



HAL
open science

Matubaies -Développement et transfert d'un Outil d'Aide à la Décision appliqué à la maturation des baies de raisins rouges et blancs

Laurence Guérin

► To cite this version:

Laurence Guérin. Matubaies -Développement et transfert d'un Outil d'Aide à la Décision appliqué à la maturation des baies de raisins rouges et blancs. *Innovations Agronomiques*, 2021, 82, pp.205-214. 10.15454/4g35-6x75 . hal-04426687

HAL Id: hal-04426687

<https://hal.inrae.fr/hal-04426687>

Submitted on 30 Jan 2024

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.



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License

Matubaies - Développement et transfert d'un Outil d'Aide à la Décision appliqué à la maturation des baies de raisins rouges et blancs

Guérin L.¹

¹ Institut Français de la Vigne et du Vin – Unité d'Amboise, F-37400 Amboise

Correspondance : laurence.guerin@vignevin.com

Résumé

A partir du partenariat établi entre l'Institut Français de la Vigne et du Vin (IFV), l'Ecole Supérieure d'Agriculture d'Angers (Groupe ESA), INRAE Versailles-Grignon, l'Interprofession des Vins du Val de Loire (InterLoire), la Société d'Intérêt Collectif Agricole de Recherches et d'Expérimentations (SICAREX Beaujolais), il a été possible de consolider le modèle de maturation des baies de raisins du cépage Cabernet Franc notamment en augmentant la base d'apprentissage, en ajoutant les données acquises sur des millésimes antérieurs et de nouveaux millésimes, depuis la création du modèle. Ce dernier est utilisé par l'Interprofession des Vins du Val de Loire via une interface nommée PREVIMAT.

La transposition du modèle au cépage Gamay a été possible, et le Modèle GRIP (Grape Ripening Prediction) a pu être utilisé par les techniciens du Beaujolais sans qu'il n'y ait eu de développement ultérieur.

Beaucoup d'efforts ont été concentrés sur la transposition du modèle existant à un cépage blanc, le Chenin. Il a été possible de le transposer sur les critères classiques : sucres et acidité totale, et acide malique mais tout un travail a été investi sur des indicateurs en lien avec les arômes, composants majeurs pour les blancs, au-travers notamment des dégustations de baies de raisins et des analyses aromatiques. Cependant, il n'a pas été possible, dans le temps imparti, de proposer un modèle sur la maturation des baies de raisins de Chenin.

Mots-clés : Récolte, modélisation, prédiction, anthocyanes, arômes.

Abstract: Development and transfer of a Decision Support Tool applied to the ripening of red and white grape berries

Based on the partnership established (IFV, ESA, INRAE, InterLoire, SICAREX Beaujolais), it has been possible to strengthen the maturation model of the grape berries of the Cabernet Franc grape variety and more particularly by increasing the learning base by adding the data acquired on previous vintages and new vintages, since the creation of the model. The latter is used by the wines of Val de Loire Interprofession (InterLoire) via an interface called PREVIMAT.

The transposition of the model to the Gamay grape variety was possible and the Model GRIP (Grape Ripening Prediction) was successfully used by the technicians of the Beaujolais without further development.

Most efforts have been concentrated on the transposition of the existing model to a white grape variety, the Chenin. It was possible to transpose it for the classic criteria: sugars and total acidity, and malic acid but a whole work was invested on indicators related to aromas, major components for whites, and, in particular, grape berry tastings and aromatic analyses. Unfortunately, it was not possible, in the time allowed, to propose a model on the maturation of the berries of Chenin grapes.

Keywords: Harvest, modeling, prediction, anthocyanins, aromas.

Introduction

Parmi les demandes des acteurs de la filière viticole, le besoin de méthodes d'évaluation de la maturité des baies de raisin et de leur potentiel à la vinification selon des cibles « vins » déterminées est clairement exprimé. Plusieurs types de maturité peuvent être mesurés montrant bien la complexité du problème : maturité technologique à partir de la concentration en sucre et de l'acidité, phénolique par la mesure des composés phénoliques et des anthocyanes, aromatique mesurée par la chromatographie des composés d'arômes, et sensorielle par des méthodes adaptées au terrain. Des outils, en lien avec le suivi et la prédiction de la maturité des raisins, sont continuellement développés ou améliorés, et plusieurs équipements sont apparus ces dernières années mesurant la couleur des baies, la teneur en sucre, la maturité polyphénolique ou le potentiel aromatique ainsi que des capteurs portables (BenGhozlen *et al.*, 2010 ; Geraudie *et al.*, 2010).

