

Prof. R. Rojas

Mustererkennung, WS17/18 Übungsblatt 5

Boyan Hristov, Nedeltscho Petrov

22. November 2017

Link zum Git Repository: https://github.com/BoyanH/FU-MachineLearning-17-18/tree/master/Solutions/Homework5

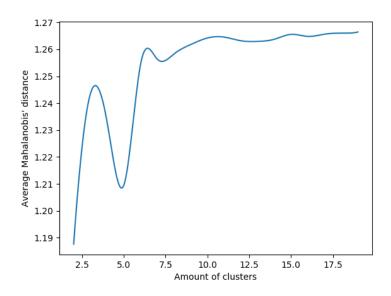
Expectation Maximization

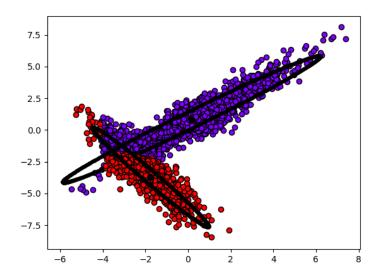
Das Verfahren is für gestreute Datensätze eine deutlich bessere Clustering Methode als K-Means. Viel, womit wir das vergleichen können, haben wir noch nicht gelern. Für den gegebenen Datensatz, der zwei sehr stark ausgeprägte Clusters hat, hat es aber super funktioniert. Wir erkennen aber die Clusters nur anhand der Streuung der Daten, d.h also wir wurden Schwierigkeiten mit K-Means haben, selbe Ergebsnisse zu bekommen.

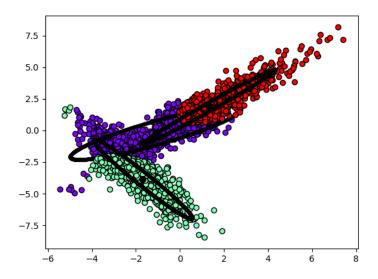
Plots

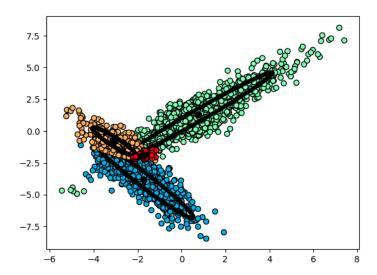
Wir haben das durchscnittliche Distanz zum Cluster (Mahalanobis) von allen Punkten abhängig von den Anzahl der Cluster. Damit die Graphik besser aussieht, haben wir scipy benutz, es existiert aber natürlich kein Clustering mit z.B. 2.3 Cluster.

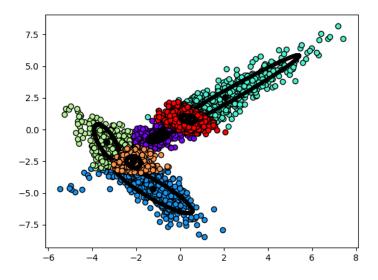
Auf dem Plot kann man die im Tutorium besprochene Ëlbow"leider nicht sehen. Es war nur in einer früheren Version des Programms zu sehen, die ähnlicher zu K-Means war. Es liegt vermutlich daran, dass den Datensatz eine größe und leicht erkennbare Streuung der Daten hat. Nachdem man mehr als 2 Cluster versucht zu finden, werden viele Punkte außerhalb des Streuungsbereichs eines Clusters liegen, aber trotzdem zu dem Cluster gehören. Das ist so, da je mehr man die Daten splitted in mehreren Clusters, desto weniger wichtig wird die Streuung eines Clusters verglichen mit einem anderen. Naja, "long story short"wird denken 2 Clusters sind am bestens geeignet für diesen Datensatz.

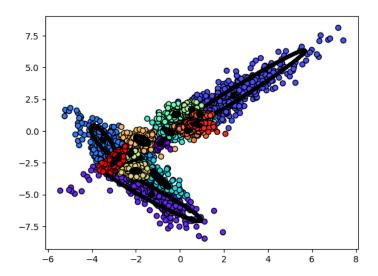












Details zur Implementierung

Interessant für die Implementierung sind wahrscheinlich die Berechnung von dem Abstand und die Entscheidung, wann der Algorithmus eigentlich fertig ist.

