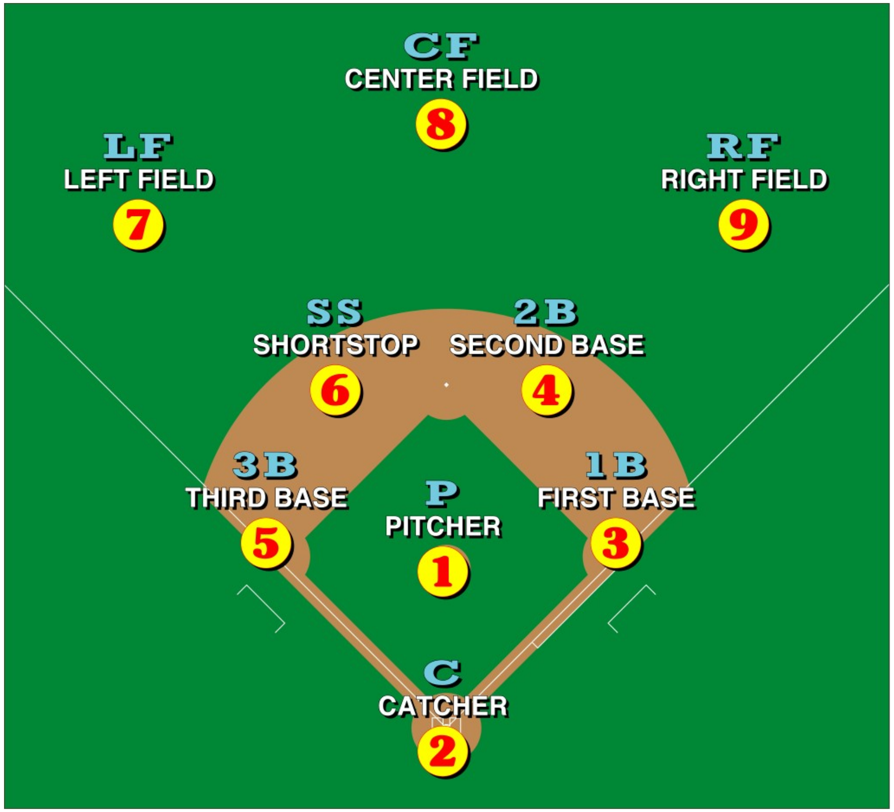
Projet: Analyse des données de Baseball (1986)

M2: Ingénierie Mathématique
Prédive GOPINATHAN & Jovana KRSTEVSKA

Introduction



- **Lanceur (Pitcher) :** le lanceur doit analyser chaque frappeur, choisir quels lancers utiliser en fonctions des qualités et défauts de son adversaire.
- **Receveur (Catcher) :** le rôle est primordial lors des phases défensives. Positionné face au lanceur et derrière le batteur, il est le seul joueur de champ à pouvoir interagir à la fois avec le lanceur et avec les joueurs de champ.
- **Première Base (First Base) :** a mission est d’empêcher le batteur d’atteindre le premier but, ou il est positionné.
- **Arrêt-court (Shortstop) :** les arrêts-courts jouent la même position que les joueurs de deuxième base, la seule différence étant qu’ils sont plus loin de la première base, et doivent donc la lancer avec plus de force.

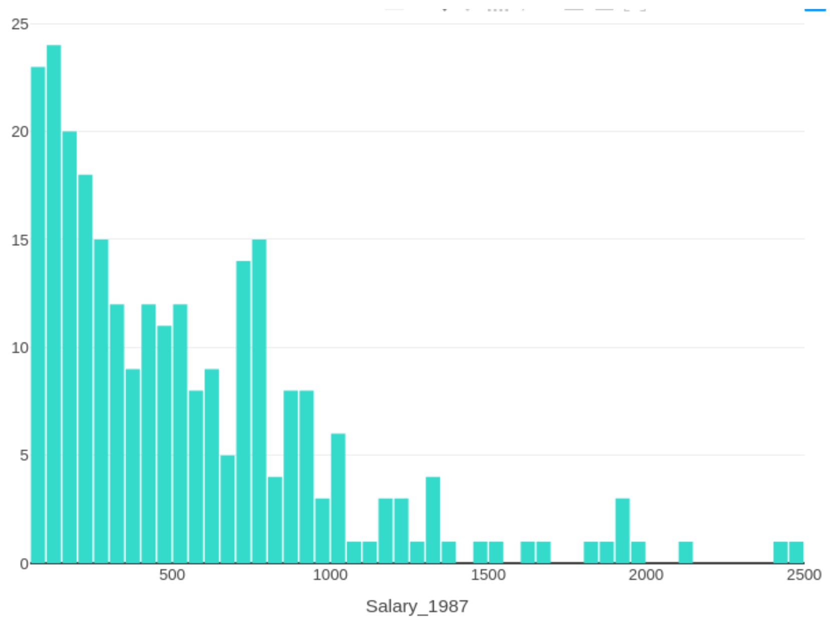
Jeu de données

- **Name** : Factor w/ 322 levels "Al Newman","Alan Ashby",..: 2 7 8 10 6 1 14 11 9 3 ...
- **Bat_times_86** : int 315 479 496 321 594 185 298 323 401 574 ...
- **Hits_86** : int 81 130 141 87 169 37 73 81 92 159 ...
- **Home_runs_1986** : int 7 18 20 10 4 1 0 6 17 21 ...
- **Runs_1986** : int 24 66 65 39 74 23 24 26 49 107 ...
- **Runs_batted_1986** : int 38 72 78 42 51 8 24 32 66 75 ...
- **Walks_1986** : int 39 76 37 30 35 21 7 8 65 59 ...
- **Longevity** : int 14 3 11 2 11 2 3 2 13 10 ...
- **Bat_times_career** : int 3449 1624 5628 396 4408 214 509 341 5206 4631 ...
- **Hits_career** : int 835 457 1575 101 1133 42 108 86 1332 1300 ...
- **Home_runs_career** : int 69 63 225 12 19 1 0 6 253 90 ...
- **Runs_career** : int 321 224 828 48 501 30 41 32 784 702 ...
- **Runs_batted_career** : int 414 266 838 46 336 9 37 34 890 504 ...
- **Walks_career** : int 375 263 354 33 194 24 12 8 866 488 ...
- **League_1986** : Factor w/ 2 levels "A","N": 2 1 2 2 1 2 1 2 1 1 ...
- **Division_1986** : Factor w/ 2 levels "E","W": 2 2 1 1 2 1 2 2 1 1 ...
- **Team_1986** : Factor w/ 24 levels "Atl.","Bal.",..: 9 21 14 14 16 14 10 1 7 8 ...
- **Position_1986** : Factor w/ 25 levels "13","1B","1O",..: 11 2 22 2 24 5 24 24 15 24 ...
- **Put_outs_1986** : int 632 880 200 805 282 76 121 143 0 238 ...
- **Assists_1986** : int 43 82 11 40 421 127 283 290 0 445 ...
- **Errors_1986** : int 10 14 3 4 25 7 9 19 0 22 ...
- **Salary_1987** : num 475 480 500 91.5 750 ...
- **League_1987** : Factor w/ 2 levels "A","N": 2 1 2 2 1 1 1 2 1 1 ...
- **Team_1987** : Factor w/ 24 levels "Atl.","Bal.",..: 9 21 5 14 16 13 10 1 7 8 ...

Cible

Notre but c'est d'étudier si les baseballeurs sont convenablement payés selon leur performance, d'un coté de l'année dernière mais aussi de toute leure carrière. La variable à expliquer est donc le salaire des baseballeurs en 1987, ici appelée Salary_1987.

