

Amaury **Dormoy**  
Zifeng **Fang**  
Hugo **Ferreira**  
Philippe **Marques**  
Arthur **Perringaux**

**Projet :**  
**Orange Data Mining**



# Table des Matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>2</b>
<b>2</b>	<b>Méthodologie de travail</b>	<b>2</b>
2.1	Présentation de l'équipe . . . . .	2
2.2	Plan du projet . . . . .	2
2.3	Organisation . . . . .	3
2.4	Retour sur les sprints . . . . .	4
2.4.1	Objectif atteint . . . . .	4
2.4.2	Problème . . . . .	4
<b>3</b>	<b>Partie Technique</b>	<b>5</b>
3.1	Les données . . . . .	5
3.2	Problématique . . . . .	5
3.3	Orange Data Mining . . . . .	5
3.3.1	Boxplot . . . . .	6
3.3.2	Classificateur Bayésien - Arbre de décision . . . . .	6
3.3.3	Régression linéaire . . . . .	8
3.3.4	Cluster . . . . .	12
3.3.5	GINI . . . . .	13
3.4	Réseau de neurones . . . . .	13
<b>4</b>	<b>Conclusion</b>	<b>14</b>

# 1 Introduction

Dans le cadre du projet du 1<sup>er</sup> semestre de la deuxième année du cycle ingénieur, nous rédigeons un rapport final. Notre groupe de projet est composés par Philippe Marques, Hugo Ferreira, Amaury Dormoy, Zifeng Fang et Arthur Perringaux. Dans ce rapport on vous présente notre travail sur l'analyse des données statistiques des équipes de Football grâce à la technologie *Orange Data Mining*.

En effet, de nos jours toutes les statistiques sur chaque évènement lors de chaque match peut être enregistrer et répertorier, il est donc possible de trouver des jeux de données regroupant différentes statistiques que ce soit sur les points marqués, le pourcentage de passe décisive ou encore même sur la différence entre les buts marqué et attendu lors d'un match.

Le groupe souhaitant choisir un sujet qui nous parlait à tous à fin de s'investir au mieux dans le projet, nous nous sommes donc arrêté sur un jeu de données statistiques sur différentes équipes des grandes ligues européennes.

Nous allons, dans la suite de ce rapport, développer notre méthodologie de travail en commençant par l'équipe pour ensuite parler de la manière dont nous l'avons gérer.

Enfin nous expliquerons nos résultats techniques en détaillant le travail effectué pour finir par une conclusion générale sur ce projet.

## 2 Méthodologie de travail

### 2.1 Présentation de l'équipe

Au début du projet, nous ne nous connaissions pas et nous étions 4. Nous avons donc appris à nous connaître lors des premières rencontres. Des profils sont ressortis de ces réunions:

- **Philippe Marques** le scrum Master, a pris les devants pour planifier nos directives. C'est la première personne du groupe ce lancer dans la compréhension des technologies que l'on utilise dans ce projet (orange).
- **Hugo Ferreira** est notre mathématicien, très agile dans toute la théorie des modèles pour nos analyses des données.
- **Amaury Dormoy** est aussi très bon au niveau des mathématiques dues à son début de parcours en Mathématique Financière. Il est aussi très utile dans ce projet pour tout ce qui est d'expression écrite.
- **Zifeng Fang** est très créatif, pour tout ce qui est de la création de slides.

Au cours du projet un 5<sup>ème</sup> membres nous a rejoints, son intégration a été rapide et réussie. Il a pu être très utile à l'avancement du projet dès son arrivée:

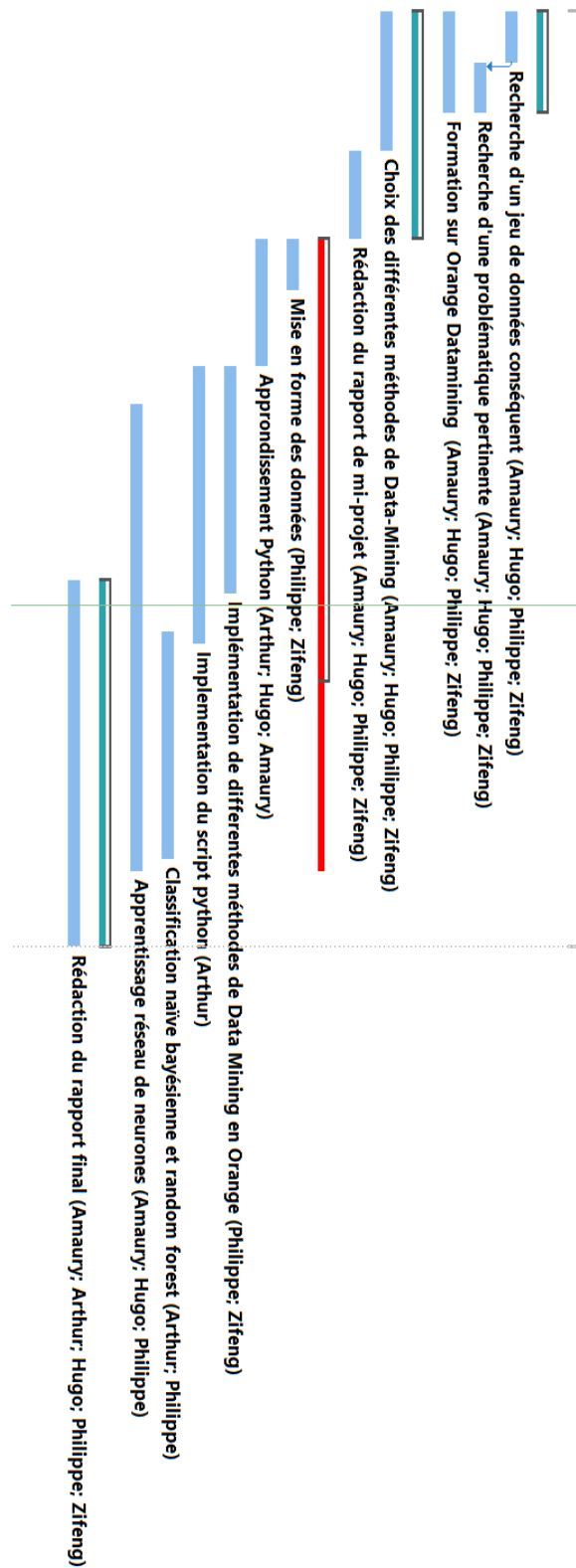
- **Arthur Perringaux** as de bonne compétence en informatique, il a été utile pour implémenter du code (*python*).

