

Gestion de Portefeuille

TP-1: Analyse du CAC40

Février-Mars 2021

Les données

On charge les séries de rendements pour l'indice et les composants de l'indice.

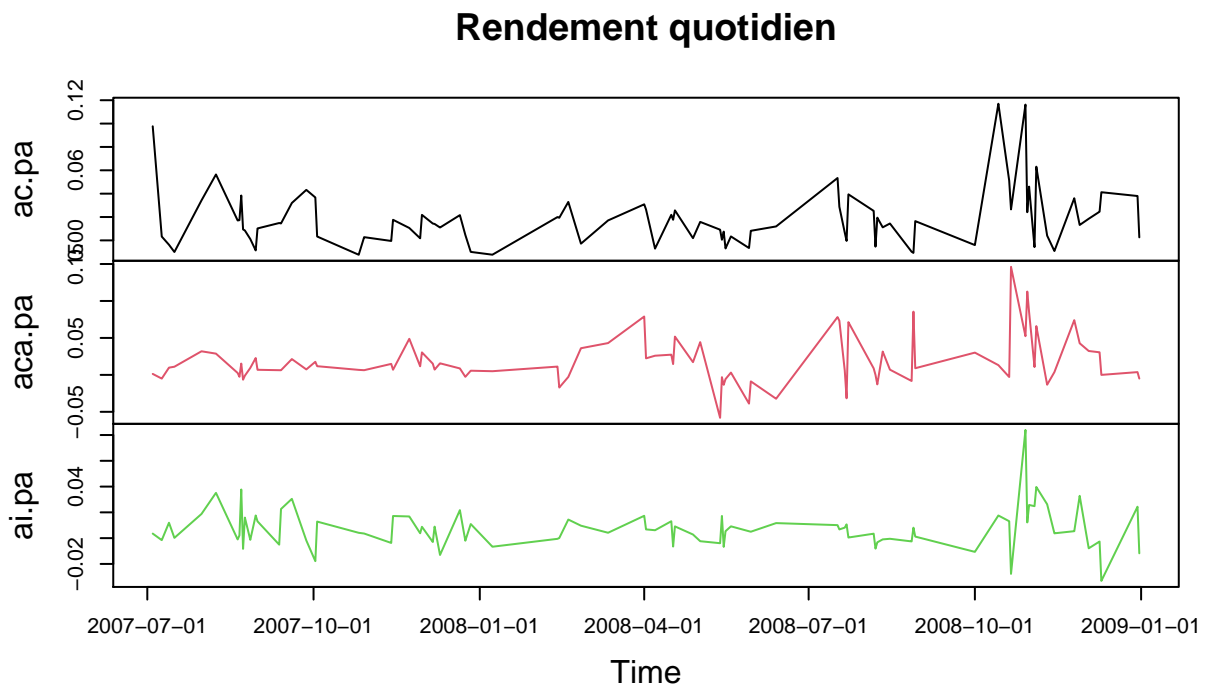
```
ts.all <- get.all.ts('CAC40', tickers=NULL, returns = TRUE,
  dt.start = dmy('01Jul2007'), combine = T)

# bad data for Valeo
ts.all <- ts.all[,-17]

# keep good data window
ts.all <- window(ts.all, dmy('01Jul2007'),
  dmy('01Jan2009'))

# merge with cac40 index
cac.index <- get.ts('fchi', 'CAC40')
cac.ret <- returns(cac.index)
names(cac.ret) <- 'CAC40'
ts.all <- removeNA(cbind(ts.all, cac.ret))
```

```
plot(ts.all[, c(1,2,3)], main='Rendement quotidien')
```



