

# Ecart de salaires entre les joueurs de football étrangers et nationaux, une approche économique de la discrimination

Axel-Cleris Gailloty

2021-07-02

## Table des matières

<b>1</b>	<b>Spécification technique</b>	<b>2</b>
<b>2</b>	<b>Plan du travail</b>	<b>3</b>
<b>3</b>	<b>Revue de littérature</b>	<b>3</b>
3.1	La discrimination en économie . . . . .	4
3.2	Les méthodes de mesure de discrimination . . . . .	4
<b>4</b>	<b>Le modèle économique du football</b>	<b>4</b>
<b>5</b>	<b>Applications</b>	<b>5</b>
5.1	Analyse des données . . . . .	5
<b>6</b>	<b>Estimations économétriques</b>	<b>7</b>
6.1	Première estimation avec les OLS . . . . .	7
6.1.1	Diagnostics du modèle . . . . .	7
6.1.2	Analyse des coefficients . . . . .	7
6.1.2.1	Les coefficients des variables . . . . .	7
6.1.2.2	Les coefficients des variables synthétiques . . . . .	7
6.1.2.3	L'équation de la première estimation . . . . .	9
<b>7</b>	<b>Etudier l'écart des salaires selon l'extranéité</b>	<b>10</b>
7.1	Caractéristiques moyennes des joueurs natifs et étrangers avant appariement	10
7.2	Seconde estimation avec les OLS . . . . .	11
7.3	L'échantillonnage sur score de propension . . . . .	11
7.3.1	Comment faire un essai randomisé sur les joueurs de football . . . . .	13
7.4	Mesure de la qualité de l'appariement . . . . .	14
7.4.1	Distribution des scores de propension . . . . .	14
7.5	Caractéristiques moyennes des joueurs natifs et étrangers après appariement	16

<b>8</b>	<b>Modélisation économétrique de la discrimination</b>	<b>17</b>
8.1	La décomposition de Blinder-Oaxaca . . . . .	17
8.1.1	Fonctionnement de la méthode . . . . .	17
8.1.2	Application de la méthode aux écarts de salaires des footballeurs . . .	18
8.1.2.1	Pourcentage des écarts de salaire . . . . .	18
8.1.2.2	Les écarts imputables aux dotations individuelles . . . . .	19
8.1.2.3	Les écarts imputables aux coefficients . . . . .	20
8.1.2.4	Les écarts imputables à l'interaction des dotations individuelles et des coefficients . . . . .	21
8.1.3	La décomposition en deux facteurs . . . . .	22
<b>9</b>	<b>Annexes</b>	<b>22</b>
9.1	Transformations des données . . . . .	22
9.2	Analyse en composantes principales . . . . .	23
9.2.1	1. Observation d'individus extrêmes . . . . .	23
9.2.2	2. Distribution de l'inertie . . . . .	23
9.2.3	3. Description du plan 1:2 . . . . .	25
9.2.4	4. Description du plan 3:4 . . . . .	28
9.2.5	5. Description de la dimension 5 . . . . .	31
<b>10</b>	<b>Bibliographie</b>	<b>32</b>

En moyenne un joueur de football quelconque en club dans le monde gagne 8780 € par mois. Ce montant est supérieur au salaire moyen des pays de l'OCDE. La différence est encore plus forte lorsque nous séparons calculons les moyennes conditionnellement à l'extranéité du joueur. En moyenne un joueur étranger à la nationalité du club qui l'engage gagne 11569 € contre 6414 € si le joueur est de la même nationalité que le club qui l'engage. Ce différentiel qui du moins est énorme peut susciter des questions importantes quant à la répartition des salaires dans les clubs de foot. Face à une telle différence dans les rémunérations, un esprit rationnel ne peut s'empêcher d'énoncer des hypothèses pour rendre compte de cet écart. En apparence nous pouvons avancer la raison que les joueurs étrangers sont discriminés positivement parce que les clubs de football y trouvent un intérêt et que cela est une caractéristique du modèle économique du football. Nous pouvons aussi penser que ce fort écart de salaire est dû aux performances des joueurs de football étrangers qui sont en moyenne supérieures à celles des joueurs ayant la même nationalité que le club et ce un salaire plus élevé permet de compenser le différentiel positif de performances. Dans ce cas nous serions en raison de nous demander quelle est la rémunération marginale d'une unité de performance ?

Penser ainsi suppose que les salaires des footballeurs sont normalement distribués (avec un salaire moyen et un écart-moyen entre les salaires constants).

Ou simplement nous pouvons dire que l'écart des salaires constatés est dû à une répartition très inégale des salaires en sorte que seulement quelques joueurs arrivent à eux seuls expliquer une grande partie de la différence. Se poser ces questions énonce inévitablement la question de la discrimination et du modèle économique du football.

**Mots clés : football, régression linéaire , régression par discontinuité, échantillonnage sur score de propension**

## 1 Spécification technique

Les questions que nous nous sommes posées en préambule de ce travail nous forcent à réfléchir à des outils mathématiques, statistiques et économétriques qui permettent de répondre avec rigueur aux interrogations. Dans un premier temps, nous estimons nécessaires de nous orienter vers une approche orientée données afin de répondre efficacement aux questions. Bien que de nombreux travaux théoriques d'une rigueur académique aient été réalisés sur la problématique de la discrimination salariale en économie, nous estimons que les résultats théoriques exposés par ces travaux ne sauraient s'appliquer aux genres de questions que nous nous sommes posées ici. D'où l'importance de faire un travail de collecte de données sur la question. Les données doivent permettre de : - Réaliser des statistiques descriptives : calculer les moyennes par groupes

Nous aurons besoin d'outils de statistiques inférentielles pour tester les hypothèses que nous avons énoncées. Il s'agira notamment de tester la significativité des différences observées entre les groupes. Il nous sera donc possible de dire si oui ou non les différences observées dans les salaires sont dues au hasard.

Nous voudrions aussi évacuer les biais statistiques dans le traitement des données afin de poser pouvoir généraliser les résultats que nous obtenons. Pour cela nous utiliserons des méthodes

d'échantillonnage qui nous permettent de comparer les joueurs de football en tenant compte de leurs caractéristiques.

Les outils économétriques nous serviront à étudier la causalité entre les variables que nous utilisons.

## 2 Plan du travail

Le plan suivra la trame que nous avons définies dans la spécification technique. Nous commencerons à présenter les données que nous avons collectées pour cette étude. Nous décrivons brièvement le processus mis en place pour obtenir les données. Puis nous montrons le contenu des données : le nombre d'observation, les variables.

Après cette brève présentation des données nous faisons une étude statistique. Nous calculons les tendances centrales : moyenne, médiane, écart-type. Nous visualiserons les données à l'aide des capacités graphiques du langage R.

Nous allons ensuite estimer plusieurs modèles économétriques avec des méthodes d'estimations connues comme les moindres carrés, la régression logistique afin de vérifier certaines hypothèses et poser le diagnostic des résultats intermédiaires. Nous accompagnerons chaque estimation économétrique par une série de tests statistiques.

Ensuite nous allons nous concentrer

Pour ne pas allourdir la lecture de ce document nous avons fait le choix de ne pas nous attarder sur le nettoyage des données, la création des variables par combinaison d'autres variables, les méthodes de réductions de dimensionnalité (ACP). Ces étapes qui ont été très utiles à la formation de la problématique et qui ont pris environ 60% du temps total du travail sont placés en annexes du document. Nous y ferons allusion dans le travail.

Ce travail a été réalisé avec le souci de la reproductibilité des résultats obtenus. Pour cette raison nous avons écrit entièrement ce document avec Rmarkdown qui est une solution qui permet d'écrire du texte puis du code R simultanément. Le document Rmarkdown peut être exporté dans une variété de format : latex, html, pdf, Microsoft Word etc... Le document Rmarkdown qui contient à la fois le code et le texte peut être consulté librement sur mon site Internet.

## 3 Revue de littérature

Derrière chaque méthode d'estimation et des pratiques se trouve une histoire et un contexte. Nous souhaitons dans ce travail ne pas nous focaliser sur l'implémentation technique d'une approche économétrique sans en connaître les tenants et les aboutissants.

Nous allons dans un travail faire une brève revue de littérature portant sur la discrimination en économie et nous présentons les méthodes de mesure de discrimination. Nous choisirons parmi ces méthodes la méthode de décomposition de Blinder-Oaxaca pour expliquer l'écart de salaire entre les joueurs de football étrangers.

### 3.1 La discrimination en économie

Le mot discrimination ne revêt pas la même signification en économie que dans d'autres sciences sociales ou encore dans le langage courant. Dans le langage courant toute différence de traitement peut être perçue comme de la discrimination. Le cas typique souvent employé pour illustrer la notion de discrimination en économie est celui de l'écart de salaire entre les hommes et les femmes. Un écart de salaire qui se justifie par un choix d'investissement prioritaire dans la vie familiale pour la femme qui se traduit par un faible investissement dans l'éducation n'est pas une discrimination en économie. On parle de discrimination économique lorsque des hommes et des femmes ayant la même productivité dans le même emploi ou dans deux emplois de même type et de même durée touchent des salaires différents selon le sexe. Mesurer donc la discrimination en économie suppose que les deux catégories qu'on compare possèdent des caractéristiques observables identiques sauf sur la variable d'intérêt sur laquelle on veut tester la discrimination : le sexe si on veut étudier s'il y a discrimination entre les hommes et les femmes. C'est ce qu'on appelle aussi la condition "*ceteris paribus*", toute chose égale par ailleurs.

Or il est impossible de trouver des individus identiques sur tous les points. Pour mesurer la discrimination en gardant la condition toute chose égale par ailleurs, la science économique compare deux groupes d'individus qui ont les mêmes caractéristiques sauf sur un seul point qui sert à mesurer la discrimination. Comment donc trouver des groupes d'individus comparables ?

Nous utilisons la méthode d'échantillonnage sur le score de propension.

### 3.2 Les méthodes de mesure de discrimination

Plusieurs méthodes économétriques existent pour mesurer la discrimination en économie. Une première méthode que nous pouvons présenter est celle de la régression par quantile. La logique derrière la régression par quantile est simple si on est familier avec la méthode de régression linéaire. La régression par quantile est une méthode de régression pour estimer ces fonctions quantiles conditionnelles. Tout comme la régression linéaire estime la fonction moyenne conditionnelle comme une combinaison linéaire des prédicteurs, la régression quantile estime la fonction quantile conditionnelle comme une combinaison linéaire des prédicteurs.

## 4 Le modèle économique du football

L'année 1995 marque le début de changements profonds dans le monde du football international. L'expression "Arrêt Bosman" est populaire auprès des économistes du sport pour désigner ce changement de visage du football.

En 1990 un joueur de foot le milieu offensif belge du Royal Football Club (RFC) de Liège, Jean Marc Bosman veut quitter son club pour signer en France à Dunkerque car à Liège il était arrivé en fin de contrat. Mais à l'époque un club acheteur doit toujours verser une indemnité de transfert au club détenteur même lorsque le joueur est en fin de contrat. Dans le cas de Bosman, Dunkerque refuse de payer une indemnité au club de Liège qui à son tour

refuse de laisser partir son joueur sans indemnité de transfert. Jean Marc Bosman est pris au piège et décide d’attaquer en justice le club de Liège. Cinq ans plus tard sa plainte aboutit : les joueurs en fin de contrat seront désormais libres de s’engager où bon leur semble. Ce dénouement est finalement d’une importance mineure.

