

# Clustering

mit Scikit-Learn

# Agenda

1. Definition Cluster-Analyse → Marius
2. Kontext Datensatz → Marius
3. Daten visualisieren & aufbereiten
4. Cluster-Analyse: kMeans → Marius
5. Cluster-Analyse: Hierarchisch
6. Fazit
7. Kritische Reflexion → Marius

# Definition Cluster-Analyse

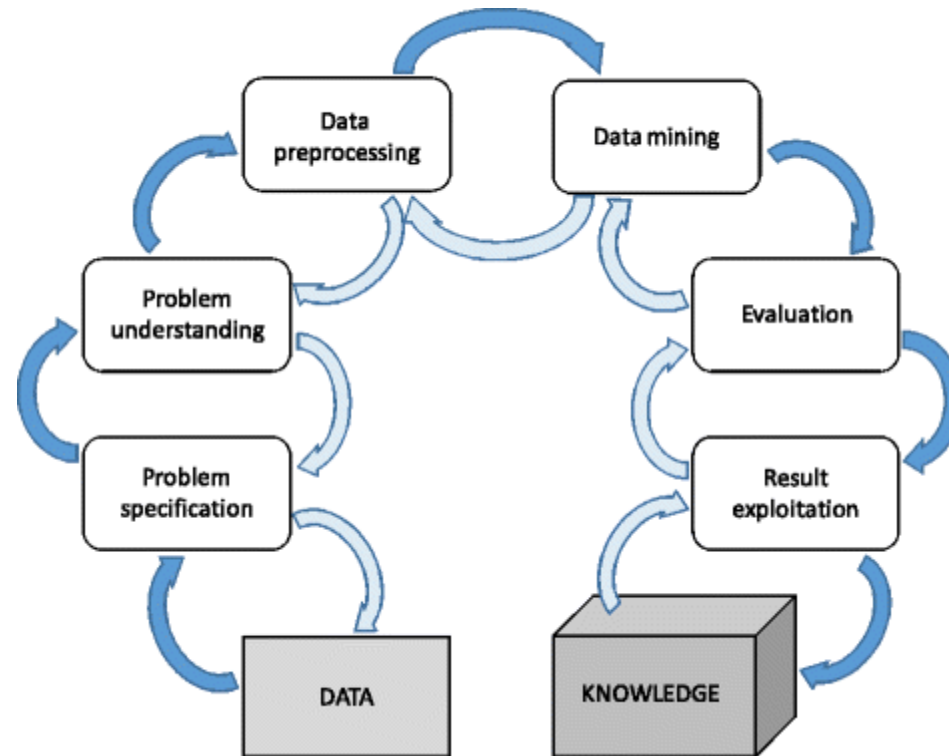
- Verfahren des maschinellen Lernens
- In einer Menge von **Daten** „ähnliche“ **Gruppierungen (Cluster)** erkennen
- Einsatz unterschiedlicher **Algorithmen** zur Bildung der Cluster

# Kontext Datensatz

- **Raumklima**-Datensatz
- 15 Messungen mit Temperatur (°C) und Luftfeuchtigkeit (%)
- Unterschiedliche Kombinationen und damit Klima-Arten
- Gibt es ein **optimales Klima**?

# Daten aufbereiten

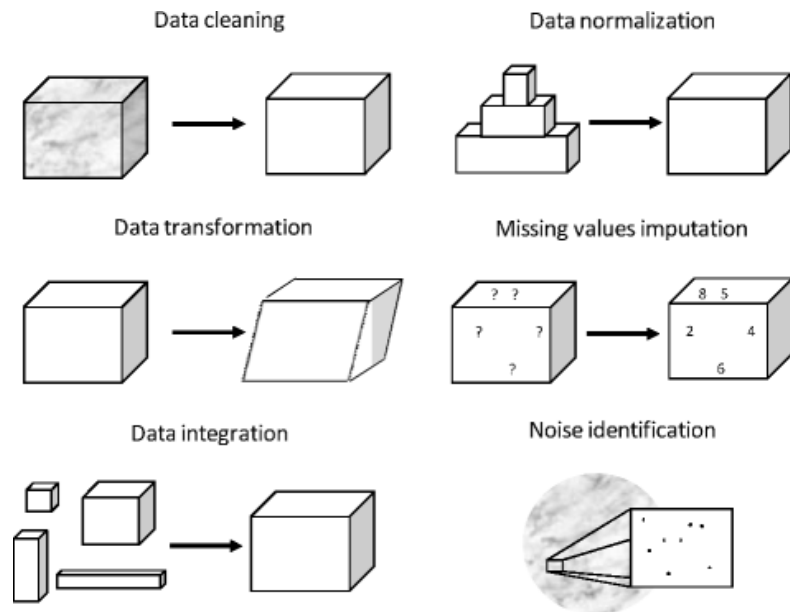
Entnommen aus: [García, Salvador u. a. \(2016\)](#)



