

# PROJET D'ANALYSE MULTIVARIÉE DES POLLUANTS ATMOSPHERIQUES À PÉRIGUEUX

## Contexte

La pollution atmosphérique constitue un défi majeur pour la santé publique et l'environnement, en particulier dans les zones urbaines où les activités humaines et les conditions météorologiques jouent un rôle important. Ce projet se concentre sur l'étude de la qualité de l'air à Périgueux en 2024, avec pour objectif d'analyser l'influence des paramètres météorologiques sur les niveaux de pollution, notamment ceux de l'Ozone (O3) et des particules fines (PM10).

Grâce à des données collectées auprès d'Infoclimat et d'ATMO France, une exploration statistique approfondie a été réalisée à l'aide de techniques comme l'Analyse en Composantes Principales (ACP). Cette analyse vise à mettre en évidence les relations entre variables, identifier des périodes critiques et proposer des pistes d'interprétation pour mieux comprendre les mécanismes sous-jacents

```
library(tidyr)
library(dplyr)
library(ggplot2)
library(lubridate) # pour la gestion des format date
library(MASS)
library(FactoMineR)
library(corrplot)
library(factoextra)
library(plotly)
# manipulation pour les données manquantes
library(naniar)
# si on veut faire de l'ACP en dynamique, ie explorer et voir directement le rendu
library(Factoshiny)
library(tinytex)
```

On décide de supprimer la variables PM2.5, et ensuite de nettoyer les lignes où des NA subsistent

On crée une variable qui donne le jour de mesure, ainsi que l'heure :

Puis, en cas de besoin, un vecteur des identifiants avec une info sur la date et l'heure :

## La Matrice de corrélation des variables

```
# Calcul de la matrice de corrélation pour les variables quantitatives
quant_vars <- df %>% select(where(is.numeric))
Matrix<-round(cor(quant_vars),3) #fonction round pour arrondir à 3 décimales

# Dans un chunk R Markdown, utilisez par exemple :
```

Table 1: Matrice de corrélation des variables quantitatives

	date_debut_standard	NO2	O3	NO	PM10	temperature	pression	pression_variation_3h	humidite	point_de_rose	vent_moyen	vent_rakles	vent_rakles_10min	vent_direction	temperature_min	temperature_max	pluie_1h	pluie_3h	pluie_6h	pluie_12h	pluie_24h	pluie_cumul_1h	pluie_instante	pluie_instante_max_1h	lune
date_debut_standard	1.000	-0.283	0.075	-0.331	-0.091	0.561	0.148	0.003	-0.194	0.011	-0.114	-0.055	-0.000	0.055	0.507	-0.375	-0.016	-0.014	-0.006	0.017	0.009	-0.036	-0.009	0.001	0.003
NO2	-0.283	1.000	-0.407	0.476	0.489	-0.362	0.360	0.121	0.287	-0.365	-0.262	0.014	-0.292	-0.119	-0.278	-0.274	-0.010	-0.026	-0.007	-0.040	-0.075	0.012	-0.003	-0.012	0.170
O3	0.075	-0.407	1.000	-0.540	-0.118	0.473	-0.267	-0.022	-0.012	0.219	0.436	0.013	0.478	0.254	0.233	0.464	0.053	0.076	0.004	0.111	0.006	0.044	0.004	0.044	0.300
NO	-0.331	0.476	-0.540	1.000	0.528	-0.340	0.227	0.080	0.342	-0.280	-0.248	0.016	-0.244	-0.160	-0.353	-0.275	-0.037	-0.050	-0.072	-0.083	-0.103	-0.044	-0.019	-0.020	0.094
PM10	-0.091	0.489	-0.118	0.528	1.000	-0.053	0.207	-0.020	0.040	-0.043	-0.107	0.006	-0.205	-0.106	-0.005	-0.012	-0.144	-0.109	-0.222	-0.205	-0.105	-0.145	-0.067	-0.055	
temperature	0.561	-0.362	0.473	-0.340	-0.053	1.000	-0.195	-0.150	-0.633	0.846	0.184	-0.009	0.239	0.107	0.902	-0.060	-0.042	-0.040	-0.007	-0.038	-0.043	-0.020	0.007	0.205	
pression	-0.148	0.260	-0.267	0.227	0.227	-0.195	1.000	0.050	0.028	-0.225	-0.174	-0.010	-0.208	0.048	-0.239	-0.171	-0.220	-0.204	-0.224	-0.342	-0.333	-0.315	-0.154	-0.132	-0.012
pression_variation_3h	0.003	0.121	-0.022	0.080	-0.020	-0.150	0.050	1.000	0.257	-0.026	-0.002	-0.002	-0.003	0.200	0.046	-0.014	0.043	0.075	0.125	0.140	0.140	0.210	0.022	0.041	0.151
humidite	-0.194	0.287	-0.012	0.242	0.049	-0.633	0.028	0.257	1.000	-0.363	-0.423	-0.010	-0.448	-0.008	-0.122	-0.543	0.164	0.109	0.211	0.200	0.192	0.185	0.002	0.083	-0.288
point_de_rose	0.011	-0.365	0.219	-0.280	-0.043	0.846	-0.225	-0.026	-0.163	1.000	-0.024	-0.360	0.009	0.003	0.503	0.528	0.066	0.060	0.001	0.086	0.075	0.067	0.022	0.062	0.085
vent_moyen	-0.114	-0.262	0.436	-0.218	-0.107	0.184	-0.174	-0.091	-0.423	-0.024	1.000	0.046	0.002	0.117	-0.016	0.078	0.009	0.084	0.066	0.078	0.066	0.000	0.067	0.015	0.100
vent_rakles	-0.055	0.014	0.012	0.016	0.006	-0.009	-0.010	-0.002	-0.010	-0.100	0.046	1.000	-0.003	-0.004	-0.149	-0.174	0.016	-0.014	-0.020	-0.014	-0.016	-0.010	0.010	0.010	0.010
vent_rakles_10min	-0.060	-0.202	0.478	-0.244	-0.205	0.220	-0.208	-0.095	-0.448	0.049	0.003	-0.003	1.000	0.106	0.047	0.148	0.085	0.111	0.120	0.117	0.106	0.120	0.075	0.028	0.110
vent_direction	0.055	-0.119	0.254	-0.160	-0.106	0.107	-0.040	0.200	-0.009	0.000	0.117	-0.004	0.106	1.000	0.142	0.112	0.050	0.050	0.065	0.070	0.056	0.106	0.023	0.020	0.102
temperature_min	0.507	-0.278	0.220	-0.353	-0.005	0.746	-0.220	0.046	-0.122	0.803	-0.016	-0.149	0.007	0.047	1.000	0.727	0.034	0.056	0.076	0.097	0.104	0.063	0.013	0.041	-0.008
temperature_max	0.375	-0.274	0.454	-0.275	-0.012	0.802	-0.175	-0.014	-0.543	0.826	0.078	-0.174	0.146	0.132	0.727	1.000	-0.032	-0.032	-0.030	-0.032	-0.036	0.005	-0.023	0.034	0.416
pluie_1h	-0.016	-0.010	0.003	-0.007	-0.144	-0.040	-0.220	0.043	0.164	0.046	0.000	0.016	0.045	0.008	0.034	-0.032	1.000	0.748	0.700	0.441	0.305	0.412	0.027	0.440	0.013
pluie_3h	-0.014	-0.026	0.070	-0.059	-0.108	-0.042	-0.204	0.075	0.100	0.068	0.004	-0.014	0.111	0.050	0.056	-0.032	0.748	1.000	0.830	0.614	0.436	0.567	0.342	0.020	
pluie_6h	-0.006	-0.007	0.004	-0.072	-0.222	-0.040	-0.201	0.123	0.211	0.081	0.006	-0.008	0.120	0.065	0.076	-0.030	0.830	0.800	1.000	0.813	0.527	0.608	0.284	0.277	0.008
pluie_12h	0.017	-0.040	0.111	-0.083	-0.205	-0.007	-0.342	0.140	0.200	0.096	0.078	-0.034	0.117	0.079	0.007	-0.032	0.441	0.634	0.613	1.000	0.720	0.715	0.233	0.207	0.001
pluie_24h	0.009	-0.075	0.006	-0.101	-0.104	-0.008	-0.302	0.140	0.102	0.078	0.066	-0.038	0.106	0.056	0.004	-0.036	0.305	0.436	0.527	0.720	1.000	0.610	0.171	0.144	0.000
pluie_cumul_1h	-0.006	0.012	0.100	-0.044	-0.183	-0.043	-0.355	0.210	0.185	0.067	0.000	-0.036	0.120	0.106	0.063	0.005	0.413	0.567	0.666	0.755	0.610	1.000	0.235	0.216	0.245
pluie_instante	-0.010	-0.003	0.006	-0.010	-0.083	-0.020	-0.144	0.042	0.092	0.067	0.046	0.075	0.042	0.013	0.012	-0.033	0.417	0.442	0.304	0.238	0.171	0.235	1.000	0.226	0.017
pluie_instante_max_1h	0.031	-0.012	0.044	-0.020	-0.087	0.067	-0.133	0.041	0.083	0.062	0.015	-0.013	0.026	0.030	0.041	0.034	0.440	0.342	0.272	0.207	0.141	0.216	0.329	1.000	0.067
lune	0.003	0.170	0.309	0.004	0.003	0.205	-0.022	0.151	-0.208	0.095	0.100	0.018	0.110	0.102	-0.001	0.416	0.013	0.020	0.026	0.021	0.000	0.010	0.007	0.007	1.000

```
library(knitr)
library(kableExtra)

kable(Matrix,
       format = "latex",           # indique qu'on veut du code LaTeX
       caption = "Matrice de corrélation des variables quantitatives",
       booktabs = TRUE) %>%
  kable_styling(latex_options = c("striped", "scale_down"))
```