En fait si l’Arrêt Bosman est un tel tremblement de terre dans le monde du football c’est pour une autre raison. Avant 1995 les clubs pouvaient pas compter plus de trois joueurs d’une nationalité différente que celle donc du club en question.

La décision rendue par la Cour de Justice Européenne, le célèbre “Arrêt Bosman” juge que ce principe de quota de joueurs étrangers est en fait tout aussi injuste que les indemnités de transfert qui avaient initialement motivé Bosman à aller en justice. La cour de justice juge que les quotas remettent en question la liberté de circulation des joueurs de football qui sont considérés comme des travailleurs. Le football européen change profondément à partir de cette décision.

## 5 Applications

### 5.1 Analyse des données

Pour illustrer la discrimination dans le monde de football nous avons choisi d’utiliser les données officielles des joueurs de football publiées par FIFA. Les données ne proviennent pas directement de FIFA mais du site [Sofifa](#). La recolte des données s’est faite grâce à un programme informatique d’extraction de contenu web.

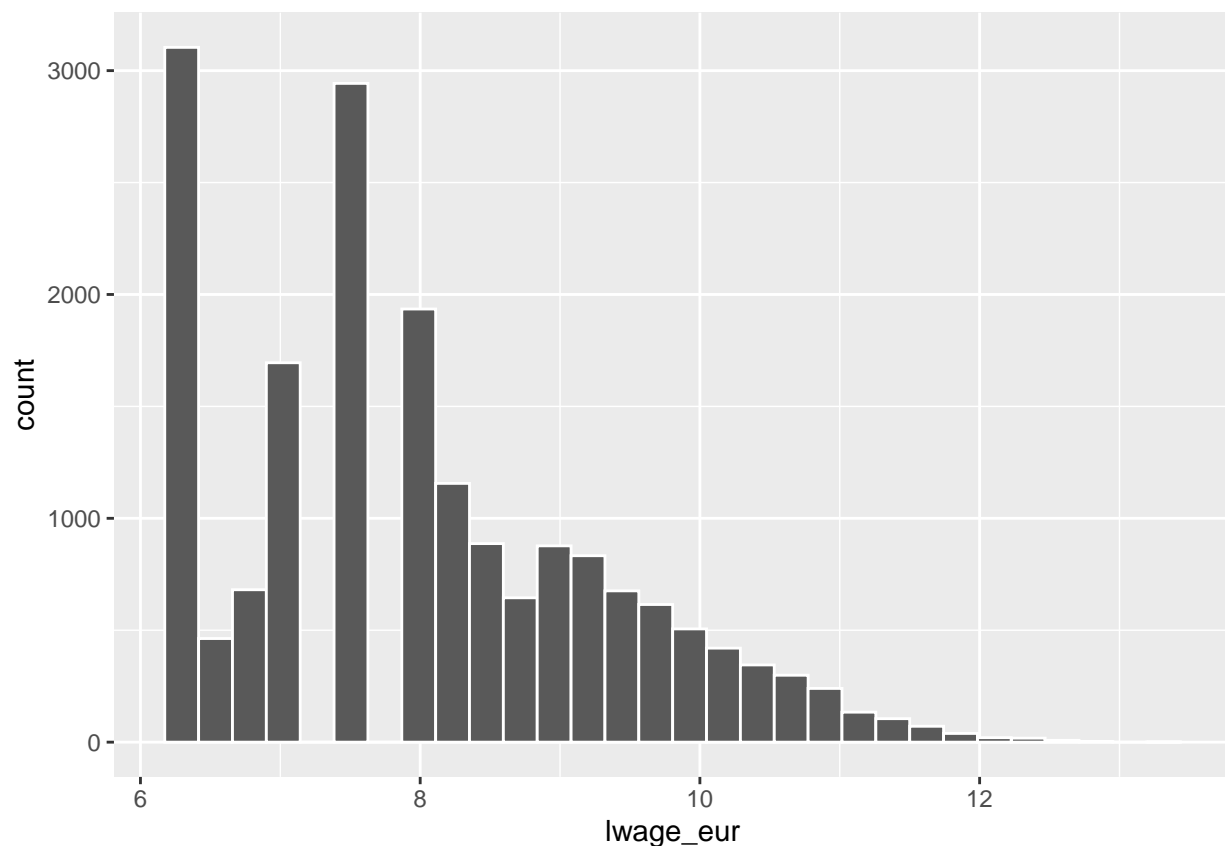
Pour répondre à la problématique de ce travail nous aurons besoin d’échantillonner les données. Toutefois pour ce qui concerne les caractéristiques des joueurs, nous nous limitons seulement aux plus pertinentes. Nous avons un large éventail de choix car les caractéristiques des joueurs comprennent les performances techniques des joueurs, leur réputation internationale, la valeur et le salaire des joueurs en euro, le club dans lequel ils jouent, la date où le joueur a rejoint le club, la durée de leur contrat . . .

Le tableau suivant résume les caractéristiques que nous avons choisies. Les critères de ce choix sont simples et intuitifs : la caractéristique doit avoir le moins de valeurs manquantes possibles. Elle doit contribuer à l’hétérogénéité des joueurs tout en gardant un certain degré d’homogénéité.

Table 1: Caractéristiques des joueurs retenues dans l’analyse

Caractéristique des joueur	Description
Age	L’âge du joueur en année
Poids	Le poids mesuré en kg
Taille	La taille mesurée en cm
Nationalité	La nationalité du joueur

Caractéristique des joueur	Description
Club	Le nom du club dans lequel il joue
Potentiel du joueur	Valeur estimée par FIFA allant de 0 à 100. Si la valeur est de 100 le joueur excelle dans toutes les classifications de FIFA.
Réputation internationale	Estimation de la réputation internationale du joueur. Valeur allant de 1 à 5
Caractéristiques techniques du joueur	Variables synthétiques estimés par une ACP sur un ensemble de 60 variables
Valeur du joueur	Le montant auquel le club est prêt à céder le joueur
Position du joueur en sélection national	A quel poste le joueur joue dans sa sélection nationale.
Position du joueur dans le club	A quel poste le joueur joue dans le club
Ancienneté	Ancienneté du joueur dans le club en année



## 6 Estimations économétriques

### 6.1 Première estimation avec les OLS

Nous commençons les estimations par une régression linéaire multiple pour expliquer globalement les facteurs qui entrent dans la détermination des salaires des footballeurs.

% Table created by stargazer v.5.2.2 by Marek Hlavac, Harvard University. E-mail: hlavac at fas.harvard.edu % Date and time: ven., juil. 02, 2021 - 11:24:23

#### 6.1.1 Diagnostics du modèle

Les tests statistiques réalisés indiquent une significativité globale du modèle au seuil de 1%. Ce modèle peut être candidat à expliquer la variation du salaire entre les footballeurs.

#### 6.1.2 Analyse des coefficients

**6.1.2.1 Les coefficients des variables** Le coefficient associé à la variable âge est significatif et négatif. En moyenne et toute chose égale par ailleurs un an de plus fait baisser le salaire moyen de -3.1 %. Cela donne une première indication permettant d'expliquer les variables qui rendent compte du salaire des footballeurs : être jeune est un atout.

La taille des joueurs représente également un atout. Plus un joueur est grand de taille plus son salaire est élevé.

Le coefficient de la variable `overall` qui mesure la performance globale du joueur est l'un des plus élevés et le plus significatif. Le coefficient associé à cette variable indique qu'une l'augmentation d'une unité de performance globale entraîne une hausse du salaire de 13.1 % toute chose égale par ailleurs.

La réputation internationale a un très grand impact sur le salaire. L'augmentation d'une unité de réputation augmente le salaire moyen de 41.6 %. (les valeurs de la variables sont des entiers compris entre 1 et 5. Messi et Ronaldo ont une réputation de 5).

Nous remarquons aussi que le fait de jouer dans un club européen augmente le salaire de 3.8 % toute chose égale par ailleurs.

**6.1.2.2 Les coefficients des variables synthétiques** Le jeu de données initial contenait une trentaine de caractéristiques physiques des joueurs. Les inclure toutes dans un modèle économétrique risque d'introduire des biais dans l'analyse. Les caractéristiques individuelles des joueurs sont fortement corrélées entre elles, ce qui n'apporte pas d'informations supplémentaires. Nous avons donc fait le choix de réduire ces caractéristiques individuelles en 4 variables synthétiques qui résument environ 80% de la variance totale. Les variables Dim.1 - Dim.4 sont les résultats de l'analyse en composantes principales. Les composantes principales que nous avons retenues pour résumer les caractéristiques des joueurs sont les composantes 1 à 4. Plus concrètement chaque valeur dans chacune des composante représente la coordonnée d'un joueur dans un espace à n dimensions. Nous prenons avantage sur le fait que les coordonnées produites par l'ACP sont orthogonales d'une dimension à l'autre



Table 2:

		<i>Dependent variable:</i>
		lwage_eur
age		−0.031*** (0.003)
height_cm		0.020*** (0.002)
weight_kg		−0.011*** (0.002)
overall		0.131*** (0.003)
potential		−0.008*** (0.002)
international_reputation		0.416*** (0.020)
weak_foot		0.020* (0.011)
league1		0.013 (0.016)
european_club		0.038*** (0.014)
Dim.1		0.034*** (0.002)
Dim.2		0.012*** (0.004)
Dim.3		0.058*** (0.008)
Dim.4		0.003 (0.007)
Constant		−2.669*** (0.327)
Observations		18,719
R <sup>2</sup>		0.584
Adjusted R <sup>2</sup>	9	0.583
Residual Std. Error		0.882 (df = 18705)
F Statistic		2,017.441*** (df = 13; 18705)

pour évacuer tout biais de multicollinéarité entre les joueurs. Nous détaillons plus en détails ce que renferme chaque dimension dans les annexes. Mais pour comprendre le résultat de l'estimation que nous venons de faire voici brièvement ce que représente chaque axe :

Sur cette axe se trouvent les joueurs qui ont un profil d'attaquant. Ce sont des joueurs qui ont des tirs cadrés même sur longue distance. Ces joueurs ont une bonne vision du jeu, ils savent très bien dribbler et mener des attaques offensives contre l'équipe adverse. Les joueurs de cet axe ont des performances très médiocres en défenses.

Les joueurs de l'axe 2 ont un profil de gardien de but. Ils savent se positionner pour repousser les attaques offensives. Ces joueurs ont souvent une faible maîtrise de la balle et une endurance limitée.

Les joueurs de l'axe 3 ont un profil de défenseur. Ils savent lire le jeu et sont forts en interceptions de ballon. Ils exécutent bien les tacles défensives et ils possèdent une endurance accrue. Ils peuvent se montrer agressifs sur le terrain et sont pleins d'énergies. Ils ont un tir médiocre, ils ne savent pas exécuter une attaque défensive.

