

# Gestions des risques liés aux cultures de blé en assurance

Hugo LEAL<sup>1</sup>, Kyliann ROBERT<sup>2</sup>

26/09/2020

## Introduction

Avec l'émergence de nouveaux "economics customers" en Asie, en Afrique et en Amérique latine, ne serait-il pas possible de faire bénéficier les producteurs, en les aidant à souscrire à une assurance multirisques climatique des récoltes ? En effet, cette aide permet de couvrir les récoltes des producteurs de blé, en leur apportant une compensation financière en cas de pertes de rendement causées par des aléas climatiques. On souhaiterait automatiser la gestion des risques climatiques sur leurs exploitations, en créant un algorithme de prédiction. Ce robot prendrait en compte des paramètres climatiques, biologiques et financiers, tout en alliant les nouvelles technologies d'aujourd'hui, avec la capacité d'un système de neurones. Il cherche à reproduire l'intelligence humaine tout en l'améliorant dans des domaines où elle n'est pas compétente. Il dispose de données conséquentes et d'une faculté d'analyse plus rapide, afin de tirer parti des faiblesses des marchés. Cet écrit s'articule autour de la gestion des risques agricoles. Il se découpe en trois parties : la première fait référence au cycle de développement du blé. La deuxième est consacrée à la conception des différents modèles, et la troisième est dédiée au test en situation réelle.

**Mots Clés : Assurance, prédiction, algorithme, automatisation, gestion du risque, agriculture, prime, réévaluation, réseau de neurones, régression linéaire multiple, risque.**

## Preface

With the emergence of new "economic customers" in Asia, Africa or South America, wouldn't it be possible to help farmers subscribing a multirisk climate crop insurance ? This aid allows to cover the crops of wheat farmers, by providing financial compensation in case of yield losses caused by climatic aleas. With the creation of an algorithm, we aspire to automatize the climatic risk management on their fields. This algorithm would consider climatic, biological and financial parameters while using state-of-the-art technology, with the capacities of a neuronal system. It seeks to replicate human intelligence while enhancing it, where it isn't knowledgeable. The robot has access to a huge amount of data and a faster analysis ability, so that it can take advantage of the weaknesses of the financial markets. This paper arranges around the climatic risk management. It is divided into three parts : the first one is about wheat development cycle, the second one about the conception of our models, and the last one is dedicated to full-scale tests.

**Key words : Insurance, prediction, algorithm, automatization, risk management, agriculture, premium, reassessment, neurol network, multiple linear regression, risk.**

## Objectifs

L'objectif est de créer une aide pour l'assureur afin de réévaluer la prime du souscripteur et de prédire le capital à verser à l'assuré en cas de sinistre. Ce robot récupérera des données chaque jour pour ensuite les analyser en suivant des stratégies que nous aurons nous même élaborées. Ensuite, il estimera le risque de pertes liées aux différents paramètres et informera l'assureur dans son choix de décision. Nous validerons le robot dans une situation réelle et sur des années historiques (crise sanitaire, climat défavorable, politique économique) : le robot sera-t-il capable de faire face à une situation réelle ? Peut-il apprendre et se développer lui-même jusqu'à devenir complètement autonome ? Ainsi, on pourra mettre en place, après la création de ce modèle, une offre de souscription pour les acteurs de ce marché. Mais quel serait le montant de la prime pure pour les pays en voie de développement ?

---

1. Étudiant en troisième année de double licence mathématiques et économie à l'Université du Mans.

2. Étudiant en première année de cycle ingénieur à l'Institut d'Optique Graduate School, en double diplôme de Physique Fondamentale à l'Université de Paris-Saclay.

# Table des matières

<b>1</b>	<b>Cycle du blé</b>	<b>3</b>
1.1	Blé d'hiver . . . . .	3
1.2	Blé de printemps . . . . .	4
<b>2</b>	<b>Les modèles</b>	<b>4</b>
2.1	Modèle sur la prédiction du rendement . . . . .	4
2.1.1	Présentation du modèle . . . . .	4
2.1.2	Calcul du rendement futur . . . . .	4
2.1.3	Application . . . . .	5
2.1.4	Validation du modèle . . . . .	8
2.2	Gestion des risques . . . . .	8
2.3	Modèle de résistance au froid . . . . .	9
2.3.1	Présentation du modèle . . . . .	9
2.3.2	Calculs des évolutions des résistances maximales . . . . .	9
2.3.3	Calculs des variations de résistance au froid journalières . . . . .	10
2.3.4	Calcul de la résistance au froid journalière . . . . .	10
2.3.5	Test du modèle de résistance . . . . .	10
2.4	Modèle sur la prédiction des maladies . . . . .	10
2.5	Modèle NDVI (Normalized Diference Vegetation Index) . . . . .	10
2.5.1	Présentation du modèle . . . . .	10
<b>3</b>	<b>Annexe</b>	<b>12</b>
3.1	Tableau des rendements maximum pour chaque catégorie de blé . . . . .	12
3.2	Stations météo . . . . .	14

# Table des figures

1	Cycle du blé d'hiver . . . . .	3
2	Comparaison des matrices de corrélation (rendement maximum) . . . . .	6
3	Comparaison des matrices de corrélation (rendement minimum) . . . . .	7
4	Graphiques représentant les données historiques . . . . .	8
5	Image satellite Sentinel-2 programme Copernicus . . . . .	11

