



**HAL**  
open science

# Effet du changement climatique sur l'évolution de l'aléa incendie de forêt en France métropolitaine au 21ème siècle

Hélène Fargeon

► **To cite this version:**

Hélène Fargeon. Effet du changement climatique sur l'évolution de l'aléa incendie de forêt en France métropolitaine au 21ème siècle. Sylviculture, foresterie. Institut agronomique, vétérinaire et forestier de France, 2019. Français. NNT : 2019IAVF0025 . tel-02789674

**HAL Id: tel-02789674**

**<https://hal.inrae.fr/tel-02789674>**

Submitted on 11 Dec 2020

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# THESE DE DOCTORAT

préparée à l'Institut des sciences et industries du vivant et de l'environnement (AgroParisTech)

pour obtenir le grade de

**Docteur de l'Institut agronomique vétérinaire et forestier de France**

Spécialité : Sciences forestières et du bois

École doctorale n° 581

Agriculture, alimentation, biologie, environnement et santé (ABIES)

*par*

**Hélène FARGEON**

**Effet du changement climatique sur l'évolution de l'aléa incendie de forêt en France métropolitaine au 21<sup>ème</sup> siècle**

Directeur de thèse : Jean-Luc DUPUY

Co-encadrement de la thèse : François PIMONT, Nicolas MARTIN

Thèse présentée et soutenue à Avignon, le 03/12/2019 :

**Composition du jury :**

Mme Christelle HELY-ALLEAUME, Professeur, EPHE

M. Thomas CURT, Directeur de Recherche, IRSTEA

M. Marc-André PARISIEN, Chercheur scientifique, Canadian Forest Service

M. Denis ALLARD, Directeur de Recherche, INRA

M. Joël GUIOT, Directeur de Recherche, CNRS

M. Florent MOUILLLOT, Chargé de Recherche, IRD

M. Jean-Luc DUPUY, Directeur de Recherche, INRA

Présidente

Rapporteur

Rapporteur

Examineur

Examineur

Examineur

Directeur de thèse



# Table des matières

---

<b>Table des matières</b>	<b>3</b>
<b>Acronymes employés</b>	<b>7</b>
<b>Remerciements</b>	<b>8</b>
<b>Introduction générale</b>	<b>10</b>
<b>Chapitre 1 : Contexte général et démarche</b>	<b>13</b>
<b>1 Présentation des concepts abordés dans la thèse</b>	<b>13</b>
1.1 Notions-clé autour du risque	13
1.2 Termes spécifiques aux incendies de forêt	14
<b>2 Le risque incendie de forêt en France</b>	<b>15</b>
2.1 Un risque réel, mais spatialement limité à certaines régions du territoire	15
2.2 Évolution sur les dernières décennies	17
2.3 Des bilans moins lourds comparés à d'autres pays européens	19
<b>3 Le feu et ses déterminants</b>	<b>20</b>
3.1 Le rôle du climat	20
3.2 Les autres composants du risque	22
3.3 Différents types de feux	24
<b>4 Le changement climatique</b>	<b>25</b>
4.1 Le changement climatique dans le monde	25
4.2 La question de l'incertitude	27
4.3 Quels effets du changement climatique attendus sur la France ?	28
4.4 Des effets déjà visibles sur le risque incendie ?	29
<b>5 Projections existantes : méthodes et résultats</b>	<b>30</b>
5.1 Diversité des métriques utilisées	30
5.2 Méthodes de projection existantes	37
5.3 Résultats des projections déjà réalisées	41
<b>6 Approche mise en œuvre dans la thèse</b>	<b>44</b>
6.1 Hypothèse principale et question posée dans la thèse	44
6.2 Démarche suivie et structuration du manuscrit	44
<b>Chapitre 2 : Projections du FWI en France en conditions de changement climatique</b>	<b>47</b>
<b>1 Introduction de l'article</b>	<b>47</b>
<b>2 Projections of fire danger under climate change over France: where do the greatest uncertainties lie?</b>	<b>50</b>
2.1 Introduction	51



2.2	Material and methods	52
2.3	Results	56
2.4	Discussion	62
2.5	References	66
2.6	Supplementary materials	71
<b>3</b>	<b>Zoom sur la zone Méditerranéenne</b>	<b>84</b>
<b>4</b>	<b>Conclusion</b>	<b>86</b>
<b>Chapitre 3 : Construction d'un modèle probabiliste d'activité de feu à partir du FWI</b>		
	<b>quotidien</b>	<b>88</b>
<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>88</b>
<b>2</b>	<b>Présentation de la base de données Prométhée</b>	<b>89</b>
2.1	Contexte	89
2.2	Simultanéité des feux	90
2.3	Évolution saisonnière des occurrences et des surfaces brûlées	92
2.4	Évolution des politiques de prévention et de lutte	94
2.5	Évolution au sein de grandes régions écologiques (GRECO)	95
<b>3</b>	<b>Projected fire activities under climate change are sensitive to non-linearity and spatio-temporal factors of the fire-climate relationship</b>	<b>97</b>
3.1	Introduction	98
3.2	Material and Methods	101
3.3	Results	113
3.4	Discussion	126
3.5	References	130
3.6	Supplementary materials	134
<b>4</b>	<b>Discussion</b>	<b>135</b>
4.1	Importance de l'inclusion des différents facteurs	135
4.2	Performance du modèle sur l'année 2003	136
<b>5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>137</b>
<b>Chapitre 4 : Analyse des régimes de feux futurs en région méditerranéenne</b>		
<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>139</b>
<b>2</b>	<b>Comparaison des tendances d'activité selon 5 modèles climatiques</b>	<b>140</b>
2.1	Occurrences des feux de plus d'1 ha	140
2.2	Surfaces brûlées	141
2.3	Taille moyenne des feux de plus d'1 ha	143
<b>3</b>	<b>Patrons spatiaux de l'évolution de l'activité</b>	<b>145</b>
<b>4</b>	<b>Dynamique saisonnière et extension temporelle du risque</b>	<b>146</b>
4.1	Méthode proposée pour projeter l'évolution de la longueur de saison de feu sous climat futur	149

4.2	Résultats pour l'ensemble de la zone Prométhée	150
4.3	Évolution de la saison pour les différentes grandes zones de la région méditerranéenne	153
<b>5</b>	<b>Discussion</b>	<b>155</b>
5.1	Une augmentation forte des métriques projetées	155
5.2	Spécificités de la saison hivernale	155
5.3	Biais spatiaux et modèle de surface brûlée	156
<b>6</b>	<b>Conclusion</b>	<b>157</b>
<b>Chapitre 5 : Projections d'activité de feu sur la France à horizon 2100</b>		<b>158</b>
<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>158</b>
<b>2</b>	<b>Matériels et méthodes</b>	<b>159</b>
2.1	La BDIFF, une base de données de feux nationale qui présente des limitations importantes	159
2.2	Détermination de surfaces combustibles par pixel ou département	165
2.3	Analyses proposées	166
<b>3</b>	<b>Analyses des régimes de feu à l'échelle nationale</b>	<b>167</b>
3.1	Répartition des occurrences et des surfaces entre les départements	167
3.2	Saisonnalité	168
<b>4</b>	<b>Prédiction de l'activité historique à partir du modèle statistique et évaluation</b>	<b>171</b>
4.1	Effets FWI et surface forestière par département	171
4.2	Confrontation des résultats du modèle probabiliste avec la BDIFF sur la période 2006 – 2017	172
<b>5</b>	<b>Projections de l'activité de feu à l'échelle nationale</b>	<b>173</b>
<b>6</b>	<b>Discussion</b>	<b>176</b>
6.1	Signification opérationnelle des augmentations projetées	176
6.2	Validité des hypothèses d'extrapolation	176
<b>7</b>	<b>Conclusion</b>	<b>179</b>
<b>Chapitre 6 : Vers une prise en compte de la structure du combustible dans la prédiction de l'activité de feu</b>		<b>180</b>
<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>180</b>
<b>2</b>	<b>Construction d'une typologie structurelle</b>	<b>181</b>
2.1	Matériels et méthodes	182
2.2	Résultats	189
<b>3</b>	<b>Évaluation de la combustibilité des types</b>	<b>191</b>
3.1	Approches empiriques	191
3.2	Approche mécaniste	194
<b>4</b>	<b>Conclusion</b>	<b>195</b>
<b>Discussion générale</b>		<b>197</b>

<b>1 Apports de la thèse</b>	<b>197</b>
1.1 Projections du danger météorologique d'incendie	197
1.2 Compréhension de la relation climat-feu	197
1.3 Évolution du régime de feu	199
<b>2 Perspectives scientifiques</b>	<b>199</b>
2.1 Évaluation du climat futur	199
2.2 Amélioration du FWI	202
2.3 Amélioration du modèle probabiliste proposé	205
2.4 Prise en compte du combustible dans l'évaluation du risque futur	207
<b>3 Applications</b>	<b>210</b>
3.1 Retombées opérationnelles de la thèse	210
3.2 Recommandations formulées	212
<b>Conclusion</b>	<b>215</b>
<b>Bibliographie</b>	<b>219</b>
<b>Annexes</b>	<b>227</b>
Annexe 1 : Dynamique saisonnière des variables climatiques ainsi que des composants du système canadien d'évaluation du danger météorologique	227
Annexe 2 : Calcul du FWI à partir de simulations climatiques journalières, méthode et conséquences	229
Annexe 3 : Signal de changement climatique présent dans les cinq modèles sélectionnés à horizon 2040 et 2080	232
Annexe 4 : Zoom sur les très grands feux dans la base Prométhée	241
Annexe 5 : Stratification de l'activité de feu dans la base Prométhée en regard des sylvoécotémoins de l'IFN	247
Annexe 6 : Calcul de la hauteur dominante affectée à chaque placette de l'inventaire forestier national	253
Annexe 7 : Classification des placettes de l'IFN entre 2014 et 2016 suivant la variable SVR	254
<b>Abstract</b>	<b>255</b>
<b>Résumé</b>	<b>256</b>

# Acronymes employés

---

AFERPU	Autre Feu de l'Espace Rural et Péri-Urbain	
ATGeRi (GIP)	Aménagement du Territoire et Gestion des Risques (Groupement d'Intérêt Public)	
BDIFF	Base de Données sur les Incendies de Forêt	
BUI	Build Up Index <sup>1</sup>	<i>Indice du combustible disponible (ICD)</i>
DC	Drought Code	<i>Indice de sécheresse (IS)</i>
DMC	Drought Moisture Code	<i>Indice d'humus (IH)</i>
DFCI	Défense des Forêts Contre l'Incendie	
DGVM	Dynamic Global Vegetation Model	
DSR	Daily Severity Rating	
EFFIS	European Forest Fire Information System	
FFDI	Forest Fire Danger Index	
FFMC	Fine Fuel Moisture Code	<i>Indice de combustible léger (ICL)</i>
FWI	Fire Weather Index	<i>Indice Forêt Météo (IFM)</i>
GCM	Global Circulation Model	<i>Modèle de circulation générale</i>
GES	Gaz à Effet de Serre	
GIEC	Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat	
GRECO	Grandes Régions ECOlogiques	
IFN	Inventaire Forestier National	
ISI	Initial Spread Index	<i>Indice de propagation initiale (IPI)</i>
KBDI	Keech-Byram Drought Index	
LAI	Leaf Area Index	
Lidar	Laser detection and ranging	
NFDRS	National Fire Danger System Rating	
ONERC	Observatoire National sur les Effets du Réchauffement Climatique	
PDSI	Palmer Drought Severity Index	
RCP	Representative Concentration Pathway	
RCM	Regional Circulation Model	<i>Modèle de circulation régionale</i>
SDI	Soil Dryness Index	
SER	SylvoEcoRégion	
SSP	Shared Socioeconomic Pathway	
SSR	Seasonal Severity Rating	
URFM	Unité de Recherche « Ecologie des Forêts Méditerranéennes »	

---

<sup>1</sup> Certains acronymes anglais étant majoritairement utilisés dans la littérature scientifique, ils seront conservés tels quels dans la thèse. Les traductions en français (quand elles existent) ont été indiquées en italique dans ce glossaire pour information.

# Remerciements

---

Je commence tout d'abord par remercier mes trois encadrants, Jean-Luc, Nicolas et François. Un encadrement à trois sur un sujet aussi vaste n'était pas chose aisée, et vous avez tous les trois fait preuve d'une forte implication. Jean-Luc, je te remercie en particulier pour ta bienveillance et ton soutien lors de la dernière année. Mon retour d'arrêt en janvier 2019, deux mois après l'accident, a été difficile d'un point de vue personnel, et tu m'as aidée à me reconstruire et à garder confiance pour mener cette thèse à son terme.

Je remercie également toutes les personnes qui ont participé, de près ou de loin, à l'avancée de mon projet. Les collègues de l'ONF : Yvon Duché, Rémi Savazzi, pour les échanges que nous avons pu avoir au cours de ces trois ans, les membres de mon comité de thèse, mais aussi mes collaborateurs réguliers, comme Thomas Opitz et Julien Ruffault.

Au-delà de ces remerciements académiques, j'en viens maintenant aux personnes avec lesquelles j'ai construit ma vie à Avignon tout au long de ces trois années. J'en oublierai, bien sûr, tant ces années ont été riches de rencontres.

Je commence, évidemment, par Cathleen. Nous avons partagé le même bureau pendant toute cette thèse, et, au-delà de la mutualisation de plus de 2000 allers-retours à la salle café pour un « refill d'eau chaude », elle m'a accompagnée tout au long de ces trois années, dans les moments faciles comme difficiles (y compris un semi-marathon, que je ne sais pas dans quelle catégorie classer).

Je continue avec mes colocs : Maxime, Coffi, et aussi Violette, qui nous a rejoint sur le tard. Mes premiers mois à Avignon n'auraient rien eu à voir sans vous, et je vous remercie pour tous les moments partagés (en particulier autour d'un bon gigot de sanglier au coin du feu).

Il y a aussi les amis d'Avignon : Mariem, qui m'a transformée en véritable championne de badminton, Annabelle, partenaire de choc à la salle d'escalade, Florence, qui m'a fait courir au milieu de la garrigue et des vignes, Anne-Sophie, et toutes nos loose topo en rando, et enfin, Stéphanie, avec qui j'ai surtout partagé de bonnes soirées.

Je n'oublie pas Marion, rencontrée à Aix en stage à l'ONF, et qui a eu la bonne idée de me suivre à Avignon, pour m'y assurer un soutien indéfectible ! Petit clin d'œil à Julien, qui a littéralement nourri mon travail de légumes locaux, semaine après semaine.

Les « pilotes » d'Istres, aussi : Guillaume, Martin, Pierre-Yves, qui m'ont fait sortir pour pas mal de bonnes soirées de mon milieu hippie écolo pour me plonger dans le monde sans pitié (et masculin) de l'armement. Les copains du Mont-Blanc, et en particulier Matthieu pour son soutien sans faille. Notre randonnée estivale, à chacun des étés de ma thèse, a toujours été une parenthèse bienvenue et une bulle d'oxygène.

Les amis de toujours, enfin : Marie et Pierre, grâce à qui une partie de cette thèse aura été rédigée en Bretagne, entre deux répétitions de votre cérémonie laïque. Mais aussi Marine,

Steff et Esther, qui êtes tous venus à Avignon plusieurs fois, bien que cela implique de traverser toute la France, voire même des océans.

Merci à tous, pour ces moments partagés, qui m'ont permis d'apprécier à fond ces trois années dans le grand Sud, si loin de chez moi.

Je termine en citant ma famille, que je ne saurais assez remercier pour son soutien indéfectible. En particulier ma sœur Nathalie et mes parents. Apa, tu voulais me voir devenir docteur « pour être ton bâton de vieillesse », c'est maintenant chose faite !

## Introduction générale

---

Le risque feu de forêt fait partie, avec le risque inondation, des risques naturels les plus présents à l'esprit des Français. C'est le résultat des images de feux de forêt et d'hectares de troncs calcinés relayées par les médias, rappelant chaque année l'existence de ce risque. La dernière année marquante en termes de feux de forêt a été l'année 2017, au cours de laquelle 23 000 ha de forêts françaises ont brûlé. Mais on reste loin de l'année 2003, année historique au bilan exceptionnel : plus de 73 000 ha brûlés, et près d'une dizaine de victimes humaines. Cette année est également restée dans les mémoires du fait d'une canicule particulièrement intense, aux conséquences de santé publique graves. Le risque est ainsi fortement lié aux conditions climatiques, comme en témoigne cet exemple.

La canicule exceptionnelle que nous avons traversée pendant cet été 2019 a rappelé à l'attention des Français que la fréquence de ce type de phénomènes climatiques allait s'accroître dans les décennies à venir du fait du changement climatique. En 2010, un rapport interministériel (le rapport Chatry) annonçait ainsi en se basant sur des scénarios de Météo France que les conditions de l'été 2003 se produiraient une année sur quatre en 2040 et une année sur deux en 2060.

Ces dernières années ont vu l'apparition de feux incontrôlables, présentant des bilans particulièrement lourds, à divers endroits du globe. On parle de « méga feu » bien que la définition de ce terme soit encore en débat dans la communauté scientifique, et change suivant la localisation. Aux États-Unis par exemple, en novembre 2018, le feu de Paradise faisait 85 morts, détruisait 14 000 habitations et ravageait 60 000 ha. Les dégâts de cet incendie, le plus meurtrier de Californie depuis un siècle, sont évalués à près de 10 milliards de dollars. En Europe, le Portugal a connu en 2017 des feux particulièrement meurtriers et violents, en juin d'abord avec l'incendie de Pedrógão Grande faisant 65 morts, puis en octobre avec 45 victimes humaines. Le bilan de cette année catastrophique, marquée par des conditions de sécheresse extrême, est de plus de 440 000 ha ravagés par les flammes. Comme en 2003 en France où le dispositif de lutte contre les feux de forêt avait été remanié, ces événements ont eu des implications politiques importantes au niveau national, amenant à la démission de la ministre de l'Intérieur. En 2018, la Grèce a aussi été touchée par de graves incendies de forêt, notamment en juillet dans la station balnéaire de Mati, coûtant la vie à 102 personnes. Plus récemment enfin, la saison estivale 2019 a été marquée par des feux importants dans la partie septentrionale de l'hémisphère Nord, de la Sibérie à l'Alaska. Cette zone a connu une canicule sans précédent, avec des records de température historiques.

Ces feux peuvent être le résultat de conjonctions climatiques particulières, mais aussi les conséquences d'activités humaines comme par exemple d'une politique historique d'extinction quasi systématique pouvant conduire à de l'accumulation de combustible à grande échelle. Les dégâts matériels de feux comme celui de Paradise sont également liés aux caractéristiques du bâti aux États-Unis, très spécifiques et différentes de celles du pourtour méditerranéen. En Méditerranée enfin, plus de 95% des feux sont d'origine humaine, qu'elle soit intentionnelle ou accidentelle. Il est donc difficile d'attribuer sans équivoque la multiplication de ces « méga feux » au seul changement climatique.

L'augmentation du risque peut avoir des impacts à plusieurs niveaux. Du point de vue de la gestion des feux, il est essentiel d'être préparé au risque futur dans un contexte budgétaire contraint, afin d'optimiser la répartition et l'efficacité des moyens de prévention et de lutte déployés. Les enjeux financiers sont importants : le rapport Chatry évaluait en 2010 à plus de 500 millions d'euros le coût annuel pour l'UE, l'État et ses établissements publics, les collectivités territoriales et les propriétaires forestiers des politiques de prévention (1/3) et de lutte (2/3) contre les feux de forêts en France. Une comparaison avec une autre étude datant de 1988 sur le périmètre méditerranéen indiquait une augmentation de plus de 50% de ces coûts en 20 ans. Cette évaluation ne tient pourtant pas compte du coût des dégâts, difficile à évaluer financièrement (coût de vies humaines, destruction de paysages) et très variable d'une année sur l'autre.

Au niveau de la politique forestière, l'anticipation du risque futur permet de prendre les meilleures décisions en termes de choix d'essence, de gestion (exploitation adaptée, entretien des massifs et coupures de combustibles aux endroits les plus à risque, autoprotection de certaines forêts d'intérêt particulier) afin de maximiser les chances de prendre aujourd'hui en connaissance de cause des décisions que nous ne regretterons pas demain.

Cette connaissance de l'évolution du risque est également essentielle pour les politiques d'aménagement du territoire. Le contrôle de l'urbanisation et le fait d'éviter l'extension des zones d'interface homme-nature, ainsi que la connaissance du risque par les gestionnaires de réseau permettra d'améliorer la prise en compte de celui-ci dans les différents documents de planification.

D'un point de vue sociétal, enfin, une bonne connaissance du risque est nécessaire pour préparer les populations à une situation sans précédent, sans comparaison avec la connaissance « historique » du risque, afin d'améliorer leur préparation, leur résilience, et de diminuer leur vulnérabilité.



L'état des lieux dressé par Météo France en 2009 pour le rapport Chatry montrait une augmentation sensible du risque avec le changement climatique, en se fondant sur les projections d'un unique modèle climatique. En croisant ces projections climatiques avec des cartes de sensibilité de la végétation réalisées par les experts de l'ONF, le rapport avait conclu à une augmentation de 30% des surfaces forestières sensibles à l'aléa feux de forêts à horizon 2040. A l'échéance 2050, on passerait ainsi d'environ un tiers à la moitié de la surface des landes et forêts métropolitaines concernées par un niveau élevé de l'aléa. Le rapport préconisait cependant l'utilisation d'une méthodologie plus détaillée que celle utilisée par la mission, et soulignait l'importance de la prise en compte de plusieurs modèles climatiques et d'une meilleure évaluation des incertitudes.

La question posée dans cette thèse est celle de la potentielle extension vers le Nord et de l'évolution du risque de feu de forêt en France métropolitaine, à différents horizons temporels, en raison du changement climatique. Nous commencerons dans cette thèse par actualiser les résultats du rapport Chatry à l'aide de cinq modèles climatiques contrastés, approche permettant une évaluation des incertitudes. Nous proposerons ensuite une méthodologie de projection de l'activité de feu sous climat futur exploitant les observations historiques contenues dans la base de données de feu méditerranéenne. Un travail exploratoire réalisé sur l'intégration du combustible sera décrit, avant de conclure en présentant des résultats de projection d'activité réalisée sur la France entière.

# Chapitre 1 : Contexte général et démarche

---

Nous commencerons dans cette introduction par présenter les concepts et clarifier les définitions des termes qui seront utilisés fréquemment dans la suite de la thèse. Nous ferons ensuite un rappel de différents éléments de contexte importants pour le sujet : état actuel du risque en France, changement climatique, déterminants du risque feu de forêt. Un état de l'art des études existantes permettra de faire le point sur la connaissance actuelle de l'évolution du risque feu sous changement climatique en Europe et en France.

Cela nous amènera finalement à délimiter la question de recherche posée au regard des concepts énoncés précédemment, et à expliciter le cadre fixé pour l'étude, la démarche adoptée et les hypothèses principales.

## 1 Présentation des concepts abordés dans la thèse

### 1.1 Notions-clé autour du risque

#### *Aléa*

Le terme d'*aléa* désigne un phénomène susceptible d'entraîner des pertes en vies humaines, des blessures, ou autres effets sur la santé, ainsi que des dommages matériels. L'aléa peut lui-même être décomposé en produit d'une *occurrence* (survenue du feu, quand et où arrive-t-il ?) et d'une *intensité* (comment brûle le feu, combien d'ha et d'énergie dégagée, quelle consommation de combustible). On peut par ailleurs distinguer l'aléa structurel (en saison sèche, qu'y-a-t-il à brûler ?) de l'aléa conjoncturel (est-ce que ça peut brûler ?) dépendant de la sécheresse et du vent, qui est donc dynamique et évolue au cours de la saison.

#### *Enjeu*

Le terme d'*enjeu* désigne les personnes, moyens de subsistance, espèces ou écosystèmes, fonctions, ressources ou services environnementaux, éléments d'infrastructure, biens économiques (entre autres), susceptibles de subir des dommages. Pour le cas des incendies de forêt, l'enjeu peut être par exemple la surface forestière d'un pixel donné, ou la présence d'habitations menacées au sein de ce pixel.

#### *Risque*

Le *risque* est la conjonction d'un phénomène physique déclencheur, l'aléa et d'une situation de vulnérabilité et d'exposition des personnes et des biens, les enjeux (ONERC 2019). Le croisement entre ces notions est schématisé dans la Figure 1.1.

Le terme risque sera souvent employé au sens courant dans cette thèse. On traitera d'une part de la composante aléa avec le nombre de feux, mais également du croisement aléa/dommages (donc risque) avec la surface brûlée (plus la surface est grande, plus les dommages sont potentiellement importants et en tout cas ceux sur la forêt se cumulent). En revanche, la question de la vulnérabilité ne sera pas abordée.

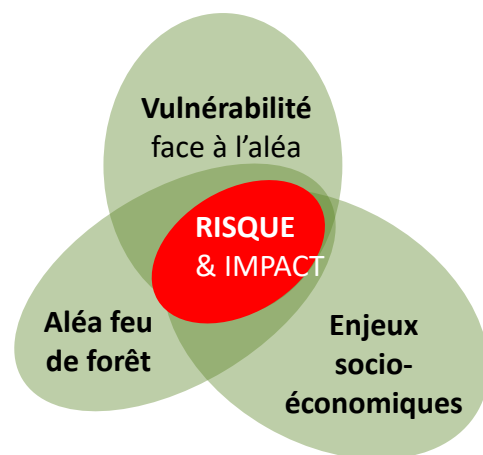


Figure 1.1 : Imbrication des différents facteurs contribuant au risque. Auteur de l'illustration : François Pimont

## 1.2 Termes spécifiques aux incendies de forêt

L'*ignition* désigne l'action d'enflammer du matériel

combustible, entraînant ou non la propagation d'un incendie de forêt suivant l'état de la végétation et les conditions environnantes. On parle aussi d'allumage.

L'*inflammabilité* traduit la facilité avec laquelle un matériel végétal s'enflamme sous l'action d'un apport de chaleur (Jappiot et al. 2009). On parle également de *combustibilité* pour traduire l'aptitude d'un peuplement à propager l'incendie.

La *propagation* est due aux transferts thermiques (radiatifs et convectifs) entre les sources de chaleur (flamme, braises, etc.) et le combustible imbrûlé. La vitesse de déplacement de la zone en combustion constitue la vitesse du feu.

L'*intensité*, ou puissance du front de flamme, désigne l'énergie libérée par le feu, par mètre linéaire de front de flamme (kW/m). Elle dépend de la vitesse de déplacement de la zone en combustion (vitesse du feu) et de la quantité de combustible disponible pour le feu. C'est une des métriques utilisées pour qualifier le comportement d'un feu.

Le *combustible* correspond à la végétation disponible pour le feu, agissant principalement sur le comportement d'un feu par sa quantité et sa structure spatiale. On distingue plusieurs propriétés importantes influant le comportement d'un feu, parmi lesquelles on pourra citer la charge, la chaleur latente, la teneur en eau, la compacité, la densité apparente.

Le *danger météorologique* est le terme utilisé pour l'équivalent anglais *fire danger* ou *fire weather*. Quand on parle de « danger » de feu on parle de l'aléa conjoncturel, celui qui varie au cours de l'année en fonction du climat jour après jour.

D'après Whelan (1995), le *régime de feu* est la description quantitative des caractéristiques de feux ayant eu lieu dans la région, incluant leur nombre, leur taille, leur intensité, leur sévérité, leur saisonnalité et leur cause. Ces caractéristiques sont affectées par le climat et la météo, par l'usage des sols et par les activités humaines.

En anglais, le terme *fire frequency* désigne la fraction de surface brûlée par intervalle de temps (Knorr et al. 2014). En français, la *fréquence* est un terme au sens plus ambigu, et souvent confondu avec le nombre d'occurrences par surface combustible et par intervalle de temps (*fire density* en anglais). Pour éviter toute confusion dans la thèse, on évitera autant que possible l'utilisation de ce terme et on parlera de nombre de feux ou d'occurrences par ha et par jour.

Le *comportement d'un feu* désigne la manière dont le feu réagit à l'influence du combustible, des conditions météorologiques et de la topographie. La *sévérité d'un feu* est liée à la perte via combustion ou décomposition de matière organique souterraine ou aérienne (Moreira et al. 2011). C'est une mesure de l'effet du feu sur le sol et la végétation. La mortalité des plantes, le degré de dommages relevé dans la canopée ou la quantité de litière consommée en surface sont des indicateurs typiques de la sévérité.

## 2 Le risque incendie de forêt en France

### 2.1 Un risque réel, mais spatialement limité à certaines régions du territoire

Deux bases de données sur les feux en France, Prométhée pour la région méditerranéenne et la BDIFF pour la France entière, ont été largement exploitées dans cette thèse. Elles seront présentées plus en détail dans les chapitres 3 et 5 de la thèse. Elles permettent d'observer à l'échelle du territoire une forte prédominance de deux zones en termes de surfaces brûlées : la Méditerranée et le Sud-Ouest.

#### 2.1.1 La Méditerranée

La zone Prométhée – rassemblant les départements des anciennes régions Languedoc-Roussillon, Provence-Alpes-Côte-D'azur, Corse ainsi que la Drôme et l'Ardèche, Figure 2 – représente 70% des feux, et 77% des surfaces brûlées pour la période 2006-2017 (source : BDIFF). Le taux de boisement y est élevé bien qu'hétérogène, et la topographie très variable (Figure 3.9 chapitre INLA). L'activité de feu est caractérisée par une bimodalité assez nette : la période allant de juin à septembre représente 51% des feux de plus d'1 ha, là où les mois de février à avril en rassemblent 27%. Les surfaces brûlées pendant la saison estivale sont

cependant bien plus importantes : plus de 60% du bilan est réalisé au cours des seuls mois de juillet-août (Figure 3.10 de l'article INLA).

Le bilan est inégal au sein des départements de la région méditerranéenne. La Haute-Corse se distingue par sa contribution au bilan, tant sur les feux d'hiver que sur les feux d'été. L'importance de la continuité du combustible sur le développement de grands feux (> 100 ha) a récemment été mise en évidence le long d'un gradient est-ouest dans les départements des Bouches-du-Rhône et du Var (Ganteaume & Barbero 2019).

Fréjaville & Curt (2015) ont étudié les régimes de feux dans le Sud-Est de la France pendant les quatre dernières décennies, mettant en évidence une grande variabilité spatiale de la relation feu-climat. Ils ont ainsi distingué trois grands pyroclimats<sup>2</sup> : deux pyroclimats méditerranéens avec une activité estivale importante et des étés secs, et un pyroclimat localisé dans les montagnes tempérées moins propice au feu avec des feux à la fois estivaux et hivernaux.

### 2.1.2 *Le Sud-Ouest*

La zone rassemblant les départements de la Gironde, des Landes, du Lot-et-Garonne, de la Dordogne et des Pyrénées-Atlantiques (GIP ATGeRi, Figure 2) représente 16% des feux et 8% des surfaces brûlées pour la période 2006-2017 (source : BDIFF). Le risque incendie de forêt présente aussi une saisonnalité particulière dans cette zone. La majorité des occurrences (61% entre 2006 et 2017) a lieu entre juin et septembre, mais les trois mois allant de février à avril rassemblent plus de la moitié des surfaces parcourues (54%), ce qui fait une différence forte avec la situation méditerranéenne. Il est essentiel de garder à l'esprit plusieurs spécificités du Sud-Ouest : la futaie de pin maritime en monoculture, installée depuis la fin du XIX<sup>e</sup> siècle, y est omniprésente, avec une sylviculture intensive donnant aujourd'hui des rendements élevés, malgré de gros dégâts liés aux tempêtes de 1999 et 2009. Le taux de boisement y est ainsi particulièrement important, le Plateau landais se caractérisant par le plus fort taux de boisement de France (74%, description des Landes de Gascogne, IFN).

---

<sup>2</sup> Le terme de « pyroclimat » désigne dans cette étude des patrons spatiotemporels d'activité de feu et de climat spécifiques au sein d'une région donnée. La classification a été réalisée sur la base de plusieurs éléments : régime de feu (longueur de la saison, occurrences, surfaces brûlées), climat (température et précipitations, ainsi que des indices issus du système canadien d'évaluation du danger météorologique). La tendance temporelle de ces éléments au cours de la période récente a également été intégrée.

## Régions les plus exposées

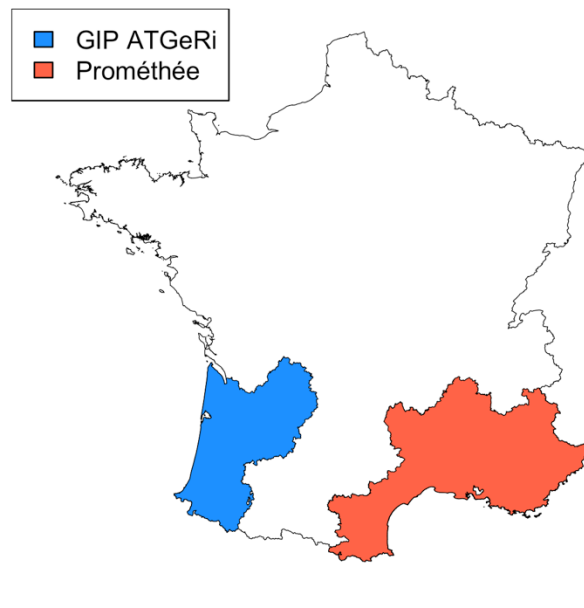


Figure 1.2 : Cartes de situation des deux zones les plus concernées par le risque d'incendie de forêt actuellement. On retrouve la zone Prométhée, rassemblant 15 départements du Sud-Est, et le Groupement d'Intérêt Public « Aménagement du Territoire et Gestion des Risques », rassemblant 5 départements du Sud-Ouest.

## 2.2 Évolution sur les dernières décennies

### 2.2.1 Une diminution visible des bilans depuis le changement de politique dans les années 1990

Le régime de feu en France s'est modifié au cours des dernières décennies. Les années 70 ont été marquées par de très grands feux et des bilans lourds, conduisant à la mise en place d'une base de données dans le Sud-Est de la France permettant un suivi plus fiable et précis de l'activité de feu (Figure 3). Depuis les années 90, l'évolution de la politique de prévention et de lutte combinée à l'apparition de nouveaux moyens (Canadair) a conduit à une diminution importante de l'activité, visible sur les occurrences mais surtout sur les surfaces brûlées cumulées (Fréjaville and Curt 2015; Ruffault and Mouillot 2015; Ganteaume and Barbero 2019). Les tendances d'activité de feu ont ainsi divergé de ce que les conditions météorologiques observées laissaient prévoir (Fréjaville and Curt 2017).

Cette baisse globale des bilans de surface brûlée depuis 1994 a également été confirmée par Evin et al. (2018), mais ils ont montré en utilisant la théorie des extrêmes que la période de retour des très grands feux n'avait pas diminué significativement. Ces grands feux résulteraient d'une accumulation à long terme de combustible dans la zone, de

l'augmentation des interfaces homme-nature, et des conséquences du changement climatique. Des années exceptionnelles comme 2003 montrent les limites des moyens, débordés dans certaines conditions climatiques particulières, conduisant au développement de très grands feux difficilement contrôlables.

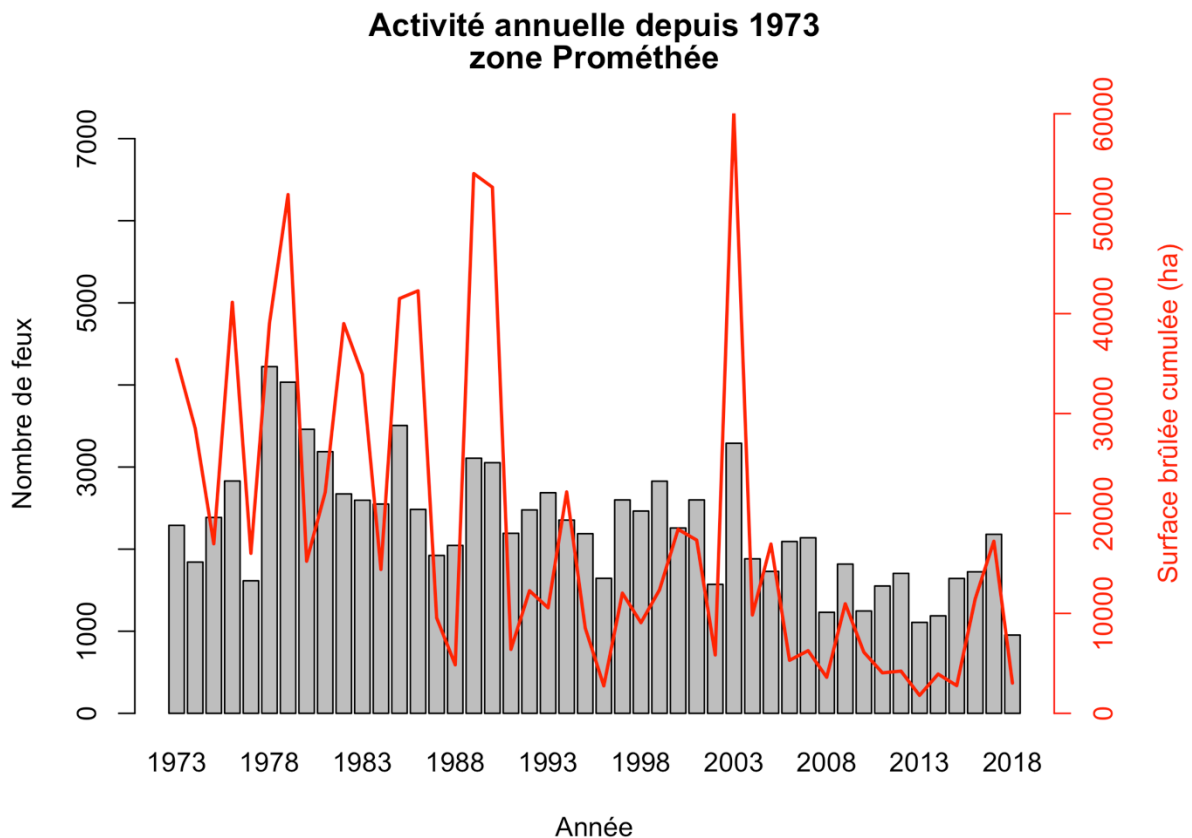


Figure 1.3 : Évolution de l'activité annuelle (occurrences et surfaces brûlées cumulées) depuis la création de la base de données Prométhée dans le Sud-Est de la France. On remarque une diminution légère du nombre de feux depuis les années 1990, et une baisse très importante des surfaces brûlées. Des variations interannuelles fortes sont aussi mises en évidence, l'année 2003 se démarquant nettement au cours des deux dernières décennies par son bilan exceptionnel.

### 2.2.2 Des bilans marqués par des années exceptionnelles comme 2003

Le niveau du risque d'incendie varie fortement d'une année à l'autre, en lien notamment avec les conditions climatiques très changeantes. Les bilans sont ainsi marqués par une grande variabilité interannuelle (Figure 3). L'année présentant le bilan le plus lourd au cours des deux dernières décennies est 2003, avec plus de 73 000 hectares brûlés dans le Sud-Est de la France (source : base de données Prométhée). Cette année avait été marquée par des conditions climatiques exceptionnelles, avec une canicule de grande ampleur ayant eu par ailleurs de fortes répercussions en termes de santé publique en France. L'Inserm estime ainsi à près de 20 000 le nombre de décès en excès imputable à cette vague de chaleur. Récemment, l'année 2017 a aussi été marquée par un bilan important comparativement aux années de la décennie

précédente : 23 000 ha brûlées contre 7 000 ha en moyenne, soit une augmentation de plus de 200% du bilan.

Le développement de grands feux est lié à certains types de temps (on parle de « conditions synoptiques »). Des conditions de sécheresse prolongées associées à des canicules (situations de blocage atmosphérique) ou des vents forts ont ainsi été reliées au développement de grands feux en Méditerranée française (Hernandez et al. 2015a, b; Ruffault et al. 2018a). Ruffault et al. (2016) ont mis en évidence une évolution au cours des dernières décennies, avec moins de grands feux associés à des vents forts ou à des conditions synoptiques proches de la normale, et un maintien de la fréquence de grands feux associés à des conditions anormalement chaudes (canicules).

### 2.3 Des bilans moins lourds comparés à d'autres pays européens

Au niveau européen, la base de données EFFIS rassemble les bilans de surfaces brûlées. Un effort d'harmonisation est en cours afin de permettre de comparer les bilans et d'échanger sur le phénomène à l'échelle européenne et méditerranéenne. Cinq pays européens se démarquent par l'ampleur de leur bilan concernant les incendies de forêt : il s'agit de la France, l'Italie, la Grèce, le Portugal et l'Espagne. Pour ces pays, la base européenne contient une série complète de bilans annuels de surfaces brûlées depuis 1980. Une comparaison des bilans entre les périodes 1980-1995 et 1996-2016 permet ainsi de mettre en évidence un bilan français relativement limité : en France, environ 17 000 ha ont brûlés par an en moyenne au cours des 20 dernières années, là où le Portugal et l'Espagne dépassent les 100 000 ha brûlés annuellement (Figure 4). Ces chiffres ne sont cependant pas ramenés à la superficie combustible de chaque pays, et cachent donc des disparités locales.

Tous les pays européens présentent une variabilité interannuelle importante. On note que la diminution des bilans observée en France depuis les années 1990 est également visible dans les autres pays méditerranéens, en particulier en Espagne où les surfaces parcourues ont drastiquement reculé (Turco et al. 2016). Le Portugal fait exception avec une dynamique ascendante, qui sera encore amplifiée une fois le bilan très lourd de l'année 2017 pris en compte.

Le bilan plus faible de la France s'explique en partie par l'étendue géographique concernée par le risque (une grande partie du pays ne connaît pas pour l'instant d'incendie de forêt de grande ampleur), mais aussi par l'efficacité de l'action des forces de prévention et de lutte.



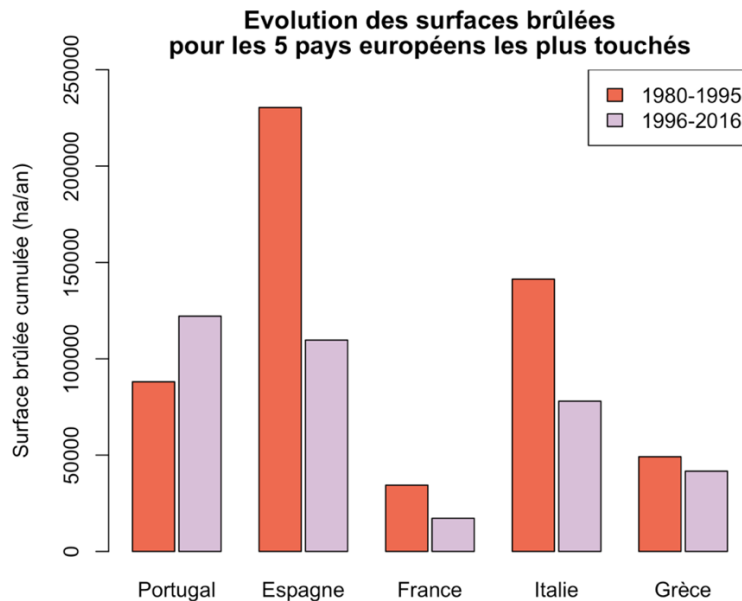


Figure 1.4 : Comparaison des surfaces brûlées annuellement en moyenne pendant les périodes 1980-1995 et 1996-2016, pour les 5 pays européens historiquement les plus touchés par le risque d'incendie de forêt. On note une diminution globale au cours des deux dernières décennies, à l'exception du Portugal (source EFFIS).

### 3 Le feu et ses déterminants

#### 3.1 Le rôle du climat

Le climat interagit avec le risque de feu de forêt de manière complexe, à la fois directe et indirecte, et suivant différentes échelles temporelles.

##### 3.1.1 Influence des conditions météorologiques sur le feu (court terme)

Flannigan et al. (2013) relie l'augmentation des températures et l'activité de feu croissante à trois processus :

- Augmentation de l'évapotranspiration, car la capacité de stockage de l'humidité par l'atmosphère augmente rapidement avec la température. Ceci entraîne un déficit de pression de vapeur plus élevé entre le matériel combustible (mort ou vivant) et l'atmosphère, et diminue ainsi mécaniquement la teneur en eau du combustible, à moins qu'une compensation n'intervienne via des augmentations importantes de précipitations ou d'humidité relative de l'air.
- Augmentation de l'activité orageuse et des éclairs
- Allongement de la saison de feu

La température agit aussi directement sur l'ignition et le développement du feu puisque l'apport d'énergie nécessaire pour enflammer le combustible diminue avec la température ambiante du combustible, en équilibre avec celle de l'atmosphère; néanmoins, ce processus reste secondaire par rapport aux variations de teneur en eau de la végétation.

L'humidité relative agit via des processus similaires à la température sur le risque d'incendie. Une faible humidité relative de l'air entraînera une diminution de la teneur en eau du combustible mort, en équilibre avec l'atmosphère à des temps caractéristiques courts, de l'ordre de quelques heures (Resco de Dios et al. 2015).

Le vent accélère les transferts convectifs entre l'air chaud et la végétation en poussant les flammes et la chaleur vers la végétation se trouvant en avant du front de feu, entraînant une vitesse de propagation du feu plus grande. Si le régime de vent est instable et que le vent change de direction, il est possible que le flanc d'un feu (où l'intensité et la vitesse de propagation sont faibles) se transforme en front, où le feu sera de plus forte intensité et se propagera rapidement le long du linéaire. Le vent peut enfin transporter des brandons enflammés qui iront se déposer plus loin dans de la végétation imbrûlée (sautes de feu), conduisant à l'apparition de foyers secondaires. Ces deux phénomènes compliquent l'intervention des forces de lutte.

### *3.1.2 Influence du climat sur le combustible (long terme)*

Le climat agit sur le risque d'incendie de forêt à travers ses effets sur le combustible, de la saison à la décade. A l'échelle globale, l'apparition significative de feux dans une région nécessite toujours une saison sèche, mais la sécheresse n'est pas forcément le facteur limitant des feux. En effet, le climat peut à la fois (i) moduler l'abondance du combustible (via des variations saisonnières et interannuelles des précipitations) et (ii) moduler la siccité du combustible via le niveau de sécheresse d'une saison de feu donnée (précipitations de la saison). Ainsi, dans certains environnements, c'est plutôt la quantité de combustible qui est limitante : une augmentation des pluies pendant les mois ou années précédant la saison sèche impliquera plus de feux. Au contraire, dans d'autres environnements plus productifs, ce sera la siccité du combustible et donc les conditions météorologiques pendant la saison à risque qui seront limitantes.

La limitation du feu par l'un ou l'autre de ces éléments est un enjeu important des recherches sur le feu (Krawchuk et al. 2009; Pausas and Paula 2012; Batllori et al. 2013). Cette théorie,

amenant à une courbe en cloche du risque d'incendie le long d'un gradient d'aridité opposé à un gradient de productivité a été proposée par (Pausas and Bradstock 2007) puis testée sur des écosystèmes méditerranéens espagnols par Pausas et Paula (2012).

Pour l'instant, la majorité du territoire français se situe dans le deuxième cas : il y a beaucoup de combustible potentiel, mais ce combustible n'est pas assez sec pour s'enflammer. En effet, de nombreuses études ont montré que l'activité des feux estivaux était largement limitée par l'état hydrique de la végétation (Fréjaville and Curt 2015; Ruffault and Mouillot 2015; Ruffault et al. 2018a; Barbero et al. 2019). En revanche, peu d'études ont pu mettre en évidence que les variations interannuelles de quantité de combustible étaient associées à des variations de l'activité incendie (à l'exception de Fréjaville et Curt 2017 dans la partie montagneuse du Sud-Est de la France et pour les feux d'hiver). En France, à l'heure actuelle, ce sont principalement les conditions climatiques pendant la saison à risque qui vont déterminer la gravité de la saison de feu.

## 3.2 Les autres composants du risque

### 3.2.1 *Le combustible, aspects structurels*

Le combustible est principalement constitué du matériel fin (de diamètre inférieur à 6 mm) qui a le temps de brûler lors du passage d'un feu : feuilles, aiguilles, rameaux. Certaines espèces sont plus propices au passage du feu que d'autres, en fonction notamment de l'arrangement spatial de leurs feuilles ou aiguilles (compacité, rapport comburant-combustible) et de la rétention de matériel mort dans le feuillage des arbres ou arbustes (auto-élagage). Au Portugal, Fernandes et al. (2009; 2016a) ont montré que la structure du combustible, et en particulier le niveau de fermeture de la canopée, pouvait être plus déterminante que la composition spécifique sur le développement potentiel d'un feu. Une propagation rapide sera ainsi facilitée par une forte continuité horizontale de la végétation. La continuité verticale facilitera quant à elle le passage du feu en cime. Une étude récente utilisant les inventaires forestiers espagnols et portugais a montré que les peuplements avec une surface terrière faible, un couvert important dans les strates de végétation les plus basses (sous-étage, en dessous de 2m) et une hauteur dominante faible présentaient une probabilité plus forte de brûler (Nunes et al. 2019).

Le combustible est une des composantes du risque que l'homme peut contrôler significativement via la gestion : sylviculture, travaux DFCI, choix d'essence, obligations légales de débroussaillage, ou plus largement choix d'aménagement du territoire par exemple (Moreira et al. 2011).

### 3.2.2 *La topographie*

La pente modifie de différentes manières le comportement d'un feu (Jappiot et al. 2009; Dupuy et al. 2011). La pente peut induire des augmentations très importantes de la vitesse de propagation du feu. En effet, lorsqu'un feu remonte une pente, l'inclinaison relative entre le sol et la flamme se réduit, conduisant à une augmentation des transferts de chaleur. Un attachement de la flamme au sol peut même se produire, avec une flamme en contact direct avec le combustible de surface, et de ce fait un transfert convectif maximal. A l'inverse, une pente descendante diminuera la vitesse de propagation du feu, par réduction de l'efficacité des transferts convectif et radiatif. Enfin, une topographie complexe influera sur le comportement d'un feu de manière indirecte, la présence de relief modifiant largement la météorologie locale (vent et turbulence).

### 3.2.3 *L'homme*

La présence humaine influence très fortement les ignitions, en étant à l'origine de la majorité des feux de manière directe ou indirecte : accident, allumage volontaire, infrastructures de réseaux entraînant des ignitions, etc. En parallèle, l'homme joue directement sur le développement des feux en limitant leur taille via des actions de prévention et de lutte.

Des études à échelle globale ont montré que la densité de feu (nombre de feux par unité de surface et de temps) tendait à croître avec la population pour les densités de population faibles, atteignant un pic autour de 20 à 40 personnes/km<sup>2</sup>, puis à décroître avec une chute rapide au-delà de 100 personnes/km<sup>2</sup> (Knorr et al. 2014).

Dans le Sud-Est de la France, Ganteaume et Jappiot (2013) ont relié l'occurrence des grands feux (plus de 100 ha) à la densité de population, et les surfaces brûlées au taux de chômage ainsi qu'à la pression touristique. La cause principale identifiée pour ces grands feux entre 1997 et 2010 était la pyromanie (allumage intentionnel). Entre 1973 et 2013, les ignitions d'origine anthropogénique ont été prédominantes. Les facteurs socio-économiques induisent des variations spatiales et saisonnières des patrons d'occurrence (Curt et al. 2016). Dans les zones densément peuplées, les petits feux d'été sont prédominants, et liés à la négligence ou à des accidents. Dans l'arrière-pays rural, des feux de taille moyenne sont générés par la négligence de professionnels, principalement de l'automne au printemps.

Par ailleurs, l'homme détermine l'usage des terres, influant à grande échelle sur la continuité du paysage. Les feux parcourront de moins grands espaces dans certaines zones où les massifs sont très fragmentés, du fait d'une densité de population importante ou de la présence de

surfaces agricoles par exemple. En effet, les terres consacrées à l'agriculture sont plutôt peu propices au développement des feux (cultures annuelles, vigne, oliviers), alors que d'autres types de surface comme les landes, friches et zones arbustives ont au contraire tendance à encourager la propagation d'un incendie (Moreira et al. 2009, 2011; Barros and Pereira 2014). En Espagne, une étude de Pausas & Fernández-Muñoz (2012) a montré le rôle majeur de l'exode rural dans le changement de régime de feu observé dans les années 1970, l'accumulation et l'augmentation de la continuité du combustible du fait de cette déprise entraînant une augmentation importante de l'activité. Au Portugal, Moreira et al. (2001) ont également montré que la déprise agricole avait joué un rôle majeur concernant l'augmentation des occurrences entre 1958 et 1995.

A l'échelle planétaire, cette influence complexe de l'homme sur les feux, augmentant la densité d'ignition d'une part mais fragmentant les paysages et limitant la taille des feux d'autre part, conduit la fraction de surface brûlée par unité de temps à décroître avec la densité de population à l'exception de certaines zones extrêmement peu peuplées (moins de 0.1 personne/km<sup>2</sup>, Knorr et al. 2014).

### 3.3 Différents types de feux

Une littérature abondante s'intéresse au comportement du feu. Les incendies de forêt ont été classifiés en trois grands types suivant leur intensité et leur comportement (e.g. Cruz et al. 2005) :

- Feu de surface : d'intensité faible à moyenne, le feu de surface brûle uniquement le combustible présent au sol, en surface. La végétation aérienne n'est pas atteinte par le feu.
- Feu de cime passif : le feu de cime passif est un feu de surface qui parvient à enflammer quelques arbustes ou arbres isolés au sein de la canopée, sans que cette inflammation de la canopée ne se maintienne au-delà d'une courte période. Le feu ne se propage pas de cime en cime.
- Feu de cime actif : contrairement aux deux types de feu précédents, le feu de cime brûle toute la végétation y compris les arbres, avec une propagation de cime en cime. Son intensité et sa sévérité sont souvent très élevées. Il s'agit des feux les plus difficiles à maîtriser.

La continuité de la végétation influe beaucoup sur le comportement du feu. Une faible hauteur de base du houppier, ainsi que la présence d'un sous-étage et l'embroussaillage (continuité verticale) favorisent le passage d'un feu de surface à un feu de cime, cette couche

intermédiaire entre le sol et la canopée jouant le rôle d'« échelle ». La connectivité entre cimes (continuité horizontale) facilite la propagation de cime en cime. Le vent joue enfin un rôle-clé lors du basculement d'un feu de cime passif vers un feu de cime actif.

Des variables clé utilisées pour quantifier ce comportement sont l'intensité du front de feu, la hauteur de flamme, la vitesse de propagation, la consommation de combustible.

## 4 Le changement climatique

### 4.1 Le changement climatique dans le monde

Le changement climatique se rapporte principalement aux augmentations de la température globale enregistrées depuis le début du XX<sup>ème</sup> siècle. Ce phénomène est reporté et documenté par les scientifiques depuis les années 1970. En 1988, le Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat (GIEC, *Intergovernmental Panel on Climate Change*, IPCC en anglais) a été créé par deux institutions des Nations Unies : l'Organisation météorologique mondiale et le Programme des Nations Unies pour l'Environnement. Il regroupe actuellement 195 États, et vise à évaluer l'état des connaissances sur l'évolution du climat, ses causes, ses impacts (Ministère de la Transition écologique et solidaire). Ce groupe publie des rapports fournissant un état des lieux régulier des connaissances scientifiques sur le changement climatique, mais aussi des possibilités d'atténuation et d'adaptation.

Les travaux des chercheurs ont pu montrer que le changement climatique était lié aux émissions anthropogéniques de gaz à effet de serre par combustion de sources d'énergie fossile (pétrole, gaz, charbon) et par l'agriculture intensive. Plusieurs instituts de recherche à travers le monde ont développé des modèles climatiques planétaires afin de simuler l'impact de ce forçage radiatif plus important. Le GIEC rassemble à la fois les travaux des climatologues tentant de modéliser l'évolution du climat, et les travaux de chercheurs en sciences humaines étudiant des trajectoires socioéconomiques potentielles influant sur les émissions mondiales de gaz à effet de serre. Ces scénarios socio-économiques ont évolué au cours des 30 années de travail du GIEC, avec un changement conceptuel important à partir de l'année 2009 (Moss et al. 2010). Jusqu'alors, l'approche utilisée était séquentielle : des scénarios d'émission de gaz à effet de serre (comme les scénarios issus du *Special Report on Emission Scenarios*, SRES A1, A1B et A2 par exemple) étaient d'abord définis à partir d'hypothèses socioéconomiques. On estimait le forçage radiatif résultant de ces émissions, puis on modélisait le climat résultant, et ces simulations climatiques servaient à alimenter la recherche sur les impacts du changement climatique. Cette approche séquentielle sous-tendait une inertie importante

dans le système, menant à des délais et des incohérences entre générations de modèles. Depuis 2009, la création et le développement des scénarios socioéconomiques sont réalisés en parallèle de l'utilisation des modèles climatiques (O'Neill et al. 2014). Cela est rendu possible par la définition préalable d'hypothèses sur le niveau de forçage radiatif atteint à horizon 2100, appelées RCP (pour *Representative Concentration Pathway*). Les simulations climatiques exploitées dans cette thèse s'appuient sur ces hypothèses. Les RCP permettent ainsi à la communauté du climat de produire des simulations climatiques, indépendamment du chemin socio-économique conduisant à ces forçages. Les RCP sont donc accompagnés de scénarios socioéconomiques, les SSP (pour *Shared Socioeconomic Pathway*) qui modélisent différentes combinaisons économiques, démographiques, politiques, etc (O'Neill et al. 2017; Riahi et al. 2017).

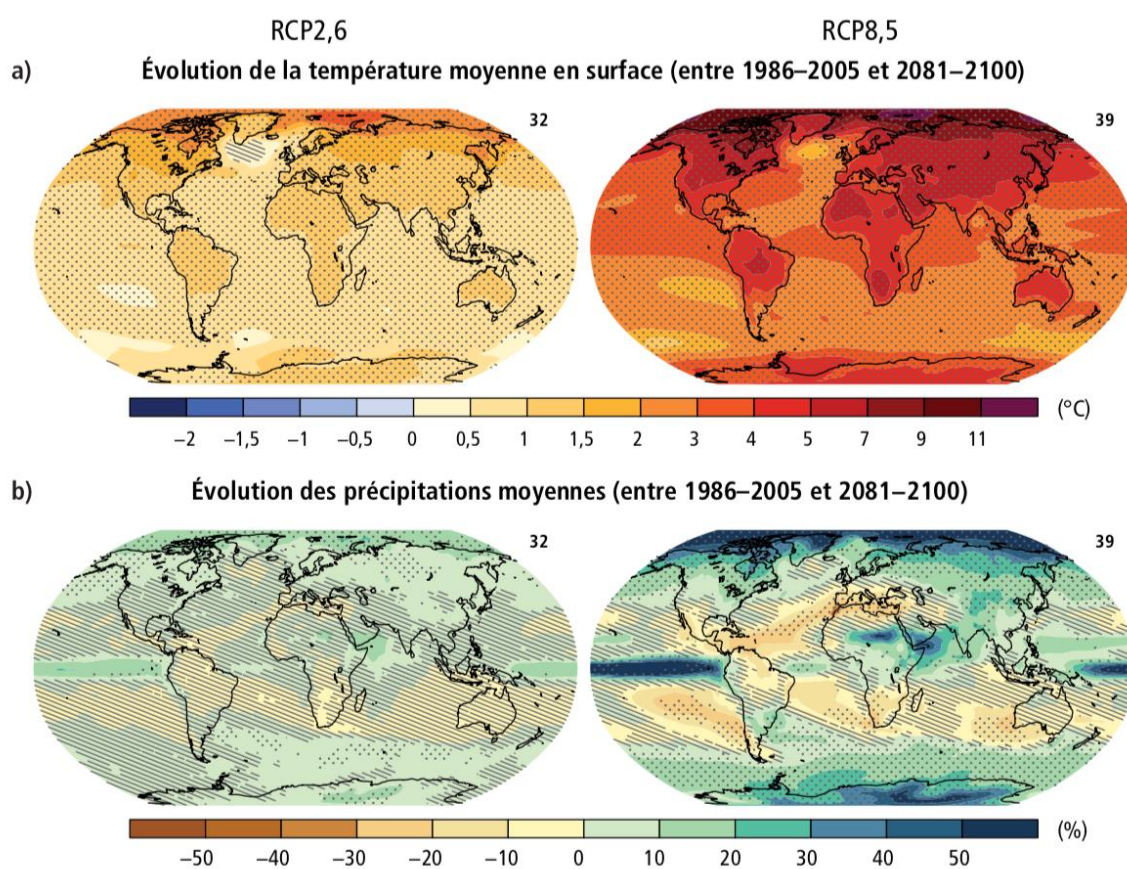


Figure 1.5 : Évolution de la température moyenne en surface (a) et évolution des précipitations moyennes (b) fondées sur des projections multimodèles moyennes pour la période 2081-2100 par rapport à la période 1986-2005, selon les scénarios RCP2.6 (à gauche) et rcp8.5 (à droite). Le nombre de modèles utilisés pour calculer la moyenne multimodèle figure dans l'angle supérieur droit de chaque image. Les pointillés signalent les régions dans lesquelles le changement projeté est grand par rapport à la variabilité naturelle interne et dans lesquelles 90% au moins des modèles s'accordent sur le signe du changement. Les hachures signalent les régions dans lesquelles le changement projeté est inférieur à un écart type de la variabilité naturelle interne. Figure issue du 5<sup>ème</sup> rapport du GIEC (GIEC 2014)

La Figure 1.5, issue du 5<sup>ème</sup> rapport du GIEC (GIEC 2014), illustre les évolutions de température en surface et de précipitations moyennes attendues entre une période de référence centrée sur les années 1990 et la fin du siècle, pour deux scénarios d'émission de gaz à effet de serre : le RCP2.6 (très optimiste, dans lequel on parvient à limiter très sensiblement les émissions) et le RCP8.5 (pessimiste, aboutissant à un forçage radiatif non stabilisé à horizon 2100). On observe une augmentation significative des températures moyennes en surface, indépendamment de l'endroit du globe et du scénario considéré. Cette augmentation présente une amplitude supérieure à la variabilité naturelle interne observée actuellement. On observe également que les évolutions projetées sont très variables à l'échelle planétaire, certaines zones présentant des réchauffements particulièrement intenses, comme les régions polaires au Nord.

Concernant les précipitations, les observations sont plus contrastées. Certaines régions présentent des déficits importants, en particulier la Méditerranée, le Sud de l'Afrique, et le Nord de l'Amérique du Sud. Ces évolutions ne sont en dehors de la variabilité naturelle interne observée que dans le cas du scénario pessimiste. A l'inverse, certaines régions présentent une augmentation importante des précipitations moyennes projetées, en particulier sur les pôles. La Figure 1.5 ne représente que des précipitations moyennes cumulées sur plusieurs années, et n'aborde donc pas la question de la fréquence et de l'intensité des pluies. La répartition saisonnière des cumuls de précipitations est aussi appelée à changer, avec des déficits de pluviosité plus importants à certaines périodes et dans certaines zones. Il est important de noter que la sécheresse est le résultat d'interactions entre l'évapotranspiration et le déficit de pluviosité. Ainsi, des études ont montré que la combinaison de l'augmentation des températures et du changement de régime de précipitations a conduit au cours des dernières décennies à des augmentations de déficit hydrique dans de nombreuses régions du monde (Dai 2013). Cette question a un impact important sur l'évolution du risque incendie, comme nous le verrons par la suite.

## 4.2 La question de l'incertitude

La question de l'évaluation de l'incertitude est centrale lorsqu'il s'agit d'estimer l'ampleur du changement climatique passé et futur (Hawkins and Sutton 2009). Cette évaluation est d'autant plus cruciale lorsqu'il s'agit de qualifier le message d'évolution du climat délivré aux autorités et au public. Elle est pourtant rendue délicate par l'emboîtement des différents modèles intervenant dans la chaîne de recherche depuis la modélisation du climat jusqu'au



modèles d'impact, amenant progressivement à des incertitudes de plus en plus grandes (Lindner et al. 2014).

La première source d'incertitude réside dans le niveau de forçage radiatif atteint en 2100, qui dépendra des choix socioéconomiques pris à l'échelle planétaire, et de l'implémentation éventuelle de politiques d'atténuation ambitieuses. Une deuxième source d'incertitude provient de la modélisation du climat résultant de ce forçage, modélisation imparfaite du fait de la complexité de fonctionnement du système Terre-atmosphère, de la dimension aléatoire de certains processus, et des capacités de calcul limitées. La plupart des études de projections à l'échelle mondiale et européenne s'appuient ainsi sur l'utilisation d'ensembles de simulations climatiques issues de différents modèles, afin de maximiser la probabilité que la trajectoire climatique réalisée se situe dans la fourchette prédite par les différents modèles (McSweeney et al. 2015). Une troisième source d'incertitude, dont la prise en compte n'est pas systématique dans les études de projection, provient de la méthode de descente d'échelle et de correction de biais choisie. Les simulations climatiques sont en effet souvent produites à des résolutions trop faibles pour un usage direct dans les modèles d'impact. Cette source d'incertitude englobe les erreurs de mesure résidant dans les observations climatiques utilisées comme « référence ». La dernière source d'incertitude majeure est issue des modèles d'impact dont l'objectif est d'évaluer l'impact du climat sur l'évolution d'autres grandeurs caractérisant nos socioécosystèmes. Dans notre cas il s'agira d'indices de danger, ou de métriques d'activité comme les nombres de feux et les surfaces brûlées. Le lecteur peut se référer au Chapitre 2 de cet ouvrage qui traite de la chaîne d'incertitude associée aux projections climatiques du danger d'incendie.

#### 4.3 Quels effets du changement climatique attendus sur la France ?

Diverses études ont évalué et comparé les résultats des modèles climatiques sur l'Europe (Brands et al. 2013; Cattiaux et al. 2013; Kotlarski et al. 2014). Les modèles projettent des évolutions importantes sur la Méditerranée, et ce avec un bon degré de convergence (Gao and Giorgi 2008; Giorgi and Lionello 2008). Cette région est ainsi considérée comme un « hotspot » du changement climatique à l'échelle du globe (Diffenbaugh and Giorgi 2012). On y attend une augmentation significative des températures moyennes en surface, pouvant atteindre 4 à 5°C sous scénario pessimiste, bien au-delà de la variabilité naturelle interne observée actuellement dans cette région (Figure 1.5). Le réchauffement climatique sera ainsi particulièrement marqué sur la France, dont le Sud est méditerranéen. Concernant l'évolution des précipitations, on peut noter une diminution projetée sur le Sud du territoire, en bordure

de la Méditerranée (Gao and Giorgi 2008; Giorgi and Lionello 2008). Cette diminution sera particulièrement marquée en été. Ce phénomène, combinée à l'augmentation de l'évapotranspiration causée par l'accroissement des températures devrait mener à une aridification marquée, déjà observée sur cette zone (Ruffault et al. 2013).

L'évolution des autres variables climatiques influençant le risque d'incendie, comme la vitesse du vent ou l'humidité relative de l'air, est plus incertaine. Concernant l'humidité relative, bien que les tendances long terme à l'échelle globale ne soit pas significatives (Willett et al. 2008) a un déclin important a été depuis les années 2000 (Simmons et al. 2010). Peu de tendances significatives ont pu être reportées sur les vitesses du vent terrestre (Young et al. 2011).

Indépendamment du scénario d'émission et du modèle climatique considéré, on s'attend à une augmentation de la fréquence, de la durée et de l'intensité des canicules (Meehl and Tebaldi 2004; Ouzeau et al. 2016). La canicule observée en 2003 pourrait ainsi devenir un événement moyen à la fin du siècle, et être surpassée par des canicules de bien plus forte intensité (comme celle observée en juin 2019). La trajectoire d'émission suivie sera déterminante pour l'intensité des canicules attendues.

#### 4.4 Des effets déjà visibles sur le risque incendie ?

Le changement climatique, en amenant des conditions plus chaudes et plus sèches, affecte l'ensemble des composantes du risque à différentes échelles de temps. Bien que l'aridification de différentes régions du monde au cours des dernières décennies ait pu être démontrée, il est difficile pour les scientifiques de mettre en évidence des variations d'occurrence d'incendie de forêt liées au changement climatique. En effet, la coévolution des différents facteurs agissant sur l'occurrence et l'intensité des feux au cours des dernières décennies (évolution de la lutte, changement climatique, changement d'usage des sols etc...) rend délicat l'exercice consistant à attribuer ces perturbations au changement climatique. Toutefois, de plus en plus d'études ont essayé de montrer la contribution du changement climatique passé aux tendances d'incendies de forêt dans le monde et en région Méditerranéenne.

##### 4.4.1 Dans le monde

Aux États-Unis, une étude a estimé que le changement climatique d'origine anthropogénique avait contribué à hauteur de 4.2 millions d'ha à la surface brûlée par les incendies de forêt entre 1984 et 2015, conduisant à un quasi doublement des surfaces brûlées attendues en l'absence de changement climatique (Abatzoglou and Williams 2016).

A l'échelle globale, en se basant sur une période de référence allant de 1861 à 1910, Abatzoglou et al. (2019) ont montré à l'aide d'un ensemble de 17 modèles que 22% des terres émergées susceptibles de brûler faisaient d'ores et déjà face en 2019 à des conditions de danger météorologique d'incendie sortant de la fourchette de variabilité observée pendant la période préindustrielle, observation qu'ils attribuent au changement climatique. Leur étude se fonde sur l'utilisation de métriques dérivées du système d'évaluation du danger canadien (Encadré 1.1) en se focalisant sur les 5% de jours présentant les valeurs les plus élevées chaque année. Un allongement de la longueur de saison de feu de près de 20% a également été mis en évidence à l'aide de trois modèles climatiques et de trois indices de danger météorologique sur la période allant de 1979 à 2013 (Jolly et al. 2015).

#### 4.4.2 *En Méditerranée et en France*

La plupart des études européennes analysant les évolutions récentes d'activité au cours des dernières décennies n'ont pas mis en évidence d'augmentation. Au contraire, des diminutions de nombre de feux et de surfaces brûlées ont été mises en évidence depuis 40 ans en France (§2.2.1), en Espagne (Turco et al. 2013; Moreno et al. 2014) et plus généralement en Europe (Turco et al. 2016) malgré une variabilité interannuelle importante. C'est principalement lié aux évolutions des autres drivers de l'activité, indépendants du climat : amélioration généralisée des capacités de prévention et de lutte depuis les années 1980. Plusieurs études montrent cependant une tendance à l'augmentation du danger météorologique de feu au cours des quatre dernières décennies (e.g. Fréjaville & Curt 2015). De plus, il semblerait que les politiques de lutte ne parviennent pas à diminuer l'incidence des grands feux (San-Miguel-Ayanz et al. 2013; Evin et al. 2018). Une étude de Ruffault et al. (2016) a proposé de classer les incendies selon des « types de conditions climatiques » prévalentes et a pu montrer une augmentation des incendies associés à des vagues de chaleur au cours des dernières décennies.

## **5 Projections existantes : méthodes et résultats**

### **5.1 Diversité des métriques utilisées**

#### *5.1.1 Métriques mesurant le danger de feu*

Comme évoqué précédemment, la projection du risque d'incendie de forêt s'appuie souvent sur des calculs d'indice de danger. L'Encadré 1.1 décrit différents indices de sécheresse et de danger météorologique de feu utilisés dans le monde. Ces indices ont été développés et calibrés pour caractériser le mieux possible les conditions propices à l'ignition et au

développement d'un feu. Depuis 2007, le FWI est l'indice choisi par l'Union Européenne pour élaborer de manière harmonisée le niveau de danger d'incendie de forêt dans toute l'Europe (<https://effis.jrc.ec.europa.eu/about-effis/brief-history/>).

**Encadré 1.1** : Principaux indices de sécheresse et de danger utilisés pour évaluer le risque d'incendie de forêt dans le monde

#### *Indices de sécheresse*

On peut distinguer plusieurs indices de sécheresse utilisés comme composants de systèmes de détermination du danger de feu (cf paragraphe suivant).

Le Keetch-Byram Drought Index (**KBDI**) est un indice de sécheresse utilisé dans les systèmes américain et australien. Il est calculé de manière quotidienne et itérative à partir de la température, des précipitations et de la valeur de l'indice le jour précédent (Keetch and Byram 1968). Cette dimension cumulative permet de mesurer la sécheresse à long terme.

Le Soil Dryness Index (**SDI**) est une alternative au KBDI utilisée dans le système australien. Il est un peu plus complexe que le KBDI car il inclut différents types de végétation, possède un modèle hydrologique plus sophistiqué, et présente une dépendance saisonnière de l'évapotranspiration (Dowdy et al. 2009).

Dans le système canadien, trois codes représentent l'état hydrique de différents compartiments combustibles : le Fine Fuel Moisture Code (**FFMC**), le Duff Moisture Code (**DMC**) et le Drought Code (**DC**). Ces codes sont calculés à partir de variables climatiques journalières mesurées à midi : température, vent instantané, humidité relative de l'air, précipitations cumulées depuis 24h. Le DMC et le DC tiennent compte de la longueur du jour. Les trois indices représentent trois compartiments combustibles standard : litière et combustible fin pour le FFMC, matière organique peu compactée en décomposition pour le DMC et couche profonde de matière organique compacte pour le DC. Ces compartiments se dessèchent plus ou moins rapidement. Le temps caractéristique, défini comme le temps correspondant à la perte de 2/3 de la teneur en eau dans des conditions météorologiques standard, est de 2 à 3 jours pour le FFMC, de 12 jours pour le DMC et de 52 jours pour le DC.

#### *Indices de danger de feu*

Le Canadian Forest Fire Danger Rating System (CFFDRS) est un système d'évaluation du degré de danger développé au Canada par les services forestiers, à partir d'expériences de terrain

converties en équations mathématiques empiriques. C'est le fruit d'une longue recherche historique (Van Wagner 1987). Il utilise le FFMCI, le DMC et le DC combinés au vent pour aboutir à deux indices intermédiaires : l'Initial Spread Index (ISI) et le Build Up Index (BUI). Le Fire Weather Index (**FWI**) est l'indice final résultant de la combinaison de l'ISI et du BUI. Il représente l'intensité du feu en tant qu'énergie produite par unité de longueur de feu, dans un combustible générique standard (forêt nord-américaine de pins). La dynamique saisonnière des différents composants du système FWI est présentée en Annexe 1.

Le McArthur Forest Fire Danger Index (**FFDI**) est un indice développé et principalement utilisé en Australie. Il existe également une variante pour le risque dans les écosystèmes de prairie : il s'agit du McArthur Grassland Fire Danger Index. Il peut être calculé en utilisant soit le KBDI, soit le SDI, auxquels il convient d'ajouter des variables climatiques : humidité relative, vitesse du vent, température de l'air.

Le National Fire Danger Rating System (**NFDRS**) est le système américain développé par le US Forest Service. Il incorpore le KBDI comme mesure d'une sécheresse prolongée. Sa spécificité, comparativement à tous les autres indices présentés ici, est d'utiliser une description explicite du combustible. L'utilisateur du système peut donc adapter son échelle de danger à la forêt où il se trouve, en déterminant à quel combustible-type parmi les 20 du système la parcelle ressemble le plus. La description des 20 combustibles-type est disponible en ligne <https://fam.nwcg.gov/fam-web/helpdesk/wims/nfdr.htm>.

D'autres indices moins élaborés sont également utilisés dans d'autres parties du monde, dans des forêts aux caractéristiques assez différentes des forêts françaises. Ils sont plus simples à calculer que les indices développés précédemment, car ils ne modélisent pas explicitement de teneur en eau dans différentes couches de combustible. Ils incorporent donc les effets du climat sur le danger d'incendie de manière plus rudimentaire. Nous les signalons sans rentrer dans le détail de leurs caractéristiques.

L'indice de **Nesterov** (éventuellement modifié) est le système d'évaluation du danger de feu officiel russe. Il est calculé en combinant la température du jour, le point de rosée (qui est une variable reliée à l'humidité relative de l'air) et le nombre de jours depuis le dernier épisode de précipitation significatif (au-dessus de 3 mm). L'indice de **Zhdanko** est également utilisé en Russie, et présente un fonctionnement et une architecture comparables à l'indice de Nesterov. L'indice d'**Angstrom**, enfin, est utilisé en Suède. Il est calculé à partir de la température et de l'humidité relative du jour, sans dimension itérative ou cumulative.

La Figure 1.6 permet de comparer la construction et le mode d'intégration des conditions météorologiques dans les différents indices présentés.

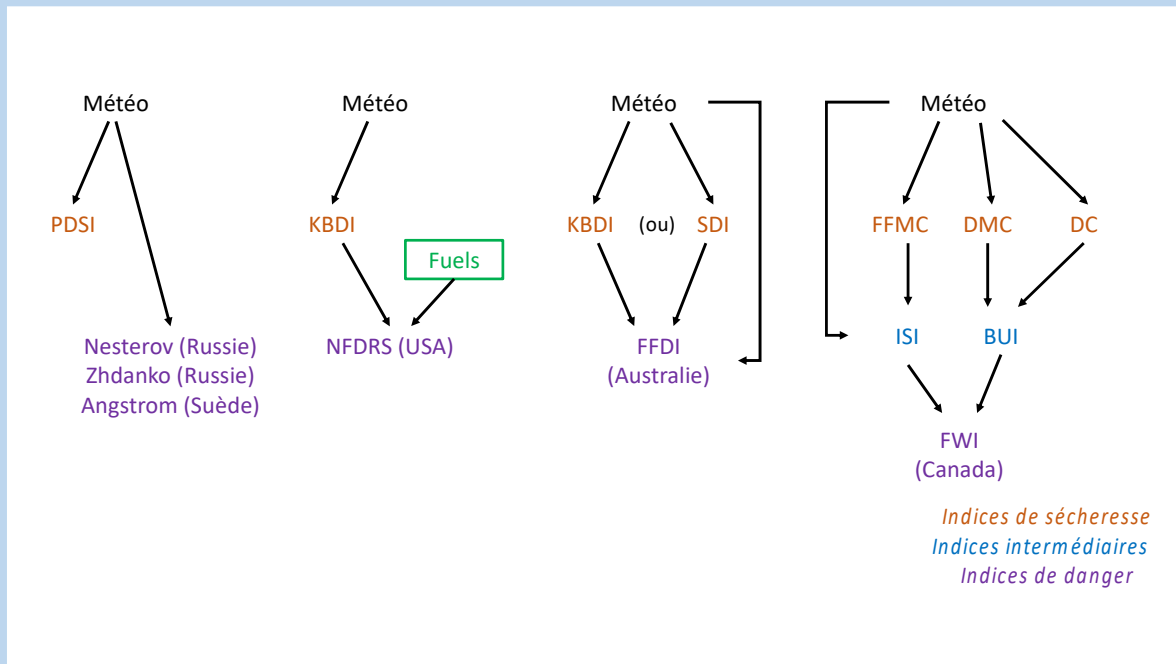


Figure 1.6 : Architecture de différents indices de danger de feu utilisés dans le monde. Le FWI, indice conçu au Canada, est l'indice actuellement le plus utilisé en Europe. Le schéma peut donner l'impression d'une complexité croissante de gauche à droite (globalement vérifiée) mais cette impression est trompeuse concernant le système américain (NFDRS), nettement plus complexe que le FWI. Le NFDRS se distingue conceptuellement des autres indices par l'inclusion explicite du compartiment combustible, classé en 20 types. Il comporte de nombreuses options permettant de le paramétrer assez finement par rapport à la végétation vivante et morte présente au niveau du point d'intérêt.

Plusieurs études européennes ont confronté le FWI à des données de feu, parfois en le comparant à d'autres indices (e.g. Viegas et al. 1999, 2001). Certaines études ont tenté de mettre en évidence des seuils de FWI à partir desquels l'activité changerait significativement, en confrontant des observations journalières de feux avec les valeurs locales de FWI (Hanson and Palutikof 2005). Good et al. (2008) ont ainsi défini des seuils de 15 pour le danger élevé et de 45 pour le danger extrême en utilisant des bases de données de feux relativement restreintes : une base italienne rassemblant 6000 feux sur 10 ans et une base grecque rassemblant 1000 feux. Ces seuils sont pourtant fréquemment cités dans la littérature, y compris pour des contextes spatiotemporels distincts, bien que Good et al. (2008) aient souligné la difficulté de validation de ces indices de danger de feu du fait d'un bruit fort résultant des composantes externes non modélisées (en particulier la composante humaine).

Karali et al. (2014) aboutissent à des valeurs identiques pour la Grèce (seuils de 15, 30 et 45) mais ces seuils sont valables pour des sous-régions données, et correspondent tous les trois au même niveau de risque : une densité d'un feu par jour pour 100 km<sup>2</sup>. En France, plusieurs études ont mis en relation variations d'activité et métriques dérivées du FWI à plusieurs échelles temporelles (échelle annuelle pour Fréjaville et Curt 2015; échelle journalière pour Ruffault et al. 2016, 2018a, et Ruffault and Mouillot 2017; échelle de la semaine sur deux cas d'étude dans le Sud-Est pour Fox et al. 2018).

Les indices de sécheresse, composant les indices de danger, ont souvent pour objectif premier de représenter de façon empirique l'état hydrique du combustible mort, généralement constitué par de la litière. Leur application dans un contexte méditerranéen a récemment été questionnée dans la mesure où les strates de combustibles bas sont en partie composées de combustible vivant. Des études récentes en région méditerranéenne, comparant des mesures de teneur en eau de la végétation vivante avec les dynamiques de ces indices, ont démontré leur capacité limitée à capturer les dynamiques de teneur en eau de la végétation au cours d'une saison de feu, dans des peuplements de *Pinus Pinaster* en Espagne (Soler Martin et al. 2017) ou sur six espèces arbustives méditerranéennes réparties sur les sites du Réseau Hydrique (distribution des points du réseau disponible en Annexe 2) dans le Sud de la France en utilisant un jeu de données de 15 ans (Ruffault et al. 2018b). Cette dernière étude avait mis en garde concernant l'utilisation d'indices de sécheresse comme le DMC et le DC dans le cadre de la gestion opérationnelle du risque d'incendie, soulignant l'apport des dispositifs de suivi de la dynamique de teneur en eau de la végétation face à la diversité de réponse des espèces méditerranéennes en situation de stress hydrique.

### 5.1.2 Métriques d'activité

Les métriques couramment utilisées pour caractériser l'activité des feux sont le nombre de feux et la surface brûlée par ces feux dans un territoire et pour une période de temps donnés. En parallèle des indices de danger purement météorologiques décrits précédemment, certaines approches de projection de l'effet du climat sur les feux consistent à développer des associations statistiques entre des indices météorologiques de sécheresse ou de danger, et ces métriques d'activité. De telles approches permettent une quantification plus directe de l'activité d'incendie selon le climat. Il est aussi possible de s'intéresser au nombre de feux rapporté à la superficie combustible dans le territoire (forêts et landes, on parle alors de densité de feu ou *fire density* en anglais). On peut se restreindre aux feux ayant dépassé un

certain seuil de taille, afin de se concentrer sur les feux les plus destructeurs. Le seuil de 100 ha est souvent choisi (Fernandes et al. 2016a; Barbero et al. 2019; Ganteaume and Barbero 2019), mais des valeurs plus élevées sont également rencontrées (e.g. 2500 ha pour Fernandes et al. 2016b).

La plupart des études fixent un seuil de taille minimale, en général autour d'1 ha, pour éviter les problèmes de sous-détection et de mauvais enregistrements des petits feux dans les bases de données (e.g. 1 ha dans Moreno et al. 2011; 0.5 ha dans Turco et al. 2013). Ce seuil minimal est en général plus élevé pour les études exploitant des données issues de produits de télédétection (e.g. 40 ha pour Hernandez et al. 2015b).

Il arrive également que ces métriques soient déclinées de manière saisonnière, en agrégeant les valeurs sur certaines périodes de l'année. La détermination de la longueur de saison de feu (Encadré 1.2) aura un impact sur l'évolution de ce type de métrique en conditions de changement climatique (Encadré 4.1, Chapitre 4).

#### Encadré 1.2 : « La saison de feu », définitions et limites

La projection de la « saison de feu » en condition de changement climatique est un enjeu important du point de vue opérationnel car elle permet de mieux estimer la quantité de ressources qui devront être allouées pour la lutte.

Toutefois, il est difficile de trouver une définition consensuelle pour la durée de la saison de feu. Dans la littérature, plusieurs propositions ont été faites et on peut distinguer deux grands types d'approches pour les projections de longueur de saison de feu :

1. Celle basée sur la détection d'une période marquée par une date de début et une date de fin. Le but est d'obtenir une saison continue, avec un jour de démarrage et un jour de fin de la saison. Cette approche croise des données historiques de feu et des données climatiques, en essayant de calquer un seuil sur ces dernières permettant d'englober la majorité des feux. Ce sont donc des variables au cycle annuel bien défini et relativement peu fluctuant qui vont être privilégiées dans ce type de méthode, comme des moyennes bihebdomadaires de température, ou d'indice de danger agrégé comme le FWI. Ce sont les méthodes historiques utilisées par Wotton & Flannigan (détection à partir de la température au Canada, 1993), ou plus récemment à l'échelle européenne en utilisant des moyennes de FWI par Moriondo et al. (2006) et Bedia et al. (2014).
2. Celle consistant à définir une quantité de jours à risque par an (p.ex. nombre de jours par an dépassant un seuil journalier de danger). La différence ici est qu'on n'obtient pas une saison à risque continue, mais un certain nombre de jours épars. On peut cependant



quantifier une augmentation de ce nombre de jours à risque, ce qui revient à une extension de cette saison de feu. C'est l'approche la plus utilisée dans les projections mondiales s'intéressant à une évolution du risque dans des biomes très variés, comme dans les travaux de Jolly et al. (2015) ou Abatzoglou & Williams (2016).

#### *Limites de ces approches*

La première approche est très dépendante des seuils utilisés, qui sont par nature locaux. Il faut donc procéder à une adaptation à la zone d'intérêt à partir de données d'occurrence de feu. Ainsi, il semble difficile de l'appliquer dans une zone sur laquelle l'occurrence est encore trop faible pour permettre une définition statistiquement robuste de cette saison de feu. Par ailleurs, en Méditerranée, il semblerait qu'il faille plutôt détecter deux saisons de feu, au vu de la bimodalité des départs et surtout des surfaces brûlées (Figure 3.10 chapitre INLA). Cette bimodalité est pour l'instant mal détectée par les méthodes se basant sur des dynamiques de température ou de FWI bimensuels.

Par nature, la seconde approche ne peut pas répondre à la question de la détection d'une date précise de début et de fin de la saison de feu, qui permettrait de mettre en alerte les moyens de prévention et de lutte. Elle peut néanmoins répondre à une autre question que se posent les opérationnels : l'évolution de la durée de la saison de feu.

Ainsi, il semble important d'utiliser l'une ou l'autre des approches après avoir défini clairement les objectifs poursuivis : Souhaite-t-on savoir **la période durant laquelle** les moyens doivent être prêts à intervenir à l'avenir ? Ou la **durée** de mobilisation effective des moyens nécessaires pour faire face au risque ?

Notons que l'approche de Pearce et al. (2005) est intéressante : en moyennant le nombre de jours obtenus mensuellement par la seconde méthode, il répond partiellement aux deux questions.

D'un point de vue opérationnel, les services de l'ONF en charge de la DFCI nous ont indiqué ressentir un allongement asymétrique de la saison au cours de la dernière décennie, nécessitant le maintien des moyens mobilisés plus longtemps au cours du mois de septembre.

## 5.2 Méthodes de projection existantes

A l'exception de l'approche prospective, l'évaluation des risques naturels auxquels seront exposés les socio-écosystèmes repose sur la production de données climatiques qui se fait notamment à partir des modèles globaux et régionaux de climat (GCM et RCM). Ces données servent à calculer les indices et métriques utilisés par la communauté des chercheurs, notamment ceux travaillant sur le risque d'incendie de forêt. Les variables climatiques produites (typiquement à l'échelle journalière pour des périodes s'étalant de 1950 à 2100) permettent de calculer des métriques indicatrices de risques. Plusieurs questions-clés inhérentes à la production de ces données climatiques auront un effet sur les résultats des projections quel que soit le risque étudié. La production des données climatiques inclut en fait de nombreuses étapes (choix des modèles climatiques utilisés, méthode de correction de biais et de descente d'échelle, scénarios d'émission de gaz à effet de serre utilisé) qui sont du ressort des climatologues mais aussi des chercheurs travaillant dans la communauté de l'impact du climat. Les questions qui concernent le traitement et l'utilisation des données climatiques seront traitées dans le Chapitre 2. Nous nous concentrons dans cette partie sur les diverses approches utilisées par la communauté pour estimer le risque incendie, une fois les variables climatiques projetées disponibles.

### 5.2.1 *Projection d'indices de danger de feu dans le futur*

Une première méthode de projection du risque incendie consiste à utiliser les sorties de simulations climatiques pour calculer les indices de danger correspondants aux nouvelles conditions climatiques. Cette approche présente l'avantage de ne pas dépendre d'une relation feu-climat locale et incertaine. Les résultats sont cependant difficilement interprétables en termes opérationnels. Les études européennes utilisant cette méthode sont nombreuses (Moriondo et al. 2006; Carvalho et al. 2011; Bedia et al. 2014a; Karali et al. 2014), et utilisent pour la plupart les indices issus du système de danger canadien. L'approche a également été utilisée en France pour évaluer l'extension de la zone à risque (§5.3.2, Chatry et al. 2010).

