

## Prof. Dr. Agnès Voisard Nicolas Lehmann

# Datenbanksysteme, SoSe 18

# Übung 014

TutorIn: Toni Draßdo Tutorium 04

Eduard Beiline, Mark Niehues, Antoen Oehler

20. Mai 2018

Task 1: ER-Modellierung

Task 2: Relationales Modell

Task 3: Reverse Engineering

Task 4: Data Mining

#### 1 - K-Means

```
Center for this Cluster: [ 6.66666667  9.66666667  1.66666667]
Contains:
[ 3 10  1]
[10 10  3]
[7 9 1]

Center for this Cluster: [ 7.33333333  3.66666667  1.66666667]
Contains:
[9 2 3]
[9 4 1]
[4 5 1]

Center for this Cluster: [ 5.  4.5  6.5]
Contains:
[6 6 8]
[4 3 5]
```

Abbildung 1: Ergebnis des K-Means Algorithmus

Listing 1: K-Means Implementierung

```
#!/usr/bin/env python3
  # coding: utf-8
  import numpy as np
  import sys
  DATA = np.array([
      [3,9,9,10,6,7,4,4],
       [10,2,4,10,6,9,5,3],
      [1,3,1,3,8,1,1,5]
10
  1).T
  def expectation(data, centers):
13
14
      Assigns datapoints to centers
15
16
      clusters = [[] for _ in range(centers.shape[0])]
17
      for point in data:
19
               # Calculate distances from centers
20
               d = np.linalg.norm(centers - point, axis=1)
               # Find the index according to the lowest distance
23
               id_min = np.argmin(d)
24
               # Assing point to minimum distance
26
               clusters[id_min].append(point)
27
      for clt in clusters:
           if len(clt) == 0:
30
31
              print("Error: Empty cluster occured, please re-run the program.")
32
      return clusters
33
  def minimization(clusters):
36
37
      Computes new cluster means
38
39
40
      centers = [np.mean(cls, axis=0) for cls in clusters]
      return np.vstack(centers)
42
  def k_means(data, k, sigma):
      # Initialize with k random points
46
      centers = data[np.random.randint(data.shape[0], size=k)]
47
      dist = sigma + 1
49
50
      while dist > sigma:
          # Assign data points to centers
51
          clusters = expectation(data, centers)
52
          # Calculate new centers
54
          new_centers = minimization(clusters)
55
          # Calc maximum center movement
57
          dist = max(np.linalg.norm(centers - new_centers, axis=1))
58
           centers = new_centers
      return centers, clusters
  def print_clusters(centers, clusters):
64
      for center, clst in zip(centers, clusters):
65
          print("Center for this Cluster: {}".format(center))
66
         print("Contains:")
```

```
for _ in clst:
    print(_)
print()

centers, clusters = k_means(DATA, k=3, sigma=3/4)
print_clusters(centers, clusters)
```

#### 2 - Naive Bayes

#### 1 - Wahrscheinlichkeit einer Grippe bei laufender Nase

Naive Bayes Formula:

$$P(C|x) = \frac{P(C) P(x|C)}{P(x)} \tag{1}$$

Aus Formel 1 folgt für die Wahrscheinlichkeit an einer Grippe zu leiden, bei laufender Nase:

$$P(Grippe|Nase) = \frac{P(Gripp) P(Nase|Grippe)}{P(Nase)}$$
 (2)

wobei:

$$P(Nase) = 4/8 = 1/2$$

$$P(Grippe) = 1/2$$

$$P(Nase|Grippe) = 3/4$$

Durch einsetzen in Formel 2 erhält man:

$$P(Grippe|Nase) = 3/4$$

#### 2 - Grippe, wenn X

Um die Frage zu beantwortet, ob jemand eher Grippe oder keine Grippe besitzt wird, um die Rechnung zu Vereinfachen der Quotient aus P(Grippe|x) und  $P(\neg Grippe|x)$  gebildet, dadurch kürzt sich die aufwändig zu berechnende Evidenz P(x) heraus:

$$Q = \frac{P(Grippe|x)}{P(\neg Grippe|x)} = \frac{P(x|Grippe) P(Grippe)}{P(x|\neg Grippe) P(\neg Grippe)}$$
(3)

wobei:

```
x = \{Schttelfrost, schwache Kopfschmerzen, Fieber\}
P(Schttelfrost|Grippe) = 3/4
P(Schttelfrost|\neg Grippe) = 1/2
P(schwache Kopfschmerzen|Grippe) = 1/4
P(Schwache Kopfschmerzen|\neg Grippe) = 1/4
P(Fieber|Grippe) = 1/2
P(Fieber|\neg Grippe) = 1/2
P(Grippe) = P(\neg Grippe) = 1/2
```

Unter Annahme der (hinreichenden) Unabhängigkeit der Variablen, gilt  $P(x_1, x_2|C) = P(x_1|C) P(x_2|C)$ . Daraus ergibt sich schließlich:

$$Q = \frac{\frac{3}{4} \frac{1}{4} \frac{1}{2}}{\frac{1}{2} \frac{1}{4} \frac{1}{2}} = 3/2$$

Aus der Q > 1 folgt, dass der Patient wahrscheinlicher Grippe hat als keine.

#### 3 - Apriori

Listing 2: Ergebnis des Apriori Algorithmus unter Zuhilfename der Implementierung aus [1].

```
item: ('F',) , 0.500
   item: ('A',) , 0.500
   item: ('C',), 0.500
   item: ('D', 'F') , 0.500
   item: ('A', 'E') , 0.500
   item: ('C', 'B') , 0.500
   item: ('C', 'D') , 0.500
         ('A', 'B') , 0.500
   item:
  item: ('E', 'F') , 0.500
item: ('C', 'B', 'D'), 0.500
item: ('E', 'D', 'F'), 0.500
  item: ('A', 'B', 'E') , 0.500
13 item: ('B', 'E', 'D') , 0.500
  item: ('B', 'D') , 0.667
item: ('B', 'E') , 0.667
  item: ('E', 'D'), 0.667
  item: ('D',) , 0.833
  item: ('B',) , 0.833
item: ('E',) , 0.833
19
Rule: ('B', 'D') ==> ('C',), 0.750
Rule: ('E', 'D') ==> ('F',), 0.750
   Rule: ('B', 'E') ==> ('A',) , 0.750
  Rule: ('B', 'E') ==> ('D',) , 0.750
  Rule: ('B', 'D') ==> ('E',) , 0.750
   Rule: ('E', 'D') ==> ('B',), 0.750
  Rule: ('B',) ==> ('D',) , 0.800
  Rule: ('D',) ==> ('B',) , 0.800
  Rule: ('B',) ==> ('E',) , 0.800
  Rule: ('E',) ==> ('B',), 0.800
  Rule: ('E',) ==> ('D',) , 0.800
  Rule: ('D',) ==> ('E',) , 0.800
  Rule: ('F',) ==> ('D',) , 1.000
  Rule: ('A',) ==> ('E',) , 1.000
36 Rule: ('C',) ==> ('B',) , 1.000
```

```
Rule: ('C',) ==> ('D',) , 1.000
Rule: ('A',) ==> ('B',) , 1.000
Rule: ('F',) ==> ('E',) , 1.000
Rule: ('C',) ==> ('B', 'D') , 1.000
Rule: ('C', 'B') ==> ('D',) , 1.000
Rule: ('C', 'B') ==> ('B', 'D') , 1.000
Rule: ('C', 'B') ==> ('B',) , 1.000
Rule: ('C', 'D') ==> ('B',) , 1.000
Rule: ('F',) ==> ('E', 'D') , 1.000
Rule: ('F',) ==> ('E', 'D') , 1.000
Rule: ('B', 'F') ==> ('B',) , 1.000
Rule: ('A',) ==> ('B', 'E') , 1.000
Rule: ('A',) ==> ('B',) , 1.000
Rule: ('A', 'B') ==> ('B',) , 1.000
Rule: ('A', 'B') ==> ('B',) , 1.000
Rule: ('A', 'B') ==> ('B',) , 1.000
```

## 4 - Lineare Regression

Leider ist bei uns erst eine Korrektur eingetragen, deswegen können wir keine lineare Regression durchführen (unterbestimmtes System).

## Literatur

[1] asaini. Python Implementation of Apriori Algorithm. https://github.com/asaini/Apriori.git. 2017.