Mahalanobis Abstand - wir könnten uns hier den Wurzel sparen, so haben wir aber deutlich präziseren durchschnittlichen Abstand bekommen, der besser zu plotten war. Da sonst die Großteil der Implementierung vektorisiert ist, hatten wir nicht zu viele Sorgen wegen Performance. Sehr interessant ist es eigentlich nicht, nur die Formel aus der Vorlesung..

Cluster Zentren berechnen, vektorisiert

Berechnung von Kovarianzmatrizen - dafür haben wir Numpy benutzt, interessant es aber der Fall, wenn wir nicht genug Punkte haben. Dann nehmen wir bloß die Identitätsmatrix. ägainßteht im Kommentare, da wir bei der Initialisierung auch die Identitätsmatrix nehmen.

"Main" Methode - wir haben hier anhand von Flags zwie Vorgehensweisen implementiert. Entweder terminiert man, wenn die Clusterzentren sich nicht so viel bewegen, oder falls man 1. schlechtere Ergebnisse bekommt oder 2. ein Wunschergebniss erreicht hat. In beiden Implementierungen gibt es eine maximale Anzahl von Iterationen (30, vermutlich wäre 10 besser, aber... i

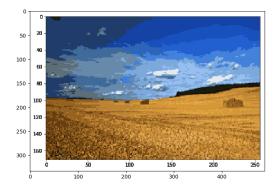
```
def apply_expectation_maximization(self, k=0):
          if VERBOSE:
              print('iteration: {}'.format(k))
          old_centers = np.copy(self.cluster_centers)
          old_distance = np.copy(self.mean_distance)
          self.reset_points_per_cluster()
          self.assign_points_to_clusters()
          self.calculate_cluster_centers()
          self.calculate covariances()
10
          self.update_mean_distance_to_cluster_centers()
          # for some reason old_distance is None or old_distance > ...
          # was throwing errors cannot compare NoneType with int
13
          # therefore the less readable not old_distance :X
14
          # but basically, if judging on distance for when to stop,
          # if the average distance gets worse, we reach the max amount of iterations or we
17
      reach our desired
          # threshold. stop
18
          if USE_DISTANCE_THRESHOLD:
19
              if (self.mean_distance > DISTANCE_THRESHOLD and
20
                           k < self.max_iterations and (not old_distance or old_distance >
21
      self.mean_distance)):
                  self.apply_expectation_maximization(k + 1)
22
24
          # other method to determine when to stop is by simply checking if the cluster
      centers still move enough
          elif abs((old_centers - self.cluster_centers).sum()) > MOVEMENT\_THRESHOLD and k <
      self.max_iterations:
```

Bildkompression

Nicht sicher was ich sagen soll, außer es ist seeeehr langsam (nicht so viel wie erste Hausaufgabe mit k-NN, aber die war auch nicht vektorisiert). Ich habe nur 30 Farben genommen, es hat aber ziemlich gut geklappt auf dem Bild. Also wenn man nur die Ergebnisse analysiert, ist es gar nicht so schlecht, leider aber zu wenig performant.

Before & After





Erklärung Bildkompression

Ich werde mir hier lange Erklärungen sparen, wir haben EM benutzt, um alle Pixel (damit Farben) in dem Bild zu Clustern. So wird z.B. nur die mittlere und häugiste Grüne genommen von allen Grünen (bei uns nicht genau, bei 30 Farben muss es mindestens 2 Grüne geben (war Beispiel, es gibt in dem Bild gar nicht grün i). Danach haben wir je Pixel mit der am nahsten zu der Farbe liegenden Cluster ausgetauscht. Vollständiges Code am Ende.