Cependant, ces analyses sont pour la plupart des mesures en laboratoire, consommatrices de temps et généralement coûteuses pour un suivi rapproché de la maturation. Dans la pratique, des réseaux de suivis de maturité existent dans toutes les régions viticoles françaises, qui consistent à référencer les cépages et les parcelles associées les plus représentatives de la zone viticole donnée ; d'assurer des prélèvements de raisins, et la réalisation des analyses physico-chimiques citées précédemment. Outre le fait que la mise en œuvre est fortement mobilisatrice, sa limite est que les analyses réalisées sont représentatives de l'état de maturité des raisins, au temps t , et n'ont aucune valeur de prédiction.

L'utilisation de modèles mathématiques est une piste très intéressante car elle peut permettre de comprendre les mécanismes gérant les processus, d'anticiper les évolutions et ainsi de s'y adapter. Pour le suivi de la maturation des baies, peu de modèles ont été développés et le caractère prédictif de ces modèles est généralement absent. Des approches par régression PLS (partial least square) ont été proposées (Claverie *et al.*, 2008) pour mettre en lien des données climatiques et pédologiques avec des indicateurs de maturité des baies (sucre, acidité totale) pour les cépages Merlot et Cabernet Sauvignon. Cependant, la nature des variables retenues dans le modèle limite son utilisation en tant qu'outil d'aide à la décision. Les connaissances disponibles sur la maturation sont d'origines diverses et exprimées sous différentes formes (équations, expertise, bases de données...), dans différents formats (numérique, symbolique, linguistique) et à différentes échelles d'observation (microbiologique, physico-chimique, organoleptique). Pour développer un outil d'aide à la décision, il faut disposer de modèles mathématiques capables de prendre en compte ces différentes sources de connaissance exprimées en différents formats (Perrot *et al.*, 2011 ; Baudrit *et al.*, 2013). Les réseaux bayésiens dynamiques RBD (Murphy, 2002) fournissent un formalisme mathématique pratique qui permet de décrire des systèmes complexes. Notre projet vise à développer un modèle mathématique, permettant d'adopter une démarche globale, intégrant des données d'origines diverses, adaptée à la modélisation de la description de l'évolution qualitative et quantitative de la maturation des baies de raisin. Un premier modèle de prédiction a été développé par l'INRA-GMPA en collaboration avec l'IFV et InterLoire et testé sur différentes parcelles des régions Anjou et Touraine sur le cépage Cabernet Franc (Baudrit *et al.*, 2015 ; Perrot *et al.*, 2015).

L'objectif principal est de proposer un outil robuste à la filière viti-vinicole afin de prédire l'évolution de différentes variables représentatives de la maturation des baies de raisin.

1. Renforcer et/ou étendre le premier modèle mis en place sur la maturation des baies de raisins de Cabernet Franc

1.1 Objectif

L'objectif a été d'améliorer et de valider la première version du modèle en prenant en compte un nombre plus important de données antérieures afin de couvrir davantage de situations d'évolution des descripteurs de maturation.

1.2 Méthodes de travail utilisées

- Récupération des bases de données sur le Cabernet Franc : Les données expérimentales pour le Cabernet-Franc couvrent quatre zones géographiques (Figure 1) : l'Anjou, la Touraine, le Loir-et-Cher et le Bordelais, pour un total de 68 parcelles différentes et une période allant de 1988 à 2015 (Tableau 1).

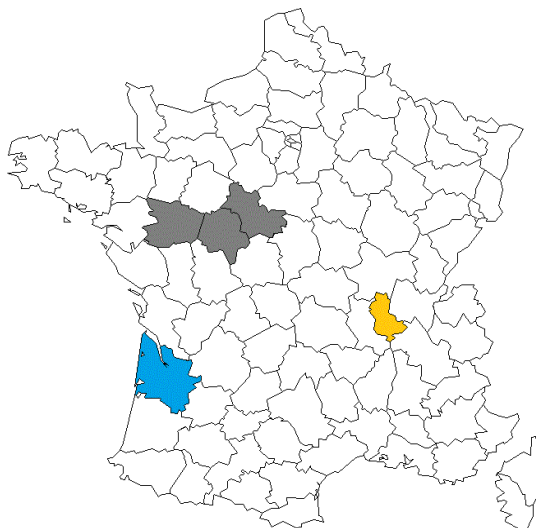


Figure 1 : Zones d'études pour chaque cépage. Gris : présence des deux cépages, bleu : uniquement le Cabernet Franc, jaune : uniquement le Gamay

