



**INSTITUT SUPERIEUR
D'INFORMATIQUE
DE MODELISATION
ET DE LEURS APPLICATIONS**

COMPLEXE DES CEZEAUX
BP 125 – 63173 AUBIERE CEDEX



**INSTITUT NATIONAL
DE LA RECHERCHE
AGRONOMIQUE**

UNITE DE RECHERCHES SUR LES
HERBIVORES
THEIX
63122 ST-GENES-CHAMPANELLE

Rapport de Stage 2^{ème} année F4

Vérification du simulateur PARIS et préparation à sa validation

Tome II

Annexes

Présenté par : Benjamin ASTRE
Responsable ISIMA : M Claude MAZEL
Responsable INRA : M René BAUMONT
M Pascal CARRERE
M Laurent PEROCHON

Du 5 Avril au 23 Septembre

Table des figures et illustrations

FIGURE 1-1 : DEPENDANCES ET LIEU DE CREATION DES SORTIES DU MODELE VEGETAL AVANT MON STAGE	V
FIGURE 1-2 : DEPENDANCES ET LIEU DE CREATION DES SORTIES DU MODELE VEGETAL APRES MON STAGE	V
FIGURE 1-3 : DEPENDANCES ET LIEU DE CREATION DES SORTIES DU MODELE ANIMAL AVANT MON STAGE	VI
FIGURE 1-4 : DEPENDANCES ET LIEU DE CREATION DES SORTIES DU MODELE ANIMAL APRES MON STAGE	VII
FIGURE 3-1 : TEMPERATURE MOYENNE MENSUELLE (°C) D'UNE ANNEE STANDARD. LES VALEURS SONT OBTENUES A PARTIR DES DONNEES METEOROLOGIQUES ENREGISTREES A ST GENES CHAMPANELLE DE 1986 ET 2002	IX
FIGURE 3-2 : LE CUMUL DES TEMPERATURES SUR L'ANNEE STANDARD ET LA PERIODE DE MONTAISON CORRESPONDANT AU FACIES STANDARD NUMERO 1. LE CUMUL DES TEMPERATURES CORRESPOND A LA VARIABLE ST (SOMME DES TEMPERATURE) DU MODELE QUI GERE L'APPEL DES FONCTIONS DE VEGETATION DANS LE SIMULATEUR.	IX
FIGURE 3-3 : RAYONNEMENT SOLAIRE MOYEN MENSUEL (MJ.M ⁻²) D'UNE ANNEE STANDARD. LES VALEURS SONT OBTENUES A PARTIR DES DONNEES METEOROLOGIQUES ENREGISTREES A ST GENES CHAMPANELLE DE 1986 ET 2002.....	X
FIGURE 4-1 : TABLEAU DES VALEURS DES 4 NOUVEAUX FACIES STANDARDS – LE FACIES 1 CORRESPOND A UN COUVERT DE DACTYLE DE DEUX ANS (GARCIA ET AL., 2003 ; LES FACIES 2,3 ET 4 CORRESPONDENT A DES COUVERTS DE PRAIRIE PERMANENTE GEREES RESPECTIVEMENT AVEC 1 FAUCHE 4 PATURAGES, 4 PATURAGES, ET UN SEUL PATURAGE, DONNEES DE LOUAULT F., COM.PERS.).....	XII
FIGURE 5-1 : SCHEMATISATION DU PROCESSUS DE MODELISATION (VOIR [12]).....	XIV
FIGURE 5-2 : CLASSIFICATION DES METHODES POUR LA VALIDATION OPERATIONNELLE (VOIR [12])	XVI
FIGURE 5-3 : UN EXEMPLE DE GRAPHIQUE STATISTIQUE : LE BOX PLOT.....	XVIII
FIGURE 5-4 : DIAGRAMME DES VALEURS PROPRES (SCREE GRAPH)	XIX
FIGURE 5-5 : CERCLE DES CORRELATION	XX
FIGURE 5-6 : REPRESENTATION DE L'APPLICATION DES MOINDRES AU CARRE SUR UN EXEMPLE.....	XXI
FIGURE 5-7 : CLASSIFICATION HIERARCHIQUE, EXEMPLE : DENDROGRAMME	XXII
FIGURE 5-8 : LA PROCEDURE DE TRAVAIL DE L'ANALYSE DE SENSIBILITE	XXV
FIGURE 6-1 : DESCRIPTION DES FONCTIONS DES PARAMETRES DU FICHIER <i>RUMINANT.CSV</i> ET DE LEURS VALEURS STANDARD.....	XXVII
FIGURE 6-2 : DESCRIPTION DES FONCTIONS DES PARAMETRES DU FICHIER <i>TROUPEAU.CFG</i> ET DE LEURS VALEURS STANDARD.....	XXVIII
FIGURE 8-1 : EVOLUTION DE LA MOYENNE DES QUANTITES INGEREES PAR JOUR DE CHAQUE ANIMAL, DE LEURS DUREES D'INGESTION ET DE LEURS VITESSE D'INGESTION	XXXI
FIGURE 8-2 : EVOLUTION DES BIOMASSES POUR LES QUATRE CHARGEMENTS 66.7, 33.3, 16.7 ET 8.3 BREBIS/HA	XXXII

Table des matières

TOME I

REMERCIEMENTS

TABLE DES ABREVIATIONS

GLOSSAIRE

TABLE DES FIGURES ET ILLUSTRATIONS

RESUME

ABSTRACT

TABLE DES MATIERES

INTRODUCTION.....	9
1 DESCRIPTION DU SIMULATEUR.....	10
1.1 LES OBJECTIFS DU SIMULATEUR.....	10
1.2 DESCRIPTION DU SIMULATEUR.....	10
1.3 DESCRIPTION DES MODELES.....	11
1.4 ETAT DE L'IMPLEMENTATION DU SIMULATEUR : PROTOTYPE 2003.....	16
1.5 PARTIES VALIDEES.....	19
1.6 OBJECTIFS DU STAGE.....	19
2 AMELIORATION DE LA GESTION DES FICHIERS DE SORTIE.....	20
2.1 LES MODIFICATIONS APORTEES.....	20
2.2 TRAVAIL RESTANT A FAIRE.....	23
3 VERIFICATION DU « PROTOTYPE 2003 ».....	24
3.1 VERIFICATION DE L'AUTOMATE DECISIONNEL.....	25
3.2 AUTRES CORRECTIONS APORTEES.....	27
4 AMELIORATIONS APORTEES AUX MODELES BIOLOGIQUES.....	29
4.1 DESCRIPTION DES AMELIORATIONS APORTEES.....	29
4.2 CALIBRATION.....	31
5 VALIDATION.....	36
5.1 QU'EST CE QUE LA VALIDATION : CONCEPTS GENERAUX ET TECHNIQUES.....	36
5.2 OUTILS SPECIFIQUES DEVELOPPES POUR LA VALIDATION.....	36
5.3 SIMULATIONS REALISEES.....	37
6 DISCUSSION.....	48
6.1 CONTRAINTES TECHNIQUES.....	48
6.2 FORCES ET FAIBLESSES DU SIMULATEUR.....	48
6.3 L'AVENIR DU SIMULATEUR.....	49
CONCLUSION.....	50
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	51

TOME II

TABLE DES FIGURES ET ILLUSTRATIONS.....	II
TABLE DES MATIERES	III
ANNEXE 1 : DEPENDANCES ET LIEU DE CREATION DES SORTIES DU SIMULATEUR	V
ANNEXE 2 : GUIDE DE FONCTIONNEMENT DE DOXYGEN	VIII
ANNEXE 3 : EVOLUTION DES TEMPERATURES ET DU RAYONNEMENT SOLAIRE AVEC LE NOUVEAU FICHIER ENVIRONNEMENT STANDARD	IX
ANNEXE 4 : VALEUR DES PARAMETRES DU FICHIER <i>FACIES.CSV</i> STANDARD UTILISE DANS LES SIMULATIONS.....	XI
ANNEXE 5 : QU'EST CE QUE LA VALIDATION, CONCEPTS GENERAUX ET TECHNIQUES .	XIII
ANNEXE 6 : DESCRIPTION DES PARAMETRES D'ENTREE DU SIMULATEUR	XXVI
ANNEXE 7 : DESCRIPTION DES FICHIERS DE SORTIE DU SIMULATEUR A L'ISSUE DU STAGE	XXIX
ANNEXE 8 : RESULTATS DE LA VARIATION DE CHARGEMENT A SURFACE CONSTANTE XXXI	

Annexe 1 : Dépendances et lieu de création des sorties du simulateur

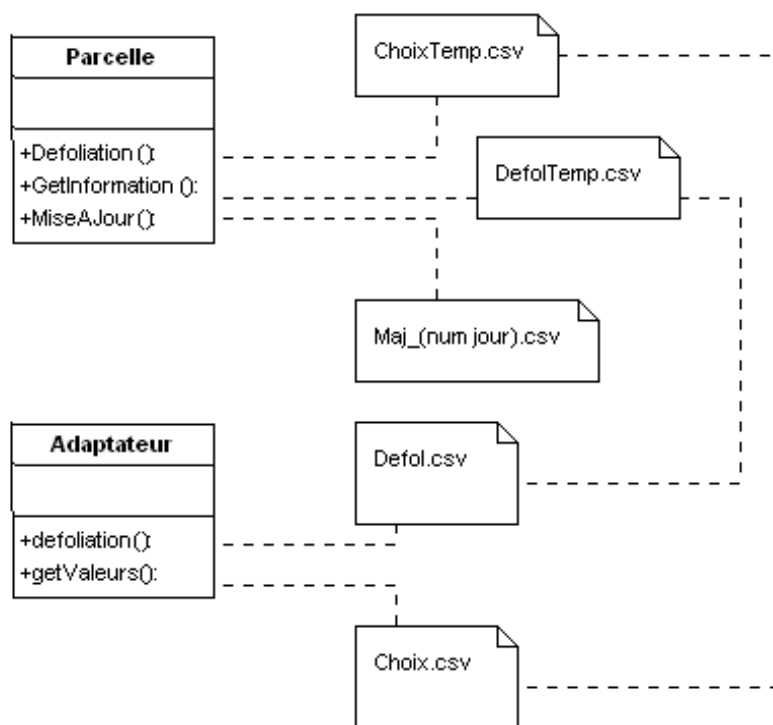


Figure 1-1 : Dépendances et lieu de création des sorties du modèle végétal avant mon stage