Vollständiges Code zu Expectation Maximization

```
from Parser import parse_data
  import numpy as np
  from Helpers import save_plot, plot_covariance
  from random import random
  import matplotlib.pyplot as plt
  import matplotlib.cm as cm
  from scipy.interpolate import spline
  import random
  import math
 CHOOSE_INITIAL_CENTERS_RANDOMLY = True
11
  USE_DISTANCE_THRESHOLD = True
  MOVEMENT_THRESHOLD = 0.002
13
  DISTANCE_THRESHOLD = 0.01
  VERBOSE = False
16
17
  PLOT_MEAN_FOR_CLUSTERS_COUNT = True
  PLOT_CLUSTERING_FOR_SOME_K = True
18
  SAVE_PLOTS = True
  class ExpectationMaximization:
22
      @staticmethod
23
      def get_initial_centers_from_data_set(data, k):
24
           if CHOOSE_INITIAL_CENTERS_RANDOMLY:
              random.seed(8)
26
               return np.array(random.choices(data, k=k), dtype=np.float64)
27
          min_point = data.min(0)
29
           max_point = data.max(0)
30
           centers = []
           for i in range(k):
               centers.append(min_point + (max_point - min_point) / k)
34
           return centers
      def __init__(self):
38
           self.data = None
39
          self.k_clusters = None
40
41
           self.sigma = None
           self.cluster_centers = None
42
          self.points_per_cluster = None
43
           self.inv_covariances_per_cluster = []
45
           self.covariances_per_cluster = []
          self.cluster_indexes = None
46
           self.last_diff = None
47
           self.mean_distance = None
48
49
           self.max_iterations = None
      def reset_points_per_cluster(self):
51
           self.points_per_cluster = [[x] for x in self.cluster_centers]
```

```
def cluster(self, data, k_clusters, max_iterations=30):
54
           self.data = data
55
           self.mean_distance = None
56
           self.last_diff = None
5.7
           self.k_clusters = k_clusters
58
           self.cluster_indexes = [x for x in range(self.k_clusters)]
59
           self.cluster_centers = ExpectationMaximization.get_initial_centers_from_data_set(
60
       data, k_clusters)
           self.covariances_per_cluster = [[np.identity(len(x))] for x in self.cluster_centers
61
           self.inv_covariances_per_cluster = self.covariances_per_cluster
62
           self.reset_points_per_cluster()
63
           self.max_iterations = max_iterations
64
           self.apply_expectation_maximization()
65
67
       def apply_expectation_maximization(self, k=0):
           if VERBOSE:
68
               print('iteration: {}'.format(k))
69
           old_centers = np.copy(self.cluster_centers)
70
           old_distance = np.copy(self.mean_distance)
71
72
           self.reset_points_per_cluster()
           self.assign_points_to_clusters()
73
74
           self.calculate_cluster_centers()
75
           self.calculate_covariances()
           self.update_mean_distance_to_cluster_centers()
76
           # for some reason old_distance is None or old_distance > ...
78
           # was throwing errors cannot compare NoneType with int
79
           # therefore the less readable not old_distance :X
           # but basically, if judging on distance for when to stop,
82
           # if the average distance gets worse, we reach the max amount of iterations or we
       reach our desired
           # threshold. stop
           if USE_DISTANCE_THRESHOLD:
85
               if (self.mean_distance > DISTANCE_THRESHOLD and
86
                           k < self.max_iterations and (not old_distance or old_distance >
       self.mean_distance)):
88
                   self.apply_expectation_maximization(k + 1)
           # other method to determine when to stop is by simply checking if the cluster
90
       centers still move enough
           elif abs((old_centers - self.cluster_centers).sum()) > MOVEMENT_THRESHOLD and k <
91
       self.max iterations:
               self.apply_expectation_maximization(k + 1)
94
       def update_mean_distance_to_cluster_centers(self):
           # 1. get distance for every point in each cluster in a single array
95
           # 2. get mean of that
96
           dis_for_x_in_k = np.vectorize(lambda x, i: self.get_distance_mahalanobis_to_cluster
98
       (x. i).
                                          signature='(m),()->()')
           # didn't manage to vectorize this one ;/ somehow, numpy doens't like jagged arrays
           distances_for_points = list(map(lambda x: dis_for_x_in_k(self.points_per_cluster[x
       1. x).
                                            self.cluster_indexes))
103
           flattened_distances = []
105
           for cluster_distances in distances_for_points:
               flattened_distances = flattened_distances + list(cluster_distances)
           self.mean_distance = np.array(flattened_distances, dtype=np.float64).mean()
111
           if VERBOSE:
               print('Average Mahalanobis\' distance to cluster center: {}'.format(self.
112
       mean_distance))
```

```
def assign_points_to_clusters(self):
114
           assign_points_to_clusters = np.vectorize(lambda x: self.assign_point_to_cluster(x),
115
                                                      signature='(m)->()')
116
           assign_points_to_clusters(self.data)
117
           for idx, list in enumerate(self.points_per_cluster):
120
               self.points_per_cluster[idx] = np.array(self.points_per_cluster[idx])
       def assign_point_to_cluster(self, point):
122
           distances_to_clusters = [self.get_distance_mahalanobis_to_cluster(point, i) for i
123