Tableau 1 : Récapitulatif des données récoltées pour le cépage Cabernet Franc (Nombre de parcelles, de Stations, de Millésimes et de semaines)

Zone	Parcelles	Stations	Millésimes	N semaines
Anjou	18	9	24	327
Touraine	18	4	16	698
Loir-et-Cher	11	9	10	126
Bordelais	21	15	11	97

- Etude détaillée des bases de données : paramètres météorologiques et variables de maturation présentes ; nombre de millésimes, qualité des données (fréquence d'acquisition, données manquantes), recherche de cas atypiques, mise en forme des tableaux de données. Quatre variables climatiques sont utilisées : l'humidité relative HR, la température T, la pluviométrie Pl et l'ensoleillement Ins dont les unités utilisées sont les suivantes (Tableau 2).

Tableau 2 : Nom et description des variables climatiques

Variable	Description	Unité
HR	Moyenne de l'humidité relative sur une semaine	%
T	Cumul des températures moyennes journalières	°C
Pl	Pluviométrie sur une semaine	mm
Ins	Durée d'ensoleillement sur une semaine	h

- Introduction des nouvelles données dans le modèle, apprentissage et ré-identification des paramètres du modèle ;
- Validation du nouveau logiciel sur des bases de données non utilisées en apprentissage. Evaluation des performances par le calcul des écarts entre valeurs mesurées et valeurs calculées pour les indicateurs de maturation, choix du modèle optimal.

1.3 Résultats obtenus

Les nouvelles données récoltées ont permis de développer un modèle plus robuste que précédemment avec plus de conditions météorologiques prises en compte et des gammes de valeurs pour les données physico-chimiques plus larges (Tableau 3). Ces caractéristiques permettent au modèle d'être applicable à de nouvelles données avec une probabilité plus faible que les données soient en dehors des gammes de valeur définies dans le modèle. Le modèle sera ainsi moins mis à défaut par des valeurs extrêmes. Les résultats obtenus lors de la validation du modèle montrent que celui-ci répond aux attentes des partenaires, notamment en termes d'erreur moyenne. En comparaison au modèle développé précédemment, le modèle actualisé affiche de meilleurs indicateurs de performance. Le modèle semble donc apte à être intégré dans un outil d'aide à la décision pour le sucre et l'acidité totale (Figure 2). Cependant les calculs réalisés pour les anthocyanes doivent être considérés avec précaution étant donné les biais potentiels introduits dans le modèle par les méthodes d'analyse différentes (Tableau 4).

Deux types de modèles ont été testés : hebdo et init. Le premier fait référence au fait que le modèle est recalé toutes les semaines, à partir des mesures d'analyses physicochimiques réalisées sur les réseaux de suivis de maturité mis en place. Ainsi, le modèle peut prédire à partir des données météorologiques prévisionnelles mises à jour régulièrement, à 7, 14 voire 21 jours. Le modèle « init » a été testé, afin qu'à partir de mesures d'analyses physicochimiques initiales (en début de campagne de mesures), ces dernières suffisent pour des prédictions jusqu'à 5 semaines. En théorie, ces modèles à ce jour peuvent fonctionner avec des prédictions intéressantes, mais seul le modèle « hebdo » est utilisé pour plus de certitude.

Tableau 3 : Gamme de l'ensemble des variables utilisées dans le modèle lors des précédents travaux et dans ce travail (Var : variabilité – Ins : ensoleillement – Pl : pluie – HR : humidité relative – T : température)

Variable	Précédents travaux	Cabernet-Franc	Gamay
Sucre (g/L)	[133, 239]	[122, 257]	[80.5, 266.9]
Acidité (g/L)	[2.9, 8.4]	[2.4, 11.46]	[3.8, 16.9]
Anthocyanes (g/kg)	[0.51, 1.69]	[0.22, 2.5]	[0.052, 2.076]
Var S (g/L)	[-10, 35.7]	[-35, 55]	[-20.2, 67]
Var Ac (g/L)	[-2.2, 0.4]	[-4.6, 2.5]	[-6.14, 3.13]
Var An (g/kg)	[-0.2, 0.4]	[-0.74, 1.12]	[-0.481, 0.806]
Ins (h)	[13.2, 65.4]	[12.4, 84.3]	[14, 85]
Pl (mm)	[0, 84.8]	[0, 86.2]	[0, 118.5]
HR (%)	[63, 91]	[56.4, 91.2]	[35.5, 93.1]
T (°C)	[76.3, 153.6]	[76.3, 166.7]	[32.6, 203]