### 2.2 Plan du projet

La première étape dans ce projet est évidemment de trouver des données à analyser. Dans l'énoncé du projet on nous avait donné des sites proposant des jeux de données tels que *Kaggle*, *UCI Machine learning repository*, *Open data world*. Au début c'était difficile de se mettre d'accord pour choisir ces données. On voulait des données intéressantes à analyser liées à notre quotidien. Le Football nous a tous mis d'accord. Après avoir cherché nos données sur *Kaggle*, on en a trouvé une sur les statistiques de football de chaque équipe sur 5 ans des 6 ligues majeures européennes. On a décidé dans cette étude des données d'analyser et de trouver les différences statistiques (nombre de buts, nombre de victoire, nombre de passe) entre les différentes ligues. C'est une question pertinente que beaucoup de personne se pose.

## 2.3 Organisation

Nous avons utilisé le logiciel *Microsoft Project* pour planifier et organiser notre projet. Dans un premier temps afin d'optimiser le temps nous nous sommes réparti les tâches de manière équivalente entre chaque membre du groupe pour que chacun ait la même charge de travail.



Microsoft Project

Nous avons géré ce projet en méthode **AGILE** afin d'optimiser les avancées durant toute la vie du projet.

- Nous avons choisi un **Scrum Master** dont le rôle était la planification de courtes réunions et de s'assurer de l'implication de chaque membre du groupe dans le projet.
- Nous avons effectuait des réunions tout au long de l'avancement du projet afin de valider chaque étape et nous fixer des **objectif à court terme**.
- Chaque objectif par binôme de 2 personnes, facilitant l'efficacité et le **travail en équipe**.
- Chaque nouvelle fonctionnalité développée par un binôme était testés par les autres membres, ceci permet de rester **centré sur le résultat**.

De cette manière chacun pouvait travailler de son côté et ne restait pas bloqué longtemps sur un problème. Par là je sous-entends que personne n'a été mis à l'écart et tout le monde pouvait exposer leur idée sans aucun souci. L'idée de se voir souvent permettait d'être efficace en synchroniser les avancées, et rendre plus "humaine" et interactive la durée de vie du projet entre les différentes parties prenantes. Plus qu'une simple méthodologie, l'approche Agile correspond à un état d'esprit.

## 2.4 Retour sur les sprints

### 2.4.1 Objectif atteint

La prise en main d'Orange a été globalement assez rapide. En effet lors de la découverte, nous avons tout de suite compris comment cela fonctionnait et nous avons rapidement réussis a retrouver les modèles qui nous intéressaient.

Lorsque que nous avons intégré Arthur, nous avons bénéficié d'un nouvel angle de vu , de nouvelles compétences qui nous ont débloqués alors que nous étions a l'arrêt dans notre projet. De plus, Arthur c'est intégrer extrêmement rapidement dans notre groupe.

Lors des premières réunions, nous avons tout de suite distingués différents modèles mathématiques que l'ont pensait pertinent pour l'analyse de notre jeu de données. Ces derniers ont été en effet très utile dans notre analyse, ou du moins très pertinent.

### 2.4.2 Problème

Je rappelle que dans l'énoncé du projet nous devant utiliser un *script Python* pour créer un de nos modèles d'analyse. On a rencontré des difficultés au niveau des "packages" Python. Au début on voulait faire un **histogramme** pour analyser la distribution des certains attribue de nos données, mais celui-ci demandait des "packages" que *Orange* ne comprenais pas. Pour contourner ce problème on fait une **courbe de régression** à la place de l'histogramme qui était plus simple à implémenter.

Les réseaux de neurones sont bien plus compliqués que nous pensions. En effet, le principe semble simple au premier abord, mais bien plus compliqué à maîtriser. Nous avons réussi à créer une première version durant l'oral, mais celui-ci manquait de précision, le résultat ne permettait pas de conclure une bonne analyse sur ce modèle. On a réussi à offrir une meilleure version, mais celui-ci reste encore médiocre dans l'efficacité de prédiction.

## 3 Partie Technique

### 3.1 Les données

Cette base de données contient les statistiques de fin de saison depuis 2014 des ligues suivantes : *La Liga*, *EPL*, *BundesLiga*, *Serie A*, *Ligue 1*, *RFPL*.

De nombreuses variables sont accessibles par exemple : la place, le nom d'équipe, le nombre de matchs joué, nombre de victoire, nul ,défaite, but marqué. D'autres données plus avancées sont aussi accessibles :

- **xG** (expected goal) : le nombre de buts attendus
- **xG\_diff** : différence entre le nombre de buts et le nombre de buts attendus.
- **npG** : Le nombre de buts attendus sans compter les penalties et les buts contre leurs propres camps.
- **ppda\_coef**: Le nombre de passes permises en défendant dans la moitié du terrain adverse.
- **deep**: Le nombre de passes faites à moins de 20 yards des buts.
- **xpts**: Le nombre de points attendu.

Il est possible d'avoir ces 5 données d'un point de vue défensif.

Chaque ligne de la base de données correspond aux statistiques d'une équipe sur une année. Il y a trois variables **qualitatives**: équipe, année et ligue, le reste sont des variables **quantitatives**.

Pour que chaque individu (équipe) possède des variables (victoire, défaite, etc.) à la même échelle, nous avons divisé chaque colonne par le nombre de matchs. Ceci va nous permettre de comparer facilement les différents individus (équipe) entre eux grâce des pourcentages ou des moyennes.

