

Bilan IA

V. GUERIN - T. DEMESSE - B. SAUZE

07-05-2020

Sommaire

1	Nos essais :	1
1.1	<i>Domaine</i>	1
1.2	<i>Catégories</i>	1
1.3	<i>Constitution du corpus d'apprentissage</i>	1
1.4	<i>Réseau neuronal</i>	2
2	Étude des réseaux précédemment créés:	3
2.1	En fonction du nombre de passes	3
2.2	En fonction du nombre d'images de test	4
2.3	En fonction du nombre d'images d'entraînement	5
3	Remarques:	7

1 Nos essais :

1.1 *Domaine*

Notre reconnaissance d'image est basée sur l'identification de 2 nuisibles, en plus d'un prédateur permettant de limiter l'impact des ravageurs.

1.2 *Catégories*

Nous avons opté pour 3 catégories :

- Le cafard
- La mouche
- L'araignée

1.3 *Constitution du corpus d'apprentissage*

Nous avons récupéré les 100 premières images de la requête google pour “flie”, “spider” et “cockroach”

```
#query = ["flie", "cockroach", "spider"]
```

Les images ainsi téléchargées sont triées manuellement car les moteurs de recherche sortent des images qui ne correspondent pas à la requête, de façon à tromper les algorithmes de Deep Learning qui tenteraient de passer par ces moteurs de recherche.

Les images correspondent globalement, mais après plusieurs résultats, il y a de plus en plus d'images qui ne sont pas directement associées à la requête.

On place ensuite 80% des images dans un dossier "training" qui constitue la base d'entraînement du réseau neuronal. On compare ensuite la correspondance avec les 20% d'images placées dans un dossier "test". Le réseau ainsi créé est basé sur l'association des images du dossier test avec celles du dossier "training" pour lesquels nous sommes assurés de la correspondance.

1.4 Réseau neuronal

On teste l'efficacité de notre réseau neuronal avec 10 passes d'apprentissage à partir du corpus d'images initialement créé.

La sortie python obtenue sur le test du réseau nous donne ceci :

```
#CNN multiclass ( 3 catégories)
#cockroach : 17 / 20 ( 85 %)
#flie : 4 / 12 ( 33 %)
#spider : 9 / 11 ( 81 %)
#Global : 30 / 43 ( 69 %)
```

On arrive à une reconnaissance globale de 69% des images. Avec un bon discernement des cafards et des araignées, mais pas des mouches.

Lorsque l'on observe la base d'apprentissage, on peut expliquer le faible taux de reconnaissance des mouches par une variabilité des clichés en terme de fond, d'angles de vue et de type de mouches. Contrairement aux images de cafards et d'araignées qui sont plus homogènes.

2 Étude des réseaux précédemment créés:

2.1 En fonction du nombre de passes

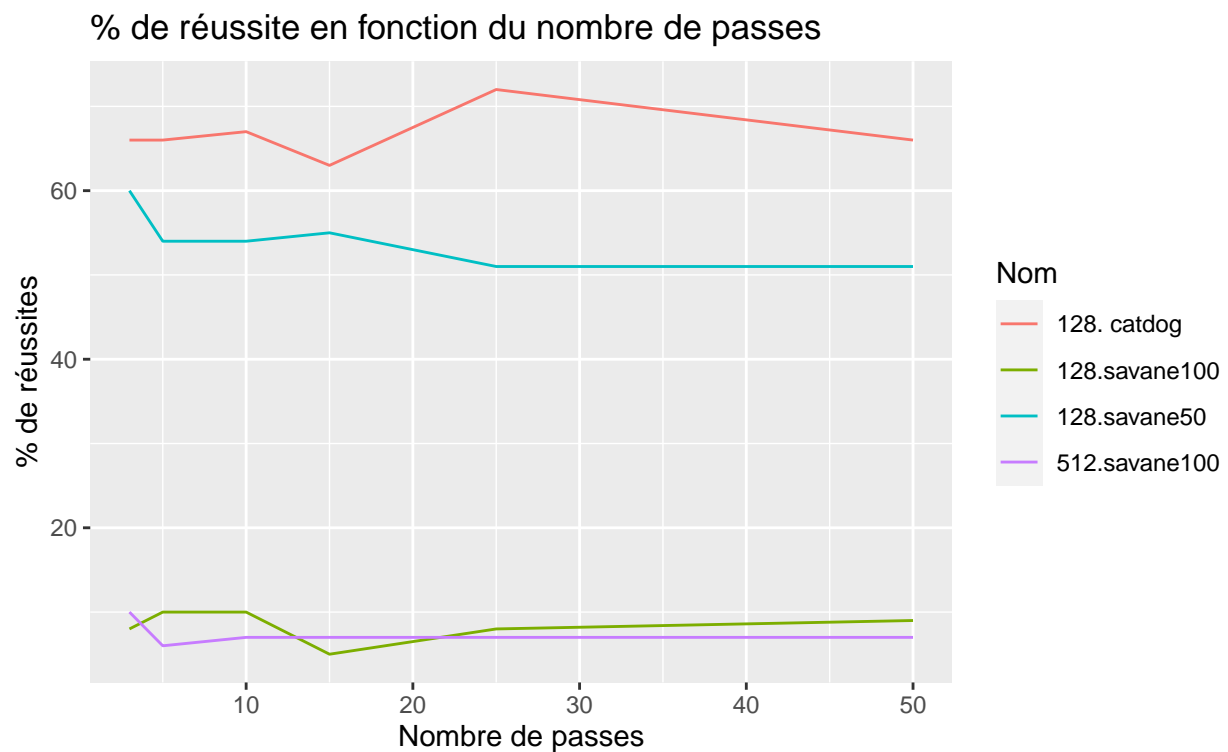
```
library(ggplot2)
library(dplyr)

models <- read.csv("models.csv")

models$Nom <- paste(models$Nombre.de.neurones.dans.la.couche.complètement.connectée,
                    models$Dataset.d.entraînement, sep=".")

filter(models, Nom %in% c("128. catdog", "128.savane50", "128savane100", "512.savane100"))

models %>%
  ggplot(aes(x=Nombre.passes, y=Pourcentage.de.réussite, group=Nom, color=Nom)) +
  geom_line() +
  ggtitle("% de réussite en fonction du nombre de passes") +
  ylab("% de réussites")+
  xlab("Nombre de passes")
```