Puis on filtre les points suspects: rendements supérieur à 8 s.d.

```
# flag bad data points: > * \sigma
good.limit <- 8*apply(ts.all, 2, sd)

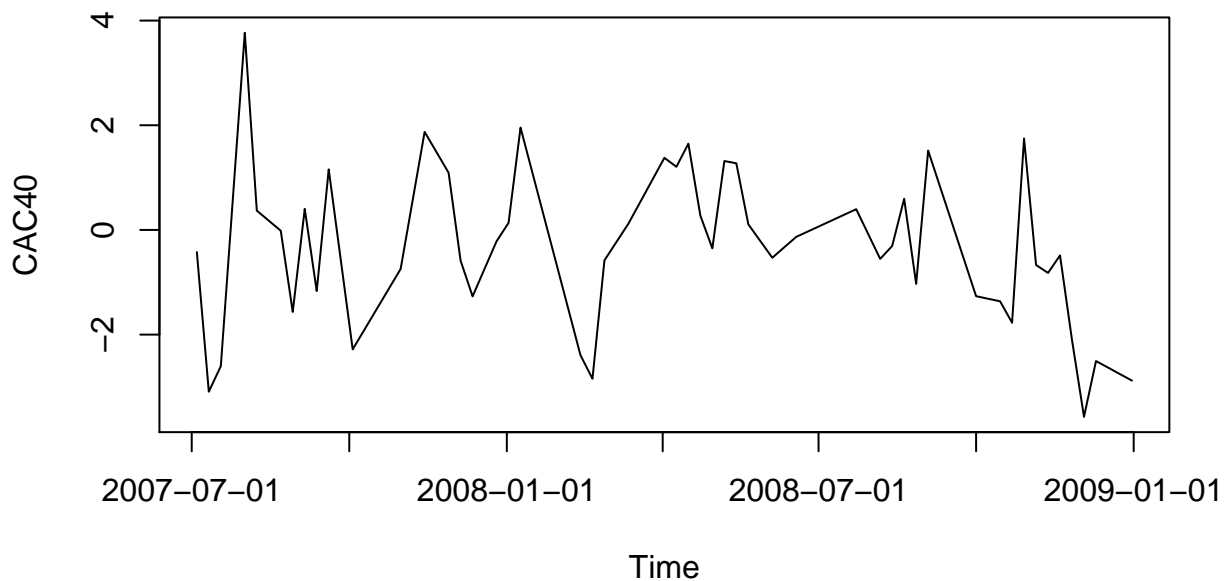
ts.bad <- ts.all*FALSE
for(j in seq(ncol(ts.bad))) {
  ts.bad[,j] <- abs(ts.all[,j]) > good.limit[j]
}
good.index <- !apply(ts.bad,1,any)
ts.all <- ts.all[good.index,]
```

Finalement, on calcule les rendements hebdomadaires:

```
# aggregate returns by week
by <- timeSequence(from=start(ts.all),
                    to=end(ts.all), by='week')
ts.all.weekly <- aggregate(ts.all, by, sum)
ts.stocks <- ts.all.weekly[, -40]
ts.index <- ts.all.weekly[, 40]
```

```
plot(ts.index, main='Rendement hebdomadaire de l\'indice CAC40')
```

Rendement hebdomadaire de l'indice CAC40



Calcul de corrélation

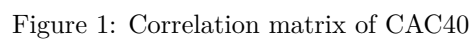
- Calculer la matrice de corrélation des actions de l'indice.
- Rechercher des actions fortement corrélées et d'autres qui semblent indépendantes. Justifier ces observations en considérant la nature des entreprises.
- Choisir 3 titres, et reproduire la figure 3.5, page 35 du manuel de B. Pfaff. Commenter les résultats obtenus.

Analyse en composantes principales

- Effectuer une ACP de la matrice de covariance des rendements hebdomadaires
- Observer les projections des variables sur les deux premiers vecteurs propres, et tenter de fournir une interprétation économique de ces facteurs.

Question 1 & 2

Les actions corrélées sont généralement les action du même secteur. On peut remarquer par exemple la corrélation forte entre les actions du secteur bancaire BNP, SG et CACIB. Cela est également le cas pour les actions de deux secteurs complémentaires, le secteur de la fabrication ferroviaire représenté par Alstom et le secteur de la fabrication de métaux d'acier par ArcelorMittal. Cela se justifie par le fait que les actionnaires portent un regard très similaires sur les actions du même domaine d'expertise. Par exemple un investisseur dira que le marché bancaire français se porte bien si l'une des plus grandes banques françaises présente des résultats satisfaisants. A l'inverse, les actions Crédit Agricole et Engie, ou Kering et Danone sont décorréliées, car elles ne sont pas dans des secteurs similaires ou complémentaires.