### 5.2.2 *Approches corrélatives*

Le principe directeur de ces approches est d'analyser les relations entre activité de feu observée (typiquement surfaces brûlées mensuelles ou annuelles sur une région donnée) et un certain nombre de cofacteurs explicatifs : conditions météorologiques, topographie, densité de route ou de population, usage des terres, etc. On construit un modèle basé sur l'analyse des relations statistiques identifiées, puis on projette ce modèle sous climat futur en

faisant des hypothèses sur l'évolution des cofacteurs non climatiques. Ces modèles font donc généralement l'hypothèse forte que les relations empiriques entre feux observés et cofacteurs vont rester constantes sous climat changeant (Ruffault & Mouillot 2017). On peut citer comme exemple d'approche corrélative à l'échelle européenne l'étude d'Amatulli et al. (2013) qui ont relié les moyennes par pays de différentes composantes du FWI aux surfaces brûlées cumulées à l'échelle mensuelle dans cinq pays européens. Dans le Sud-Est de la France, un autre exemple est l'étude de Ganteaume et Jappiot (2013) qui avait mis en évidence des corrélations significatives entre l'occurrence de grands feux (> 100 ha) et la densité de population, des routes d'accès aux massifs et la présence de formations arbustives et de pâturages. L'échelle d'agrégation utilisée pour étudier de telles données spatiotemporelles (souvent les limites administratives) n'est pas anodine, car elle peut avoir des conséquences sur la significativité des relations trouvées (Louvét et al. 2015). L'étude de Ruffault & Mouillot (2017), en réalisant un découpage de la région Occitanie au kilomètre, a pu mettre en évidence un effet générique des activités humaines sur l'activité des feux et un effet fort de l'usage des sols (couverture forestière notamment) sur les très grands feux.

### 5.2.3 Méthodes probabilistes

L'occurrence et le développement d'un feu peuvent être vus comme résultant de processus ponctuels spatio-temporels. Des méthodes d'estimation d'un tel processus en utilisant des données d'observation à l'échelle journalière ont été historiquement développées à partir des travaux de Brillinger et al. (2003) et Preisler et al. (2004) sur des cas d'étude nord-américains. Elles ont déjà été utilisées en Californie dans une optique de projection sous changement climatique (Westerling et al. 2011) et en Sardaigne et en Corse pour estimer le risque en étudiant les patrons spatio-temporels d'occurrence des feux (Ager et al. 2014).

Ce type d'approche présente de nombreux intérêts : on modélise une probabilité d'avoir un feu par pixel et par jour, et éventuellement une surface brûlée associée sachant que le feu a démarré. Il s'agit de métriques additives, qu'on peut facilement agréger spatialement et temporellement, à l'échelle d'un massif ou d'une saison de feu par exemple. On peut découpler l'influence des facteurs sur l'occurrence et sur le développement d'un feu, ce qui est essentiel car les processus physiques en œuvre peuvent être très différents. Enfin, ces approches permettent de modéliser la dimension stochastique des feux de forêts, issus de processus aléatoires sous-jacents tant concernant l'allumage que le développement du feu. L'enregistrement des feux observés en réalité n'est donc qu'une réalisation possible parmi d'autres. Cette dimension aléatoire est importante à modéliser correctement, car elle permet de comparer la part d'incertitude issue des processus propres aux incendies de forêts de celle

issue des autres composantes (notamment climatique) quand on cherche à projeter une activité sous climat futur. Ces approches probabilistes sont confrontées à certaines limites, en particulier liées à la gestion de jeux de données très lourds, les feux de forêts étant un processus rare. Ces difficultés peuvent être contournées via un échantillonnage des jours sans feu permettant de diminuer la taille du jeu de données, ou par de l'agrégation spatiale (Marchal et al. 2017a). Ces limites computationnelles sont cependant moins problématiques aujourd'hui qu'à l'époque de la publication des travaux originaux ayant fondé ce cadre de modélisation (Brillinger et al. 2003; Preisler et al. 2004).

#### *5.2.4 Approches basées sur les processus*

Le développement d'approches basées sur les processus est la principale solution pour dépasser les limites inhérentes aux approches statistiques (principalement la difficulté d'extrapoler les modèles à des conditions nouvelles). Ces approches tentent de représenter les processus bio-physico-chimiques pertinents selon l'échelle spatiale et temporelle d'intérêt. Il s'agit ainsi de modéliser des phénomènes allant de la propagation d'un feu dans un peuplement (scène de quelques dizaines de mètres pour des feux durant quelques minutes) ou un paysage, jusqu'à la dynamique des perturbations et de la végétation à des échelles régionales et pluri-décennales. Ces approches synthétisent les recherches effectuées dans de nombreux domaines et peuvent, en théorie, être extrapolées hors du domaine de validation. Toutefois, elles sont souvent limitées par des temps de calcul importants, et par la nécessité d'alimenter les modèles avec de nombreux paramètres décrivant la structure et le fonctionnement de la végétation. Elles sont également limitées par le manque de connaissances relatives à la réponse de la végétation au climat à long terme.

#### *Méthodes physiques simulant le comportement du feu*

Il existe des modèles tenant compte explicitement des processus physico-chimiques à l'œuvre lors de la combustion, et notamment de l'interaction avec la végétation et l'atmosphère (p. ex. FIRETEC, Linn et al. 2005). Ce sont des modèles extrêmement complexes et coûteux en temps calcul, du fait de leur résolution spatiotemporelle très fine : de l'ordre de la milliseconde et du mètre. On peut donc les appliquer seulement sur des petits paysages. A ce jour ces modèles n'ont pas été utilisés à large échelle pour réaliser des projections. Par contre ils pourraient être utilisés pour réaliser des simulations de propagation sous des scénarios de structures du couvert et de niveaux de sécheresse permettant de mieux encadrer les zones et les conditions les plus à risque.

D'autres modèles simulant le comportement du feu, plus empiriques, et fondées sur des paramétrisations plus simples et grossières, peuvent être utilisés pour réaliser de multiples simulations de feu à l'échelle du paysage sur un territoire donné et sous des scénarios météorologiques fixés (p. ex. Lozano et al. 2017). Toutefois, ils ne permettent pas de déterminer les patrons d'ignition ni leur fréquence et doivent poser des hypothèses de travail fortes, comme par exemple sur la durée du feu.

Ainsi il existe aujourd'hui des approches distinctes, difficiles à relier, avec d'une part les modélisations physiques ou assimilées qui fonctionnent à petite échelle, et qui, au mieux, agrègent la sévérité des feux estimée aux échelles locales pour fournir des prédictions aux échelles régionales, et d'autre part les modélisations statistiques qui s'intéressent d'emblée aux évolutions à long terme et à grande échelle de l'activité des feux ou éventuellement à la sévérité d'une saison de feu sur un territoire (p. ex. Flannigan et al. 2013).

#### *Modèles intégrant l'évolution de la végétation*

Les modèles de dynamique de végétation (*Dynamic (Global) Vegetation Model*, ou *DGVM*) ont été créés pour simuler les interactions dynamiques entre le climat et le fonctionnement de la végétation sur des régions ou des continents. Ils ont pour vocation d'étudier le devenir des écosystèmes à long terme (incluant les processus de succession des communautés végétales). Des études récentes de projection ont couplé ces modèles à des modèles de feu (Dury et al. 2011; Migliavacca et al. 2013; Wu et al. 2015; Khabarov et al. 2016), dans l'optique de mieux comprendre le rôle du feu dans la dynamique de la végétation et le cycle du carbone. Une des plus-values de ces modèles réside dans leur capacité à tenir compte de certaines interactions indirectes entre le climat et le feu via la quantité de combustible, l'effet de l'augmentation de la concentration en CO<sub>2</sub> atmosphérique sur la productivité primaire, la contribution des feux aux émissions de carbone, ou l'importance des interactions végétation-climat sur la teneur en eau du sol et de la végétation elle-même. Cependant, le manque de connaissance sur la réponse des communautés végétales au climat (réponse physiologique et écologique : succession d'espèces) impose des hypothèses fortes, qui rendent l'application des DGVM incertaine. A l'échelle européenne, quatre études de ce type ont été menées pour projeter des surfaces brûlées. Elles ont obtenu des résultats très contrastés selon les hypothèses (forte incertitude) et ont révélé dans certains cas des écarts très importants entre projections et observations sur la période historique (forte erreur). Globalement, la prise en compte de la variation de quantité et d'accumulation de combustible dans des écosystèmes déjà arides amène à une diminution des bilans par rapport à des modèles utilisant seulement le danger météorologique. Compte tenu de la portée opérationnelle de nos travaux, et du fait que ces

modèles sont plutôt adaptés à des échelles de temps très longues et des échelles spatiales continentale à globale, nous avons choisi d'exclure cette approche dans cette thèse.

### 5.2.5 Comparaison des approches

Une large variété de modèles existe aujourd'hui, et le degré de complexité nécessaire pour modéliser correctement les incendies de forêt aux échelles régionale ou globale est encore débattu (Hantson et al. 2016).

Les méthodes utilisées pour projeter l'évolution du risque en Europe peuvent être positionnées selon un gradient de complexité statistique, suivant le degré de détail du processus modélisé (Figure 1.7).

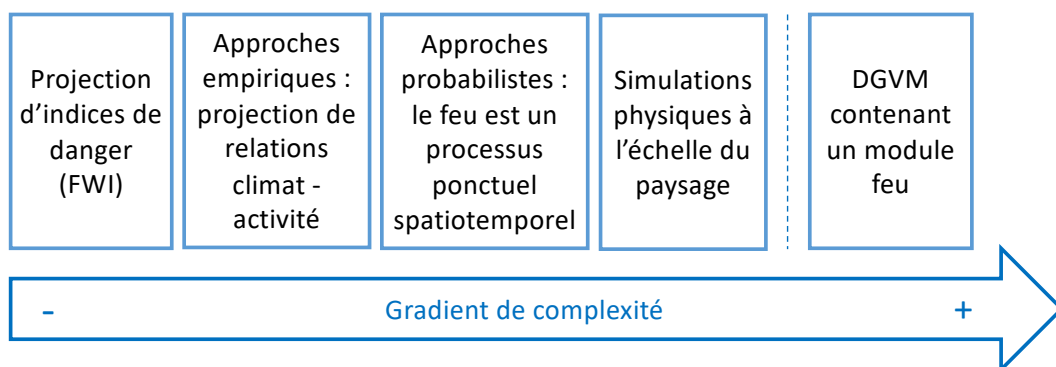


Figure 1.7 : Proposition de classement des différentes approches existantes au sein des projections européennes le long d'un gradient de complexité de la modélisation mise en œuvre.

## 5.3 Résultats des projections déjà réalisées

### 5.3.1 En Europe

Le 5<sup>ème</sup> rapport du GIEC abordant la question des incidences, de l'adaptation et de la vulnérabilité (GIEC 2014) résume ainsi l'évolution attendue du risque feu de forêt en Méditerranée :

« Dans le bassin méditerranéen, l'intensification des vagues de chaleur associées à la sécheresse devrait entraîner un risque accru d'incendie, l'allongement de la saison des incendies et l'augmentation de la fréquence, de l'ampleur et de la gravité des feux. »

Toutefois, la diversité des métriques utilisées (§5.1), des approches de projection possibles (§5.2), ainsi que l'utilisation de simulations climatiques variant dans la génération de scénario d'émission de GES employée (SRES ou RCP, cf §4.1), rendent très délicate la comparaison des résultats entre études, et aujourd'hui l'incertitude reste élevée quant à l'ampleur des changements à attendre dans les décennies à venir en matière de danger et surtout d'activité de feu. C'est ce que notre groupe de recherche a montré dans un travail commun de revue

systematique des projections de feux en Europe, en cours de publication avec des collègues espagnols et portugais (Dupuy et al. 2019). Les résultats présentés ci-dessous synthétisent cette étude.

Toutes les études européennes s'accordent sur une tendance à l'augmentation du danger météorologique et de la longueur de saison de feu dans le Sud de l'Europe, mesurée à l'aide du FWI et de métriques dérivées. Cette augmentation est variable suivant les pays, allant de 2 à 4% par décennie, mais atteignant 7% dans le Sud de la France. Les augmentations de longueur de saison de feu projetées sont d'environ 3 à 4 jours par décennie pour le Sud de l'Europe.

Concernant les projections de surface brûlée, les résultats sont très variables suivant l'approche utilisée. Quand le danger de feu est uniquement utilisé comme variable explicative (approches corrélatives), les augmentations attendues sont de 15 à 25% par décennie (à l'exception de la Péninsule Ibérique où elles sont bien plus élevées). Dans les études tenant compte des effets de la disponibilité et de la continuité du combustible, les augmentations de surface brûlée sont plus limitées, conduisant parfois même à des diminutions dans les régions les plus arides (Sud de la Péninsule Ibérique par exemple). De larges incertitudes demeurent donc sur l'évolution de l'activité dans ces régions. Ce n'est pas le cas dans les régions plus septentrionales, et notamment la France, où le combustible a peu de chance de devenir un facteur limitant à court terme. On peut donc s'attendre à une augmentation de l'activité observée, et à une extension du risque en direction de régions jusqu'ici épargnées.

### 5.3.2 *En France*

Une mission interministérielle a été constituée en 2008 pour analyser les conséquences du changement climatique sur l'aléa feux de forêts et l'extension attendue des zones sensibles sur le territoire métropolitain à horizon 2030-2050. Les résultats de cette mission ont été rendus en 2010 (on les désignera par la suite sous le nom de « rapport Chatry »). C'est la seule étude centrée sur la France métropolitaine projetant une évolution du risque sous changement climatique disponible à notre connaissance.

L'approche utilisée est une approche empirique, étudiant l'évolution du FWI projetée entre 2031 et 2100 par un unique modèle climatique (Arpege-Climat) sous trois scénarios d'émission (A1, A1B et A2). La résolution de l'étude est de 8km\*8km. Le seuil de FWI de 14 a été retenu comme discriminant, et les pixels répartis en classe de danger suivant le nombre de jours au-dessus de ce seuil entre le 15 mai et du 15 octobre. La carte de susceptibilité

climatique obtenue a ensuite été croisée avec une cartographie de la sensibilité au feu des grands massifs forestiers réalisée à dire d'expert (5 niveaux de sensibilité, pas d'évolution de la composition des forêts et de leur sensibilité avec le changement climatique).

L'étude a déterminé que les surfaces sensibles aux incendies de forêts, qui représentent actuellement 1/3 de la surface forestière métropolitaine, pourraient augmenter de 30% à l'échéance 2040. En 2050, près de la moitié de la surface des landes et forêts métropolitaines pourrait être concernée par un niveau élevé d'aléa feux de forêts. La mission souligne cependant l'intérêt de prendre en compte d'autres modèles climatiques, et de mieux évaluer les incertitudes autour de ces évolutions projetées.

### 5.3.3 *Les incertitudes*

La plupart des études européennes ont utilisé une approche multimodèle, permettant de mettre en évidence que les incertitudes provenant des modèles climatiques avaient un impact significatif sur leurs résultats, atteignant par exemple 20% à 60% des surfaces brûlées projetées en 2075 (Sousa et al. 2015). L'emploi de seuils de FWI pour déterminer des jours à risque, approche très couramment utilisée dans les études de projection, a été soulignée comme source d'incertitude modèle plus importante comparativement à d'autres métriques dérivées du FWI employant des quantiles ou des moyennes (Bedia et al. 2014a). Le choix du scénario d'émission de GES ou du forçage radiatif a également été mis en évidence comme crucial concernant les niveaux de danger ou d'activité projetés en fin de siècle. Moriondo et al. (2006) montraient ainsi dans une des premières études de projection réalisée à l'échelle européenne que les augmentations de FWI étaient plus importantes sous scénario A2 (pessimiste) que sous scénario B2 (optimiste), passant de 23% à 16%. Les études prenant en compte à la fois les incertitudes liées aux modèles climatiques et au choix du scénario sont plus rares (Wu et al. 2015; Turco et al. 2018). Des études intégrant une évaluation de l'ensemble des sources d'incertitude, y compris celle provenant du choix du modèle de danger ou d'activité (Boulangier et al. 2018) font pour l'instant défaut à l'échelle européenne.



## 6 Approche mise en œuvre dans la thèse

### 6.1 Hypothèse principale et question posée dans la thèse

Dans la thèse, on s'intéresse à l'évolution de l'aléa feu de forêt en conditions de changement climatique en France. On ne tentera pas de modéliser les évolutions potentielles de la composante humaine, des paysages ou du combustible, bien que tous ces aspects aient une influence majeure sur le niveau d'aléa (Tableau 1.1). L'évolution des autres composantes du risque (enjeux socio-économiques et vulnérabilité) ne sera pas non plus évaluée.

Tableau 1.1 : Facteurs principaux dont dépendent l'occurrence et l'intensité

Occurrence	Intensité
Niveau de danger climatique (teneur en eau de la végétation au sol, vent, température)	Niveau de danger climatique (teneur en eau des différents compartiments combustibles, vent fort, température)
Usages humains (pratiques pastorales, forestières, agricoles, réglementation sur le brûlage, fermetures de massif, lutte, densité de population, interfaces homme-nature) *	Structure du combustible (quantité, organisation) * Lutte *

\* *Considéré par hypothèse comme inchangé dans notre approche*

La question de la thèse devient donc : quelle évolution et extension du risque feu de forêt peut-on attendre à horizon 2100 en raison du changement climatique, en considérant tous les autres facteurs non climatiques influençant l'ignition et le développement des feux comme constants ?

### 6.2 Démarche suivie et structuration du manuscrit

#### *Projection d'un indice de danger sous climat futur et étude des incertitudes associées*

Une première réponse à la question posée consiste à regarder comment l'aléa conjoncturel va changer, i.e. comment le danger climatique (au travers d'un indice empirique lié à l'intensité des feux) va évoluer sous l'effet du réchauffement climatique.

Le FWI étant l'indice de danger météorologique le plus utilisé en Europe et celui utilisé par les services opérationnels en France, nous l'avons projeté sous climat futur en utilisant un panel de cinq modèles climatiques contrastés et deux scénarios d'émission de GES (Chapitre 2). En effet, les projections de danger existantes à l'échelle de la France (celles du rapport Chatry) n'ont utilisé qu'un seul modèle climatique, alors que de nombreuses études de projections à

l'échelle européenne ont montré l'intérêt de comparer les projections de plusieurs modèles climatiques.

Dans d'autres champs scientifiques, des outils d'analyse des incertitudes liées aux simulations climatiques ont été développés, qui n'avaient à notre connaissance pas été utilisés pour le cas du risque feu de forêt en Europe. Nous les avons donc adaptés afin de répondre à la question de la part de variance attribuable aux modèles climatiques, aux scénarios d'émission et aux fluctuations interannuelles, dans les évolutions projetées (Chapitre 2).

#### *Construction d'un modèle probabiliste d'activité de feu*

En région méditerranéenne, l'analyse des enregistrements de feux de la base de données Prométhée permet de caractériser l'activité des feux observée dans le passé (Chapitre 3) : dynamique saisonnière bimodale, variations spatiales prononcées, tendance à la baisse du nombre et des surfaces de feux. L'approche basée sur le seul danger climatique ne permet pas de retranscrire toutes ces caractéristiques puisque le FWI ne tient pas compte de la végétation ou des facteurs humains du feu.

Nous avons par conséquent construit un modèle probabiliste d'activité de feu permettant d'exploiter les observations de feu passées dans la zone Prométhée (quart sud-est de la France) pour clarifier la relation climat-feu, et isoler la part attribuable au climat considéré au travers du FWI. Le modèle construit distingue l'impact du climat sur la probabilité d'occurrence de celui sur le développement du feu, une fois que l'occurrence a eu lieu. On démontre l'intérêt du modèle construit dans une démarche de projection à l'aide d'un modèle climatique « médian ». Les conséquences de l'absence de prise en compte des aspects spatio-temporels en projection sont soulignées, ainsi que l'intérêt de la dimension stochastique du modèle afin d'évaluer les incertitudes associées à la projection (Chapitre 3).

#### *Projection de l'activité sous différents modèles et scénarios climatiques en Méditerranée, et extrapolation sur le territoire métropolitain*

A l'aide du modèle statistique construit au Chapitre 3, les projections de FWI obtenues avec les cinq modèles climatiques contrastés du Chapitre 2 sont actualisées en métriques plus directement interprétables : occurrences et surfaces brûlées attendues. L'évolution du régime de feu sur la zone Prométhée est questionnée : on quantifie ainsi l'augmentation globale attendue d'après chacun des modèles et scénarios, mais aussi la saisonnalité et la répartition spatiale de cette augmentation (Chapitre 4).

Un potentiel allongement de la saison de feu dans l'année est également étudié, en distinguant le phénomène au sein des grandes régions écologiques de l'inventaire forestier.

Le modèle construit est enfin utilisé en projection sur le reste du territoire métropolitain (Chapitre 5). Une correction de l'activité est proposée pour permettre un meilleur ajustement aux données enregistrées dans la BDIFF entre 2006 et 2017 dans les départements où l'information est suffisamment fiable. L'extrapolation concerne ainsi la plupart des départements de la moitié sud du pays, y compris la région des Landes de Gascogne.

*Perspectives concernant l'intégration du combustible, discussion et conclusion*

Un travail exploratoire concernant l'effet de la structure du combustible sur l'activité de feu, comprenant une classification structurelle des placettes de l'Inventaire Forestier National, est présenté (Chapitre 6).

A la lumière des approches explorées pendant la thèse, des recommandations sont faites pour améliorer la projection du risque et la préparation des forêts françaises face aux conséquences du changement climatique. Les points durs de la démarche sont identifiés, avec des propositions pour les lever.

# Chapitre 2 : Projections du FWI en France en conditions de changement climatique

---

## 1 Introduction de l'article

Le changement climatique attendu sur la France va modifier les conditions propices aux incendies sur le territoire. Outre l'augmentation des températures attendue, les régimes de précipitations, de vent et l'humidité relative de l'air vont évoluer. Toutes ces variables contribuent au risque d'incendie en agissant à la fois sur les probabilités d'éclosion et la facilité de propagation du feu.

De façon à quantifier l'influence de ces variables, on utilise dans une première approche présentée dans ce chapitre des indices de danger climatique permettant de quantifier les conditions propices aux feux (voir Encadré 1.1, Chapitre 1). Le Fire Weather Index (FWI) par exemple est l'un des plus utilisés dans le monde, et il est calculé quotidiennement par Météo-France pendant la saison de feu pour calibrer les moyens de prévention et de lutte mis en œuvre. Il est possible de projeter cet indice sous climat futur, en utilisant des simulations climatiques produites sous différents scénarios d'émission. De telles projections avaient été réalisées par Météo France à l'occasion de la mission interministérielle Chatry, montrant une extension du risque vers les franges méditerranéennes et l'apparition d'une nouvelle zone à risque dans l'Ouest de la France, en zone ligérienne. La mission avait cependant soulevé la question de l'incertitude autour de ces projections, indiquant la pertinence de considérer plusieurs modèles climatiques pour quantifier l'incertitude.

Le calcul de l'indice à partir de ces simulations au pas de temps journalier demande quelques adaptations par rapport à l'indice canadien originel utilisant des données mesurées à midi. Nous avons comparé plusieurs combinaisons des variables climatiques journalières à l'indice calculé à partir des données horaires, obtenant des résultats en accord avec ceux de (Bedia et al. 2014a). Ce travail, ainsi qu'une discussion de l'impact de l'utilisation des données journalières concernant la vitesse du vent sont présentés en Annexe 2.

Comme expliqué dans le Chapitre 1, un premier niveau d'incertitude est lié au scénario de changement climatique. Dans le cadre des travaux du GIEC (GIEC 2014), ces scénarios correspondent à des trajectoires de forçage radiatif à l'horizon 2300 associées à des évolutions probables des concentrations atmosphériques en gaz à effet de serre, appelés RCP

(*Representative concentration pathway*). Il existe quatre scénarios chacun donnant une variante probable de l'évolution du climat futur menant à des forçages radiatifs :  $2.6 \text{ W.m}^{-2}$  ;  $4.5 \text{ W.m}^{-2}$ ,  $6 \text{ W.m}^{-2}$ ,  $8.5 \text{ W.m}^{-2}$ . Parmi ces derniers les RCP4.5 et 8.5 sont les plus utilisés dans les études climatiques et d'impact, car ils représentent une trajectoire cohérente avec celle conduite jusqu'à ce jour.

Un second niveau d'incertitude est lié aux modèles climatiques eux même. En effet, les simulations climatiques utilisées aujourd'hui sont produites grâce à une chaîne de modèles permettant de tenir compte des processus impliqués dans le climat, intervenant depuis les échelles planétaires jusqu'aux échelles locales (c.à.d. au point d'intérêt). Ainsi, le premier élément de la chaîne est ce qu'on appelle un modèle de circulation générale (GCM, *Global circulation model*) qui fonctionne à l'échelle planétaire. Il existe une diversité de ces modèles qui diffèrent par leur structure (représentation des processus, de la surface, prise en compte plus ou moins détaillée des échanges avec l'océan, résolution spatiale, horizontale et verticale, etc) ce qui constitue une première couche d'incertitude. Les GCM sont toutefois limités à des résolutions spatiales trop grossières (100 à 300 km de résolution horizontale) pour permettre des études d'impact réalistes. Pour résoudre ce problème, les climatologues ont développé des modèles de circulation régionale (RCM) qui sont forcés par les sorties des GCM à leurs bornes spatiales (Feser et al. 2011). Le couplage GCM-RCM permet d'atteindre des résolutions de l'ordre de la dizaine de kilomètres (10 à 70 km), ce qui est bien plus pertinent pour les études d'impact (Giorgi et al. 2009).

L'étude soumise à *Climatic Change* qui constitue le corps de ce chapitre propose de quantifier l'ampleur de l'effet du changement climatique sur l'évolution du FWI ainsi que les différentes sources d'incertitude climatique associées aux trajectoires climatiques. Nous avons utilisé cinq combinaisons GCM-RCM contrastées, sous deux scénarios d'émission de gaz à effet de serre (RCP4.5 et RCP8.5). Une description du changement climatique projeté par chacun des modèles à horizon 2040 et 2080 sous les deux scénarios est disponible en Annexe 3, rassemblant des statistiques déclinées à l'échelle nationale et méditerranéenne, ainsi que des cartes d'évolution des variables climatiques d'intérêt. Une évaluation des biais des modèles est également proposée, démontrant leur importance, et justifiant par conséquent l'étape de correction de biais réalisée dans notre étude.

Nous avons considéré trois sources d'incertitude climatique :

- (i) L'incertitude modèle qui mesure le degré d'accord entre les différents couples GCM-RCM.
- (ii) L'incertitude scénario qui est reliée à la différence entre les deux scénarios de forçage radiatif utilisés, l'un optimiste (RCP4.5) et l'autre pessimiste (RCP8.5).
- (iii) La variabilité interannuelle qui représente la variabilité naturelle du climat au pas de temps annuel. Elle permet d'évaluer le bruit autour du signal de changement climatique et de fournir l'intervalle de confiance autour duquel la trajectoire moyenne se manifeste.

Nous invitons le lecteur à se rapporter au manuscrit ci-dessous pour comprendre les détails de l'étude. En résumé, nous avons pu montrer que la répartition de l'incertitude entre ces trois sources varie pendant la période d'étude. Les deux scénarios d'émission ne divergent réellement qu'à partir de la seconde moitié du siècle, mettant en évidence un effet retard (une inertie) des réductions d'émissions associées au RCP4.5. L'incertitude modèle est dominante pendant une bonne partie de la période. La variabilité interannuelle est également très importante, brouillant le signal de changement climatique avec quelques années très à risque au milieu d'autres années « normales ».

La quantification de cette variabilité interannuelle nous a permis d'évaluer l'intensité du changement attendu sur le danger d'incendie. Des conditions sévères observées en moyenne tous les 6 ans vont ainsi voir leur fréquence passer à une année sur deux à la fin du siècle dans le cas du scénario pessimiste.

La spatialisation de ces différentes incertitudes est également riche d'enseignements : elle permet de mettre en évidence que la zone d'extension dans l'ouest de la France mise en évidence dans le rapport Chatry, que nous retrouvons dans nos simulations, est aussi l'une des zones où l'incertitude modèle est la plus importante. A l'inverse, la région méditerranéenne (où le risque est déjà fort) présente une augmentation du risque très importante (la plus importante au niveau national) et cette augmentation est très certaine, car les différents modèles s'y accordent (§3). Ce dernier résultat nous a mené à compléter l'analyse au niveau national avec une analyse focalisée sur la région méditerranéenne dans la section 3 de ce chapitre. Elle révèle une incertitude modèle plus forte sur la partie ouest de la zone, confirme la très forte variabilité interannuelle (déjà observée aujourd'hui) et nous montre que le Languedoc est la région où les différences projetées entre les deux scénarios sont les plus fortes.

## 2 Projections of fire danger under climate change over France: where do the greatest uncertainties lie?

Article publié le 02/01/2020 dans la revue Climatic Change

Fargeon H<sup>1</sup>, Pimont F<sup>1</sup>, Martin-StPaul N<sup>1</sup>, De Caceres M<sup>2,3</sup>, Ruffault J<sup>4</sup>, Barbero R<sup>5</sup>, Dupuy JL\*<sup>1</sup>

<sup>1</sup> URFM INRA, Avignon, France

<sup>2</sup> Forest Sciences Center of Catalonia (CTFC), Solsona, Spain

<sup>3</sup> Center for Ecological Research and Forestry Applications (CREAF), Cerdanyola del Vallès, Spain

<sup>4</sup> IMBE, Marseille, France

<sup>5</sup> Irstea, Mediterranean Ecosystems and Risks, Aix-en-Provence, France

**Keywords:** Fire Weather Index, climate change, projection, emergence

### Abstract

Global warming is expected to increase droughts and heatwaves, and consequently fire danger in southern Europe in the forthcoming decades. However, an assessment of the uncertainties associated with this general trend at regional scales, relevant to decision making, is still missing. This study aims at assessing potential climate change impacts on fire danger over France through the projection of the widely used Fire Weather Index (FWI) and at quantifying the different sources of climate-driven uncertainty associated with these projections. We used daily climate experiments covering the 1995-2098 period under two scenarios (RCP4.5 and RCP8.5) provided by the EURO-CORDEX initiative. Our results show an overall increase in FWI throughout the century, with the largest absolute increases in the Mediterranean area. Model uncertainty was very high in western France, previously identified as a potential fire-prone region under future climate. In contrast, large increases in FWI in the Mediterranean area showed low uncertainty across models. Besides, analyzing the natural variability of FWI revealed that extreme years under present-day climate could become much more frequent by the end of the century. The FWI is projected to emerge from the background of natural variability by mid-21<sup>st</sup> century with a summer elevated fire danger three times more likely when summer temperature anomaly exceeds +2°C.

## 2.1 Introduction

Large wildfires are responsible for human, economic and environmental losses in the Euro-Mediterranean area (San-Miguel-Ayanz et al. 2013). Accumulating evidence shows that the largest fires occurred under extremely hot and dry conditions (e.g. Turco et al. 2017, Ruffault et al. 2018). Drought has already increased in many regions of the world (Dai 2013), including the French Mediterranean region (Ruffault et al. 2013) and this trend is expected to continue in the future (Kovats et al. 2014). Projections show a substantial increase in fire activity in Europe for the next century (Turco et al. 2018), as already observed in the United States (Abatzoglou and Williams 2016) and parts of Canada (Gillett et al. 2004) during the last decades. A robust assessment of future trends in fire danger and their uncertainties at the regional scales is therefore required for policy making and long-term land management planning in the Euro-Mediterranean area.

To anticipate future climate change impact on fire risk in Europe, many studies have projected meteorological fire danger metrics derived from the Fire Weather Index (FWI) System from regional to continental scales (Dupuy et al. 2019). Amatulli et al. (2013) also projected burnt areas using the components of the FWI System as predictors. All these studies, as well as others using different fire weather or drought predictors (e.g. Turco et al. 2018), predict an increase in fire danger or burnt areas for forthcoming decades. The FWI System (designed by the Canadian Forest Service; Van Wagner 1987) provides an empirical representation of fuel moisture dynamics driven by daily to seasonal atmospheric processes, as well as weather and fuel moisture that are conducive to fire at daily scale. Specifically, the FWI consists of six components: three primary components modelling fuel moisture responses to weather over typically days, weeks and months; two intermediate components representing the rate of spread and the fuel consumption; and the final FWI value, which aims to estimate expected fire intensity. The FWI System requires four climatic variables as inputs, including 24 hour-accumulated precipitation, wind speed, air temperature and relative humidity, at 12:00 local standard time (LST). The FWI System was primarily designed and calibrated on a standard pine fuel type typical of burnable North American forests. However, it has been widely used as a general measure of forest fire danger across the world, including Mediterranean countries (Good et al. 2008; Viegas et al. 1999) and France (Dupire et al. 2017; Lahaye et al. 2018; Barbero et al. 2019), where it is computed daily by Météo France. Daily FWI values are often aggregated over longer periods (typically the summer season) to characterize the fire danger of that period using different FWI-based statistics.



Among the many sources of uncertainty in fire projections (see Williams and Abatzoglou 2016, Dupuy et al. 2019), the impact of climate-driven uncertainty has received only limited attention so far. Yet, climate-driven uncertainties are inherent to climatic processes (interannual variability), climate models, parameterization of model runs and scenarios of radiative forcing, or the combination of these multiple factors (Deser et al. 2012). Firstly, the scenario uncertainty refers to all external factors influencing the climate system, including greenhouse gases (GHG) emission trajectories or land use changes. Secondly, the model uncertainty arises from differences in the way that climatic processes are implemented in models, yielding different responses to the same external forcing. Finally, natural variability of the climate system occurs on interannual timescales without any changes to external forcing. Such a variability tends to obscure the human-induced climate change signal and to delay the emergence of a given metric from the background of current natural variability. To date, a complete assessment of uncertainties has been undertaken for meteorological variables (e.g. Hawkins and Sutton 2009, 2011) and for some climate change impact studies (e.g. Wada et al. 2013), but uncertainties have been overlooked in the projections of fire weather metrics.

The objective of the present study is to estimate future fire danger realized through the FWI over France and assess the climate-driven uncertainties associated with these projections. We selected different climate model simulations from the EURO-CORDEX experiment (Kotlarski et al. 2014), including two emission scenarios (RCP4.5 and 8.5) and three global climate models. We projected the seasonal mean and extreme daily FWI of these models throughout the 21<sup>st</sup> century. The three sources of uncertainties (model, scenario, natural variability) in fire danger projections are expected to change both in time and space. We seek to answer the following questions: where and when fire danger trends will emerge from the background of natural climate variability? Do climate models agree on the magnitude of future changes? To what extent the scenario involving moderate warming (i.e., RCP4.5) mitigates the fire danger with respect to the RCP8.5 scenario? What are the implications of the estimated trends and related uncertainties for policy and decision-making?

## 2.2 Material and methods

### 2.2.1 Rating fire danger over France with the Fire Weather Index (FWI)

France includes different macroclimatic regions, typical of western, central and southern Europe (e.g. temperate and Mediterranean). Climatic aridity increases moving southwards with a drastic change in fire activity. Aridity reaches a maximum in south-eastern France near

the Mediterranean Sea where summer drought and wind gusts (including the Mistral and Tramontane) can facilitate wildfire spread (Ruffault et al. 2017).

In the present study, we used statistics derived from daily FWI to rate fire danger in France. Following Bedia et al. (2014), we computed three metrics for each year and each grid cell between 1995 and 2098, for a generic fire season (June to September, 122 days) including: (i) the mean fire season FWI (FWIfs) characterizing the overall danger during a typical fire season, (ii) the seasonal 90<sup>th</sup> percentile of FWI (FWI90), a fire danger level corresponding to the upper range of fire danger during the fire season, as most large fires usually occur during such periods of high fire weather danger (only 12 days on average exceed FWI90 during the 122-day fire season), (iii) the frequency-over-threshold 30 (FOT30) expressed as the number of days with FWI higher than 30 during a fire season. This fixed threshold measures the occurrence of very high to extreme fire danger conditions, regardless of the historical range of local FWI. Similar thresholds are used in France to identify high to extreme fire conditions for operational purposes (prevention, fighting).

FWI was calculated using the 'cffdrs' R package (Wang et al. 2017). The 12:00 LST meteorological variables required in FWI computation were estimated from daily data (accumulated precipitation, daily mean wind speed and daily mean temperature with minimum relative humidity, calculated using specific humidity and maximum temperature) following Bedia et al. (2014).

### *2.2.2 Model selection*

We used daily climate data produced in the frame of the EURO-CORDEX initiative (Kotlarski et al. 2014). Three simulations, based on the GCMs CNRM-CERFACS-CNRM-CM5, MOHC-HadGEM2-ES, and MPI-M-MPI-ESM-LR, were selected to maximize model spread for relevant variables, while keeping computational time within acceptable limits. We focused on two scenarios: RCP4.5 and RCP8.5, developed for the last IPCC Assessment Report and representative of the most-likely radiative forcing trajectories. CORDEX simulations result from a dynamical downscaling by the coupling of General Circulation Models (GCMs) with Regional Climate Models (RCMs). We selected RCMs at 50-km resolution that we then downscaled and bias-corrected at 8-km resolution (see next section). The selection of GCM-RCM couples used for this study was based on (i) FWI-relevant data availability in the archiving system of CORDEX simulations (European System Grid Federation, ESGF), (ii) antecedent model validation for the area of interest, (iii) maximization of the expected differences

between models. Data availability was first evaluated for each model according to the following criteria, leading to a pre-selection of 10 models (i) availability of the 3 daily runs (historical, RCP4.5, RCP8.5) (ii) availability of the variables required for FWI computation (iii) European domain at a 50-km grid resolution (EUR-44).

As the major source of variability in regional climate simulations is inherited from GCMs (Glotter et al. 2014), we selected three GCMs amongst the 10 pre-selected models, which have been evaluated over western Europe and exhibit significant differences in predictions of summer temperature and precipitation (McSweeney et al. 2015). We focused on these two variables because they are two important factors of the FWI and are expected to change under future climate. Regarding the choice of the RCM (among those available in ESGF), we used the widespread RCA4, as well as REMO2009 for which two runs corresponding to different initial conditions were available. The five selected runs, as well as a description of their projected climatic changes, are summarized in Table 2.1.

*Table 2.1 Selection of GCM-RCM couples and corresponding projected climatic changes in summer precipitation and temperature for Europe according to McSweeney et al. (2015)*

<b>GCM</b>	<b>RCM</b>	<b>Projected climatic changes for Europe</b>
CNRM-CERFACS-CNRM-CM5	RCA4	Moderate summer temperature increase, slight summer precipitation increase
MOHC-HadGEM2-ES	RCA4	High summer temperature increase, high summer precipitation decrease
MPI-M-MPI-ESM-LR	RCA4	High summer temperature increase, medium summer precipitation decrease
MPI-M-MPI-ESM-LR	REMO2009 (run 1)	Moderate summer temperature increase, medium summer precipitation decrease
MPI-M-MPI-ESM-LR	REMO2009 (run2)	Moderate summer temperature increase, medium summer precipitation decrease

### 2.2.3 Post-processing climatic simulations: statistical downscaling and bias corrections

A preliminary analysis of raw climatic simulations revealed biases in the five meteorological variables of interest over the past period (1995-2015) when compared to a French reanalysis dataset, used as a reference (SAFRAN, Vidal et al. 2010). When computed from these raw data, FWI was also strongly biased, especially during summer months (Online Resource, Figures 2.S1

and 2.S2, with overestimation as high as 140% during the summer months). Projection studies mostly aim at computing anomalies between current and future periods and differences between scenarios. In this context, such an overestimation is problematic since the response of FWI to input variables is non-linear. Hence, projections based on biased data might critically misestimate anomalies and scenario impact.

Consequently, we performed a statistical downscaling and bias corrections, using the reanalysis as reference observational data (8-km resolution). Bias corrections were performed using standard methods based on monthly mean bias or monthly quantile mapping (Bedia et al. 2014; Ruffault et al. 2014), which strongly reduced the bias in model outputs (Online Resource, Figure 2.S2). Temperature, which essentially showed deviations of its mean, was corrected using a mean bias, whereas precipitation, wind speed and relative humidity were corrected using quantile mapping, as several aspects of the distribution were biased. More details regarding bias corrections are presented in Online Resource “Bias correction methods”. Bias corrections and downscaling were performed with R (R Core Team 2017) using the *meteoland* package (De Cáceres et al. 2018). Potential consequences of bias corrections on fire danger projections are discussed in section 2.4.3.

#### 2.2.4 Analyses of projections and their uncertainties

We first analyzed long-term trends (1995-2098) of FWI metrics averaged over France in order to quantify overall anomalies (differences between historical and future fire danger) under both scenarios. Then, we examined spatial patterns, by averaging FWI metrics for each grid cell over the historical (1995 to 2015) and future (2078 to 2098) periods.

Three sources of uncertainty were quantified for each metric using a method adapted from Hawkins and Sutton (2009). First, the interannual variability is related to the natural variability of a given metric (in our case the FWI-based metrics) in the absence of climate change. It provides a relevant reference for assessing the significance of fire danger trends arising from climate change (anomalies) or differences between scenarios. We computed the interannual variability as the mean of the standard deviations of interannual FWI fluctuations of each model run (i.e. multi-model, multi-scenario interannual variability). For each simulated metric and each model run, climatic fluctuations were computed as residuals from the trend, which was calculated as a 30-year moving average (30-year long periods being considered as climatologically stationary) of the 1995-2098 climate series. Trends and variability are illustrated for MPI-ESM-REMO2009-run1 in Online Resource, Figure 2.S3. Assuming a normal

distribution of fluctuations, their standard deviation quantifies the radius of the confidence interval in which 68% of annual fire danger predictions would fall (one standard deviation confidence interval). The upper bound of this confidence interval corresponds to the 84th percentile of the annual fire danger distribution during the historical period (1995 to 2015). The emergence of a given metric is achieved when a model crosses this upper bound (and lies above until the end of the century). For the purpose of the present study, seasonal fire danger above this bound is referred to as “elevated”. Still assuming a normal distribution of annual fire danger, quantiles of fire danger can be converted in return intervals, the “elevated” fire danger corresponding to 6.25 years return interval. As opposed to Hawkins and Sutton (2009), this source of variability was estimated on an annual basis – rather than a decadal basis – to better account for most extreme years, which are critical in the context of wildfires, and to ease interpretation in terms of emergence.

The second source of uncertainty was model uncertainty, which was calculated for each scenario, as the standard deviation of model trends (i.e. 30-year moving averages) across model runs. According to the model selection, which aimed at maximizing model spread, this quantity expresses the range in which predictions from a larger set of models should fall (i.e. model spread). This uncertainty incorporates model uncertainties arising from differences between models, model parameterization schemes and initial conditions. Model uncertainty is illustrated for FWIfs in Online Resource, Figure 2.S4.

The last source of uncertainty was the scenario uncertainty, which expresses the magnitude of change in fire danger, resulting from uncertainties regarding future political decisions (illustrated for MPI-ESM-REMO2009-run1 in Online Resource, Figure 2.S3). It was computed as the standard deviation of the multi-model means, computed for the different scenarios (here RCP4.5 and RCP8.5). The sum of the squares of the three uncertainties corresponds to the overall variance in annual predictions.

## 2.3 Results

### 2.3.1 *Projected trends in fire danger and their relative uncertainties*

All fire danger metrics (i.e. FWIfs, FWI90 and FOT30) increased over the 21<sup>st</sup> century in France, albeit with high uncertainty in the magnitude of future changes (Figure 2.1). Remarkable differences resulted from the emission pathway, RCP8.5 being characterized by a much steeper increase than RCP4.5 after 2050. By the end of the century, relative changes in fire

danger metrics reached +24%, +19% and +93% for FWIfs, FWI90 and FOT30 respectively for RCP4.5, and +67%, +50% and +295% for RCP8.5.

Model uncertainty (represented by the standard deviation of model runs in Figure 2.1) increased over time during the 21<sup>st</sup> century, especially for FOT30, and exceeded the difference between RCP4.5 and RCP8.5.

The RCP4.5 multi-model trend remained within the standard deviation of interannual variability observed between 1995 and 2015 (Figure 2.1, black dashed lines) due to high interannual variability. By contrast, the RCP8.5 multi-model trend rose above “elevated” current fire danger levels (upper black dashed lines) by 2060 and emerged from the background of historical variability gauged from 1995-2015. The “elevated” level corresponds to the 84<sup>th</sup> percentile of the historical fire danger, currently experienced only once every 6.25 years. Beyond 2060, the fire danger is expected to match or exceed the “elevated” current fire danger every two years, i.e. approximately a 3-fold increase. This date of emergence corresponds to a 2°C summer warming across France (fire season, June to September) in comparison to the reference period. Dates of emergence and corresponding warming levels for all fire danger metrics are given in Online Resource, Table 2.S2.

By the end of the century under RCP4.5, the fire danger was projected to reach every two years the levels occurring only every four years for FWIfs and FWI 90, and every six years for FOT30, under the present climate. In other words, seasons with “elevated” fire danger will be two times more likely, when measured by FWIfs and FWI90, or three times more likely when measured as FOT30. By the end of the century under RCP8.5, every-two-year levels for respectively FWIfs, FWI90 and FOT30 correspond to fire danger return intervals of respectively 58, 25 and 2765 years under current climate, which means that future fire danger was projected to reach levels that have likely never been observed in France in the past (especially for FOT30).

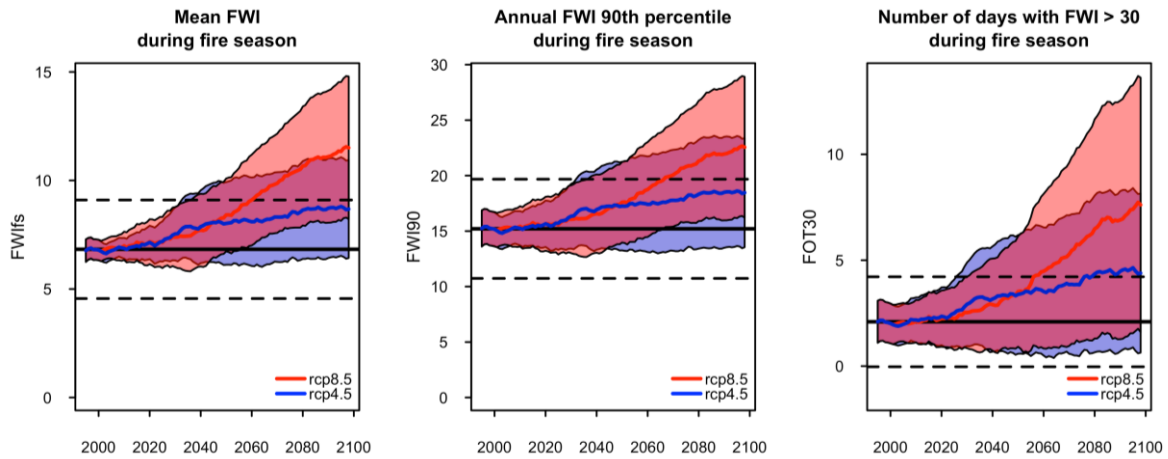


Figure 2.1 Trends in fire danger over France between 1995 and 2098, according to three different metrics computed with daily FWI during the fire season (June to September): mean FWI (FWifs, left panel), 90th percentile of FWI (FWI90, middle panel) and number of days above a FWI of 30 (FOT30, right panel). The multi-model trend (average for a given scenario) is represented in colored solid lines, surrounded by the model uncertainty (shaded areas), expressed as standard deviation between model trends. Horizontal black solid line indicates current mean of each metric during the historical period (1995-2015). The historical interannual variability is represented by dotted lines and can be interpreted as the interval in which 68% of the historical fire danger years fall. The lower and upper bounds correspond to the 16th and 84th percentile of fire danger years, respectively (return interval of 6.25 years), the upper bound being referred to as the “elevated” level

Figure 2.2 shows the total variance of each metric as well as the respective contribution of three uncertainty sources. Total variance exhibited for all three metrics a similar increase over time, due to an increase in model uncertainty and scenario uncertainty (after 2060). The variance was clearly dominated by interannual variability in early decades. The total variance then increased slowly until the 2050s due to a progressive increase of model uncertainty. This trend is exacerbated in the second half of the century, as model uncertainty continued to grow and scenario uncertainty appeared. This trend was particularly evident for FOT30, leading to a 5-fold increase in total variance by 2100 compared to the present period (in accordance with Figure 2.1).

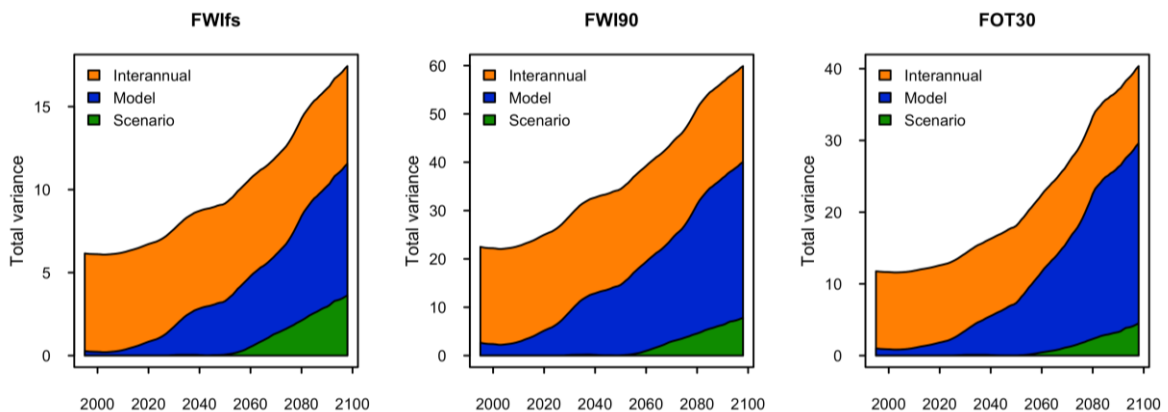


Figure 2.2 Temporal evolution of the total variances of three fire danger metrics (i.e. sum of the squares of all uncertainties) and partitions among three sources of uncertainties (interannual, model, scenario): mean FWI (FWifs left panel), 90th percentile of FWI (FWI90, middle panel) and number of days above a FWI of 30 (FOT30, right panel)

### 2.3.2 Spatial patterns of historical and future fire dangers

Figure 2.3 shows the spatial distribution of mean FWIs values for the historical (1995-2015) and future (2078-2098) periods under both scenarios, as well as the difference between RCP8.5 and RCP4.5. For conciseness, we focus on FWIs as results for the other metrics are similar (see Online Resource, Figures 2.S5 to 2.S9).

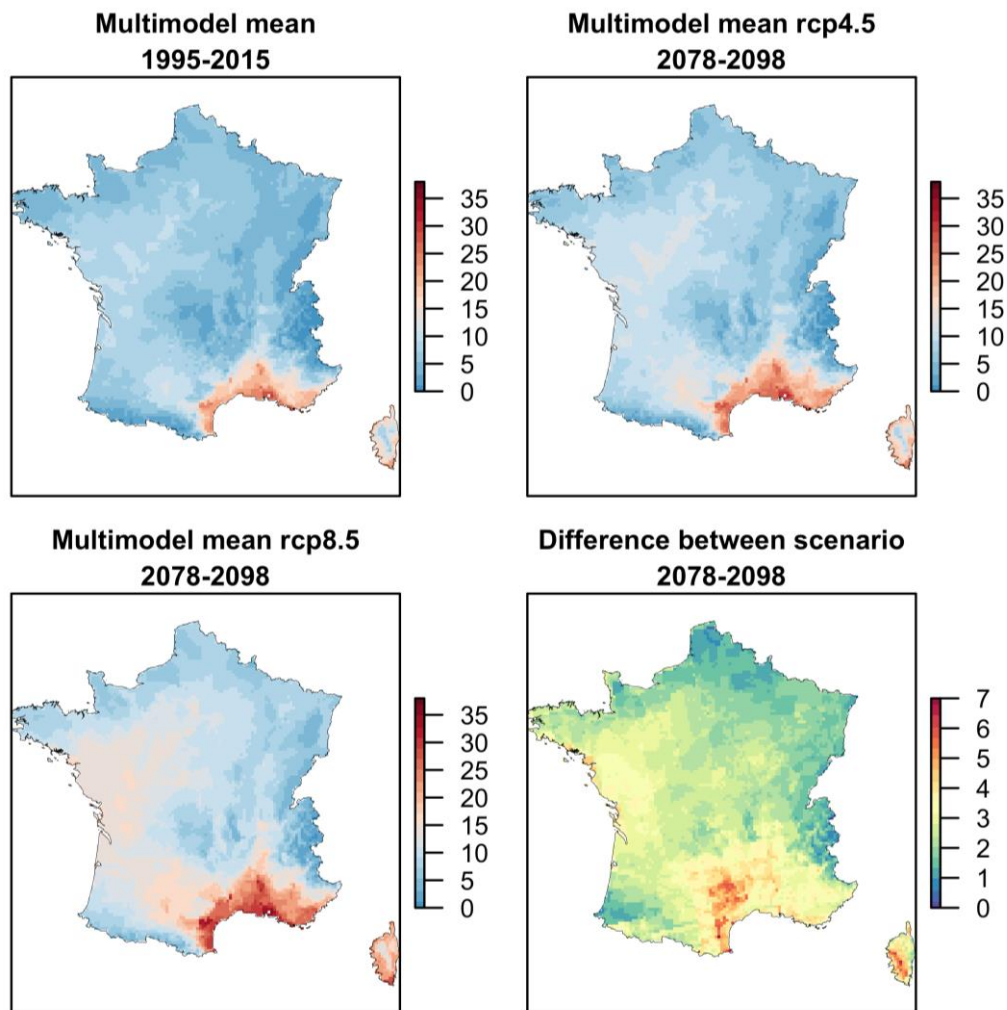


Figure 2.3 Evolution of the spatial distribution of the mean FWI during the fire season between historical and future periods under the two scenarios alongside the difference between RCP8.5 and RCP4.5

The French territory exhibited strong spatial variations in fire danger, the Mediterranean area being characterized by much higher fire danger than the rest of the territory. Differences between scenarios are visible in most southern and western France where fire danger is or will become significant, the highest differences being observed in the former Languedoc-Roussillon region and the Corsica region. Future anomalies (Online Resource, Figures 2.S6 to 2.S8) for both scenarios indicated a widespread increase in fire danger, despite important



regional differences in magnitude. For example, the increase was more pronounced in the Mediterranean area and western France.

Figure 2.4 shows the differences between future increases (anomaly) under both RCP4.5 and RCP8.5 and each source of uncertainty (model uncertainty and interannual variability) at horizon 2078-2098. When this difference is positive (red colors), the change exceeds the uncertainty. When this difference is negative (blue colors), the uncertainty dominates.

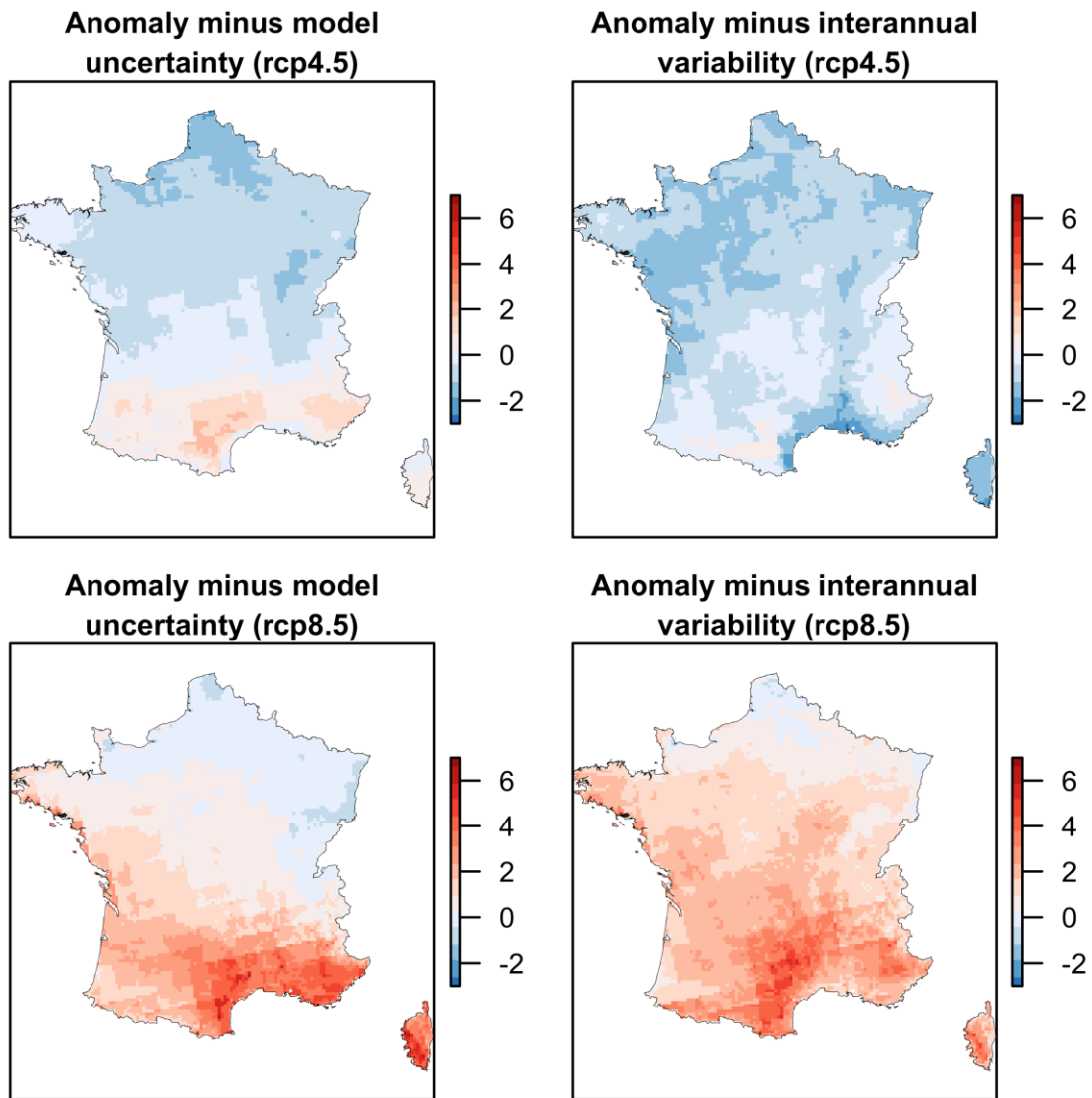


Figure 2.4 Difference between anomalies of mean seasonal FWI (FWI<sub>f</sub>s) and future model uncertainty (2078-2098, left) and the current interannual variability (observed during historical period, 1995-2015, right) for both scenarios. The anomaly is calculated for each grid cell as the difference between future and historical fire danger

When comparing the anomaly to model uncertainty (Figure 2.4, left panels), a latitudinal gradient was evident for both scenarios. In northern France, negative values indicate that model uncertainty prevailed over anomalies, because of large model uncertainties (Online

Resource, Figures 2.S6 to 2.S8). Conversely, southern France was characterized by low model uncertainty and high anomaly, especially in the Mediterranean area. This is especially true in the RCP8.5 scenario. When comparing the anomaly to the interannual variability for RCP4.5, most of France, including the Mediterranean area, exhibited negative values. Conversely, future increases under RCP8.5 exceeded interannual variability, meaning that climate change-induced signal is projected to exceed that of interannual variations.

The spatial pattern of the scenario uncertainty can also be compared to model uncertainty and interannual variability, to appraise the magnitude of differences between scenarios. This is shown in Figure 2.5 for FWIs and in the Online Resources (Figure 2.S9) for the two other metrics. The highest model uncertainty was mostly visible across north-western France and largely dominated scenario uncertainty in absolute value, indicating that differences between scenarios are of minor importance in this area. Interannual variability shared with the scenario uncertainty a common spatial pattern, similar to the historical pattern of fire danger (i.e. with highest fire danger in the Mediterranean area). The absolute value of interannual variability remained generally higher than the scenario uncertainty, suggesting that differences between scenarios were smaller than future interannual variations.

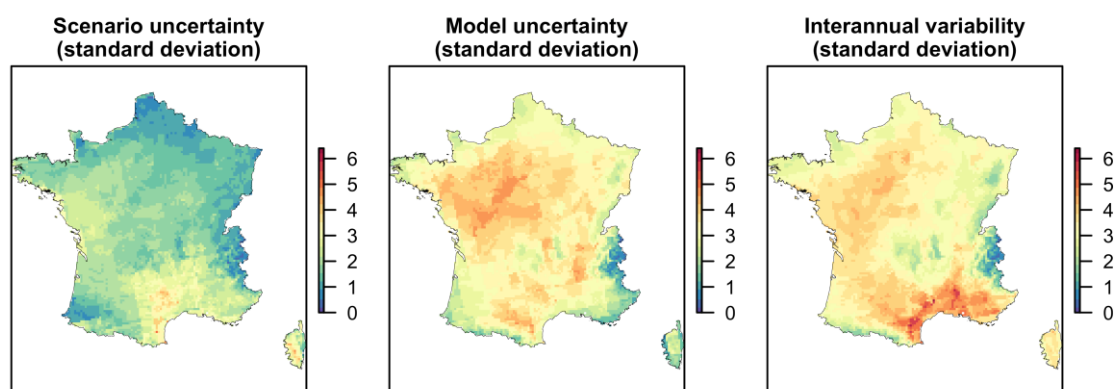


Figure 2.5 Range of the different sources of uncertainties for mean FWI during the fire season (FWIfs). Maps display the mean standard deviation of each pixel on the future period (2078-2098)

### 2.3.3 Mechanistic insights on trends and uncertainties

To gain more insights into the climatic drivers of FWI trends and associated uncertainties, future changes of the different variables involved in FWI are reported in Online Resource for each model and scenario (Figures 2.S10 and 2.S11). A high increase in temperature concurrent with deficit in relative humidity and/or precipitation was projected by most models at the end of the summer (August and September), especially for RCP8.5, contributing to increased

aridity and fire weather conditions. The evolutions of variance partitions reveal two contrasted patterns for summer temperature and precipitation (Figure 2.6, similar to Figure 2.2): scenario uncertainty overwhelmed the other sources for temperatures for the second half of the 21<sup>st</sup> century, whereas interannual variability remained the major contributor to the variance for summer precipitations. The mean seasonal FWI pattern showed a transition between the characteristics shown for summer temperature and precipitation (Figure 2.2).

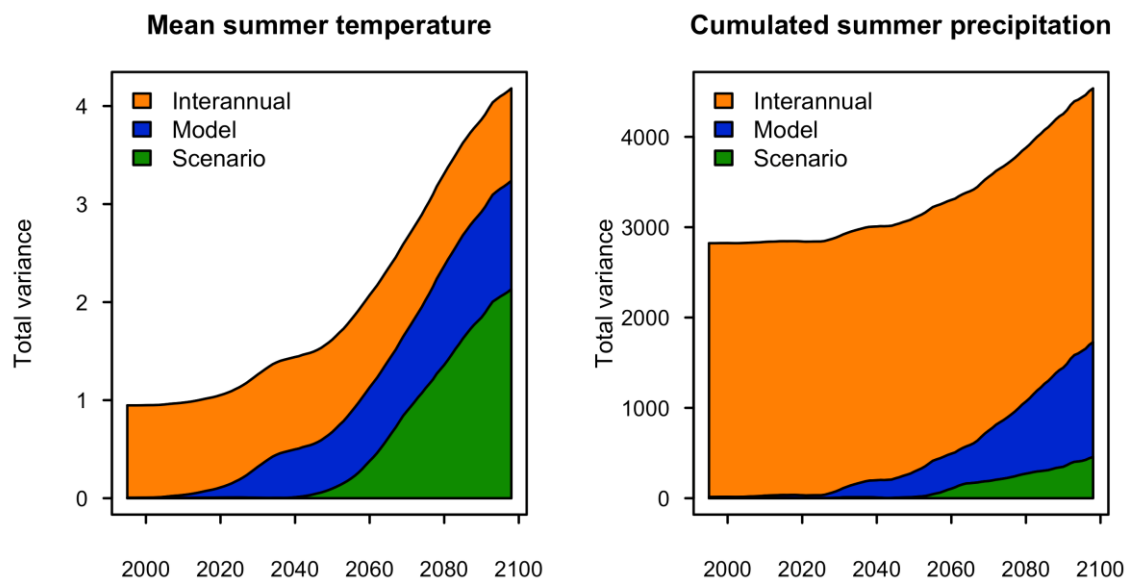


Figure 2.6 Contributions of different uncertainty sources to total variance for mean temperature (left) and accumulated precipitation (right) during the fire season between 1995 and 2098

## 2.4 Discussion

### 2.4.1 Natural climate variability and emergence

The comparison between FWI projections and its current interannual variability shed light on the impact of anthropogenic climate change on future fire danger and on the differences between scenarios. Our result showed that under the RCP8.5 emission scenario, it is only from 2060s that fire danger projections emerge from the historical background of interannual variability (Figure 2.1) in almost all of France (Figure 2.4). This implies that a majority of years with “elevated” fire danger level are projected for the post 2060 period. By contrast, under the RCP4.5 emission scenario, fire danger projections do not exceed the historical interannual variability by the end of the 21<sup>st</sup> century.

Additional analyses revealed that interannual variability calculated on models runs for the historical period (1995-2015) is often larger than interannual variability calculated from

SAFRAN reanalysis data, even after bias corrections of model outputs (with the exception of the second run of MPI-ESM-REMO2009, Online Resource, Figure 2.S12). This overestimation is thought to delay the emergence of the climate-change induced signal in FWI.

Likewise, the choice of the reference period is an important factor contributing to the date of emergence. The increase in FWI signal was estimated relatively to 1995-2015 level. This period, however, exhibits GHG above natural pre-industrials levels. Using another reference period spanning earlier decades would probably lead to an earlier emergence of the FWI. This may explain the later emergence found here with respect to prior FWI detection studies (Abatzoglou et al. 2019).

#### *2.4.2 Climate model and scenario uncertainties*

We found that the main source of uncertainty in fire danger projections came from climate models, with an increasing contribution of models spread on the total climate-induced uncertainty over time (Figure 2.2). Model uncertainty is directly related to the variability between models of the four climatic factors used as input in FWI (Online Resource, Figures 2.S10 and 2.S11). An important model uncertainty was expected for temperature and precipitation because climate models were selected to maximize the spread between them regarding these variables. However, we also observed significant spread in the projections of wind speed and relative humidity, which can both substantially affect FWI values through their impact on the ISI and FFMC subcomponents (Dowdy et al. 2010). This advocates for an increased effort to evaluate the projections of relative humidity, as done for wind regime (Najac et al. 2009; Obermann-Hellhund et al. 2018).

Contrary to other uncertainty sources, model uncertainty in fire danger projections exhibits the highest values in regions where fire danger is currently moderate, namely in the north-western part of the French territory (Figure 2.5). A similar pattern can also be observed in Bedia et al. (2014), although it was not explicitly pointed out in their study. This result is of major importance when assessing the potential northward expansion of fire-prone climate conditions in the context of climate change. An earlier French study pointed out a potential extension of the fire danger to north-western France, based on the projection of a single climate model (Chatry et al. 2010). Our study confirms this result but also demonstrates that the magnitude of the increase in fire danger remains largely uncertain in this region.

Some FWI metrics were more prone to model uncertainties than others. Specifically FOT30 (the number of days above a FWI of 30) showed higher model uncertainty at the end of the studied period compared to the two other FWI metrics (Figure 2.2), in agreement with the results of Bedia et al. (2014). One explanation for this pattern is that threshold-based metrics of fire danger are more sensitive to the variability in climate inputs and can therefore exacerbate the spread observed between climate models. This advocates for a cautious use of threshold-based metrics in climate projections, which are often used as indicators of critical conditions. We rather recommend the use of FWI metrics based on fire danger levels, such as the annual 90<sup>th</sup> percentile of daily FWI.

At national level the impact of scenario uncertainty on the variability in fire danger projections was on average less important than the two other sources of uncertainty (Figure 2.2). Before 2050s, the two scenarios led to a similar increase in all three FWI metrics. After 2050s, however, scenario uncertainty gained importance. The Mediterranean area singles out with a relatively high impact of the scenario associated with a moderate model uncertainty (Figure 2.5). This underlines how critical it would be for this region to follow RCP4.5 emission pathway rather than RCP8.5.

#### *2.4.3 Limitations of the study*

In the present study, correcting model outputs bias was justified by the very large departure between FWI computed with SAFRAN and model simulations. This is the case in many studies aiming at quantifying climate change impacts (De Cáceres et al. 2018), in particular fire danger projections (Yang et al. 2015). However, it must be acknowledged that bias correction alters the physical consistency of modelled climate. Quantile mapping makes strong assumptions regarding bias stationarity and can break the co-variation between climatic variables (Cannon et al. 2015; Grillakis et al. 2017). Recent promising techniques accounting for the correlation between variables (e.g. Cannon 2018; Vrac 2018) may be implemented to improve future impact studies on fire danger and fire activity.

Some of the conclusions of our study might be affected by the choice of the fire danger metrics. In this study, 3 FWI-based metrics were used to evaluate fire danger while being aware that the use of other fire weather indices (e.g., Energy Release Component, McArthur Forest Fire Danger Index) with different sensitivities to meteorological inputs would likely lead to different results, advancing or delaying the emergence of fire danger. Besides, the FWI metrics used in the present study assume a constant fire season length of four months across

the whole French territory while fire season is likely to expand in the future (Moriondo et al. 2006; Bedia et al. 2014). Likewise, we used spatially and temporally aggregated FWI metrics. However, it should be noted that fire activity might not be linearly related to the FWI, as this was early recognized in the development of the FWI System (see Flannigan et al. 2013) and suggested recently in the development of a fire activity model for southern France (Fargeon et al. 2018).

Finally, apart from climate-driven uncertainties, future fire activity can also be affected by a number of uncertainties related to biophysical and human factors that were non considered in this study (Dupuy et al. 2019). For instance, fire suppression policies or fuel characteristics can both significantly alter the dynamics in fire activity in the Euro-Mediterranean area (Frejaville and Curt, 2017). Comparing how these different sources of uncertainties might impact fire danger projections is a next step towards a better assessment of future fire risk.

#### *2.4.4 Implications for policy development and decision making*

Fire can be a major threat for humans and ecosystems in Europe and in the Mediterranean. Providing robust estimations of future fire danger levels is therefore a crucial step to set up management options and mitigation solutions. Our results provide further evidence that, regardless of the emission scenario or fire danger metric, fire danger is expected to increase by the end of the century over France, in accordance with previous studies based on FWI projections (Moriondo et al. 2006; Chatry et al. 2010; Bedia et al. 2014) or fire-climate relationships (Amatulli et al. 2013; Turco et al. 2018). However, we demonstrate that a major source of uncertainty in fire danger projection is related to various sources of climate-driven uncertainties. We argue that future projections in fire danger must be analyzed and discussed in light of these uncertainties.

The predominance of natural climate variability on fire danger projections during the coming decades tends to hide the underlying trend in fire weather. A practical consequence of this result is that it might hamper immediate societal choices that would be beneficial for mitigating future fire risk. Model spread appeared as a major source of uncertainty, especially in the north-west of France, which is a potential future fire-prone area. An accurate estimation of anomalies in such areas, which involves a reduction of climate model uncertainties, appears as extremely challenging, but critical to long-term strategies aiming to reduce fire risk. The Mediterranean area singles out with moderate model uncertainty but strong expected increases in fire danger and significant scenario influence, demonstrating the importance of

implementing mitigation and adaptation climate policies to avoid a dangerous pathway in this area. Our results clearly advocate for the implementation of climate change mitigation policies to limit the increase in fire danger already observed over the historical period and for preparing adaptation strategies to elevated fire danger in new fire-prone areas. We also encourage French fire prevention policies to give high priority to the already fire-prone Mediterranean area, where most models agree on a much stronger fire danger.

### **Author contribution**

JLD, HF, NM, FP designed the study. HF conducted the analyses, produced figures and wrote the first draft of the manuscript. NM and MDC helped on data processing. FP designed the uncertainty analysis. JR and RB contributed to discussing the results and participated in the writing of the text. All authors reviewed the paper.

### **Acknowledgements**

Acknowledgements are expressed to the French Ministry of Agriculture which funded the research activities. The authors are grateful to the modelling groups and the CORDEX projects for making the climate data available. They also thank Nathalie Bréda, Yvon Duché, Florent Mouillot, Mathieu Regimbeau, Samuel Somot and Mathieu Vrac for their helpful inputs.

### **Conflict of Interest**

The authors declare that they have no conflict of interest.

## **2.5 References**

Abatzoglou JT, Williams AP (2016) Impact of anthropogenic climate change on wildfire across western US forests. *Proc Natl Acad Sci* 113:11770–11775. doi: 10.1073/pnas.1607171113

Abatzoglou JT, Williams AP, Barbero R (2019) Global Emergence of Anthropogenic Climate Change in Fire Weather Indices. *Geophys Res Lett*. doi: 10.1029/2018GL080959

Amatulli G, Camia A, San-Miguel-Ayanz J (2013) Estimating future burned areas under changing climate in the EU-Mediterranean countries. *Sci Total Environ* 450:209–222. doi: 10.1016/j.scitotenv.2013.02.014

Barbero R, Curt T, Ganteaume A, Maillé E, Jappiot M, Bellet A (2019) Simulating the effects of weather and climate on large wildfires in France. *Nat Hazards Earth Syst Sci* 19: 441–454, <https://doi.org/10.5194/nhess-19-441-2019>, 2019.

Bedia J, Herrera S, Camia A, et al (2014) Forest fire danger projections in the Mediterranean using ENSEMBLES regional climate change scenarios. *Clim Change* 122:185–199. doi: 10.1007/s10584-013-1005-z

Cannon AJ, Sobie SR, Murdock TQ (2015) Bias Correction of GCM Precipitation by Quantile Mapping: How Well Do Methods Preserve Changes in Quantiles and Extremes? *J Clim* 28:6938–6959. doi: 10.1175/JCLI-D-14-00754.1

Cannon AJ (2018) Multivariate quantile mapping bias correction: an N-dimensional probability density function transform for climate model simulations of multiple variables. *Clim Dyn* 50:31–49. doi: 10.1007/s00382-017-3580-6

Chatry C, Le Gallou J, Le Quentrec M, Lafitte J, Laurens D, Creuchet D, Grelu, J (2010) Rapport de la mission interministérielle ‘Changements climatiques et extension des zones sensibles aux feux de forêts’. Rapport Min. Alimentation Agriculture Pêche n° 1796. (Paris)

Dai A (2013) Increasing drought under global warming in observations and models. *Nat Clim Change* 3:52–58. doi: 10.1038/nclimate1633

De Cáceres M, Martin-StPaul N, Turco M, Cabon A, Granda V (2018) Estimating daily meteorological data and downscaling climate models over landscapes. *Environ Model Softw* 108:186–196. doi: 10.1016/j.envsoft.2018.08.003

Deser C, Phillips A, Bourdette V, Teng H (2012) Uncertainty in climate change projections: the role of internal variability. *Clim Dyn* 38:527–546. doi: 10.1007/s00382-010-0977-x

Dowdy AJ, Mills GA, Finkele K and de Groot W (2010) Index sensitivity analysis applied to the Canadian Forest Fire Weather Index and the McArthur Forest Fire Danger Index. *Met Apps* 17: 298-312. doi:10.1002/met.170

Dupire S, Curt T, Bigot S (2017) Spatio-temporal trends in fire weather in the French Alps. *Sci Total Environ* 595:801–817. doi: 10.1016/j.scitotenv.2017.04.027

Dupuy J, Fargeon H, Martin N, Pimont F, Ruffault J, Guijarro M, Hernando C, Madrigal J, Fernandes P (2019) Climate Change Impact on Future Wildfire Danger and Activity in Southern Europe: A Review. Preprints 2019, 2019100200. doi: 10.20944/preprints201910.0200.v1.

Fargeon H, Martin-StPaul N, Pimont F, De Cáceres M, Ruffault J, Opitz T, Dupuy JL (2018) Assessing the increase in wildfire occurrence with climate change and the uncertainties associated with this projection. In: *Advances in forest fire research 2018*, Coimbra, Portugal: Viegas (ed.). doi.org/10.14195/978-989-26-16-506\_2



Flannigan M, Cantin AS, de Groot WJ, Wotton M, Newbery A, Gowman LM (2013) Global wildland fire season severity in the 21st century. *For Ecol Manag* 294:54–61. doi: 10.1016/j.foreco.2012.10.022

Fréjaville T, Curt T (2017) Seasonal changes in the human alteration of fire regimes beyond the climate forcing. *Environ Res Lett* 12:035006. doi: 10.1088/1748-9326/aa5d23

Gillett NP, Weaver AJ, Zwiers FW, Flannigan MD (2004) Detecting the effect of climate change on Canadian forest fires. *Geophys Res Lett* 31(18). doi: 10.1029/2004GL020876

Glotter M, Elliott J, McInerney D, Best N, Foster I, Moyer EJ (2014) Evaluating the utility of dynamical downscaling in agricultural impacts projections. *Proc Natl Acad Sci* 111:8776–8781. doi: 10.1073/pnas.1314787111

Good P, Moriondo M, Giannakopoulos C, Bindi M (2008) The meteorological conditions associated with extreme fire risk in Italy and Greece: relevance to climate model studies. *Int J Wildland Fire* 17:155. doi: 10.1071/WF07001

Grillakis MG, Koutroulis AG, Daliakopoulos IN, Tsanis IK (2017) A method to preserve trends in quantile mapping bias correction of climate modeled temperature. *Earth Syst Dyn* 8:889–900. doi: 10.5194/esd-8-889-2017

Hawkins E, Sutton R (2009) The Potential to Narrow Uncertainty in Regional Climate Predictions. *Bull Am Meteorol Soc* 90:1095–1108. doi: 10.1175/2009BAMS2607.1

Hawkins E, Sutton R (2011) The potential to narrow uncertainty in projections of regional precipitation change. *Clim Dyn* 37:407–418. doi: 10.1007/s00382-010-0810-6

Kotlarski S, Keuler K, Christensen OB, Colette A, Déqué M, Gobiet A, Goergen K, Jacob D, Lüthi D, van Meijgaard E, Nikulin G, Schär C, Teichmann C, Vautard R, Warrach-Sagi K, Wulfmeyer V (2014) Regional climate modeling on European scales: a joint standard evaluation of the EURO-CORDEX RCM ensemble. *Geosci Model Dev* 7:1297–1333. doi:10.5194/gmd-7-1297-2014

Kovats RS, Valentini R, Bouwer LM, Georgopoulou E, Jacob D, Martin E, Rounsevell M, Soussana JF (2014) Europe. In: *Climate Change 2014: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Part B: Regional Aspects. Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* [Barros VR, Field CB, Dokken DJ, Mastrandrea MD, Mach KJ, Bilir TE, Chatterjee M, Ebi KL, Estrada YO, Genova RC, Girma B, Kissel ES, Levy AN, MacCracken, Mastrandrea PR, White LL (eds)] Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, pp. 1267-1326.

Lahaye S, Curt T, Fréjaville T, et al (2018) What are the drivers of dangerous fires in Mediterranean France? *Int J Wildland Fire* 27:155. doi: 10.1071/WF17087

McSweeney CF, Jones RG, Lee RW, Rowell DP (2015) Selecting CMIP5 GCMs for downscaling over multiple regions. *Clim Dyn* 44:3237–3260. doi: 10.1007/s00382-014-2418-8

Moriondo M, Good P, Durao R, et al (2006) Potential impact of climate change on fire risk in the Mediterranean area. *Clim Res* 31:85–95. doi: 10.3354/cr031085

Najac J, Boé J, Terray L (2009) A multi-model ensemble approach for assessment of climate change impact on surface winds in France. *Clim Dyn* 32:615–634. doi: 10.1007/s00382-008-0440-4

Obermann-Hellhund A, Conte D, Somot S, Torma CZ, Ahrens B (2018) Mistral and Tramontane wind systems in climate simulations from 1950 to 2100. *Clim Dyn* 50:693–703. doi: 10.1007/s00382-017-3635-8

Pausas JG, Paula S (2012) Fuel shapes the fire-climate relationship: evidence from Mediterranean ecosystems. *Glob Ecol Biogeogr* 21:1074–1082. doi: 10.1111/j.1466-8238.2012.00769.x

R Core Team (2017) R: A language and environment for statistical computing. R Found Stat Comput Vienna Austria

Ruffault J, Martin-StPaul NK, Rambal S, Mouillot F (2013) Differential regional responses in drought length, intensity and timing to recent climate changes in a Mediterranean forested ecosystem. *Clim Change* 117:103–117. doi: 10.1007/s10584-012-0559-5

Ruffault J, Martin-StPaul NK, Duffet C, Goge F, Mouillot F (2014) Projecting future drought in Mediterranean forests: bias correction of climate models matters! *Theor Appl Climatol* 117:113–122. doi: 10.1007/s00704-013-0992-z

Ruffault J, Moron V, Trigo RM, Curt T (2017) Daily synoptic conditions associated with large fire occurrence in Mediterranean France: evidence for a wind-driven fire regime. *Int J Climatol* 37:524–533. doi: 10.1002/joc.4680

Ruffault J, Curt T, Martin-StPaul NK, Moron V, Trigo R (2018) Extreme wildfire events are linked to global-change-type droughts in the northern Mediterranean. *Nat Hazards Earth Syst Sci* 18:847–856. doi: 10.5194/nhess-18-847-2018

San-Miguel-Ayanz J, Moreno JM, Camia A (2013) Analysis of large fires in European Mediterranean landscapes: Lessons learned and perspectives. *For Ecol Manag* 294:11–22. doi: 10.1016/j.foreco.2012.10.050

Turco M, von Hardenberg J, AghaKouchak A, Llasat M C, Provenzale A, Trigo RM (2017) On the key role of droughts in the dynamics of summer fires in Mediterranean Europe. *Sci Rep* 7(1):81. doi: 10.1038/s41598-017-00116-9

Turco M, Rosa-Cánovas JJ, Bedia J, Jerez S, Montávez JP, Llasat MC, Provenzale A (2018) Exacerbated fires in Mediterranean Europe due to anthropogenic warming projected with non-stationary climate-fire models. *Nat Commun* 9(1):3821. doi: 10.1038/s41467-018-06358-z

Van Wagner CE (1987) Development and Structure of the Canadian Forest Fire Weather Index System. Canadian Forestry Service, Headquarters, Ottawa. Forestry Technical Report 35. 35 p.

Vidal J-P, Martin E, Franchistéguy L, Baillon M, Soubeyroux J-M (2010) A 50-year high-resolution atmospheric reanalysis over France with the Safran system. *Int J Climatol* 30:1627–1644. doi: 10.1002/joc.2003

Viegas DX, Bovio G, Ferreira A, Nosenzo A, Sol B (1999) Comparative study of various methods of fire danger evaluation in southern Europe. *Int J Wildland Fire* 9:235. doi: 10.1071/WF00015

Vrac M (2018) Multivariate bias adjustment of high-dimensional climate simulations: the Rank Resampling for Distributions and Dependences (R2D2) bias correction. *Hydrol Earth Syst Sci Discuss* 1–33. doi: 10.5194/hess-2017-747

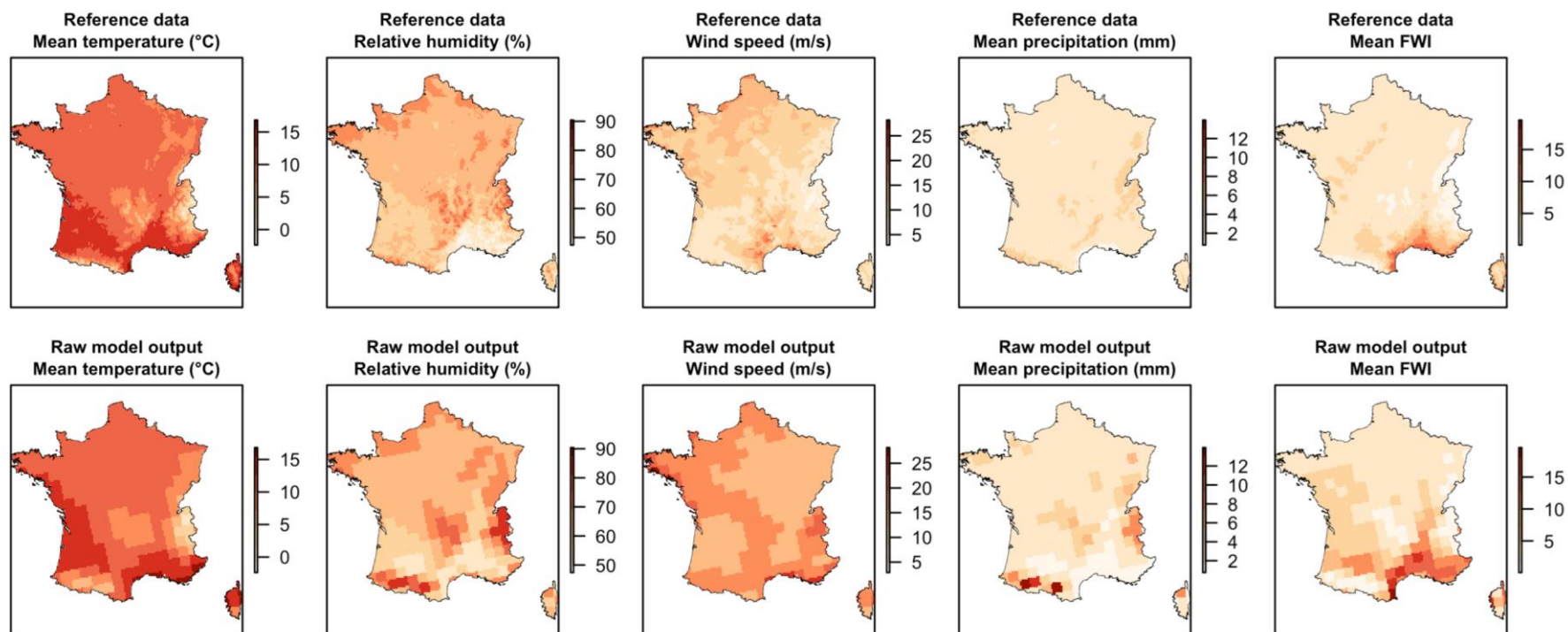
Wada Y, Wisser D, Eisner S, Flörke M, Gerten D, Haddeland I, Hanasaki N, Masaki Y, Portmann FT, Stacke T, Tessler Z, Schewe J (2013) Multimodel projections and uncertainties of irrigation water demand under climate change. *Geophys Res Lett* 40:4626–4632. doi: 10.1002/grl.50686

Wang X, Wotton BM, Cantin AS, Parisien M-A, Anderson K, Moore B, Flannigan M (2017) cffdrs: an R package for the Canadian Forest Fire Danger Rating System. *Ecol Process* 6(1):5. doi: 10.1186/s13717-017-0070-z

Williams AP, Abatzoglou JT (2016) Recent advances and remaining uncertainties in resolving past and future climate effects on global fire activity. *Current Climate Change Reports*, 2(1), 1-14.

Yang W, Gardelin M, Olsson J, Bosshard T (2015) Multi-variable bias correction: application of forest fire risk in present and future climate in Sweden. *Nat Hazards Earth Syst Sci* 15:2037–2057. doi: 10.5194/nhess-15-2037-2015

## 2.6 Supplementary materials



**Figure 2.S1** Comparison between observational data and corresponding FWI, derived from the reference reanalysis (SAFRAN, up) and raw climatic data and corresponding FWI without bias correction (down) for MPI ESM RCA4 model. For each variable and each pixel, an average over 1995-2015 period was performed. Beyond the obvious resolution difference between reference and raw data, significant biases can be observed in some parts of the territory, for example in mountainous areas for relative humidity and precipitation. In particular, wind speed is strongly biased in most France. These biases result in a general overestimation of the FWI over southern France

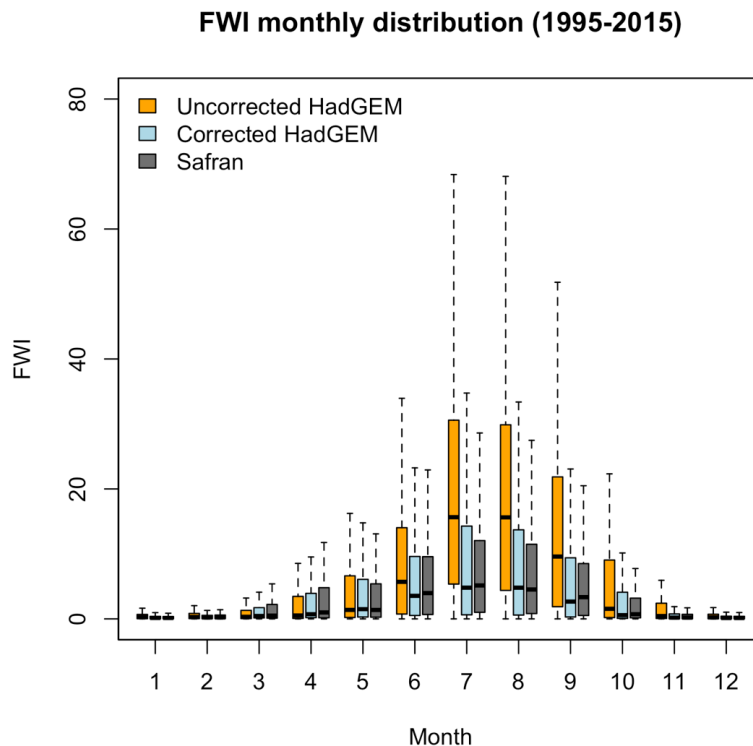
### Bias correction methods

In our study, bias correction method depends on the variable considered. Quantile mapping was not applied directly to maximum temperature and relative humidity in order to ensure physical consistency between these variables and mean temperature. The methods used are described in Table 2.S1.