# Liste des tableaux

1	Contenu de la base . . . . .	6
2	Résultat de la régression linéaire multiple (rendement maximum) . . . . .	6
3	Contenu de la base . . . . .	7
4	Résultat de la régression linéaire multiple (rendement minimum) . . . . .	7
5	Évolution du tableau <b>FR</b> . . . . .	10
6	Évolution du tableau <b>R</b> . . . . .	10
7	Blé dur d'hiver . . . . .	12
8	Blé tendre d'hiver . . . . .	12
9	Blé dur de printemps . . . . .	13
10	Blé tendre de printemps . . . . .	13
11	Stations Météo France . . . . .	14

# 1 Cycle du blé

## 1.1 Blé d'hiver

Le blé d'hiver doit passer par différentes phases de développement avant de pouvoir produire des grains. En effet, celui-ci est semé durant l'automne, puis doit subir une période de vernalisation, c'est à dire une période où les températures sont assez basses pour que la plante puisse passer à un stade de reproduction, la floraison. Il ne faut pas confondre vernalisation et résistance au froid qui sont deux phénomènes liés mais bien distincts.

L'endurcissement est une étape qui s'étend sur une durée de 28 jours (lorsque le blé atteint environ 3,5 feuilles). Elle déterminera les capacités de la plante à résister au froid. Pour que ce processus s'enclenche, il faut que les températures descendent en-dessous de 15°C. On observe un endurcissement plus important lorsque les températures sont proches de 0°C. Cependant, il y a des phénomènes météorologiques qu'il faut éviter, comme une alternance entre gel et dégel, qui entraîne un désendurcissement de la plante. Les précipitations peuvent également jouer un rôle important : un sol humide amplifiera les effets du froid. Au contraire, lorsqu'une couche de neige se forme, elle agit comme un isolant thermique, qui protège la plante des gelées. Il faut qu'elle soit assez épaisse, entre 10 à 20 cm, afin que cela ait un rôle bénéfique sur la plante.

Après une période d'endurcissement, les plants sont davantage sensibles aux maladies ; cet aspect ne sera pas traité dans cet écrit. Les plants ont aussi des besoins accrus en eau et température après cette période : le bon climat est là aussi important, pour permettre aux plants de blé d'atteindre les étapes de montaison, d'épiaison, et enfin de maturité (figure 1 de la présente page).