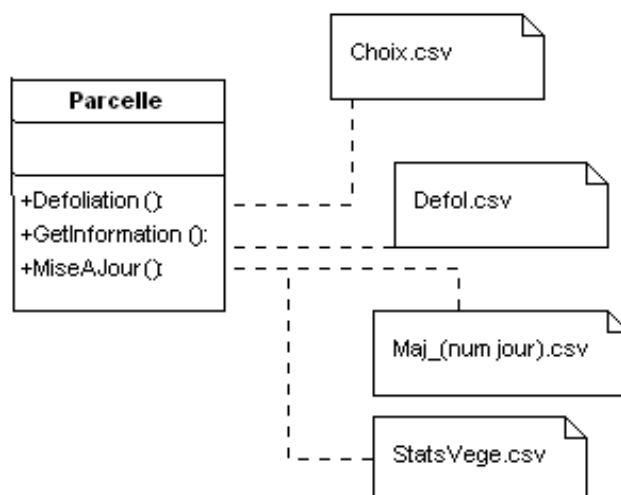


Figure 1-2 : Dépendances et lieu de création des sorties du modèle végétal après mon stage

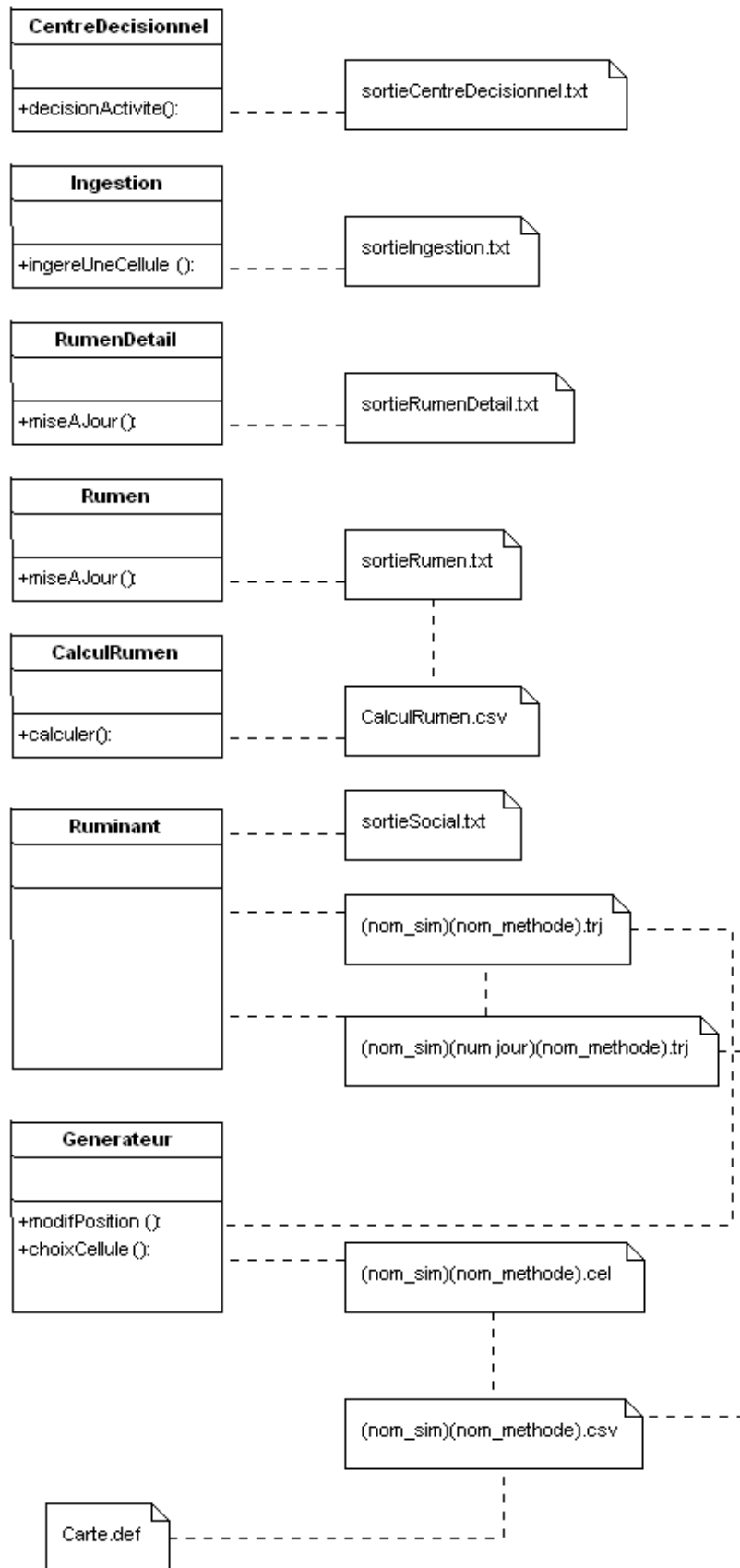


Figure 1-3 : Dépendances et lieu de création des sorties du modèle animal avant mon stage

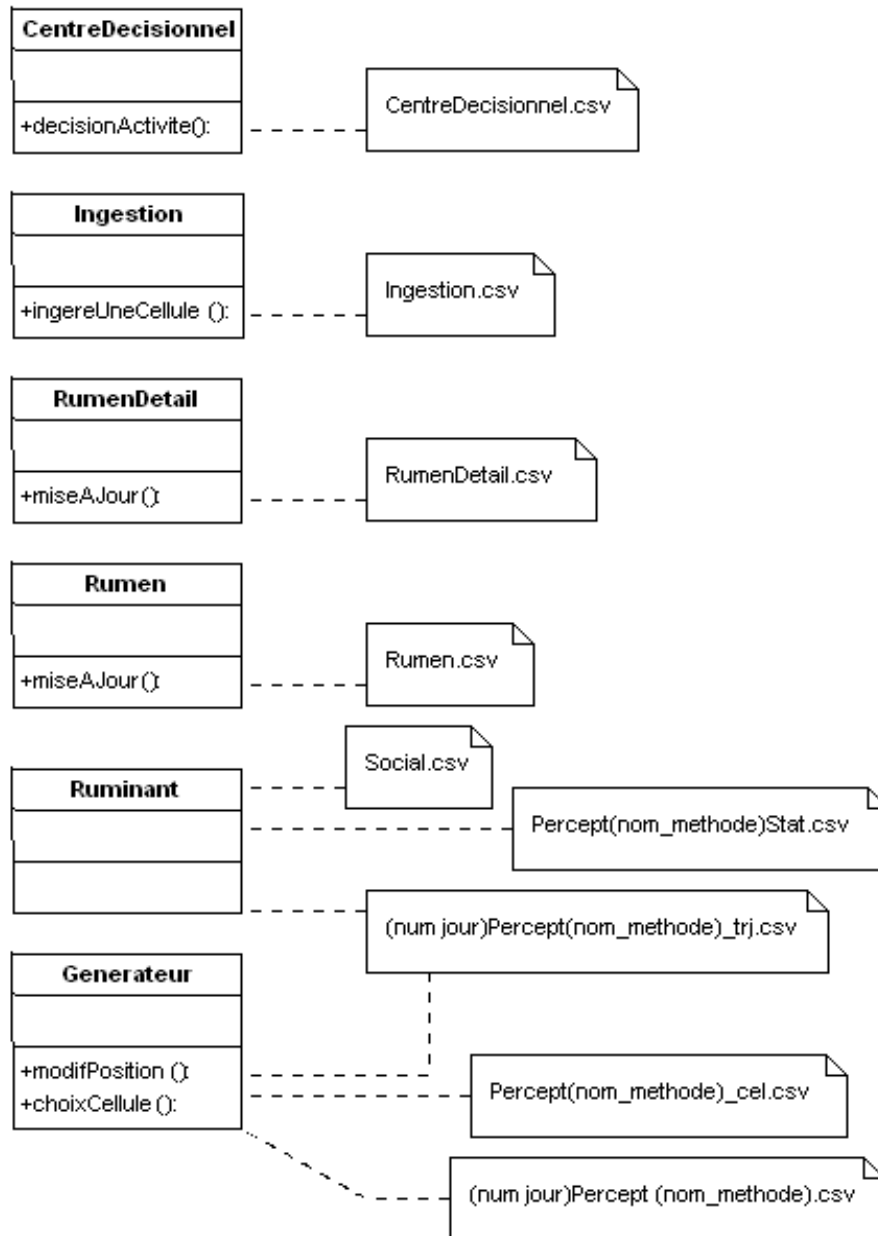


Figure 1-4 : Dépendances et lieu de création des sorties du modèle animal après mon stage

Annexe 2 : Guide de fonctionnement de doxygen

R. Martin [1] qui était en stage en même temps que moi a mis en place un commentaire du code source permettant à l'aide du logiciel *doxygen* d'obtenir une documentation automatique du code. Voici ci-dessous le guide de style qu'il a choisi par ceux proposés par ce logiciel afin que ceux qui toucheront au code dans le futur suivent le même style.

Eléments commentés version doxygen (les autres commentaires du code restent sous leurs formes classiques) :

➤ Les classes :

Voici le bloc commentaire type d'une classe à placer juste avant le début de la classe :

```
/* ! \class (nom de la classe)
 * \brief (la description de ce que fait la classe)
 * \date (la date de la dernière modification d'un
 *         élément de la classe)
 */
```

➤ Les attributs de classe :

Ce commentaire se place à la fin de la ligne où est déclaré l'attribut dans la classe et est formé comme suit :

```
/* !< (description de l'attribut) */
```

➤ Les fonctions (là où il y a le code de la fonction)

Ce commentaire se place juste avant le code de chaque fonction et est formé comme suit :

```
/* ! \fn (prototype de la fonction)
 * \brief (la description de ce que fait la fonction)
 * \param (nom du premier paramètre) (description du
 *         premier paramètre)
 * .....
 * \param (nom du dernier paramètre) (sa description)
 * \return (description de ce que retourne la fonction
 *         le cas échéant)
 */
```

➤ La fonction main() :

Identique aux autres commentaires avec en plus la date de la dernière modification écrite comme pour la date d'une classe.

C'est aussi le cas de toute fonction n'appartenant à aucune classe.