## Analyse globale

### Corrélations Positives NO2 :

NO (0.876) : Une forte corrélation positive indique que des niveaux élevés de NO2 sont associés à des niveaux élevés de NO. Cela peut être dû à des sources communes de pollution, comme les émissions des véhicules.

PM10 (0.49) : Une corrélation positive montre que des niveaux élevés de NO2 sont associés à des niveaux élevés de PM10.Cela peut indiquer que les zones avec une pollution élevée en NO2 ont également des niveaux élevés de particules fines.

### O3 :

vent\_moyen (0.436) :Des niveaux élevés d'O3 sont associés à des vitesses de vent moyennes plus élevées. Cela peut indiquer que le vent aide à disperser l'ozone dans l'atmosphère..

temperature (0.473) : Une corrélation positive montre que des niveaux élevés d'O3 sont associés à des températures plus élevées.Cela peut s'expliquer par le fait que l'ozone se forme plus facilement à des températures plus élevées.

### NO :

PM10 (0.528) : Des niveaux élevés de NO sont associés à des niveaux élevés de PM10. Cela peut indiquer que les zones avec une pollution élevée en NO ont également des niveaux élevés de particules fines.

### temperature :

point\_de\_rosee (0.846) : Une forte corrélation positive montre que des températures plus élevées sont associées à des points de rosée plus élevés.

temperature\_max (0.902) : Des températures plus élevées sont associées à des températures maximales plus élevées. Cela indique que les journées chaudes sont encore plus chaudes.

### point\_de\_rosee :

temperature\_min (0.893) : Des points de rosée plus élevés sont associés à des températures minimales plus élevées. Cela signifie que l'air est plus humide pendant les nuits chaudes.

temperature\_max (0.828) : Des points de rosée plus élevés sont associés à des températures maximales plus élevées. Cela signifie que l'air est plus humide pendant les journées chaudes.

vent\_moyen :

vent\_rafales\_10min (0.893) : Des vitesses de vent moyennes plus élevées sont associées à des rafales de vent plus élevées sur 10 minutes. Cela signifie que les périodes de vent fort sont souvent accompagnées de rafales.

### Corrélations Négatives O3 :

humidite (-0.612) : Des niveaux élevés d'O3 sont associés à des niveaux plus faibles d'humidité. Cela peut indiquer que l'ozone se forme plus facilement dans des conditions sèches.

NO (-0.54) : Des niveaux élevés d'O3 sont associés à des niveaux plus faibles de NO. Cela peut indiquer que les sources de NO, comme les émissions des véhicules, réduisent les niveaux d'ozone.

humidite :

temperature (-0.633) : Des niveaux plus élevés d'humidité sont associés à des températures plus faibles. Cela peut indiquer que l'air est plus humide à des températures plus basses.

### Les variables corrélées avec O3

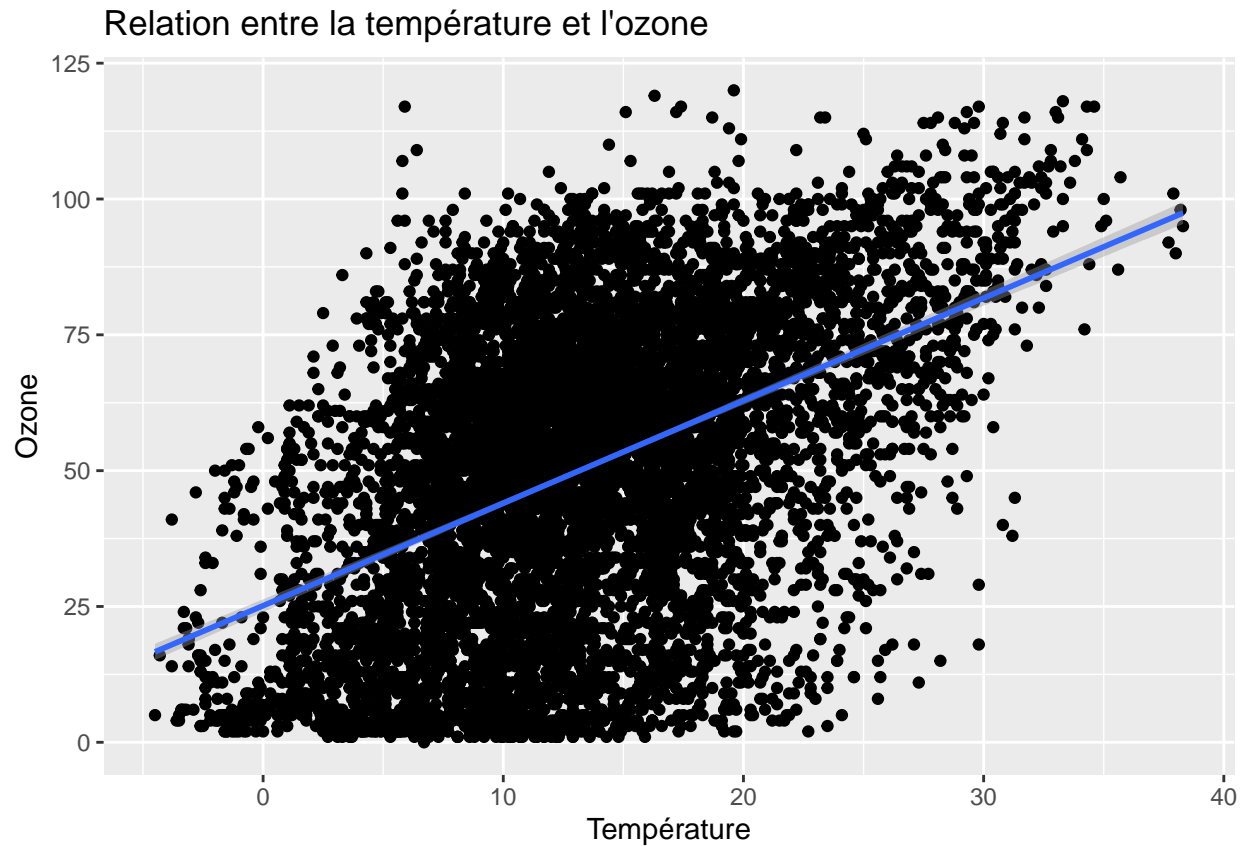
En se basant sur la matrice de corrélation on observe que les variables: NO(-0,540), et humidité(-0,612) sont liées négativement à l'ozone. Temperature maximum(0,454), vents\_rafales\_10min(0,478), vent\_moyen(0,436) et temperature(0,473) sont liées positivement à l'ozone.