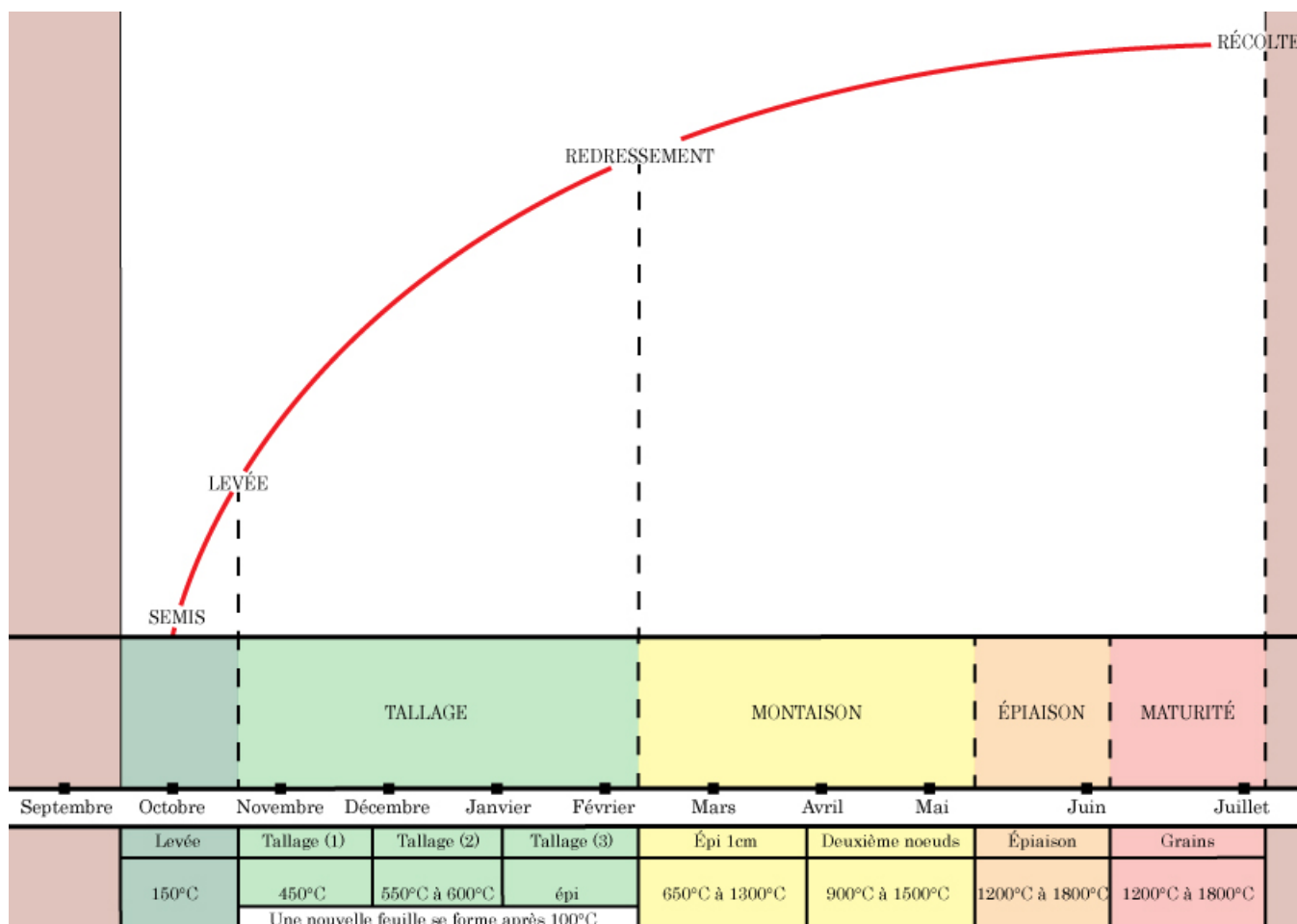


FIGURE 1 – Cycle du blé d'hiver

## 1.2 Blé de printemps

Le blé de printemps comme son nom l'indique est semé au printemps. Il comporte quelques différences notables avec le blé d'hiver : mis à part la période de semis, qui commence plus tard, le blé de printemps ne nécessite pas de période de vernalisation. Cela comporte à la fois des avantages et des inconvénients : le blé peut être semé plus tard que le blé d'hiver, mais en contrepartie, il résiste moins bien aux températures basses, il est donc plus fragile en cas de météo extrême.

Ce type de blé est moins reconnu au niveau de la France : le blé tendre de printemps ne représente que 8,5% des espèces de blé autorisées par le GNIS, et, l'utilisation de blé de printemps au niveau mondial a davantage lieu dans des pays comme le Canada, l'Ukraine, ou encore en Sibérie, dans des régions où les températures au printemps sont souvent sous la barre des 15°C, et où donc le blé d'hiver ne pousserait que très lentement à cause de la vernalisation.

## 2 Les modèles

Pour simplifier, nous avons décidé de construire nos modèles à partir de données françaises.

### 2.1 Modèle sur la prédiction du rendement

La France compte treize régions, avec quatre climats différents (climat océanique, climat de montagne, climat continental et climat méditerranéen). C'est pourquoi nous avons choisi d'établir les rendements de production en fonction des régions. Nous avons d'abord étudié les données historiques des rendements en France de 2000 à 2018 (voir tableau n°1), pour ne garder que les rendements les plus importants et les plus faibles. Ainsi, on connaîtra les différents profils météorologiques pour chaque région.

Le robot récupère tous les jours des données météo (tableau n°1), pour les comparer avec les données historiques, afin d'estimer un rendement futur. L'hiver étant une saison complexe, on ne pourra en déduire des rendements faibles. Nous avons donc choisi de créer un modèle d'endurcissement. Le modèle est conçu de la manière suivante :

#### 2.1.1 Présentation du modèle

- Tout d'abord, le robot récupère tous les jours des données météo : **MaxT** et **MinT** sont respectivement la température maximale et minimale en journée. Les précipitations **P** sont également récupérées. Puis on calculera les degrés-jour **DJ**, déterminés par la relation suivante :

$$DJ = \frac{MaxT - MinT}{2} - BaseT \quad (1)$$

Les degrés-jour permettent de connaître la croissance du blé. Ainsi, on peut prédire plusieurs événements, comme l'apparition d'insectes, ou encore la date de sa maturité. La température de base pour le blé est de 0°C.

- Puis, il comparera les données historiques. **MaxDJH** sont les degrés jours maximum historiques pour le rendement maximum historique **MaxRH**, **MinDJH** sont les degrés jours minimum historiques pour le rendement minimum historique **MinRH** et les précipitations maximales et minimales historiques **MaxPH**, **MinPH**. Pour estimer un futur rendement **RF**.

Nous adoptons les degrés jours car ils sont plus simples à utiliser pour comparer nos nouvelles données avec les anciennes.

#### 2.1.2 Calcul du rendement futur

Dans notre modèle, une année agricole est de 304 ou 305 jours selon les années bissextiles ou non (octobre de l'année  $n$  à juillet de l'année  $n+1$ ). Afin de déterminer notre rendement futur, on va utiliser la méthode de la régression linéaire multiple. Mais avant cela, nous avons mis en forme nos données pour avoir une meilleure corrélation (voir les matrices de corrélation 2 page 6 et 3 page 7), en sommant les données historiques pour chaque paramètre.

$$\sum_{i=1}^n MaxRH_i \quad \sum_{i=1}^n MinRH_i \quad et \quad \sum_{i=1}^n MaxDJH_i \quad \sum_{i=1}^n MinDJH_i \quad et \quad \sum_{i=1}^n MaxPH_i \quad \sum_{i=1}^n MinPH_i \quad (2)$$

Par défaut, nous considérons que le rendement est une fonction linéaire des précipitations et de la température. On obtient deux équations de droites pour chaque mois :

$$MaxRH_j = \alpha_{0,j} + \alpha_{1,j} \times MaxDJH_j + \alpha_{2,j} \times MaxPH_j \quad \forall j = 1, \dots, 10 \quad (3)$$

$$MinRH_j = \beta_{0,j} + \beta_{1,j} \times MinDJH_j + \beta_{2,j} \times MinPH_j \quad \forall j = 1, \dots, 10 \quad (4)$$

On obtiendra deux équations de rendement futur pour chaque mois :

$$RF = \sum_{1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m} \frac{(\alpha_{0,j} + \alpha_{1,j} \times DJ_{i,j} + \alpha_{2,j} \times P_{i,j}) + (\beta_{0,j} + \beta_{1,j} \times DJ_{i,j} + \beta_{2,j} \times P_{i,j})}{2} \quad (5)$$

### 2.1.3 Application

On se place au mois d'octobre, selon les paramètres numéro un du tableau 7 page 12. On obtient pour ce mois-ci, deux équations de droites à l'aide de la méthode de la régression multiple. On remarque que pour nos deux modèles, le coefficient de détermination multiple est très proche de un. Cela n'est pas suffisant pour admettre une bonne qualité du modèle c'est pourquoi, il faut utiliser les tableaux de résultats.