➤ Les bogues et autres problèmes peuvent être commentés afin de garder une trace des erreurs, ceci peut se faire grâce aux lignes : `\warning (description)` où `\bug (description)`

Annexe 3 : Evolution des températures et du rayonnement solaire avec le nouveau fichier environnement standard

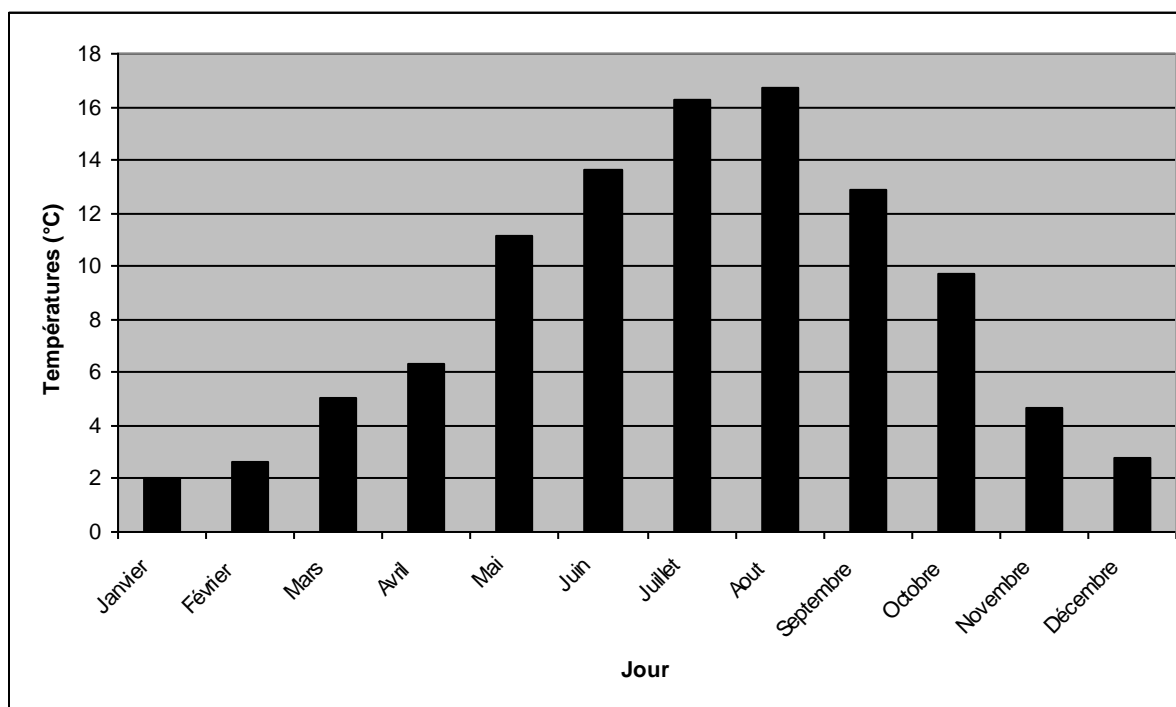


Figure 3-1 : Température moyenne mensuelle (°C) d'une année standard. Les valeurs sont obtenues à partir des données météorologiques enregistrées à St Genès Champanelle de 1986 et 2002

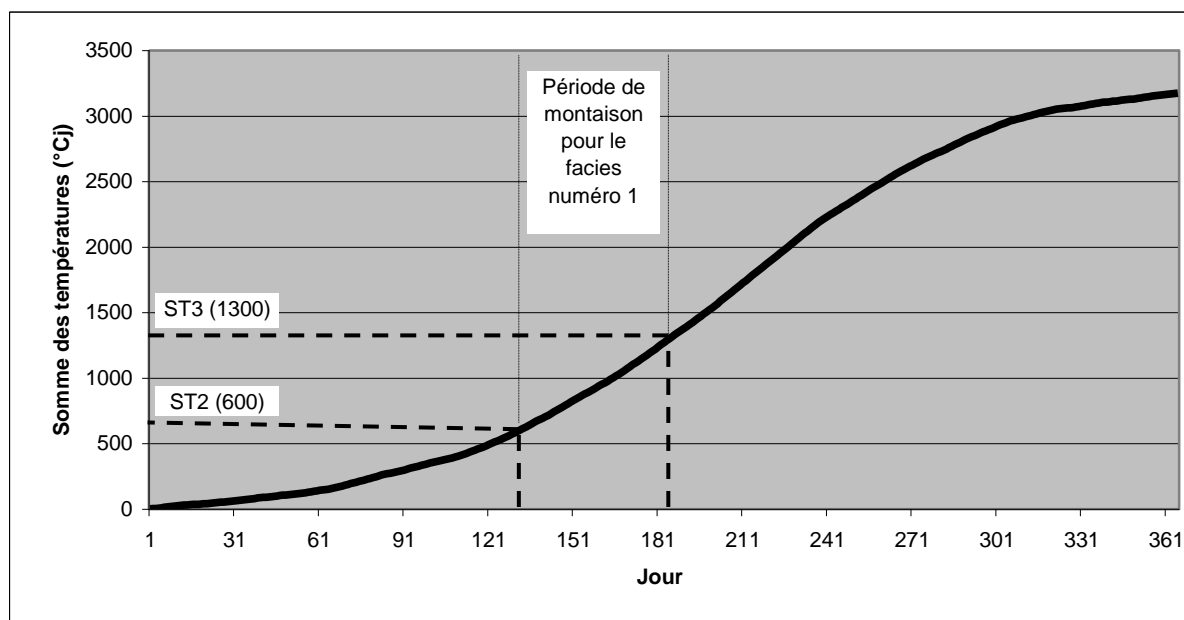


Figure 3-2 : Le cumul des températures sur l'année standard et la période de montaison correspondant au faciès standard numéro 1. Le cumul des températures correspond à la variable ST (Somme des température) du modèle qui gère l'appel des fonctions de végétation dans le simulateur.

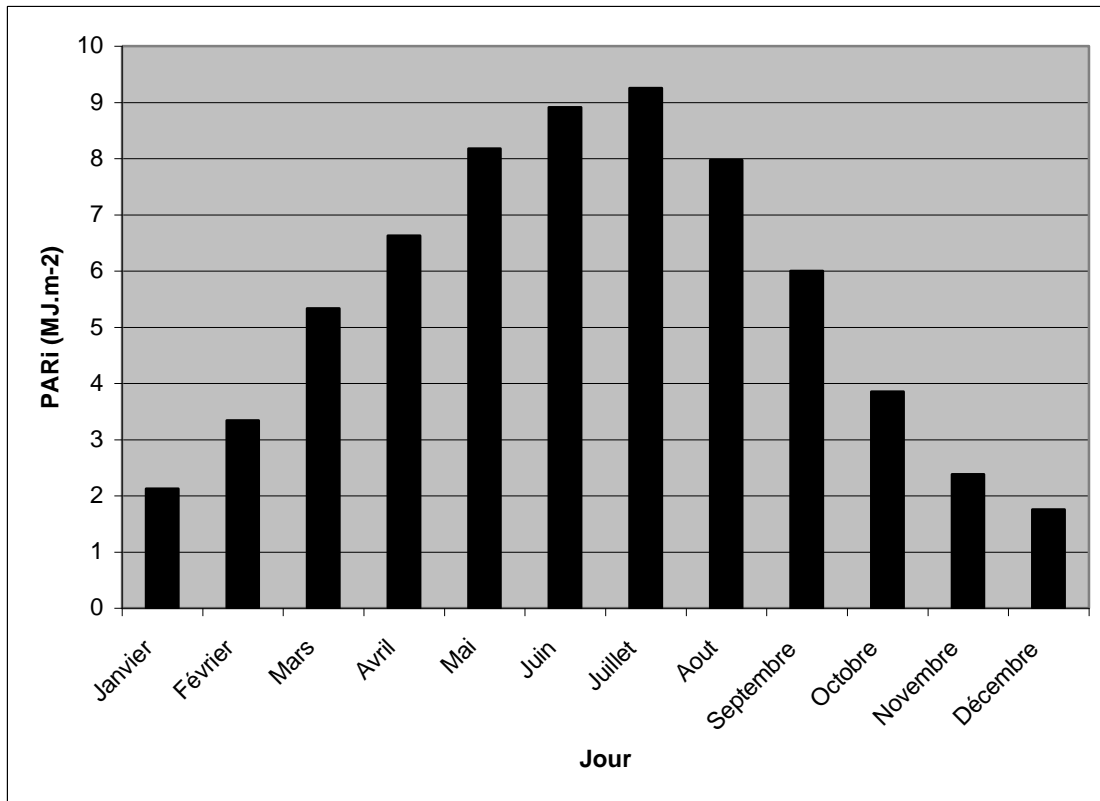


Figure 3-3 : Rayonnement solaire moyen mensuel (MJ.m⁻²) d'une année standard. Les valeurs sont obtenues à partir des données météorologiques enregistrées à St Genès Champanelle de 1986 et 2002

Annexe 4 : Valeur des paramètres du fichier *facies.csv* standard utilisé dans les simulations

<i>Nom de la variable</i>	<i>Faciès n°1</i>	<i>Faciès n°2</i>	<i>Faciès n°3</i>	<i>Faciès n°4</i>	<i>Unités des variables</i>
Facies	1	2	3	4	-
T1	4	4	4	4	°C
T4	4	4	4	4	°C
ST2	600	883	992	1180	°Cj
ST3	1300	1274	1443	1833	°Cj
INcell	0.75	0.65	0.65	0.65	-
Wcell	235	56	345	439	gMS.m ⁻²
Hcell	0.0684	0.043	0.128	0.088	m
NDFcell	586	617	736	723	g.kg ⁻¹ MS
DNDFcell	0.7	0.64	0.47	0.46	-
W_VV	192	37	46	40	gMS.m ⁻²
alpha_PAR	0.044	0.044	0.044	0.044	-
Tb1	4	4	4	4	°C
Tb2	10	10	10	10	°C
Tb3	20	20	20	20	°C
beta_T	0.05	0.05	0.05	0.05	-
b_IN	0.25	0.25	0.25	0.25	-
SLA	0.026	0.0297	0.0298	0.0247	m ² .g ⁻¹ MS
rho_VV	2400	926	732	404	gMS.m ⁻³
NDF_VV	565	565	565	565	g.kg ⁻¹ MS
DNDF_VV	0.75	0.75	0.75	0.75	-
gamma_min	0.4	0.68	0.33	0.55	-
gamma_max	0.7	0.72	0.77	0.67	-
W_RV	0	0	0	0	gMS.m ⁻²
a_IN	0.25	0.25	0.25	0.25	-
rho_RV	490	291	192	72	gMS.m ⁻³

NDF_RV	565	565	565	565	g.kg ⁻¹ MS
DNDF_RV	0.7	0.7	0.7	0.7	-
NDF_ST2	565	565	565	565	g.kg ⁻¹ MS
NDF_RVmax	710	710	710	710	g.kg ⁻¹ MS
DNDF_STmin	0.45	0.45	0.45	0.45	-
DNDF_ST2	0.7	0.7	0.7	0.7	-
W_VS	43	14	134	242	gMS.m ⁻²
K_VS	0.001	0.001	0.001	0.001	°Cj ⁻¹
KI_VS	0.001	0.001	0.001	0.001	°Cj ⁻¹
rho_VS	1500	253	1269	2979	gMS.m ⁻³
NDF_VS	680	680	680	680	g.kg ⁻¹ MS
DNDF_VS	0.45	0.45	0.45	0.45	-
W_RS	0	5	165	157	gMS.m ⁻²
K_RS	0.0005	0.0005	0.0005	0.0005	°Cj ⁻¹
KI_RS	0.0005	0.0005	0.0005	0.0005	°Cj ⁻¹
rho_RS	580	207	1002	1652	gMS.m ⁻³
NDF_RS	830	830	830	830	g.kg ⁻¹ MS
DNDF_RS	0.4	0.4	0.4	0.4	-

Figure 4-1 : Tableau des valeurs des 4 nouveaux faciès standards – Le faciès 1 correspond à un couvert de dactyle de deux ans (Garcia et al., 2003 ; les faciès 2,3 et 4 correspondent à des couverts de prairie permanente gérées respectivement avec 1 fauche 4 pâturages, 4 pâturages, et un seul pâturage, données de Louault F., com.pers.)