### Les graphiques pertinents montrant la liaison

Ces graphiques montrent la relation entre l'ozone et quelques variables.

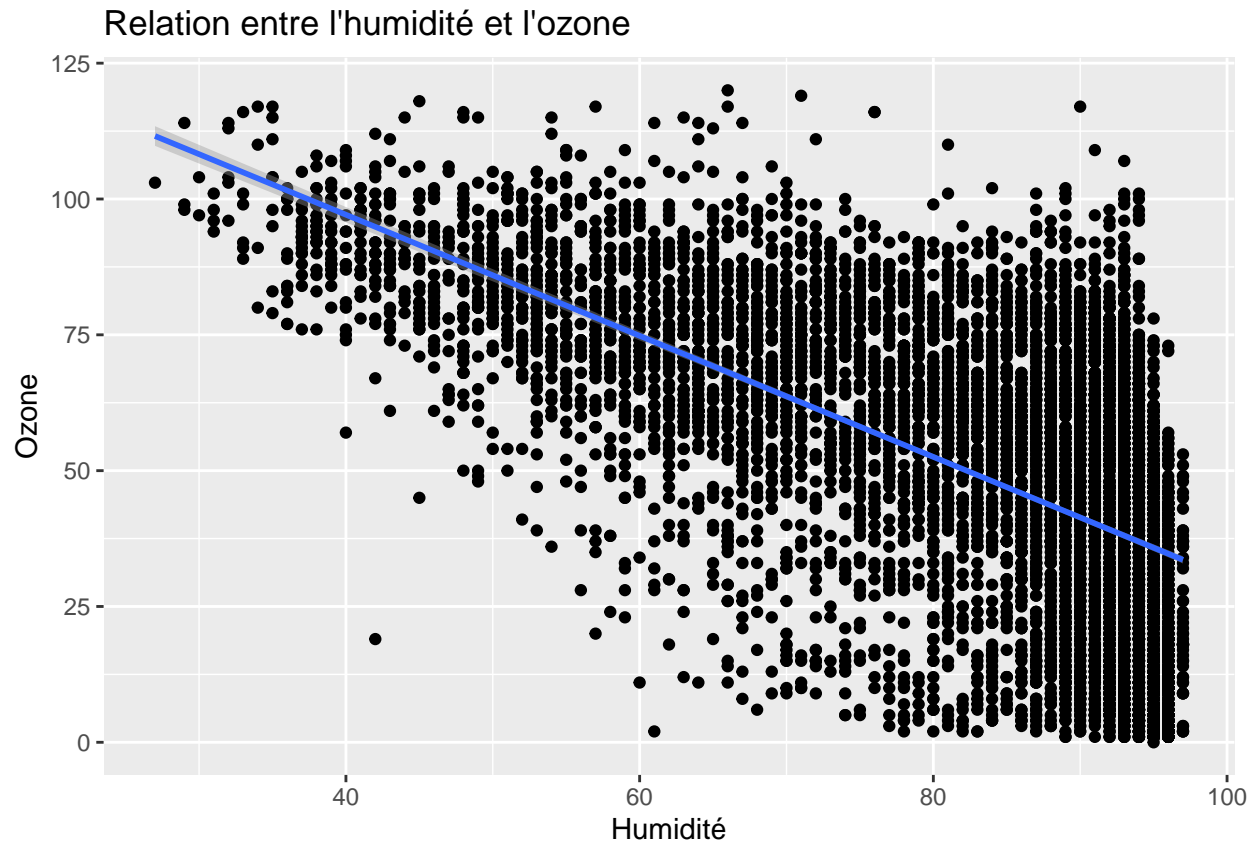
### Relation entre la température et l'ozone

```
# Graphiques pertinents
ggplot(df, aes(x = temperature, y = O3)) +
  geom_point() +
  geom_smooth(method = "lm") +
  labs(title = "Relation entre la température et l'ozone", x = "Température", y = "Ozone")
```



Relation entre l'humidité et l'ozone

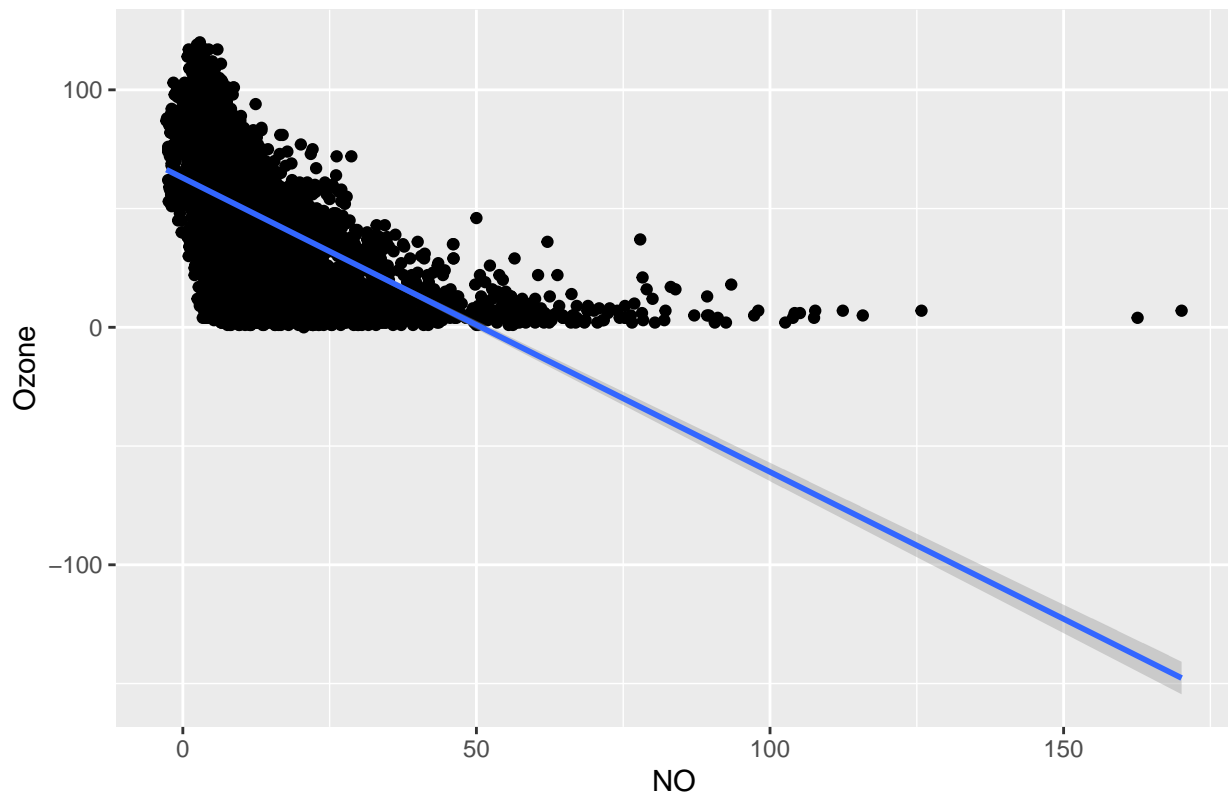
```
# Graphiques pertinents  
ggplot(df, aes(x = humidite, y = O3)) +  
  geom_point() +  
  geom_smooth(method = "lm") +  
  labs(title = "Relation entre l'humidité et l'ozone", x = "Humidité", y = "Ozone")
```