*Table 2.S1 Climatic variables and bias correction methods*

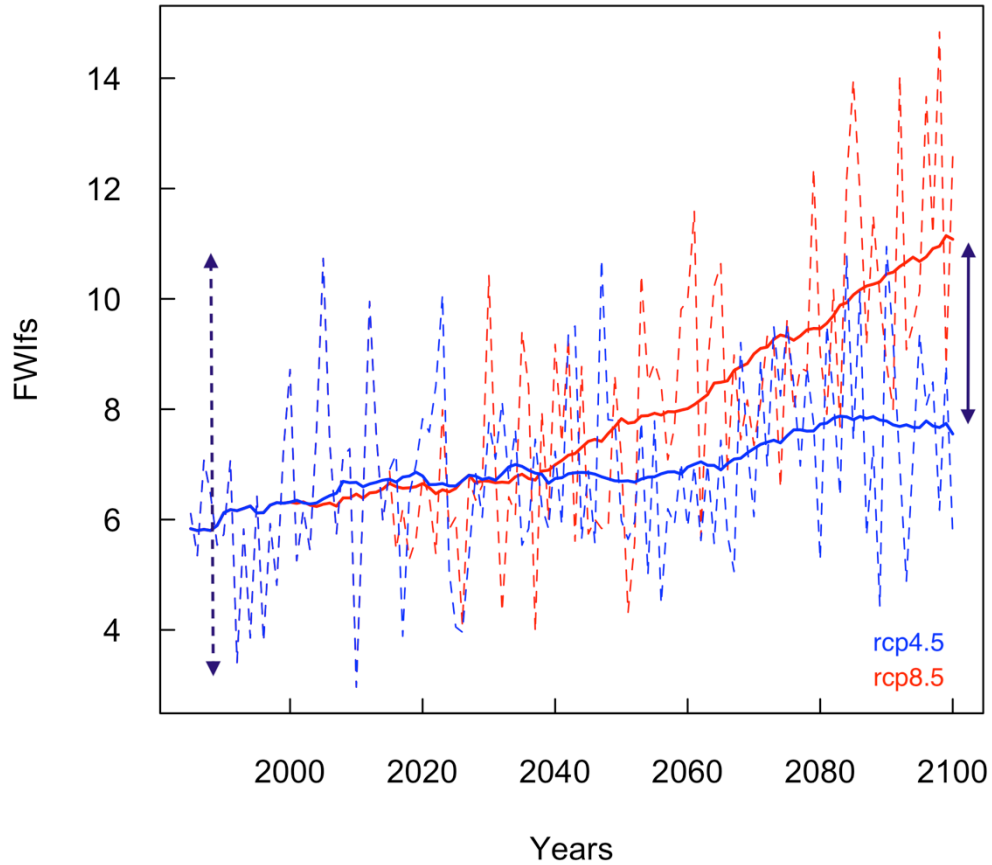
Climatic variable	Bias correction method used
Mean temperature	Quantile mapping
Maximum temperature	Quantile mapping on the gap with mean temperature
Wind speed	Quantile mapping
Precipitation	Quantile mapping
Minimum relative humidity	Quantile mapping <sup>a</sup>

<sup>a</sup> The quantile mapping is actually performed on mean specific humidity, followed by a back transformation in minimum relative humidity using corrected max temperature



**Figure 2.S2** Comparison of monthly FWI distribution (all France) from Safran (reference reanalysis) and HadGEM data before (raw data, uncorrected HadGEM) and after bias correction (Corrected HadGEM) during a historical period (1995-2015). Bias corrections preclude the very important overestimation of FWI, which could have significant impact when determining the effect of climate change on FWI under future climate, because of the strong non-linearities involved in FWI computations

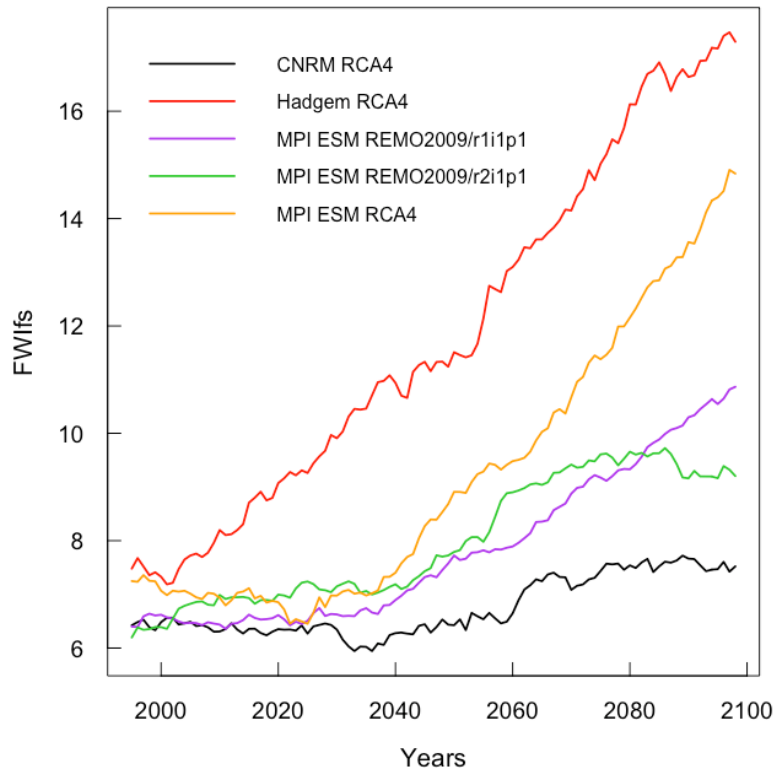
## Comparison between rcp4.5 and rcp8.5



**Figure 2.S3** Seasonal mean FWI over France for MPI-ESM-REMO2009-run1 between 1985 and 2100. The trend, calculated as a 30-year moving average, is represented in solid lines for each scenario. The dotted arrow illustrates the range of variation around the trend, called « interannual variability » in the study. The solid arrow illustrates the « scenario uncertainty »

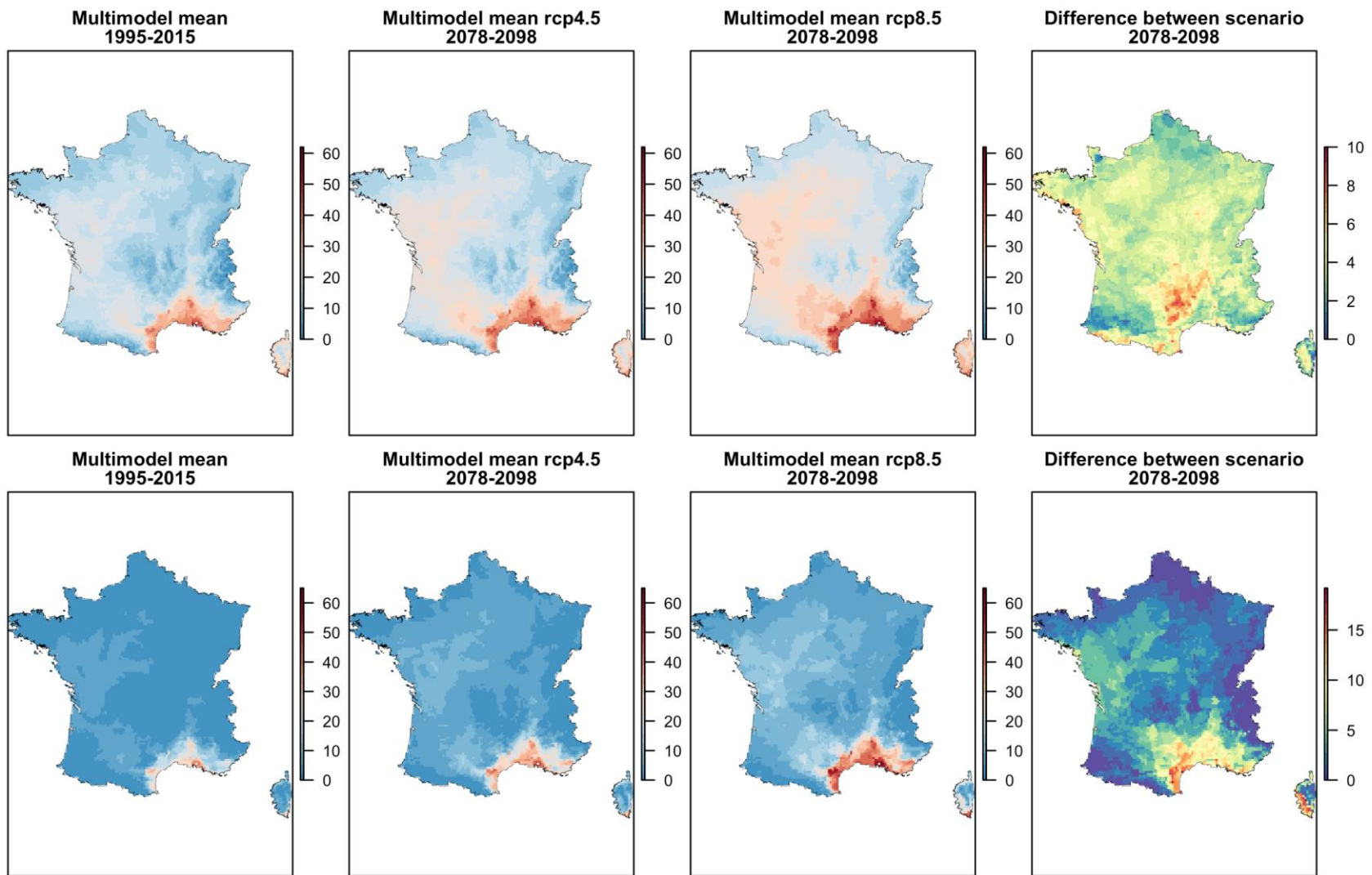
**Figure 2.S3** Illustration of the model spread, which is associated with model uncertainty for mean seasonal FWI (FWifs). Solid lines represent the rcp8.5 trend of each model considered in the study. Model uncertainty rises as the differences between models amplify

**Model spread (scenario rcp8.5)**



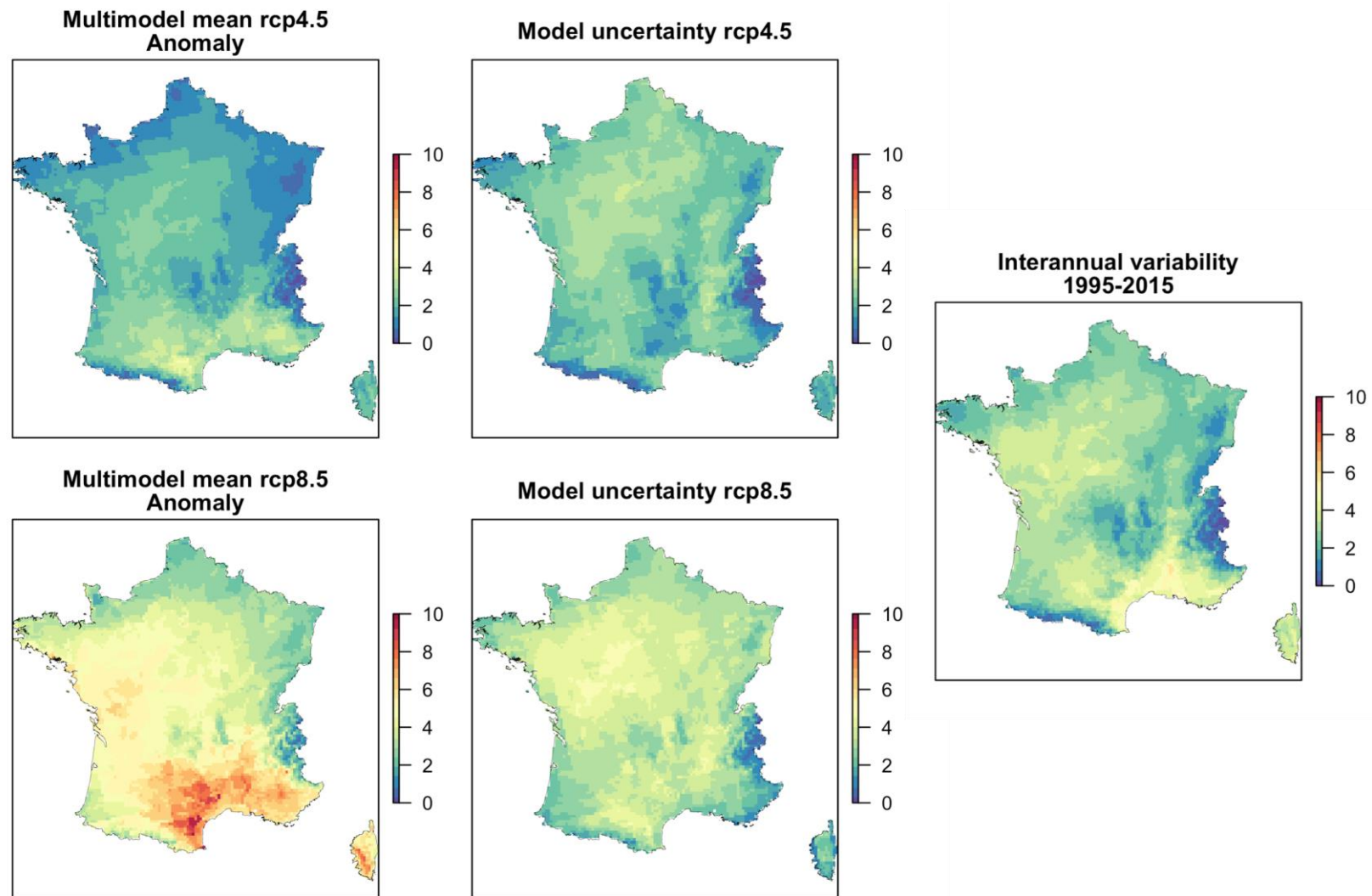
*Table 2.S2 Date of emergence for each FWI metric, under rcp8.5. Associated mean summer (resp. annual) warming over France is indicated*

<b>FWI metric</b>	<b>FOT30</b>	<b>FWifs</b>	<b>FWI90</b>
<b>Date of emergence</b>	2055	2059	2064
<b>Associated summer warming (June-Sept)</b>	+ 1,78°C	+ 2,01°C	+ 2,35°C
<b>Associated annual warming</b>	+ 1,57°C	+ 1,72°C	+ 1,99°C

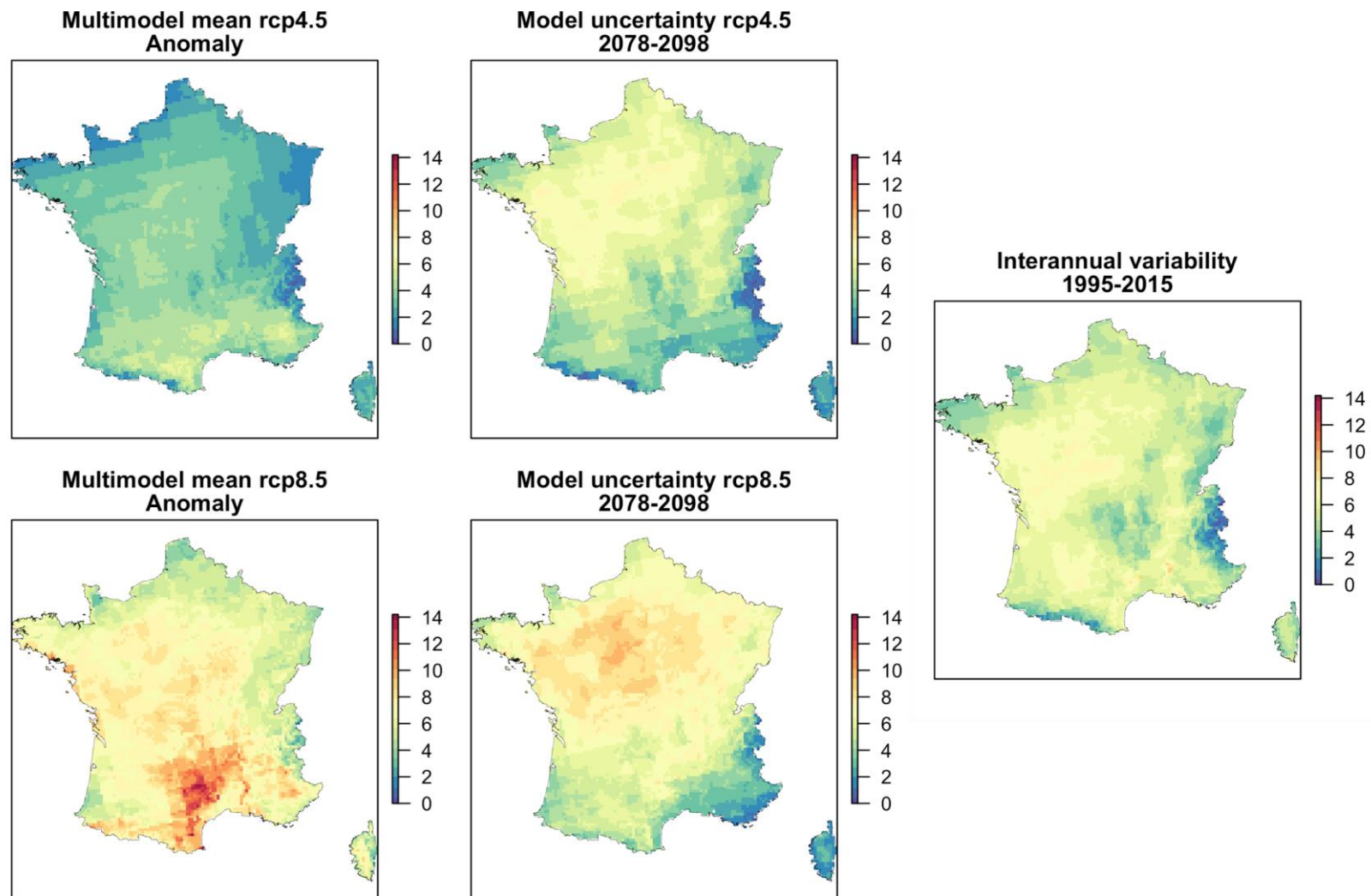


*Figure 2.S4 Evolution of the spatial distribution of the 90<sup>th</sup> percentile of FWI (FWI90, top) and the number of days with an FWI over 30 (FOT30, bottom) during fire season between historical and future periods under the two scenarios, and the corresponding difference between scenario*

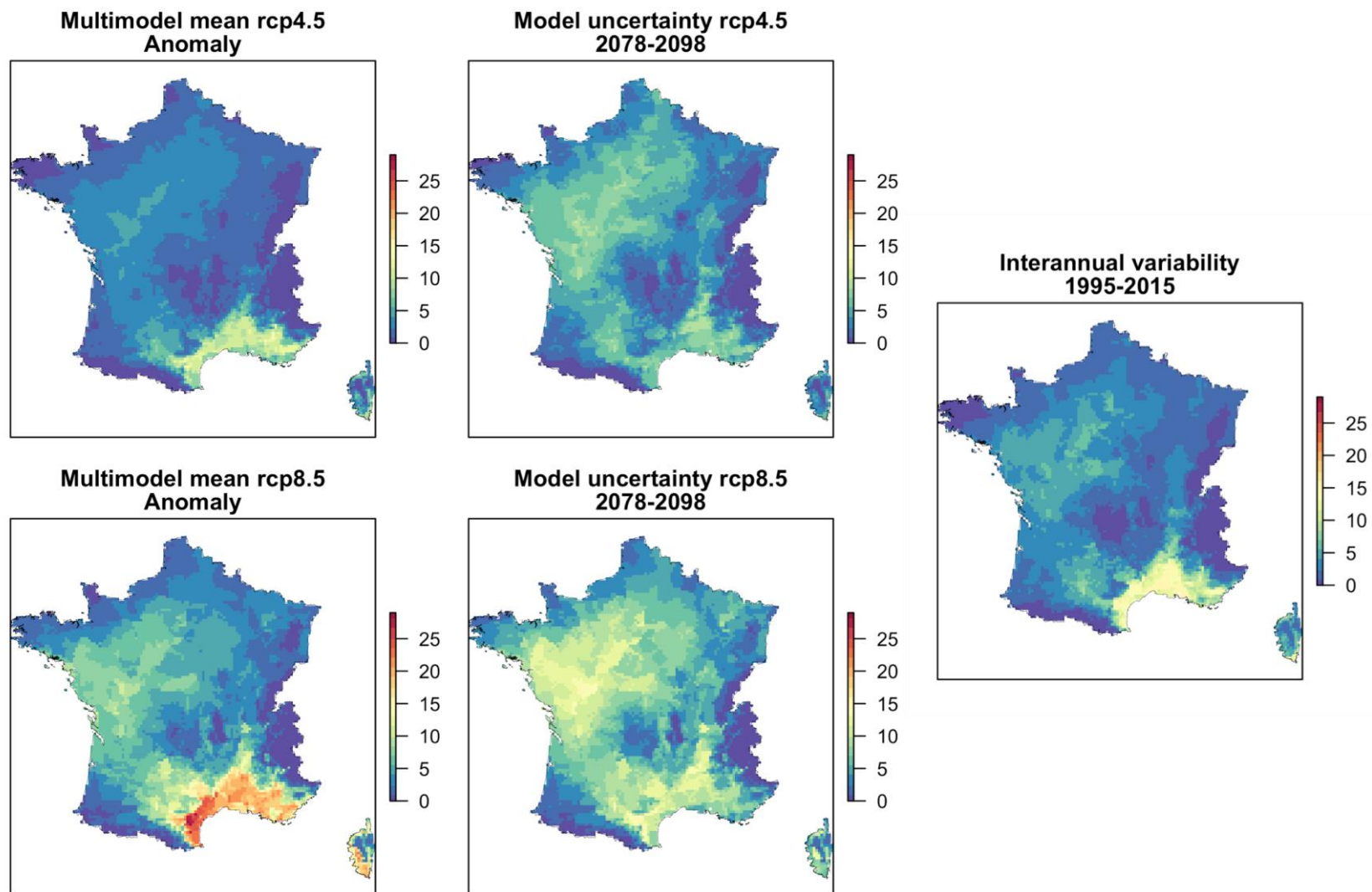




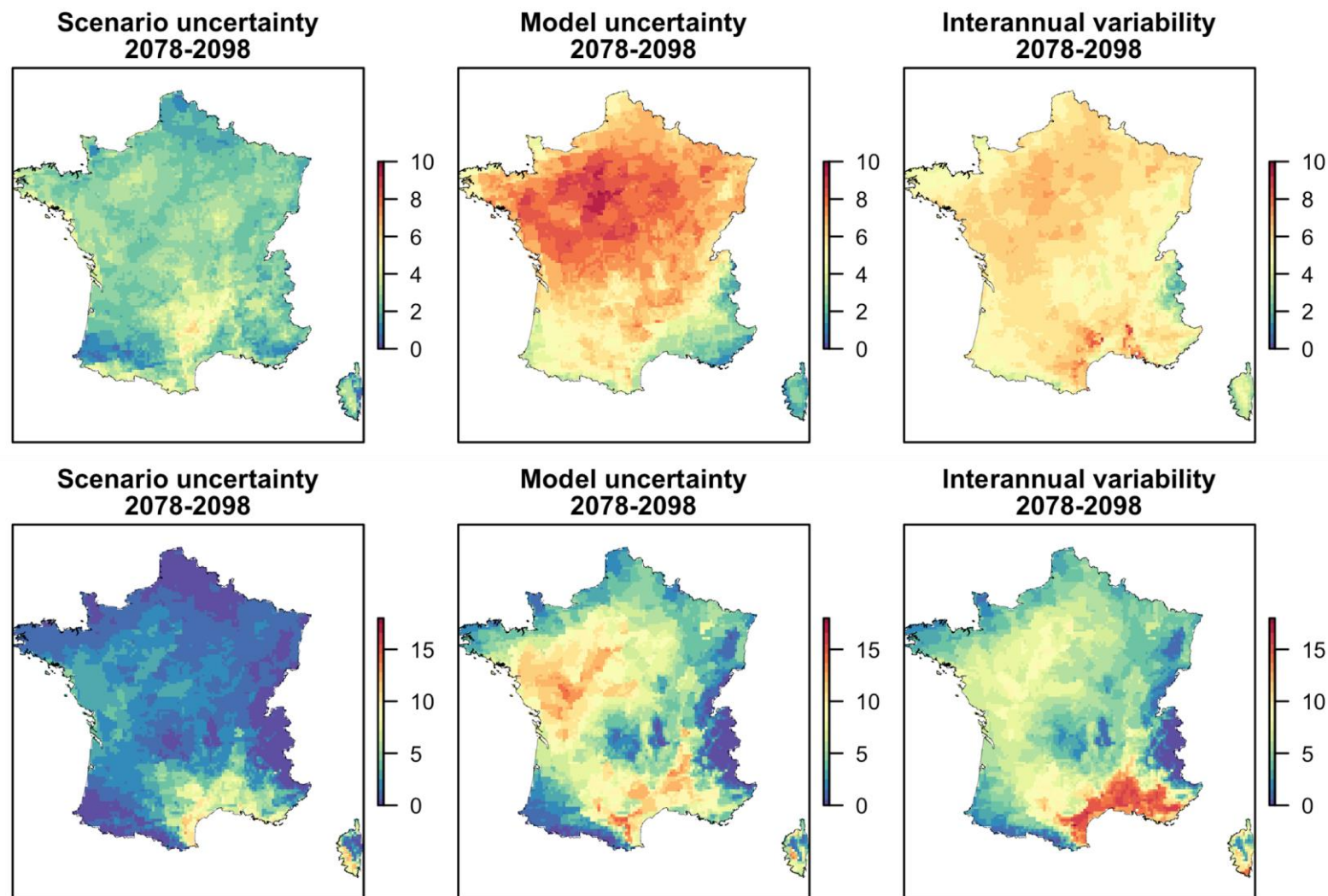
*Figure 2.S5* Anomalies of mean seasonal FWI (FWI<sub>f</sub>s) for both scenarios, compared with future model uncertainty (2078-2098) and the interannual variability observed during historical period. All maps are drawn on the same scale to ease comparisons



**Figure 2.S6** Anomalies for both scenarios for 90<sup>th</sup> percentile of FWI (FWI90) during fire season. Comparison with the model uncertainty during the future (2078-2098) period, and the interannual variability observed during historical period. All maps are drawn on the same scale to ease comparability



**Figure 2.S7** Anomalies for both scenarios for number of days with an FWI over 30 (FOT30) during fire season. Comparison with the model uncertainty during the future (2078-2098) period, and the interannual variability observed during historical period. All maps are drawn on the same scale to ease comparability



**Figure 2.S8** Range of the different sources of uncertainties for the 90<sup>th</sup> percentile of FWI (FWI90, top) and number of days with FWI over 30 (FOT30) during fire season. Maps display the mean value of each pixel on a future period (2078-2098)

### **Explanatory text accompanying Figures 2.S10 and 2.S11**

Projected climatic change for different climatic variables and FWI subcomponents is shown in Figures S10 and S11, which plot mean anomalies between historical (1995-2015) and future (2078-2098) periods, as a function of the day of the year (DOY). The seasonal pattern of anomalies explains the trend observed in the 3 FWI-related metrics. A clear increase in temperature is thus observed in all models, though the amplitude and seasonal pattern of this increase vary according to the model. Most models show an important FWI increase in end-summer and autumn: at this season, high increase in temperature concurs with important deficit in relative humidity and/or precipitation, and stable wind speed. This leads to a sudden increase of two subcomponents of the FWI related to medium- and long-term drought (DMC and DC).

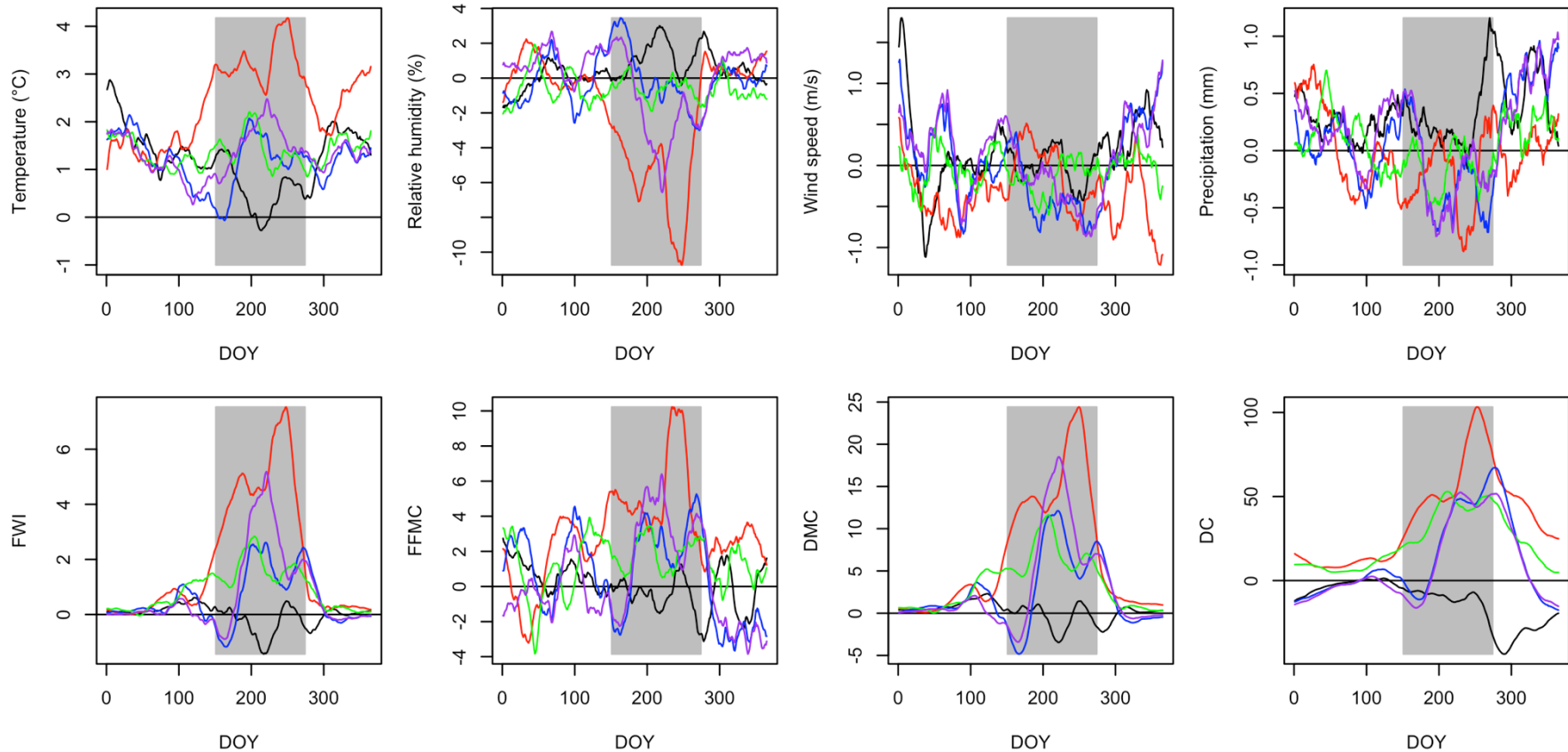
However, GCM-RCM couples show different behaviours, comforting in our model selection. CNRM confirms its specificity, being the only model to predict an increase in mean precipitation over the 21<sup>st</sup> century.

It is also interesting to note that the choice of RCM can have a strong impact, MPI ESM RCA4 differing notably from the two runs of MPI ESM REMO2009, especially for rcp8.5. For this scenario, the predictions of MPI ESM RCA4 tend to converge with those of HadGEM RCA4.

Finally, we also note that two realisations of a same GCM-RCM couple (MPI ESM REMO2009 r1 and r2) can present important differences.

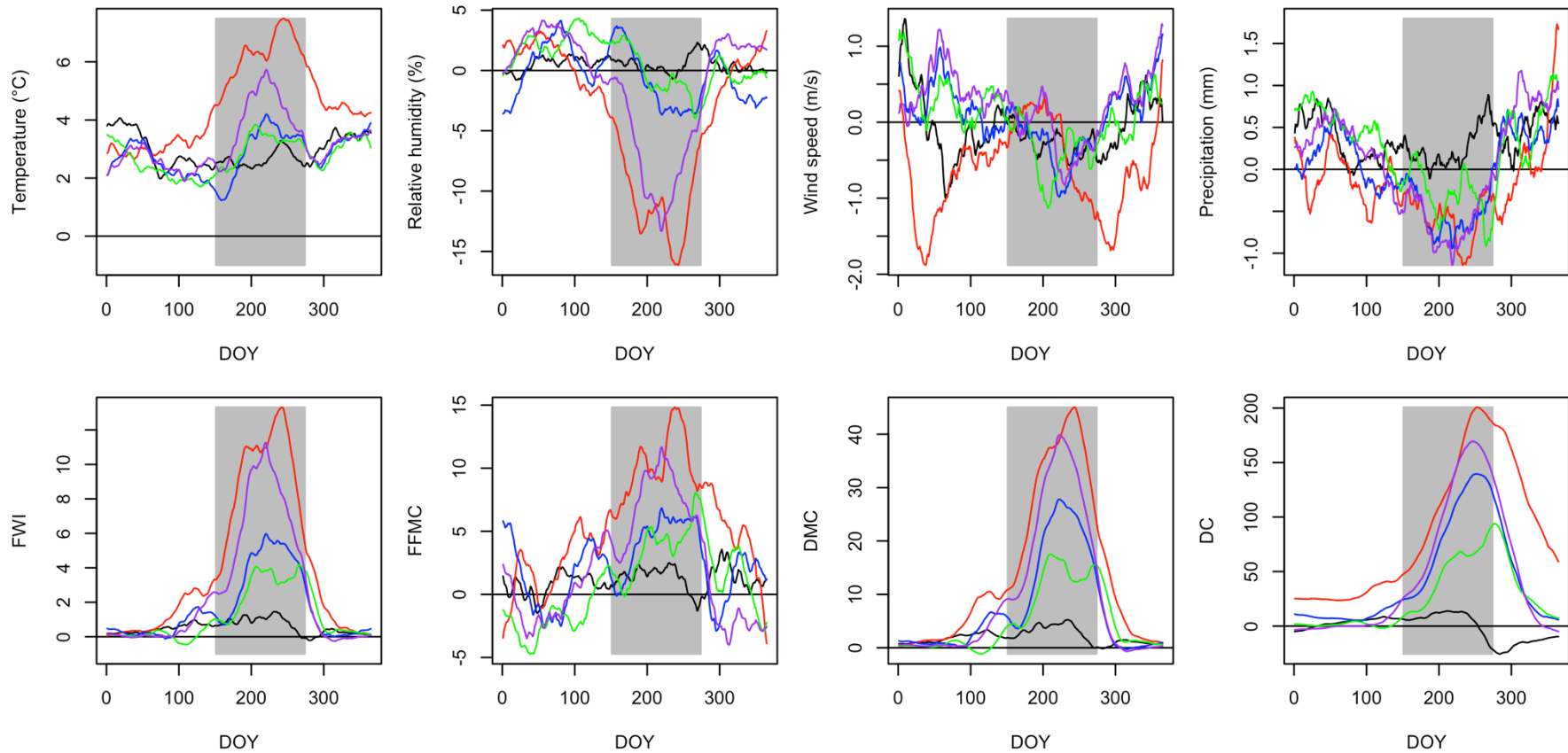


### Anomalies for rcp4.5



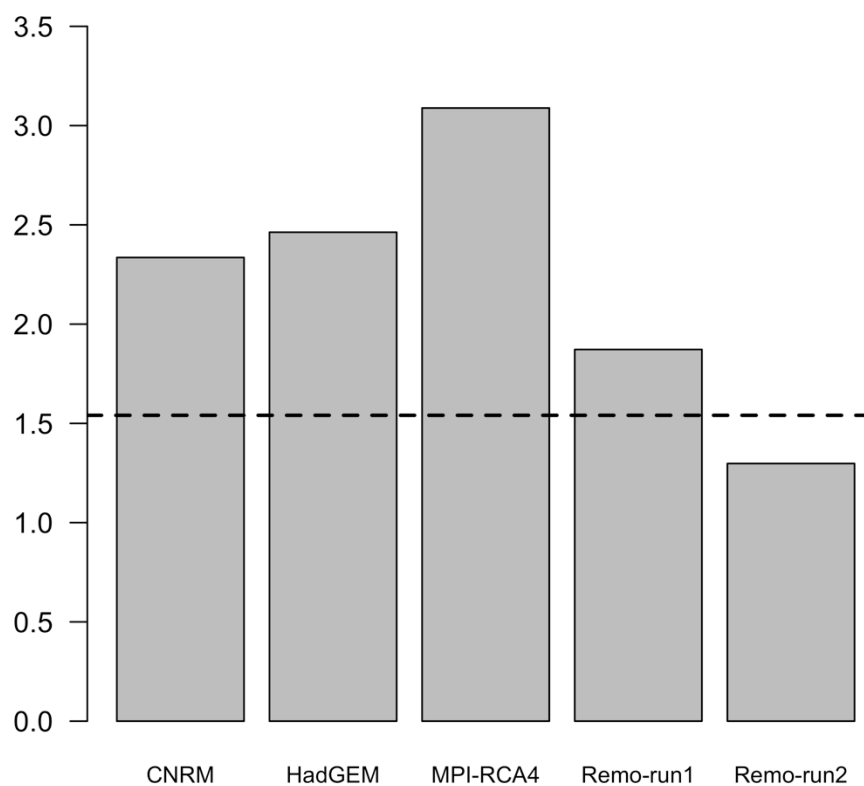
**Figure 2.S9** Anomalies of climatic variables and FWI system components, averaged over France. Anomalies are computed as difference between future (2078-2098) and historical (1995-2015) periods. The time series were first smoothed on a monthly timescale before computing the anomaly. Each solid line represents a climatic model under scenario rcp4.5: in black CNRM RCA4, in red HadGEM RCA4, and in blue, green, and purple MPI ESM with RCA4 or REMO2009 run 1 or 2. HadGEM stands out with higher temperature, lower relative humidity, and a peak in all values of the FWI system components during the summer end and beginning of the autumn. At the other end of the range of our model selection, CNRM RCA4 is the only model that predicts a global increase in precipitation and a slight decrease in FWI values. The grey shaded area indicates the limits of the fire season (June-September)

### Anomalies for rcp8.5



**Figure 2.S10** Same as Figure S10 but for scenario rcp8.5. All models exhibit similar behaviours -but with an increase more marked in summer and autumn- for the FWI system components, with different magnitudes. CNRM RCA4 is again the only one that diverges from other models, especially for the Drought Code. HadGEM RCA4 exhibits a specific pattern with decreasing wind in autumn and winter, which is not shown by any other model. HadGEM RCA4 and MPI ESM RCA4 also both show an important decrease in summer relative humidity values, that could partly explain their high summer values of FWI. The grey shaded area indicates the limits of the fire season (June-September).

### Interannual variability for each model 1995-2015



**Figure 2.S11** Comparison of the interannual variability of each model averaged over France for historical period (1995-2015). The reference is the Safran reanalysis (black dashed line). An overestimation is observed for four of the five models, and is markedly high for MPI-ESM-RCA4



### 3 Zoom sur la zone Méditerranéenne

La zone méditerranéenne se démarque dans les cartes nationales montrées dans l'article par différents aspects :

- Elle connaît des niveaux de danger déjà élevés aujourd'hui (3 à 6 fois plus forts qu'ailleurs sur le territoire).
- Une augmentation des valeurs de FWI très importante y est projetée (la plus élevée en valeur absolue sur toute la France).
- L'incertitude modèle y est faible comparativement au reste du territoire.
- Les différences entre scénarios d'émission de GES sont importantes.

Nous avons donc produit des cartes zoomées sur cette zone, dite « Prométhée », afin d'affiner la distribution spatiale des projections et des incertitudes qui y sont associées.

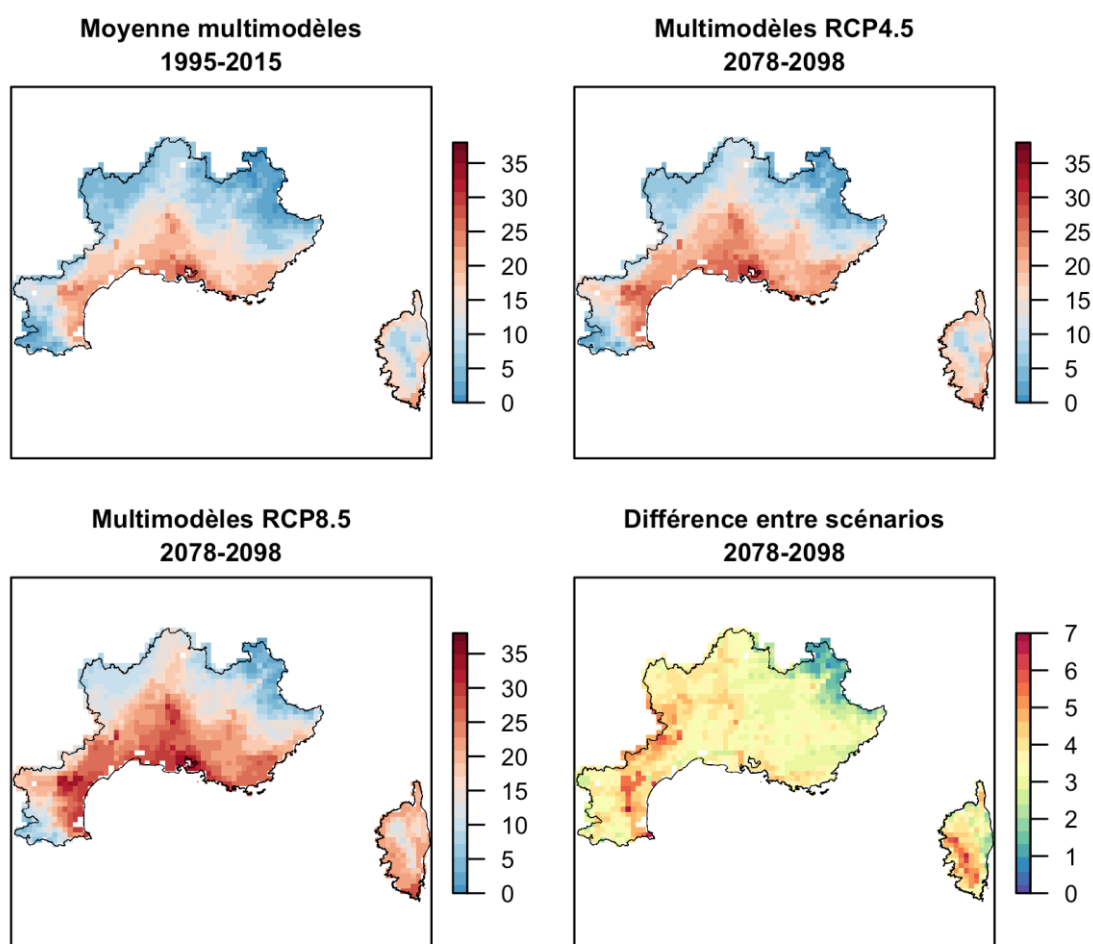


Figure 2.7 Évolution de la distribution spatiale des valeurs de FWI moyennes saisonnières (juin à septembre) entre la période historique et la période future sous deux scénarios d'émission de GES, pour chacun des pixels de la zone méditerranéenne française. La différence entre scénarios est également représentée.

On observe sur la Figure 2.7 que le risque s'étend vers le Nord dans l'axe de la vallée du Rhône et en direction de l'arrière-pays du Languedoc Roussillon et de l'Ardèche. Le niveau de danger estival augmente fortement, avec des valeurs moyennes de FWI de l'ordre de 25 à 35 sur la période allant de juin à septembre. L'augmentation est marquée sur certaines zones historiquement touchées par de très grands feux, comme le Var ou la Haute-Corse (départements aux bilans particulièrement lourds en 2003).

La carte montrant les différences entre scénarios (Figure 2.7, en bas à droite) met en évidence que les plus forts contrastes apparaissent sur l'arrière-pays languedocien et dans le Sud de la Corse. La région Occitanie connaît depuis la dernière décennie une dynamique d'augmentation du nombre de feux et de surfaces brûlées. Cette dynamique pourrait donc s'aggraver dans les décennies à venir du fait de conditions climatiques plus propices aux feux, et ce d'autant plus si le scénario d'émission de GES le plus pessimiste est suivi. En revanche, l'adoption d'une trajectoire limitant les émissions serait particulièrement bénéfique pour cette région en diminuant substantiellement l'augmentation attendue.

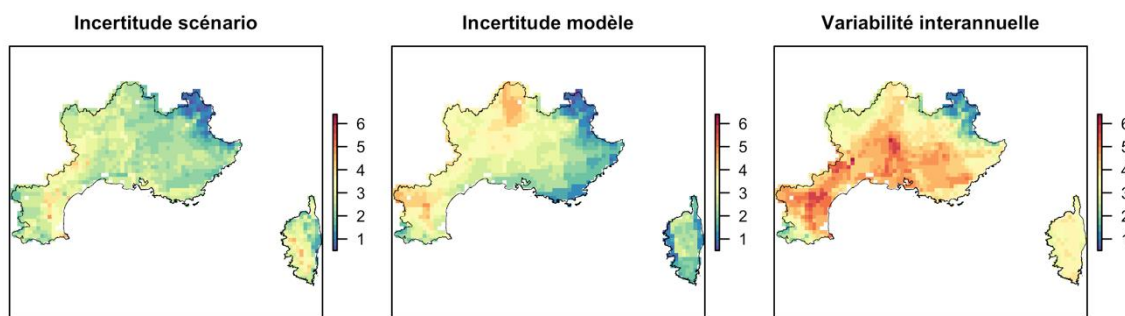


Figure 2.8 Amplitude des différentes sources d'incertitude pour le FWI moyen de la saison estivale. Les cartes montrent la valeur moyenne de l'incertitude pour chaque pixel pendant la période future (2078-2098).

La Figure 2.8 permet de comparer les proportions relatives des différentes sources d'incertitude au sein de la variance totale observée à la fin du siècle. On observe que la variabilité interannuelle est la source maximale d'incertitude à horizon 2100 en région méditerranéenne, l'incertitude scénario et l'incertitude modèle restant d'amplitude moindre en comparaison. On note également que le degré d'accord entre modèles est meilleur dans la partie orientale de la région.

## 4 Conclusion

L'augmentation généralisée du danger à l'échelle du territoire français projetée par le rapport Chatry est confirmée par les résultats de notre étude. L'extension potentielle du risque dans l'arrière-pays méditerranéen et en zone ligérienne a également été mise établie, en particulier dans le cas du scénario d'émission de GES le plus pessimiste.

L'approche multi-modèle utilisée et la partition des différentes sources d'incertitudes a permis de mettre en évidence que la zone d'extension dans l'Ouest de la France révélé par le rapport Chatry fait partie des zones où l'incertitude modèle est la plus importante. A l'inverse, la région méditerranéenne (où le risque est déjà fort) présente l'augmentation du risque la plus importante au niveau national, et ce avec un bon degré d'accord entre modèles. En particulier, la tendance à l'augmentation de l'activité observée dans le Languedoc pourrait se poursuivre, le « choix » de la trajectoire d'émission étant particulièrement crucial pour cette partie de la région méditerranéenne. Les fluctuations interannuelles du danger d'incendie vont cependant demeurer très fortes, risquant de brouiller pendant les décennies à venir la perception de l'aggravation, pourtant réelle, des conditions météorologiques.

Cette étude permet d'apporter une première réponse à la question de l'extension du risque incendie à horizon 2100 en France. L'enveloppe climatique propice au feu va s'étendre, malgré de fortes fluctuations entre années, et les zones expérimentant déjà un risque important vont connaître les conditions climatiques les plus sévères. Cependant, certaines limites peuvent être soulevées. Nous avons fait le choix de restreindre le nombre de modèles à 5 couples GCM-RCM, en maximisant la variabilité associée au modèle climatique global (3 GCM différents pour seulement 2 RCM différents). Ce choix nous a semblé raisonnable, car des études passées ont pu montrer que les modèles globaux exerçaient une forte contrainte sur les trajectoires climatiques résultantes de la chaîne GCM-RCM. Ces études concluaient que l'incertitude entre GCM dominait l'incertitude issue des RCM dans les études d'impact (Glotter et al. 2014). Par ailleurs, au moment où nous avons téléchargé les données, les combinaisons GCM-RCM disponibles étaient fortement contraintes par la disponibilité en RCM, trop faible pour pouvoir quantifier l'incertitude associée à ce choix. Si à l'avenir une plus grande diversité de combinaisons est disponible, il serait intéressant de quantifier les incertitudes respectivement associées au choix du GCM et du RCM. Par ailleurs, les données climatiques sont apparues très biaisées, en particulier sur les précipitations et la vitesse du vent (Annexe 3), rendant l'étape de correction de biais nécessaire. Bien qu'indispensable, cette étape peut avoir un impact fort, et difficile à contrôler, sur le signal de changement climatique projeté

(Cannon et al. 2015). La méthode que nous avons utilisée est robuste, mais elle présente l'inconvénient d'être univariée (ce qui signifie que les variables climatiques sont corrigées indépendamment, une à une). Des méthodes de correction multivariées sont actuellement en cours de développement (Cannon 2018; Vrac 2018), et semblent très prometteuses pour notre cas d'étude. En effet, concernant le risque incendie, c'est bien la conjonction de conditions météorologiques particulières (absence de précipitation, température élevée, vent violent, humidité relative) qu'il est essentiel de prévoir.

Enfin, notre approche ne tient pas compte des facteurs non climatiques qui pourraient moduler la traduction d'un danger météorologique croissant en activité de feu réelle. En effet, le FWI ne représente qu'imparfaitement les conditions méditerranéennes, ayant été conçu et calibré au Canada sur des types de combustible très différents. Par ailleurs, l'activité est principalement déterminée par la présence de combustible et de sources d'ignition, les conditions météorologiques de danger élevée n'étant qu'une condition nécessaire (mais non suffisante) à l'apparition et au développement d'un feu. Ces points seront précisés dans le chapitre suivant, traitant de la transformation de projections d'un indice de danger de feu en activité attendue.

# Chapitre 3 : Construction d'un modèle probabiliste d'activité de feu à partir du FWI quotidien

## 1 Introduction

Nous avons discuté dans le précédent chapitre des apports des projections d'indices de danger tels que le FWI sur la connaissance du risque futur d'un point de vue climatique. Cependant, des limites ont été soulevées concernant cet indice, en particulier la difficulté de transcrire en termes d'activité de feu la tendance à l'augmentation des indices de danger indiquée par les modèles climatiques. La confrontation des valeurs historiques de FWI moyen et de nombre de feux de plus d'1 ha entre 1995 et 2015 sur le Sud-Est de la France (Figure 3.1) illustre qu'un indice de danger météorologique moyenné ne peut être utilisé seul comme prédicteur de l'activité.

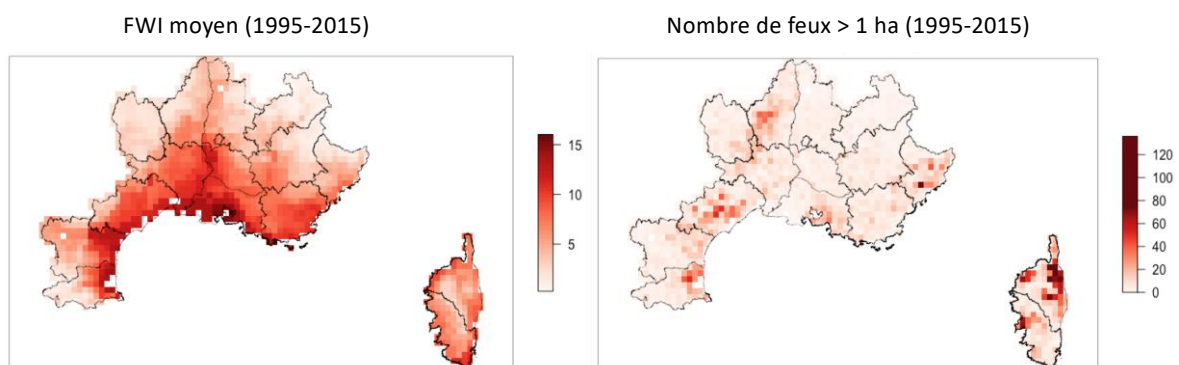


Figure 3.1 : Comparaison des valeurs moyennes de FWI et de nombre de feux > 1 ha observés sur la zone méditerranéenne entre 1995 et 2015. La valeur moyenne par pixel calculée toute l'année est représentée.

Ce résultat, obtenu à partir du FWI, est attendu, dans le sens où l'indice n'a historiquement pas été construit dans l'optique d'être agrégé temporellement ou spatialement (Van Wagner 1987). En effet, il est ajusté sur l'intensité du feu attendue dans un certain type de combustible utilisé comme standard. Cette grandeur n'est pas additive, contrairement à des métriques d'activité de feu (nombre de départs, surfaces brûlées). C'est dans ce but qu'un autre indice a été développé, plus en adéquation avec une mesure de difficulté de contrôle du feu par les services de lutte : le Daily Severity Rating (DSR). Il s'agit d'une fonction puissance du FWI, dont l'équation a été ajustée sur les données d'activité canadiennes. Son utilisation est moins fréquente que celle du FWI dans les études de projection européennes (mais voir Bedia et al., 2014, et Amatulli et al., 2013, où il est calculé dans une optique de comparaison avec le FWI).

Nous proposons, en utilisant une base enregistrant les feux en région méditerranéenne française, d'ajuster un modèle prédisant des métriques d'activité de feu sous climat futur.

Dans l'optique d'améliorer le dire du risque, nous avons construit un modèle reliant FWI et activité de feu observée en région méditerranéenne française. Un des buts était d'objectiver la part attribuable au climat dans le signal feu existant. Cette approche nous a permis de mettre en évidence deux points marquants : la non-linéarité reliant le FWI et le nombre d'occurrences > 1 ha, et l'importance de la prise en compte des facteurs spatio-temporels. Ces deux éléments modifient considérablement les résultats obtenus à l'échelle de la zone méditerranéenne en projections, comparativement à une approche utilisant directement des métriques de danger comme le FWI. Sous scénario pessimiste, l'augmentation des surfaces brûlées projetées est ainsi trois fois plus importante que l'augmentation de FWI moyen.

Le chapitre commence par la présentation de Prométhée, la base de données méditerranéenne enregistrant les observations de feux depuis 1973, et qui a permis l'ajustement de ce modèle. La construction du modèle, sa confrontation aux données historiques, ainsi qu'un exemple d'utilisation en projection avec un modèle climatique seront présentées dans la suite du chapitre. Les projections d'activité seront comparées aux indices agrégés dérivés du système canadien (FWI et DSR) pour en discuter la pertinence. La partie centrale de ce chapitre se présente sous la forme d'un article, qui n'a pas encore été soumis à l'heure actuelle.

## **2 Présentation de la base de données Prométhée**

### **2.1 Contexte**

La base de données Prométhée (<http://www.promethee.com/>) enregistre depuis 1973 les observations de feux des départements des régions Provence-Alpes-Côte d'Azur, Corse, de l'ancienne région Languedoc-Roussillon, ainsi que la Drôme et l'Ardèche. Elle rassemble donc les données de 15 départements du Sud-Est de la France.

Sur cette zone, les deux dernières décennies ont montré une diminution significative de l'activité de feu (occurrence, surface brûlée) par rapport aux décennies précédentes (voir Chapitre 1, §2.1.1). L'année 2003 fait cependant exception (Figure 1.3).

D'un point de vue spatial, les feux se distribuent de manière hétérogène sur la zone (Figure 3.2). On remarque des densités plus importantes sur la zone des Cévennes, le Sud des Alpes-

Maritimes, les Bouches-du-Rhône, le Nord-Est de la Corse, ainsi que les plaines de l'Hérault et du Roussillon. Les zones montagneuses, la Drôme, le Vaucluse et la Camargue présentent comparativement une densité de feu plus faible.

### Localisation spatiale des feux (1995-2015)

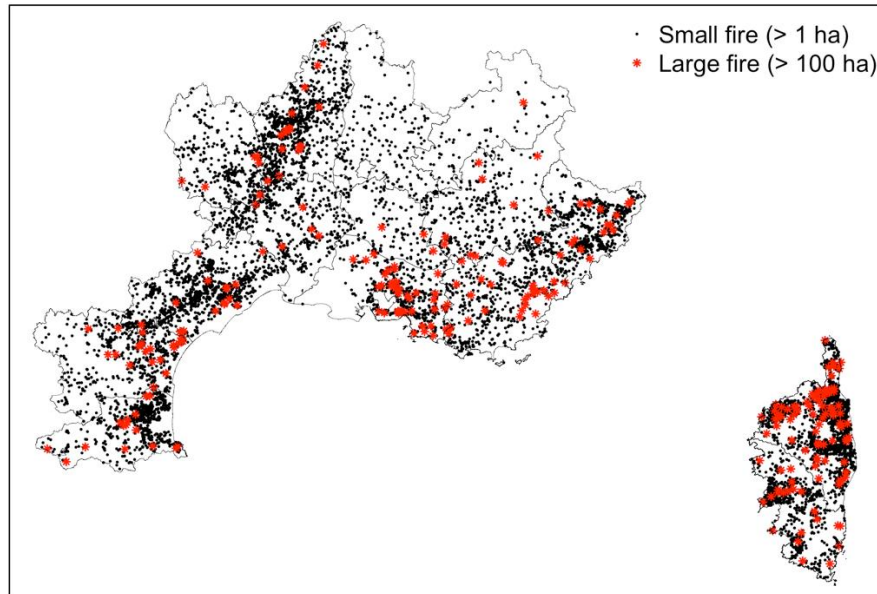
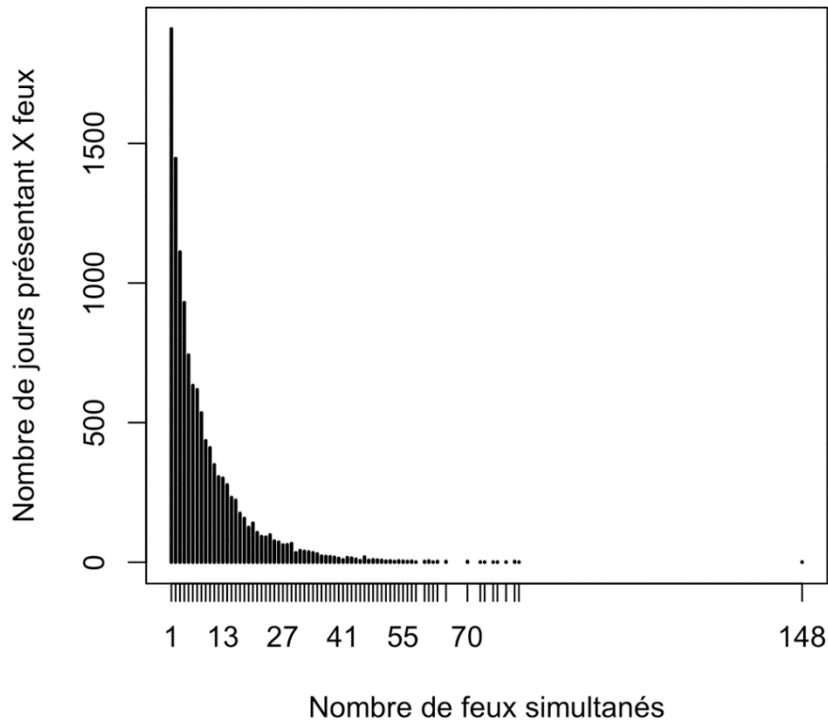


Figure 3.2 : Distribution spatiale des feux ayant parcouru plus d'1 ha sur la zone Prométhée entre 1995 et 2015. Les grands feux (> 100 ha) sont représentés en rouge. Des patrons spatiaux sont clairement visibles, certaines zones montrant des densités de feu très élevées.

## 2.2 Simultanéité des feux

L'exploration de la base révèle des feux très agrégés temporellement : en moyenne chaque jour présent dans la base (« jour à feu ») a présenté 15 feux simultanés, peu importe leur taille. Certains jours exceptionnels présentent même un nombre de feux impressionnant. Le 04/09/1992 a par exemple été le théâtre de 148 feux sur la même journée dans toute la zone Sud. Quand on regarde la fréquence des jours classés en fonction du nombre de feux simultanés dont ils ont été le théâtre (Figure 3.3), on observe une belle décroissance régulière de leur nombre, avec une queue très lourde.

Au cours de la période s'étendant de 1973 à 2015, 80% des jours ont présenté au moins une occurrence (12 256 jours présentent au moins un feu, sur une période de 15 340 jours). Cette proportion reste assez stable au cours de la période (respectivement 83% et 76% des jours avec au moins une occurrence sur 1974-1994 et 1995-2015).



*Figure 3.3 : Distribution des jours à feu dans la base en fonction du nombre de feux simultanés s'y étant déclarés. Le 04/09/1992, qui avait été le théâtre de 148 feux, se retrouve tout à droite de cette courbe. Tous les feux sont inclus, sans seuil de taille minimale parcourue.*

La Figure 3.4 présente la relation entre le nombre de feux simultanés observés au cours d'une journée, et la taille moyenne de ces feux. Cette courbe ressemble aux courbes d'occurrences cumulées par classe de FWI (non montrées) : la taille moyenne de chaque feu semble augmenter très clairement quand on augmente le nombre de feux simultanés, et cette augmentation est particulièrement monotone et régulière pour les jours comprenant de 1 à 20 feux simultanés (très grande majorité des jours, voir Figure 3.3). On observe ensuite une très grande dispersion des points pour les jours présentant un nombre plus important de feux simultanés (ce qui est lié au faible effectif de ces jours comparativement aux jours présentant peu de feux simultanés). Le rassemblement de ces points en catégories plus larges (par exemple tous les jours comprenant entre 30 et 40 feux simultanés) permettrait sans doute de lisser ces fluctuations en augmentant les effectifs, et de montrer que cette tendance à l'augmentation se prolonge.

Cette relation entre simultanéité des feux et taille était attendue. Elle est probablement explicable à la fois par les conditions météorologiques observées lors des jours présentant beaucoup de départs (valeurs de FWI plus élevées), mais aussi par un seuil de « dépassement » des capacités des forces de lutte et de prévention, qui ne peuvent pas se



mobiliser sur tous les feux s'il y a trop de départs en simultané, en particulier si ces départs sont très dispersés sur le territoire (entre la Corse et le continent par exemple). La contribution respective de ces deux effets reste cependant difficile à isoler en l'état.



*Figure 3.4 : Relation entre le nombre de feux simultanés observés dans la journée (tous les départs sont comptabilisés, indépendamment de leur taille) et la taille moyenne de ces feux. La courbe est très bruitée pour les nombres de feux simultanés importants, du fait de la faible fréquence de jours concernés.*

### 2.3 Évolution saisonnière des occurrences et des surfaces brûlées

La Figure 3.5 illustre la présence de deux pics d'activité pour les occurrences de feux > 1 ha : en fin d'hiver (février-mars) et pendant l'été (juillet-août). Concernant les surfaces brûlées, elles sont très concentrées en juillet-août, avec quelques valeurs importantes en septembre (années exceptionnelles).

Depuis les années 1980-1990, on observe une diminution importante du nombre d'occurrence en été et début d'automne, alors qu'elle n'est que faible sur le pic de feux de fin d'hiver.

Du fait du seuil à 1 ha utilisé, l'effet sur le nombre de feux peut être à la fois dû à une pression d'ignition plus faible (moins d'activités en forêt, plus de sensibilisation) et à une plus grande efficacité de la lutte (réduction de la taille des feux suite aux attaques sur feux naissants).

Le pic sur les surfaces n'est pas visible en hiver pour une question d'échelle : une échelle différente ferait apparaître un maximum local en mars. Beaucoup d'études européennes ont fait l'hypothèse de négliger ces feux d'hiver pour modéliser le risque passé ou évaluer le risque futur étant donné leur faible contribution au bilan annuel de surfaces brûlées. Cette hypothèse ne reste cependant valable que sous réserve qu'on ne dépasse pas des seuils rendant plus difficiles le contrôle de ces feux, ce qui pourrait être le cas en climat futur. Nous avons préféré construire un modèle incluant donc ces feux d'hiver.

Concernant les surfaces brûlées, on observe une diminution marquée des surfaces brûlées cumulées en juillet et en août. Des niveaux historiques observés assez fréquemment (dizaines de milliers d'ha) ne sont reproduits entre 1995 et 2015 que ponctuellement lors d'années exceptionnelles (2003 par exemple).

La variabilité interannuelle est aussi extrêmement abaissée (interquartiles baissés d'un facteur 5). Le cas particulier de 2003 questionne quand même cette baisse de variabilité (i.e. les valeurs de 2003 doivent augmenter l'écart-type de la période 1995-2015 de manière sensible, sans changer les interquartiles).

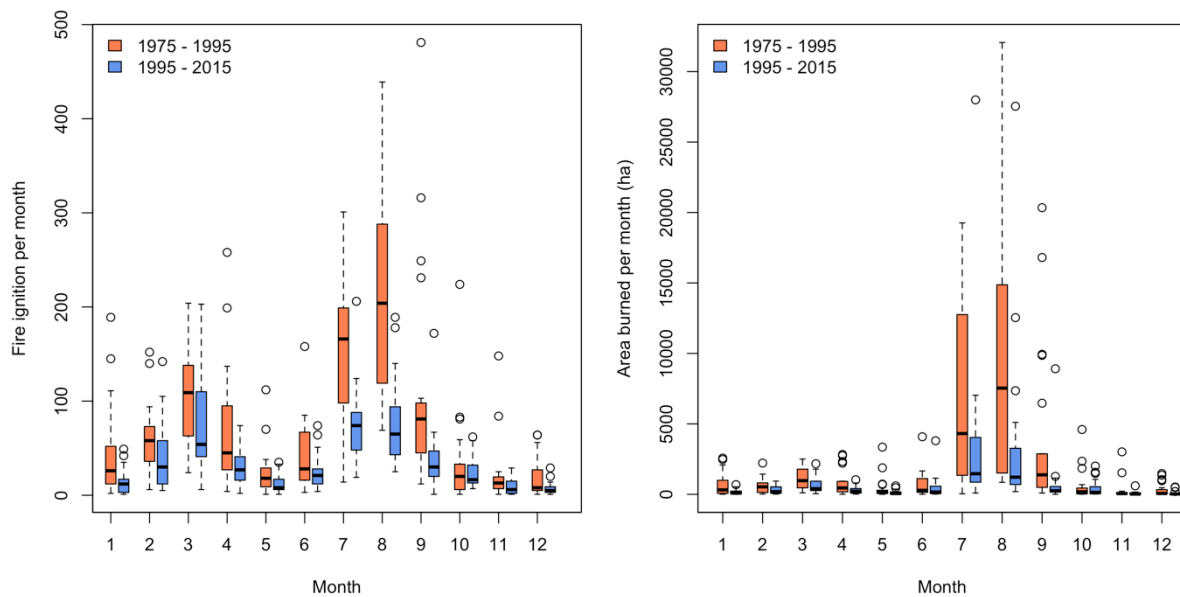


Figure 3.5 : Boxplots mensuels des nombres de feux (à gauche) et des surfaces brûlées (à droite) pour les périodes 1975-1995 et 1995-2015 sur la zone Prométhée. La taille des boîtes et des moustaches illustre la variabilité observée entre années. Une bimodalité marquée est visible, en particulier sur les nombres de feux.

## 2.4 Évolution des politiques de prévention et de lutte

Les figures précédentes ont souligné la diminution importante de l'activité visible dans les données à partir des années 1990. Cette évolution a été majoritairement attribuée à l'évolution des politiques de prévention et de lutte (Ruffault and Mouillot 2015; Fréjaville and Curt 2017), avec la définition d'une nouvelle doctrine : « l'attaque massive sur feu naissant ». Nous avons cherché à représenter l'influence de cette politique en comparant l'évolution des occurrences totales et des occurrences de feu ayant parcouru plus d'1 ha, l'idée sous-jacente étant que ces feux sont ceux sur lesquels cette nouvelle doctrine a été appliquée mais n'a pas été efficace, le feu « échappant ». La Figure 3.6 montre ainsi que les occurrences totales (toutes tailles de feu confondues) ont diminué entre les deux périodes considérées, et cette diminution concerne à la fois les feux estivaux et hivernaux. Cette évolution peut être reliée à une efficacité plus grande de la politique de prévention (moins de départs accidentels), mais aussi à quantité d'autres facteurs (évolution des usages, des paysages, des conditions climatiques, remplissage de la base, etc.). Toutefois, on observe que la diminution a été plus marquée pour les feux de plus d'1 ha. Cette différence souligne l'efficacité de la nouvelle politique mise en place, en particulier en été.

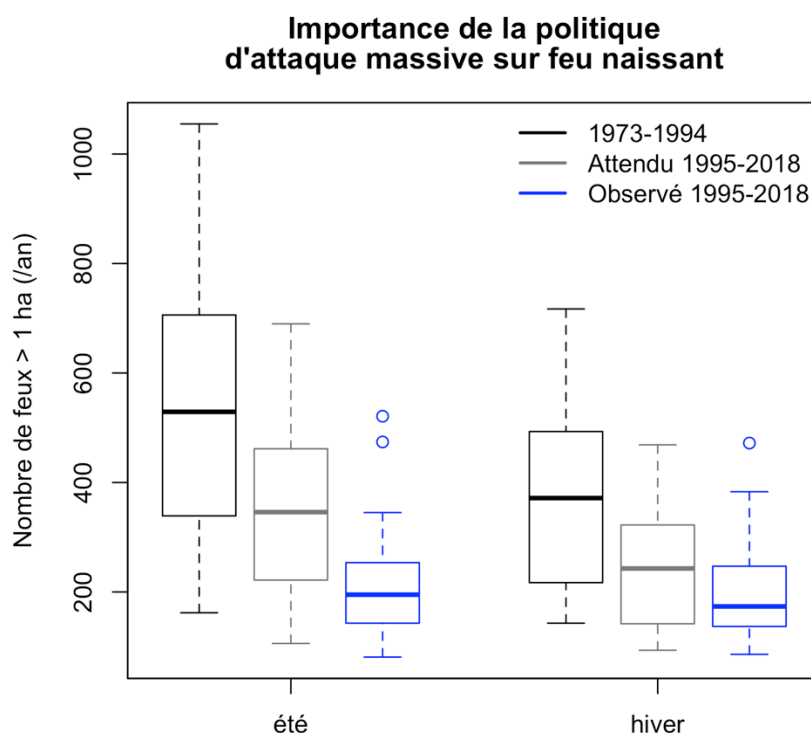


Figure 3.6 : Mise en évidence de la politique d'attaque massive sur feu naissant. Différents boxplots sont représentés, et permettent de comparer la distribution de nombre de feux > 1 ha observée entre 1973 et 1994, avec celle observée entre 1995 et 2018, et celle attendue pour cette période (baisse des occurrences constatées, toutes tailles de feu confondues). Les feux estivaux (juin à septembre) ont été distingués de ceux survenant pendant le reste de l'année.

## 2.5 Évolution au sein de grandes régions écologiques (GRECO)

Les feux se répartissent actuellement sur le territoire méditerranéen de manière hétérogène (Figure 3.1). Des résultats agrégés par grande région écologique (GRECO) sont présentés ici en résumé. La Figure 3.7 présente la situation géographique des cinq GRECO présentes dans la zone Prométhée. La GRECO Méditerranée est la plus importante en termes de superficie, suivie par la Corse et les Alpes.

Concernant l'activité de feu, la Figure 3.8 illustre à l'aide de boîtes à moustaches les occurrences et superficies brûlées chaque année au sein des cinq GRECO. La médiane de ces boîtes à moustaches indique la valeur d'activité correspondant à une année moyenne, et les valeurs exceptionnelles se rapportent aux années les plus à risque (notamment 2003). Une grande taille de boîte est donc révélatrice d'une forte variabilité interannuelle au sein de la GRECO considérée. Les chiffres ont été rapportés à 100 km<sup>2</sup> combustibles afin de tenir compte des superficies forestières différentes entre les GRECO. Comme attendu, les GRECO les plus montagneuses présentent une activité moins importante. La GRECO Massif Central est intermédiaire, avec des surfaces brûlées relativement faibles. Les GRECO Méditerranée et Corse sont les deux GRECO présentant l'activité la plus importante, avec une très forte variabilité interannuelle concernant les occurrences et les surfaces en Corse. Les surfaces brûlées pour ces deux régions sont marquées par certaines années exceptionnelles, où les surfaces parcourues sont très élevées au regard du comportement moyen observé pendant les deux décennies étudiées.

Des résultats d'analyse de l'activité à une échelle plus détaillée (celle des sylvoécotésions définies par l'IGN) sont disponibles en Annexe 5. Ils permettent de détailler les disparités observées entre GRECO.

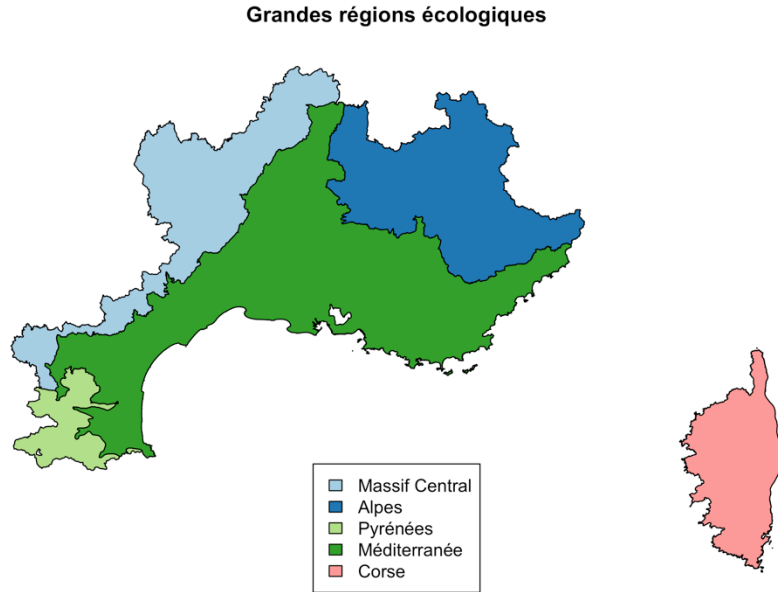


Figure 3.7 : Carte de situation des 5 grandes régions écologiques (GRECO) présentes dans la zone Prométhée

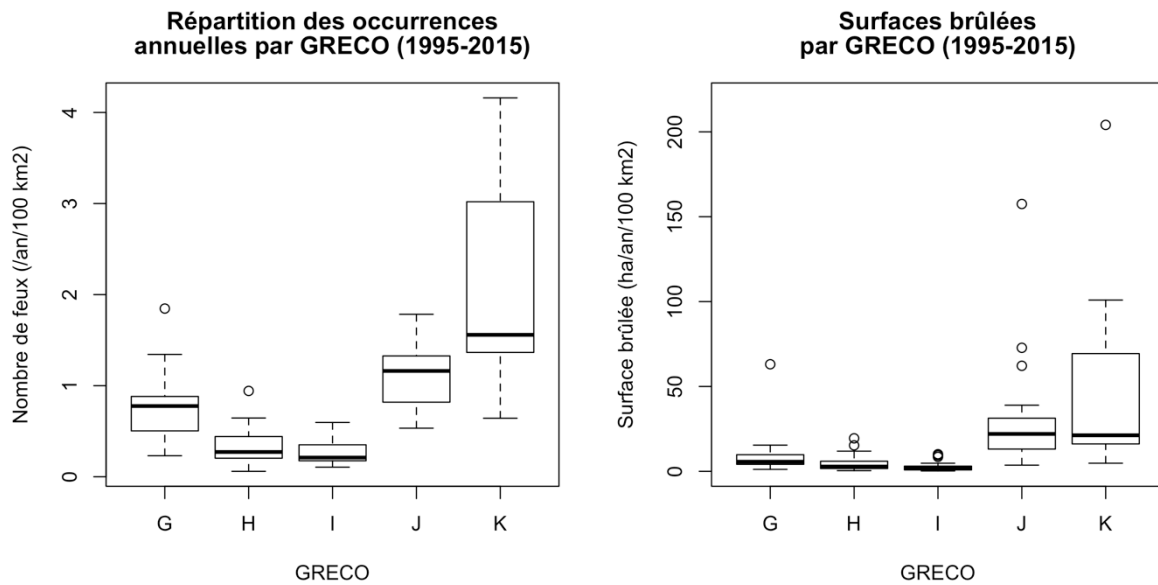


Figure 3.8 : Boxplots des occurrences et des surfaces brûlées annuelles par GRECO pour la période 1995-2015. Les données sont rapportées à 100 km<sup>2</sup> de surface combustible, pour prendre en compte les disparités de taille et de couverture forestière entre GRECO. Correspondances code-GRECO : G = Massif Central, H = Alpes, I = Pyrénées, J = Méditerranée, et K = Corse

### 3 Projected fire activities under climate change are sensitive to non-linearity and spatio-temporal factors of the fire-climate relationship

Fargeon H<sup>1\*</sup>, Opitz T<sup>2</sup>, Pimont F<sup>1</sup>, Martin N<sup>1</sup>, Ruffault J<sup>3</sup>, Dupuy JL<sup>1</sup>

<sup>1</sup> URFM INRA, Avignon, France

<sup>2</sup> BioSP INRA Avignon, France

<sup>3</sup> IMBE, Marseille, France

#### **Abstract**

Providing robust projections of wildfire activity is crucial for setting up adapting, mitigation and management solutions in a number of ecosystems worldwide, where climate-induced increase in wildfire activity are foreseen by the end the next century. However, current projections of fire activity suffer from limitations of the fire-climate relationships used for these projections, which most often confound the effects of climate on ignition and spread, and ignore spatio-temporal biases, uncertainty quantification and non-linearities in the relationship.

Here, we develop a probabilistic approach to model daily fire occurrence and burnt areas as the outcome of a marked point process in which individual fires are the points and fire sizes are the marks. A space-time resolved Bayesian probabilistic model is adjusted to gridded data using the integrated nested Laplace approximation (INLA) combined with the Stochastic Partial Differential Equation (SPDE) approach. The approach uses the Fire Weather Index (FWI) as the main explanatory variable. In addition, forest cover, but also seasonal and spatial residuals are included to improve the consistency of the relationship between climate and fire activity. The approach is applied at a regional scale, in Mediterranean Southern France. It is then used to project fire activity and uncertainty under future climate simulated by a climate model, in terms of fire numbers and burnt areas, which are more straightforward to upscale spatially and temporally than projections of FWI.

Although the probabilistic approach underestimated observed fire activity during a critical year such as 2003, the general agreement between observed and modelled activities in the past were very satisfactory, in terms of annual variations and seasonal and spatial patterns. Our enhanced projections obtained from this detailed approach showed much higher increase rate for burnt areas (+152% for the rcp 8.5), than for the mean FWI (+50%), which highlights the role played by non-linearities. In addition, a detailed sensitivity analysis revealed that accounting for spatio-temporal factors was critical to simulate the overall increase, but also

future seasonal and spatial patterns. Although the projections as carried out here are necessarily limited by the absence of explanatory mechanisms for these spatio-temporal factors, the approach reveals their importance, as well as the non-linearity of the fire-climate relationship in future projections.

### 3.1 Introduction

Marked increases in wildfire costs, losses and fatalities in Europe and around the world during the last decades have drawn attention on the need for better understanding and prediction of fire risk. Accumulating evidence shows that extreme wildfire events are driven by critical weather conditions (Fernandes et al. 2016, Bowman et al. 2017, Ruffault et al. 2018). Moreover, they occurred independently of the large expenditures in fighting means, because the simultaneity in ignitions and the rapid initial fire spread prevent efficient initial attacks (San-Miguel-Ayanz et al. 2013). Such events can have dramatic impacts on ecosystems and societies, as for instance the 2007 fire season that triggered political instability in Greece. In a changing climate under which critical weather conditions as heatwaves are expected to gain in frequency, duration and intensity (e.g. Ouzeau et al. 2016), our ability to predict potential fire activity will be central to enlighten fire management decision making.

Projection studies addressing the issue of fire danger changes under climate change have either used direct climatic variables like temperature or precipitation (e.g. Sousa et al. 2015) or indices derived from these variables. These indices can be related to drought (consecutive dry days index in Turco et al. 2014; climate moisture index in Boulanger et al. 2018; soil wetness index in Barbero et al. 2019) or can represent fire weather (Amatulli et al. 2013; Bedia et al. 2014a). The Fire Weather Index (FWI) is a component of the Canadian Forest Fire Danger Rating System (CFFDRS) that is frequently used to evaluate the effects of weather on forest fuels and forest fires. The FWI system uses temperature, relative humidity, wind speed, and 24-hr cumulated precipitation values to predict the peak burning condition of the day (Van Wagner 1987). Such an index is used for a wide range of applications since it is straightforward to compute from weather forecast and climate projections. For example, it is a key variable of probability-based models for estimation of fire risk (Ager et al. 2014), but also for projection under future climate to quantify the impact of climate change (Bedia et al. 2014a).

The FWI is a numerical rating of the potential frontal fire intensity ( $Kw/m$ ), which corresponds to the product of the rate of spread of the fire and the amount of fuel consumed (Byram 1959). However, the relationship between FWI and fire intensity is not necessarily linear (Alexander

and De Groot 1988) and may vary among fuel types. Also, FWI is not only associated with fire intensity but also to fire occurrence, since its components are related to ignition probability (Blackmarr 1972; Van Wagner 1987) and to the probability of lightning fire start (Martell 1976). Predictions of FWI are therefore not straightforward to interpret, since the relationship between fire weather and activity is affected by local characteristics, such as fuel type, fire ignition, and landscape. Besides, interpretation of FWI projections under future climate is challenging since it is not straightforward to upscale daily projection of FWI in a metric that is valid at regional scale to evaluate fire risk, the FWI being a non-additive quantity.

Using data available at regional scale, some studies attempted to compare FWI to fire metrics (Viegas et al. 1999). FWI performed relatively well as a predictor of fire activity. Several studies reported indeed its good correlation with the odds of large fires in southern Europe (Camia and Amatulli 2009; Ager et al. 2014; Fernandes et al. 2016a, b). Some studies confronted daily fire density and local FWI code values to define thresholds. FWI codes also correlate well with observed burnt areas in Europe, but the relationship appears location-dependent (Amatulli et al. 2013; Bedia et al. 2014b) as it is likely affected by local fuel conditions and anthropogenic drivers. Noticeably, the databases used are often derived from operational records of fire activity, and therefore hardly harmonizable at the supranational scale (e.g. sampling heterogeneity through time and space, incomplete detection of small fires).

Hence, how projections of climatic fire danger indices such as FWI translate to future activities is not straightforward. In order to overcome such limitations several approaches have been developed to project fire activities.

Projection studies mentioned above rely mostly on aggregated fire metrics, like annual large fire numbers or monthly burnt areas, but metrics like the daily probability to get one or several fires, and their associated size, is generally unknown.

In Europe, studies have projected burnt area from regional to continental scale using statistical methods. They most often rely on a correlative relationship derived from regression of burnt areas on weather-based cofactors typically at monthly temporal scale (Vázquez de la Cueva et al. 2012; Turco et al. 2014, 2018; Sousa et al. 2015). One of the limitations of such correlative approaches is that the correlation aggregates different processes, for example fire occurrence and fire spread, in a single metric (the burnt area), whereas the climatic drivers of these processes can strongly differ. Some studies used the FWI or other components of the FWI system as explanatory variables, in Europe (Loepfe et al. 2012; Amatulli et al. 2013) or on other continents (Boulanger et al. 2018). More sophisticated probability-based models have been developed to consider fire occurrence as a spatial-temporal point process, in which



observed point patterns of fire occurrences represent a realization of a stochastic process (Brillinger et al. 2003). In order to estimate the parameters of this process, a discretized approach, with occurrences aggregated over time and space, is often implemented using classical logistic regression or its non-linear extension, called logistic generalized additive models (GAMs), which can implement spatial and seasonal effects. A typical example of such a modeling framework for fire occurrence has been proposed in Brillinger et al. (2003), in which data were grouped at 1 km<sup>2</sup>-day cell level.

Such occurrence models can be combined with probabilistic models for fire size in order to develop spatially explicit predictions of burnt areas (Preisler et al. 2011). Indeed, the increase in size during the lifetime of a fire until its extinction can be viewed as a probabilistic process. Hence, fire size distribution can be either modelled through the conditional probability for a fire to exceed given thresholds (Preisler et al. 2004; Westerling et al. 2011a) or through the full distribution of fire size, as a function of explanatory variables (Marchal et al. 2017). One of the limitations of these approaches is the fact that the shape of the fire size distribution is still debated (Cui and Perera 2008), especially in its upper tail corresponding to large fires (see Xi et al. 2019, Joseph et al. 2019). One of the main interests of such probabilistic modelling frameworks in which occurrence and fire size are separately modeled is that it accounts for the fact that ignition and spread are two distinct components of the burnt area, which can be driven by different processes expressed through different responses to fire weather and other factors. The combination of fire occurrence and fire size models have been used for a variety of applications (Xi et al. 2019), including the projection of changes in burnt areas in California (Westerling et al. 2011a). Until now, most recent studies were based on GAMs for both occurrence and size models, estimated in a non-Bayesian (i.e. frequentist) framework. However, other statistical methods, especially Bayesian inference (e.g. Joseph et al. 2019), have become available to fit such models, whose construction involves latent (i.e. not directly observed) Gaussian models and allow us to capture highly nonlinear effects of space, time and other covariates, and associated uncertainty. Spatially resolved Bayesian hierarchical models are nowadays widely used across many disciplines (ecology, epidemiology, climate...) to represent complex dependency structures and observation processes, and stochastic behavior in data. Appropriate prior distributions are defined to encode prior beliefs and expert knowledge, and the confrontation of this prior model with observed data, exploiting the famous Bayes theorem, provides posterior predictions and assessment of the remaining uncertainty in model parameters, latent variables and the resulting probabilistic predictions. The integrated nested Laplace approximation (INLA) described in (Rue et al. 2009; Lindgren and Rue 2015) is a fast alternative to the usual Bayesian method based on Markov-Chain

Monte Carlo simulations, and it is adequate to infer posterior predictions within complex models for large datasets. Fully Bayesian modeling as implemented in our approach here requires simultaneous estimation of all model components, such that uncertainties and data information are appropriately propagated between model components in the estimations. By construction, our models are also GAMs, but in contrast to frequentist estimation the Bayesian mechanism automatically calibrates smoothness parameters by determining their posterior estimates, and it allows specifying nonlinear random effects at very high resolution, e.g. for spatial pixels and time steps of one week. For instance, in a model including one parameter for each spatial pixel the prior dependence can be set to impose similar values for pixels that are close in space, and therefore the effective dimension of such a spatial model is much lower than the number of pixels, thus avoiding overfitting of the model.

In the present study, we aim at investigating the consequences of non-linearities and spatial temporal bias in the fire-weather relationship in terms of projections under future climate change. Relying on a map of combustible area, a fire data base and local daily estimation of historical FWI, we develop a hierarchical probabilistic model to model fire activity (fire number and burnt area) as a function of FWI, which accounts for non-linear responses and spatio-temporal factors. We then use this model to project fire activities under simulated climate. We investigate the sensitivity of these projections to the inclusion of non-linearity and spatio-temporal factors and compare them to simple projections of FWI or SSR.

## 3.2 Material and Methods

### 3.2.1 *A weather-based probabilistic model for fire activity*

We built a model with two subcomponents for South-Eastern France: one describing the occurrence of fires, and another describing the size of each wildfire. For the occurrence model, the response variable was a count (number of fires), and for the burnt area model, the response was a continuous positive quantity (size of each fire event). The models account for FWI, forest cover and eventually other spatio-temporal factors.

#### *Study area*

The study area is located between 41°N and 45°N latitude and 1°E and 9°E longitude. It is subdivided into 15 French administrative districts, and has about 9 million inhabitants, mostly concentrated near the Mediterranean coast (data provided by the National Statistics Institute of France, INSEE). The climate is characterized by cool, moist winters and hot, dry summers.

The orography is highly variable, with high mountains in the Alps and plains near the coast (Figure 3.9).

### Location and topography of the study zone

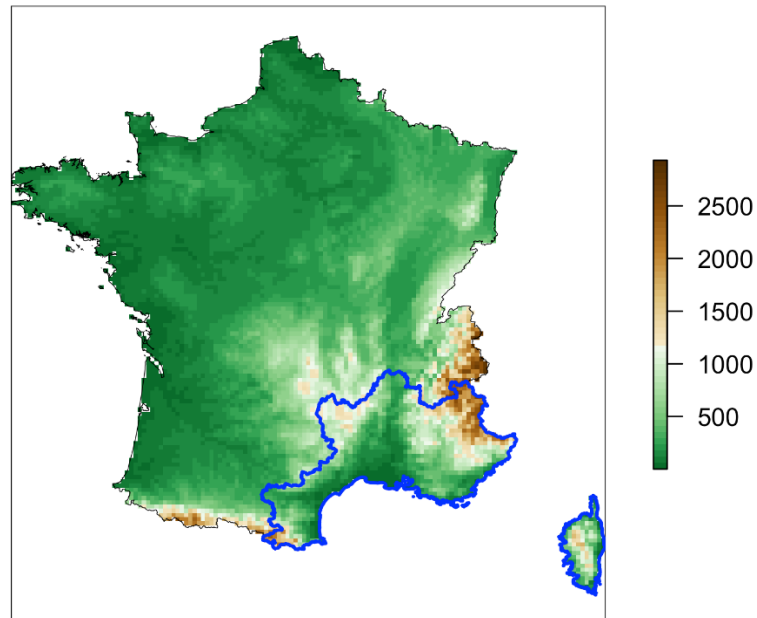


Figure 3.9: Spatial position of the study zone in France (blue lines). The altitude (in meters) is pictured for each 8km-pixel.

### Data sources

Fire records were extracted from the Prométhée operational database (<http://www.promethee.com/>) for the period from 1995 to 2018. During this period, the area has experienced an average of 427 fires of more than 1 ha per year, with an average fire size of 24 ha. The largest fire during this period reached a size of 6,744 ha. Fires greater than 50 ha are rare (about 24 per year, representing 6% of total fire number), but constitute 76% of the total annual area burned. Fire activity is highly variable over years, with very critical years such as 2003 as illustrated Figure 3.17, depending on weather conditions amongst other factors. The seasonality of fire occurrence and burnt area is presented in Figure 3.10. Fire number has a bivariate distribution in this region, with a first peak of activity in March and the second one in summer, which constitutes most of the burned area.