Les joueurs de l'axe 4 sont des milieu de terrain : ils sont très agiles et très rapides . Ce sont des joueurs qui accélèrent très rapidement pour intercepter une action offensive et récupérer la balle et tenter une contre-offensive. Ils ont une bonne lecture du jeu et savent bien se positionner sur le terrain.

Les trois premiers axes que nous avons inclus dans le modèle sont significatifs au seuil de 1% et ont tous des coefficients positifs. Ces coefficients confirment bien que les caractéristiques physiques et techniques des joueurs expliquent une partie de la variance des salaires de joueurs de football. Nous voyons que toute chose égale par ailleurs qu'avoir des performances élevées sur les postes d'attaquant (représenté par la variable Dim.1) fait augmenter le salaire de 3.4 %, des performances positives sur les postes de gardien (Dim.2) font augmenter le salaire de 1.2 % . Avoir de bonnes performances sur les postes de défenseur fait augmenter le salaire de 5.8 %. Le coefficient associé aux joueurs ayant de bonnes performances sur les postes de milieu offensif ou milieu défensif n'est pas significatif au seuil de 5%.

La première estimation que nous venons de réaliser a l'intérêt de décomposer la variation du revenu à l'aide des variables explicatives. Nous pouvons résumer la fonction du salaire des footballeurs à l'aide de cette équation :

### 6.1.2.3 L'équation de la première estimation

$$\widehat{\text{lwage\_eur}} = -2.67 - 0.03(\text{age}) + 0.02(\text{height\_cm}) - 0.01(\text{weight\_kg}) + \\ 0.13(\text{overall}) - 0.01(\text{potential}) + 0.42(\text{international\_reputation}) + 0.02(\text{weak\_foot}) + \\ 0.01(\text{league1}) + 0.04(\text{european\_club}) + 0.03(\text{Dim. 1}) + 0.01(\text{Dim. 2}) + \\ 0.06(\text{Dim. 3}) + 0(\text{Dim. 4})$$

Nous remarquons la significativité de la constante ainsi que son coefficient très élevé en valeur absolue. En général une constante ayant un coefficient non nul est une indication du biais

de la variable omise. Cela signifie que nous manquons de variables observables pour rendre compte de certains écarts dans le salaire.

Nous tenterons de créer de nouvelles variables pour rendre mieux compte de cet écart dans les salaires.

## 7 Etudier l'écart des salaires selon l'extranéité

L'extranéité est une variable que nous avons créée à partir des autres variables du jeu de données initial. Nous détaillons plus en détails la création de cette variable dans les annexes. En bref nous avons créé cette variable à partir de deux variables qui se trouvent dans le jeu de données initial : la variable représentant la nationalité du joueur et la ligue à laquelle appartient le club. Nous avons remarqué que très souvent le nom du pays apparaît dans le nom de la league. Par exemple : *Spain Primera Division*, *Italian Serie A*, *German 1. Bundesliga*, *French Ligue 1*, *English Premier League*, *Portuguese Liga ZON SAGRES*, *Korean K League Classic*. Voyant cette régularité nous avons écrit une suite d'instruction qui extrait le nationalité de la league puis à l'aide d'une table de transcodification que nous avons recherchée sur Internet nous avons pu convertir de manière automatique la nationalité en nom du pays par exemple French devient France. La variable qui représente le pays d'origine des joueurs est présente dans le jeu de données. Nous avons donc créé une variable binaire qui prend la valeur 1 si le pays de nationalité du joueur est égal au pays de nationalité du club, 0 sinon. Cette variable est donc l'instrument que nous utilisons pour déterminer l'extranéité d'un joueur.

Pour avoir une idée de la pertinence de cette nouvelle variable, nous choisissons de réaliser une série de tests de Student sur l'ensemble des variables. Nous comparons la moyenne et les écarts-types des variables et nous calculons la significativité des différences entre les moyennes.

### 7.1 Caractéristiques moyennes des joueurs natifs et étrangers avant appariement

Le tableau suivant nous montre que la variable **foreigner** que nous venons de créer est très significative. Cette variable montre qu'il existe de réelles différences entre les caractéristiques des joueurs étrangers et celles des joueurs natifs.

En moyenne les joueurs étrangers sont plus âgé d'une année, ils sont plus grand en taille, ils ont des performances globales plus impressionnantes, ils sont plus réputés à l'international et ont des profils d'attaquant.

	Natif	Etranger	p.value
n	10127	8592	
age (mean (SD))	24.70 (4.82)	25.74 (4.44)	<0.001
height_cm (mean (SD))	180.90 (6.73)	181.53 (6.91)	<0.001
overall (mean (SD))	64.40 (6.62)	67.09 (7.16)	<0.001
potential (mean (SD))	70.71 (5.79)	71.53 (6.44)	<0.001

	Natif	Etranger	p.value
player_european (mean (SD))	0.48 (0.50)	0.27 (0.44)	<0.001
lwage_eur (mean (SD))	7.83 (1.27)	8.27 (1.43)	<0.001
weak_foot (mean (SD))	2.90 (0.64)	2.98 (0.69)	<0.001
international_reputation (mean (SD))	1.06 (0.28)	1.13 (0.44)	<0.001
Dim.1 (mean (SD))	-0.46 (4.35)	0.53 (4.17)	<0.001
Dim.2 (mean (SD))	-0.04 (2.03)	0.05 (2.16)	0.003
Dim.3 (mean (SD))	-0.25 (1.62)	0.28 (1.65)	<0.001
Dim.4 (mean (SD))	0.05 (1.22)	-0.06 (1.35)	<0.001

Nous pouvons réestimer la régression linéaire en ajoutant cette variable en plus pour voir l'impact de l'extranéité sur le salaire des joueurs de football.

## 7.2 Seconde estimation avec les OLS

Dans la seconde estimation nous incluons la variable **foreigner** qui traduit ici l'extranéité des joueurs.

% Table created by stargazer v.5.2.2 by Marek Hlavac, Harvard University. E-mail: hlavac at fas.harvard.edu % Date and time: ven., juil. 02, 2021 - 11:24:26

Toute chose égale par ailleurs, un joueur étranger à la nationalité du club pour qui il joue gagnent 3 % de plus qu'un joueur qui n'est pas étranger.

Cette différence est intéressante à analyser mais nous ne pouvons pas affirmer hâtivement que le fait d'être étranger procure une hausse du salaire, d'autant plus que les séries de tests de Student indiquent qu'il y a un biais de sélection. Les joueurs étrangers sont sélectionnés en moyenne pour des caractéristiques physiques et techniques supérieures.

Nous ne pouvons donc pas affirmer que l'extranéité soit la cause du salaire plus élevé des joueurs étrangers. Il nous faut comparer les joueurs sur une base de **toutes choses égales par ailleurs**, autrement dit nous devons mesurer la différence de salaire entre les joueurs étrangers et les joueurs natifs qui ont des caractéristiques très similaires.

Nous allons introduire la notion de l'échantillonnage sur score de propension.

## 7.3 L'échantillonnage sur score de propension

Cette méthode permet de définir les groupes de traitement et de contrôle en corrigeant l'éventuel biais de sélection. L'appariement sur score de propension se base sur le calcul d'un «score» qui résume l'influence des variables explicatives. Rajouter ce score permet de contrôler les influences des X et corriger le biais de sélection. Le calcul de ce score s'effectue souvent par un logit (probit) sur la variable de traitement.

La méthode du score de propension est souvent présentée comme une alternative peu coûteuse aux essais randomisés. Un essai randomisé contrôlé est un protocole expérimental ayant pour

Table 4: Seconde régression

	<i>Dependent variable:</i>
	lwage_eur
foreigner	0.030** (0.014)
age	−0.031*** (0.003)
height_cm	0.020*** (0.002)
weight_kg	−0.011*** (0.002)
overall	0.131*** (0.003)
potential	−0.007*** (0.002)
international_reputation	0.415*** (0.020)
weak_foot	0.019* (0.011)
league1	0.008 (0.016)
european_club	0.042*** (0.014)
Dim.1	0.034*** (0.002)
Dim.2	0.012*** (0.004)
Dim.3	0.058*** (0.008)
Dim.4	0.003 (0.007)
Constant	−2.638*** (0.327)

but d'évaluer l'efficacité d'une thérapie, d'une action de prévention ou d'un médicament. Il compare un groupe expérimental dit groupe d'intervention à qui l'on administre le traitement et un groupe dit groupe de contrôle ou groupe témoin suivant un traitement standard ou prenant un placebo.

### 7.3.1 Comment faire un essai randomisé sur les joueurs de football

L'usage que nous allons faire de l'échantillonnage sur score de propension est quelque peu inédit. En effet, en temps normal nous utilisons le score de propension pour diviser une population en deux groupes : un groupe témoin et un groupe test. Dans notre cas nous savons au préalable quel joueur est étranger au club dans lequel et quel joueur est natif. Nous voulons donc utiliser le score de propension non pour faire un essai randomisé mais pour répondre à la question suivante : les joueurs étrangers ont-ils des caractéristiques comparables aux joueurs natifs ? Nous allons calculer le score de propension pour chacun des joueurs en prenant l'extranéité comme la variable dichotomique servant à identifier si le joueur est dans le groupe de traitement ou dans le groupe test. Nous avons codé la variable `foreigner` qui représente l'extranéité de telle sorte qu'elle prenne la valeur 1 si le joueur est étranger au club et 0 s'il est natif du club. Nous voulons en quelque sorte reproduire le contrefactuel. Etant donné le salaire actuel d'un joueur étranger, que gagnerait-il s'il était de la même nationalité que le club qui l'engage ?

Pour calculer le score de propension nous n'incluons que les variables qui décrivent les caractéristiques des joueurs et des clubs de football. La variable salaire est par exemple omise car nous aimerions l'expliquer.

Il existe plusieurs manières d'estimer le score de propension. Selon les méthodes et les paramètres que l'algorithme utilise la qualité du score de propension peut varier. Nous avons observé que calculer le score de propension avec ma méthode `nearest` est plus rapide à exécuter. Mais cette méthode n'utilisant pas de l'optimisation ne donne pas de résultats satisfaisant : il n'y a pas de contrainte sur l'algorithme des k-voisins proches, de surcroit pour garder une taille d'échantillon assez conséquent il ne faut pas utiliser un paramètre ratio élevé. Le ratio est un nombre entier qui indique le nombre de voisins plus proches à prendre en compte lors du matching. Un ratio de 2 signifie qu'un joueur étranger sera apparié à deux joueurs natifs. Nous essayons la méthode optimale. Calculer le score de propension en utilisant cette méthode nous a pris plus de 20 minutes sur un ordinateur i5 et 8GB de RAM mais a abouti à une erreur car il n'y a pas assez de mémoire pour allouer les calculs intermédiaires.

La méthode d'estimation utilisée pour calculer le score de propension est la régression logistique. L'appariement que nous faisons sur les scores de propension est un appariement 1:1 sans remplacement, un joueur étranger est apparié à un joueur natif. Les variables que nous utilisons sont l'âge, la taille, la performance globale, le potentiel du joueur, sa réputation internationale, la capacité du joueur à jouer avec son pied faible (pied gauche si droitier et pied gauche si droitier), le club est-il dans la première league, le club est-il européen et les caractéristiques techniques individuelles des joueurs. C'est ce que résume le tableau suivant.