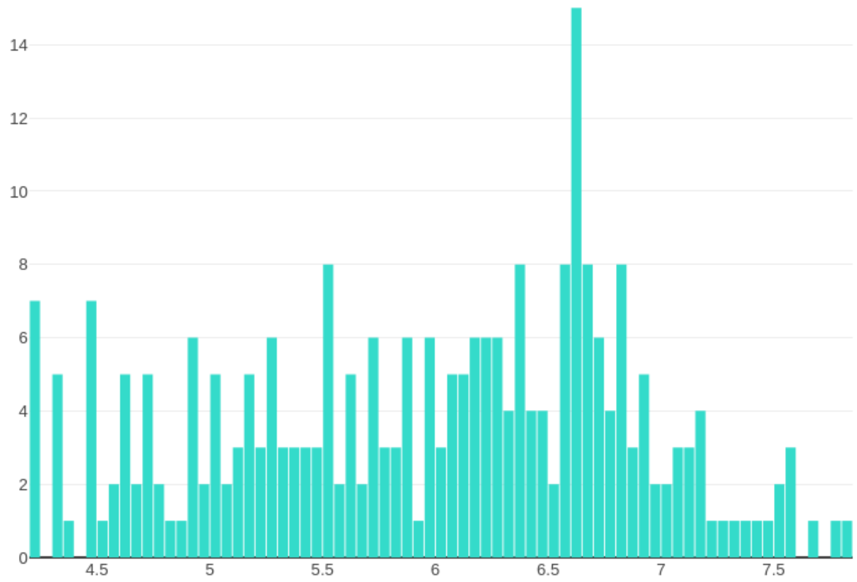
Minimum	1er quantile	Médiane	Moyenne	3ème quantile	Maximum
67.5	193.0	430.0	542.2	750.0	2460.0



Cible modifiée

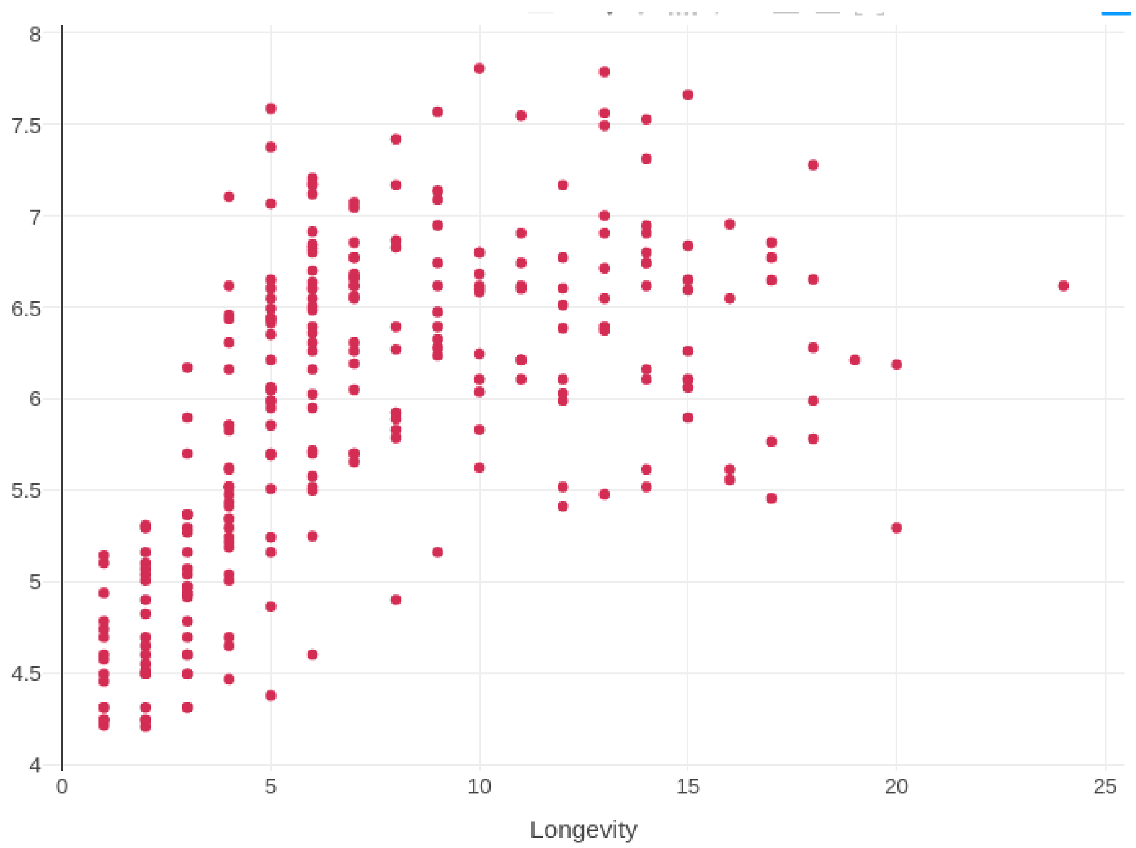
Pour essayer de rendre la cible plus symétrique, on va essayer de prédire plutôt **log(Salary_1987).**

Minimum	1^{er} quantile	Médiane	Moyenne	3ème quantile	Maximum
4.212	5.263	6.064	5.945	6.620	7.808

