

Analyse et optimisation de l'expected goal: application
au machine learning

TRAVAIL DE BACHELOR HES RÉALISÉ EN VUE DE
L'OBTENTION DU BACHELOR PAR :

DAVID PAULINO

CONSEILLERS AU TRAVAIL DE BACHELOR :

PR ALEXANDROS KALOUSIS

DR NILS SCHÄTTI

GENÈVE, LE 18 MAI 2023

Haute école de Gestion de Genève (HEG-GE)

Filière Informatique de gestion

Table des matières

1	Introduction	2
1.1	Introduction à la problématique	2
1.2	Intérêt de la problématique	4
1.3	Questions que l'on souhaite répondre dans ce travail	5
2	Plan du document	7
3	Synthèse des travaux existants	8
3.1	Récapitulatif des travaux existants	11
4	Dataset	12
4.1	Présentation du dataset	12
4.2	Events	14
4.3	Players	18
4.4	Transformation des données	19
4.5	Fusion des datasets	19
4.6	Visualisation des données	19
	Références	19

1 Introduction

1.1 Introduction à la problématique

Lorsque les premiers sports sont apparus, l'information la plus importante était le score et le vainqueur de la confrontation. Au fur et à mesure, plus d'informations sur les matchs sont venues s'ajouter. Le nombre de tirs dans un matchs par équipes, le nombre de passes, le nombre de tirs cadrés, la possession du ballon le pourcentage de passes réussies dans le football, le nombre de passes décisives et d'autres sont venus s'ajouter aux statistiques dans le football. Le pourcentage de réussite aux lancers francs, le nombre de rebonds, le nombre de passes décisives, le pourcentage de réussite aux tirs, le nombre de fautes, le nombre de minutes jouées, le pourcentage de réussite à 3 points et d'autres sont venus s'ajouter aux statistiques dans le basketball. Ces statistiques sont également devenues personnelles à chacun des joueurs. On peut également compter pour le baseball le nombre de fois qu'un joueur était au bâton, son nombre de double, de triples, son nombre de buts et bien d'autres.

C'est d'ailleurs dans le baseball que l'on peut retrouver la première utilisation de statistiques avancées pour établir des stratégies. En effet, au début des années 1970, le joueur des Baltimore Orioles a développé une analyse statistiques pour choisir le meilleur alignement possible pour son équipe de départ. Cependant, il n'a pas pu l'utiliser à ce moment-là puisque le président de sa franchise n'avait pas confiance. C'est qu'à partir de 1984 où il fut le coach des New York Mets qu'il a pu mettre en place son analyse statistiques avancées pour établir le meilleur choix pour son équipe de départ. [9] Deux saisons plus tard, il remporte la Série mondiale 1986¹. Les Mets étaient situés à la dernière place de leur conférence avant l'arrivée de Davey Johnson et son management orienté sur les statistiques.

Après cette réussite, les autres franchises de la MLB² ont également commencé à adopter l'analyse de statistiques dans le sport et cela a également été populaire dans les autres sports avec par exemple Daryl Morey qui a été le premier coach analyste statistiques recruté chez les Rockets de Houston en NBA en 2007. [1] Les franchises de la NBA³ ont par la suite également

1. En MLB, la Série mondiale est la série finale qui permet de déterminer qui est l'équipe championne de la ligue.

2. Ligue majeure de baseball

3. Ligue nationale de basketball

adopté une approche managériale statistique. On constate alors que cette culture de la statistique dans le sport provient des États-Unis.

Il est désormais important d'amener l'arrivée des expected goals. L'une des premières études sur un modèle d'expected goals vient d'Alan Ryder qui a publié une étude sur la qualité des tirs effectués dans des matchs de hockey. [13] Ce dernier a pu analyser les différentes circonstances lors d'un tir et développer un modèle qui prédit la probabilité d'un tir selon les circonstances de ce tir. Dans le football, l'une des premières études sur l'expected goal vient de Richard Pollard, Jake Ensum et Samuel Taylor qui ont analysé les facteurs qui influent la chance de marquer un but. [12] La problématique de ce travail est donc de pouvoir analyser et optimiser l'expected goal.