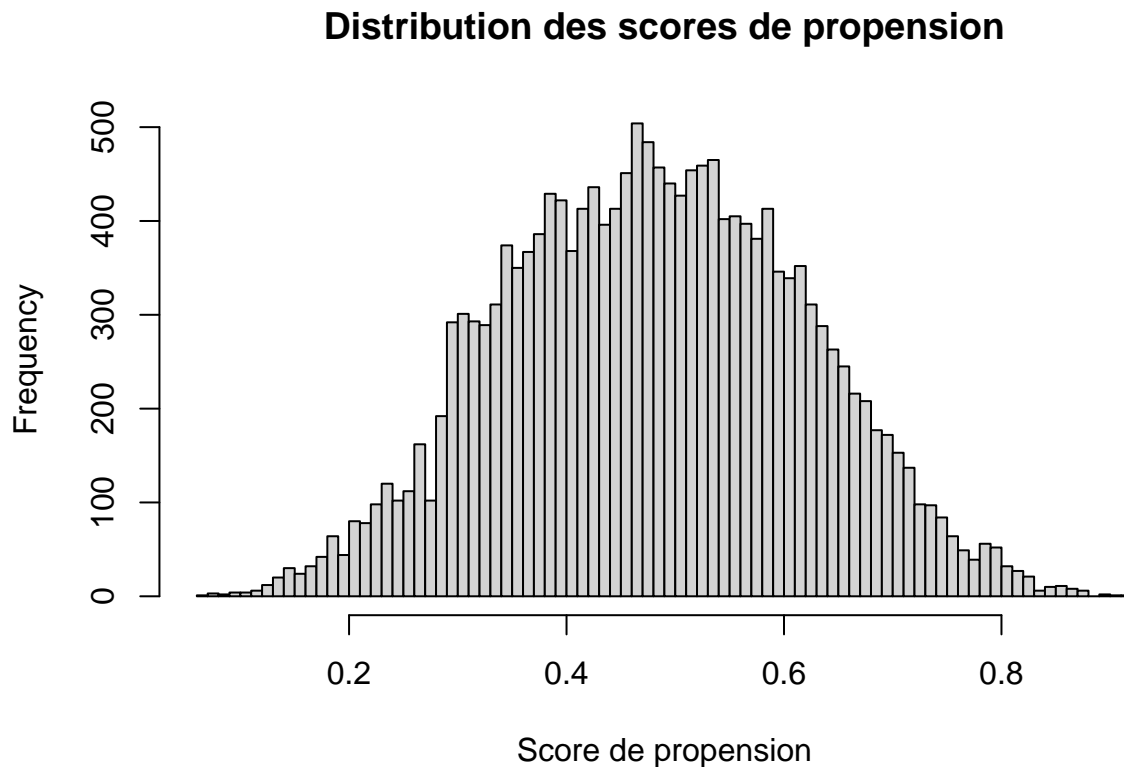
A `matchit` object

- method: 1:1 nearest neighbor matching without replacement
- distance: Propensity score
  - estimated with logistic regression
- number of obs.: 18719 (original), 17184 (matched)
- target estimand: ATT
- covariates: age, height\_cm, overall, potential, international\_reputation, weak\_foot,

## 7.4 Mesure de la qualité de l'appariement

### 7.4.1 Distribution des scores de propension

Nous représentons la distribution des scores de propension à l'aide d'un histogramme. La distribution des scores de propension suit une allure gaussienne. Plus le score est élevé mieux est la qualité de l'appariement. Sur le graphique suivant nous voyons que



Nous avons construit un tableau qui affiche un échantillon des résultats du matching. La fonction `match.data()` du package `MatchIt` ajoute 3 les colonnes subclass, distance au jeu de données initial. Nous voulons voir la qualité de l'appariement en affichant un échantillon des données. Par exemple dans la première ligne du tableau nous observons que la moyenne des scores de propension de Paul Pogba et de Harry Kane est de 0.9125. Un score de propension proche de 1 traduit une bonne qualité d'appariement entre les deux joueurs. Nous pouvons interpréter la première ligne du tableau comme suivant : Paul Pogba de nationalité française est apparié à Harry Kane de nationalité anglaise. Paul Pogba est de ce fait étranger à la

nationalité du club dans lequel il joue tandis que Harry Kane est natif du club dans lequel il joue. Les deux joueurs ne jouent toutefois pas dans le même club.

Dans ce premier exemple nous voyons que Harry Kane qui est natif du club dans lequel il joue gagne plus que Paul Pogba qui est étranger. La qualité de l'appariement est très bonne pour ces deux joueurs. Bien que nous n'ayons pas inclus le salaire dans le calcul du score de propension nous voyons tout de même qu'à compétences presque similaires les deux joueurs gagnent des revenus très élevés.

Nous affichons les scores de propension par ordre décroissant. D'abord nous affichons dans le tableau suivant les 10 premiers scores de propension les plus élevés.

Table 5: Les 10 premiers scores de propension les plus élevés.

subclass	Etranger / Natif	Country	Distance	Club	Nationalité club	Salaire
40	P. Pogba / H. Kane	France / England	0.9125775	Manchester United / Tottenham	England /	190000 /
6	K. De Bruyne / D. Alli	Belgium / England	0.8832427	Hotspur	England	220000
37	H. Son / M. Rashford	Korea Republic / England	0.8760110	Manchester City / Tottenham	England /	370000 /
99	R. Jimnez / T. Alexander-Arnold	Mexico / England	0.8522865	Hotspur	England	105000
8	V. van Dijk / T. Abraham	Netherlands / England	0.8498431	Tottenham Hotspur / Manchester United	England /	165000 /
180	M. Arnautovic / Morata	Austria / Spain	0.8486941	Wolverhampton Wanderers / Liverpool	England	150000
34	P. Aubameyang / T. Mller	Gabon / Germany	0.8468697	Liverpool / Chelsea	England /	140000 /
45	K. Havertz / A. Sobolev	Germany / Russia	0.8450747	Shanghai SIPG FC / Atltico Madrid	England	110000
132	G. Bale / K. Mbapp	Wales / France	0.8439896	Arsenal / FC Bayern Mnchen	England /	210000 /
127	G. Higuan / R. Barkley	Argentina / England	0.8405225	Chelsea / Spartak Moscow	China / Spain	24000 /
						73000
						170000 /
						130000
						105000 / 500
						Russia
						England /
						130000 /
						160000
						NF_usa /
						17000 /
						80000

Ensuite nous affichons les scores de propension les moins élevés.

subclass	Etranger / Natif	Distance	Club	Country	Salaire
8474	A. O'Reilly / S. Zehnder	0.1180671	Preston North End / SV Darmstadt 98	Republic of Ireland / Germany	2000 / 2000
8207	D. Ontu<U+009E>ans / L. Ravenhill	0.1161145	Bayern Mnchen II / Doncaster Rovers	Latvia / England	1000 / 500
7147	A. Lewis / J. Hill	0.1118440	Amiens SC / Fleetwood Town	England / England	750 / 500
7148	L. Klassen / O. Nkambadio	0.1084040	TSV 1860 Mnchen / Paris FC	Russia / France	500 / 500
7792	G. Azzinnari / Fortuo	0.1073081	SC Paderborn 07 / RCD Espanyol	Italy / Spain	2000 / 500
8358	N. Curcija / A. Assal	0.0996103	Le Havre AC / AFC Wimbledon	Canada / England	500 / 500
8265	J. Hawkins / M. Cox	0.0955347	FC Ingolstadt 04 / AFC Wimbledon	United States / England	950 / 500
8266	T. Booth / A. Boutoutaou	0.0826780	Bayern Mnchen II / Valenciennes FC	United States / France	800 / 600
7401	C. Riad / D. Waidner	0.0780450	CE Sabadell FC / Bayern Mnchen II	Morocco / Germany	500 / 650
8262	T. Rushesha / I. Doukour	0.0701566	Swansea City / Valenciennes FC	Wales / France	500 / 500

A mesure que le score de propension décroît, la qualité de l'appariement devient médiocre. Les exemples que nous venons d'afficher nous montrent que l'appariement sur le score de propension

Voyons plus en détails les résultats de de l'appariement. Notamment voyons comment l'appariement a réduit les écarts entre les deux groupes.

Pour commencer nous observons que la taille de l'échantillon est passé de 18719 observations à 17184 observations. Ce qui signifie que 1535 joueurs n'ont pas été appariés.



## 7.5 Caractéristiques moyennes des joueurs natifs et étrangers après appariement

	Stratified by foreigner	
	0	1
n	8592	8592
age (mean (SD))	25.20 (4.69)	25.74 (4.44)
height_cm (mean (SD))	181.07 (6.73)	181.53 (6.91)
overall (mean (SD))	65.25 (6.42)	67.09 (7.16)
potential (mean (SD))	70.71 (5.93)	71.53 (6.44)
weight_kg (mean (SD))	74.79 (6.92)	75.59 (7.15)
player_european (mean (SD))	0.43 (0.49)	0.27 (0.44)
international_reputation (mean (SD))	1.07 (0.30)	1.13 (0.44)
weak_foot (mean (SD))	2.92 (0.64)	2.98 (0.69)
league1 (mean (SD))	0.78 (0.41)	0.85 (0.36)
european_club (mean (SD))	0.43 (0.49)	0.38 (0.48)
wage_eur (mean (SD))	7270.16 (14833.48)	11568.70 (24702.35)
skill_moves (mean (SD))	2.33 (0.73)	2.46 (0.79)
Dim.1 (mean (SD))	-0.11 (4.22)	0.53 (4.17)
Dim.2 (mean (SD))	-0.04 (2.05)	0.05 (2.16)
Dim.3 (mean (SD))	-0.09 (1.59)	0.28 (1.65)
Dim.4 (mean (SD))	0.02 (1.25)	-0.06 (1.35)

	Stratified by foreigner	
	p	test
n		
age (mean (SD))	<0.001	
height_cm (mean (SD))	<0.001	
overall (mean (SD))	<0.001	
potential (mean (SD))	<0.001	
weight_kg (mean (SD))	<0.001	
player_european (mean (SD))	<0.001	
international_reputation (mean (SD))	<0.001	
weak_foot (mean (SD))	<0.001	
league1 (mean (SD))	<0.001	
european_club (mean (SD))	<0.001	
wage_eur (mean (SD))	<0.001	
skill_moves (mean (SD))	<0.001	
Dim.1 (mean (SD))	<0.001	
Dim.2 (mean (SD))	0.004	
Dim.3 (mean (SD))	<0.001	
Dim.4 (mean (SD))	<0.001	

Call:  
matchit(formula = comparisonFormula, data = cleaned\_data, method = "nearest")

Summary of Balance for All Data:

	Means	Treated	Means	Control	Std.	Mean	Diff.	Var.	Ratio
distance	0.5085		0.4170			0.6408		0.9832	
age	25.7389		24.7017			0.2334		0.8491	

height_cm	181.5335	180.8987	0.0919	1.0544
overall	67.0949	64.3965	0.3768	1.1702
potential	71.5332	70.7134	0.1272	1.2370
international_reputation	1.1328	1.0571	0.1730	2.4770
weak_foot	2.9814	2.8971	0.1218	1.1590
league1	0.8494	0.7010	0.4149	.
european_club	0.3771	0.4765	-0.2052	.
Dim.1	0.5281	-0.4578	0.2362	0.9192
Dim.2	0.0500	-0.0411	0.0421	1.1333
Dim.3	0.2810	-0.2545	0.3252	1.0330
Dim.4	-0.0580	0.0456	-0.0769	1.2188
eCDF Mean eCDF Max				
distance	0.1735	0.2480		
age	0.0366	0.1293		
height_cm	0.0127	0.0473		
overall	0.0578	0.1790		
potential	0.0207	0.0639		
international_reputation	0.0151	0.0527		
weak_foot	0.0182	0.0547		
league1	0.1484	0.1484		
european_club	0.0995	0.0995		
Dim.1	0.0877	0.1398		
Dim.2	0.0203	0.0427		
Dim.3	0.0947	0.1443		
Dim.4	0.0248	0.0470		

Summary of Balance for Matched Data:

	Means	Treated Means	Control Std.	Mean Diff.	Var.	Ratio
distance	0.5085	0.4524	0.3927	1.2926		
age	25.7389	25.1966	0.1220	0.8998		
height_cm	181.5335	181.0674	0.0675	1.0554		
overall	67.0949	65.2538	0.2571	1.2440		
potential	71.5332	70.7051	0.1285	1.1799		
international_reputation	1.1328	1.0666	0.1513	2.1317		
weak_foot	2.9814	2.9190	0.0902	1.1569		
league1	0.8494	0.7821	0.1881	.		
european_club	0.3771	0.4291	-0.1073	.		
Dim.1	0.5281	-0.1091	0.1527	0.9784		
Dim.2	0.0500	-0.0417	0.0424	1.1099		
Dim.3	0.2810	-0.0860	0.2229	1.0786		
Dim.4	-0.0580	0.0158	-0.0548	1.1551		
eCDF Mean eCDF Max Std. Pair Dist.						
distance	0.1110	0.1919	0.3927			
age	0.0194	0.0782	1.0788			
height_cm	0.0094	0.0402	1.1193			
overall	0.0409	0.1365	0.8735			
potential	0.0204	0.0673	1.0233			
international_reputation	0.0132	0.0450	0.3492			
weak_foot	0.0141	0.0448	0.9334			
league1	0.0673	0.0673	0.5799			
european_club	0.0520	0.0520	0.9008			
Dim.1	0.0597	0.1013	0.9215			
Dim.2	0.0181	0.0369	1.1171			
Dim.3	0.0656	0.1065	0.9729			
Dim.4	0.0201	0.0376	1.0601			

Sample Sizes:

	Control	Treated
All	10127	8592
Matched	8592	8592
Unmatched	1535	0
Discarded	0	0

## 8 Modélisation économétrique de la discrimination

### 8.1 La décomposition de Blinder-Oaxaca

#### 8.1.1 Fonctionnement de la méthode

La décomposition de Blinder-Oaxaca du nom de ces deux auteurs Alan Blinder et Ronald Oaxaca propose une décomposition des écarts constatés entre deux populations (hommes et femmes par exemple) en une part expliquée par les caractéristiques observables de ces deux groupes, c'est-à-dire un effet de composition, et en une part inexpliquée. Isoler cet écart inexpliqué permet de mettre en avant d'éventuels phénomènes discriminatoires, sous certaines hypothèses.

Nous souhaitons utiliser cette méthode pour décomposer l'écart de salaire que nous observons entre les joueurs étrangers et natifs du club dans lequel ils jouent.

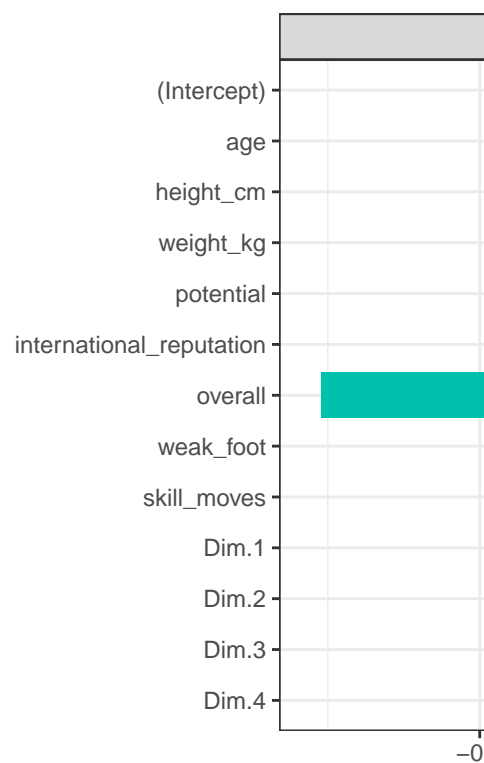
### 8.1.2 Application de la méthode aux écarts de salaires des footballeurs

A l'aide du package `oaxaca` nous estimons décomposons les écarts du salaire en trois étapes : la part de l'écart imputable aux caractéristiques individuelles des joueurs (les dotations propres, aussi appelées endowments), l'acart du salaire imputable aux coefficients puis la part de l'écart du salaire imputable aux interactions entre les dotations propres et les coefficients.

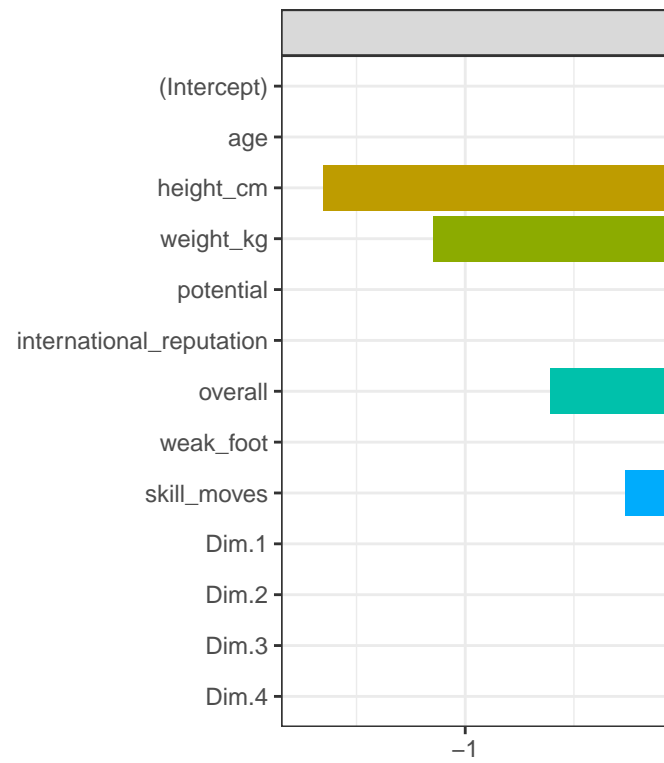
**8.1.2.1 Pourcentage des écarts de salaire** Les résultats de cette décomposition indiquent que 31 % des différences de salaires entre les joueurs étrangers et les joueurs natifs s'expliquent par les caractéristiques individuelles des joueurs. NA % de la différence dans les salaires s'expliquent par les coefficients des variables explicatives. Cela signifie que NA % du salaire s'explique par le poids des variables dans la composition des salaires. L'interaction entre les dotations individuelles et le poids des variable explique quant à elle 3 % de l'écart de salaire entre les deux groupes.

C'est ce que nous résumons dans le tableau suivant en gardant le signe : étant donné que la variable étranger prend la valeur 1 si le joueur est effectivement étranger alors le signe négatif des coefficients explique le gain en moins des joueurs natifs.

	% de différence
coef(endowments)	-31.056531
coef(coefficients)	-2.774174
coef(interaction)	2.789456

