INF0613 – Aprendizado de Máquina Não Supervisionado

Trabalho 2 - Redução de Dimensionalidade

Nicole Nogueira Silva Rodolfo Dalla Costa

O objetivo deste trabalho é exercitar o conhecimento de técnicas de redução de dimensionalidade. Essas técnicas serão usadas tanto para obtenção de características quanto para visualização dos conjuntos de dados. Usaremos a base de dados `speech.csv`, que está disponível na página da disciplina no Moodle. A base contém amostras da pronúncia em inglês das letras do alfabeto.

Atividade 0 – Configurando o ambiente

Antes de começar a implementação do seu trabalho configure o *workspace* e importe todos os pacotes e execute o preprocessamento da base:

```
# Adicione os demais pacotes usados neste trabalho:
library(magrittr)
library(tidyverse)
library(umap)
library(Rtsne)
# Configure ambiente de trabalho na mesma pasta
# onde colocou a base de dados:
setwd("C:/Users/nicol/Documents/Mineração de dados/inf-0611-0612/inf0613/t2")

# Pré-processamento da base de dados
# Lendo a base de dados
speech <- read.csv("speech.csv", header = TRUE)

# Convertendo a coluna 618 em characteres
speech$LETRA <- LETTERS[speech$LETRA]
```

Atividade 1 – Análise de Componentes Principais (*3,5 pts*)

Durante a redução de dimensionalidade, espera-se que o poder de representação do conjunto de dados seja mantido, para isso é preciso realizar uma análise da variância mantida em cada componente principal obtido. Use função `prcomp`, que foi vista em aula, para criar os autovetores e autovalores da base de dados. Não use a normalização dos atributos, isto é, defina `scale.=FALSE`. Em seguida, use o comando `summary`, analise o resultado e os itens a seguir:

```
# Executando a redução de dimensionalidade com o prcomp

speech_pca <- prcomp(speech[,1:617], scale = FALSE)

# Analisando as componentes com o comando summary
#summary(speech_pca)
summary(speech_pca)$importance %>% data.frame() %>% select(1:4)
```

```
##                            PC1    PC2    PC3    PC4
## Standard deviation     5.349 3.2000 2.6908 2.2953
## Proportion of Variance 0.248 0.0889 0.0629 0.0457
## Cumulative Proportion  0.248 0.3374 0.4003 0.4460
```

Análise

a) Qual o menor número de componentes, tal que a variância acumulada seja pelo menos `80%` do total?

Resposta:

O número mínimo de componentes necessárias para que 80% da variabilidade dos dados seja representada é 38.

b) Qual o menor número de componentes, tal que a variância acumulada seja pelo menos `90%` do total?

Resposta:

O número mínimo de componentes necessárias para que 90% da variabilidade dos dados seja representada é 91.

c) Qual o menor número de componentes, tal que a variância acumulada seja pelo menos `95%` do total?

Resposta:

O número mínimo de componentes necessárias para que 95% da variabilidade dos dados seja representada é 170.

d) Qual o menor número de componentes, tal que a variância acumulada seja pelo menos `99%` do total?

Resposta:

O número mínimo de componentes necessárias para que 99% da variabilidade dos dados seja representada é 382.

e) Faça um breve resumo dos resultados dos itens *a)-d)* destacando o impacto da redução de dimensionalidade.

Resposta:

A redução de dimensionalidade é um processo importante na análise e construção de intepretação dos dados. Sua utilização é grande importância para identificar e descartar informações redundantes, de forma a reduzir computacionalmente o tempo e armazenamento, assim como gerar modelos e visualizações mais simples e intuitivas. A análise de componentes principais é uma das técnicas de fácil aplicação para obtenção desses resultados. Utilizando essa técnica no banco de dados Speech, a partir de somente 38 componentes, já seriamos capazes de representar 80% da variação total dos nossos dados, já correspondendo a um ótimo resultado. Aumentando para 91, 170 e 382 componentes, teríamos respectivamente 90%, 95%, 99% da variabilidade dos dados representada, enquanto que inicialmente possuíamos 618 atributos a disposição para utilização.

Atividade 2 – Análise de Componentes Principais e Normalização (*3,5 pts*)

A normalização de dados em alguns casos, pode trazer benefícios. Nesta questão, iremos analisar o impacto dessa prática na redução da dimensionalidade da base de dados `speech.csv`. Use função `prcomp` para criar os autovetores e autovalores da base de dados usando a normalização dos atributos, isto é, defina `scale.=TRUE`. Em seguida, use o comando `summary`, analise o resultado e os itens a seguir:

```
# Executando a redução de dimensionalidade com o prcomp
 # com normalização dos dados
```

```r
speech_pca_norm <- prcomp(speech[,1:617], scale = TRUE)
# Analisando as componentes com o comando summary
#summary(speech_pca_norm)
summary(speech_pca_norm)$importance %>% data.frame() %>% select(1:4)
```

```
##                            PC1    PC2    PC3    PC4
## Standard deviation     10.914 7.4033 5.7923 5.2805
## Proportion of Variance  0.193 0.0888 0.0544 0.0452
## Cumulative Proportion   0.193 0.2819 0.3363 0.3815
```

Análise

a) Qual o menor número de componentes, tal que a variância acumulada seja pelo menos `80%` do total?

Resposta:

O número mínimo de componentes necessárias para que 80% da variabilidade dos dados seja representada é 48.

b) Qual o menor número de componentes, tal que a variância acumulada seja pelo menos `90%` do total?

Resposta:

O número mínimo de componentes necessárias para que 90% da variabilidade dos dados seja representada é 112.

c) Qual o menor número de componentes, tal que a variância acumulada seja pelo menos `95%` do total?

Resposta:

O número mínimo de componentes necessárias para que 95% da variabilidade dos dados seja representada é 200.

d) Qual o menor número de componentes, tal que a variância acumulada seja pelo menos `99%` do total?

Resposta:

O número mínimo de componentes necessárias para que 99% da variabilidade dos dados seja representada é 400.

e) Quais as principais diferenças entre a aplicação do PCA nesse conjunto dados com e sem normalização?

Ao utilizarmos a análise de componentes principais com a normalização dos dados consiste na identificação dos autovalores e autovetores a partir da matriz de correlação, enquanto que sem a normalização identificamos esses fatores através da matriz de covariância.

f) Qual opção parece ser mais adequada para esse conjunto de dados? Justifique sua resposta.

Resposta:

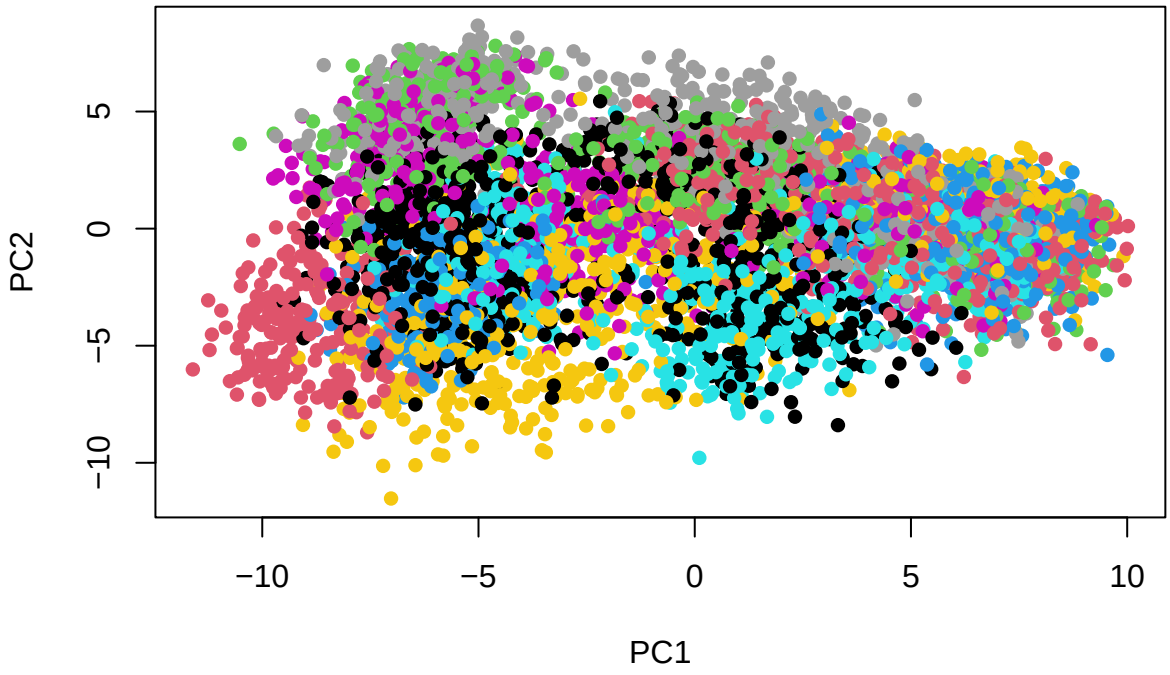
Através das componentes obtidos por meio dos dois métodos, podemos concluir que a análise de componentes principais sem normalização se demonstrou mais efetiva. Para todas as variâncias acumuladas avaliadas, o primeiro método necessitou de menos componentes, reduzindo a dimensionalidade e apresentando maior simplicidade no modelo.

Atividade 3 – Visualização a partir da Redução (*3,0 pts*)

Nesta atividade, vamos aplicar diferentes métodos de redução de dimensionalidade e comparar as visualizações dos dados obtidos considerando apenas duas dimensões. Lembre de fixar uma semente antes de executar o T-SNE.

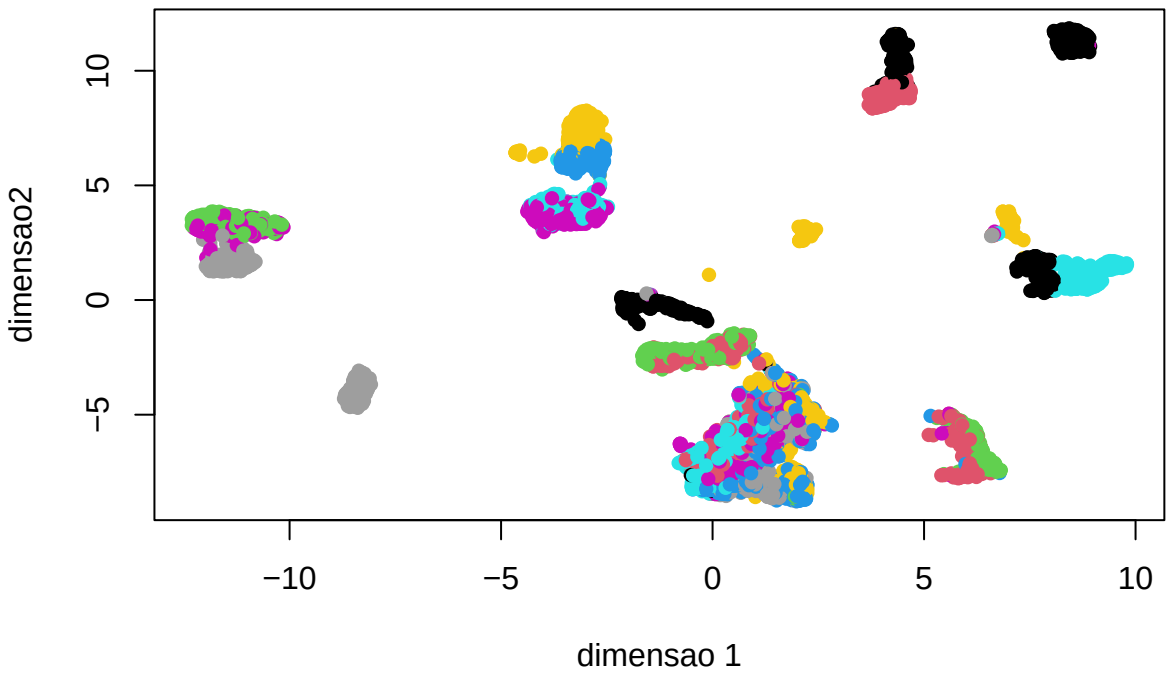
a) Aplique a redução de dimensionalidade com a técnica PCA e gere um gráfico de dispersão dos dados. Use a coluna `618` para classificar as amostras e definir uma coloração.

```
# Aplicando redução de dimensionalidade com a técnica PCA
speech_pca <- prcomp(speech[,1:617], scale = FALSE)

# Gerando o gráfico de dispersão
plot(speech_pca$x[ ,1:2] , col = as.factor(speech[ ,618]), pch = 16)
```



b) Aplique a redução de dimensionalidade com a técnica UMAP e gere um gráfico de dispersão dos dados. Use a coluna `618` para classificar as amostras e definir uma coloração.

```
# Aplicando redução de dimensionalidade com a técnica UMAP
set.seed(21) # semente fixa para reprodutibilidade
speech_umap <- umap(as.matrix(speech[,1:617]))

# Gerando o gráfico de dispersão
plot(speech_umap$layout , col= as.factor(speech$LETRA) , xlab="dimensao 1",
     ylab="dimensao2", pch =16)
```

