Aufgabe 16

Die Zahlenwerte hängen von der genauen Gestalt der Populationen ab und werden von unserem Programm ausgegeben.

d)

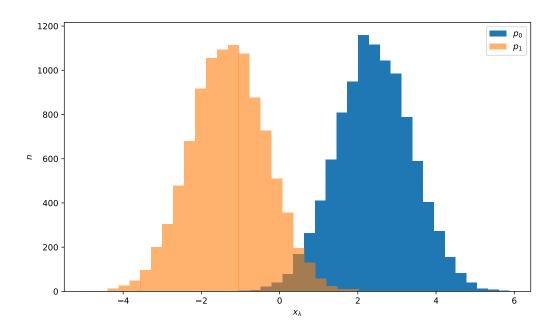


Abbildung 1: Histogramm der Projektion für $P_{0,10000}$.

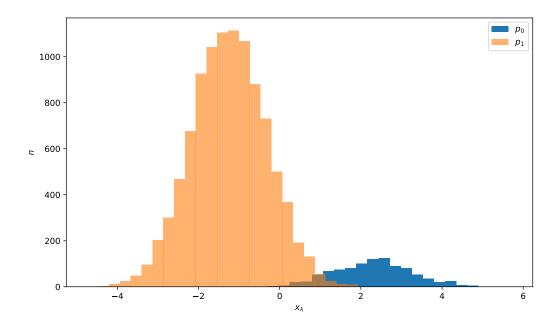


Abbildung 2: Histogramm der Projektion für $P_{0,1000}$.

e)

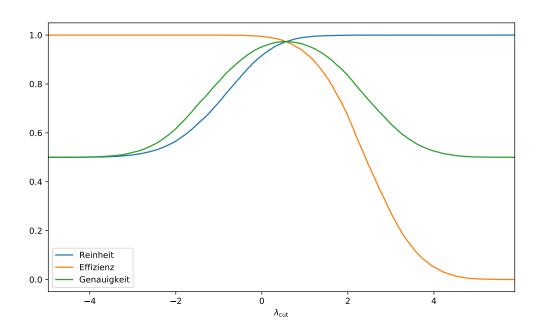


Abbildung 3: Effizienz, Reinheit und Genauigkeit für $P_{0,10000}$.

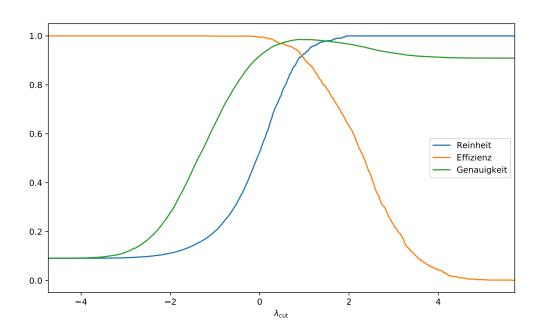


Abbildung 4: Effizienz, Reinheit und Genauigkeit für $P_{0,1000}$.

f) Das Signal-zu-Untergrundverhältnis $\frac{S}{B}$ wird maximal für $B\to 0$ also für $\lambda_{\rm cut}\to -\infty.$

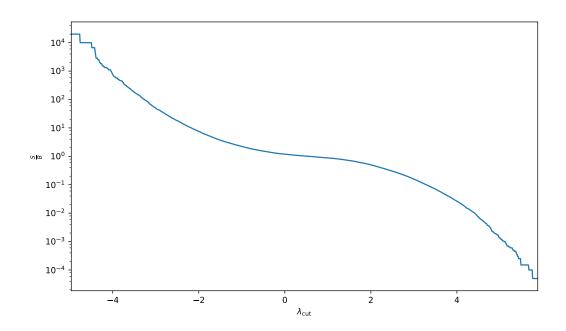


Abbildung 5: Signal-zu-Untergrundverhältnis für $P_{0,10000}$.