## Rendement historique maximum

MaxRH	somme des rendements	en qa/ha
MaxDJH	somme des degrés jours	en ° C
MaxPH	somme des précipitations	en mm

TABLE 1 – Contenu de la base

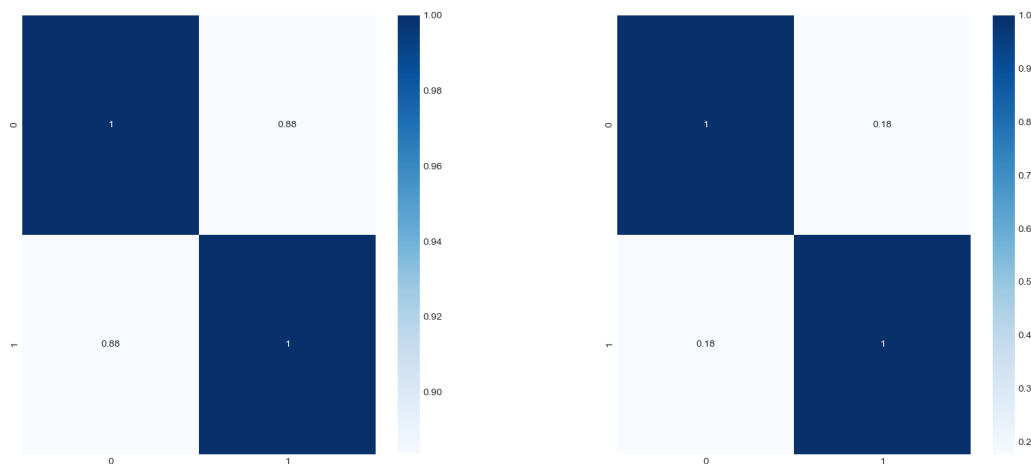


FIGURE 2 – Comparaison des matrices de corrélation (rendement maximum)

TABLE 2 – Résultat de la régression linéaire multiple (rendement maximum)

Model :	OLS	R-squared :	0.983
No. Observations :	31	Adj. R-squared :	0.981
Df Residuals :	28	F-satistic :	788.2
Df Model :	2	Prob (F-statistic) :	2.43e-25
		Log-Likeelihood :	-3.6348
		AIC :	13.27
		BIC :	17.57

	coef	std err	t	P>  t	[0.025	0.975]
$\alpha_0$	-0.4333	0.184	-2.359	0.026	-0.810	-0.057
$\alpha_1$	0.0220	0.001	19.015	0.000	0.020	0.024
$\alpha_2$	-0.0125	0.027	-0.469	0.643	-0.067	0.042

Omnibus :	6.360	Durbin-Watson :	0.060
Prob (Omnibus) :	0.042	Jarque-Bera (JB) :	1.963
Skew :	0.022	Prob (JB) :	0.375
Kurtosis :	1.768	Cond. No :	778

## Rendement historique minimum

MinRH	somme des rendements	en qa/ha
MinDJH	somme des degrés jours	en ° C
MinPH	somme des précipitations	en mm

TABLE 3 – Contenu de la base

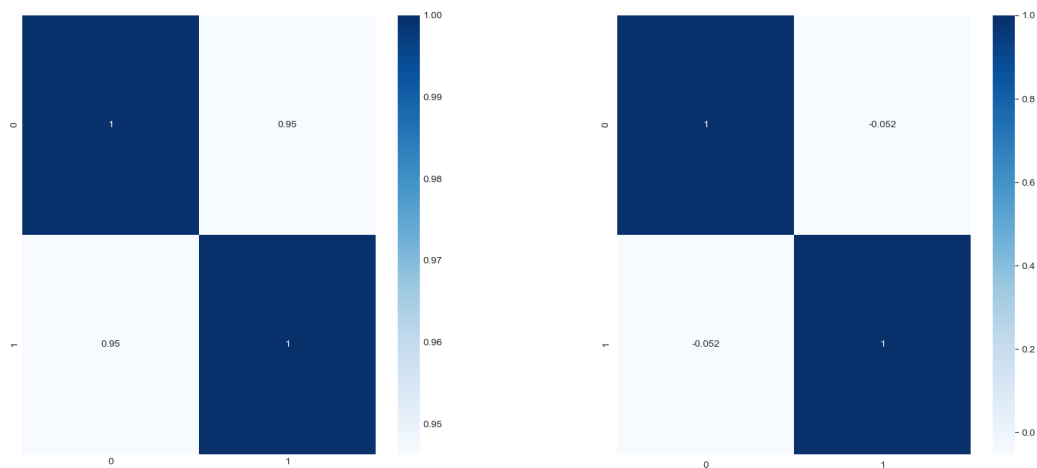


FIGURE 3 – Comparaison des matrices de corrélation (rendement minimum)

TABLE 4 – Résultat de la régression linéaire multiple (rendement minimum)

Model :	OLS	R-squared :	0.993
No. Observations :	31	Adj. R-squared :	0.992
Df Residuals :	28	F-statistic :	1954
Df Model :	2	Prob (F-statistic) :	8.50e-31
		Log-Likelihood :	15.095
		AIC :	-24.19
		BIC :	-19.89

	coef	std err	t	P>  t	[0.025	0.975]
$\alpha_0$	-0.5919	0.067	-8.870	0.000	-0.729	-0.455
$\alpha_1$	0.0189	0.001	23.047	0.000	0.017	0.021
$\alpha_2$	-0.0544	0.018	-3.014	0.005	-0.091	-0.017