Il semble maintenant important de savoir ce qu'est l'expected goal. L'expected goal⁴ est une métrique qui permet de déterminer la probabilité qu'un tir soit transformé en but selon les données de ce tir [6]. Un tir qui a un xG de 0.4 a une probabilité de 40% d'être transformé en but. Un tir avec un xG à 1 est la plus grande valeur possible et aurait donc 100% de chance d'être transformé en but.⁵ [11]

Pour observer ce qu'est réellement un xG, nous allons l'observer avec l'emplacement des tirs sur le terrains. Sur la figure 1, on peut observer un exemple d'emplacement de tirs et de leur xG.

Par ailleurs, les xG se sont tellement développés que des métriques dérivées ont été créées. On peut par exemple citer le xA qui est l'expected assist. C'est une métrique qui permet de déterminer la probabilité qu'une passe soit transformée en passe décisive selon les données de cette passe. [6] Également, les xGA qui est les expected goals against. Cette métrique permet de déterminer la probabilité qu'un tir soit transformé en but selon les données de ce tir mais pour l'équipe adverse. [11]

Il y en a également d'autres comme les expected points qui sont les points qui est le nombre de points qu'une équipe devrait avoir gagnés basé sur les données relatives aux xG. D'autres dérivées sont indiquées sur l'article de Pinnacle écrit par Luke Petty. [11]

4. Très souvent réduit par xG

5. Il est important d'indiquer qu'il est très rare qu'un xG d'un tir soit égal à 1 mais il va généralement s'en rapprocher fortement selon ses paramètres.

Maintenant que nous avons vu ce qu'est un xG et ces dérivées actuelles, il semble pertinent de décrire l'utilisation de cette métrique dans le football actuel.

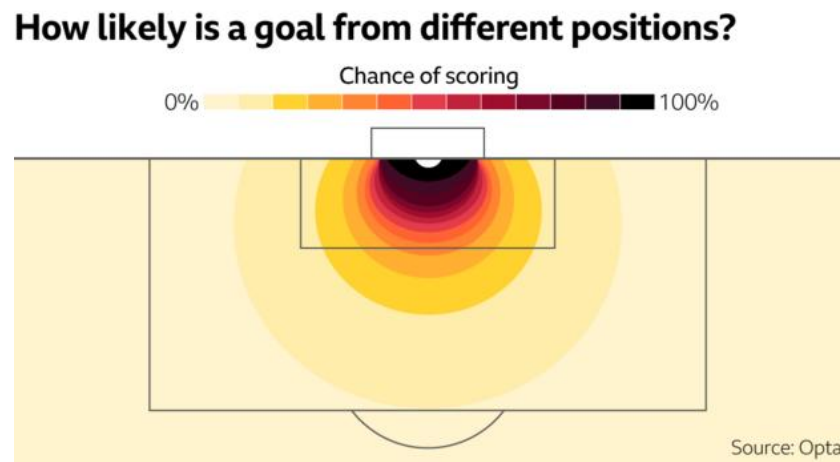


FIGURE 1 – Schéma qui montre les chances de buts selon les positions des tirs - Source : Opta

1.2 Intérêt de la problématique

Cette problématique est très intéressante puisque c'est une donnée qui est dernièrement très populaire dans le monde du football. Elle donne plus d'informations sur le match que les autres statistiques d'un match (possession, nombre de passes, nombre de tirs cadrés, nombre de buts, etc.). Par exemple en ce qui concerne la possession, une équipe peut avoir la possession du ballon pendant 70% du match mais ne pas marquer de buts, ni même être dangereuse avec le ballon. Le nombre de tirs cadrés, s'ils sont effectués tous à l'extérieur de la surface de réparation, ne sont pas forcément dangereux. L'expected goal permet de donner une valeur à chaque tir et de déterminer si un tir a une chance d'être transformé en but.