Annexe 5 : Qu'est ce que la validation, concepts généraux et techniques

Travail réalisé par Benjamin ASTRE et Michael Gaurut au début du stage.

Actuellement les thèmes de recherche abordent des sujets de plus en plus complexes au sens où les sciences empirico formelles ne suffisent plus pour prédire l'évolution d'un système étudié. Afin de palier cette lacune, les équipes de chercheurs se tournent maintenant vers des modèles destinés à être simulés à l'aide d'outils informatiques de plus en plus performants.

Un modèle est une fonction qui associe à un ensemble de paramètres d'entrées (éléments réels connus et retenus) un ensemble de variables de sorties (les caractéristiques réelles voulues) et est censé faire évoluer ces sorties en fonctions des entrées en approximant de manière satisfaisante le phénomène complexe étudié. On parle ainsi de modélisation du phénomène. Un modèle prend toujours en compte moins de facteurs que le phénomène qu'il modélise, à l'image du battement d'ailes d'un papillon à Tokyo entraînant un ouragan à San Francisco dont on ne peut pas déterminer la suite des facteurs liant ces deux événements. On ne retiendra que ceux dont l'impact apparaît important (ou dont on sait quelle est l'influence) et bien entendu qu'il est possible de prendre en compte (une quantité trop importante de papillon battent des ailes à un instant donné). Par exemple, si l'on souhaite modéliser le cycle de reproduction d'un ruminant, un facteur important serait la connaissance de son état, gestant en lactation ou tari, adulte ou en croissance. Mais la géométrie du terrain n'a pas une influence significative sur ce cycle, d'où l'omission de ce facteur lors de la modélisation.

La plupart des modèles brassent un nombre important de données, son implémentation informatique appelé simulateur apporte la rapidité nécessaire pour obtenir les sorties dans un temps satisfaisant. Un tel processus nécessite une validation, c'est-à-dire de vérifier la bonne adéquation avec le phénomène modéliser, que nous allons maintenant détaillé.

1. Qu'est ce que la validation d'un simulateur ?

La validation est un processus qui doit s'effectuer tout au long de la conception du modèle et de l'implémentation du simulateur. Ainsi il faut différencier des méthodes distinctes pour chaque étape de travail ([12]).

On distingue ainsi trois étapes :

- Validation du modèle conceptuel
- Vérification de l'implémentation du simulateur
- Validation des résultats

Ces trois méthodes vont être décrite dans les parties suivantes.

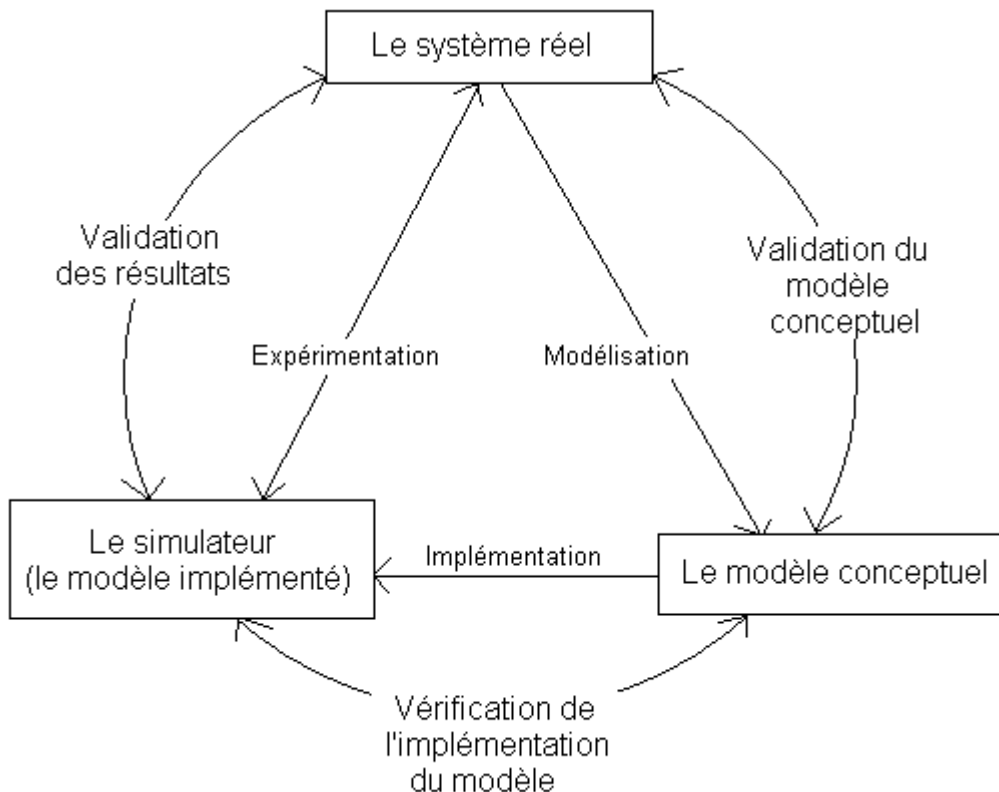


Figure 5-1 : Schématisation du processus de modélisation (voir [12])

2. La validation du modèle conceptuel

Cette première étape permet de valider la modélisation réalisée. Il faut tout d'abord s'assurer que les données (entrées/sorties et paramètres internes) sur lesquelles reposent la validation sont correctement utilisées, représentées et cohérentes. Une mauvaise représentation serait de travailler avec des longueurs en mètre dans le modèle alors que les données sont en millimètre. Un exemple d'incohérence serait de concevoir un modèle pour des températures variant de 0 à 2 degrés alors que les données sont mesurées sur un intervalle de 20 à 30 degrés.

Ensuite, il faut valider la phase d'analyse, c'est-à-dire la théorie qui est à l'origine du modèle. Certains éléments de cette théorie peuvent être des propriétés des paramètres comme la linéarité, l'indépendance ou encore que l'on ait des arrivées suivant une loi de Poisson. La validité est ici testée par des analyses mathématiques ou des méthodes statistiques qui s'appuient sur les données expérimentales dont on dispose.

Enfin, vient la validation du modèle à proprement parler qui a pour objectif d'éviter le risque de modéliser autre chose que le système étudié. On vérifiera les relations entre les différents concepts du modèle, souvent à l'aide d'une approche objet qui formalise de manière simple les concepts de spécialisation/généralisation, composition/agrégation... . On parle ici de validation structurelle. On peut pratiquer aussi une validation événementielle où l'on vérifie que les événements produits par le modèle sont les mêmes que ceux générés par le système réel.

3. La vérification du modèle implémenté

Cette validation se place à un niveau plus technique en considérant le simulateur. Les choix du type de simulation (discrète ou continue), du générateur de nombre aléatoire, des méthodes de génération des lois de distribution sont-ils adaptés au modèle conceptuel ? Une fois ces choix validés le logiciel doit être lui aussi analysé pendant et après son implémentation. Dans le cadre d'un développement orienté objet on effectuera quatre types de test :

- Test de composant où l'on vérifie chaque objet identifié lors de la conception du modèle ainsi que ses méthodes.
- Test d'assemblage où l'on vérifie la cohérence entre les différents objets regroupés dans un sous système d'objets ayant un but commun, ainsi que les relations entre les différents sous-systèmes.
- Test d'intégration où l'on s'assure que le logiciel fonctionne correctement dans l'environnement où il est utilisé. (système d'exploitation, réseaux, ...).
- Test d'utilisateur qui permet de vérifier que le logiciel répond aux exigences et aux objectifs du modèle conceptuel.

4. La validation des résultats

La validation des résultats permet de s'assurer que ces derniers sont en adéquation avec le système réel. On s'assure ainsi que le modèle réagit correctement et de façon similaire au phénomène étudié. La validation des résultats est certainement l'un des passages les plus délicats dans le processus de validation. De part le fait notamment que le nombre de méthodes existantes est très important et qu'il faut savoir sélectionner celles qui pourront fournir des résultats exploitables et significatifs pour le modèle étudié. Il peut aussi surgir des problèmes quant à la quantité de valeurs mesurées qui peut être trop faible, ou cher à se procurer. Un temps de simulation long peut aussi poser problème car valider des résultats nécessite souvent un nombre important de sorties, notamment pour les simulateurs stochastiques où le nombre important de réplifications d'une simulation est obligatoire.

Dans les parties à venir nous allons voir un ensemble non exhaustif de techniques de validation lesquelles pourront être appliquées à la validation des résultats. Nous ne détaillerons que les plus connues et les plus prometteuses.

La validation des résultats et aussi appeler « la validation opérationnelle ».

5. Les catégories de techniques

La validation de simulateur est un domaine comprenant un nombre très important de méthodes dont l'application dépend énormément du type de simulateur et du domaine étudié. Ainsi il est primordial de trouver une classification de ces méthodes afin de choisir facilement les méthodes adaptées à la validation du simulateur. Il existe dans la littérature plusieurs classifications, par exemple R. G. Sargent [12] en propose une se basant sur deux points, le fait que le système étudié soit observable ou non, et l'approche adoptées pour construire le simulateur c'est-à-dire si elle est subjective ou objective.

	Système observable	Système non observable
Approche subjective (on se base sur le sujet de	Comparer en utilisant des graphiques	Explorer les comportements du

l'étude pour modéliser)	Explorer les comportements du modèle	modèle Comparer avec d'autres modèles
Approche objective (on se base sur les objectifs de l'étude pour modéliser)	Comparer en utilisant des tests et des procédures statistiques	Comparer avec d'autres modèles en utilisant des tests et des procédures statistiques

Figure 5-2 : Classification des méthodes pour la validation opérationnelle (voir [12])

D'une autre manière, J. P. C. Kleijnen [12] propose certaines techniques de validation en fonction du type des données dont on dispose :

- ✓ Si on ne possède aucune données, comme par exemple pour simuler une guerre nucléaire car aucun évènement de ce genre ne c'est déjà produit, alors il faut travailler sur les données simulées en les comparant aux connaissances des experts, c'est le « face validity ». Ensuite on réalise une analyse de sensibilité.
- ✓ Si on possède des données sur les sorties réelles et aucune donnée sur les entrées ou le scénario, on peut comparer deux échantillons bien connus avec un test de Student ou un autre test statistique ou appliquer un bootstrap.
- ✓ Sinon (données sorties et entrées), on peut utiliser la méthode du « trace-driven » avec des méthodes de régression ou un bootstrap si on ne possède pas la normalité. Dans le principe le « trace-driven » consiste en la comparaison de la suite des évènements partants des mêmes données d'entrée pour le système réel et le simulateur. On peut ensuite appliquer des méthodes de régression pour valider ou non cette comparaison.

