



**HAL**  
open science

# Modélisation du coefficient apparent d'utilisation de l'azote issu d'un engrais minéral apporté sur blé tendre d'hiver

François Collin

► **To cite this version:**

François Collin. Modélisation du coefficient apparent d'utilisation de l'azote issu d'un engrais minéral apporté sur blé tendre d'hiver. Sciences agricoles. 2012. dumas-00741001

**HAL Id: dumas-00741001**

**<https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-00741001v1>**

Submitted on 11 Oct 2012

**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.



AGROCAMPUS OUEST  
CFR Rennes  
65 rue de Saint-Brieuc  
35042 Rennes

Arvalis – Institut du Végétal  
Station Expérimentale de la Jaillère  
44370 LA CHAPELLE SAINT SAUVEUR

Mémoire de Fin d'Études

**Diplôme d'Ingénieur de l'Institut Supérieur des Sciences  
Agronomiques, Agroalimentaires, Horticoles et du Paysage**

Année universitaire : 2011-2012

Spécialisation ou option : Statistiques appliquées

**Modélisation du coefficient apparent d'utilisation de l'azote  
issu d'un engrais minéral apporté sur blé tendre d'hiver**

Par : François COLLIN

Date : 20/09/2012

Autorisation de diffusion : Oui

**Devant le jury :**

Soutenu à Rennes le : 10 septembre 2012

*Sous la présidence de :* Jérôme PAGES

Maître de stage : Jean-Pierre COHAN

Enseignant référent : Julie JOSSE

*"Les analyses et les conclusions de ce travail d'étudiant n'engagent  
que la responsabilité de son auteur et non celle d'AGROCAMPUS OUEST".*



## Mémoire de fin d'études

### Modélisation du coefficient apparent d'utilisation de l'azote issu d'un engrais minéral apporté sur blé tendre d'hiver

François Collin  
Etudiant ingénieur agronome  
Master de statistiques appliquées

Maître de stage :  
Jean-Pierre Cohan  
Agronome spécialisé thématique fertilisation



Soutenance  
10 septembre 2012



# Remerciements

Jean-Pierre Cohan, agronome spécialisé sur les thématiques de fertilisation et maître de stage, m'a accordé sa confiance pour mener à bien ce projet. Malgré ses nombreuses missions, il s'est montré disponible dans la mesure du possible et a veillé à la bonne marche du stage. Pour l'attention et la sympathie dont-il a fait preuve à mon égard je le remercie sincèrement.

Je remercie également Jean-Charles Deswarte, écophysiologiste à Arvalis - Institut du Végétal. Il a participé au suivi des travaux en répondant présent aux comités de pilotages au cours desquels il a pu apporté son expérience et son regard critique.

De même, je dois remercier François Piraux, statisticien à Arvalis - Institut du Végétal qui a fait preuve de patience pour répondre à mes doutes et interrogations.

Je remercie mes collègues de bureau : Gérald, Pauline et Olivier. Nous avons partagé de bons moments et j'espère que nos routes se croiseront de nouveaux, d'ici là je leur dit merci et leur souhaite une bonne continuation.

Enfin, je remercie l'ensemble du personnel d'Arvalis - Institut du Végétal qui m'a réservé un accueil des plus agréables, permettant à ce stage de se dérouler dans des conditions très appréciables. Outre l'expérience professionnelle que m'a apporté ce stage, je garderai un souvenir plus personnel du partage d'expérience et de points de vue autour de l'agriculture.

Riche de cette expérience tant professionnelle que personnelle, je ne peux qu'être enthousiaste à l'idée de renouveler ma collaboration avec Arvalis - Institut du Végétal lors ma prochaine affectation. Merci et à bientôt.



# Table des matières

## Liste des figures

## Liste des tableaux

<b>1</b>	<b>Introduction : la modélisation du CAU, une réponse aux enjeux de la fertilisation azotée</b>	<b>1</b>
1.1	Le CAU : indicateur de l'efficacité des apports d'engrais azotés	1
1.1.1	Un Coefficient Apparent différent du Coefficient Réel d'Utilisation	2
1.1.2	Complément à 100 du CAU : les pertes d'azote issue de l'engrais	2
1.2	Utilisation du CAU dans la détermination des doses d'engrais à apporter aux cultures	3
1.3	Travaux de modélisation	3
1.3.1	La vitesse de croissance pour expliquer le CAU	3
1.3.2	Introduction de variables climatiques et de l'état de nutrition azotée	4
1.4	Problématique de l'étude	5
<b>2</b>	<b>Matériel et méthodes</b>	<b>7</b>
2.1	Préparation et présentation des données	7
2.1.1	Les essais : acquisition de données brutes	7
2.1.2	Calculs des variables d'intérêt	8
2.1.2.1	Détermination du CAU	8
2.1.2.2	Estimation de la vitesse de croissance	10
2.1.2.3	Comment estimer l'état de nutrition azotée de la culture ?	11
2.1.2.4	Relevé des variables pluviométriques	11
2.1.3	Élaboration du jeu de données pour l'étude du CAU	12
2.2	Exploration et compréhension du jeu de données	13
2.2.1	Modèles généraux d'analyses statistiques	13
2.3	Élaboration d'un modèle explicatif du CAU	14
2.3.1	Analyse factorielle	14
2.3.2	Approche linéaire de la sélection de modèles	14
2.3.3	Introduction de relations non linéaires	16
2.3.4	Validation du modèle	16
2.4	Moyens informatiques	16
<b>3</b>	<b>Résultats</b>	<b>17</b>
3.1	Préparation des données	17
3.1.1	Examen des données	17
3.1.2	La variable à expliquer, le CAU calculé à la récolte	18
3.1.3	Les variables explicatives	21
3.1.3.1	La vitesse de croissance	21
3.1.3.2	État de nutrition azotée	24
3.1.3.3	Variables pluviométriques	24
3.2	Élaboration d'un modèle explicatif du CAU	27



3.2.1	Analyse multidimensionnelle . . . . .	27
3.2.2	Modèles linéaires . . . . .	30
3.2.2.1	Un point de départ : le modèle nul et le modèle VC . . . . .	30
3.2.2.2	L'INN apporte-t-il une amélioration au modèle? . . . . .	33
3.2.2.3	Qu'en est-il de la pluviométrie? . . . . .	33
3.2.2.4	Synthèse des ajustements linéaires . . . . .	38
3.2.3	Modélisation non linéaire . . . . .	39
<b>4</b>	<b>Discussion - conclusion</b>	<b>43</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>46</b>
	<b>Glossaire, liste des abréviations et formulaire</b>	<b>48</b>
	<b>Annexes</b>	<b>i</b>
I	Répartition des sites de l'étude . . . . .	i
II	Échelle Zadoks . . . . .	ii
III	Fonctions de Weibull : variations des paramètres de formes et d'échelle . . . . .	iii
IV	Algorithme de <i>Backfitting</i> . . . . .	iv
V	Algorithme de Newton, annexe du cours de P.A. Cornillon . . . . .	v
VI	Déterminer la structure de variance-covariance d'un effet aléatoire : réponse de Douglas Bates à Michael Kubovy sur le R-SIG . . . . .	vi
VII	Fonctions d'estimation des RMSEP pour des modèles de classe R <i>nls</i> ou <i>mer</i> . . . . .	viii
VIII	Résultats détaillés de l'ACP sur variables pluviométriques . . . . .	ix
IX	Catégorisation des groupes issues d'une classification ascendante hiérarchique . . . . .	x

# Liste des figures

1.1	Les formes d'azote dans le sol . . . . .	2
1.2	Le modèle VC . . . . .	4
2.1	Courbe de dilution critique . . . . .	12
2.2	Construction des jeux de données . . . . .	13
3.1	Examen de cinétiques de croissances, de l'évolution des teneurs en azote et des quantités d'azote absorbées . . . . .	17
3.2	Relation entre les quantités d'azote apportées par l'engrais et les quantités d'azote absorbées . . . . .	18
3.3	Évolution du CAU moyen en cours de culture de 6 essais . . . . .	19
3.4	Distribution du CAU selon les stades de fertilisation et comparaison des CAU obtenus pour chaque modalité . . . . .	20
3.5	Qualité des ajustements des modèles de croissance . . . . .	21
3.6	Estimations des paramètres des cinétiques de croissance obtenus par régression non linéaire . . . . .	22
3.7	Ajustement de cinétiques de croissance . . . . .	23
3.8	Évolution de la VC . . . . .	23
3.9	Teneurs en azote mesurées et INN calculés . . . . .	24
3.10	Distribution des variables pluviométriques . . . . .	25
3.11	Distribution des variables pluviométriques selon les stades d'apport . . . . .	26
3.12	Exploration du jeu de données par AFM . . . . .	28
3.13	Premier plan de l'espace décrit par la pluviométrie . . . . .	29
3.14	Représentations du CAU en fonction des variables explicatives . . . . .	30
3.15	Confrontation des données de l'étude au modèle VC . . . . .	31
3.16	Effets marginaux du modèle 4 . . . . .	36
3.17	Évolution du résidu du modèle 1 au modèle 4 et confrontation des estimations aux données réelles . . . . .	37
3.18	Évolution du REQMP entre le modèle nul et le modèle 4 . . . . .	38
3.19	CAH sur les écarts au modèle général du modèle 4 selon les essais . . . . .	39
3.20	Ajustement du modèle non linéaire 1 . . . . .	40
3.21	Ajustement du modèle non linéaire 2 . . . . .	41



# Liste des tableaux

2.1	Variables étudiées du jeu de données . . . . .	8
2.2	Description de l'échelle Zadoks . . . . .	9
2.3	Modalités de fertilisation . . . . .	9
2.4	Mesures réalisées . . . . .	9
3.1	Estimation des coefficients liés aux modalités . . . . .	20
3.2	Analyse des composantes de la variance de l'INN . . . . .	25
3.3	Estimation des effets aléatoires du modèle 0 . . . . .	31
3.4	Test des effets du modèle 1 . . . . .	31
3.5	Estimation des effets aléatoires du modèle 1 . . . . .	32
3.6	Test des effets du modèle 2 . . . . .	32
3.7	Estimations des effets fixes du modèle 2 . . . . .	32
3.8	Estimation des effets aléatoires du modèle 2 . . . . .	32
3.9	Test des effets du modèle 3 . . . . .	33
3.10	Comparaison des modèles 2 et 3 . . . . .	33
3.11	Estimations des effets fixes du modèle 3 . . . . .	33
3.12	Estimation des effets aléatoires du modèle 3 . . . . .	34
3.13	Test des effets du modèle 4 . . . . .	34
3.14	Comparaison du modèle 4 au modèle 3 . . . . .	35
3.15	Estimations des effets fixes du modèle 4 . . . . .	35
3.16	Estimation des effets aléatoires du modèle 4 . . . . .	35
3.17	Estimation des paramètres du modèle non linéaire (VC) . . . . .	41
3.18	Estimation des paramètres du modèle non linéaire (VC + pl) . . . . .	41
3.19	Comparaison des modèles obtenus par régression non linéaire après ajout de la variable pluviométrique . . . . .	42



# 1 Introduction : la modélisation du CAU, une réponse aux enjeux de la fertilisation azotée

La disponibilité en azote minéral constitue un des principaux facteurs limitants de la production quantitative et qualitative des céréales à pailles. Pour des raisons économiques (tendance à la hausse du prix des engrais, notamment liée à l'évolution du prix des énergies fossiles) et réglementaires (durcissement des contraintes environnementales lié au transfert d'azote réactif hors de la parcelle agricole), il deviendra nécessaire à l'avenir de recourir à de moindres quantités d'engrais minéraux azotés de synthèse. Sous cette contrainte, le maintien des niveaux de productions actuels, voire leur augmentation, nécessitera de maintenir un état de nutrition azotée optimal des cultures. Cela pourra passer par le recours à d'autres sources d'azote (fixation symbiotique par l'emploi de légumineuses dans les systèmes de culture, recyclage de l'azote des produits résiduels organiques, ...), et par l'amélioration significative de l'efficacité des apports d'engrais azotés de synthèse (Cohan et al., 2011). C'est dans le contexte de cette seconde option que se situe le travail de ce stage.

## 1.1 Le CAU : indicateur de l'efficacité des apports d'engrais azotés

L'azote contenu dans un engrais apporté à une culture n'est pas intégralement utilisé par cette dernière. Les micro-organismes du sol sont responsables de l'immobilisation d'une fraction de l'azote minéral par organisation. Des phénomènes physico-chimiques, liés aux caractéristiques du sol ou à l'activité dénitrifiante de certains processus, provoquent des pertes par voie gazeuse. Enfin, la lixiviation de l'azote nitrique entraîne des pertes en profondeur. Pour rendre compte de la part de l'azote de l'engrais valorisée par la culture, on quantifie l'accroissement de l'absorption d'azote permis par l'apport, en comparaison à une situation non fertilisée. On traduit ainsi l'efficacité de l'apport, à n'importe quel moment survenant après la date de fertilisation. Indépendamment de la dose d'azote apportée, cette conception de l'efficacité représente la coefficient directeur d'une relation linéaire de l'azote absorbé en fonction de l'azote apporté (équation 1.1). Cette relation est vraie tant que les quantités apportées demeurent inférieures à l'optimum technique de nutrition azotée de la culture. Au delà, la fraction d'azote absorbée diminue, l'efficacité marginale de l'engrais décroît.

$$CAU = \frac{QN_D - QN_0}{D} = \frac{\Delta QN}{\Delta D} \quad (1.1)$$

- $CAU$  : Coefficient Apparent d'Utilisation
- $QN_D$  : azote absorbé pour une fertilisation de  $D \text{ kg N ha}^{-1}$
- $QN_0$  : azote absorbé en l'absence de fertilisation

Le CAU se présente comme un indicateur de l'efficacité des apports d'engrais azotés minéraux. En outre, le CAU est un coefficient *apparent* car il simplifie les processus complexes en jeu à l'échelle de la plante. À ce titre, il est nécessaire de comprendre ce à quoi correspond un coefficient réel pour justifier l'emploi du terme simplificateur. Enfin, si le CAU quantifie l'azote absorbé, qu'advient-il de l'azote non-absorbé ?

### 1.1.1 Un Coefficient Apparent différent du Coefficient Réel d'Utilisation

Le CAU représente l'utilisation apparente de l'engrais, supposant que les fournitures du sol soient indépendantes des apports. Le recours au marquage isotopique  $^{15}N$  permet de déterminer le coefficient réel d'utilisation (CRU) : l'azote de l'engrais réellement absorbé par le peuplement végétal. Pour une situation agronomique donnée, le CAU est supérieur ou égal au CRU, car en situation fertilisée l'azote fourni par le sol peut être supérieur à  $QN_0$ . Il existe donc une interaction entre l'azote apporté et l'azote du sol s'expliquant par des phénomènes de resubstitution de pools. En effet, une partie des besoins en azote de la microflore du sol est assurée par l'azote de l'engrais alors que la biomasse microbienne restitue de l'azote minéral utilisé par la culture (Limaux, 1999; Recous et al., 1997). Finalement, en ne relevant pas les phénomènes de resubstitution, l'interprétation du CAU comporte moins de biais que celle du CRU (Recous et al., 1997). Le CAU est globalement proportionnel au CRU en étant plus facile à acquérir dans des dispositifs expérimentaux au champ.

### 1.1.2 Complément à 100 du CAU : les pertes d'azote issue de l'engrais

L'azote est au cœur d'une compétition entre la demande en azote du peuplement végétal, l'organisation ( $Ix$ ), les pertes par voie gazeuse ( $Gx$ ) et par lixiviation ( $Lx$ ) (fig. 1.1). Le complément à 100 du CAU intègre ces pertes (équation 1.2).

$$(1 - CAU) \cdot D = \Delta R_f + Gx + Lx + Ix \quad (1.2)$$

- $\Delta R_f$  la différence de stock d'azote minéral du sol après récolte par rapport à une culture non fertilisée.

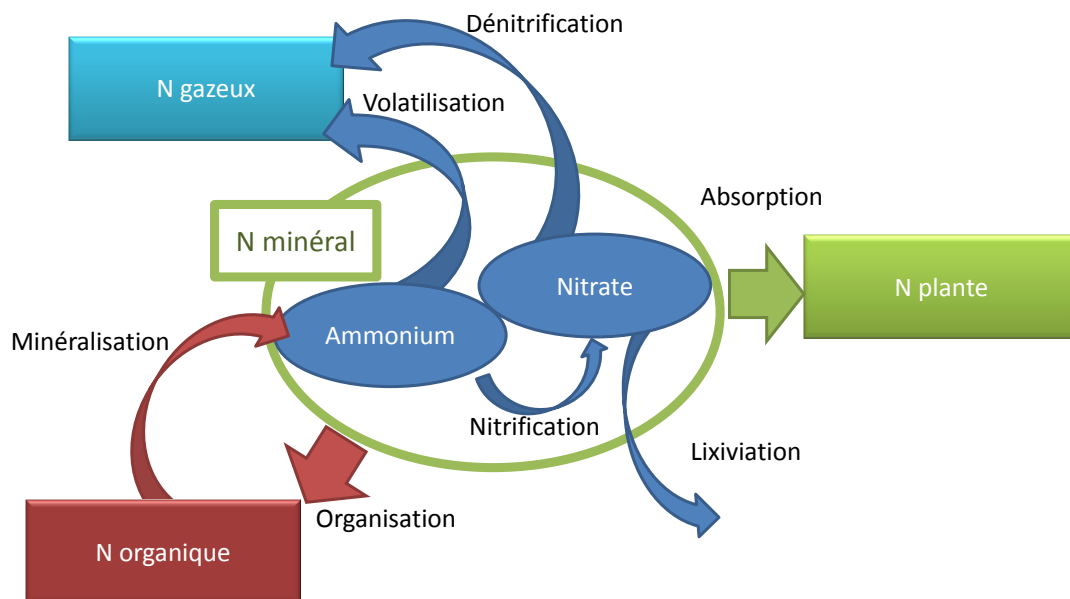


Figure 1.1 – Les formes d'azote dans le sol. L'azote minéral de la solution du sol se trouve sous deux formes : ammoniacale et nitrique. La ressource est partagée par différents processus entre le peuplement végétal (absorption), les micro-organismes du sol (organisation), les pertes par voies gazeuses (volatilisation et dénitrification) et la lixiviation (Recous et al., 1997).

Pour des doses d'azote inférieures ou égales à l'optimum technique de nutrition azotée de la culture,  $\Delta R_f$  et la lixiviation sont négligeables (Meynard et al., 1997). La somme des pertes gazeuses et d'organisation est proportionnelle à la dose d'engrais pour des apports sous-optimaux (équation 1.3).

$$(1 - CAU) \cdot D = Gx + Ix \quad (1.3)$$

Les pertes  $I_x$  sont des pertes temporaires à l'échelle du système de culture (mais définitives à l'échelle de la phase d'absorption de la culture) puisque l'azote immobilisé sous forme organique par les microorganismes est minéralisé à la mort de ceux-ci (Recous et al., 1997) ou incorporé à l'humus (Nicolardot et al., 1997). Au contraire, les pertes  $G_x$  sont des pertes sèches : l'azote gazeux est définitivement perdu pour le système sol-plante. Les pertes par voie gazeuse concernent en premier lieu la volatilisation de l'ammoniac (COMIFER, 2012). Ainsi, toutes les formes d'engrais ne sont pas exposées au même risque : les engrais nitriques ne sont pas concernés, l'ammonitrate est associé à un risque faible tandis que les formes ammoniacales sont impactées par ces pertes (COMIFER, 2012).

## 1.2 Utilisation du CAU dans la détermination des doses d'engrais à apporter aux cultures

Aujourd'hui, le raisonnement de la fertilisation consiste à estimer les fournitures en éléments minéraux du sol afin de déterminer la dose d'engrais nécessaire et suffisante pour assurer une production visée. Cette dose, notée  $X$ , représente une estimation de l'optimum technique (COMIFER, 2012)<sup>1</sup>. Sur cette base, des méthodes d'estimations de l'optimum technique de fertilisation par l'approche du bilan de masse de l'azote minéral du sol ont vu le jour. Hébert propose dès 1969 la méthode du bilan prévisionnel de l'azote minéral du sol, complétée par Rémy-Hébert en 1977. À l'échelle de la parcelle, cette méthode, la plus largement utilisée aujourd'hui, détermine les besoins du peuplement et propose l'inventaire des ressources disponibles et envisageables pendant la durée de prélèvement d'azote de la culture, expliquant le passage d'une situation initiale représentée par la quantité d'azote minéral  $R_i$  (à l'ouverture du bilan) à une situation finale  $R_f$  (quantité d'azote minéral du sol à la fermeture du bilan) (COMIFER, 2012). Le COMIFER (2012) propose en plus la prise en compte des pertes aux dépens de l'engrais, par voie gazeuse  $G_x$  et par organisation  $I_x$ , grâce au CAU, intégrateur des processus de compétition, améliorant ainsi la précision de la méthode. L'expression du bilan de masse devient l'équation 1.4, adaptée des écritures du COMIFER. Selon les contraintes locales, certains postes du modèle peuvent être difficiles à estimer, ils sont substitués par un terme général représentant les fournitures du sol  $P_0$ , intégré dans l'équation d'efficience de l'azote (équation 1.5).

$$P_f = P_i + R_i + Mn + A + Nirr + X \cdot CAU - L - R_f \quad (1.4)$$

$$P_f = P_0 + X \cdot CAU \quad (1.5)$$

- $P_f - P_i$  : azote prélevé par le peuplement végétal entre l'ouverture et la fermeture du bilan ;
- $R_f - R_i$  : quantité d'azote minérale entre l'ouverture et la fermeture du bilan ;
- $Mn$  : minéralisation de la matière organique (humus, résidus de cultures, produits résiduels organiques) ;
- $A$  : apports atmosphériques ;
- $Nirr$  : azote apporté par l'eau d'irrigation ;
- $X$  : dose d'azote (optimum technique de fertilisation) ;
- $L$  : lixiviation de l'azote.

## 1.3 Travaux de modélisation

### 1.3.1 La vitesse de croissance pour expliquer le CAU

Dans sa thèse François Limaux (1999) étudie les termes de l'équation d'efficience (équation 1.5). Il met en évidence un lien fort entre le CAU et la vitesse de croissance (VC) du blé tendre d'hiver au moment de l'apport, pour des apports précoces. Cette relation se base sur des essais réalisés en

1. L'optimum technique n'est pas nécessairement un optimum économique. L'optimum économique dépend du rapport du prix de l'engrais au prix de vente de la culture. La dose optimale technique est la base de toute approche économique ultérieure (COMIFER, 2012).



Lorraine fournissant des valeurs de CAU et des suivis de croissance permettant d'estimer les VC. Il établit une relation linéaire entre le CAU et la VC, éprouvée sur un jeu de données de validation externe dont les résultats sont encourageants mais suggèrent des relations plus complexes (fig. 1.2, VC exprimée en  $g MS m^{-2}dj^{-1}$ ;  $dj$  : degrés jours base 0°C).

