Mineração de Dados

Trabalho 6

Arthur do Prado Labaki - 11821BCC017

22-04, 2023

GBC212

Estudo do Conceito

O algoritmo de mineração de dados k-vizinhos mais próximos (kNN) é um método simples e efetivo de classificação e regressão em aprendizado de máquina. O algoritmo funciona encontrando os k exemplos de treinamento mais próximos do exemplo de teste e usando a classe majoritária ou a média desses k exemplos para prever a classe ou valor do exemplo de teste.

O algoritmo kNN pode ser resumido nos seguintes passos:

Calcular a distância entre o exemplo de teste e todos os exemplos de treinamento usando uma métrica de distância, como a distância euclidiana ou a distância de Manhattan.

Selecionar os k exemplos de treinamento mais próximos do exemplo de teste com base nas distâncias calculadas.

Usar a classe majoritária dos k exemplos selecionados para prever a classe do exemplo de teste em um problema de classificação ou usar a média dos k exemplos selecionados para prever o valor do exemplo de teste em um problema de regressão.

O valor de k pode ser escolhido pelo usuário e é um hiper parâmetro importante que afeta o desempenho do modelo. Um valor maior de k pode levar a uma melhor generalização, mas pode perder detalhes locais importantes, enquanto um valor menor de k pode levar a uma maior sensibilidade ao ruído e a overfitting.

O algoritmo kNN é fácil de entender e implementar, mas pode ser computacionalmente caro para grandes conjuntos de dados e pode ser sensível à escala dos dados e à escolha da métrica de distância. No entanto, é uma técnica muito útil para classificação e regressão em problemas de aprendizado de máquina.

Resolução do Exercício 1)

Resolver o problema abaixo usando o classificador k-vizinhos mais próximos:

Com a base de dados, escolhemos um valor adequado para k, que no nosso caso será 3. O primeiro passo é calcular a distância entre cada ponto desconhecido e cada ponto no conjunto

| sej | pal | pe | class | |
|--------|-------|--------|-------|------------|
| length | width | length | width | |
| 6.3 | 2.3 | 4.4 | 1.3 | versicolor |
| 6.2 | 3.4 | 5.4 | 2.3 | virginica |
| 5.2 | 3.4 | 1.4 | 0.2 | setosa |
| 6.9 | 3.1 | 5.4 | 2.1 | virginica |
| 5.7 | 4.4 | 1.5 | 0.4 | setosa |
| 5.4 | 3.7 | 1.5 | 0.2 | setosa |
| 5 | 3.3 | 1.4 | 0.2 | setosa |
| 6.4 | 2.8 | 5.6 | 2.1 | virginica |
| 6 | 3 | 4.8 | 1.8 | virginica |
| 5.5 | 2.5 | 4 | 1.3 | versicolor |

| se | pal | pe | tal | class |
|--------|-------|--------|-------|-------|
| length | width | length | width | |
| 7.3 | 2.9 | 6.3 | 1.8 | ? |
| 6.1 | 2.9 | 4.7 | 1.4 | ? |
| 4.6 | 3.4 | 1.4 | 3.0 | ? |

Figura 1: Base de dados

de treinamento. Usaremos a distância Euclidiana. Sua formula se baseia em que x e y para o tamanho e largura da pétala e z e w para a largura da sépala e 1 e 2 são duas classes distintas. Com isso temos:

$$d = \sqrt{(x^2 - x^1)^2 + (y^2 - y^1)^2 + (z^2 - z^1)^2 + (w^2 - w^1)^2}$$

Então, será necessário realizar o calculo da distancia euclidiana entre cada um dos pontos testes e todos os pontos da base de dados. Com isso montamos a tabela abaixo que demonstra esse calculo. Nela o D1 é a distancia euclidiana entre o ponto atual (p1) e o ponto da primeira linha na base de dados (Versicolor) e assim segue até D10 sendo o ultimo ponto. Com isso criamos a tabela (contas no final do trabalho):