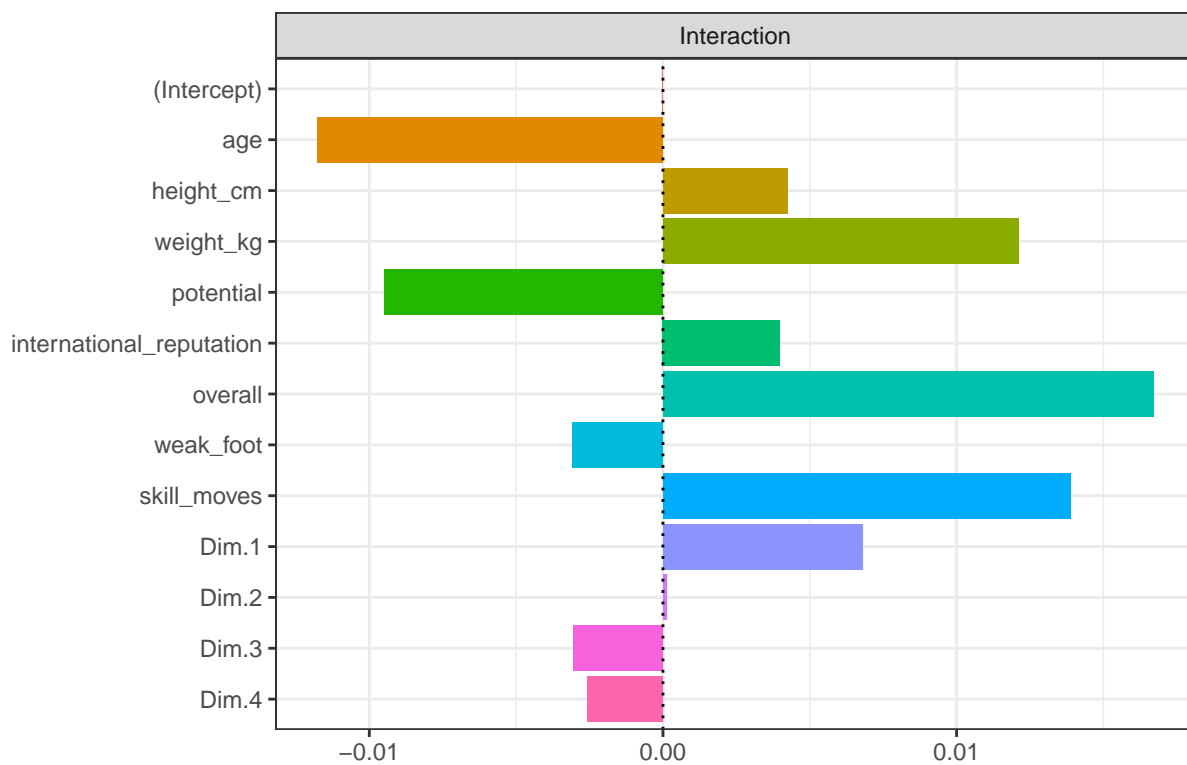


#### 8.1.2.2 Les écarts imputables aux dotations individuelles



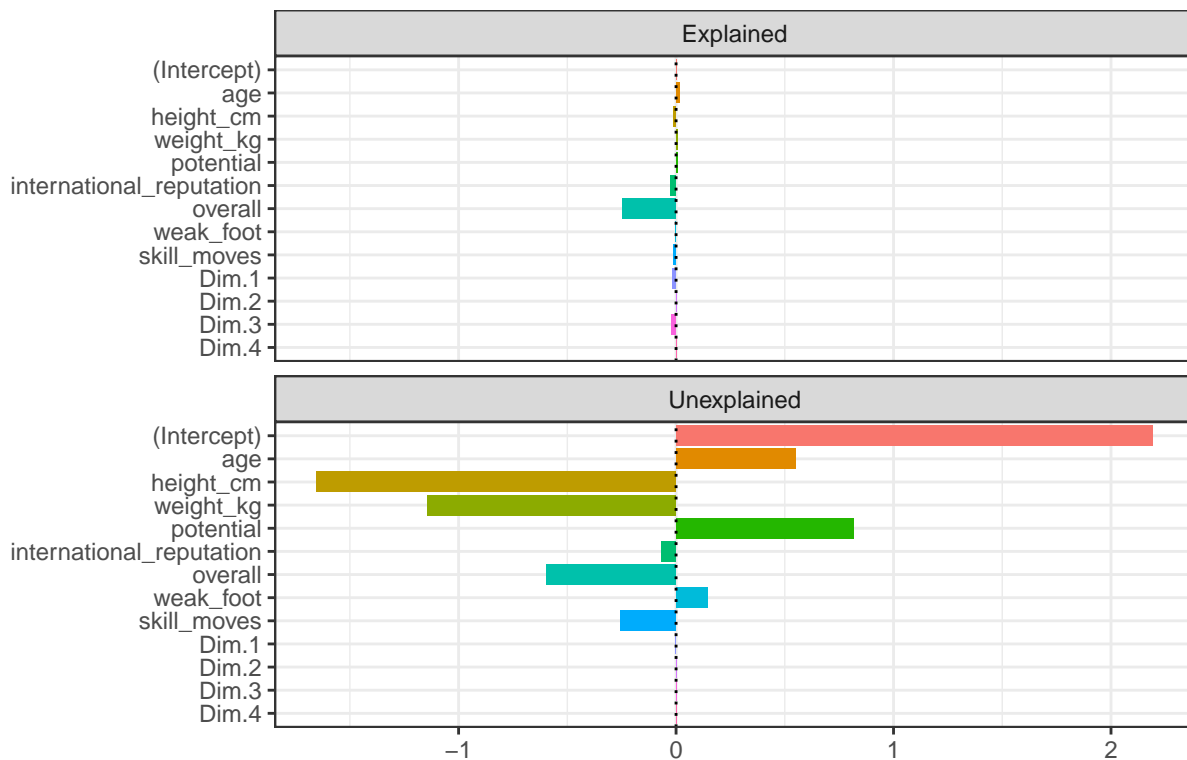
### 8.1.2.3 Les écarts imputables aux coefficients

#### 8.1.2.4 Les écarts imputables à l'interaction des dotations individuelles et des



coefficients

### 8.1.3 La décomposition en deux facteurs



## 9 Annexes

### 9.1 Transformations des données

Il existe beaucoup de colonnes dans le jeu de données qui peuvent être intéressantes mais leur nombre est trop nombreux. Il est préférable donc de résumer ces colonnes en des variables synthétiques.

Le traitement dans ce projet est le fait que le joueur a la même nationalité que le club dans lequel il joue. L'idée serait de créer une variable qui indique si oui ou non le joueur a la nationalité du club. La difficulté ici réside dans le fait que la nationalité des clubs n'est pas clairement indiquée dans la base de données. Toutefois, il existe une colonne qui montre le nom complet du league. Par exemple pour le club Barcelone

short_name	nationality	club_name	league_name
L. Messi	Argentina	FC Barcelona	Spain Primera Division
Cristiano Ronaldo	Portugal	Juventus	Italian Serie A
J. Oblak	Slovenia	Atltico Madrid	Spain Primera Division
R. Lewandowski	Poland	FC Bayern Mnchen	German 1. Bundesliga

short_name	nationality	club_name	league_name
Neymar Jr	Brazil	Paris Saint-Germain	French Ligue 1
K. De Bruyne	Belgium	Manchester City	English Premier League
K. Mbapp	France	Paris Saint-Germain	French Ligue 1
M. ter Stegen	Germany	FC Barcelona	Spain Primera Division
V. van Dijk	Netherlands	Liverpool	English Premier League
Alisson	Brazil	Liverpool	English Premier League

L'idée serait donc de parcourir tous les noms des leagues auxquels appartiennent les clubs, extraire la nationalité des clubs puis trouver le nom du pays à partir de la nationalité du club.

club_name	league_name	league_nationality
FC Barcelona	Spain Primera Division	Spain
Juventus	Italian Serie A	Italy
Atltico Madrid	Spain Primera Division	Spain
FC Bayern Mnchen	German 1. Bundesliga	Germany
Paris Saint-Germain	French Ligue 1	France
Manchester City	English Premier League	England
Paris Saint-Germain	French Ligue 1	France
FC Barcelona	Spain Primera Division	Spain
Liverpool	English Premier League	England
Liverpool	English Premier League	England

## 9.2 Analyse en composantes principales

### 9.2.1 1. Observation d'individus extrêmes

L'analyse des graphes ne révèle aucun individu singulier.

### 9.2.2 2. Distribution de l'inertie

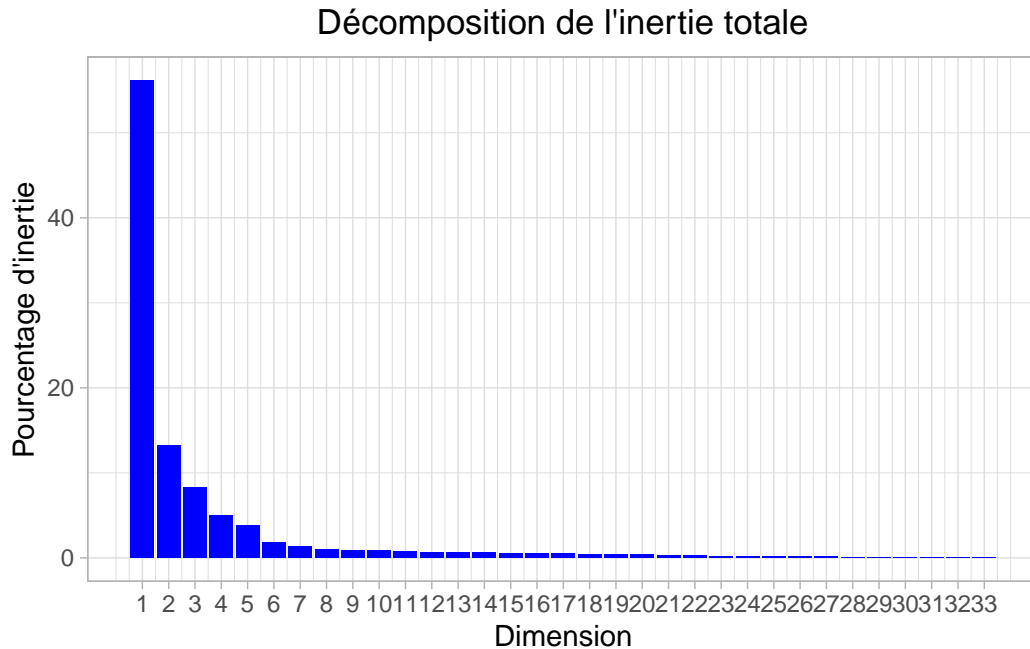
L'inertie des axes factoriels indique d'une part si les variables sont structurées et suggère d'autre part le nombre judicieux de composantes principales à étudier.

Les 2 premiers axes de l'analyse expriment **69.43%** de l'inertie totale du jeu de données ; cela signifie que 69.43% de la variabilité totale du nuage des individus (ou des variables) est représentée dans ce plan. C'est un pourcentage assez important, et le premier plan représente donc convenablement la variabilité contenue dans une grande part du jeu de données actif. Cette valeur est nettement supérieure à la valeur référence de **6.54%**, la variabilité expliquée par ce plan est donc hautement significative (cette inertie de référence est le quantile 0.95-quantile de la distribution des pourcentages d'inertie obtenue en simulant



101 jeux de données aléatoires de dimensions comparables sur la base d'une distribution normale).

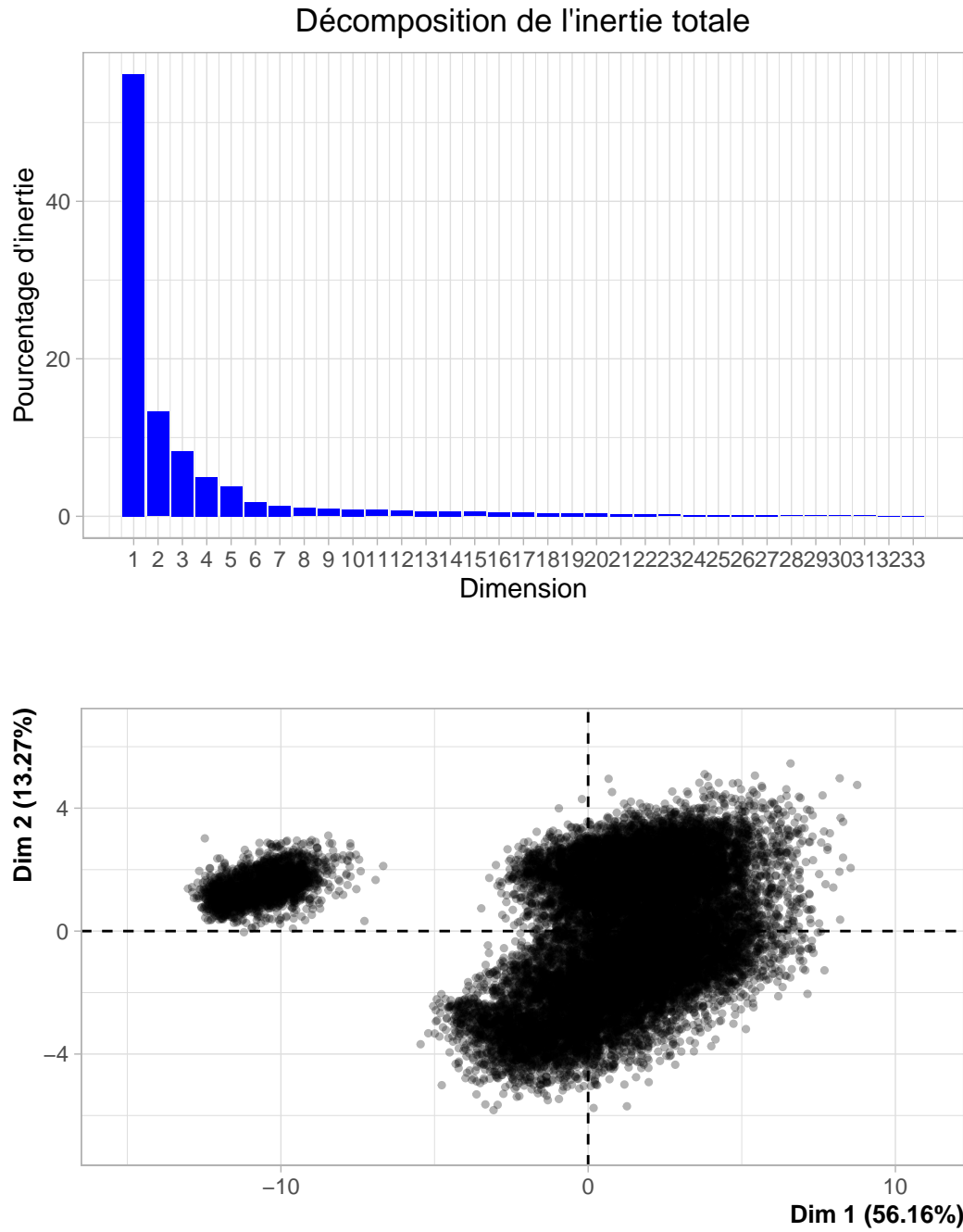
Du fait de ces observations, il serait tout de même probablement préférable de considérer également dans l'analyse les dimensions supérieures ou égales à la troisième.