### 3.2 Problématique

Étant donné la diversité des données que nous avons, nous avons décidé de prendre une problématique large qui nous permettait de toutes les mettre en valeur, nous en sommes donc arrivés à cette problématique:

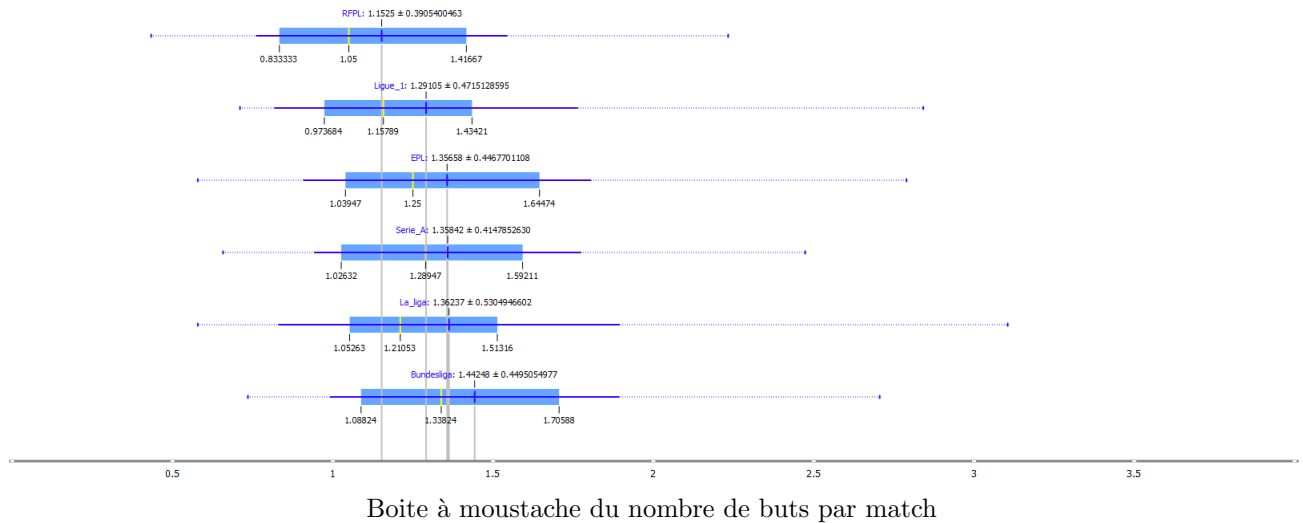
**Y a-t-il des différences caractéristiques entre les ligues de football ?.**

### 3.3 Orange Data Mining

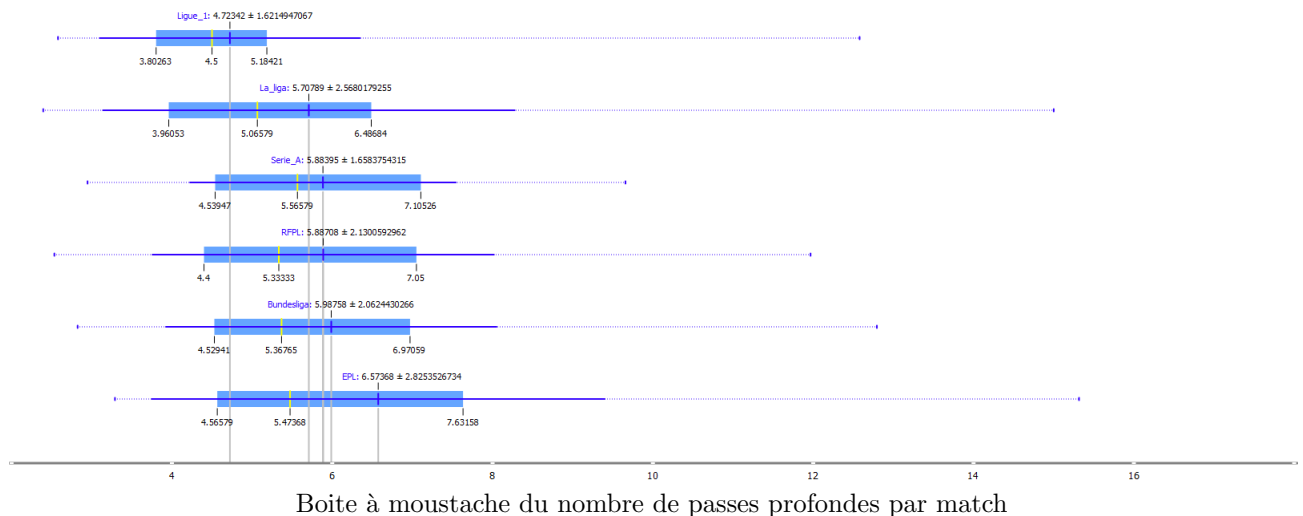
La prise en main du logiciel a été assez rapide, en effet, étant plutôt intuitifs, nous avons rapidement pu comprendre comment relier les données afin de les exploiter au mieux. De plus le logiciel offrant beaucoup de possibilités, cela nous a permis de comparer plusieurs manières d'analyser les données.

### 3.3.1 Boxplot

Le Boxplot est un moyen rapide de figurer le profil d'une série statistique quantitative (médiane, quartiles, minimum, maximum). Tout d'abord pour faciliter la compréhension du sujet nous allons comparer quelques variables entre les ligues à travers ces **boxplots**.



Avec cette figure nous pouvons voir que c'est en RFPL que le nombre de buts par match moyen est le moins élevé.



Avec cette figure nous pouvons voir qu'en Ligue 1 il y a moins de passe faite proche des buts adverses. C'est en EPL ou il y a le plus de buts en moyenne. Ces figures permettent de mieux comprendre les données que nous utilisons cependant cela ne nous permet pas de conclure.

