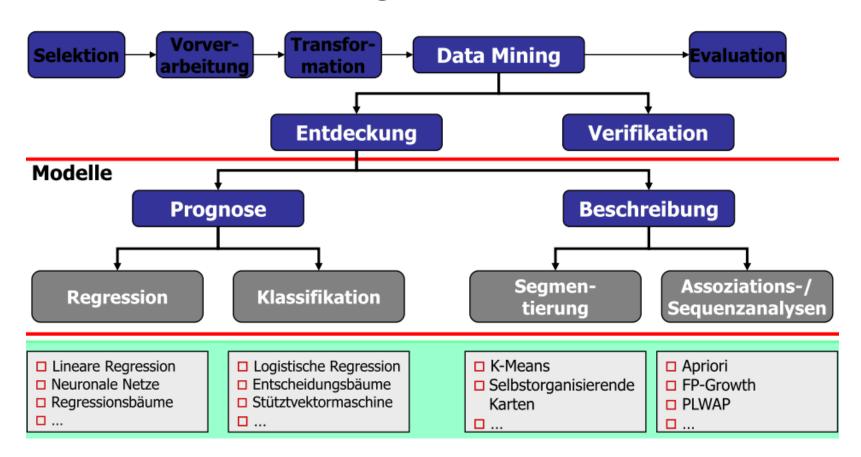




Machine Learning Übersicht



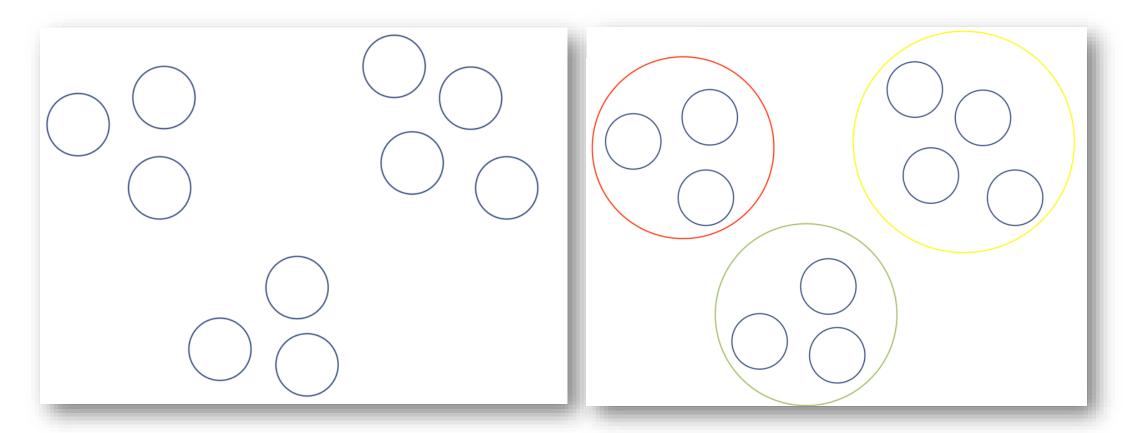


- Ihr habt Daten ... aber keine Label (y/Y)
- Was tun?