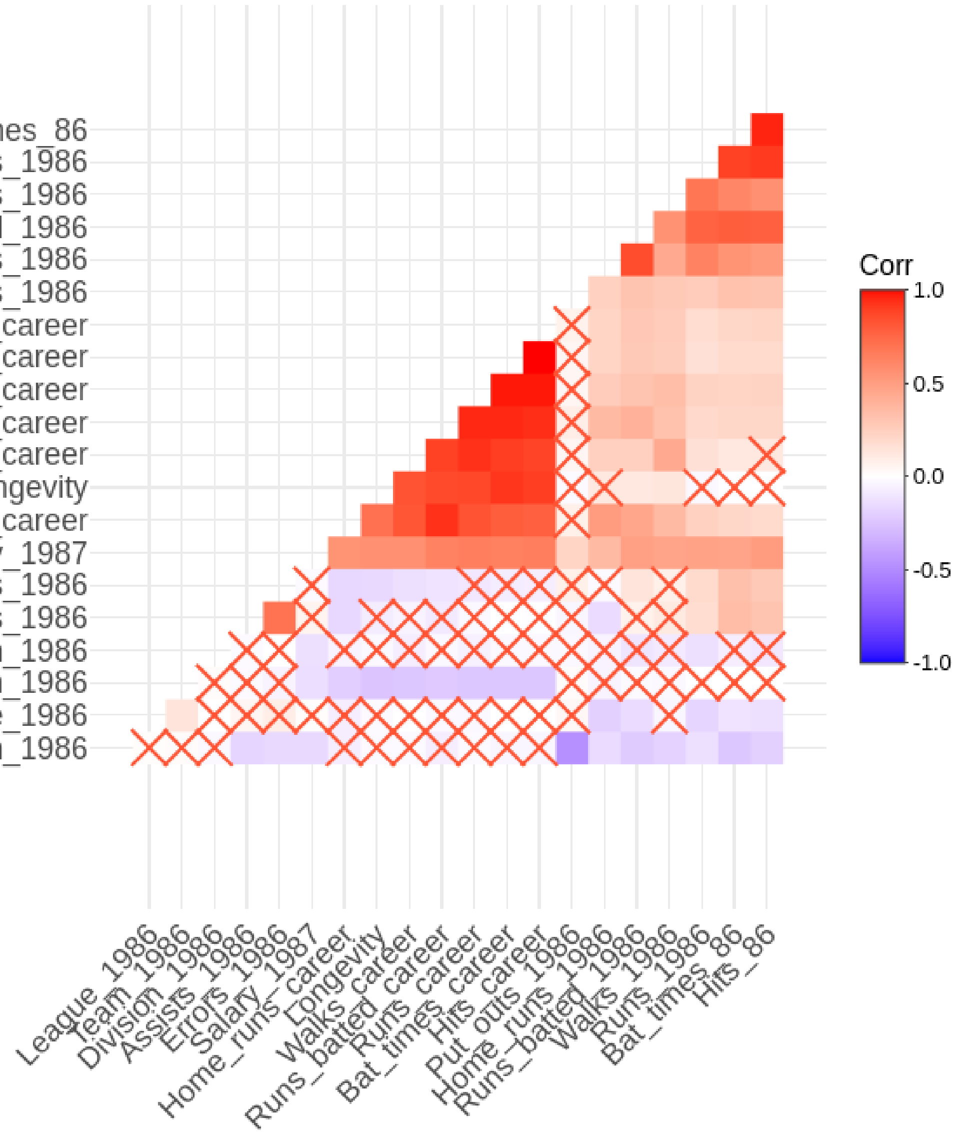


Intuition

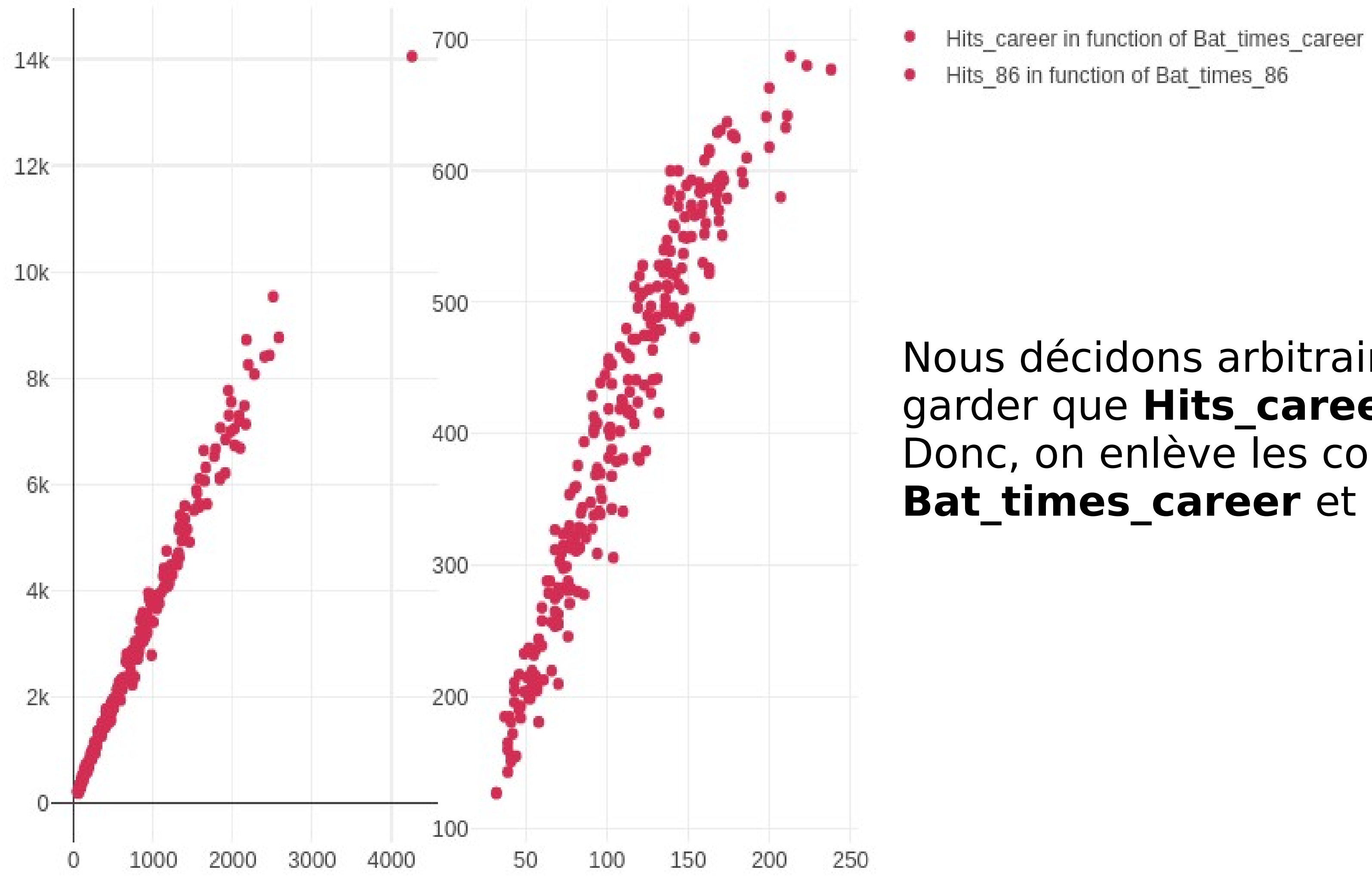
Pour bien voir le lien entre la performance des joueurs et leur salaire, intuitivement la durée de leur carrière est très importante. Une première remarque qu'on peut faire est que le salaire n'est pas linéairement explicable par les années d'activités, ce qui peut paraître contre-intuitif.



Corrélation entre les variables et la cible

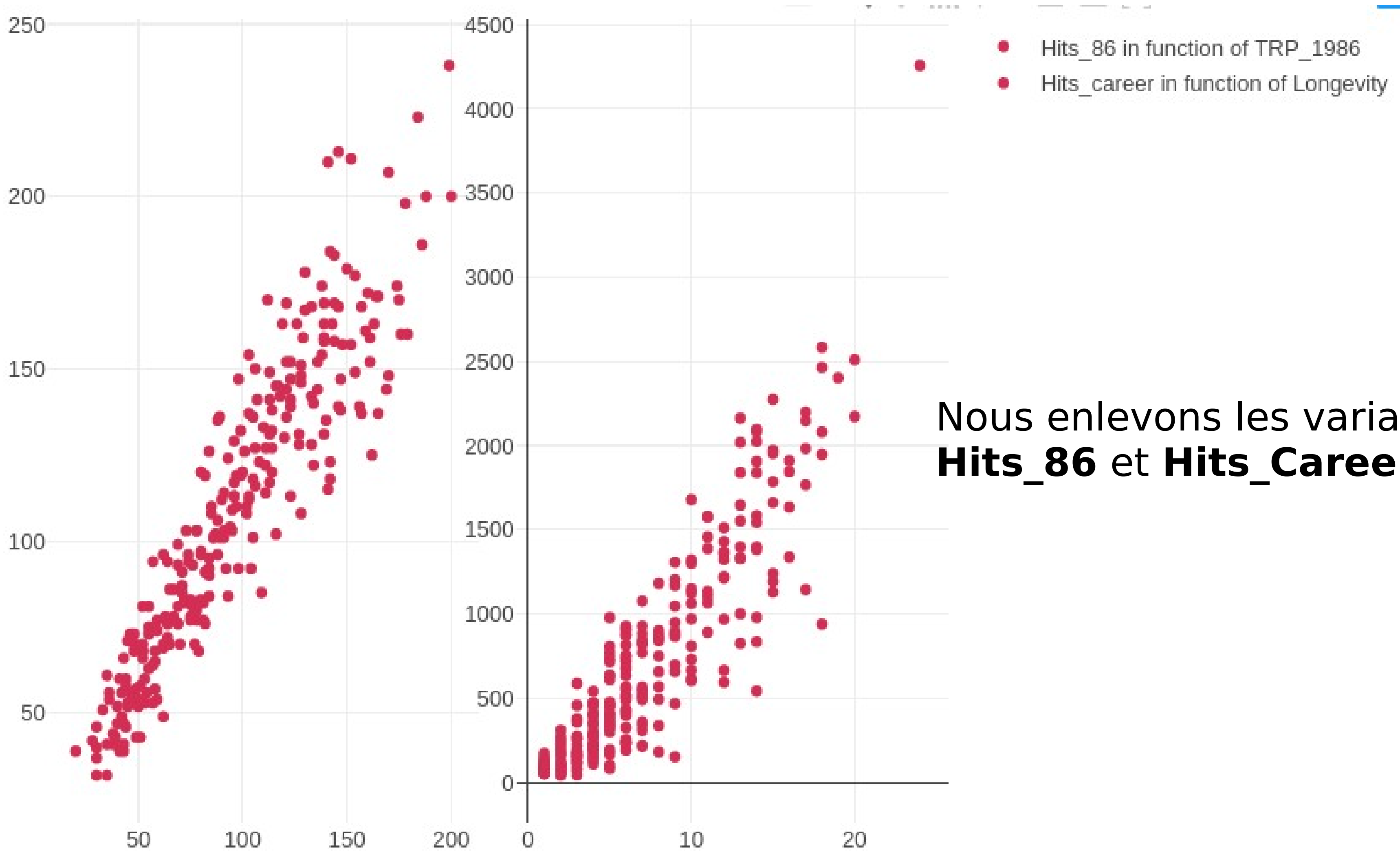


Corrélation entre les variables et la cible



Nous décidons arbitrairement de ne garder que **Hits_career** et **Hits_86**. Donc, on enlève les colonnes **Bat_times_career** et **Bat_times_86**.