### 3.3.2 Classificateur Bayésien - Arbre de décision

Classificateur Bayes

Ici on compare analyse et on compare 2 méthodes : l'utilisation d'un classificateur Bayésien qui permet de classer un ensemble d'observations selon des règles déterminées par l'algorithme lui-même, et la méthode Random Forest qui consiste à générer aléatoirement une forêt d'arbres décisionnels entraînés sur différents sous ensemble de l'ensemble des données. Théoriquement, on veut pour chaque individu (équipe) prédire sa ligue de football.

Model	AUC	CA	F1	Precision	Recall
Tree	0.637	0.361	0.363	0.370	0.361
Random Forest	0.747	0.419	0.423	0.432	0.419
Naive Bayes	0.663	0.305	0.304	0.307	0.305

Classificateur Bayésien : Tableau de précision

On se rend compte que la méthode des forêts d'arbres décisionnelles est plus efficace que le Classificateur Bayésien.

		Predicted						
		Bundesliga	EPL	La_liga	Ligue_1	RFPL	Serie_A	Σ
Actual	Bundesliga	26.6 %	19.0 %	16.8 %	8.8 %	6.6 %	15.2 %	155
	EPL	28.1 %	19.6 %	8.8 %	3.8 %	19.9 %	21.9 %	170
	La_liga	14.6 %	12.3 %	34.3 %	17.5 %	7.9 %	21.9 %	170
	Ligue_1	7.3 %	10.1 %	10.2 %	51.2 %	14.6 %	13.2 %	170
	RFPL	5.7 %	14.5 %	2.9 %	9.4 %	39.1 %	13.2 %	135
	Serie_A	17.7 %	24.6 %	27.0 %	9.4 %	11.9 %	14.6 %	170
Σ		192	179	137	160	151	151	970

Classificateur Bayésien : Matrice de confusion

On voit que l'efficacité n'est pas optimale, la Ligue 1 étant la mieux prédite à 51,2%.

		Predicted						
		Bundesliga	EPL	La_liga	Ligue_1	RFPL	Serie_A	Σ
Actual	Bundesliga	34.8 %	13.8 %	11.3 %	8.8 %	6.6 %	19.0 %	155
	EPL	14.8 %	33.2 %	11.3 %	8.1 %	9.4 %	20.3 %	170
	La_liga	15.5 %	11.5 %	43.0 %	13.5 %	1.9 %	12.0 %	170
	Ligue_1	9.7 %	4.1 %	15.1 %	62.2 %	8.5 %	10.8 %	170
	RFPL	6.5 %	12.4 %	1.1 %	2.7 %	66.0 %	13.9 %	135
	Serie_A	18.7 %	24.9 %	18.3 %	4.7 %	7.5 %	24.1 %	170
Σ		155	217	186	148	106	158	970

Random forest : Matrice de confusion

Un peu plus efficace, mais seules la Ligue 1 et la RFPL dépassent les 50%, avec 2/3 des équipes de RFPL prédite correctement.



		Predicted						
		Bundesliga	EPL	La_liga	Ligue_1	RFPL	Serie_A	Σ
Actual	Bundesliga	23.1 %	15.9 %	12.7 %	14.6 %	15.0 %	14.7 %	155
	EPL	17.2 %	30.8 %	9.3 %	5.6 %	15.0 %	25.3 %	170
	La_liga	14.2 %	12.8 %	38.5 %	11.8 %	3.7 %	14.0 %	170
	Ligue_1	15.4 %	4.1 %	18.5 %	56.2 %	6.5 %	6.7 %	170
	RFPL	13.6 %	14.9 %	1.5 %	5.6 %	48.6 %	13.3 %	135
	Serie_A	16.6 %	21.5 %	19.5 %	6.2 %	11.2 %	26.0 %	170
	Σ	169	195	205	144	107	150	970

Arbre de décision (un seul) : Matrice de confusion

Un seul arbre est moins efficace qu'une forêt, cependant on peut voir que l'efficacité est à peu près équivalente à la méthode du classificateur Bayésien.