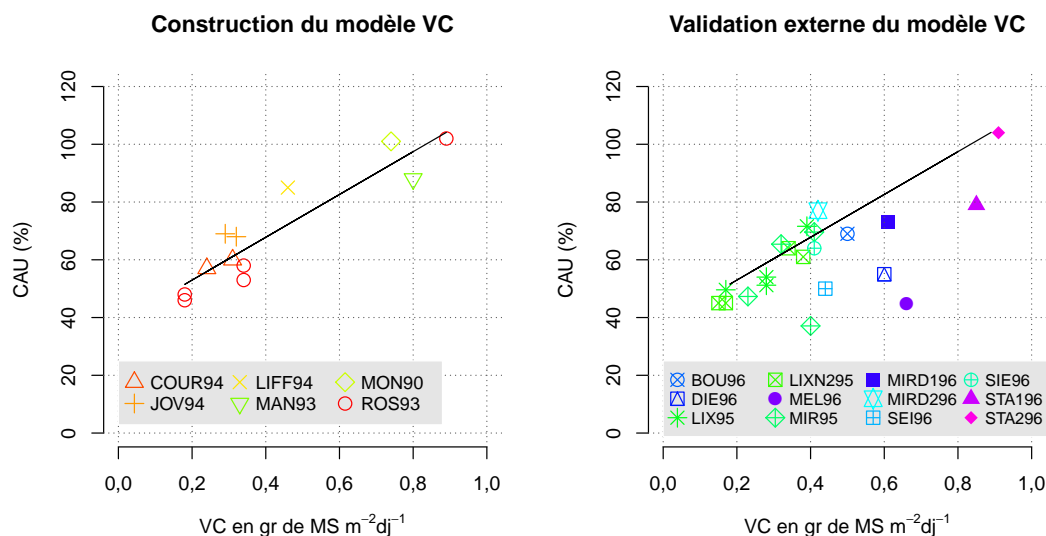


Figure 1.2 – Le modèle VC (Limaux, 1999).  $CAU = 38,24 + 73,924 \cdot VC$ ;  $R^2 = 0,86$ ;  $RMSEP = 13,6$  pour la validation externe

L'utilisation de l'isotope  $^{15}N$  met en évidence la concurrence forte pour la ressource azotée entre les besoins de la culture, les pertes par voie gazeuse et l'organisation (Limaux et al., 1999; Recous, 1988). Il démontre que les quantités d'azote de l'engrais absorbées par la plante et retrouvées à la récolte sont déterminées très précocement (quelques jours à quelques semaines après l'apport) (Limaux et al., 1999; Recous et al., 1997). Ceci suggère de s'intéresser aux conditions qui caractérisent le moment de l'apport pour comprendre l'absorption de l'azote. La VC traduirait justement la demande en azote de la culture au moment de l'apport et représente un facteur explicatif de la compétitivité de la culture pour l'azote vis à vis des processus concurrents (Limaux et al., 1999).

### 1.3.2 Introduction de variables climatiques et de l'état de nutrition azotée

À plus large échelle, le modèle de Limaux (1999) (noté modèle VC par la suite) a été confronté aux résultats acquis par 38 essais répartis en France conduits par Arvalis - Institut du Végétal couvrant une importante diversité de conditions pédoclimatiques (Le Souder et al., 2007). Après avoir vérifié la relation entre VC et CAU, de nouveaux facteurs ont été introduits. En effet, le modèle ne convient pas pour des valeurs de CAU qui deviennent de plus en plus variables pour des apports de plus en plus tardifs. On suppose que les cultures sont exposées à des conditions de pluviométrie plus variables qu'à la sortie de l'hiver et, étant donnée l'implication de l'eau dans les processus physiques de mise à disposition de l'azote, on peut penser qu'une variable de régime hydrique influence le CAU (Bouthier, 1997). L'état de nutrition azotée de la culture a également été introduit dans un modèle, il est supposé traduire en partie la dynamique d'absorption de l'azote par la culture. Ces premiers résultats suggèrent l'existence d'un lien entre variables climatiques, VC, état de nutrition azotée et CAU. Cependant le travail dissocie les facteurs selon les stades, bien que les stades et VC soient liés, et les relations mises en évidence sont fragiles (variabilité résiduelle forte).

## 1.4 Problématique de l'étude

La connaissance du raisonnement de la fertilisation amène à considérer le CAU comme un indicateur de l'efficacité des apports d'engrais azotés. Il présente l'avantage d'être mesurable par des dispositifs expérimentaux au champ sans recourir à l'emploi de techniques lourdes de marquage de l'azote. Être capable de prévoir le CAU représenterait une avancée importante en matière de fertilisation puisqu'il s'agit d'une variable déterminante pour le calcul d'une dose prévisionnelle. Ainsi, la détermination des doses techniques optimales pourraient intégrer ce CAU pour rendre compte de manière plus fidèle des pertes d'azote de l'engrais. D'un point de vue pratique, ceci constitue une avancée pour le conseil en fertilisation puisqu'il serait possible de proposer des recommandations qui soient fonction d'un contexte agroclimatique variable pour que l'agriculteur retire la plus grande efficacité des apports qu'il réalise (et diminuer les pertes qui sont tant une atteinte pour l'environnement qu'une pénalisation économique pour l'exploitation). Enfin, cette information, à partir des facteurs explicatifs du CAU au moment de l'apport, pourrait être intégrée aux modèles dynamiques d'estimation de croissance du couvert auxquels ont recours un nombre croissant d'outils d'aide à la décision, proposés par Arvalis - Institut du Végétal, destinés à l'utilisateur final qu'est l'agriculteur.

Des travaux ont déjà été menés à ce sujet. Ils supposent l'effet de trois principaux facteurs caractérisant le moment de l'apport : la vitesse de croissance, le régime hydrique et l'état de nutrition azotée de la culture. Fort de ces hypothèses il est important d'affiner les connaissances que l'on a du CAU.

Les objectifs sont donc :

- i) d'élaborer un modèle explicatif du CAU d'un point de vue global sur l'ensemble du cycle de croissance du blé tendre d'hiver ;
- ii) d'étudier le domaine de validité de ce modèle.



## 2 Matériel et méthodes

Dans un premier temps il s'agit de construire le jeu de données qui permet d'obtenir les variables d'intérêt pouvant expliquer le CAU. Dans un second temps, il convient d'apprécier la qualité des données à la fois à travers la détection des individus aberrants mais aussi en assurant que les données sont en adéquation avec les connaissances actuelles. Ensuite, l'exploration des données doit permettre i) de dissocier l'information utile du bruit lié au hasard, ii) de juger des conséquences de la structure des données sur l'information qu'elle contient. Enfin, ayant construit le jeu de données, et compris sa structure on pourra valoriser l'information par la construction d'un modèle statistique explicatif du CAU.

### 2.1 Préparation et présentation des données

L'étude amène à considérer un certain nombre de variables. Tout d'abord certaines sont relatives à l'organisation du réseau d'essais. D'autres ont été acquises lors des phases de terrain, elles constituent l'ensemble des mesures. Enfin des variables s'obtiennent par le calcul pour répondre aux objectifs de modélisation (table 2.1).

#### 2.1.1 Les essais : acquisition de données brutes

Les données disponibles sont pour partie les données utilisées par François Laurent et Christine Le Souder, Arvalis - Institut du Végétal, pour la validation du modèle VC (Le Souder et al., 2007). Elles se composent de 38 essais répartis sur l'ensemble du territoire français, menés en 2004, 2005 et 2006 (localisation : annexe I).

**Principe :** des micro-parcelles sont semées en blé tendre d'hiver (*Triticum aestivum* L. supsp. *aestivum*) puis exposées à des modalités de fertilisations variables. À partir d'un suivi de la croissance des cultures et de l'accumulation d'azote dans la biomasse aérienne, on obtient des valeurs de CAU et de VC (la désignation des stades auxquels interviennent ces mesures correspond à l'échelle Zadoks détaillée tableau 2.2, illustrée en annexe II et utilisée par la suite (Zadoks et al., 1974)). Les modalités se différencient par le stade d'apport et les quantités apportées exprimées en  $kg\ N\ ha^{-1}$  (tab. 2.3). Les CAU ne peuvent être calculés qu'en référence à un témoin. Les modalités 2 à 6 permettent de déterminer des CAU pour des apports précoces : au début du tallage (stade Z21), ou au stade épi à 1 cm (stade Z30), par rapport à une modalité non fertilisée (modalité 1). Les modalités 7 à 10 correspondent à un fractionnement de la fertilisation<sup>1</sup>. Le premier apport équivaut à la modalité 4, et le second à un apport aux stades Z32 ou Z39. Ce dispositif permet de déterminer le CAU d'un apport de second rang spécifiquement en utilisant la modalité 4 comme témoin des modalités 7 à 10. Les modalités d'implantation caractérisent l'essai (densité, précocité, variété, ...), tout comme la nature de la matière fertilisante employée (ammonitrate ou solution azotée à 39% en volume<sup>2</sup>).

---

1. Le dispositif ayant été reconduit sur 3 ans, suite à un ajustement du protocole de 2004, la modalité 10 n'a été appliquée qu'à partir de 2005

2. ammonitrate : 50%  $NH_4^+$  - 50%  $NO_3^-$  ; solution azotée à 39% : 50% urée - 25%  $NO_3^-$  - 25%  $NH_4^+$

Table 2.1 – Variables étudiées du jeu de données

Groupe	Variable	Notation	Description
Réseau d'essais	Année a	$A_a$	année de l'essai
	Essai e	$E_{e a}$	identifiant de l'essai, chaque essai est propre à une année
	Bloc b	$B_{b e a}$	bloc, chaque bloc est propre à un essai
	Modalité m	$m_m$	modalité de fertilisation
	Stade	$S_s$	stade de fertilisation auquel a lieu la fertilisation, dépend de la modalité
	Fertilisant f	$f_f$	matière fertilisante appliquée (ammonitrate ou solution à 39%)
	Densité	$d$	densité de semis
Mesures terrain	Matière sèche	$MS$	Matière Sèche mesurée ou calculée à partir d'une hauteur de couvert, en $t \cdot ha^{-1}$
	Teneur en azote	$\%N$	teneur en azote mesurée en laboratoire, en $\% MS$
	Azote absorbé	$QN$	quantité d'azote absorbée obtenue par le produit de la teneur en azote par la matière sèche, en $kg N ha^{-1}$ .
Var. à expliquer	CAU	$y$	CAU à Z92, en référence à un témoin
Var. explicatives	VC	$vc$	vitesse de croissance instantanée déterminée au moment de l'apport en $g MS m^{-2}dj^{-1}$ ( $dj$ : degrés jours base 0°C)
	INN	$inn$	Indice de Nutrition Azotée déterminé au moment de l'apport
	Cumul de pluies	$pxj$	cumul de pluies pendant x jours après apport en mm
	Cumul de pluies efficaces	$pexj$	cumul de pluies efficaces pendant x jours après apport en mm

2 à 6 mesures sont réalisées par microparcelle du début du tallage (stade Z21) à la maturité (stade Z92) selon les modalités (tab. 2.4) puisque les mesures des témoins sont extrapolées aux modalités testées tant que celles-ci n'ont pas été fertilisées. Notons que certaines mesures sont estimées par la hauteur du couvert, à partir de l'étalonnage d'une relation linéaire par essai entre la hauteur du couvert et la biomasse produite pour des stades antérieurs à la mi-floraison (stade Z65). L'ensemble du dispositif est répété sur 3 ou 4 blocs selon les essais.

## 2.1.2 Calculs des variables d'intérêt

Les hypothèses de travail introduisent de nouvelles variables calculées au moment de l'apport pour tenter d'expliquer le CAU : vitesse de croissance, état de nutrition azotée et variables pluviométriques.

### 2.1.2.1 Détermination du CAU

Le CAU peut être calculé à tout moment après l'apport d'engrais, dès que des mesures de biomasse et de teneur en azote sont disponibles. Le CAU déterminé à la récolte rend compte de l'efficacité finale de l'apport, c'est donc le CAU à Z92 qui est modélisé dans cette étude. Les mesures de biomasse et de teneur en azote à la récolte déterminent les quantités d'azote absorbées ( $QN$ ). Le CAU est

Table 2.2 – Description de l'échelle Zadoks, stades rencontrés dans l'étude (Zadoks et al., 1974)

Stade Zadoks	Description du stade
Z21	début du tallage
Z30	épi à 1 cm
Z32	deuxième noeud visible
Z39	apparition de la ligule de la dernière feuille
Z65	demi-floraison
Z92	maturité du grain

Table 2.3 – Modalités de fertilisation,  $X$  est l'optimum technique calculé par la méthode du bilan, fertilisation exprimée en  $kg N ha^{-1}$

Modalité	Fertilisation par stade				Témoïn
	Z21	Z30	Z32	Z39	
1					
2	40				1
3	80				1
4		$X-120$			1
5		$X-80$			1
6		$X-40$			1
7		$X-120$	40		4
8		$X-120$	80		4
9		$X-120$		40	4
10		$X-120$		80	4

Table 2.4 – Mesures réalisées : B (mesure de biomasse), N(mesure de teneur en azote), H(mesure de hauteur du couvert)

Traitement	Stades de mesures					
	Z21	Z30	Z32	Z39	Z65	Z92
1	BN	BNH	NH	BNH	BN	BN
2		HN	HN	HN		BN
3		BNH	HN	HN		BN
4			BNH	BNH	BN	BN
5						BN
6			BNH	HN	BN	BN
7						BN
8				BNH	BN	BN
9						BN
10					BN	BN

calculé pour chaque bloc, de chaque modalité de chaque essai. En référence à la définition du CAU, et en intégrant le cas du calcul de CAU des apports de rang 2 (T7 à T10), les CAU sont calculés selon l'expression 2.1.

$$CAU = \frac{QN_m - QN_t}{D_m - D_t} \quad (2.1)$$

Où :

- $QN_m - QN_t$  azote absorbé en plus par une modalité  $m$  par rapport au témoin ;
- $D_m - D_t$  différence de fertilisation entre la modalité  $m$  et son témoin. Pour les modalités composées d'un unique apport, le CAU est calculé en référence au témoin non fertilisé (modalité 1), donc  $D_{t=1} = 0 \Leftrightarrow D_m - D_{t=1} = D_m$ . En revanche, pour les modalités composées de deux apports successifs, le calcul du CAU spécifique au deuxième apport est réalisé en référence à la modalité ayant reçu un premier apport identique. Dans l'étude, ce témoin est la modalité 4, donc  $D_{t=4} = D - 120$ .

On dispose d'autant de résultats de CAU que de mesures MS et %N, soit une mesure par bloc et par modalité.

### 2.1.2.2 Estimation de la vitesse de croissance

La vitesse de croissance (VC) correspond au gain de biomasse par unité de temps, soit la dérivée de la cinétique de croissance ( $dMS/dt$ , le temps  $t$  exprimé en degrés jours  $d_j$  de base 0°C). Pour obtenir les VC, les cinétiques de croissance correspondantes à chaque modalité de chaque essai sont ajustées.

Dans son travail, François Limaux considère la cinétique de croissance de la biomasse comme une fonction exponentielle, et approxime la VC par l'équation 2.2 (Limaux, 1999).

$$VC_1 = \frac{\ln(MS_2) - \ln(MS_1)}{T_2 - T_1} \cdot MS_1 \cdot 10^{-2} \quad (2.2)$$

- $VC_1$  : VC à l'instant 1 en  $g MS \cdot 10^{-2} \cdot m^{-2} d_j^{-1}$  ;
- $MS_2/MS_1$  : la biomasse en matière sèche au prélèvement 2 / 1 en  $g MS \cdot m^{-2}$  ;
- $T_2 - T_1$  : la somme de degrés jours en base 0 cumulée entre le prélèvement 1 et 2.

François Laurent adopte une approche logistique, avec des ajustements de cinétiques de MS de la forme de l'équation 2.3 permettant l'expression paramétrique de la VC (équation 2.4) (Le Souder et al., 2007).

$$MS(t) = \frac{K}{1 + \left(\frac{K - MS_0}{MS_0}\right) \exp^{-at}} \quad (2.3)$$

$$VC(t) = K \cdot \frac{K - MS_0}{MS_0} \cdot a \exp^{-at} \cdot \frac{1}{\left(1 + \frac{K - MS_0}{MS_0} \cdot \exp^{-at}\right)^2} \quad (2.4)$$

Cependant, d'un point de vue agronomique, cette approche est discutable car  $MS_0$  est nécessairement nulle puisque la biomasse aérienne au semis est nulle. L'utilisation des fonctions de Weibull permet de pallier ce point. Elles peuvent être présentées comme une généralisation du modèle exponentiel proposé dans certains ajustements de modèles de croissances biologiques (Jolivet et al., 1982). La cinétique est obtenue par l'équation 2.5, dont la dérivée fournit l'expression de la VC (équation 2.6).

$$MS(t) = K \left(1 - e^{-(t/\lambda)^\beta}\right) \quad (2.5)$$

$$VC(t) = MS(t)' = K \cdot \frac{\beta}{\lambda^\beta} \cdot t^{\beta-1} \cdot \exp^{-x/\lambda^\beta} \quad (2.6)$$

K correspond à la limite du milieu,  $\lambda$  est relatif à l'échelle de temps nécessaire pour atteindre K (paramètre d'échelle) et  $\beta$  traduit le taux de croissance (paramètre de forme) (annexe III).

Déterminer les paramètres des cinétiques impose un ajustement non linéaire de la fonction 2.7. Les estimations sont obtenues par la méthode de minimisation des moindres carrés (MMC), l'algorithme Gauss-Newton converge vers les estimations de  $K$ ,  $\beta$  et  $\lambda$  (annexe V). Toutefois, il est nécessaire de fournir des valeurs initiales des paramètres obtenus par régression linéaire de l'expression 2.8.

$$MS_t = K \left(1 - e^{-(t/\lambda)^\beta}\right) + \varepsilon_t \quad (2.7)$$

$$\varepsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma)$$

$$\ln \left( -\ln \left( 1 - \frac{MS}{K} \right) \right)_t = \beta \ln t - \beta \ln \lambda + \varepsilon_t \quad (2.8)$$

$$\varepsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma)$$

Concrètement l'obtention des paramètres des fonctions de Weibull suit 4 étapes :

1. rassemblement des données brutes de cinétiques ;
2. correction ou suppression des données aberrantes ;
3. extrapolation des données des témoins aux modalités avant apport ;
4. ajustement des cinétiques et vérifications.

Par la suite, disposant des paramètres des modèles de croissance et des cumuls de degrés jours, il est possible d'estimer la VC pour tout  $t$  positif. La VC calculée dépend de la date d'apport, elle est constante pour les modalités d'un essai qui partagent le même stade de fertilisation.

### 2.1.2.3 Comment estimer l'état de nutrition azoté de la culture ?

La teneur en azote de la biomasse évolue au cours de la culture, elle peut être perçue comme une dilution de l'azote dans la biomasse et représentée par une courbe qui relie la teneur en azote à la matière sèche. Il en existe une infinité qui varient avec la fertilisation appliquée. L'une d'entre elles est dite "critique" et marque le passage entre deux situations :

- au dessous de la courbe, le peuplement est en situation où l'azote est limitant (carence) ;
- au dessus, l'azote n'est plus limitant (consommation de luxe).

La frontière entre ces deux situations est objectivement repérable par des chiffres techniquement satisfaisants qui peuvent servir de référence. D'où la construction en 1989 par Lemaire et son équipe d'un indicateur de diagnostic de situation d'une culture vis à vis de l'azote : l'indice de nutrition azotée (INN, équation 2.9).

$$INN = \frac{N\%}{N\%_c} \quad (2.9)$$

La détermination des valeurs de teneurs en azote critiques dépend de la matière sèche :  $N_c = \alpha \cdot MS^\beta$ ,  $\alpha$  et  $\beta$  étant des valeurs fixées par type de culture (fig. 2.1) (Lemaire et al., 1989). L'INN est utilisé pour quantifier l'état de nutrition azoté. Toutefois, les mesures de teneurs en azote des modalités n'intervenant qu'après la différenciation de fertilisation azotée par rapport aux témoins (au stade suivant, cf. tab.2.4 et 2.3), le calcul de l'INN est basé sur les mesures de matière sèche des témoins à la date de l'apport. En conséquence pour un même stade d'apport, l'INN pour un bloc est constant pour les modalités partageant le même témoin.

### 2.1.2.4 Relevé des variables pluviométriques

Le choix des variables climatiques repose sur les résultats de travaux antérieurs réalisés sur la station Arvalis - Institut du Végétal du Magneraud (Bouthier, 1997). Ils suggèrent un effet déterminant de la pluviométrie dans les 10 à 15 jours après l'apport, à travers une mise en solution puis mise



### Teneur en azote critique du blé tendre

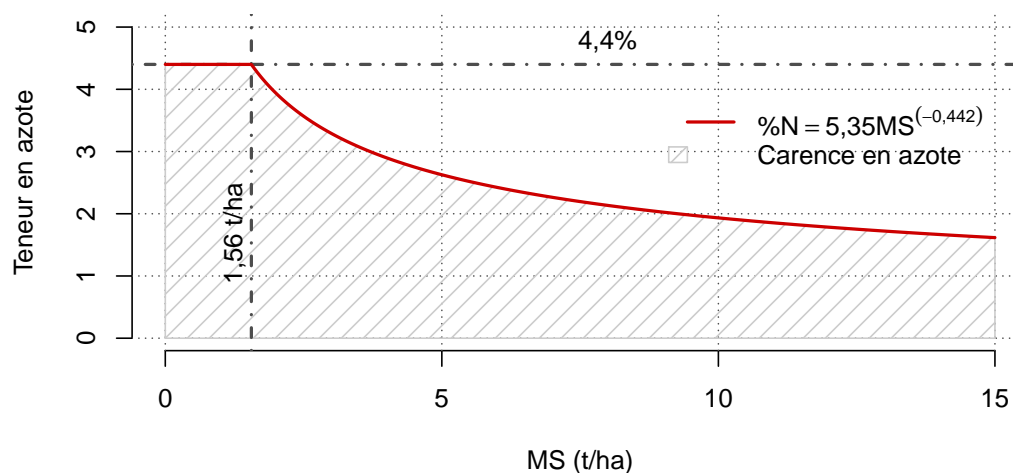


Figure 2.1 – Courbe de dilution critique  $\%N_c = 5.35 \cdot MS^{-0.442}$  avec  $\%N_c$  maximum à 4,4% pour une MS de  $1,56 t \cdot ha^{-1}$ , pour des biomasses mesurées entre Z10 et Z65 (Justes et al., 1994). Au dessus de la courbe le peuplement est en situation de consommation de luxe, en dessous en situation de carence pour la production de biomasse

à disposition racinaire de l'azote de l'engrais. Pour tenir compte du bilan hydrique, le champ des variables étudiées est élargi à la pluviométrie efficace : la différence entre la pluviométrie journalière et l'évapotranspiration (équation 2.10). Huit variables sont calculées : les cumuls de pluies sur 5, 10, 15 ou 20 jours après l'apport et les pluies efficaces exprimées en mm sur les mêmes périodes de calcul. Le réseau de stations et les bases de données de Arvalis - Institut du Végétal permettent de disposer d'informations météorologiques complètes de manière localisée. Les données sont relatives à un site, en référence à une date, donc les données pluviométriques sont constantes pour un site et une date d'apport.

$$Pe = P - ETP \quad (2.10)$$

- Pe : pluviométrie efficace (mm);
- P : pluviométrie (mm);
- ETP : évapotranspiration potentielle

### 2.1.3 Élaboration du jeu de données pour l'étude du CAU

Les données initiales sont contenues dans une base de données Arvalis - Institut du Végétal. On édite une table par essai qui croise des parcelles en lignes et des colonnes de mesures aux stades auxquels elles ont été réalisées. Ce premier format de données est rendu nécessaire pour l'exploitation des données pour d'autres travaux au sein d'Arvalis - Institut du Végétal. À partir des 38 tables on en construit une commune aux essais où une ligne correspond à l'ensemble des mesures d'une parcelle d'un essai à une date donnée à laquelle on intègre l'ensemble des variables calculées. Ce jeu de données est le jeu de données brutes, à partir duquel on peut suivre l'évolution des variables (cinétiques). Enfin, on souhaite expliquer le CAU à la récolte, on transforme donc le jeu de données pour qu'à un CAU correspond l'ensemble des valeurs des variables explicatives déterminées au moment de l'apport (fig. 2.2).