Omnibus :	1.498	Durbin-Watson :	0.282
Prob (Omnibus) :	0.473	Jarque-Bera (JB) :	1.173
Skew :	0.467	Prob (JB) :	0.556
Kurtosis :	2.806	Cond. No :	591

## Résultats

On obtient alors les deux équations données par (5) suivantes, pour  $j = 1$  :

$$RH_1 = -0.4333 + 0.0220 \times DJ_j - 0.0125 \times P_j \quad (6)$$

$$H_1 = -0.5919 + 0.0189 \times DJ_j - 0.0544 \times P_j \quad (7)$$

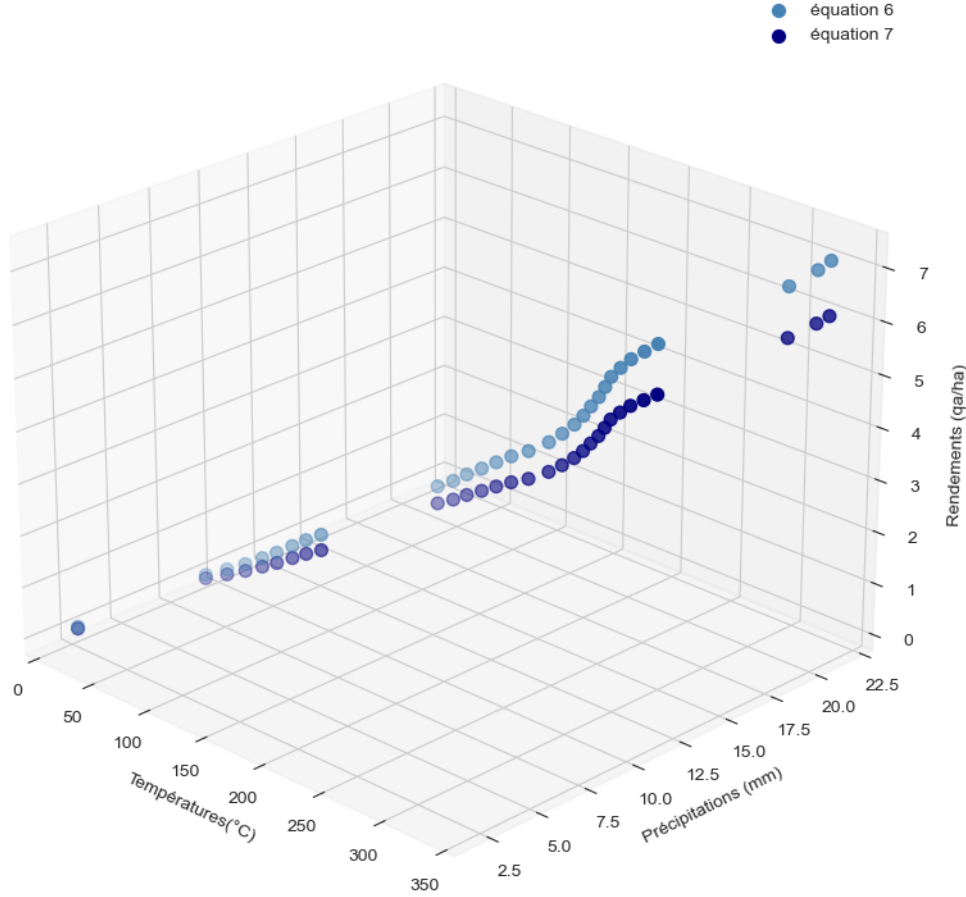


FIGURE 4 – Graphiques représentant les données historiques

### 2.1.4 Validation du modèle

La matrice 2 page 6 représentée à droite correspond à la corrélation des données lorsqu'on les additionne, alors que celle de gauche ne sont pas additionnées. Celle-ci a une corrélation proche de zéro ce qui indique l'absence de relation linéaire entre les variables températures et précipitations. On observe la même chose pour la matrice 3 page précédente.

Les deux modèles sont globalement significatif à 5% (F-statistic = 788.2, avec F-statistic =  $2.43e-25$ , pour le tableau 2 page 6 et F-statistic = 1954, avec F-statistic =  $8.50e-31$ , pour le tableau 4 page précédente). Les variables explicatives sont également pertinentes ( $t$  et  $P > |t|$ ). Le modèle est donc satisfaisant.

### Test mensuel

## 2.2 Gestion des risques

On souhaiterait connaître le poids de chaque variable explicative. Les coefficients de la régression ne peuvent pas être pris en compte puisqu'ils n'ont pas les mêmes unités. Il faut trouver un autre moyen pour évaluer leur importance.,



## 2.3 Modèle de résistance au froid

Comme décrit précédemment paragraphe 2.1, pour pouvoir produire des grains, le blé a besoin d'une période où les températures sont proches de zéro : c'est la période d'endurcissement, d'une durée de l'ordre du mois. Le modèle d'endurcissement créé permettra de savoir si en théorie la plante peut résister à des températures assez basses, durant plusieurs semaines, selon son génotype. L'endurcissement n'est effectif que lorsque les températures descendent sous la barre des 15°C.

Nous considérons l'hiver comme une saison complexe, c'est pourquoi les phénomènes de "coups de froid" sont considérés comme pouvant arriver à plusieurs occurrences dans le même hiver. Ces phénomènes sont essentiels au durcissement et désendurcissement de la plante, mais des expositions trop répétées peuvent avoir un effet négatif, allant jusqu'à la mort de la plante.

