# Prédiction du cours du blé grâce à un réseau de neurones

# $\begin{array}{c} {\rm LEAL~Hugo^1} \\ {\rm ROBERT~Kyliann^2} \end{array}$

# 26/09/2020

# Table des matières

1	1.1	roduction Objectifs
<b>2</b>	Cvc	ele du blé
	2.1	Blé d'hiver
	2.2	Blé de printemps
3		modèles de culture
	3.1	Modèle simple
		3.1.1 Présentation du modèle
		3.1.2 Calcul du rendement futur
		3.1.3 Application
		3.1.4 Validation du modèle
	3.2	Modèle de résistance
		3.2.1 Présentation du modèle
		3.2.2 Calculs des évolutions des résistances maximales
		3.2.3 Calculs des variations de résistance au froid journalières
		3.2.4 Calcul de la résistance au froid journalière
		3.2.5 Test du modèle de résistance
4	Anr	
	4.1	Tableau des rendements maximum pour chaque catégorie de blé
	4.2	Stations météo
Т	hhl	e des figures
1	apr	e des figures
	1	Cycle du blé d'hiver
	2	Matrices de corrélation pour le rendement maximum
	3	Matrices de corrélation pour le rendement minimum
		•
	4	Graphiques représentant les données historiques
$\mathbf{L}$	iste	e des tableaux
	1	Contenu de la base
	2	Régression linéaire multiple pour le rendement maximum
	3	Contenu de la base
	4	Régression linéaire multiple pour le rendement minimum
	5	Évolution du tableau <b>FR</b>
	6	Évolution du tableau R
	7	Blé dur d'hiver
	8	Blé tendre d'hiver
	9	Blé dur de printemps
	9 10	
	$T\Omega$	Blé tendre de printemps

11	Stations Météo France	 13

 $<sup>1. \ \, \</sup>text{\'{E}tudiant en troisième ann\'ee de double licence math\'ematiques et \'economie \`a l'Universit\'e du Mans}.$ 

<sup>2.</sup> 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.

# 1 Introduction

Dans notre époque, où les investisseurs cherchent constamment à faire du profit, ne serait-il pas possible de faire bénéficier les producteurs du marché, en les aidant à saisir des opportunités de vente avec des rendements financiers toujours maximaux? La création d'un robot prendrait en compte des paramètres climatiques, biologiques et économiques, tout en alliant les nouvelles technologies d'aujourd'hui avec la capacité de prédiction 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 boursiers, pour engendrer des bénéfices plus importants aux producteurs.

Cet écrit s'articule autour de la prédiction du cours du blé. Il se découpe en trois parties : la première fait référence au cycle de développement du blé. La deuxième est consacrée à la conception du réseau de neurones, et la troisième est dédiée au test en situation réelle.

## 1.1 Objectifs

L'objectif est de créer une aide pour les producteurs de blé en exploitant un système informatique totalement automatisé.

Ce robot récupérera des données chaque jour pour ensuite les analyser en suivant des stratégies que nous aurons nous même élaboré. Ensuite, il estimera le risque de l'investissement, et informera le producteur du moment opportun pour vendre ses récoltes.

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 et générer des gains? Peut-il apprendre et se développer lui-même jusqu'à devenir complètement autonome?

# 2 Cycle du blé

### 2.1 Blé d'hiver

Le blé d'hiver doit passer par différentes phases de développement avant de pouvoir produire des grains. En effet, celuici 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 page suivante).