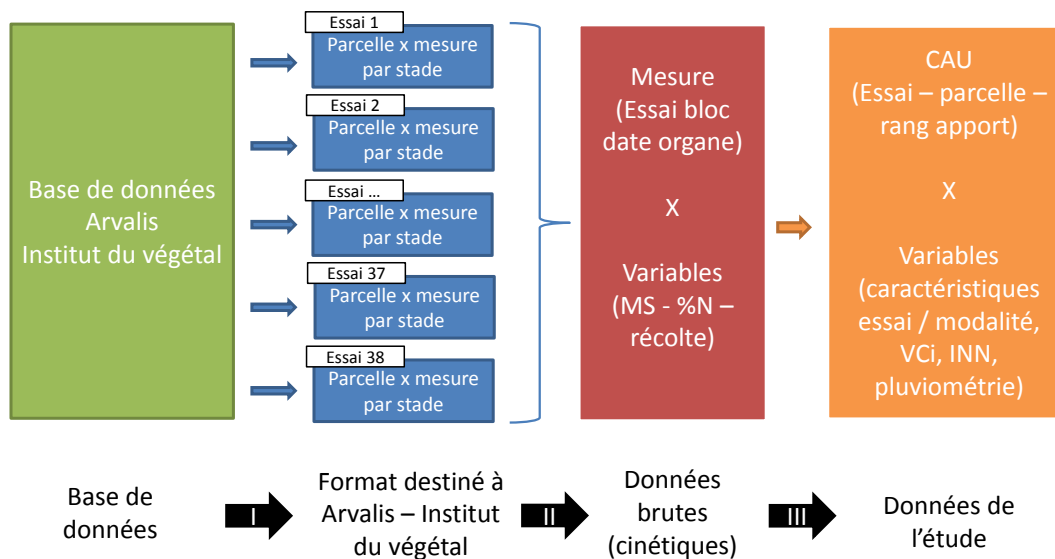


Figure 2.2 – Construction des jeux de données

## 2.2 Exploration et compréhension du jeu de données

Les données disponibles vérifient-elles les connaissances acquises au sujet du CAU ? Quelles méthodes statistiques déployer pour extraire l'information puis construire un modèle explicatif du CAU ? La VC, les variables pluviométriques, l'INN sont des effets fixes qu'on souhaite quantifier. De la même manière on peut être amené à considérer des variables liées à l'implantation de la culture, ou d'autres variables relatives à la fertilisation qui pourraient expliquer le CAU (par exemple la forme du fertilisant employé). En revanche, l'année, le site et le bloc sont des effets aléatoires et les données à l'intérieur d'un groupe sont corrélées, ce qui ne sera pas sans impact dans la construction de modèles. Notons que ces effets sont hiérarchisés : chaque année a ses essais et chaque essai a ses blocs (tab. 2.1, page 8).

### 2.2.1 Modèles généraux d'analyses statistiques

Outre les vérifications des hypothèses biologiques de départ, on tente d'expliquer les relations entre variables. La compréhension du jeu de données s'acquiert progressivement par des analyses bivariées qui permettent de mettre en lumière les relations 2 à 2 des variables (notamment entre CAU et variables explicatives), puis par des analyses multivariées pour estimer les effets et interactions. Les facteurs explicatifs sont pour une première approche supposés linéairement reliés au CAU comme proposé par François Limaux. On s'oriente donc vers des modèles d'analyse linéaire, orientation à confirmer par des représentations graphiques et des analyses des distributions des résidus. Ceci inclut des modèles d'analyses de variances ou de régressions linéaires (équation 2.11) .

$$Y = X\beta + E \quad (2.11)$$

- $Y$  : vecteur réponse ;
- $X$  : matrice des prédicteurs ;
- $\beta$  : vecteur des  $p + 1$  paramètres ;
- $E$  : vecteur des résidus ;
- $\mathbb{E}(E) = 0$  et  $\mathbb{V}(E) = \sigma^2$ .

Les mesures faites sur un même essai partagent le même effet aléatoire, elles sont donc corrélées. Cette corrélation peut être induite par exemple par la nature complexe du sol fortement variable

d'un essai à l'autre. Pour les prendre en compte, on a recours à l'utilisation de modèles mixtes. De fait, chaque analyse inclut les effets aléatoires année, essai et bloc. L'estimation est réalisée par maximisation de la vraisemblance (ML) ou de la vraisemblance restreinte (REML). ML est utilisée lorsqu'on souhaite comparer des modèles emboîtés avec des structures d'effets fixes différentes. REML propose une correction de la distribution de la fonction de vraisemblance pour obtenir de meilleures estimations, moins sensibles aux valeurs extrêmes (Crawley, 2007). L'écriture matricielle des modèles d'analyses étudiés devient l'équation 2.12.

$$y = X\beta + Zb + E \quad (2.12)$$

- $E \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2 I)$
- $b \sim \mathcal{N}(0, \Psi)$
- $E \perp b$

$y$  est le vecteur réponse de  $n$  dimensions,  $X$  la matrice du modèle de dimensions  $n \times p$  pour le vecteur des effets fixes  $\beta$  de  $p$  dimensions.  $Z$  est la matrice  $n \times q$  pour le vecteur des effets aléatoires  $b$  de dimension  $q$  (Bates and DebRoy, 2004). Considérer des effets aléatoires implique 5 hypothèses :

- les erreurs intra-groupes sont indépendantes, d'espérance nulle et de variance  $\sigma^2$  ;
- les erreurs intra-groupes sont indépendantes des effets aléatoires ;
- les effets aléatoires sont distribués selon une loi normale de moyenne nulle et de matrice de covariance  $\Psi$  ;
- les effets aléatoires sont indépendants dans les différents groupes ;
- la matrice de covariance ne dépend pas du groupe.

Pour vérifier ces hypothèses, différentes méthodes peuvent être déployées, basées sur l'observation du résidu, des valeurs ajustées et des estimations des effets aléatoires. Sur la base des estimations des effets aléatoires, on quantifie la part de variabilité imputable à un facteur à travers une analyse des composantes de la variance (Crawley, 2007).

## 2.3 Élaboration d'un modèle explicatif du CAU

Les objectifs de modélisation sont de deux ordres. Le premier est cognitif, on souhaite comprendre la nature des relations : quelles sont les variables explicatives du CAU ? Les hypothèses de travail posées par François Limaux et François Laurent se vérifient-elles ? Le second est prédictif. Avec la connaissance que l'on a de la nature des relations, et si les hypothèses de travail sont vérifiées, peut-on prédire le niveau de CAU d'un apport ? Un objectif posé en introduction est de produire un modèle pour l'ensemble du cycle de la culture. À travers l'étude des trois variables calculées (VC puis INN puis une variable issue des groupes de mesures pluviométriques) on tente d'expliquer le CAU sur l'ensemble du cycle.

### 2.3.1 Analyse factorielle

Dans un premier temps il convient d'obtenir une représentation synthétique des données. Disposant de plusieurs variables quantitatives on opte pour un outil d'analyse factorielle. Néanmoins, on souhaite équilibrer le poids des variables dans le jeu de données, notamment celui des huit variables pluviométriques probablement fortement corrélées entre elles. L'Analyse Factorielle Multiple (AFM) permet de représenter l'espace des variables prenant en compte les groupes de variables pluviométriques, la VC et l'INN formant chacun un groupe. Le CAU, variable à expliquer, est projeté dans cet espace en illustratif ainsi que le stade de fertilisation pour observer la liaison linéaire des variables au temps.

### 2.3.2 Approche linéaire de la sélection de modèles

Si rien ne contredit les hypothèses de linéarité (sur représentation graphique) une approche linéaire des effets est adoptée, en tenant compte des interactions possibles (ce qui peut introduire des réponses

non linéaires). L'élaboration d'un modèle linéaire est le choix qu'a réalisé François Limaux, et présente une simplification intéressante pour appréhender les relations existantes.

La sélection du modèle est ascendante. À partir du modèle nul on apporte de nouvelles variables pour expliquer le CAU, justifiées *a priori* par des représentations graphiques des données. L'ordre dans lequel les variables sont ajoutées est dicté par les connaissances que l'on a des relations entre variables et CAU. On commence par étudier la relation qui lie le CAU à la VC, en comparant nos résultats obtenus à ceux de François Limaux puis on ajoute ensuite l'effet du fertilisant, l'INN et enfin la pluviométrie. Cette démarche se justifie par la volonté d'apprécier le progrès qu'apporte chacune des hypothèses de travail.

On sait que les effets aléatoires induisent une structure particulière des données, on veut donc les prendre en compte pour améliorer les estimations des différents modèles (cf paragraphe précédent). Une couche de complexité supplémentaire est donc introduite par la prise en compte des effets aléatoires. En effet, les méthodes d'ajustement des modèles mixtes demandent d'avoir des hypothèses sur la structure de covariance mais nous ne disposons pas d'information spécifique permettant de nous orienter. On simplifie le problème en ne considérant que deux types de structures de covariances :

- les effets aléatoires sont indépendants (structure de covariance diagonale) ;
- les effets aléatoires ne sont pas indépendants, il faut estimer les corrélations entre effets aléatoires.

(Annexe VI : choix d'une structure de variance-covariance, D.Bates)

À chaque niveau du modèle, à chaque ajout de variable, on détermine dans un premier temps la structure des effets aléatoires, puis la structure des effets fixes (quels effets, quelles interactions?). Les effets aléatoires sont sélectionnés sur la base de la probabilité critique associée à un test de  $\chi^2$  pour des modèles ajustés par maximisation de la vraisemblance restreinte (REML). La combinaison des effets fixes de chaque modèle testé est sélectionnée sur la base de la probabilité critique d'un test F (approximation des degrés de liberté de Satterthwaite) (Kuznetsova and Brockhoff, 2012). La qualité d'ajustement de chacun des modèles est appréciée par le BIC (équation 2.13), le BIC permettant de pénaliser la variabilité expliquée par le nombre de paramètres ajoutés dans le modèle. On compare également les modèles et sous modèles, de structure aléatoire identique, par un test de rapport de vraisemblance. On construit la statistique de test qui suit une loi de  $\chi^2$  sous  $H_0$  ( $H_0$  : la vraisemblance du modèle est égale à la vraisemblance du sous modèle  $V_1 = V_2$ ), elle permet de juger de l'amélioration apportée par le modèle en comparaison à un sous modèle (équation 2.14). Cependant, pour comparer des modèles emboîtés avec des structures d'effets fixes différents, il est recommandé d'utiliser un ajustement de modèle maximisant la vraisemblance (ML) et non plus la vraisemblance restreinte (REML) (Crawley, 2007). Tests F et tests du  $\chi^2$  fournissent des probabilités critiques considérées significatives au seuil  $\alpha = 5\%$ .

$$BIC = -2 \cdot \ln V + K \cdot \ln n \quad (2.13)$$

- V : vraisemblance ;
- K : nombre de paramètres indépendants ;
- n : nombre d'individus.

$$-2 [\ln V_2 - \ln V_1] \stackrel{H_0}{\sim} \chi_{ddl}^2 \quad (2.14)$$

- V1, V2 : vraisemblance respective des modèles 1 et 2 ;
- ddl : degrés de liberté.

La normalité et l'homogénéité des variances de chaque modèle sont vérifiées par une représentation graphique du résidu contre les valeurs ajustées, de la distribution du résidu, et de la confrontation des valeurs observées contre les valeurs estimées.

### 2.3.3 Introduction de relations non linéaires

Une approche fonctionnelle envisageant des effets non linéaires peut apporter des améliorations aux modèles. Le choix des formes des fonctions se base sur des représentations graphiques et, autant que possible, sur des hypothèses biologiques. Comme pour les ajustements de cinétiques, les paramètres des fonctions non linéaires sont ajustés par MMC. L'algorithme de Gauss-Newton converge vers les estimations des différents paramètres et demande des paramètres initiaux. Lorsque plusieurs fonctions sont "additionnées" pour fournir un modèle, les estimations initiales sont fournies par une procédure de *back fitting* (annexe IV). BIC et rapports de vraisemblance permettent d'orienter la construction du modèle pour expliquer au mieux le CAU.

### 2.3.4 Validation du modèle

Les résultats de modélisation sont appréciés par une procédure de validation pour mesurer la précision de la prédiction. On opère par validation croisée, de type leave-one-out (nombre de données faibles), pour déterminer une Racine de l'Écart Quadratique Moyen de Prédiction (REQMP, équation 2.15). Le modèle est ajusté sur  $n - 1$  (équation 2.15 :  $-i$ ) observations puis confronté à la  $n$ -ième observation, l'opération est répétée  $n$  fois. Pour fixer les idées, une REQMP de 20 constitue *a minima* le niveau que l'on souhaite atteindre pour l'estimation du CAU.

$$\hat{\sigma}_0^2 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [Y_i - \hat{Y}_{-i}]^2} \quad (2.15)$$

## 2.4 Moyens informatiques

Afin de prévoir les retours possibles aux données initiales, le travail de formatage des jeux de données est automatisé. L'agrégation des données brutes issues des 38 tables individuelles est assez aisée bien que la nature des lignes et colonnes change. En revanche l'automatisation des calculs de variables caractérisant l'apport est plus compliqué. Il faut prendre en compte des témoins variables des stades variables, et des nombres de mesures variables d'un essai à l'autre. Toutes les données ont été analysées en utilisant R (R Core Team, 2012) et plus spécifiquement les paquets :

- *doBy* (Højsgaard et al., 2012)
- *FactoMineR* (Husson et al., 2012)
- *lme4* (Bates et al., 2011)
- *MixMod* (Kuznetsova and Brockhoff, 2012)
- *MuMIn* (Bartoń, 2012)

Les calculs de REQMP (leave-one-out) ont donné lieu à la programmation de deux fonctions adaptées aux modèles mixtes, ou aux modèles non linéaires (annexe VII). Les ajustements non linéaires faisant intervenir plusieurs fonctions sont initialisés par *back-fitting* (annexe IV) pour déterminer un jeu de paramètres qui atteigne un minimum total de la grandeur estimée par l'algorithme de Gauss-Newton.

# 3 Résultats

## 3.1 Préparation des données

### 3.1.1 Examen des données

Les tables des données brutes et des données étudiées sont éditées. Les données brutes rassemblent l'ensemble de toutes les mesures réalisées sur les parcelles. Chacune des 9643 lignes de ce jeu de données correspond à l'ensemble des mesures réalisées sur un organe (PA, grain, pailles) à un stade donné. Les représentations graphiques permettent d'apprécier la qualité des données et détecter les anomalies. Par exemple, l'essai qui a été mené à Labergement (département 21) en 2005 (figure 3.1) montre des mesures de MS élevées pour le bloc 1, ce qui se ressent en cours de culture sur l'azote absorbé. *A contrario*, la dernière mesure de teneur en azote du graphique (teneur des parties aériennes à Z65, les données de Z92 dissociant l'azote des pailles de l'azote du grain ne figurent pas), inférieure à 1 est une mesure particulièrement faible. En conséquence, les CAU obtenus durant la culture à Labergement en 2005 risquent d'être très variables d'un bloc à l'autre. L'expertise démontre que ces valeurs restent tout de même dans un domaine de validité agronomique : ces données sont conservées. Cet exemple est représentatif du point de vue de la composition des données : les MS sont disponibles pour chaque bloc alors que bien souvent la mesure de %N est unique pour un stade et extrapolée à chaque bloc. À partir des %N et MS, on détermine les quantités d'azote absorbées QN par bloc.

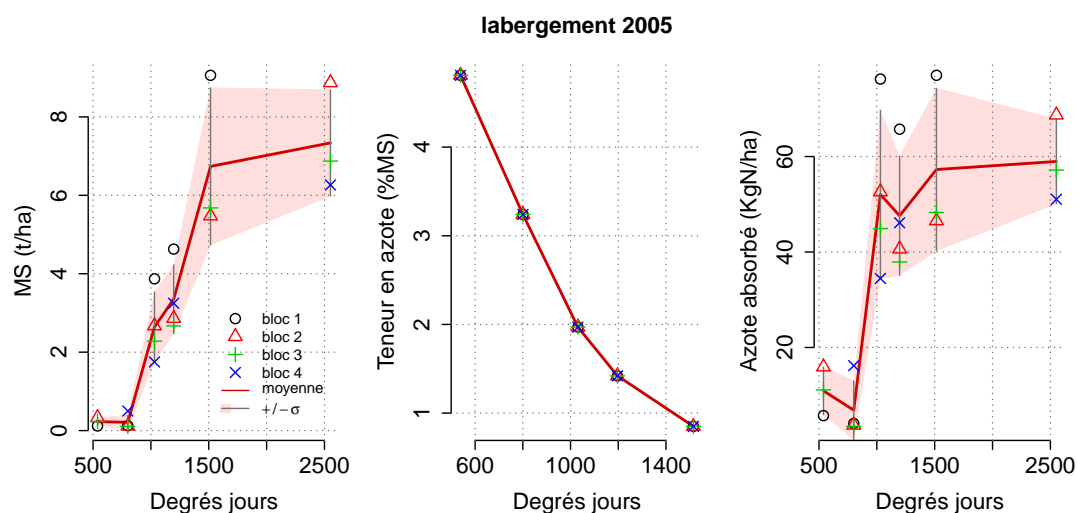


Figure 3.1 – Examen de cinétiques de croissances, de l'évolution des teneurs en azote et des quantités d'azote absorbées. Exemple de la modalité 1, de l'essai de Labergement (21), conduit en 2005

Globalement, parmi les erreurs relevées notons :

- 13 données de matières sèches sur tous les cycles (valeurs hors normes) ;
- 141 données relatives à l'azote (teneurs et azote absorbé), dont :
  - 27 données aberrantes sans explication (erreurs de saisie par exemple) ;

- 22 mesures de QN antérieures à la date de l'apport ;
- 92 mesures sur des modalités présentant un écart important au protocole.

En prenant en compte les données aberrantes déterminées graphiquement et confirmées par un retour aux données brutes, nous éliminons 149 lignes soit 1,5% des données brutes. Globalement, les données sont de bonne qualité et correspondent à ce qui peut normalement être obtenu en pareilles conditions.

### 3.1.2 La variable à expliquer, le CAU calculé à la récolte

Dans un premier temps on observe la relation entre azote apporté et azote absorbé à partir de l'ensemble des mesures d'absorption d'azote réalisées dans les essais. Le coefficient de corrélation linéaire entre les deux grandeurs atteint 0,79, ce qui montre l'intensité forte de la liaison. Une représentation graphique permet de confirmer les hypothèses de linéarité posées en introduction (fig. 3.2), le CAU correspondant à la pente de la relation pour les données d'un essai et les modalités d'un stade d'apport.

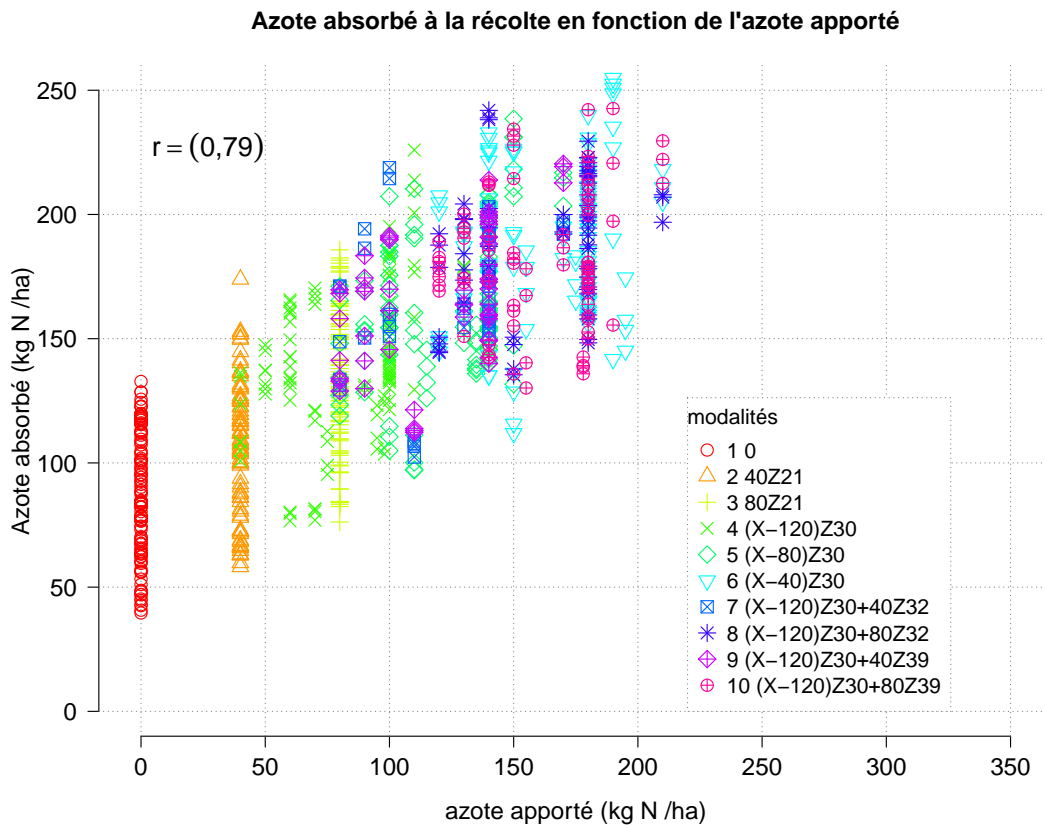


Figure 3.2 – Relation entre les quantités d'azote apportées par l'engrais et les quantités d'azote absorbées

Le CAU est calculé pour chaque bloc, de chaque modalité, de chaque essai, suite à un apport d'engrais. Sur l'ensemble des valeurs de CAU obtenues durant le cycle de culture, certaines sont beaucoup trop fortes ou trop faibles pour être réalistes, on borne les CAU entre 0% et 150%, éliminant ainsi 71 données, laissant 2050 calculs de CAU. L'évolution du CAU en fonction du temps depuis le moment de l'apport peut être représenté. La figure 3.3 permet d'apprécier cette évolution en se basant sur quelques essais représentatifs. On remarque que le CAU évolue rapidement, ce qui appuie l'intérêt d'utiliser des variables relatives au moment de l'apport. Le CAU a été systématiquement mesuré à la récolte, on se base donc dorénavant sur le CAU Z92 : on veut prévoir l'efficacité de

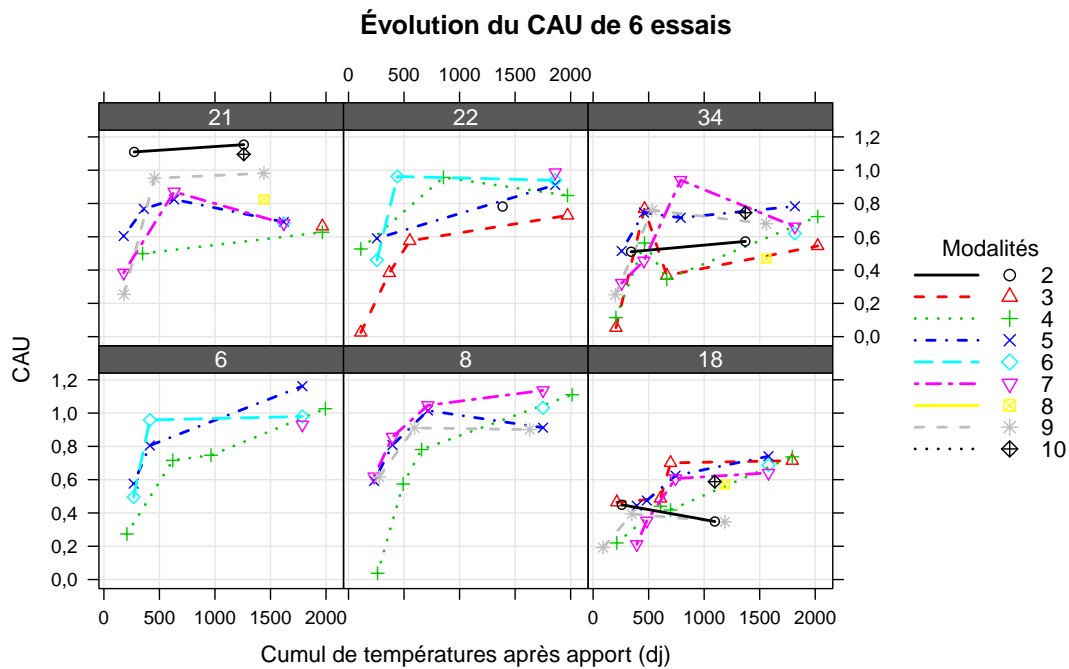


Figure 3.3 – Évolution du CAU moyen en cours de culture de 6 essais

l'engrais au terme de la période d'absorption de la culture.