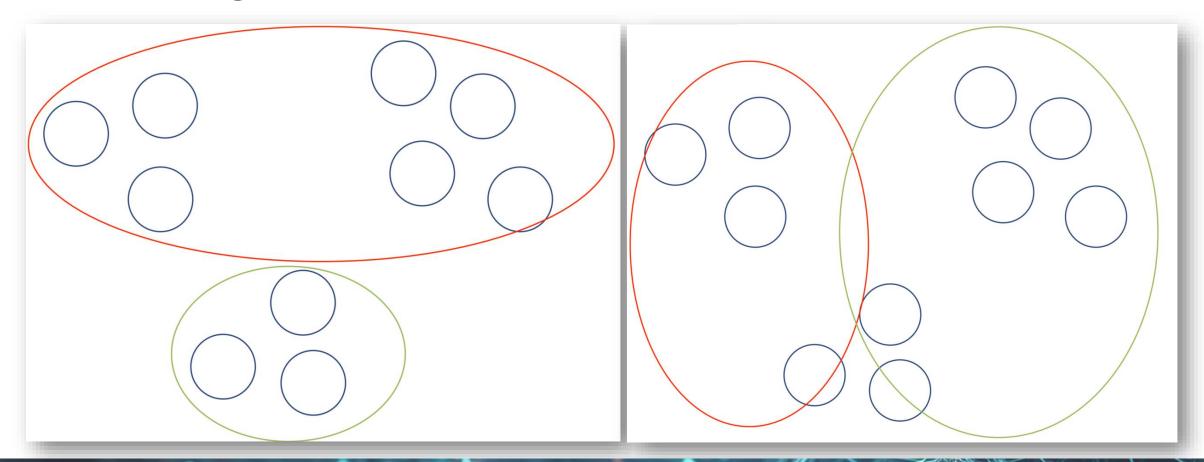
-> Clustering

• Nützlich, wenn nicht bekannt ist, wonach gesucht werden soll.

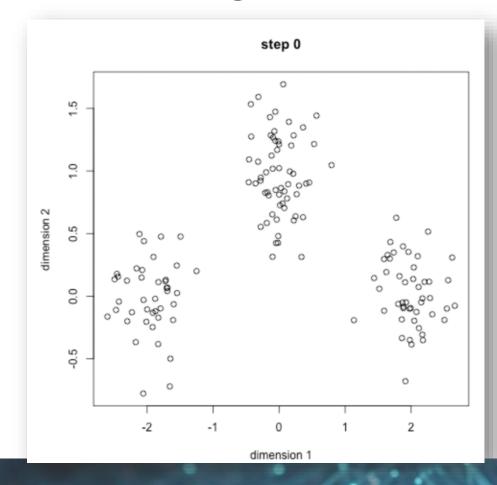


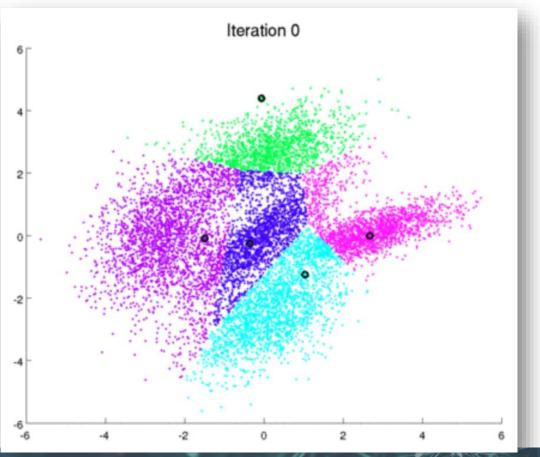














Clustering Considerations

Hypothese:

 Wir vermuten eine bestimmte Anzahl an Klustern in unseren Datensatz. Die Anzahl kann auf Erfahrungen aus der Praxis/Erhebung, Expertenmeinungen und/oder der Datenanalyse basieren.

Vorgehen:

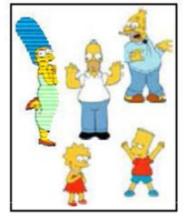
- Wir wählen k Kluster und trainieren mehrere Modelle.
- Anschließend vergleichen wir die Kluster über deren Ähnlichkeit und optimieren, damit diese eindeutiger sind. Sprich: Trennbar und damit wenig Überschneidungen aufweisen.



Clustering Types

Partition algorithms (Flat)

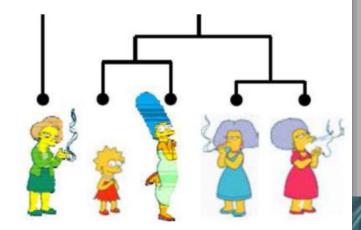
- K-means
- Mixture of Gaussian
- Spectral Clustering





Hierarchical algorithms

- Bottom up agglomerative
- Top down divisive





Clustering for Images

- image segmentation
- break up the image into meaningful or perceptually similar regions





Clustering Algorithms

KMeans

- Ein iterativer Algorithmus, der Daten in K Cluster aufteilt, indem er die Datenpunkte den nächstgelegenen Clusterzentroiden zuordnet. K-Means minimiert die Inertia.
- DBScan (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)
 - Ein dichtenbasierter Algorithmus, der Cluster basierend auf der Dichte der Datenpunkte identifiziert und Rauschen (Ausreißer) als nicht zugehörig betrachtet.