Certaines personnes utilisent cette métrique pour leurs paris sportifs. Ils observent la métrique lors des derniers matchs et la compare avec le score réel du match. Si la différence est grande, cela peut permettre de constater un

manque de réalisme ou un sur-régime d'une des deux équipes. [15]

Les analystes de données des équipes utilisent cette donnée pour analyser les performances de leurs joueurs et de leurs équipes. Par exemple, la comparaison des xG et du nombre de buts marqués d'un joueur sur une période donnée peut permettre de déterminer la dangerosité et la capacité d'un buteur à terminer des actions. [11] Les xG peuvent aussi être utilisés pour analyser les performances d'une équipe dans des situations bien précises. Une équipe qui possède un haut xG sur des contre-attaques montre qu'elle est très dangereuse sur ce type de situation. [6] L'une des choses les plus intéressante de cette métrique est qu'elle peut être utilisée pour analyser les forces et faiblesses des équipes. Par exemple, une équipe peut observer que ses xG sont très faibles lorsqu'elle tente des centres. Cela peut lui permettre de trouver son identité de jeu et de décider d'abandonner cette stratégie. Cette métrique est tout autant valable pour analyser les forces et faiblesses d'une équipe adverse. Dans la même situation, si une équipe vient à affronter l'équipe qui a dû mal à produire des xG sur des centres, elle peut décider de la forcer à jouer sur des centres en libérant de l'espace sur les côtés par exemple.

Cette métrique est également utilisée pour aider les recruteurs à juger les performances de finition d'un joueur [8]. Nous avons vu précédemment qu'il existait des dérivées des xG comme les xA ⁶. Les différentes dérivées peuvent permettre de juger les performances et qualités d'un joueur qui se trouve dans un poste bien précis. Par exemple, un milieu de terrain ou un défenseur peut être jugé sur ses xA et un attaquant sur ses xG.

1.3 Questions que l'on souhaite répondre dans ce travail

Il y a deux grandes questions à répondre dans ce travail.

- Quels sont les paramètres qui influencent le plus l'expected goal ?
- Quel est le meilleur modèle pour prédire l'expected goal ?

Le but de ce travail est de comprendre quelles sont les variables qui influencent le plus les xG. Cela permettra de comprendre quelles sont les variables les plus importantes pour prédire les xG. Grâce à cela, il est possible pour un analyste de données d'une équipe de football de savoir quelles sont les facteurs qui influencent le plus la qualité d'un tir. Cela peut permettre de déterminer

6. Passes décisives attendues

les forces et faiblesses d'une équipe et de savoir sur quels aspects travailler pour améliorer les performances de l'équipe.

Le deuxième objectif de ce travail est de trouver le meilleur modèle pour prédire les xG. En effet, le but sera d'avoir le modèle le plus performant et de comparer les différents modèles qui peuvent être utilisés pour établir cette métrique. Il faut également veiller à ce que le modèle ne fasse pas de sur-apprentissage. Il est donc important de faire attention à la complexité du modèle et de trouver le meilleur compromis entre la complexité et la performance du modèle.

2 Plan du document

Concernant le déroulement de ce travail, il y a plusieurs étapes. Tout d'abord, il y a la recherche des travaux existants sur le sujet. Parmi les travaux existants, je vais chercher à savoir quels datasets ont été utilisés ainsi que les résultats obtenus. Cela me permettra de comparer mes résultats avec les résultats obtenus dans les autres travaux.

La suite sera de trouver un dataset avec les informations nécessaires pour implémenter le modèle. Une fois ce dataset trouvé, il va falloir le documenter. En effet, il est important de comprendre ce que chaque attribut représente. L'étape suivante est également importante puisque le but sera de visualiser les données. Cela permettra de voir si les données sont exploitables et si elles sont cohérentes. Cela pourra également nous indiquer si des biais seront présents dans le modèle.

Une fois que les données sont documentées et visualisées, il va falloir les préparer. En effet, il pourrait y avoir des données manquantes mais qui sont disponibles après un traitement. Il pourrait également y avoir des données qui ne sont pas exploitables et qui doivent être supprimées. Par exemple, l'ID de la base de données d'un tir pourrait être supprimée car il n'apporte rien pour la prédiction de l'expected goal.

Ensuite, on pourra commencer à implémenter le modèle et observer les facteurs qui influencent le plus sa prédiction du xG. C'est également à ce moment-là qu'il faudra comparer les différents modèles pour voir lequel est le plus performant pour prédire les xG. Il sera également intéressant de voir quelles variables peuvent être ajoutées au modèle pour améliorer sa précision.