La distribution des 765 valeurs de CAU déterminés à la récolte évolue selon les stades d'apport (figure 3.4) : plus l'apport est tardif, plus la distribution des valeurs semble variable. En considérant les connaissances actuelles du CAU on veut i) rendre compte des variations entre CAU obtenus pour des stades d'apports différents, ii) vérifier que le CAU est constant pour les apports d'un même stade. Une analyse de variances est réalisée sur l'ensemble des CAU mesurés à Z92. Elle tend à expliquer le CAU par les modalités de fertilisation. Les étapes de l'analyse amènent à considérer l'effet aléatoire de l'essai et son interaction avec la modalité (équation 3.1). Le test de l'effet du fertilisant fournit une probabilité critique 0,008, au seuil de risque :  $\alpha = 5\%$  on rejette l'hypothèse  $H_0 \forall m m_m = 0$ . Les tests des coefficients (avec pour contrainte  $\sum m_2 = 0$ ) mettent en évidence une différence significative des apports à Z30 ou à Z39, par rapport aux apports à Z21 (représentés par la modalité 2) : des apports à des stades différents entraînent des variations du CAU (tab 3.1). Ensuite, au regard de la représentation graphique, les différences entre modalités 7 et 8 (apport Z32) d'une part, 9 et 10 (apport Z39) d'autre part, même si elles ne sont pas significatives, ne semblent pas négligeables, les CAU entre modalités fertilisées au même stade semblent variables. Or, l'apport d'azote étant au maximum inférieure de  $40 \text{ kg N ha}^{-1}$  à la dose optimale  $X$ , on peut aisément supposer que les doses apportées aient toujours été sous optimales : en conséquence les CAU étaient attendus constants. Il faudra donc chercher d'autres explications, notamment du côté de la pluviométrie, dont on a vu qu'elle devenait de plus en plus variable pour des apports de plus en plus tardifs, ou de l'INN dont les valeurs variaient selon le stade de mesure. Mais attention, bien que l'on perçoive des différences entre modalités d'un même stade d'apport on ne pourra pas les expliquer. En effet, les variables dont nous disposons ne permettent pas de différencier les modalités d'un même stade, puisque à un stade donné nous disposons :

- de VC relatives à un cumul de degrés jours (équivalentes pour des apports réalisés le même jour) ;
- d'INN relatifs à une mesure du témoin commun aux modalités d'un même stade (deux modalités partageant le même témoin sont décrites par les mêmes valeurs d'INN) ;
- de pluviométries calculées pour une date d'apport (équivalentes pour un apport le même jour).

Un modèle explicatif du CAU ne discriminera pas les modalités d'un même stade avec le jeu de



données dont nous disposons. Autrement dit, la variabilité pour un même stade d'apport ne pourra être expliquée. D'ailleurs, cette variabilité est importante en ordre de grandeur puisque pour un essai, les CAU mesurés à la récolte, et pour les modalités qui partagent le même stade d'apport, l'écart type moyen est de 14,9%.

$$y_{iem} = \mu + m_m + E_e + ME_{me} + \varepsilon_{iem} \quad (3.1)$$

- $E_e$  iid, :  $E_e \sim \mathcal{N}(0, \sigma_E)$  ;
- $\varepsilon$  iid, :  $\varepsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma)$  ;
- $ME_{me}$  iid, :  $ME_{me} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{ME})$  ;
- $E_e$ ,  $ME_{me}$  et  $\varepsilon_{mei}$  indépendants deux à deux.

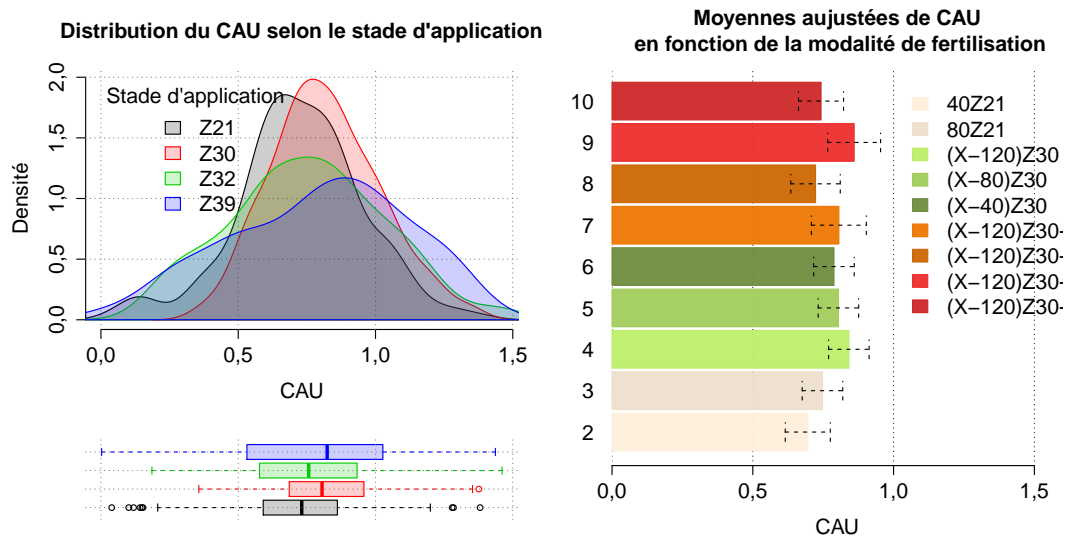


Figure 3.4 – Distribution du CAU selon les stades de fertilisation et comparaison des CAU obtenus pour chaque modalité (moyennes ajustées des CAU par modalité de fertilisation et leur intervalle de confiance)

Table 3.1 – Estimation des coefficients liés aux modalités

	Estimation	$\sigma$	test t
$\mu$	0,70	0,04	17,04
Modalité 3	0,05	0,04	1,22
Modalité 4	0,15	0,04	3,42
Modalité 6	0,09	0,04	2,18
Modalité 7	0,11	0,05	2,06
Modalité 8	0,03	0,05	0,56
Modalité 9	0,16	0,05	3,17
Modalité 10	0,05	0,05	1,03

### 3.1.3 Les variables explicatives

#### 3.1.3.1 La vitesse de croissance

Les calculs de cinétiques ont été automatisés. Pour chaque modalité de chaque essai on dispose d'une expression de la cinétique de croissance à trois paramètres ( $K$ ,  $\beta$  et  $\lambda$ , équation 2.5, p. 10). De manière générale, les ajustements obtenus sont de bonne qualité (fig. 3.5). En effet, le biais est environ nul et la Racine de l'Écart Quadratique Moyen (REQM) est en moyenne de 0,40 t/ha (en sachant que à la récolte, la biomasse maximale mesurée était de : 14 t/ha). Cependant, les valeurs des paramètres ajustés sont parfois très variables, notamment  $K$ , qui correspond à la limite de production permise, qui atteint des valeurs supérieures à 30 t/ha : ces ajustements ne peuvent être admis car hors du domaine de validité agronomique. De même, des valeurs de  $\lambda$  très fortes sont détectées ; celles-ci sont corrélées à  $K$  ( $r = 0,40$ ) puisque pour atteindre un  $K$  hors norme il faut une échelle de temps supérieure que peut représenter  $\lambda$ . Le retour sur les données montre que ces valeurs sont associées à des ajustements de cinétiques fragilisés par le manque de données acquises pendant la culture, notamment entre Z39 et Z92. Au total, ce sont 17 ajustements qui sont problématiques sur les 340 possibles.

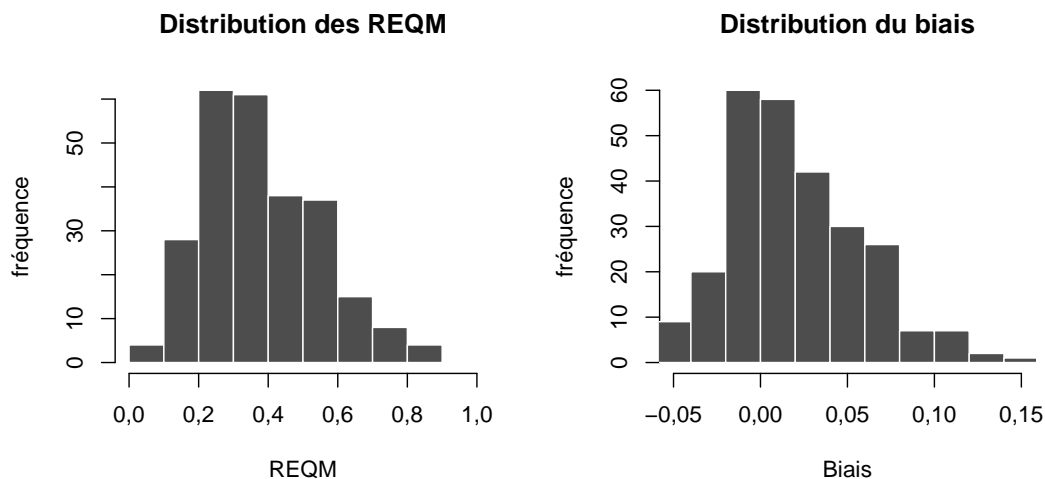


Figure 3.5 – Qualité des ajustements des modèles de croissance. Distribution de la Racine de l'Erreur Quadratique d'Estimation et du biais (différence moyenne) entre estimations et valeurs observées

Il est possible d'ajuster un modèle de croissance pour chaque essai et chaque modalité (Le Souder et al., 2007). On s'attend à ce que la différenciation en terme de VC n'apparaisse qu'après l'apport. Autrement exprimé, avant la fertilisation, rien ne distingue la modalité de son témoin : leur régimes de croissance sont analogues. Cependant, le niveau de fertilisation conditionne la production de biomasse à la récolte. De fait, le paramètre  $K$ , qui représente la capacité limite du milieu, varie d'une modalité à l'autre. Ces variations se ressentent sensiblement sur les autres paramètres de l'expression de la cinétique, il en résulte que les VC aux dates d'apport diffèrent en moyenne de  $0,2 \text{ g MS m}^{-2} \text{ dj}^{-1}$  entre la modalité et son témoin, la différence maximale étant de  $0,45 \text{ g MS m}^{-2} \text{ dj}^{-1}$ . La figure 3.7 fournit un exemple d'ajustement de cinétiques illustrant ces écarts d'estimations de VC entre modalité et témoin. On est donc contraint d'utiliser les VC calculées sur les témoins, en considérant un régime de croissance de la modalité analogue à celui de son témoin évitant ainsi d'introduire une variabilité "artificielle".

En comparaison aux VC des expérimentations de Limaux (1999), la gamme obtenue est plus grande : elle varie de 0,004 à  $1,81 \text{ g MS m}^{-2} \text{ dj}^{-1}$  (moyenne = 0,60, écart-type = 0,47) contre un intervalle de VC de 0,15 à  $0,91 \text{ g MS m}^{-2} \text{ dj}^{-1}$  pour Limaux (1999) (moyenne = 0,42, écart type = 0,21), ceci s'expliquant par l'ajout dans le protocole de CAU pour des apports tardifs pour lesquelles

### Estimation des paramètres

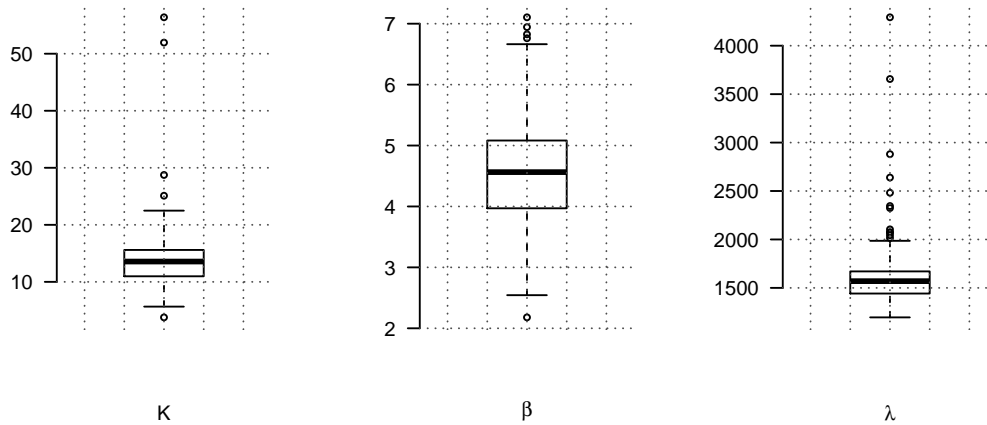


Figure 3.6 – Estimations des paramètres des cinétiques de croissance obtenus par régression non linéaire,  $MS(t) = K \left( 1 - e^{-(t/\lambda)^\beta} \right)$

les VC sont encore plus fortes (Z32 et Z39) (figure 3.8). Le graphique 3.8 illustre le lien fort qui existe entre VC et stade de fertilisation, la VC est d'autant plus forte que le stade physiologique du blé est avancé. Ceci est vrai parce que la fertilisation intervient avant le point d'inflexion de la cinétique de croissance. La VC, par sa construction dépendante des sommes de températures, est donc porteuse pour partie de l'information liée au stade physiologique du blé au moment de l'apport.

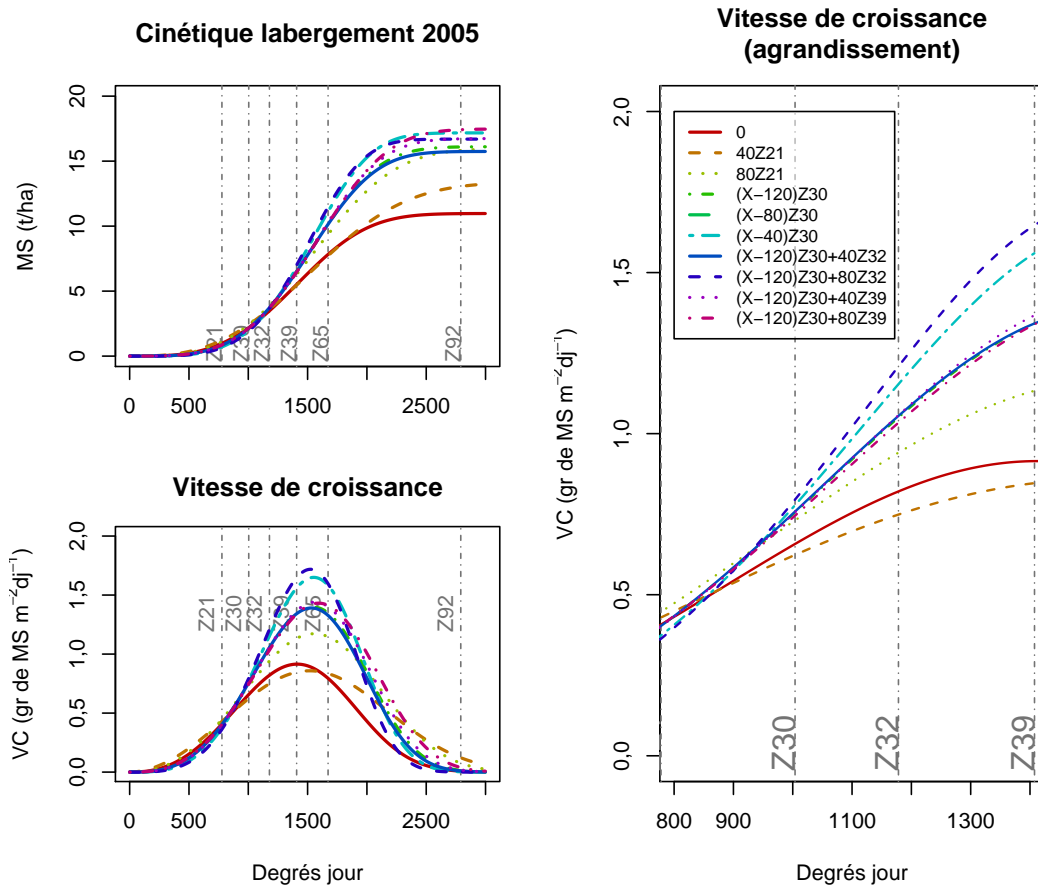


Figure 3.7 – Ajustement de cinétiques de croissance. Exemple des modèles de croissance ajustés pour les modalités de l'essai de Labergement (21), conduit en 2005

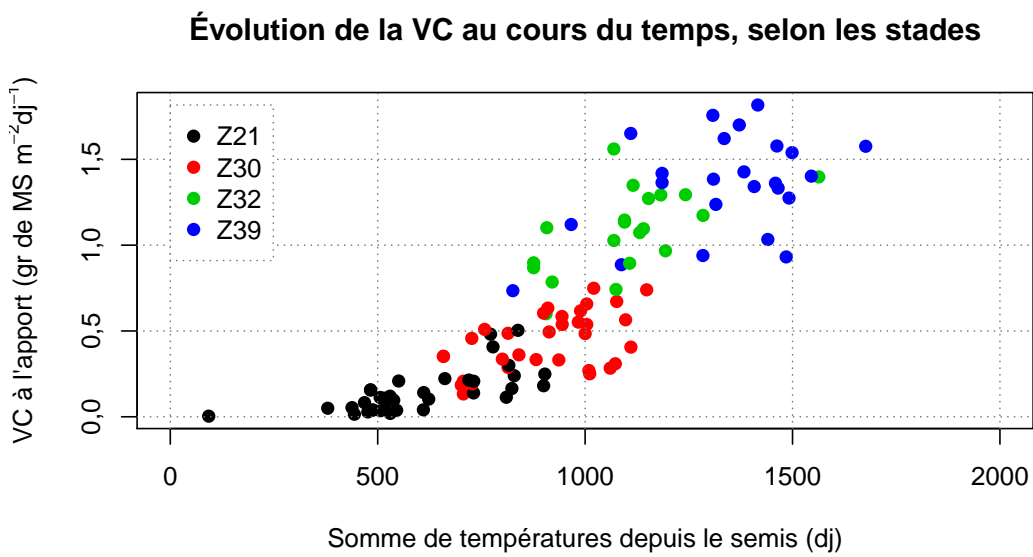


Figure 3.8 – Évolution de la VC

### 3.1.3.2 État de nutrition azotée

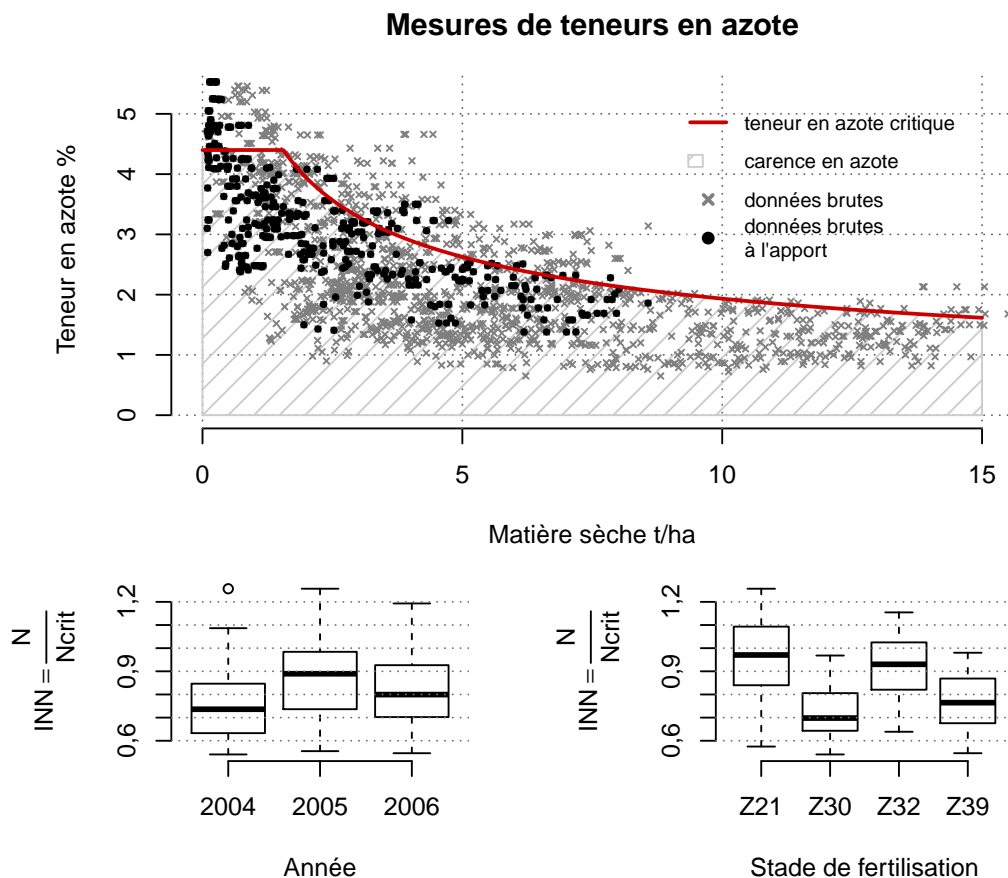


Figure 3.9 – Teneurs en azotes mesurée et INN calculés selon l'année ou le stade de fertilisation

La figure 3.9 représente les teneurs en azote mesurées au cours de la culture en fonction des mesures de biomasses correspondantes. Globalement, la majorité des teneurs mesurées révèlent une teneur en azote inférieure à la teneur en azote critique. Toutefois le nombre de cas où l'azote est en excès augmente pour des valeurs de matières sèches plus faibles, concernant donc les mesures les plus précoces. L'INN traduit l'éloignement à la teneur en azote critique. Au moment de l'apport, on calcule 440 valeurs d'INN. L'INN varie de 0,54 à 1,26 (écart type : 0,17). Pour connaître l'implication des effets aléatoires on réalise l'analyse des composantes de la variance du modèle (tab. 3.2). Le stade est ce qui induit le plus de variabilité dans les mesures, devant l'essai. À eux deux ils expliquent 62% de la variabilité de l'INN.

$$INN_{iaes} = \mu + A_a + S_s + E_{e|a} + AS_{as} + \varepsilon_{iaes} \quad (3.2)$$

### 3.1.3.3 Variables pluviométriques

Ayant au plus 4 dates d'acquisition des données de pluviométrie par essai (une donnée par stade d'apport), et certains essais dépendant de la même station météorologique, on dispose de 99 données pour chaque variable pluviométrique dont les distributions sont représentées figure 3.10. Étant "imbriquées", les 8 variables de pluviométrie sont corrélées : plus elles sont proches dans le temps plus le coefficient de corrélation entre deux variables est fort. En moyenne, la pluviométrie journalière est de 2,07 mm, alors que la pluviométrie efficace journalière est de -0,53 mm. Notons la

Table 3.2 – Analyse des composantes de la variance de l'INN

Groupes	Variance	$\sigma$
Essai :Année	0,0086	0,093
Année :Stade	0,0029	0,054
Stade	0,0125	0,112
Année	0,0005	0,023
Résidu	0,0092	0,096

pluviométrie exceptionnelle ayant suivi les apports à Z30 pour l'essai de Satolas en 2005 qui cumule déjà plus de 80 mm en 5 jours et 140 mm en 20 jours. Pour chaque variable pluviométrique, cet essai apparaît comme exceptionnel, ce qui lui vaut d'être exclu du jeu de données lors des analyses faisant appel à la pluviométrie. Comme le suggère la figure 3.11 la pluviométrie efficace semble davantage limitante à mesure que l'on avance dans l'année (stade d'apport plus tardif). On cherche à savoir si la pluviométrie est équivalente d'un stade d'apport à l'autre (facteur stade  $s_s$ ) et si cela dépend de l'année ( $SA_{as}$ ). Dans cette approche, le stade d'apport devient un effet fixe, on souhaite quantifier les différences de pluviométrie selon les stades. On étudie donc un modèle mixte avec l'ensemble de ces effets pour comprendre les variations des variables climatiques (équation 3.3).