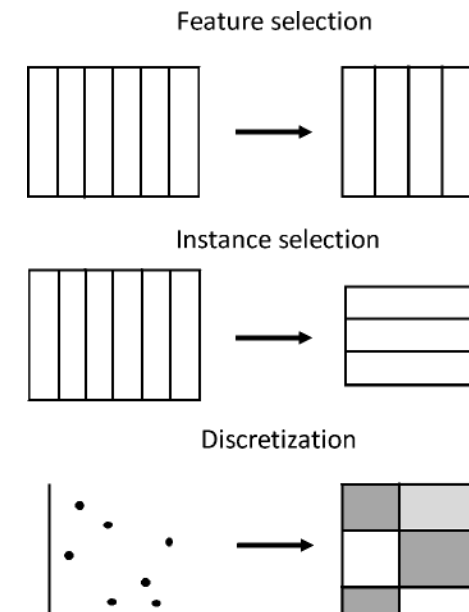
*Knowledge Discovery in Databases - Prozess*

# Daten aufbereiten

Entnommen aus: [García, Salvador u. a. \(2016\)](#)

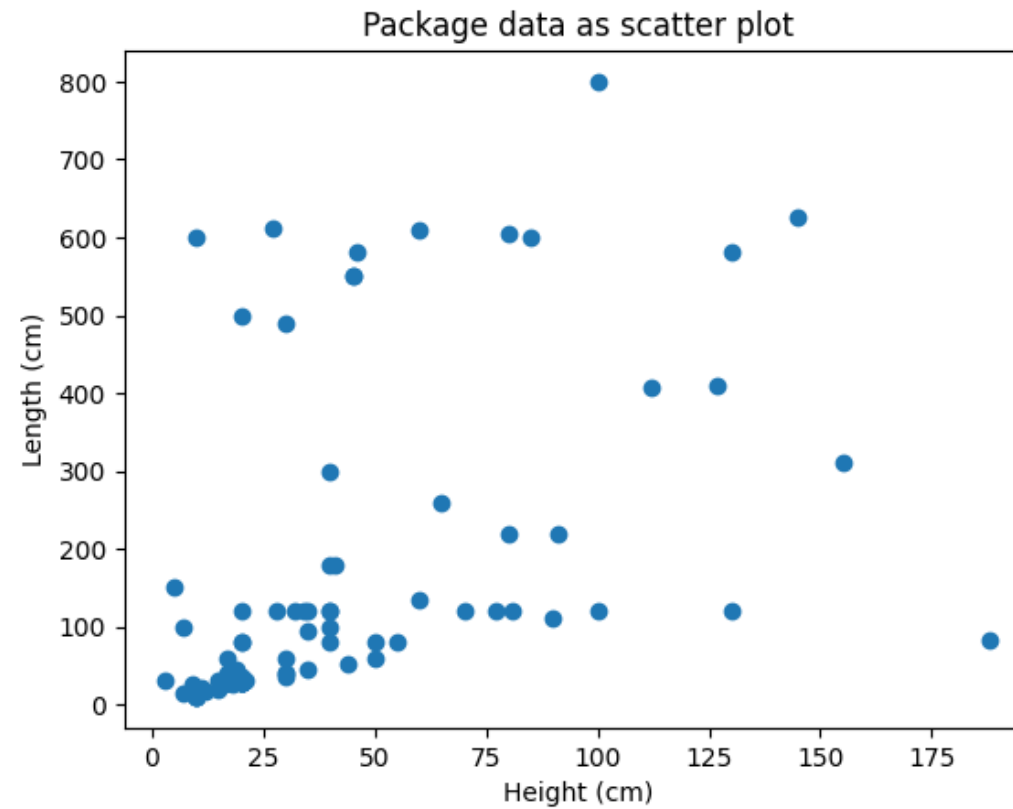