       in self.cluster_indexes]
           closest_cluster_idx = np.argmin(distances_to_clusters)
           self.points_per_cluster[closest_cluster_idx].append(point)
125
127
       def get_distance_mahalanobis_to_cluster(self, x, i_cluster):
           # the square root could be removed, but helps for better plotting
128
           return math.sqrt((x - self.cluster_centers[i_cluster]).dot(
129
               self.inv_covariances_per_cluster[i_cluster]).dot((x - self.cluster_centers[
130
       i cluster]).T))
       def calculate cluster centers(self):
           get_cluster_centers = np.vectorize(lambda x, points_per_center: points_per_center[x
133
       ].mean(0),
                                               signature='(),(m)->(n)')
134
           self.cluster_centers = get_cluster_centers(self.cluster_indexes, self.
135
       points_per_cluster)
       def calculate_covariances(self):
137
           # if we only have the center in our cluster (empty cluster) then just use the
138
       identity
           # matrix as covariance matrix again
139
           get_covariances = np.vectorize(lambda x, points_for_cluster: np.cov(
140
       points_for_cluster[x],
                                             rowvar=False, bias=True) if len(points_for_cluster[
141
       x1) > 1 else
                                             np.identity(len(points_for_cluster[x][0])),
       signature='(),(m)->(n,n)')
143
           self.covariances_per_cluster = get_covariances(self.cluster_indexes, self.
       points_per_cluster)
           self.inv_covariances_per_cluster = np.vectorize(lambda x: np.linalg.pinv(x),
144
                                                             signature='(m,n)->(m,n)')(self.
145
       covariances_per_cluster)
   data = parse data()
148
   em = ExpectationMaximization()
149
151
   # Depending on the cluster centers that are chosen, results differ
   # Though mostly between 3 and 4 clusters fit best for the current data set
152
   if PLOT_MEAN_FOR_CLUSTERS_COUNT:
153
       cluster_count_experiments = [x for x in range(2, 20)]
154
155
       cluster_count_mean_distance_results = []
157
       for cluster_count in cluster_count_experiments:
           em.cluster(data, cluster_count)
158
           cluster_count_mean_distance_results.append(np.copy(em.mean_distance))
           if VERBOSE:
161
               for idx, points in enumerate(em.points_per_cluster):
162
                   print('Points in cluster #{}: {}'.format(idx, len(points)))
       x = np.linspace(min(cluster_count_experiments), max(cluster_count_experiments), 300)
165
       y = spline(cluster_count_experiments, cluster_count_mean_distance_results, x)
       figure = plt.figure()
168
       plt.plot(x, y)
plt.xlabel('Amount of clusters')
169
170
```

```
plt.ylabel('Average Mahalanobis\' distance')
171
       if SAVE_PLOTS:
173
           save_plot(figure, './plots/avrg_distance_for_k.png')
174
175
       else:
           plt.show()
176
178
   if PLOT_CLUSTERING_FOR_SOME_K:
       plot_for_k_s = [2,3,5,6, 20]
179
       # plot_for_k_s = [2]
180
       for k in plot_for_k_s:
182
           em.cluster(data, k)
183
           colors = cm.rainbow(np.linspace(0, 1, k))
184
           fig = plt.figure()
186
           ax1 = fig.add_subplot(111)
187
           for cl_idx in em.cluster_indexes:
189
                X = em.points_per_cluster[cl_idx]
190
191
                x, y = zip(*X)
                # ax1.figure(figsize=(15, 10))
192
                ax1.scatter(x, y, edgecolors="black", c=colors[cl_idx])
193
                center = em.cluster_centers[cl_idx]
195
196
                covariance = em.covariances_per_cluster[cl_idx]
                plot_covariance(ax1, center[0], center[1], covariance)
197
           if SAVE_PLOTS:
199
               save_plot(fig, './plots/plot_for_k_{}.png'.format(k))
200
           else:
201
               plt.show()
202
   # Parser.py
209 import csv
   import numpy as np
   import os
211
212 from sklearn.model_selection import train_test_split
   def parse_data():
215
       file_name = os.path.join(os.path.dirname(__file__), './Dataset/2d-em.csv')
216
       csv_file = open(file_name, 'rt')
217
       reader = csv.reader(csv_file, delimiter=',', quoting=csv.QUOTE_NONE)
       return np.array([row for row in reader], dtype=np.float64)
220
226 # Helpers.py
228 import os
   import pandas as pd
229
230 from numpy import pi, sin, cos
231 import numpy as np
232 import matplotlib.pyplot as plt
234 RGB_BLACK = [0, 0, 0]
def save_plot(fig, path):
fig.savefig(os.path.join(os.path.dirname(__file__), path))
```

```
def plot_covariance(ax1, x_initial, y_initial, cov):
241
       num_points = 1000
242
       radius = 1.5 # adjusted radius, seems more correct this way
245
       # plot a circle
246
       arcs = np.linspace(0, 2 * pi, num_points)
247
       x = radius * sin(arcs)
       y = radius * cos(arcs)
       # stretch it according to the covariance matrix
250
       xy = np.array(list(zip(x, y)))
       x, y = zip(*xy.dot(cov))
252
       # move it in the space so it's center is above the cluster's center
254
       x = x + x_{initial}
255
       y = y + y_{initial}
256
       ax1.scatter(x, y, c=RGB_BLACK, s=10) # plot covariance
258
       ax1.scatter([x_initial], [y_initial], c=RGB_BLACK, s=50) # plot center
   def show_img(img, save=False):
262
       figure = plt.figure(figsize=(8, 8))
263
       plt.imshow(img)
       if save:
266
           save_plot(figure, './plots/compressed.png')
       else:
268
269
           plt.show()
```