Relation entre l'azote(NO) et l'ozone(O3)

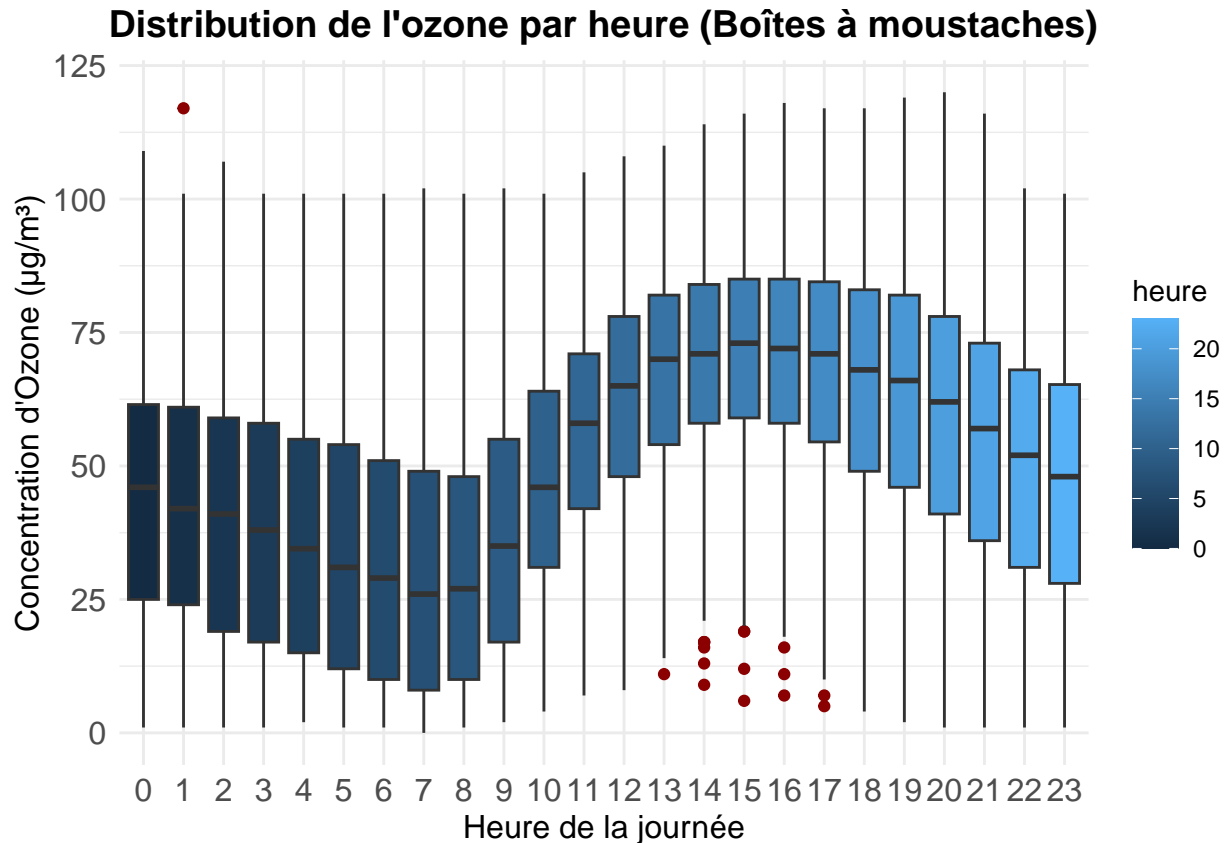
```
ggplot(df, aes(x = NO, y = O3)) +  
  geom_point() +  
  geom_smooth(method = "lm") +  
  labs(title = "Relation entre NO et l'ozone", x = "NO", y = "Ozone")
```

Relation entre NO et l'ozone



Représentation des boîtes à moustaches parallèles de la variable Ozone, en fonction de l'heure de la journée.

```
# Graphique des boîtes à moustaches de l'ozone par heure
ggplot(df, aes(x = factor(heure), y = O3, fill=heure)) + # Couleurs par heure
  geom_boxplot(outlier.color = "darkred", outlier.shape = 19) + # Points aberrants en rouge
  labs(
    title = "Distribution de l'ozone par heure (Boîtes à moustaches)",
    x = "Heure de la journée",
    y = "Concentration d'Ozone (µg/m³)"
  ) +
  theme_minimal() + # Style propre et lisible
  theme(
    plot.title = element_text(hjust = 0.5, size = 14, face = "bold"), # Titre centré et en gras
    axis.title = element_text(size = 12), # Taille des titres des axes
    axis.text = element_text(size = 12), # Taille des textes des axes
  )
```



**Commentaires.** Les concentrations d’ozone augmentent progressivement à partir de 9h, atteignent un pic entre 14h et 16h, puis diminuent progressivement après 17h. Les concentrations sont les plus basses durant la nuit (0h - 7h).

Dispersion :

Pendant les heures de pointe de la journée (12h - 16h), les moustaches sont plus courtes, ce qui indique une plus faible variabilité. Cela peut refléter des conditions météorologiques stables. La nuit, la dispersion est plus élevée, suggérant des variations importantes dues à d’autres facteurs.

Valeurs aberrantes :

Quelques valeurs aberrantes sont visibles, principalement en milieu de journée et la nuit. Ces points peuvent représenter des événements ponctuels de pollution ou des erreurs de mesure.

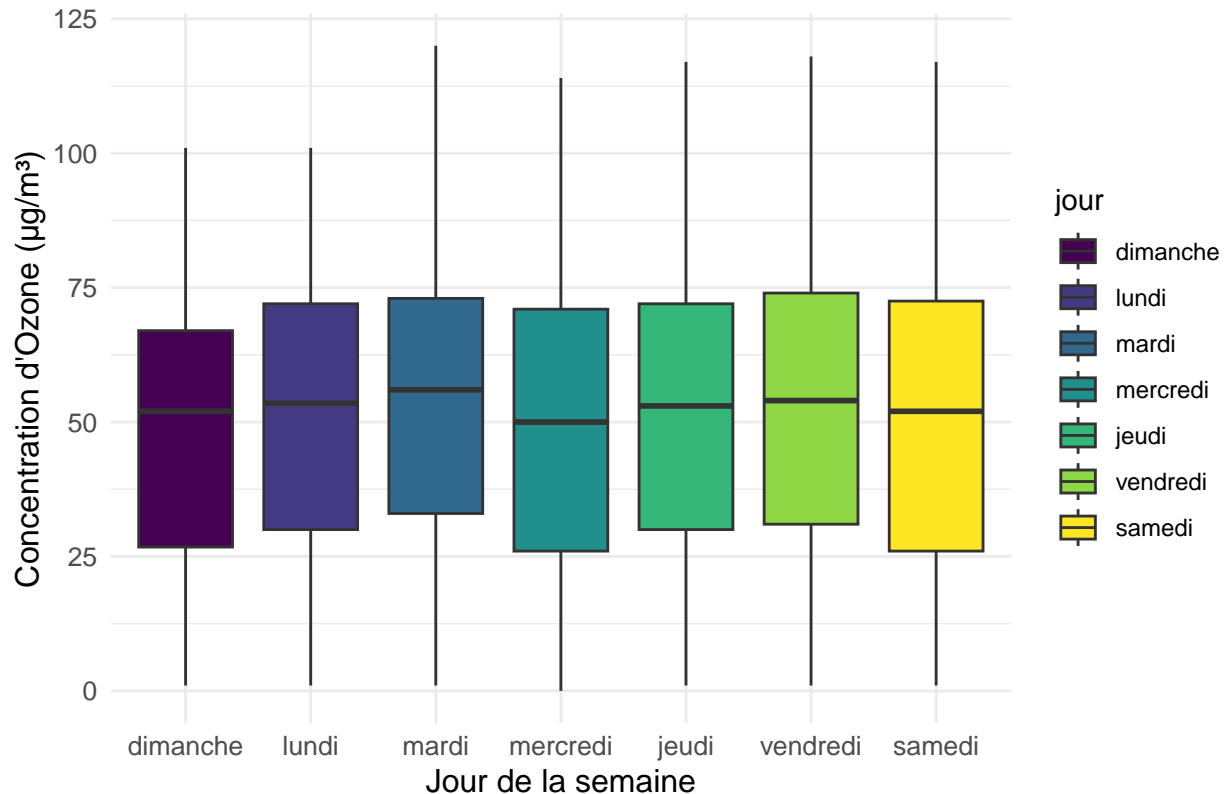
Interprétation :