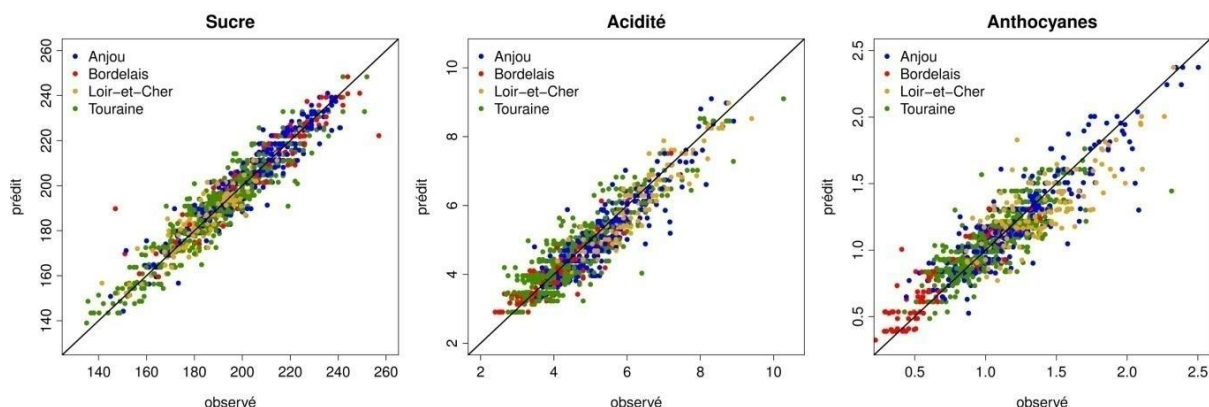


Figure 2 : Valeurs prédites résultant du Réseau Bayésien Dynamique actualisé pour le modèle « hebdo » en fonction des valeurs observées

Tableau 4 : Critères d'évaluation du réseau actualisé pour le modèle « hebdo » mesurant la différence entre les données prédites par le Réseau Bayésien Dynamique et les valeurs observées : gamme de valeurs, erreur quadratique moyenne (RMSE), erreur quadratique moyenne en % par rapport à la gamme de valeurs (% RMSE), coefficient de détermination (R^2) réalisé pour les trois paramètres biochimiques : le sucre (g/L), l'acidité totale ($\text{gH}_2\text{SO}_4/\text{L}$) et les anthocyanes (g/kg).

	Sucre	Acidité Totale	Anthocyanes
Gamme	[122;257]	[2.4;11.46]	[0.22;2.5]
RMSE	6.4 g/L	0.46 g/L	0.15 g/kg
% RMSE	4.7	5.1	6.6
R^2	0.91	0.87	0.8

2. Transposition du modèle actuel à d'autres cépages rouges : le Gamay

2.1 Objectif

L'objectif a été de transposer le modèle de prédiction développé sur Cabernet Franc à d'autres cépages rouges. Le cépage retenu est le Gamay. En effet, ce cépage est un cépage commun aux bassins viticoles Val-de-Loire et Beaujolais et les bases de données comportant les variables d'entrées (physicochimiques et météorologiques) sont disponibles pour ces deux vignobles.

2.2 Méthodes de travail utilisées

- Récupération des bases de données existantes en cépage Gamay (Figure 1), et le Tableau 5 suivant permet d'avoir la répartition des jeux de données.

Tableau 5 : Récapitulatif des données récoltées pour le cépage Gamay

Zone	Parcelles	Stations	Millésimes	$N_{semaine}$
Anjou	1	1	15	54
Touraine	19	6	17	622
Loir-et-Cher	30	9	5	449
Beaujolais	14	6	13	391

- Etude détaillée des bases de données : paramètres météorologiques et variables de maturation présentes ; nombre de millésimes, qualité des données (fréquence d'acquisition, données manquantes), recherche de cas atypiques, mise en forme des tableaux de données ;
- Apprentissage du Réseau Bayésien Dynamique (RBD) sur la base de ces nouvelles données ;
- Evaluation des performances (calcul des erreurs entre valeurs mesurées et valeurs calculées RMSE - %RMSE) du logiciel développé précédemment sur Cabernet Franc pour la prédiction des indicateurs de maturation à partir des bases de données recueillies sur Gamay.

2.3 Résultats

L'apprentissage de nouveaux paramètres sur des données du cépage Gamay permet de limiter l'exclusion de valeurs extrêmes en s'adaptant aux nouvelles gammes de concentrations. Dans le cas du Gamay, la différence de cépage implique des indicateurs de maturité ne possédant pas la même gamme de valeurs et rend l'apprentissage de nouveaux paramètres indispensable.