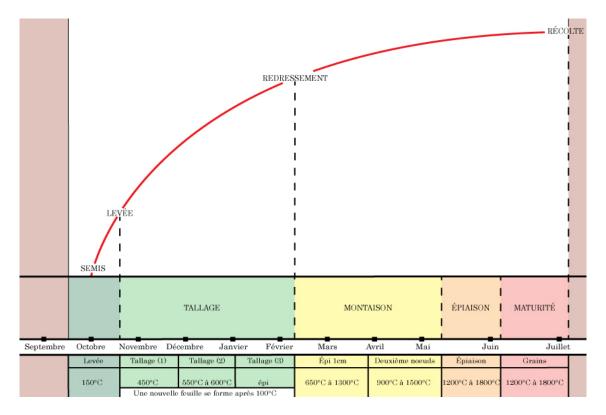


FIGURE 1 – Cycle du blé d'hiver

# 2.2 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.

## 3 Les modèles de culture

#### 3.1 Modèle simple

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 :

#### 3.1.1 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 :

$$DJ = \frac{MaxT - MinT}{2} - BaseT \tag{1}$$

- Les degrés-jour permettent de connaître la croissance du blé. Ainsi, on peut prédire plusieurs évènements, 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.

#### 3.1.2 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. On a choisi une relation proportionnelle sur chaque jour, c'est à dire qu'on fait la somme des différents paramètres historiques pour les deux rendements (max et min):

$$\sum_{i=1}^{n} RH_i \quad et \quad \sum_{i=1}^{n} DJH_i \quad et \quad \sum_{i=1}^{n} PH_i \tag{2}$$

On a une relation qui se déduit plus facilement que si nous avions laissé nos données brutes. On obtient deux équations de droites pour chaque mois :

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

$$MinRH_j = \beta_{0,j} + \beta_{1,j} \times MinDJH_j + \beta_{2,j} \times MinPH_j \quad \forall j = 1, ..., 10$$

$$(4)$$

On peut alors calculer le rendement futur suivant :

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

## 3.1.3 Application

## Rendement historique maximum

On se place au mois d'octobre, selon les paramètres numéro un du tableau 7 page 11. On obtient pour ce mois-ci, deux équations de droites à l'aide de la méthode de la régression multiple. On remarque que nos deux modèles, on un coefficient de détermination proche de un. En effet, on établit une somme des degrés jours, des précipitations et des rendements. On observe alors une relation proportionnelle entre les paramètres. Si, on avait fait une régression linéaire multiple avec nos données brutes, cela aurait été beaucoup plus compliqué pour estimer un rendement.

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

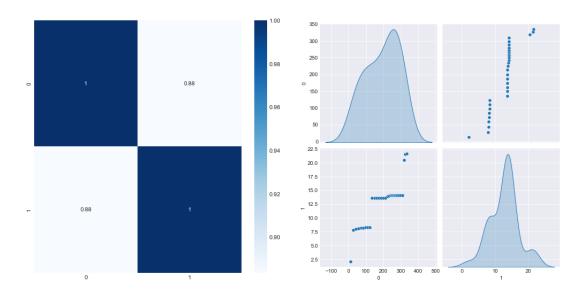


FIGURE 2 – Matrices de corrélation pour le rendement maximum

Table 2 – Régression linéaire multiple pour le rendement maximum

Model: No. Observations: Df Residuals: Df Model:		Observations: 31 esiduals: 28		squared: lj. R-squared: ob (F-statistic) g-Likekihood: C: C:	0.983 0.981 2.43e-25 -3.6348 13.27 17.57	
	coef	std err	t	P >  t	[0.025	0.975]
$\begin{array}{c} \alpha_0 \\ \alpha_1 \\ \alpha_2 \end{array}$	-0.4333 0.0220 -0.0125	0.184 0.001 0.027	-2.359 19.015 -0.469	0.026 0.000 0.643	-0.810 0.020 -0.067	-0.057 0.024 0.042
Omnib Prob (C Skew : Kurtos	Omnibus) :	0.	.042 Ja .022 Pr	urbin-Waston : rque-Bera (JB) ob (JB) : ond. No :		0.060 1.963 0.375 778

# Rendement historique minimum

MinRH	somme des rendements	en qa/ha
MinDJH	somme des degrés jours	$\mathrm{en}\ ^{\circ}\mathrm{C}$
MinPH	somme des précipitations	en mm