D'autre part, en regardant les plus grandes capitalisation boursière de l'indice CAC 40, on pourra remarquer par exemple que Sanofi et Airbus, ont une corrélation non nulle (28%) alors qu'ils sont de secteurs d'activités différents. Cela est justifié par potentiellement la capitalisation boursière des deux actions qui s'élève à 96Bn pour Sanofi et 77bn pour Airbus.

Question 3

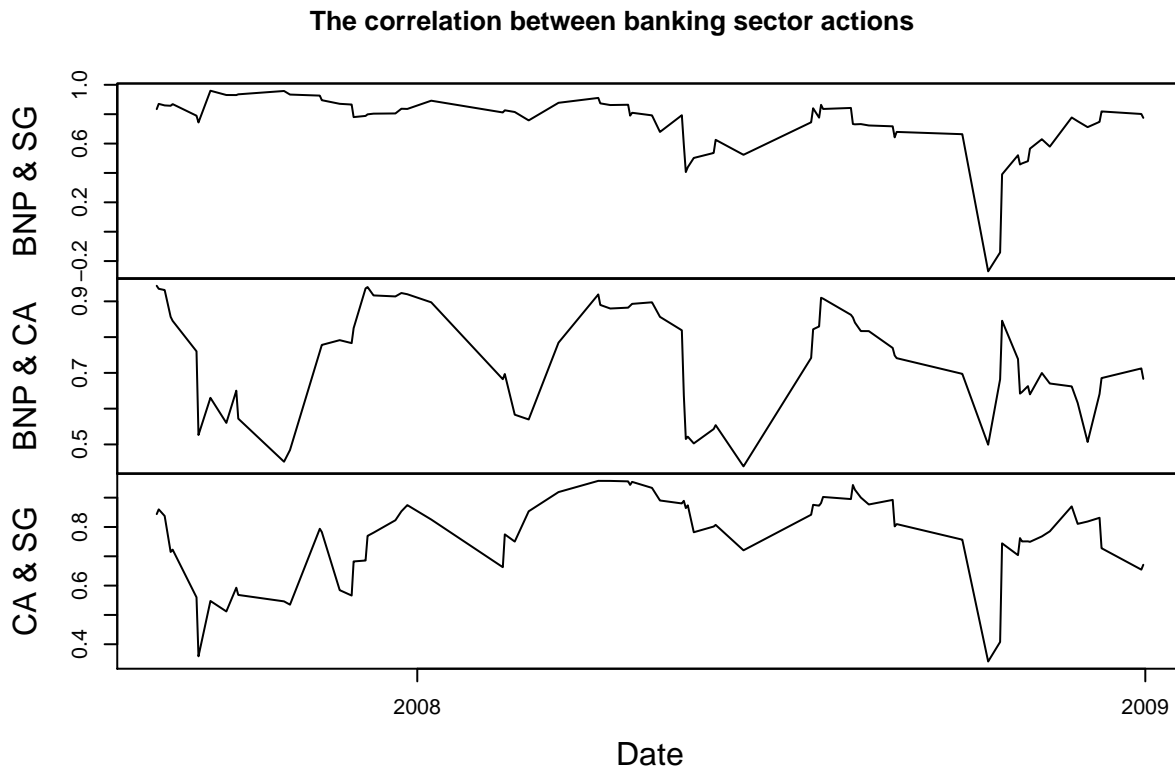


Figure 2: Rolling correlations between CACIB, BNP CIB and SGCIB

```
## BNP & SG BNP & CA CA & SG
## 0.7304448 0.7412862 0.7749825
```

Les 3 entreprises choisies sont du même secteur d'activités et de même ordre de grandeur de capitalisation. Leur corrélation dans le temps est comprise entre 0.4 et 0.9 (avec un pic à -0.2) avec une moyenne d'environ 0.75. Ce pic à -0.2 entre BNP CIB et Société Générale CIB peut correspondre à l'impact sévère de la crise financière en 2008 surtout pour la SGCIB qui a réalisé d'énormes pertes. Nous observons une même tendance d'un graphe à l'autre. En effet, lorsque la corrélation augmente entre CACIB et Société Générale CIB, elle augmente également entre BNP CIB et Société Générale, et inversement.

```
## KER & BN KER & ORA ORA & BN
## 0.1570004 0.1608312 0.2464770
```