2.3.1 Anthocyanes

Comme pour le Cabernet Franc, des problèmes d'homogénéité des méthodes d'analyses des anthocyanes ont été rencontrés, à savoir que selon les régions, les méthodes diffèrent. Au vu de ce constat et des résultats obtenus pour les anthocyanes dans le cas du Cabernet Franc, il a été choisi de ne réaliser que des sous-modèles propres à chaque zone géographique. Les résultats obtenus sont contrastés selon les régions. On obtient de bons résultats dans le cas du Beaujolais avec un RMSE de 0,05 g/kg, erreur de prédiction plus faible que celles obtenues pour le Cabernet Franc. L'erreur de prédiction pour le Loir-et-Cher et l'Anjou est plus élevée et rejoint les valeurs obtenues pour certaines régions du Cabernet Franc (Figure 3 et Tableau 6).

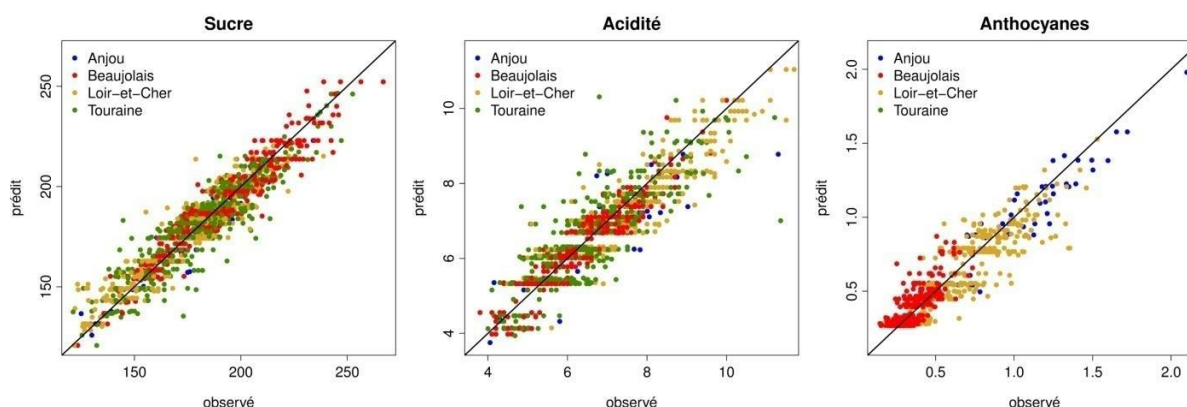


Figure 3 : Valeurs calculées pour le cépage Gamay résultant du Réseau Bayésien Dynamique pour le modèle « hebdo » en fonction des valeurs observées.

Tableau 6 : Critères d'évaluation pour le cépage Gamay du réseau pour le modèle « hebdo » mesurant la différence entre les données prédites par le Réseau Bayésien Dynamique et les valeurs observées : gamme de valeurs, erreur quadratique moyenne (RMSE), erreur quadratique moyenne en % par rapport à la gamme de valeurs (% RMSE), coefficient de détermination (r^2) réalisé pour les trois paramètres biochimiques : le sucre (g/L), l'acidité totale ($\text{gH}_2\text{SO}_4/\text{L}$) et les anthocyanes (g/kg).

	Sucre	Acidité Totale	Anthocyanes
Gamme	[80.5;266.9]	[3.8;16.9]	[0.12;2.40]
RMSE	8 g/L	0.56 g/L	0.12 g/kg
% RMSE	4.6	4.4	5.3
R^2	0.89	0.82	0.86

2.3.2 Transférabilité du modèle Cabernet Franc

Le modèle a été développé pour le cépage Cabernet Franc puis transféré sur le cépage Gamay. La structure du réseau, les variables d'importance et la définition des règles floues ont donc été pensées pour le Cabernet Franc. Afin d'évaluer la possibilité de transfert du modèle à d'autres cépages, la même méthodologie a été appliquée pour le cépage Gamay en conservant la structure du modèle, tout en actualisant le tableau de probabilité conditionnelle et la discrétisation des variables continues.

Les résultats obtenus sont moins bons que pour le Cabernet Franc notamment pour le sucre avec respectivement 8 g/L et 9 g/L d'erreur moyenne pour le Cabernet Franc et le Gamay. Les résultats obtenus restent satisfaisants malgré le non-respect de la limite de 8,5 g/L d'erreur pour le sucre lorsque l'erreur des différents horizons est moyennée. En revanche si l'on observe les résultats spécifiquement pour chaque horizon, on observe une estimation à 7 jours qui respecte bien cette limite avec 8,2 g/L d'erreur. Les résultats obtenus pour l'acidité totale et les anthocyanes sont du même ordre de grandeur que pour le Cabernet Franc.