3 Synthèse des travaux existants

Le premier travail repertorié sur les xG et la qualité d'un tir est celui de Richard Pollard, Jake Ensum et Samuel Taylor [12]. Dans ce travail datant de 2004, la seule information indiquée concernant le dataset est que les données proviennent de la Coupe du monde 1986 et de celle de 2002. Le modèle a été implémenté en utilisant une régression logistique. Le nombre de tirs repertoriés dans ce travail est de 1096. La conclusion de ce travail est que les 3 facteurs les plus influents pour la prédiction des xG sont :

- La distance entre le tireur et le but
- L'angle du but en fonction de la position du tir
- L'espace entre le tireur et le défenseur le plus proche

Le résultat final de l'analyse de la régression logistique de ce travail ressemble à cela.

Predictor	Coefficient	z	p	ratio	Lower	Upper
Constant	0.3771	1.20	0.229			
Distance	-0.1586	-9.51	0.000	0.85	0.83	0.88
Angle	-0.0222	-3.81	0.000	0.98	0.97	0.99
Space	0.7991	3.22	0.001	2.22	1.37	3.62

TABLE 1 – Résultat de la régression logistique du travail de Pollard, Ensum et Taylor

Le deuxième travail est celui de Izzatul Umami, Deden Hardan Gutama et Heliza Rahmania Hatta [16]. Ce travail utilise les données de Wyscout des 5 championnats majeurs en Europe de la saison 2019-20. Ces derniers ont décidés de prendre comme données :

- La distance
- L'angle
- Si le tir est un tir de la tête ou pas

Dans le dataset, 32000 tirs ont été utilisées pour la création du modèle. Comme pour le travail précédent, la régression logistique a été utilisée. Il est également indiqué qu'une séparation du dataset a été faite pour avoir des données d'entraînement et de tests. Dans leurs tests du modèle, il est indiqué que le but est de faire de la classification pour de futures instances, il faut donc utiliser un seuil. Suite à l'utilisation d'un seuil pour la classification, une matrice de confusion a été faite pour ensuite calculer la spécificité et

la sensibilité du modèle. Ce principe de sensibilité et spécificité permet de choisir la meilleure performance selon le contexte d'utilisation du modèle.

$$Sensitivity = \frac{TruePositive}{TruePositive + FalseNegative} \quad (1)$$

$$Specificity = \frac{TrueNegative}{TrueNegative + FalsePositive} \quad (2)$$

La sensibilité permet de voir la capacité du modèle à prédire correctement les tirs qui sont des buts. De l'autre côté, la spécificité permet de voir la capacité du modèle à prédire correctement les tirs qui ne sont pas des buts. Comme indiqué dans le travail de Umami, Gutama et Hatta, la spécificité est plus importante que la sensibilité selon le contexte. Dans le cas où le modèle est utilisé pour prédire un cancer, nous allons chercher à avoir une meilleur sensibilité pour éviter de passer à côté d'un cancer. [16] Cela leur permet de savoir comment choisir le seuil pour la classification. En conclusion de leur travail, ils ont obtenu une sensibilité de 0.9671945701357466 et une spécificité de 0.19034406215316316 pour un seuil 0.02. Ils indiquent finalement que le modèle de xG est plus performant si l'on prend la distance et l'angle en compte plutôt que de prendre uniquement la distance. Un graphique ROC⁷ a été fait pour montrer la performance du modèle. Cela permet de comparer la sensibilité et la spécificité pour chaque seuil.

Un autre travail qui fournit également du code est celui de David Sumpter [14]. Le travail de ce dernier est de créer un modèle de xG en utilisant une régression logistique. Il utilise les données de Wyscout du championnat anglais de la saison 2017-18. Ce dernier explique étape par étape ce qui est effectué pour créer et améliorer son modèle. Il y a également des pistes pour convertir les positions X et Y en distance et en angle. Il commence par créer un modèle de xG en utilisant uniquement la distance. Par la suite, il le fait uniquement avec l'angle. Ensuite, il utilise de multiples facteurs, comme la distance au carré ou encore l'angle multiplié par la position X du tir, pour créer son modèle et il produit un résumé de la régression logistique.

Il n'y a pas moyen de connaître les coefficients uniquement pour la distance et l'angle car aucun résumé n'est fait pour ces deux facteurs uniquement.