Dans la première figure, nous avons étudié les corrélations de 3 banques: BNP, CACIB et SGCIB. Nous notons que leurs courbes sont assez semblables, et que leurs corrélations sont similaires (environ 0.7). Dans

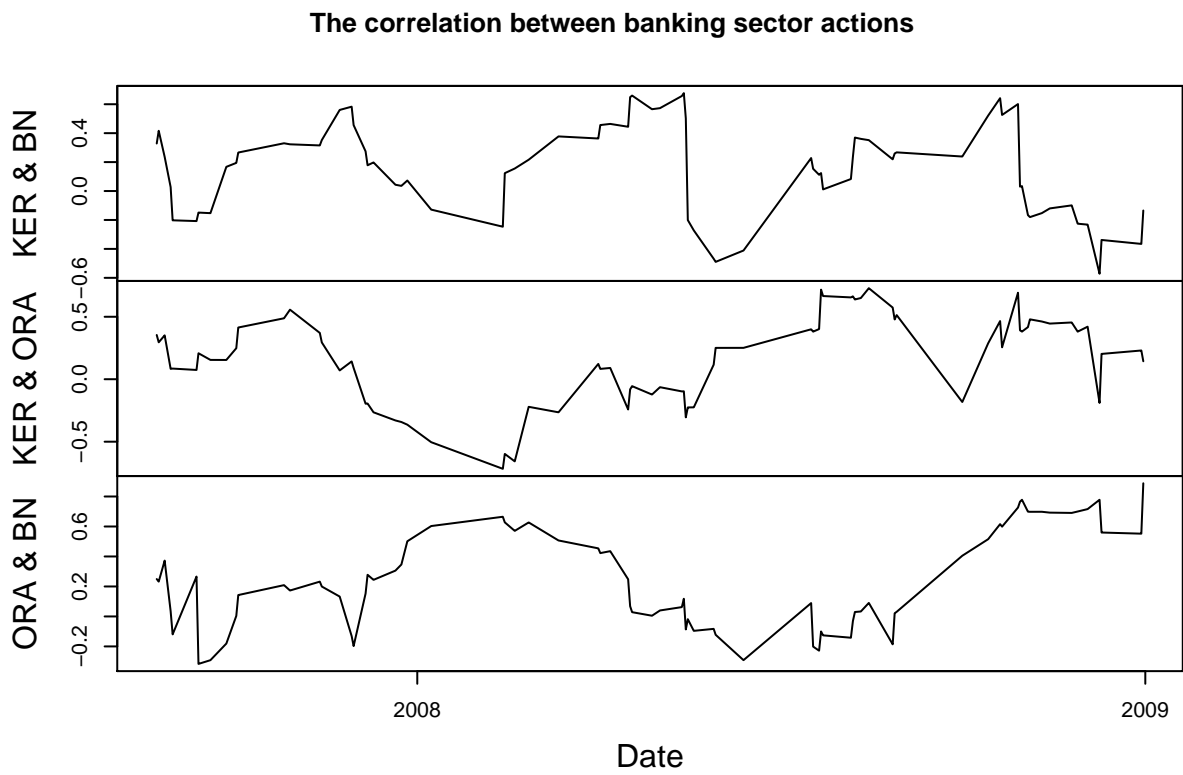
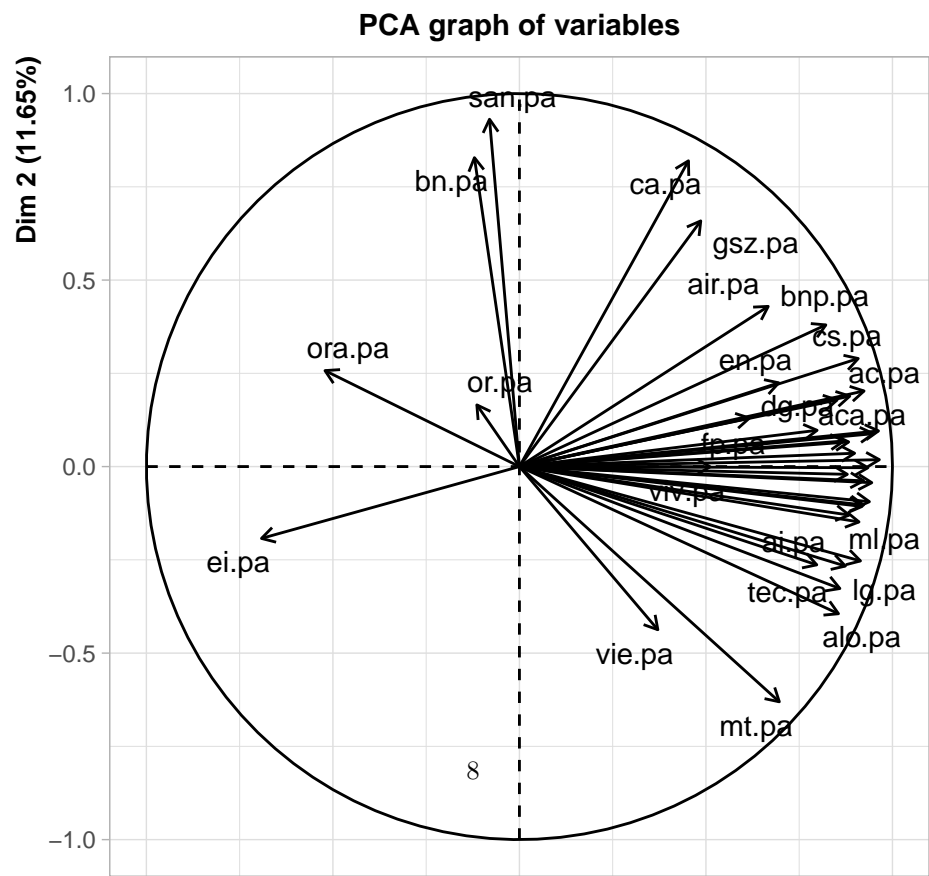
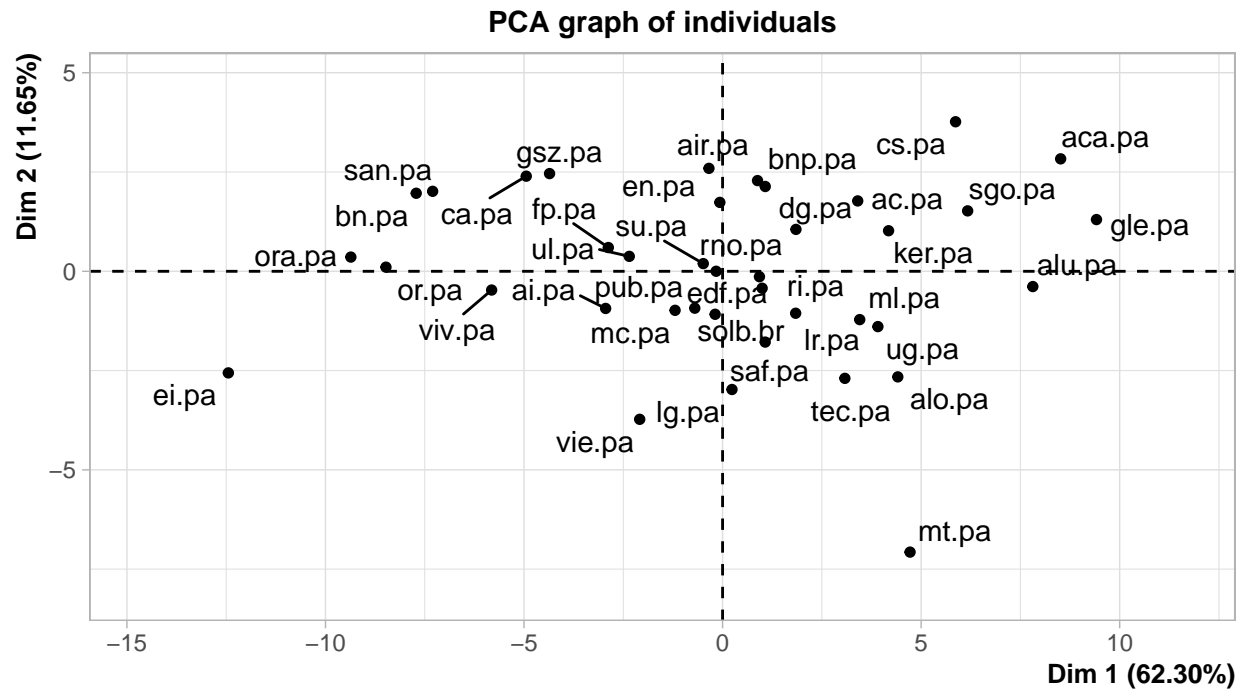