Le bootstrap (cité ci-dessus) est une méthode de traitement de données, elle permet d'obtenir de plus grandes quantités de données lorsque celles-ci viennent à manquer. Le principe est de créer plusieurs échantillons de données à partir du petit échantillon de base, et cela par une succession de tirages aléatoires. A la sortie dans chacun des nouveaux échantillons on a certaines des données d'avant et certaines sont répétées plusieurs fois. On peut ensuite appliquer certaines des méthodes de validation sur tous ces échantillons.

Par la suite nous avons choisi de classier les méthodes de validation suivant quatre catégories principales (par confrontation, par comparaison, relationnelle et graphique) puis de détailler dans une cinquième partie les outils statistiques qui peuvent être utilisés dans chacune de ces quatre premières parties.

a. La validation par confrontation

Cette catégorie est basée sur l'expérience des experts du système étudié. Elle consiste à chaque phase de la modélisation, à faire appel à la connaissance des experts du système. Cela pour savoir si le modèle correspond au système modélisé et si son comportement est cohérent. Tout ceci permet ainsi de minimiser le risque de malentendus sur ce que l'on pense avoir modélisé. Cette méthode est aussi appelée "Face validity" ou "à dire d'experts". Afin de simplifier les résultats obtenus ou de les homogénéiser avec les connaissances des experts, on peut utiliser certaines techniques statistiques comme le calcul d'intervalles de confiance ou de données statistiques (moyenne, variance, corrélation, etc...). D'autre part un test simple mais non moins efficace est celui de Turing qui consiste à faire dissocier les données issues du modèle de celles expérimentales par les experts du domaine. Si cela leurs est impossible, on considère que le modèle est valide dans sa globalité.

b. La validation par comparaison

La validation par comparaison consiste comme son nom l'indique à comparer le modèle réalisé avec d'autres modèles déjà validés ou à comparer les résultats des simulations avec les données expérimentales que l'on possède. Dans le deuxième cas, la meilleure façon de procéder est de partir d'un état initial connu de l'un des jeux de données expérimentales dont on dispose pour lancer la simulation. Ainsi la comparaison aura une bonne crédibilité. Si de plus on possède un tracé évolutif expérimental, alors la crédibilité de la comparaison sera encore meilleure.

Pour ce faire, on peut utiliser différentes techniques comme les outils graphiques détaillés au paragraphe d. Aussi le calcul d'intervalles de confiance et de tests d'hypothèses peuvent s'avérer utiles pour valider ou non ces comparaisons (voir §e pour le détail de ces deux techniques).

c. La validation relationnelle

Techniques construites autour de relations simples reliant certaines entrées du modèle à certaines sorties. Ces relations étant connues de manière théorique ou vérifiées par l'expérience. Cette validation peut se distinguer suivant les trois niveaux de validation vus précédemment (§2, 3 et 4).

Au niveau conceptuel, on travaille sur la structure du modèle et la suite des événements observés.

Au niveau implémentation, on pourra effectuer des tests de conditions extrêmes afin de tester la robustesse du logiciel. Egalement, des cas dégénérés pourront être simulés afin d'analyser la réaction du modèle à ces données incohérentes.

Au niveau des résultats, On utilise des outils statistiques comme l'ACP, la régression linéaire, des tests d'hypothèses ou encore des méthodes spectrales.

En plus de tout ceci, des analyses de sensibilité doivent être menées afin de connaître l'influence exacte de chaque paramètre du simulateur sur les résultats qu'il nous fournit, et également de comparer cette influence avec celle observée dans la réalité.

d. La validation graphique

Dans cette partie nous allons voir comment des méthodes graphiques peuvent aider à la validation d'un simulateur. On peut tout d'abord distinguer trois types de graphiques, les statiques (des courbes, des schémas, etc....), les animations et la réalité virtuelle avec des images de synthèses.

Dans le cas statique, on représente en général l'une des choses suivantes :

- Certaines variables statistiques : minimum, maximum, moyenne, variance, les distributions, etc...
- Les relations entre différentes variables
- Les relations entre les mesures d'une même variable
- Etc...

Et on utilise les types de graphiques suivants :

- Courbes
- Histogrammes, camemberts
- Représentations réalistes

- Box plots
- Nuages de points
- Etc...

On peut ainsi vérifier la bonne répartition des différentes données, leurs proportions, leurs évolutions.

Pour ce qui est des animations, leurs apports concernent surtout la compréhension du traitement effectué pour les décideurs qui n'ont pas nécessairement des notions suffisantes de statistique pour comprendre les graphiques statiques ou des autres outils techniques utilisés lors de la modélisation. Enfin la réalité virtuelle permet une immersion totale dans le système modélisé et son évolution.

Toutes ces méthodes de visualisation graphique sont très appropriées lors du « face validity », c'est-à-dire lorsque que l'on fait appel au jugement des experts du domaine modélisé.

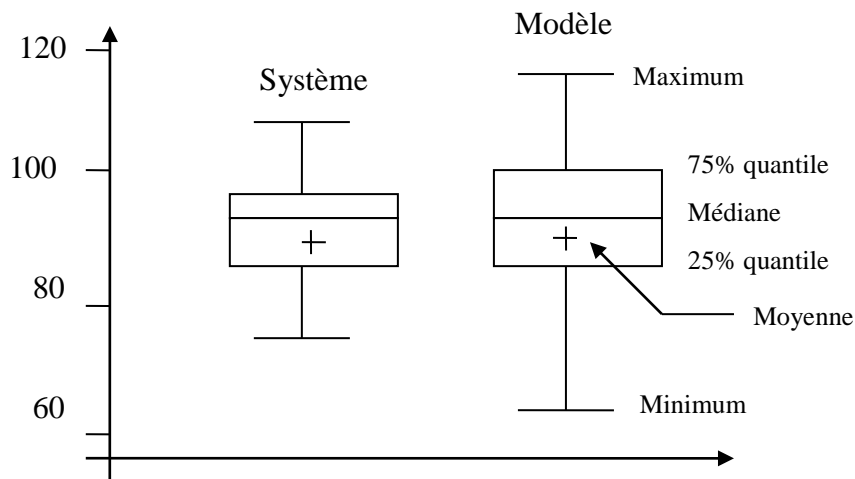


Figure 5-3 : Un exemple de graphique statistique : le box plot

e. Les outils statistiques

Dans cette partie, seront décrites les différentes techniques de statistiques qui ont été évoquées précédemment.

(1) Méthode factorielle, ACP

Le but de l'ACP (analyse en composantes principales) est de représenter dans un espace plus petit un ensemble de données décrites sur n variables en gardant le maximum d'information que donnait l'ensemble des données initiales. Soit l'espace des données D de dimension n , et P un sous espace de D de dimension q . Il s'agit de trouver dans cet ensemble de sous espaces, celui qui pourra rendre compte au mieux de la dispersion du nuage de points formé par les données dans D .

Ainsi soit P un sous espace de D . Soit P_i le point de D représentant la donnée i projeté dans P et $d(P_i, P_j)$ la distance entre les points P_i et P_j . Une caractéristique qui rend compte de la dispersion du nuage est la somme des carrés des distances de l'ensemble des couples de

points. On souhaite alors trouver le sous espace D qui maximise ce nombre (la dimension du sous espace est déterminé par l'analyste).

D'où la fonction :

$$\max_p \sum_{i,j}^n d^2(P_i, P_j)$$

On montre que cela revient à maximiser la distance de tous les points à leur barycentre (dans P). D'où :

$$\max_p \sum_i^n d^2(P_i, G)$$

On obtient en projetant sur la base orthonormée de P puis en passant en écriture matricielle :

$$\Leftrightarrow \max_p \sum_i^q \vec{e}_i^T \cdot X^T \cdot X \cdot \vec{e}_i$$

Où les e_i sont les vecteurs de la base orthonormée de P et X la matrice des $G P_i \cdot e_j$.

On remarquera que $C = X^t \cdot X$ est la matrice de corrélation. D'où $C_{i,j} = \text{cor}(i,j)$. Pour trouver ce maximum il convient donc de diagonaliser C et de prendre comme espace de projection de dimension q les q vecteurs propres associées aux q plus grandes valeurs propres (généralement q=2 ou 3 pour pouvoir représenter les variables graphiquement). Pour choisir q de manière intéressante (de façon à garder assez d'information mais ne pas en perdre trop) plusieurs critères empiriques sont fréquemment utilisés :

- 1) On garde les q valeurs propres au-dessus de la moyenne des valeurs propres
- 2) On augmente q jusqu'à ce que la proportion expliquée de la variance atteigne 0.9. La proportion expliquée de la variance se calcule par la formule :

$$PVE = \frac{\lambda_1 + \dots + \lambda_q}{\lambda_1 + \dots + \lambda_n} = \frac{\sum_{i=1}^q \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i}$$

où les λ_i sont les valeurs propres de la matrice de corrélation triées dans l'ordre décroissant.

- 3) dessiner l'histogramme des valeurs propres dans l'ordre décroissant (scree graph). Il apparaît généralement un angle. Il convient de garder seulement les valeurs propres précédentes à cet angle. Dans l'exemple ci-dessous on ne garderait que les deux premières valeurs propres.

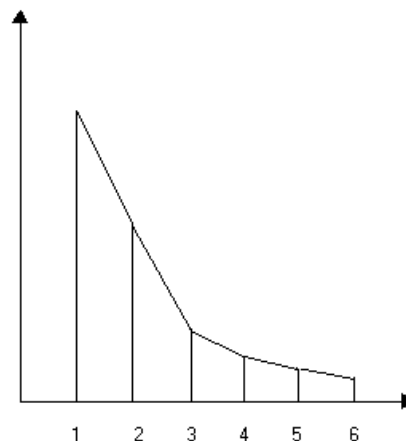


Figure 5-4 : Diagramme des valeurs propres (scree graph)

A ce stade on a donc l'ensemble des données projetées dans un sous espace ayant pour base une combinaison linéaire des variables initiales du problème. Il est alors légitime de se poser comme question : Que représente chaque axe de la nouvelle base ? Pour répondre à cette question il faut construire la matrice de saturation appelée aussi matrice de corrélation entre facteurs et variables qui indique qu'elle variable sont expliqués en fonction de quel facteur lorsque les coefficients sont grands. On peut alors représenter les données à l'aide du cercle de corrélation. En dimension 2, cela se représente par la figure suivante :

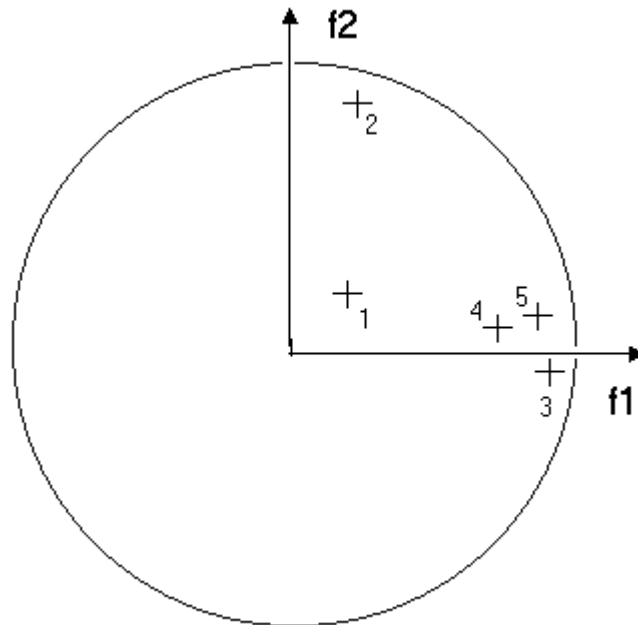


Figure 5-5 : Cercle des corrélations

La représentation de la variable 1 (point 1) par les facteurs f1 et f2 est très médiocre (car proche de zéros). En revanche les autres variables sont plutôt bien représentées par les deux facteurs (proche du bord du cercle).