*Data preprocessing tasks*



*Data reduction approaches*

# Daten visualisieren



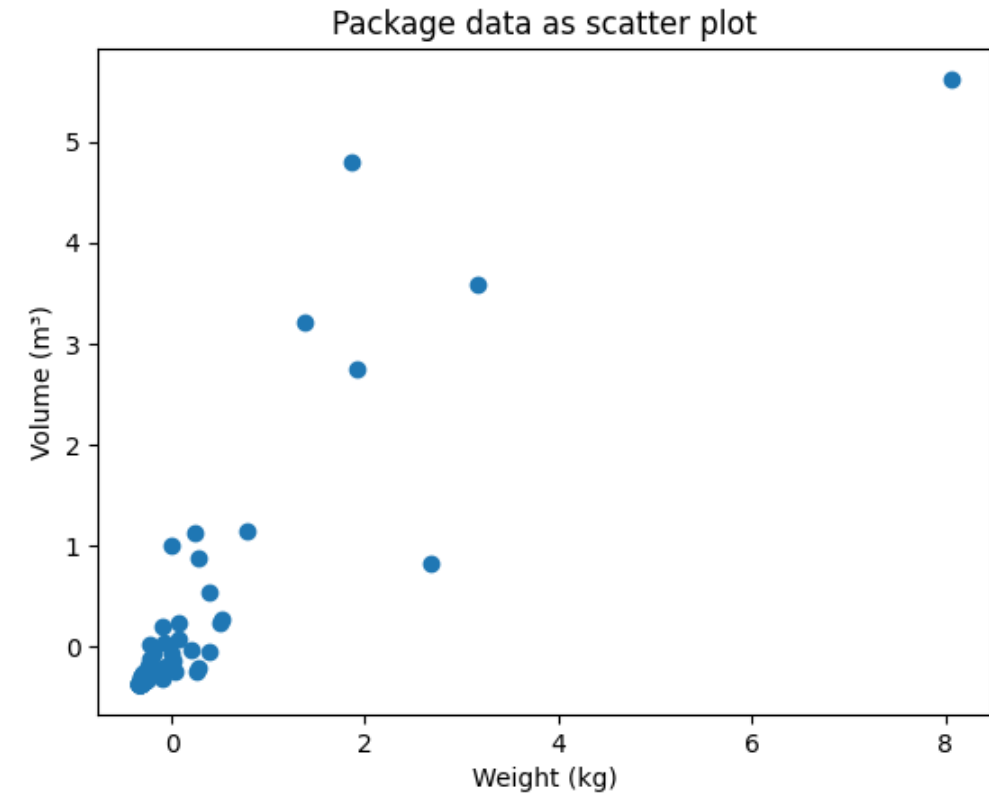
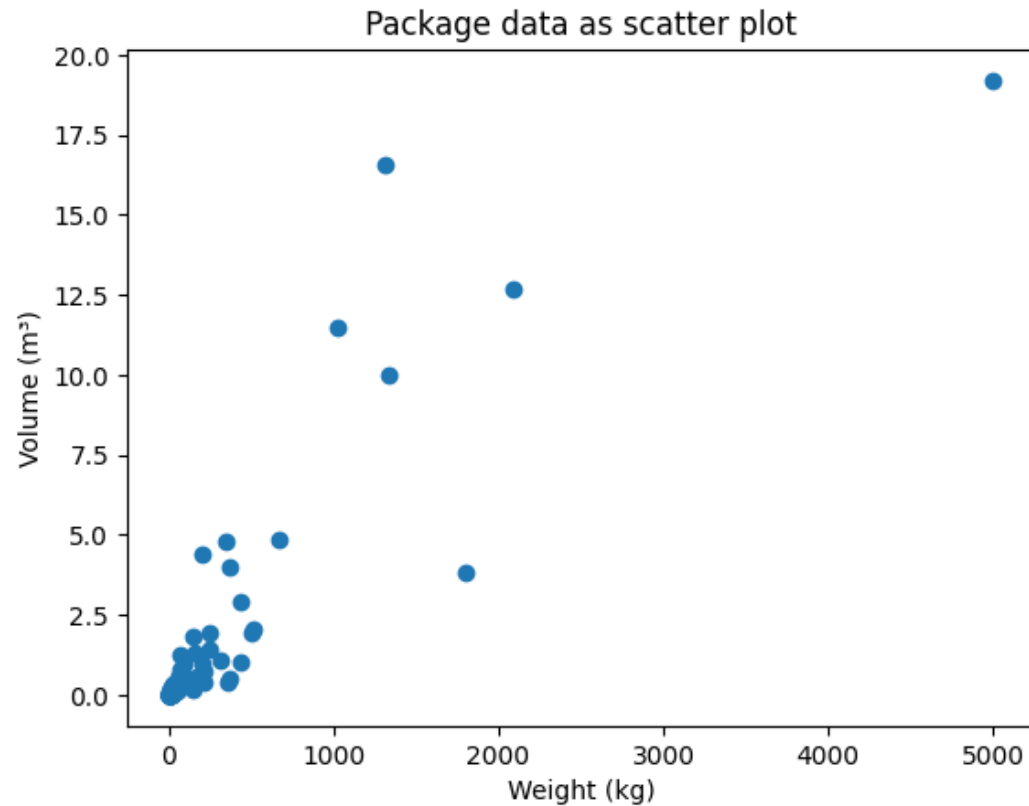
Visualisiert mit Matplotlib