### 2.3.1 Présentation du modèle

Le modèle va fonctionner selon les équations données référence [1], qui permettent, en fonction de la température, de calculer la résistance au froid de la plante chaque jour. On introduit pour cela les éléments suivants :

- **MaxR** et **MinR**, deux tableaux qui sont respectivement les résistances au froid minimales et maximales journalières, qui dépendent donc du génotype du blé considéré. Par défaut, nous considérerons **MinR**=-6°C, tous les jours. La résistance au froid maximale va augmenter, par hypothèse linéairement, entre une valeur minimale de résistance maximale, qui sera nommée **Rc**, et une valeur maximale, **Rs**. On prendra **Rc**=-12°C, et **Rs**=-24°C., ce qui constitue une bonne approximation pour de nombreux génotypes de blé ;
- **PotR**, la résistance au froid potentielle, qui est la résistance théorique au froid de chaque jour, en fonction de la température. Elle permet de caractériser davantage précisément l'évolution de la résistance au froid maximale, qui n'advient que lorsque les températures sont suffisamment faibles, comme évoqué précédemment.
- **FR**, le tableau de variations de résistance au froid, qui compile les variations des valeurs de résistance calculées pour chaque jour.
- **R**, le tableau des résistances au froid journalières ; ce tableau évolue en fonction du tableau **FR**, **PotR**, et de ses propres valeurs antérieures. C'est le tableau dont les valeurs seront à comparer aux valeurs réelles de résistance au froid ;
- Repris au paragraphe 3.1.1, **P** pour affiner le modèle de résistance au froid, il est important de prendre en compte le rôle de la pluie sur le processus. En effet, le moment où interviennent des précipitations peut être crucial sur le développement des feuilles, sur la résistance au froid, et il peut même en aller de la survie de la plante, si l'humidité sur la plante gèle. Pour prendre en compte l'effet de la pluie, on se sert d'un tableau **P**, contenant les valeurs de précipitations journalières, en mm.

Cependant, la progression de la résistance au froid maximale dépend aussi de l'évolution de la plante, et de son nombre de feuilles. Pour tenir compte de cette dépendance, nous devons aussi introduire d'autres paramètres : le niveau initial de développement de la plante, noté **iLS** (pour "initial leaf stage"), ainsi que **fLS** (pour "final leaf stage"). Le niveau journalier de développement des feuilles est récupéré du tableau **LS**, dont les calculs sont développés plus haut. On peut aussi récupérer le tableau des degrés-jour, **DJ**.

### 2.3.2 Calculs des évolutions des résistances maximales

Avec tous ces paramètres, nous pouvons calculer les évolutions de **MaxR**, en fonction de la température, qui intervient implicitement dans le tableau **LS**. La référence [1] nous donne les trois cas suivants (on note  $i$  le  $i$ ème jour du mois) :

- Si  $LS_i < iLS$ , on a

$$MaxR = Rc \quad (8)$$

- Si  $iLS < LS_i < fLS$ , alors la valeur de **MaxR** au jour  $i$  est donnée par l'équation

$$MaxR = \frac{Rs - Rc}{fLS - iLS} \times (LS_i - iLS) + Rc \quad (9)$$

- Si enfin  $fLS < LS_i$ , on a

$$MaxR = Rs \quad (10)$$

On remarque d'ailleurs que cette évolution est bien affine par morceaux ; d'autres modélisations plus fines existent, comme une modélisation exponentielle de l'évolution de **MaxR**, mais ne seront pas utilisées dans cet écrit, une modélisation affine par morceaux permettant déjà de trouver de bonnes approximations du comportement naturel de la résistance au froid.

### 2.3.3 Calculs des variations de résistance au froid journalières

Dans cette sous-partie, nous calculons les valeurs du tableau **FR**. Pour rappel, les valeurs dépendent de plusieurs facteurs : la température, implicitement incluse dans l'évolution des degrés-jour de la plante, donnée avec le tableau **DJ**, les résistances potentielles **PotR**, ainsi que les résistances au froid minimales et maximales **MinR** et **MaxR**. On donne le tableau d'évolution suivant :

	$DJ_i \leq 0$	$0 < DJ_i < 15$	$DJ_i \geq 15$
$FR_{i-1} < PotR$	X	$FR_i = DJ_i \times (\frac{MinR - Rs}{100})$	$FR_i = DJ_i \times (\frac{MinR - Rs}{100})$
$FR_{i-1} = PotR$	$FR_i = 0$	$FR_i = 0$	$FR_i = 0$
$FR_{i-1} > PotR$	$FR_i = \frac{MaxR - MinR}{28} \times (1 - \frac{DJ_i}{15})$	$FR_i = \frac{MaxR - MinR}{28} \times (1 - \frac{DJ_i}{15})$	X

TABLE 5 – Évolution du tableau **FR**

Dans ce tableau, le cas où  $DJ_i \leq 0$  correspond à  $PotR = MaxR$ . Si  $0 < DJ_i < 15$ , alors  $MaxR = \frac{DJ_i}{15} \times (MinR - MaxR) + MaxR$ . Enfin, si  $DJ_i \geq 15$ , on a  $PotR = MinR$ .

Avec ces différents cas possible, on peut alors remplir le tableau **FR** des variations de résistance, qui va nous être utile dans la sous-partie suivante.