3. Extension de l'approche précédente et développement d'un modèle de prédiction de la maturation des baies de raisin en cépage blanc (le Chenin)

3.1 Objectif

L'objectif principal a été de développer un outil d'aide à la décision sur la maturation des baies en cépage blanc (ici, le Chenin). La même méthodologie que celle qui a abouti au modèle pour le cépage Cabernet Franc sera appliquée en tenant compte des spécificités des blancs, notamment dans la définition des indicateurs de maturité. Un développement sur les liens entre analyse sensorielle des baies et type de vin à élaborer sera également abordé.

3.2 Méthodes de travail utilisées

- Recueil des données :
 - Les variables climatiques influençant l'évolution des indicateurs de maturité. Quatre variables climatiques sont utilisées : l'humidité relative HR, la température T, la pluviométrie PI et l'ensoleillement Ins.
 - Les variables physico-chimiques, qui sont les indicateurs de maturité des baies de raisin obtenues après analyse en laboratoire : sucres (s) en g/L, pH, acidité totale (ac) en gH₂SO₄/L, et l'acide malique (ac_m) en g/L. Pour les variables physico-chimiques nous disposons des données des millésimes 1989, 1995, 1996, 1997, 1998, 1999, 2000, 2001, 2016, 2017, 2018 (données INRAE Angers, ESA Angers, IFV pôle Val de Loire-Centre)
 - Les indicateurs sensoriels choisis peuvent être groupés dans les trois familles suivantes :
 - Indicateurs relatifs à la baie : teinte, fermeté/élasticité, dilacération de la pellicule, force pour détacher le pédicelle, quantité de chair sur le pédicelle, croquant, gélatineux de la pulpe, agressivité de la pellicule, couleurs des pépins ;
 - Indicateurs relatifs au jus : teinte, sucre, acide ;
 - Indicateurs des arômes : intensité globale aromatique, fruit blanc, fruit jaune, fruit exotique, fruité agrumes.

Chaque indicateur est noté avec une valeur entière entre 1 et 5 (sauf les variables « Teinte de la baie » et « Teinte du jus », notées de 1 à 10) ; les notes sont ensuite moyennées pour toutes répétitions et tous juges. Nous disposons des données sensorielles de raisins des millésimes 2016, 2017 et 2018.

- Recueil de l'expertise : pour caractériser la maturation des baies des raisins, deux types d'experts ont été interviewés en fonction de leurs domaines de compétences, des viticulteurs et des techniciens.
- Construction du graphe d'interaction entre variables : le but a été de combiner les deux sources d'informations pour définir les indicateurs pertinents de description de la maturation associés avec leur évolution lors des quatre à cinq semaines qui précèdent la récolte.
- Modélisation de la connaissance experte : la maturation des baies de raisin peut être assimilée à un système relativement difficile à appréhender d'un point de vue mathématique. Dans l'objectif d'une modélisation de ce phénomène, l'expertise humaine peut apporter une aide précieuse. Ces experts ont pu donner des informations sur la maturation des raisins en rapport avec la « qualité » des journées.
- Modélisation par réseau bayésien : à partir des connaissances recueillies et du modèle préexistant, il a été étendu le programme informatique à la prédiction de la maturation de

cépages blancs, ici le Chenin. La démarche a reposé sur l'apprentissage automatique et interactif d'un graphe explicitant et quantifiant les liens entre variables de la maturation. Cela a été réalisé à partir des connaissances recueillies et des experts mis en situation d'interaction avec le modèle informatique.

- Etude des liens entre analyse sensorielle des baies avec les types de vins : en fonction des différentes sorties des modèles finalisés (Chenin), un travail autour du lien entre la qualité de raisin prédite et le type de vin correspondant a été réalisé, en complétant l'analyse par du recueil de dires d'experts.

3.3 Résultats

3.3.1 Les résultats pour les indicateurs chimiques

Pour évaluer les résultats du modèle de prédiction des variables chimiques, les valeurs prédites sont comparées aux valeurs observées avec le calcul du RMSE (Root Mean Square Error) et du RRMSE exprimé en pourcentage de la gamme de valeurs observées, le RRMSE. Les résultats sont résumés dans le tableau suivant (Tableau 7). Les meilleurs résultats, au regard du RRMSE le plus faible, sont obtenus en premier lieu pour l'acidité totale (ac), puis le sucre (s) et en fin l'acide malique (ac_m).