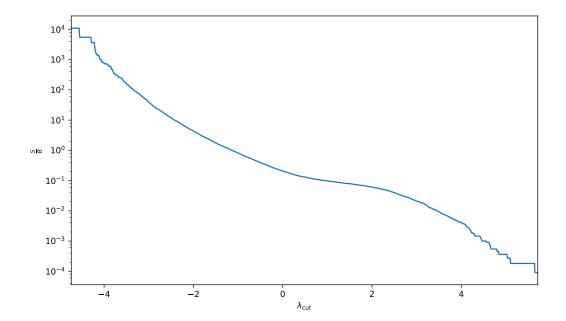


Abbildung 6: Signal-zu-Untergrundverhältnis für $P_{0,1000}$.

g) Die Signifikanz $\frac{S}{\sqrt{S+B}}$ wird maximal für $S+B\to 0$ also für $\lambda_{\rm cut}\to -\infty.$

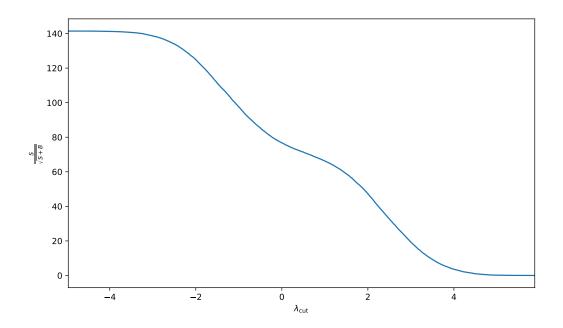


Abbildung 7: Signifikanz für $P_{0,10000}$.

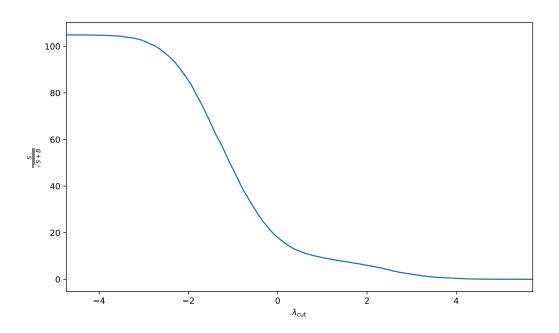


Abbildung 8: Signifikanz für $P_{0,1000}$.

Autigabe 17: k Heans per thand

Population:
$$\vec{x}_1 = \begin{pmatrix} 4 \\ 4 \end{pmatrix}$$
, $\vec{x}_2 = \begin{pmatrix} 6 \\ 5 \end{pmatrix}$, $\vec{x}_3 = \begin{pmatrix} 6 \\ 5 \end{pmatrix}$, $\vec{x}_4 = \begin{pmatrix} 3 \\ 2 \end{pmatrix}$, $\vec{x}_5 = \begin{pmatrix} 3 \\ 2 \end{pmatrix}$
 $\vec{x}_6 = \begin{pmatrix} 3 \\ 4 \end{pmatrix}$, $\vec{x}_7 = \begin{pmatrix} 5 \\ 4 \end{pmatrix}$, $\vec{x}_8 = \begin{pmatrix} 6 \\ 2 \end{pmatrix}$, $\vec{x}_9 = \begin{pmatrix} 6 \\ 5 \end{pmatrix}$, $\vec{x}_{A_0} = \begin{pmatrix} 8 \\ 4 \end{pmatrix}$

a) Start - Cluster zentren: $S_A^{(0)} = \begin{pmatrix} 3 \\ 7 \end{pmatrix}$, $S_2^{(0)} = \begin{pmatrix} 3 \\ 4 \end{pmatrix}$, $S_3^{(0)} = \begin{pmatrix} 3 \\ 4 \end{pmatrix}$

Puntik znachnen:

Cluster 1: $\{\vec{x}_3\}$

Cluster 2: $\{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \vec{x}_4, \vec{x}_5, \vec{x}_6\}$

Cluster 3: $\{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \vec{x}_4, \vec{x}_5, \vec{x}_4, \vec{x}_{A_1}, \vec{x}_{A_2}\}$

Alle eindenting znachenbar bis aut \vec{x}_7 :

 $\|\vec{x}_7 - S_2^{(0)}\|^2 = \|(\vec{x}_1) - (\vec{y}_1)\|^2 = 2^2 + (-3)^2 = 13$
 $\|\vec{x}_7 - S_3^{(0)}\|^2 = \|(\vec{x}_1) - (\vec{y}_1)\|^2 = (-2)^2 + 3^2 = 13$