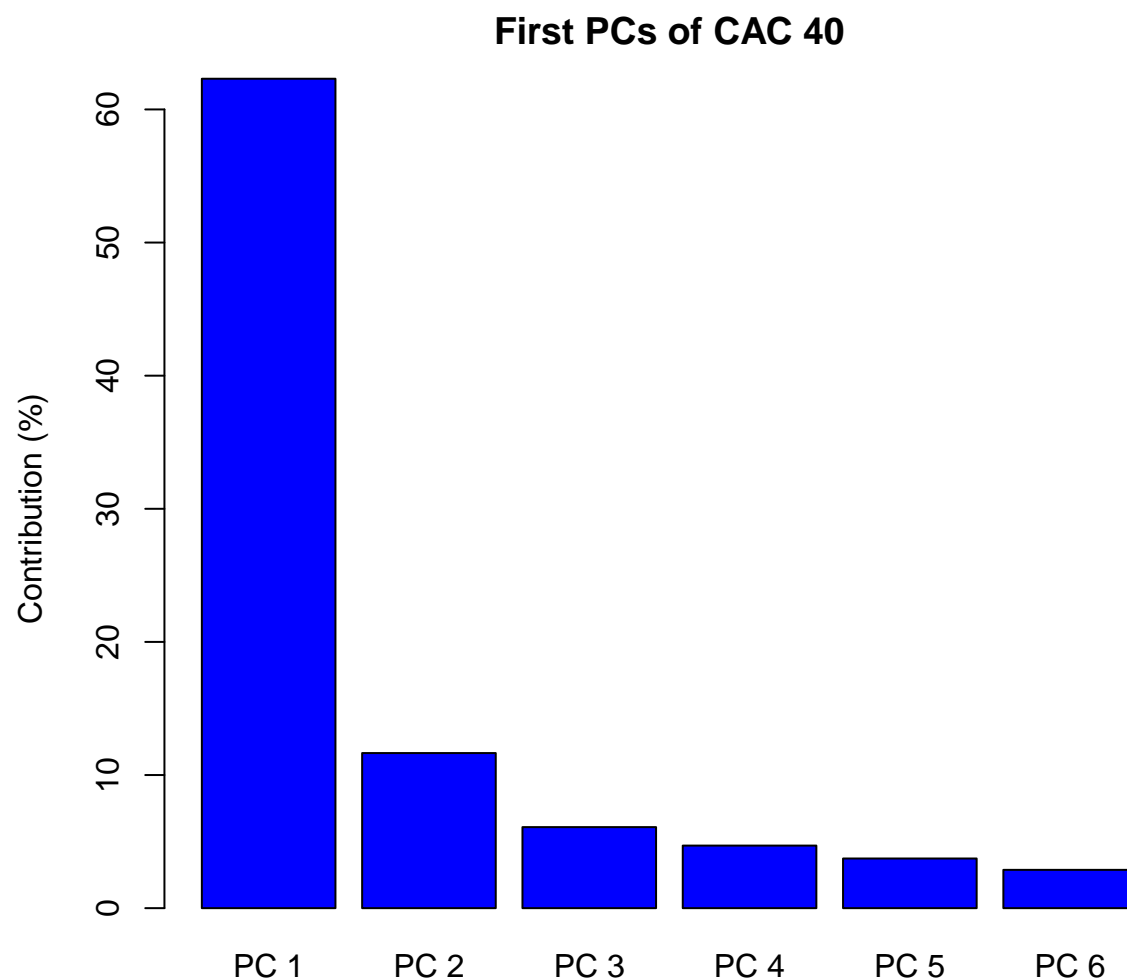
Figure 3: Rolling correlations between Kering, Orange and Danone

la deuxième figure, où nous avons pris 3 entreprises de capitalisations et secteurs différents (Danone, Kering et Orange) les courbes ne suivent pas forcément les mêmes trajectoires, et les corrélations sont bien plus faibles (de l'ordre de 0.2). Ces résultats confirment nos observations de la question précédente.