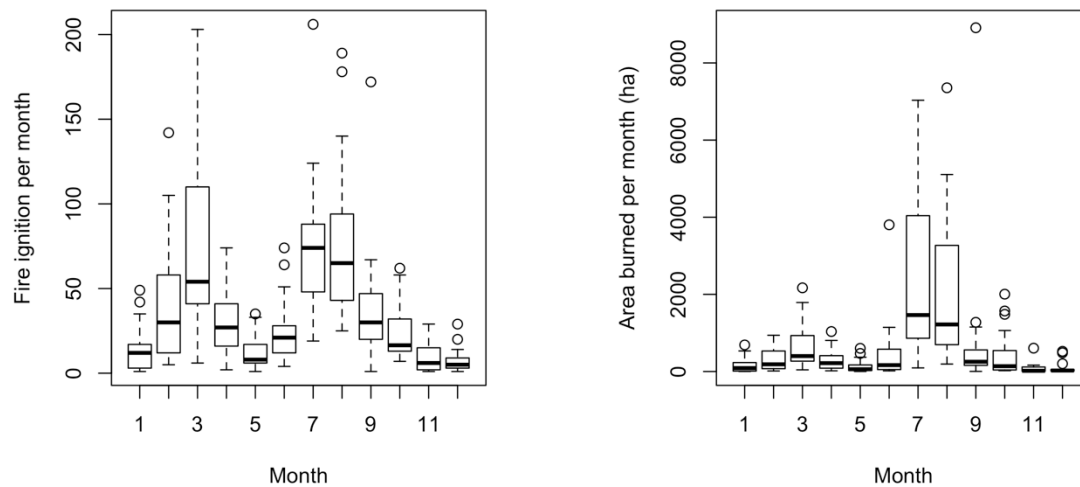


Figure 3.10: Seasonal distributions of the ignitions and burnt areas in the study area (1995-2015). Three outliers are not shown in the display of burnt area (July 2000, 12.5 kha, and July and August 2003, 28 and 27.5 kha). Two peaks of fire activity are observed for ignition, while burnt area peaks in July and August with strong interannual variability.

Weather variables required to calculate historical (1995-2018) daily FWI values were extracted from the SAFRAN reanalysis (Vidal et al. 2010), which provide daily weather parameters on 8-km-grid scale. Following Bedia et al. (2014), the 12:00 LST meteorological variables required for computing FWI were derived from daily data (cumulated precipitation, mean wind speed, mean temperature and minimum relative humidity, calculated using specific humidity and maximum temperature). The FWI was calculated using the ‘cffdrs’ R package (Wang et al. 2017). The studied period (1995-2018) was selected in order to limit eventual concerns associated with lack of consistency in both fire reporting and climatic reanalysis, since methods and data sources have evolved prior to 1995 (Vidal et al. 2010).

Proportion of wildland and woodland areas were obtained from the CORINE land-cover database of France (CLC2012, <https://land.copernicus.eu/pan-european/corine-land-cover>). For each pixel, we added up the patch areas covered by sublevels “Forests” and “Scrub and/or herbaceous vegetation association” obtained from CLC2012. For both model fitting and projections, we assumed a time-stationary forest cover in each pixel for simplicity.

### Model overview

The model for occurrence and fire size was developed in the framework paved by a few earlier studies (e.g. Brillinger et al. 2003; Preisler et al. 2004; Ager et al. 2014), in which fires were viewed as the result of a spatio-temporal marked point process. These approaches aimed at

estimating latent intensity functions, where the location and timing of ignitions represented the points, and the size of each fire were their marks. Occurrence and size are the two components of our hierarchically-structured probabilistic model (Figure 3.11). The first component described the fire occurrence and provided predictions of the expected daily number of forest fires larger than 1 ha, along with associated uncertainties. The lower threshold of 1 ha was chosen after discussion with operational services (Yvon Duché, personal communication) to limit potential impact of incomplete and heterogeneous records for the smallest fires in fire data. The second component described the size of individual wildfires (larger than 1ha), provided that ignition has occurred. Both models were discretized at 8km-pixel resolution (64 km<sup>2</sup>). These spatial and temporal scales were chosen to account for typical wildfire characteristics in Mediterranean France. Indeed, the fire duration is usually shorter than one day, such that daily climate strongly influences both the occurrence and spread of these fires, contrary to other ecosystems where fires may spread during several days, such that weekly or monthly weather conditions are important (e.g. Joseph et al. 2019). Moreover, relatively strong landscape heterogeneities in terms of topography, climate and land use require using relatively small-scale pixels.

Our main explanatory variable was the FWI, which represents temporal and spatial variations in fire danger. We also used forest area for reasons detailed below.

Both model components were trained with data from the 21-year period of 1995 to 2015, and we withheld the period from 2016 to 2018 to evaluate predictive performance. The dataset for fire occurrence contained fire counts (>1ha) in approximately 10 million pixels/days (with 8623 positive counts), whereas the dataset of observed fire sizes contained 8957 fires (>1ha). The models were fitted in a Bayesian framework, using the integrated nested Laplace approximation (INLA) described in (Rue et al. 2009; Lindgren and Rue 2015), which enabled model fitting even with large datasets such as ours. It allows estimating strongly nonlinear responses of fire occurrence and sizes to predictors such as FWI, forested area and season through flexible Gaussian prior distributions for spline functions with many knots. Moreover, its strong integration with the so-called Stochastic Partial Differential Equation Approach (SPDE, Lindgren et al. 2011) allows estimating continuous spatial random effects at very high resolution of several thousand discretization points. The details regarding prior specifications, posterior predictive inference and parameter estimation are summarized in the third subsection of the present section.

### *Fire occurrence component*

We built the fire occurrence model for fire counts in each pixel per day, as a Poisson random variable. It was considered as a good approximation for the “true” binomial-Poisson distribution resulting from grouping intra pixel variations, because pixel probabilities remained small (Brillinger et al. 2003). Contrary to some earlier studies in which a binomial random variable was used in very small pixels (e.g. 1km, in Brillinger et al. 2003), we aggregated counts in larger units as in (Joseph et al. 2019), with 8km pixels. This resolution was chosen as a compromise between several constraints. First, it was the spatial resolution of our main explanatory variables (weather parameters used to calculate FWI and forest area). Second, it permitted to mitigate the impact of uncertainty in the fire dataset and to integrate the impact of small-scale heterogeneity. Third, it reduced the computational time, by limiting the number of pixels.

Because the occurrence of more than one fire per day and per pixel was very rare in practice, we did not use zero-inflated Poisson models, which may perform better than the simple Poisson model in larger discretization units in which multiple fires often occur (e.g. Joseph et al. 2019). Moreover, the notion of zero-inflation does not make sense for point processes, where (at least conceptually) the intensity function is defined over continuous space and time and has to govern solely the occurrence of positive counts, but not the zero component. Some studies have concluded that the observed distribution of fire numbers could be better represented with a negative binomial model than with a Poisson model, because of the overdispersion of the data (Marchal et al. 2017; Joseph et al. 2019). Overdispersion here means that the variance in observed count values is higher than the intrinsic variance of the estimated model. For instance, our model included a latent spatial effect to capture spatial residual variation, but this effect did not vary over years, while observed counts may be more realistically modeled by a time-varying spatial effect. Therefore, with our models, overdispersion issues may arise when we do not account for certain variations of the intensity function. Preliminary investigation (where we replaced the Poisson distribution with a negative binomial one) seems to confirm the presence of overdispersion with our models, but simulations from a model fitted with a negative binomial response show highly unrealistic values for the number of fire occurrences per pixel-day, where sometimes counts of more than 500 arose. Therefore, we used our Poisson-based model as the more realistic model for all our analyses. It should be noted, however, that uncertainties in simulations of past and future scenarios may be slightly underestimated due to this neglected overdispersion. Ideally, one would have to estimate models with even higher spatial and temporal resolution of the latent effects to fully account for overdispersion (e.g., time-varying spatial effects), but this is

out of reach with current state-of-the-art of Bayesian modeling due to prohibitively high computational and numerical requirements.

To account for the presence of non-forested areas (urban areas, crops, etc.) in which no forest fire can theoretically ignite and spread, we assumed that observed numbers of fire inside each pixel resulted from a point process with a piecewise intensity function, constant in the forest parts of the pixel and equals to zero elsewhere. In practice, we added an offset equal to forest area (FA, in ha) to account for variations in forest areas between pixels. The model was constructed to allow non-linear effects of FWI but also of FA, since FA can be considered not only as an offset representing fire-prone area in the subgrid, but also as a driver of fire occurrence representing land use. Indeed, it is expected that the probability to get a fire in a given forest unit is not the same in pixels with high forest cover than in those with lower forest cover, because interface, road and urban densities strongly differ.

In order to account for potential spatio-temporal biases in the relationship between fire occurrence and fire weather, the model also included spatial and seasonal effects, through pixel coordinates (X, Y) and week number (WEEK). They account for unknown sources of variations in probability to get a fire larger than 1ha and can be viewed as spatial and temporal scaling factors between FWI and fire numbers in an approach similar to Brillinger et al. (2003) or Ager et al. (2014). The partial effect of each explanatory variable was assumed to be multiplicative. Hence, we neglected interaction effects between variables, contrary to for example Joseph et al. (2019).

The form of the model is described in Equation (1)

$$N \sim FA * f(FA) * g(FWI) * h(WEEK) * i(X, Y) \quad (1)$$

and corresponds to an additive model when considering the logarithm of expected fire number  $N$ .

#### *Fire size component*

We built a probabilistic model for fire sizes larger than 1 ha, which correspond to the mark of the “ignition” point-process, as a function of FWI and FA. The rationale for including FA was that a small forest area in the pixel is most often associated with limited development potential for a fire. Because the exact shape of the fire size distribution does not exactly match any usual distribution over the whole range (Cui and Perera 2008), we developed a piecewise model of fire size distribution that does not make any restrictive assumption on the general shape of the distribution but uses standard modeling mechanisms suggested by extreme value

theory, based on threshold exceedances. Even if the empirical distribution of fire sizes shows a very long right tail, one can invoke physical considerations to assume that a very high but finite upper bound should exist for fire sizes. We carried out preliminary analyses of the response of fire size distributions in different FWI classes based on mean excess plots (Hall and Wellner 1981) of the log-transformed fire sizes. The number of exceedances over increasingly high thresholds suggests a slow power-law-like tail decay for most of the thresholds except the highest ones, for which exceedance numbers seem to decrease much faster as in the power-law setting, similar to the findings in Cui and Perera (2008). For our data, the behavior of mean excess curves of log-fire sizes, and of related curves (cumulative distributions in log-log scale), tended to change around the values 1, 2 and 3, corresponding to fire sizes of 10 ha, 100 ha and 1000 ha (not shown). Therefore, we assumed that the distribution of fire sizes could be modelled through piecewise Pareto distributions between thresholds  $u_1 = 1$ ,  $u_2 = 10$ ,  $u_3 = 100$  and  $u_4 = 1000$  ha, which depended on both FWI and FA (equivalently, through piecewise exponential distributions for log-fire sizes). More precisely, given a threshold  $u_k$ , we estimated exponential regression models for  $\log\left(\frac{S_i}{u_k}\right)$ , where  $S_i > u_k$ , for segments  $k=1, 2, 3$ ; moreover, we censored observations  $S_i > u_{k+1}$  such that, by construction, the model provides a good fit for  $u_k < S_i < u_{k+1}$ . The adjustments were made with INLA using its survival model framework for handling censoring, and FWI and FA were used as covariates with potentially nonlinear influence:

$$\log \frac{S_i}{u_k} \sim e^{\eta_i}, \quad \eta_i = \beta_0^{exc,u} + f_{FWI(FWI_i)}^{exc,u} + f_{FA(FA_i)}^{exc,u} \quad S_i > u \quad (2)$$

where the f-terms captured nonlinear influences of the covariates FWI and FA.

For the largest category with fire sizes exceeding the threshold of 1000 ha, we allowed the data to choose a model with finite upper bound; therefore, we estimated the parameters of a generalized Pareto distribution ( $GPD(\xi, \sigma)$  with shape  $\xi$  and scale  $\sigma$ ), whose use is justified by asymptotic theory of threshold exceedances (Davison and Huser 2015), by fitting it to  $\log\frac{S_i}{1000}$  for observations  $S_i > 1000$ . A finite upper bound in the fire size distribution corresponds to a negative shape parameter  $\xi < 0$  in the GPD. Since this model is not available with INLA and has some peculiarities with likelihood-based approaches such as ours (De Haan and Ferreira 2007), we estimated the GPD parameters using frequentist maximum likelihood, followed by a careful inspection of the estimated model. Owing to the small sample size in



this FWI class, we chose a more parsimonious parametrization of covariate influence using only linear coefficients:

$$\begin{cases} S_i - 1000 \mid S_i > 1000 \sim GPD\{\xi(FWI_i, FA_i), \sigma(FWI_i, FA_i)\} \\ \xi(FWI_i, FA_i) = \xi_0 + \xi_1 * FWI_i + \xi_2 * FA_i \\ \log \sigma(FWI_i, FA_i) = \sigma_0 + \sigma_1 * FWI_i + \sigma_2 * FA_i \end{cases} \quad (3)$$

In principle, we could have estimated the probability of a given fire to exceed the next higher threshold within the first three segments by using the exceedance probabilities derived from the three power laws, but due to the small sample fraction of fire sizes in the higher segments (i.e., most fires have size closer to the lower than to the upper bound of each segment), we must expect a bad fit of these probabilities. For example, a substantial number of fires were greater than 10 ha (1874 fires), but only few of them (approx. 17 %) are also larger than 100 ha. Instead, we obtained more accurate estimates of such probabilities based on logistic regressions for the indicator variables of threshold exceedances (i.e., 1 if fire size exceeds  $u_k$  and 0 otherwise). These exceedance probabilities are again conveniently modeled with INLA, given FWI and FA. We denote by  $p_i^u$  the probability that a fire exceeds the threshold  $u$  in the pixel-day indexed by  $i$ . We estimated the logistic regression models

$$\log \frac{p_i^u}{1-p_i^u} = \beta_0^{p,u} + f_{FWI}^{p,u}(FWI_i) + f_{FA}^{p,u}(FA_i) \quad \text{for } u = 10, 100, 1000 \quad (4)$$

where the  $f$ -terms captured nonlinear influences of the covariates FWI and FA.

These models allowed for a segment-specific interpretation of fire size structure, and we combined them into a generative model used to determine the segment in which each individual fire should fall, prior to the simulation of its exact size. These three probabilities and the four estimations of fire size distribution in each segment were hence combined to predict the size of each fire larger than 1ha, given FWI and FA, through a sequential approach consisting in i) simulating the segment in which the size of the fire is, and ii) simulating the exact size in each segment.

The architecture of the two components of the model is summarized in Figure 3.11.

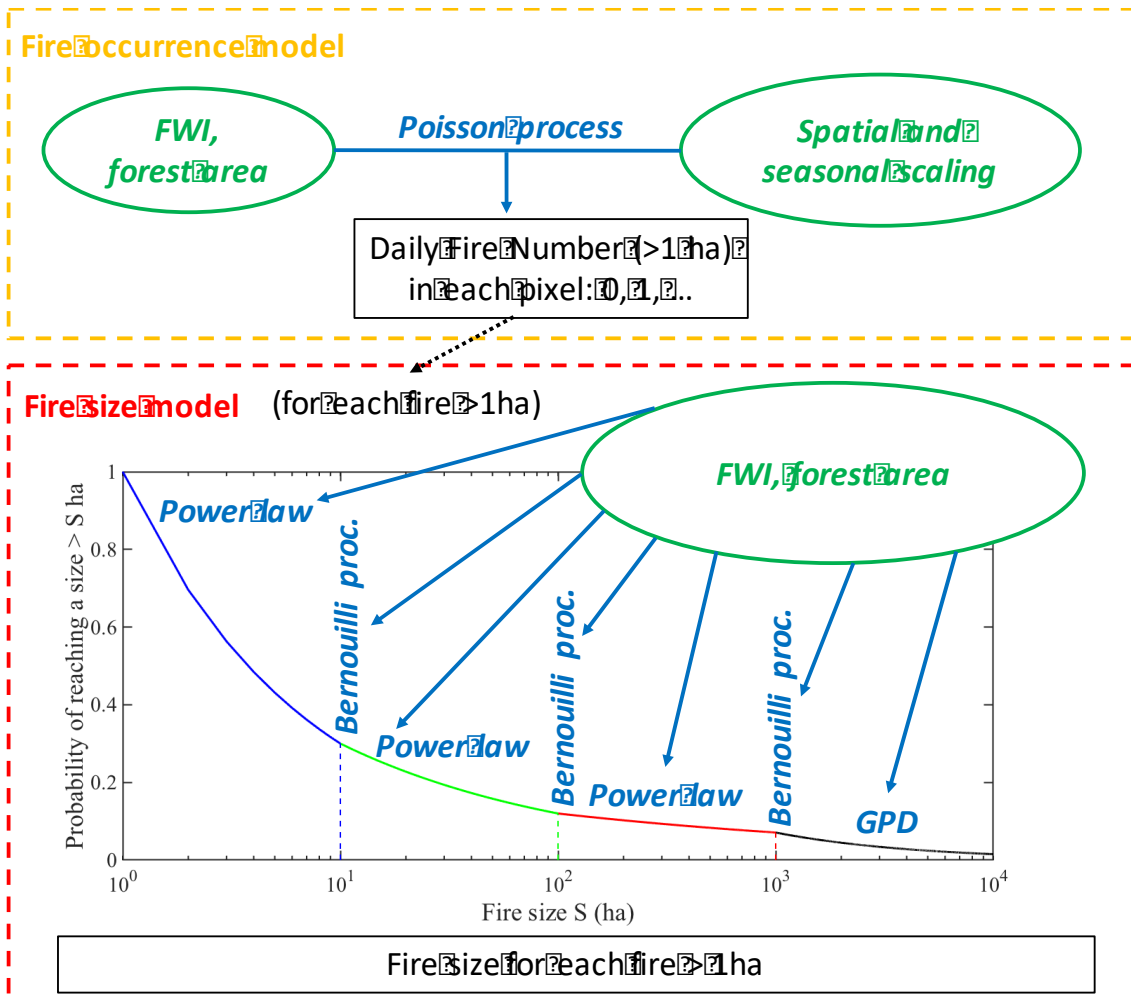


Figure 3.11: Conceptual framework of the probabilistic model of fire activity

### Prior specifications, posterior predictive inference and parameter estimation

The prior distributions in INLA used for the effects of predictors such as FWI, FA, season and space must be Gaussian processes. For the nonlinear functions  $f$ ,  $g$  and  $h$  in (1), we considered a piecewise constant function with small segments, such as weekly resolution for the seasonal effect  $h$ . For  $g$ , we take 45 equidistant segments below the 100 highest values, and for the highest values we determine 5 segments, each containing 20 observations. Finally, for  $f$ , we use 25 equiprobable quantiles of forest surfaces to define the segments where the function is piecewise constant. We use INLA's standard prior choice of first-order random walks for these functions, where one hyperparameter related to precision governs the smoothness of the curves (i.e., the size of the small steps in the functions between consecutive segments). For the spatial random effect  $i(X, Y)$ , we apply a decomposition  $i(X, Y) = i_1(X, Y) * i_2(X, Y)$  into a spatially structured component  $i_1$  (i.e., with spatial dependence between pixels) and an unstructured effect  $i_2$ . This specification allows us to separate effects impacting larger areas (i.e., several pixels) from small-scale effects within a single pixel. For  $i_1$ , we use the SPDE

approach, which consists in implementing a numerically convenient approximation to the Matérn covariance function for the Gaussian random field prior of  $\log[i(X, Y)]$ . Two hyperparameters are inferred for this random field: precision (to control the spatial variability of the field values) and range (to control spatial dependence, i.e. the smoothness of the spatial surface). For  $\log i_2$ , each pixel has a univariate centered Gaussian distribution prior where no spatial dependence arises, and one hyperparameter related to the precision of these distribution is estimated globally for all pixels. For hyperparameters, we specify so-called Penalized Complexity priors (Bakka et al. 2018), which penalize the distance of a model component towards a simpler baseline specification, and we fix penalty parameters that ensure relatively smooth estimated posterior effects. For example, the baseline of a nonlinear function is a function that is constant 0.

We explored the posterior predictive distributions of models, including credible intervals on model effects. Moreover, we sampled 100 simulations of fire size following fire occurrence for each pixel-day, allowing to apprehend the inherent variability in the stochastic processes at stake. This variability will be represented in the result section with envelopes showing the spread between 5<sup>th</sup> and 95<sup>th</sup> percentiles of fire activity achieved among the simulations.

We used the R-INLA package ([www.r-inla.org](http://www.r-inla.org), Lindgren and Rue 2015) for implementing estimation with INLA and SPDE, as well as for simulation from the posterior distributions.

#### *Model robustness and model evaluation*

The model robustness was checked by performing a 7-fold cross validation procedure, leaving 3 years out of the 21-year reference period and checking the stability of the model fitted on the 18 years remaining. The 7-fold cross-validation on the occurrence model showed a good stability of the model adjusted, independently of the years that had been left aside (see Figure 3.12). This validation is crucial in our case since our model could be biased by particular years with high loss, like 2003.

We calculated the Area-under-the-Curve measure (AUC) for the occurrence model (Fawcett 2006). It measures the ability of models' predictions to distinguish pixel-days with fire occurrences (i.e. with a positive count) from those without. Its values are between 0 and 1, with 1 indicating perfect prediction of the binary presence/absence information.

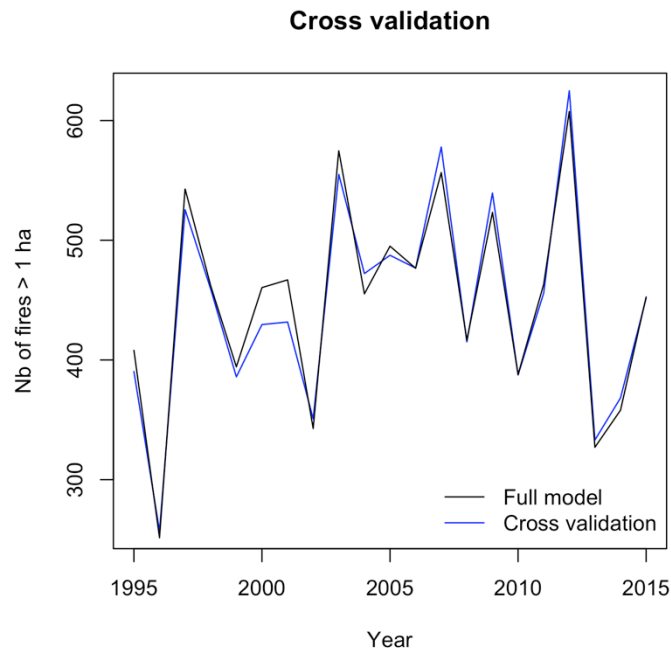


Figure 3.12: Comparison between the cross-validation results and the intensity fitted by the model using all the observational dataset. The blue curve is constituted by the results of the seven partial models on the year that are excluded from the fitting framework (each partial model being used to predict the intensity on the three years that it excluded from the sampling). We note a very good agreement between the full model and the cross-validation results, highlighting the robustness of our occurrence model regarding the inclusion of exceptional years like 2003.

The model performance was evaluated against historical data in order to evaluate the ability of the model to realistically simulate past annual, seasonal and spatial trends. For that purpose, we compared 100 simulations of past fire activity (fire numbers and burnt area) based on our fitted model combined with SAFRAN historical climate reanalysis data for 1995-2018. In particular, we used the model to simulate fire activities for the 2016-2018 period, which was not used to adjust the probabilistic model. Note that INLA (in contrast to MCMC) does not provide simulations of the posterior model's component during the estimation process, but sampling from the fitted model is nevertheless straightforward and useful for calculating sophisticated predictions going beyond the standard output of R-INLA (e.g. Fuglstad and Beguin 2018). Comparisons between simulations and observations were carried out after gathering the data at a variety of spatial and temporal scales in order to evaluate model performance for annual, seasonal and spatial patterns. The 100 simulations were used to compute expectations and confidence intervals/boxplots.

#### *Simplified fire-weather relationships*

As one objective of the present study was to test the influence of non-linear responses to FWI and to scaling factors, we developed other models corresponding to simplified assumptions

in the fire-weather relationship for comparison with observations and for sensitivity analysis of projections (Table 3.1).

*Table 3.1: List of the partial models developed for sensitivity analysis of the fire-weather relationship*

<b>Occurrence Model</b>	<b>Effects</b>
Full model	Full occurrence model described in section 2.1. The model is a non-linear function of FWI, FA (offset + response), spatial location and week in year
No seasonal	Derived from the full model neglecting weekly variations. Accounts for non-linearity, effect of FA (offset + response) and spatial bias
No spatial	Derived from the full model neglecting variations in FA and location. Account for non-linearity and effect of the week
FWI-non-linear	Derived from the full model neglecting all variations except FWI. Accounts for non-linear response to FWI

### 3.2.2 Projecting previous and future fire activities from simulated climate

#### *Climate simulations*

Daily FWI series for the period 2016-2100 under two emission scenarios were obtained by processing climate simulations of one climate model of the EURO-CORDEX initiative. A description of the post-processing of the climatic data is available in Fargeon et al (under review). Main features of the climate model selected regarding expected change in climate variables impacting fire risk in our study zone are summarized in Table 3.2.

*Table 3.2: Climate change projected on the Mediterranean part of France for the climate model used as input for projecting future fire activity. The model exhibits important bias on the historical period, making a preliminary bias correction necessary.*

	<b>1986 – 2015 (SAFRAN, control)</b>	<b>1986 – 2015 bias (raw model - control)</b>	<b>2066 – 2095 (bias corrected model)</b>
Mean temperature	11.1°C	- 0.5°C	14.3°C
Yearly total precipitation	965 mm	+ 329 mm	932 mm
Wind speed	9.4 km/h	+ 2.9 km/h	9.4 km/h
Relative humidity	59.5%	+ 5.5%	56.3%

#### *Projections of fire activities and fire metrics*

The probabilistic models were used to project future daily fire activity, the occurrence model simulating the number of daily fires in each pixel, the fire size model entailing to predict the size of each of these fires. The benefit of this approach is that the fire number (occurrence) and burnt area are additive meaningful metrics of fire activity, which can readily be integrated

over time and space, contrary to the FWI which requires the definition of subjective thresholds for its interpretation.

We assumed that time-stationary spatial and seasonal biases, as well as forest cover in each pixel were unchanged. These strong hypotheses were made for simplicity, in order to isolate the effect of climate change amongst other varying cofactors blurring the signal and to identify if projected fire activities were sensitive to these cofactors. We acknowledge that more realistic projections should account for the variations of such factors, as it will be further discussed below.

In order to investigate the influence of non-linearities and spatio-temporal factors in projections, we compared projections obtained with the full occurrence model to those obtained from simplified fire-weather relationships.

Such comparisons were carried out gathering fire numbers and burnt area at a variety of temporal and spatial scales in order to evaluate the sensitivity of the projections at annual, seasonal and spatial scales.

For comparison, we also project usual aggregated fire danger metrics defined during a generic fire season (June to September) on the whole study zone, like mean seasonal FWI, seasonal FWI 90<sup>th</sup> quantile, and seasonal severity rating (SSR), seasonal mean of the daily severity rating (DSR) defined by Van Wagner (1987).

### 3.3 Results

Results are divided into five sections. The first section describes the partial effects of the model. The second section presents the performance of the model against historical data. The third section investigates the importance of spatiotemporal factors in this historical projection. The fourth section investigates the consequences of non-linearities in projections. Finally, we compared projected fire activities with the projection of a few usual metrics used to quantify fire danger.

#### *3.3.1 Partial effects in the probabilistic model*

##### *Fire occurrence component*

The partial effect of FWI on fire occurrence according to the statistical model is presented in Figure 3.13. As expected, we observed a strong effect of FWI on fire occurrence, which exhibits a clear monotonous, albeit non-linear response function, with an increase of uncertainty at high FWI. Importantly, such a non-linear shape of the function raises concerns regarding the

use of mean FWI as a proxy for fire occurrence: the expected number of fires for one day at FWI = 5 and one day at FWI = 45 was approximately 2.5 times higher than for 2 days at FWI = 25. As anticipated from the point-process framework detailed above, fire occurrence increased with increasing forested area, because the surface area available for ignition increased. However, the response function was not linear, with a saturation of occurrence for high FA. In other words, the sensitivity of fire density to FA decreased with increasing FA, confirming that FA acted not only as an offset in our model, but also as an explanatory variable.

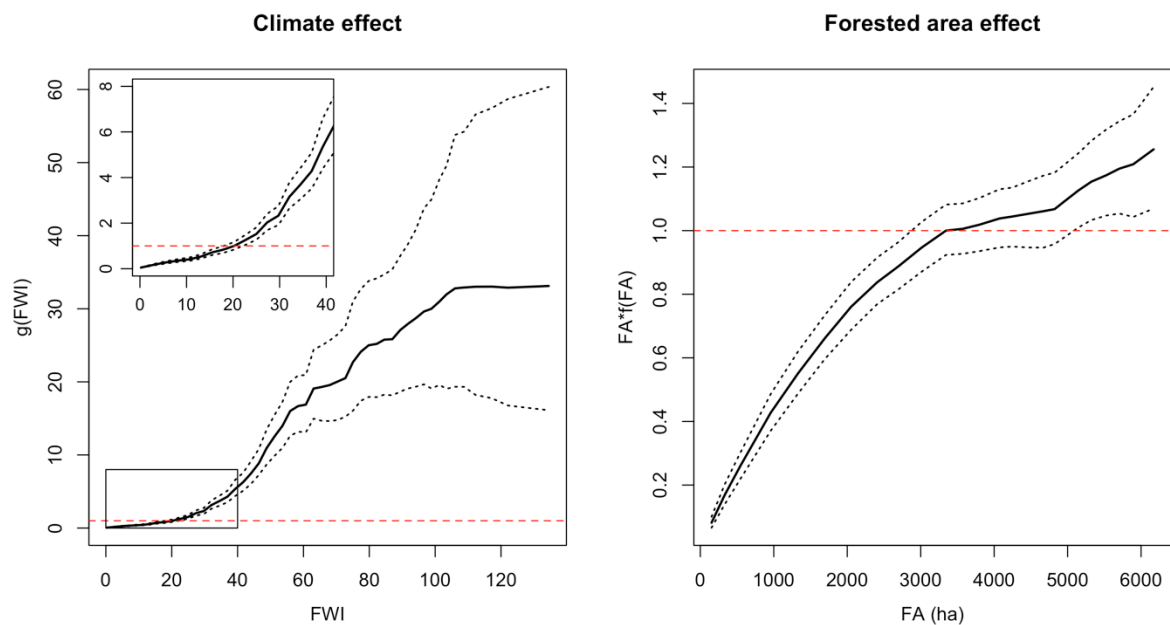


Figure 3.13: Partial effects of climate and forest area in the statistical climate-fire model for occurrence. A non-linear convex increase in fire occurrence with FWI values was highlighted, leading to an approximate 5-fold increase for the occurrence in a same pixel between a day with FWI 20 and another day with FWI 40. The effect of forest area (FA) is also non-linear, with a saturation effect for pixels with higher FA than the average (approximately 3500 ha).

We also showed a strong seasonal effect on fire occurrence, notably in spring, which indicates that the peak in fire occurrence in early spring (Figure 3.10) was not well addressed by the FWI that tended to underestimate the risk (Figure 3.14). By contrast, the decrease in the seasonal effect during May and early June suggests that at this period of year, FWI tended to overestimate the risk.

A remaining spatial pattern, which accounts for regional variations that are not explained by the other factors, also exhibits a strong influence on fire occurrence. Indeed, the geographic position is the only other explanatory variable which explains variation in fire occurrence with amplitudes comparable to the FWI effect.

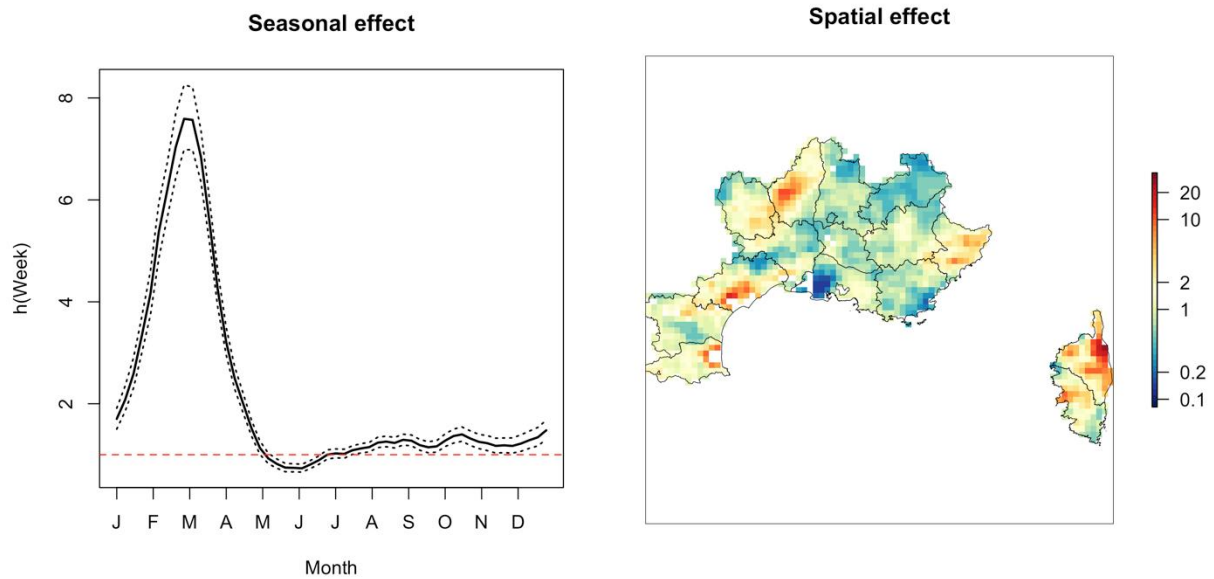


Figure 3.14: Seasonal and spatial rescaling needed to account for observed variations in historical fire occurrence that are not explained by fluctuations of the FWI and the forest area. An important peak of fire activity is noticeable in March. Strong spatial variations are also evidenced, multiplying fire activity by 20 over some specific Corsican pixels for example.

The AUC of the occurrence model (area under the curve) for the model is 0.9.

#### Fire size component

According to the burnt area model, the distribution of fire sizes changed with the FWI. The probability for a fire size to remain within the first segment (1-10 ha) was maximal when FWI values are low, and decreased when FWI increases. Conversely, for higher thresholds, the probability to reach the other fire size intervals increased with FWI (Figure 3.15, left). This led to a higher probability for a fire to reach a size above a fixed area when the FWI is high (Figure 3.15, right). The same increase was observed when increasing the forest area (Supplementary 3.S1).



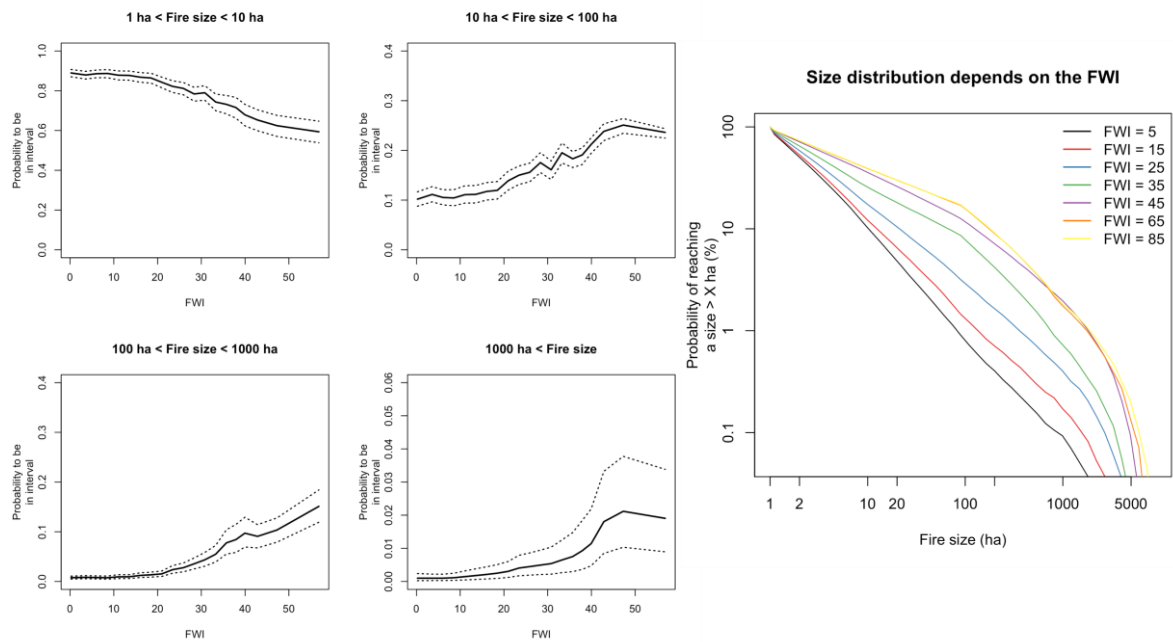


Figure 3.15: The distribution of fire sizes changes with the FWI. Evolution of the probabilities to belong to each fire size interval with varying FWI are shown in the left panel: the probability to remain a “small” fire of less than 10 ha decreases with increasing FWI values, while the contrary is observed for bigger fire sizes. Empirical cumulated probabilities per fire size class (right panel) were obtained by simulating 100 000 fires for each FWI value. All simulations correspond to a fixed forest area (study zone average, 3500 ha).

### 3.3.2 Probabilistic model evaluation

#### Annual trends

The occurrence model captured relatively well the interannual dynamics in fire occurrence (Figure 3.16, left). However, we observed a systematic underestimation and overestimation of observed occurrences respectively before and after year 2003 (Figure 3.16, right). Such a sharp modification of the fire-weather relationship could have been included in the model. However, the aim was not to simulate the past as accurately as possible, but to get a generic model representative of the fire-weather relationship over the whole period.

It is important to notice that the period 2016 - 2018 exhibited similar trends as 2004 - 2015, even if observations were not used to fit the model. The bias observed between observations and the model remained similar to the values after 2003 (Figure 3.16).

When used on the historical period with real occurrences, the burnt area model performed relatively well with yearly aggregated data, except for the year 2003 (Figure 3.17, right). Interannual variations were well correlated with observed dynamics (correlation = 0.42) The external validation on years 2016 to 2018 highlighted a good predictive ability of the fire size model on a period that was not included in the training data (Figure 3.17, last years on the right). The 2017-peak was thus correctly reproduced for burnt area.

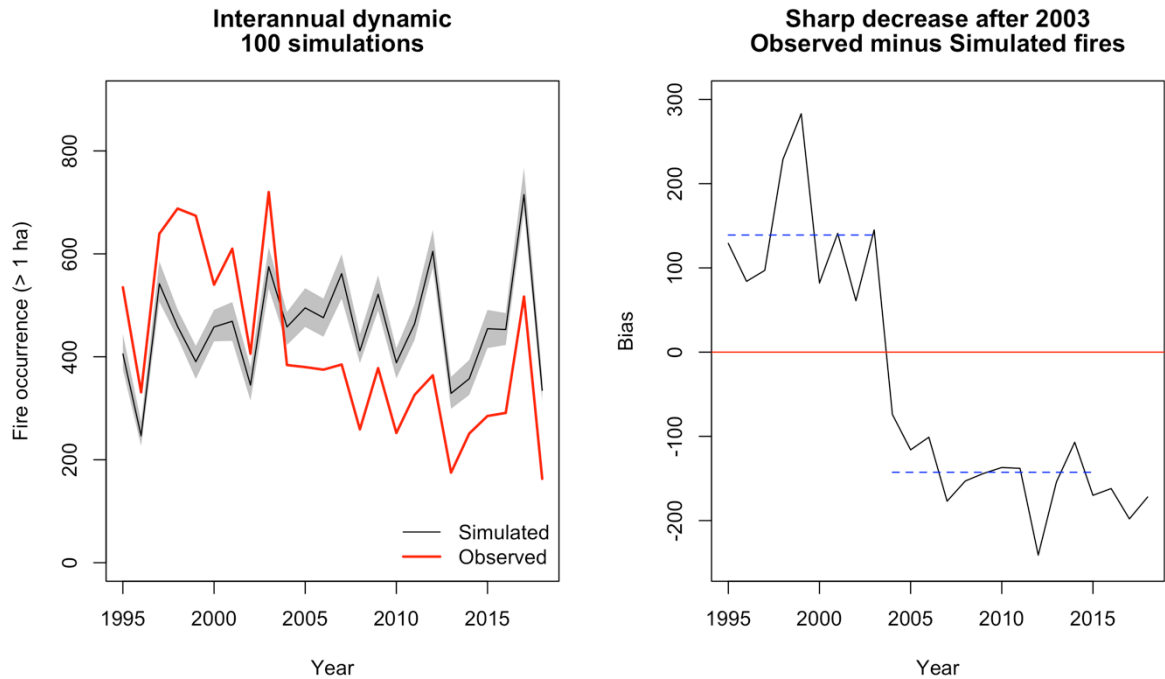


Figure 3.16: Partial reproduction of the interannual dynamics by the occurrence model. The grey envelope (left) indicates the 5<sup>th</sup> and 95<sup>th</sup> quantiles among the 100 simulations of fire occurrence. A decreasing trend is visible during the training period (1995-2015).

When the full probabilistic model was used (occurrence and size model), similar trends as for fire numbers were observed (correlation and level were correct but a decline over time was noticeable, mainly attributable to fire numbers) (Figure 3.17, left).

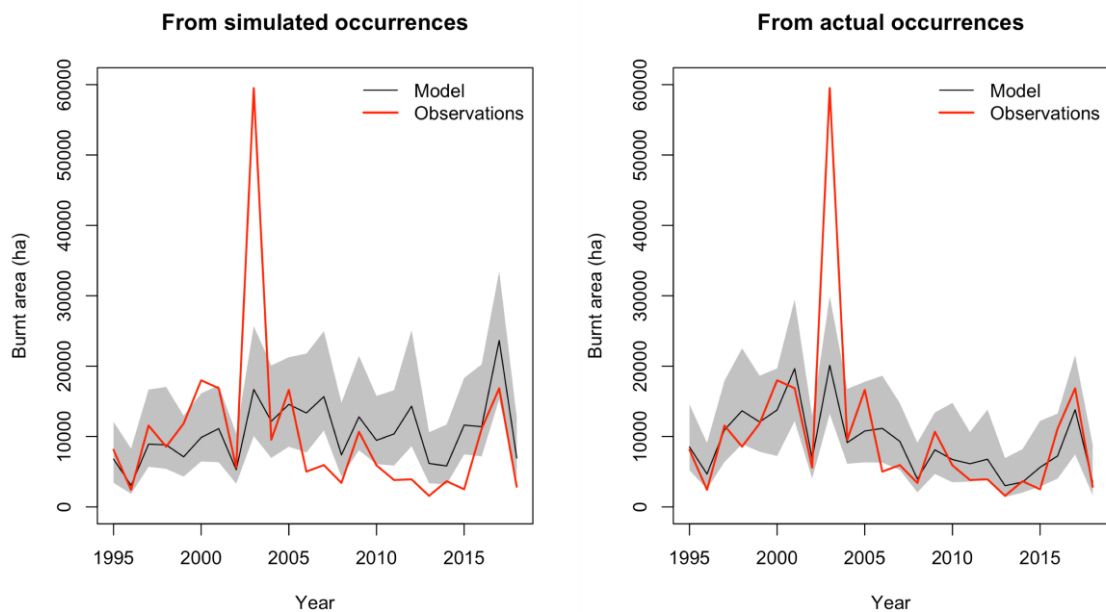


Figure 3.17: The performance of the burnt area model using historical occurrences. The model fails to reproduce the 2003 peak. It reproduces relatively well the rest of the observations of the period. The three last years (2016-2018) on the right corresponds to the external validation, since they were not included in the training data. 2017-peak is correctly reproduced.

### Seasonal and spatial trends

A historical run on the observed FWI series gave satisfying results, the model being able to reproduce seasonal and spatial patterns of fire occurrence independently of the region considered (Figure 3.18). We noticed a modest underestimation (resp. overestimation) of winter (resp. summer) fires in the inland mountainous fringes.

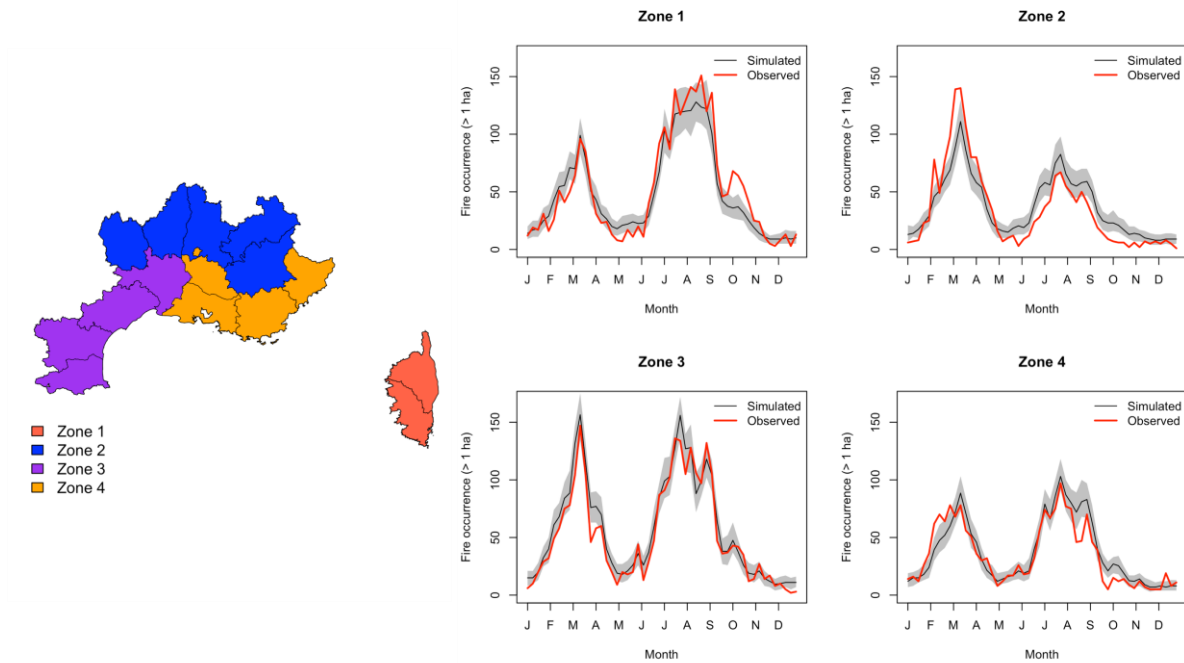


Figure 3.18: Intra-annual variations of the occurrence (fire > 1 ha) during the training historical period (1995-2015). The model reproduces correctly the seasonal distribution of fires in 4 geographical regions, though they demonstrate contrasted fire activity.

The model reproduced correctly seasonal and spatial patterns, when fire counts were aggregated at the district or monthly level (see Supplementary 3.S2). A slight underestimation was highlighted for some districts (2B) and an overestimation for some others (34, 13).

For the burnt area model, the comparison between observed and simulated burnt areas (forcing the model with observed occurrences) aggregated at the month or district scale showed an overall good performance (Figure 3.19), but with a clear underestimation of burnt areas in districts 2B and 83 and an overestimation in districts 30 and 34.

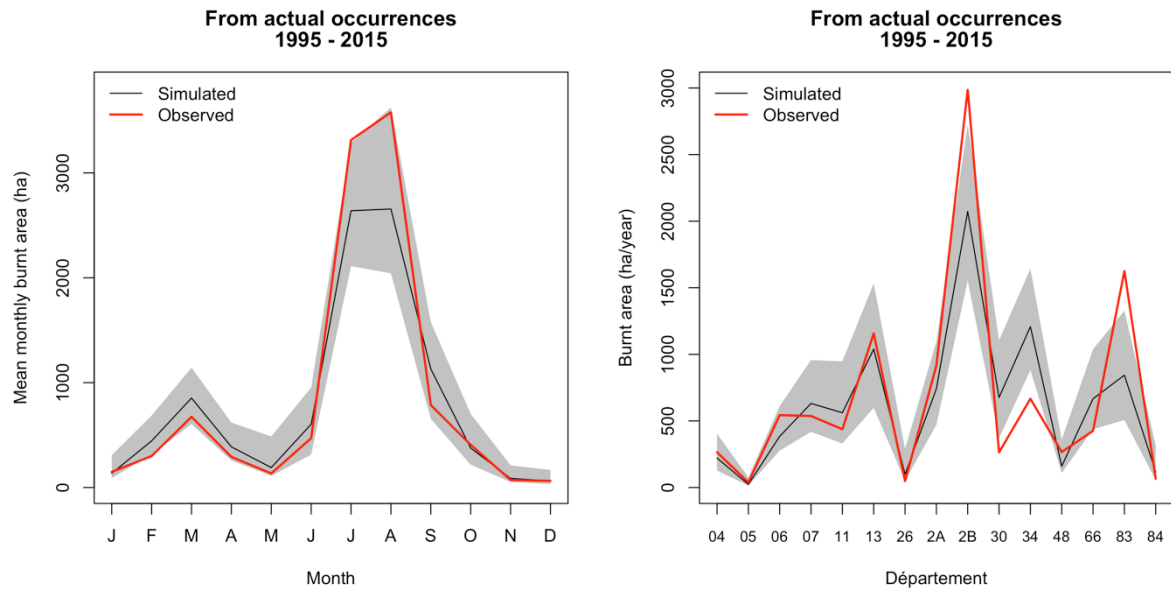


Figure 3.19: Comparison between observed and simulated burnt areas aggregated at the monthly (left) or district scale (right). Burnt areas were simulated by the model forced with real occurrences.

### 3.3.3 Importance of the inclusion of spatiotemporal factors in the probabilistic model on historical data

The inclusion of seasonal aspects was essential to achieve a correct reproduction of the intra-annual pattern of fire occurrence (Figure 3.20). As expected from the analysis of partial effects on the fire occurrence model (Figure 3.14), the model with no seasonal effect (see Table 3.1) predicted almost no fire in the winter season, and overestimated the number of fires between May and October.

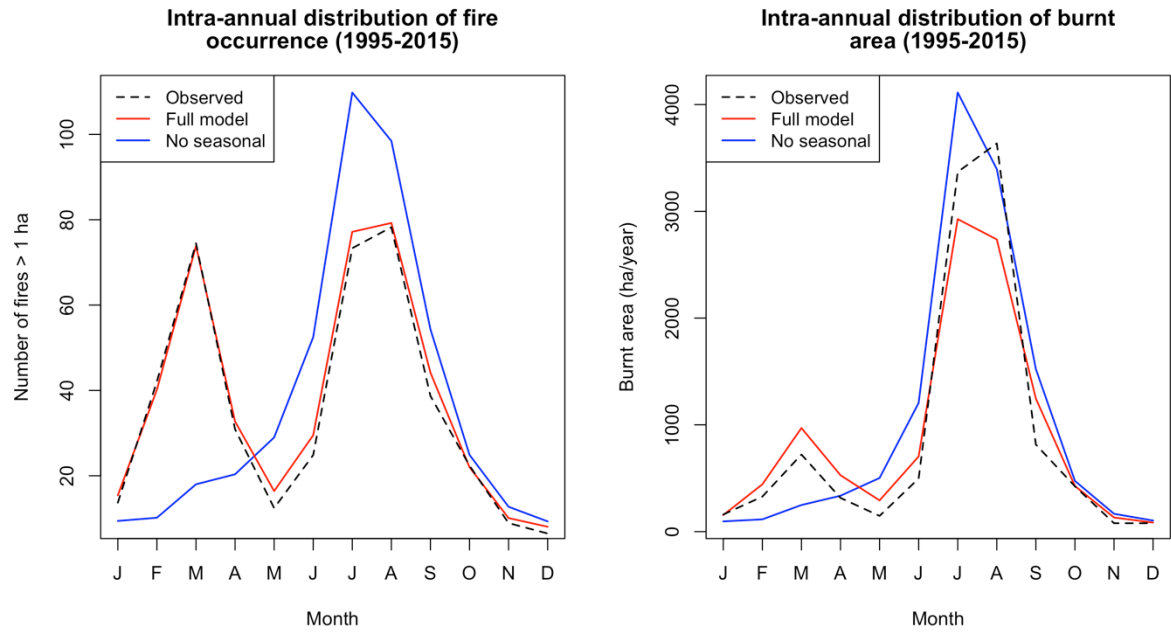


Figure 3.20: Intra-annual dynamic of the fire activity simulated by the full model compared to the model without seasonal effect. The median of 100 simulations is represented. Observed activity is also represented, highlighting a better agreement between the full model and the data, especially for fire occurrence. Regarding burnt area, the full model underestimates summer value, while the partial model without seasonal effect overestimates it.

The inclusion of the spatial effect was also crucial to improve the realism of the fire activity simulation (Figure 3.21). The distribution of fire occurrence among pixels as simulated by a partial model excluding the spatial effect revealed a very smooth behavior, with too many fires in the mountainous Alpine fringe, and missing hotspots of fire activity like in the North of Corsica or the Cevennes. The inclusion of the spatial effect neatly improved this general pattern, though the spatial distribution achieved stayed smoother than the observations, locally very heterogeneous.

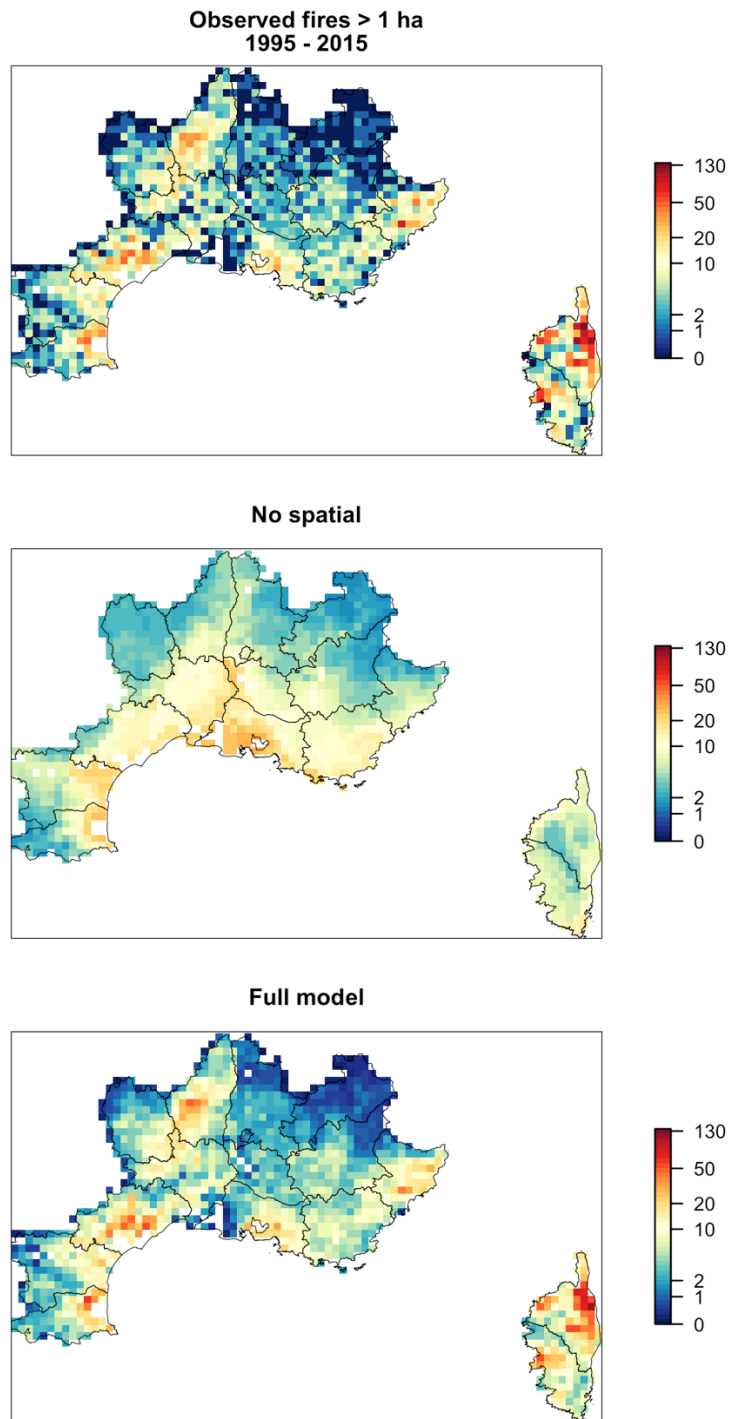


Figure 3.21: Total fire numbers > 1 ha by pixel during the period 1995-2015 as recorded in the database of fire observations (top), predicted by a partial model excluding spatial effect (middle) and by the full model including spatial effect (bottom). We notice that the inclusion of the spatial effect largely improves the spatial distribution of fires, though the model remains smoother than the reality.

### 3.3.4 Importance of non-linearities and inclusion of spatiotemporal factors in the probabilistic model on simulated weather data

#### Annual trends

The comparison of the annual number of fires projected by the different partial models (see Table 3.1) between 1986 and 2100 highlighted the impact of the non-linearity of the FWI-climate relationship (Figure 3.22). The increase was more marked for the “FWI-non-linear” model than for the mean FWI. The inclusion of spatial residuals had minor impact on the number of fires aggregated at the year and all Promethee scale. The seasonal aspects had a bigger influence on annual trends, since the “no-seasonal” model demonstrated a higher increase than the full model at the end of the century.

It was intriguing to note that these trends might change between the mid-term and long-term horizons (relative position of the partial models inverted between 2020 and 2050). This meant that the relative importance of seasonal or spatial aspects on aggregated trends might differ following the temporal horizon considered.

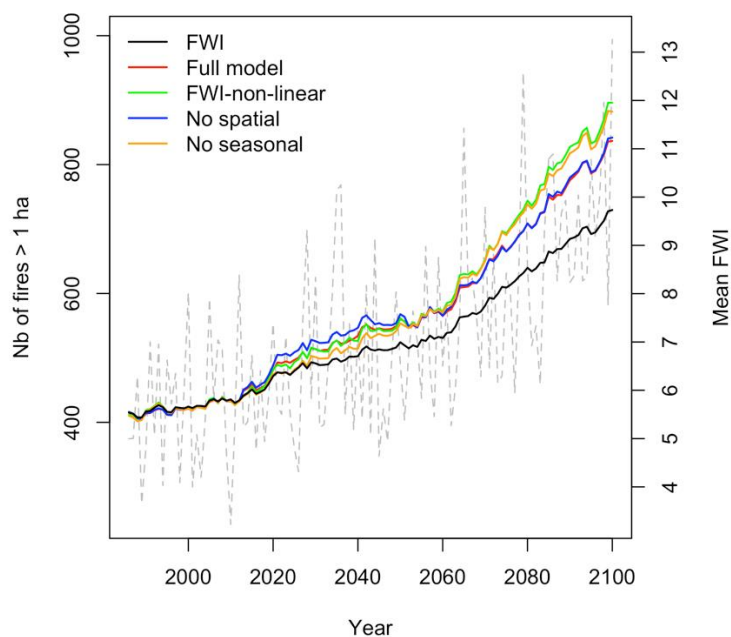


Figure 3.22: Trends of the number of fires > 1 ha simulated by the different partial models (see Table 1 for a description of the models). Trends are calculated on a 30-year moving window, in order to smooth the interannual fluctuations. These are represented in grey dotted lines for the FWI as an example.

The comparison of the annual burnt areas projected by the different partial models also confirmed the impact of the non-linearity of the FWI-climate relationship, which was amplified compared to fire numbers, leading to a 3-fold projected increase (Figure 3.23). The necessary inclusion of spatio-temporal residuals in the model was demonstrated here by the relative

position of the curves. Indeed, a model without spatial or seasonal effect might give a realistic number of fires at aggregated scales (here the year and all zone, Figure 3.22) but it did not project correctly the spatial and seasonal distribution of these fires, leading to globally wrong FWI and FA associated to each fire, and subsequent wrong burnt area. In our case, the partial models tended to overestimate the annual cumulated burnt areas during the historical period (1986 – 2015).

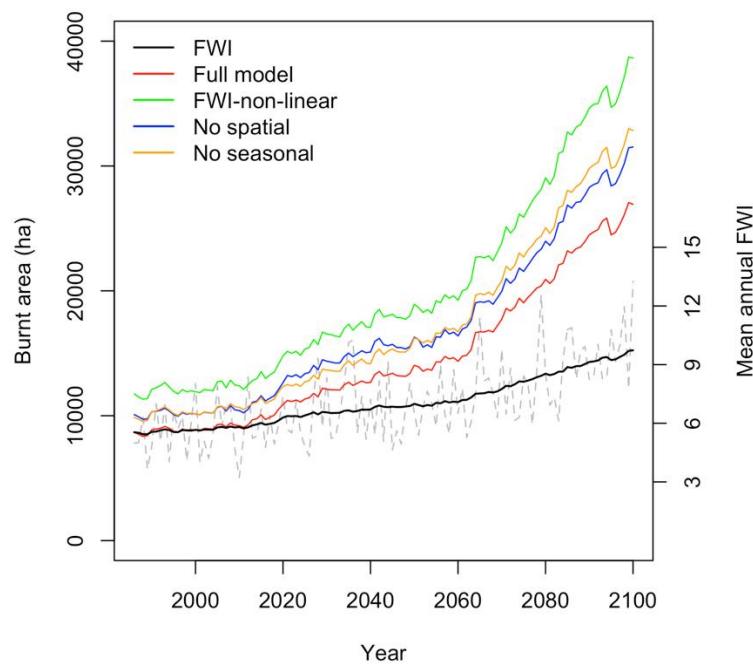


Figure 3.23: Trends of annual burnt areas as simulated by the different partial models. Solid colored lines are smoothed over 30-year frame. The interannual variation of the FWI is represented to highlight the important fluctuations of the risk.

### Seasonal trends

Looking at the projection, the inclusion of spatiotemporal aspects in the model has logically major impacts on future fire activity. Without seasonal effect, the overestimation in summer leads to slightly inflated projections of fire numbers between May and October (Figure 3.24). This signal is then amplified by the surface model, leading to more cumulated burnt areas in the summer season compared to the full model.

### Spatial pattern

The spatial distribution of projected fire density is greatly impacted by the inclusion of spatial residuals (Figure 3.25). The overall increase projected in the “no-spatial” model is very



smooth, leading to miss important local increase that might occur on specific areas currently subjected to high fire activity (e.g. Corsica, Cevennes). The activity is also overestimated in certain places like the most mountainous part of the study zone (Alpine fringe), or the Camargue area, a wetland area with very low forest cover.

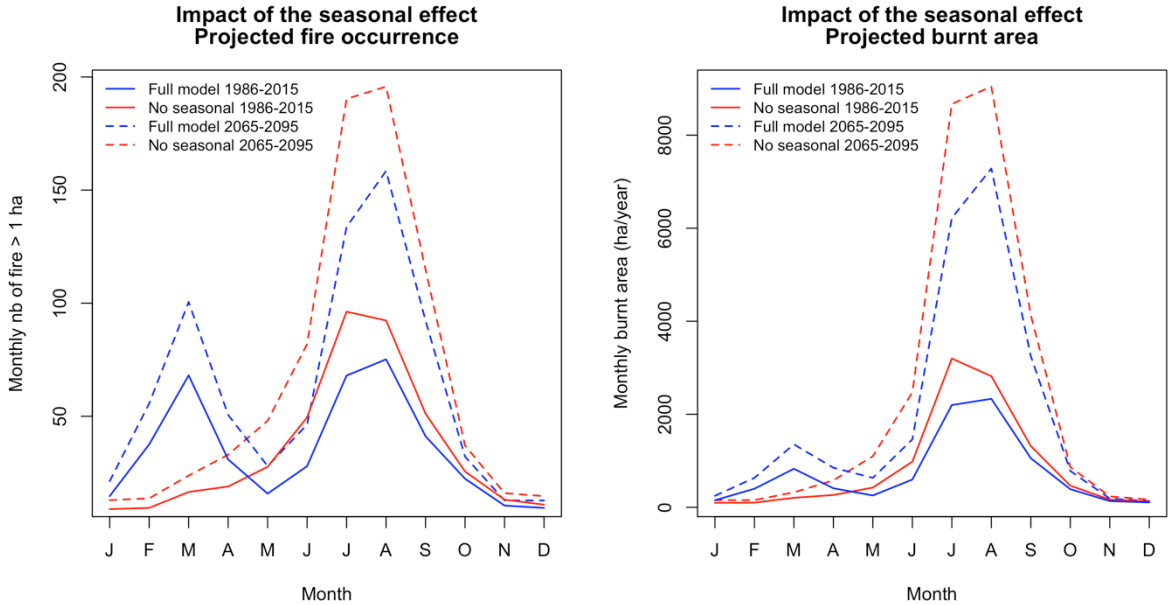


Figure 3.24: Intra-annual distribution of fires > 1 ha simulated during historical (1986-2015, solid lines) and future (2066-2095, dotted lines) period. The results of the model including a seasonal effect are in blue, and compared to the partial model without seasonal effect (red).

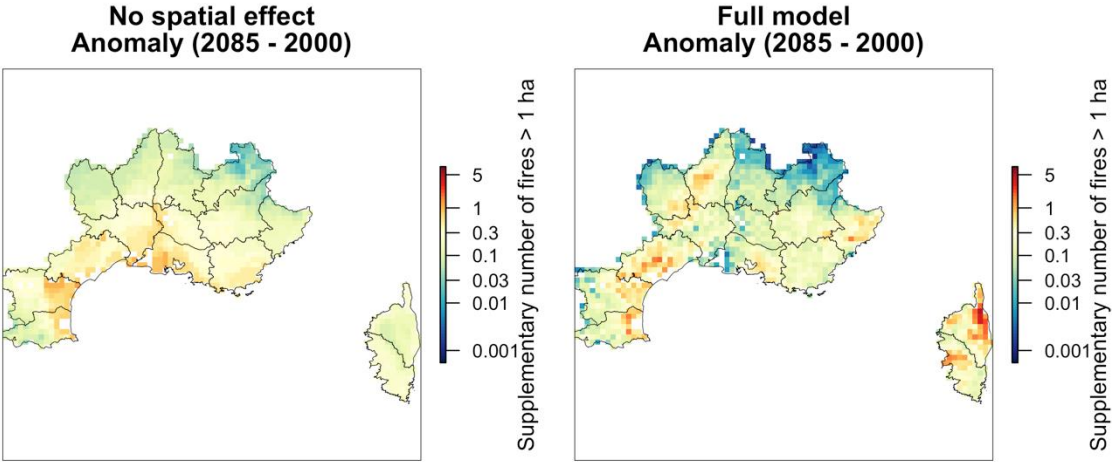


Figure 3.25: Spatial distribution of the anomaly of fires > 1 ha simulated by the partial model excluding spatial effect (left) and by the full model (right). Anomalies are computed per year and per pixel between historical (1986-2015) and future (2066-2095) periods.

### 3.3.5 Comparison between future increase in fire activity and usual metrics of the FWI (mean FWI, Q90, SSR) during the summer fire season

The comparison of the increase of seasonal metrics based either on fire danger or on fire activity is represented in Figure 3.26 aggregated at a yearly scale. Important interannual variability is highlighted, especially for activity metrics. This means that during certain extreme years at the end of the century, very high levels of fire danger will lead to extremely high fire activity. When the signal is smoothed over 30 years, this leads to higher relative increase for activity metrics than for danger metrics.

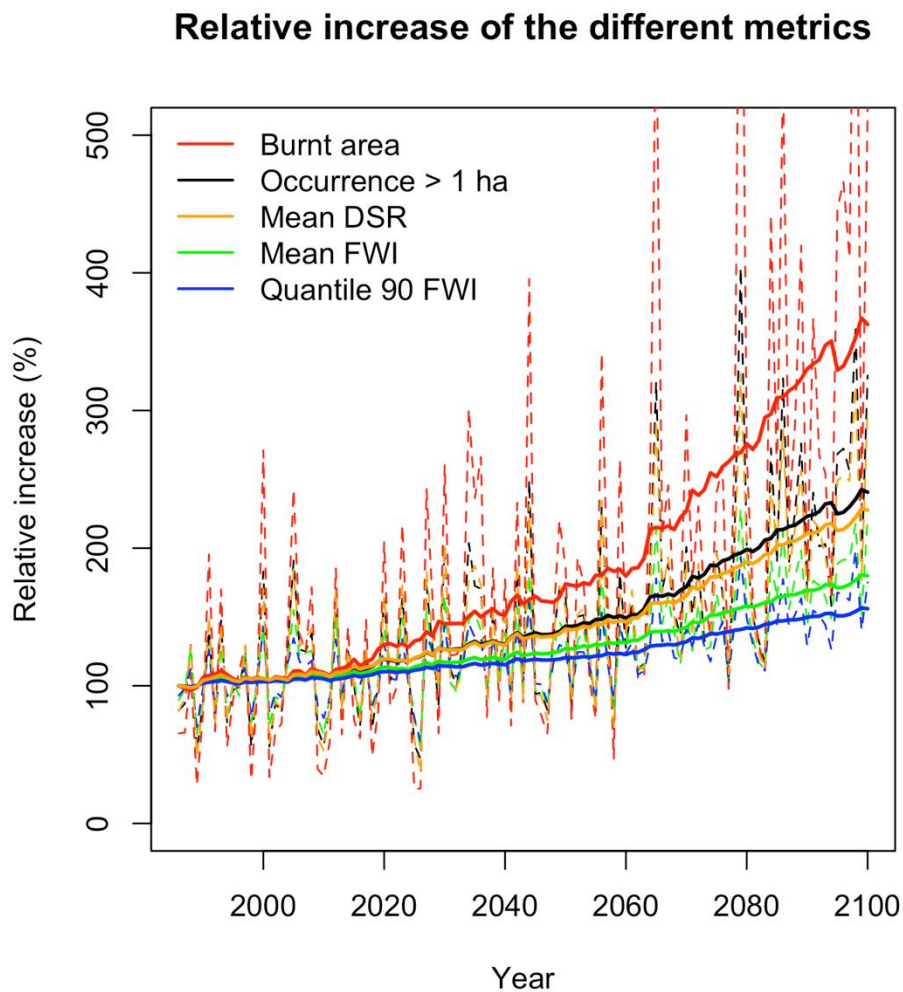


Figure 3.26: Interannual dynamics of seasonal fire activity metrics: number of fires > 1 ha (black) and cumulated burnt area (red) compared to seasonal fire-danger metrics: mean FWI (green), 90<sup>th</sup> FWI quantile (blue), and mean DSR (orange). All metrics are calculated for the summer season (June to September), and projected between 1986 and 2100 with climate model MPI-Remo1 and rcp8.5. Trends, computed as 30-year moving averages, are represented in solid lines. They are led by important interannual variability (represented in dotted lines), showing extremely high levels projected during certain peak years at the end of the century.

### 3.4 Discussion

A number of different human and biophysical factors that interact with each other and vary in time and space controls fire activity. Building a robust statistical framework that addresses these issues therefore remains a challenging but critical step towards more realistic projections of fire activity. Here, we develop an approach that used the FWI as the main input variable and that considers separately fire occurrence and burnt areas as the result of a spatio-temporal point process. This modeling framework considers the non-linearity in the fire-climate relationship and spatio-temporal biases. After validating this approach on the main features of fire activity in Mediterranean France, we demonstrate how a number of factors, including the non-linearity in fire-climate relationships, the impact of spatial effects and seasonal effects and the importance of forested area cover, might affect current projections in fire activity. We describe these points in the following sections and we discuss potential limitations and further development of our modeling framework.

#### *3.4.1 Factors affecting the projection of fire activity*

Weather is the most variable and most important driver of regional fire activity (Bessie and Johnson 1995; Turco et al. 2017) and fire projections therefore strongly rely on the accuracy and robustness of fire climate models. Using here the widespread FWI as an estimator of fire danger, we show that the relationship between FWI was highly nonlinear, which could have major impacts on fire projections results. In Sardinia, Italy, another study sharing a similar framework (Ager et al. 2014) has evidenced the same non-linearity, an increase of FWI from 30 to 60 leading to an 8-fold increase in fire occurrence. For our study zone, we found a very comparable 7-fold increase, all other effects being considered equal (Figure 3.13). This suggests that results from projections studies based on fire danger metrics of linear fire weather relationship should be interpreted with caution.

Our study underlines the necessity to correctly account for spatio-temporal residuals, since their inclusion induces differences on projections, even at an aggregated scale. This is especially true for the projections of burnt areas (Figure 3.23).

Finally, our model was used to project fire activity under climate change throughout the year, while most previous studies only focused on a generic fire season defined as June to September (Bedia et al. 2014a; Turco et al. 2014). Some studies adapted this generic fire season to their study zone by restricting it to specific months (March or July-August for the Iberian Peninsula, Sousa et al. 2015) or lengthening it (May to November, Amatulli et al. 2013). Few European studies define a spatially and temporally variable fire season (e.g. Moriondo et al. 2006), and, as far as we know, none has constructed a model for the whole year. French

fire activity is characterized by a clear bimodal seasonal distribution in terms of fire occurrence (Figure 3.10) which justifies the interest for such a model valid. Furthermore, it allows a lengthening of the fire season to appear. However, other weather variables or indices might be better suited to represent fire-prone winter conditions (e.g. 500hPA geopotential height, Sousa et al. 2015). There is a current research need on this perspective, to develop fire danger indices better adapted to the Mediterranean conditions throughout the year.

#### 3.4.2 Model performance in reproducing historical fire regime features

Overall, both the fire occurrence and fire size models performed well in reproducing the interannual dynamics in fire number and burnt areas over the last couple of decades in Mediterranean France, including the period from 2016 to 2018 that was not included for model fitting. However, we observe two main discrepancies between observations and simulated features that are both, albeit in different ways, related to extreme wildfire events that occurred in France during the summer 2003. First, the burnt area model was not able to reproduce these extreme events. One hypothesis for this is that the FWI is not adapted to rate fire danger under

under extreme meteorological conditions such as those observed in 2003, where extreme fires occur under extremely dry and hot conditions (Ruffault et al. 2018). Another hypothesis is that the concentration of numerous large fires in time and space (fire clusters) can hamper the effectiveness of fire suppression (San Miguel-Ayanz *et al.* 2013). Second, our model of fire occurrence underestimated and overestimated fire numbers before and after year 2003, respectively. The main hypothesis to explain this pattern is the introduction of several prevention measures by French authorities following the extreme year 2003, including a reinforcement of for systematic feedbacks on fire suppression failures and effectiveness, aerial surveillance and better emergency procedure (Fréjaville and Curt 2017). Such abrupt shifts in the fire weather relationships have already been evidenced in southern France following new fire suppression policies at the end of the 1980's (Ruffault and Mouillot 2015) but also in other areas (e.g. Moreno et al. 2014; Higuera et al. 2015).

Regarding the prediction of spatial patterns, the burnt area and fire occurrence models demonstrated a good overall performance, but showed some spatial bias, with some districts where the model underestimated burnt area compared to historical observations. This is likely due to the fact that fire ignitions patterns are highly related to heterogeneous human activities in Mediterranean France (Curt et al. 2016; Ruffault and Mouillot 2017) and other South European countries (e.g. Moreira et al. 2010; Rodrigues et al. 2014). For the burnt area

model, this could be explained by the fact that the burnt area model only includes FWI and pixel forest cover as explanatory variables. Recent work by Ganteaume and Barbero (2019) has shown that a gradient of burnt area was visible along the French Mediterranean coast, and could be explained partly by the continuity of the forest. Besides, the Poisson distribution imposes a fixed variance, equal to the expected value of the random variable. The choice of another distribution, like the negative binomial, that allows a wide range of variance values, could have better considered the over dispersion that seems to be present in the data. This choice has been made in the recent works by Joseph et al. (2019).

Finally, while we were able to reproduce the seasonal patterns in fire number and burnt areas, we observe a strong seasonal effect in spring with an underestimation of fire number compared to observation. This is likely related to the fact that human agropastoral practices (peak of ignition in early spring) are responsible from many fire ignitions at this time of year (Fréjaville and Curt, 2015). It could also be due the seasonality of live fuel moisture (decrease in fire activity following bud break, Jolly et al. 2014).

### *3.4.3 Modeling framework*

Disentangling the key role of meteorological conditions on fire ignition on the one hand and on fire spread on the other hand is crucial to better understand the impacts of climate on fire activity (e.g. Westerling et al. 2011b), such as the potential changes in fire size for example. This differs from approaches that project fire danger indices (Brown et al. 2004; Moriondo et al. 2006; Bedia et al. 2014a), regression-type models that project burnt areas without considering fire number evolution (Flannigan et al. 2005; Turco et al. 2018) or other approaches that project the number of large fires (e.g. Barbero et al. 2015). The spatial-temporal resolution of the study, at the pixel-day, enables to account for short temporal scale features, a key factor in the Mediterranean where the occurrence of the largest fires has been associated to daily atmospheric processes (Pereira et al. 2005; Ruffault et al. 2017). Unlike the seminal works of Brillinger et al. (2003) and Preisler et al. (2004), the Bayesian framework employed allows us to avoid sampling zero-fire days, despite the huge amount of data used to adjust the model.

We include forest area (FA) in two distinct ways in our probabilistic model for fire occurrence. On the one hand, the offset enables to account for the additive aspect of the ignition process, while the non-linear effect highlights the importance of forest area as a proxy of wildland urban interface and population density in a given pixel. The saturation of FA effect at high values could be interpreted as an effect of lower population and infrastructure densities in

densely forested pixels, as well as less Wildland Urban Interfaces, resulting in a lower human ignition pressure. For the burnt area model, this variable is also of high interest. We tested a model version without forest area as a predictor variable and observed a bias in predictions with increasing forest areas. Indeed, very important fire extents might be limited by the size of forest patches in the landscape. Our forest area variable is a proxy for this effect in the burnt area model, and its inclusion improves the plausibility of the fire sizes simulated in the landscape.

Furthermore, the stochastic dimension of the model can be used to quantify a part of the uncertainty arising from the intrinsic stochasticity of the wildfires process. This uncertainty could then be compared to other sources of uncertainty, like climate model or emission scenario uncertainty, as recently done by Boulanger et al. (2018) in a study restricted to the analysis of large fires (> 200 ha) in Canada.

We made the conceptual choice of not including explicit covariables related to human activities or fuel. Our model aims at considering well the influence of top down variables (like climate and fire weather) that act at large spatial scales. However, some bottom-up variables, like fuel and land cover, show high spatial heterogeneity, and work at much smaller scales. In our model, those aspects are mixed in the residual spatial effect that is fitted globally in the occurrence model. It would be of high interest to better understand what lies behind these residuals, and particularly to include different land cover types, like Marchal et al. (2017) did for boreal forests in Canada. This would enable to test alternate land cover change scenarios and their impact on projections.

A major challenge arises when using a statistical model like the one we built in projections under climate change, which consists in dealing with forcing variables, like fire weather, potentially outside of their historic range. Our approach regroups fire weather values in classes, which means that we account for a change in frequency of the different classes, but not for the fact that conditions that have never occurred in the past could happen (potential for necessary “new” classes in our categorization). This probably leads to underestimate projections and uncertainties for the highest fire danger values projected by the climate models.

Moreover, the fire size distribution might change during the 21<sup>st</sup> century. We apply a gamma law that might describe correctly the current distribution, but another law could be more adapted to future conditions. This is the same for fire occurrence, that is driven by a number

of factors that we do not model explicitly (human ignition, roads for example). Our projection is difficult to extrapolate in other parts of the territory, since nothing guarantees the stationarity of the spatial and temporal biases included. Ecosystem productivity might decrease under more arid conditions in the Mediterranean area (Pausas and Paula 2012), so that fuel load could become a limiting factor of fire spread. Besides, fire feedbacks might influence the potential area that will effectively be burnt. Indeed, fires remove fuel loads for some time, which might be lengthened by reduced productivity as well, but fires might select more fire-prone species enhancing ecosystem flammability and leading postfire forest stands to be more prone to fires (Nelson et al. 2017).

Finally, another caveat of our approach is that we only partly account for pre-conditioning climatic conditions on the vegetation (through moisture codes of the FWI system), but we do not consider fuel accumulation resulting from high precipitation in antecedent months/years (Westerling et al. 2011a; Joseph et al. 2019). This mechanism has been evidenced though in wide regions of the globe, but also under Mediterranean conditions (Turco et al. 2014; Sousa et al. 2015).

### 3.5 References

- Ager AA, Preisler HK, Arca B, et al (2014) Wildfire risk estimation in the Mediterranean area. *Environmetrics* 25:384–396. <https://doi.org/10.1002/env.2269>
- Alexander ME, De Groot W (1988) Fire behavior in jack pine stands: as related to the Canadian Forest Fire Weather Index (FWI) System. Northern Forestry Centre, Edmonton, Alberta
- Amatulli G, Camia A, San-Miguel-Ayanz J (2013) Estimating future burned areas under changing climate in the EU-Mediterranean countries. *Sci Total Environ* 450–451:209–222. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2013.02.014>
- Bakka H, Rue H, Fuglstad G-A, et al (2018) Spatial modeling with R-INLA: A review. *Wiley Interdiscip Rev Comput Stat* 10:e1443
- Barbero R, Abatzoglou JT, Larkin NK, et al (2015) Climate change presents increased potential for very large fires in the contiguous United States. *Int J Wildland Fire*. <https://doi.org/10.1071/WF15083>
- Barbero R, Curt T, Ganteaume A, et al (2019) Simulating the effects of weather and climate on large wildfires in France. *Nat Hazards Earth Syst Sci* 19:441–454. <https://doi.org/10.5194/nhess-19-441-2019>
- Bedia J, Herrera S, Camia A, et al (2014a) Forest fire danger projections in the Mediterranean using ENSEMBLES regional climate change scenarios. *Clim Change* 122:185–199. <https://doi.org/10.1007/s10584-013-1005-z>
- Bedia J, Herrera S, Gutiérrez JM (2014b) Assessing the predictability of fire occurrence and area burned across phytoclimatic regions in Spain. *Nat Hazards Earth Syst Sci* 14:53–66. <https://doi.org/10.5194/nhess-14-53-2014>

- Bessie WC, Johnson EA (1995) The relative importance of fuels and weather on fire behavior in subalpine forests. *Ecology* 76:747–762
- Blackmarr WH (1972) Moisture content influences ignitability of slash pine litter. *Res Note SE-173 Asheville NC US Dep Agric For Serv Southeast For Exp Stn* 173:7
- Boulanger Y, Parisien M-A, Wang X (2018) Model-specification uncertainty in future area burned by wildfires in Canada. *Int J Wildland Fire* 27:164. <https://doi.org/10.1071/WF17123>
- Brillinger DR, Preisler HK, Benoit JW (2003) Risk assessment: a forest fire example. In: *Institute of Mathematical Statistics Lecture Notes - Monograph Series*. Institute of Mathematical Statistics, Beachwood, OH, pp 177–196
- Brown TJ, Hall BL, Westerling AL (2004) The impact of twenty-first century climate change on wildland fire danger in the western United States: an applications perspective. *Clim Change* 62:365–388
- Byram GM (1959) Combustion of forest fuels. *For Fire Control Use* 61–89
- Camia A, Amatulli G (2009) Weather factors and fire danger in the Mediterranean. In: *Earth observation of wildland fires in Mediterranean ecosystems*. Springer, pp 71–82
- Cui W, Perera AH (2008) What do we know about forest fire size distribution, and why is this knowledge useful for forest management? *Int J Wildland Fire* 17:234. <https://doi.org/10.1071/WF06145>
- Curt T, Fréjaville T, Lahaye S (2016) Modelling the spatial patterns of ignition causes and fire regime features in southern France: implications for fire prevention policy. *Int J Wildland Fire* 25:785. <https://doi.org/10.1071/WF15205>
- Davison AC, Huser R (2015) Statistics of extremes. *Annu Rev Stat Its Appl* 2:203–235
- De Haan L, Ferreira A (2007) *Extreme value theory: an introduction*. Springer Science & Business Media
- Fawcett T (2006) An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognit Lett* 27:861–874
- Fernandes PM, Monteiro-Henriques T, Guiomar N, et al (2016a) Bottom-up variables govern large-fire size in Portugal. *Ecosystems* 19:1362–1375
- Fernandes PM, Pacheco AP, Almeida R, Claro J (2016b) The role of fire-suppression force in limiting the spread of extremely large forest fires in Portugal. *Eur J For Res* 135:253–262
- Flannigan MD, Logan KA, Amiro BD, et al (2005) Future area burned in Canada. *Clim Change* 72:1–16
- Fréjaville T, Curt T (2017) Seasonal changes in the human alteration of fire regimes beyond the climate forcing. *Environ Res Lett* 12:035006. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aa5d23>
- Fuglstad G-A, Beguin J (2018) Environmental mapping using Bayesian spatial modelling (INLA/SPDE): A reply to Huang et al.(2017). *Sci Total Environ* 624:596–598
- Ganteaume A, Barbero R (2019) Contrasting large fire activity in the French Mediterranean. *Nat Hazards Earth Syst Sci* 19:1055–1066. <https://doi.org/10.5194/nhess-19-1055-2019>
- Hall WJ, Wellner JA (1981) Mean residual life. *Stat Relat Top* 169:184
- Higuera PE, Abatzoglou JT, Littell JS, Morgan P (2015) The changing strength and nature of fire-climate relationships in the northern Rocky Mountains, USA, 1902-2008. *PLoS One* 10:e0127563
- Jolly WM, Hadlow AM, Hugué K (2014) De-coupling seasonal changes in water content and dry matter to predict live conifer foliar moisture content. *Int J Wildland Fire* 23:480–489
- Joseph MB, Rossi MW, Mietkiewicz NP, et al (2019) Spatiotemporal prediction of wildfire extremes with Bayesian finite sample maxima. *bioRxiv*. <https://doi.org/10.1101/384115>



- Lindgren F, Rue H (2015) Bayesian Spatial Modelling with R - INLA. *J Stat Softw* 63:. <https://doi.org/10.18637/jss.v063.i19>
- Lindgren F, Rue H, Lindström J (2011) An explicit link between Gaussian fields and Gaussian Markov random fields: the stochastic partial differential equation approach. *J R Stat Soc Ser B Stat Methodol* 73:423–498
- Loepfe L, Martinez-Vilalta J, Piñol J (2012) Management alternatives to offset climate change effects on Mediterranean fire regimes in NE Spain. *Clim Change* 115:693–707. <https://doi.org/10.1007/s10584-012-0488-3>
- Marchal J, Cumming SG, McIntire EJB (2017) Exploiting Poisson additivity to predict fire frequency from maps of fire weather and land cover in boreal forests of Québec, Canada. *Ecography* 40:200–209. <https://doi.org/10.1111/ecog.01849>
- Martell DL (1976) The use of historical data to predict forest fire occurrence. Ontario Ministry of Natural Resources, Forest Fire Control Branch, Toronto
- Moreira F, Catry FX, Rego F, Bacao F (2010) Size-dependent pattern of wildfire ignitions in Portugal: when do ignitions turn into big fires? *Landsc Ecol* 25:1405–1417
- Moreno MV, Conedera M, Chuvieco E, Pezzatti GB (2014) Fire regime changes and major driving forces in Spain from 1968 to 2010. *Environ Sci Policy* 37:11–22. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2013.08.005>
- Moriondo M, Good P, Durao R, et al (2006) Potential impact of climate change on fire risk in the Mediterranean area. *Clim Res* 31:85–95. <https://doi.org/10.3354/cr031085>
- Nelson KN, Turner MG, Romme WH, Tinker DB (2017) Simulated fire behaviour in young, postfire lodgepole pine forests. *Int J Wildland Fire* 26:852. <https://doi.org/10.1071/WF16226>
- Ouzeau G, Soubeyroux J-M, Schneider M, et al (2016) Heat waves analysis over France in present and future climate: Application of a new method on the EURO-CORDEX ensemble. *Clim Serv* 4:1–12
- Pausas JG, Paula S (2012) Fuel shapes the fire-climate relationship: evidence from Mediterranean ecosystems. *Glob Ecol Biogeogr* 21:1074–1082. <https://doi.org/10.1111/j.1466-8238.2012.00769.x>
- Pereira MG, Trigo RM, da Camara CC, et al (2005) Synoptic patterns associated with large summer forest fires in Portugal. *Agric For Meteorol* 129:11–25
- Preisler HK, Brillinger DR, Burgan RE, Benoit JW (2004) Probability based models for estimation of wildfire risk. *Int J Wildland Fire* 13:133–142
- Preisler HK, Westerling AL, Gebert KM, et al (2011) Spatially explicit forecasts of large wildland fire probability and suppression costs for California. *Int J Wildland Fire* 20:508. <https://doi.org/10.1071/WF09087>
- Rodrigues M, de la Riva J, Fotheringham S (2014) Modeling the spatial variation of the explanatory factors of human-caused wildfires in Spain using geographically weighted logistic regression. *Appl Geogr* 48:52–63
- Rue H, Martino S, Chopin N (2009) Approximate Bayesian inference for latent Gaussian models by using integrated nested Laplace approximations. *J R Stat Soc Ser B Stat Methodol* 71:319–392. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9868.2008.00700.x>
- Ruffault J, Curt T, Martin-StPaul NK, et al (2018) Extreme wildfire events are linked to global-change-type droughts in the northern Mediterranean. *Nat Hazards Earth Syst Sci* 18:847–856. <https://doi.org/10.5194/nhess-18-847-2018>

- Ruffault J, Moron V, Trigo RM, Curt T (2017) Daily synoptic conditions associated with large fire occurrence in Mediterranean France: evidence for a wind-driven fire regime. *Int J Climatol* 37:524–533. <https://doi.org/10.1002/joc.4680>
- Ruffault J, Mouillot F (2015) How a new fire-suppression policy can abruptly reshape the fire-weather relationship. *Ecosphere* 6:art199. <https://doi.org/10.1890/ES15-00182.1>
- Ruffault J, Mouillot F (2017) Contribution of human and biophysical factors to the spatial distribution of forest fire ignitions and large wildfires in a French Mediterranean region. *Int J Wildland Fire* 26:498–508
- San-Miguel-Ayanz J, Moreno JM, Camia A (2013) Analysis of large fires in European Mediterranean landscapes: Lessons learned and perspectives. *For Ecol Manag* 294:11–22. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2012.10.050>
- Sousa PM, Trigo RM, Pereira MG, et al (2015) Different approaches to model future burnt area in the Iberian Peninsula. *Agric For Meteorol* 202:11–25. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2014.11.018>
- Turco M, Llasat M-C, von Hardenberg J, Provenzale A (2014) Climate change impacts on wildfires in a Mediterranean environment. *Clim Change* 125:369–380. <https://doi.org/10.1007/s10584-014-1183-3>
- Turco M, Rosa-Cánovas JJ, Bedia J, et al (2018) Exacerbated fires in Mediterranean Europe due to anthropogenic warming projected with non-stationary climate-fire models. *Nat Commun* 9:. <https://doi.org/10.1038/s41467-018-06358-z>
- Turco M, von Hardenberg J, AghaKouchak A, et al (2017) On the key role of droughts in the dynamics of summer fires in Mediterranean Europe. *Sci Rep* 7:. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-00116-9>
- Van Wagner CE (1987) Development and structure of the Canadian Forest Fire Weather Index System. Canada Communication Group Publ, Ottawa
- Vázquez de la Cueva A, Quintana JR, Cañellas I (2012) Fire activity projections in the SRES A2 and B2 climatic scenarios in peninsular Spain. *Int J Wildland Fire* 21:653. <https://doi.org/10.1071/WF11013>
- Vidal J-P, Martin E, Franchistéguy L, et al (2010) A 50-year high-resolution atmospheric reanalysis over France with the Safran system. *Int J Climatol* 30:1627–1644. <https://doi.org/10.1002/joc.2003>
- Viegas DX, Bovio G, Ferreira A, et al (1999) Comparative study of various methods of fire danger evaluation in southern Europe. *Int J Wildland Fire* 9:235. <https://doi.org/10.1071/WF00015>
- Wang X, Wotton BM, Cantin AS, et al (2017) cffdrs: an R package for the Canadian Forest Fire Danger Rating System. *Ecol Process* 6:. <https://doi.org/10.1186/s13717-017-0070-z>
- Westerling AL, Bryant BP, Preisler HK, et al (2011a) Climate change and growth scenarios for California wildfire. *Clim Change* 109:445–463. <https://doi.org/10.1007/s10584-011-0329-9>
- Westerling AL, Turner MG, Smithwick EA, et al (2011b) Continued warming could transform Greater Yellowstone fire regimes by mid-21st century. *Proc Natl Acad Sci* 108:13165–13170
- Xi DDZ, Taylor SW, Woolford DG, Dean CB (2019) Statistical Models of Key Components of Wildfire Risk. *Annu Rev Stat Its Appl* 6:197–222. <https://doi.org/10.1146/annurev-statistics-031017-100450>

### 3.6 Supplementary materials

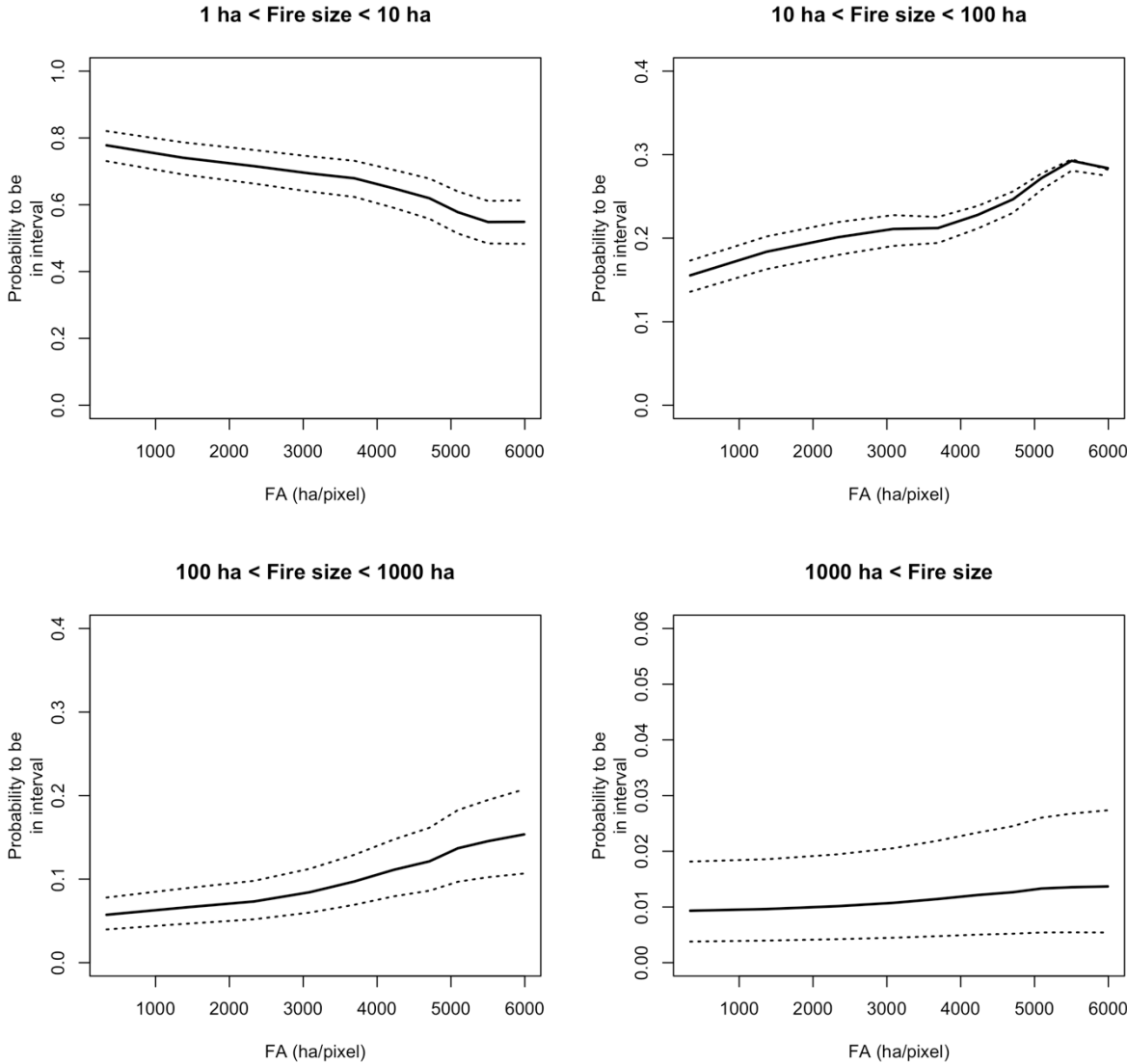


Figure 3.S1 : The distribution of fire sizes changes with the forest area in the pixel. Evolution of the probabilities to belong to each fire size interval with varying forest area are shown: the probability to remain a “small” fire of less than 10 ha decreases with increasing forest area values, while the contrary is observed for bigger fire sizes. This increase is though limited for very large fires (> 1000 ha).