Think aus \Rightarrow Chaster 3

1. Heration:

Neue Cluster zentren berechnen

 $S_4^{(0)} = \begin{pmatrix} 6 \\ 6 \end{pmatrix}$
 $S_2^{(0)} = \frac{4}{5} \left[\begin{pmatrix} 6 \\ 4 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 6 \\ 5 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 6 \\ 2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 6 \\ 3 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 8 \\ 4 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 8 \\ 4 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 8 \\ 4 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 8 \\ 5 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 8 \\ 6 \end{pmatrix} \right] = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} 41 \\ 24 \end{pmatrix} \not\approx \begin{pmatrix} 6(8)33 \\ 3(5) \end{pmatrix}$

Puntik neu zenordnen:

Cluster 1: $\{\vec{x}_2, \vec{x}_3\}$

Cluster 2: { \$ x, x4, x5, x6}

(Muster 3: [xq, x8, xg, xn, xn, xn, xn2]

xy night offensichtlich zuordenbar:

$$||\mathbf{x}_{7} - S_{2}^{(n)}||^{2} = ||(\frac{5}{4}) - (\frac{214}{3})||^{2} = \frac{2.6^{2} + (-2)^{2}}{10} = 10,76$$

$$||\mathbf{x}_{7} - S_{3}^{(n)}||^{2} \approx ||(\frac{5}{4}) - (\frac{6.833}{3.5})||^{2} \approx 3.361^{2} + 6.25 = 9.611$$
Charter 3

b/2. Iteration:

$$S_{A}^{(2)} = \frac{1}{2} \left[\binom{4}{5} + \binom{4}{6} \right] = \binom{4}{5,5}$$

$$S_{2}^{(2)} = \frac{1}{4} \left[\binom{4}{4} + \binom{3}{3} + \binom{3}{2} + \binom{4}{4} \right] = \binom{2,75}{2,5}$$

$$S_{3}^{(2)} = \iint_{S_{3}} S_{3}^{(A)} \approx \binom{6,833}{3,5}$$

$$||\vec{x}_{7} - S_{2}^{(2)}||^{2} = ||(\frac{5}{4}) - (\frac{2175}{215})||^{2} = 2.25^{2} + (-1.5)^{2} = 7.3125$$
 $||\vec{x}_{7} - S_{2}^{(2)}||^{2} = 0.611$ (Sob.)

3. Herahiou:

Neue Clusterzentren berechnen

$$S_{4}^{(3)} = \frac{4}{3} \left[\left(\frac{2}{5} \right) + \left(\frac{4}{5} \right) + \left(\frac{4}{4} \right) \right] = \left(\frac{4}{5} \right)$$

$$S_2^{(3)} = \frac{1}{4} \left[\begin{pmatrix} 3 \\ 3 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 3 \\ 2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 4 \\ 4 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 5 \\ 4 \end{pmatrix} \right] = \begin{pmatrix} 3,75 \\ 1,75 \end{pmatrix}$$

$$S_3^{(3)} = \frac{1}{5} \left[\binom{6}{2} + \binom{6}{3} + \binom{8}{4} + \binom{8}{5} + \binom{8}{6} \right] = \binom{7\cdot2}{4}$$

Te nicht eindenhig znordnenbar

$$||\vec{x_8} - S_2^{(3)}||^2 = ||(\frac{6}{2}) - (\frac{375}{475})||^2 = 225 + (-0.25)^2 = 5.125$$

$$||\vec{x_8} - S_3^{(2)}||^2 = ||(\frac{6}{2}) - (\frac{712}{4})||^2 = (-1.2)^2 + (-1.2)^2 = 5.44$$
Chuster 2

4. Iteration:

Neve Cluster Zentren berechnen

$$S_{\lambda}^{(k)} = S_{\lambda}^{(3)} = {N \choose S}$$

$$S_{2}^{(4)} = \frac{1}{5} \left[\left(\frac{3}{3} \right) + \left(\frac{3}{2} \right) + \left(\frac{4}{4} \right) + \left(\frac{5}{4} \right) + \left(\frac{6}{2} \right) \right] = \left(\frac{4^{2}}{16^{8}} \right)$$

$$S_3^{(4)} = \frac{1}{4} \left[\left(\begin{array}{c} 6 \\ 3 \end{array} \right) + \left(\begin{array}{c} 8 \\ 4 \end{array} \right) + \left(\begin{array}{c} 8 \\ 5 \end{array} \right) + \left(\begin{array}{c} 8 \\ 6 \end{array} \right) \right] = \left(\begin{array}{c} 7.5 \\ 4.5 \end{array} \right)$$