Vollständiges Code zu Bildkompression

```
1 import numpy as np
2 import numpy as np
  import os
4 import matplotlib.image as mpimg
from Helpers import show_img
  from ExpectationMaximization import ExpectationMaximization
 import cv2
  class ImageCompression(ExpectationMaximization):
      def compress(self, img, colours):
10
11
              reshaped = img.reshape(img.shape[0] * img.shape[1], 4) # in my case it was 4,
12
      rgb + alpha
          except:
              reshaped = img.reshape(img.shape[0] * img.shape[1], 3) # could be 3 as well,
14
      who cares
          self.cluster(reshaped, colours)
16
          for r_idx, row in enumerate(img):
18
              for c_idx, pixel in enumerate(row):
19
                  img[r_idx][c_idx] = self.get_color(pixel)
20
22
          return img
      def get_color(self, pixel):
24
          distances_to_clusters = [self.get_distance_mahalanobis_to_cluster(pixel, i) for i
      in self.cluster_indexes]
          closest_cluster_idx = np.argmin(distances_to_clusters)
26
```

```
28
     return self.cluster_centers[closest_cluster_idx]
       # performance is important here, overwrite to remove math.sqrt
30
       def get_distance_mahalanobis_to_cluster(self, x, i_cluster):
31
            # the square root could be removed, but helps for better plotting
32
           return (x - self.cluster_centers[i_cluster]).dot(
33
               self.inv_covariances_per_cluster[i_cluster]).dot((x - self.cluster_centers[
34
       i_cluster]).T)
ic = ImageCompression()
40 img = mpimg.imread('./Dataset/image.png')
41 show_img(img)
compressed = ic.compress(img, 30) # 30 colors show_img(compressed, True) # True for save
```