Pic en journée (14h - 16h) : L’ozone est produit par la photodissociation des polluants sous l’effet du rayonnement solaire. Baisse nocturne : En l’absence de lumière solaire, la production d’ozone diminue et sa concentration est réduite par des réactions chimiques.

```
# Graphique des boîtes à moustaches de l'ozone par jour de la semaine
ggplot(df, aes(x = jour, y = O3, fill= jour)) +
  geom_boxplot(outlier.color = "black", outlier.shape = 19) + # Points aberrants en noir, boîtes blanc
  labs(
    title = "Distribution de l'ozone par jour de la semaine (Boîtes à moustaches)",
    x = "Jour de la semaine",
    y = "Concentration d'Ozone (µg/m³)"
  )
```

```
) +
theme_minimal() + # Style minimaliste
theme(
  plot.title = element_text(hjust = 0.5, size = 14, face = "bold"),
  axis.title = element_text(size = 12),
  axis.text = element_text(size = 10),
)
```

## istribution de l'ozone par jour de la semaine (Boîtes à moustaches)



Commentaires.

Les médianes sont relativement similaires pour tous les jours de la semaine. La concentration en ozone ne semble pas varier de manière significative entre les jours.

Dispersion :

Les dispersions (écarts entre les moustaches supérieure et inférieure) sont également assez homogènes. La distribution est globalement stable pour tous les jours de la semaine, sans jours particulièrement atypiques.

Interprétation :

La concentration d'ozone semble suivre une tendance uniforme sur les jours de la semaine. Les activités humaines n'ont pas un effet marqué sur les variations journalières de l'ozone à périgueux.

## Analyse en Composantes Principales du jeu de données complet.

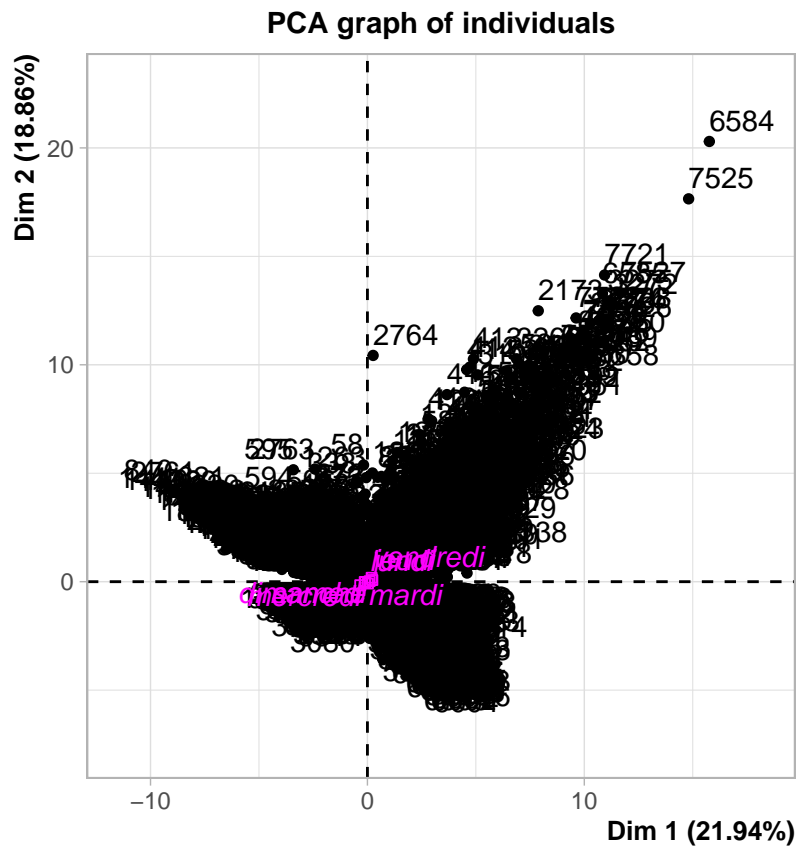
Nous allons faire une ACP normée car les variables n'ont pas les mêmes unités, étant donné que l'ACP permet de déterminer la distance entre les individus et la relation entre les variables alors si les variables



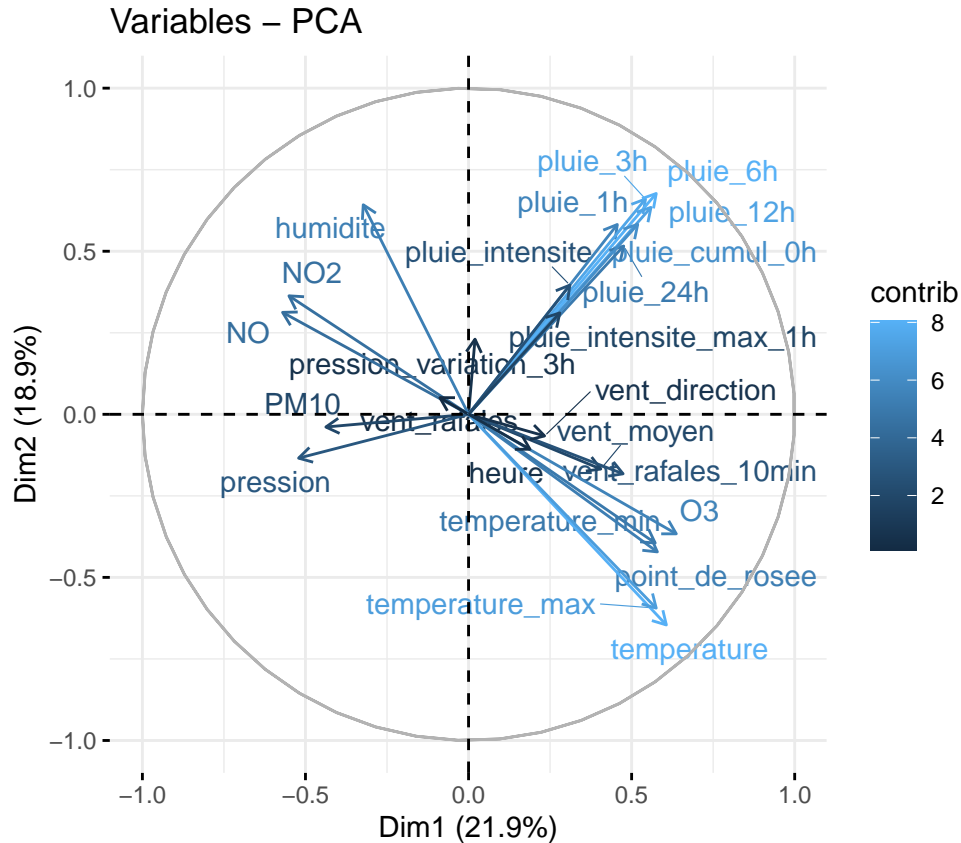
mesurées sur des échelles différentes, les variables de forte variance auront plus de poids dans le calcul de la distance Euclidienne que les variables de petite variance. Ainsi centrer-réduire les données permet donc de donner le même poids à toutes les variables dans le calcul de la distance entre deux individus.

```
# Exclure les deux dates et mettre la variable qualitative jour en supplémentaire pour l'ACP
acp_complète <- PCA(df %>% select(-date_debut,-date_debut_standard),
  quali.sup = 24,scale.unit = TRUE,graph=F)
```

```
plot.PCA(acp_complète)
```



```
fviz_pca_var(acp_complète, col.var = "contrib", repel = TRUE)
```