### 3.3.3 Régression linéaire

#### Corrélation obtenue par régression linéaire

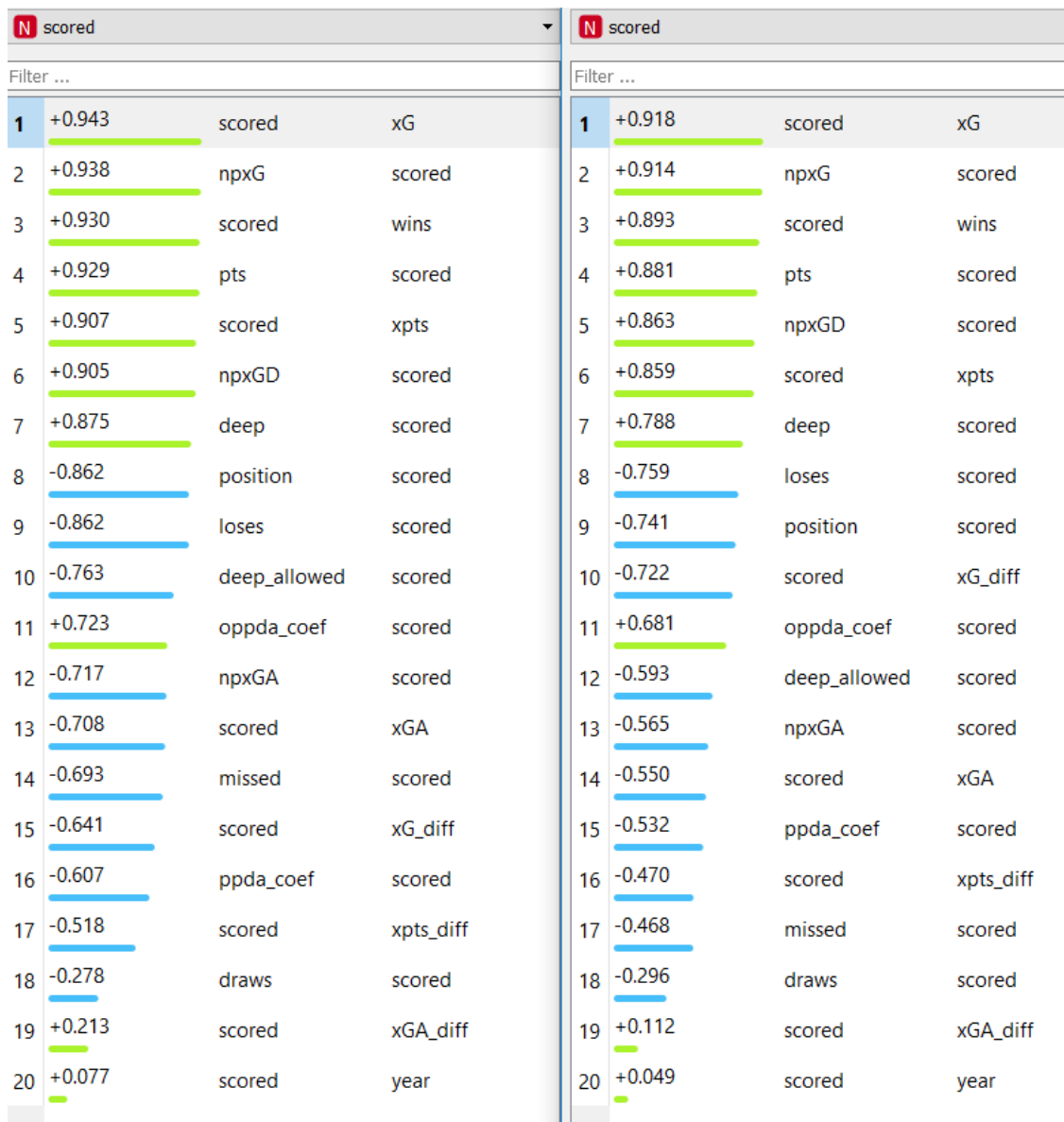
Ce modèle nous permet de voir la corrélation entre deux attributs. Plus celui-ci est proche de 1 plus ils sont corrélés, proche de -1 ils sont corrélés inversement, plus ils sont proches de 0 plus l'indépendance est forte. On compare les prévisions données par l'attribut prévisionnel xG (nombre de buts attendus) , et xPts (nombre de points attendus) et la valeur réelle Scored (nombre de buts) et Pts (nombre de points).

Scored VS xG : 0.920 Ce qui est très corrélé.

Pts Vs Xpts : 0.908 Ce qui est très corrélé.

Ce teste nous permet de prouver que ce modèle de prédiction (régression linéaire)est significatif, car il est très certain que les prévisions statistiques dans ces données (xG, Xpts) sont de bonne qualité (sûrement calculée par des professionnels).

Ensuite on peut se permettre d'utiliser ce modèle de prédiction pour regarder sur chaque ligue les différentes corrélations entre les attributs. Par exemple EPL et Ligue 1 est ont compare les corrélations entre le nombre de buts (Scored) et tous les autres attributs.



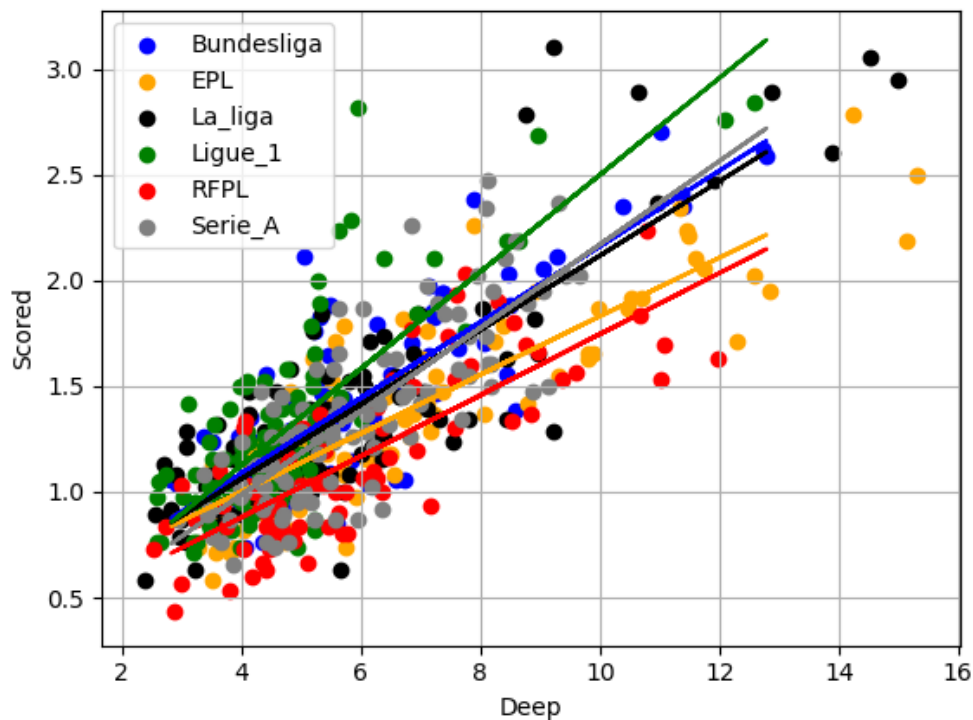
Régression : Coefficient de corrélation de la Ligue.11 vs EPL

On remarque que les corrélations entre le nombre de buts (Scored) et tous les autres attributs sont différents d'une ligue à une autre (ligue.11 VS EPL). D'après ce résultat on peut se permettre de faire une étude plus profonde grâce aux courbes de régression linéaire simple de comparer des couples d'attributs par ligue pour trouver des différences statistiques entre ces ligues.

### Courbe de régression linéaire simple

Ici on dessine des courbes de régression pour chaque ligue sur différents couples d'attributs. Cette partie a été codée en script *Python*.