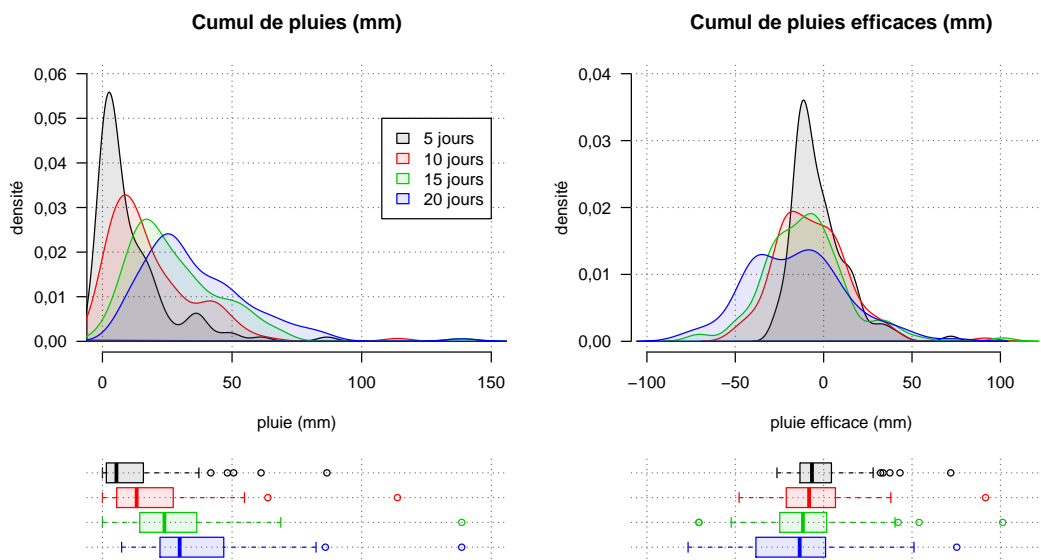


Figure 3.10 – Distribution des variables pluviométriques

- $A_a$  iid :  $A_a \sim \mathcal{N}(0, \sigma_A)$  ;
  - $SA_{as}$  iid :  $SA_{as} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{as})$  ;
  - $\varepsilon_{ia}$  iid :  $\varepsilon_{ia} \sim \mathcal{N}(0, \sigma)$  ;
  - $A_a$  et  $\varepsilon_{ia}$  indépendants deux à deux.
- $$\forall i, a \text{ plx (ou plax)} = \mu + s_s + A_a + SA_{sa} + \varepsilon_{iaz} \quad (3.3)$$

L'analyse de variance permet de révéler l'effet significatif de l'année pour des cumuls de pluies et cumuls de pluies efficaces de 10 jours et plus, en interaction avec le stade d'apport : selon l'année, les mesures de pluviométrie pour un stade sont variables. Ajoutons que plus le nombre de jours de cumul est important, plus les particularités liées à l'année sont importantes. Concrètement, l'interaction est responsable de 20% de la variabilité des données, ce qui représente 12 mm autour de l'estimation.

Quel que soit le stade d'apport, la pluviométrie quotidienne est équivalente, il tombe en moyenne 2 mm de pluies par jour, que ce soit pour un apport précoce Z21 ou plus tardif à Z39 : il n'y a

pas d'effet du stade d'apport sur les cumuls de pluie ou cumul de pluies efficaces après l'apport. Les variations importantes observées sont le résultat d'un effet aléatoire de l'interaction stade / année : l'effet du stade à partir duquel est mesuré le cumul de pluie dépend de l'année ou les variations peuvent être très fortes d'une année à l'autre pour un stade donné.

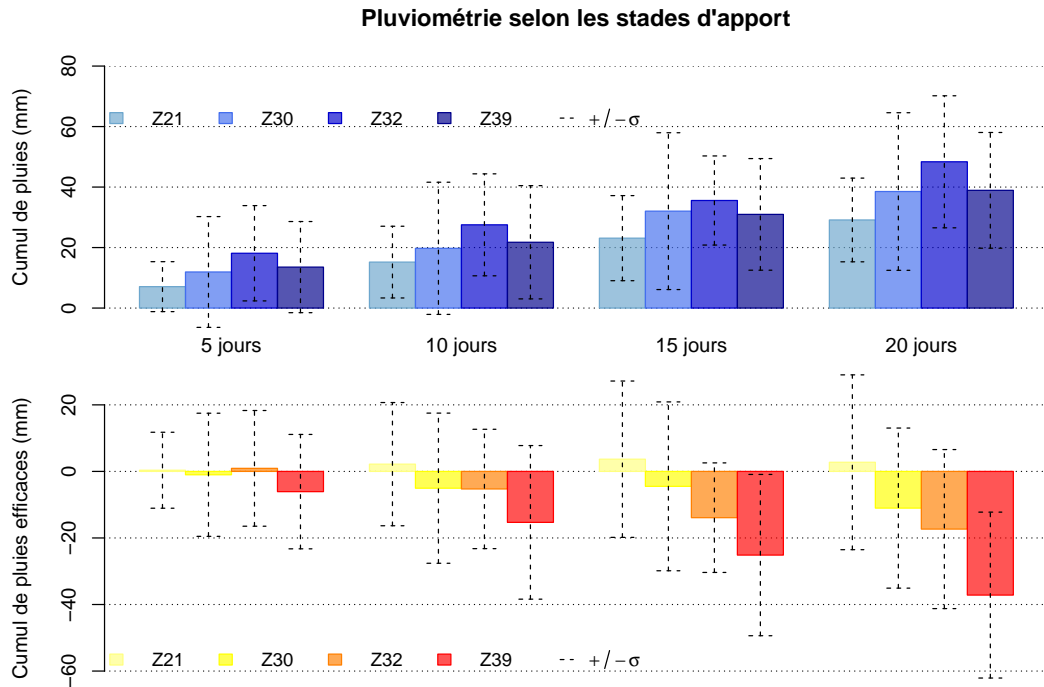


Figure 3.11 – Distribution des variables pluviométriques selon les stades d'apport

## 3.2 Élaboration d'un modèle explicatif du CAU

Pour répondre à l'objectif de base, on tente d'expliquer le CAU par les variables construites pour l'ensemble du cycle.

### 3.2.1 Analyse multidimensionnelle

L'AFM rend compte des liaisons entre variables (fig. 3.12). Les individus forment un nuage homogène autour de l'origine du repère. Du point de vue des variables, étant donné leur faible nombre dans l'analyse, chaque groupe décrit un axe. Le premier axe est très majoritairement expliqué par les deux groupes de variables pluviométriques. Plus un individu se trouve à droite du repère, plus les valeurs de pluviométrie ou pluviométrie efficace sont fortes. Dans le carré des liaisons, le premier axe est un facteur commun entre les deux groupes de variables pluviométriques. Le second axe est expliqué par la vitesse de croissance. Notons en parallèle, conformément à ce qui a été précisé plus tôt, que le stade d'apport est très bien projeté le long de cette variable : VC et stade d'apport sont très liés. La forme de fertilisant employée est discriminée par la troisième dimension de variabilité. Enfin, l'INN est lié au quatrième axe. Le groupe illustratif CAU n'est jamais bien projeté, la nature de la liaison du CAU aux autres variables n'est probablement pas uniquement linéaire, elle est plus complexe.



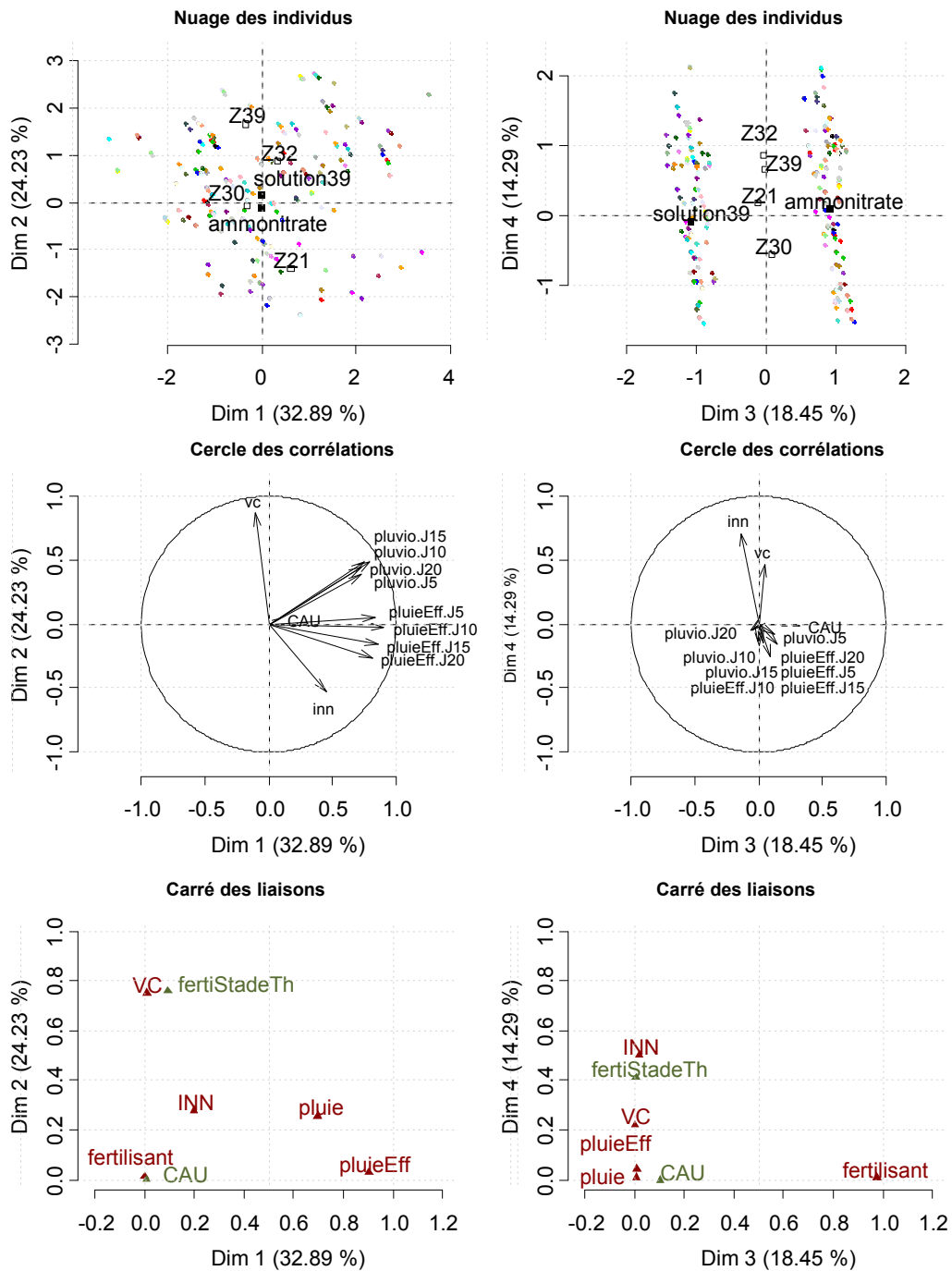


Figure 3.12 – Exploration du jeu de données par AFM

Les variables pluviométriques sont fortement corrélées, toutes les introduire induirait de la redondance dans l'information apportée. On cherche donc la meilleure variable pluviométrique. Les résultats de l'AFM justifient d'utiliser une variable synthétique : une dimension commune aux 8 variables. Une ACP entre les variables pluviométriques permet de produire cette dimension commune, indépendamment de la variable à expliquer comme l'aurait permis une régression PLS (fig. 3.13). La première composante capte 68,7% de la variabilité des données et le premier plan 83%. Les pluviométries efficaces à 15 ou 20 jours avec des coordonnées sur le premier axe de 0,83 et 0,75 respectivement sont les moins bien projetées. Le second axe semble décrire une part de la pluviométrie efficace, la partie supérieure du graphique correspondant à des situations négatives en terme de bilan hydrique. Par la suite, les coordonnées des individus sur l'axe 1 sont utilisées pour synthétiser l'information des variables de pluviométrie, au travers d'une nouvelle variable notée *pl*.

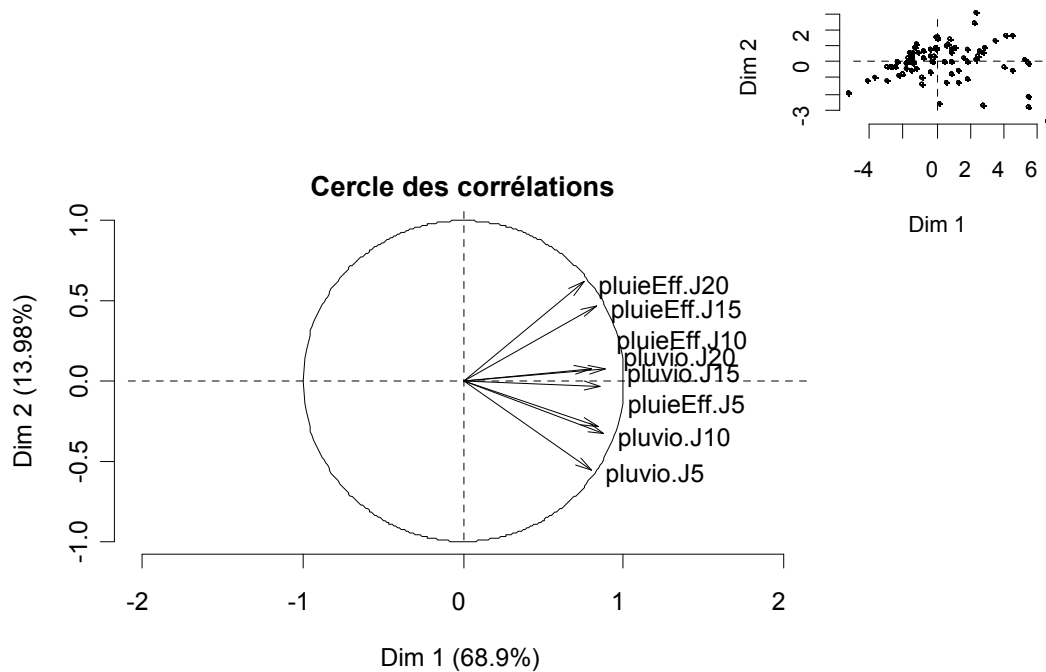


Figure 3.13 – Premier plan de l'espace décrit par la pluviométrie. Premier plan d'une ACP, espace des variables et représentation du nuage des individus dans le coin supérieur droit.

### 3.2.2 Modèles linéaires

La représentation graphique du CAU en fonction des variables explicatives ne contredit pas les hypothèses de linéarité entre variables même si elles n'apparaissent pas non plus évidentes (fig. 3.14). Adopter une modélisation linéaire permet de confronter les résultats à ceux de Limaux (1999), et tenter de proposer sur cette base des améliorations du modèle.

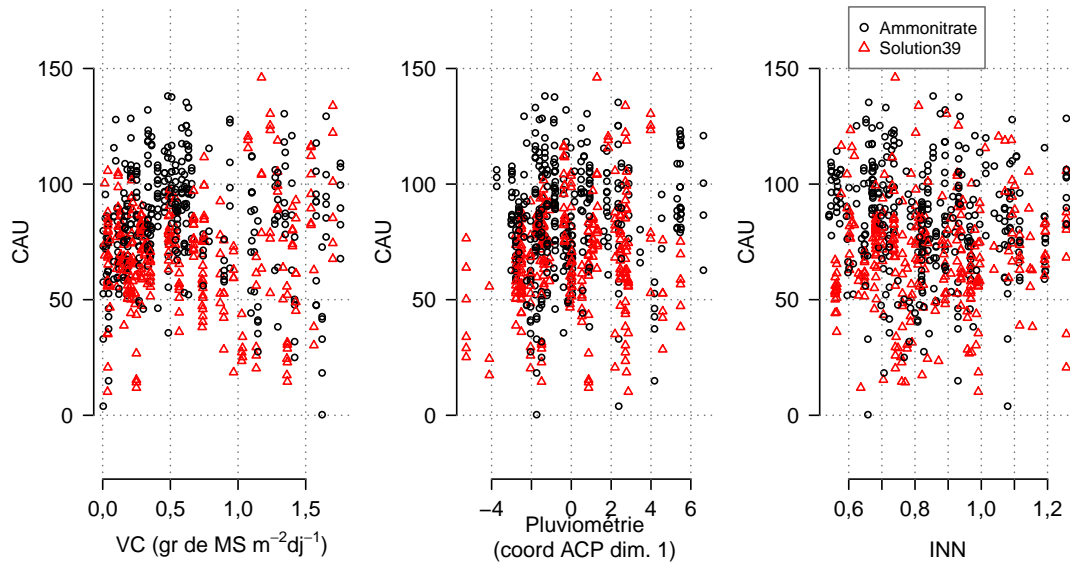


Figure 3.14 – Représentations du CAU en fonction des variables explicatives

#### 3.2.2.1 Un point de départ : le modèle nul et le modèle VC

La figure 3.15 représente l'ensemble des valeurs de CAU calculées à la récolte en fonction des VC au moment de l'apport. En vert, on retrouve l'intervalle de valeurs de CAU et de VC rencontrés dans les travaux de Limaux (1999). Bien que l'ensemble de nos données soient obtenues par le calcul et donc susceptibles de cumuler plusieurs erreurs lors de leur obtention (teneur en azote, matière sèche, méthode d'estimation de la VC), 50% des données sont comprises dans le même intervalle. Les points les plus à droite du graphique, pour lesquelles les valeurs de VC sont plus importantes, correspondent à des valeurs acquises pour des apports plus tardifs (Z32 et Z39) sur lesquels n'a pas travaillé Limaux (1999). Le modèle VC passe au travers du nuage de points. Il suit la même allure que le début de la courbe de lissage obtenue par régression Loess. Globalement, le modèle semble sous-estimer les valeurs de CAU pour des valeurs de VC inférieures à  $0,6g MS m^{-2}dj^{-1}$ , et surestimer par la suite, puisque le modèle dépasse rapidement 100%. De ce point de vue, le modèle comporte une anomalie. En effet, les VC du jeu de données peuvent atteindre  $1,8g MS m^{-2}dj^{-1}$  alors que pour un CAU de 100%, la VC du modèle VC est de  $0,84g MS m^{-2}dj^{-1}$  : la relation doit être réajustée.