Xg nicht einderhig zwordenbar:

$$||\vec{x_g} - S_2^{(4)}||^2 = ||\binom{6}{3} - \binom{4,2}{1,8}||^2 = 1,8^2 + 1,2^2 = 4,68$$

$$||\vec{x_g} - S_3^{(4)}||^2 = ||\binom{6}{2} - \binom{7,5}{1,8}||^2 = (-1,5)^2 + (-1,5)^2 = 4,5$$

5. Iteation

- Keine Ândering mehr
$$S_1^{(5)} = S_2^{(1)}$$
, $S_2^{(5)} = S_2^{(1)}$, $S_3^{(5)} = S_3^{(1)}$

Das Ergebnis entspricht nicht unseren Érwartungen. Unter der Annahme, dass és 3 cluster gibt, hälten wir folgendes erwartet:

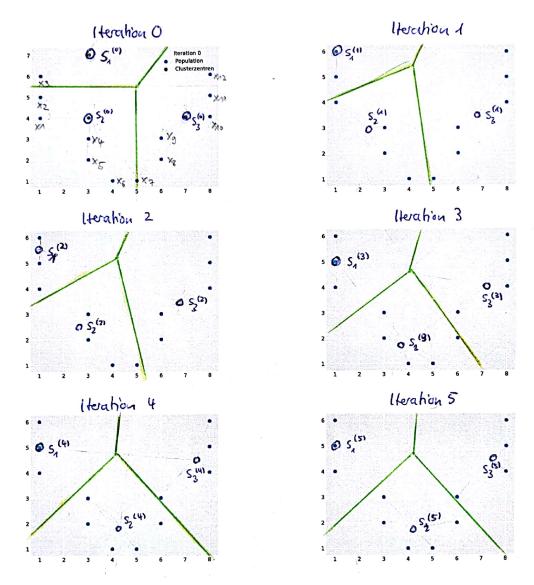


Abbildung 1: Population zum Einzeichnen der Clusterzentren und Clustergrenzen. Zu Aufgabe 17

Aufgabe 18

a)

Die Blobs wurden in der Ebene der ersten beiden Dimensionen geplottet.

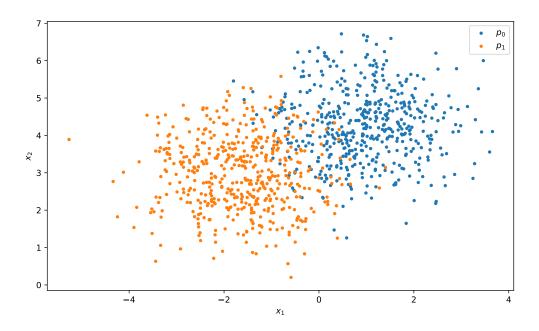


Abbildung 9: Scatterplot in der Ebene der ersten beiden Dimension; untransformiert.

b)

In der Hauptkomponentenanalyse sollen die Daten so transformiert werden, dass die Varianz entlang der Achsen extremal wird. Das heißt, die Daten werden verschoben und vor allem gedreht, um am Ende einige Achsen zu haben, bei der die Daten möglichst weit auseinander liegen. Sie haben also eine hohe Varianz. Dadurch wird die Varianz entlang der anderen Achsen zwangsweise kleiner, die Populationen liegen also praktisch übereinander. Diese Daten sind von keiner weiteren Bedeutung.

Der Ablauf:

- 1. Zentrierung der Daten: Der Mittelwert aller Daten wird von den Daten abgezogen, damit sie danach vernünftig gedreht werden können.
- 2. Berechnung der Kovarianzmatrix: Die Kovarianzmatrix wird benötigt, um eine Aussage über die Varianz treffen zu können.
- 3. Berechnung der Eigenwerte und -vektoren: Mit den Eigenwerten kann die Kovarianzmatrix diagonalisiert werden.
- 4. Die k größten Eigenwerte und zugehörige Eigenvektoren werden ausgewählt: Da die Kovarianzmatrix mit den Eigenwerten diagonalisiert werden kann, kann mit den Eigenvektoren, die zu den größten Eigenwerten gehören, eine Transformationsmatrix aufgestellt werden, die die Varianz maximiert.