7. Receiver Operating Characteristic

Predictor	coef	std err	z	P> z 	[0.025	0.975]
Intercept	-0.5103	0.887	-0.576	0.565	-2.248	1.228
Angle	-0.6338	0.319	-1.989	0.047	-1.258	-0.009
Distance	0.2798	0.118	2.381	0.017	0.049	0.510
X	-0.1243	0.124	-1.001	0.317	-0.368	0.119
C	0.0300	0.040	0.750	0.454	-0.048	0.109
X2	-0.0014	0.001	-1.422	0.155	-0.003	0.001
C2	-0.0041	0.003	-1.398	0.162	-0.010	0.002
AX	0.1251	0.118	1.063	0.288	-0.105	0.356

TABLE 2 – Résumé de la régression logistique du modèle de xG de David Sumpter

Le dernier travail est fait par H.P.H Eggels. Le but est d'expliquer le résultat d'un match en utilisant les xG. Dans ce travail, il utilise un modèle de xG pour prédire le résultat d'un match. Les données du travail proviennent de ORTEC, de Immotio et FIFA. En effet, son travail utilise trois datasets pour créer son modèle de xG. [7]. Il y a eu un travail de "merging" des données pour avoir un dataset qui contient toutes les informations nécessaires pour créer le modèle. Cependant, les datasets peuvent avoir des problèmes entre eux lors du "merging". Par exemple, les noms des joueurs qui sont différents (majuscule, accent, encodage, surnom, etc.) a été un problème mais une solution a été trouvée.

Le dataset utilisé contient donc trois sources de données différentes.

ORTEC	FIFA	Immotio
Context	Player quality	Number of attackers in line
Part of body	Goal keeper quality	Number of defenders in line
Dist to goal		Distance nearest defender in line
Angle to goal		Distance goal keeper
Originates from		
Current score		
High		

TABLE 3 – Sources de données utilisées par H.P.H Eggels

Parmi les modèles testés, ce travail utilise :

- Un modèle de régression logistique
- Random Forest
- Un arbre de décision
- Ada-boost

Pour chacun de ces modèles, il y a une liste des différents paramètres qui vont être utilisés pour trouver le meilleur modèle. Chacun des modèles a suivi une procédure avec un set d'entraînement, un set de validation et un set de test. Le set de validation permet de trouver les meilleurs paramètres pour le modèle. Le set de test permet de tester le modèle avec les paramètres trouvés et le comparer avec les autres modèles. Le modèle le plus performant parmi les quatre cités est le Random Forest avec une précision de 0.771. Cependant, il n'est pas possible de connaître les meilleurs hyper paramètres pour chacun des modèles. Ce travail donne tout de même de bonnes pistes pour l'ajout de nouvelles données pour améliorer le modèle de xG.

3.1 Récapitulatif des travaux existants

Auteur(s)	Source de données	Conclusion
Richard Pollard Jake Ensum Samuel Taylor	Coupe du monde 1986 et 2002	La distance, l'angle et l'espace avec le joueur le plus proche
Izzatul Umami Deden Hardan Gautama Heliza Rahmania Hatta	Wyscout, 5 championnats majeurs en Europe. Saison 2019-20	La distance et l'angle apporte plus d'informations qu'uniquement la distance
David Sumpter	Wyscout, Premier League. Saison 2017-18	La distance et l'angle sont les facteurs avec le plus d'influence
H. P. H Eggels	ORTEC, Immotio, FIFA	Le but du travail est de prédire les résultats des matchs. Rien n'indique les facteurs les plus influents

TABLE 4 – Récapitulatif des travaux existants

4 Dataset

4.1 Présentation du dataset

Le dataset qui a été trouvé pour cette thèse est un dataset provenant de Wyscout. Wyscout est un site web qui fournit des données sur le football. On peut par exemple trouver des données sur les joueurs, les équipes, les matchs, les événements d'un match comme les passes, les tirs, etc. Ces données sont collectées grâce à une équipe d'experts nommés "opérateur" qui utilisent un logiciel propriétaire nommé "marqueur" pour décrire les événements. Pour garantir la précision des données, la description des événements d'un match est faite par une équipe de trois opérateurs. Deux d'entre eux sont attribués aux deux équipes et le troisième a le rôle de superviseur et de responsable des données sortantes du match. [10] Il peut y avoir parfois un quatrième opérateur qui a le rôle d'accélérer le processus de description d'événements d'un match.