Pour fournir une seconde référence, un modèle nul est ajusté (noté modèle 0) : un modèle expliquant le CAU ( $y$ ) par la moyenne (équation 3.4, un modèle n'expliquant pas mieux le CAU que la moyenne est à rejeter). La meilleure combinaison d'effets aléatoires pour le modèle nul est sélectionnée : seul l'effet de l'essai est conservé (expression 3.4). Une analyse des composantes de la variance du modèle montre qu'il est responsable de plus de 36% de la variabilité des données. L'analyse du résidu confirme les hypothèses de normalité de sa distribution. Par ailleurs, l'écart type résiduel est fort : 19.

$$y_{ie} = \mu + E_e + \varepsilon_{ie} \quad (3.4)$$

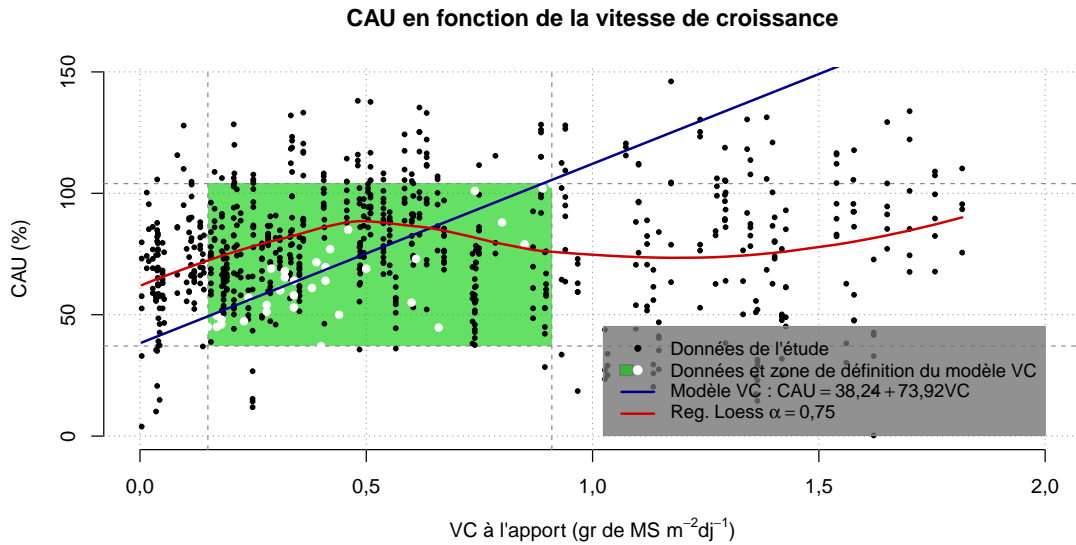


Figure 3.15 – Confrontation des données de l'étude au modèle VC

Table 3.3 – Estimation des effets aléatoires du modèle 0

Groupe	Variance	$\sigma$
Essai (Intercept)	230.43	15.180
Residual	375.67	19.382

Introduisons la variable VC comme explicative du CAU : le modèle 1. La sélection des effets aléatoires aboutit aux mêmes résultats que pour le modèle nul : l'effet de l'essai induit une grande variabilité. L'expression du modèle ajusté est de la forme de l'équation 3.5. Toutefois, le test de l'effet VC aboutit à une probabilité critique de 0,5 (tab. 3.4), si l'effet a été sélectionné dans le modèle c'est davantage pour sa prise en compte dans les effets aléatoires (tab. 3.5). Ce modèle n'est donc pas explicatif des CAU obtenus, on le rejette.

$$y_{ie} = \mu + \beta VC_i + E_e + \varepsilon_{ie} \quad (3.5)$$

Table 3.4 – Test des effets du modèle 1

	ddl numérateur	ddl dénominateur	test F	Pc
vc	1,00	25,05	0,39	0,54

Cependant, un modèle qui ne tient pas compte du fertilisant employé n'est pas réaliste étant donné ce que l'on sait du poids de la forme d'engrais sur les phénomènes de pertes. Le modèle 2 permet l'introduction de l'effet du fertilisant (ammonitrate ou solution 39). Le test des effets fixes exclut l'effet de la VC sur le CAU ; en revanche, la forme de fertilisant employée est hautement significative. Les coefficients obtenus révèlent la différence prépondérante entre matières fertilisantes, l'utilisation d'ammonitrate augmente en moyenne le CAU de 16,18 par rapport à une modalité fertilisée par une solution à 39% (tab.3.7). L'effet aléatoire lié à l'essai est très important, il explique une grande part de la variabilité observée à travers son effet sur la moyenne et la pente de la relation (tab. 3.8). L'écriture du modèle 2 devient l'équation 3.6.

$$y_{ife} = \mu + f_f + E_e + \varepsilon_{ife} \quad (3.6)$$

Table 3.5 – Estimation des effets aléatoires du modèle 1

Groupe		Variance	$\sigma$
Essai	(Intercept)	280.94	16.761
	vc	646.37	25.424
Residual		288.84	16.995

Table 3.6 – Test des effets du modèle 2

	ddl numérateur	ddl dénominateur	test F	Pc
fertilisant	1,00	33,18	11,77	0,00

Table 3.7 – Estimations des effets fixes du modèle 2

	Estimation	$\sigma$	test t
(Intercept)	68,34	3,56	19,21
fertilisantammonitrate	16,18	4,72	3,43

Table 3.8 – Estimation des effets aléatoires du modèle 2

Groupe		Variance	$\sigma$
Essai	(Intercept)	170.73	13.066
Residual		375.60	19.380

### 3.2.2.2 L'INN apporte-t-il une amélioration au modèle ?

Les modèles basés sur la variable VC ne sont pas concluants. On introduit l'INN puisqu'on sait que selon les stades il varie de manière substantielle. La sélection des effets aléatoires retient l'effet de l'essai sur la pente et la moyenne de la relation. La sélection des effets fixes écarte les interactions entre variables (équation 3.7) et on ne peut conserver l'effet de VC dans le modèle, le test F le rejetant. Le modèle 3 est un sous modèle du modèle 2. La comparaison du modèle nul au modèle 3 par le rapport de vraisemblance démontre l'intérêt de l'INN (tab. 3.10). Notons la forte diminution du BIC marquant l'amélioration du modèle par la prise en compte de l'INN.

$$y_{ife} = \mu + f_f + \beta_{inn}i + E_e \quad (3.7)$$

Table 3.9 – Test des effets du modèle 3

	ddl numérateur	ddl dénominateur	test F	Pc
fertilisant	1,00	33,07	13,09	0,00
inn	1,00	697,47	4,05	0,04

Table 3.10 – Comparaison des modèles 2 et 3

	ddl	BIC	ln(V)	$\chi^2$	Pc
mod2	4,00	6645,19	-3309,37		
mod3	5,00	6249,78	-3108,51	401,72	0,00

Table 3.11 – Estimations des effets fixes du modèle 3

	Estimation	$\sigma$	test t
(Intercept)	76,04	5,25	14,49
fertilisantammonitrate	16,88	4,67	3,62
inn	-9,46	4,70	-2,01

### 3.2.2.3 Qu'en est-il de la pluviométrie ?

Les valeurs de pluviométrie correspondant à l'essai de Satolas (2005) sont exclues. La sélection des effets aléatoires retient une structure de covariance partiellement indépendante entre l'effet de l'essai sur la pente lié à la pluviométrie d'une part et l'effet sur la moyenne de la relation d'autre part. Les tests des effets retiennent l'INN en interaction avec la pluviométrie et la VC en interaction avec la pluviométrie, auxquels s'ajoute l'effet du fertilisant (expression 3.8). Pour comparer le modèle 4 au modèle 3, ce dernier doit être réajusté sur le jeu de données réduit (retrait de Satolas). La comparaison au modèle précédant montre une amélioration de la qualité de l'ajustement (tab. 3.14). L'écart type du modèle est de 17, on reste dans les ordres de grandeur attendus, variabilité à laquelle s'ajoute celle liée au facteur essai de niveau équivalent.

$$y_{ife} = \mu + f_f + \beta_1 pl_i + \beta_2 vc_i + \beta_3 inn_i + f_f + \beta_4 vc \cdot pl + \beta_5 inn \cdot pl + E_{e|\beta_1} \quad (3.8)$$

L'observation des effets marginaux tempère l'amplitude des coefficients estimés. Si l'effet de la pluviométrie est compris entre -70 et 80, et l'INN entre -5 et -10, l'interaction montre que l'effet de l'INN est très fortement conditionné par la pluviométrie. La représentation de la surface de réponse

Table 3.12 – Estimation des effets aléatoires du modèle 3

Groupe		Variance	$\sigma$
Essai	(Intercept)	165.76	12.875
Residual		373.71	19.332

Table 3.13 – Test des effets du modèle 4

	ddl numérateur	ddl dénominateur	test F	Pc
pl	1,00	268,39	10,26	0,00
vc	1,00	404,63	0,46	0,50
inn	1,00	445,61	1,87	0,17
fertilisant	1,00	31,89	9,68	0,00
pl :vc	1,00	328,34	11,86	0,00
pl :inn	1,00	347,52	20,36	0,00

estimée en "selle de cheval", met en évidence l'interaction (fig. 3.16). L'effet de la vitesse de croissance instantanée apparaît plus limité, et fortement dépendant de la pluviométrie. On traduit donc bien le terme d'interaction entre pluviométrie et VC.

Table 3.14 – Comparaison du modèle 4 au modèle 3

	ddl	BIC	ln(V)	$\chi^2$	Pc
mod3	5,00	5926,12	-2946,81		
mod4	10,00	5875,88	-2905,44	82,73	0,00

Table 3.15 – Estimations des effets fixes du modèle 4

	Estimation	$\sigma$	test t
(Intercept)	78,35	6,47	12,12
pl	8,96	2,80	3,20
vc	-1,52	2,25	-0,68
inn	-7,97	5,82	-1,37
fertilisantammonitrate	14,87	4,78	3,11
pl :vc	3,47	1,01	3,44
pl :inn	-12,84	2,85	-4,51

Table 3.16 – Estimation des effets aléatoires du modèle 4

Groupe		Variance	$\sigma$
Essai	(Intercept)	159.321	12.6222
Essai	pl	17.605	4.1958
Residual		304.225	17.4421



Effets marginaux  
de la pluviométrie  
de l'INN  
et de la VC

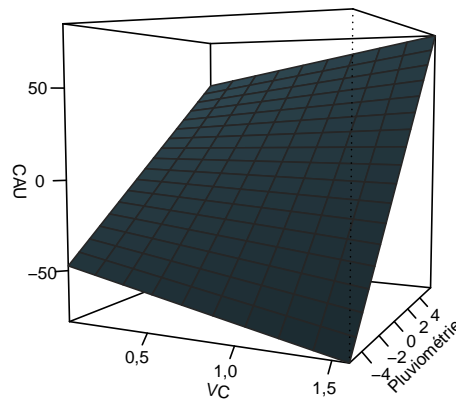
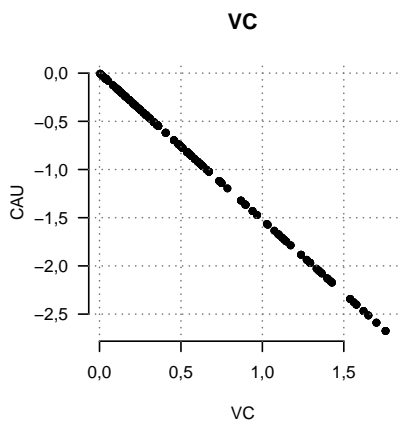
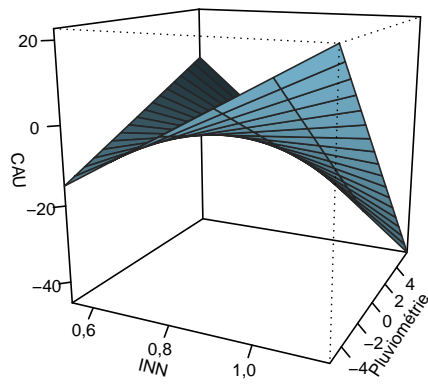
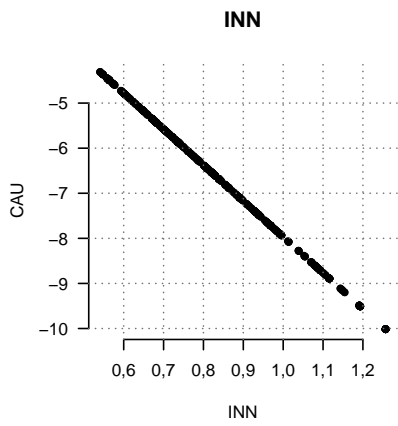
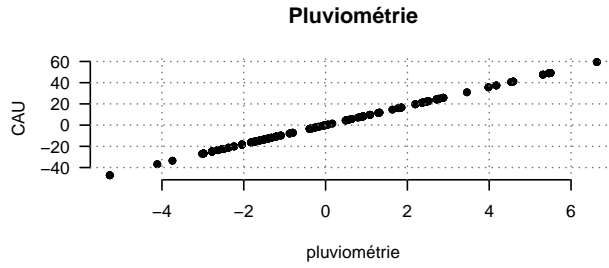


Figure 3.16 – Effets marginaux du modèle 4

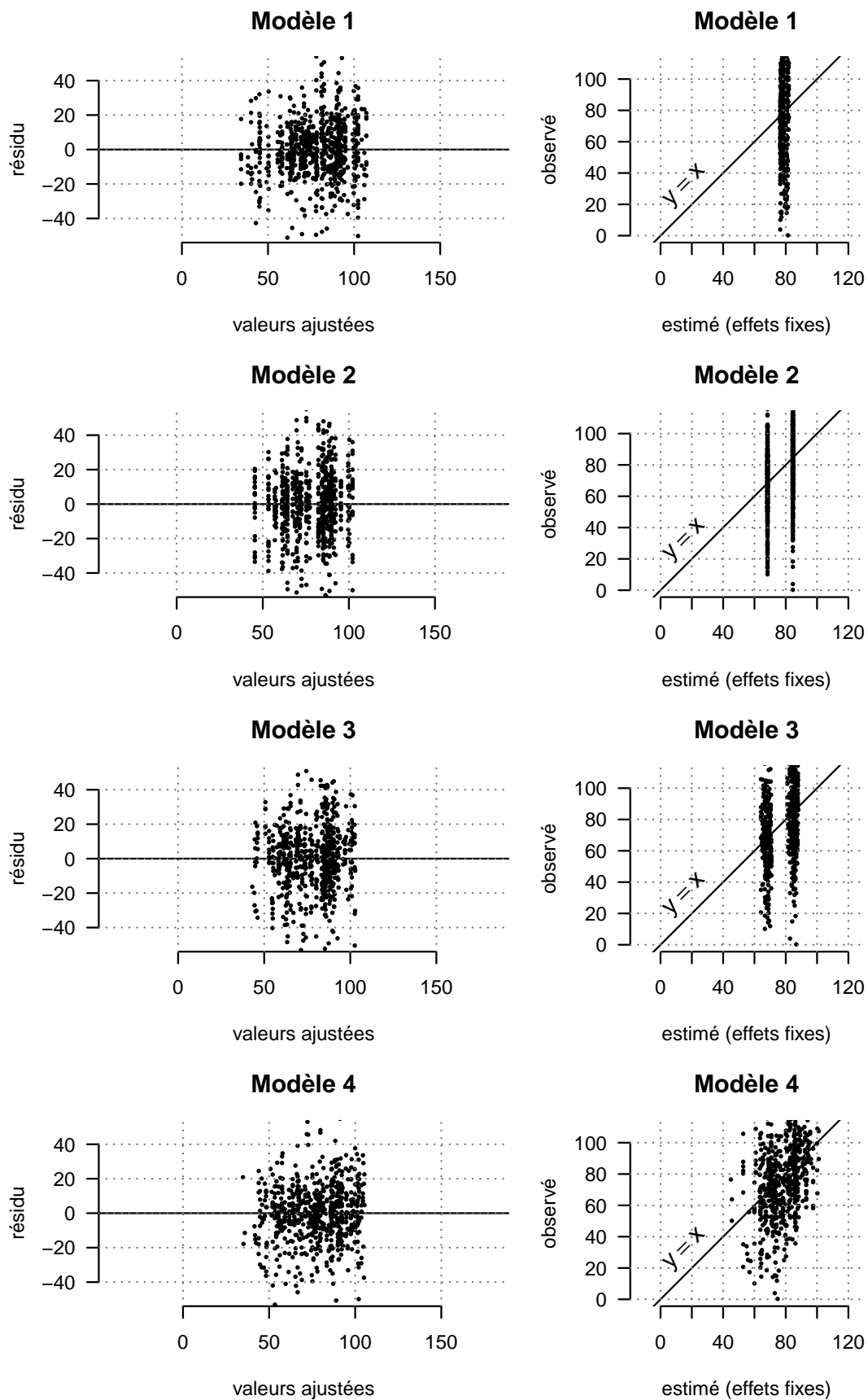


Figure 3.17 – Évolution du résidu du modèle 1 au modèle 4 et confrontation des estimations aux données réelles

### 3.2.2.4 Synthèse des ajustements linéaires

Chaque facteur est porteur d'une information qui permet de mieux comprendre les évolutions du CAU. À chaque étape, le modèle sélectionné est globalement inclus dans le modèle sélectionné à l'étape suivante. L'effet aléatoire de l'essai apparaît continuellement comme très significatif, il est responsable d'une grande part de variabilité que les variables introduites ne permettent pas d'expliquer. Une connaissance plus fine à l'échelle de l'essai peut donc se révéler déterminante dans la prédiction d'un CAU. Du côté des effets fixes, le modèle 4 semble être le plus explicatif du CAU, notamment à travers les variables pluviométriques et l'INN. En revanche, la VC ne semble pas significative à l'exception de l'interaction avec la variable pluviométrique.

L'examen du résidu, obtenu pour chacun des modèles proposés montre une amélioration, en augmentant la complexité du modèle on disperse les estimations qui se rapprochent un peu plus des valeurs observées et le résidu se concentre de plus en plus autour de 0 (fig. 3.17). Enfin, d'un point de vue des prédictions permises par ce modèle si la qualité des ajustements s'est améliorée, il est possible que l'augmentation du nombre de paramètres dans le modèle soit responsable d'un sur-ajustement. On étudie donc l'évolution de la REQMP du modèle nul jusqu'au modèle 4. La figure 3.18 montre l'évolution du REQMP. Globalement le REQMP est mauvais, les ajustements ne sont pas de bonne qualité, l'incertitude autour des prédictions est grande, ces modèles ne sont donc pas d'une grande qualité prédictive, même s'ils apportent une amélioration par rapport au modèle nul. On passe ainsi d'une REQMP de 22,2 à 21,1.

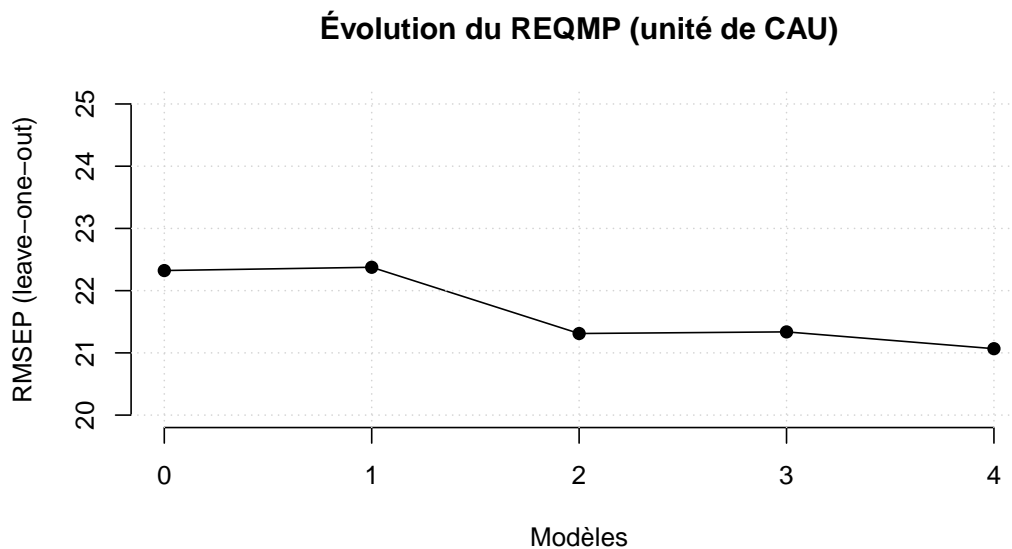


Figure 3.18 – Évolution du REQMP entre le modèle nul et le modèle 4

Le dernier modèle produit montre un effet aléatoire de l'essai sur la moyenne de la relation et sur la pente liée à la pluviométrie : d'un essai à l'autre, on observe des écarts à la relation plus ou moins grands. Sur la base de la différence de chaque essai à la relation générale, on tente de rendre compte de l'existence de groupes d'essais qui seraient proches du point de vue de ces écarts au modèle global. On propose donc une classification ascendante hiérarchique (CAH, agrégation méthode Ward) qui aboutit à la construction de trois groupes que les variables caractéristiques des essais décrivent (fig. 3.19). Les effets de ces variables sont testés par un test V et mettent en avant le rôle de la variété, de la longueur, du pH et de la CEC du sol dans la caractérisation des groupes (annexe IX). On retrouve là deux aspects : un aspect purement biologique et un aspect pédologique, dépendant de l'essai. Ce sont autant de pistes suggérées à explorer dans un prochain travail de modélisation, qui n'entre pas dans le cadre de l'étude de la relation du CAU à la VC, l'INN et la pluviométrie.

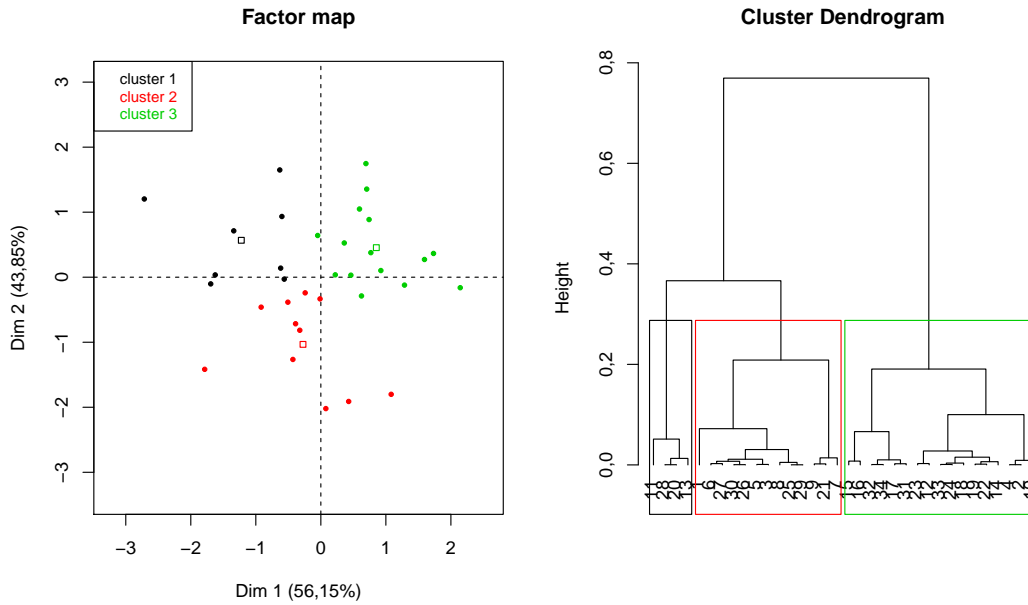


Figure 3.19 – CAH sur les écarts au modèle général du modèle 4 selon les essais

### 3.2.3 Modélisation non linéaire

La construction d'un modèle linéaire ne donne pas de résultats satisfaisants. D'après les travaux de François Limaux la VC permet d'expliquer l'évolution du CAU mais cette relation ne se vérifie pas au regard de nos résultats sur l'ensemble du cycle de culture. Mais comme précisé plus tôt la relation de François Limaux est limitée à des stades pour lesquels la VC est inférieure à 0,80 (fig. 3.15, 31). Cette observation démontre un plafonnement de la relation, qu'il est possible de traduire par une régression asymptotique, c'est à dire une expression exponentielle.