Clustering Inertia

• **Definition**: Die Inertia ist ein Maß für die Summe der quadrierten Abstände zwischen den Datenpunkten und den Zentroiden ihrer jeweiligen Cluster. Sie gibt also an, wie nah die Punkte innerhalb eines Clusters zueinander sind.

$$I = \sum_{i=1}^{k} \sum_{x_j \in C_i} ||x_j - \mu_i||^2$$

• Hier ist k die Anzahl der Cluster, C_i ist das i-te Cluster, x_j sind die Datenpunkte und μ_i ist der Zentroid des i-ten Clusters.

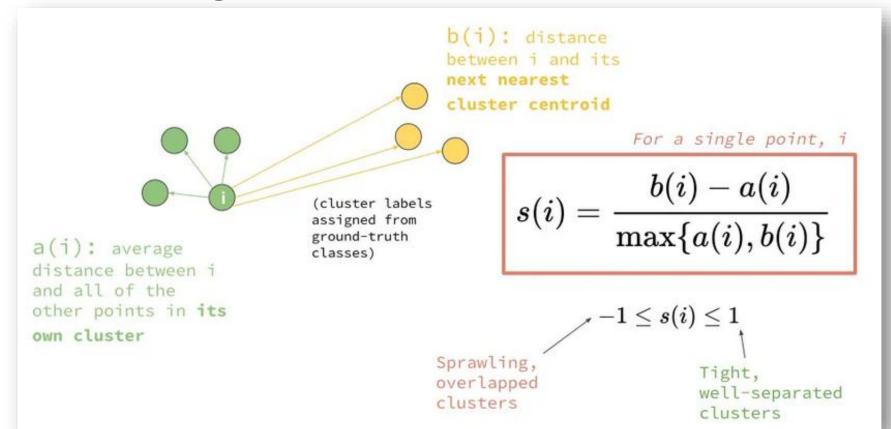


Clustering Silhouette Score

Silhouette Score:

- Misst die Qualität der Clusterung. Ein Wert zwischen -1 und 1 (je näher bei 1, desto besser). Er gibt an, wie gut ein Punkt zu seinem eigenen Cluster (Kohäsion) und wie gut er zu benachbarten Clustern (Trennung) passt.
- Der Silhouette-Score für einen einzelnen Datenpunkt misst, wie gut der Punkt in seinem Cluster im Vergleich zu anderen Clustern "platziert" ist und kann als eine Art "Vertrauensmaß" für die Clusterzugehörigkeit angesehen werden.
- 1. Cohesion (a(i)): How close a data point is to other points in its own cluster.
- 2. Separation (b(i)): How far a data point is from the points in the nearest neighboring cluster.

Clustering Silhouette Score





Clustering Davies-Boludin Score/Index

 Der Davies-Bouldin-Index (DB-Index) ist ein Validierungsmaß, das häufig zur Evaluierung von Clustering-Ergebnissen verwendet wird. Er misst die Qualität eines Clusters, indem er das Verhältnis der internen Cluster-Distanz zur maximalen Distanz zwischen Clustern betrachtet. Ein niedrigerer Wert des Davies-Bouldin-Index deutet auf eine bessere Separation zwischen den Clustern und eine höhere Homogenität innerhalb der Cluster hin.

Clustering Davies-Boludin Score/Index

Für einen Datensatz $X=X_1,X_2,X_3,...$ kann der Davies-Bouldin-Index für k Cluster wie folgt berechnet werden:

$$D~B = rac{1}{k} \Sigma_{ich \,=\, 1}^k max~x~(rac{\Delta~(~X_{ich}) \,+\, \Delta~(~X_J)}{\delta~(~X_{ich},~X_J)})$$

Wo:

 ΔX_k ist die Intracluster-Distanz innerhalb des Clusters X_k .

 δ (X_{ich}, X_J) ist die Intercluster-Distanz zwischen den Clustern $X_{ich}\ Und\ X_J.$

 https://www.geeksf orgeeks.org/daviesbouldin-index/

Auxiliary AI GmbH

Geschäftsführer

Marten Borchers & Benjamin Klinkigt

Anschrift

Am Ziegelteich 74

22525 Hamburg

Deutschland

Handelsregister

Registergericht

Umsatzsteuer-ID

Kontakt

Webseite

HR B 185519

Amtsgericht Hamburg

DE 366 814 276

info@auxiliary-ai.de

https://auxiliary-ai.de/