### Les contributions des variables :

Les flèches en bleues claires décrivent les variables les plus contributives sur les deux premiers axes (Dim1 et Dim2), ces variables sont entre autres: Dim1 : O3, pression, PM10, NO2 et NO semblent fortement corrélés et influencent l'axe 1. Ces variables sont probablement liées à des phénomènes de pollution et de variations de la pression. Dim2 : pluie\_3h, pluie\_6h, et pluie\_intensite, temperature, humidité, point de rosée sont bien représentées.

Ces variables représentent des précipitations et peuvent être liées à des conditions météorologiques spécifiques.

### Liens entre les variables :

NO, NO2, et PM10 sont corrélées entre elles (vecteurs proches sur le plan factoriel), ce qui suggère qu'elles décrivent des phénomènes similaires (pollution). pluie\_3h, pluie\_6h, et pluie\_intensite sont également corrélées entre elles, décrivant probablement des épisodes pluvieux. temperature, point rosée, humidité sont également corrélées entre elles, décrivant des périodes d'été ou d'hiver.

Opposition :

Les vecteurs des précipitations (pluie\_3h, pluie\_6h) semblent en opposition à des variables telles que la pression, indiquant que les précipitations sont associées à des conditions atmosphériques spécifiques. On observe également l'opposition entre les températures et l'humidité; l'ozone (O3) et le dioxyde d'azote (NO2).

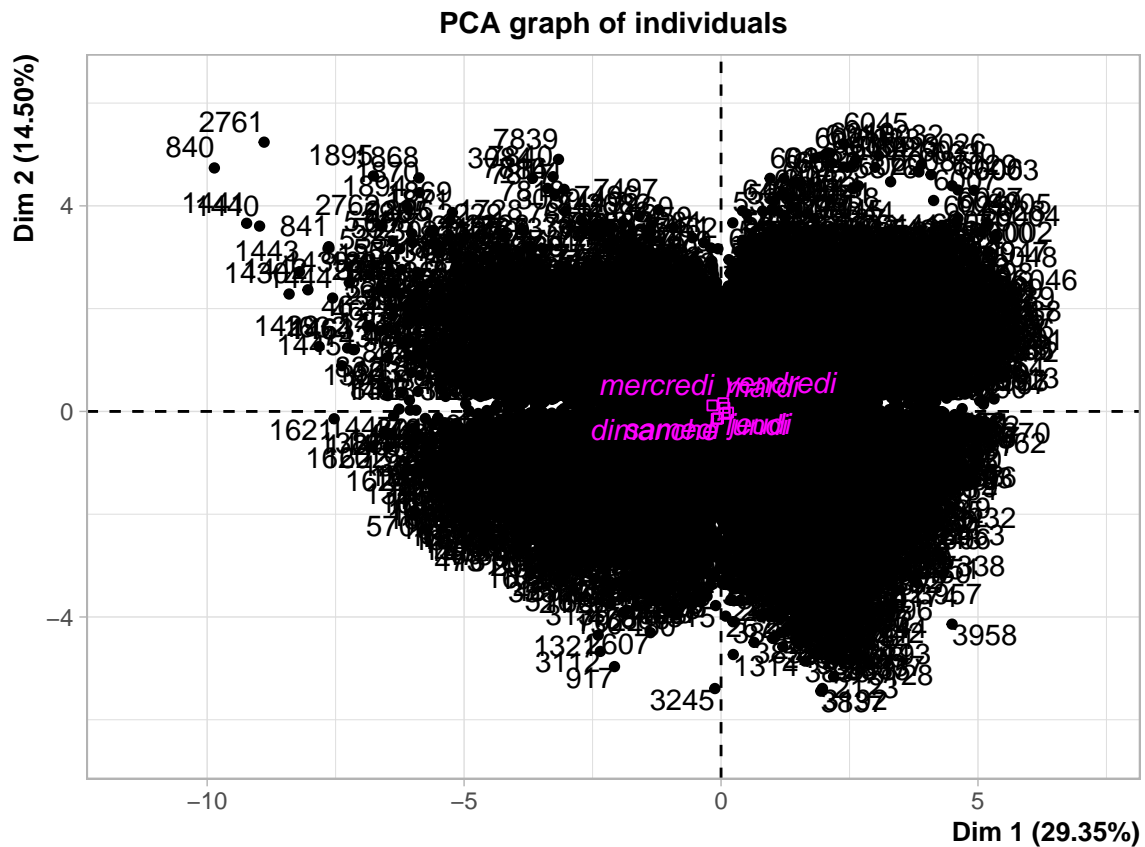
### Individus avec coordonnées supérieures à 3 (graphe des individus - PCA)

Les individus ayant des abscisses (Dim1) supérieures à 3 : Par exemple, 6584 et 7525. Ces points extrêmes sur l'axe 1 peuvent être caractérisés par des niveaux élevés de PM10 et de pollution (NO, NO2), ce qui correspond à des épisodes de forte pollution. Les individus ayant des ordonnées (Dim2) supérieures à 3 : Par exemple, 6584 et 7525. Ces points sur l'axe 2 sont probablement associés à des précipitations intenses (fortes contributions des variables pluie\_3h, pluie\_6h, etc.).