Corrélation entre les variables et la cible



Nous enlevons les variables **Hits_86** et **Hits_Career**.

Intuition n°2

- Un expert du baseball, **Earnshaw Cook** avait suggéré de considérer une variable que l'on notera **Total Runs Produced (TPR)**, qui donne le nombre total de runs produits par les joueurs, divisé par le nombre d'année de leur activité sportive de haut niveau.

$$TPR = (runs + runs\_batted\_in - home\_runs)/years$$

- Cette nouvelle variable nous permet de nous libérer de 6 variables, et d'en ajouter 2 nouvelles, donc de diminuer le nombre de features de 4.

Corrélation entre les variables et la cible

Finalement, on continue à travailler avec ces variables :

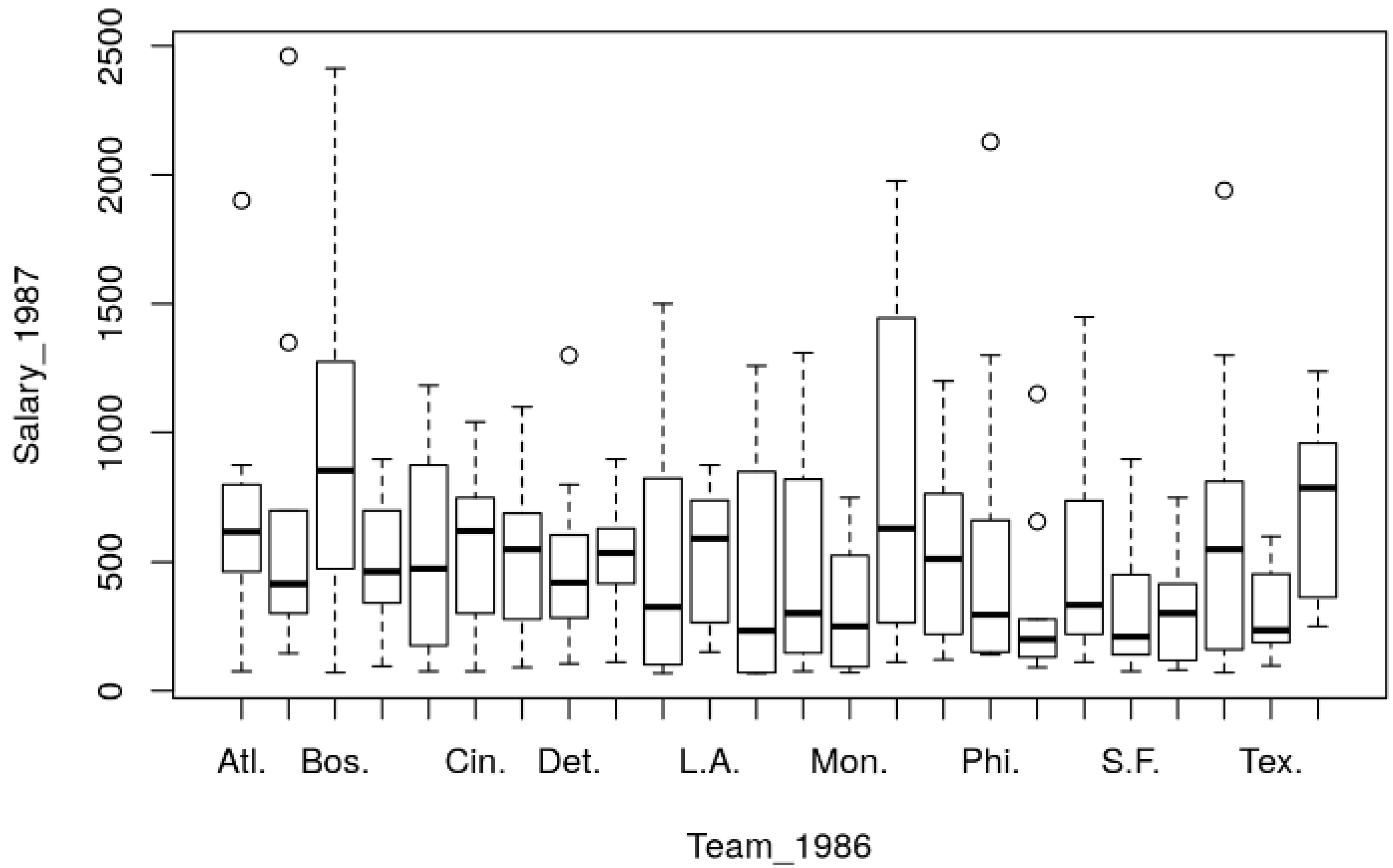
- **Walks_1986**
- **Longevity**
- **Walks_career**
- **League_1986**
- **Division_1986**
- **Team_1986**
- **Position_1986**
- **Put_outs_1986**
- **Assists_1986**
- **Errors_1986**
- **TRP_career**
- **TRP_1986**

Variables categorielles

Les vairables categorielles dans notre jeu de données sont:

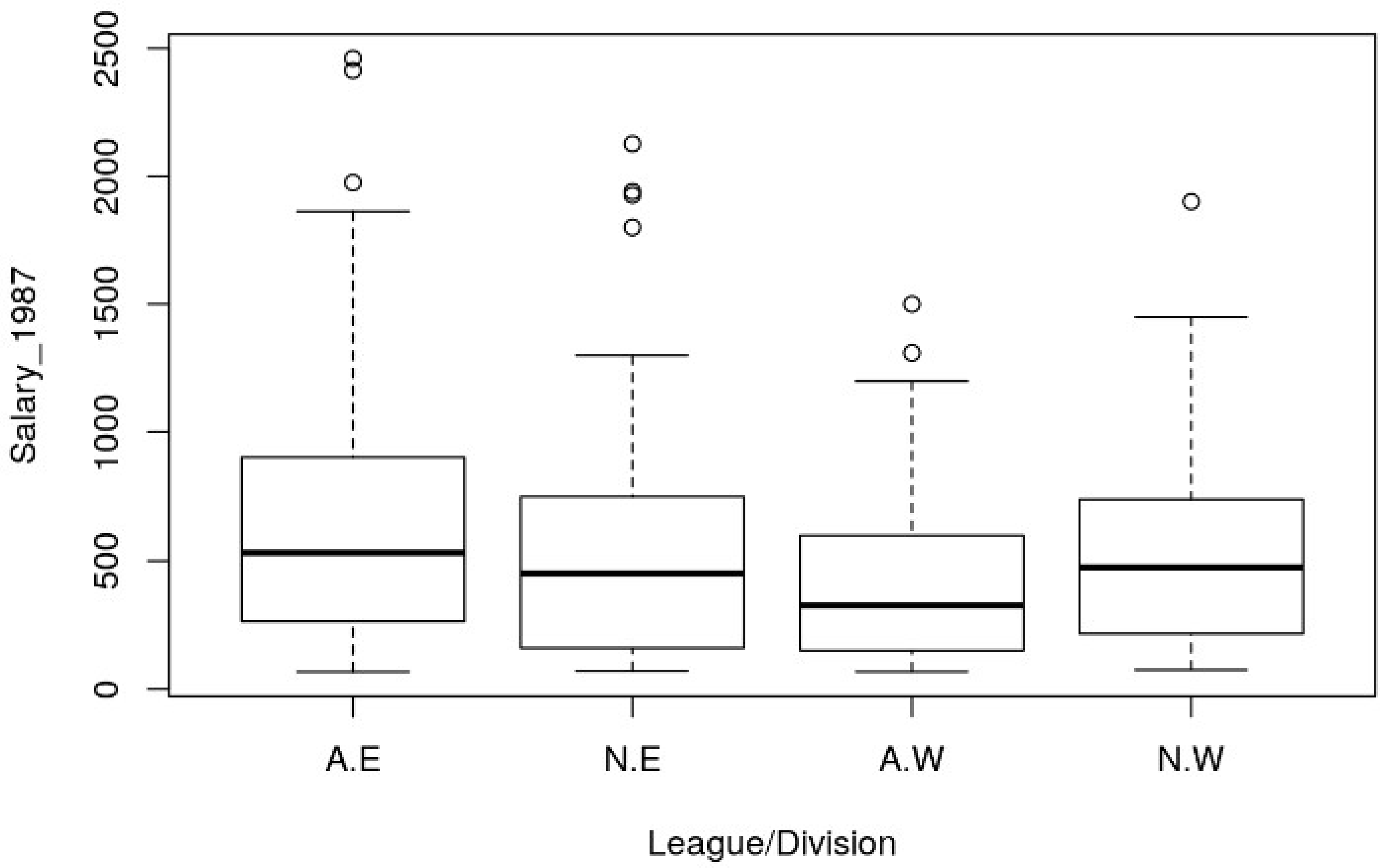
- **League_1986 (A ou N)**
- **Division_1986 (E ou W)**
- **Teal_1986 (il y en a 25 au total)**
- **Position_1986**