# Daten aufbereiten

- In diesem Datensatz
  - **Data Cleaning**, bspw. 1.001,57 zu 1001.57
  - **Data Integration**, z.B. Volumen ausrechnen
  - **Data Normalization**
  - **Feature Selection**



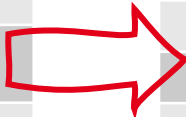
# Daten visualisieren



Visualisiert mit Matplotlib

# Daten aufbereiten

#	Package No	Shipment No	Gross Weight (kg)	Width (cm)	Height (cm)	Length (cm)
0	1007530-2011-03239	1000088	23	35	30	35
1	1007530-2011-03241	1000310	150	60	55	80
2	1007530-2011-03242	1000346	0,5	14	15	19
3	1007530-2011-03243	1000456	1,5	20	20	29
4	1007530-2011-03244	1000796	1	10	10	10
5	1007530-2011-03245	1000957	75	82	81	120
6	1007530-2011-03246	1000957	41	80	34	120
7	1007530-2011-03247	1001184	1.340	220	112	406
8	1007530-2011-03249	1001408	0,5	20	20	29
9	1007530-2011-03250	1001563	5	45	35	45



#	Gross Weight (kg)	Width (cm)	Height (cm)	Length (cm)	Volume (cm³)
0	23.0	35.0	30	35	36750.0
1	150.0	60.0	55	80	264000.0
2	0.5	14.0	15	19	3990.0
3	1.5	20.0	20	29	11600.0
4	1.0	10.0	10	10	1000.0
5	75.0	82.0	81	120	797040.0
6	41.0	80.0	34	120	326400.0
7	1340.0	220.0	112	406	10003840.0
8	0.5	20.0	20	29	11600.0
9	5.0	45.0	35	45	70875.0

Original-Datensatz (erste zehn Zeilen)

Datensatz nach Aufbereitung (erste zehn Zeilen)