Le choix de la relation se porte vers une équation à trois paramètres (équation 3.9). Sur cette base, on inclut l'effet du fertilisant qui peut avoir un impact sur un ou plusieurs paramètres du modèle. On sélectionne les paramètres du modèle sur la base de la minimisation du BIC. Le modèle qui minimise le plus le BIC est un modèle dont l'asymptote varie avec le fertilisant employé. Ceci semble cohérent au regard des résultats précédents pour lesquels la forme du fertilisant est le facteur le plus important pour déterminer un CAU. Les résultats sont encourageants, en incluant le seul effet de la VC et du fertilisant employé (tab. 3.17). Les paramètres obtenus apportent de l'information comme le montre la représentation graphique (fig. 3.21). La fonction représente bien deux phases, une phase où la relation entre VC et CAU semble linéaire et évolue très rapidement, puis tend vers une asymptote pour des valeurs de VC supérieures à  $0,3g \text{ MS } m^{-2} dj^{-1}$ . Par la suite on tente d'ajouter les effets linéaires de l'INN, la pluviométrie et leur interaction. Les représentations graphiques, et les différentes transformations des données ne permettent pas de révéler une structure particulière des données, on s'appuie donc sur les résultats des modèles mixtes pour supposer la relation linéaire (fig. 3.14 page 30). Les effets sont supposés additifs à l'expression du CAU en fonction de la VC, on estime des paramètres initiaux à partir des premiers tours d'un algorithme de back fitting. Parmi l'ensemble des modèles possibles, seul un modèle incluant l'effet de la pluviométrie apporte de l'information (équation 3.10, tab. 3.18). Ce paramètre permet de nuancer l'effet de la VC : en s'intéressant à l'effet marginal de cet effet on voit qu'il peut faire varier de -5 à + 10 unités de CAU (fig. ??). Cette information est significative au regard d'une comparaison des sommes de carrés des écarts résiduels entre modèle 1 et modèle 2 (tab. 3.19).

$$CAU = Asym + (R0 - Asym) \cdot \exp^{-\exp^{(lrc)} VC} \quad (3.9)$$

$$CAU = Asym + (R0 - Asym) \cdot \exp^{-\exp(lrc) VC} + \beta \cdot pl \quad (3.10)$$

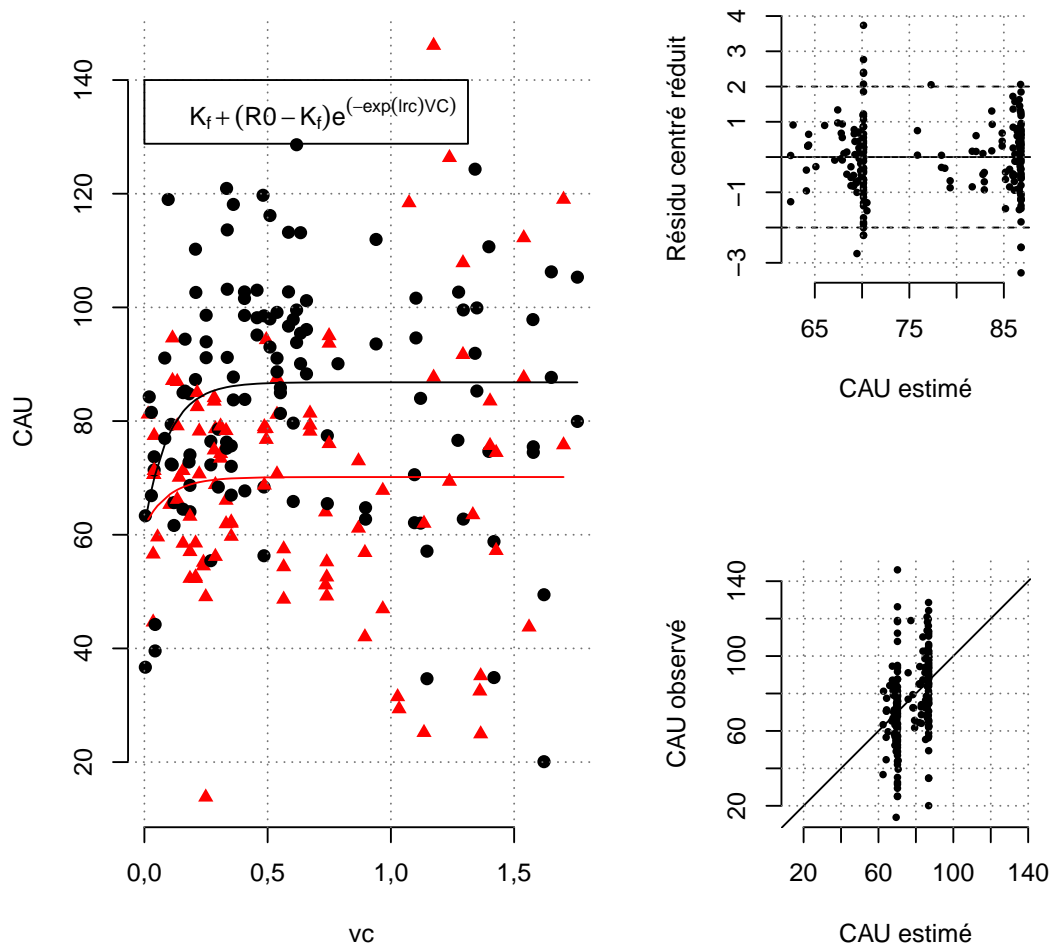


Figure 3.20 – Ajustement du modèle non linéaire 1. Représentation de l'effet de la VC, du résidu du modèle et de la confrontation entre données estimées et données observée

On détermine alors des REQMP des deux modèles pour les comparer entre eux et s'assurer que l'ajout de la variable pluviométrique n'est pas une surparamétrisation du modèle. De cette manière, la REQMP descend respectivement à 20,93 et 20,60. En comparaison au dernier modèle linéaire ajusté, avec un paramètre de moins on obtient une REQMP bien inférieure, proche de 20.

Table 3.17 – Estimation des paramètres du modèle non linéaire (VC)

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
Asym1	87,45	1,54	56,62	0,00
Asym2	70,07	1,46	47,91	0,00
R0	60,38	5,01	12,06	0,00
lrc	2,31	0,40	5,82	0,00

Table 3.18 – Estimation des paramètres du modèle non linéaire (VC + pl)

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
Asym1	87,54	1,46	60,06	0,00
Asym2	70,26	1,43	49,11	0,00
R0	55,97	5,65	9,90	0,00
lrc	2,46	0,36	6,80	0,00
b	1,51	0,38	3,97	0,00

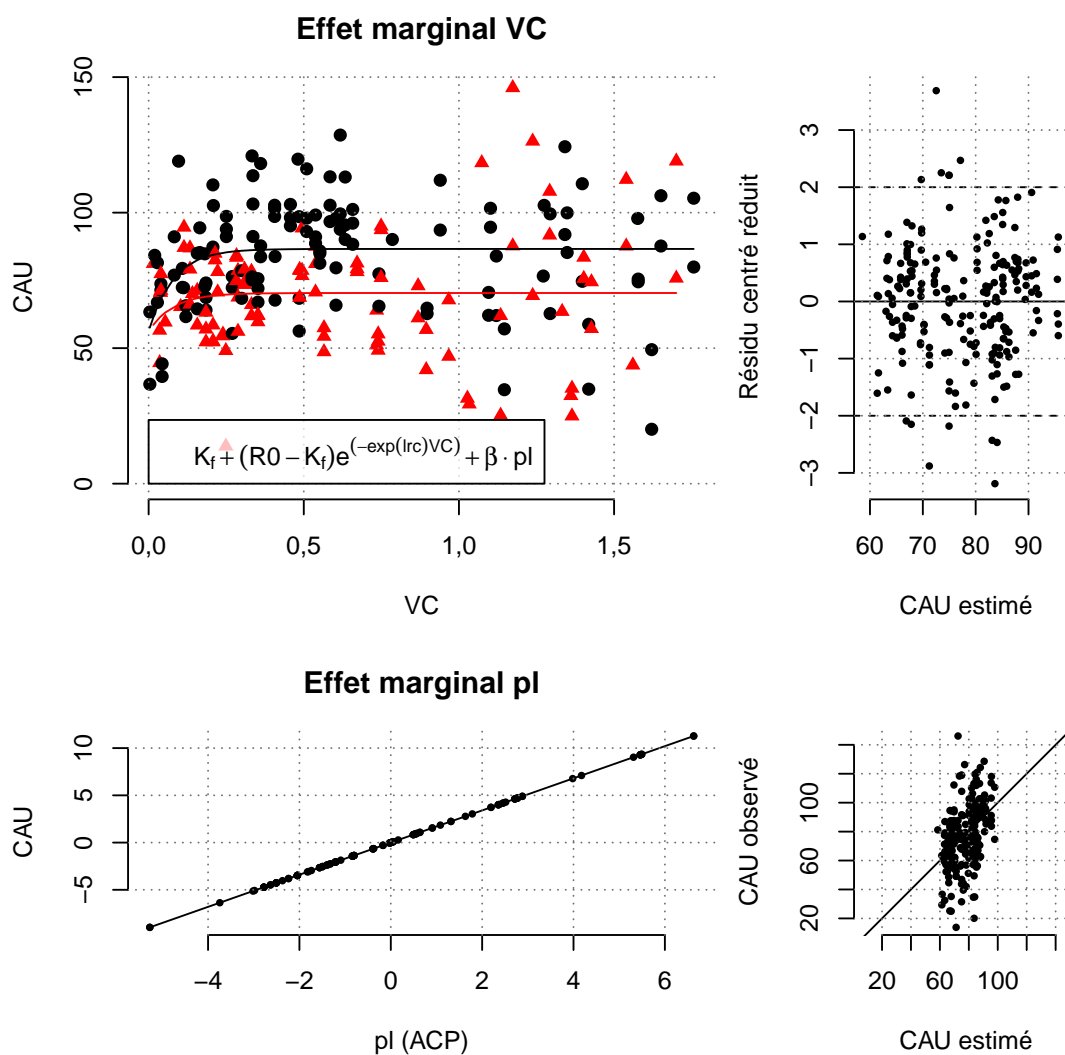


Figure 3.21 – Ajustement du modèle non linéaire 2. Représentation des effets marginaux de la VC et de la pluviométrie pl, du résidu du modèle et de la confrontation entre données estimées et données observée

Table 3.19 – Comparaison des modèles obtenus par régression non linéaire après ajout de la variable pluviométrique

	Res.Df	Res.Sum Sq	Df	Sum Sq	F value	Pr(>F)
1	661	340216,55				
2	660	332258,15	1	7958,41	15,81	0,0001

## 4 Discussion - conclusion

L'élaboration d'un modèle explicatif du CAU permet de mettre en évidence les effets des variables :

- le fertilisant est le facteur le plus déterminant. Il quantifie la différence de réponse en terme de valorisation de l'engrais entre un apport d'ammonitrate et un apport de solution azotée à 39%. La nature de la relation du CAU aux autres variables n'est pas modifiée quelque soit le fertilisant employé, puisque l'effet du fertilisant n'est en interaction ni avec l'INN, ni la pluviométrie, ni la VC. Les CAU à la récolte sont améliorés ou pénalisés selon la matière fertilisante apportée. Cette idée se retrouve en modélisation non linéaire du CAU en fonction de la VC où le seul paramètre qui dépende du fertilisant est l'asymptote de la relation ;
- la pluviométrie : cet effet est important. Globalement, un contexte de régime hydrique humide permet une meilleure valorisation de l'engrais, probablement à travers une mise en solution de l'azote améliorée ;
- la VC : d'un point de vue non linéaire la relation qui lie le CAU à la VC est de type exponentielle. La réponse évolue rapidement pour atteindre une asymptote. L'effet de la VC semble donc déterminant pour des VC plus faibles (entre 0 et  $0,5g MS m^{-2}dj^{-1}$ ) ;
- l'INN : l'état de nutrition azotée de la culture influe sur la réponse au CAU ;
- la pluviométrie en interaction avec la VC et l'INN : les effets de l'INN et de la VC dépendent de la pluviométrie.

Les modèles obtenus ne sont pas d'une grande précision mais confirment les hypothèses agronomiques posées. Ainsi, l'hypothèse de Limaux (1999) est vérifiée : il existe un lien entre VC et CAU. Compte tenu de la variabilité entre essais nos résultats corroborent pour partie les conclusions de Limaux (1999). Les hypothèses proposées par Le Souder et al. (2007) sont soutenues par les travaux, appuyant l'importance de la pluviométrie et l'influence de l'INN dans la réponse observée à l'azote apporté. Enfin, la forme du fertilisant conditionne effectivement le CAU comme le présente Recous et al. (1997).

Bien que les qualités explicatives du modèle soient avérées, le pouvoir prédictif est beaucoup plus limité. L'incertitude du modèle se décompose principalement dans l'erreur résiduelle (qui s'explique par la variabilité forte intrinsèque à l'estimation du CAU) et la variabilité entre essais. D'un point de vue méthodologique, la variabilité forte de l'estimation du CAU pose une question : comment affiner l'estimation de cette valeur ? En effet, travailler sur une valeur mieux définie permettrait de clarifier les relations entre CAU et variables explicatives.

Par ailleurs, une stratégie de type *leave-one-out* a été adoptée pour le calcul des REQMP. Toutefois, étant donné les structures de corrélations induites par l'effet aléatoire de l'essai, les données d'un même essai apporte une information redondante. Retirer un individu ne retranche pas toute l'information qu'il véhicule puisque les autres individus sont encore présents. De ce constat on peut affirmer que la procédure de validation REQMP adoptée présente un biais puisqu'en toute rigueur ce sont l'ensemble des données d'un essai qui devraient être retirées dans les phases d'apprentissage/prédiction. Faute de temps, la mise en œuvre d'une nouvelle fonction pour calculer un REQMP pour lequel le nombre de données exclues correspondrait aux individus d'un essai n'a pas été réalisé.

Le développement du modèle VC (Limaux, 1999) a été réalisé sur des sols de Lorraine, et uniquement pour des apports à épi 1 cm : par conséquent ses résultats sont plus précis et traduisent



la relation pour des valeurs de VC faibles en étant soumis à un effet aléatoire lié à l'essai limité. Dans notre étude, les modèles établis sont très variables selon les essais. Le territoire français est une échelle d'étude qui induit une diversité de réponses trop large pour mettre un place un modèle global. Par conséquent le résidu du modèle reste très fort. L'effet de l'essai est déterminant dans la variabilité des résultats, comment expliquer ces différences entre essais ? Dans le devenir de l'azote, les pertes par organisation sont supposées constantes d'un type de sol à l'autre et la lixiviation de l'azote est nulle pour de bonnes conditions de fertilisation (apport inférieur à l'optimum technique, fragmentation de l'apport), restent les pertes par voie gazeuse. Ces pertes sont principalement liées à de la volatilisation de l'ammoniac ( $NH_3$ ), conditionnée par des caractéristiques physico chimiques du sol : CEC et pH. Ces caractéristiques ressortent par classification ascendante hiérarchique et justifient par la suite de proposer des facteurs explicatifs à l'échelle de l'essai (hors cadre de l'étude qui visait à expliquer le CAU par la VC, l'INN et la pluviométrie). De plus, une nouvelle question peut être posée : la valorisation de l'azote est-elle variable d'un cultivar à l'autre ? Il est communément admis que la valorisation de l'azote par les différentes variétés cultivées en France est équivalente, rentre-t-on dans un niveau de détail qui n'admette plus ce postulat ?

En somme, le CAU apparaît comme une grandeur complexe. VC, INN, pluviométrie et fertilisant l'influencent, mais il faut désormais s'intéresser à l'échelle de l'essai, pour comprendre les déterminants locaux influant les relations établies.

# Bibliographie

- Bartoń, K. (2012). *MuMIn : Multi-model inference*. R package version 1.7.7.
- Bates, D., Maechler, M., and Bolker, B. (2011). *lme4 : Linear mixed-effects models using Eigen and Eigenfaces*. R package version 0.999375-42.
- Bates, D. M. and DebRoy, S. (2004). Linear mixed models and penalized least squares. *J. Multivar. Anal.*, 91(1) :1–17.
- Bouthier, A. (1997). Efficacité d'un apport d'azote sur blé tendre - la pluie est rarement limitante courant montaison. *Perspectives Agricoles*, 220 :56–59.
- Cohan, J.-P., Laurent, F., and Lellahi, A. (2011). Fertiliser les cultures : Concilier efficacité technique et défis environnementaux. *DEMETER*, 2011 :269–327.
- COMIFER (2012). *Calcul de la fertilisation azotée - Guide méthodologique pour l'établissement des prescriptions locales - Cultures annuelles et prairies*. COMIFER.
- Crawley, M. J. (2007). *The R Book*, chapter Mixed-Effects Models, pages 627–660. John Wiley & Sons.
- Husson, F., Josse, J., Le, S., and Mazet, J. (2012). *FactoMineR : Multivariate Exploratory Data Analysis and Data Mining with R*. R package version 1.19.
- Hébert, J. (1969). La fumure azotée du blé tendre d'hiver. *Bulletin technique d'information*, 254 :755–766.
- Højsgaard, S., with contributions from Jim Robison-Cox, U. H., Wright, K., and Leidi., A. A. (2012). *doBy : doBy - Groupwise summary statistics, general linear contrasts, population means (least-squares-means), and other utilities*. R package version 4.5-3.
- Jolivet, E., Lebreton, J.-D., and Millier, C. (1982). *Modèles dynamiques déterministes en biologie*, chapter Courbes de réponse, pages 151–170. Masson.
- Justes, E., Mary, B., Meynard, J.-M., Machet, J.-M., and Thelier-Huche, L. (1994). Determination of a critical nitrogen dilution curve for winter wheat crops. *Annals of Botany*, 74(4) :397–407.
- Kuznetsova, A. and Brockhoff, P. B. (2012). *MixMod : Analysis of Mixed Models*. R package version 1.0.
- Le Souder, C., Cohan, J.-P., and Laurent, F. (2007). Eléments de prévision du caudal de l'azote de l'engrais sur blé tendre d'hivers. In *Congrès COMIFER-GEMAS*, Blois, France.
- Lemaire, G., Gastal, F., and Salette, J. (1989). Analysis of the effect of N nutrition on dry matter yield of a sward by reference to potential yield and optimum N content. In *XVI International Grassland Congress, Nice*, page 179–180.

- Limaux, F. (1999). *Modélisation des besoins du blé en azote, de la fourniture du sol et de l'utilisation de l'engrais. Application au raisonnement de la fertilisation en Lorraine*. PhD thesis, Institut national polytechnique de Lorraine.
- Limaux, F., Recous, S., Meynard, J., and Guckert, A. (1999). Relationship between rate of crop growth at date of fertiliser N application and fate of fertiliser N applied to winter wheat. *Plant and Soil*, 214(1) :49–59. 10.1023/A :1004629511235.
- Meynard, J. M., Justes, E., Machet, J., and Recous, S. (1997). Fertilisation azotée des cultures annuelles de plein champ. *Les colloques de l'INRA*, 83 :183–199.
- Nicolardot, B., Mary, B., Houot, S., and Recous, S. (1997). La dynamique de l'azote dans les sols cultivés. *Les colloques de l'INRA*, 83 :87–103.
- R Core Team (2012). *R : A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0.
- Recous, S. (1988). The fate of labelled  $^{15}\text{N}$  urea and ammonium nitrate applied to a winter wheat crop. II. Plant uptake and N efficiency. *Plant and Soil*, 112 :215–224.
- Recous, S., Loiseau, P., Machet, J., and Mary, B. (1997). Transformations et devenir de l'azote de l'engrais sous cultures annuelles et sous prairies. *Les colloques de l'INRA*, 83 :105–120.
- Rémy, J. and Hébert, J. (1977). Le devenir des engrais azotés dans le sol. *Comptes rendus des séances de l'Académie d'agriculture de France*, 11 :700–714.
- Zadoks, J. C., Chang, T. T., and Konzak, C. F. (1974). A decimal code for the growth stages of cereals. *Weed Research*, 14(6) :415–421.

# Glossaire, liste des abréviations et formulaire

## AFM

Analyse Factorielle Multiple.

## BIC

Critère d'information Bayésienne, permet de traduire la qualité de l'ajustement d'un modèle, il est une pénalisation de la log-vraisemblance ( $\ln V$ ) par le nombre de paramètres du indépendants  $K$  du modèle et du nombre d'individus  $n$  sur lesquels a été ajusté le modèle.  $K \cdot \ln n$  représente le terme de pénalité :

$$BIC = -2 \cdot \ln V + K \cdot \ln n$$

## CAU

Coefficient Apparent d'Utilisation.

## COMIFER

comité français d'étude et de développement de la fertilisation raisonnée.

## CRU

Coefficient Réel d'Utilisation.

## EQM

Écart Quadratique Moyen (anglais : MSE) :

$$EQMP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [Y_i - \hat{Y}_i]^2$$

## EQMP

Écart Quadratique Moyen de Prédiction (anglais : MSEP), déterminée ci-dessous par *leave-one-out* :

$$EQMP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [Y_i - \hat{Y}_{-i}]^2$$

## ETP

Évapotranspiration potentielle.

## INN

Indice de Nutrition Azotée.

## lessivage

transfert d'un élément en suspension dans la solution du sol par transfert vertical de l'eau en profondeur (drainage) (COMIFER, 2012).

**lixiviation**

transfert d'un élément dissous dans la solution du sol par transfert vertical de l'eau en profondeur (drainage) (COMIFER, 2012).

**ML, log-likelihood**

Maximisation de la log-vraisemblance :

$$\log L = -\frac{n}{2} \ln(2\pi\sigma^2) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left( \frac{Y_i - \mu}{\sigma} \right)^2$$

**MMC**

méthode de Minimisation des Moindres Carrés.

**MS**

Matière Sèche.

**Nc**

teneur en azote critique.

**organisation**

processus biologique d'assimilation de l'azote minéral par les micro-organismes d'un substrat qui conduit à la formation d'azote organique dans la biomasse microbienne.

**REML, log-likelihood**

Maximisation de la log-vraisemblance restreinte :

$$\log L = \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{2\pi\sigma^2}{n} \right) - \frac{1}{2} \left( \frac{\bar{y} - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \right)^2 \right] + \left[ -\frac{n-1}{2} \ln(2\pi\sigma^2) - \frac{1}{2} \ln(n) - \frac{1}{2} \sum \left( \frac{Y_i - \bar{y}}{\sigma} \right)^2 \right]$$

**REQMP**

Racine [carrée] de l'Écart Quadratique Moyen de Prédiction (anglais : RMSEP).

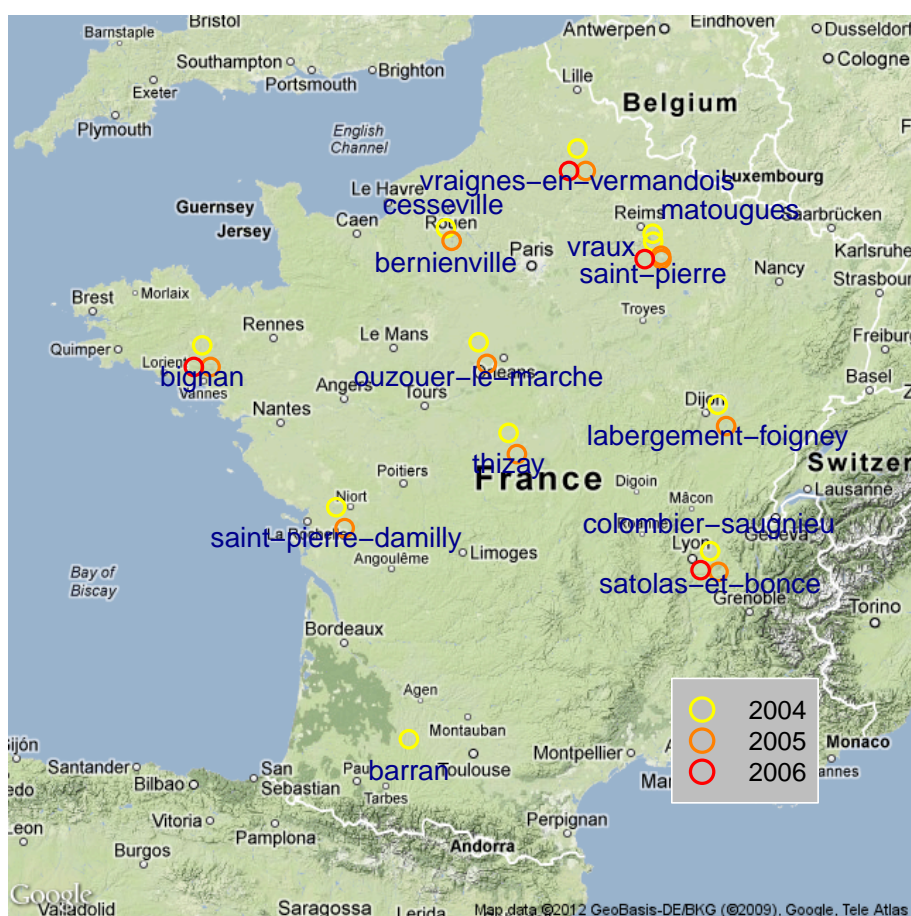
**VC**

Vitesse de Croissance.