- 5. Bildung eine $d \times k$ Matrix aus den k Eigenvektoren: Dies ist die eben angesprochene Transformationsmatrix.
- 6. Transformation der Daten mit der Transformationsmatrix: Auf diese Weise wird die Varianz der transformiert Daten x' extremalisiert.

c)

Die Eigenwerte lauten:

$$\lambda_1 \approx 17.5$$
 $\lambda_2 \approx 0.999$
 $\lambda_3 \approx 0.987$
 $\lambda_4 \approx 0.898$

Daran wird direkt erkennlich, dass die Daten entlang der ersten Achse sehr gut getrennt werden und entlang der anderen Achsen sehr schlecht.

d)

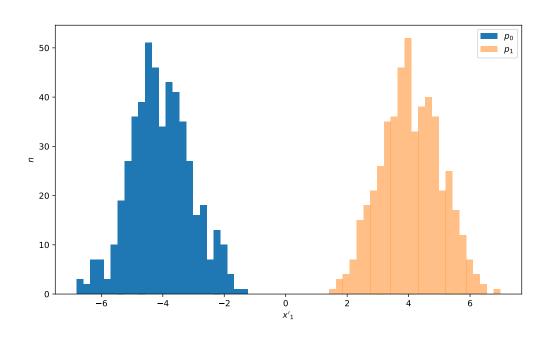


Abbildung 10: Histogramm für die Projektion auf die erste Achse.

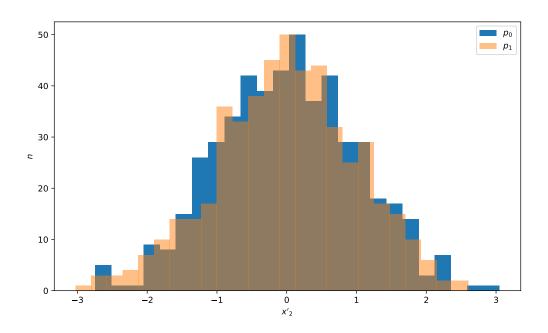


Abbildung 11: Histogramm für die Projektion auf die zweiten Achse.

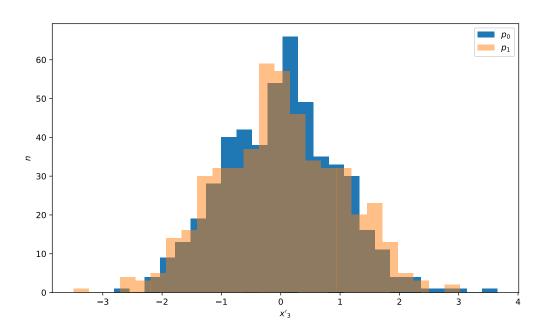


Abbildung 12: Histogramm für die Projektion auf die dritten Achse.

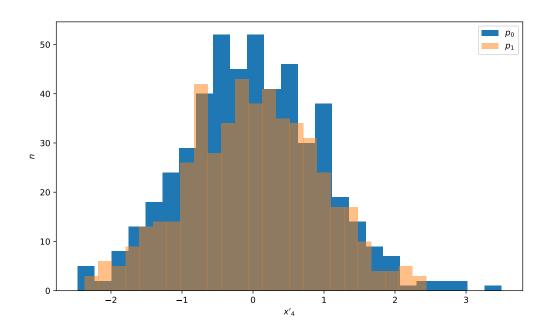


Abbildung 13: Histogramm für die Projektion auf die vierten Achse.

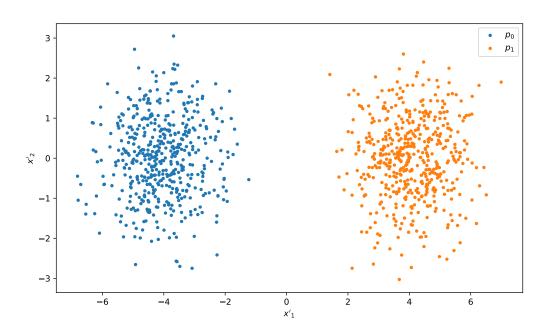


Abbildung 14: Scatterplot in der Ebene der ersten beiden transformierten Dimensionen.

Anhand der Histogramme ist deutlich ersichtlich, dass die Daten lediglich in der ersten transformierten Dimension gut trennbar sind. Die Erwartung, die aus den Eigenwerten folgte, wurde damit bestätigt. Dies ist auch an dem Scatterplot 14 ersichtlich, da die Daten zwar sehr deutlich nach links und rechts, also entlang der x_1' Dimension, trennbar sind, allerdings nicht nach oben und unten, also entlang der x_2' Dimension, trennbar sind.