Table 3 – Contenu de la base

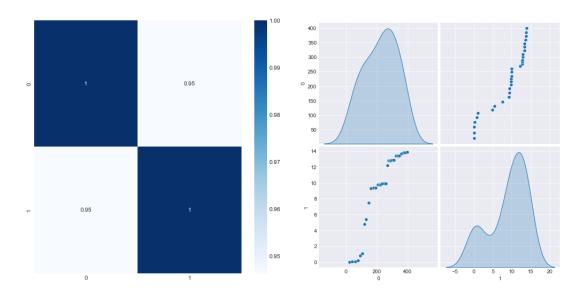


Figure 3 – Matrices de corrélation pour le rendement minimum

Table 4 – Régression linéaire multiple pour le rendement minimum

3.5 1.1	OT C	l D 1	0.000
Model:	OLS	R-squared:	0.993
No. Observations:	31	Adj. R-squared:	0.992
Df Residuals:	28	Prob (F-statistic):	8.50e-31
Df Model:	2	Log-Likekihood:	15.095
		AIC:	-24.19
		BIC:	-19.89
		1	

	coef	std err	$\mathbf{t}$	P >  t	[0.025]	0.975]
$egin{array}{c} lpha_0 \ lpha_1 \ lpha_2 \end{array}$	-0.5919 0.0189 -0.0544	0.067 0.001 0.018	-8.870 23.047 -3.014	0.000 0.000 0.005	-0.729 0.017 -0.091	-0.455 0.021 -0.017
Omnibus : Prob (Omnibus) : Skew : Kurtosis :		0.	473 Ja 467 Pr	urbin-Waston : rque-Bera (JB) ob (JB) : nd. No :	):	0.282 1.173 0.556 591

#### Résultats

On obtient alors les deux équations suivantes pour j = 1:

$$MaxRH_1 = -0.4333 + 0.0220 \times MaxDJH_i - 0.0125 \times MaxPH_i$$
 (6)

$$MinRH_1 = -0.5919 + 0.0189 \times MinDJH_j - 0.0544 \times MinPH_j$$
(7)

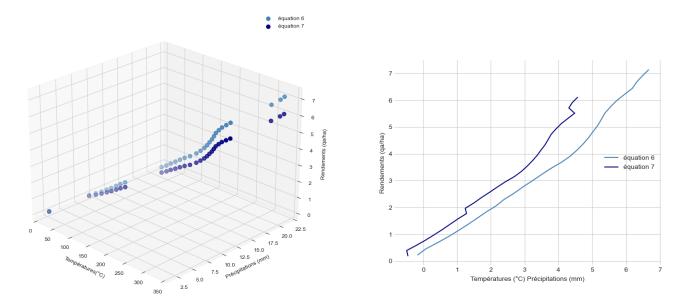


Figure 4 – Graphiques représentant les données historiques

## 3.1.4 Validation du modèle

## 3.2 Modèle de résistance

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.

#### 3.2.1 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**.

#### 3.2.2 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 ième jour du mois) :

— Si 
$$LS_i < iLS$$
, on a

$$MaxR = Rc (8)$$

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

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

— Si enfin  $\mathbf{fLS} < \mathbf{LS}_i$ , on a

$$MaxR = Rs \tag{10}$$

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.

## 3.2.3 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 :

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  $\mathbf{FR}$  des variations de résistance, qui va nous être utile dans la sous-partie suivante.

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

Table 5 – Évolution du tableau FR

## 3.2.4 Calcul de la résistance au froid journalière

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

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

#### 3.2.5 Test du modèle de résistance

# 4 Annexe

# 4.1 Tableau des rendements maximum pour chaque catégorie de blé

Numéro	Région	Station	Rendement maximum	Année	Rendement minimum	Année
1	Hauts de France	$7005^{1}$	70	2007	59.92	2011
2	Normandie	7037	65	2008	52	2012
3	Bretagne			$2019^{-2}$		
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		$2019^{-1}$		
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 3		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	Provences Alpes Côte d'Azur	7591	61	2013	20	2003
13	Corse		0 3		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	Provences Alpes Côte d'Azur	7591	67	2013	26	2005
13	Corse		0 3		0	

Table 10 – Blé tendre de printemps

# 4.2 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	MONTELIMAR		
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