L'interprétation de f1 serait une notion mélangeant les notions apportées par les variables 3, 4, 5 et l'interprétation de f2 serait sensiblement la même que la variable 2.

On constate que pour faciliter l'interprétation des facteurs, il peut être intéressant d'avoir les coefficients de la matrice de saturation soit proche de un soit proche de zéros. Ceci peut être fait en multipliant cette dernière par une matrice de rotation.

Ainsi cette méthode permet un changement de repère avec des axes indépendants au sens des corrélations dans un espace plus restreint et par conséquent donnant une représentation plus interprétable.

(2) La régression

Voyons d'abord le principe de la régression. Cette méthode est utilisée pour approximer une variable donnée Y en fonction de n autres variables X_1, \dots, X_n . Ainsi on a l'approximation suivante pour une régression linéaire multivariée :

$$\hat{Y} = b_0 + b_1 X_1 + \dots + b_n X_n$$

Mais on peut aussi faire une régression linéaire univariée, dans ce cas on approxime Y par un polynôme de degré k qui est à définir de manière à avoir suffisamment d'informations et un minimum de complexité :

$$\hat{Y} = b_0 + b_1X + b_2X^2 \dots + b_kX^k$$

L'approche univariée a pour avantage de faciliter les représentations graphiques (exemple : moindres au carré Figure 5-6). Il faut ensuite avoir un critère afin de déterminer la meilleure approximation. Par exemple, pour les moindres au carré, le critère est :

$$\text{Minimiser } \sum_{i=1}^n (X_i - \hat{Y}_i)(X_{i_e} - Y_i)$$

où les (X_{i_e}, Y_i) sont les points expérimentaux et les (X_i, \hat{Y}_i) sont les points de la droite ou de la courbe (pour un polynôme de degré $k > 1$) d'approximation de Y , un exemple est donnée sur la figure suivante :

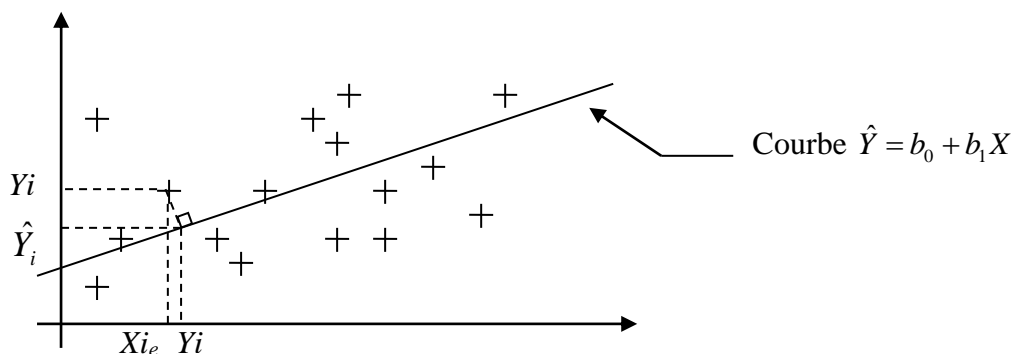


Figure 5-6 : Représentation de l'application des moindres au carré sur un exemple

De plus si on est dans le cas multivariée il est nécessaire de faire des tests de significativité du résultat obtenu, en effet les résultats pourraient n'être dus qu'à des détails des données expérimentales qui ne devraient donc pas influencer les résultats. Dans le cas d'influences trop importantes des détails ce test devra déclarer les résultats non significatifs (ce test se base en général sur R^2 coefficient de détermination).

f. Méthodes de classification

Classifier c'est, regrouper entre eux des objets similaires selon certains critères. Le critère peut être simple ou multiple, numérique ou catégoriel... Les diverses techniques de classification visent à répartir un ensemble d'individu décrit par p caractéristiques en un ensemble de m sous-groupe. Ce nombre de sous-groupes doit résulter d'un compromis entre une description suffisamment simple (m pas trop grand) mais assez détailler (m pas trop petit).

De nombreuses méthodes de classification existent, les méthodes de partitionnement, de classification hiérarchique ascendante/descendante, ...

Un processus de classification permet donc à partir de critères de différenciations de distinguer des individus suivant leur appartenance à tel ou tel groupe : Ceci peut être intéressant dans le processus de validation. En effet imaginons une classification établie basée sur un nuage de points constitués par diverses simulations. Prenons ensuite un point issu de données établies par l'expérience. Si d'après les données initiales de l'expérience ce point

devait appartenir au groupe A et que pour le classifieur il appartient au groupe B alors il en résulte sûrement un défaut de modélisation.

Il convient donc de générer beaucoup de point issu de la simulation en partant de plusieurs occurrence de plusieurs simulation issue par exemple d'une technique de bootstrap (voir annexe bootstrap) afin d'explorer une grande partie de l'espace des possibles. Dans cet ensemble de point qui permettra à l'algorithme de classification de construire des groupes a priori corrects, on ajoute le point issu de l'expérience. On applique en suite un algorithme de classification. Si le point ajouter est loin du groupe auquel il était censé appartenir, le modèle est supposé avoir un problème.

Quoi qu'il en soit pour n'importe qu'elle technique de classification, il faut d'abord définir un indice de dissimilarité (ou inversement de proximité). Ensuite choisir la méthode de regroupement qui permettra de savoir si deux individus appartiennent au même groupe ou non.

On distingue deux grands types de classification :

- Le partitionnement : abouti à la décomposition de l'ensemble des individus en m groupe disjoint
- La classification hiérarchique : Elle regroupe les individus suivant un niveau de précision comme sont regroupé les animaux en espèce, race, Ainsi En faisant l'ensemble des individu distinct au départ se retrouveront rassembler dans un unique groupe. Entre ces deux extrêmes ils seront répartis dans des groupes distincts. On peut représenter cette classification par un dendrogramme :

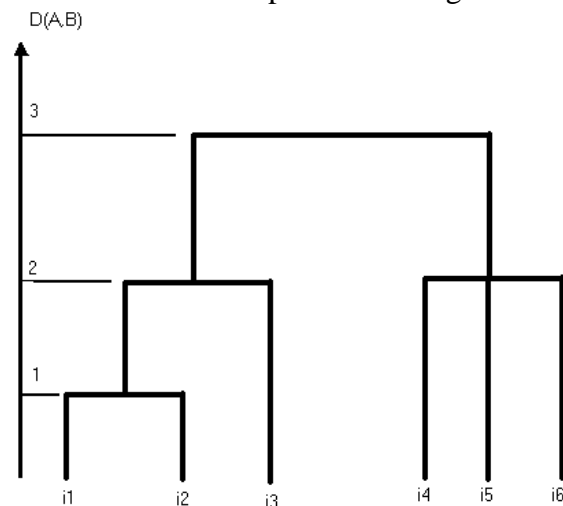


Figure 5-7 : Classification hiérarchique, exemple : Dendrogramme

$D(A,B)$ est la distance à laquelle les groupes A et B ont été réunis, appelé niveau d'agrégation.

Indice de dissimilarité :

On distingue ici deux cas :

- Le variable définissant un individu sont quantitatives
- Les variables définissant un individu sont qualitatives

Dans le premier cas on définira les distances directement sur les composantes des vecteurs représentant les individus. On pourra ainsi utilisé :

- La distance euclidienne
- La distance en puissance généralisé

- La distance de Minkowski
- La distance de Chebychev
- La distance de Manhattan

Dans le second cas, on ne peut pas réellement parler de distance pour une composante donnée. En effet imaginons l'attribut catégoriel métier : qu'elle est la plus grande distance D(chauffeur,plombier) ou D(chauffeur, chirurgien) ? Nous allons donc devoir redéfinir de la caractéristique qui permettra de mesurer une distance entre deux individus. On pourra par exemple définir dans le cas d'attribut binaire :

- a_{ij} le nombre de co-occurrence entre les individus i et j
- d_{ij} le nombre de co-absence entre les individus i et j
- b_{ij} le nombre d'attribut présent chez i et absent chez j
- c_{ij} le nombre d'attribut présent chez j et absent chez i

Ainsi on peut proposer les distances suivantes entre deux individus i et j :

Euclidienne binaire	:	$d_{ij} = \sqrt{b_{ij} + c_{ij}}$
Euclidienne binaire carrée	:	$d_{ij} = b_{ij} + c_{ij}$
Différence binaire de taille	:	$d_{ij} = \frac{(b_{ij} - c_{ij})^2}{(a_{ij} + b_{ij} + c_{ij} + d_{ij})^2}$
Différence binaire de motif	:	$d_{ij} = \frac{b_{ij}c_{ij}}{(a_{ij} + b_{ij} + c_{ij} + d_{ij})^2}$
Différence binaire de forme	:	$d_{ij} = \frac{(a_{ij} + b_{ij} + c_{ij} + d_{ij})(b_{ij} + c_{ij}) - (b_{ij} - c_{ij})^2}{(a_{ij} + b_{ij} + c_{ij} + d_{ij})^2}$
Différence binaire de variance	:	$d_{ij} = \frac{b_{ij} + c_{ij}}{4(a_{ij} + b_{ij} + c_{ij} + d_{ij})}$
Dissimilarité binaire de Lance & Williams	:	$d_{ij} = \frac{b_{ij} + c_{ij}}{2a_{ij} + b_{ij} + c_{ij}}$

Il faut ensuite définir la distance entre deux groupes. Là encore nombre de définition sont présente. La méthode du saut minimale qui consiste a donné comme distance la plus petite des distance de l'ensemble des couples (i,j) ou i appartient au premier groupe et j au second. Cependant la méthode la plus élégante dans sa conception et dont les dendrogramme associé semble bien ramifié est la méthode de ward basé sur la décomposition inter/intragroupe de la variance covariance. L'expression de la distance est alors :

$$D_w(A, B) = \frac{n_A n_B}{n_A + n_B} d^2(x^{-[A]}, x^{-[B]})$$

Avec l'indice de similarité et la distance entre les groupes, l'algorithme de conception des groupes est entièrement spécifié.

