# TP3

AFC et AFCM

Christophe Tiet

## Partie I: AFC

#### 1-Justification de l'AFC

```
## Pearson's Chi-squared test
##
## data: chomtable
## X-squared = 96.57, df = 28, p-value = 1.809e-09
```

Nous trouvons une p-value < 0.05, on rejette donc l'hypothèse nulle d'indépendance et on considère les deux variables comme dépendantes.

Les fortes contributions sont celles >2.4 ( $X^2$ =95.67 et n=40 donc  $X^2/n$ =2.4)

```
test$residuals^2
##
                               C
                                            D
                                                         Ι
##
       5.771234919 23.875472810
                                  5.557826663
                                               0.089743590
     1
                                                            8.685997739
##
     2
      0.314181050
                    2.659129228
                                  0.925944112 3.940428380
                                                            0.213704510
     3
       0.109998254
                    0.019788321
                                  0.085739792 0.480158730
                                                            0.570965703
##
##
      6.019400289
                    5.303511893
                                  1.085063393 1.000935194
                                                            0.935113290
     5
##
       0.060945274
                    0.142018779
                                  0.497787611 0.331453634
                                                            2.815315315
##
     6
      0.060945274
                    0.620892019
                                  1.382743363 7.173558897
                                                            0.004504505
                                  ##
     7
       0.601514604
                    5<mark>.505570405</mark>
                                                            0.368001434
##
     8
       0.265731456 1.764619883 0.039181439 0.145891690 0.732663004
test$expected
##
##
                 8.096491 38.657895 15.166667
                                                8.438596
     2 16.260234 17.230994 82.271930 32.277778
##
                                               17.959064
     3
      7.934211 8.407895 40.144737 15.750000
##
                                                8.763158
##
     4 15.378655 16.296784 77.811404 30.527778 16.985380
       5.583333 5.916667 28.250000 11.083333
##
     5
                                                6.166667
##
     6
       5.583333 5.916667 28.250000 11.083333
                                                6.166667
##
     7
       6.954678
                 7.369883 35.188596 13.805556
                                                7.681287
##
     8
       1.665205
                 1.764620
                            8.425439
                                      3.305556
                                                1.839181
test$oberved
##
          C
            D
                Ι
                   Ν
             24 14 17
##
     1
     2 14 24 91 21
##
                   16
           8 42 13 11
##
     3
       7
##
     4 25
          7 87 25 13
       5
     5
           5 32 13
##
##
     6
       5
          4 22 20
                    6
##
     7
        9
            32
                    6
        1
           0
##
     8
             9
```

Les fortes contributions sous représentées concernent les couples de variables

1a 1d 2i 4c 5n 7c

Les fortes contributions sur-représentées concernent les couples de variables

1c 1n 2c 4a 6i 7i

L'AFC est donc justifiée car nos données sont sous formes de tableau de contingence avec 2 variables qualitatives (anneeetud et emploi). Nous avons égalements beaucoup de modalités (8lignes et 5 colonnes) et nos deux variables sont dépendantes.

#### 2-Axes retenus

```
resuCA$eig

## eigenvalue percentage of variance cumulative percentage of variance
## dim 1 0.093830096 66.459291 66.45929

## dim 2 0.035482535 25.132066 91.59136

## dim 3 0.008023450 5.682961 97.27432

## dim 4 0.003848235 2.725682 100.00000
```

On décide de retenir deux axes. Le 1er axe a une part d'inertie expliquée de 66.45% tandis que le 2ème axe a une part d'inertie expliquée de 25.13%. En retenant les deux axes, on a une inertie expliquée totale de 91.6%. Et nous ne perdons ainsi que 8.4% de l'information totale.