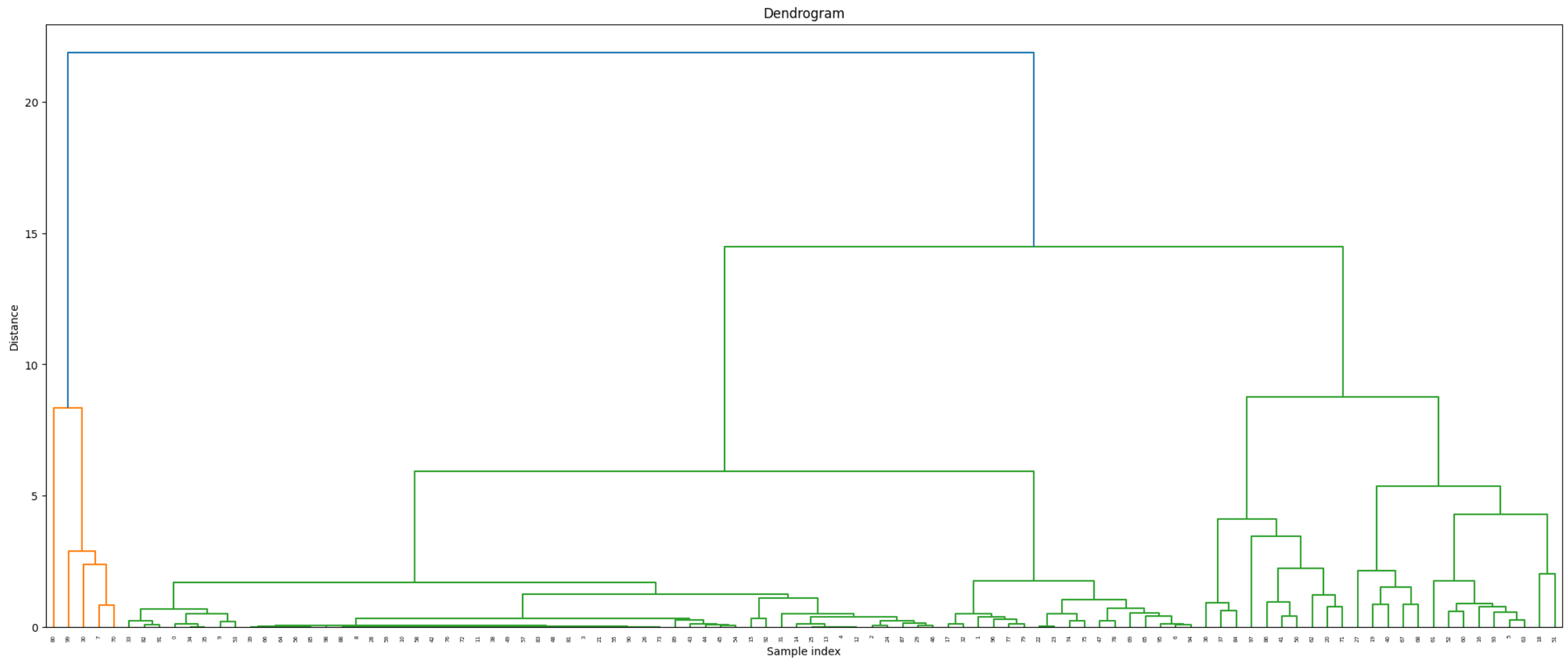
# Cluster-Analyse: kMeans

- Lorem

# Cluster-Analyse: Hierarchisch

- Nach Schonlau, Matthias (2002) dient das **Dendrogramm** zur übersichtlichen Darstellung der **hierarchischen** Cluster-Bildung.
  - Wie Baumstruktur aufgebaut, vergleichbar mit Familienstammbaum

# Cluster-Analyse: Hierarchisch



Visualisiert mit Matplotlib (Linkage ist 'ward')

# Cluster-Analyse: Hierarchisch

- Sasirekha, K./Baby, P. (2013) beschreiben zwei unterschiedliche **Vorgehensweisen** zur Cluster-

Bildung:

- **Divisive**, d.h. von oben nach unten, d.h. von einem Cluster rekursiv nach unten aufteilen
- **Agglomerative**, d.h. von unten nach oben, d.h. jede Observierung bekommt zu Beginn ein eigenes Cluster und werden immer weiter verschmolzen