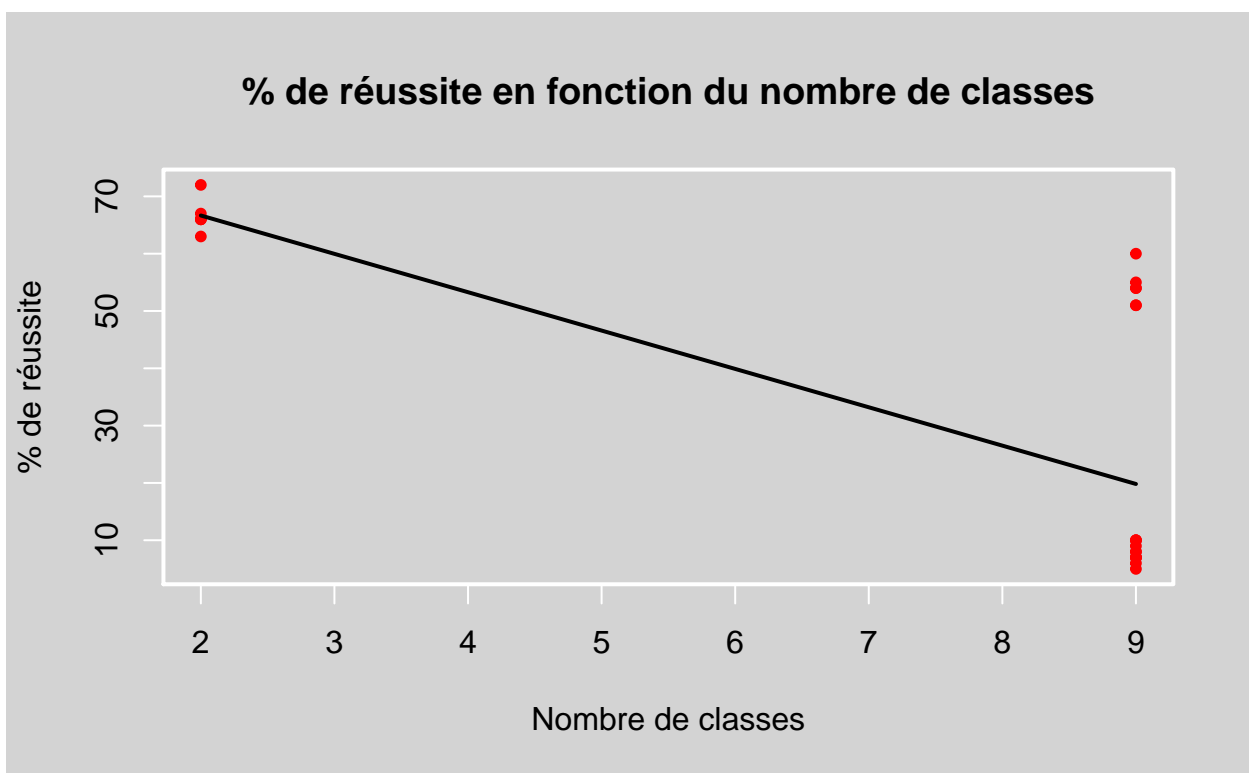
2.2 En fonction du nombre d'images de test

```
models <- read.csv("models.csv")

op <- par(bg = "lightgrey", fg = "white", lwd = 2)

plot(models$Nombre.de.classes, models$Pourcentage.de.réussite,
      pch = 20, cex = 0.8, col = "red",
      xlab = "Nombre de classes",
      ylab = "% de réussite")

lines(lowess(models$Nombre.de.classes, models$Pourcentage.de.réussite), col = "black")
title("% de réussite en fonction du nombre de classes")
```