Tableau 7 : Critères d'évaluation pour le cépage Chenin mesurant la différence entre les données prédites par le Réseau Bayésien Dynamique et les valeurs observées : gamme de valeurs, erreur quadratique moyenne (RMSE), erreur quadratique moyenne en % par rapport à la gamme de valeurs (% RMSE), réalisé pour les trois paramètres biochimiques : le sucre (g/L), l'acidité totale (gH₂SO₄/L) et l'acide malique (g/L)

	Sucre (g/L)	Acidité totale (gH ₂ SO ₄ /L)	Acide malique (g/L)
Gamme	144-271,8	3,4-12,5	1,7-10
RMSE (g/L)	11,37	0,536	0,825
RRMSE (%)	8	6	9

3.3.2 Les résultats pour les indicateurs sensoriels raisins en fonction de la météo

Pour les variables sensorielles, il a été calculé le RMSE, et le pourcentage de prédictions dont la distance de la valeur observée est inférieure respectivement à 0,5 et 0,25. Selon le dire des experts les résultats à 0,5 sont les plus représentatifs, compte tenu de la sensibilité de la mesure sensorielle uniquement attendue à 0,5 près. Les résultats sont montrés dans les trois tableaux suivants (baie-jus-aromatique) (Tableaux 8, 9, 10).

Tableau 8 : Résultats pour les indicateurs sensoriels raisins (baies) en fonction de la météo (« 1 » et « 2 » pour première et deuxième semaine respectivement)

Variables BAIE	RMSE	pred-obs < 0,5 %	pred-obs < 0,25 %
Couleurpepin_1	0,4	75	50
Agrespelli_1	0,38	82	63,63
Dilapelli_1	0,4	77,3	47
Teinteb_1	0,91	56,8	25
Forcepedi_1	0,38	79,5	61,36
Couleurpepin_2	0,48	70,5	43,2
Agrespelli_2	0,36	77,3	45
Dilapelli_2	0,35	86,36	59
Teinteb_2	1,07	43,18	27
Forcepedi_2	0,37	79,5	54

Pour les variables concernant la baie, la teinte est la variable plus difficile à prédire (Teinteb) et l'erreur est encore trop importante. Pour les autres variables on obtient des résultats prometteurs. À noter que la prédiction à deux semaines reste bonne et, pour la « dilacération de la pellicule » (Dilapelli), même meilleure que la prédiction de la première semaine. Pour les variables concernant le jus, on obtient une bonne prédiction pour le sucre (Sucrej), alors que pour les autres variables les résultats sont moins satisfaisants.

Tableau 9 : Résultats pour les indicateurs sensoriels raisins (jus) en fonction de la météo (« 1 » et « 2 » pour première et deuxième semaine respectivement)

Variables JUS	RMSE	pred-obs < 0,5 %	pred-obs < 0,25 %
Aciditéj_1	0,69	52,3	29,5
Sucrej_1	0,44	79,6	43,2
Teintj_1	0,49	63,6	45,5
Aciditéj_2	0,8	52,3	22,7
Sucrej_2	0,55	72,7	40,9
Teintej_2	0,54	53,6	29,5

Les variables aromatiques sont également difficiles à prédire, mais on obtient des résultats prometteurs pour la variable « intensité globale aromatique » (IntGloAro) et « fruité agrumes » (FAgrume) à la deuxième semaine de prédiction.

Tableau 10 : Résultats pour les indicateurs sensoriels raisins (arômes) en fonction de la météo

Variables AROMATIQUE	RMSE	pred-obs < 0,5 %	pred-obs < 0,25 %
IntGloAro_1	0,73	47,5	30
FAgrume_1	0,68	62,5	32,5
Fjaune_1	0,74	50	32,5
IntGloAro_2	0,52	72,5	50
FAgrume_2	0,54	75	45
Fjaune_2	0,53	55	47,5

3.3.3 Les résultats pour les indicateurs sensoriels raisins en fonction de la météo et des indicateurs physico-chimiques

Comme dans le cas précédent, il a été calculé le RMSE et le pourcentage de prédictions dont la distance de la valeur observée est inférieure respectivement à 0,5 et 0,25. Comme dans le cas de la prédiction des indicateurs sensoriels raisins en fonction uniquement de la météo, les résultats en couplant les indicateurs physicochimiques, à 0,5 sont plus représentatifs (données non présentées).