Question 4




```
## **Results for the Principal Component Analysis (PCA)**
## The analysis was performed on 39 individuals, described by 39 variables
## *The results are available in the following objects:
##
##   name                description
## 1  "$eig"              "eigenvalues"
## 2  "$var"              "results for the variables"
## 3  "$var$coord"        "coord. for the variables"
## 4  "$var$cor"          "correlations variables - dimensions"
## 5  "$var$cos2"         "cos2 for the variables"
## 6  "$var$contrib"      "contributions of the variables"
## 7  "$ind"              "results for the individuals"
## 8  "$ind$coord"        "coord. for the individuals"
## 9  "$ind$cos2"         "cos2 for the individuals"
## 10 "$ind$contrib"      "contributions of the individuals"
## 11 "$call"             "summary statistics"
## 12 "$call$centre"      "mean of the variables"
## 13 "$call$ecart.type"  "standard error of the variables"
## 14 "$call$row.w"       "weights for the individuals"
## 15 "$call$col.w"       "weights for the variables"
```



##	PC1	PC2
## ac.pa	-3.35913908	1.7493730378
## aca.pa	-8.40347827	2.7951895065
## ai.pa	2.90702398	-0.9235221679
## air.pa	0.33913271	2.5589001913
## alo.pa	-4.35539969	-2.6248165384
## alu.pa	-7.71200502	-0.3796077521
## bn.pa	7.61535492	1.9399992786
## bnp.pa	-0.86875444	2.2548645709
## ca.pa	4.88008882	2.3642586148
## cap.pa	-0.98326237	-0.4205919926
## cs.pa	-5.79165860	3.7173462032
## dg.pa	-1.06088753	2.1079899474
## edf.pa	0.15984184	0.0009968191
## ei.pa	12.28563690	-2.5252818356
## en.pa	0.06787725	1.7128140050
## fp.pa	2.83988720	0.5910984611

```

## gle.pa -9.29432490 1.2857791548
## gsz.pa 4.30109099 2.4287153506
## ker.pa -4.12621658 1.0084489434
## lg.pa -0.23375563 -2.9381113074
## lr.pa -1.81655165 -1.0428511791
## mc.pa 1.18078744 -0.9698530466
## ml.pa -3.40925737 -1.2007451089
## mt.pa -4.66036828 -6.9803810560
## or.pa 8.36774353 0.1026058964
## ora.pa 9.24032737 0.3536051021
## pub.pa 0.69107108 -0.9168782930
## ri.pa -0.91652264 -0.1344691750
## rno.pa -1.82410749 1.0417873642
## saf.pa -1.05985200 -1.7596931391
## san.pa 7.20685523 1.9881129951
## sgo.pa -6.09193632 1.5019226803
## solb.br 0.18538602 -1.0685653296
## su.pa 0.47985674 0.1912865378
## tec.pa -3.03977117 -2.6611420920
## ug.pa -3.86081185 -1.3747424818
## ul.pa 2.31919050 0.3713407369
## vie.pa 2.06000335 -3.6793919533
## viv.pa 5.74090500 -0.4657909489

```

Nous remarquons que les deux premières composantes contiennent plus de 74% de l'information notamment 63% de la variance est concentrée dans la première composante. Ainsi la première composante représente une forte partie du CAC40. Sur le graphe, PCA graph of variables, nous remarquons que la plupart des actifs sont colinéaires à la première composante. En effet, ces actifs suivent la tendance du marché qui est représentée par le CAC40 et donc la première composante.

D'un point de vue économique, la projection des stocks de l'indice sur les 2 premières composantes qui concentrent le maximum de variance du CAC40 nous donnent la composition du portefeuille à détenir pour répliquer au mieux les performances de l'indice.