"La description des événements d'un match possède trois étapes. La première étape consiste à décrire la formation de départ des équipes. Un opérateur décrit la formation de départ, la position des joueurs et le numéro de maillot de chaque joueur. Les joueurs remplaçants sont aussi indiqués. La deuxième étape consiste à décrire les événements d'un match. Pour chaque touche de balle dans le match, un opérateur décrit l'événement. Il sélectionne un joueur et crée un événement sur la timeline du match. Il indique ensuite de quel type d'événement il s'agit (tir, passe, duel) et quel est le sous-type d'événement (duel aérien ou au sol). Il entre ensuite la position de l'événement sur le terrain et les informations supplémentaires. Finalement, la troisième étape est un contrôle qualité. Ce contrôle possède deux phases. La première est automatique et faite par le marqueur⁸ qui se charge d'éviter la majorité des erreurs des opérateurs. Par exemple, il vérifie que la position des duels spécifiés par les deux opérateurs soit corrects et qu'ils possèdent les mêmes informations. Le marqueur se charge également de proposer des événements manquants et vérifie si des combinaisons de données d'événements impossibles ont été inscrites. Par exemple, un événement de type tir qui aurait un sous-événement duel aérien serait une combinaison impossible. La deuxième phase de contrôle qualité est manuelle et gérée par des contrôleurs qualités qui vont vérifier

8. Le logiciel propriétaire

de manière approfondie les événements de certains matchs et les corriger si besoin." [10]

Il se peut que certains matchs n'aient pas subi de contrôle qualité car ils utilisent un algorithme de sélection de matchs pour le contrôle qualité. Sur la



FIGURE 2 – Aperçu du logiciel propriétaire de Wyscout

figure 2, on peut voir un aperçu du logiciel propriétaire de Wyscout. La partie (a) montre la timeline du match avec les événements qui ont été ajoutés. La partie (b) montre les informations d'un événement ainsi que l'indication de la position de l'événement sur le terrain.

Le dataset utilisé est un sample du dataset de Wyscout. Il a été mis à disposition par Luca Pappalardo et Emanuele Massuco dans leur article "A public data set of spatio-temporal match events in soccer competitions" [10]. Ce da-

taset est composé des 5 championnats européens majeurs (Premier League, La Liga, Bundesliga, Serie A et Ligue 1) de la saison 2017-2018. Le dataset contient également les informations de la Coupe du Monde 2018 et de l'Euro 2016. Les données sont au format JSON qui est un format très récurrent dans le monde du web. Il est également utilisé lors de communication avec des API REST.

4.2 Events

Le dataset fournit par Luca Pappalardo et Emanuele Massuco contient des données sur les événements d'un match. Ces événements sont décrits par des attributs qui sont détaillés dans le tableau 5.

Parmi les informations fournies par le dataset, il y a "eventName". Cet attribut permet de savoir quel type d'événement a eu lieu. Parmi les types d'événements⁹, il y a :

- Passe
- Faute
- Tir
- Duel
- Coup franc
- Hors-jeu
- Touche de balle

L'attribut "tags" est également important. Cette attribut est une liste de tags qui permettent d'apporter des informations supplémentaires sur l'événement. La documentation des tags peut être trouvée sur le glossaire de Wyscout. [5] Par exemple, le tag 101 indique que l'événement est un but. Le tag 401 indique que le tir a été fait du pied gauche, le tag 402 indique que le tir a été fait du pied droit. Finalement, le tag 403 indique que le tir a été fait de la tête.

Le dernier point important est la localisation de l'événement. En effet, comme indiqué dans la section "Pitch coordinates" du glossaire de Wyscout, [5] les coordonnées X et Y sont relatives à la taille du terrain. Il y a un aperçu de la taille du terrain sur la figure avec ses coordonnées sur la figure 3. Cela donne une idée de la taille du terrain. Le choix de la taille du terrain en 100 par 100 a été fait car les terrains n'ont pas tous la même taille malgré les règles de l'IFAB.