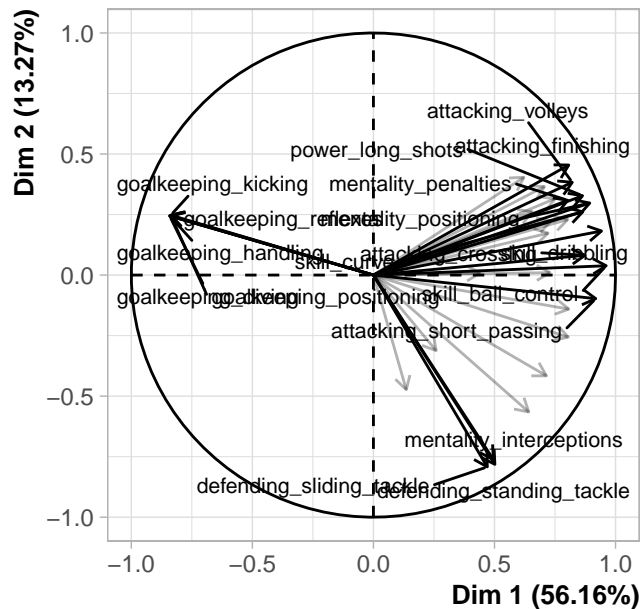
**Figure 2 - Décomposition de l'inertie totale** *Le premier facteur est prépondérant : il explique à lui seul 56.16% de la variabilité totale des données. Il convient de noter que dans un tel cas, la variabilité liée aux autres composantes peut être dénuée de sens, en dépit d'un pourcentage élevé.*

Une estimation du nombre pertinent d'axes à interpréter suggère de restreindre l'analyse à la description des 5 premiers axes. Ces composantes révèlent un taux d'inertie supérieur à celle du quantile 0.95-quantile de distributions aléatoires (86.52% contre 16.17%). Cette observation suggère que seuls ces axes sont porteurs d'une véritable information. En conséquence, la description de l'analyse sera restreinte à ces seuls axes.

### 9.2.3 3. Description du plan 1:2



**Figure 3.1 - Graphe des individus (ACP)** *Les individus libellés sont ceux ayant la plus grande contribution à la construction du plan.*



**Figure 3.2 - Graphe des variables (ACP)** Les variables libellées sont celles les mieux représentées sur le plan.

La **dimension 1** oppose des individus caractérisés par une coordonnée fortement positive sur l'axe (à droite du graphe) à des individus caractérisés par une coordonnée fortement négative sur l'axe (à gauche du graphe).

Le groupe 1 (caractérisés par une coordonnée positive sur l'axe) partage :

- de fortes valeurs pour des variables telles que *power\_long\_shots*, *attacking\_finishing*, *mentality\_positioning*, *skill\_curve*, *attacking\_volleys*, *skill\_dribbling*, *skill\_fk\_accuracy*, *attacking\_crossing*, *power\_shot\_power* et *mentality\_vision* (de la plus extrême à la moins extrême).
- de faibles valeurs pour les variables *goalkeeping\_diving*, *goalkeeping\_reflexes*, *goalkeeping\_handling*, *goalkeeping\_positioning*, *goalkeeping\_kicking* et *power\_strength* (de la plus extrême à la moins extrême).

Le groupe 2 (caractérisés par une coordonnées négative sur l'axe) partage :

- de fortes valeurs pour les variables *goalkeeping\_diving*, *goalkeeping\_handling*, *goalkeeping\_reflexes*, *goalkeeping\_kicking* et *goalkeeping\_positioning* (de la plus extrême à la moins extrême).
- de faibles valeurs pour des variables telles que *attacking\_heading\_accuracy*, *skill\_ball\_control*, *power\_stamina*, *attacking\_short\_passing*, *skill\_dribbling*, *mentality\_aggression*, *attacking\_crossing*, *skill\_long\_passing*, *mentality\_positioning* et *movement\_sprint\_speed* (de la plus extrême à la moins extrême).

Le groupe 3 (caractérisés par une coordonnées négative sur l'axe) partage :

- de fortes valeurs pour les variables *defending\_sliding\_tackle*, *defending\_standing\_tackle*, *power\_strength*, *mentality\_interceptions*, *attacking\_heading\_accuracy*, *mentality\_aggression*, *power\_jumping* et *power\_stamina* (de la plus extrême à la moins extrême).
- de faibles valeurs pour des variables telles que *power\_shot\_power*, *mentality\_vision*, *attacking\_finishing*, *power\_long\_shots*, *skill\_curve*, *attacking\_volleys*, *skill\_fk\_accuracy*, *movement\_agility*, *mentality\_positioning* et *goalkeeping\_kicking* (de la plus extrême à la moins extrême).

Notons que la variable *skill\_ball\_control* est extrêmement corrélée à cette dimension (corrélation de 0.92). Cette variable pourrait donc résumer à elle seule la dimension 1.

---

La **dimension 2** oppose des individus caractérisés par une coordonnée fortement positive sur l'axe (en haut du graphe) à des individus caractérisés par une coordonnée fortement négative sur l'axe (en bas du graphe).

Le groupe 1 (caractérisés par une coordonnée positive sur l'axe) partage :

- de fortes valeurs pour les variables *goalkeeping\_diving*, *goalkeeping\_handling*, *goalkeeping\_reflexes*, *goalkeeping\_kicking* et *goalkeeping\_positioning* (de la plus extrême à la moins extrême).
- de faibles valeurs pour des variables telles que *attacking\_heading\_accuracy*, *skill\_ball\_control*, *power\_stamina*, *attacking\_short\_passing*, *skill\_dribbling*, *mentality\_aggression*, *attacking\_crossing*, *skill\_long\_passing*, *mentality\_positioning* et *movement\_sprint\_speed* (de la plus extrême à la moins extrême).

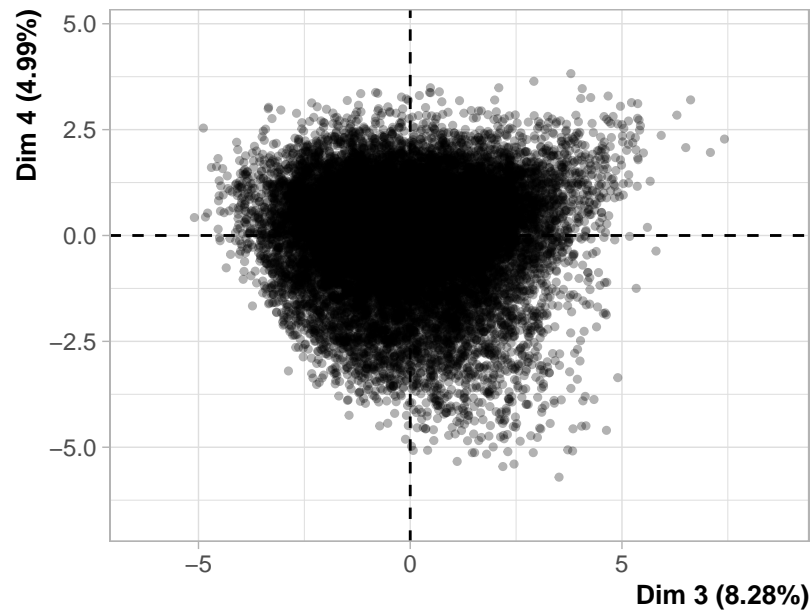
Le groupe 2 (caractérisés par une coordonnée positive sur l'axe) partage :

- de fortes valeurs pour des variables telles que *power\_long\_shots*, *attacking\_finishing*, *mentality\_positioning*, *skill\_curve*, *attacking\_volleys*, *skill\_dribbling*, *skill\_fk\_accuracy*, *attacking\_crossing*, *power\_shot\_power* et *mentality\_vision* (de la plus extrême à la moins extrême).
- de faibles valeurs pour les variables *goalkeeping\_diving*, *goalkeeping\_reflexes*, *goalkeeping\_handling*, *goalkeeping\_positioning*, *goalkeeping\_kicking* et *power\_strength* (de la plus extrême à la moins extrême).

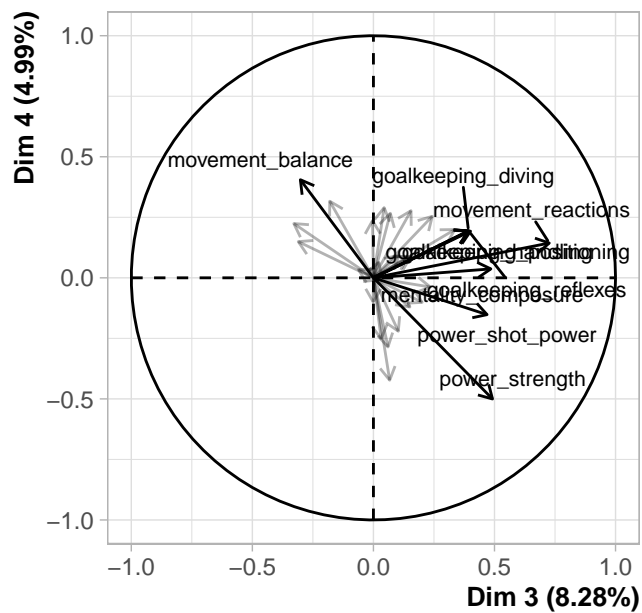
Le groupe 3 (caractérisés par une coordonnées négative sur l'axe) partage :

- de fortes valeurs pour les variables *defending\_sliding\_tackle*, *defending\_standing\_tackle*, *power\_strength*, *mentality\_interceptions*, *attacking\_heading\_accuracy*, *mentality\_aggression*, *power\_jumping* et *power\_stamina* (de la plus extrême à la moins extrême).
  - de faibles valeurs pour des variables telles que *power\_shot\_power*, *mentality\_vision*, *attacking\_finishing*, *power\_long\_shots*, *skill\_curve*, *attacking\_volleys*, *skill\_fk\_accuracy*, *movement\_agility*, *mentality\_positioning* et *goalkeeping\_kicking* (de la plus extrême à la moins extrême).
-

#### 9.2.4 4. Description du plan 3:4



**Figure 4.1 - Graphe des individus (ACP)** *Les individus libellés sont ceux ayant la plus grande contribution à la construction du plan.*



**Figure 4.2 - Graphe des variables (ACP)** *Les variables libellées sont celles les mieux représentées sur le plan.*

La **dimension 3** oppose des individus caractérisés par une coordonnée fortement positive sur l'axe (à droite du graphe) à des individus caractérisés par une coordonnée fortement négative sur l'axe (à gauche du graphe).