### 2.3.4 Calcul de la résistance au froid journalière

Le tableau **R** donne la résistance au froid, pour chaque jour du mois considéré. Comme annoncé précédemment, ce tableau évolue en fonction du tableau **FR**, **PotR**, et de ses propres valeurs antérieures. On a alors le tableau suivant, données par la référence [1], les évolutions possibles du tableau **R** :

	$DJ_i \leq 0$	$0 < DJ_i < 15$	$DJ_i \geq 15$
$FR_{i-1} < PotR$	X	$R_i = \min((R_{i-1} + FR_i), PotR_i)$	$R_i = \min((R_{i-1} + FR_i), MinR)$
$FR_{i-1} = PotR$	$R_i = MaxR_i$	$R_i = PotR_i$	$R_i = MinR$
$FR_{i-1} > PotR$	$R_i = \max((R_{i-1} + FR_i), MaxR_i)$	$R_i = \max((R_{i-1} + FR_i), PotR_i)$	X

TABLE 6 – Évolution du tableau **R**

Ainsi, à l'aide de ce tableau, on peut coder en Python les différents cas d'évolution du tableau **R**, qui sont étudiés dans la partie suivante. Pour rappel, c'est donc ce tableau qui est censé donner les valeurs les plus réalistes, qui sont à comparer aux valeurs réelles.

### 2.3.5 Test du modèle de résistance

## 2.4 Modèle sur la prédiction des maladies

## 2.5 Modèle NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)

L'indice de végétation est un bon élément pour connaître la probabilité de perte causé par des aléas climatiques. La construction d'un modèle grâce à des données satellites peuvent nous aider dans une meilleure prédiction.

### 2.5.1 Présentation du modèle

- **NDVI**, cet indice permet de connaître la quantité de végétation. Il est compris entre -1 et 1. Dans notre cas, nous nous intéresserons aux valeurs comprises entre 0.1 et 0.7. Pour calculer la perte des exploitations, on distinguera NDVI avant l'aléa climatique et NDVI après l'aléa climatique. On va ainsi pouvoir créer un tableau pour chaque sinistre afin d'évaluer leur ampleur. Avec des données connues, il sera alors plus simple pour le robot d'évaluer les prochaines catastrophes naturelles.
- $\rho_{IR}$ , correspond à la bande infrarouge (raie spectrale) qui est récupéré avec image Satellite (Sentinel-2).
- $\rho_R$ , correspond à la bande rouge (raie spectrale) qui est récupéré de la même manière que  $\rho_{IR}$ .
- **F**, pourcentage de forêt dans le pays concernés.
- **E**, pourcentage d'exploitation sur le territoire.
- **Perte**, résultat du calcul de probabilité de perte après un aléa climatique.

Calcul de l'indice

$$NDVI = \frac{\rho_{IR} - \rho_R}{\rho_{IR} + \rho_R} \quad \forall \quad NDVI \in [-1, 1] \quad (11)$$