| ID | X | У | Z | W | D1 | D2 | D3 | D4 | D5 | D6 | D7 | D8 | D9 | D10 |
|----|-----|-----|-----|-----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 1 | 1.8 | 6.3 | 2.9 | 7.3 | 2.284 | 1.589 | 5.588 | 1.048 | 5.459 | 5.464 | 5.657 | 1.183 | 1.987 | 2.988 |
| 2 | 1.4 | 4.7 | 2.9 | 6.1 | 0.707 | 1.248 | 3.659 | 1.288 | 3.694 | 3.579 | 3.701 | 1.183 | 0.435 | 1.009 |
| 3 | 3.0 | 1.4 | 3.4 | 4.6 | 3.998 | 4.364 | 2.863 | 4.710 | 2.996 | 2.929 | 2.830 | 4.695 | 3.888 | 3.357 |

Em seguida, selecionamos os k pontos mais próximos de cada ponto desconhecido com base nas distâncias calculadas. No nosso caso, k=3, então escolhemos os três pontos mais próximos para cada ponto desconhecido. Os resultados são mostrados na tabela abaixo:

| ID | Ponto 1 | Ponto 2 | Ponto 3 |
|----|----------------|-----------------|------------------|
| 1 | D4 = Virginica | D8 = Virginica | D2 = Virginica |
| 2 | D9 = Virginica | D1 = Versicolor | D10 = Versicolor |
| 3 | D7 = Setosa | D3 = Setosa | D6 = Setosa |

Finalmente, contamos as classes dos pontos selecionados para cada ponto desconhecido e escolhemos a classe mais frequente para atribuir ao ponto desconhecido. Com isso temos que o ponto desconhecido 1 pode ser atribuído para a classe Virginica (3 de 3 ocorrências). Já o ponto desconhecido 2 provavelmente deve ser da classe Versicolor (2 de 3 ocorrências). E por fim, o ponto desconhecido 3 é atribuído para a classe Setosa (3 de 3 ocorrências).

Contas das distâncias

Primeiro ponto desconhecido: [1.8 6.3 2.9 7.3]

D1: [1.3 4.4 2.3 6.3]

$$d = \sqrt{(1.3 - 1.8)^2 + (4.4 - 6.3)^2 + (2.3 - 2.9)^2 + (6.3 - 7.3)^2}$$

$$d = \sqrt{(-0.5)^2 + (-1.9)^2 + (-0.6)^2 + (-1)^2}$$

$$d = \sqrt{0.25 + 3.61 + 0.36 + 1}$$

$$d = \sqrt{5.22}$$

$$d = 2.284$$

D2: [2.3 5.4 3.4 6.2]

$$d = \sqrt{(2.3 - 1.8)^2 + (5.4 - 6.3)^2 + (3.4 - 2.9)^2 + (6.2 - 7.3)^2}$$
$$d = \sqrt{2.52}$$
$$d = 1.589$$

D3: [0.2 1.4 3.4 5.2]

$$d = \sqrt{(0.2 - 1.8)^2 + (1.4 - 6.3)^2 + (3.4 - 2.9)^2 + (5.2 - 7.3)^2}$$

$$d = \sqrt{31.23}$$

$$d = 5.588$$

D4: [2.1 5.4 3.1 6.9]

$$d = \sqrt{(2.1 - 1.8)^2 + (5.4 - 6.3)^2 + (3.1 - 2.9)^2 + (6.9 - 7.3)^2}$$
$$d = \sqrt{1.1}$$
$$d = 1.048$$

D5: [0.4 1.5 4.4 5.7]

$$d = \sqrt{(0.4 - 1.8)^2 + (1.5 - 6.3)^2 + (4.4 - 2.9)^2 + (5.7 - 7.3)^2}$$

$$d = \sqrt{29.81}$$

$$d = 5.459$$

D6: [0.2 1.5 3.7 5.4]

$$d = \sqrt{(0.2 - 1.8)^2 + (1.5 - 6.3)^2 + (3.7 - 2.9)^2 + (5.4 - 7.3)^2}$$

$$d = \sqrt{29.85}$$

$$d = 5.464$$

D7: [0.2 1.4 3.3 5.0]

$$d = \sqrt{(0.2 - 1.8)^2 + (1.4 - 6.3)^2 + (3.3 - 2.9)^2 + (5.0 - 7.3)^2}$$

$$d = \sqrt{32.02}$$
$$d = 5.657$$

D8: [2.1 5.6 2.8 6.4]

$$d = \sqrt{(2.1 - 1.8)^2 + (5.6 - 6.3)^2 + (2.8 - 2.9)^2 + (6.4 - 7.3)^2}$$
$$d = \sqrt{1.4}$$
$$d = 1.183$$

D9: [1.8 4.8 3.0 6.0]

$$d = \sqrt{(1.8 - 1.8)^2 + (4.8 - 6.3)^2 + (3.0 - 2.9)^2 + (6.0 - 7.3)^2}$$
$$d = \sqrt{3.95}$$
$$d = 1.987$$

D10: [1.3 4.0 2.5 5.5]

$$d = \sqrt{(1.3 - 1.8)^2 + (4.0 - 6.3)^2 + (2.5 - 2.9)^2 + (5.5 - 7.3)^2}$$
$$d = \sqrt{8.94}$$
$$d = 2.988$$

Segundo ponto desconhecido: $[1.4\ 4.7\ 2.9\ 6.1]$

D1: [1.3 4.4 2.3 6.3]

$$d = \sqrt{(1.3 - 1.4)^2 + (4.4 - 4.7)^2 + (2.3 - 2.9)^2 + (6.3 - 6.1)^2}$$

$$d = \sqrt{0.5}$$

$$d = 0.707$$

D2: [2.3 5.4 3.4 6.2]

$$d = \sqrt{(2.3 - 1.4)^2 + (5.4 - 4.7)^2 + (3.4 - 2.9)^2 + (6.2 - 6.1)^2}$$
$$d = \sqrt{1.56}$$

$$d = 1.248$$

D3: [0.2 1.4 3.4 5.2]

$$d = \sqrt{(0.2 - 1.4)^2 + (1.4 - 4.7)^2 + (3.4 - 2.9)^2 + (5.2 - 6.1)^2}$$
$$d = \sqrt{13.39}$$
$$d = 3.659$$

D4: [2.1 5.4 3.1 6.9]

$$d = \sqrt{(2.1 - 1.4)^2 + (5.4 - 4.7)^2 + (3.1 - 2.9)^2 + (6.9 - 6.1)^2}$$
$$d = \sqrt{1.66}$$
$$d = 1.288$$

D5: [0.4 1.5 4.4 5.7]

$$d = \sqrt{(0.4 - 1.4)^2 + (1.5 - 4.7)^2 + (4.4 - 2.9)^2 + (5.7 - 6.1)^2}$$
$$d = \sqrt{13.65}$$
$$d = 3.694$$

D6: [0.2 1.5 3.7 5.4]

$$d = \sqrt{(0.2 - 1.4)^2 + (1.5 - 4.7)^2 + (3.7 - 2.9)^2 + (5.4 - 6.1)^2}$$
$$d = \sqrt{12.81}$$
$$d = 3.579$$

D7: [0.2 1.4 3.3 5.0]

$$d = \sqrt{(0.2 - 1.4)^2 + (1.4 - 4.7)^2 + (3.3 - 2.9)^2 + (5.0 - 6.1)^2}$$

$$d = \sqrt{13.7}$$

$$d = 3.701$$

D8: [2.1 5.6 2.8 6.4]

$$d = \sqrt{(2.1 - 1.4)^2 + (5.6 - 4.7)^2 + (2.8 - 2.9)^2 + (6.4 - 6.1)^2}$$

$$d = \sqrt{1.4}$$

$$d = 1.183$$

D9: [1.8 4.8 3.0 6.0]

$$d = \sqrt{(1.8 - 1.4)^2 + (4.8 - 4.7)^2 + (3.0 - 2.9)^2 + (6.0 - 6.1)^2}$$
$$d = \sqrt{0.19}$$
$$d = 0.435$$

D10: [1.3 4.0 2.5 5.5]

$$d = \sqrt{(1.3 - 1.4)^2 + (4.0 - 4.7)^2 + (2.5 - 2.9)^2 + (5.5 - 6.1)^2}$$

$$d = \sqrt{1.02}$$

$$d = 1.009$$

Terceiro ponto desconhecido: [3.0 1.4 3.4 4.6]

D1: [1.3 4.4 2.3 6.3]

$$d = \sqrt{(1.3 - 3.0)^2 + (4.4 - 1.4)^2 + (2.3 - 3.4)^2 + (6.3 - 4.6)^2}$$

$$d = \sqrt{15.99}$$

$$d = 3.998$$

D2: [2.3 5.4 3.4 6.2]

$$d = \sqrt{(2.3 - 3.0)^2 + (5.4 - 1.4)^2 + (3.4 - 3.4)^2 + (6.2 - 4.6)^2}$$

$$d = \sqrt{19.05}$$

$$d = 4.364$$

D3: [0.2 1.4 3.4 5.2]

$$d = \sqrt{(0.2 - 3.0)^2 + (1.4 - 1.4)^2 + (3.4 - 3.4)^2 + (5.2 - 4.6)^2}$$
$$d = \sqrt{8.2}$$

$$d = 2.863$$

D4: [2.1 5.4 3.1 6.9]

$$d = \sqrt{(2.1 - 3.0)^2 + (5.4 - 1.4)^2 + (3.1 - 3.4)^2 + (6.9 - 4.6)^2}$$
$$d = \sqrt{22.19}$$
$$d = 4.710$$

D5: [0.4 1.5 4.4 5.7]

$$d = \sqrt{(0.4 - 3.0)^2 + (1.5 - 1.4)^2 + (4.4 - 3.4)^2 + (5.7 - 4.6)^2}$$

$$d = \sqrt{8.98}$$

$$d = 2.996$$

D6: [0.2 1.5 3.7 5.4]

$$d = \sqrt{(0.2 - 3.0)^2 + (1.5 - 1.4)^2 + (3.7 - 3.4)^2 + (5.4 - 4.6)^2}$$
$$d = \sqrt{8.58}$$
$$d = 2.929$$

D7: [0.2 1.4 3.3 5.0]

$$d = \sqrt{(0.2 - 3.0)^2 + (1.4 - 1.4)^2 + (3.3 - 3.4)^2 + (5.0 - 4.6)^2}$$
$$d = \sqrt{8.01}$$
$$d = 2.830$$

D8: [2.1 5.6 2.8 6.4]

$$d = \sqrt{(2.1 - 3.0)^2 + (5.6 - 1.4)^2 + (2.8 - 3.4)^2 + (6.4 - 4.6)^2}$$

$$d = \sqrt{22.05}$$

$$d = 4.695$$

D9: [1.8 4.8 3.0 6.0]

$$d = \sqrt{(1.8 - 3.0)^2 + (4.8 - 1.4)^2 + (3.0 - 3.4)^2 + (6.0 - 4.6)^2}$$

$$d = \sqrt{15.12}$$
$$d = 3.888$$

D10: [1.3 4.0 2.5 5.5]

$$d = \sqrt{(1.3 - 3.0)^2 + (4.0 - 1.4)^2 + (2.5 - 3.4)^2 + (5.5 - 4.6)^2}$$
$$d = \sqrt{11.27}$$
$$d = 3.357$$