### 3-Contribution des profils

```
#Tableau des contributions
resuCA2$row$contrib

## Dim 1 Dim 2

## 1 66.2331892  4.94824812

## 2 3.0924162  22.39149656

## 3 0.2088724  1.01685164

## 4 16.2001307  10.43299286

## 5 1.9524533  0.01412483

## 6 0.7791956  35.37216674

## 7 10.9724711  23.97662994

## 8 0.5612716  1.84748930
```

```
resuCA2$col$contrib

## Dim 1 Dim 2

## A 16.138570 3.064199

## C 59.563097 2.137864

## D 6.150823 21.603296

## I 2.997656 69.783959

## N 15.149854 3.410682

Nous avons 8 profils-lignes, les fortes contributions sont celles > 12.5% (1/8)
```

Axe 1: 14

Axe 2: 267

Nous avons 5 profils colonnes, les fortes contributions sont celles > 20% (1/5)

<u>Axe1</u>: C

<u>Axe2</u>: D I

### **4-Profils bien représentés**

```
#Tableau des normes au carré
resuCA2$row$cos2
##
          Dim 1
                        Dim 2
## 1 0.96653143 0.0273063884
## 3 0.10583332 0.1948369997
## 4 0.72484605 0.1765259865
## 5 0.32568515 0.0008909906
## 6 0.05410639 <mark>0.9288298783</mark>
## 7 0.54643011 0.4515343503
## 8 0.12218869 0.1520940794
resuCA2$co1$cos2
##
          Dim 1
                     Dim 2
## A <mark>0.78443940</mark> 0.05632274
## C 0.95829798 0.01300696
## D 0.40023290 0.53158420
## I 0.09975764 0.87819801
## N <mark>0.67869354</mark> 0.05778019
```

Profils bien représentés (seuil>0.5 sur l'axe 1 et seuil>0.25 sur l'axe 2)

<u>Axe 1</u>: 1 4 7 A C N

Axe 2: 267 DI

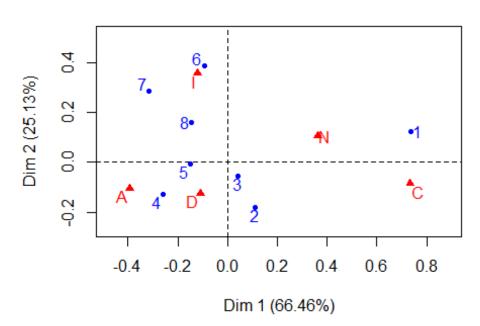
## 5-Commentaire sur l'AFC et Graphique

Intersection entre grosse contribution et bonne représentation

Axe1: 14C

Axe2: 2 6 7 D I

# **CA** factor map



Sur l'axe 1, contrairement aux personnes avec un bac+2, les personnes sans diplôme sont le plus touchées par le chomage.

Sur l'Axe 2, on peut remarquer deux groups. D'un coté les personnes avec bac+4 et bac+5 qui sont souvent en CDI et de l'autre les personnes avec un CAP ou BEP qui sont souvent en CDD.

## Partie II: AFCM

#### 1-conversion des variables en caractère

```
prison[, ]= lapply(prison[, ], as.character)
```

#### **2-AFCM et commentaires**

```
##
         eigenvalue percentage of variance cumulative percentage of variance
## dim 1 0.22264545
                                  22.264545
                                                                       22.26455
## dim 2 0.13968713
                                  13.968713
                                                                       36.23326
## dim 3 0.12600462
                                  12.600462
                                                                       48.83372
## dim 4 0.12169922
                                  12.169922
                                                                       61.00364
## dim 5 0.10490199
                                  10.490199
                                                                       71.49384
## dim 6 0.09525251
                                   9.525251
                                                                       81.01909
## dim 7 0.08654939
                                   8.654939
                                                                       89.67403
## dim 8 0.08413015
                                   8.413015
                                                                       98.08705
## dim 9 0.01912953
                                   1.912953
                                                                      100.00000
```