On vérifie dans un premier temps si nos courbes de régression sont significatives globalement. Elles sont toutes une  $P_{value}$  inférieure à 5%, c'est-à-dire qu'il est significatif alors les modèles de régression représentent bien la réalité. On peut interpréter toutes ces courbes de régression qui sont de bonne qualité. Nous mettrons un exemple seulement dans le premier graphique de ces valeurs statistiques des courbes de régression avec les  $p_{value}$ ,  $t_{value}$  et les  $\beta$ .



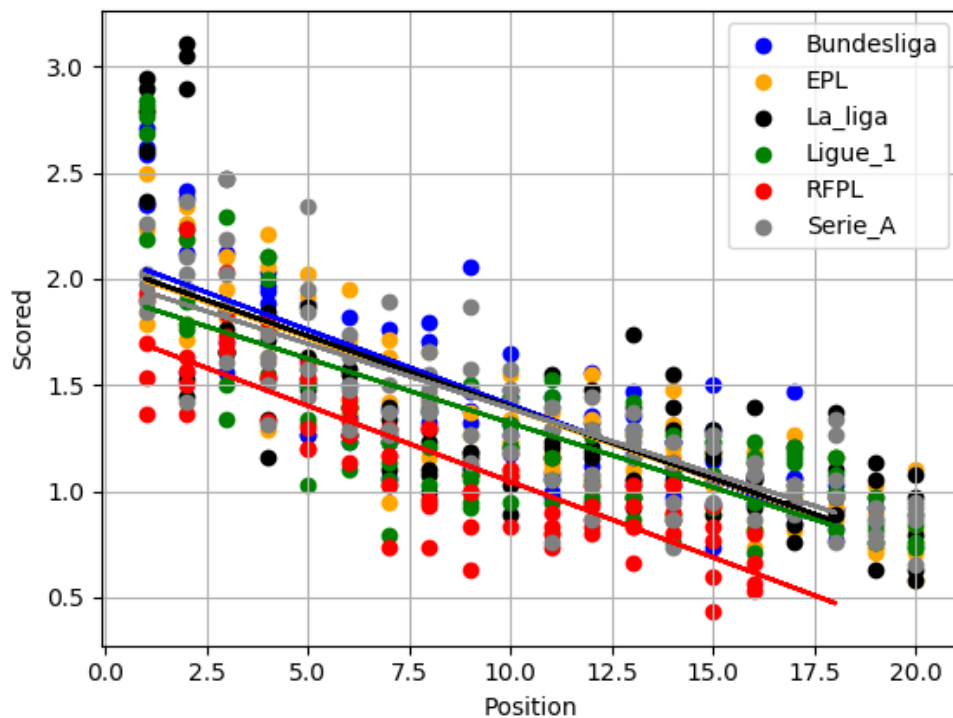
Courbe de régression : Nombre de buts VS Nombre de passes près du but

On remarque que pour toutes les ligues il n'y a pas beaucoup de différences vis-à-vis du nombre de buts (Scored) et du nombre de passes près du but. Cependant plus ce nombre de passes augmente plus on remarque une différenciation entre les ligues. Par exemple plus la Ligue 1 à d'occasion il marque beaucoup plus que la ligue RFPL.

```
Running script:|
B1= 0.1791172491335065 B0= 0.3700044971433363 r_value= 0.8218344899593197
p_value= 3.236111034908824e-23 Standard error= 0.013236647054733347
B1= 0.13835376380553044 B0= 0.4470849947900367 r_value= 0.8749425421114236
p_value= 1.249394586939603e-32 Standard error= 0.007734766125580838
B1= 0.17595479047759144 B0= 0.35803699856645 r_value= 0.8517617422449174
p_value= 2.897328761472062e-29 Standard error= 0.010933082686984072
B1= 0.2290348605808131 B0= 0.2092245493095395 r_value= 0.7876324188600927
p_value= 2.48446087862e-22 Standard error= 0.018098733694133156
B1= 0.14436619514293453 B0= 0.30260417857654887 r_value= 0.7873931467978368
p_value= 4.646630103478409e-18 Standard error= 0.01279750337195515
B1= 0.19723612550384947 B0= 0.19789407104821266 r_value= 0.7885804389469824
p_value= 2.045497429470813e-22 Standard error= 0.015536537820732787
```

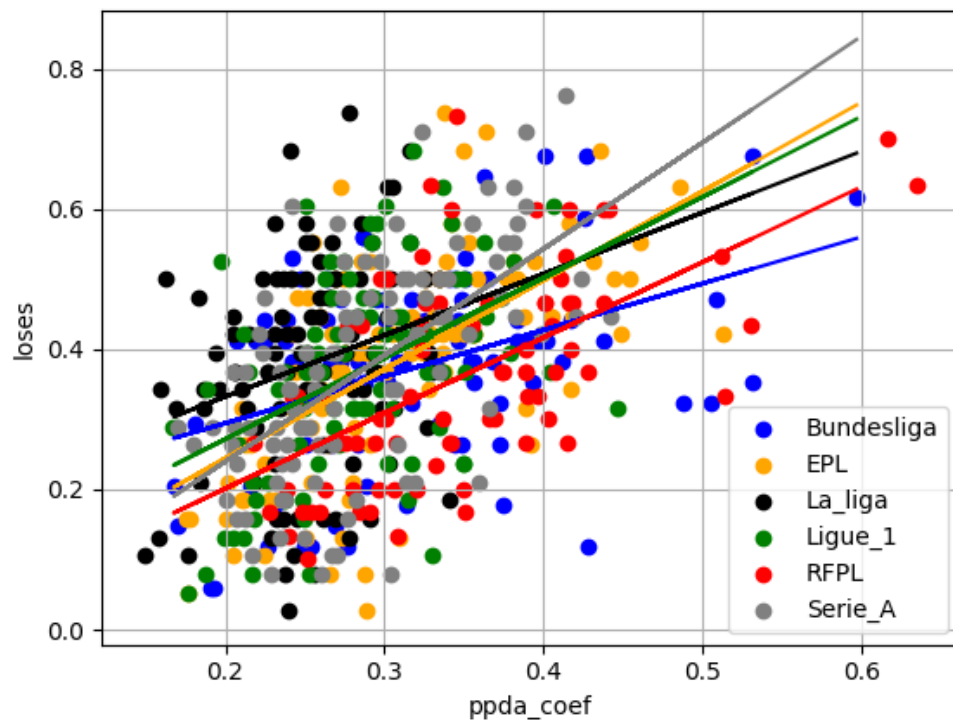
Courbe de régression : Statistique

Chaque courbe de régression a une  $P_{value}$  très proche de 0 (inférieur à 5%), ce qui prouve que chaque modèle de régression représente bien la réalité.



Courbe de régression : Nombre de buts VS Classement

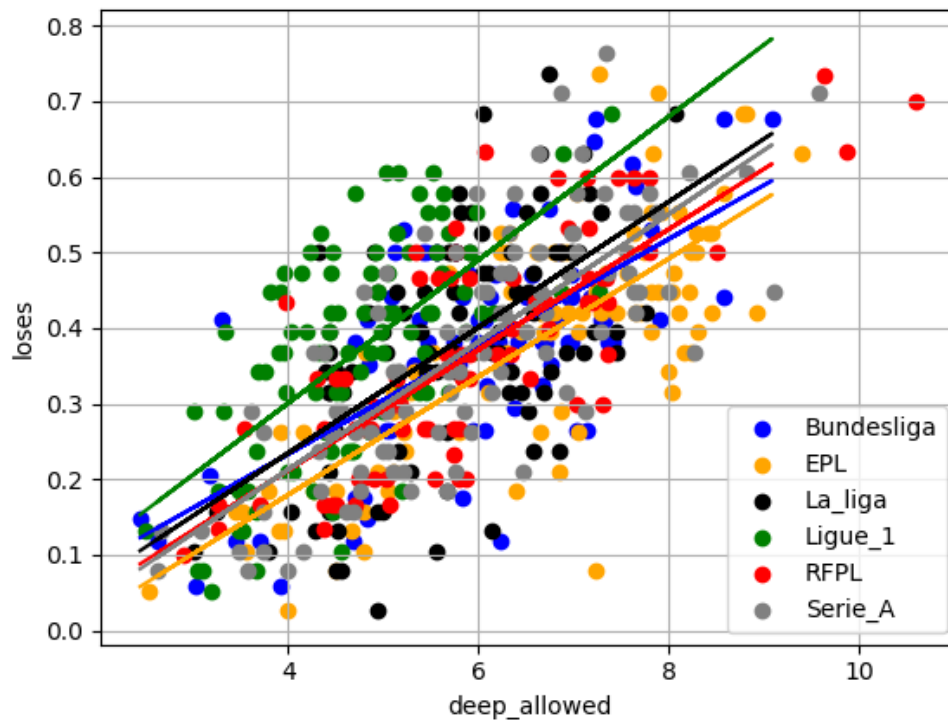
Inversement sur ce graphe on ne peut pas vraiment conclure sur les différences entre les ligues mises à part que la RFPL est isolée et inférieure aux autres ligues.



Courbe de régression : Nombre de défaites VS Nombre de passes permises en défendant sur le terrain adverse

Ce graphe est assez intéressant, car on remarque des différences entre toutes les ligues. De plus certaines courbes de régression d'une ligue à une autre se croisent. En toute logique plus le nombre de passes permises en défendant sur le terrain adverse (ppda\_coef) augmente plus on a de chance de perdre (loses). On remarque

que la Serie\_A est derrière la La\_liga en matière de défaite (loses) pour très peu de passes permises en défendant sur le terrain adverse. Si on augmente ce nombre de passes, la Serie\_A passe largement devant la La\_liga sur ces défaites.



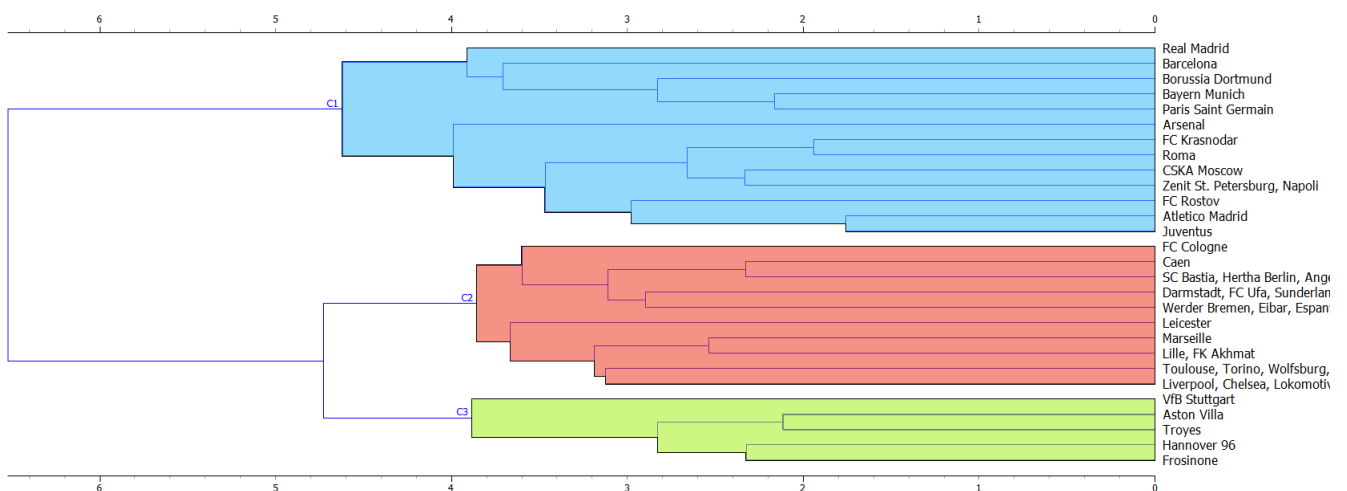
Courbe de régression : Nombre de défaites VS Nombre de passes adverse près des buts

Inversement sur ce graphe on ne peut pas vraiment conclure sur les différences entre les ligues mises à part que la Ligue\_1 est isolée et supérieur aux autres ligues.