9. Le nom des événements est en anglais mais a été traduit pour les lister

Nom de l'attribut	Description
eventId	L'identifiant du type d'événement. Chaque identifiant d'événement est lié à un nom d'événement
eventName	Le nom du type d'événement.
subEventId	L'identifiant du sous-type d'événement
subEventName	Le nom du sous-événement
tags	Une liste d'événement de tag. Chaque tag permet d'apporter une information
eventSec	Le temps (en secondes) écoulé depuis la période actuelle du match
id	L'identifiant unique de l'événement
matchId	L'identifiant du match auquel l'événement est lié.
matchPeriod	La période du match à laquelle l'événement a lieu.
playerId	L'identifiant du joueur qui a généré l'événement. Est lié à l'attribut "wyId" du dataset "Players"
positions	La localisation en X et Y de l'événement
teamId	L'identifiant de l'équipe du joueur qui a généré l'événement

TABLE 5 – Description des attributs du dataset "Events"

L'IFAB est l'International Football Association Board qui est l'organisme qui définit les règles du football. C'est cet organisme qui définit donc la taille des terrains de football. En effet, les terrains de football ont une taille qui peut varier entre 90 et 120 mètres de longueur et entre 45 et 90 mètres de largeur. [3]

Une autre information importante qui est indiqué dans la documentation de l'API de Wyscout [4] est que les positions des événements ont été normalisées par rapport à l'emplacement du but de l'équipe qui a généré l'événement. Cela veut dire que dans les données fournies par le dataset, les équipes jouent toujours dans le même sens du terrain. On peut d'ailleurs constater cela lorsqu'on regarde les positions des événements de tirs 4. En effet sur la figure 4, on peut voir que les tirs sont toujours effectués du même côté du terrain¹⁰. Le fait que les tirs sont relatives à la position du but de l'équipe qui a généré l'événement règle déjà un problème qui aurait pu se poser. En effet, il aurait fallu déterminer quelle équipe joue dans quel sens du terrain et donc savoir dans quelle direction les tirs sont effectuées. Ce travail aurait été nécessaire et extrêmement important car cela aurait pu fausser les données sur la distance et l'angle de tir.

On sait donc que, dans le dataset, les équipes jouent toutes dans le même sens du terrain, Cela nous simplifie la tâche pour la suite de la thèse.