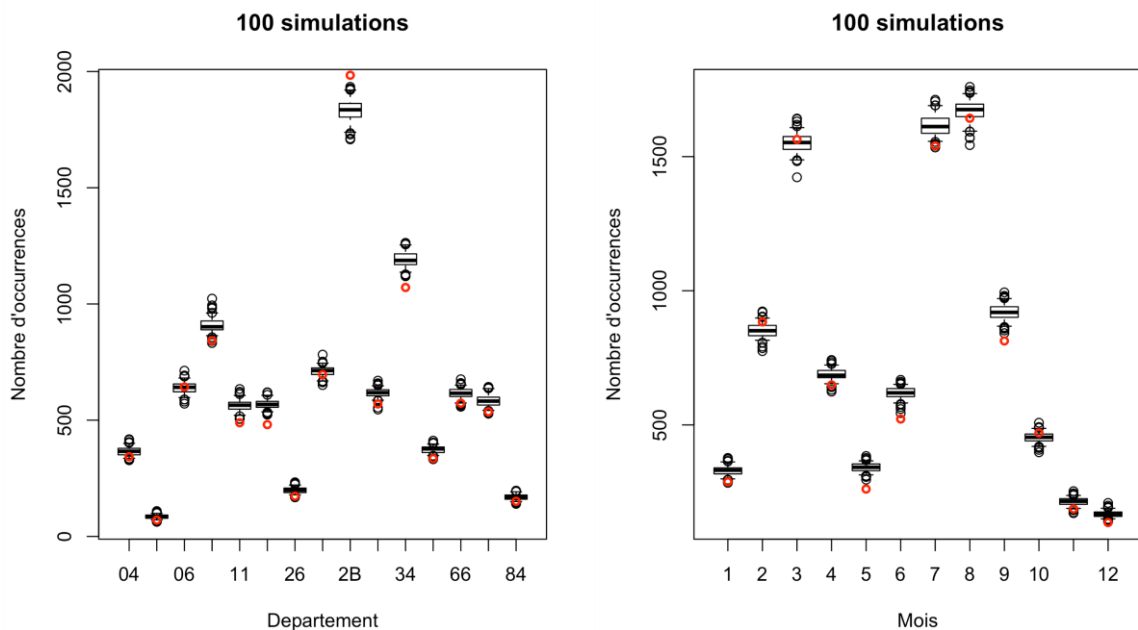


Figure 3.S2 : The adjusted seasonal and spatial effect allows to correctly reproduce fire activity at the district scale, and monthly variations.

## 4 Discussion

### 4.1 Importance de l'inclusion des différents facteurs

Notre étude met en évidence des différences de niveau importantes entre les projections de FWI seul et les projections d'activité données par le modèle.

Les modèles partiels proposés permettent de mieux comprendre l'origine de ces différences (Figures 3.22 et 3.23). Si on inclut la non-linéarité entre le FWI et le nombre de feu attendu, on observe une forte augmentation des occurrences, dépassant le niveau du modèle complet. L'inclusion de l'effet saisonnier permet de ramener ces occurrences à un niveau proche du modèle complet, indiquant que l'effet spatial, dont l'inclusion est pourtant essentielle pour améliorer le réalisme de la localisation des feux prédits, ne joue que marginalement sur le bilan global agrégé de toute la zone en termes d'occurrence des feux > 1 ha. On peut interpréter ces évolutions comme une indication en faveur du fait que les évolutions de FWI projetées à horizon 2100 ne sont pas réparties de manière homogène au cours de la saison de l'année. Elles semblent plus importantes en été qu'en hiver. Dans ce contexte, l'effet saisonnier est essentiel pour éviter une sur prédiction des feux au début de l'été, période où le FWI semble mal représenter la dynamique de teneur en eau des végétaux en région méditerranéenne. Néanmoins, même si l'effet spatial semble peu jouer sur le bilan global en

termes d'occurrence, la transformation de ces occurrences en surfaces brûlées démontre l'importance de l'inclusion des résidus spatio-temporels en projection.

#### 4.2 Performance du modèle sur l'année 2003

Notre modèle ne parvient pas correctement à modéliser les surfaces brûlées en 2003, même en lui donnant en entrée les occurrences réelles observées. Il sous-prédit de manière importante les surfaces parcourues, et ce de manière systématique, car même les simulations conduisant au bilan le plus élevé pour cette année particulière sont en deçà de la réalité. Des discussions avec les services opérationnels, et notamment le service DFCI de l'ONF, nous ont amenés à proposer plusieurs hypothèses qui permettraient d'expliquer la mauvaise performance du modèle sur cette année particulière, et constituent de bonnes perspectives d'amélioration des prédictions.

L'inclusion de l'aspect simultané des feux dans le modèle de surface brûlée est une première piste d'amélioration de la prédiction. Cette inclusion pourrait se faire via une variable explicative supplémentaire, proxy de la dispersion des feux au sein de la zone : nombre d'autres feux simultanés, ou somme des distances en km entre le départ considéré et les autres départs simultanés (pour capter un signal d'éparpillement des forces) par exemple. La mobilisation de la littérature du domaine des réseaux mathématiques pourrait s'avérer pertinente afin de trouver la métrique d'évaluation la plus adaptée : compacité d'un réseau ou densité des points suivant l'endroit du maillage considéré.

Cette question, au-delà de la seule simultanéité des feux, amène à une réflexion plus large sur l'inclusion et l'évolution de la réponse opérationnelle. Pour l'instant, la réponse opérationnelle est prise en compte de manière indirecte dans les résidus spatiaux et temporels modélisés. Le fait que la desserte en pistes DFCI d'un massif soit faible, le rendant particulièrement inaccessible pour les forces de lutte, apparaîtra par exemple via une activité plus élevée que dans un autre massif plus accessible à FWI équivalent. Cela revient donc à recalibrer le FWI localement dans ce sens (un FWI faible donne plus de feux qu'attendu). Mais les biais spatiaux étant fixés dans notre modèle, cette réponse est de fait stationnaire.

La prise en compte de l'évolution de la réponse opérationnelle en contexte de changement climatique est assez difficile à modéliser, du fait des nombreuses incertitudes en jeu. Quelques études européennes ont proposé des pistes intéressantes à ce sujet, concernant la prise en compte du brûlage dirigé (Piñol et al. 2005) ou la non-stationnarité des relations entre surfaces brûlées et indices de sécheresse sous climat changeant (Turco et al. 2018).

Une autre hypothèse qui pourrait expliquer les surfaces exceptionnelles parcourues au cours de l'année 2003 réside dans les conditions météorologiques particulières qui régnaient au cours de cette saison estivale. La France a en effet traversé une canicule particulièrement intense, marquée par une forte sécheresse et des températures anormalement élevées. La chute de la teneur en eau de la végétation peut avoir été sous-estimée par le DC. Plus généralement, le FWI pourrait ne pas avoir rendu compte des effets biophysiques du climat et de la météo sur le combustible cette année-là. L'utilisation des variables climatiques originelles aurait peut-être permis d'améliorer la prédiction, point qui sera développé plus largement dans la discussion générale de cette thèse.

L'approche par classe que nous avons utilisée, en catégorisant les FWI au sein de 50 classes, a rassemblé dans la dernière classe toutes les valeurs de FWI les plus élevées, qui sont aussi peu fréquentes dans les données. Cette dernière classe recouvre donc une grande plage de valeur de FWI, avec peu d'effectifs associés. Il est possible que cette dernière classe rassemble des journées trop hétérogènes, et qu'une stratification plus fine des niveaux de FWI améliore la prédiction pour les jours très à risque. Cette stratification demeure cependant délicate au vu de la faiblesse de l'effectif et du risque de surparamétrer le modèle.

Enfin, l'utilisation de la superficie combustible par pixel comme variable explicative, notamment dans le modèle de surface, présente des limites. En effet, la superficie combustible par pixel n'est qu'un proxy de ce qu'on cherche réellement à modéliser, à savoir la potentialité de développement d'un feu sachant que l'ignition a déjà eu lieu et que le feu a déjà parcouru 1 ha. Une bonne perspective d'amélioration de ce proxy serait de définir un indice de continuité combustible au sein d'un massif, en affectant à chaque pixel une surface connectée, potentiellement menacée par un départ au sein du pixel.

## 5 Conclusion

La base de données Prométhée recense en France les observations de feux depuis 1973. Les deux dernières décennies ont montré une diminution significative de l'activité de feu (occurrence, surface brûlée) par rapport aux décennies précédentes. Les feux se répartissent actuellement sur le territoire méditerranéen de manière hétérogène, et présentent un patron saisonnier caractéristique, avec un pic en fin d'hiver et un pic en été.

Le modèle probabiliste proposé dans ce chapitre, permettant de projeter des nombres de feux de plus d'1 ha et leurs surfaces brûlées associées, permet de reproduire de manière satisfaisante ces caractéristiques de l'activité lorsqu'il est utilisé en simulation sur la période d'observation, à l'exception de l'année 2003. Son utilisation en projection sous conditions

changeantes met en évidence certaines limites liées à l'utilisation de métriques de danger, conduisant à sous-estimer les évolutions d'activité qui pourraient survenir. Plusieurs perspectives d'amélioration sont proposées, qui permettront peut-être d'améliorer la capacité du modèle à reproduire des années exceptionnelles comme 2003.

# Chapitre 4 : Analyse des régimes de feux futurs en région méditerranéenne

---

## 1 Introduction

Le modèle probabiliste construit au Chapitre 3 permet de traduire des simulations journalières de FWI en activité attendue, précisément le nombre de feux > 1 ha et la surface brûlée par ces feux. Il simule l'occurrence de chaque feu et sa taille selon deux processus stochastiques indépendants, permettant de découpler l'effet du FWI sur ces deux aspects distincts de l'activité, et de mieux évaluer les incertitudes résidant dans les deux processus.

Ce modèle s'appuie sur une hypothèse principale : stationnarité de la relation feu-climat et des facteurs autres que climatiques. Les aspects liés à la population, aux usages des terres, à la lutte, à la structure du combustible, qui concourent tous aux patrons d'ignition et de développement des feux observés, sont donc considérés comme constants. Il s'agit d'une hypothèse forte, mais nous décidons de la faire afin de transformer les projections d'indice de danger en projections de métriques de l'activité, dont l'intérêt est d'être additives et directement interprétables.

Les résultats de projection du FWI journalier en région méditerranéenne établis à partir des cinq modèles climatiques présentés au Chapitre 2, sont ainsi transformés en activité attendue. 100 simulations d'occurrence des feux > 1 ha sont d'abord réalisées pour chaque jour.pixel, puis une surface associée est simulée pour chacun de ces feux. Ces simulations sont réalisées pour chacun des cinq modèles climatiques et des deux scénarios d'émission, ce qui correspond à chaque fois à une série chronologique de FWI journalier s'étendant de 1986 à 2100. Le nombre de 100 simulations a été sélectionné pour permettre une bonne évaluation de l'incertitude, tout en étant raisonnable en termes de temps de calcul et de mémoire mobilisée pour le stockage des résultats. Les autres termes du modèle d'activité (surface forestière du pixel, effet spatial et saisonnier) n'évoluent pas entre la période historique et la période projetée. Seul le FWI change.

Les résultats proposés s'appuieront sur des enveloppes déterminées à partir des 5<sup>ème</sup> et 95<sup>ème</sup> quantiles des simulations pour souligner l'ampleur des incertitudes, l'enveloppe contenant donc 90% des valeurs simulées par le modèle. La médiane des simulations sera aussi représentée, donnant le comportement attendu dans le cas d'une simulation moyenne. Certains résultats montrant l'évolution interannuelle tout au long de la période étudiée (1986-



2100) s'appuieront sur des tendances, obtenues en lissant sur 30 ans la valeur de la simulation médiane.

Cette approche nous permettra d'examiner à quel point la tendance de l'activité est comparable à la tendance projetée par différentes métriques de danger météorologique utilisées couramment dans la littérature, en particulier le FWI ou le DSR agrégés à différentes échelles temporelles. Ensuite, nous examinerons les patrons spatiaux et la saisonnalité de cette évolution, selon les modèles climatiques, avant de nous pencher sur l'extension temporelle de la saison de feu, et de discuter nos résultats.

## 2 Comparaison des tendances d'activité selon 5 modèles climatiques

### 2.1 Occurrences des feux de plus d'1 ha

La Figure 4.1 (partie gauche) présente l'évolution interannuelle du nombre de feux de plus d'1 ha pour chacun des cinq modèles climatiques entre 1986 et 2100. Les deux scénarios d'émission sont superposés, le scénario optimiste étant représenté en bleu, et le pessimiste en rouge. On note la variabilité très forte de l'occurrence des feux d'une année sur l'autre, avec des pics très importants atteints notamment en fin de période dans le cas du rcp8.5.

Des différences importantes apparaissent entre les modèles climatiques. On note que la dispersion observée au sein des simulations du modèle d'activité est relativement faible (largeur des enveloppes indiquant les 5<sup>ème</sup> et 95<sup>ème</sup> quantiles des 100 simulations réalisées), comparativement à la variabilité entre année, et à la différence d'amplitude entre modèles, bien visible sur la tendance (ligne continue, correspondant à une moyenne lissée sur 30 ans). Cette évolution est également synthétisée de manière chiffrée dans le Tableau 4.1. Pour le scénario 4.5 (respectivement 8.5), l'occurrence estivale augmente ainsi de 4 à 72% (respectivement 33 à 112%) suivant le modèle.

HadGEM RCA4 est le couple GCM-RCM indiquant l'augmentation du nombre de feux la plus forte, ce qui est cohérent avec les caractéristiques de ce modèle climatique, le plus chaud et sec parmi ceux que nous avons sélectionnés pour l'étude (Tableau 2.1 résumant les caractéristiques climatiques des modèles). Il est suivi par le couple MPI RCA4, présentant une trajectoire très ascendante en fin de siècle dans le cas du rcp8.5.

La comparaison des évolutions d'occurrence avec les métriques dérivées d'indice de danger montre que ces évolutions sont globalement plus faibles, en particulier pour le 90<sup>ème</sup> quantile

des valeurs estivales de FWI (Tableau 4.1). Par exemple, pour le rcp8.5, les occurrences augmentent entre +33 et +112 % selon les modèles, contre seulement +17 à +41% pour le rcp4.5. L'utilisation du DSR, transformation exponentielle du FWI corrélée à la difficulté de contrôle pour les forces de lutte, et permettant des agrégations spatiales ou temporelles, permet d'améliorer ces prédictions de tendance (+34 à +91% pour le rcp8.5). Son évolution est généralement comparable à celle des nombres de feux estivaux > 1 ha, à l'exception des cas les plus extrêmes. En effet, pour le modèle le plus chaud et le scénario pessimiste, l'évolution du SSR estival est +91%, alors que celle des occurrences > 1 ha atteint +112%.

## 2.2 Surfaces brûlées

L'évolution interannuelle des surfaces brûlées projetées pour chacun des cinq modèles climatiques entre 1986 et 2100 montre une nette tendance générale à l'augmentation. Là encore, la variabilité très forte du risque d'une année sur l'autre est notable, en particulier pour les deux modèles les plus chauds et secs (HadGEM RCA4 et MPI RCA4).

On observe que la dispersion entre simulations augmente plus fortement que pour les occurrences de feux > 1ha (largeur des enveloppes, Figure 4.1). Le modèle de surface ajoute en effet une dimension aléatoire supplémentaire, car chaque simulation associe un tirage d'occurrence à un tirage de surface brûlée associée.

Pour le scénario 4.5 (respectivement 8.5), l'augmentation des surfaces brûlées entre juin et septembre dans la région méditerranéenne est comprise entre 6 et 132% (respectivement 48 et 202%) suivant le modèle considéré (Tableau 4.1).

La comparaison avec les métriques dérivées d'indice de danger montre que leur utilisation pourrait conduire à une sous-estimation de l'évolution du risque. Les augmentations projetées sont en effet plus faibles, y compris pour le DSR, pourtant censé mieux représenter la difficulté de contrôle d'un feu (et donc qu'on peut attendre plus en lien avec les espérances de surfaces parcourues). Notre modèle nous indique que l'utilisation du DSR en projection conduirait à sous-estimer de près d'un tiers l'activité future en termes de surfaces parcourues.

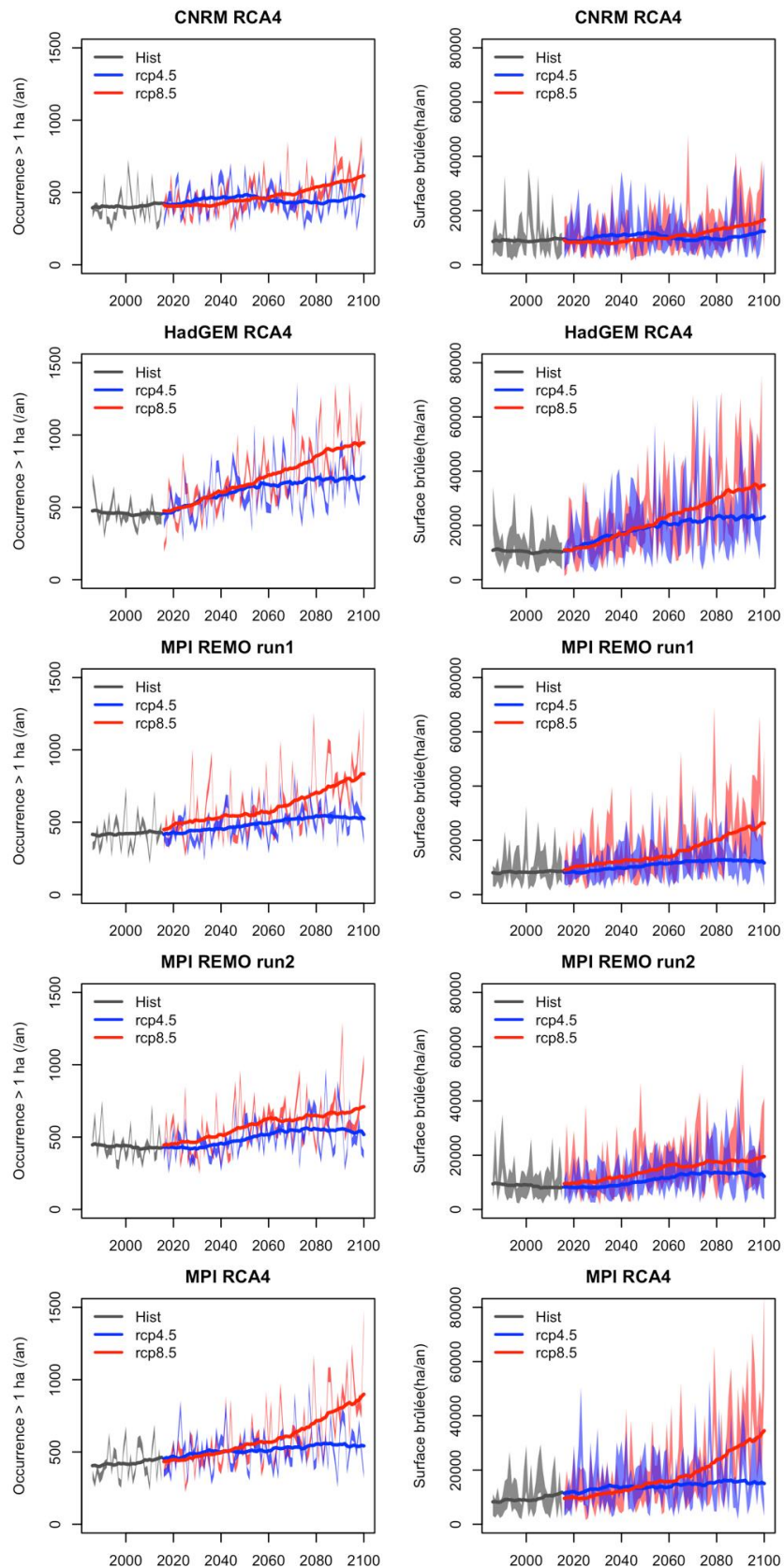


Figure 4.1 : Évolution de l'activité attendue pour les 5 modèles climatiques considérés entre la période historique (1986-2015) et la période future (2066-2095). Les courbes en gras montrent l'évolution de la tendance, calculée comme une moyenne lissée sur une fenêtre de 30 ans. Les enveloppes représentent les 5<sup>ème</sup> et 95<sup>ème</sup> quantiles de 100 simulations du modèle probabiliste. La tendance à l'augmentation est générale, mais l'amplitude varie suivant le modèle et le scénario.

### 2.3 Taille moyenne des feux de plus d'1 ha

L'évolution de la taille moyenne des feux estivaux > 1 ha est présentée selon chaque modèle climatique dans le Tableau 4.1 et la Figure 4.2. HadGEM RCA4 et MPI RCA4 sont les deux modèles prédisant la plus forte augmentation de taille de feu, s'élevant à plus de 40% à horizon 2080 (Tableau 4.1). A l'inverse, CNRM RCA4 prédit la plus faible augmentation, avec une taille moyenne n'évoluant quasiment pas dans le cas du scénario optimiste. L'augmentation des surfaces brûlées attendues y est de fait moins fort, car provenant exclusivement de l'augmentation des occurrences prédites par le modèle.

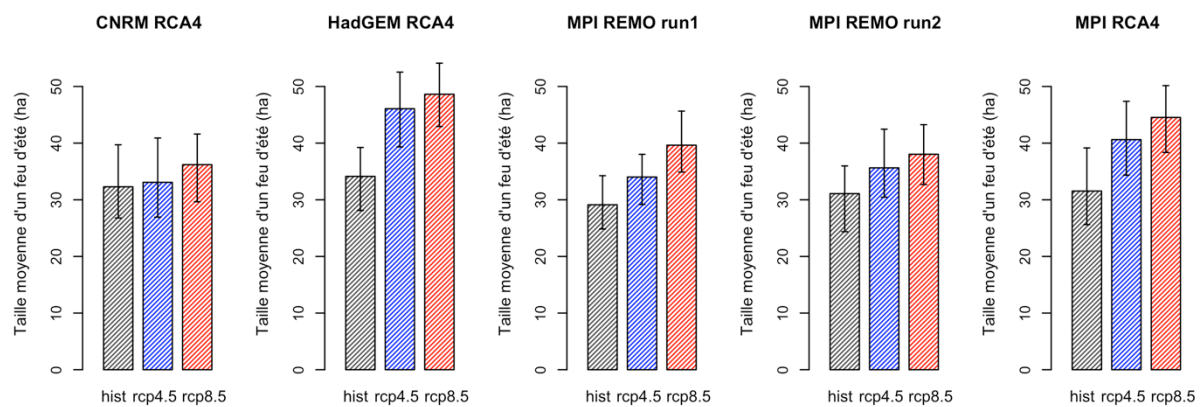


Figure 4.2 : Évolution de la taille moyenne d'un feu d'été de plus d'1 ha pour chaque modèle climatique entre la période historique (1986-2015) et la période future (2066-2095), selon deux scénarios d'émission. La barre d'incertitude indique les valeurs minimale et maximale atteintes au sein de 100 simulations.

Tableau 4.1 : Comparaison de différentes métriques de danger et d'activité pendant la période historique (1986-2015) et la période future (2066-2095) selon deux scénarios d'émission. Les métriques ont été calculées sur la période estivale s'étendant de juin à septembre. Les métriques de danger augmentent généralement moins fortement que les activités projetées avec le modèle probabiliste, en particulier pour les surfaces brûlées cumulées, quelle que soit la métrique de danger choisie.

	CNRM RCA4			HadGEM RCA4			MPI REMO run1			MPI REMO run2			MPI RCA4		
	hist	rcp4.5	rcp8.5	hist	rcp4.5	rcp8.5	hist	rcp4.5	rcp8.5	hist	rcp4.5	rcp8.5	hist	rcp4.5	rcp8.5
<b>Mean summer FWI</b>	11	11.5 (+5%)	13.7 (+25%)	12	16.9 (+41%)	19.1 (+59%)	11.2	13.6 (+22%)	16.8 (+50%)	11.7	14.3 (+22%)	16 (+37%)	11.3	14.2 (+26%)	17.6 (+56%)
<b>Summer FWI90</b>	21.2	22.4 (+6%)	24.8 (+17%)	23.4	30.4 (+30%)	32.9 (+41%)	20.6	24.1 (+17%)	28.2 (+37%)	21.4	24.9 (+16%)	27.1 (+27%)	21.7	26.9 (+24%)	30.3 (+40%)
<b>Summer SSR</b>	3.18	3.42 (+7%)	4.27 (+34%)	3.62	5.94 (+64%)	6.91 (+91%)	3.15	4.18 (+33%)	5.58 (+77%)	3.38	4.46 (+32%)	5.21 (+54%)	3.3	4.65 (+41%)	6.13 (+86%)
<b>Summer occurrence /year</b>	223	232 (+4%)	298 (+33%)	247	425 (+72%)	522 (+112%)	212	283 (+33%)	393 (+85%)	228	308 (+35%)	364 (+59%)	225	336 (+49%)	454 (+101%)
<b>Summer burnt area ha/year</b>	7 215	7 683 (+6%)	10 703 (+48%)	8 417	19 524 (+132%)	25 410 (+202%)	6 182	9 590 (+55%)	15 597 (+152%)	7 098	10 994 (+55%)	13 835 (+95%)	7 110	13 577 (+91%)	20 189 (+184%)
<b>Summer fire size</b>	32.3	33.1 (+2%)	36.2 (+12%)	34.1	46.1 (+35%)	48.6 (+42%)	29.1	34.0 (+17%)	39.6 (+36%)	31.1	35.6 (+15%)	38.0 (+22%)	31.5	40.6 (+29%)	44.5 (+41%)

### 3 Patrons spatiaux de l'évolution de l'activité

Pour étudier les aspects spatiaux, nous avons fait le choix d'utiliser les GRECO de l'Inventaire forestier afin d'agrèger des zones relativement homogènes d'un point de vue forestier et topographique. Ces zones présentent d'ores et déjà des disparités importantes en termes d'activité de feu (Chapitre 3, § 2.5). Les montagnes sont ainsi distinguées des plaines par exemple (Figure 3.7).

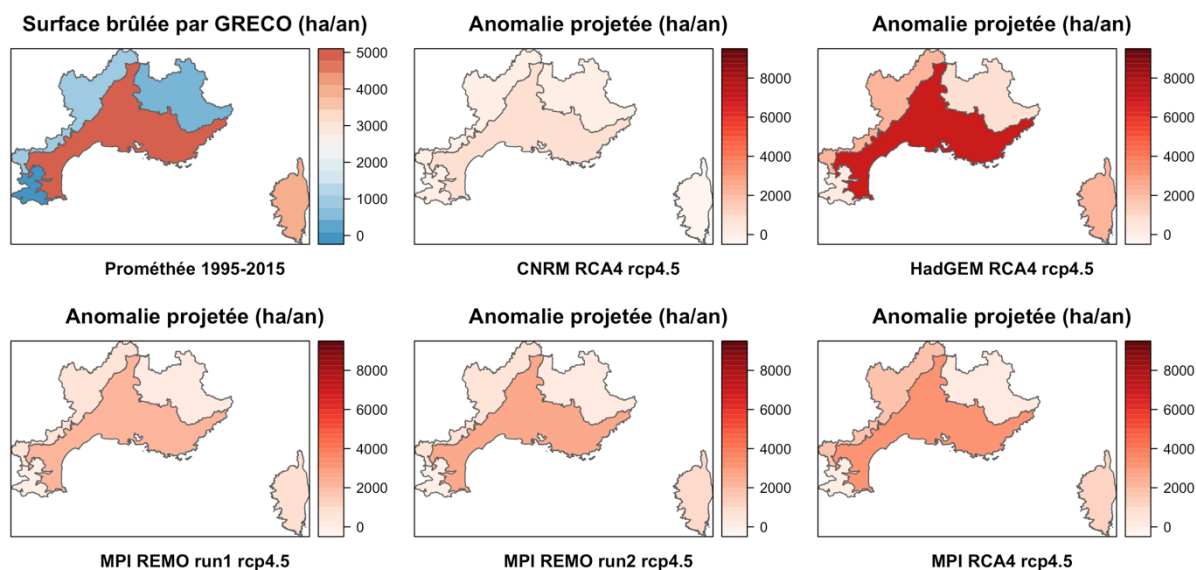


Figure 4.3 : Anomalies de surfaces brûlées attendues par GRECO pour chacun des modèles climatiques sous scénario d'émission optimiste (rcp4.5). Les surfaces brûlées annuellement par GRECO sur la période 1995-2015 sont présentées pour rappel (en haut à gauche). L'augmentation de surface brûlée la plus importante sera sur la GRECO méditerranéenne (J) qui est aussi la plus étendue, et celle présentant le bilan le plus lourd à l'heure actuelle. Les augmentations peuvent excéder le bilan actuel, conformément au tableau 4.1, par exemple pour HadGEM RCA4 (augmentation > 100%).

La Figure 4.3 présente les anomalies annuelles de surfaces brûlées attendues au sein des GRECO dans le cas du rcp4.5 (scénario d'émission de GES optimiste). On note que les augmentations sont très variables suivant le modèle climatique choisi, mais que la GRECO connaissant l'augmentation absolue de surface brûlée la plus importante est la GRECO méditerranéenne. Elle est également la GRECO la plus étendue, et la région où se fait actuellement la majorité du bilan. Le modèle le plus chaud et sec y prédit une augmentation des surfaces brûlées de 6000 à 7000 ha par an, le bilan annuel faisant dans ce cas plus que doubler.

Dans le cas du scénario pessimiste (Figure 4.4), les mêmes observations sont faites, bien que l'augmentation soit amplifiée, peu importe le modèle. Toutes les régions voient leur bilan annuel moyen s'alourdir considérablement. Des anomalies fortes sont projetées par les

modèles les plus chauds et secs sur la GRECO Massif Central contenant une bonne partie des Cévennes : une augmentation de plus de 5000 ha/an est ainsi projetée par HadGEM RCA4. Ces augmentations de surface brûlée attendue sont à mettre en regard du niveau historique plutôt faible des surfaces brûlées cumulées observées dans cette région (un peu moins de 1500 ha/an en moyenne).

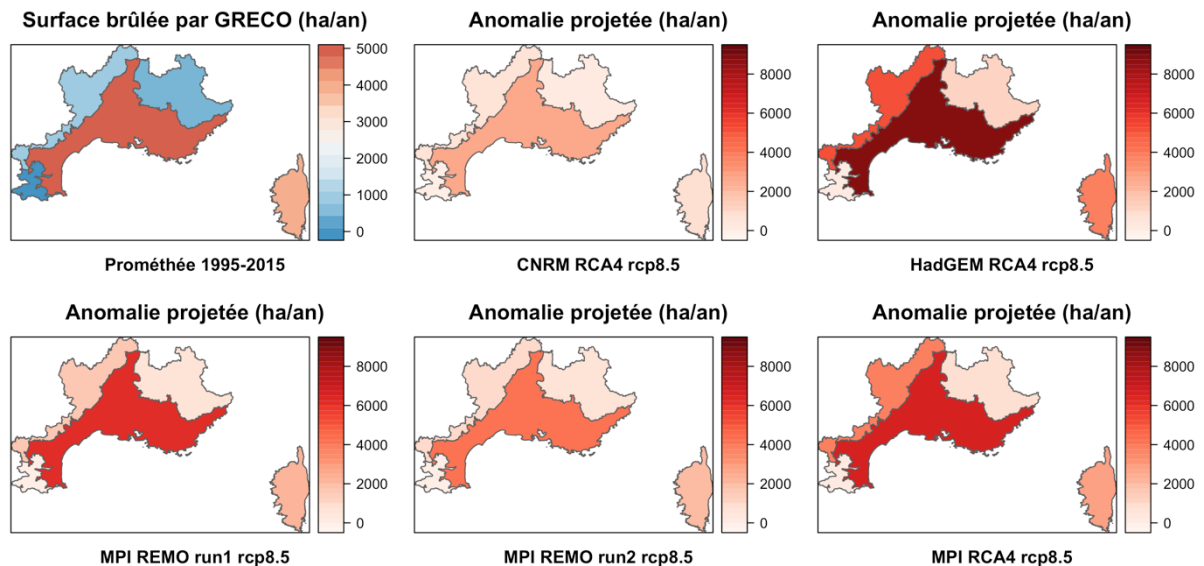


Figure 4.4 : Anomalies de surfaces brûlées attendues par GRECO pour chacun des modèles climatiques sous scénario d'émission pessimiste. Les anomalies observées sont beaucoup plus importantes que sur la Figure 3 (l'échelle de couleur est identique). La GRECO méditerranéenne (J) connaît à nouveau les augmentations les plus fortes en valeur absolue. La Corse voit aussi son bilan s'alourdir considérablement. On note également des anomalies fortes prédites par les modèles les plus chauds et secs sur la GRECO Massif Central (G).

#### 4 Dynamique saisonnière et extension temporelle du risque

Cette partie vise à répondre à la question suivante : au-delà d'une augmentation quantitative du risque tout au long de l'année, la période propice aux feux va-t-elle s'étendre dans le temps ? Cette question aura en effet des conséquences importantes (Encadré 4.1).

##### Encadré 4.1 : Implications d'une saison de feu variable

La longueur de la saison de feu est une question opérationnelle très importante : les gestionnaires ont besoin de savoir quand et comment mobiliser leurs moyens au mieux dans un contexte budgétaire contraint, et de prévoir comment adapter le dispositif actuel. D'un point de vue scientifique, cette question peut impacter fortement la présentation des résultats de projection, rendant la comparabilité des études plus délicate. Beaucoup d'études

européennes étudient la longueur de saison via une métrique dédiée : ils regardent spécifiquement les variations de début et de fin détectées dans les simulations climatiques. Néanmoins, les autres métriques projetées sont souvent calculées sur une saison de feu estivale fixée, l'idée sous-jacente étant que le reste de l'année, l'activité de feu est un bruit résiduel nécessitant peu de moyens opérationnels, qui n'évoluera pas (ou très peu) avec le changement climatique, et qui n'intéresse donc pas les gestionnaires et décideurs.

Certaines études (e.g. Bedia et al. 2014) font ainsi le choix pour le calcul de leurs métriques agrégées – moyennes/quantiles de FWI, nombre de jours au-dessus de seuils – de se focaliser sur une période de quatre mois allant de Juin à Septembre, identique pour toute la Méditerranée, en considérant que cette période englobe la saison de feu actuelle (et potentiellement future). A l'inverse, Moriondo et al. (2006) ont fait le choix de faire varier leur longueur de saison de feu, y compris pour le calcul des métriques saisonnières agrégées. Les résultats, contrastés, sont de ce fait difficilement comparables. Ainsi, les résultats de Bedia et al. sous scénario A1B (moins pessimiste) montrent des augmentations bien plus importantes, allant jusqu'à + 70% pour certains pays sur les moyennes de FWI, là où l'étude de Moriondo et al. sous scénario A2 prévoit une augmentation bien moindre (+23%). Pourtant, les métriques choisies dans les deux études étaient les mêmes dans une optique de comparabilité.

Pour illustrer les implications mécaniques de ces deux définitions sur des valeurs d'augmentation de métriques agrégées sur une saison, nous avons schématisé plusieurs situations pour un changement climatique moyen augmentant les valeurs de 40% tout au long de l'année (Figure 4.5). Nous avons également représenté des cas de saison de feu décalée ou trop longue par rapport à la définition générique, ce qui est probablement le cas dans plusieurs pays européens (les exemples de pays choisis s'appuient sur les dates de début et de fin de saison trouvées dans Moriondo et al., 2006). L'augmentation du FWI moyen obtenue au sens de Moriondo est de 25% environ, alors qu'elle est exactement de 40% dans le cas de la saison fixe (Bedia). Le cas de la France est à part, car la saison de feu y est bimodale (de manière très nette pour les occurrences, et dans certaines régions du territoire pour les surfaces brûlées). Le choix de l'une ou l'autre des méthodes aura des implications fortes sur les résultats obtenus.



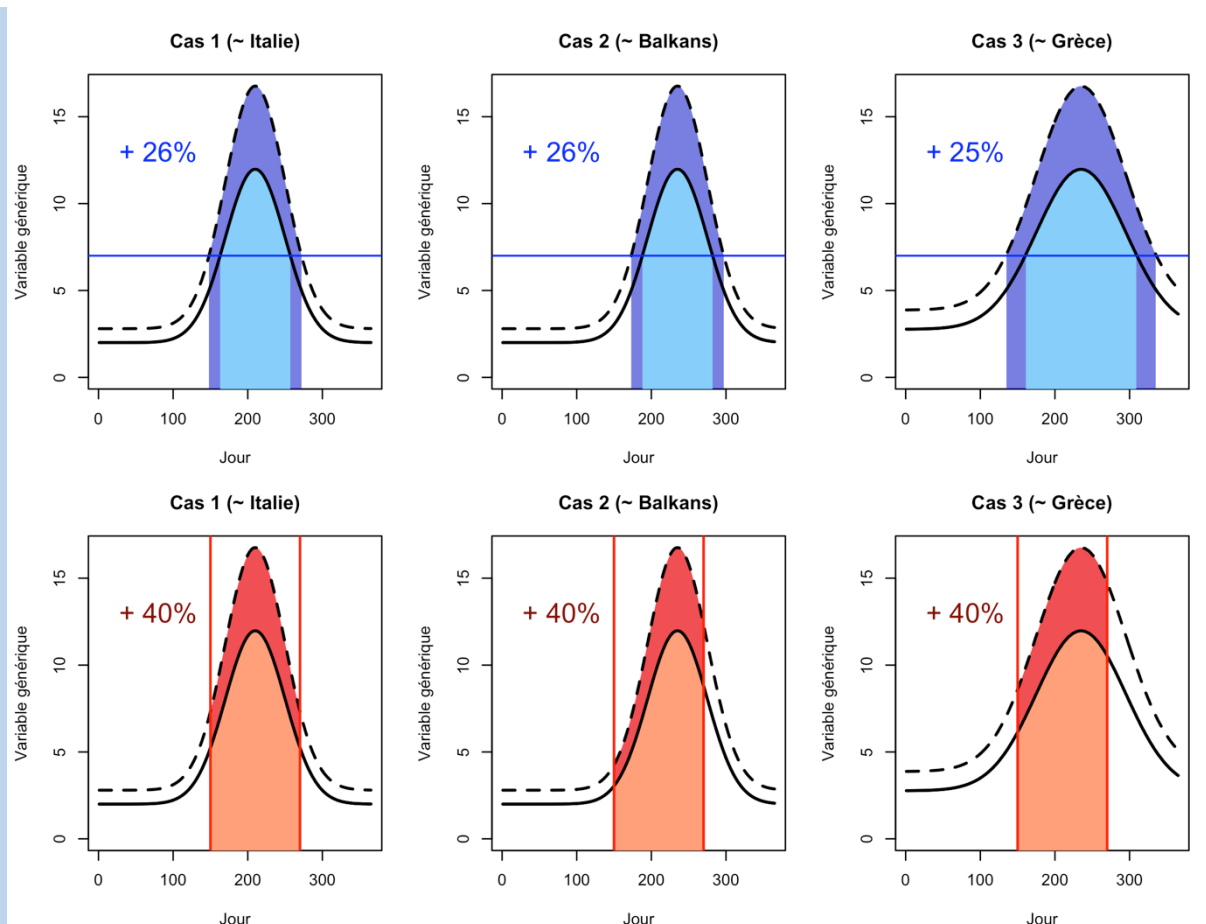


Figure 4.5 : Schéma illustrant les implications d'une saison de feu variable (en haut, seuil bleu, approche de Moriondo et al. 2006) ou fixée (en bas, barres verticales rouges, approche de Bedia et al. 2014) pour un changement climatique moyen impliquant une augmentation globale de 40% tous les jours de l'année. Des situations où la saison de feu est trop courte et/ou décalée par rapport à la saison de feu « générique » sont représentées. Les pourcentages d'augmentation observée suivant la méthode de calcul sont indiqués en haut à gauche de chaque graphe.

Cet effet de lissage des métriques par l'augmentation de la longueur de la saison de feu, dû à l'ajout de jours avec des valeurs moyennes ou faibles en bordure de saison, avait déjà été souligné par Flannigan et al. (2013). Ces auteurs proposent d'utiliser le CSR (le « Cumulative Severity Rating ») qui cumule sur la saison de feu les valeurs d'un indice journalier de danger (le DSR issu du système FWI). Ce cumul n'est donc pas ramené au nombre de jours d'une saison de feu de longueur changeante. Sur la base du CSR, Flannigan et al. (2013) ont ainsi montré à une échelle globale que la majorité de l'augmentation du risque d'ici la fin du siècle provenait non pas de l'allongement de la saison de feu, mais plutôt d'une intensité de feu potentielle croissante pendant les jours à risque élevé ou extrême, allant de pair avec des difficultés de contrôle exponentielles. Ils prédisaient donc un impact sans précédent sur les ressources nécessaires pour la lutte.

#### 4.1 Méthode proposée pour projeter l'évolution de la longueur de saison de feu sous climat futur

La définition utilisée dans les deux études de projection de référence citées précédemment (Encadré 3) consiste à détecter le passage d'un seuil dans une série chronologique de moyennes bihebdomadaires de FWI, seuil fixé (à la valeur de 15) au regard de l'activité passée. Cette définition présente la limite de n'être fondée que sur un indice de danger, certes dont la dynamique est corrélée aux observations de feu, mais dont le niveau n'a pas de signification physique ou opérationnelle. Une définition de longueur de saison de feu fondée sur l'activité est plus légitime, ce qui justifie d'aborder cette question à partir des activités projetées, bien que l'extrapolation en dehors des conditions d'observation présente certaines limites. Le modèle d'occurrence et de surface brûlée développé permet la mise en œuvre d'une telle approche en projection, afin de quantifier l'évolution de la saison de feu sous différents scénarios climatiques.

Pour définir le début et la fin de la saison de feu, qu'elle soit hivernale ou estivale, il demeure nécessaire de définir un seuil sur l'activité passée. Nous l'avons fait en utilisant les données de la base Prométhée. La Figure 4.6 présente l'activité observée chaque semaine en nombre de feux > 1 ha et en surfaces brûlées cumulées en moyenne sur la zone Prométhée entre 1995 et 2015. La bimodalité du régime de feu est à nouveau visible. Des seuils ont été sélectionnés selon deux critères : i) correspondre à une rupture de pente dans les données ii) être cohérent avec le ressenti opérationnel d'une saison de feu estivale moyenne actuelle, commençant début juillet et se terminant au cours du mois de septembre (service ONF DFCI, communication personnelle). Les seuils obtenus sont ainsi de 12 feux > 1 ha par semaine (seuil commun pour les deux saisons), et de respectivement 100 et 300 ha brûlées/semaine pour les saisons hivernale et estivale, du fait de leurs bilans très différents.

Le modèle probabiliste d'occurrences et de surfaces brûlées est ensuite utilisé pour détecter les débuts et fin de saison dans les simulations d'activités selon chacun des modèles climatiques sous les deux scénarios d'émission. On définit à l'aide des seuils choisis une date de début et de fin de saison, hivernale comme estivale, pour chaque modèle climatique, puis on compare les résultats entre modèles. Cette approche permet en outre de répondre à une troisième question : l'augmentation des surfaces brûlées provient-elle principalement de (i) l'allongement de la saison de feu ou (ii) l'augmentation du risque au sein de la saison de feu actuelle ?

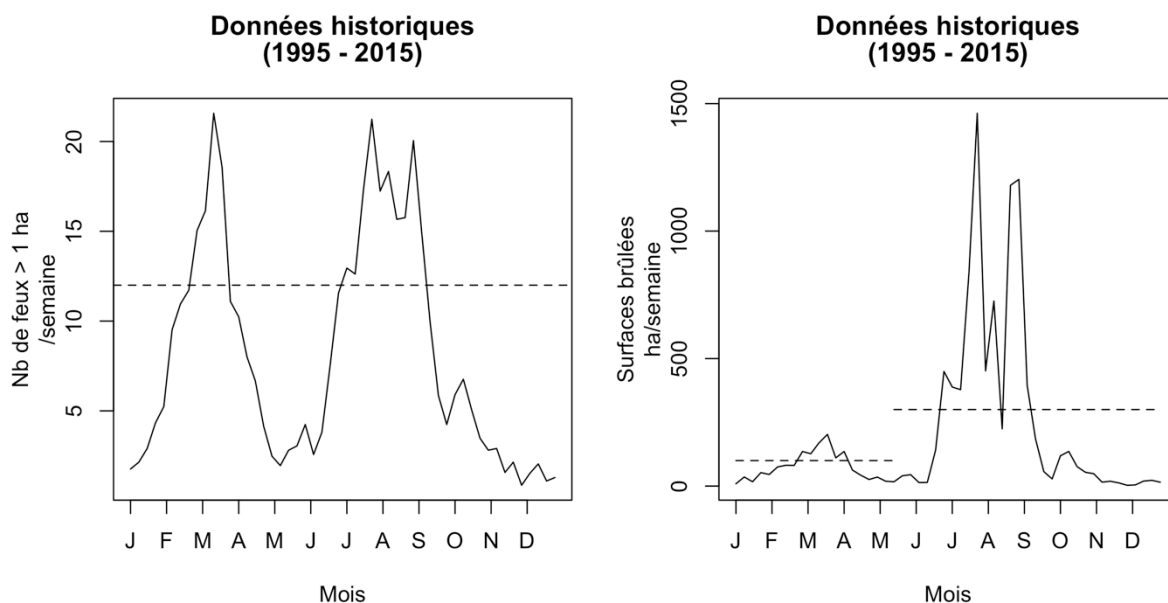


Figure 4.6 : Activité observée pendant la période (1986-2015) au sein de la zone Prométhée. Les seuils choisis pour fixer le début et la fin de la saison de feu sont représentés en ligne horizontale pointillée. Deux seuils différents sont choisis pour la définition de la saison hivernale et estivale à partir des surfaces brûlées hebdomadaires, afin de respecter les critères de sélections combinant rupture dans les observations d'activité et ressenti opérationnel.

#### 4.2 Résultats pour l'ensemble de la zone Prométhée

La Figure 4.7 présente les dynamiques saisonnières d'activité attendues sous les différents modèles et scénarios d'émission. On note de fortes disparités de bilan suivant les modèles et le scénario d'émission (la même échelle est utilisée pour permettre une comparaison plus facile).

Une augmentation massive du bilan en surfaces brûlées est visible en cœur de saison estivale, avec des surfaces attendues pouvant tripler en juillet-août pour certains modèles (HadGEM RCA4 et MPI RCA4 en particulier).

Par ailleurs, un allongement généralisé de la saison de feu, qu'elle soit hivernale ou estivale, est attendu pour tous les modèles, indépendamment du scénario considéré. L'allongement est cependant plus prononcé pour le rcp8.5 que pour le rcp4.5. Le modèle CNRM RCA4 se distingue en étant le seul modèle prédisant une activité comparable au niveau actuel sous le scénario d'émission de gaz à effet de serre le plus optimiste. Nous rappelons ici que ce modèle était l'unique modèle utilisé dans les projections climatiques du rapport Chatry.

La surface brûlée va augmenter de 5 à 17% (respectivement de 10 à 29%) à cause de l'allongement de la saison de feu sous scénario optimiste (respectivement pessimiste). On constate donc que la majeure partie de l'augmentation des surfaces brûlées (plus des trois

quarts de cette augmentation, peu importe le modèle et le scénario choisi) se fera à des périodes de l'année qui connaissent déjà une activité importante à l'heure actuelle.

On note enfin que pour la plupart des modèles, l'écrasante majorité du bilan en surfaces brûlées continue de se faire au moment de la saison estivale. Les modèles HadGEM RCA4 et MPI REMO run1 se distinguent en prédisant tous deux un petit pic secondaire de surfaces brûlées en deuxième partie du mois de mars, dans le cas du rcp8.5 uniquement.

La Figure 4.8 résume ces évolutions de longueur de saison pour l'ensemble des modèles. L'intensité de la couleur indique le degré d'accord des différents modèles entre eux. Les pointillés représentent la longueur de saison de feu historique donnée par les modèles (avec un accord minimal de trois modèles sur cinq).

Concernant la saison estivale, on note un bon degré de convergence entre tous les modèles pour une saison de feu s'allongeant d'une semaine en début de saison, et de deux semaines en fin de saison dans le cas du scénario pessimiste. Un modèle prédit un allongement allant jusqu'à 4 semaines en début de saison, il s'agit d'HadGEM RCA4.

Concernant la saison hivernale, dans le cas du rcp8.5, l'accord entre les modèles est un peu moins bon : tous les modèles s'accordent sur la période historique centrée sur le mois de mars. Quatre modèles sur cinq prédisent un allongement d'une semaine en début de saison, et trois modèles prédisent un allongement en fin de saison englobant la quasi-totalité du mois d'avril. Deux modèles prédisent enfin une saison comprenant le début du mois de mai : il s'agit d'Hadgem-RCA4 et de Remo-run1.

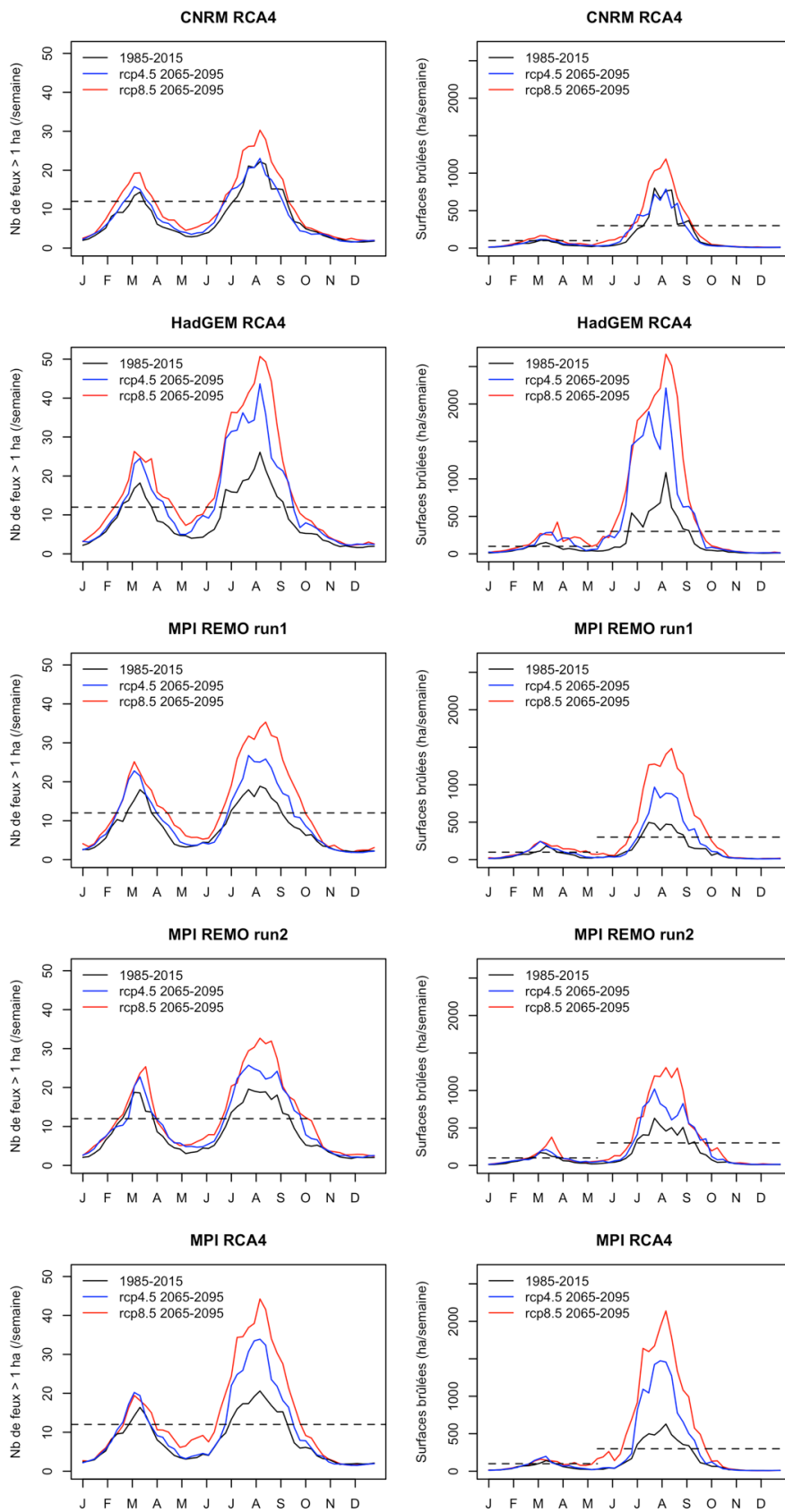


Figure 4.7 : Comparaison des dynamiques saisonnières de nombre de feux > 1 ha hebdomadaires (gauche) et de surfaces brûlées par semaine (droite) entre la période historique (1986-2015) et la période future (2066-2095) au sein de la zone Prométhée. Les seuils choisis pour fixer le début et la fin de la saison de feu sont représentés en ligne horizontale pointillée.

## Evolution de la saison de feu Surfaces cumulées

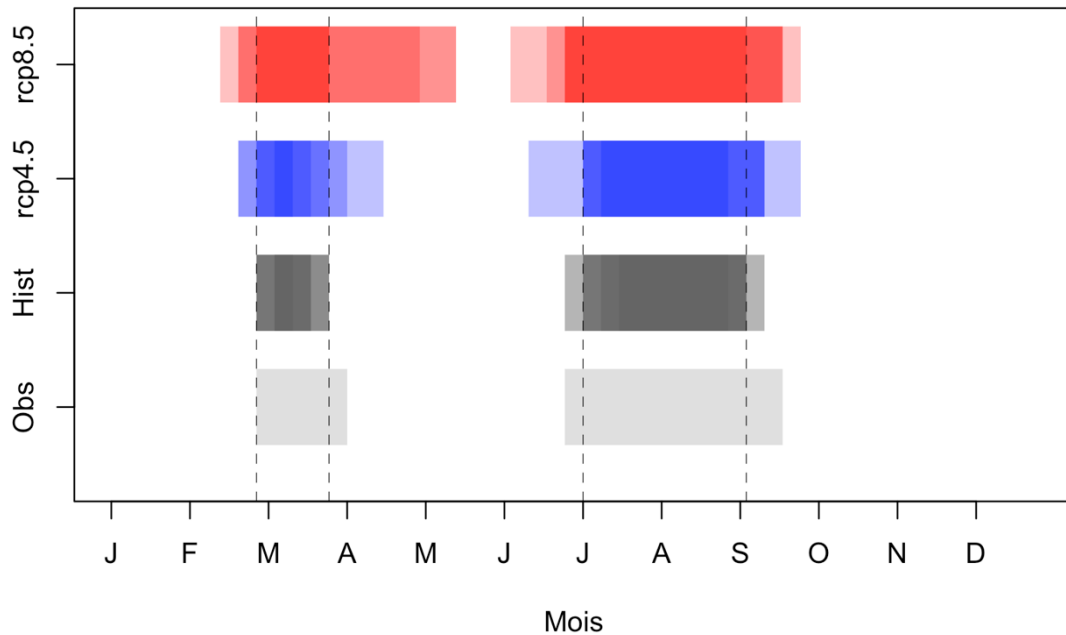


Figure 4.8 : Comparaison de la longueur de saison de feu projetée par les modèles sur les périodes historique (1986-2015) et future (2066-2095) avec celle constatée sur les enregistrements de feu de la base Prométhée. La saison de feu est déterminée à partir du dépassement du seuil de surfaces brûlées fixé à l'aide des données d'observation. L'intensité de la couleur indique le degré d'accord entre modèles. Les pointillés indiquent la saison de feu historique « consensuelle » détectée par au moins trois modèles climatiques sur cinq.

### 4.3 Évolution de la saison pour les différentes grandes zones de la région méditerranéenne

La spatialisation de cette évolution au sein des Grandes régions écologiques (GRECO) de l'Inventaire Forestier pose la question du seuil d'activité choisi pour indiquer le début et la fin de la saison de feu dans chaque zone. Ce choix est plus délicat au sein de sous-régions, du fait de la plus faible quantité d'observations, induisant un rapport signal/bruit plus faible. C'est particulièrement vrai pour les GRECO montagneuses, où l'activité est plus basse. La zone pyrénéenne, particulièrement réduite en surface au sein de la zone Prométhée, a ainsi été exclue car les feux observés n'étaient pas suffisants pour définir un seuil adéquat.

Une approche exploratoire pour les quatre GRECO restantes est proposée, s'appuyant sur la définition d'un seuil unique de surface brûlée pour l'ensemble de l'année (la définition de ce seuil nécessitant d'être affinée dans le futur, en distinguant un seuil pour la saison hivernale et un seuil pour la saison estivale). Les résultats de longueur de saison de feu définie à partir des surfaces brûlées cumulées au sein de chaque GRECO sont présentés dans la Figure 4.9. On note que les modèles prédisent sur la période historique une saison hivernale dans les GRECO

de « montagne », en particulier dans la région correspondant aux contreforts du Massif Central, où les modèles convergent assez bien sur les mois de février-mars. L'accord est beaucoup moins bon sur la zone alpine, où l'activité est aussi plus faible. Dans les deux cas, la saison d'hiver détectée est cependant trop courte en regard des observations. Pour le Massif Central, deux modèles prédisent un allongement sur le mois d'avril de la saison hivernale. La plupart des modèles prédisent enfin une saison estivale bien plus longue que celle observée actuellement sur ces deux GRECO montagneuses.

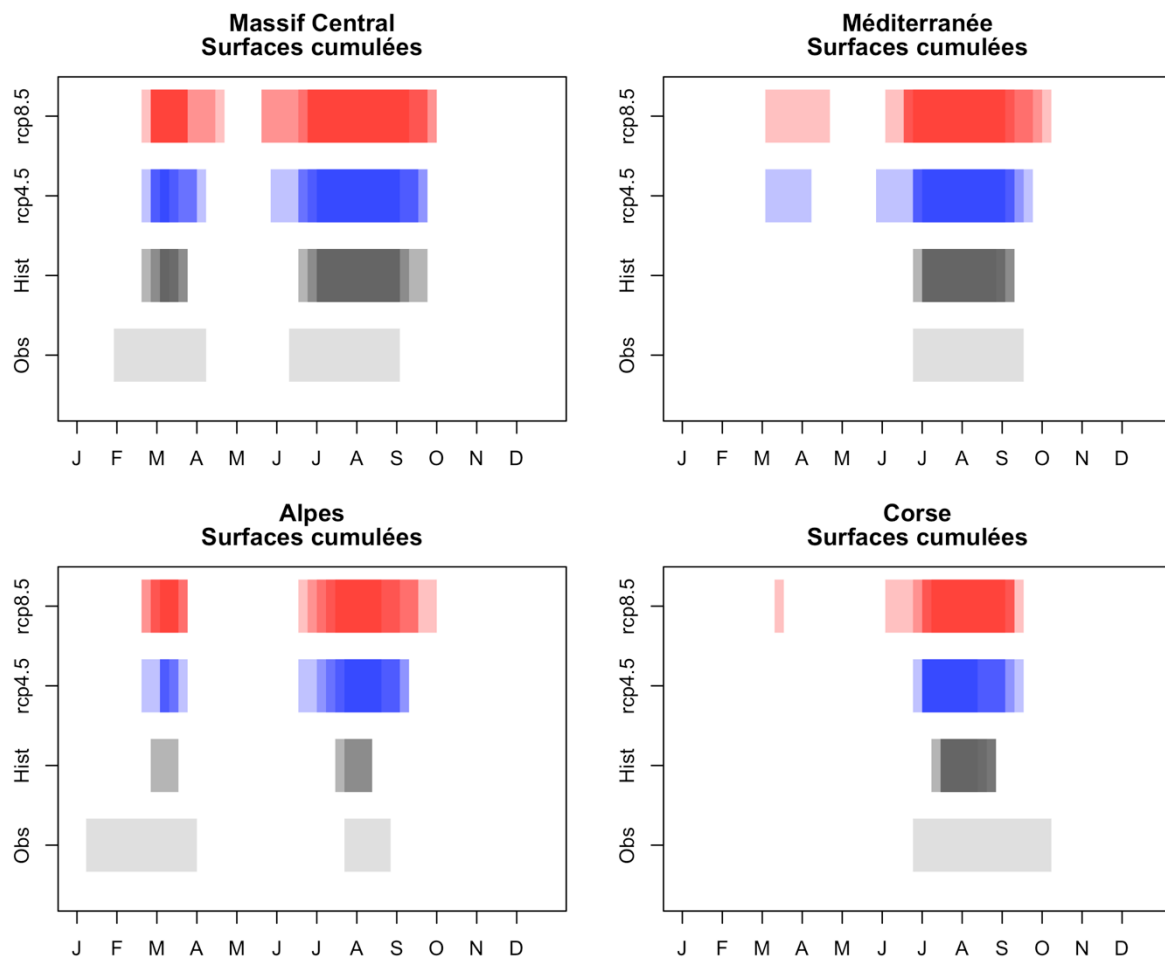


Figure 4.9 : Similaire à la Figure 4.8, mais en ne prenant en compte que l'activité projetée au sein de chaque grande région écologique de l'inventaire, et avec définition d'un seuil unique de surface brûlée pour les deux saisons.

Pour les deux régions littorales présentant une activité déjà forte, les modèles ne détectent pas de saison hivernale quand le même seuil est utilisé pour les deux saisons, que ce soit sur la période historique ou sur les simulations futures (à l'exception d'un modèle). Cela correspond aux observations dans la base Prométhée. Les modèles sous-estiment légèrement la longueur de la saison en période historique, en particulier du fait d'une mauvaise détection de la fin de la saison pour la Corse. La plupart des modèles s'accordent malgré tout sur un

allongement assez net de la saison estivale, que ce soit au début (mois de juin) ou en fin de saison (septembre voire octobre).

## 5 Discussion

### 5.1 Une augmentation forte des métriques projetées

Les projections d'activité du feu en région méditerranéenne réalisées avec le modèle probabiliste développé au Chapitre 3 montrent une sensibilité au réchauffement climatique plus élevée pour les nombres de feux > 1 ha et surtout pour les surfaces brûlées, que pour les métriques de danger de feu basées sur le FWI. La métrique du système FWI caractérisant la sévérité de la saison de feu (SSR, liée à la difficulté de contrôle des feux) montre une sensibilité intermédiaire. Ainsi, le nombre de feux et les surfaces brûlées de la saison estivale devraient augmenter respectivement de 33% à 112% et de 48% à 202% selon les modèles à l'horizon de la fin du siècle et selon le scénario le plus pessimiste, alors que l'augmentation du FWI moyen estival serait de 25% à 59%. Les tailles de feux projetées sont également en augmentation, de 2% à 35% pour le RCP4.5, et de 12% à 42% pour le RCP8.5, selon le modèle climatique considéré. L'étude des patrons spatiaux montre une intensification du risque importante dans les deux GRECO déjà confrontées à un niveau élevé d'aléa (Méditerranée et Corse), mais aussi une extension dans l'arrière-pays. Les surfaces brûlées projetées sont particulièrement élevées sur la GRECO Massif Central pour deux modèles.

La saison estivale de feu, que nous avons déterminée par une méthode originale fondée sur des seuils de nombre de feux et de surface brûlée plutôt que sur des seuils de FWI, compterait de 3 à 5 semaines supplémentaires à horizon 2100 par rapport à la période historique où elle s'étend sur les mois de juillet et d'août. Toutefois, cet allongement de la saison de feu n'a qu'un effet mineur sur l'augmentation d'activité des feux de la saison, l'essentiel de l'augmentation étant réalisée au cours de la saison actuelle, en raison de l'élévation du danger journalier sur cette période, déjà la plus chaude et la plus sèche.

Les conséquences opérationnelles de tels résultats sont colossales. Elles seront développées dans la discussion générale de cette thèse.

### 5.2 Spécificités de la saison hivernale

Le nombre important de feux de plus d'1 ha en février-mars est en partie lié à l'absence de pré positionnement des forces de prévention et de lutte, comparativement à la situation estivale (Yvon Duché, responsable technique national DFCI à l'ONF, communication personnelle). Le fait de dépasser le seuil d'1 ha n'est donc pas nécessairement indicateur d'un



feu potentiellement dangereux en hiver, contrairement à l'été. Cela peut être simplement le signe d'un temps important d'arrivée de la lutte sur zone. Un travail sur les surfaces brûlées nous a donc semblé plus pertinent pour la définition de la saison. Cependant, on note que les modèles ont du mal à s'accorder sur la saison hivernale (seule une semaine commune au-dessus du seuil de 100 ha brûlées à tous les modèles pendant la période historique).

La fin de la saison hivernale est liée en partie à l'évolution de l'état de la végétation. Au printemps, le risque diminue quand les plantes débourrent, faisant remonter la teneur en eau de la végétation vivante, et diminuant très fortement son inflammabilité.

Cet effet est en partie pris en compte par le modèle d'occurrences via l'effet saisonnier, présentant une diminution aux mois de mai-juin liée sans doute à ces processus.

Ces dates de débourrement sont susceptibles d'être affectées par le changement climatique, la végétation pouvant modifier son cycle pour s'adapter à l'évolution du climat. Plusieurs études s'intéressant à l'évolution de la phénologie d'espèces forestières françaises sous changement climatique ont ainsi projeté des dates de débourrement plus précoces (Lebourgeois et al. 2010; Vitasse et al. 2011). Mais la réponse phénologique des arbres au changement climatique reste complexe, et potentiellement non-linéaire (Morin et al. 2010). Notre modèle ne tient pas compte de ces évolutions probables, l'effet saisonnier étant considéré comme inchangé dans le futur. Il est difficile de dire à quel point cela modifiera les projections. On peut cependant formuler l'hypothèse que le pic hivernal observé dans l'effet saisonnier va être avancé dans le temps (du fait d'un débourrement plus précoce, simple décalage) alors que la saison estivale serait plutôt amenée à s'étendre, pour finir plus tardivement. Il est ainsi possible que les allongements de saison hivernale au cours des mois d'avril et mai soient en partie compensés par ces aspects de dynamique du cycle végétatif, limitant l'activité réellement observée à ces périodes.

### 5.3 Biais spatiaux et modèle de surface brûlée

La manière dont nous corrigeons les biais spatiaux – c'est-à-dire au niveau du nombre de feu de plus de 1 ha – ne tient pas compte de certains aspects, et notamment des effets de la lutte sur les distributions de surface. Le département des Bouches-du-Rhône peut être cité en exemple à ce niveau. Sur ce département, la lutte est particulièrement bien préparée, dotée, et historiquement organisée. C'est en effet le département présentant l'effet FWI le plus fort, le département français que l'on peut considérer comme le plus à risque d'un point de vue purement climatique (Figure 5.8, chapitre suivant). Dans ce département, la plupart des ignitions sont contrôlées rapidement, grâce à une politique d'attaque massive sur feu naissant bien implantée et mise en œuvre. Le nombre de feux de plus d'1 ha baisse ainsi

mécaniquement comparativement à d'autres départements présentant des forces de prévention et de lutte moins organisées. Le modèle de surface ne prenant ensuite pas en compte les biais spatiaux, les surfaces brûlées vont nécessairement être sous-estimées (respectivement surestimées) dans ces départements.

## 6 Conclusion

L'approche probabiliste développée dans cette thèse a permis de transformer des projections de danger météorologique en métriques d'activité additives et directement interprétables, pour un panel de modèles climatiques variés et de scénarios d'émission. Une méthode permettant d'objectiver la définition de la saison de feu à l'aide de métriques d'activité a également été proposée, cette définition pouvant avoir un impact fort sur la présentation des résultats.

Notre approche présente cependant un certain nombre de limites, liées en particulier à l'intégration des facteurs non-climatiques, considérés comme stationnaires. Ces facteurs sont pris en compte de manière empirique, alors qu'une approche fondée sur les processus permettrait une meilleure compréhension des évolutions en conditions changeantes. La saison hivernale de feux, par exemple, aujourd'hui centrée sur le mois de mars, pourrait d'après nos modèles s'étendre vers le printemps, mais cette tendance d'origine purement climatique, qui ne prend pas en compte la phénologie des plantes, pourrait être compensée par un débourrement plus précoce qui induit une teneur en eau plus élevée qu'au cours des autres périodes du cycle de végétation.

Le Chapitre 2 avait permis de souligner la variabilité importante entre modèles climatiques dans les projections de danger météorologique. La transformation de ces projections en activité nous apprend que ces différences sont amplifiées lorsqu'on les traduit en métriques d'activité. Une incertitude importante naît de la variabilité de la relation feu-climat et de la stochasticité des processus la déterminant. Il serait intéressant de comparer l'amplitude de cette source d'incertitude comparativement aux trois sources d'incertitude climatique identifiées au Chapitre 2 : variabilité interannuelle, incertitude scénario et incertitude modèle. L'approche innovante de la projection de l'aléa a enfin permis de montrer que les métriques classiques employées dans la plupart des projections européennes sous-estimaient l'augmentation de risque attendu, y compris les approches se basant sur le Daily/Seasonal Severity Rating (DSR ou SSR).

# Chapitre 5 : Projections d'activité de feu sur la France à horizon 2100

---

## 1 Introduction

Le modèle probabiliste développé au Chapitre 3 et appliqué au Chapitre 4 à un ensemble de modèles climatiques a permis de réaliser des projections d'activité de feu sous changement climatique pour la fin du siècle dans la zone Prométhée. Cette démarche a permis de mettre en évidence la sensibilité des projections aux facteurs spatio-temporels, et la nécessité d'une bonne prise en compte de la relation feu-climat pour réaliser des projections. Elle a ainsi permis de relativiser les résultats obtenus par simple projection d'indice de danger climatique au Chapitre 2. Cependant, une limite importante de cette approche provient de son caractère régional, alors que l'on souhaiterait réaliser des projections à l'échelle nationale. Cette limite s'explique par le fait que i) la base Prométhée ne concerne que le Sud-Est de la France ; ii) Les observations de feux sont beaucoup moins nombreuses sur le reste de la France, ce qui complexifie l'ajustement d'un modèle statistique ou probabiliste dans ces zones.

Une première approche pour dépasser cette limite consiste à extrapoler le modèle régional en dehors de sa zone de construction. Cette démarche présente cependant certains écueils, la robustesse d'un modèle statistique en dehors de sa zone de construction pouvant s'avérer limitée. Une autre démarche consiste à ajuster un modèle probabiliste à d'autres jeux de données disponibles à l'échelle nationale. A cette échelle, deux types de données sont disponibles pour décrire l'activité des feux : les données issues de la télédétection, et la BDIFF, base de données centralisant les observations d'incendies de forêt sur le territoire métropolitain depuis 2006. Les produits satellitaires n'ont pas été exploités dans cette thèse et pourront faire l'objet de travaux ultérieurs. On pourra se référer à Barbero et al. (2019) pour un exemple d'approche corrélative à plus large échelle incluant une grande zone Atlantique. Ils se concentraient sur les grands feux (> 100 ha), enregistrés via des données MODIS. Comme nous le verrons dans ce chapitre, la BDIFF est une source de données précieuse, mais elle présente aussi certaines lacunes qui ne permettent pas de l'utiliser pour établir un modèle probabiliste à l'échelle du territoire nationale.

Dans ce chapitre, nous avons choisi une démarche intermédiaire, consistant à évaluer des extrapolations à l'échelle nationale du modèle probabiliste ajusté de manière régionale sur

des données de bonne qualité, tout en utilisant les données issues de la BDIFF pour évaluer la qualité de ces prédictions hors zone Prométhée, afin de les censurer quand ces dernières sont jugées peu fiables ou impossibles à évaluer.

Ce chapitre commence par une description de la BDIFF, qui s'accompagne d'une mise en évidence sommaire de ses lacunes, ainsi qu'une description de la méthode utilisée pour qualifier les surfaces combustibles. Ensuite, nous proposons des analyses de trois natures différentes. Dans un premier temps, nous présenterons une analyse succincte des régimes de feux à l'échelle nationale, s'appuyant sur les données de la BDIFF et les surfaces combustibles. Il s'agira de mettre en évidence la contribution de la zone Prométhée au bilan national, mais aussi d'évaluer les différences liées à la saisonnalité des feux sur le territoire national et à la spécificité des feux dans ces zones où l'aléa incendie de forêts est moins bien connu. Cette démarche est essentielle dans le cadre d'une évaluation de l'extension de la zone à risque dans le contexte du changement climatique.

Ensuite, nous évaluerons dans quelle mesure le modèle probabiliste d'activité de feu développé sur la zone Prométhée peut s'extrapoler en dehors de sa zone de construction. Pour ce faire, nous comparerons les activités projetées selon ce modèle avec celles enregistrées au sein de la BDIFF. Cette comparaison nous permettra de sélectionner les départements sur lesquels la capacité prédictive du modèle semble acceptable en regard des données disponibles pour proposer de l'utiliser en projection.

Enfin, nous appliquerons notre modèle sur ces départements, qui représentent une grande moitié sud de la France, en utilisant les simulations climatiques à horizon 2100 d'un modèle médian (MPI-ESM-REMO2009 run1) sous scénario d'émission pessimiste (RCP8.5), pour illustrer les résultats pouvant être obtenus au niveau national par cette approche d'extrapolation. Les conséquences opérationnelles des projections d'activité obtenue seront discutées, ainsi que les hypothèses sous-jacentes à l'approche.

## 2 Matériels et méthodes

### 2.1 La BDIFF, une base de données de feux nationale qui présente des limitations importantes

La base de données sur les incendies de forêt (BDIFF) centralise les observations d'incendies de forêt sur le territoire métropolitain depuis 2006 (<http://bdiff.ifn.fr/>). Elle sert de référence pour abonder la base européenne EFFIS. Elle intègre les données issues de la base de données Prométhée pour le Sud-Est et du GIP ATGeRi (Groupement d'Intérêt Public Aménagement du Territoire et Gestion des Risques ; <https://gipatgeri.fr/>) pour le Sud-Ouest. Les données

collectées sont à caractère déclaratif, ce qui signifie qu'elles ne sont pas confrontées à d'autres sources d'information extérieures, issues de la télédétection par exemple.

### *2.1.1 Contenu de la base*

Une extraction de la base au 13/03/2019 nous montre un total de 47 120 feux enregistrés depuis 2006. Parmi ces feux, environ un tiers correspond à des feux de végétation (type de feu « V »). En ne conservant que les feux de forêt (type de feu « F ») et en supprimant les feux hors métropole ou présentant des anomalies, on retient un total de 30 514 feux entre 2006 et 2017, dont la surface varie entre 1 m<sup>2</sup> et 3221 ha.

Contrairement à la base de données Prométhée, la localisation géographique des feux ne se fait pas sur un carroyage régulier, mais par le remplissage du nom de la commune concernée. Des colonnes permettent en théorie de renseigner directement les coordonnées du départ (x,y) mais elles sont très peu renseignées en pratique. Cette information spatiale à l'échelle communale complexifie l'exploitation de la base : certaines communes sont très étendues, la résolution est variable, et le plus souvent bien moins précise qu'avec le carroyage DFCI de 2 km de la base Prométhée. Il est aussi plus difficile d'attribuer des conditions météorologiques à chaque départ à partir de données climatiques comme Safran, car celles-ci se présentent sur une grille régulière de 8 km.

### *2.1.2 Inhomogénéité des saisies au sein de la BDIFF*

Afin d'explorer le contenu de la BDIFF, nous avons agrégé les informations de l'échelle communale à l'échelle départementale.

#### *Plusieurs départements ne présentent aucun feu*

On observe que certains départements du Nord de la France ne présentent aucun feu enregistré : le Nord (59), le Pas-de-Calais (62). Ce sont des départements peu forestiers où on s'attend à avoir un nombre de feux très faible. Il est donc possible qu'aucun feu n'ait eu lieu pendant la période de 12 ans. D'autres départements, comme les Ardennes (08), la Meuse (55) ou la Haute-Marne (52) présentent des surfaces forestières plus importantes, et au vu du niveau d'activité observé dans des départements voisins comparables, il est plus étonnant de n'y avoir aucun feu enregistré. Enfin, des départements situés dans l'Ouest du pays, comme la Vendée, la Loire-Atlantique ou la Mayenne, ne présentent aucun feu, alors que les départements proches en présentent un nombre important pour des superficies forestières comparables (comme la Sarthe, 212 feux, l'Ille-et-Vilaine ou le Morbihan, 50 feux chacun). La

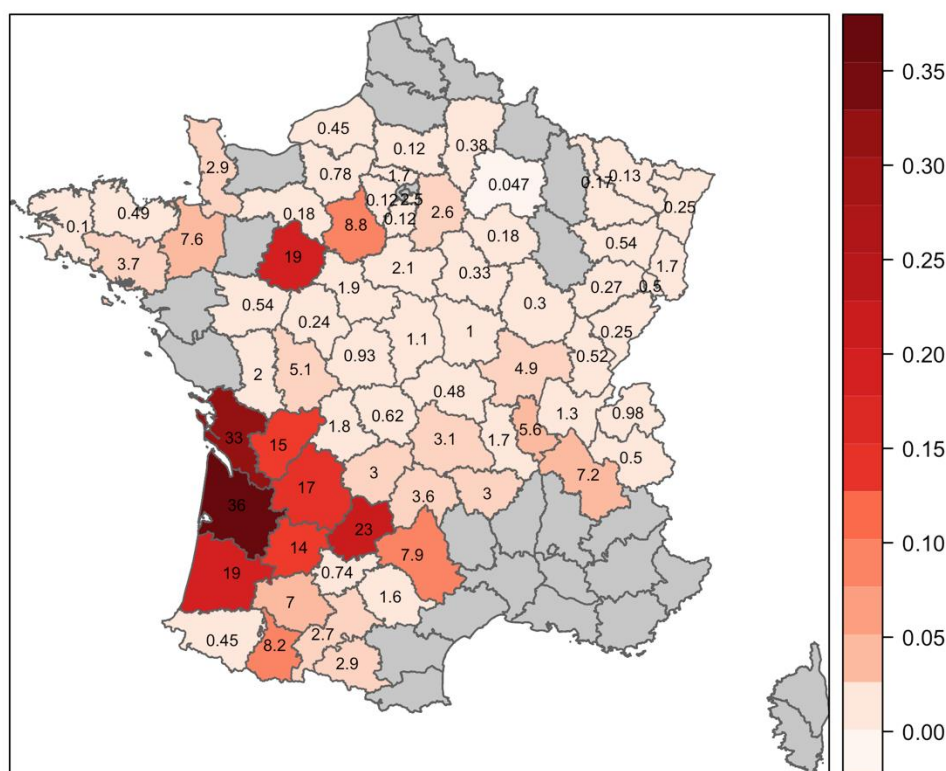
base apparaît donc lacunaire pour certains départements, ce qui est confirmé par la Mission Zonale DFCI (Yvon Duché, communication personnelle).

*Base renseignée de manière visiblement incomplète*

D'autres départements présentent un nombre de feux étonnamment faible, ou des distributions de taille de feu surprenantes. Un premier exemple est le Finistère (29), qui ne présente qu'un unique feu enregistré, ayant parcouru 350 ha en 2006. On peut faire l'hypothèse qu'un certain nombre de feux de plus petite taille n'ont pas été reportés. Un autre exemple est constitué par la Haute-Vienne (87).

Sur la Figure 5.1, les feux observés pendant les 12 années d'observation ont été rapportés à une surface combustible de 100 km<sup>2</sup>, afin de faciliter les comparaisons. Les zones en grisé représentent à la fois les départements de la zone Prométhée (ignorés dans cette première analyse), mais surtout les départements ne présentant aucun enregistrement de feu dans la BDIFF au cours des 12 années d'existence de la base. Cette approche à l'échelle départementale souligne une grande hétérogénéité entre les départements. Certains départements présentent une activité étonnement élevée, comme la Sarthe, qui est comparable à celle des départements du Sud-Ouest. Dans ce cas précis, cette sur-déclaration des feux de forêts, résulte probablement d'une confusion entre feux de forêts et feux de végétation, les feux étant quasiment exclusivement renseignés en « feu de forêts » au sein de ce département (voir Figure 5.2 et paragraphe qui suit). A l'inverse, les départements à l'est de la Bretagne, non remplis, semblent étonnants : on y soupçonne une absence de déclaration.

## Occurrences par département (/100 km<sup>2</sup>)



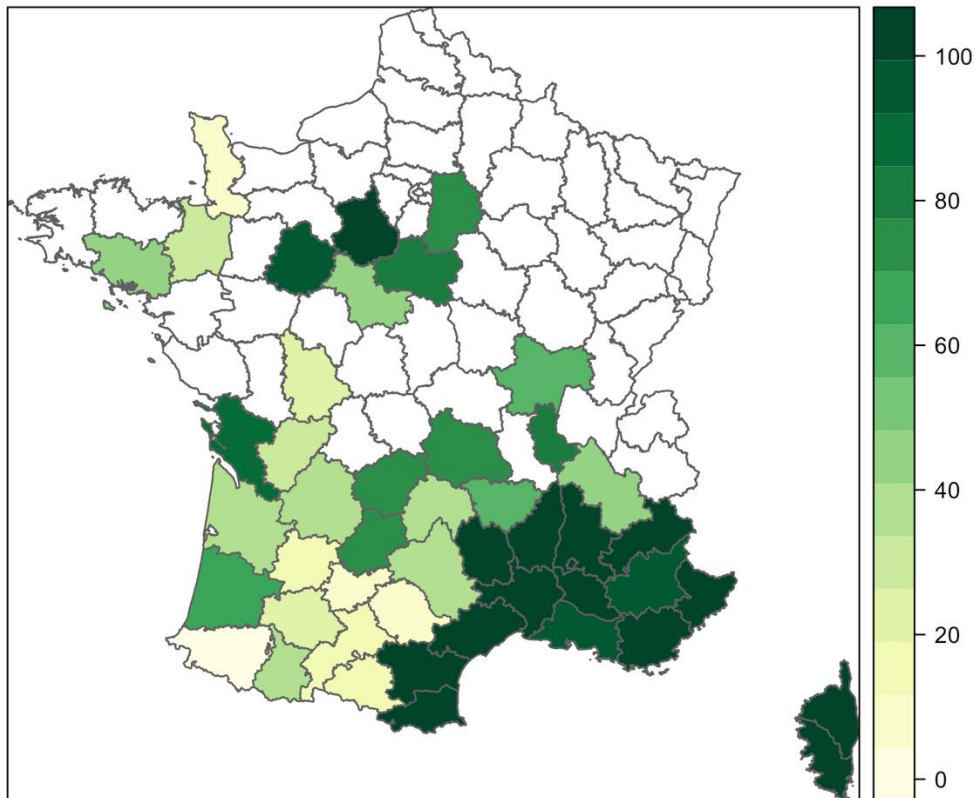
**2006-2017, BDIFF**

Figure 5.1 : Occurrences des feux groupés par département au sein de la BDIFF. Les nombres de feux sont rapportés à 100 km<sup>2</sup> de surface forestière, afin de faciliter la comparaison entre des départements présentant parfois des surfaces combustibles très variables.

### 2.1.3 La distinction entre feu de forêt et feu de végétation

Cette distinction entre les deux types de feu est parfois subtile et ne semble pas toujours appliquée de manière homogène à l'échelle du territoire national. Prenons l'exemple de deux départements : l'Ariège et les Pyrénées Orientales. Ils sont proches géographiquement et de superficies comparables. Les Pyrénées Orientales présentent deux feux de végétation pour 1168 feux de forêt, là où l'Ariège en présente 548 pour 109. Globalement, on note la quasi-absence de déclaration de feux de végétation sur la zone Prométhée, contrairement au reste de la France. La Figure 5.2 présente le pourcentage de feux de type F (feu de forêt) parmi l'ensemble des feux recensés dans la BDIFF, pour les départements où plus de 50 feux ont été observés sur la période. On retrouve le cas de la Sarthe, déjà évoqué plus haut, qui présente un taux de feux de forêts extrêmement élevé.

## Feux de type F (%)



### Rapporté au total de feux dans la base

Figure 5.2 : Pourcentage de feux de type « F » (feux de forêts) au sein de la BDIFF à l'échelle départementale.