Je décide de retenir 5 axes malgré le 5ème axe ayant une valeur propre <0.11. Si on ne retenait pas ce dernier on n'aurait eu que 61% d'inertie totale expliquée alors qu'avec 5 axes on arrive à 71%.

```
resu$var$contrib
##
                    Dim 1
                                Dim 2
                                            Dim 3
                                                        Dim 4
                                                                   Dim 5
               1.46073963
                           0.83121002 23.3275707
                                                   0.08626739
                                                               1.1507810
## ethnie 0
## ethnie 1
               1.55034277
                           0.88219723 24.7585058
                                                   0.09155911
                                                               1.2213710
## alcool 0
               1.08732119
                           2.66660587
                                       0.3445301
                                                   1.60101181
                                                               8.2140549
## alcool 1
               4.09808844 10.05037593
                                       1.2985258
                                                   6.03417651 30.9585832
## drogue 0
               0.32557562 0.01532875 8.1275726
                                                   6.07151253
                                                               0.8070418
## drogue 1
               1.02243805
                           0.04813843 <mark>25.5238383 19.06698490</mark>
                                                               2.5344349
## suivi 0
               5.60079358 8.06331122 0.4331669
                                                   0.82296422
                                                              2.6424246
## suivi 1
               2.46814632
                           3.55332359
                                        0.1908871
                                                   0.36266220
                                                               1.1644583
## marie 0
               0.03822246
                           9.30761818
                                        0.1256261 2.17645013 2.2494982
## marie 1
               0.11145628 <mark>27.14091373</mark>
                                        0.3663242 6.34650498
                                                               6.5595124
## coupable 0 12.31395018
                           0.12213042 0.7660034
                                                   0.29266503
                                                               1.6853636
## coupable 1 26.87912913
                           0.26658865
                                       1.6720471
                                                   0.63883491 3.6788444
## travail 0
               4.48360113
                           6.27372097
                                       0.4670790 0.05164393 12.7309790
## travail 1
               5.15747571 7.21664630 0.5372799
                                                   0.05940589 14.6444148
                                                   2.06383933
## vol 0
               7.54291981
                           2.40600349
                                       1.9140803
                                                               0.3684709
## vol 1
              22.07533869
                           7.04148305
                                       5.6018058
                                                   6.04009501
                                                              1.0783783
               0.20166332 0.75211704 0.2421987
## crime 0
                                                   2.56809239
                                                               0.4428906
## crime 1
               3.58279770 <mark>13.36228709</mark> 4.3029581 <mark>45.62532973</mark>
                                                               7.8684980
```

Les fortes contributions sont les variables dépassant largement la contribution uniforme 1/18 = 0.056 Soit 5.6%

Axe 1: coupable\_0 coupable\_1 vol\_0 vol\_1

Axe 2: alcool\_1 suivi\_0 marie\_0 marie\_1 vol\_1 crime\_1

Axe 3: ethnie\_0 ethnie\_1 drogue\_0 drogue\_1

Axe 4: drogue\_0 drogue\_1 crime\_1

<u>Axe 5</u>: alcool\_0 alcool\_1 marie\_1 travail\_0 travail\_1 crime\_1

```
Dim 1
                               Dim 2
                                           Dim 3
                                                       Dim 4
             0.060336342 0.0215406852 <mark>0.545316108</mark> 0.001947721 0.02239591
## ethnie 0
             0.060336342 0.0215406852 0.545316108 0.001947721 0.02239591
## ethnie 1
## alcool 0
             0.103905708 0.1598758855 0.018632937 0.083627683 <mark>0.36983589</mark>
## alcool 1
             0.103905708 0.1598758855 0.018632937 0.083627683 <mark>0.36983589</mark>
             0.027011620 0.0007978995 <mark>0.381620996</mark> 0.275340203 0.03154748
## drogue 0
## drogue 1
             0.027011620 0.0007978995 <mark>0.381620996</mark> 0.275340203 0.03154748
             0.161686149 0.1460424970 0.007077033 0.012986083 0.03594146
## suivi 0
## suivi 1
             0.161686149 0.1460424970 0.007077033 0.012986083 0.03594146
## marie 0
             ## marie 1
## coupable 0 <mark>0.785354476</mark> 0.0048869148 0.027648506 0.010202654 0.05064445
## coupable 1 <mark>0.785354476</mark> 0.0048869148 0.027648506 0.010202654 0.05064445
## travail 0 0.193188772 0.1695987653 0.011389848 0.001216321 <mark>0.25845599</mark>
## travail 1 0.193188772 0.1695987653 0.011389848 0.001216321 <mark>0.25845599</mark>
## vol 0
             0.593493348 0.1187723078 0.085233275 0.088761826 0.01365996
## vol 1
             0.075833373 0.1774440581 0.051543968 <mark>0.527859179</mark> 0.07846931
## crime 0
## crime 1
             0.075833373 0.1774440581 0.051543968 0.527859179 0.07846931
```

On cherche les variables bien représentées:

Axe 1 (seuil>30%): coupable 0 coupable\_1 vol\_0 vol\_1

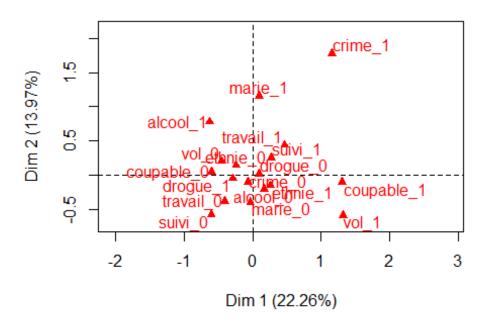
Axe 2 (seuil>30%): marie\_0 marie\_1

Axe 3 (seuil>20%): ethnie\_0 ethnie\_1 drogue\_0 drogue\_1

Axe 4 (seuil>10%): drogue\_0 drogue\_1 crime\_0 crime\_1

Axe 5 (seuil>10%): alcool\_0 alcool\_1 travail\_0 travail\_1

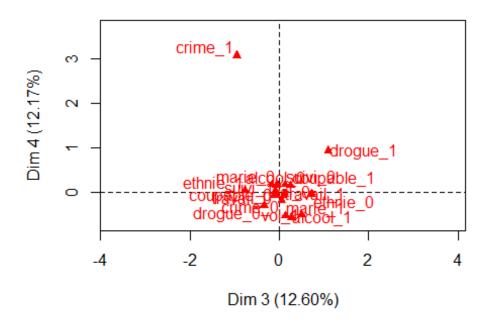
# MCA factor map



 $\underline{\mathsf{Axe}\ 1}$ : Sur ce premier axe s oppose les individus non coupable et les individus coupable pour vol

Axe 2: Le deuxieme axe oppose les individus mariés aux individus non mariés

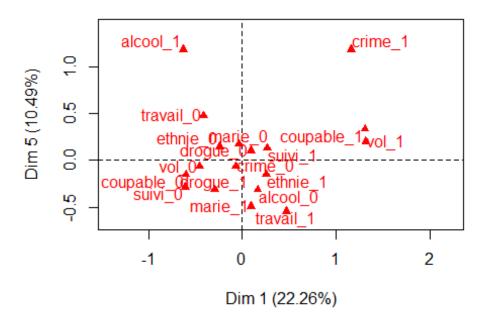
# MCA factor map



<u>Axe 3</u>: Le troisième axe oppose les consommateurs de drogues non caucasien aux non consommateur de drogue caucasien

<u>Axe 4</u>: Cet axe oppose les condamnés pour crime qui consomment de la drogue aux prisonniers qui n ont pas été condamné pour crime et qui ne consomme pas de la drogue

# MCA factor map



<u>Axe 5</u>: Ce dernier axe oppose les prisonniers alcooliques ou les prisonniers qui ne travaillent pas avec les prisonniers non alcooliques qui travaillent.

## ANNEXE: CODE R

```
library(FactoMineR)
chom <- read.delim("C:/Users/Chris/Desktop/Prepa_M2/Data Mining/Cours 3 - AFC
AFCM/chom.txt")
#PARTIE 1: AFC
#Création de la table de contingence
chomtable=table(chom$anneetud,chom$emploi)
#Test d'indépendance
test=chisq.test(chomtable)
test
test$residuals^2
test$expected
test$oberved
resuCA=CA(chomtable)
resuCA$eig
resuCA2=CA(chomtable,ncp=2)
resuCA2$row$contrib
resuCA2$col$contrib
resuCA2$row$cos2
resuCA2$col$cos2
```

#### **#PARTIE 2: AFCM**

```
prison = read.csv("C:/Users/Chris/Desktop/Prepa_M2/Data Mining/Cours 3 - AFC
AFCM/prison.txt", sep="")

#conversion de chaque variable en caractère
prison[, ]= lapply(prison[, ], as.character)

resu=MCA(prison)

resu$eig
resu$var$contrib
resu$var$cos2

#interpretation de l'AFCM

plot(resu,axes=(c(1,2)),invisible = "ind")
plot(resu,axes=(c(3,4)),invisible = "ind")
plot(resu,axes=(c(1,5)),invisible="ind")
```