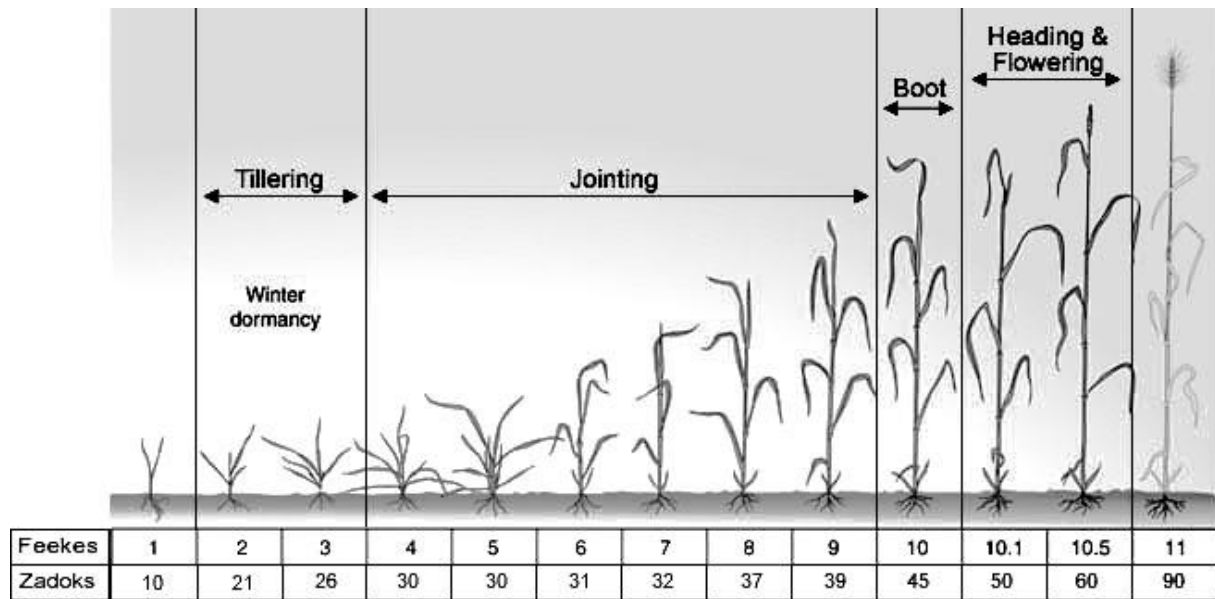
# Annexes

## Annexe I : Répartition des sites de l'étude

### Répartition des essais



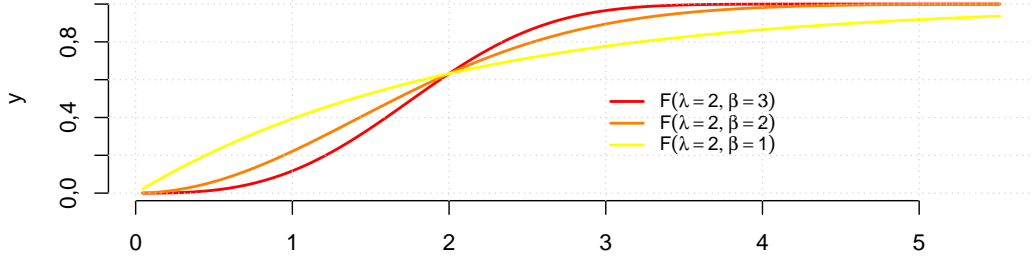
## Annexe II : Échelle Zadoks



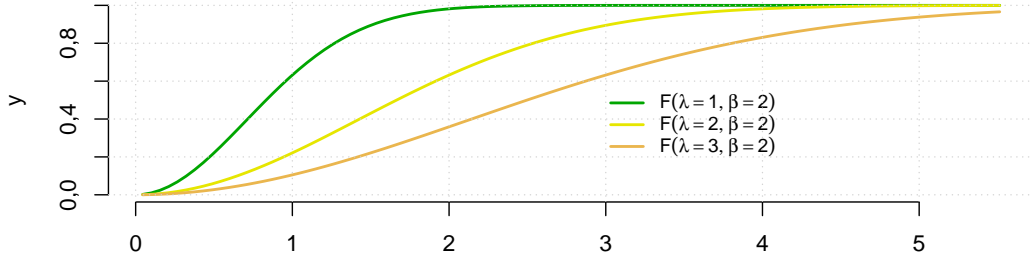
Stade Zadoks	Description du stade
Z21	début du tallage
Z30	épi à 1 cm
Z32	deuxième noeud visible
Z39	apparition de la ligule de la dernière feuille
Z65	demi-floraison
Z92	maturité du grain

# Annexe III : Fonctions de Weibull : variations des paramètres de formes et d'échelle

### Influence du paramètre de forme sur la cinétique de croissance



### Influence du paramètre d'échelle sur la cinétique de croissance





## Annexe IV : Algorithme de Backfitting

1. Initialisation :

$$\hat{\beta}_0 = \bar{Y}, \hat{f}_j = \hat{f}_j^{(0)}$$

2. Itération : estimer tout à tour  $f_k$  par le modèle

$$\left[ Y - \hat{\beta}_0 - \sum_{j=1, j \neq k}^p \hat{f}_j(x^j) \right] = f_k(x^{(k)}) + \varepsilon$$

3. Arrêt : l'itération laisse inchangée l'estimation.

## Annexe V : Algorithme de Newton, annexe du cours de P.A. Cornillon

Pierre André Cornillon écrit :

” Nous rappelons brièvement le principe de cet algorithme. L'étude de sa convergence et des vitesses associées peuvent être trouver dans un livre d'optimisation. Soit  $g$  une fonction à minimiser, par exemple l'opposé de la log-vraisemblance.

$$\begin{aligned} g : \mathbb{R}^s &\longrightarrow \mathbb{R} \\ \theta &\longmapsto g(\theta). \end{aligned}$$

On cherche la valeur de qui réalise le minimum de  $g$ , valeur que nous noterons  $\hat{\theta}$ . Pour cela on utilise une procédure itérative qui va procéder par approximations successives. D'abord, on prend un point de départ  $\theta_0$  puis on cherche autour de celui ci une valeur  $\theta_1$  qui fasse diminuer la fonction  $g$  (ie  $g(\theta_1) < g(\theta_0)$ ).

Plaçons nous à l'étape  $k + 1$ . Nous avons donc  $\theta_k$  qui est connu et nous souhaitons trouver  $\theta_{k+1}$  au voisinage de. Comme nous ne savons pas minimiser  $g$ , on va l'approximer par une fonction au voisinage de  $\theta_k$ . Cette approximation est choisie de telle sorte qu'un minimum est directement calculable. On va donc approximer la fonction  $g$  par une fonction quadratique, grâce à une développement de Taylor :

$$g(\theta) \approx g(\theta_k) + (\theta - \theta_k)' \nabla g + \frac{1}{2} (\theta - \theta_k)' \nabla^2 (\theta - \theta_k)$$

où les vecteur des dérivées sont évalués au point  $\theta_k$ .

Remplaçons maintenant  $g(\theta)$  par  $h(\theta) = g(\theta_k) + (\theta - \theta_k)' \nabla g + \frac{1}{2} (\theta - \theta_k)' \nabla^2 (\theta - \theta_k)$  et cherchons en donc le minimum. Comme il s'agit d'une fonction quadratique, l'unique minimum est le point  $\theta_{k+1}$  qui annule la dérivée de  $h$  par rapport à  $\theta$ . La dérivée est donc :

$$h'(\theta) = \nabla g + \nabla^2 (\theta - \theta_k)$$

et elle s'annule au point  $\theta_{k+1}$  :

$$\begin{aligned} \nabla g + \nabla^2 (\theta - \theta_k) &= 0 \\ \theta_{k+1} &= \theta_k - (\nabla^2)^{-1} \nabla g \end{aligned}$$

où chaque dérivée est évaluée au point  $\theta_k$ .”

[web.supagro.inra.fr/partage/cornillo/COURS/MODELES-MIXTES/mixtes.pdf](http://web.supagro.inra.fr/partage/cornillo/COURS/MODELES-MIXTES/mixtes.pdf)  
consulté le 23 août 2012.

## Annexe VI : Déterminer la structure de variance-covariance d'un effet aléatoire : réponse de Douglas Bates à Michael Kubovy sur le R-SIG

Réponse de Douglas Bates, le 7 avril 2008,  
<https://stat.ethz.ch/pipermail/r-sig-mixed-models/2008q2/000789.html>

On Mon, Apr 7, 2008 at 12 :34 PM, Michael Kubovy <kubovy at virginia.edu> wrote :

> Dear lme4 folk

> The lmer help page gives two examples :

> (fm1 <- lmer(Reaction ~ Days + (Days|Subject), sleepstudy))

> (fm2 <- lmer(Reaction ~ Days + (1|Subject) + (0+Days|Subject), sleepstudy))

> How is the following different, in principle, from the above? Is it that the

> above treats (Intercept) and Days as orthogonal, whereas the latter checks

> to see if they are? What would be appropriate if the correlation between

> Days and Intercept (here 0.067, apparently) were large?

> (fm3 <- lmer(Reaction ~ Days + (1 + Days | Subject), sleepstudy))

Model fm3 is equivalent to model fm1. In the linear model formula language used in the S language, the intercept term is implicit so the random-effects term (Days|Subject) is equivalent to (1+Days|Subject). Some authors, notably Gelman and Hill in their 2007 book, prefer to use the second form so that the presence of the intercept is explicit. I can see the point of that.

Every random effect is associated with one and only one random-effects term in the model formula and with one and only one level of the grouping factor for that random-effects term. The general rules for determining the variance-covariance of the random effects (as fit in lmer) are :

- random effects associated with different terms are independent
- random effects associated with the same term but with different levels of the grouping factor are independent
- within a term the random effects may be partitioned according to the levels of the grouping factor. The variance-covariance matrix of the vector of random effects associated with each of these levels of the grouping factor is a constant, symmetric, positive semidefinite matrix. It has no additional constraints other than being symmetric and positive semidefinite. (In SAS-speak this is called an "unstructured" variance-covariance matrix but the mathematician in me refuses to accept the concept of an unstructured, symmetric, positive semidefinite matrix.)

(Note that when I refer to "levels" in the above description I am referring to the S-language concept of the levels of a factor, not levels of random effects in the sense of multilevel models.)

In practice the difference between the two models is that fm2 is a restricted form of fm1/fm3 in which the correlation of the random effects has been set to zero.

> Random effects :

> Groups Name Variance Std.Dev. Corr

> Subject (Intercept) 610.8 24.72

> Days 35.1 5.92 0.067

> Residual 655.1 25.59

> Professor Michael Kubovy

> University of Virginia

- > Department of Psychology
- > USPS : P.O.Box 400400 Charlottesville, VA 22904-4400
- > Parcels : Room 102 Gilmer Hall
- > McCormick Road Charlottesville, VA 22903
- > Office : B011 +1-434-982-4729
- > Lab : B019 +1-434-982-4751
- > Fax : +1-434-982-4766
- > WWW : [http ://www.people.virginia.edu/ mk9y/](http://www.people.virginia.edu/mk9y/)

## Annexe VII : Fonctions d'estimation des RMSEP pour des modèles de classe R nls ou mer

```
function (lmer)
{
  system.time({
    RMSEP <- data.frame(iIndex = 1, iDonnees = 1, realiseDeI = 1,
      predictionMoinsI = 1, ecartPrediction = 1)
    RMSEP <- cbind(RMSEP, t(data.frame(lmer@fixef)))
    jdd <- lmer@frame
    XO <- lmer@X
    nlignes <- nrow(jdd)
    for (i in 1:nlignes) {
      updateLmer <- update(lmer, data = jdd[-i, ], REML = T)
      predict <- as.numeric(XO[i, ] %*% updateLmer@fixef)
      realise <- lmer@y[i]
      RMSEP[i, ] <- c(i, rownames(jdd[i, ]), realise, predict,
        (realise - predict)^2, updateLmer@fixef)
      cat(round(i/nlignes * 100))
    }
    res.EQMP = sum(as.numeric(RMSEP$ecartPrediction))/nlignes
    res.REQMP = sqrt(res.EQMP)
    cat("----")
    res = list(simulations = RMSEP, estimation = c(EQMP = res.EQMP,
      REQMP = res.REQMP))
    print(res$estimation)
  })
  return(res)
}
```

```
function (nls, reponse, data)
{
  resultat = cbind(data.frame(ind = 1, predict = 1, realise = 1,
    ecartSq = 1), t(data.frame(coefficients(nls))))
  for (i in 1:nrow(data)) {
    modeleMoinsUn <- update(nls, data = data[-i, ])
    predict = predict(modeleMoinsUn, newdata = data[i, ])
    realise = data[i, reponse]
    ecartSq = (predict - realise)^2
    resultat[i, ] = c(rownames(data[i, ]), predict, realise,
      ecartSq, coefficients(modeleMoinsUn))
    cat(round(i/nrow(data) * 100), "")
  }
  cat("%\n")
  EQMP = sum(as.numeric(resultat$ecartSq))/nrow(data)
  REQMP = sqrt(EQMP)
  res = list(estimations = resultat, validation = c(BIC = BIC(nls),
    AIC = AIC(nls), EQMP = EQMP, REQMP = REQMP))
  return(res)
}
```

## Annexe VIII : Résultats détaillés de l'ACP sur variables pluviométriques

Valeurs propres :

	eigenvalue	percentage of variance	cumulative percentage of variance
comp 1	5,51	68,90	68,90
comp 2	1,12	13,98	82,89
comp 3	0,87	10,91	93,80
comp 4	0,30	3,78	97,58
comp 5	0,18	2,22	99,80
comp 6	0,01	0,12	99,92
comp 7	0,01	0,06	99,98
comp 8	0,00	0,02	100,00

Coordonnées des variables :

	Dim.1	Dim.2
pluvio.J5	0,80	-0,56
pluvio.J10	0,88	-0,32
pluvio.J15	0,85	-0,04
pluvio.J20	0,80	0,08
pluieEff.J5	0,84	-0,28
pluieEff.J10	0,88	0,08
pluieEff.J15	0,83	0,47
pluieEff.J20	0,75	0,62

Contribution des variables :

	Dim.1	Dim.2
pluvio.J5	11,63	27,54
pluvio.J10	13,94	9,38
pluvio.J15	13,19	0,11
pluvio.J20	11,53	0,58
pluieEff.J5	12,78	7,17
pluieEff.J10	14,15	0,58
pluieEff.J15	12,57	19,98
pluieEff.J20	10,21	34,65

Loadings :

	comp 1	comp 2
pluvio.J5	0,34	-0,52
pluvio.J10	0,37	-0,31
pluvio.J15	0,36	-0,03
pluvio.J20	0,34	0,08
pluieEff.J5	0,36	-0,27
pluieEff.J10	0,38	0,08
pluieEff.J15	0,35	0,45
pluieEff.J20	0,32	0,59

## Annexe IX : Catégorisation des groupes issues d'une classification ascendante hiérarchique

```

> load("../.../RoutputsV2/tables/analysesModeleVC/lshCPC.Rda")
> lshCPC$lshCPC$desc.var

$test.chi2
      p.value df
precocite 0,03649405 2
annee     0,09044460 4

$category
$category$`1`
NULL

$category$`2`
      Cla/Mod  Mod/Cla  Global  p.value  v.test
precocite=tardif 52,94118 81,81818 50,00000 0,02550983 2,233594
annee=2006      71,42857 45,45455 20,58824 0,04752830 1,981562
precocite=precoce 11,76471 18,18182 50,00000 0,02550983 -2,233594

$category$`3`
NULL

$quanti.var
      Eta2      P-value
(Intercept) 0,7046974 6,153793e-09
pl          0,5053773 1,824934e-05
CEC        0,1992899 3,190564e-02

$quanti
$quanti$`1`
      v.test Mean in category Overall mean sd in category Overall sd
longitude -1,97590      1,130244 2,648291e+00      2,962962 2,448134
pl        -4,03478      -4,298241 3,964519e-15      2,340266 3,394581
      p.value
longitude 4,816607e-02
pl        5,465349e-05

$quanti$`2`
      v.test Mean in category Overall mean sd in category Overall sd
pl        2,130394      1,820358 3,964519e-15      2,6454204 3,3945814
pH        1,831482      7,609091 7,270588e+00      0,7597303 0,7342581
latitude  1,743900      48,690307 4,818540e+01      1,0359882 1,1502074
CEC       -2,340972      9,563636 1,271059e+01      2,0920945 5,3405160
(Intercept) -3,673128      -10,342041 -4,493138e-13      6,0222612 11,1856060
      p.value
pl        0,033139066
pH        0,067028569
latitude  0,081176544
CEC       0,019233595
(Intercept) 0,000239599

$quanti$`3`
      v.test Mean in category Overall mean sd in category Overall sd
(Intercept) 4,722153      10,34841 -4,493138e-13      5,394961 11,185606
CEC         2,264556      15,08000 1,271059e+01      5,656996 5,340516
      p.value
(Intercept) 2,333612e-06
CEC         2,353992e-02

attr(,"class")
[1] "catdes" "list "

```





## Résumé

Le contexte économique et les risques de transfert dans l'environnement amènent à limiter le recours aux engrais azotés de synthèse. Pour maintenir les niveaux de productions actuelles, l'amélioration de l'efficacité des apports d'engrais azotés apparaît comme une solution tangible. Le Coefficient Apparent d'Utilisation de l'engrais (CAU) est la grandeur adéquate pour quantifier l'efficacité de l'apport. Des travaux antérieurs suggèrent que le CAU estimé à la récolte est déterminé dès le moment de l'apport par : la vitesse de croissance de la culture (VC), la pluviométrie, l'Indice de Nutrition Azotée (INN) et la forme du fertilisant ((Limaux, 1999; Recous et al., 1997; Le Souder et al., 2007)). A partir de ces hypothèses, on souhaite établir un modèle explicatif du CAU. 38 essais ont été conduits par Arvalis - Institut du Végétal de 2004 à 2006, répartis en France, semés en blé tendre d'hiver (*Triticum aestivum*) et exposés à des modalités de fertilisation variables. Par le suivi de l'évolution de la biomasse et de la teneur en azote des tissus végétaux il est possible de déterminer : les CAU, la VC à partir d'ajustement des cinétiques de croissance, l'INN, et des variables pluviométriques. La construction d'un modèle explicatif met en évidence le rôle prépondérant de la forme du fertilisant. La pluviométrie, par la modulation de la mise en solution de l'azote de l'engrais, explique le CAU en interaction avec la VC et l'INN. La variabilité des résultats entre essais à grande échelle diminue le pouvoir prédictif de la relation obtenue et souligne la nécessité caractériser davantage le milieu dans de prochaines expérimentations.

The economic context and environmental transfer hazard lead to limit using of synthetic N fertilizer. To maintain current production levels, improving the fertilizer efficiency appears as a tangible solution. Nitrogen Use Efficiency (NUE) is the right indicator to quantify the fertilization effectiveness. Previous works suggest the harvest stage NUE is determined at fertilization application date by : the growth rate of the culture (GR), rainfall, Nitrogen Nutrition Index (NNI) and the fertilizer form (Limaux 1999, Recous 1997, Souder et al., 2007). From these assumptions, we need to establish an explanatory model of NUE. 38 trials were conducted by Arvalis – Institut du végétal from 2004 to 2006, located in France, sown with winter wheat (*Triticum aestivum*) and exposed to variable fertilization application. Following the biomass evolution and plant nitrogen content it is possible to determine : NUE, the GR from growth kinetics adjustments, NNI, and rainfall. The explanatory model adjustment highlights the fertilizer form role. Rainfall, by modulating the dissolution of nitrogen fertilizer in interaction with the GR and NNI explain NUE. The results variability within large-scale trials reduces the predictive power of the relationship and underline the requirement to characterize the environment in future experimentations.





Diplôme : Ingénieur Agronome  
Spécialité : Statistiques appliquées  
Enseignant référent : Julie JOSSE

Auteur : François COLLIN

Organisme d'accueil : Arvalis – Institut du végétal

Date de naissance : 2 avril 1989

Adresse :

Nb pages : 48      Annexes : 9

Station Expérimentale de la Jaillièrre

Année de soutenance : 2012

44 370 LA CHAPELLE SAINT SAUVEUR

Maître de stage : Jean-Pierre COHAN

Titre français :

Modélisation du coefficient apparent d'utilisation de l'azote  
issu d'un engrais minéral apporté sur blé tendre d'hiver

Titre anglais :

Modelling the Nitrogen Use Efficiency of a inorganic nitrogen fertilizer  
application on winter wheat

Résumé

Le contexte économique et les risques de transfert dans l'environnement amènent à limiter le recours aux engrais azotés de synthèse. Pour maintenir les niveaux de productions actuelles, l'amélioration de l'efficacité des apports d'engrais azotés apparaît comme une solution tangible. Le Coefficient Apparent d'Utilisation de l'engrais (CAU) est la grandeur adéquate pour quantifier l'efficacité de l'apport. Des travaux antérieurs suggèrent que le CAU estimé à la récolte est déterminé dès le moment de l'apport par : la vitesse de croissance de la culture (VC), la pluviométrie, l'Indice de Nutrition Azotée (INN) et la forme du fertilisant (Limaux 1999, Recous 1997, Le Souder et al., 2007). A partir de ces hypothèses, on souhaite établir un modèle explicatif du CAU. 38 essais ont été conduits par Arvalis – Institut du végétal de 2004 à 2006, répartis en France, semés en blé tendre d'hiver (*Triticum aestivum*) et exposés à des modalités de fertilisation variables. Par le suivi de l'évolution de la biomasse et de la teneur en azote des tissus végétaux il est possible de déterminer : les CAU, la VC à partir d'ajustement des cinétiques de croissance, l'INN, et des variables pluviométriques. La construction d'un modèle explicatif met en évidence le rôle prépondérant de la forme du fertilisant. La pluviométrie, par la modulation de la mise en solution de l'azote de l'engrais, explique le CAU en interaction avec la VC et l'INN. La variabilité des résultats entre essais à grande échelle diminue le pouvoir prédictif de la relation obtenue et souligne la nécessité caractériser davantage le milieu dans de prochaines expérimentations.

Abstract

The economic context and environmental transfer hazard lead to limit using of synthetic N fertilizer. To maintain current production levels, improving the fertilizer efficiency appears as a tangible solution. Nitrogen Use Efficiency (NUE) is the right indicator to quantify the fertilization effectiveness. Previous works suggest the harvest stage NUE is determined at fertilization application date by: the growth rate of the culture (GR), rainfall, Nitrogen Nutrition Index (NNI) and the fertilizer form (Limaux 1999, Recous 1997, Souder et al., 2007). From these assumptions, we need to establish an explanatory model of NUE. 38 trials were conducted by Arvalis – Institut du végétal from 2004 to 2006, located in France, sown with winter wheat (*Triticum aestivum*) and exposed to variable fertilization application. Following the biomass evolution and plant nitrogen content it is possible to determine: NUE, the GR from growth kinetics adjustments, NNI, and rainfall. The explanatory model adjustment highlights the fertilizer form role. Rainfall, by modulating the dissolution of nitrogen fertilizer in interaction with the GR and NNI explain NUE. The results variability within large-scale trials reduces the predictive power of the relationship and underline the requirement to characterize the environment in future experimentations.

Mots-clés :

Fertilisation, CAU, blé tendre d'hiver, cinétique, vitesse de croissance, INN