La zone Prométhée se distingue très clairement des autres départements, notamment ceux de la façade Atlantique, par son très fort taux de feux de forêts. On peut avancer deux hypothèses : (i) la plupart des feux de végétation dans la zone Prométhée ne sont pas reportés dans la BDIFF, (ii) la définition d'un feu de forêt n'est pas la même dans tout le territoire, et une partie des feux dits « de forêt » dans Prométhée correspondent à des feux dits « de végétation » dans le reste de la France. Les éléments apportés dans l'encadré 5.1 suggèrent que la première hypothèse est sans doute la meilleure (non remplissage des feux de végétation de la zone Prométhée au sein de la BDIFF).

**Encadré 5.1** Feu de forêts ou feu de végétation : hétérogénéité des définitions ou hétérogénéité dans la saisie ?

C'est une question importante à prendre en compte d'un point de vue opérationnel. Pour la Gironde, par exemple, la prise en compte des feux de végétation ferait passer le



département en tête au niveau national concernant le nombre d'occurrences. Un premier élément de réponse est apporté par la base de données Prométhée. Au sein de la zone de défense Sud, deux types de feu sont recensés :

1. Les feux de forêt : « *incendies ayant atteint des forêts, garrigues, maquis ou landes d'une superficie d'au moins 1 ha d'un seul tenant (quelle que soit la superficie parcourue). Le terme « atteint » sous-entend qu'une partie au moins de l'étage arbustif ou de l'étage arboré a été détruite.* »
2. Les autres feux de l'espace rural et périurbain (AFERPU) : « *incendies ayant atteint (i) des forêts, garrigues, maquis ou landes d'une superficie inférieure à 1 ha (exemple : parcs, bosquets...), (ii) des haies, des boisements linéaires, des terrains en herbe (prairies notamment), (iii) des terrains agricoles (chaumes, autres cultures), (iv) des dépôts d'ordure dans la nature.* »

Sur la période allant du 01/01/2006 au 31/12/2017, cela représente environ 100 800 feux au total, parmi lesquels 21 300 feux de forêts et 79 500 AFERPU. Sur la même période dans la BDIFF, on retrouve la totalité de ces feux de forêt, parmi lesquels 37 ont été requalifiés en feux de végétation (type « V »). En revanche, aucun des AFERPU n'est repris.

La BDIFF qualifie d'incendie de forêt un incendie concernant soit une forêt (couverture arborée supérieure à 10 %) soit d'autres terres boisées (couverture par des arbres comprise entre 5 et 10 % ou couverture par d'autres végétaux ligneux supérieure à 10 %), à condition que ces deux types de formations aient une surface minimale d'un demi-hectare et s'étendent sur une largeur supérieure à 20 mètres (Requillart and Saulnier 2014).

Le Code forestier, en son article L.111-2, spécifie que toutes les dispositions (y compris pénales) concernant la défense et la lutte contre les incendies de forêt s'appliquent non seulement aux bois et forêts indépendamment de leur régime de propriété mais encore aux landes, maquis et garrigues ; il précise également que doivent être considérés comme des bois et forêts au titre de ce Code les plantations d'essences forestières et les reboisements ainsi que les terrains à boiser du fait d'une obligation légale ou conventionnelle (Requillart and Saulnier 2014).

Quand on compare la zone Prométhée et le reste de la France, on observe d'un côté environ 20% de feux de forêt pour 80% d'AFERPU, et de l'autre 40% de feux de forêt pour 60% de feux de végétation.

L'ensemble de ces éléments laisse donc penser que la définition d'un feu de forêt est relativement homogène dans tout le territoire, mais que la plupart des feux de végétation de la zone Prométhée ne sont pas reportés dans la BDIFF. On note également la nécessité d'harmoniser les deux bases sur la définition des feux de végétation, afin que des comparaisons entre AFERPU méditerranéens et feux de végétation du reste du territoire deviennent possibles.

## 2.2 Détermination de surfaces combustibles par pixel ou département

Les approches développées au chapitre précédent ont montré l'importance de conduire une analyse de l'activité des feux en intégrant la surface combustible comme facteur. Nous décrivons ici brièvement la méthode utilisée pour évaluer celle-ci. La source de données utilisée est la base Corine Land Cover (CLC2012, <https://land.copernicus.eu/pan-european/corine-land-cover>). On considère comme combustibles certaines catégories appartenant à la classe « Forêts et milieux semi-naturels » de la nomenclature, comme listé dans le Tableau 5.1.

Tableau 5.1 : Catégories d'occupation des terres considérées comme combustibles au sein de CLC2012

Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3
<b>3. Forêts et milieux semi-naturels</b>	31. Forêts	311. Forêts de feuillus
		312. Forêts de conifères
		313. Forêts mélangées
	32. Milieux à végétation arbustive et/ou herbacée	321. Pelouses et pâturages naturels
		322. Landes et broussailles
		323. Végétation sclérophylle
		324. Forêt et végétation arbustive en mutation

La superficie de l'ensemble de ces catégories, considérées comme des espaces combustibles dans le sens où un départ de feu de forêt peut s'y produire, est ensuite sommée au sein d'une unité de surface, qu'il s'agisse du pixel Safran ou du département.

La carte des pourcentages de superficie naturelle combustible au sein des départements français montre des gradients Nord-Sud et Est-Ouest assez marqués, susceptible d'expliquer une part importante des variations d'activité de feu à l'échelle nationale (Figure 5.3).

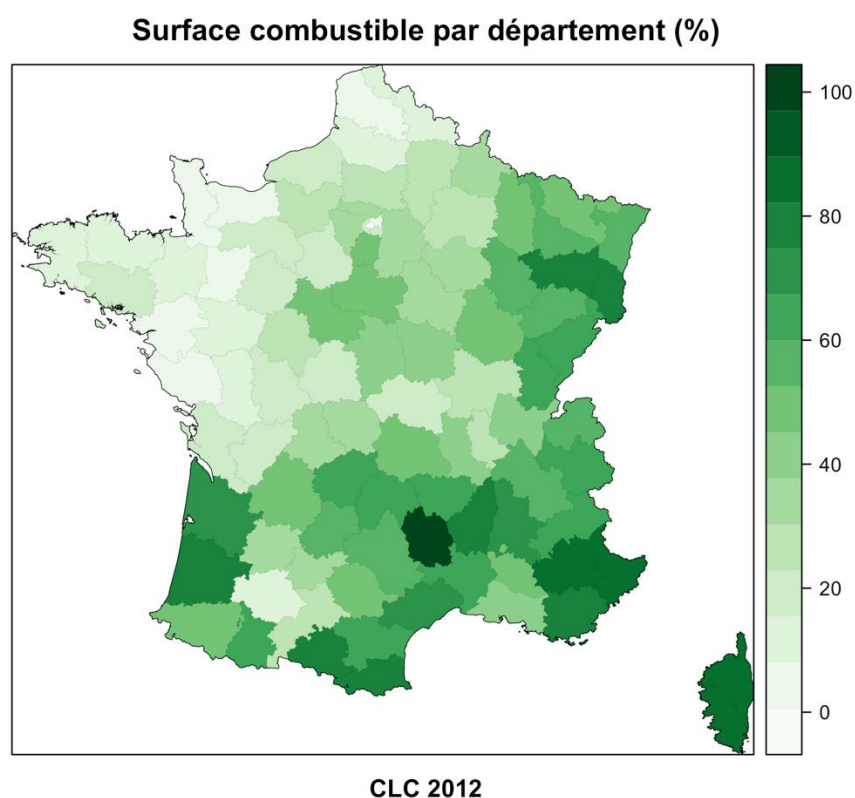


Figure 5.3 : Pourcentage de surface qualifiée de combustible au sein des départements français

## 2.3 Analyses proposées

### 2.3.1. Analyses des régimes de feux à l'échelle nationale

Cette première série d'analyses vise à présenter l'activité de feu à l'échelle nationale telle qu'elle apparaît d'après les données de la BDIF. On cherchera en particulier à mettre en lumière les différences de niveau d'activité entre régions, susceptibles de compliquer l'extrapolation du modèle probabiliste hors zone Prométhée.

### 2.3.2. Prédiction du modèle probabiliste à l'échelle nationale

On utilise le modèle décrit dans les deux chapitres précédents, en l'extrapolant à l'échelle nationale. Comme la valeur du biais spatial est inconnue en dehors de la zone Prométhée, nous avons utilisé le modèle moyen sans biais spatial décrit au Chapitre 3 dans l'analyse de sensibilité, en incluant toutefois l'effet de la surface combustible. Ce modèle est donc capable de bien simuler les dynamiques temporelles en termes de nombres de feux (> 1 ha) et de surfaces brûlées (hors année exceptionnelle comme 2003 et variation temporelle liée à

l'évolution des usages et de la lutte au cours du temps), mais il ne reproduit que de manière grossière les patrons spatiaux.

Comme au Chapitre 2, on s'appuie sur les données climatiques SAFRAN pour simuler pour chaque jour-pixel du territoire métropolitain un nombre d'ignitions (tirage dans une loi de Poisson d'intensité estimée par le modèle). Sur le sous-échantillon de pixel-jour présentant au moins une ignition, on détermine la classe de surface du feu (seuils à 10, 100 et 1000 ha) puis une taille de feu par tirage dans la loi associant taille de feu et FWI (loi puissance pour les feux de moins de 1000 ha, distribution de Pareto généralisée au-dessus de 1000 ha). Cette procédure est répétée 100 fois pour estimer les incertitudes associées à la dimension stochastique des feux de forêt.

Nous avons ensuite confronté les résultats de prédictions sur la période 2006-2017, agrégés à l'échelle départementale, avec les données de la BDIFF. Le calcul des biais (observations/simulations) a permis d'évaluer l'extrapolation, afin de déterminer une zone dans laquelle les résultats du modèle probabiliste étaient plausibles. Nous montrons en particulier que l'extrapolation dans la moitié Nord de la France semble hasardeuse, le modèle conduisant vraisemblablement à une sur-prédiction de l'activité de feu.

### *2.3.3. Projection du modèle probabiliste*

Nous avons enfin projeté les activités futures au sein de la zone dans laquelle le modèle probabiliste a été jugé crédible. La projection utilise un scénario climatique médian (modèle MPI-ESM-Remo2009 run1), dont la description des caractéristiques est disponible en Annexe 3. Le scénario d'émission choisi est le RCP8.5. Nous rappelons qu'il s'agit du scénario le plus probable au regard de la trajectoire d'émission de GES empruntée pour l'instant.

## **3 Analyses des régimes de feu à l'échelle nationale**

### **3.1 Répartition des occurrences et des surfaces entre les départements**

L'activité de feux de forêt rapportée aux surfaces combustibles est largement dominée par les feux de la zone Prométhée (notamment la Corse et les départements du littoral méditerranéen) et des Landes (Figure 5.4), comme attendu (voir §2.1, Chapitre 1). Il est en comparaison faible sur tout le reste du territoire. En termes de surfaces, le bilan est moindre pour les départements aquitains. On note un clair gradient Nord-sud à l'échelle France, avec deux « îlots » plus à risque dans le nord-ouest sur la Bretagne et le centre-ouest. Afin de faciliter la lecture de ces cartes, nous avons proposé une agrégation des résultats à l'échelle de grandes zones homogènes dans les départements français de la moitié Nord, départements

dans lesquels le faible nombre de feux saisis ne permettait pas de représenter l'aléa de manière robuste.

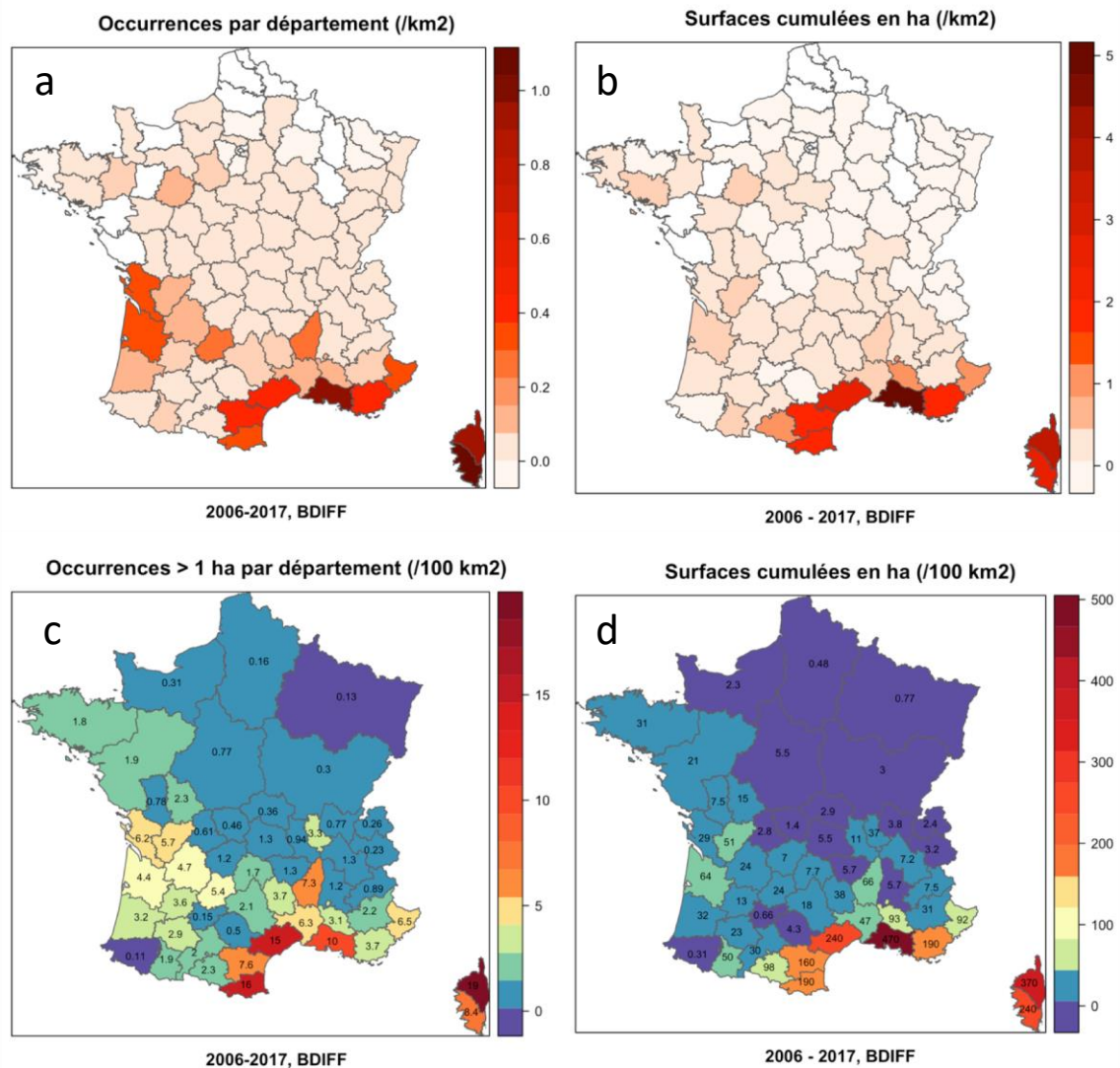


Figure 5.4 : Activités des feux rapportées à la surface combustible. Les deux panels du haut (a et b) présentent l'activité à l'échelle départementale. Les panels du bas (c et d) proposent la même information en agrégeant les départements du Nord sur lesquels le faible nombre de feux saisis ne permet pas de représenter l'aléa de manière robuste.

### 3.2 Saisonnalité

On retrouve l'aspect bimodal de la distribution d'occurrences (et dans une moindre mesure de surfaces brûlées) déjà observé dans les données Prométhée (Figure 5.5). Cet aspect bimodal est plus marqué au niveau des occurrences dans le reste de la France. Le bilan des surfaces brûlées dans le reste de la France est bien plus faible que dans la zone Prométhée (principalement à cause des feux d'été), mais on observe qu'il y a autant de surfaces parcourues en hiver qu'en été. Le pic de feux d'hiver semble aussi plus étalé vers le mois d'avril.

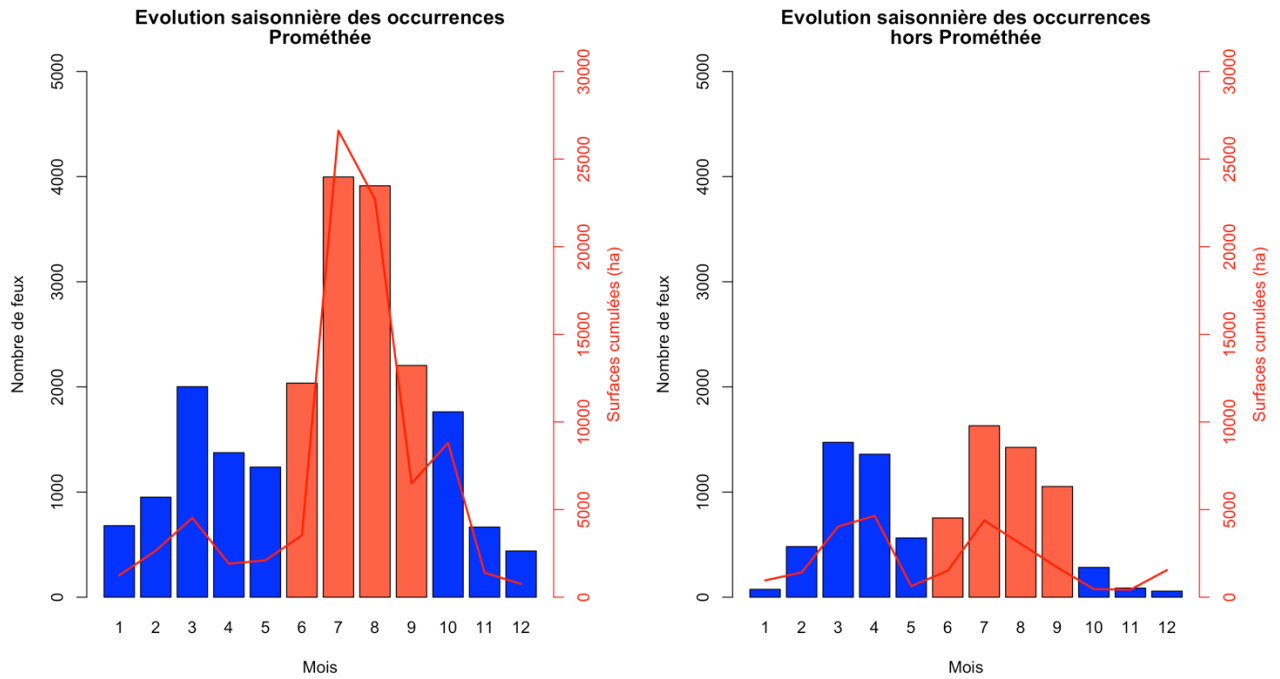


Figure 5.5 : Dynamique saisonnière de l'activité de feu rapportée à la surface combustible. La zone Prométhée est comparée au reste de la France.

Pour une analyse plus détaillée des régimes de feux, il convient de distinguer les différents départements (Figure 5.6). On note la contribution très élevée en surface de la Haute-Corse en hiver (ainsi que de l'Ariège et de l'Hérault), et des Bouches-du-Rhône en été, tant au niveau des occurrences que des surfaces parcourues.

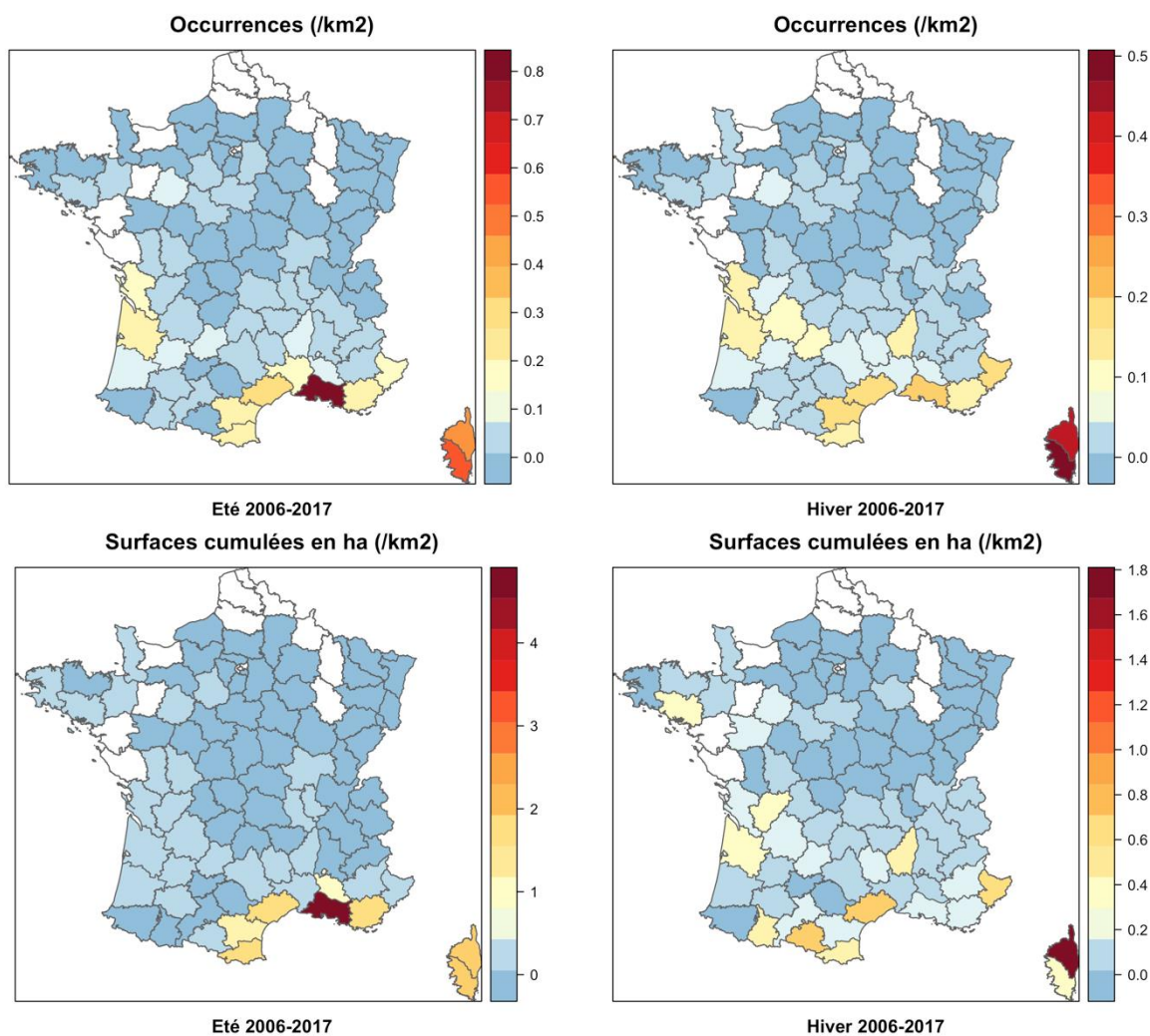
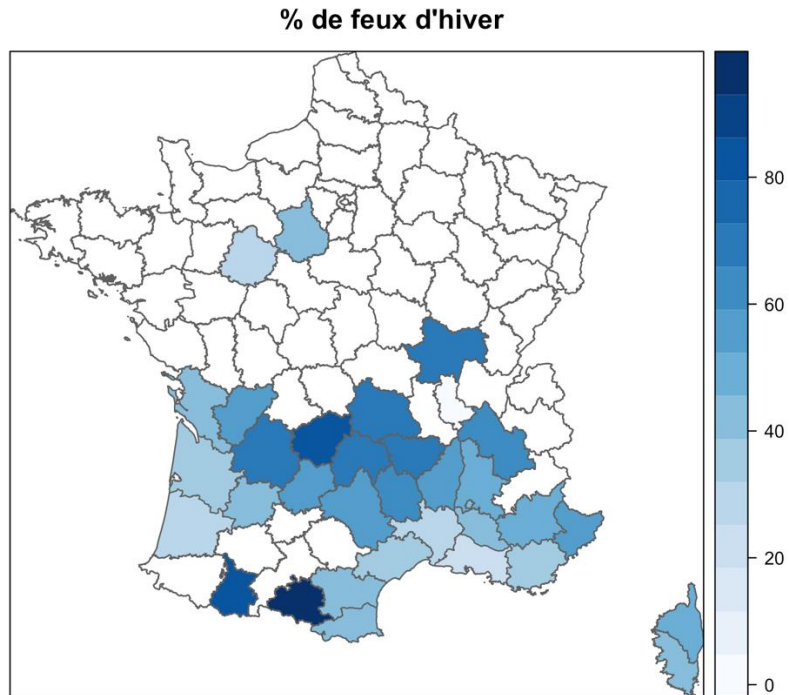


Figure 5.6 : Activités des feux rapportées à la surface combustible, par département, en distinguant feux d'hiver et feux d'été

Pour les départements où l'on a suffisamment de feux pour faire une estimation satisfaisante (moins de 10% d'erreur standard), on calcule une proportion de feux d'hiver par rapport au total des occurrences annuelles (Figure 5.7). On note une prédominance des feux d'hiver dans les départements montagneux, alors que les départements littoraux sont plutôt concernés par les feux d'été. On retrouve le cas particulier du département de l'Ariège, présentant beaucoup de feux d'hiver. Les départements où les feux d'hiver dominent sont vraisemblablement associés à des précipitations estivales plus importantes, ainsi qu'à des pratiques agropastorales spécifiques.





*Figure 5.7 : Pourcentage de feu d'hiver par département. Les départements laissés en blanc sont ceux dans lesquels le nombre de feux ne permettait pas d'estimer cette proportion de manière suffisamment fiable (plus de 10% d'erreur standard).*

## 4 Prédiction de l'activité historique à partir du modèle statistique et évaluation

### 4.1 Effets FWI et surface forestière par département

Le Figure 5.8 montrent la valeur moyenne de l'effet FWI et de l'effet surface forestière sur l'ensemble des départements français. Un zoom a été pratiqué en dehors de la zone Prométhée avec une échelle affinée (en particulier pour le FWI, figure 5.7b). L'effet FWI représenté est la moyenne de l'effet linéaire journalier pour chaque pixel du département sur la période 2006-2017 (période des observations BDIF, en utilisant le climat Safran). Seuls les pixels présentant au moins 1% de surface forestière ont été conservés.



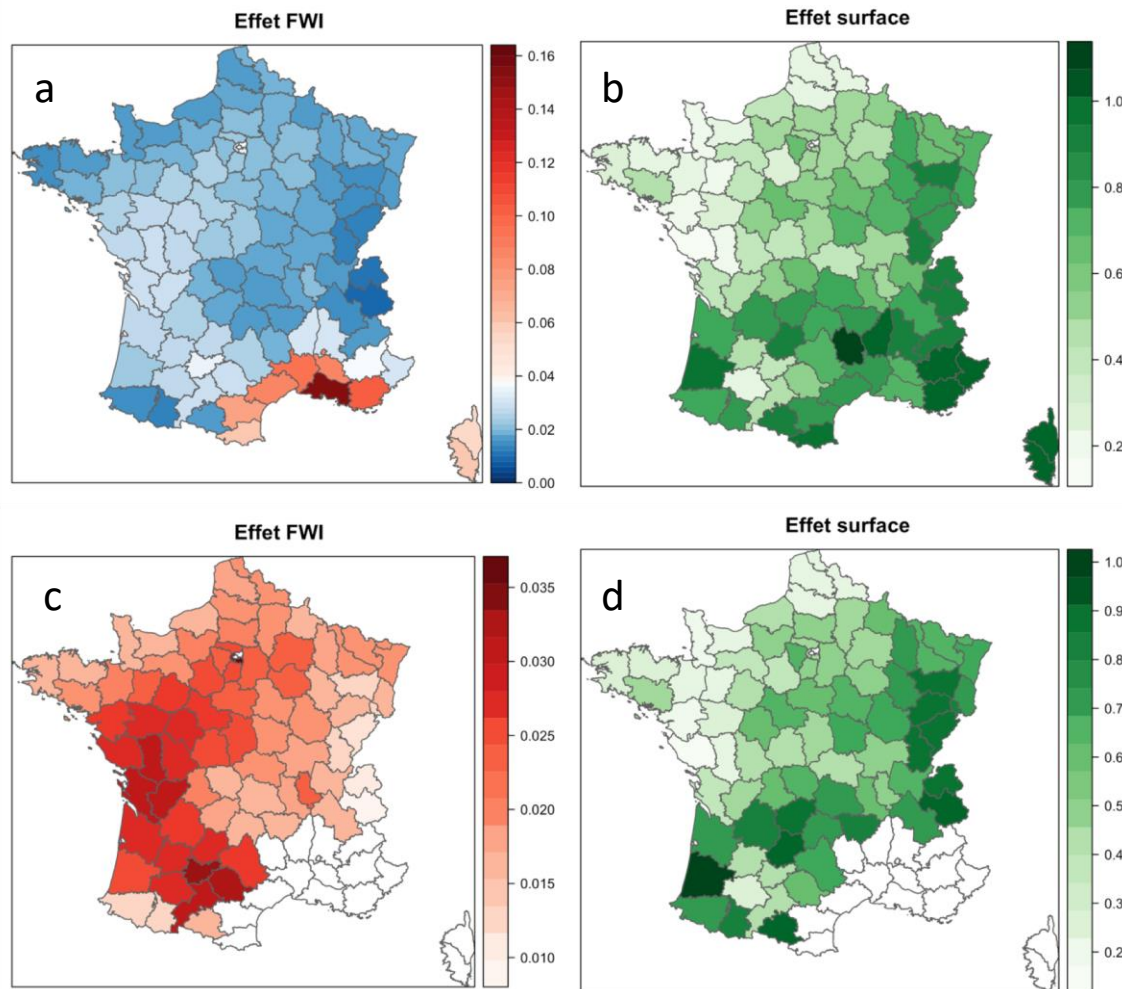


Figure 5.8 : Effets partiels du modèle probabiliste sur les nombres de feux > 1 ha. Les effets du FWI (a, c) et de la surface forestière (b, d) sont représentés à l'échelle nationale, en enlevant ou non la zone Prométhée afin de raffiner l'échelle sur le reste des départements.

#### 4.2 Confrontation des résultats du modèle probabiliste avec la BDIFF sur la période 2006 – 2017

La figure 5.9 présente le ratio entre les observations BDIFF et les projections du modèle probabiliste pour les occurrences de feux par département sur l'ensemble de la période 2006-2017. Des biais importants existent, notamment sur le Nord de la France où ils sont très négatifs (le modèle sur-prédit largement le nombre de feux par rapport aux observations disponibles dans la BDIFF). Ces biais s'expliquent sans doute en partie par des sous déclarations dans la zone Nord, mais également par une sur prédiction du modèle probabiliste qui se trouve extrapolé dans des conditions trop différentes de celles de la zone Prométhée. En revanche, les biais observés sur l'ensemble de la moitié sud de la France semblent plus raisonnables, avec des valeurs souvent comprises entre 0.3 et 1.2. Cette variabilité est

comparable à celle observée au sein de la zone Prométhée. On note cependant quelques exceptions, comme le département des Pyrénées-Atlantiques se démarquant nettement des départements montagneux voisins.

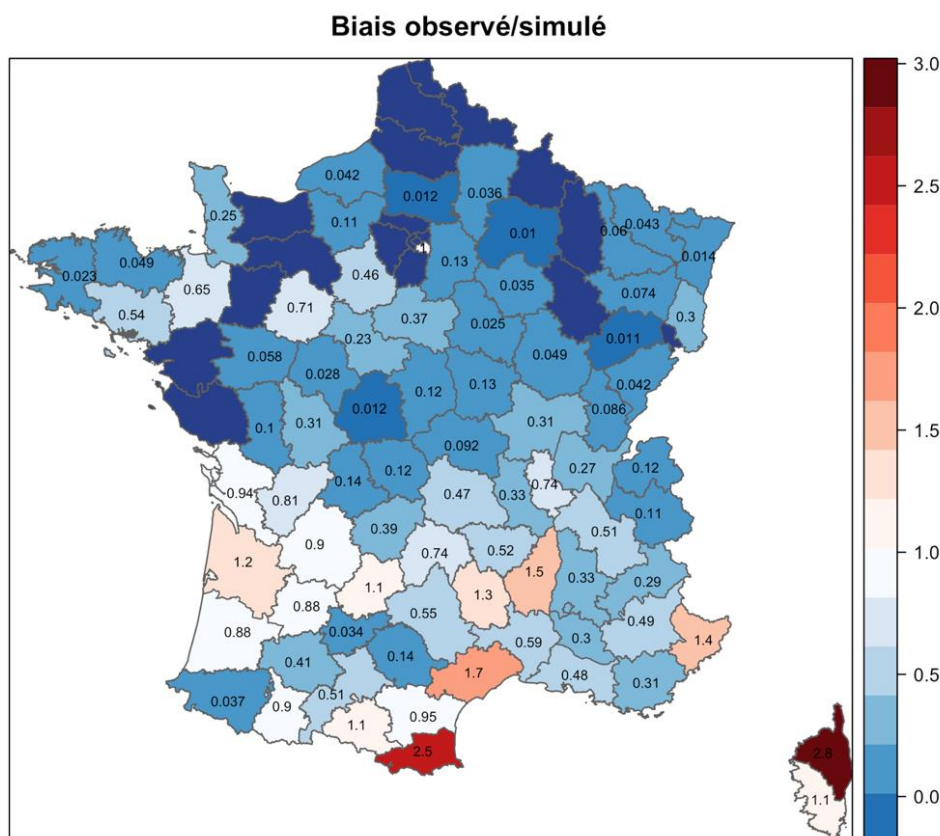


Figure 5.9 : Confrontation entre les prédictions du modèle probabiliste d'occurrence sans biais spatial avec les données de la BDIFF, agrégés à l'échelle départementale. Les départements ne présentant aucun feu de plus d'1 ha sur la période 2006-2017 sont représentés en bleu marine.

Suite à cette confrontation, nous décidons de ne conserver pour les projections que les départements sur lesquels les valeurs de biais observé sont comparables à ceux de la zone Prométhée. On exclut donc la majorité des départements du Nord de la France, car l'utilisation de notre modèle en projection sur ces territoires paraît trop hasardeuse.

## 5 Projections de l'activité de feu à l'échelle nationale

Sur les départements présentant un biais comparable à ceux présents dans la zone Prométhée, on observe une augmentation des nombres de feux et des surfaces brûlées de respectivement + 72 % et + 157 %. Ces départements ainsi que les activités passées et futures sont présentés dans la Figure 5.10. On observe globalement une intensification de l'activité de feu sur la région méditerranéenne et sur le littoral aquitain, le risque semblant s'étendre

aux départements limitrophes des départements actuellement concernés par une activité forte. L'arrière-pays méditerranéen montagneux (départements de la Lozère, de la Drôme, de l'Ardèche et des Alpes-de-Haute-Provence) sera ainsi confronté à un niveau d'activité bien plus élevé que par le passé.

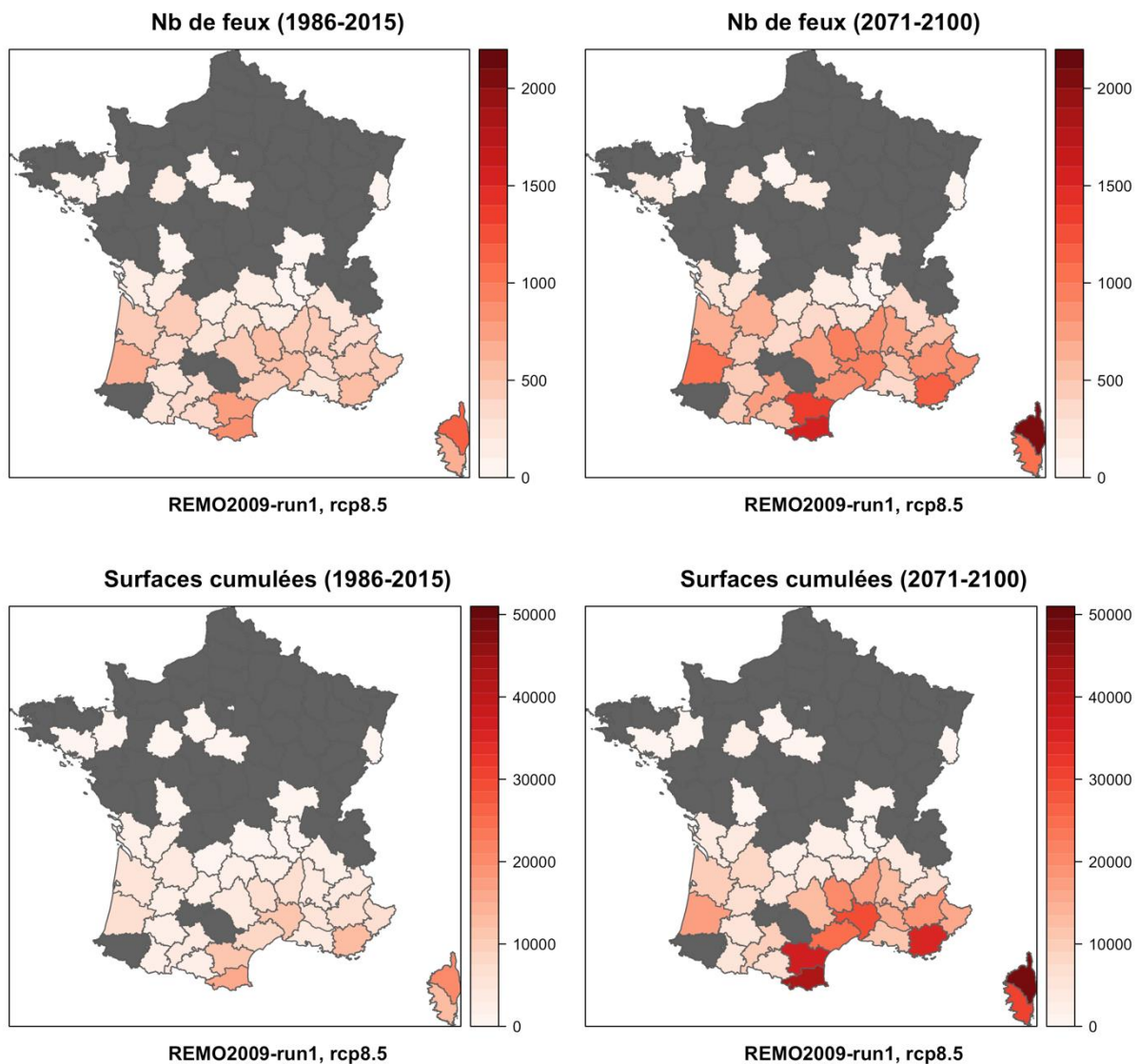


Figure 5.10 : Prédiction et projections du modèle probabiliste dans les départements pour lesquels le biais observé par rapport à la BDIFF est raisonnable. Les départements représentés en gris foncé sont ceux présentant un biais trop important entre contenu de la BDIFF et simulation sur période historique par le modèle

La répartition saisonnière de l'activité attendue est représentée sur la Figure 5.11, où on peut comparer la période historique de référence du modèle (1986-2015) avec la période future (2071-2100). On peut retenir que l'augmentation du bilan projetée par le modèle vient principalement de la saison estivale, tant en ce qui concerne les occurrences que les surfaces brûlées. L'augmentation est particulièrement saisissante pour les mois de juillet-août, où les

surfaces brûlées annuellement sont quasiment quadruplées. Si on regarde comment se répartissent ces augmentations au sein des grandes zones décrites précédemment, on observe que le bilan est principalement tiré par la zone Prométhée. Le GIP ATGeRI (hors département des Pyrénées-Atlantiques, exclu du fait du manque de fiabilité des données contenues dans la BDIFF pour ce département) voit cependant les occurrences et les surfaces brûlées pendant la saison estivale augmenter significativement, tout comme le reste de la France. On note enfin que la zone Prométhée est la seule à présenter une aggravation du bilan hivernal en termes d'occurrences et de surfaces brûlées attendues, bien que cette augmentation ne soit en rien comparable aux augmentations estivales projetées dans cette zone.

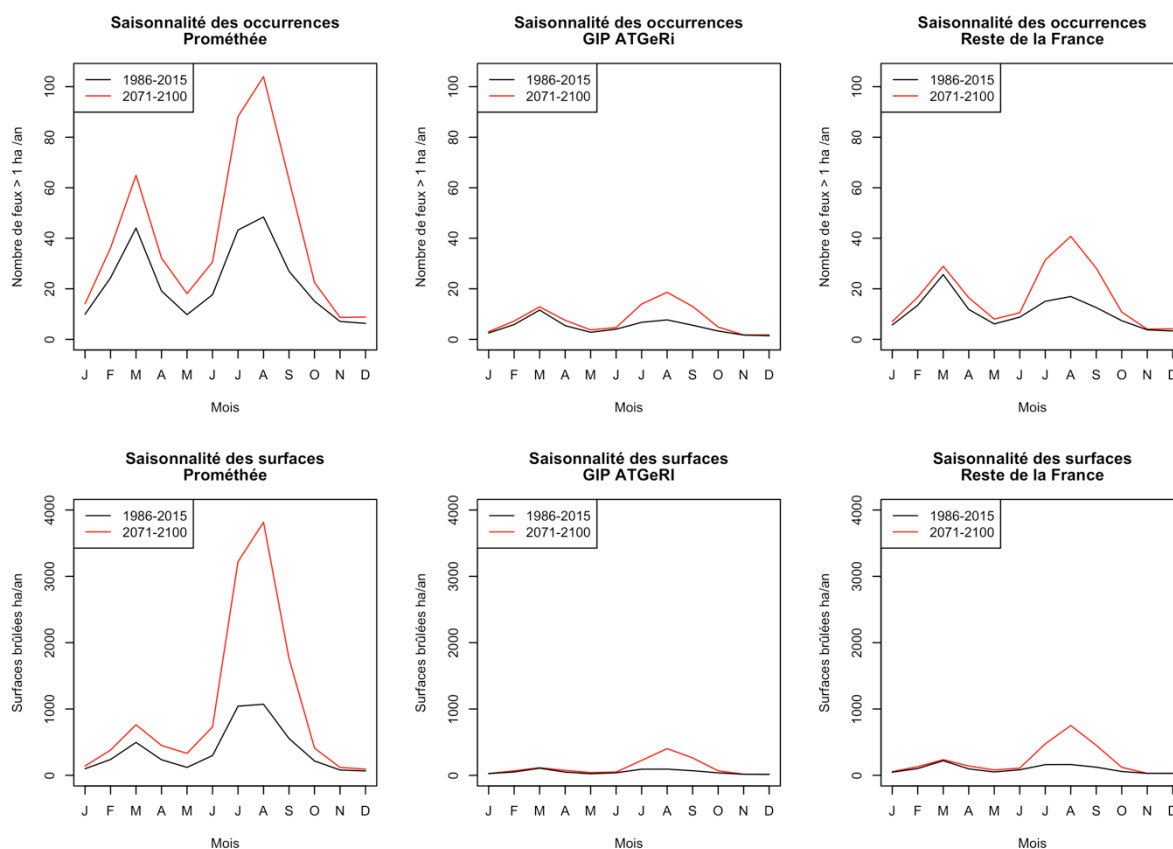


Figure 5.11 : Prédications et projections du modèle probabiliste selon trois zones différentes. Il convient de noter que la fiabilité de la projection dans le reste de la France (hors zone Prométhée et GIP ATGeRI) est moins bonne, du fait de la qualité des observations de feux contenues dans la BDIFF pour cette zone.

## 6 Discussion

### 6.1 Signification opérationnelle des augmentations projetées

On observe globalement une intensification de l'activité de feu sur la région méditerranéenne et sur le littoral aquitain. L'augmentation est particulièrement alarmante pour la Corse et les départements de l'ancienne région Languedoc-Roussillon. Les niveaux atteints à horizon 2085 pour les surfaces brûlées des départements de l'arrière-pays méditerranéen sont comparables à ceux atteints par la Haute-Corse actuellement, département présentant les bilans les plus importants. Cette projection est inquiétante, étant donné que ces départements présentent une topographie particulière, parfois montagneuse, sur lesquels l'accès des services de lutte peut être difficile. Une partie de ces peuplements forestiers remplit de plus une fonction de protection des sols face à l'érosion. Si ces peuplements venaient à disparaître en raison d'incendies répétés, les conséquences pourraient être amplifiées (érosion massive, chutes de blocs, glissements de terrain), et le reboisement particulièrement difficile.

On note également que le reste du territoire se démarque de la zone Prométhée dans le sens où le modèle n'y prédit pas d'augmentation de l'activité hivernale, tant en occurrences qu'en surfaces brûlées cumulées. Cet élément semble indiquer que l'évolution des conditions météorologiques sur le reste du territoire ne conduira pas à des conditions de danger important en fin d'hiver, ce qui peut s'expliquer par des augmentations de précipitations ou d'humidité relative à ces périodes (Figures 2.S10 et 2.S11).

### 6.2 Validité des hypothèses d'extrapolation

#### 6.2.1 Aspects saisonniers

La distribution saisonnière des feux simulée à l'échelle nationale montre que l'effet saisonnier ajusté sur la zone méditerranéenne semble globalement valide dans le reste de la France, nous confortant dans notre hypothèse d'extrapolation de cet effet. On note cependant un léger décalage entre observations et simulation sur la période historique. Le pic sur la zone méditerranéenne correspondait au mois de mars, alors qu'à l'échelle nationale il se situe plutôt sur les mois de mars et avril. Si nous faisons l'hypothèse que cet effet saisonnier est principalement lié à des processus d'évolution de la teneur en eau de la végétation liés à la phénologie des plantes (mal représentés par le FWI), cela semble cohérent : le débourrement a lieu plus tard dans le Nord de la France que dans le Sud. Les usages expliquant une recrudescence des feux à certaines périodes (travaux agricoles de fin d'hiver par exemple) peuvent aussi être décalés dans le temps. Un ajustement variable de cet aspect saisonnier permettrait sans doute d'améliorer les prédictions et les projections, en particulier en ce qui

concerne la longueur de la saison de feu hors zone Prométhée. Cependant, le caractère marginal des écarts indique que les conséquences quantitatives d'un tel ajustement seront négligeables.

### 6.2.2 *Aspects spatiaux*

La confrontation des simulations du modèle avec les observations contenues dans la BDIFF a permis de mettre en évidence des biais très forts s'échelonnant selon un gradient Nord-Sud assez marqué. La valeur des biais observés sur les départements du GIP ATGeRI est très faible, avec des valeurs proches de 1 et comparables à celles observées sur la zone Prométhée. Le modèle semble donc capable de réaliser des prédictions d'activité de très bonne qualité sur cette partie du territoire pourtant différente de la région méditerranéenne. Cela nous conforte dans les capacités de notre modèle à être utilisé à la marge de la zone Prométhée, au-delà de sa zone de calibration.

L'amplitude des biais observés (absence d'enregistrements de feux pour certains départements, projection de près de 100 fois trop de feux dans certains départements du Nord en ordre de grandeur) questionne cependant la pertinence de son utilisation dans des conditions trop éloignées de celles de la zone méditerranéenne.

Une partie de ces biais provient sans nul doute des inhomogénéités et lacunes de la BDIFF (§2.1). La petite taille de la série chronologique d'observations est également problématique. La BDIFF ne contient que 11 années de données, les premières années de mise en place de la base étant probablement moins fiables au niveau du remplissage. Cette durée n'est pas suffisante pour s'extraire des fluctuations interannuelles du climat. Une période de 20 ou 30 ans permettrait une confrontation plus robuste entre simulations et observations. Cela s'applique en particulier pour les départements du nord de la France, où les observations sont très rares. Un plus long recul historique permettra une meilleure détection de ces signaux faibles.

Un autre élément d'explication majeur à prendre en compte pour l'amplitude de ces biais départementaux réside dans la question de la combustibilité de milieux qui pour l'instant n'ont pas été confrontés à l'aléa d'incendie de forêts. Toutes les forêts ne sont pas égales face au risque, les structures de végétation étant plus ou moins propices à l'occurrence et au développement de grands feux dévastateurs. Le chapitre suivant de cette thèse propose une première exploration de cette question via la définition d'une typologie combustible à l'échelle nationale. Le rapport Chatry avait pris en compte cet aspect via l'utilisation d'une approche indiciaire : les grands massifs forestiers français ont été classés en cinq catégories

de structure suivant leur sensibilité au passage d'un incendie. Ces classes ont été croisées avec les niveaux de FWI projetés sous changement climatique, permettant de nuancer ces projections purement climatiques, et de mettre en évidence l'augmentation du risque dans le massif landais par exemple. Cette approche par classe a ainsi permis de produire un dire du risque réaliste à l'échelle du territoire métropolitain. Elle présente cependant deux limites importantes : (i) l'absence d'éléments de réponse concernant l'évolution du risque au sein d'une classe donnée, comme en zone méditerranéenne par exemple (déjà en situation de combustibilité et de risque météorologique maximale) et (ii) la sensibilité aux seuils fixés pour la définition des classes, très dépendante du dire d'expert. L'approche développée dans cette thèse permet de dépasser ces deux limites (Chapitre 3 et 4), mais elle nous a conduit à exclure les départements de la moitié Nord dans nos projections d'occurrences et de surface brûlée du fait des biais trop importants. L'inclusion de données de combustibilité de la végétation dans ces régions, via l'utilisation de la carte de sensibilité produite par les experts de l'ONF pour le rapport Chatry par exemple, est une bonne perspective de prolongation de ce travail. Si cette inclusion permet de réduire significativement les écarts de projections entre modèle et réalité sur ces zones, les projections d'activité pourraient être étendues sur une plus grande partie du territoire.

### *6.2.3 Extrapolation sous climat changeant*

Notre modèle considère comme stationnaires les variations spatiales de la relation climat-feu, ce qui signifie par exemple que peu importe l'évolution du danger, la réponse opérationnelle de prévention/lutte pour des conditions météorologiques données sera conservée. C'est une hypothèse extrêmement forte. En effet, on peut s'attendre à des effets de seuil potentiels dans les départements déjà fortement confrontés au risque à l'heure actuelle. Les conditions météorologiques s'aggravant, on basculerait vers des situations opérationnellement impossibles à gérer pour les forces de lutte dans leur dimensionnement actuel (« débordement »), où les feux se développeraient alors sans réel contrôle (c'est ce qui a pu se produire en 2003).

A l'inverse, dans les départements moins concernés par l'aléa à l'heure actuelle, il est possible que l'aggravation des conditions de danger météorologique et la prise de conscience par les populations d'un risque pour l'instant inexistant conduisent à la mise en place d'une meilleure réponse opérationnelle. Des situations exceptionnelles de risque, se reproduisant plus fréquemment, seraient alors mieux gérées, et permettraient de limiter les bilans comparativement aux projections réalisées. Cette hypothèse ne se réaliserait cependant que

sous réserve d'une mobilisation importante de moyens, et d'actions de formation rapides pour les acteurs de la prévention et de la lutte face à ce risque émergent.

## **7 Conclusion**

Le modèle développé permet d'actualiser les projections de danger de feu réalisées précédemment en les évaluant à l'aide de données de feux réelles enregistrées à l'échelle nationale sur la période s'étendant de 2006 à 2017 (BDIFF). L'utilisation de ces données souligne l'intérêt d'un suivi précis, fiable et actualisé des feux, même dans des zones pour l'instant peu confrontées au risque.

On prévoit une augmentation du risque très forte autour du pourtour méditerranéen et sur le littoral aquitain, zones déjà concernées par un risque important. La menace pesant sur l'arrière-pays méditerranéen plus montagneux en conditions estivales est inquiétante dans un contexte où il serait difficile de restaurer ces peuplements jouant par ailleurs un rôle de protection contre l'érosion.

Il faut cependant rester prudent sur la généralisation de ces résultats : des hypothèses très fortes sont au cœur des projections réalisées, qui nous ont d'ailleurs amenés à ne pas considérer la plupart des départements du Nord de la France où le biais entre les prédictions du modèle et les observations était trop important. L'inclusion d'aspects structurels expliquant la sensibilité plus ou moins forte de la végétation face à l'aléa est une bonne perspective d'amélioration des travaux présentés (Chapitre 6).



# Chapitre 6 : Vers une prise en compte de la structure du combustible dans la prédiction de l'activité de feu

---

## 1 Introduction

Le combustible est une composante majeure du risque incendie de forêt. Une littérature importante a étudié l'influence du combustible sur le comportement d'un feu (vitesse, intensité, passage en cime) : via sa structure (continuité verticale et horizontale), son arrangement spatial (densité, compacité), sa quantité (charge), ses caractéristiques propres. Sa teneur en eau, dynamique dans le temps en fonction des conditions climatiques et de la phénologie des plantes, est aussi cruciale. Plusieurs études ont démontré des impacts significatifs du type de combustible sur l'activité des feux (Ager et al. 2014, 2018; Curt et al. 2016; Marchal et al. 2017a, b; Dupire et al. 2019 sur la sévérité). En conséquence, différentes typologies du combustible ont été proposées en région Méditerranéenne (Dimitrakopoulos 2002; Fernandes 2009; Dupire et al. 2019).

Pour les différentes prédictions et projections d'activité de feu présentées dans les chapitres 2 à 5, les variations saisonnières de l'état hydrique ont été prises en compte explicitement au travers des variations des indices de sécheresse qui composent le FWI, mais aussi implicitement au travers du facteur correctif saisonnier qui a été ajusté dans le modèle. Pour ce qui est des aspects structurels, nous avons pris explicitement en compte le combustible au travers de la surface forestière ou surface combustible, et implicitement au sein du facteur correctif spatial. Le modèle probabiliste pour le nombre de feux (Chapitre 3, Figure 3.14) a révélé des effets spatiaux très importants, comparables en amplitude à l'effet du climat. Cependant, ce facteur intègre à la fois des variations spatiales liés à la structure du combustible, et d'autres liées aux usages et aux politiques de lutte, entre autres. L'objectif des travaux présentés au sein de ce chapitre est de prendre en compte plus explicitement les effets du combustible dans l'activité de feu. Les enjeux sont multiples, puisqu'il s'agit i) de mieux connaître les déterminants de la relation feu/climat, ii) de faire des prédictions/projections plus précises en intégrant les variables explicatives caractérisant cette structure, iii) éventuellement, de mieux comprendre pourquoi le quart nord-est de la France, en particulier, semble présenter une activité de feu plus réduite que ce que ne laisserait penser les valeurs de FWI observées dans ces régions, sur la base de l'analyse de la relation feu/climat de la zone Prométhée (voir Chapitre 5). Cette compréhension pourrait permettre

de mieux caractériser l'extension de la zone à risque dans le contexte du changement climatique.

Pour mettre en évidence un effet structurel du combustible sur le risque incendie en France, deux grands types de méthodes sont envisageables. Une première approche (qu'on qualifie de « top down ») consiste à rechercher des liens empiriques entre activité de feu et type combustible aux grandes échelles. Cette approche, bien que fortement compatible avec les approches probabilistes largement développées dans les chapitres précédents n'a été que brièvement abordée en fin de thèse et ne sera pas présentée ici. Une autre approche assez différente (« bottom up ») consiste à partir de plus petites échelles pour décrire le combustible et créer une typologie structurelle a priori. On cherche ensuite à évaluer la combustibilité des types obtenus, pour tenter de mettre en évidence des différences. Pour cela, nous avons exploité la base des données des points forêts de l'IGN, qui fournit pour près de 70 000 placettes des caractéristiques dendrologiques et écologiques des peuplements forestiers sur l'ensemble du territoire national. Cette couverture exhaustive du territoire national permet donc de comparer objectivement les structures du combustible forestier dans la zone à risque actuelle (Prométhée, GIP ATGeRi) avec celles présentes dans d'autres régions françaises moins propices au feu, dans lesquelles la combustibilité des peuplements n'a jamais été décrite. Plusieurs typologies ont déjà été produites à partir des données d'inventaire de l'IGN, notamment des classifications de productivité de la forêt, réalisées dans une optique de quantification des rendements et d'amélioration des peuplements, mais jamais dans une optique de combustibilité des milieux.

Cette approche a été abordée assez en amont dans le travail de thèse, avec l'objectif d'aboutir à une typologie objective des structures de combustible à partir de modèles de comportement du feu. Comme nous le verrons, ces travaux n'ont pas abouti, en raison de difficultés méthodologiques liées à l'évaluation de la combustibilité des différents types identifiés. Dans les deux cas, ces premières explorations des effets du combustible n'ont malheureusement pas permis d'affiner les projections de l'aléa incendie sous climat futur. Elles fournissent cependant des perspectives intéressantes, qui seront discutées au chapitre qui suit.

## **2 Construction d'une typologie structurelle**

L'objectif de cette partie est la réalisation d'une typologie des peuplements forestiers afin de distinguer les aspects augmentant structurellement le risque d'incendie. La typologie que nous cherchons à construire est donc purement structurelle. Elle ne prend pas en compte les aspects hydriques, comme l'évolution de la teneur en eau des différents compartiments

combustibles au cours du temps suivant la météo. Pour une utilisation de cette typologie d'un point de vue opérationnel, afin de prévoir la dynamique du risque au sein d'un massif lors d'une saison par exemple, il sera nécessaire de la combiner avec un indice de sécheresse, afin de représenter plus complètement la combustibilité des milieux.

## 2.1 Matériels et méthodes

### 2.1.1 Données utilisées

L'IFN est chargé depuis 1958 de l'inventaire permanent des ressources forestières nationales, indépendamment de toute question de propriété (article R. L.151.1 et I.151.1 du code forestier). Depuis 2005, les données sont relevées annuellement sur l'ensemble du territoire, à l'aide de placettes semi-permanentes. Elles sont inventoriées sur le terrain par les techniciens lors d'un premier passage, au cours duquel des données d'inventaire mais aussi écologiques et floristiques sont relevées. Lors du premier passage, l'inventaire a lieu sur des placettes circulaires emboîtées les unes dans les autres, mesurant 6, 9, 15 et 25m de rayon. Un second passage est réalisé depuis 2010 pour noter certaines évolutions du peuplement (exploitation ou passage d'un incendie par exemple, cf § 4.1.1).

Les données ont été téléchargées depuis le portail de l'IFN le 25/04/2018. Les données exploitées vont de 2006 et 2016, pour un total d'environ 70 000 placettes. L'année 2005 n'a pas été utilisée en raison de l'absence de relevés de couverts. La répartition géographique des placettes utilisées dans l'étude est représentée sur la Figure 6.1. Les grands massifs forestiers français se dégagent nettement sur cette carte, du fait d'un échantillonnage plus dense dans ces régions d'intérêt.

Les données relevées au sein de chaque placette par les techniciens de l'IFN ont historiquement été choisies pour déterminer de manière précise la quantité et qualité du bois sur pied. Cependant, au cours des dernières années, la mission de l'inventaire s'est élargie à une connaissance des forêts françaises au sens large. La multifonctionnalité de l'IFN se développe, avec une diversité plus grande d'informations recueillies sur le terrain, comme le relevé de données écologiques permettant un suivi temporel des habitats forestiers depuis 2011 par exemple. Un point important à garder à l'esprit est que l'inventaire a été conçu pour évaluer la ressource aux échelles régionales (au sens administratif) et nationales. C'est l'agrégation de ces données jusqu'à ces échelles qui permet d'estimer statistiquement différents aspects de la ressource (comme la composition ou le volume de bois) avec une erreur acceptable. On peut penser que l'agrégation à l'échelle des SER, stratification réduisant la variabilité des conditions stationnelles, permet d'obtenir des statistiques fiables.

## Répartition géographique des placettes 2006-2016

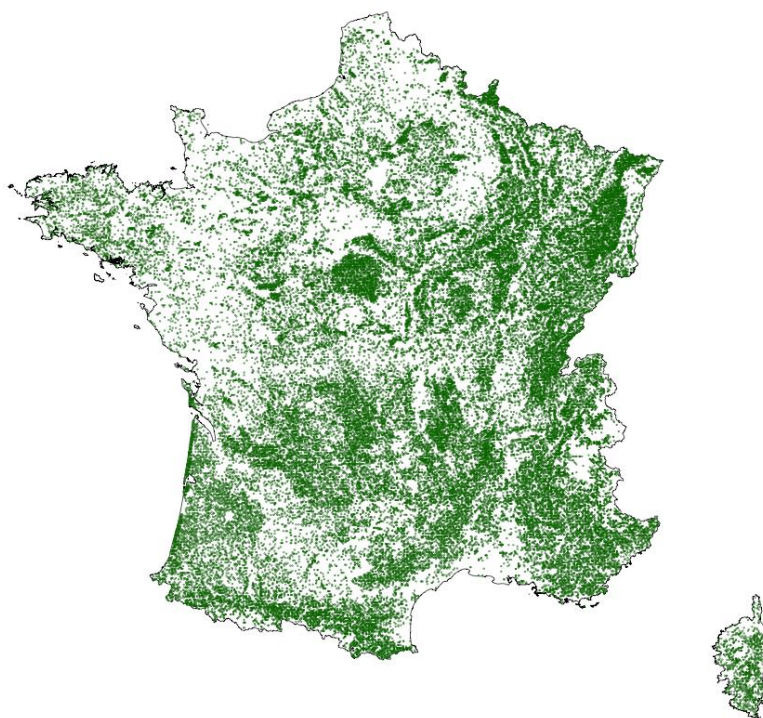


Figure 6.1 : Distribution spatiale des points forêt relevés entre 2006 et 2016 sur le territoire métropolitain dans le cadre de l'Inventaire Forestier National. On note la forte densité d'échantillonnage sur certaines régions, dessinant les grands massifs forestiers français.

### 2.1.2 Sélection des variables et approche conceptuelle associée

Les variables relevées dans l'inventaire ne sont pas des variables de description du combustible à proprement parler. Nous avons donc souhaité sélectionner les variables représentant des caractéristiques importantes pour le comportement d'un feu qui viendrait à passer au sein de la placette.

Pour un feu, les éléments importants d'un point de vue structurel sont :

- La continuité verticale (propagation du feu jusqu'à la cime) et horizontale (propagation d'arbre en arbre) de la végétation
- La biomasse d'éléments fins et leur compacité (ce qu'il y a à brûler)
- La quantité d'herbacées et de litière au sol qui influencera la capacité d'un feu à prendre en présence d'une ignition

Certaines variables sont directement extraites de l'inventaire :

- Le recouvrement des herbacées (HERB)
- Le recouvrement arbustif (bas, LIGN1 dans les variables de l'inventaire)
- Le recouvrement arbustif (haut, LIGN2 dans les variables de l'inventaire). Il correspond au recouvrement de la végétation située au-dessus de 2 m de haut.
- Le recouvrement arboré total, cumul des valeurs du taux de couvert arboré (TCA) de chaque espèce de la placette. Cette variable est utilisée comme proxy indirect de la continuité horizontale et verticale dans la placette, ainsi que de la quantité de biomasse présente dans la canopée du peuplement.

D'autres variables ont été calculées à partir des données de l'IFN :

- La **surface terrière**, qui représente la surface virtuelle occupée par les troncs à 1,30m rapportée à l'hectare (en m<sup>2</sup>). Elle est calculée à partir des diamètres à hauteur de poitrine de l'ensemble des arbres inventoriés, et du poids qu'ils occupent dans le peuplement (variable W). Elle est utilisée comme proxy de la quantité de biomasse combustible totale dans le peuplement.
- L'**indice de Gini** est un indice quantifiant la diversité des tailles des arbres au sein d'un peuplement. Il est calculé en ordonnant les arbres par surface terrière individuelle croissante. Contrairement à d'autres indices de diversité type Shannon, il ne demande pas le regroupement des arbres par classe de diamètre. L'indice vaut 0 lorsque tous les arbres ont la même surface terrière, et sa valeur augmente avec les inégalités des tailles des arbres. Théoriquement borné par la valeur 1, il est rare d'observer des peuplements dont l'indice vaut plus de 0,7. Selon Duduman (2011), un indice inférieur à 0,35 caractérise un peuplement typiquement régulier, alors qu'un indice de 0,5 caractérise un peuplement irrégulier. Cet indice traduit donc l'hétérogénéité des tiges en diamètre dans le peuplement. Nous pensions l'utiliser comme proxy de la continuité horizontale et verticale, mais il est finalement apparu très corrélé au taux de couvert arboré cumulé (corrélation de l'ordre de 40%). Cela s'explique physiquement : au-delà d'un taux de couvert arboré cumulé de 80%, on peut considérer qu'on a plusieurs étages de végétation, et donc de la diversité verticale et horizontale. L'ajout de l'indice de Gini modifiant peu la classification, nous l'avons conservé uniquement comme variable descriptive pour l'interprétation des types.
- La **hauteur dominante** de la placette. La hauteur dominante est utilisée comme proxy de la quantité de biomasse (qualité de la station et potentialité du peuplement) et de la structure verticale du peuplement. Deux méthodes de calcul différentes ont été

envisagées, et sont présentées en Annexe 6. C'est finalement la méthode d'Assmann qui a été retenue.

- Le **taux d'enrésinement**, calculé en pourcentage de tiges de résineux parmi le total de tiges inventoriées. Une classification des différentes espèces d'arbres de l'inventaire entre feuillu et résineux (environ 120 espèces) a été réalisée dans cette optique. La distribution spatiale de la dominance des feuillus ou des résineux au sein des placettes de l'IFN, obtenue à partir de ce taux d'enrésinement calculé, est représentée dans la Figure 6.2.

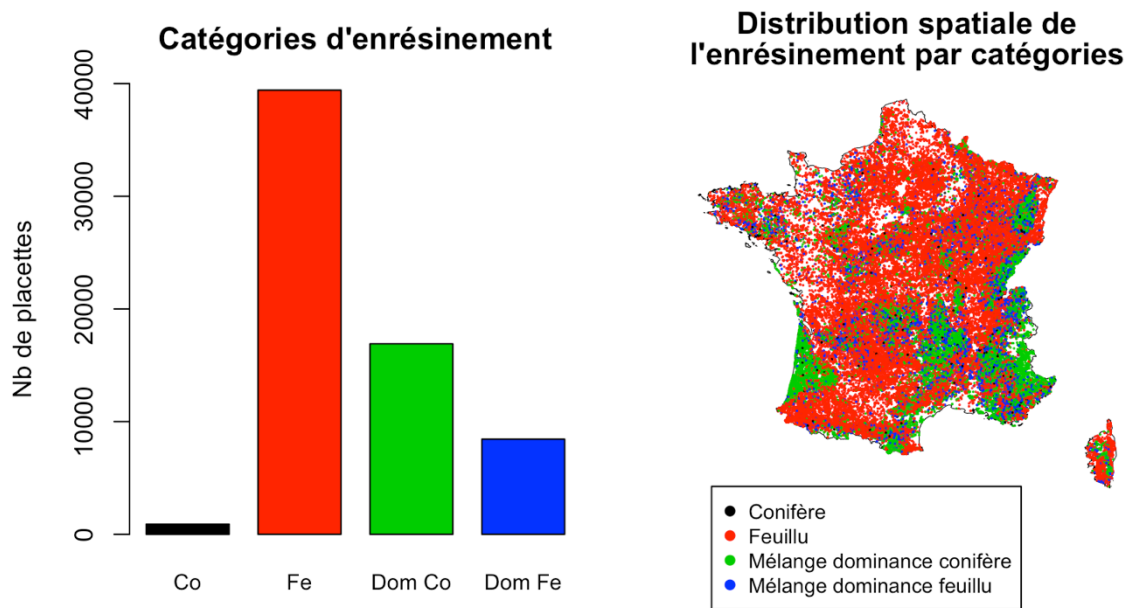


Figure 6.2 : Répartition des placettes de l'inventaire par grandes catégories d'enrésinement. Les catégories retenues distinguent des peuplements non mélangés (moins de 5% de conifères ou de feuillus parmi les tiges présentes dans la placette) et mélangés suivant la dominance (les conifères représentant plus de 50% des tiges dans les mélanges à dominance conifère).

### Encadré 6.1. Autres variables d'intérêt de l'IFN non retenues dans la typologie

#### Structure du peuplement

Des variables de description de la structure de peuplement existent au sein de l'IFN : il s'agit de la variable « Structure forestière » (SFO) remplacée par la variable « Structure Verticale » (SVÉR) à partir de l'année 2014. La variable SFO distinguait cinq catégories très classiques en sylviculture : futaie régulière ou irrégulière, taillis, mélange futaie-taillis et enfin absence de structure. La variable SVÉR est plus informative concernant la structure verticale du peuplement. Une carte de distribution de la variable pour les années 2014 à 2016 sur le territoire métropolitain est disponible en Annexe 7.

Elle distingue sept catégories :

- 1) Pas de structure
- 2) Futaie régulière basse
- 3) Autre peuplement régulier bas
- 4) Structure verticale irrégulière
- 5) Structure verticale régulière haute avec sous-étage
- 6) Structure verticale régulière haute sans sous-étage
- 7) Boisement ouvert

Ces catégories, étant uniquement structurelles, sont particulièrement intéressantes pour notre étude. Malheureusement, cette variable n'étant enregistrée que depuis 2014, son utilisation aurait conduit à laisser de côté près des trois quarts des données. On peut également s'interroger sur la fiabilité et l'homogénéité des mesures effectuées au sein du territoire pour une mesure aussi récente, le protocole étant susceptible d'évoluer grâce au retour des techniciens sur le terrain après la première année de campagne. Nous avons fait le choix d'exclure cette variable, qui demeure pertinente pour les objectifs de notre étude. Son utilisation est une bonne perspective pour les années à venir, au fur et à mesure que le jeu de données s'étoffera.

#### *Inclusion des espèces*

Ne pas prendre en compte la composition spécifique peut sembler problématique dans la mesure où le comportement hydrique ne sera pas le même suivant l'espèce pour un climat identique. L'inventaire présentant plus de 120 espèces arborées, leur inclusion telles quelles dans la classification est compliquée, à moins de les rassembler en grandes classes de réponse hydrique à la sécheresse.

On souhaite séparer les rôles respectifs de la structure et de la teneur en eau. Or la composition spécifique est liée aux deux : selon l'espèce arborée on aura plus ou moins de sous-bois, une structure de canopée différente, et ce sous-bois et cette canopée seront plus ou moins sensibles aux contraintes hydriques. Donc ce serait plutôt un indicateur de vulnérabilité à la sécheresse qu'il faudrait pour compléter ceux liés à la structure. Nous avons fait le choix d'utiliser comme proxy de ces aspects le taux d'enrésinement présenté précédemment. Il est sans doute perfectible.

La distribution de plusieurs variables de description au sein des placettes de l'inventaire est représentée dans la Figure 6.3. On y observe que le nombre de placettes relevé chaque année est stable, bien qu'une légère tendance décroissante semble visible. La surface terrière, la hauteur dominante, l'indice de Gini et le couvert arboré cumulé présentent des distributions assez continues, proches d'une gaussienne (éventuellement tronquée). Les autres variables ont des distributions différentes. Le taux d'enrésinement est assez bimodal, entre peuplements purs de feuillus et de conifères, avec comparativement peu de peuplements mélangés. Les couverts herbacé et arbustif bas présentent des effectifs importants dans chacune de leurs 10 catégories (ces variables sont relevées par dixième de la surface de la placette recouvert). Ce n'est pas le cas du couvert arbustif haut, qui présente des effectifs beaucoup plus forts pour les derniers dixièmes (distribution de forme exponentielle), ce qui le rend moins discriminant (la plupart des placettes correspondent à la catégorie la plus élevée).

Tableau 6.1 : Étude des corrélations entre variables sélectionnées pour la typologie du combustible

	<b>lign1</b>	<b>lign2</b>	<b>herb</b>	<b>Hdom1</b>	<b>Surf</b>	<b>tca</b>	<b>Gini</b>	<b>Feuillu</b>
<b>lign1</b>	1,00	-0,00	-0,06	-0,05	-0,17	-0,07	0,02	0,19
<b>lign2</b>	-0,00	1,00	-0,24	0,31	0,41	0,70	0,34	0,23
<b>herb</b>	-0,06	-0,24	1,00	-0,07	-0,15	-0,20	-0,15	-0,23
<b>Hdom1</b>	-0,05	0,31	-0,07	1,00	0,56	0,43	0,35	-0,01
<b>Surf</b>	-0,17	0,41	-0,15	0,56	1,00	0,52	0,32	-0,15
<b>tca</b>	-0,07	0,70	-0,20	0,43	0,52	1,00	0,40	0,15
<b>Gini</b>	0,02	0,34	-0,15	0,35	0,32	0,40	1,00	0,16
<b>Feuillu</b>	0,19	0,23	-0,23	-0,01	-0,15	0,15	0,16	1,00

Le Tableau 6.1 présente les corrélations observées au sein des grandes variables décrites précédemment. La plus forte corrélation est observée entre le taux de couvert arboré cumulé (*tca*) et le recouvrement arbustif haut (*lign2*). Pour la suite de l'étude, nous décidons de ne conserver que la variable *tca*, la définition de *lign2* étant relative.

On observe également que la surface terrière, la hauteur dominante, le taux de couvert arboré et l'indice de Gini sont assez corrélés entre eux. Cela s'explique physiquement : les placettes présentant une surface terrière importante (gros arbres) étant en général aussi les placettes avec les arbres les plus hauts, avec de forts recouvrements, et des hétérogénéités de taille entre gros arbres et régénération (indice de Gini élevé).



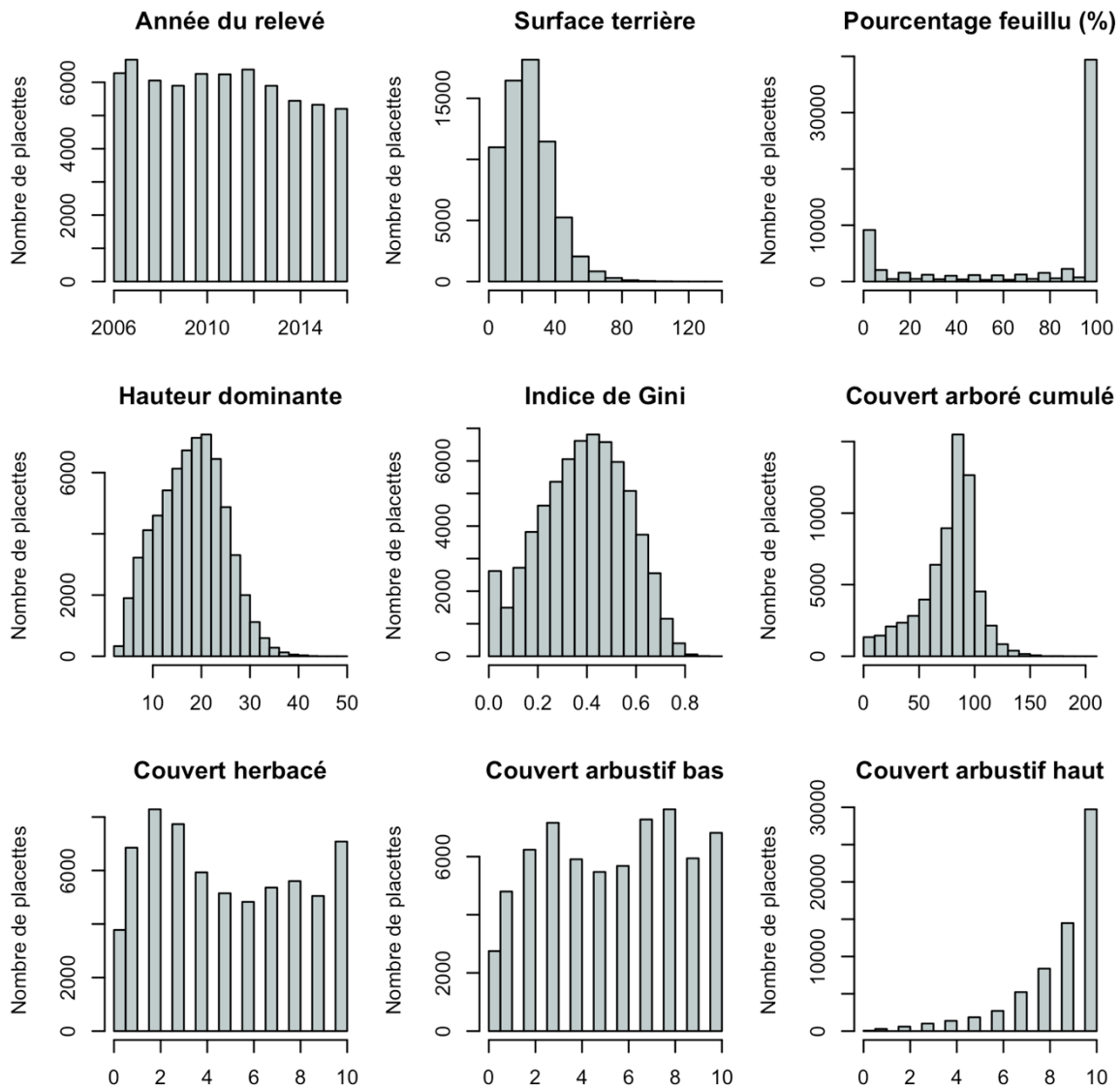


Figure 6.3 : Distribution de plusieurs variables d'intérêt pour l'étude au sein des points forêt relevés entre 2006 et 2016. La surface terrière, l'indice de Gini et la hauteur dominante sont calculés à partir des mesures d'arbres individuels échantillonnés au sein de chaque placette. Le couvert arboré cumulé et le pourcentage de feuillus sont calculés à partir des taux de recouvrement par espèce mesurés sur chaque placette.

### 2.1.3 Méthode de clustering utilisée

Deux grands types d'approches existent pour réaliser des clustering. On distingue d'un côté les approches hiérarchiques, et de l'autre les approches de type k-means (avec inertie). Dans notre cas, nous souhaitons appliquer notre clustering à un grand nombre de points (70 000 points forêt), en privilégiant une méthode robuste, rapide et économe en temps de calcul. L'algorithme k-means fait partie des méthodes couramment utilisées pour ce genre d'application, et il présente l'avantage d'être implémenté sous R. Nous avons choisi d'utiliser

cette méthode sur l'ensemble de nos variables centrées réduites, qu'elles soient catégorielles ou numériques. La méthode k-means diffère des approches hiérarchiques dans le sens où elle fonctionne en affectant des points au centroïde le plus proche, et en recalculant le barycentre des nouveaux nuages obtenus à chaque étape. Le nombre de clusters est donc imposé par l'utilisateur, et non déterminé par la méthode.

Pour répondre à la question du choix du nombre de clusters à conserver, différents critères statistiques ont été testés. La méthode graphique du coude (*elbow method*) n'a pas permis de répondre sans ambiguïté à la question. Les critères statistiques objectifs (Tibshirani et al. 2001; Pham et al. 2005) s'appliquent assez mal à des données aussi continues que les nôtres : Ils ont tendance à sélectionner un seul cluster, ce qui équivaut à une absence de structuration dans les données. La stabilité des clusters ayant été étudiée pour plusieurs options et paraissant satisfaisante (les points sont affectés au même cluster à chaque fois), nous avons décidé de retenir le chiffre de huit clusters pour la suite, dans un souci d'équilibre entre facilité d'interprétation des groupes et espace d'exploration pour l'algorithme.

## 2.2 Résultats

Les distributions des variables au sein des huit clusters sont présentées dans la Figure 6.4, où ils ont été ordonnés par surface terrière croissante. D'une manière générale, les clusters obtenus sont assez continus, en particulier en ce qui concerne les caractéristiques arborées (Hauteur dominante Hdom1, surface terrière Surf, taux de recouvrement arboré tca et indice de Gini), elles-mêmes très continues. On observe que ces caractéristiques arborées évoluent de concert au sein des clusters, à l'exception de l'avant dernier, dont le taux de recouvrement arboré et l'indice de Gini sont plus bas qu'attendu, rompant la monotonie des évolutions.

Concernant les autres variables reliées au sous-bois, elles semblent assez discriminantes, avec une variabilité importante entre groupes. C'est particulièrement vrai pour les clusters présentant des surfaces terrières intermédiaires. Le recouvrement herbacé est ainsi très différent entre le type 4 (peu d'herbacées) et les types 3 et 5 (recouvrement fort). Le type 5 et le type 6 sont aussi distingués par des recouvrements arbustifs respectivement faibles et élevés par exemple.

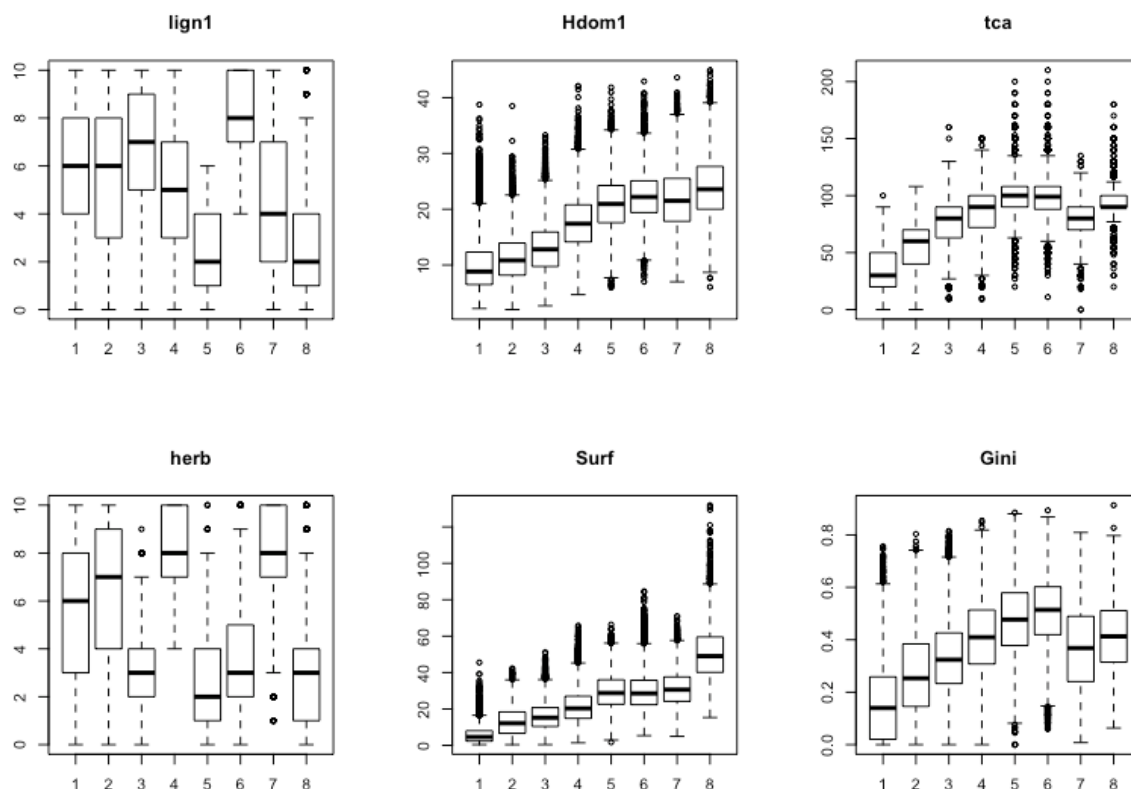


Figure 6.4 : Distribution des variables de sélection au sein de chacun des 8 clusters, correspondant aux 8 types de combustible. Signification des abréviations : lign1 = taux de recouvrement arbustif, Hdom1 = hauteur dominante de la placette, tca = taux de recouvrement arboré cumulé, herb = taux de recouvrement herbacé, Surf = surface terrière de la placette, Gini = indice de Gini (non utilisé comme variable discriminante dans le clustering)

La Figure 6.5 présente les distributions spatiales des différents types. Certains grands massifs forestiers appartiennent préférentiellement à certains types (par exemple les Landes de Gascogne, majoritairement représentées par les types 2 et 7). Par ailleurs, les types 1, 2 et 3 sont plus largement présents en région méditerranéenne, ce qui s'explique par la productivité généralement plus faible dans le Sud-Est de la France, où les conditions climatiques et stationnelles moins favorables qu'ailleurs (surface terrière et hauteur du peuplement généralement moins importantes).

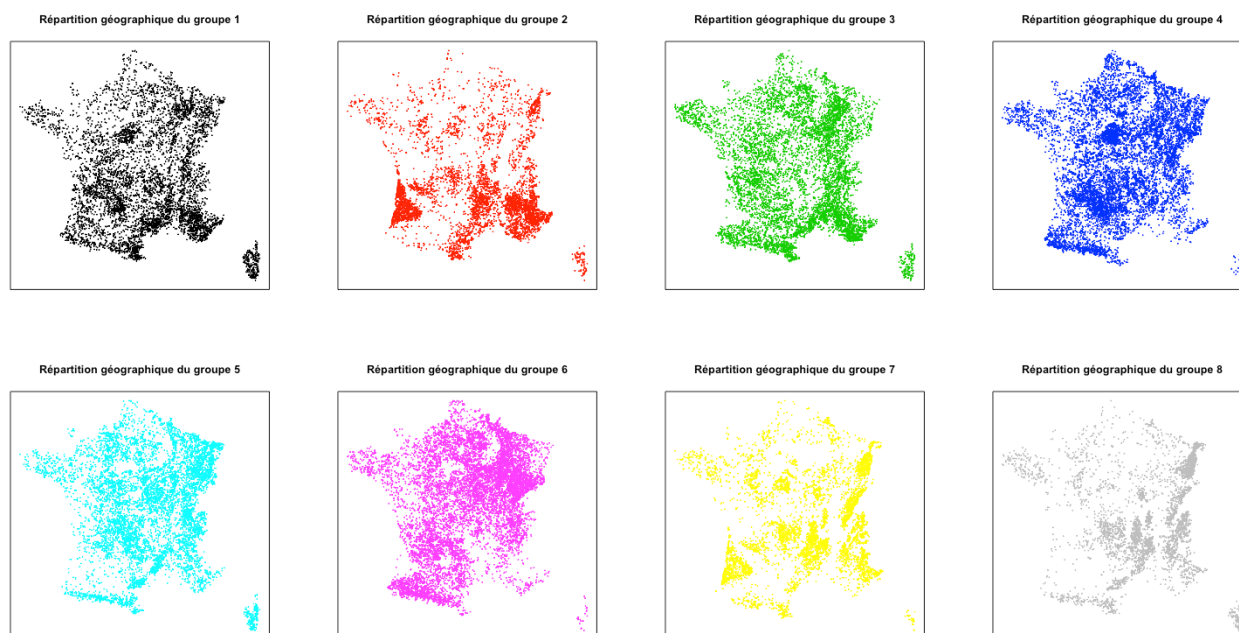


Figure 6.5 : Distribution spatiale des types de combustible sur le territoire national.

### 3 Évaluation de la combustibilité des types

Dans cette section, nous cherchons à caractériser la combustibilité des différents types identifiés dans la section précédente.

#### 3.1 Approches empiriques

Dans les données de l'IFN, une variable permet aux techniciens de noter si des traces d'incendie sont visibles sur la placette. Ces traces sont mentionnées dans 286 placettes entre 2006 et 2016. Ces relevés ne concernent pas que le Sud de la France, bien qu'on note une forte densité de points sur le pourtour méditerranéen (Figure 6.6). Cependant, ces relevés contiennent peu d'information : on ne dispose pas de la date exacte du passage de l'incendie, ni d'évaluation précise de son intensité. Il est donc difficile de quantifier l'évolution du peuplement depuis l'incendie. De plus, la description des placettes n'est réalisée qu'après le passage de l'incendie, ce qui explique que le type 1 y soit surreprésenté (type présentant le moins de biomasse arborée, ce qui est attendu après un incendie). Cette description ne permet donc pas d'accéder à ce qui se trouvait sur la placette avant le passage du feu.

## Observations d'incendie dans l'IFN

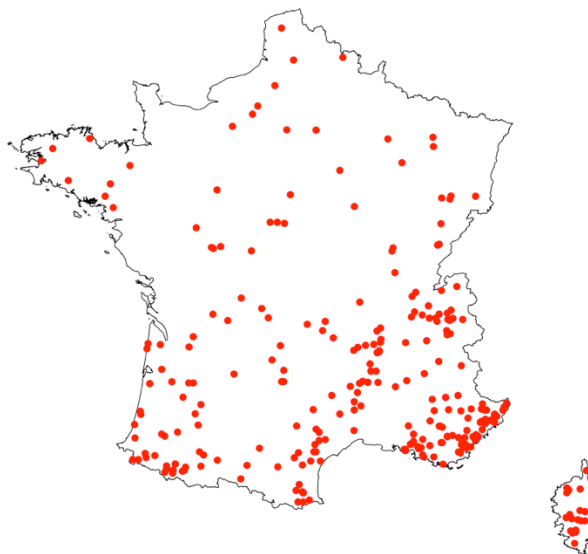


Figure 6.6 : Distribution spatiale des placettes de l'IGN spécifiant la présence d'un feu

Comme certaines placettes de l'inventaire ont été échantillonnées plusieurs fois, nous avons tenté d'utiliser les données de retour sur placette 5 ans après pour déterminer des placettes sur lesquelles on aurait à la fois une description avant le passage de l'incendie et un signalement de feu postérieur. Sur ces placettes, on sait donc que l'incendie est « récent » (au cours des cinq dernières années). Mais le nombre de placettes correspondant à ce recoupement est très faible (18 placettes), et de ce fait insuffisant pour une étude statistique. La localisation de ces placettes et le type associé est représenté pour information dans la Figure 6.7.

Une autre approche statistique a été envisagée dans cette thèse, consistant en l'inclusion de la proportion de types par unité spatiale dans le modèle INLA. L'approche s'appuie conceptuellement sur les travaux réalisés par Marchal et al. (2016). Cette étude s'appuyait sur les proportions de différents types d'usage des sols au sein de larges pixels pour évaluer la propension de ces types à brûler, sans nécessiter la localisation exacte des types de peuplement au sein du pixel (et donc d'affecter chaque observation de feu à un type donné). La question de l'échelle spatiale à laquelle mener cette étude est centrale, et non triviale. Dans notre cas, on cherche une échelle qui permettrait d'estimer correctement la proportion des huit types identifiés au sein de chaque pixel, en sachant que cette estimation utilise les points de l'inventaire dont l'échantillonnage n'est pas homogène sur le territoire. Pour dépasser les difficultés liées à ce caractère ponctuel et à l'hétérogénéité de l'échantillonnage, une

exploration a été menée en regroupant par 4 les pixels Safran, à une résolution de 16 km. Cette démarche n'a pas abouti du fait de la trop grande incertitude concernant les proportions obtenues pour les différents types.