# Cluster-Analyse: Hierarchisch

- Sasirekha, K./Baby, P. (2013) zählen folgende Verfahren auf, um die **Distanz** zwischen zwei

Observationen zu messen:

- **Euklidische Distanz**
- Quadratische euklidische Distanz (nicht in scikit-learn)
- **Manhattan Distanz**
- Maximum Distanz (nicht in scikit-learn)
- Mahalanobis Distanz (nicht in scikit-learn)
- **Kosinus Ähnlichkeit**

# Cluster-Analyse: Hierarchisch

- Carvalho, Alexandre X. Y. u. a. (2009) beschreiben zwei weitere Distanz-Metriken:
  - **L2** (euklidische Norm)
  - **L1** (Summennorm)



# Cluster-Analyse: Hierarchisch

- Murtagh, F. (1983) beschreibt mehrere Methoden, anhand welchen die **Cluster-Bildung**

abhängig gemacht werden kann (engl. **Linkage**):

- **Single linkage** (minimaler Abstand)
- **Complete linkage** (maximaler Abstand)
- **Average linkage** (Mittelwert)
- **Median linkage**
- **Centroid linkage** (Cluster-Schwerpunkte)
- **Ward's linkage** (min. Zuwachs totaler Varianz)

# Cluster-Analyse: Hierarchisch

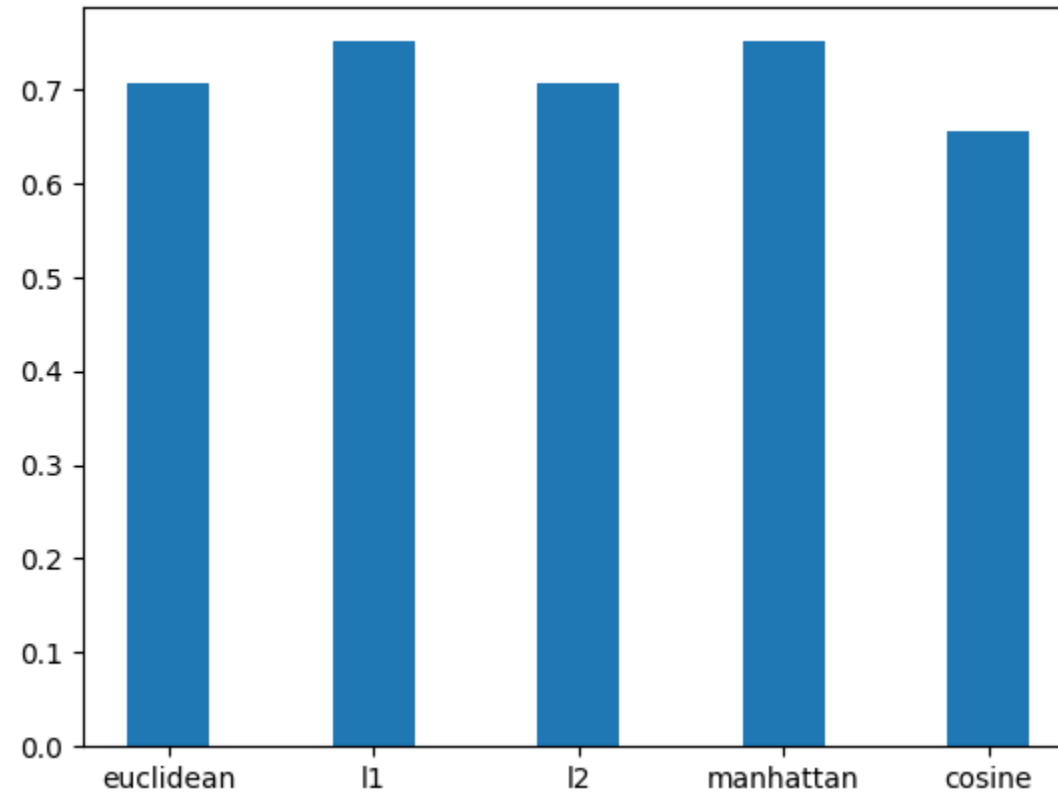
- Shahapure, Ketan R./Nicholas, Charles (2020) zeigen eine Metrik für die Bewertung eines