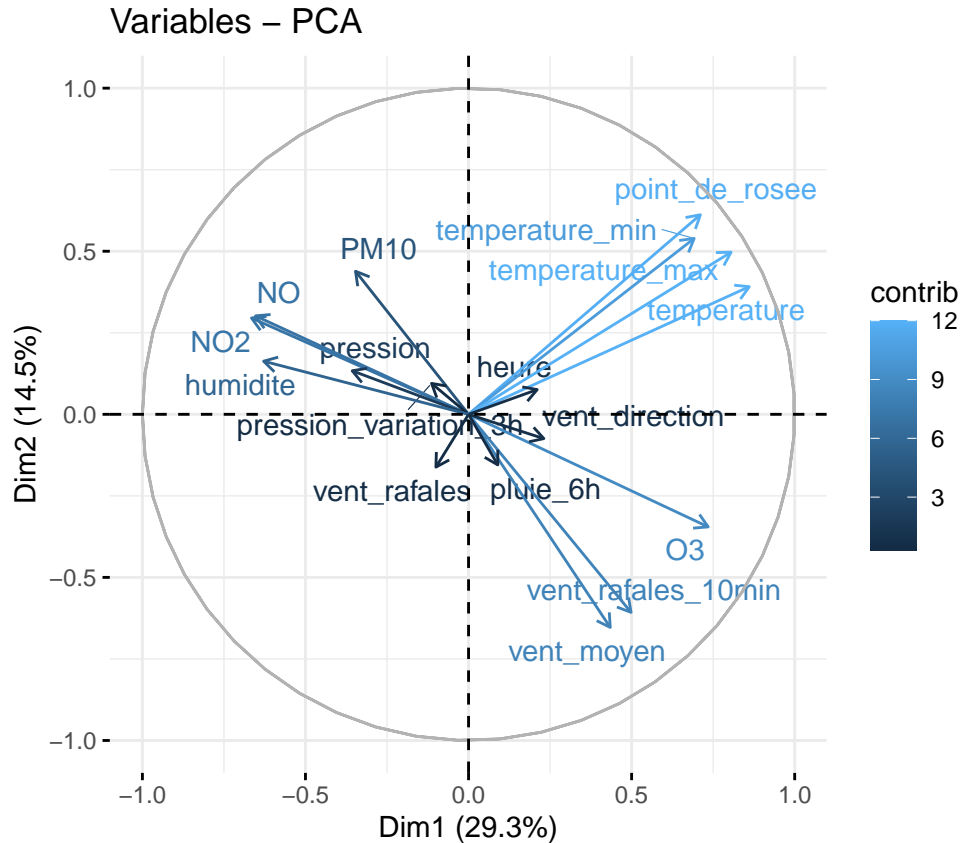
Reprennons l'ACP complète en incluant une seule variable de pluie.

```
# ACP avec une seule variable de pluie
acp_reduite_pluie <- PCA(df %>% select(-date_debut, -date_debut_standard, -pluie_3h, -pluie_1h, -pluie_
                             quali.sup = 17, # Variables supplémentaires
                             scale.unit = TRUE, graph = F)
```

```
plot.PCA(acp_reduite_pluie)
```



```
fviz_pca_var(acp_reduite_pluie, col.var = "contrib", repel = TRUE)
```



### Comparaisons avec l'ACP complète

Dans le deuxième ACP, les variables de pluie ont été réduites à une seule représentation (par exemple, **pluie\_6h**). Cette décision a eu plusieurs impacts sur l'analyse :

**Réduction de l'influence des conditions pluvieuses :** - Dans le premier ACP, les variables de pluie contribuaient de manière significative à **Dim2**, reflétant les conditions météorologiques humides et pluvieuses. - En les simplifiant, **Dim2** est devenu moins représentatif des conditions pluvieuses et a capturé d'autres influences, comme les niveaux de pollution industrielle (NO, NO2, PM10).

**Augmentation de la variance capturée par Dim1 :** - La variance expliquée par **Dim1** est passée de **21.9%** dans le premier ACP à **29.3%** dans le deuxième. Cela indique que les conditions climatiques générales (température, humidité) sont devenues prédominantes dans l'analyse.

**Changement dans l'interprétation de Dim2 :** - Dans le premier ACP, **Dim2** représentait principalement les précipitations et l'humidité. - Dans le deuxième ACP, **Dim2** met davantage en lumière les polluants atmosphériques, en particulier ceux associés à des activités anthropiques (NO, NO2, PM10).

**Simplification de l'analyse :** - En supprimant des variables redondantes, le deuxième ACP a permis de recentrer l'analyse sur les interactions principales entre climat et pollution, tout en facilitant l'interprétation.

Ces changements montrent que le retrait des variables de pluie a permis de mieux comprendre l'impact des conditions climatiques générales sur les niveaux de pollution, tout en simplifiant les conclusions.

Reprennons une ACP en en incluant une seule variable par groupe de variables identiques

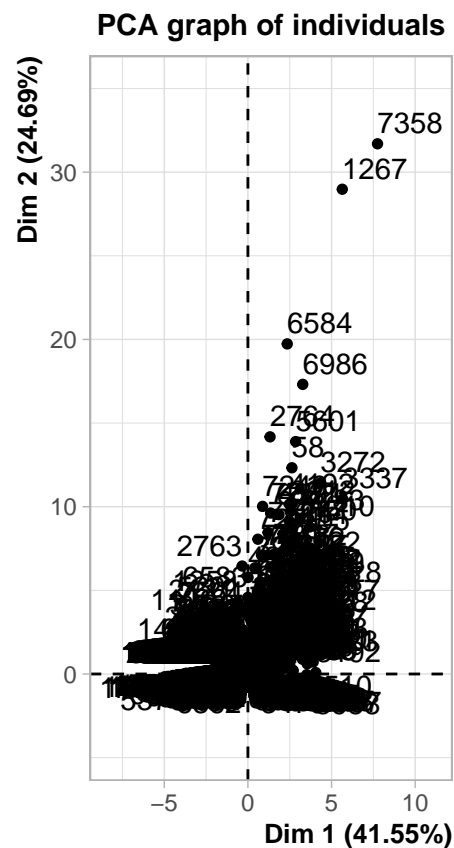
```
# Sélectionner les variables actives pour l'ACP
df_reduit <- df %>%
  select(O3, PM10, temperature_max, vent_moyen, pression, pluie_intensite)

# Sélectionner les variables supplémentaires
var_suppl <- df %>%
  select(NO,NO2)

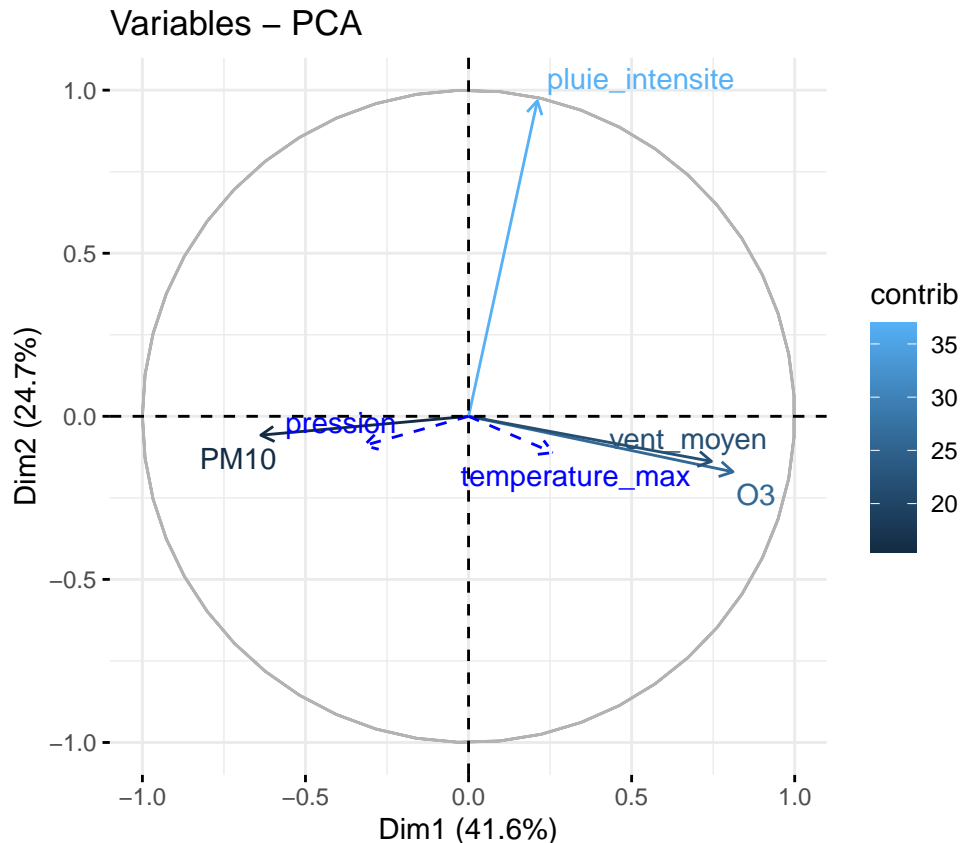
# Identifier les indices des variables supplémentaires
quanti_sup_indices <- which(names(df) %in% colnames(var_suppl))

# Réaliser l'ACP
acp_reduite <- PCA( df_reduit, scale.unit = TRUE, quanti.sup = quanti_sup_indices, graph = F)

plot.PCA(acp_reduite)
```



```
fviz_pca_var(acp_reduite, col.var = "contrib", repel = TRUE)
```



### Comparaisons. Dans l'ACP complète, les axes révèlent une large interaction entre les variables climatiques et les polluants. Dim1 est principalement influencé par des variables comme O3, temperature\_max, et vent\_moyen, ce qui reflète des conditions favorables à la formation d'Ozone, notamment des journées chaudes et légèrement venteuses. Dim2, quant à lui, est dominé par les précipitations (pluie\_1h, pluie\_6h, pluie\_24h) et l'humidité, soulignant leur rôle dans la dynamique des polluants comme NO et NO2.