### Placettes incendiées 5 ans après

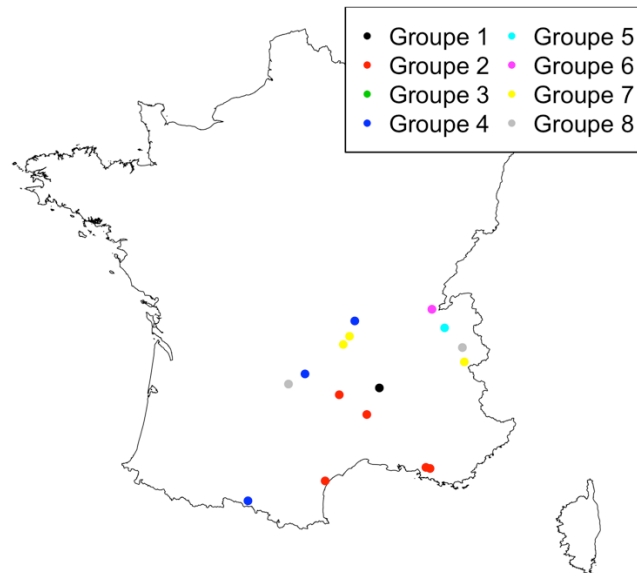


Figure 6.7 : Distribution spatiale des placettes de l'IGN spécifiant la présence d'un feu et ayant fait l'objet d'une première description avant le passage du feu.

Concernant ces approches empiriques, des travaux analogues ont été menés récemment par Nunes et al. (2019) dans la Péninsule Ibérique. Cette étude utilise les données des inventaires forestiers portugais et espagnols. Un croisement est réalisé avec des données de contours de feux issues de la télédétection (feux de plus de 30 ha environ). Cependant, les surfaces parcourues dans ces pays sont beaucoup plus importantes qu'en France. Ainsi, dans leur étude, 18% des placettes portugaises ont brûlé au moins une fois après les mesures de l'inventaire. La proportion est moins importante en Espagne, mais l'échantillon y étant plus vaste (60 000 placettes), ils obtiennent un échantillon intéressant de plus de 1000 placettes ayant brûlé au moins une fois après. Ce croisement entre données ponctuelles issues des inventaires forestiers et données issues de la télédétection est une perspective intéressante à explorer dans le cas de la France.

## 3.2 Approche mécaniste

### 3.2.1 Démarche envisagée

L'objectif principal de la réalisation de cette typologie était d'en évaluer la combustibilité à partir d'un modèle physique, ces approches étant largement développées dans l'équipe d'accueil de la thèse, avec notamment le FuelManager pour la modélisation physique du combustible et FIRETEC pour la modélisation physique du feu. La Figure 6.8 illustre le schéma conceptuel sous-jacent. La comparaison entre les vitesses et intensités du feu calculées selon FIRETEC pour les différents types de combustible pour un niveau de danger donné (et donc un FWI) permettrait ainsi de comprendre comment les différents types structurels affectent la relation feu climat et de raffiner la prédiction de l'activité selon le cas.

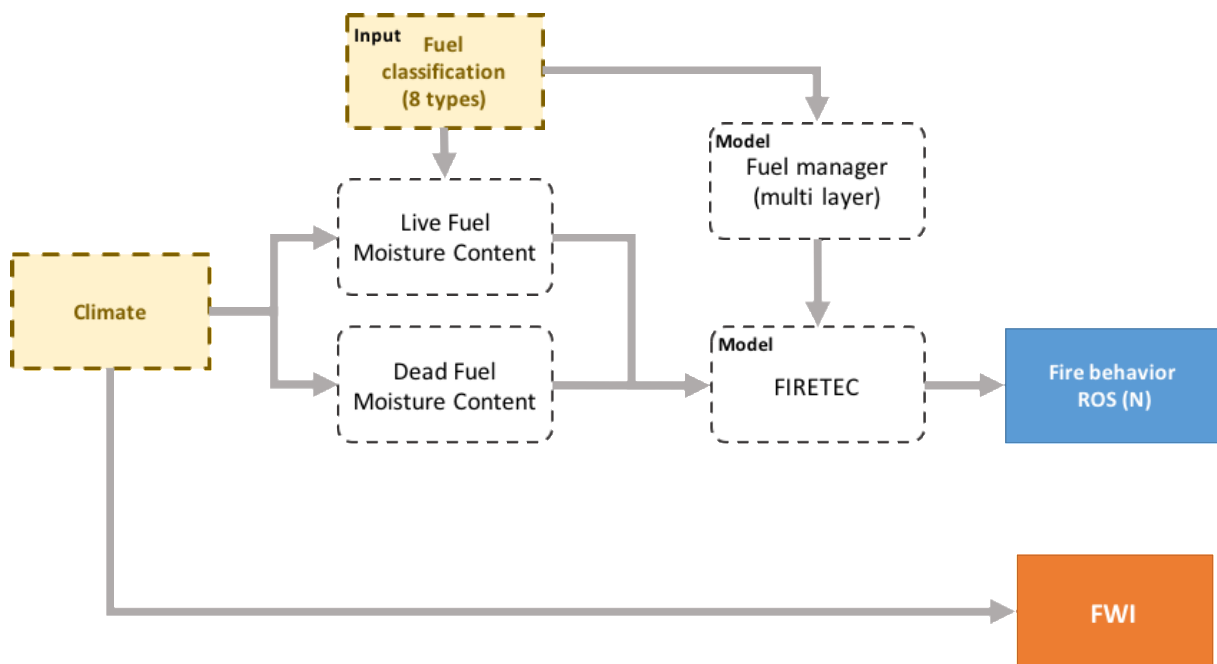


Figure 6.8 : Schéma conceptuel illustrant la démarche de modélisation mécaniste envisagée pour prendre en compte l'impact de la structure du combustible sur la relation feu climat.

Cette approche, illustrée ci-dessus pour FIRETEC pourrait en pratique être appliquée à n'importe quel modèle de comportement du feu susceptible de prendre en compte les effets de structure de combustible. Par exemple, la hauteur de base du houppier, combinée à l'état hydrique des feuilles permettrait de définir un seuil d'initiation dans l'équation de Van Wagner (1977), reprise par Cruz et al. (2004)

$$I' = \left[ \frac{CBH * (460 + 25.9 * FMC)}{100} \right]^{3/2}$$

Où  $I'$  est l'intensité critique d'initiation d'un feu de cime, CBH est la hauteur de base du houppier et FMC et la teneur en haut des feuilles de la canopée.

### 3.2.2 Variables-clé manquantes

Quel que soit le modèle de comportement du feu, plus ou moins mécaniste ou empirique, des variables-clé sont nécessaires pour estimer la vitesse et l'intensité du feu. La hauteur de base du houppier, par exemple, est une variable essentielle pour décrire la structure verticale d'un peuplement. C'est la variable principale utilisée dans les modèles de passage en cime permettant de prédire le type de feu (voir paragraphe précédent), les feux de cime actifs étant les plus destructeurs et les plus difficiles à contrôler. Malheureusement, cette grandeur n'est pas disponible dans les données de l'inventaire français (contrairement à l'inventaire espagnol).

D'autres grandeurs clés sont nécessaires pour caractériser le comportement du feu. Ce sont les charges en kg/m<sup>2</sup> de combustible fin. Elles traduisent la quantité de combustible à brûler dans un peuplement, et son organisation dans l'espace. Les charges de végétation de surface (litière et herbacées) et de végétation arbustive sont déterminantes par rapport au comportement du feu. Combiné au taux de couvert de chaque espèce, la hauteur de la végétation arbustive permet de quantifier la biomasse du sous-étage. Elle est en effet nécessaire pour quantifier les enveloppes, ou « phytovolumes », que l'on peut ensuite utiliser pour estimer les charges à l'aide de relations allométriques. Malheureusement, la hauteur des strates arbustives n'est pas disponible dans les données de l'inventaire français (contrairement à l'inventaire espagnol, à nouveau). L'absence de relevés de hauteurs pour les arbustes et les herbacées dans l'inventaire français s'explique par la dynamique saisonnière de ces variables, ce qui pose le problème de la date d'inventaire (jour dans l'année).

Afin de combler ces manques, nous avons envisagé l'utilisation de modèles pour la hauteur de base du houppier ou les strates arbustives, mais ces approches nous ont semblé trop imprécises, compte-tenu de la sensibilité des modèles feux à ces paramètres. Nous avons donc renoncé à évaluer la combustibilité de nos différents types de combustible.

## 4 Conclusion

Ce chapitre s'est intéressé à l'aspect structurel du combustible, et à l'importance de son inclusion pour la projection du risque incendie au niveau national. Il propose une utilisation originale des données issues de l'IFN dans le but de réaliser une typologie structurelle du combustible à l'échelle du territoire métropolitain. D'autres études ont proposé d'utiliser les données d'inventaire forestier comme sources de description du combustible, en particulier l'étude de Nunes et al. (2019) déjà citée précédemment. En France, une étude récente s'est aussi appuyée sur ces données pour réaliser une étude de la vulnérabilité des forêts dans les Alpes face au passage d'un feu (Dupire et al. 2019). Toutefois, cette étude, menée à une



échelle plus restreinte, s'appuyait sur des données détaillées de description du combustible, mesurées sur le terrain, les données de l'IFN servant surtout à extrapoler ces modèles de combustible.

L'exploration menée a permis de mettre en évidence certains points durs concernant cette utilisation, comme l'absence de variables-clé pour la caractérisation du combustible, et la difficulté de validation de la typologie obtenue. Concernant ce premier point, l'IFN pourrait s'inspirer des techniques utilisées par les inventaires forestiers espagnols ou portugais pour relever certaines mesures complémentaires. La hauteur de base du houppier est ainsi relevée depuis les années 1960 en Espagne sur un échantillonnage, et depuis 1990 de manière systématique sur les placettes portugaises (Nunes et al. 2019). Concernant le second point, le développement d'approches mécanistes, modélisant les processus, semble une perspective centrale pour mieux comprendre les évolutions d'activité dans des domaines de variations pour l'instant non réalisés (changement climatique).

# Discussion générale

---

## 1 Apports de la thèse

### 1.1 Projections du danger météorologique d'incendie

Pour répondre à la question de l'évolution du risque incendie, la première étape consiste à décrire le climat de demain. Notre étude a permis d'actualiser les résultats du rapport Chatry en utilisant les scénarios d'émission de GES les plus récents (RCP4.5 et 8.5), confirmant l'augmentation généralisée des niveaux de danger attendue sur le territoire métropolitain.

La quantification des différentes sources d'incertitudes a permis de mettre en évidence que la partition des incertitudes entre scénario, modèle et variabilité interannuelle allait varier au cours du siècle. Dans les premières décennies, la variabilité interannuelle domine les autres sources d'incertitude. L'incertitude modèle augmente tout au long du siècle, dominant largement toutes les autres sources à horizon 2100. L'incertitude scénario n'apparaît que tardivement, à horizon 2060, augmentant ensuite progressivement. Cet élément souligne l'inertie du système climat, nous informant que les trajectoires entre scénarios ne divergeront que bien après la mise en place des différentes politiques de réduction des émissions. Par ailleurs, l'analyse à l'échelle métropolitaine de l'étude a souligné des patrons spatiaux particuliers, comme par exemple l'incertitude modèle plus importante dans la partie Nord-Ouest du pays.

Cette évaluation dynamique et spatialisée des incertitudes est rendue possible par l'approche multimodèle. Les cinq modèles utilisés ont montré des projections de changement climatique contrastées. Ils présentent un relatif accord sur l'augmentation de la température et la diminution des précipitations, mais présentent des variations dans l'amplitude du changement projeté. Les tendances liées au vent et à l'humidité relative sont moins nettes. L'évaluation des biais (Annexe 3) a permis de démontrer la nécessité d'une correction de biais préalable au calcul des indices de danger, soulignant des lacunes importantes des modèles concernant la vitesse du vent et la fréquence des jours de pluie par exemple.

### 1.2 Compréhension de la relation climat-feu

La thèse propose une architecture de modèle probabiliste novatrice, prenant en compte de manière découplée les phénomènes d'occurrence et de développement du feu. Un des avantages du modèle proposé est son échelle fine : celle du jour et du pixel de 8 km de côté. De plus, il permet d'intégrer la dimension stochastique du phénomène, rendant possible une

quantification des incertitudes liées à la relation climat-feu. L'ajustement d'effets spatio-temporels, sans a priori sur la forme des réponses, fait ressortir l'importance des facteurs non-climatiques sur le risque en zone méditerranéenne. En résumé, un FWI identique entre deux pixels n'implique pas la même probabilité de feu, cette probabilité étant également fortement influencée par la surface forestière, le moment de l'année et la localisation du pixel. Cette idée d'amélioration du FWI par la prise en compte du contexte local se retrouve dans une étude récente s'intéressant aux grands feux du Portugal entre 2001 et 2011 (Fernandes 2019), rejoignant nos conclusions.

Le modèle ajusté permet de reproduire la plupart des patrons spatio-temporels observés pendant la période historique de référence, tout en soulignant des éléments nouveaux. Les simulations sur la période historique mettent ainsi en évidence un décrochage de l'activité après 2003 comparativement au niveau de danger météorologique observé, suggérant une amélioration de l'efficacité des actions de prévention et de lutte. La non-linéarité très marquée de la relation entre FWI et probabilité d'occurrence, avec en particulier une forte convexité de la réponse au FWI, indique une potentielle sous-estimation du risque sur la base de projections d'indice de danger uniquement. Par ailleurs, un effet saisonnier important est mis en lumière, conduisant la probabilité d'occurrence à être multipliée par un facteur de près de 8 pour un niveau de FWI donné en fin d'hiver, comparativement à d'autres périodes de l'année. Cet effet saisonnier permet à notre modèle de reproduire le pic de feux d'hiver observé en Méditerranée française, le rendant applicable tout au long de l'année. La projection des feux d'hiver intéresse particulièrement les opérationnels, qui nous ont communiqué avoir peu de visibilité sur l'évolution à attendre sous climat changeant. Cette question revient d'autant plus que les années 2018 et 2019 ont été marquées par des bilans anormalement importants en fin d'hiver : plus de 2000 ha parcourus entre le 01/01 et le 31/03, avec un feu parcourant plus de 1000 ha dans chacun des cas, contribuant bien sûr fortement à ce bilan exceptionnel. Très peu d'études de projection européennes ou françaises ont tenté d'apporter des réponses sur ce point (mais voir les travaux de Sousa et al. (2015) sur une zone au nord de la Péninsule Ibérique pour le mois de mars).

La dimension stochastique intégrée dans le modèle est un pas supplémentaire vers une comparaison de l'ensemble des sources d'incertitude présentes dans les projections du risque à horizon 2100. Enfin, l'extrapolation sur la moitié Sud du territoire a permis de souligner les bonnes performances du modèle sur le massif landais, région aux caractéristiques pourtant assez différentes des conditions méditerranéennes, et sur laquelle le modèle n'a pas été

calibré. Les simulations du modèle entre 2006 et 2017 y sont en effet comparables aux données d'observations de la BDIFF agrégées à l'échelle du département.

### 1.3 Évolution du régime de feu

Les projections d'activité du feu réalisées dans la thèse mettent en évidence deux éléments. D'une part, le réchauffement climatique entraîne des augmentations plus élevées pour les métriques d'activité de feu, en particulier pour les surfaces brûlées, que pour les métriques de danger fondées sur le FWI. D'autre part, les projections varient fortement suivant le modèle climatique et le scénario considéré.

En région méditerranéenne, le nombre de feux et les surfaces brûlées pendant la période estivale devraient ainsi augmenter respectivement de 33% à 112% et de 48% à 202% selon les modèles à l'horizon de la fin du siècle et selon le scénario le plus pessimiste, alors que l'augmentation du FWI moyen estival serait de 25% à 59%. L'étude des patrons spatiaux montre une forte intensification du risque dans la partie méditerranéenne littorale du continent, ainsi qu'en Corse, deux zones déjà confrontées à un niveau élevé d'aléa. Une extension dans l'arrière-pays est également mise en évidence, en particulier sur le Massif Central. La saison estivale de feu s'étendrait sur 3 à 5 semaines supplémentaires à horizon 2100. Toutefois, cet allongement de la saison de feu n'a qu'un effet mineur sur l'augmentation d'activité des feux de la saison, l'essentiel de l'augmentation étant réalisée au cours de la saison de feu actuelle correspondant aux mois de juillet et août.

Pour le reste du territoire métropolitain, l'extrapolation de notre modèle permet de souligner une augmentation généralisée de l'activité. L'Aquitaine pourrait être concernée par des niveaux de surface brûlée comparables à ceux observés en moyenne dans les départements du littoral méditerranéen actuellement, l'augmentation ayant lieu uniquement au cours de la période estivale. En effet, la zone Prométhée se démarque comme étant la seule zone sur laquelle le modèle prédit une augmentation de l'activité hivernale. L'évolution des conditions météorologiques sur le reste du territoire métropolitain ne conduirait donc pas à des conditions de danger important en fin d'hiver.

## 2 Perspectives scientifiques

### 2.1 Évaluation du climat futur

#### 2.1.1 Simulations climatiques utilisées

Nous avons utilisé une méthode de sélection de modèles afin d'obtenir des simulations contrastées et ainsi capter la majeure partie des divergences entre modèles. Néanmoins cette

sélection s'est faite principalement sur la température et les précipitations, alors que dans le cadre du feu le vent et l'humidité relative sont également des variables-clé. Les études d'évaluation des modèles sur ces variables sont cependant moins fréquentes dans la littérature. Il serait sans doute utile de refaire l'étude en incluant d'autres modèles, en s'intéressant davantage à ces variables. L'intégration d'un plus grand nombre de modèles climatiques serait également intéressante, permettant notamment de comparer la variabilité entre paramétrisations différentes d'un même modèle climatique avec la variabilité inter modèles.

La correction de biais est une question centrale dans la chaîne de modélisation. Elle est rendue nécessaire en préalable à l'emploi des modèles d'impact afin d'obtenir des résultats ayant du sens physique (Figure 2.S2). Mais elle présente un certain nombre de limites, qui vont fortement influencer les résultats, sans que l'utilisateur final n'en soit forcément conscient. Il manque un espace de communication entre communauté du climat et communauté de l'impact du changement climatique sur les écosystèmes, pour mettre en commun les expériences et problèmes rencontrés avec l'utilisation des simulations climatiques. Une autre piste intéressante de prolongement de l'étude serait ainsi d'évaluer l'impact d'une correction de biais différente (voir à ce sujet Sousa et al. 2015). En particulier, des corrections de biais multivariées sont actuellement développées afin de mieux transcrire les corrélations physiques existants entre les variables (Cannon 2018; Vrac 2018).

### *2.1.2 Effets potentiels du changement climatique non pris en compte dans la thèse*

#### *Impacts de foudre*

Nous nous sommes concentrés sur l'impact du changement climatique sur le combustible, et sur la relation entre combustible et feu. Mais les pressions d'ignition sont également importantes dans le régime de feu. Une évolution du climat pourrait impacter ce volet, via une évolution de la fréquence des impacts de foudre. On peut ainsi s'interroger sur la possibilité d'une augmentation du nombre d'orages avec le changement climatique, avec l'exemple récent de l'année 2018 qui a été une année record en France. Les orages sont cependant des phénomènes climatiques difficiles à prévoir et à modéliser, et les différents modèles climatiques existants ne s'accordent pas sur l'évolution à attendre. Nous avons décidé de privilégier dans la thèse les autres dimensions par lesquelles le climat influe sur le risque feu. En effet, la très grande majorité des feux en France sont d'origine humaine (§3.2.3, Chapitre 1). On notera quand même que si les feux imputables aux impacts de foudre augmentaient, ce serait particulièrement problématique car ces impacts ont souvent lieu dans

des endroits peu accessibles pour les forces de lutte (contrairement aux allumages liés à la présence humaine et se produisant aux interfaces homme-nature). Une telle évolution pourrait nécessiter la mobilisation de moyens aériens plus importants.

#### *Interactions avec d'autres perturbations*

Les évolutions attendues pour les pluies en France avec le changement climatique sont variables géographiquement, mais une tendance générale à l'augmentation de la quantité de pluie tombant au cours des épisodes les plus extrêmes (phénomènes dits « cévenols ») se dessine (Tramblay and Somot 2018). Cette augmentation aurait lieu principalement en hiver, avec une extension des zones impactées au-delà des régions habituellement touchées, notamment vers le Sud-Est et les Pyrénées (ONERC 2018).

Ces épisodes augmentant en fréquence, s'ils arrivent après des incendies importants, pourraient compliquer les opérations de stabilisation post-incendie et conduire à des phénomènes d'érosion des sols, de chutes de blocs ou de glissements de terrain (augmentation de la vulnérabilité des enjeux).

Enfin, un phénomène d'interaction et d'amplification entre perturbations biotiques et abiotiques est à redouter en conditions climatiques changeantes. Les sécheresses à répétition affaiblissent les arbres, et crée un terreau favorable pour des attaques biotiques. L'augmentation des températures conduit également des agresseurs à réaliser un plus grand nombre de cycles de reproduction qu'habituellement, n'étant limités que par la survenue tardive de la saison froide. Un bon exemple est constitué par les scolytes, ayant été à l'origine de gros dégâts dans les pessières de Bourgogne-Franche-Comté et du Grand-Est pendant l'année 2018. Cette année, particulièrement chaude et sèche dans ces régions, a favorisé le développement de ce ravageur. Ces attaques conduisent à des rougissements massifs observés cette année 2019. Ces forêts dépérissantes, présentant une grande quantité de combustible fin mort dans les canopées, très inflammables, pourraient constituer des conditions propices au développement de grands incendies, comme c'est le cas aux États-Unis avec les attaques de scolytes.

## 2.2 Amélioration du FWI

### 2.2.1 Capacité de l'indice à reproduire la réalité

#### La question du vent

Le vent n'intervient que dans deux composantes du FWI : le FFMC et l'ISI. Il n'influe pas sur le DMC et le DC, ni sur le BUI, qui sont des composants retraçant l'accumulation de combustible sec, et qui sont des codes réagissant relativement lentement par rapport au FFMC. La publication historique décrivant le système canadien (Van Wagner, 1987) indique que la validité de la fonction incluant le vent dans l'ISI est incertaine pour les fortes valeurs, correspondant à des vents supérieurs à 50km/h d'après les graphiques présentés (Figure 7.1).

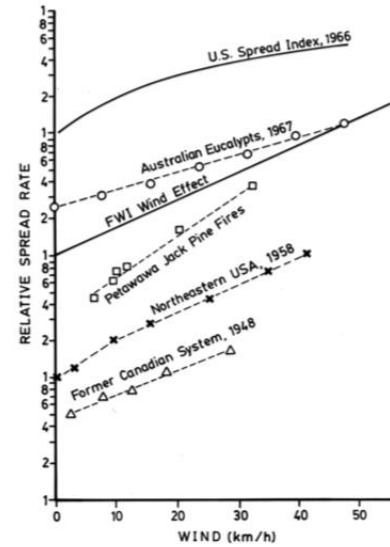


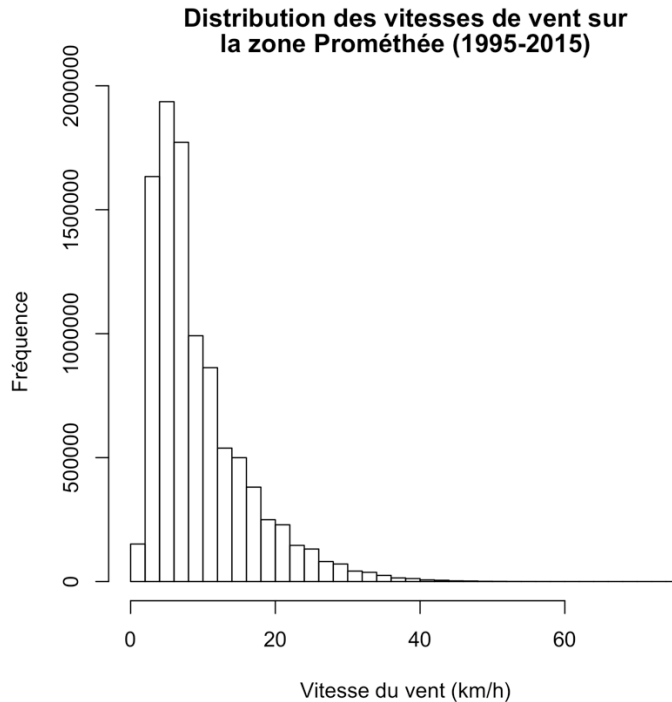
Figure 7.1 : Fonction de réponse à la vitesse du vent de différents indices de danger de feu. La figure est issue de Van Wagner (1987)

En Méditerranée, le régime de vent est marqué par le mistral et la tramontane dont les vitesses peuvent souvent dépasser ce seuil. Le cas du mistral, un vent froid, venant du Nord, interpelle particulièrement les services opérationnels (communication personnelle) : il est possible qu'on surestime le risque dans ces situations.

L'étude des distributions de vent sur la zone Prométhée pendant la période 1995-2015 (données Safran) montre cependant que les jours de vent journalier moyen supérieur à 50 km/h sont peu fréquemment observés. Ils représentent moins de 0,02% des jours, soit entre un et deux jours par période de 20 ans en moyenne sur la zone (tous pixels confondus, voir Figure 7.2 et Tableau 7.1).

Tableau 7.1 : Valeurs de vent associées à différents quantiles dans les données de la réanalyse Safran pour les pixels de la zone Prométhée entre 1995 et 2015

Quantile	0.5	0.95	0.99	0.999
Valeur de vent associée (km/h)	7.2	23.0	32.4	43.2



*Figure 7.2 : Distribution des vitesses de vent moyen journalier (en km/h) issues de la réanalyse Safran pour les pixels de la zone Prométhée entre 1995 et 2015*

La valeur de vent maximale observée sur cette période de 20 ans est de 74 km/h. Elle a été atteinte le 16/12/2005, avec un FWI associé de 9.

Des études françaises ont montré que les grands feux pouvaient être associés à des patrons synoptiques particuliers, les vents forts étant un aspect dominant du développement des grands feux (Ruffault et al. 2017). Cela indique que malgré ces problèmes potentiels de vent froid, le vent reste quand même très corrélé au développement de grands feux. Une perspective pour répondre plus précisément à cette question pourrait être d'intégrer l'orientation du vent, en plus de sa vitesse.

#### *Dynamique saisonnière*

L'étude des grands feux observés entre 1995 et 2015 (feux ayant parcourus plus de 1000 ha) a permis de mettre en évidence des situations présentant des valeurs de FWI faibles, malgré le départ de très grands feux (Annexe 4). Ces départs avaient toujours lieu en deuxième partie de saison (fin août, septembre). Dans le FWI, un effet saisonnier est inclus via le DC, historiquement ajouté après les autres sous-indices lors de la construction du système canadien. En bref, le DC est une composante saisonnière ayant vocation à augmenter de manière régulière au fur et à mesure de l'avancement de la saison de feu, et dont la valeur ne redescend de manière importante qu'à partir de pluies très conséquentes, ayant



classiquement lieu à l'automne en Méditerranée. Il a été conçu pour venir nuancer le DMC, en ajoutant une dimension de sécheresse à long terme.

Il paraît judicieux d'interroger l'équilibrage entre DMC et DC au sein du FWI pour le cas de la Méditerranée, afin d'amener une dimension saisonnière plus importante au FWI. Une confrontation avec les observations historiques de feux permettra d'évaluer si cet équilibrage permet ou non d'améliorer la corrélation du FWI à l'activité.

#### *Utilisation du FWI en saison hivernale*

L'utilisation de FWI en dehors de la saison estivale peut interroger, l'indice n'ayant initialement pas été conçu pour ces conditions : au Canada, le calcul de l'indice débute à la fonte des neiges. Notre étude apporte quelques éléments en faveur de cette utilisation, le modèle étant capable de reproduire les patrons d'activité toute l'année, moyennant l'ajustement d'un effet saisonnier. Le modèle obtenu est ainsi valable toute l'année, permettant de proposer des projections incluant l'évolution hivernale. Une première amélioration envisageable consiste en l'utilisation d'indices mieux adaptés aux caractéristiques de la saison hivernale. L'ISI serait dans cette optique un meilleur candidat que le FWI, comme le suggère sa dynamique moyenne d'évolution au cours d'une année, présentant un pic secondaire en fin d'hiver (Annexe 1). On peut également envisager de calibrer un nouvel indice hivernal à partir des variables climatiques brutes, indice qui serait calculé par Météo France en hiver, permettant de dimensionner les actions de prévention/lutte et de diminuer les bilans à cette période de l'année.

#### *2.2.2 Pertinence du FWI sous climat changeant*

Une question posée par certaines études concerne la validité du FWI sous climat changeant. Le système FWI a été calibré sous un climat « de référence », qui a dû évoluer par rapport au niveau préindustriel de gaz à effet de serre dans l'atmosphère, mais qui reste quand même assez différent de ce qu'il sera à horizon 2100 en raison du changement climatique. Quelques études de projection de l'activité de feu, comme Carvalho et al. (2011) ou Amatulli et al. (2013) nuancent certains de leurs résultats jugés irréalistes en raison du caractère non borné du DC et du DMC. Ces deux indices étant par construction libres d'augmenter indéfiniment, ils atteindraient des valeurs irréalistes. Cela pose un problème conceptuel, car ils doivent théoriquement représenter l'état hydrique de certains compartiments combustibles. Cet état hydrique est par définition borné : de 0 % à 100 % de teneur en eau. C'est le cas pour le FFMC dont la valeur ne peut pas dépasser 101 par construction. Cet élément avait également été souligné par Ruffault et al. (2018) en comparant des dynamiques de teneur en eau réelles au

sein de six espèces arbustives méditerranéennes avec différents indices de sécheresse y compris le DC et le DMC. Ce caractère non borné posait problème.

Pour avoir un FWI mieux adapté au changement climatique, il serait sans doute plus juste d'avoir des indices hydriques bornés, atteignant une saturation au bout d'un certain moment. Ruffault et al. (2018) proposent ainsi l'utilisation du Relative Water Content (RWC), présentant un comportement physique plus proche d'un compartiment combustible que le DC. Les autres indices, de comportement du feu, pourraient eux continuer à évoluer librement, en lien avec l'action des variables climatiques sur le feu (plus il fait chaud et plus il y a de vent, plus un feu va vite, sans que ce soit borné de manière physique).

## 2.3 Amélioration du modèle probabiliste proposé

### 2.3.1 Revenir aux variables climatiques originelles

Une perspective d'amélioration peut consister à travailler directement avec les variables climatiques initiales (température, vitesse du vent, humidité relative, etc.) pour les relier à l'activité de feu observée. Cette approche serait particulièrement pertinente concernant les feux d'hiver, où le FWI n'est pas utilisé de manière opérationnelle, et où le développement/l'évaluation d'un autre indice serait utile aux forces de prévention et de lutte. Compte-tenu de l'architecture de modèle proposée et la taille du jeu de données, l'intégration de plusieurs variables climatiques en lieu et place de l'unique variable FWI ne poserait pas de problème dans le modèle d'occurrence des feux de plus d'1 ha. Cela risque d'être problématique dans le cas du modèle de surface, où le jeu de données d'ajustement est plus restreint (moins de 10 000 feux de plus d'1 ha observés entre 1995 et 2015 en région méditerranéenne française).

Le retour aux variables climatiques de départ permettrait aussi de dépasser un autre aspect potentiellement problématique : en Méditerranée (et particulièrement dans les Bouches-du-Rhône), les FWI les plus forts sont souvent observés du fait d'un régime de vent particulier (couloir rhodanien), ce qui ne sera peut-être pas le cas dans le reste de la France où les températures et sécheresses élevées seront plutôt liées à des situations de blocage, majoritairement sans vent. Le FWI ne serait ainsi pas exactement le même suivant l'endroit du territoire où il est atteint. L'utilisation des variables climatiques initiales serait particulièrement pertinente dans ce cas, car elle permettrait de distinguer ces deux types de situation.

### *2.3.2 Compréhension des biais spatiaux et temporels*

L'intégration des biais temporels et spatiaux ne s'est faite dans notre modèle que de manière empirique, en considérant que ces biais étaient stationnaires, et n'interagissaient pas avec le climat. Cette approche empirique, rendue nécessaire par l'échelle de notre étude et la disponibilité des données, présente cependant des limites, et la qualité des projections réalisées gagnerait en robustesse si les processus sous-jacents aux biais mis en exergue étaient mieux compris.

#### *Facteurs influençant l'ignition*

L'intégration de facteurs liés aux usages, permettant d'explorer les processus à l'origine des patrons d'ignition, serait judicieuse. On peut évoquer différents proxys classiquement utilisés dans ce genre d'approche, comme la densité de population, la présence de routes primaires et secondaires, la présence d'infrastructures de réseau (voies ferrées, lignes électriques), ou l'activité pastorale dans le territoire.

#### *Prévention et lutte*

La confrontation du modèle probabiliste construit aux données d'observations de feux a permis de mettre en évidence une incapacité à reproduire le bilan exceptionnel de l'année 2003, malgré la stochasticité prise en compte dans les simulations (Chapitre 3). Cette limite concerne à la fois le modèle d'occurrence des feux de plus d'1 ha, mais également le modèle de surface brûlée (même utilisé avec les occurrences réelles observées cette année-là, le modèle sous-prédit les surfaces parcourues).

L'étude de la simultanéité des feux dans Prométhée a montré que les feux étaient agrégés temporellement, avec en moyenne 15 feux simultanés dans la zone Prométhée par « jour à feu ». Notre exploration a également mis en évidence que la taille moyenne des feux augmente avec la simultanéité. L'intégration de cette simultanéité comme proxy de la capacité des forces de prévention et de lutte à limiter le développement des feux pourrait permettre d'améliorer la capacité prédictive de notre modèle. On pourrait même imaginer nuancer ce proxy en prenant non seulement en compte le nombre de feux se déclarant simultanément un jour donné, mais aussi la dispersion de ces feux, afin de tenir compte du débordement des capacités de forces disséminées sur le territoire (on pense notamment au cas des forces aériennes de lutte lors d'un aléa météorologique très élevé à la fois en Corse et sur le continent).

### 2.3.3 *Extrapolation du modèle*

L'extrapolation du modèle probabiliste construit à l'ensemble du territoire est rendue délicate par le manque de données d'observation fiable au niveau national. L'utilisation de données de télédétection sur toute la France permettrait d'obtenir une référence homogène de l'activité observée, évitant les écueils de renseignement inégal rencontrés dans la BDIFF (Chapitre 5). C'est l'approche qui a été utilisée par Barbero et al. (2019), leur permettant d'ajuster un modèle sur toute la partie ouest de la France, même si leur étude se limitait aux grands feux (de taille supérieure à 100 ha). Les produits satellitaires présentent plusieurs limites : mauvaise détection des petits feux (en dessous de 40 ha environ), coût, disponibilité. Cependant, ils présentent l'avantage de permettre le calcul de métriques dérivées de l'intensité d'un feu, particulièrement intéressantes dans une optique mécaniste (Hernandez et al. 2015a).

## 2.4 Prise en compte du combustible dans l'évaluation du risque futur

### 2.4.1 *Inclusion dans le modèle probabiliste précédent*

Plusieurs études ont permis de mettre en évidence que certaines catégories d'occupation des sols étaient plus propices à l'apparition des feux : les landes, friches et zones arbustives seraient ainsi particulièrement favorables à une activité de feu importante (Moreira et al. 2009, 2011; Barros and Pereira 2014). La prise en compte explicite de ces surfaces comme facteur explicatif dans le modèle, surfaces qui sont pour l'instant fondues au sein de toutes les surfaces considérées comme combustibles, pourrait expliquer une partie des biais spatiaux observés dans le modèle d'occurrence.

Un meilleur proxy pour la capacité de développement d'un feu, notamment pour la partie modélisant la surface brûlée, serait la surface potentielle de développement d'un feu dans un massif à partir d'un pixel considéré. En effet, dans la base de données Prométhée, seule l'information du pixel géographique de départ est disponible, dans une grille de 2 km de côté. Mais ce pixel peut être très peu forestier, tout en étant connecté à des pixels voisins beaucoup plus forestiers (massif étendu). Cet aspect, aussi appelé aléa induit, explique sans doute une partie des biais spatiaux résiduels du modèle de surface brûlée, et pourrait être un élément permettant d'améliorer les prédictions concernant l'année 2003. En effet, cette année-là, de très grands feux s'étaient produits dans le Var et en Corse, où sont présents des massifs forestiers de très grande taille. Ces éléments ont été récemment évoqués dans Ganteaume et Barbero (2019), qui observent un gradient Est-Ouest suggérant l'importance de la continuité des massifs forestiers sur le potentiel de développement des feux.

#### 2.4.2 *Approches fondées sur les processus*

Au-delà des perspectives d'amélioration du modèle, la démarche probabiliste proposée, étant empirique et corrélative, n'aborde pas explicitement la question centrale de la capacité à brûler d'un point de vue structurel de peuplements qui n'ont pas encore été soumis au risque d'incendie. On pense par exemple aux forêts ligériennes de chênes ou de conifères dans les montagnes des contreforts méditerranéens, situées dans l'extension de l'enveloppe climatique mise en évidence dans la thèse. Cette question est délicate car elle dépend de plusieurs aspects de la littérature scientifique, dont certains dépassent le cadre de cette thèse. Répondre à cette question suppose d'être capable de prédire :

- L'évolution des caractéristiques structurelles des peuplements forestiers en contexte de changement global : surface foliaire, hauteur, modification de la strate arbustive avec développement d'un sous-bois plus dense (comme c'est le cas en zone méditerranéenne). Cette connaissance de l'évolution de la surface foliaire est cruciale pour approcher la réponse hydrique du peuplement, et obtenir des évolutions des teneurs en eau en fonction du climat. Ce n'est pas une variable mesurée par les techniciens de l'inventaire, mais il est possible d'y accéder à grande échelle via des données de télédétection (avec cependant une incertitude assez forte sur les valeurs). Le recalage géographique entre les coordonnées de placettes de l'IFN (dont la localisation exacte n'est pas accessible pour des raisons légales) et les données de télédétection est cependant problématique.
- La substitution de certaines espèces par d'autres, potentiellement plus inflammables, mais aussi moins vulnérables face au passage d'un incendie, et plus résistantes à des sécheresses répétées.
- L'état hydrique de la végétation, ainsi que la quantité de matériel mort très inflammable. Cette question est particulièrement cruciale du fait de la possibilité de dépasser des seuils d'équilibre pour certains peuplements avec des cas de mortalité massive (exemple des dépérissements déjà observés suite aux sécheresses des années 2016-2017 par exemple).

Les trois points soulignés ici mettent en avant la nécessité d'imbriquer plusieurs types de modèles, dont certains sont actuellement en cours de développement. Ainsi le modèle SurEau (Martin-StPaul et al. 2017) pourrait être utilisé pour déterminer l'évolution de la teneur en eau et de la mortalité du combustible sur un petit nombre de placettes bien décrites (comme celles du réseau ICOS). Cette description pourrait ensuite être intégrée dans un modèle physique de feu comme FIRETEC (Linn et al. 2005) afin de déterminer sous quelles conditions

un feu pourrait se développer dans des zones pour l'instant hors risque (approche conceptuelle proposée dans le Chapitre 6, Figure 6.7).

L'utilisation de DGVM est une perspective intéressante à intégrer à l'amont de cette chaîne de modélisation afin de mieux prédire l'évolution de la végétation attendue en conditions de changement climatique. En effet, notre modèle ne tient pas compte d'éventuels phénomènes de rétroaction à moyen terme liés aux interactions complexes entre feu, climat et végétation. On peut supposer que pour la région méditerranéenne (au moins), l'intensification du régime de feu et l'augmentation de la sécheresse aura un effet sur la végétation en réduisant la productivité primaire et la quantité de combustible disponible. Cet effet pourrait être inverse sur les autres régions de la France moins habituées à la sécheresse, avec des phénomènes de dépérissements massifs conduisant à de grandes quantités de matériel mort dans les peuplements, pouvant générer des feux difficilement contrôlables.

Ainsi, il est possible qu'on bascule d'un régime de feu essentiellement contraint par le climat vers un régime mixte, contraint également par la quantité de combustible, dans certaines régions françaises avec le changement climatique. On peut imaginer qu'à horizon 2100, dans la région méditerranéenne, le cumul de conditions climatiques sèches et chaudes à répétition et d'incendies affaiblissant les forêts année après année empêche le maintien d'un couvert forestier pérenne aussi important qu'il ne l'est actuellement. L'augmentation de la fréquence des feux promeut en effet l'apparition de paysages homogènes couverts de broussailles propices aux incendies (Moreira et al. 2011). On basculerait progressivement vers un paysage plus proche des savanes sèches africaines ou sud-américaines, présentant moins de combustible à brûler. Et les années les plus à risque ne seraient pas les plus sèches (ce qui est le cas actuellement), mais celles permettant l'accumulation de combustible au printemps, prêt à brûler une fois l'été arrivé.

#### *2.4.3 Dynamique d'expansion de la forêt française*

La forêt française progresse en surface de manière continue depuis plusieurs décennies, ce qui n'est pour l'instant pas pris en compte dans notre modèle. Cette augmentation s'explique principalement par la déprise agricole.

On peut proposer un scénario où la forêt augmenterait d'un certain pourcentage en surface chaque année, au sein de chacun de nos pixels d'intérêt. Actuellement, la forêt représente 16.9 millions d'ha, soit 31% du territoire métropolitain. Depuis les années 1980, l'augmentation observée est d'environ 0.7% par an. Le maintien d'un tel accroissement

conduirait à une superficie forestière à horizon 2100 d'environ 30 millions d'ha, soit 55% du territoire métropolitain. Cette augmentation semble peu réaliste, car les endroits où la forêt gagne actuellement du terrain sont constitués par des prairies anciennement consacrées au pâturage. Un tel niveau d'augmentation ne paraît donc pas soutenable à long terme.

Pour obtenir un scénario plus réaliste, nous proposons de projeter l'augmentation observée depuis 1830 (la forêt couvrait alors environ 9 millions d'ha). Cela revient à une augmentation plus modérée de 0.3% par an, pour atteindre 21.6 millions d'ha de forêts en 2100.

### 3 Applications

#### 3.1 Retombées opérationnelles de la thèse

##### 3.1.1 Une augmentation généralisée à l'échelle du territoire, malgré certaines incertitudes

La comparaison de cinq modèles climatiques a permis de révéler que l'unique modèle utilisé dans le rapport Chatry était le modèle prédisant le changement climatique le plus limité parmi le panel que nous avons sélectionné : il présente des augmentations de température moins marquées, et se distingue en étant le seul à projeter une augmentation des précipitations. Cela ne signifie pas que ses projections sont à exclure, mais cela souligne l'intérêt de prendre en compte plusieurs modèles pour mieux appréhender les incertitudes en jeu.

La spatialisation de ces incertitudes nous a ainsi permis de mettre en évidence que la zone d'extension potentielle identifiée dans l'Ouest de la France par le rapport Chatry était une zone d'incertitude entre les modèles, contrairement à l'augmentation très forte du risque attendue sur la partie Sud de la France. Dans ce contexte, la priorisation des moyens devrait se faire principalement sur les zones connaissant déjà des bilans importants, où des niveaux de danger extrêmement élevés et jamais observés précédemment sont à redouter.

Nos travaux ont permis d'identifier une intensification importante de l'activité de feu sur la région méditerranéenne et sur le littoral aquitain avec le changement climatique. L'augmentation est particulièrement alarmante pour la Corse et les départements de l'ancienne région Languedoc-Roussillon, départements dans lesquels la dynamique d'activité connaît une augmentation récente sur les deux dernières décennies. Cette dynamique paraît donc amenée à se poursuivre, les conditions de danger météorologiques projetées s'aggravant particulièrement dans cette zone.

Les niveaux projetés à horizon 2085 pour les surfaces brûlées des départements de l'arrière-pays méditerranéen sont comparables à ceux atteints en Corse actuellement. Les augmentations de surface brûlée sont particulièrement marquées dans les contreforts du

Massif Central selon deux modèles. Cette projection est alarmante, étant donné que ce sont des départements à topographie particulière, parfois montagneuse, sur lesquels l'accès des services de lutte peut être difficile. Une partie de ces peuplements forestiers remplit de plus une fonction de protection des sols face à l'érosion. Si ces peuplements venaient à disparaître en raison d'incendies répétés, les conséquences pourraient être amplifiées (érosion massive, glissements de terrain), et le reboisement difficile.

### *3.1.2 Conséquences sur le dispositif de prévention et de lutte*

Les conséquences opérationnelles de tels résultats sont colossales. A périmètre égal, la sollicitation des moyens au cours de la saison estivale va augmenter du fait de conditions bien plus sévères. Sous le scénario le plus pessimiste, les surfaces brûlées pourraient tripler sur la zone Prométhée pour les modèles climatiques présentant le changement climatique le plus marqué. Cette estimation est pourtant conservatrice, car notre modèle tend à sous-estimer les surfaces parcourues lors d'années exceptionnelles comme 2003, années dont la fréquence est amenée à augmenter sous changement climatique.

Plus généralement, l'extension du risque sur la zone d'arrière-pays méditerranéen et dans l'ouest du pays, ainsi que l'allongement de la saison de feu vont interroger le dimensionnement du dispositif dans son ensemble. Cet allongement semble surtout concerner la saison estivale sur l'ensemble du territoire (mois de juin et septembre). Seule la zone Prométhée présente une augmentation projetée de l'activité hivernale. Cette évolution est de faible ampleur comparativement à l'augmentation estivale, mais elle demeure à suivre avec attention, car elle pourrait nécessiter la mise en place d'un dispositif particulier à moyen terme pour limiter ce regain d'activité hivernale attendu.

### *3.1.3 Utilisation du modèle pour l'actualisation du dire du risque*

Conformément à l'article L 562-1 du Code de l'Environnement, l'Etat doit « élaborer et mettre en application des plans de prévention des risques naturels prévisibles », contenant entre autres les incendies de forêt. Ces plans, couramment appelés PPRIF (Plan de Prévention des Risques d'Incendies de Forêt) ont pour objet de « délimiter les zones exposées aux risques en tenant compte de la nature et de l'intensité du risque encouru ». Le modèle probabiliste construit dans le cadre de cette thèse pourrait être appliqué dans ce cadre. Il permet en effet de simuler une activité attendue sur un territoire donné, y compris en conditions climatiques changeantes, en tenant compte de l'activité passée observée.



## 3.2 Recommandations formulées

A la lumière de ces trois années de thèse, certains points ont été identifiés comme particulièrement importants pour améliorer notre capacité à quantifier l'évolution du risque incendie en France.

### *3.2.1 Capacité à détecter les effets du changement climatique via l'enregistrement des feux*

Dans un contexte d'incertitudes importantes, d'origines diverses, l'existence d'un bon dispositif de suivi de l'activité à l'échelle nationale est essentielle. Il permet la définition d'une situation de référence, préalable indispensable à la détection de changements au fur et à mesure qu'ils se présentent. Le suivi de l'activité est particulièrement important dans les régions d'extension potentielle du risque, afin de détecter si les premiers signaux de changement correspondent aux évolutions attendues, et éventuellement d'alerter sur une trajectoire divergente, à explorer. Le suivi de l'évolution des conditions climatiques est également crucial, afin d'affiner les modèles climatiques et de resserrer les intervalles de confiance.

Il est important de souligner ici la qualité de la base de données Prométhée, véritable mine d'or pour une étude comme cette thèse. Elle présente quelques limites, compliquant son utilisation : erreurs de remplissage et doublons, hétérogénéité entre départements à la mise en place de la base, difficulté d'exploitation des causes d'incendie, absence de contours géographiques pour les grands feux qui permettraient d'aller plus loin dans leur analyse. Néanmoins, depuis la mise en place de la base en 1973, certaines limites des débuts ont été dépassées, et la qualité de la série chronologique complète offre un recul historique particulièrement intéressant. La grille sur laquelle sont référencés les feux, à une résolution de 2 km semble un bon compromis pour des études à échelle spatiotemporelle assez large comme celle réalisée dans cette thèse.

Concernant la BDIFF, une limite importante apparaît du fait de l'hétérogénéité de remplissage entre départements, en particulier ceux qui sont pour l'instant peu soumis à l'aléa. Un autre point problématique réside par exemple dans la proportion de feux attribués à la forêt ou à la végétation, où il y a visiblement des différences entre départements du pourtour méditerranéen et autres départements (Chapitre 5). Il y a un enjeu réel d'harmonisation des différentes définitions utilisées. Ce questionnement pourra être l'occasion d'harmoniser les définitions utilisées en France avec celles utilisées en Europe.

Recommandation 1 : harmoniser la base de données nationale concernant l'enregistrement des feux. Cette harmonisation peut se faire par des échanges d'expérience entre les départements à risque « historiques » (zone Prométhée et Sud-Ouest) et les nouveaux départements concernés par l'extension du risque. Une harmonisation des définitions semble nécessaire, en particulier sur la distinction entre feu de forêt et feu de végétation.

Le fait de n'avoir qu'une commune de départ pour les feux est également problématique, du fait de la taille variable de cette entité en France. Les conditions peuvent ainsi être très variables à l'intérieur d'une même commune : couverture forestière, altitude, densité de population, pour ne citer que quelques exemples.

Certains feux dans la BDIFF présentent des coordonnées (x,y) du départ, ce qui est une information plus facilement valorisable. Cet enregistrement de la localisation du départ via des coordonnées plutôt que par la commune paraît la meilleure option pour les départements « nouvellement » concernés par le risque et qui n'auraient pas l'historique de fonctionnement par carroyage DFCI. L'idéal serait cependant de disposer du contour du feu.

Recommandation 2 : permettre l'inclusion du contour via l'enregistrement d'un shapefile associé à une fiche incendie pour les grands feux (plus de 100 ha par exemple), ces contours étant relevés quasiment systématiquement par l'ONF pour déterminer les surfaces forestières brûlées.

### 3.2.2 *Utilisation de l'inventaire forestier pour caractériser le combustible*

L'utilisation des données issues des points de l'inventaire forestier pour caractériser le combustible semble délicate en l'état, et demanderait un investissement considérable d'un point de vue technique et scientifique. Plusieurs points durs peuvent être évoqués :

- 1) Un manque de données sur l'organisation verticale de la forêt au sein de la placette. La strate arbustive est insuffisamment décrite concernant la hauteur des différents sous-étages (qui permettrait de passer de données de recouvrement à des données de phytovolumes). Une donnée clé également manquante est la hauteur de base du houppier pour la strate arborée.
- 2) Une description incomplète de la litière
- 3) La transformation des biovolumes en charge

**Recommandation 3** : exploiter les scans Lidar réalisés par l'inventaire pour quantifier la charge des différents sous-étages présents, et développer des outils permettant de lire dans les scans les informations identifiées précédemment comme manquantes.

Dans cette optique, il serait aussi intéressant d'évaluer la possibilité d'attribuer un modèle de combustible aux placettes de l'inventaire forestier en s'appuyant sur les exemples portugais et espagnols (Nunes et al. 2019).

Par ailleurs, une valeur importante pour la recherche forestière au niveau des processus est la surface foliaire (Leaf Area Index, LAI), qui peut être estimée par des méthodes de terrain ou des approches de télédétection. Les méthodes de terrain sont sans doute compliquées à mettre en œuvre dans le cadre de l'inventaire où les techniciens passent peu de temps sur la placette. Il serait très utile pour les chercheurs de disposer d'estimation du LAI pour chacune des placettes de l'inventaire, même si ces estimations sont associées à une grande incertitude de mesure. Cette estimation ne pourra être réalisée que par l'IFN, seule structure disposant des coordonnées géographiques exactes des différentes placettes pour des raisons réglementaires.

**Recommandation 4** : augmenter les synergies entre structures de recherche comme l'URFM et le laboratoire de l'inventaire forestier pour permettre d'ajouter des mesures supplémentaires de description du combustible dans les placettes de l'IFN.

L'harmonisation des différentes sources de données (inventaire forestier et base d'enregistrement des feux) au niveau européen permettrait de comparer la situation de la France avec celle des autres pays européens. En outre, l'augmentation de la taille des jeux de données est particulièrement intéressante dans un contexte d'occurrence de phénomènes rares (les très grands feux par exemple). L'augmentation du nombre d'observations permettrait par exemple d'affiner le modèle de surface développé dans cette thèse.

**Recommandation 5** : harmonisation les inventaires forestiers et les bases de données de feux au niveau européen afin de dépasser certains effets d'échelle.

## Conclusion

---

Les projections du FWI sous différents climats futurs ont montré une augmentation du niveau de danger sur l'ensemble du territoire national au cours du siècle, confirmant les projections antérieures. Cependant, l'originalité de notre travail a été de quantifier l'effet des différentes sources d'incertitude (scénarios, modèles et variabilité naturelle du climat) sur ces projections. Ainsi, l'incertitude liée aux modèles augmente tout au long du siècle, dominant largement les autres sources à horizon 2100. L'incertitude est aussi spatialement variable. Ainsi, l'augmentation du danger est très élevée et certaine en région Méditerranéenne, alors que l'amplitude de l'augmentation du danger au Nord et à l'Ouest, bien qu'existante, apparaît plus incertaine.

Un modèle probabiliste d'activité d'incendie a été développé pour la région méditerranéenne française dans le but de projeter le nombre de feux et les surfaces brûlées sous climat futur. Pour l'Europe, cette approche est originale dans la mesure où les approches statistiques antérieures concernent seulement les surfaces brûlées, et non le nombre de feux, et qu'elles sont fondées sur l'estimation des corrélations interannuelles entre la surface brûlée observée et certaines variables ou indices climatiques. Notre approche, très différente, considère en effet les feux comme résultant de processus aléatoires sous-jacents qui déterminent l'occurrence et la taille des feux, en fonction du FWI et de différents facteurs spatio-temporels. Les projections du modèle ainsi construit sur la période historique et dans le futur ont permis de montrer que les différents facteurs de la relation feu-climat (localisation, saison, continuité de la forêt) affectent fortement les patrons spatio-temporels d'activité des feux. Autrement dit, un même niveau de FWI ne conduit pas à la même probabilité de feu en deux points différents du territoire ou à deux saisons différentes. Par ailleurs, nous avons montré que les projections de FWI sous-estiment les augmentations d'activité de feu, principalement du fait de la non-linéarité de la relation feu-climat. Ceci justifie a posteriori d'avoir spécifiquement étudié l'activité des feux et pas seulement le danger météorologique, ainsi que le choix du modèle d'activité (estimation d'une forme non linéaire de l'effet du climat, non spécifiée a priori).

Cette approche ne nous a cependant pas permis de projeter l'évolution de l'activité des feux dans les régions de France où les incendies sont aujourd'hui peu nombreux et leur enregistrement est peu fiable, à savoir pour l'essentiel la moitié nord de la France. En effet, nous ne disposons pas des données de référence nécessaires pour confirmer sur la période

historique les prédictions du modèle, construit sur la seule région méditerranéenne, dans ces régions. Nous avons en revanche extrapolé le modèle au reste de la moitié Sud de la France où les données sont suffisantes : l'activité des feux devrait y augmenter de manière importante pendant la saison estivale, en revanche elle resterait au même niveau qu'aujourd'hui en hiver. En comparaison, la région méditerranéenne devrait de loin connaître les plus lourds bilans, et avec une augmentation à la fois en été et en hiver.

Parmi les difficultés liées à l'extrapolation à l'échelle du territoire national, se pose notamment le problème des variations de structure du combustible. Nous n'avons pas intégré ce facteur dans les projections, mais nous avons discuté ses implications potentielles. En effet, l'un des obstacles majeurs à la prise en compte de ce facteur est, en France, le manque de données sur le combustible. Par exemple, l'inventaire forestier national ne mesure pas les caractéristiques relatives à la structure du combustible qui sont connues pour avoir un effet sur la propagation des feux.

Ce travail de thèse a ouvert des perspectives de recherche et a conduit à formuler quelques recommandations. Nous reprenons ici quelques points majeurs.

Les biais spatio-temporels du modèle d'activité du feu et la nécessité d'introduire des effets complémentaires à celui du FWI pour mieux rendre compte de l'activité de feux observée (effet saisonnier, effet spatial) ont suggéré d'une part que le FWI pourrait être insuffisant pour représenter les effets du climat sur l'activité des feux, d'autre part que des cofacteurs comme le type de combustible, la densité de population, la distance aux infrastructures ou les pratiques agricoles et forestières pourraient affecter les patrons temporels et spatiaux d'activité du feu. Ainsi, concernant l'effet du climat, une analyse systématique des relations entre l'activité des feux enregistrée dans la base Prométhée et les variables climatiques ou d'autres indices que le FWI (par exemple ses sous-composantes) pourrait conduire à sélectionner de meilleurs prédicteurs. L'introduction des cofacteurs quant à elle pose la question de la disponibilité de certaines données (type de combustible, pratiques) et de l'effectif des données disponibles pour estimer les paramètres du modèle.

Pour mieux quantifier l'évolution du risque incendie, deux recommandations ont émergé du travail de thèse. D'une part, il convient de poursuivre l'effort d'enregistrement fiable des feux à l'échelle nationale. Les données de la BDIFF sont enregistrées de manière hétérogène d'un département à l'autre, en particulier là où l'activité des feux est faible, et la localisation du départ des feux est imprécise. Même si la télédétection est une alternative de valeur, qui peut

donner accès aux contours de feu, elle reste limitée quant à la nature des feux détectés et à la localisation précise de leur départ. D'autre part, les données aujourd'hui recueillies par l'inventaire forestier national ne permettent pas de caractériser la structure du combustible présent sur les placettes d'inventaire. Ces caractéristiques, pour la plupart, ne peuvent pas aujourd'hui être estimées par télédétection.

Pour conclure, nous rappelons que cette thèse a été réalisée dans le cadre du dispositif de formation doctorale des ingénieurs des ponts, eaux et forêts, qui a pour but de former des experts aptes à orienter la décision politique dans un contexte de changements globaux et d'incertitude. Ce contexte particulier a influencé le cours de la thèse dans une certaine mesure, dans le sens où l'objectif de formation et de réponse à des questions opérationnelles est toujours resté présent.

Ces trois ans de travail doctoral m'ont ainsi permis de manipuler de nombreuses sources de données.

- 1) Données climatiques : j'ai maintenant une meilleure connaissance des différents modèles et simulations climatiques existants à l'échelle de l'Europe, et des points durs par rapport à leur utilisation pour des études d'impact (résolution et descente d'échelle, correction des biais).
- 2) Observations de feux : la thèse m'a permis d'explorer en profondeur le contenu de la base de données Prométhée ainsi que de la base nationale BDIFF. Elle m'a fait prendre conscience des lacunes que présentent ces bases. J'ai également pris connaissance des efforts d'harmonisation existants au niveau européen, avec la base de données EFFIS.
- 3) Données de caractérisation de la forêt : le chapitre consacré au combustible, bien que demeuré au stade exploratoire, m'a amenée à découvrir la richesse des données contenues dans l'inventaire forestier national. J'ai pu me rendre compte des difficultés liées au passage de données ponctuelles à des données surfaciques, notamment en essayant de confronter les données des points forêts à celles issues de Corine Land Cover ou de la BD Forêts. J'ai également pu comparer l'inventaire français aux inventaires espagnol et portugais, dont les données tant en termes de contenu que d'architecture sont différentes. Cet exercice a à nouveau été l'occasion de me confronter aux difficultés d'harmonisation de ces bases au niveau européen, malgré l'intérêt scientifique évident qu'une telle harmonisation comporterait.

Plus généralement, la thèse a été une opportunité unique de découvrir le monde de la recherche en général, et les acteurs de la communauté du feu en particulier. Les rencontres ont été nombreuses et riches d'enseignements, que ce soit lors de mes comités de thèse, ou lors des trois colloques internationaux auxquels j'ai eu la chance de participer et de présenter mes résultats.

Ces trois ans de thèse ont ainsi été l'occasion de développer un grand nombre d'outils et de connaissances qui me seront sans doute utiles pour la poursuite de ma carrière au sein du corps. Je commence d'ores et déjà à le mesurer depuis ma prise de poste au 1<sup>er</sup> octobre en tant que Chargé de mission sur les risques naturels en forêt, au sein du bureau « Gestion durable des forêts » du Ministère de l'Agriculture et de l'Alimentation.

# Bibliographie

---

- Abatzoglou JT, Williams AP (2016) Impact of anthropogenic climate change on wildfire across western US forests. *Proc Natl Acad Sci* 113:11770–11775. <https://doi.org/10.1073/pnas.1607171113>
- Abatzoglou JT, Williams AP, Barbero R (2019) Global Emergence of Anthropogenic Climate Change in Fire Weather Indices. *Geophys Res Lett*. <https://doi.org/10.1029/2018GL080959>
- Ager AA, Barros AMG, Day MA, et al (2018) Analyzing fine-scale spatiotemporal drivers of wildfire in a forest landscape model. *Ecol Model* 384:87–102. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2018.06.018>
- Ager AA, Preisler HK, Arca B, et al (2014) Wildfire risk estimation in the Mediterranean area. *Environmetrics* 25:384–396. <https://doi.org/10.1002/env.2269>
- Amatulli G, Camia A, San-Miguel-Ayanz J (2013) Estimating future burned areas under changing climate in the EU-Mediterranean countries. *Sci Total Environ* 450–451:209–222. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2013.02.014>
- Barbero R, Curt T, Ganteaume A, et al (2019) Simulating the effects of weather and climate on large wildfires in France. *Nat Hazards Earth Syst Sci* 19:441–454. <https://doi.org/10.5194/nhess-19-441-2019>
- Barros AMG, Pereira JMC (2014) Wildfire Selectivity for Land Cover Type: Does Size Matter? *PLoS ONE* 9:e84760. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0084760>
- Batlloiri E, Parisien M-A, Krawchuk MA, Moritz MA (2013) Climate change-induced shifts in fire for Mediterranean ecosystems: Fire shifts in Mediterranean ecosystems. *Glob Ecol Biogeogr* 22:1118–1129. <https://doi.org/10.1111/geb.12065>
- Bedia J, Herrera S, Camia A, et al (2014a) Forest fire danger projections in the Mediterranean using ENSEMBLES regional climate change scenarios. *Clim Change* 122:185–199. <https://doi.org/10.1007/s10584-013-1005-z>
- Bedia J, Herrera S, Gutiérrez JM (2014b) Assessing the predictability of fire occurrence and area burned across phytoclimatic regions in Spain. *Nat Hazards Earth Syst Sci* 14:53–66. <https://doi.org/10.5194/nhess-14-53-2014>
- Boulanger Y, Parisien M-A, Wang X (2018) Model-specification uncertainty in future area burned by wildfires in Canada. *Int J Wildland Fire* 27:164. <https://doi.org/10.1071/WF17123>
- Brands S, Herrera S, Fernández J, Gutiérrez JM (2013) How well do CMIP5 Earth System Models simulate present climate conditions in Europe and Africa? A performance comparison for the downscaling community. *Clim Dyn* 41:803–817. <https://doi.org/10.1007/s00382-013-1742-8>
- Brillinger DR, Preisler HK, Benoit JW (2003) Risk assessment: a forest fire example. In: *Institute of Mathematical Statistics Lecture Notes - Monograph Series*. Institute of Mathematical Statistics, Beachwood, OH, pp 177–196
- Cannon AJ (2018) Multivariate quantile mapping bias correction: an N-dimensional probability density function transform for climate model simulations of multiple variables. *Clim Dyn* 50:31–49. <https://doi.org/10.1007/s00382-017-3580-6>
- Cannon AJ, Sobie SR, Murdock TQ (2015) Bias Correction of GCM Precipitation by Quantile Mapping: How Well Do Methods Preserve Changes in Quantiles and Extremes? *J Clim* 28:6938–6959. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-14-00754.1>



- Carvalho AC, Carvalho A, Martins H, et al (2011) Fire weather risk assessment under climate change using a dynamical downscaling approach. *Environ Model Softw* 26:1123–1133. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2011.03.012>
- Cattiaux J, Douville H, Peings Y (2013) European temperatures in CMIP5: origins of present-day biases and future uncertainties. *Clim Dyn* 41:2889–2907. <https://doi.org/10.1007/s00382-013-1731-y>
- Chatry C, Le Quentrec M, Laurens D, et al (2010) Changement climatique et extension des zones sensibles aux feux de forêts. *Rapp Mission Interministérielle CGAAER-CGEDD-IGA Paris Juillet 2010* 190p
- Chelli S, Maponi P, Campetella G, et al (2015) Adaptation of the Canadian Fire Weather Index to Mediterranean forests. *Nat Hazards* 75:1795–1810. <https://doi.org/10.1007/s11069-014-1397-8>
- Cruz MG, Alexander ME, Wakimoto RH (2005) Development and testing of models for predicting crown fire rate of spread in conifer forest stands. *Can J For Res* 35:1626–1639
- Cruz MG, Alexander ME, Wakimoto RH (2004) Modeling the likelihood of crown fire occurrence in conifer forest stands. *For Sci* 50:640–658
- Curt T, Fréjaville T, Lahaye S (2016) Modelling the spatial patterns of ignition causes and fire regime features in southern France: implications for fire prevention policy. *Int J Wildland Fire* 25:785. <https://doi.org/10.1071/WF15205>
- Dai A (2013) Increasing drought under global warming in observations and models. *Nat Clim Change* 3:52–58. <https://doi.org/10.1038/nclimate1633>
- Diffenbaugh NS, Giorgi F (2012) Climate change hotspots in the CMIP5 global climate model ensemble. *Clim Change* 114:813–822
- Dimitrakopoulos AP (2002) Mediterranean fuel models and potential fire behaviour in Greece. *Int J Wildland Fire* 11:127. <https://doi.org/10.1071/WF02018>
- Dowdy AJ, Centre for Australian Weather and Climate Research, Australia, et al (2009) Australian fire weather as represented by the McArthur Forest Fire Danger Index and the Canadian Forest Fire Weather Index. Centre for Australian Weather and Climate Research, Melbourne
- Duduman G (2011) A forest management planning tool to create highly diverse uneven-aged stands. *Forestry* 84:301–314
- Dupire S, Curt T, Bigot S, Fréjaville T (2019) Vulnerability of forest ecosystems to fire in the French Alps. *Eur J For Res* 138:813–830. <https://doi.org/10.1007/s10342-019-01206-1>
- Dupuy J-L, Fargeon H, Martin-StPaul N, et al (2019) Climate change impact on future wildfire danger and activity in Southern Europe: a review. *Prepr Submitt Ann For Sci*
- Dupuy J-L, Maréchal J, Portier D, Valette J-C (2011) The effects of slope and fuel bed width on laboratory fire behaviour. *Int J Wildland Fire* 20:272–288
- Dury M, Hambuckers A, Warnant P, et al (2011) Responses of European forest ecosystems to 21st century climate: assessing changes in interannual variability and fire intensity. *IForest - Biogeosciences For* 4:82–99. <https://doi.org/10.3832/ifor0572-004>
- Evin G, Curt T, Eckert N (2018) Has fire policy decreased the return period of the largest wildfire events in France? A Bayesian assessment based on extreme value theory. *Nat Hazards Earth Syst Sci* 18:2641–2651. <https://doi.org/10.5194/nhess-18-2641-2018>
- Fernandes (2019) Variation in the Canadian Fire Weather Index Thresholds for Increasingly Larger Fires in Portugal. *Forests* 10:838. <https://doi.org/10.3390/f10100838>

- Fernandes PM (2009) Combining forest structure data and fuel modelling to classify fire hazard in Portugal. *Ann For Sci* 66:415–415. <https://doi.org/10.1051/forest/2009013>
- Fernandes PM, Monteiro-Henriques T, Guiomar N, et al (2016a) Bottom-up variables govern large-fire size in Portugal. *Ecosystems* 19:1362–1375
- Fernandes PM, Pacheco AP, Almeida R, Claro J (2016b) The role of fire-suppression force in limiting the spread of extremely large forest fires in Portugal. *Eur J For Res* 135:253–262
- Feser F, Rockel B, von Storch H, et al (2011) Regional climate models add value to global model data: a review and selected examples. *Bull Am Meteorol Soc* 92:1181–1192
- Flannigan M, Cantin AS, de Groot WJ, et al (2013) Global wildland fire season severity in the 21st century. *For Ecol Manag* 294:54–61. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2012.10.022>
- Fox DM, Carrega P, Ren Y, et al (2018) How wildfire risk is related to urban planning and Fire Weather Index in SE France (1990–2013). *Sci Total Environ* 621:120–129. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.11.174>
- Fréjaville T, Curt T (2015) Spatiotemporal patterns of changes in fire regime and climate: defining the pyroclimates of south-eastern France (Mediterranean Basin). *Clim Change* 129:239–251. <https://doi.org/10.1007/s10584-015-1332-3>
- Fréjaville T, Curt T (2017) Seasonal changes in the human alteration of fire regimes beyond the climate forcing. *Environ Res Lett* 12:035006. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aa5d23>
- Ganteaume A, Barbero R (2019) Contrasting large fire activity in the French Mediterranean. *Nat Hazards Earth Syst Sci* 19:1055–1066. <https://doi.org/10.5194/nhess-19-1055-2019>
- Ganteaume A, Jappiot M (2013) What causes large fires in Southern France. *For Ecol Manag* 294:76–85. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2012.06.055>
- Gao X, Giorgi F (2008) Increased aridity in the Mediterranean region under greenhouse gas forcing estimated from high resolution simulations with a regional climate model. *Glob Planet Change* 62:195–209
- GIEC (2014) *Changements climatiques 2014: Rapport de synthèse. Contribution des Groupes de travail I, II et III au cinquième Rapport d'évaluation du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat [Sous la direction de l'équipe de rédaction principale, R.K. Pachauri et L.A. Meyer].* GIEC, Genève, Suisse
- Giorgi F, Jones C, Asrar GR (2009) Addressing climate information needs at the regional level: the CORDEX framework. *World Meteorol Organ WMO Bull* 58:175
- Giorgi F, Lionello P (2008) Climate change projections for the Mediterranean region. *Glob Planet Change* 63:90–104
- Glotter M, Elliott J, McInerney D, et al (2014) Evaluating the utility of dynamical downscaling in agricultural impacts projections. *Proc Natl Acad Sci* 111:8776–8781. <https://doi.org/10.1073/pnas.1314787111>
- Good P, Moriondo M, Giannakopoulos C, Bindi M (2008) The meteorological conditions associated with extreme fire risk in Italy and Greece: relevance to climate model studies. *Int J Wildland Fire* 17:155. <https://doi.org/10.1071/WF07001>
- Hanson CE, Palutikof JP (2005) Final report of Modelling the Impacts of Climate extremes (MICE) Project. Proj Number EVK2-CT-2001-00118
- Hantson S, Arneth A, Harrison SP, et al (2016) The status and challenge of global fire modelling.

Biogeosciences 13:3359–3375. <https://doi.org/10.5194/bg-13-3359-2016>

Hawkins E, Sutton R (2009) The Potential to Narrow Uncertainty in Regional Climate Predictions. *Bull Am Meteorol Soc* 90:1095–1108. <https://doi.org/10.1175/2009BAMS2607.1>

Hernandez C, Drobinski P, Turquety S (2015a) How much does weather control fire size and intensity in the Mediterranean region? *Ann Geophys* 33:931–939. <https://doi.org/10.5194/angeo-33-931-2015>

Hernandez C, Keribin C, Drobinski P, Turquety S (2015b) Statistical modelling of wildfire size and intensity: a step toward meteorological forecasting of summer extreme fire risk. *Ann Geophys* 33:1495–1506. <https://doi.org/10.5194/angeo-33-1495-2015>

Herrera S, Bedia J, Gutiérrez JM, et al (2013) On the projection of future fire danger conditions with various instantaneous/mean-daily data sources. *Clim Change* 118:827–840. <https://doi.org/10.1007/s10584-012-0667-2>

Jappiot M, Curt T, Pimont F, Dupuy J-L (2009) Les facteurs naturels du comportement des feux de forêt. *For.-Entrep.* 16–18

Jolly WM, Cochrane MA, Freeborn PH, et al (2015) Climate-induced variations in global wildfire danger from 1979 to 2013. *Nat Commun* 6:7537. <https://doi.org/10.1038/ncomms8537>

Karali A, Hatzaki M, Giannakopoulos C, et al (2014) Sensitivity and evaluation of current fire risk and future projections due to climate change: the case study of Greece. *Nat Hazards Earth Syst Sci* 14:143–153. <https://doi.org/10.5194/nhess-14-143-2014>

Keetch JJ, Byram GM (1968) A drought index for forest fire control. *Res Pap SE-38 Asheville NC US Dep Agric For Serv Southeast For Exp Stn* 35 P 38:

Khabarov N, Krasovskii A, Obersteiner M, et al (2016) Forest fires and adaptation options in Europe. *Reg Environ Change* 16:21–30. <https://doi.org/10.1007/s10113-014-0621-0>

Knorr W, Kaminski T, Arneth A, Weber U (2014) Impact of human population density on fire frequency at the global scale. *Biogeosciences* 11:1085–1102. <https://doi.org/10.5194/bg-11-1085-2014>

Kotlarski S, Keuler K, Christensen OB, et al (2014) Regional climate modeling on European scales: a joint standard evaluation of the EURO-CORDEX RCM ensemble. *Geosci Model Dev* 7:1297–1333. <https://doi.org/10.5194/gmd-7-1297-2014>

Krawchuk MA, Moritz MA, Parisien M-A, et al (2009) Global Pyrogeography: the Current and Future Distribution of Wildfire. *PLoS ONE* 4:e5102. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0005102>

Lebourgeois F, Pierrat J-C, Perez V, et al (2010) Simulating phenological shifts in French temperate forests under two climatic change scenarios and four driving global circulation models. *Int J Biometeorol* 54:563–581. <https://doi.org/10.1007/s00484-010-0305-5>

Lindner M, Fitzgerald JB, Zimmermann NE, et al (2014) Climate change and European forests: What do we know, what are the uncertainties, and what are the implications for forest management? *J Environ Manage* 146:69–83. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2014.07.030>

Linn R, Winterkamp J, Colman JJ, et al (2005) Modeling interactions between fire and atmosphere in discrete element fuel beds. *Int J Wildland Fire* 14:37–48

Louvet R, Josselin D, Genre-Grandpierre C, Jagannath A (2015) Impact du changement d'échelle sur l'étude des causes des feux de forêts du sud-est de la France. In: *Proceedings of the Spatial Analysis and Geomatics conference*

Lozano OM, Salis M, Ager AA, et al (2017) Assessing Climate Change Impacts on Wildfire Exposure in Mediterranean Areas: Climate Change Impacts on Mediterranean Wildfires. *Risk Anal* 37:1898–1916.

<https://doi.org/10.1111/risa.12739>

Marchal J, Cumming SG, McIntire EJB (2017a) Exploiting Poisson additivity to predict fire frequency from maps of fire weather and land cover in boreal forests of Québec, Canada. *Ecography* 40:200–209. <https://doi.org/10.1111/ecog.01849>

Marchal J, Cumming SG, McIntire EJB (2017b) Land cover, more than monthly fire weather, drives fire-size distribution in Southern Québec forests: Implications for fire risk management. *PLOS ONE* 12:e0179294. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0179294>

Martin-StPaul N, Delzon S, Cochard H (2017) Plant resistance to drought depends on timely stomatal closure. *Ecol Lett* 20:1437–1447

McSweeney CF, Jones RG, Lee RW, Rowell DP (2015) Selecting CMIP5 GCMs for downscaling over multiple regions. *Clim Dyn* 44:3237–3260. <https://doi.org/10.1007/s00382-014-2418-8>

Meehl GA, Tebaldi C (2004) More intense, more frequent, and longer lasting heat waves in the 21st century. *Science* 305:994–997

Migliavacca M, Dosio A, Camia A, et al (2013) Modeling biomass burning and related carbon emissions during the 21st century in Europe: FIRES IN EUROPE DURING THE 21ST CENTURY. *J Geophys Res Biogeosciences* 118:1732–1747. <https://doi.org/10.1002/2013JG002444>

Ministère de la Transition écologique et solidaire Comprendre le GIEC. <http://www.ecologique-solidaire.gouv.fr/comprendre-giec>. Accessed 31 Jul 2019

Moreira F, Rego FC, Ferreira PG (2001) Temporal (1958–1995) pattern of change in a cultural landscape of northwestern Portugal: implications for fire occurrence. *Landsc Ecol* 16:557–567

Moreira F, Vaz P, Catry F, Silva JS (2009) Regional variations in wildfire susceptibility of land-cover types in Portugal: implications for landscape management to minimize fire hazard. *Int J Wildland Fire* 18:563. <https://doi.org/10.1071/WF07098>

Moreira F, Viedma O, Arianoutsou M, et al (2011) Landscape – wildfire interactions in southern Europe: Implications for landscape management. *J Environ Manage* 92:2389–2402. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2011.06.028>

Moreno MV, Conedera M, Chuvieco E, Pezzatti GB (2014) Fire regime changes and major driving forces in Spain from 1968 to 2010. *Environ Sci Policy* 37:11–22. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2013.08.005>

Moreno MV, Malamud BD, Chuvieco EA (2011) Wildfire Frequency-Area Statistics in Spain. *Procedia Environ Sci* 7:182–187. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2011.07.032>

Morin X, Roy J, Sonié L, Chuine I (2010) Changes in leaf phenology of three European oak species in response to experimental climate change. *New Phytol* 186:900–910. <https://doi.org/10.1111/j.1469-8137.2010.03252.x>

Moriondo M, Good P, Durao R, et al (2006) Potential impact of climate change on fire risk in the Mediterranean area. *Clim Res* 31:85–95. <https://doi.org/10.3354/cr031085>

Moss RH, Edmonds JA, Hibbard KA, et al (2010) The next generation of scenarios for climate change research and assessment. *Nature* 463:747–756. <https://doi.org/10.1038/nature08823>

Nunes L, Álvarez-González J, Alberdi I, et al (2019) Analysis of the occurrence of wildfires in the Iberian Peninsula based on harmonised data from national forest inventories. *Ann For Sci* 76:. <https://doi.org/10.1007/s13595-019-0811-5>

O'Neill BC, Kriegler E, Ebi KL, et al (2017) The roads ahead: Narratives for shared socioeconomic pathways describing world futures in the 21st century. *Glob Environ Change* 42:169–180.

<https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2015.01.004>

O'Neill BC, Kriegler E, Riahi K, et al (2014) A new scenario framework for climate change research: the concept of shared socioeconomic pathways. *Clim Change* 122:387–400. <https://doi.org/10.1007/s10584-013-0905-2>

ONERC (2019) La lettre aux élus # 31 : risques

ONERC (2018) Les évènements météorologiques extrêmes dans un contexte de changement climatique. Paris

Ouzeau G, Soubeyroux J-M, Schneider M, et al (2016) Heat waves analysis over France in present and future climate: Application of a new method on the EURO-CORDEX ensemble. *Clim Serv* 4:1–12

Pausas JG, Bradstock RA (2007) Fire persistence traits of plants along a productivity and disturbance gradient in mediterranean shrublands of south-east Australia. *Glob Ecol Biogeogr* 16:330–340. <https://doi.org/10.1111/j.1466-8238.2006.00283.x>

Pausas JG, Fernández-Muñoz S (2012) Fire regime changes in the Western Mediterranean Basin: from fuel-limited to drought-driven fire regime. *Clim Change* 110:215–226. <https://doi.org/10.1007/s10584-011-0060-6>

Pausas JG, Paula S (2012) Fuel shapes the fire-climate relationship: evidence from Mediterranean ecosystems. *Glob Ecol Biogeogr* 21:1074–1082. <https://doi.org/10.1111/j.1466-8238.2012.00769.x>

Pearce H, Mullan B, Salinger M, et al (2005) Impact of climate change on long-term fire danger

Pham DT, Dimov SS, Nguyen CD (2005) Selection of K in K-means clustering. *Proc Inst Mech Eng Part C J Mech Eng Sci* 219:103–119. <https://doi.org/10.1243/095440605X8298>

Piñol J, Beven K, Viegas DX (2005) Modelling the effect of fire-exclusion and prescribed fire on wildfire size in Mediterranean ecosystems. *Ecol Model* 183:397–409. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2004.09.001>

Preisler HK, Brillinger DR, Burgan RE, Benoit JW (2004) Probability based models for estimation of wildfire risk. *Int J Wildland Fire* 13:133–142

Requillart J-P, Saulnier B (2014) Fiche incendies de forêt RN 8. In: *Mémento Maire*. <http://www.mementodumaire.net/les-risques-naturels/rn-8-incendies-de-forets/>

Resco de Dios V, Fellows AW, Nolan RH, et al (2015) A semi-mechanistic model for predicting the moisture content of fine litter. *Agric For Meteorol* 203:64–73. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.01.002>

Riahi K, van Vuuren DP, Kriegler E, et al (2017) The Shared Socioeconomic Pathways and their energy, land use, and greenhouse gas emissions implications: An overview. *Glob Environ Change* 42:153–168. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2016.05.009>

Ruffault J, Curt T, Martin-StPaul NK, et al (2018a) Extreme wildfire events are linked to global-change-type droughts in the northern Mediterranean. *Nat Hazards Earth Syst Sci* 18:847–856. <https://doi.org/10.5194/nhess-18-847-2018>

Ruffault J, Martin-StPaul N, Pimont F, Dupuy J-L (2018b) How well do meteorological drought indices predict live fuel moisture content (LFMC)? An assessment for wildfire research and operations in Mediterranean ecosystems. *Agric For Meteorol* 262:391–401. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2018.07.031>

Ruffault J, Martin-StPaul NK, Rambal S, Mouillot F (2013) Differential regional responses in drought length, intensity and timing to recent climate changes in a Mediterranean forested ecosystem. *Clim*

Change 117:103–117. <https://doi.org/10.1007/s10584-012-0559-5>

Ruffault J, Moron V, Trigo RM, Curt T (2016) Objective identification of multiple large fire climatologies: an application to a Mediterranean ecosystem. *Environ Res Lett* 11:075006. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/11/7/075006>

Ruffault J, Moron V, Trigo RM, Curt T (2017) Daily synoptic conditions associated with large fire occurrence in Mediterranean France: evidence for a wind-driven fire regime. *Int J Climatol* 37:524–533. <https://doi.org/10.1002/joc.4680>

Ruffault J, Mouillot F (2015) How a new fire-suppression policy can abruptly reshape the fire-weather relationship. *Ecosphere* 6:art199. <https://doi.org/10.1890/ES15-00182.1>

Ruffault J, Mouillot F (2017) Contribution of human and biophysical factors to the spatial distribution of forest fire ignitions and large wildfires in a French Mediterranean region. *Int J Wildland Fire* 26:498–508

San-Miguel-Ayanz J, Moreno JM, Camia A (2013) Analysis of large fires in European Mediterranean landscapes: Lessons learned and perspectives. *For Ecol Manag* 294:11–22. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2012.10.050>

Simmons AJ, Willett KM, Jones PD, et al (2010) Low-frequency variations in surface atmospheric humidity, temperature, and precipitation: Inferences from reanalyses and monthly gridded observational data sets. *J Geophys Res Atmospheres* 115:

Soler Martin M, Bonet JA, Martínez De Aragón J, et al (2017) Crown bulk density and fuel moisture dynamics in *Pinus pinaster* stands are neither modified by thinning nor captured by the Forest Fire Weather Index. *Ann For Sci* 74:51. <https://doi.org/10.1007/s13595-017-0650-1>

Sousa PM, Trigo RM, Pereira MG, et al (2015) Different approaches to model future burnt area in the Iberian Peninsula. *Agric For Meteorol* 202:11–25. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2014.11.018>

Tibshirani R, Walther G, Hastie T (2001) Estimating the number of clusters in a data set via the gap statistic. *J R Stat Soc Ser B Stat Methodol* 63:411–423

Tramblay Y, Somot S (2018) Future evolution of extreme precipitation in the Mediterranean. *Clim Change* 151:289–302

Turco M, Bedia J, Di Liberto F, et al (2016) Decreasing Fires in Mediterranean Europe. *PLOS ONE* 11:e0150663. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0150663>

Turco M, Llasat MC, Tudela A, et al (2013) Decreasing fires in a Mediterranean region (1970–2010, NE Spain). *Nat Hazards Earth Syst Sci* 13:649–652. <https://doi.org/10.5194/nhess-13-649-2013>

Turco M, Rosa-Cánovas JJ, Bedia J, et al (2018) Exacerbated fires in Mediterranean Europe due to anthropogenic warming projected with non-stationary climate-fire models. *Nat Commun* 9:. <https://doi.org/10.1038/s41467-018-06358-z>

Van Wagner CE (1987) Development and structure of the Canadian Forest Fire Weather Index System. Canada Communication Group Publ, Ottawa

Van Wagner CE (1977) Conditions for the start and spread of crown fire. *Can J For Res* 7:23–34

Viegas DX, Bovio G, Ferreira A, et al (1999) Comparative study of various methods of fire danger evaluation in southern Europe. *Int J Wildland Fire* 9:235. <https://doi.org/10.1071/WF00015>

Viegas DX, Piñol J, Viegas MT, Ogaya R (2001) Estimating live fine fuels moisture content using meteorologically-based indices. *Int J Wildland Fire* 10:223–240

Vitasse Y, François C, Delpierre N, et al (2011) Assessing the effects of climate change on the phenology

of European temperate trees. *Agric For Meteorol* 151:969–980. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2011.03.003>

Vrac M (2018) Multivariate bias adjustment of high-dimensional climate simulations: the Rank Resampling for Distributions and Dependences (R2D2) bias correction. *Hydrol Earth Syst Sci Discuss* 1–33. <https://doi.org/10.5194/hess-2017-747>

Westerling AL, Bryant BP, Preisler HK, et al (2011) Climate change and growth scenarios for California wildfire. *Clim Change* 109:445–463. <https://doi.org/10.1007/s10584-011-0329-9>

Whelan RJ (1995) *The ecology of fire*. Cambridge university press

Willett KM, Jones PD, Gillett NP, Thorne PW (2008) Recent changes in surface humidity: Development of the HadCRUH dataset. *J Clim* 21:5364–5383

Wotton BM, Flannigan MD (1993) Length of the fire season in a changing climate. *For Chron* 69:187–192. <https://doi.org/10.5558/tfc69187-2>

Wu M, Knorr W, Thonicke K, et al (2015) Sensitivity of burned area in Europe to climate change, atmospheric CO<sub>2</sub> levels, and demography: A comparison of two fire-vegetation models. *J Geophys Res Biogeosciences* 120:2256–2272. <https://doi.org/10.1002/2015JG003036>

Young IR, Zieger S, Babanin AV (2011) Global trends in wind speed and wave height. *Science* 332:451–455

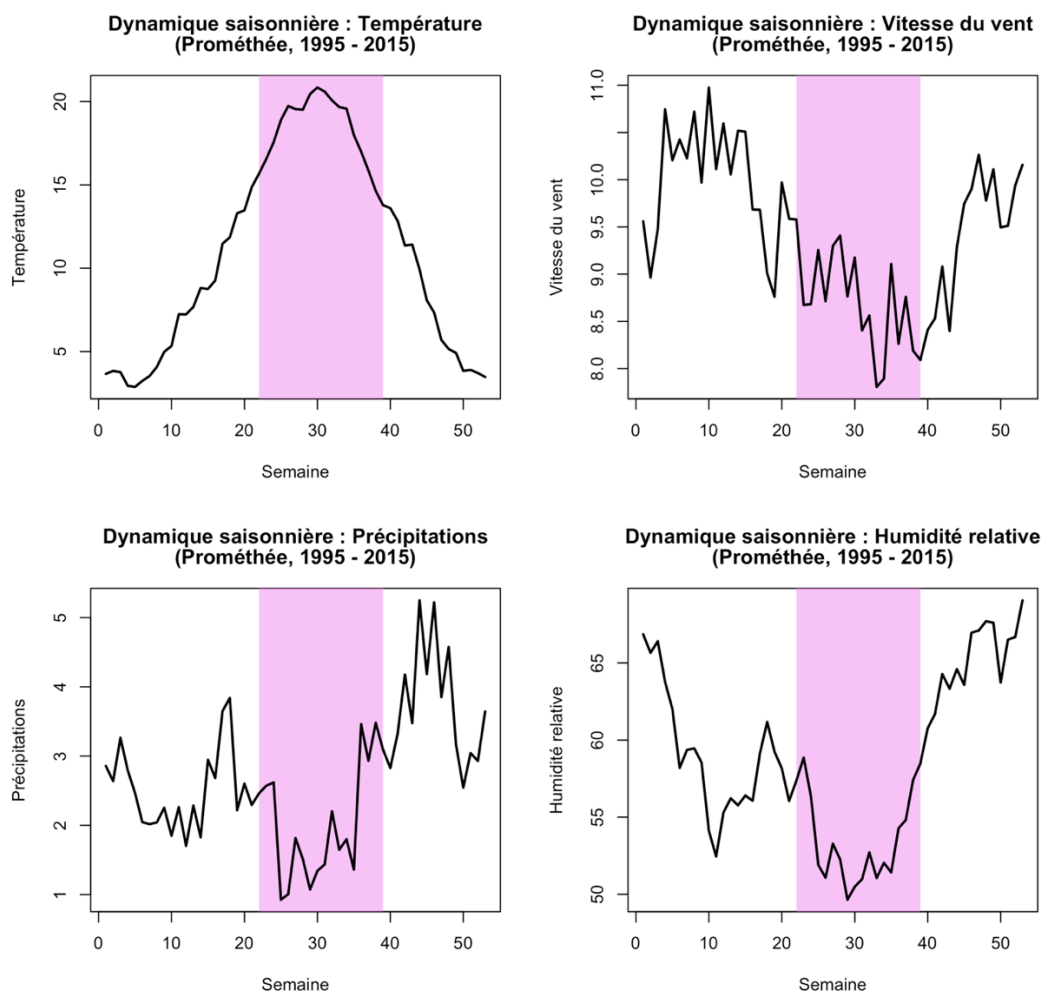
## Annexes

### Annexe 1 : Dynamique saisonnière des variables climatiques ainsi que des composants du système canadien d'évaluation du danger météorologique

Regardons les dynamiques des variables climatiques et des indices du FWI au cours de l'année, et comparons-les à la distribution des feux sur la période historique.