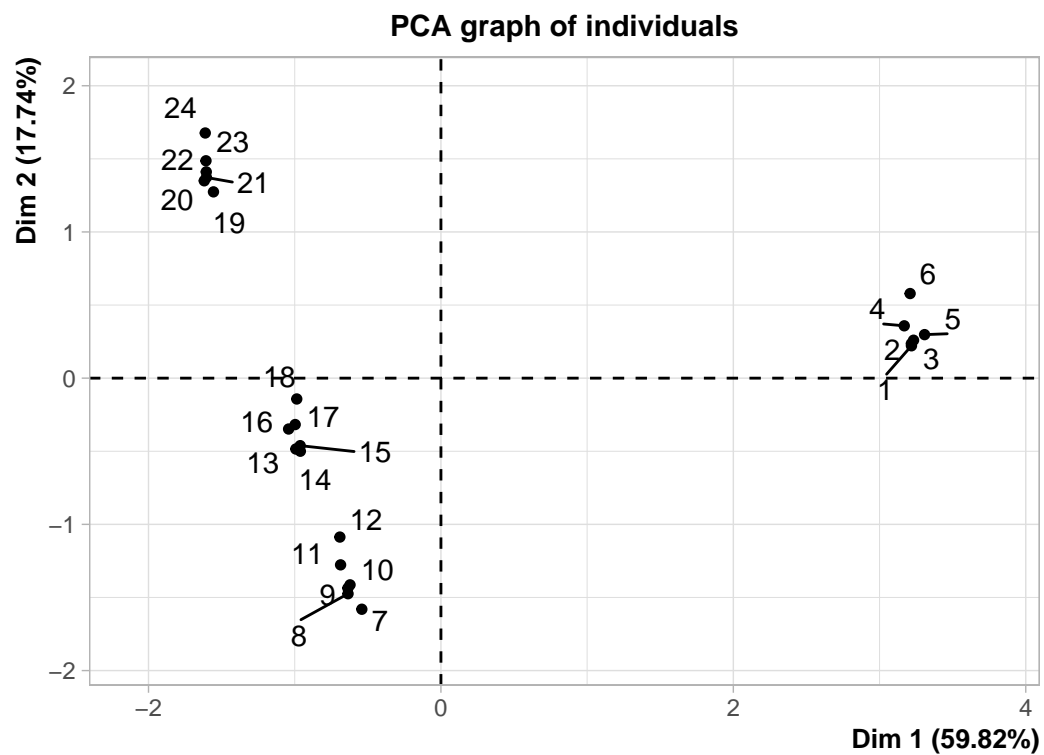
2.3 En fonction du nombre d'images d'entraînement

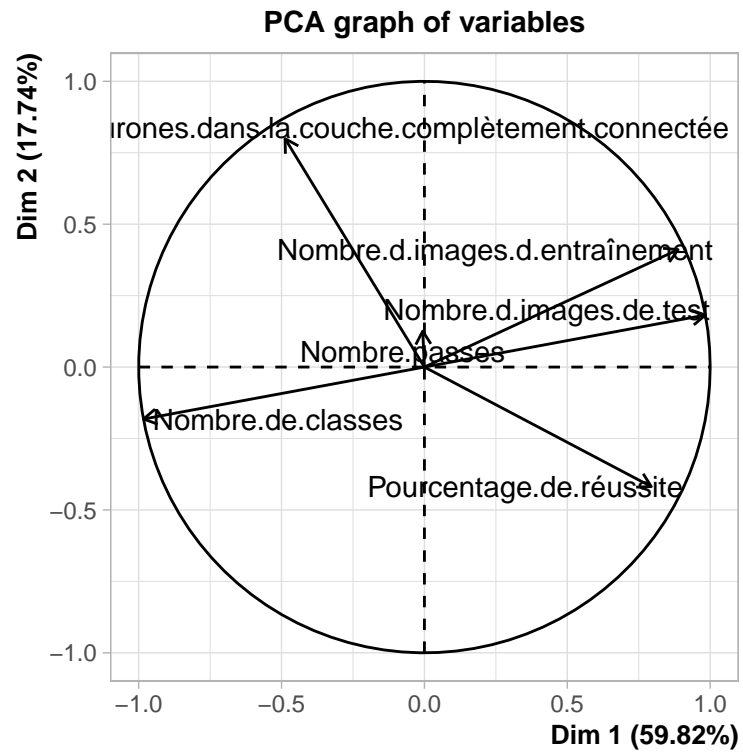
```
library("FactoMineR")
library("factoextra")

models <- read.csv("models.csv")

models$Dataset.d.entrainement <- NULL
models$Dataset.de.test <- NULL

res.pca <- PCA(models, graph = TRUE)
```





3 Remarques: