

Exercício 3 - K-Nearest Neighbors

Rodrigo Machado Fonseca - 2017002253

November 4, 2021

1 Introdução

Neste trabalho iremos implementar o algoritmo *k-Nearest Neighbors* na seção 2. Em seguida, iremos utilizá-lo para classificar um conjunto de amostras.

2 K-Nearest Neighbors

O algoritmo *k-Nearest Neighbors* é um classificador que utiliza métricas de distâncias para classificar novas amostras. Para entendermos como funcionar vamos analisar o conjunto de passos:

- Recebe uma amostra e calcula a distância para todas as amostras que já estão rotuladas.
- Ordena em ordem crescente de acordo com a distância calculada.
- Escolhe as k primeiras amostras.
- Conta o número de rótulos dentro do grupo escolhido.
- Ordena em ordem decrescente.
- Atribui como rótulo da nova amostra o primeiro rótulo da lista.

Para aplicar o método basta termos um conjunto de amostras que já estão rotuladas e a partir do momento que recebemos um novo número de amostras, podemos implementar a sequência de passos acima que teremos uma classificação para nova amostras.

Para o cálculo da distância utilizaremos a fórmula da distância Euclidiana. Pode acontecer um empate de rótulos dentro do conjunto k escolhido. Para isso adotamos a solução utilizada pelo algoritmo 1, que dentre os rótulos mais frequentes, escolhe um de forma aleatória.

3 Implementação KNN

Agora que já explicamos conceitualmente os passos do algoritmo KNN iremos implementar o passo a passo descrito na seção 2.

```
> rm(list=ls())
> calculate_distance <- function(line_matrix, mn_matrix, p){
+   line_matrix <- as.matrix(line_matrix, nrow=1)
+   difference <- t(apply(mn_matrix[,1:2], 1, '-', line_matrix))
+   return(rowSums(abs(difference)^p)^(1/p))
+ }
> knn <- function(comparison_matrix, sample_matrix, k, p){
+   labels_clusters <- comparison_matrix[,3]
+   base_matrix <- comparison_matrix[,1:2]
+   labels_output <- matrix(nrow = dim(sample_matrix)[1], ncol = 1)
+   sample_matrix <- sample_matrix[,1:2]
+   for(i in 1:dim(sample_matrix)[1]){
+     distance <- calculate_distance(sample_matrix[i,], comparison_matrix, p)
+     indexes <- sort(distance, index.return=TRUE)[[2]][1:k]
+     select_label <- labels_clusters[indexes]
+     table_label <- table(select_label)
+     if(length(strtoi(names(table_label[table_label == max(table_label)])))>
+       labels_output[i,1] <- sample(strtoi(names(table_label[table_label ==
+     }else{
+       labels_output[i,1] <- strtoi(names(table_label[table_label == max(tabl
+     }
+   }
+   return(cbind(sample_matrix, labels_output))
+ }
```

4 Metodologia

Para fazermos o treinamento iremos criar 4 gaussianas com o mesmo desvio padrão, com 100 pontos cada e com os centros nos pontos (2,2), (2,4), (4,2), (4,4). Essas receberam rótulos de 1 a 4.

Além disso, criaremos um conjunto aleatório de 20 amostras com distribuição uniforme, as quais iremos classificar. Será atribuído um rótulo igual a 6 apenas para as amostras ficarem coerente com a função *plot_samples*.

Os procedimentos citados no parágrafo anterior serão repetidos três vezes um para cada respectivo valor de desvio padrão: 0.3; 0.5; 0.7.

Para cada conjunto gaussianas e amostras iremos classificar utilizando os valores de k igual a 2, 4 e 8.

```
> build_gaussians <- function(standard_deviation, sample_number){  
+   s_d<-standard_deviation  
+   nc<-sample_number  
+   xc1 <- matrix(rnorm(nc*2), ncol=2)*s_d + t(matrix(c(2 ,2), nrow=2,ncol=nc))  
+   xc2 <- matrix(rnorm(nc*2), ncol=2)*s_d + t(matrix(c(4 ,4), nrow=2,ncol=nc))  
+   xc3 <- matrix(rnorm(nc*2), ncol=2)*s_d + t(matrix(c(2 ,4), nrow=2,ncol=nc))  
+   xc4 <- matrix(rnorm(nc*2), ncol=2)*s_d + t(matrix(c(4 ,2), nrow=2,ncol=nc))  
+   y1 <- array(1, c(nc,1))  
+   y2 <- array(2, c(nc,1))  
+   y3 <- array(3, c(nc,1))  
+   y4 <- array(4, c(nc,1))  
+   sample1 <- cbind(xc1, y1)  
+   sample2 <- cbind(xc2, y2)  
+   sample3 <- cbind(xc3, y3)  
+   sample4 <- cbind(xc4, y4)  
+   samples <- rbind(sample1, sample2, sample3, sample4)  
+   return(samples)  
+ }  
> comparison_matrix <- build_gaussians(0.3, 100)  
> nc <- 20  
> sample_matrix <- matrix(runif(nc*2)-0.5, ncol=2) * 2 + t(matrix(c(3 ,3),  
+                                                                    nrow=2,ncol=nc))  
> sample_matrix <- cbind(sample_matrix, matrix(data = 6, nrow = nc, ncol = 1))
```

Para avaliarmos os resultados construímos uma função para plotar o conjunto de gaussianas juntamente com as amostras, e a utilizaremos, antes e

após o treinamento.

```
> plotter_samples <- function(comparison_matrix, sample_matrix){  
+   plot(comparison_matrix[1:100, 1], comparison_matrix[1:100, 2],  
+       col = comparison_matrix[1:100, 3], xlim = c(0,6), ylim = c(0,6),  
+       xlab = "x1", ylab = "x2")  
+   points (comparison_matrix[101:200, 1],  
+          comparison_matrix[101:200, 2], col = comparison_matrix[101:200, 3])  
+   points (comparison_matrix[201:300, 1],  
+          comparison_matrix[201:300, 2], col = comparison_matrix[201:300, 3])  
+   points (comparison_matrix[301:400, 1],  
+          comparison_matrix[301:400, 2], col = comparison_matrix[301:400, 3])  
+   points (sample_matrix[,1],  
+          sample_matrix[,2], col = sample_matrix[,3])  
+ }
```

5 Resultados

A seguir estão as figuras antes e após a classificação do algoritmo knn.

```
> calc_knns <- function(k, p, comparison_matrix, sample_matrix) {  
+   knn_list <- list()  
+   for(i in k){  
+     knn_list <- c(knn_list, list(knn(comparison_matrix, sample_matrix, i, 2)))  
+   }  
+   return(knn_list)  
+ }
```

6 Discussão

Para o desvio padrão igual a 0.3 podemos observar que a separação é feita de maneira muito satisfatória e conseguimos agrupar de forma coerente as amostras. Além disso, podemos dividir o plano em 4 partes onde as retas seriam uma reta passa por $x_1=3$ e paralela a x_2 , e uma reta passando por $x_2=3$ e paralela a x_1 . Dessa forma, a melhor forma de classificar as amostras

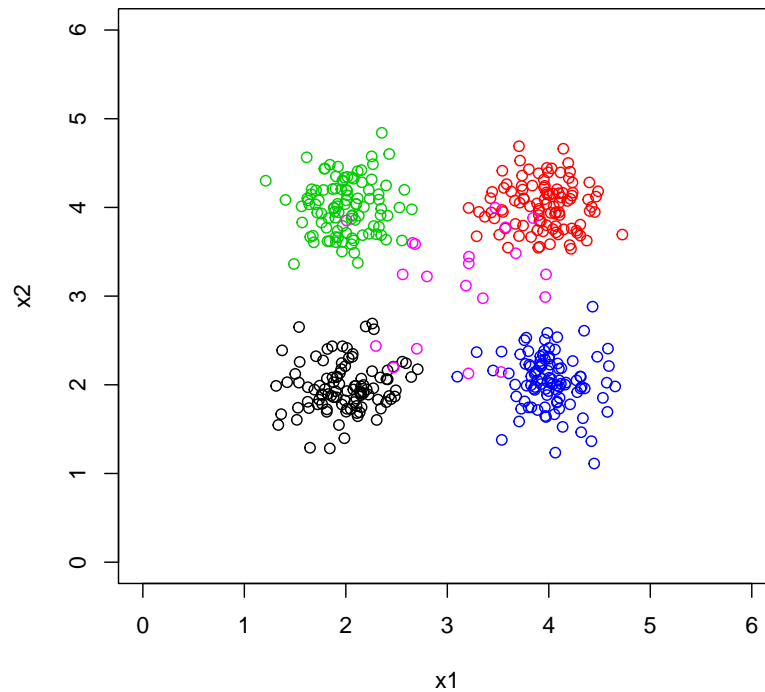


Figure 1: Amostras antes da classificação KNN com distribuições gaussianas com desvio padrão 0.3

mais próximas do centro seria sabendo a qual respectivo quadrante ela pertence. Analisando esse aspecto, podemos ver que ao aumentarmos k , as amostras são melhores classificadas de acordo com a gaussiana pertencente ao respectivo quadrante.

Para os valores de desvio padrão 0.5, torna-se um pouco mais complexo fazer a divisão, uma vez que há sobreposição de amostras de diferentes gaussianas. No entanto, podemos ver que a classificação é feita de forma satisfatória, principalmente com o aumento do valor de k .

Para os valores de desvio padrão 0.7, podemos ver que a classificação é a mais complexa e depende muito do local onde a amostra que será classificada está localizada, pois pode ser que a amostra caia perto de um conjunto de amostras de um rótulo que estão mais dispersas das suas respec-

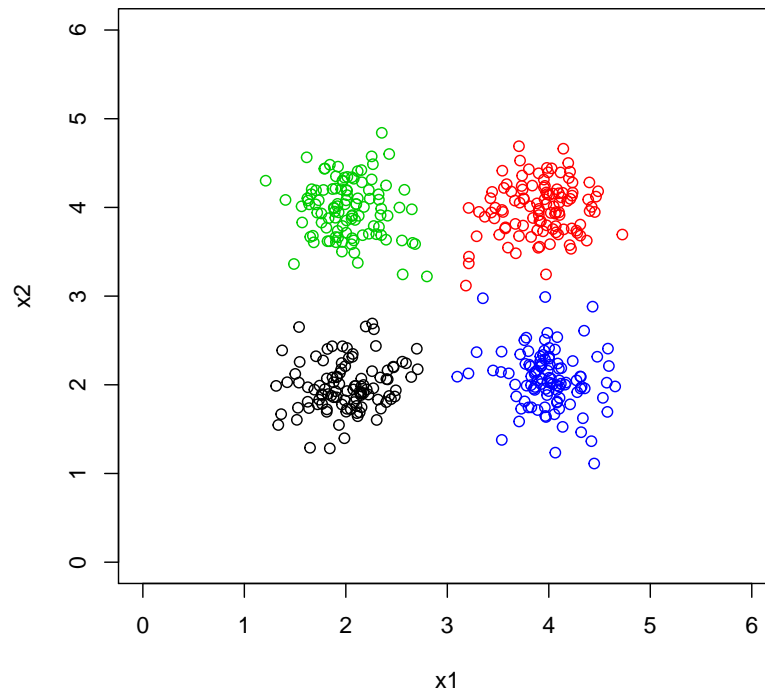


Figure 2: Amostras após da classificação KNN com distribuições gaussianas com desvio padrão 0.3 e k igual a 2.

tivas centróides. Neste caso, aumentar o valor de k não é muito eficiente, principalmente na região central (perto do ponto (3,3)).

Ao final do experimento, pode-se afirmar que o objetivo do exercício foi cumprido, uma vez que foi possível implementar um algoritmo knn que é capaz de classificar um certo conjunto de amostras em um espaço formado por quatro classes. As figuras dos resultados nos permitem validar visualmente que o algoritmo está classificando corretamente as amostras. Além disso, foi possível observar também como os desvios-padrão das amostras de treinamento e o número de vizinhos mais próximos considerados na classificação alteram o resultado final do problema.

Por fim, é relevante comentar que há outras formas de classificar as amostras que terminam empatadas. Uma possível solução seria variar o valor

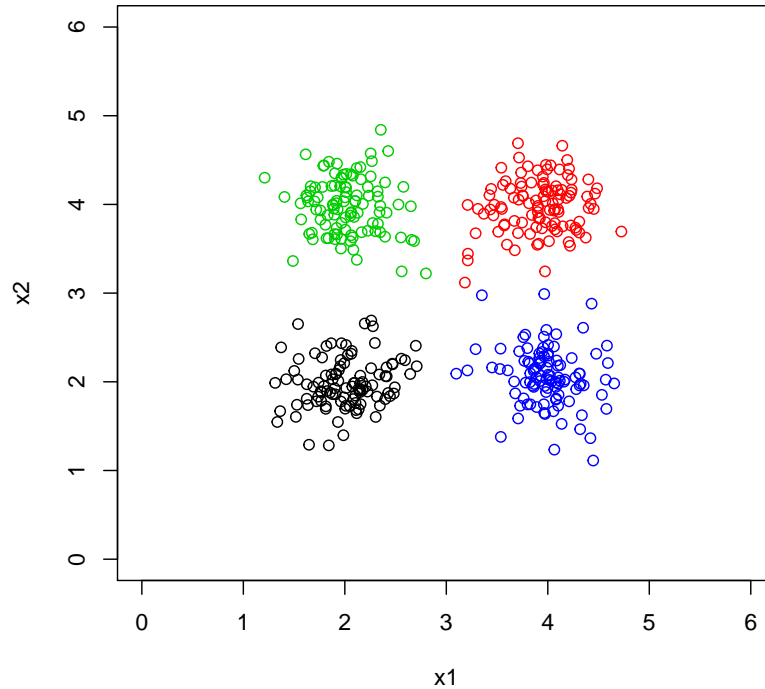


Figure 3: Amostras após da classificação KNN com distribuições gaussianas com desvio padrão 0.3 e k igual a 4.

de p da distância de minkowski até a amostra convergir para um valor. Outrossim, utilizar valores k 's iguais a impar iriam reduzir a probabilidade de empate.

References

- [1] <https://www.mathworks.com/help/stats/fitcknn.html>

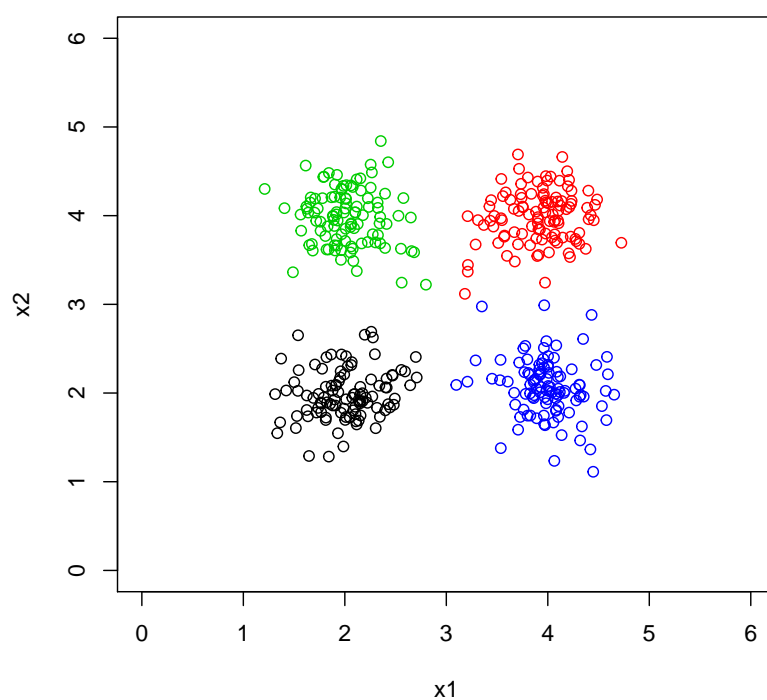


Figure 4: Amostras após da classificação KNN com distribuições gaussianas com desvio padrão 0.3 e k igual a 8.

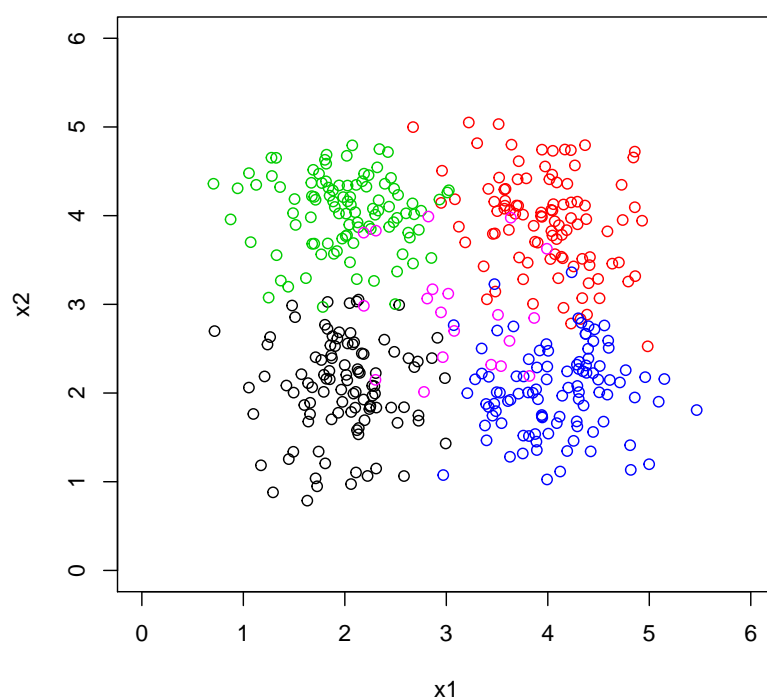


Figure 5: Amostras antes da classificação KNN com distribuições gaussianas com desvio padrão 0.5

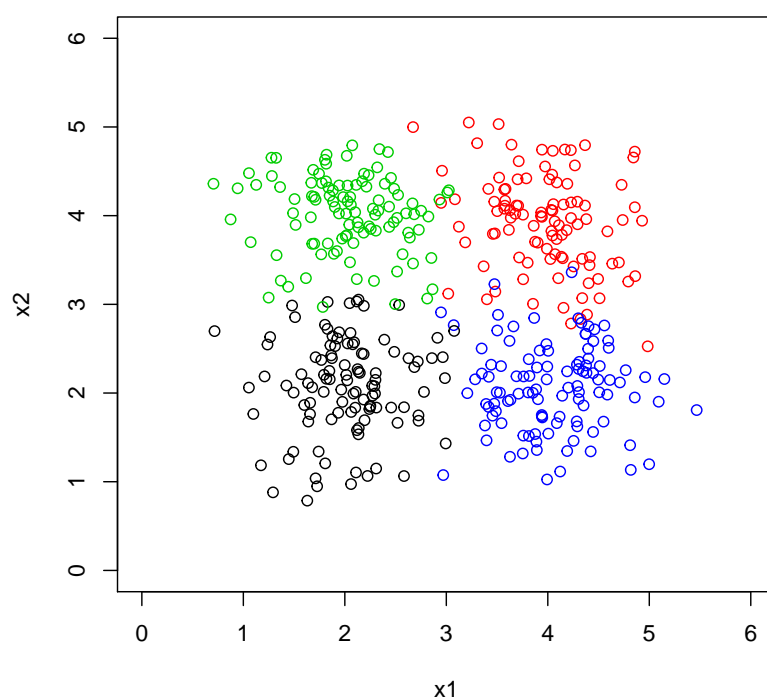


Figure 6: Amostras após da classificação KNN com distribuições gaussianas com desvio padrão 0.5 e k igual a 2.

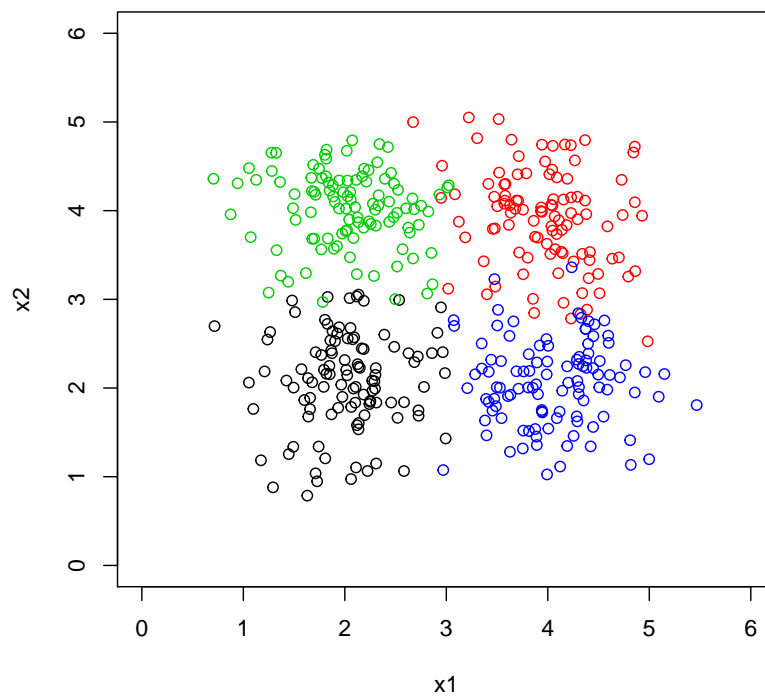


Figure 7: Amostras após da classificação KNN com distribuições gaussianas com desvio padrão 0.5 e k igual a 4.

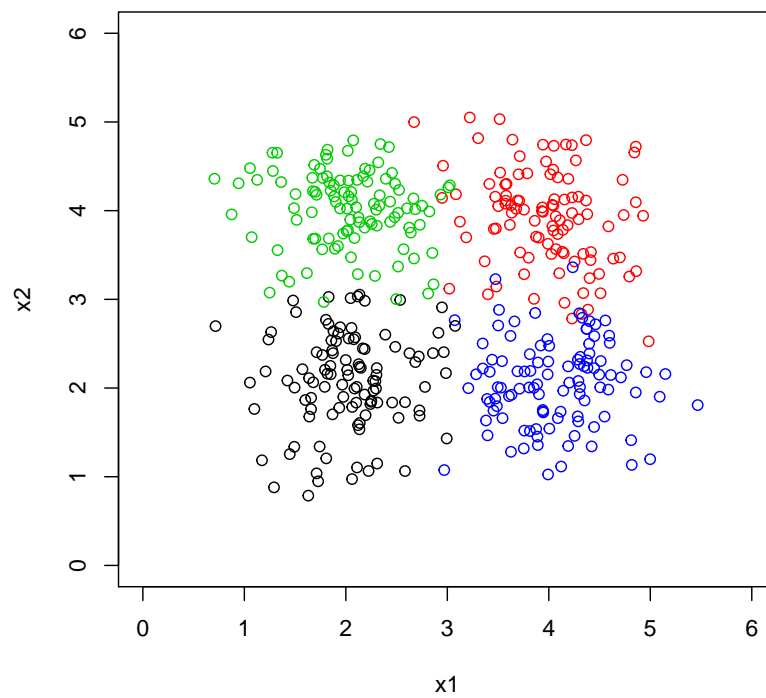


Figure 8: Amostras após da classificação KNN com distribuições gaussianas com desvio padrão 0.5 e k igual a 8.

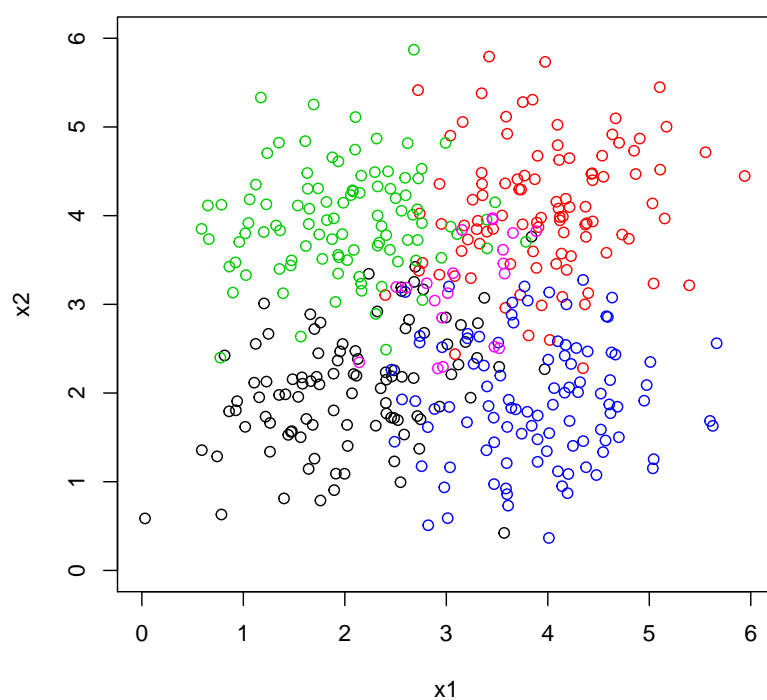


Figure 9: Amostras antes da classificação KNN com distribuições gaussianas com desvio padrão 0.7

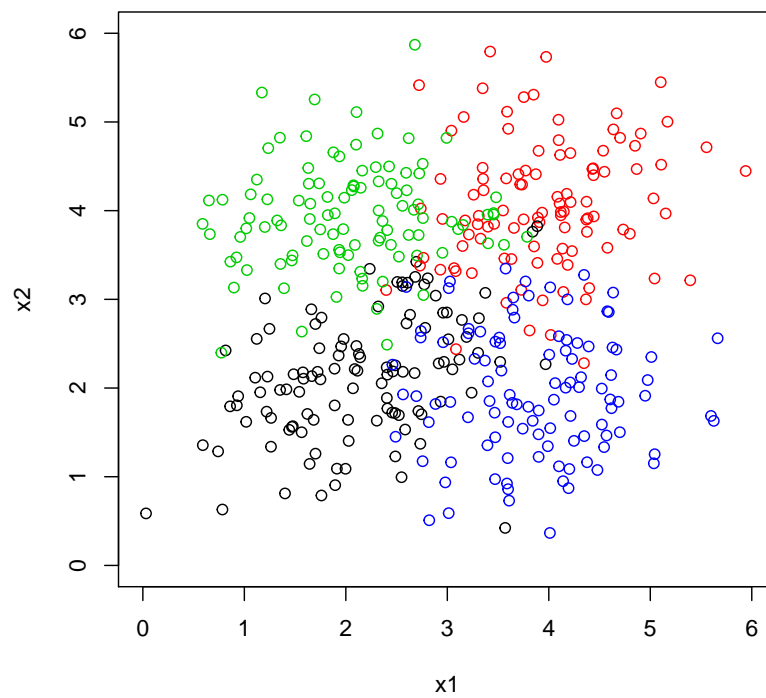


Figure 10: Amostras após da classificação KNN com distribuições gaussianas com desvio padrão 0.7 e k igual a 2.

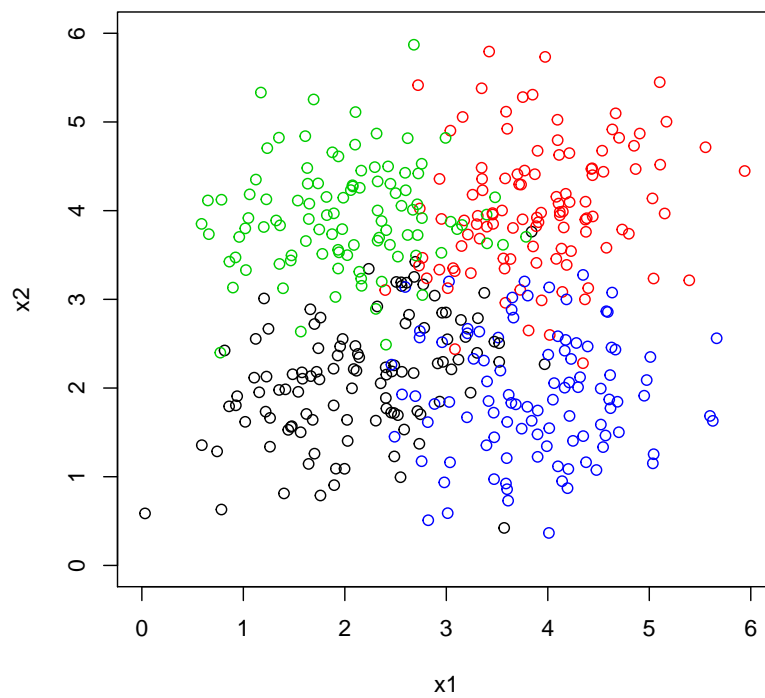


Figure 11: Amostras após da classificação KNN com distribuições gaussianas com desvio padrão 0.7 e k igual a 4.

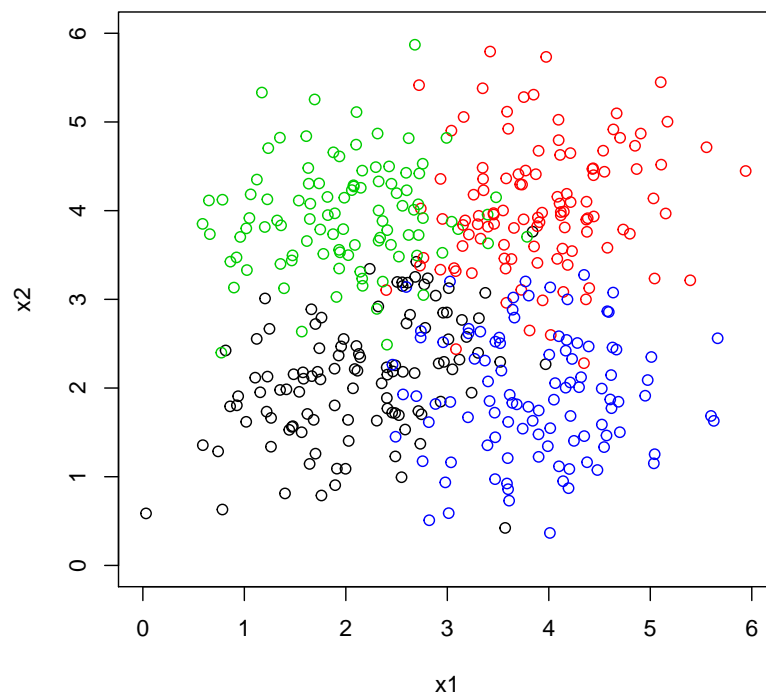


Figure 12: Amostras após da classificação KNN com distribuições gaussianas com desvio padrão 0.7 e k igual a 8.