Le groupe 1 (caractérisés par une coordonnée positive sur l'axe) partage :

- de fortes valeurs pour des variables telles que *attacking\_finishing*, *mentality\_penalties*, *attacking\_heading\_accuracy*, *power\_strength*, *attacking\_volleys*, *power\_shot\_power*, *power\_long\_shots*, *mentality\_positioning*, *power\_jumping* et *mentality\_composure* (de la plus extrême à la moins extrême).
- de faibles valeurs pour des variables telles que *defending\_sliding\_tackle*, *defending\_standing\_tackle*, *mentality\_interceptions*, *movement\_balance*, *attacking\_crossing*, *skill\_long\_passing*, *movement\_agility*, *movement\_acceleration*, *movement\_sprint\_speed* et *attacking\_short\_passing* (de la plus extrême à la moins extrême).

Le groupe 2 (caractérisés par une coordonnée positive sur l'axe) partage :

- de fortes valeurs pour des variables telles que *movement\_reactions*, *mentality\_composure*, *skill\_long\_passing*, *mentality\_vision*, *mentality\_interceptions*, *attacking\_short\_passing*, *mentality\_aggression*, *defending\_standing\_tackle*, *defending\_sliding\_tackle* et *power\_shot\_power* (de la plus extrême à la moins extrême).
- de faibles valeurs pour les variables *movement\_sprint\_speed*, *movement\_acceleration*, *movement\_balance* et *movement\_agility* (de la plus extrême à la moins extrême).

Le groupe 3 (caractérisés par une coordonnées négative sur l'axe) partage :

- de fortes valeurs pour les variables *movement\_balance*, *movement\_acceleration*, *movement\_sprint\_speed*, *movement\_agility*, *defending\_sliding\_tackle*, *defending\_standing\_tackle*, *attacking\_crossing* et *mentality\_interceptions* (de la plus extrême à la moins extrême).
- de faibles valeurs pour des variables telles que *power\_strength*, *attacking\_heading\_accuracy*, *power\_shot\_power*, *mentality\_penalties*, *power\_long\_shots*, *attacking\_volleys*, *attacking\_finishing*, *mentality\_composure*, *movement\_reactions* et *mentality\_positioning* (de la plus extrême à la moins extrême).

---

La **dimension 4** oppose des individus caractérisés par une coordonnée fortement positive sur l'axe (en haut du graphe) à des individus caractérisés par une coordonnée fortement négative sur l'axe (en bas du graphe).

Le groupe 1 (caractérisés par une coordonnée positive sur l'axe) partage :

- de fortes valeurs pour les variables *movement\_balance*, *movement\_acceleration*, *movement\_sprint\_speed*, *movement\_agility*, *defending\_sliding\_tackle*, *defending\_standing\_tackle*, *attacking\_crossing* et *mentality\_interceptions* (de la plus extrême à la moins extrême).

- de faibles valeurs pour des variables telles que *power\_strength*, *attacking\_heading\_accuracy*, *power\_shot\_power*, *mentality\_penalties*, *power\_long\_shots*, *attacking\_volleys*, *attacking\_finishing*, *mentality\_composure*, *movement\_reactions* et *mentality\_positioning* (de la plus extrême à la moins extrême).

Le groupe 2 (caractérisés par une coordonnée positive sur l'axe) partage :

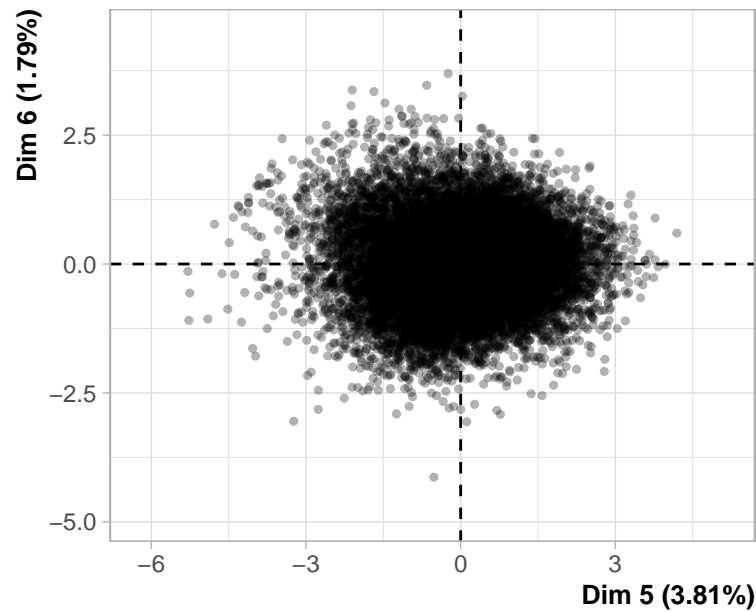
- de fortes valeurs pour des variables telles que *movement\_reactions*, *mentality\_composure*, *skill\_long\_passing*, *mentality\_vision*, *mentality\_interceptions*, *attacking\_short\_passing*, *mentality\_aggression*, *defending\_standing\_tackle*, *defending\_sliding\_tackle* et *power\_shot\_power* (de la plus extrême à la moins extrême).
- de faibles valeurs pour les variables *movement\_sprint\_speed*, *movement\_acceleration*, *movement\_balance* et *movement\_agility* (de la plus extrême à la moins extrême).

Le groupe 3 (caractérisés par une coordonnées négative sur l'axe) partage :

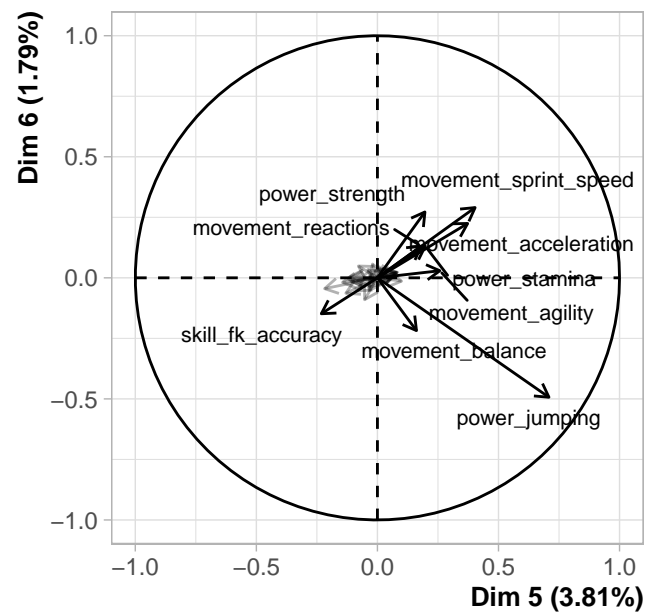
- de fortes valeurs pour des variables telles que *attacking\_finishing*, *mentality\_penalties*, *attacking\_heading\_accuracy*, *power\_strength*, *attacking\_volleys*, *power\_shot\_power*, *power\_long\_shots*, *mentality\_positioning*, *power\_jumping* et *mentality\_composure* (de la plus extrême à la moins extrême).
- de faibles valeurs pour des variables telles que *defending\_sliding\_tackle*, *defending\_standing\_tackle*, *mentality\_interceptions*, *movement\_balance*, *attacking\_crossing*, *skill\_long\_passing*, *movement\_agility*, *movement\_acceleration*, *movement\_sprint\_speed* et *attacking\_short\_passing* (de la plus extrême à la moins extrême).

---

### 9.2.5 5. Description de la dimension 5



**Figure 5.1 - Graphe des individus (ACP)** *Les individus libellés sont ceux ayant la plus grande contribution à la construction du plan.*



**Figure 5.2 - Graphe des variables (ACP)** *Les variables libellées sont celles les mieux représentées sur le plan.*



La **dimension 5** oppose des individus caractérisés par une coordonnée fortement positive sur l'axe (à droite du graphe) à des individus caractérisés par une coordonnée fortement négative sur l'axe (à gauche du graphe).

Le groupe 1 (caractérisés par une coordonnée positive sur l'axe) partage :

- de fortes valeurs pour des variables telles que *power\_jumping*, *movement\_sprint\_speed*, *movement\_acceleration*, *movement\_agility*, *power\_stamina*, *movement\_balance*, *attacking\_heading\_accuracy*, *power\_strength*, *mentality\_aggression* et *movement\_reactions* (de la plus extrême à la moins extrême).
- de faibles valeurs pour des variables telles que *skill\_long\_passing*, *skill\_fk\_accuracy*, *attacking\_short\_passing*, *mentality\_vision*, *skill\_curve*, *defending\_standing\_tackle*, *defending\_sliding\_tackle*, *mentality\_interceptions*, *attacking\_crossing* et *power\_long\_shots* (de la plus extrême à la moins extrême).

Le groupe 2 (caractérisés par une coordonnée négative sur l'axe) partage :

- de fortes valeurs pour des variables telles que *skill\_long\_passing*, *skill\_fk\_accuracy*, *attacking\_short\_passing*, *mentality\_vision*, *skill\_curve*, *defending\_standing\_tackle*, *defending\_sliding\_tackle*, *power\_long\_shots*, *mentality\_penalties* et *mentality\_interceptions* (de la plus extrême à la moins extrême).
- de faibles valeurs pour des variables telles que *movement\_sprint\_speed*, *movement\_acceleration*, *power\_jumping*, *power\_stamina*, *movement\_agility*, *power\_strength*, *attacking\_heading\_accuracy*, *movement\_reactions*, *movement\_balance* et *mentality\_aggression* (de la plus extrême à la moins extrême).

Le groupe 3 (caractérisés par une coordonnée négative sur l'axe) partage :

- de fortes valeurs pour les variables *movement\_sprint\_speed*, *movement\_acceleration*, *power\_strength*, *power\_stamina*, *attacking\_crossing*, *skill\_dribbling* et *movement\_reactions* (de la plus extrême à la moins extrême).
- de faibles valeurs pour des variables telles que *power\_jumping*, *movement\_balance*, *mentality\_penalties*, *skill\_fk\_accuracy*, *attacking\_heading\_accuracy*, *power\_long\_shots*, *attacking\_volleys*, *power\_shot\_power*, *skill\_curve* et *mentality\_aggression* (de la plus extrême à la moins extrême).

## 10 Bibliographie

Andreff, Wladimir. « Le modèle économique du football européen », Pôle Sud, vol. 47, no. 2, 2017, pp. 41-59.

Havet, Nathalie, et Catherine Sofer. « Les nouvelles théories économiques de la discrimination », Travail, genre et sociétés, vol. 7, no. 1, 2002, pp. 83-115.

Llorca, Matthieu, et Thierry Teste. « Dépenses salariales et performance dans l'industrie du football », Revue française d'économie, vol. volume xxxi, no. 2, 2016, pp. 125-145.

Vie publique.fr. (2013, 7 août). Rapport d'information déposé (. . .) par la commission des affaires culturelles et de l'éducation sur le fair-play financier européen et son application au

modèle économique des clubs de football professionnel français. <https://www.vie-publique.fr/rapport/33372-modeles-economiques-des-clubs-de-football-professionnel-francais>