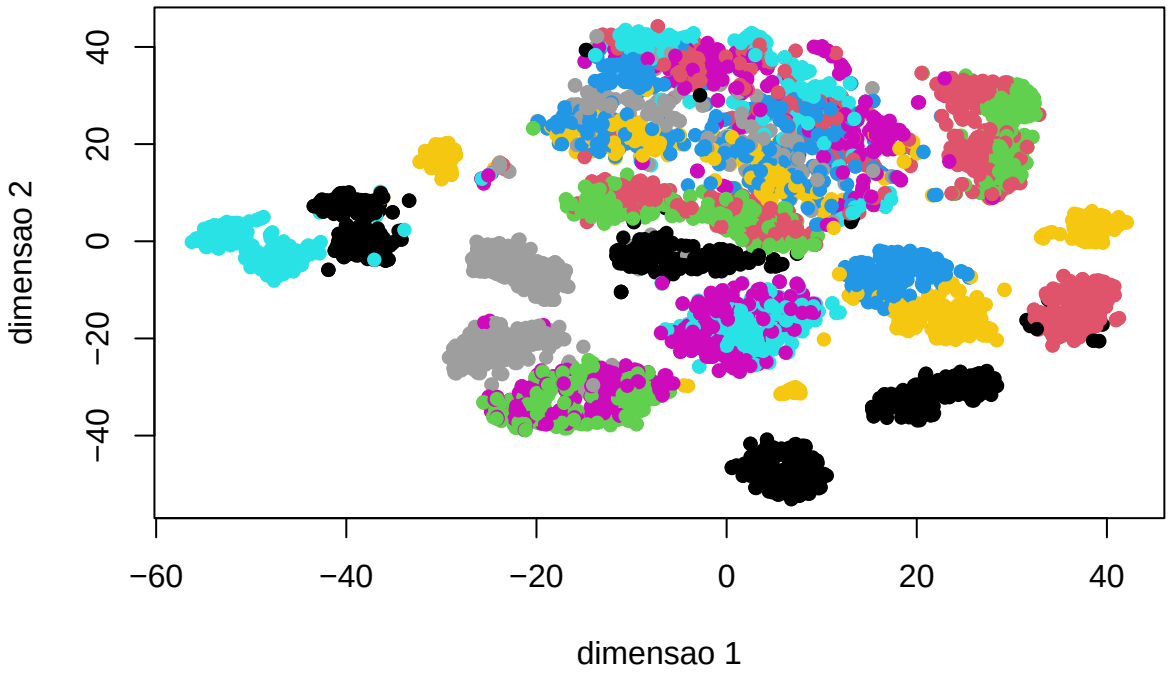


c) Aplique a redução de dimensionalidade com a técnica T-SNE e gere um gráfico de dispersão dos dados. Use a coluna `618` para classificar as amostras e definir uma coloração.

```
# Aplicando redução de dimensionalidade com a técnica T-SNE
sum(duplicated(speech)) #verificando dados repetidos
```

```
## [1] 0
```

```
set.seed(21)

tsne <- Rtsne(as.matrix(speech[,1:617]), perplexity = 30, dims=2)


# Gerando o gráfico de dispersão
plot(tsne$Y, col= as.factor(speech$LETRA) , xlab="dimensao 1", ylab="dimensao 2",
     pch=16)
```



Análise

d) Qual técnica você acredita que apresentou a melhor projeção? Justifique.

Resposta:

Analisando os gráficos gerados a partir das 3 técnicas de redução de dimensionalidade, é possível concluir que a técnica de T-SNE se apresentou mais efetiva para o banco de dados em questão. Para o problema em questão, temos 26 categorias da nossa variável resposta. Ao analisarmos o resultado do PCA, não é possível distinguir nenhum grupo. Utilizando o UMAP, alguns agrupamentos de categorias já ficam mais evidentes, porém alguns registros ficam muito misturados e é com o T-SNE em que conseguimos ter visualizações mais espaçadas e claras de algumas categorias.