Par équipe



Salary_1987
0
500
1000
1500
2000
2500
Atl.
Bos.
Cin.
Det.
L.A.
Mon.
Phi.
S.F.
Tex.
Team_1986

Par Ligue / Division



ANOVA à 2 facteurs

```
##
## Call:
## lm(formula = Salary_1987 ~ League_1986 * Division_1986, data = data)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -603.35 -321.41  -95.28  227.22 1789.15
##
## Coefficients:
##                             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)                   670.85      53.69  12.495  < 2e-16 ***
## League_1986N                  -98.50      78.08  -1.262  0.20823
## Division_1986W               -249.44      75.12  -3.320  0.00103 **
## League_1986N:Division_1986W   187.37     109.40   1.713  0.08797 .
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 442.7 on 259 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.043,  Adjusted R-squared:  0.03191
## F-statistic: 3.879 on 3 and 259 DF,  p-value: 0.009727
```

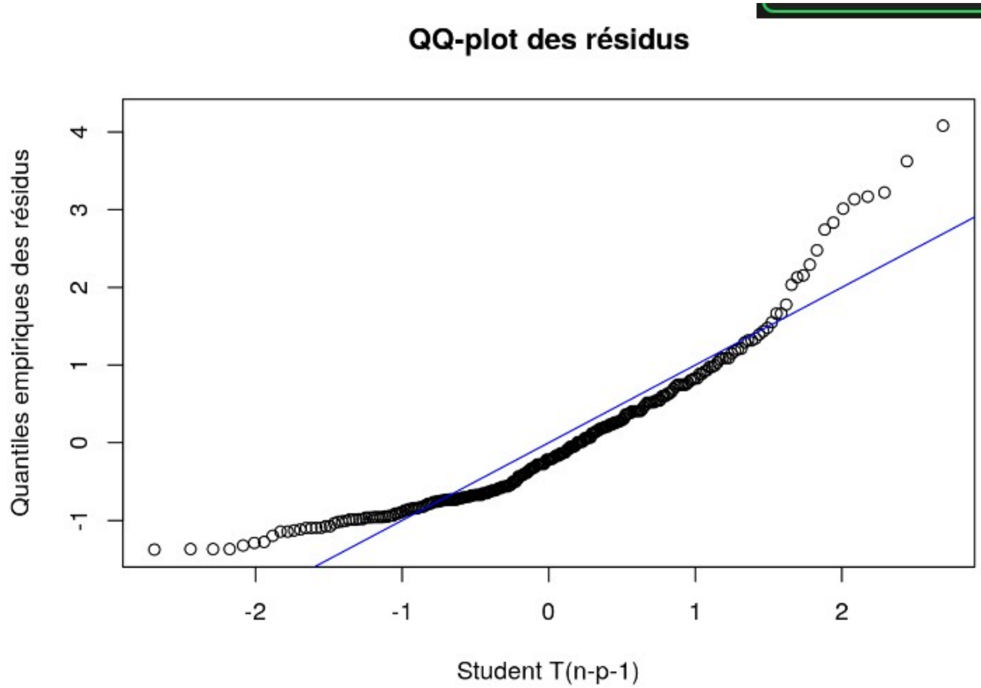
- La **p-valeur** du test associé à la league est très élevée. Cependant on ne peut pas rejeter immédiatement l’hypothèse selon laquelle l’interraction league/division influe sur le salaire.

ANOVA à 2 facteurs

```
## Analysis of Variance Table
##
## Response: Salary_1987
##                              Df   Sum Sq Mean Sq F value   Pr(>F)
## League_1986                   1      452     452  0.0023 0.961721
## Division_1986                 1  1705570 1705570  8.7011 0.003471 **
## League_1986:Division_1986     1   574971  574971  2.9333 0.087969 .
## Residuals                   259 50768712  196018
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

- La **p-valeur** de l'interraction est de **0.9**, on rejette donc l'hypothèse nulle au niveau **10%** mais pas au niveau **5%**.

ANOVA à 2 facteurs



- Les résidus **ne s'alignent pas correctement sur la première bissectrice**, il est possible que ce soit du à des salaires très élevés (ceux des stars de la league) ou très bas, en effet rien ne dit que le niveau est homogène et les salaires dépendent principalement du niveau des joueurs. Pour vérifier cela on pourrait par exemple examiner les **valeurs aberrantes**. On ne peut cependant pas rejeter notre modèle pour autant sans faire une étude plus approfondie.

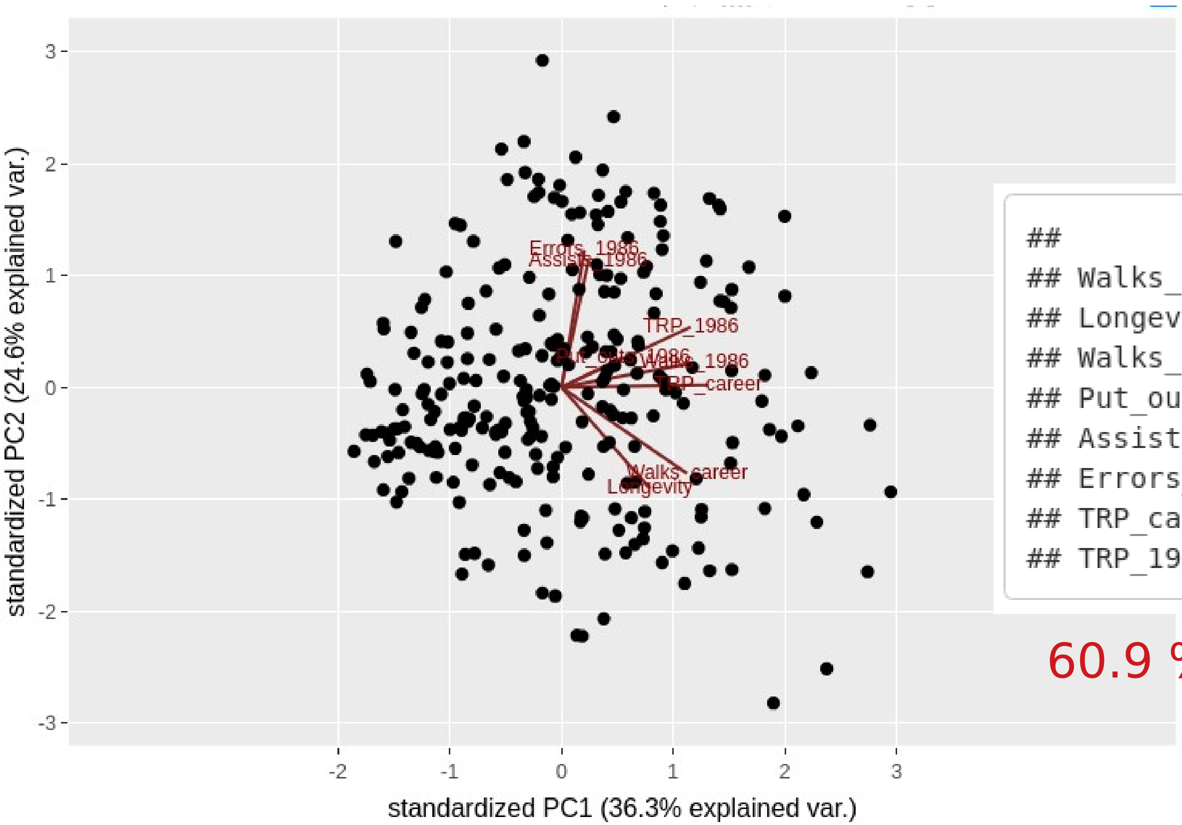
Analyse des composantes principales (ACP)

- L’ACP n’étant pas très stable pour les données categorielles, on les exclut temporairement. On travaille donc, avec les variables suivantes:

  - **Walks_1986**
  - **Longevity**
  - **Walks_career**
  - **Put_outs_1986**
  - **Assists_1986**
  - **Errors_1986**
  - **TRP_career**
  - **TRP_1986**

Analyse des composantes principales (ACP)

- Nous remarquons que la valeur propre la plus grande pour la première composante principale est celle correspondant à **TRP_career.** Ceci n’est pas du tout étonnant, vu que le nombre de runs qu’un joeur à fait au cours de sa carrière joue intuitivement un grand rôle dans le salaire qui gagne.

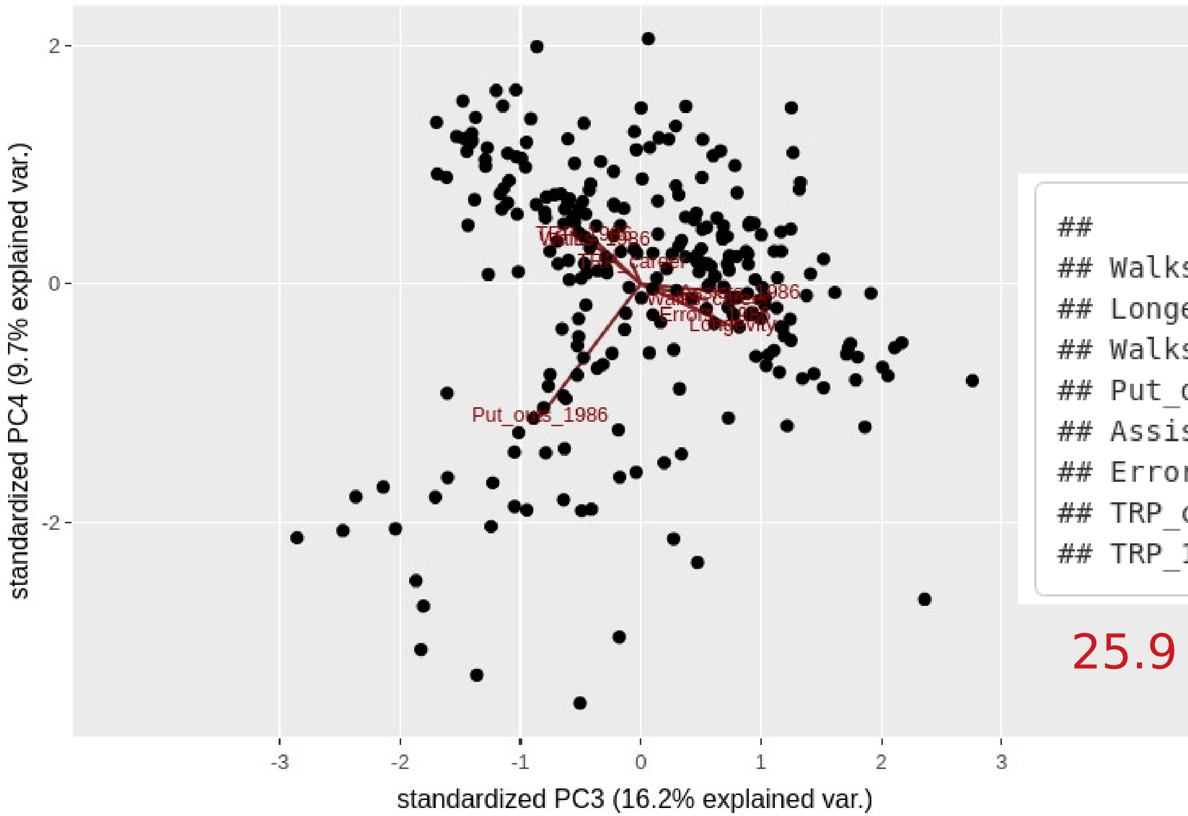



```
##                    PC1          PC2
## Walks_1986     0.45765099  0.102167538
## Longevity      0.30408866 -0.422139014
## Walks_career   0.43147193 -0.359274923
## Put_outs_1986  0.21153048  0.124713143
## Assists_1986   0.09239206  0.524580088
## Errors_1986    0.07854436  0.572841833
## TRP_career     0.50455154  0.009632819
## TRP_1986       0.44485359  0.251602432
```

60.9 % de variance expliquée

Analyse des composantes principales (ACP)

- Ces résultats ne sont pas très significatifs, car ces deux composantes principales expliquent seulement **25.9%** de la variance. Donc, au total, juste avec les 4 premières composantes principales nous expliquons **86.8%** de la variance totale.




```
##                        PC3         PC4
## Walks_1986     -0.21899372  0.27302092
## Longevity       0.43911299 -0.26740365
## Walks_career    0.32107566 -0.10358781
## Put_outs_1986  -0.48076395 -0.83082650
## Assists_1986    0.47319473 -0.06139313
## Errors_1986     0.35497738 -0.20706049
## TRP_career     -0.04224353  0.13042985
## TRP_1986       -0.27072359  0.29882545
```

25.9 % de variance expliquée

Analyse descendante de l’importance des variables

- Nous allons modéliser le problème en utilisant **toutes les variables** disponibles, et ensuite, on enlèvera celle qui présente **la p-value la plus grande**, donc, celle qui a été le moins utile pour décrire la cible.

```
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -1.4798 -0.3752  0.0360  0.4144  1.1481
##
## Coefficients:
##                 Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    3.9584234  0.2217276  17.853  < 2e-16 ***
## Walks_1986     0.0087936  0.0026232   3.352 0.000926 ***
## Longevity      0.1287538  0.0145325   8.860  < 2e-16 ***
## Walks_career  -0.0013041  0.0003240  -4.025 7.56e-05 ***
## League_1986    0.1431358  0.0686633   2.085 0.038120 *
## Division_1986 -0.1244497  0.0663045  -1.877 0.061691 .
## Team_1986     -0.0035858  0.0050614  -0.708 0.479328
## Position_1986 -0.0077358  0.0085568  -0.904 0.366837
## Put_outs_1986  0.0001290  0.0001441   0.896 0.371366
## Assists_1986   0.0004969  0.0003284   1.513 0.131527
## Errors_1986   -0.0157080  0.0072612  -2.163 0.031467 *
## TRP_career     0.0113028  0.0016946   6.670 1.63e-10 ***
## TRP_1986       0.0025481  0.0015196   1.677 0.094828 .
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.5289 on 250 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.6582, Adjusted R-squared:  0.6418
## F-statistic: 40.11 on 12 and 250 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Analyse descendante de l’importance des variables

- Nous avons observé que la p-value la plus grande (**0.479328**) est obtenue pour la variable **Team_1986**. Donc, on l’enlève pour notre modèle suivant :

```
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -1.44360 -0.37023  0.03064  0.41295  1.18657
##
## Coefficients:
##                   Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)      3.9200119  0.2147829  18.251  < 2e-16 ***
## Walks_1986       0.0087588  0.0026202   3.343 0.000956 ***
## Longevity        0.1293539  0.0144934   8.925  < 2e-16 ***
## Walks_career    -0.0012857  0.0003227  -3.985 8.86e-05 ***
## League_1986      0.1354528  0.0677341   2.000 0.046603 *
## Division_1986   -0.1252469  0.0662291  -1.891 0.059760 .
## Position_1986   -0.0078395  0.0085470  -0.917 0.359908
## Put_outs_1986    0.0001285  0.0001439   0.893 0.372740
## Assists_1986     0.0004889  0.0003279   1.491 0.137219
## Errors_1986     -0.0151129  0.0072053  -2.097 0.036952 *
## TRP_career       0.0112738  0.0016925   6.661 1.71e-10 ***
## TRP_1986         0.0025175  0.0015175   1.659 0.098374 .
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.5284 on 251 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.6575, Adjusted R-squared:  0.6425
## F-statistic:  43.8 on 11 and 251 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Analyse descendante de l’importance des variables

- Ensuite, on enlève la variable **Put_outs_1986**, car sa p-valeur est la plus grande: **0.372740**.

```
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -1.41902 -0.37966  0.02556  0.42577  1.23147
##
## Coefficients:
##                  Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    3.9536783  0.2113628  18.706  < 2e-16 ***
## Walks_1986     0.0089381  0.0026114   3.423 0.000723 ***
## Longevity      0.1292584  0.0144872   8.922  < 2e-16 ***
## Walks_career  -0.0013014  0.0003220  -4.041 7.07e-05 ***
## League_1986    0.1408621  0.0674355   2.089 0.037726 *
## Division_1986 -0.1265131  0.0661873  -1.911 0.057082 .
## Position_1986 -0.0115136  0.0074885  -1.538 0.125423
## Assists_1986   0.0004220  0.0003191   1.323 0.187157
## Errors_1986   -0.0144472  0.0071637  -2.017 0.044785 *
## TRP_career     0.0114611  0.0016787   6.827 6.43e-11 ***
## TRP_1986       0.0025939  0.0015145   1.713 0.087995 .
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.5282 on 252 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.6564, Adjusted R-squared:  0.6428
## F-statistic: 48.14 on 10 and 252 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Analyse descendante de l'importance des variables

- En itérant ces étapes, à la fin, on obtient un classement des variables par rapport à leur importance dans la détermination de la cible pour un modèle de regression linéaire multiple.

1. **TRP_career**
2. **Longevity**
3. **Walks_1986**
4. **Walks_career**
5. **Division_1986**

Modèle de regression linéaire multiple

Remarques :

- La modélisation du problème par un modèle de regression linéaire multiple en utilisant seulement les variables initiales dont on dispose **ne donne pas des résultats très satisfaisants**, comme on l'avait vu par le score R^2 dans l'analyse descendante.

- Le salaire des joeurs de baseball a **forcément un lien avec les années d'activité** du joeur, et ce lien est juste "partiellement" linéaire.

- La variable **TRP_career** est **très importante** pour l'explication de la cible (vu dans l'analyse descendante), et en général elle joue un grand rôle dans la quantité d'information totale (vu dans la partie ACP)

- Pour qu'un modèle linéaire soit assez stable pour les prédictions des salaires de l'année 1987, **il faut y inclure une variable de performance de l'année 1986.**

Modèle de regression linéaire multiple

En vue de la deuxième remarque, en plus de la variable Longevity, on va considérer son **carré** et son **cube**. C'est-à-dire:

$$\text{Longevity\_squared} = \text{Longevity}^2$$
$$\text{Longevity\_cubic} = \text{Longevity}^3$$

Essayons donc un **modèle de regression linéaire multiple** qui utlise: **Longevity, Longevity_squared, Longevity_cubic, TRP_career** et **Walks_1986.**

Modèle de regression linéaire multiple

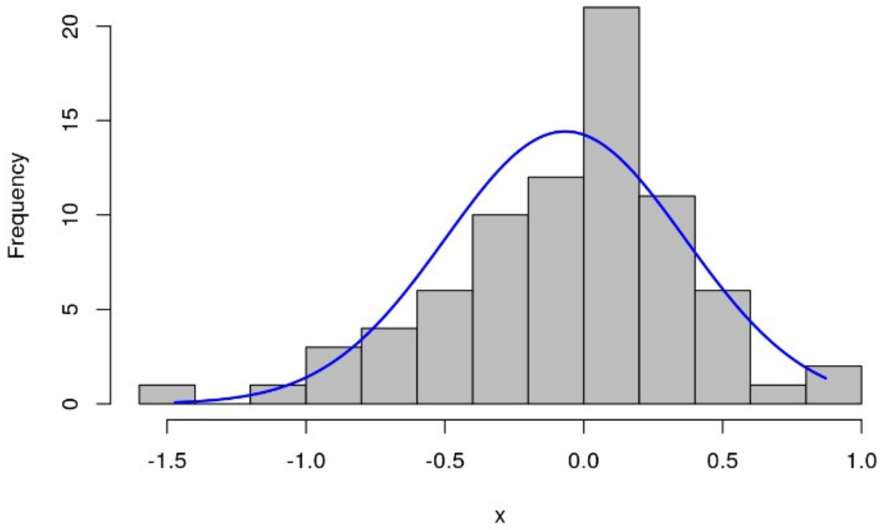
Voici ce que l'on obtient pour ce modèle :

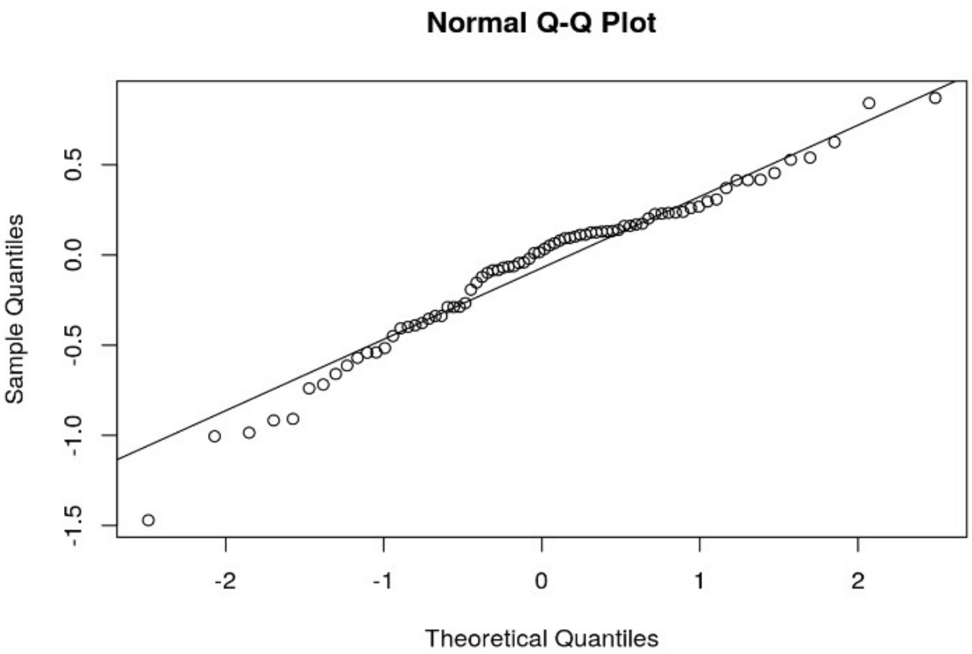
```
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -1.04284 -0.18930 -0.00764  0.19940  0.69952
##
## Coefficients:
##                 Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    2.7959292  0.1089346  25.666  < 2e-16 ***
## Longevity      0.6408712  0.0441547  14.514  < 2e-16 ***
## TRP_career     0.0121570  0.0007837  15.511  < 2e-16 ***
## Walks_1986     0.0044713  0.0011985   3.731 0.000256 ***
## years_squared -0.0490035  0.0053276  -9.198  < 2e-16 ***
## years_cubic    0.0010954  0.0001861   5.886 1.91e-08 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2954 on 179 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8898, Adjusted R-squared:  0.8868
## F-statistic: 289.2 on 5 and 179 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Nous observons un bon score **R^2**, de plus que **88 %.**

Modèle de regression linéaire multiple

Etudions les **résidus** et vérifions leur **normalité** :



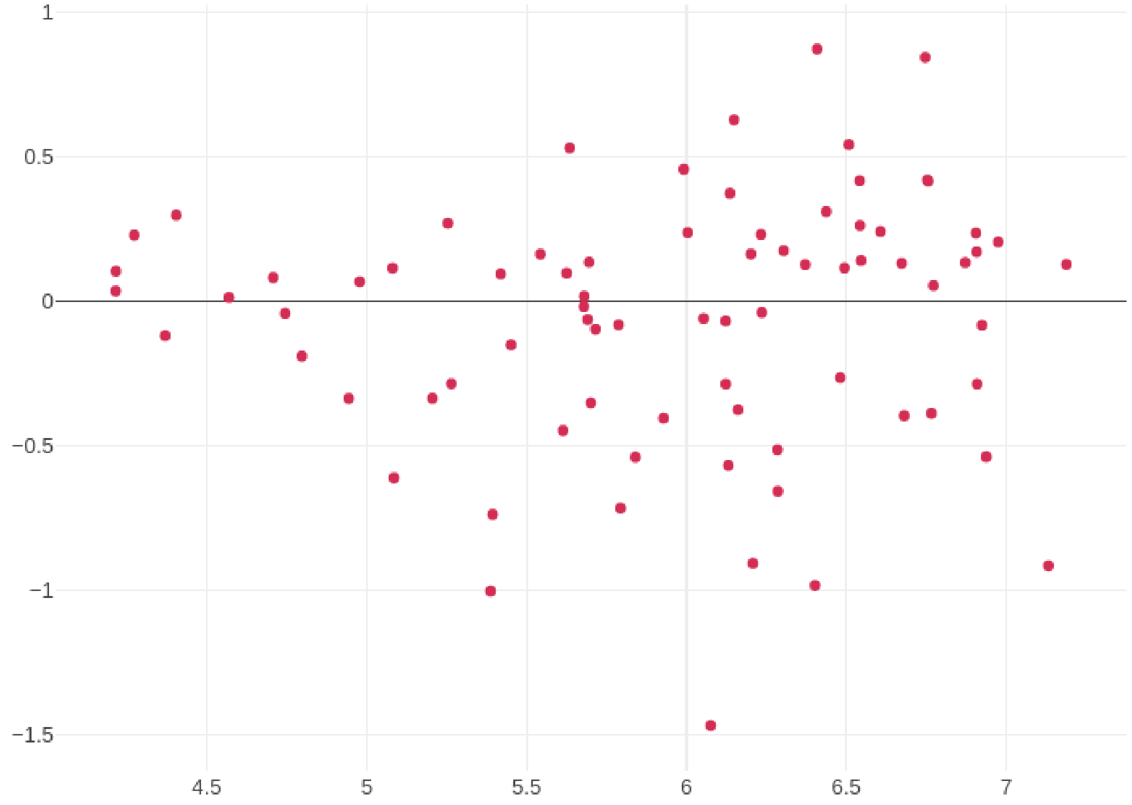


Modèles de regression linéaire multiple

- Nous avons séparé notre jeu de données en deux ensembles, **train set (70 %)** et **test set (30%)**, de manière aléatoire
- On entraîne le modèle sur le train set et ensuite on prédit les valeurs sur le test set (en les supposant inconnues).
- Nous obtenons une **RMSE (erreur quadratique moyenne)** égale à **256.0595**

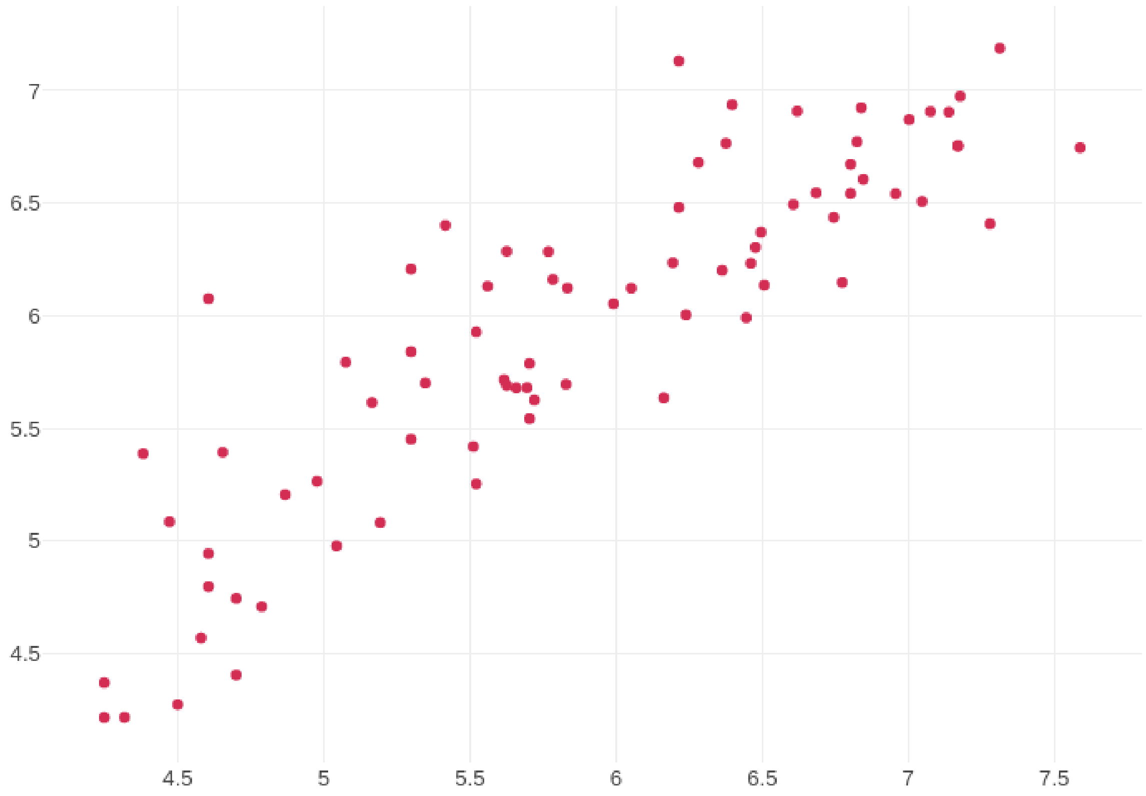
Modèle de regression linéaire multiple

Nous observons un **assez grand écart** pour certaines valeurs, ce qui est indicateur des **valeurs aberrantes** dans le jeu de données, nous devons les enlever ou les corriger pour avoir un modèle plus robuste et précis.



Modèle de regression linéaire multiple

En revanche, nous observons une **bonne tendance linéaire** lorsqu’on affiche les predictions en fonction des vraies valeurs pour le salaire dans le test set:



Conclusion

- Nous pouvons affirmer que **les salaires des joueurs sont bien expliqués par leur performance tout au long de leur carrière et de la performance de l'année d'avant**. Cependant, les modèles que nous avons utilisé sont **très sensibles aux valeurs aberrantes** et une étude plus approfondie (**de préférance en collaboration avec des experts de baseball**) est demandée afin de produire des modèles plus stables et robustes.

- Comme le lien entre les variables et la cible n'est **pas forcément linéaire**, un modèle non-linéaire serait plus précis et robuste. Même des simples modèles de machine learning (comme **Random Forest, Gradient Boosting**) donnent des résultats bien meilleurs qu'une regression linéaire multiple, malgrè le bon choix des variables.

Questions ?