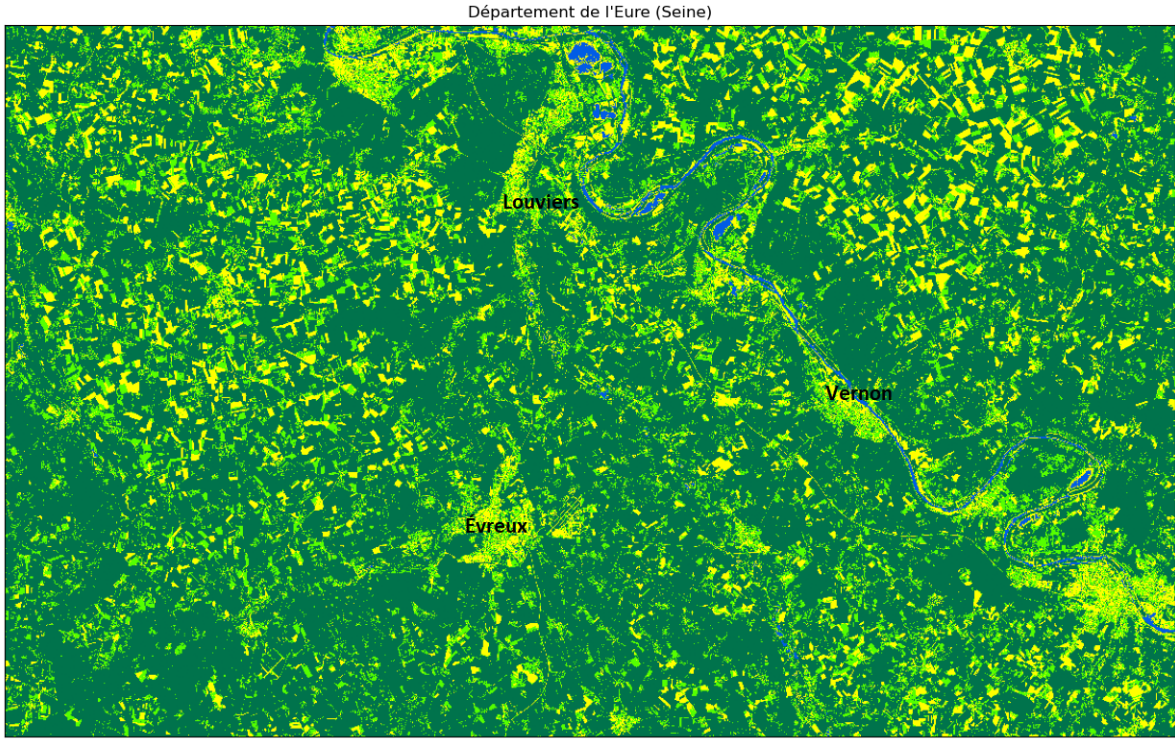


FIGURE 5 – Image satellite Sentinel-2 programme Copernicus

Calcul de la perte d'exploitation

$$Perte = \frac{NDVI_{avant} - F}{E} - \frac{NDVI_{après} - F}{E} \quad (12)$$

### 3 Annexe

#### 3.1 Tableau des rendements maximum pour chaque catégorie de blé

Numéro	Région	Station	Rendement maximum	Année	Rendement minimum	Année
1	Hauts de France	7005 <sup>1</sup>	70	2007	59.92	2011
2	Normandie	7037	65	2008	52	2012
3	Bretagne			2019 <sup>2</sup>		
4	Ile de France	7149	75	2009	20	2016
5	Grand Est	7168	75	2005	40	2016
6	Pays de la Loire	7222	66	2009	40	2016
7	Centre Val de Loire	7149	76	2015	21	2016
8	Bourgogne Franche Comté	7280	66	2009	30	2016
9	Nouvelle Aquitaine	7314	69	2015	51	2007
10	Auvergne Rhônes Alpes	7481	70	2017	42	2016
11	Occitanie	7621	59.5	2012	38	2007
12	Provences Alpes Côte d'Azur	7591	53	2012	38	2007
13	Corse	7761	40	2015	18	2003

TABLE 7 – Blé dur d'hiver

Numéro	Région	Station	Rendement maximum	Année	Rendement minimum	Année
1	Hauts de France	7015	100	2015	64	2016
2	Normandie	7005	96	2015	65	2016
3	Bretagne	7117	81.3	2017	55	2007
4	Ile de France	7149	87	2015	50	2016
5	Grand Est	7072	95.9	2015	56.4	2016
6	Pays de la Loire	7222	76	2012	46	2007
7	Centre Val de Loire	7149	86	2002	54.32	2016
8	Bourgogne Franche Comté	7280	77	2000	46	2016
9	Nouvelle Aquitaine	7314	75	2002	49	2011
10	Auvergne Rhônes Alpes	7481	80	2004	53	2002
11	Occitanie	7621	65	2012	42	2001
12	Provences Alpes Côte d'Azur	7591	52	2002	31	2005
13	Corse	7761	80	2017	18	2003

TABLE 8 – Blé tendre d'hiver

Numéro	Région	Station	Rendement maximum	Année	Rendement minimum	Année
1	Hauts de France	7072	70	2008	50	2016
2	Normandie	7037	70	2000	50	2016
3	Bretagne	7110		2019 <sup>1</sup>		
4	Ile de France	7149	40	2009	20	2016
5	Grand Est	7168	80	2004	40	2003
6	Pays de la Loire	7222	58	2009	38	2016
7	Centre Val de Loire	7149	75	2002	33	2016
8	Bourgogne Franche Comté		0 <sup>3</sup>		0	
9	Nouvelle Aquitaine	7314	67	2015	51	2011
10	Auvergne Rhônes Alpes	7577	40	2013	25	2003
11	Occitanie	7621	54	2016	35	2018
12	Provinces Alpes Côte d’Azur	7591	61	2013	20	2003
13	Corse		0 <sup>3</sup>		0	

TABLE 9 – Blé dur de printemps

Numéro	Région	Station	Rendement maximum	Année	Rendement minimum	Année
1	Hauts de France	7072	89	2017	50	2016
2	Normandie	7005	93	2008	60	2016
3	Bretagne	7130	78	2009	63.33	2016
4	Ile de France	7149	87	2015	50	2016
5	Grand Est	7072	95.9	2015	56.4	2016
6	Pays de la Loire	7222	59	2012	47	2011
7	Centre Val de Loire	7149	84	2002	50	2016
8	Bourgogne Franche Comté	7280	88	2017	46	2016
9	Nouvelle Aquitaine	7314	74	2012	49	2011
10	Auvergne Rhônes Alpes	7471	74	2012	40	2016
11	Occitanie	7621	62	2002	45	2018
12	Provinces Alpes Côte d’Azur	7591	67	2013	26	2005
13	Corse		0 <sup>3</sup>		0	

TABLE 10 – Blé tendre de printemps

### 3.2 Stations météo

ID	Station
7005	ABBEVILLE
7015	LILLE-LESQUIN
7020	POINTE DE LA HAGUE
7027	CAEN-CARPIQUET
7037	ROUEN-BOOS
7072	REIMS-PRUNAY
7110	BREST-GUIPAVAS
7117	PLOUMANAC'H
7130	RENNES-SAINT JACQUES
7139	ALENCON
7149	ORLY
7168	TROYES-BARBEREY
7181	NANCY-OCHEY
7190	STRASBOURG-ENTZHEIM
7207	BELLE ILE LE TALUT
7222	NANTES-BOUGUENAIS
7240	TOURS
7255	BOURGES
7280	DIJON-LONGVIC
7299	BALE-MULHOUSE
7314	POINTE DE CHARISSON
7335	POITIERS-BIARD
7434	LIMOGES-BELLEGARDE
7460	CLERMONT FERRAND
7471	LE PUY-LOUDES
7481	LYON SAINT EXUPERY
7510	BORDEAUX-MERIGNAC
7535	GOURDON
7558	MILLAU
7577	MONTÉLIMAR
7591	EMBRUN
7607	MONT-DE-MARSAN
7621	TARBES-OSSUN
7627	SAINT GIRONS
7630	TOULOUSE-BLAGNAC
7643	MONTPRELLIER
7650	MARIGNANE
7661	CAP CEPET
7690	NICE
7747	PERPIGNAN
7761	AJACCIO
7790	BASTIA

TABLE 11 – Stations Météo France

## Références

- [1] Christophe Lecomte, *Testing a predicting model for frost resistance of winter wheat under natural conditions*. Dijon, 2003.