Dans l'ACP réduite, les relations sont simplifiées et plus ciblées. Dim1 conserve sa structure et reste lié à des facteurs climatiques favorisant l'Ozone, tandis que Dim2 est principalement influencé par pluie\_intensite, PM10, et pression, traduisant les liens entre précipitations et pollution particulaire. Cette version réduit la complexité tout en gardant une lecture claire des effets du climat sur la pollution : Dim1 exprime l'impact des conditions chaudes et ventilées, et Dim2 met en avant les interactions entre pluie et particules.

## Travail personnel avec factoshinny

### Problématique

Comment les conditions météorologiques influencent-elles les niveaux de pollution de l'air à Périgueux ?

### Analyse exploratoire avec l'ACP

```
require(Factoshinny)
res <- Factoshinny(df[, -c(1,2)])
```

Table 2: Tableau Statistique

NO2	NO	O3	PM10	temperature	humidite	vent_moyen
7.620536	10.73899	60.61012	8.36756	13.55714	87.38542	2.480208

### Observations et interprétation

- **Variables principales** : les variables météorologiques qui contribuent le plus aux axes principaux sont les précipitations(pluie\_6h, pluie\_1h, pluie\_12), température, humidité).
- **Groupes d'individus** : Identifier des clusters naturels en fonction des conditions de pollution et des variables météorologiques.
- **Moments critiques** : Analyser les individus ayant des coordonnées extrêmes sur les axes principaux pour comprendre les combinaisons de conditions associées aux pics de pollution.

### Analyse complémentaire

```
# Extraction des moments critiques à partir des résultats ACP (résultats simulés)
ind_coords <- as.data.frame(acp_complète$ind$coord)
critical_ind <- ind_coords %>% filter(Dim.1 > 3 | Dim.2 > 3)

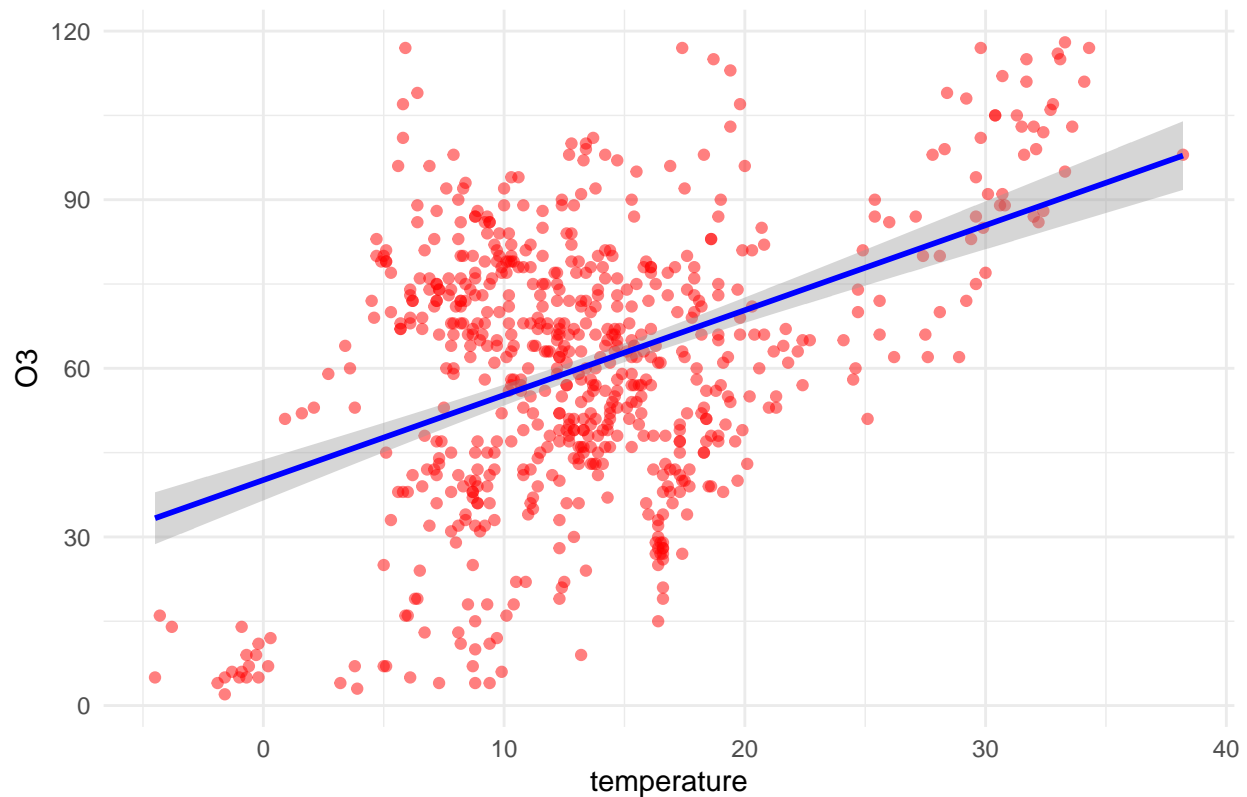
# Caractérisation des moments critiques
critical_periods <- df %>% filter(row.names(df) %in% row.names(critical_ind))
critical_summary <- critical_periods %>%
  summarise(across(c(NO2, NO, O3, PM10, temperature, humidite, vent_moyen), mean))

kable(critical_summary,
      format = "latex",          # indique qu'on veut du code LaTeX
      caption = "Tableau Statistique",
      booktabs = TRUE) %>%
  kable_styling(latex_options = c("striped", "scale_down"))
```

### Visualisation des résultats

```
# Distribution des niveaux de pollution pour les périodes critiques
critical_periods %>%
  ggplot(aes(x=temperature, y=O3)) +
  geom_point(alpha=0.5, color="red") +
  geom_smooth(method="lm", color="blue") +
  theme_minimal() +
  ggtitle("Niveaux de pollution durant les périodes critiques")
```

### Niveaux de pollution durant les périodes critiques



Interprétation : Ce graphique montre une corrélation positive entre la température et les niveaux d'Ozone (O<sub>3</sub>) durant les périodes critiques. On observe que lorsque la température augmente, les niveaux d'Ozone tendent également à augmenter. Cette relation peut être expliquée par le fait que des températures plus élevées favorisent les réactions photochimiques responsables de la formation d'Ozone.

### Conclusion

Cette étude a démontré l'influence significative des conditions météorologiques sur les niveaux de pollution atmosphérique à Périgueux. À travers l'Analyse en Composantes Principales (ACP) et l'exploration dynamique avec Factoshiny, nous avons identifié des variables clés, telles que la température et l'humidité, qui jouent un rôle crucial dans les variations des niveaux d'Ozone et d'autres polluants.

L'analyse des individus a permis de repérer des périodes critiques, souvent caractérisées par des températures élevées et des conditions favorisant les réactions chimiques à l'origine des pics de pollution. Ces résultats offrent des pistes précieuses pour anticiper et atténuer l'impact de la pollution sur la population locale.