(1) Intervalles de confiance et tests statistiques

On appelle intervalle de confiance $[a,b]$ à $100\alpha\%$ l'intervalle tel que pour une variable aléatoire X donnée :

$$P(X \in [a,b]) = \alpha$$

Plutôt que de comparer les données simulées aux données expérimentales sur le seul critère de leurs valeurs numériques il peut être intéressant de procéder de la manière suivante :

- On peut chercher les intervalles de confiance des sorties du simulateur et regarder par exemple le pourcentage de données expérimentales appartenant à ces intervalles de confiance.
- On peut aussi faire des tests statistiques sous l'hypothèse : « Mes données expérimentales se trouve dans l'intervalle de confiance ». Un test statistique sous une hypothèse permet de rejeter ou garder cette hypothèse. Quand l'hypothèse est gardée ce n'est pas qu'elle est vraie mais qu'il n'y a pas assez d'éléments pour la réfuter, inversement une hypothèse est rejetée lorsque le nombre d'éléments jouant en sa défaveur est suffisant pour la considérer comme fausse selon un certain seuil.

Deux types d'erreurs peuvent alors se produire :

- ❖ Risque de première espèce : rejeter à tort l'hypothèse.
- ❖ Risque de seconde espèce : accepter à tort l'hypothèse.

On cherchera bien sûr à minimiser le risque de seconde espèce avant tout, puis celui de première espèce.

Les valeurs permettant de construire les intervalles de confiance pourront être données par une analyse de sensibilité décrite au paragraphe suivant.

(2) *Analyse de sensibilité*

Le principe de l'analyse de sensibilité d'un modèle est de faire varier certains paramètres et de regarder l'impact de ces variations sur les sorties de ce modèle. On peut ainsi identifier le rôle de chaque paramètre au sein du modèle et vérifier que les variations observées sont cohérentes et attendues, et que le simulateur est robuste sur des variations extrêmes des paramètres.

L'un des principaux problèmes est bien entendu le choix des paramètres à faire varier et les sorties associées pour mesurer la sensibilité du simulateur. En effet certains paramètres vont affecter énormément une partie des sorties et ne rien changer pour une autre. Il ne faudrait alors pas conclure qu'un paramètre est peu influent s'en s'être assuré que les bonnes sorties ont été analysées. Il faut aussi choisir la méthode de variation. On peut faire varier variable par variable (analyse pas à pas) ou au contraire les modifier en groupe (analyse croisée). Il faut aussi définir les intervalles dans lesquels ces variables vont prendre leurs différentes valeurs. On peut ensuite faire varier ces variables « à la main » en se fixant un pas ou par un tirage aléatoire dans les différents intervalles préalablement établis. La première façon de faire est plus simple à mettre en œuvre mais les résultats sont plus approximatifs (au sens où les statistiques sont d'autant plus fiable que les échantillons concernent un nombre important d'individu). La deuxième méthode, elle, est plus coûteuse en temps (nombre de simulation important) et demande un plus grand investissement (création d'un programme pour traiter les nombreuses sorties) mais offre des résultats très fiables.

On peut ainsi résumer le processus d'analyse de sensibilité par le schéma suivant :

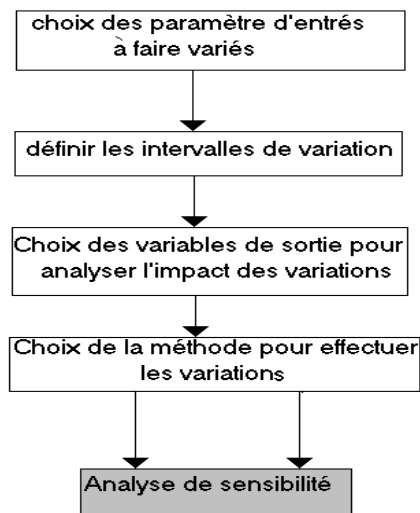


Figure 5-8 : La procédure de travail de l'analyse de sensibilité

Une analyse de sensibilité permet de repérer les paramètres qui influencent de manière significative les sorties et ainsi prendre connaissance des réactions générales du simulateur aux vues des valeurs des paramètres d'entrées. Elle est donc une étape importante voir essentielle dans le processus de validation d'un modèle, ne serait ce que pour calibrer certains paramètres et établir les intervalles de confiance des sorties.

6. Conclusion

Nous venons de voir une procédure globale de validation et toute une série de techniques appliquées toute au long de cette procédure. On a bien pu constater dans ce document que la meilleure façon de procéder est d'appliquer une validation continue, c'est-à-dire tout au long du processus de conception du simulateur (modélisation, implémentation et résultats). Cela permet de s'assurer de la bonne finition de chaque étape afin d'avoir le moins possible à revenir sur des étapes précédentes. Le but de notre travail est d'effectuer la dernière de ces étapes (validation des résultats) afin d'assurer que le fonctionnement est celui attendu. Mais lors de ce travail, certains défauts des simulateurs peuvent aboutir à la non validation du simulateur, et il nous sera alors nécessaire de remonter les étapes pour rectifier ces défauts.

L'ensemble des techniques vues précédemment ne correspond en aucun cas à une liste exhaustive des techniques existantes, mais à l'ensemble de celles le plus couramment utilisées. Bien sûr, aucune de ces techniques ne permet de s'assurer de la parfaite validité du simulateur à elle seule. Il convient alors d'utiliser, dans la mesure du possible, le plus large panel de techniques adaptées. Entre toutes ces techniques certaines sont plus simples que d'autres mais elles peuvent très bien apporter autant d'informations sur la validité du simulateur que les techniques complexes.

Après tout ces travaux de conception et de validation du simulateur, ce dernier peut être vendu ou juste utilisé à des fins de recherche, mais dans ces deux cas il est très intéressant de mettre en place un suivi de son évolution. En effet, il se peut que des éléments nouveaux apparaissent et permettent une remise en cause du travail. Dans ce cadre une documentation de validation est très utile car si des modifications sont effectuées, une nouvelle validation doit intervenir qui ne sera pas très différente de la première. Cette documentation permettra alors de ré appliquer la même procédure.

Annexe 6 : Description des paramètres d'entrée du simulateur

Paramètre	Description	Valeur standard
LW	Poids de l'animal (kg)	69
MER	Besoin énergétique quotidien (kcal ME/kg LW ^{0.75})	130
EBC	Bilan énergétique cumulé de la veille	0
TEMPSMANGERMOY	Durée moyenne d'une séquence de défoliations (s)	1200
TEMPSBOIREMOY	Durée moyenne d'une séquence de buvée (s)	1200
TEMPSREPOSCOURTMOY	Durée moyenne d'une séquence de repos court (s)	1200
TEMPSREPOSLONGMOY	Durée moyenne d'une séquence de repos long (s)	1200
TEMPSRUMINATIONMOY	Durée moyenne d'une séquence de rumination (s) Rq : attention ce paramètre n'est pas utilisé dans la version actuelle du simulateur	1200
X_DEPART	Position de départ en abscisse de l'animal	-
Y_DEPART	Position de départ en ordonnée de l'animal	-
A	Un paramètre des fonctions de perception (voir 1.3.2.2)	5 pour la fonction de perception OFT et 15 pour la fonction Preference1
B	Un paramètre des fonctions de perception	0.3
APERCEPTION	Un paramètre de la fonction Preference 1	?
BPERCEPTION	Un paramètre de la fonction Preference 1	?
SELECTION	Paramètre intervenant dans le choix des cellules (voir 1.3.2.2)	10
PONDERATION	Pondération des probabilités des cellules	0
FCTDISTANCE	La fonction de distance choisie pour gérer la grégarité du troupeau (min, barycentre ou particulier)	barycentre
NBPROCHES	Paramètre utile pour la fonction barycentre, c'est le nombre d'animaux intervenant dans le calcul du barycentre	Nombre d'animaux du troupeau -1
PARTICULIER	Paramètre définissant l'animal vers lequel il se rapproche si on a choisi la fonction particulier	-

Figure 6-1 : Description des fonctions des paramètres du fichier *ruminant.csv* et de leurs valeurs standard

Paramètre	Description	Valeur standard
DIR_DEPART	Direction de départ	0
DIRMILIEU	Probabilité de la direction milieu	0.8
DIRDROITE	Probabilité de la direction droite	0.1
DIRGAUCHE	Probabilité de la direction gauche	0.1
RG1	Probabilité de distance	0.7
RG2	Probabilité de distance	0.2
RG3	Probabilité de distance	0.1
FACTEURREPOSCOURT	N'est plus utilisé	1.1
DISTMIN	Distance parcourue par l'animal tête haute en 1 s (borne inférieure)	0.7
DISTMAX	Distance parcourue par l'animal tête haute en 1 s (borne supérieure)	1.5
TEMPSMIN	Temps nécessaire pour que l'animal parcoure 1 m tête basse (borne inférieure)	2
TEMPSMAX	Temps nécessaire pour que l'animal parcoure 1 m tête basse (borne supérieure)	3
TEMPELOIGNEMENTLEADER	Période des tests d'éloignement par rapport au leader (en s)	60
TEMPELOIGNEMENTTROUPEAU	Période des tests d'éloignement par rapport au troupeau (en s)	900
TEMPSMAJPOSITION	Période de mise à jour de la position du leader	10
TEMPSCALCULTRAJECTOIRE	Période des réajustements de la trajectoire par rapport au leader	10
D1LEADER	Distances permettant de calculer la motivation à se déplacer par rapport au leader	1
D2LEADER	idem	8
D3LEADER	idem	25
D1TROUPEAU	Distances permettant de calculer la motivation à	1

	se déplacer par rapport au troupeau	
D2TROUPEAU	Idem	8
D3TROUPEAU	idem	25
POURCENTSATISFACTION	Pourcentage de satisfaction du site alimentaire sur lequel se trouve l'animal	1
XDESTLEADER	Coordonnées de destination du leader lors de son déplacement long	2
YDESTLEADER	idem	5
DN_i	Fonction DN	-

Figure 6-2 : Description des fonctions des paramètres du fichier *troupeau.cfg* et de leurs valeurs standard