### 3.3.4 Cluster

On rappelle le principe de Clustering : il s'agit d'une méthode d'analyse de données non supervisées qui permet de rassembler les données "proches" (en distance) pour en faire des "clusters" (paquets homogènes). Chaque cluster correspond donc à un groupe d'individus ayant chacun des données assez proches.

Dans notre étude, afin de ne pas fausser les données nous avons filtré sur une année (afin d'éviter de retrouver plusieurs fois les mêmes équipes).



Boite à moustache du nombre de passe profonde par match

On remarque que les équipes de même niveau (de haut, milieu ou bas de tableau) de chaque ligue ont en général des statistiques extrêmement proches. On peut en déduire que les ligues ont de grosses ressemblances.

### 3.3.5 GINI

	#	Info. gain	Gain ratio	Gini	ANÖVA	$\chi^2$	ReliefF	FCBF
<b>N</b> bundes coef		0.142	0.071	0.028	22.824	71.200	0.027	0.000
<b>N</b> deep allowed		0.159	0.080	0.037	21.714	78.011	0.028	0.075
<b>N</b> noxGA		0.107	0.054	0.024	15.298	51.434	0.020	0.000
<b>N</b> oobda coef		0.122	0.061	0.028	12.827	57.767	0.010	0.000
<b>N</b> xGA		0.097	0.049	0.022	12.715	46.644	0.021	0.000
<b>N</b> noxG		0.066	0.033	0.015	8.753	35.558	0.013	0.000
<b>N</b> xG		0.058	0.029	0.013	7.463	27.494	0.010	0.000
<b>N</b> deep		0.058	0.029	0.013	7.447	31.333	0.019	0.000
<b>N</b> missed		0.067	0.033	0.014	6.708	29.892	0.004	0.000
<b>N</b> scored		0.043	0.022	0.010	3.889	17.946	0.006	0.000
<b>N</b> draws		0.035	0.017	0.007	2.230	5.369	0.005	0.000
<b>N</b> position		0.016	0.008	0.003	1.945	6.466	0.003	0.000
<b>N</b> xGA diff		0.020	0.010	0.005	0.418	1.086	0.001	0.009
<b>N</b> xG diff		0.020	0.010	0.005	0.392	1.737	-0.006	0.000
<b>N</b> loses		0.022	0.011	0.005	0.159	1.851	0.002	0.000
<b>N</b> wins		0.032	0.016	0.007	0.137	0.895	-0.002	0.000
<b>N</b> xots		0.034	0.017	0.008	0.048	0.654	0.003	0.000
<b>N</b> xots diff		0.015	0.007	0.003	0.035	0.513	0.002	0.000
<b>N</b> pts		0.023	0.012	0.005	0.017	0.060	-0.003	0.000
<b>N</b> noxGD		0.025	0.013	0.006	0.000	2.640	0.003	0.000
<b>N</b> vear		0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.016	0.000

#### GINI

On remarque un indice de Gini extrêmement faible ce qui montre que nos statistiques sont très proches (pour rappel : l'indice de Gini varie entre 0 et 1 , 0 correspondant à l'égalité tandis que 1 correspond à une inégalité forte). On essaye avec ces résultats de refaire tous nos modèles de Data mining en prenant seulement les variables avec le plus meilleur gain de Gini. Cependant, celui-ci n'a pas amélioré nos précisions de prédiction et de description dans nos modèles.

### 3.4 Réseau de neurones

Pour finir nous allons donc utiliser les réseaux de neurones

Model	AUC	CA	F1	Precision	Recall
Neural Network	0.847	0.573	0.572	0.574	0.573

Réseau de neurones : Tableau de précision

Nous pouvons voir que la précision de classification est de 57%, c'est la méthode qui nous donne la meilleure précision cependant elle reste faible.

		Predicted						$\Sigma$
		Bundesliga	EPL	La_liga	Ligue_1	RFPL	Serie_A	
Actual	Bundesliga	52.1 %	10.1 %	11.4 %	9.5 %	5.5 %	11.2 %	155
	EPL	8.5 %	55.3 %	6.4 %	1.3 %	5.5 %	21.1 %	170
	La_liga	8.5 %	6.4 %	52.0 %	7.6 %	0.8 %	18.4 %	170
	Ligue_1	2.8 %	0.5 %	12.9 %	75.3 %	4.7 %	9.2 %	170
	RFPL	5.6 %	6.9 %	0.5 %	2.5 %	78.9 %	5.3 %	135
	Serie_A	22.5 %	20.7 %	16.8 %	3.8 %	4.7 %	34.9 %	170
$\Sigma$		142	188	202	158	128	152	970

Réseau de neurones : Matrice de confusion

Comme pour les autres méthodes de classification, les ligues les mieux prédites sont Ligue 1 et RFPL avec respectivement 75.3% et 78.9%. La Serie\_A reste la ligue la moins bien prédite avec seulement 34.9% de précision.

## 4 Conclusion

À la suite de nos différentes analyses , il est devenu clair que les statistiques ne sont pas suffisamment différentes pour conclure. En effet on remarque que dans plusieurs des modèles prédictifs les précisions sont médiocres. Cependant certains modèles comme la régression permettent d'extraire certaines informations intéressantes. Il y a des différences statistiques entre les ligues majeures européennes mais elle sont très fine.

Ce projet a été pour nous intéressant, sur le fait d'appliquer pour une première fois cet état d'esprit qu'est la méthode Agile. Également c'était pour nous tous un plaisir de travailler sur un sujet (football) qui nous passionne dans un projet scolaire. De plus c'est un projet qui se rapproche de très près de notre futur métier (Data Scientist). C'était très intéressant de se mettre dans la peau d'un "Data Analyst" qui cherche à trouver des réponses dans une grande quantité de données. Nous avons beaucoup appris et ce dernier nous a permis de consolider nos acquis.