Sur les variables climatiques, on voit que seule la température a un comportement très lisse et peu fluctuant, ne nécessitant pas de lissage. On comprend qu'une définition de saison de feu basée sur cette variable, moins fluctuante que les autres, sera potentiellement beaucoup plus stable. Néanmoins, elle semble plutôt adaptée à une activité de feu unimodale. Or l'activité en Méditerranée française s'avère bimodale, avec deux saisons de feu marquées.

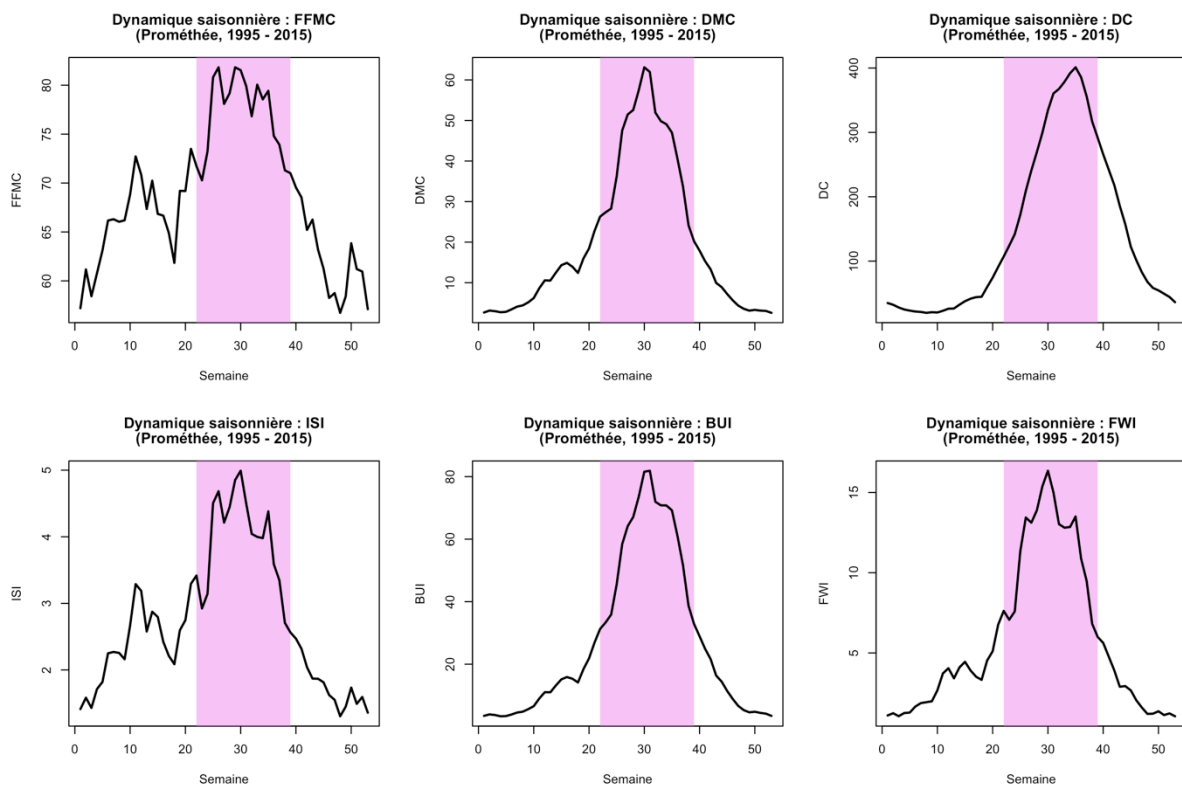
Les précipitations et l'humidité relative semblent des variables plus prometteuses pour la description de la saison de feu hivernale. On peut noter que ces deux variables semblent avoir des dynamiques similaires au cours de l'année. Ce n'est pas surprenant qu'elles soient corrélées car elles sont physiquement dépendantes l'une de l'autre (équation de Clausius Clapeyron sur les changements d'état gazeux-liquide reliant température, humidité et précipitation).





Si on s'intéresse maintenant aux différentes composantes du système FWI (panel suivant), on observe que seuls deux indices présentent un pic en fin d'hiver début de printemps, il s'agit du FFMC et de l'ISI. Ce sont des indices tenant compte de la teneur en eau du combustible fin type herbacées et litière superficielle en équilibre avec l'air. L'ISI se base sur le FFMC et sur le vent. Ces indices nous paraissent donc de meilleurs candidats potentiels que le FWI pour définir une longueur de saison de feu en période hivernale (pic secondaire d'activité observé autour du mois de mars en France).

On note enfin l'aspect saisonnier du DC, avec un pic décalé vers la fin de la saison estivale (période colorée) comparativement aux autres composants du FWI. Cet aspect saisonnier est discuté plus en détails dans la discussion générale (§2.2) abordant les limites du FWI.



## Annexe 2 : Calcul du FWI à partir de simulations climatiques journalières, méthode et conséquences

La question de l'adaptation de l'indice au contexte méditerranéen a été soulevée dans plusieurs études, comme par exemple Chelli et al. (2015). Les auteurs se sont interrogés sur des manières de calibrer les équations du FWI afin de s'adapter aux spécificités de la végétation et du climat méditerranéen. A notre connaissance, aucune étude n'a cependant été réalisée sur le territoire Français dans cette optique jusqu'à maintenant.

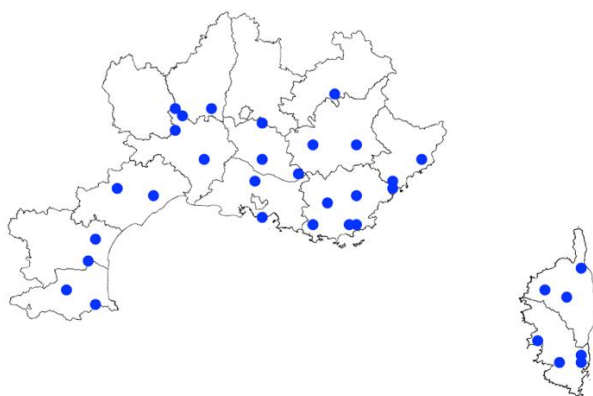
La manière dont on calcule le FWI dans la thèse est la méthode canadienne d'origine, où seule la latitude change en fonction de la zone géographique. Nous n'avons pas utilisé les formules développées pour le contexte méditerranéen afin de conserver une méthode comparable à celle utilisée par Météo France pour les prévisions opérationnelles.

Deux études récentes (Herrera et al. 2013; Bedia et al. 2014b) ont montré l'aspect problématique de l'utilisation de variables climatiques journalières comme proxy pour le calcul du FWI dans les études de projection.

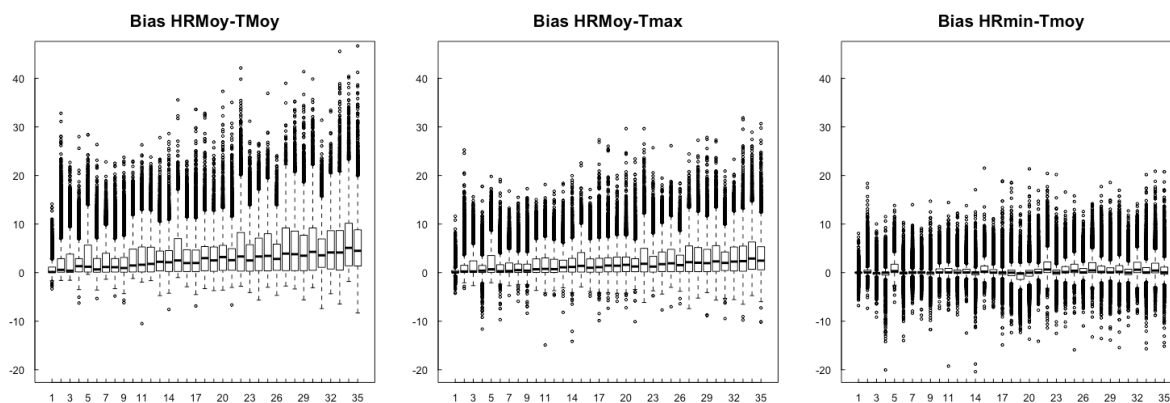
Les FWI calculés à partir de simulations climatiques ne sont en effet qu'une approximation de la valeur réelle du FWI qui aurait été calculée par des services opérationnels au jour le jour.

La principale différence réside dans la résolution temporelle des données utilisées. La méthode canadienne originelle requiert des variables à midi heure locale, pour un danger maximum correspondant observé dans l'après-midi qui suit. Pour des raisons d'accessibilité et de quantité de données à manipuler, nous avons fait le choix d'utiliser des données quotidiennes et non horaires. Le choix de données horaires aurait permis d'accéder à la « vraie » donnée à midi, mais aurait été autrement plus contraignant. Ces données quotidiennes ne sont donc qu'un proxy. Dans la majorité des études européennes, la valeur de température maximale est utilisée, associée aux valeurs moyennes quotidiennes pour toutes les autres variables climatiques, comme combinaison approchant des conditions à midi. Bedia et al. (2014) ont montré que ce choix n'était pas anodin et conduisait à une surestimation globale de l'indice. Ils proposent d'utiliser une autre combinaison de variables plus appropriée, que nous avons retenue. Elle combine la température moyenne, le vent moyen, les précipitations cumulées de la journée, et une humidité relative minimale artificielle calculée à partir de l'humidité spécifique moyenne et de la température maximale.

**Position des 35 mailles du sous-échantillon**

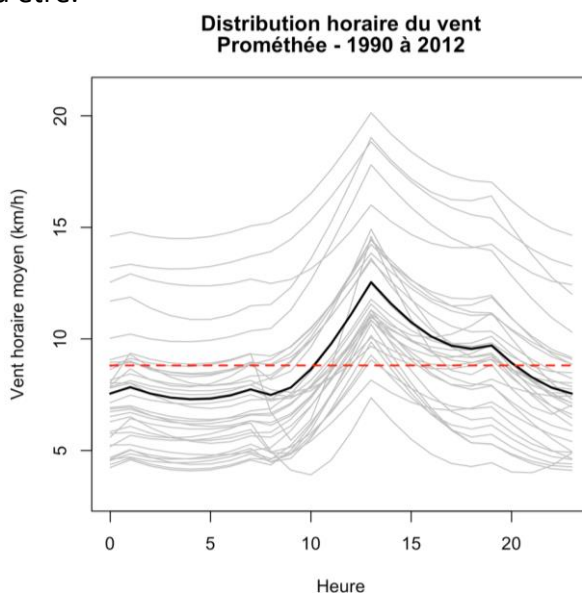


Le test de cette combinaison de variables sur un sous-échantillon de 35 mailles de la zone Méditerranéenne a permis de valider ce choix. Pour ces mailles, nous disposons des valeurs horaires pour chacune des variables. Nous avons ainsi pu calculer à la fois le FWI « original » utilisant la définition canadienne à midi, et le FWI « approché » utilisant les différentes combinaisons testées par Bedia et al. (2014). Nos résultats sont conformes aux leurs, car nous retrouvons un biais plus faible sur la plupart des mailles quand on utilise le meilleur proxy proposé.



Les mailles ont été ordonnées par valeur moyenne de FWI annuel croissante. On compare trois combinaisons de variables climatiques quotidiennes avec les valeurs de FWI calculées à partir des données horaires, et on représente sous forme de boxplot la distribution du biais journalier (valeur horaire – proxy) résultant pour chaque maille. La combinaison humidité relative minimale – température moyenne (panel de droite) est la moins biaisée.

Un point de nuance important à apporter ici concerne le type de mesure de vent utilisée pour calculer le FWI. Le vent que nous avons utilisé pour calculer les valeurs de FWI historiques dans la thèse est issu de la réanalyse Safran. Il s'agit d'un vent moyen journalier (calculé sur une période de 24h), ce qui est différent d'un vent moyen instantané à midi comme c'est le cas dans la définition du FWI (et dans les calculs opérationnels de danger de Météo France). Il faut garder à l'esprit que les valeurs de vent utilisées sont potentiellement moins fortes que ce qu'elles auraient dû être.



L'étude des dynamiques horaires de vent sur un petit échantillon de 34 mailles de la zone méditerranéenne (Réseau Hydrique, Figure ci-dessus) nous permet de confirmer cette sous-estimation liée à l'utilisation du vent moyen journalier. On observe assez nettement un pic à 13h dans la dynamique journalière du vent sur ces mailles. Si on compare la valeur horaire à midi avec le vent moyen journalier donné par Safran sur ces mailles (trait pointillé rouge sur la figure), on note une sous-estimation moyenne de 2.3 km/h, soit 26%.

### Annexe 3 : Signal de changement climatique présent dans les cinq modèles sélectionnés à horizon 2040 et 2080

Toute la France, toute l'année, scénario 8.5

	1986 – 2015 (control)	1986 – 2015 Bias = uncorrected - Safran	2026-2055	2066-2095	Model
<b>Mean temperature °C</b>	10.9°C	- 1.76°C + 0.64°C + 0.44°C + 0.25°C + 0.15°C	11.8°C 12.7°C 11.8°C 11.9°C 11.8°C	13.7°C 14.8°C 13.7°C 13.8°C 13.8°C	CNRM Hadgem Remo1 Remo2 MPI
<b>Total yearly precipitation (rainy days<sup>3</sup>)</b>	928 mm (128 days)	+ 354 mm (+ 50) + 41.4 mm (+ 5) + 261 mm (+ 24) + 250 mm (+ 26) + 261 mm (+ 27)	1020 mm (129 days) 905 mm (117 days) 934 mm (125 days) 956 mm (126 days) 976 mm (129 days)	1030 mm (124 days) 863 mm (105 days) 952 mm (121 days) 960 mm (120 days) 982 mm (123 days)	CNRM Hadgem Remo1 Remo2 MPI
<b>Wind speed km/h</b>	9.89 km/h	+ 7.11 km/h + 6.09 km/h + 3.66 km/h + 3.69 km/h + 6.61 km/h	10 km/h 9.61 km/h 9.85 km/h 10 km/h 9.94 km/h	9.69 km/h 9.38 km/h 9.89 km/h 9.83 km/h 10 km/h	CNRM Hadgem Remo1 Remo2 MPI
<b>Relative humidity %</b>	65.2%	+ 3.68% - 2.25% + 0.53% + 0.96% + 1.8%	64.3% 63% 64.7% 64.4% 65.1%	64.1% 61.2% 63.9% 63.6% 63.4%	CNRM Hadgem Remo1 Remo2 MPI

<sup>3</sup> Rainy days are defined as days with precipitation above 1 mm. This is to avoid drizzle effect in the climate models, following Dai (2001), Sun (2006) and Polade (2014).

Toute la France, mais seulement Juin – Septembre, scénario 8.5

	1986 – 2015 (control)	1986 – 2015 Bias = model - Safran	2026-2055	2066-2095	Model
<b>Mean summer temperature °C</b>	17.5°C	- 2.08°C + 1.37°C + 0.09°C - 0.28°C + 0.02°C	17.9°C 19.7°C 18.2°C 18.4°C 18.2°C	19.8°C 22.5°C 20.2°C 20.6°C 20.6°C	CNRM Hadgem Remo1 Remo2 MPI
<b>Summer total precipitation mm (rainy days)</b>	273 mm (36 days)	+ 132 mm (+ 15) - 59.6 mm (- 6) + 78.3 mm (+ 8) + 72.2 mm (+ 8) + 35.3 mm (+ 2)	289 mm (36 days) 248 mm (31 days) 254 mm (34 days) 269 mm (34 days) 260 mm (35 days)	284 mm (34 days) 215 mm (26 days) 222 mm (29 days) 223 mm (28 days) 216 mm (29 days)	CNRM Hadgem Remo1 Remo2 MPI
<b>Summer wind speed km/h</b>	8.67 km/h	+ 5.87 km/h + 4.31 km/h + 3.06 km/h + 3.16 km/h + 5.45 km/h	8.68 km/h 8.65 km/h 8.47 km/h 8.65 km/h 8.49 km/h	8.38 km/h 8.45 km/h 8.36 km/h 8.26 km/h 8.42 km/h	CNRM Hadgem Remo1 Remo2 MPI
<b>Summer relative humidity %</b>	59.3%	+ 5.32% - 8.9% + 2.34% + 3.06% - 0.85%	59.3% 55% 59.4% 58.9% 59.8%	58.4% 50.8% 57.8% 56.7% 54.7%	CNRM Hadgem Remo1 Remo2 MPI

Méditerranée, toute l'année

	1986 – 2015 (control)	1986 – 2015 corrected model	2026-2055	2066-2095	Model
<b>Mean temperature</b>	11.1°C	- 2.95°C - 0.56°C - 0.46°C - 0.61°C - 1.02°C	12.1°C 12.9°C 12.3°C 12.1°C 12.2°C	14.0°C 15.4°C 14.3°C 14.3°C 14.4°C	CNRM Hadgem Remo1 Remo2 MPI
<b>Yearly total precipitation (rainy days)</b>	965 mm (94 days)	+ 369 mm (+ 79) + 42.4 mm (+ 39) + 329 mm (+ 53) + 328 mm (+ 54) + 254 mm (+ 56)	1070 mm (93 days) 941 mm (86 days) 934 mm (88 days) 1020 mm (89 days) 1010 mm (93 days)	1020 mm (87 days) 893 mm (75 days) 932 mm (84 days) 979 mm (83 days) 997 mm (87 days)	CNRM Hadgem Remo1 Remo2 MPI
<b>Wind speed km/h</b>	9.41 km/h	+ 7.37 km/h + 6.22 km/h + 2.85 km/h + 2.90 km/h + 6.69 km/h	9.48 km/h 9.3 km/h 9.51 km/h 9.47 km/h 9.54 km/h	9.23 km/h 8.98 km/h 9.41 km/h 9.45 km/h 9.44 km/h	CNRM Hadgem Remo1 Remo2 MPI
<b>Relative humidity %</b>	59.5%	+ 10.3% + 4.74% + 5.54% + 5.82% + 8.51%	58% 56.5% 57.3% 58.2% 58%	57% 54.5% 56.3% 56.9% 56.5%	CNRM Hadgem Remo1 Remo2 MPI

Méditerranée, mais seulement Juin - Septembre

	1986 – 2015 (control)	1986 – 2015 corrected model	2026-2055	2066-2095	Model
<b>Mean summer temperature °C</b>	18.2°C	- 3.32°C - 0.12°C - 0.97°C - 1.25°C - 1.35°C	18.9°C 20.6°C 19.4°C 19.3°C 19.4°C	20.8°C 23.5°C 21.8°C 21.9°C 22°C	CNRM Hadgem Remo1 Remo2 MPI
<b>Summer total precipitation mm (rainy days)</b>	252 mm (26 days)	+ 165 mm (+ 25) - 33.2 mm (+ 6) + 142 mm (+ 18) + 136 mm (+ 19) + 71.5 mm (+ 13)	285 mm (26 days) 230 mm (22 days) 233 mm (23 days) 243 mm (24 days) 244 mm (24 days)	256 mm (23 days) 236 mm (20 days) 184 mm (18 days) 204 mm (20 days) 200 mm (20 days)	CNRM Hadgem Remo1 Remo2 MPI
<b>Summer wind speed km/h</b>	8.7 km/h	+ 5.61 km/h + 3.89 km/h + 1.83 km/h + 1.94 km/h + 5.07 km/h	8.81 km/h 8.63 km/h 8.68 km/h 8.81 km/h 8.72 km/h	8.77 km/h 8.35 km/h 8.61 km/h 8.63 km/h 8.57 km/h	CNRM Hadgem Remo1 Remo2 MPI
<b>Summer relative humidity %</b>	54.4%	+ 10.6% - 2.20% + 6.07% + 6.63% + 5.32%	53.8% 50.6% 52.6% 53.1% 53.1%	52% 47.1% 50.2% 50.9% 48.6%	CNRM Hadgem Remo1 Remo2 MPI

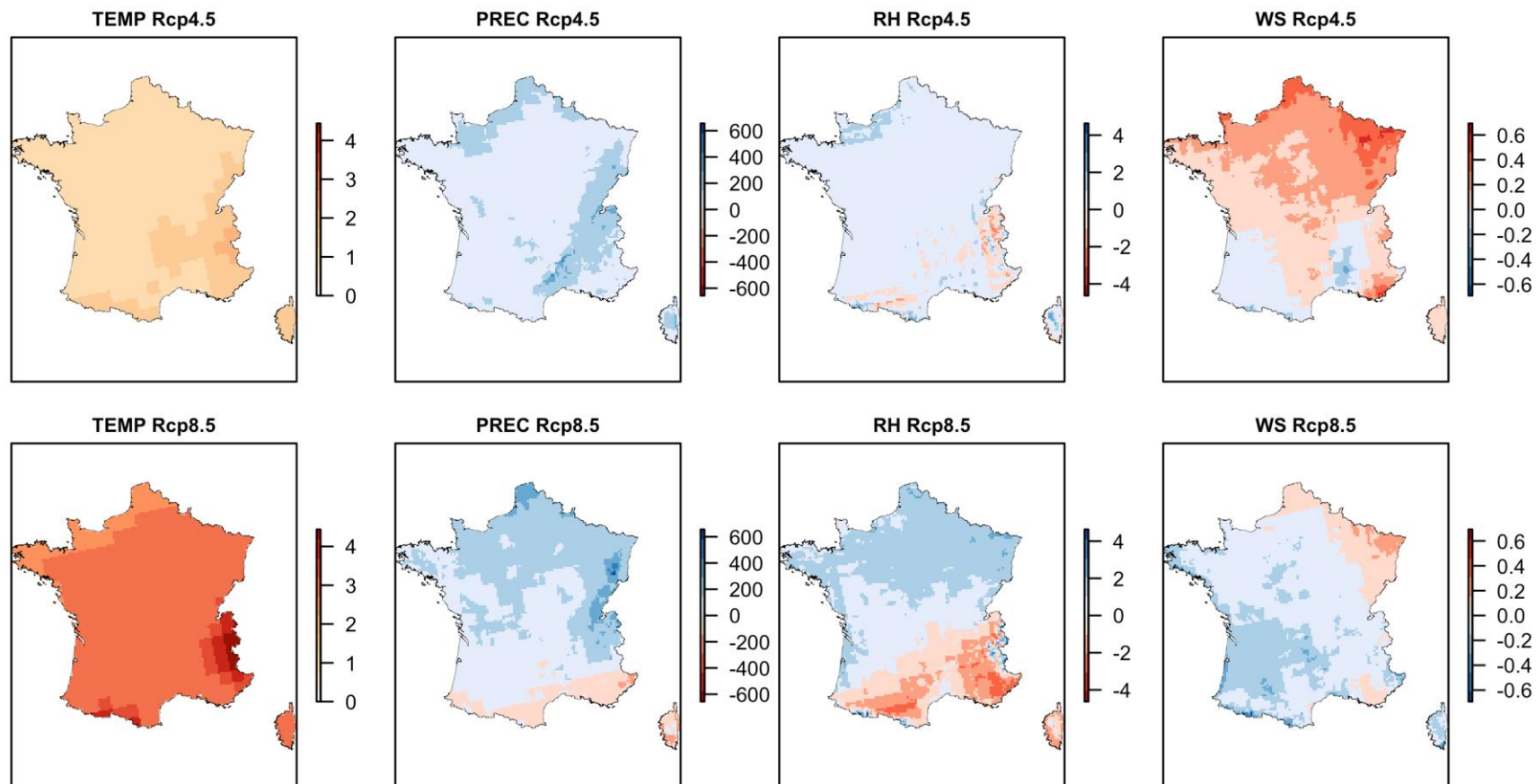


**Signal de changement climatique sur les variables brutes avant correction de biais et descente d'échelle (anomalie 2078-2098 vs 1995-2015)**

GCM = CNRM-CM5 / RCM = RCA4

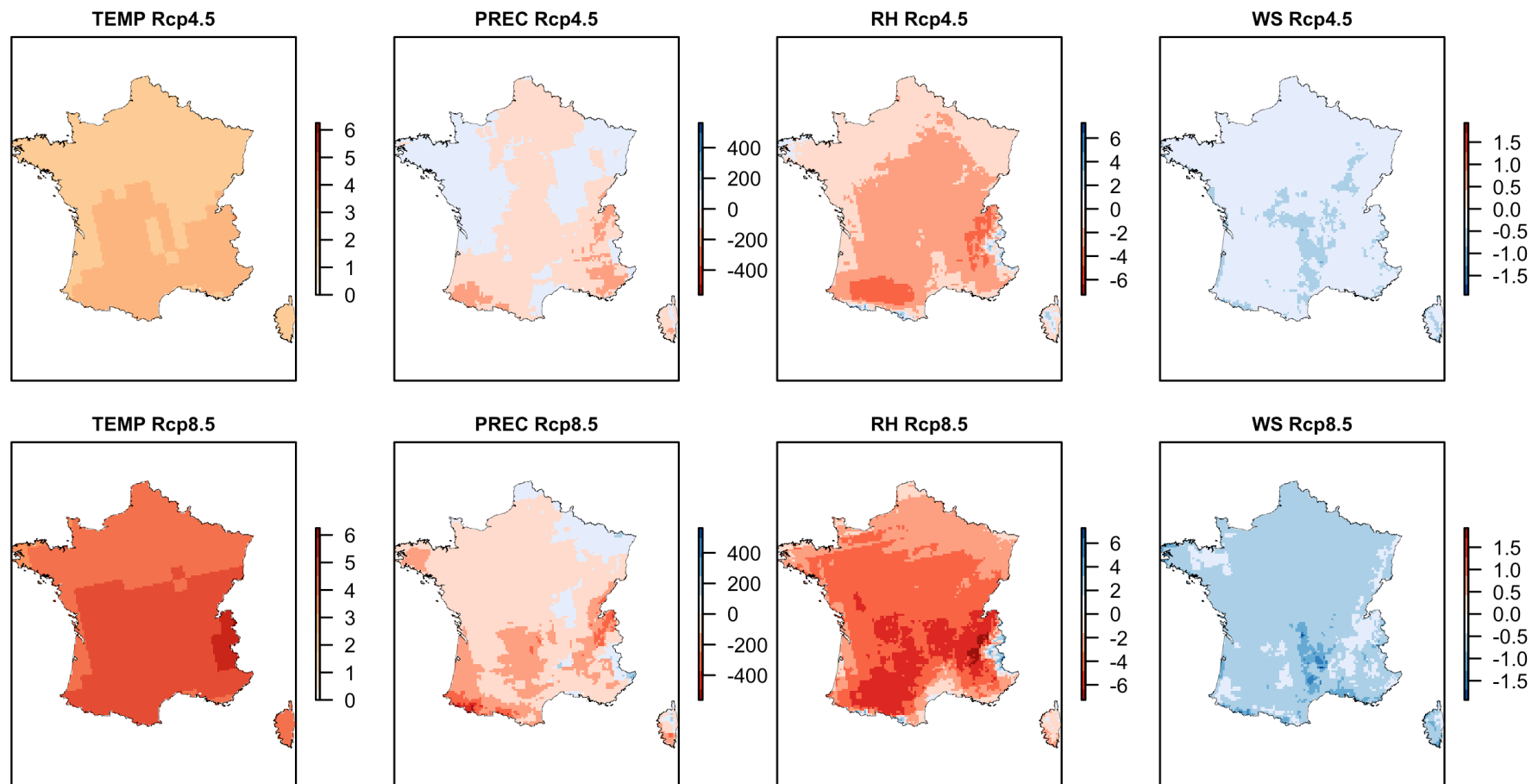
*NB : l'amplitude de l'échelle de couleur n'est pas la même entre les modèles*

**Climate change signal for CNRM\_RCA4**



GCM = HadGEM / RCM = RCA4

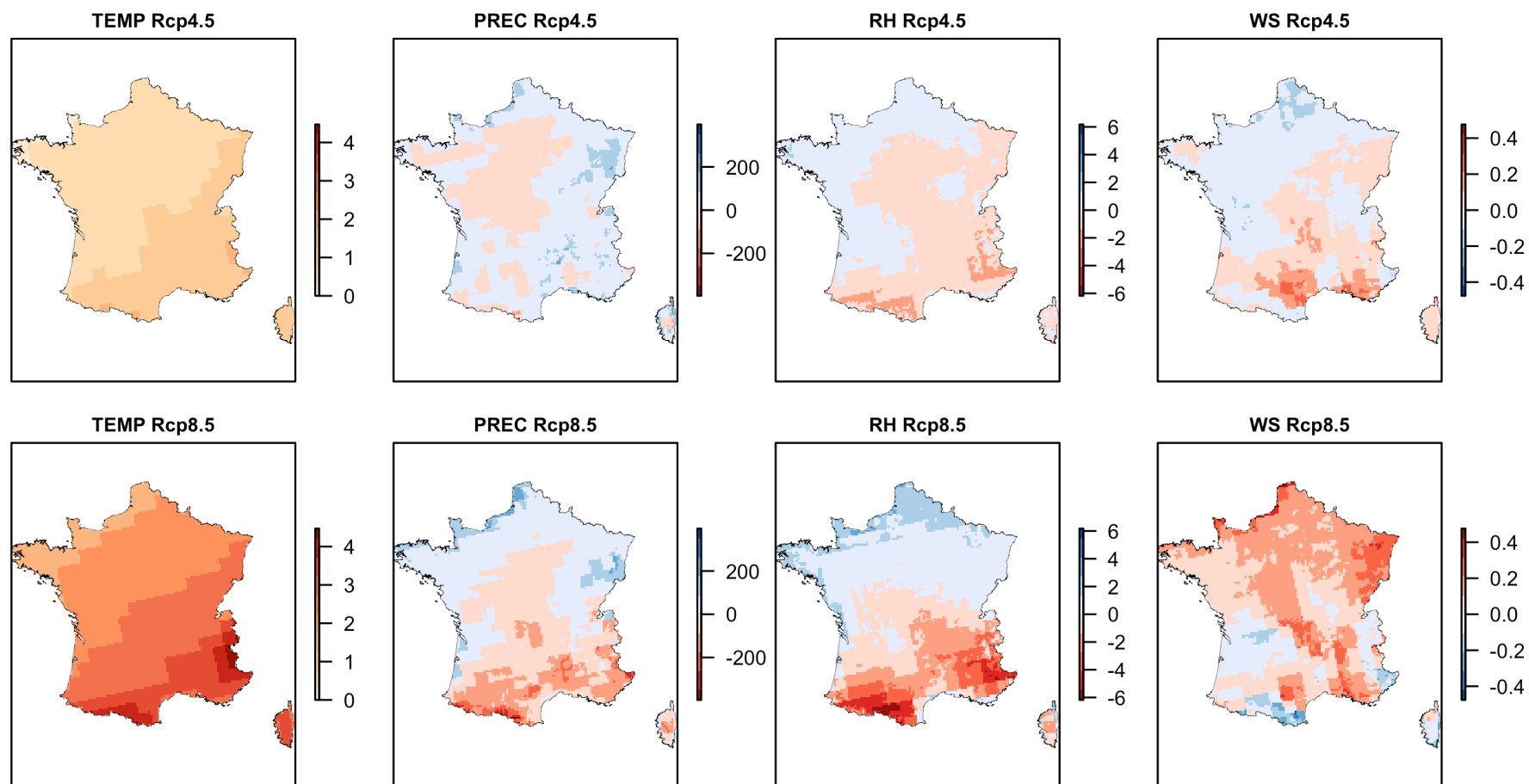
## Climate change signal for Hadgem\_RCA4



TEMP = Température moyenne, PREC = Précipitations cumulées annuelles par pixel, RH = Humidité relative (%), WS = Vitesse moyenne du vent

GCM = MPI-ESM / RCM = Remo2009 (run1)

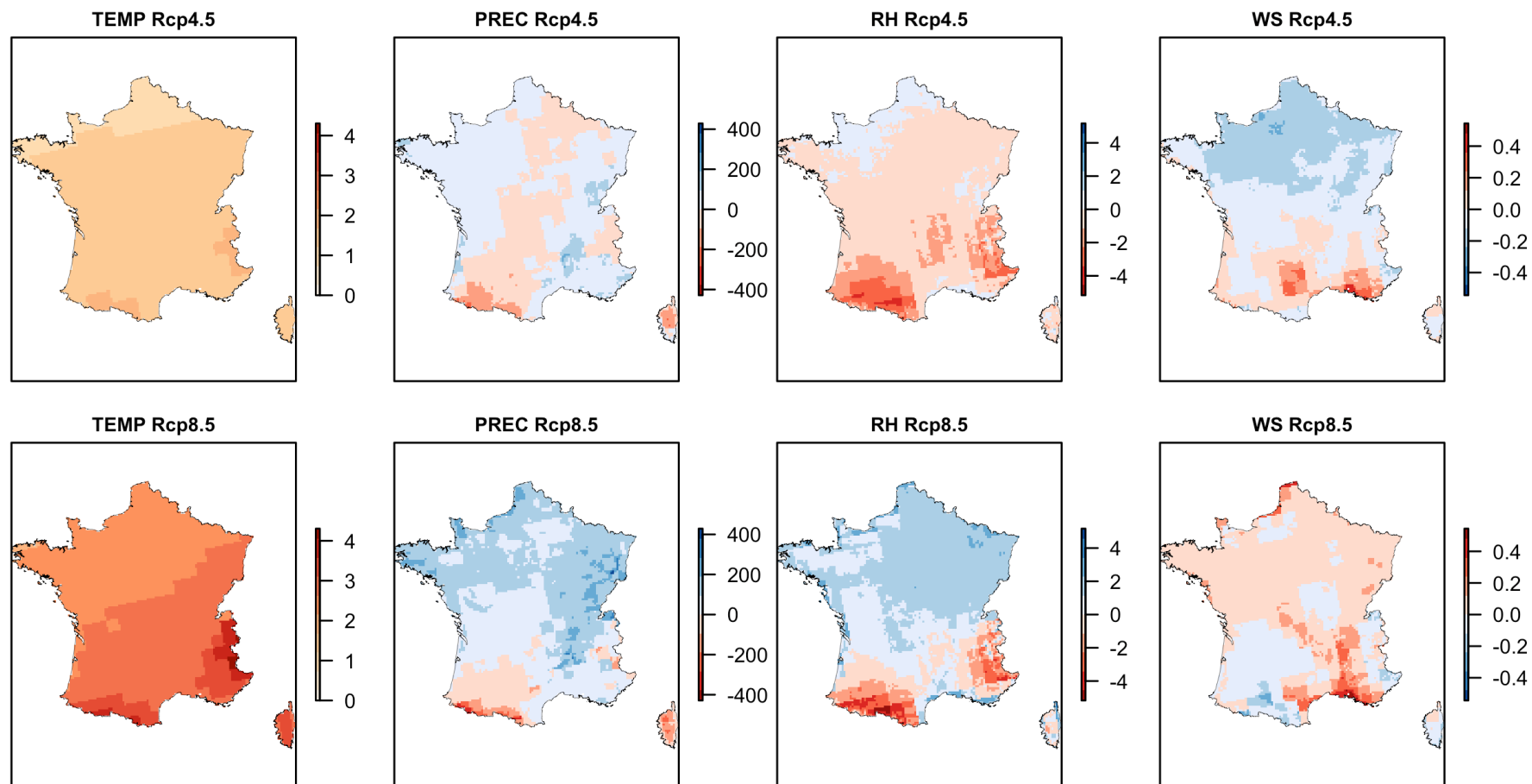
## Climate change signal for MPI\_ESM\_REMO2009/r1i1p1



TEMP = Température moyenne, PREC = Précipitations cumulées annuelles par pixel, RH = Humidité relative (%), WS = Vitesse moyenne du vent

GCM = MPI-ESM / RCM = Remo2009 (run2)

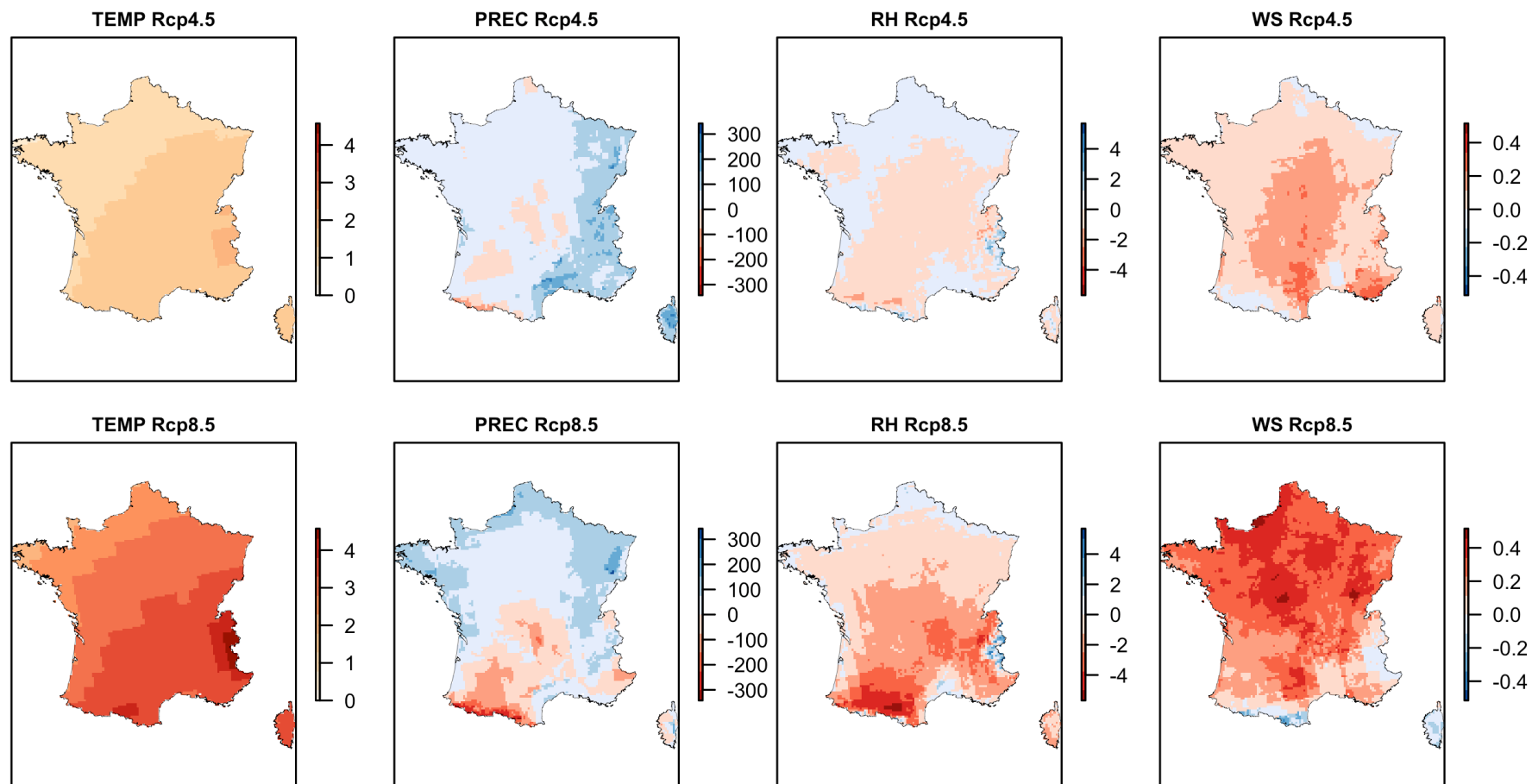
### Climate change signal for MPI\_ESM\_REMO2009/r2i1p1



TEMP = Température moyenne, PREC = Précipitations cumulées annuelles par pixel, RH = Humidité relative (%), WS = Vitesse moyenne du vent

GCM = MPI-ESM / RCM = RCA4

## Climate change signal for MPI\_ESM\_RCA4



TEMP = Température moyenne, PREC = Précipitations cumulées annuelles par pixel, RH = Humidité relative (%), WS = Vitesse moyenne du vent

## Annexe 4 : Zoom sur les très grands feux dans la base Prométhée

Entre 1973 et 2010, 132 feux ont parcouru plus de 1000 ha dans la zone Prométhée (aucun feu de plus de 1000 ha entre 2011 et 2015).

Clusterisation spatiale :

Un des pixels Safran a été parcouru par 3 grands feux depuis 1973.

1 feu sur le pixel Safran	2 feux sur le pixel Safran	3 feux sur le pixel Safran
87 pixels	21 pixels	1 pixel

On observe beaucoup plus de grands feux pendant la période 1973-1994 (97 feux) que pendant la période 1995-2015 (35 feux, dont 14 en 2003).

Quand on extrait les 35 feux de plus de 1000 ha ayant eu lieu depuis 1995, on note certaines caractéristiques.

Les deux feux associés à des FWI très faibles (inférieurs à 10) ont été surlignés en orange. La plupart des feux sont observés pour des valeurs élevées.

En bleu, on note aussi quatre cas de très grands feux ayant lieu de manière simultanée, ce qui peut avoir compliqué le travail des forces de lutte. C'est une des raisons potentielles du développement important de ces feux.

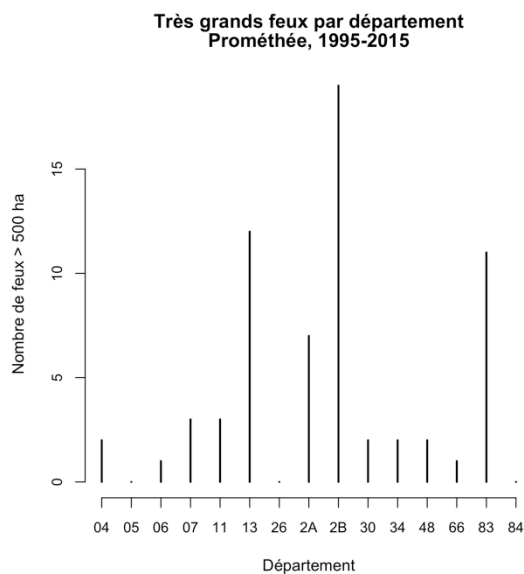
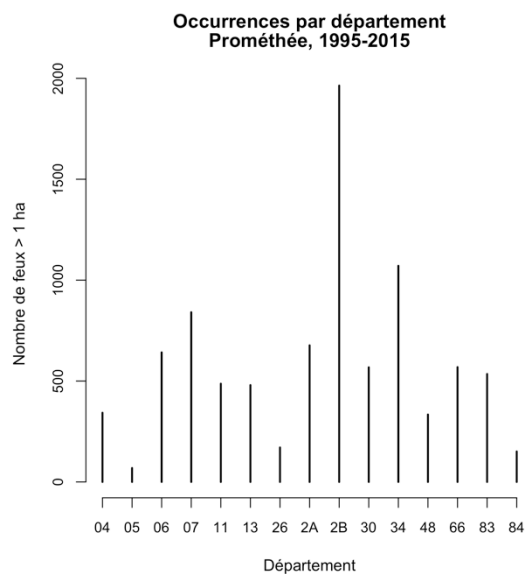
Date	Safran	Surface (ha)	FWI
09/09/1995	9593	1056	38,0
25/07/1997	9128	3450	55,4
12/10/1997	9683	1200	14,4
21/08/1998	9409	1880	16,2
22/07/1999	8689	2338	44,0
22/08/2000	9769	3102	17,8
24/08/2000	9812	3902	22,6
31/08/2001	8966	1122	34,5
16/09/2001	9279	1432	51,6
01/07/2003	9595	1310	30,1
02/07/2003	9596	1126	47,4
15/07/2003	9821	3024	34,7
17/07/2003	9058	6744	52,8
28/07/2003	8973	1960	54,2
28/07/2003	9140	5646	45,3
03/08/2003	8037	1414	27,4
05/08/2003	8442	1225	23,9
10/08/2003	7142	1346	24,6

25/08/2003	9679	2369	1,4
26/08/2003	9507	4378	3,8
29/08/2003	9595	5533	26,2
29/08/2003	9714	1114	12,2
31/08/2003	9217	2726	44,2
24/07/2004	8960	1931	58,1
13/08/2004	9462	1082	29,3
21/08/2004	9815	1338	46,1
30/06/2005	9596	1271	25,4
30/06/2005	9678	1745	22,1
07/08/2005	8700	2013	47,0
22/08/2005	9702	1970	47,3
22/07/2009	9277	1065	49,0
23/07/2009	9867	3221	41,9
23/07/2009	9885	1201	42,5
02/10/2009	8943	1190	33,4
30/08/2010	8680	2544	41,3

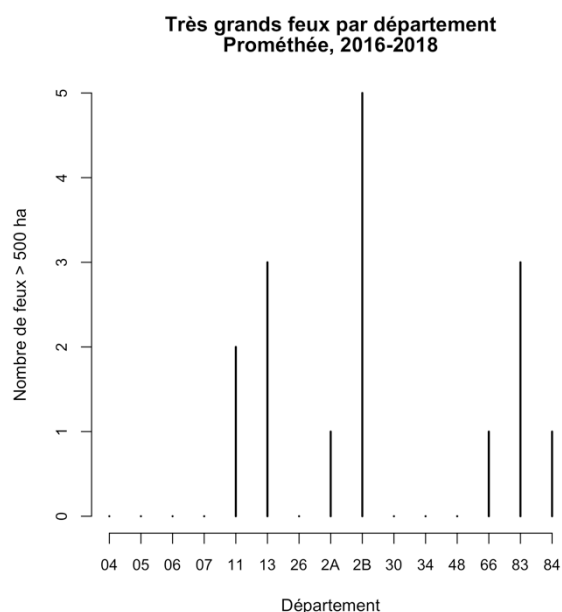
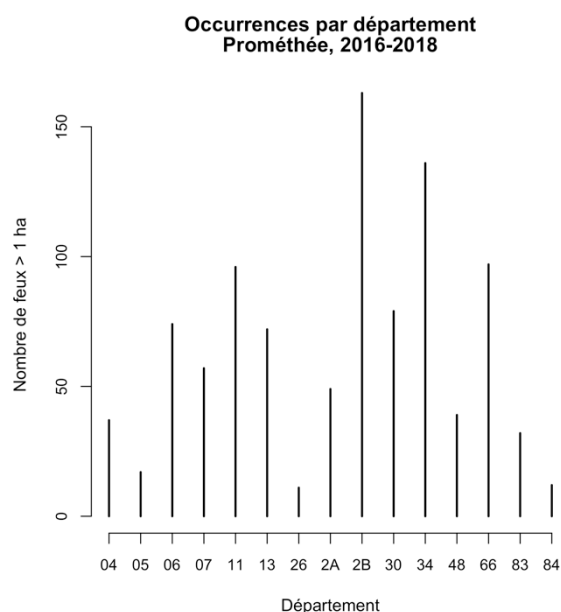
Au niveau spatial, la baisse générale du nombre de grands feux entre les deux périodes est visible. Les feux sont répartis un peu différemment suivant les deux périodes. Les très grands feux depuis 1995 sont surtout situés en Corse, puis dans les Bouches-du-Rhône et le Var. Il y en a peu dans l'Aude et les Pyrénées Orientales comparativement aux deux décennies précédentes. On voit apparaître des grands feux en Ardèche et en Lozère, ainsi qu'en Corse, dans les franges plus montagneuses de la région méditerranéenne.

On observe une sous-prédiction des surfaces brûlées dans les départements du Var et de la Haute-Corse. Un élément d'explication réside dans la localisation des grands feux (de taille supérieure à 500 ha). Ces deux départements ont été historiquement le théâtre de très grands feux, parcourant plusieurs centaines voire milliers d'hectares.

Quand on analyse rétrospectivement la base Prométhée entre 1995 et 2015, on observe une surreprésentation des grands feux dans certains départements, comparativement à la proportion des occurrences de feu > 1 ha qui les concernent. C'est précisément le cas du Var et des Bouches-du-Rhône. A l'inverse, des départements comme l'Hérault (ou l'Ardèche) présentent un grand nombre d'occurrences, mais relativement peu de très grands feux. Une première hypothèse explicative à ces contrastes peut résider dans la fragmentation des paysages, ou dans la combustibilité de la végétation. Une seconde hypothèse résiderait dans des pressions de lutte différentes. Le département des Bouches-du-Rhône présente des bilans historiquement très lourds, avec des services de prévention et de lutte historiques et bien dotés. Cela peut conduire à raréfier le nombre de feux de taille « moyenne », avec une majorité de feux contrôlés n'atteignant pas la barre de l'hectare de surface parcourue, et une minorité de feux ayant échappés, au bilan très lourd.



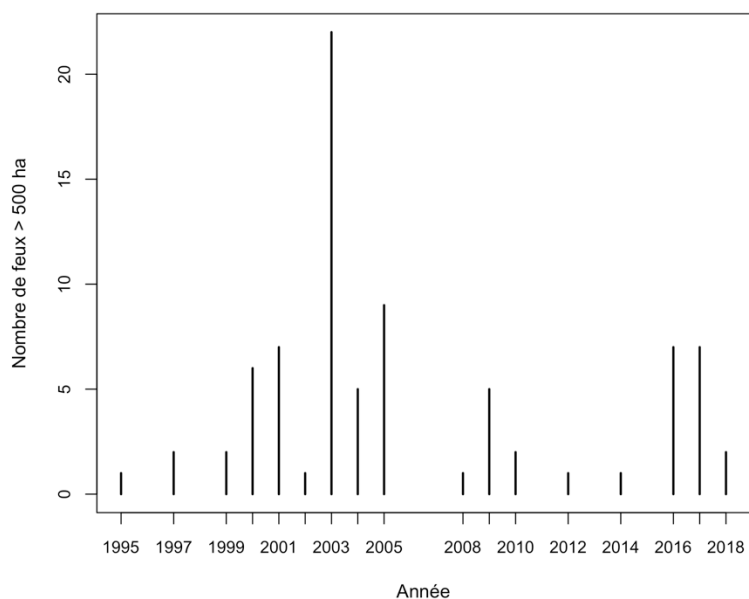
Cette observation se retrouve sur le sous-échantillon des années 2016 à 2018. On peut faire l'hypothèse que certains départements, pour des raisons que nous n'avons pas explorées, ont une propension plus grande à être confronté à de très grands feux, ce qui déséquilibre les bilans. Notre modèle de surface ne prenant pas en compte les aspects spatiaux, ni l'appartenance à un département, il sous-estimera le bilan dans ces départements.



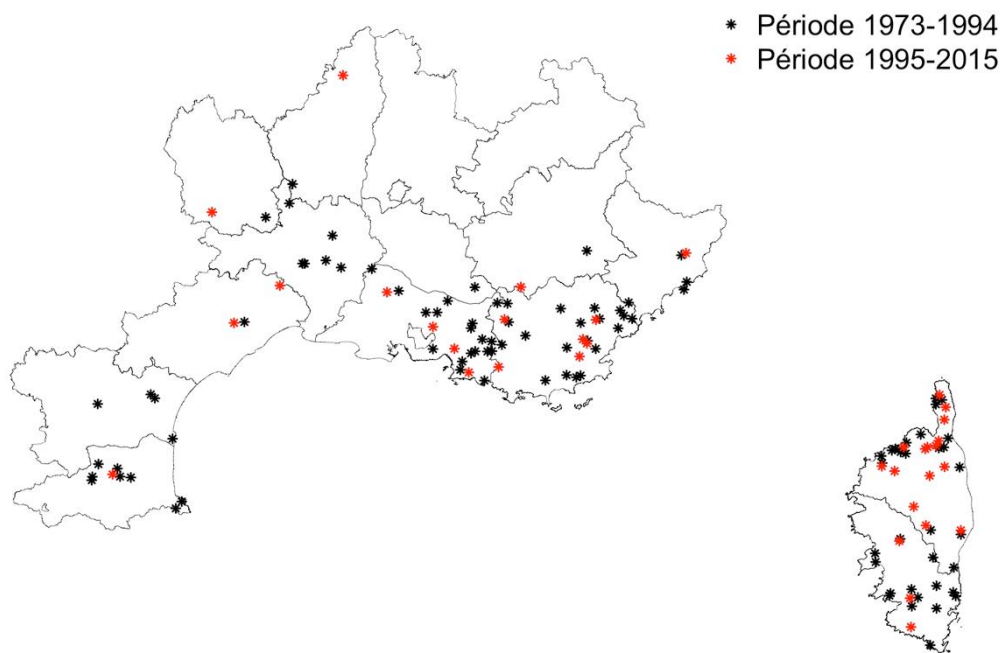
Ces grands feux ont lieu préférentiellement certaines années, particulièrement à risque au niveau climatique. 2003 est incontournable, mais on note aussi les années 2000, 2001, 2005 et récemment 2016-2017.



### Année des grands feux Prométhée, 1995-2018

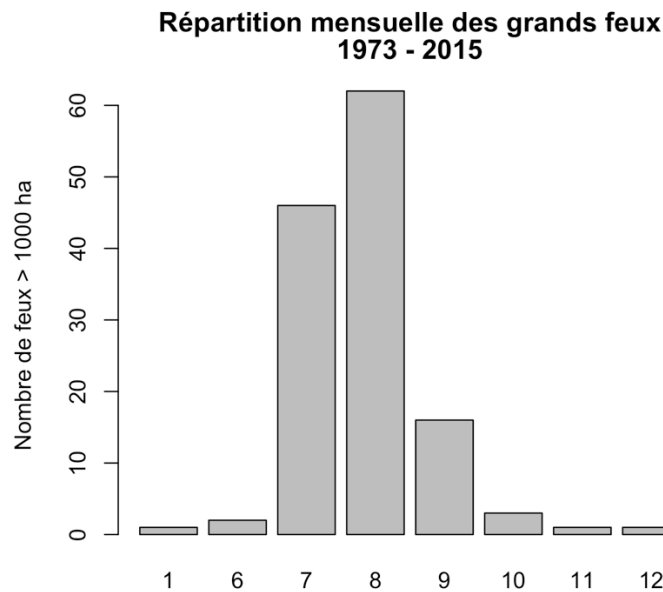


### Localisation spatiale des grands feux



La saisonnalité des grands feux est très marquée par la période estivale. L'extrême majorité des grands feux ont eu lieu entre juillet, août et septembre. Quelques grands feux ont eu lieu à la toute fin juin (30 juin pour les deux feux) ou début octobre. On a quelques exceptions

historiques en hiver : un feu le 1<sup>er</sup> janvier 1979, un feu le 27 novembre 1978, un feu le 15 décembre 1973.



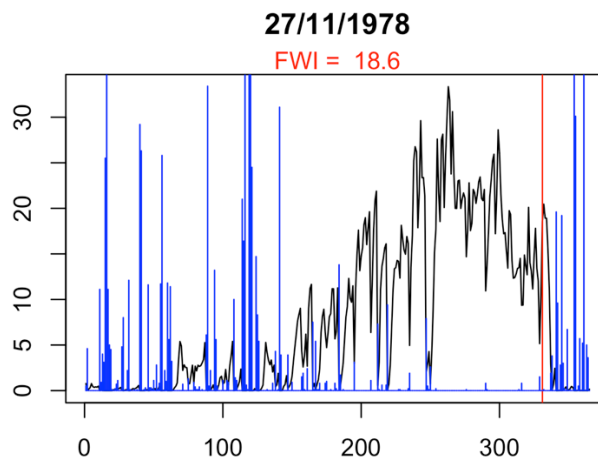
Il est intéressant de voir que ces exceptions hivernales historiques ont eu lieu par des valeurs de FWI plutôt élevées pour le mois : FWI = 17 au 15 décembre, FWI = 19 au 27 novembre, FWI = 21 au 1<sup>er</sup> janvier. Ces exceptions hivernales sont en général observées lors de conditions climatiques particulières pour la saison :

15/12/1973 – Var : il avait fait 11°C la veille, 22km/h de vent, dernier épisode de précipitations supérieur à 2 mm = le 05/11 (11 mm), et sinon il faut remonter au 13 octobre = 62 mm (!)

27/11/1978 – Ardèche : pas de précipitations supérieures à 2 mm depuis le 07/09 soit deux mois et demi, et l’été avait été plutôt sec aussi = absence de précipitations d’automne + un peu de vent = 22km/h

01/01/1979 – Corse : conditions particulières, il faisait assez chaud (15°C depuis plusieurs jours) et il y avait un vent très fort = 46 km/h. Dernières précipitations fortes 10 jours plus tôt

La dynamique de FWI dans le cas du feu du 27/11/1978 est représentée pour illustration.



La distribution des FWI au moment du départ montre que la majorité des feux a lieu pour des valeurs de FWI entre 20 et 50. Tous les outliers faibles (5 feux avec un FWI inférieur à 10) ont lieu en août ou début septembre.

Quand on regarde plus finement les dynamiques de FWI ayant conduit à une valeur faible le jour du départ, on observe souvent des précipitations importantes la veille ou le jour-même. La baisse de FWI pourrait donc être liée à un épisode orageux, ou à une mauvaise modélisation de la remontée en teneur en eau de la végétation.

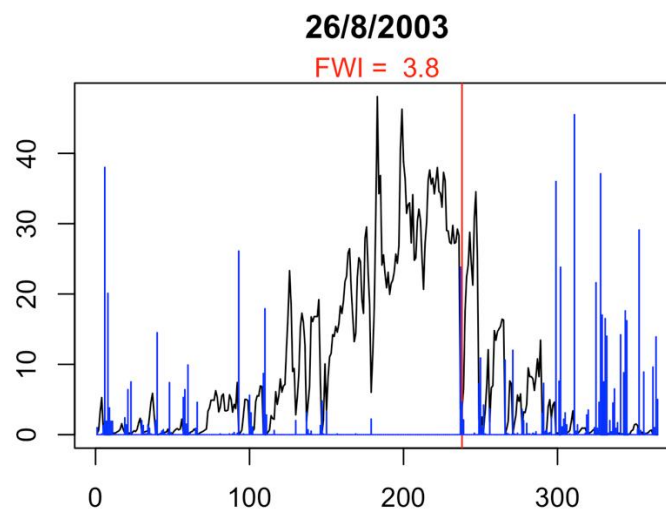
#### Hypothèses explicatives :

Les précipitations peuvent avoir eu lieu après le départ. Dans la définition du FWI on devrait utiliser le cumul de précipitations entre midi la veille et midi du jour, mais en fait on utilise le cumul de précipitations de la journée comme proxy.

S'il s'agit de précipitations orageuses, ce qui est probable pour le feu du 26 août 2003 par exemple, présentant plus de 20 mm tombant en une journée après plusieurs semaines sans précipitations, il est possible que la localisation sur une grille de 8km\*8km pose problème, les orages pouvant être très localisés.

Ces grands feux avec FWI « faible » sont systématiquement observés en fin de saison estivale, quand la végétation est très sèche.

La dynamique de FWI observée lors de l'année 2003 pour un pixel où a eu lieu un très grand feu à une valeur de FWI très faible (3,8) est illustrée ci-dessous pour illustrer ces différents points.



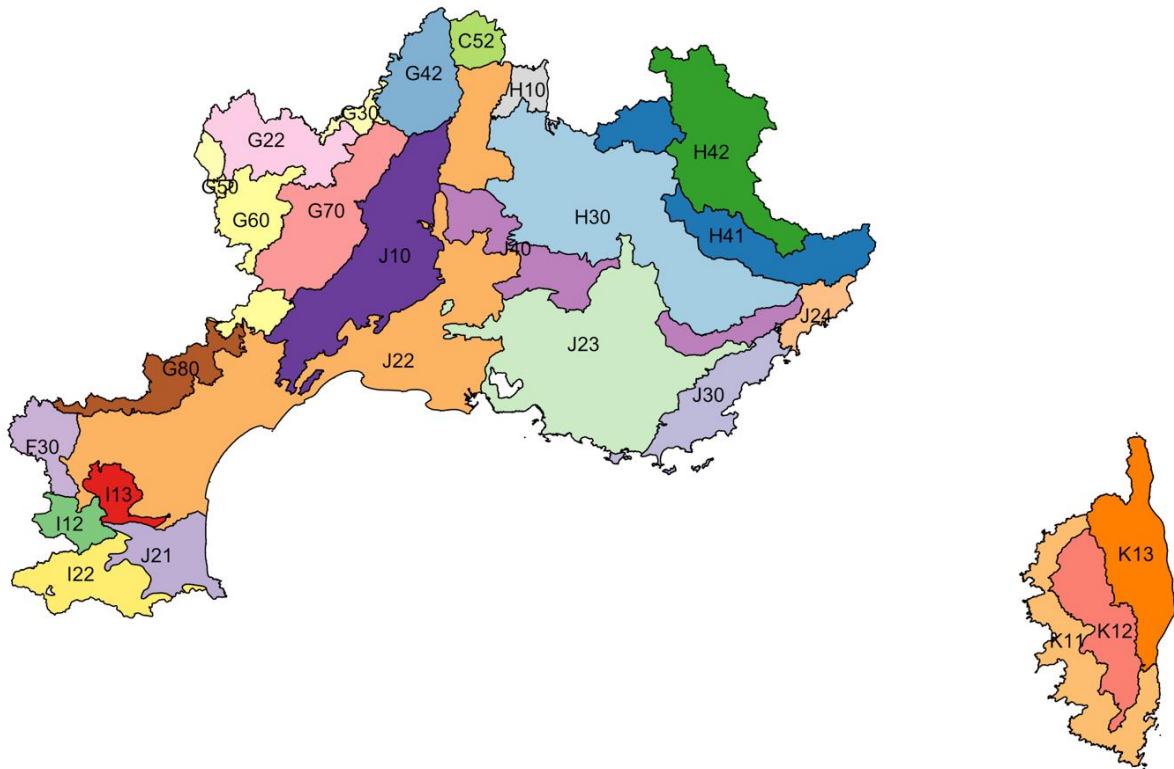
## Annexe 5 : Stratification de l'activité de feu dans la base Prométhée en regard des sylvoécorégions de l'IFN

26 sylvoécorégions (SER) de l'IFN sont présentes sur la zone Prométhée. Elles se répartissent principalement au sein de 5 grandes régions écologiques : la Méditerranée (J), les Alpes (H), la Corse (K), mais aussi le Massif Central (G) et les Pyrénées (I).

Les SER présentes dans la zone Prométhée sont résumées dans le tableau ci-dessous, avec la correspondance entre les codes et les noms ainsi que la superficie concernée par chaque SER.

Code	Nom SER	Surface (%)
C52	Plaines et piémonts alpins	0,92
F30	Coteaux de la Garonne	1,53
G22	Plateaux granitiques du centre du Massif central	3,08
G30	Massif central volcanique	0,84
G42	Monts du Vivarais et du Pilat	2,71
G50	Ségala et Châtaigneraie auvergnate	0,12
G60	Grands Causses	2,69
G70	Cévennes	4,44
G80	Haut-Languedoc et Lézézou	2,01
H10	Préalpes du Nord	0,75
H30	Alpes externes du Sud	11,1
H41	Alpes intermédiaires du Sud	4,4
H42	Alpes internes du Sud	5,37
I12	Pyrénées cathares	1,04
I13	Corbières	0,96
I22	Pyrénées catalanes	2,6
J10	Garrigues	7,06
J21	Roussillon	2,16
J22	Plaines et collines rhodaniennes et languedociennes	16,86
J23	Provence calcaire	10,79
J24	Secteurs niçois et préligure	0,97
J30	Maures et Esterel	2,55
J40	Préalpes du Sud	4,14
K11	Corse occidentale	3,99
K12	Montagne corse	3,1
K13	Corse orientale	3,82

La localisation spatiale des différentes SER de la zone d'intérêt est représentée ci-dessous. On observe que ces SER représentent des superficies variables au sein de la zone Prométhée, certaines étant très étendues et d'autres plus restreintes. Les superficies forestières sont également hétérogènes suivant la SER considérée.



#### *Croisement avec les données feux*

Répartition des occurrences et des surfaces brûlées cumulées au sein des SER de la zone Prométhée pendant la période 1995-2015. **Tous les feux de la base** ont été inclus, peu importe leur superficie (un certain nombre de feux sont notés avec une superficie nulle).

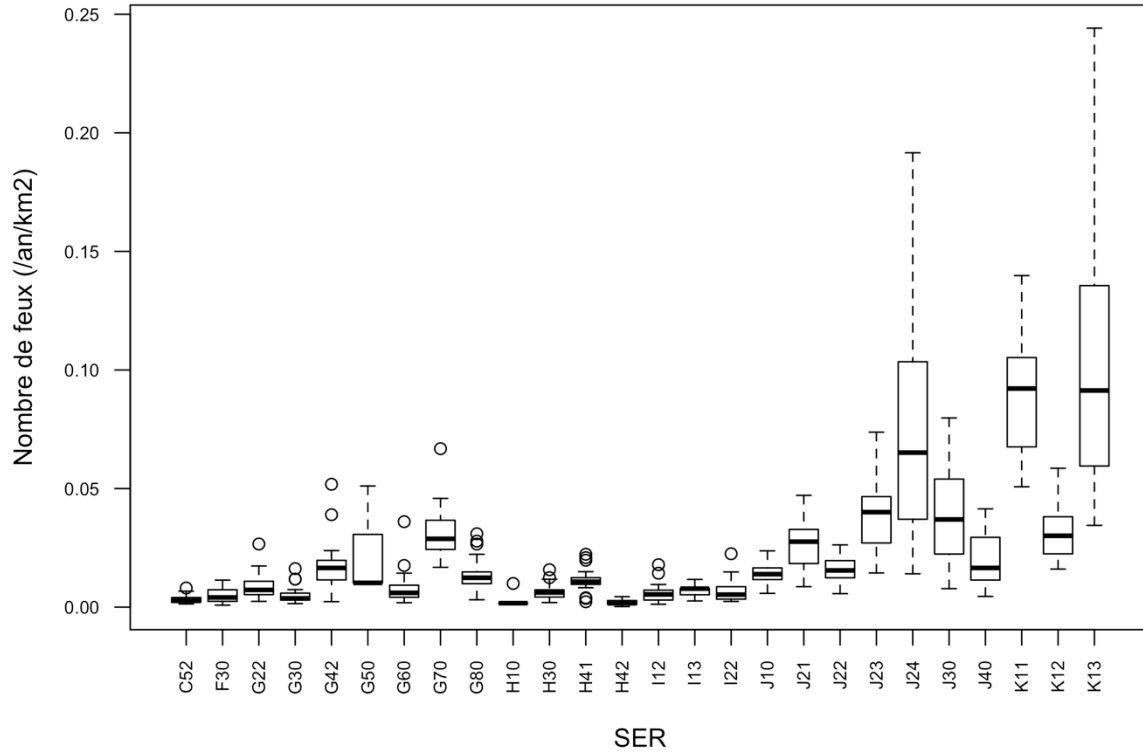
Les chiffres d'occurrence et de surface brûlée sont rapportés à la superficie de chaque SER, ce qui donne des nombres de feux par an et par km<sup>2</sup>.

On observe de grandes disparités entre SER, bien visibles pour le nombre de feux. C'est plus écrasé par l'échelle pour les surfaces, même si 3 outliers ont été enlevés (un en J30, un en K12 et un en K13).

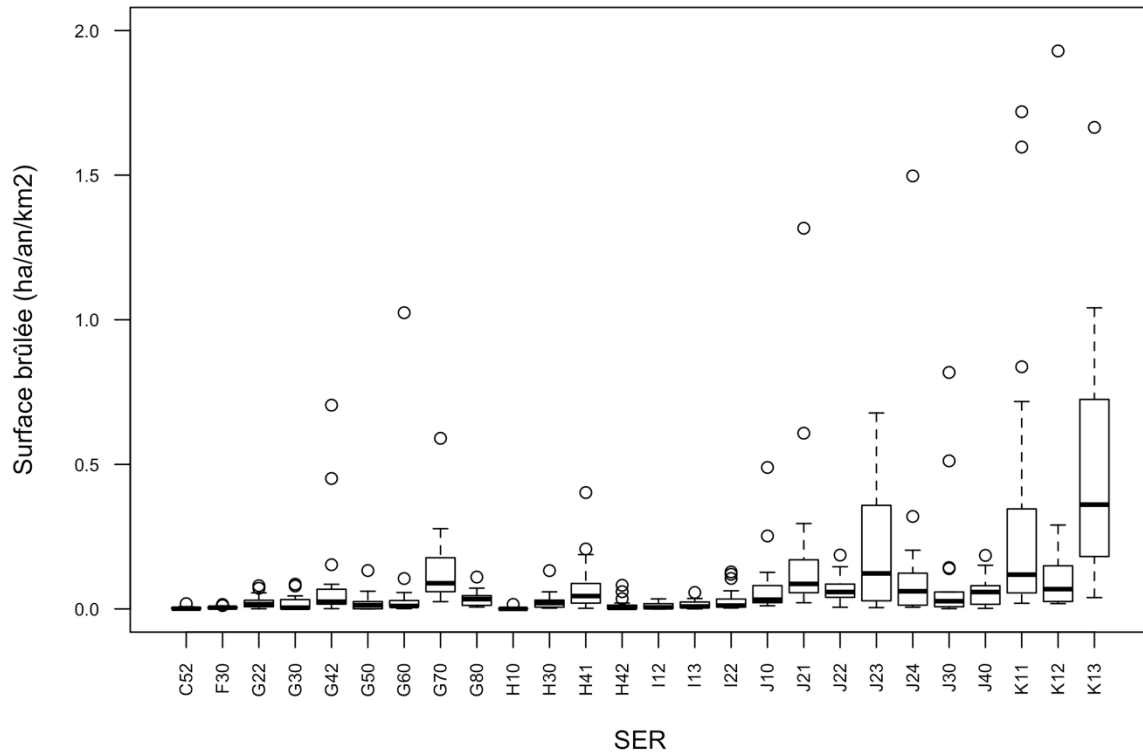
Certaines régions sortent du lot pour les surfaces brûlées : J23, K11, K13 (puis J21, G70, K12). Pour les nombres de feux, il faut ajouter aux précédentes les SER J24, J30 et J23.

Ces 9 SER sont sélectionnées pour regarder en détail l'évolution de l'activité au cours des dernières décennies, et la saisonnalité (voir pages suivantes).

### Répartition des occurrences annuelles par SER (1995-2015)

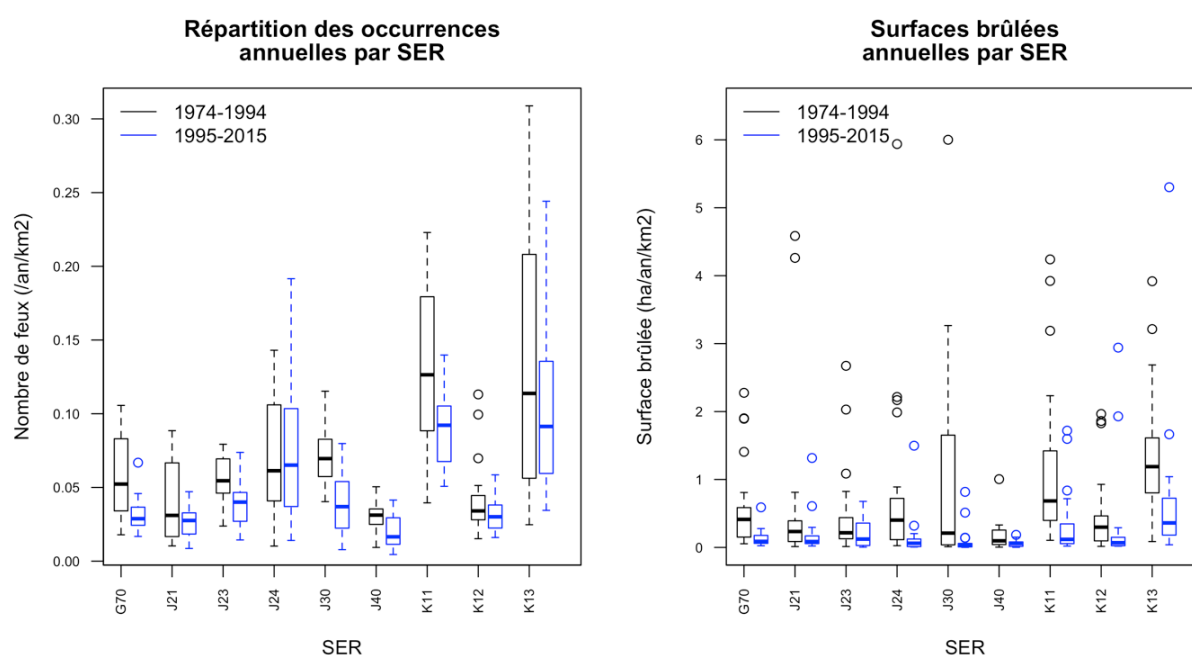


### Surfaces brûlées par SER (1995-2015)



### Évolution temporelle des occurrences et des surfaces par SER

La comparaison de l'activité (occurrences et surfaces) entre les périodes 1974-1994 et 1995-2015 montre que la baisse d'activité est un phénomène général sur la zone Prométhée. Cela suggère que l'origine est soit climatique (a priori ce n'est pas le cas car le danger a tendance à augmenter au cours de la période) soit anthropique avec une action à l'échelle de toute la zone. On pense donc à la politique de prévention et de lutte. D'autres hypothèses sont cependant envisageables : on a eu par exemple une forte urbanisation dans la zone littorale, ce qui accroît les enjeux exposés au risque, mais pas nécessairement l'activité des feux. Les études à l'échelle globale montrent en effet une corrélation négative entre densité de population et surfaces brûlées, sauf pour des densités très faibles. On peut penser également à une déprise des activités pastorales sur les Cévennes, où l'activité a bien diminué entre les deux périodes.



#### Occurrences (toute taille de feu)

Les situations sont assez variées entre les SER, même si la tendance globale est à la diminution. Exceptions : la diminution est assez faible pour les deux SER corses, K12 et K13, avec une variabilité interannuelle qui reste élevée. Le nombre d'occurrences a augmenté pour J24 = secteurs niçois et préligure, avec une variabilité interannuelle qui augmente également.

#### Surfaces brûlées

La diminution de surfaces brûlées sur la zone Prométhée entre les deux périodes est très importante et généralisée. La variabilité interannuelle a également beaucoup diminué, malgré la présence d'outliers certaines années (trois d'entre eux ont été retirés du graphe pour ne pas écraser l'échelle). La diminution semble moins importante pour la SER J23 = Provence calcaire, dans laquelle on trouve la majorité des Bouches-du-Rhône. La SER J30 = Maures et Estérel se distingue par un très gros outlier en surface brûlée en 2003 (18kha) mais des surfaces parcourues récentes drastiquement diminuées par ailleurs, comparativement à la

période précédente où elle était une des SER avec le plus de variabilité interannuelle dans les surfaces brûlées.

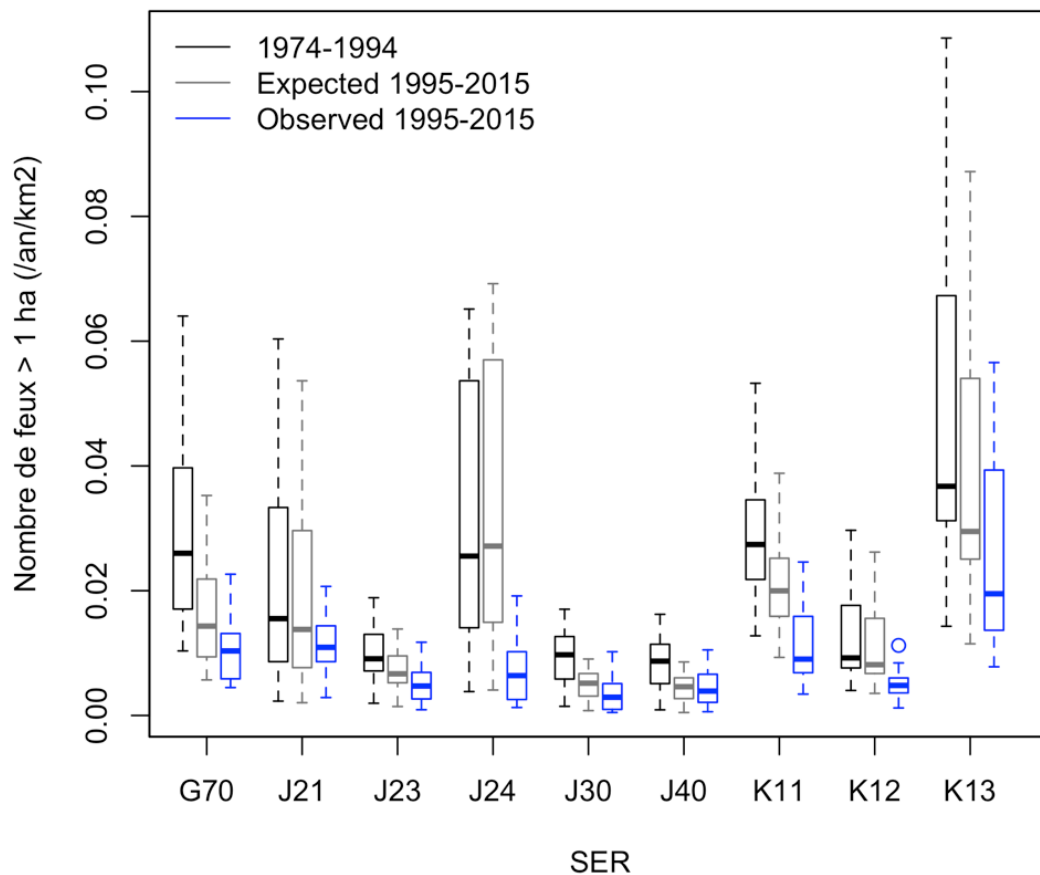
*Choix du seuil d'1 ha et politique d'attaque massive sur feu naissant*

Nous avons choisi ce seuil afin de limiter les biais dans les données pour les petits feux (surface mal estimée, comptabilisation de feux non forestiers, erreurs de comptabilisation dans la base...). Néanmoins, avec ce seuil, la politique d'attaque des feux naissants réduit mécaniquement le nombre de feux, alors que le nombre d'ignitions peut ne pas diminuer. La diminution du nombre total de feux n'est pas liée à cette politique, mais plutôt à la sensibilisation et aux mesures de prévention des éclosions, parmi d'autres facteurs.

Quand on regarde les distributions obtenues pour les feux de plus de 1ha par rapport à celles tous feux confondus, on devine l'influence de la politique d'attaque massive sur feux naissants : la baisse d'occurrence est généralisée, et plus grande que sur les occurrences toute taille confondue.

Pour le mettre en évidence, j'ai tracé les distributions de feux de plus de 1 ha « attendues » (= en corrigeant la médiane pour coller à l'évolution aux observations de feux de toute taille) en gris, puis celles réalisées entre 1995-2015 en bleu. On voit que la baisse est plus importante dans la plupart des SER. C'est particulièrement visible pour J24 par exemple.

**Importance de la politique d'attaque massive sur feu naissant**

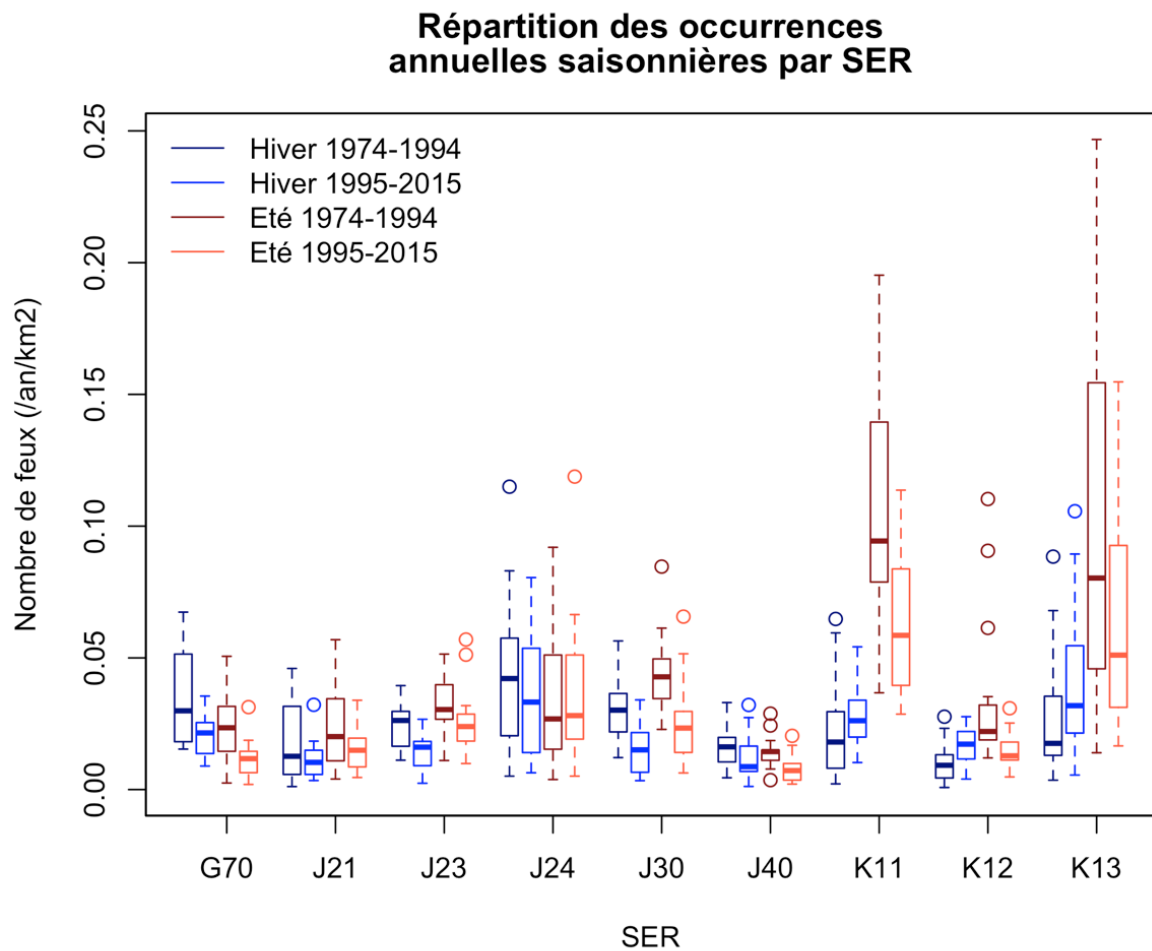




### Évolution de la saisonnalité des feux entre hiver et été

Au sein des 9 SER précédentes, le nombre de feux d'été a diminué, à l'exception d'une seule SER correspondant à une partie des Alpes Maritimes, où ce nombre reste stable : J24. Le nombre de feux d'hiver diminue légèrement dans la plupart des SER, à l'exception des 3 SER de Corse, où il augmente, parfois notablement (K13).

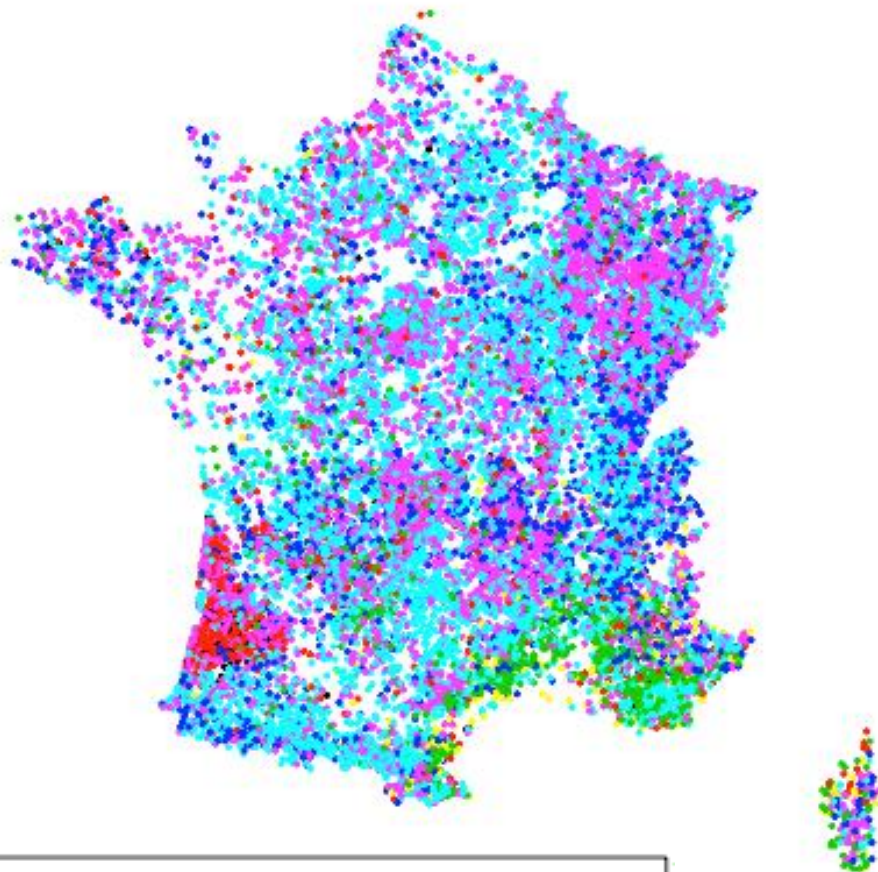
En G70 (Cévennes), le nombre de feux d'hiver est toujours supérieur au nombre de feux d'été, mais la variabilité a diminué.





**Annexe 7 : Classification des placettes de l'IFN entre 2014 et 2016 suivant la variable SVER**

**Distribution des structures verticales  
(2014-2016)**



- Pas de structure
- Futaie régulière basse
- Autre peuplement régulier bas
- Structure verticale irrégulière
- Structure verticale régulière haute avec sous étage
- Structure verticale régulière haute sans sous étage
- Boisement ouvert

**Title:** Impact of climate change on future wildfire danger and activity in France

**Keywords:** Climate change, wildfire, projection, modeling, Fire Weather Index, fire activity

**Abstract:** Wildfires impacting French forests are currently concentrated in the South, especially in the Mediterranean and Aquitaine regions. Climate projections for the 21st century in France question the impact of climate change on wildfire hazard. We focus on two particular issues: the evolution of the fire danger and fire regime in regions already facing frequent wildfires today, and the potential extension of the risk to new regions in the future.

Climate change effect was first determined using projections of an empirical fire danger index (FWI) under future climate, computed for five contrasted climatic models under two greenhouse gases emission scenarios. These projections highlight a very strong increase in fire danger levels in the areas already facing wildfires, especially in the Mediterranean, with a very good agreement between climate models. The range of the increase in the North and the West, though existing, is more challenging to quantify, because of climate model uncertainties.

This first approach was limited by the ability of FWI to represent fire activity. Therefore, we developed a probabilistic model for fire activity, aiming at projecting fire numbers and burnt areas under future climate. The approach considers that fires result from underlying random processes that determine the occurrence and the fire size based on the FWI and various spatiotemporal factors. The model was fitted following a Bayesian approach using the Promethee database, which records fire observations in the Mediterranean area. Model projections under historical and future conditions demonstrated that FWI projections underestimated projected fire activity increases, mainly due to the non-linearity of the fire-climate relation. Thus, fire danger increases projected in summer in the Mediterranean in 2080 (pessimistic scenario) are considerably lower (25 to 59%) than those for burnt areas (48 to 202%).

This approach does not apply to regions where wildfires are currently sparse, and unreliably recorded, especially in Northern France. Yet we extrapolated the model, established over the Mediterranean area, to the rest of Southern France where data were sufficient. Among the difficulties encountered while extrapolating to the national scale, the variation of fuel structure is a critical issue. It was not included in the projections, but its implications are discussed.

**Titre :** Effet du changement climatique sur l'évolution de l'aléa incendie de forêt en France métropolitaine au 21ème siècle

**Mots-clés :** Changement climatique, incendie de forêt, projection, modélisation, danger de feu, risque

**Résumé :** Le risque feu de forêt en France est actuellement localisé pour l'essentiel dans le Sud du territoire métropolitain, principalement en Méditerranée et en Aquitaine. Les projections climatiques sur le territoire français pour le 21ème siècle posent la question de l'effet du réchauffement climatique sur l'aléa d'incendie de forêt. Nous considérons en particulier deux questions : Comment le niveau de danger et le régime de feux (fréquence, saisonnalité) pourraient évoluer dans les régions déjà confrontées au risque ? Quelle pourrait être l'extension de la zone à risque dans le futur ?

L'effet du changement climatique a d'abord été déterminé à partir de projections sous climat futur d'un indice empirique de danger climatique d'incendie (le FWI), calculées selon cinq modèles climatiques contrastés et deux scénarios d'émission de gaz à effet de serre. Ces projections montrent une augmentation très importante du danger dans les zones déjà concernées par les incendies de forêt, en particulier la Méditerranée, avec un bon accord entre modèles climatiques. L'amplitude de l'augmentation du danger au Nord et à l'Ouest, bien qu'existante, est plus difficile à quantifier, compte-tenu des incertitudes des modèles climatiques.

Cette première approche est limitée par le fait que le FWI ne représente qu'imparfaitement l'activité des feux de forêts. Nous avons donc développé un modèle probabiliste d'activité d'incendie dans le but de projeter le nombre de feux et les surfaces brûlées sous climat futur. L'approche considère les feux comme résultant de processus aléatoires sous-jacents qui déterminent l'occurrence et la taille des feux, en fonction du FWI et de différents facteurs spatio-temporels. Le modèle a été ajusté selon une approche bayésienne à partir de la base de données Prométhée, qui recense les observations de feux en région méditerranéenne. Les projections de ce modèle sur la période historique et dans le futur ont permis de montrer que les différents facteurs de la relation feu-climat (localisation, saison, continuité de la forêt) affectent fortement les patrons spatio-temporels d'activité des feux. Par ailleurs, nous avons montré que les projections de FWI sous-estiment les augmentations d'activité de feu, principalement du fait de la non-linéarité de la relation feu-climat. Ainsi, les augmentations attendues en période estivale en Méditerranée en 2080 (scénario pessimiste) sont nettement moins importantes pour le niveau de danger climatique (FWI, de 25 à 59%), que pour les surfaces brûlées (de 48 à 202%).

Cette approche ne permet pas d'aborder l'évolution de l'activité des feux dans les régions où les incendies sont aujourd'hui peu nombreux et ne bénéficient pas d'un suivi fiable (moitié Nord de la France). Nous avons cependant réussi à extrapoler le modèle établi pour la région méditerranéenne au reste de la moitié Sud, où les données sont suffisantes. Parmi les difficultés liées à l'extrapolation à l'échelle du territoire national, se pose notamment le problème des variations de structure du combustible. Ce facteur n'a pour l'instant pas été intégré dans les projections, mais ses implications sont discutées.