Annexe 7 : Description des fichiers de sortie du simulateur à l'issue du stage

Fichier	Description
.../Echeancier.csv	Renseigne les entrées, sorties et traitement des évènements dans l'échéancier au cours d'une répllication, ces informations sont fournies pour chaque jour de simulation
.../Vegetation/Defol.csv	Fourni les informations qui sont envoyées au modèle Végétal par le modèle Animal sur les quantités défoliées par l'animal
.../Vegetation/Choix.csv	Fourni les informations envoyées par le modèle Végétal pour les cellules du champ de vision de l'animal afin que ce dernier puisse faire son choix
.../Vegetation/Maj_init.csv	Renseigne toutes les sorties végétales sélectionnées dans l'interface pour le jour précédent le premier jour de simulation végétal c'est-à-dire qu'il contient la configuration initiale de la parcelle
.../Vegetation/Maj_(n°jour).csv	Renseigne toutes les sorties végétales sélectionnées dans l'interface pour le jour « n°jour » et ce pour chaque cellule de la parcelle
.../Vegetation/StatsVege.csv	Renseigne toutes les sorties végétales sélectionnées dans l'interface avec leurs moyennes et leurs écart-type sur une journée et par site végétal
.../Troupeau/Animal_(n°animal)/AnimJour.csv	Il contient les valeurs cumulées de Ding, Qing, Drum et aussi les moyennes de NDFSeq, DNDFSeq, QiSeq, LP, SP
.../Troupeau/Animal_(n°animal)/Ingestion.csv	Fourni des informations sur chaque séquence d'ingestion de la simulation. Il contient Nbdefol, dureeSeq, les moyennes de TempsCell, NDFCell, DNDFCell VIPermiseCell, QICell, QIvv, QIvs, QIrv, QIrs, et pour chaque site le nombre de défoliation, le temps passé, la quantité ingérée et la moyenne de NDFCell, DNDFCell
.../Troupeau/Animal_(n°animal)/Rumen.csv	Contient des informations sur le métabolisme de l'animal pour chaque séquence d'ingestion de la simulation
.../Troupeau/Animal_(n°animal)/RumenDetail.csv	Contient des informations plus détaillées que le fichier <i>Rumen.csv</i>

.../Troupeau/Animal_(n°animal)/ CentreDecisionnel.csv	Contient les données servant à la détermination de l'action choisie par l'animal pour chaque séquence d'ingestion
.../Troupeau/Animal_(n°animal)/Social.csv	Contient certaines informations sur les évènements sociaux
.../Troupeau/Animal_(n°animal)/ Percept(methode_perception)_cel.csv	Contient la qualité et les différentes probabilités de choix pour toutes les cellules du champ de vision de l'animal et cela pour tous les choix de cellule de la simulation
.../Troupeau/Animal_(n°animal)/ Percept(methode_perception)Stat.csv	Ce fichier contient des statistiques de choix,
.../Troupeau/Animal_(n°animal)/ (n°jour)Percept(methode_perception).csv	Contient des données sur chaque choix de cellule de l'animal
.../Troupeau/Animal_(n°animal)/ (n°jour)Percept(methode_perception)_trj.csv	Contient toutes les positions successives de l'animal, c'est-à-dire sa trajectoire

Annexe 8 : Résultats de la variation de chargement à surface constante

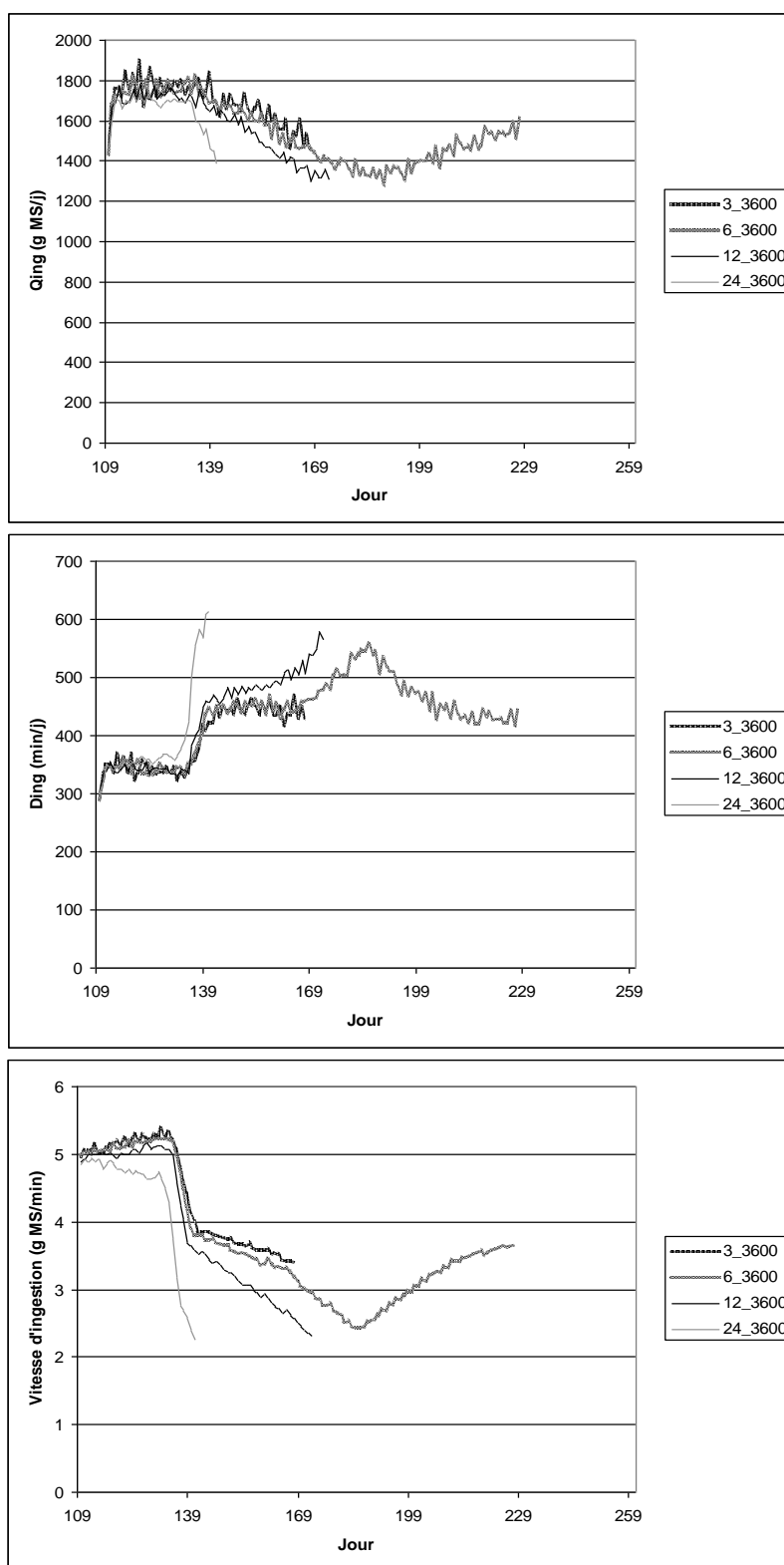


Figure 8-1 : Evolution de la moyenne des quantités ingérées par jour de chaque animal, de leurs durées d'ingestion et de leurs vitesse d'ingestion

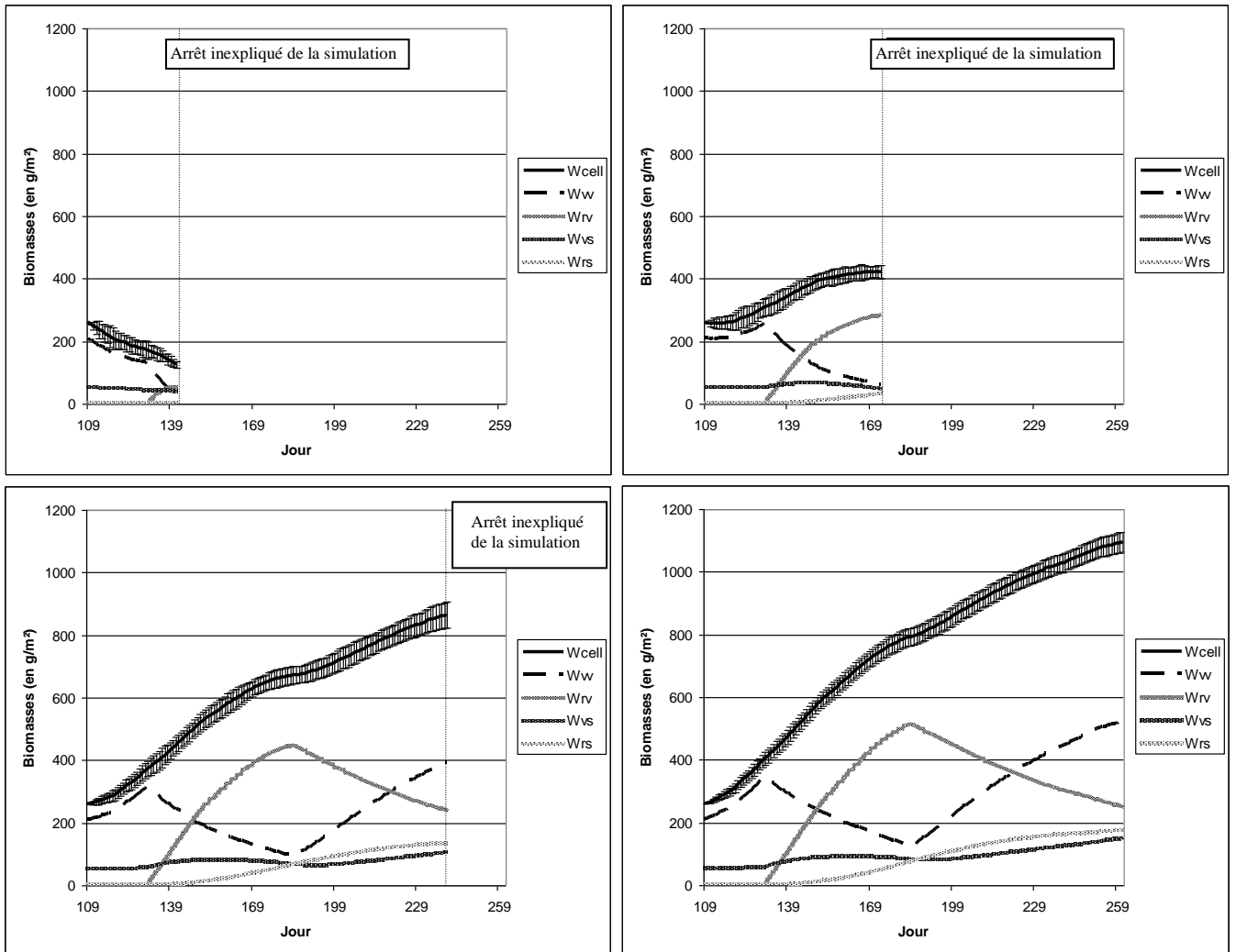


Figure 8-2 : Evolution des biomasses pour les quatre chargements 66.7, 33.3, 16.7 et 8.3 brebis/ha