Le meilleur résultat est obtenu pour la variable « dilacération de la pellicule » (Dilapelli), pour laquelle plus de 90% des résultats ont une erreur inférieure à 0,5 dans les deux pas de temps. La prédiction de IntGloAro à t = 1 est meilleure que dans le cas précédent, ainsi que pour l'acidité du jus (Acidej). Dans les autres cas, le fait d'ajouter les liens avec les indicateurs physico-chimiques n'améliore pas les résultats du modèle et, au contraire, on observe de très mauvais résultats. Les liens sont donc à revoir, mais le phénomène observé peut aussi être dû au fait que nous ne disposons pas de suffisamment de données pour un tel tableau de probabilités.

Conclusion

Pour le cépage Cabernet Franc, sur la base d'un jeu de données étendu à plus de parcelles et plus de millésimes, il a été permis d'actualiser le modèle préexistant en réalisant un apprentissage des paramètres du modèle sur ce nouveau jeu de données. Cette actualisation du modèle permet

d'accroître la robustesse du modèle en élargissant les gammes de valeurs des variables météorologiques prises en compte et en élargissant les gammes de valeurs des indicateurs de maturité.

Il a été permis de mettre en lumière la possibilité de transposer ce modèle à un autre cépage, le Gamay. Pour ce faire, la structure du réseau bayésien développé sur le Cabernet Franc est utilisée et les paramètres sont appris sur un jeu de données correspondant au cépage. Les résultats corrects obtenus montrent que cette transposition de modèle d'un cépage à un autre est possible avec une faible adaptation de la méthodologie.

Il a été possible de transférer le modèle développé pour le Cabernet Franc au cépage Chenin. Le modèle ainsi développé a permis de proposer des prédictions de bonne qualité pour les paramètres physicochimiques : sucres, acidité totale et acide malique. Ce modèle a été ensuite élargi aux indicateurs sensoriels du raisin et avec deux types de développement : un réseau qui lie météo et variables sensorielles et un deuxième qui intègre également les variables physico-chimiques, en les utilisant comme des variables observées pour la prédiction des variables sensorielles. Le modèle apporte des prédictions intéressantes sur certains paramètres sensoriels, mais il n'a pas été possible de le tester en conditions réelles.

Références bibliographiques

Ben Gozlen N., Moise N., Latouche G., Martinion V., Mercier L., Besançon E., Cerovic Z.G., 2010. Assessment of grapevine maturity using a new portable sensor: non-destructive quantification of anthocyanins, *J. Int. Sci. Vigne Vin, special issue Macrowine*, 2010, 1-8.

Geraudie V., J.M. Roger J.M., H. Ojeda H., 2010. Développement d'un appareil permettant de prédire la maturité du raisin par spectroscopie proche infra-rouge (PIR). *Revue française d'Oenologie*, 2010, 2-8.

Claverie M., Prud'Homme P., Mongendre J., Zabollone E., Raynal M., Coulon T., Durand J., Mazeiraud J., Rives C., Laval C., Laporte R., Forget D., 2008. Modélisation statistique de la qualité en viticulture par la méthode plsspline. VIIe Congrès International des terroirs viticoles.

Perrot N., Trelea I.-C., Baudrit C., Trystram G., Bourguin P., 2011. Modelling and analysis of complex food systems: state of the art and new trends. *Trends in Food Science & Technology*, 22(6): 304-314.

Baudrit C., Wuillemain P.-H., Perrot N., 2013. Parameter elicitation in probabilistic graphical models for modelling multi-scale food complex systems. *Journal of Food Engineering*, 115(1): 1-10.

Murphy K.P., 2002. Dynamic Bayesian networks: representation, inference and learning. PhD Thesis, University of California, Berkeley.

Baudrit C., Perrot N., Brousset J.M., Abbal P., Guillemain H., Perret B., Goulet E., Guerin L., Barbeau G., Picque D., 2015. A probabilistic graphical model for describing the grape berry maturity. *Computers and Electronics in Agriculture*, 118: 124-135.

Perrot N., Baudrit C., Brousset J.M., Abbal P., Guillemain H., Perret B., Goulet E., Guerin L., Barbeau G., Picque D., 2015. A decision support system coupling fuzzy logic and probabilistic graphical approaches for the agri-food industry: prediction of grape berry maturity. Technical Report organisation.

Cet article est publié sous la licence Creative Commons (CC BY-NC-ND 3.0)



<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/fr/>

Pour la citation et la reproduction de cet article, mentionner obligatoirement le titre de l'article, le nom de tous les auteurs, la mention de sa publication dans la revue « Innovations Agronomiques », la date de sa publication, et son URL)