10. Certains sont effectuées dans l'autre partie du terrain mais jamais dans la surface de réparation opposée.

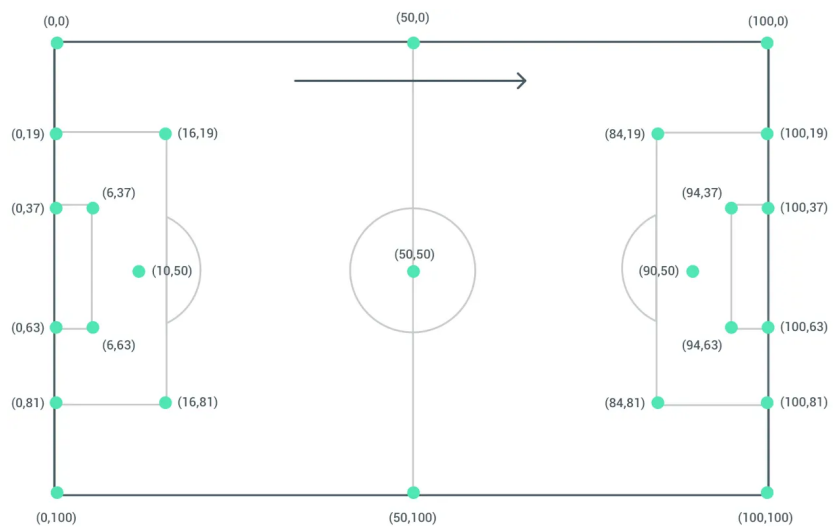


FIGURE 3 – Représentation du terrain de football avec les coordonnées X et Y

Positions de tirs

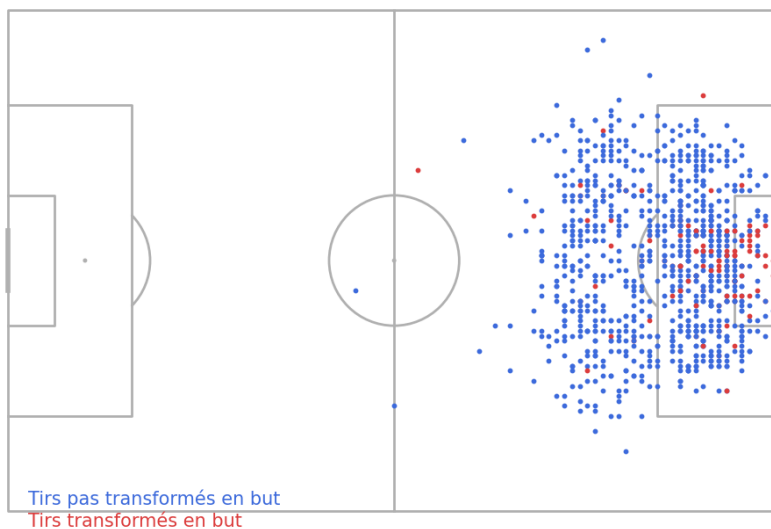


FIGURE 4 – Représentation des positions des 1000 premiers tirs

4.3 Players

Le dataset contient également des informations sur les joueurs. Le tableau 6 décrit les attributs du dataset "Players".

On peut voir que le dataset contient des informations sur les joueurs comme leur taille, leur poids, leur date de naissance, leur nationalité, leur poste, etc. L'une des informations qui est intéressante dans la suite de la thèse et le pied fort du joueur. En effet, le pied fort du joueur peut être un facteur qui influence le résultat de la prédiction des xG. C'est pour cela qu'il est important de garder cet attribut dans le dataset final qui va être utilisé pour entraîner le modèle.

Nom de l'attribut	Description
birthArea	Pays de naissance du joueur
birthDate	Date de naissance du joueur
currentNationalTeamId	Equipe nationale du joueur
currentTeamId	Equipe actuelle du joueur. Est lié à l'attribut "wyId" de l'équipe
firstName	Prénom du joueur
lastName	Nom du joueur
foot	Pied fort du joueur
height	Taille du joueur en centimètres
middleName	Deuxième nom du joueur. S'il en possède un
passportArea	Nationalité du joueur
role	Poste du joueur
shortName	Nom raccourci du joueur
weight	Poids du joueur en kilogrammes
wyId	Identifiant du joueur. Permet de faire le lien avec le dataset "Events"

TABLE 6 – Description des attributs du dataset "Players"

4.4 Transformation des données

Comme discuté dans la section 4.2, les coordonnées X et Y sont relatives à la taille du terrain. Une des premiers présupposé qui est fait est que la taille du terrain est de 105 par 68. Cette taille de terrain est la plus commune dans le football professionnel. On peut le voir sur le site officiel de la Premier League que la taille du terrain est de 105 par 68 est la plus commune. [2] Je démarre déjà par un présupposé que tous les terrains qui ont accueilli les matchs dans le dataset ont comme dimension 105 mètres par 68.

4.5 Fusion des datasets

4.6 Visualisation des données

Références

- [1] Daryl Morey's 13-year run with the Rockets summed up in 5 incredible stats.
- [2] Premier League Clubs – Fixtures, Results, Stats & Profiles.
- [3] Terrain | IFAB.
- [4] Wyscout API.
- [5] Wyscout Glossary.
- [6] xG Explained | FBref.com.
- [7] Hph Harm Eggels. Expected goals in soccer :explaining match results using predictive analytics.
- [8] Fred Garratt-Stanley. What is Expected Goals (xG) ?
- [9] Ziff Davis Inc. *PC Mag*. Ziff Davis, Inc.
- [10] Luca Pappalardo, Paolo Cintia, Alessio Rossi, Emanuele Massucco, Paolo Ferragina, Dino Pedreschi, and Fosca Giannotti. A public data set of spatio-temporal match events in soccer competitions. 6(1) :236.
- [11] Luke Petty. What is expected goals? Expected goals explained.
- [12] Richard Pollard, Jake Ensum, and Samuel Taylor. Estimating the probability of a shot resulting in a goal : The effects of distance, angle and space. 2.
- [13] Alan Ryder. Isolating Shot Quality - Hockey Analytics.

- [14] David Sumpter. Fitting the xG model — Soccermatics documentation.
- [15] David Tennerel. Bien utiliser les expected goals (xg) pour vos paris sportifs.
- [16] Izzatul Umami, Deden Hardan Gautama, and Heliza Rahmania Hatta. Implementing the Expected Goal (xG) model to predict scores in soccer matches. 4(1) :38–54.