Clustering auf: der **Silhouette-Score**

- Er ist der Mittelwert aller Silhouetten-Koeffizienten der Observationen
- Silhouette-Score nahe **1** => Daten sind in korrekten Clustern
- Silhouette-Score nahe **0** => mögliche Überlappung von Clustern
- Silhouette-Score nahe **-1** => Daten sind in falschen Clustern

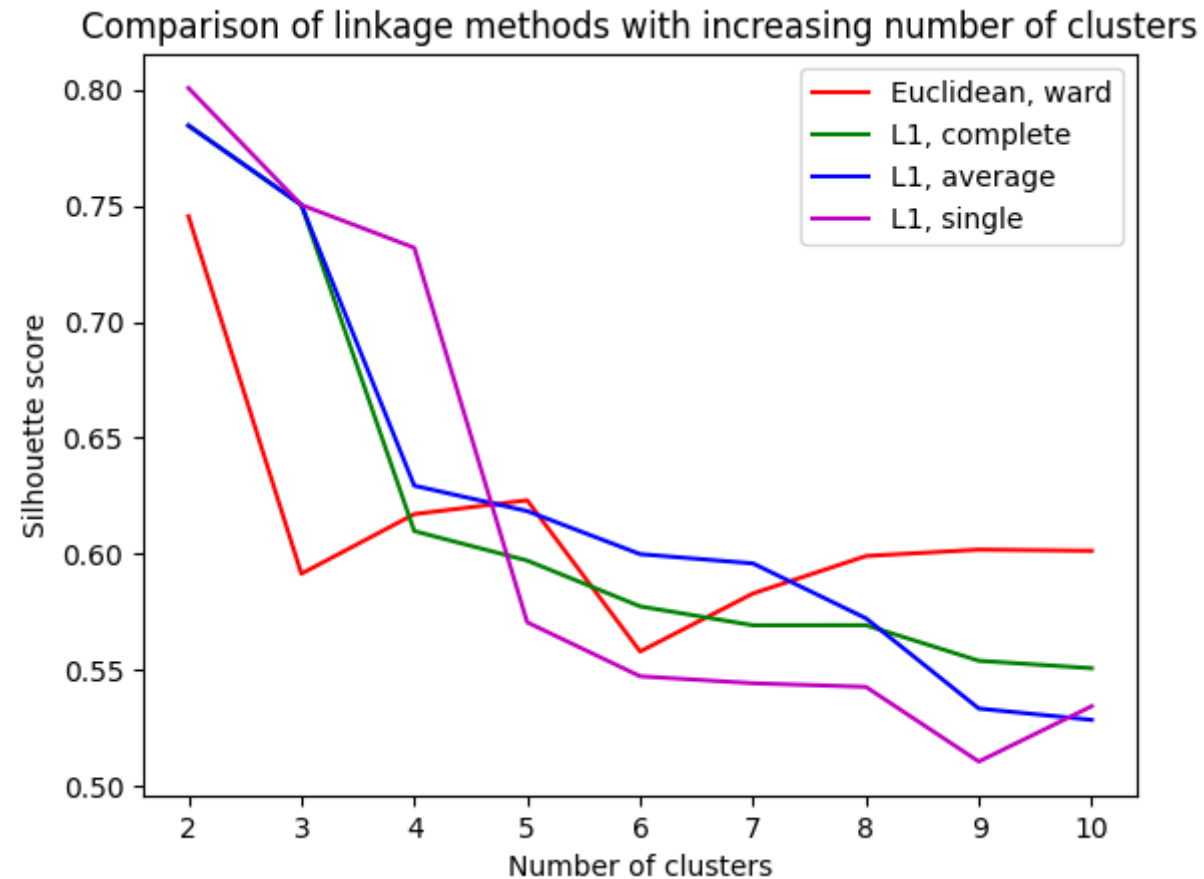
# Cluster-Analyse: Hierarchisch

Vergleich der Methoden zur Distanz-Berechnung



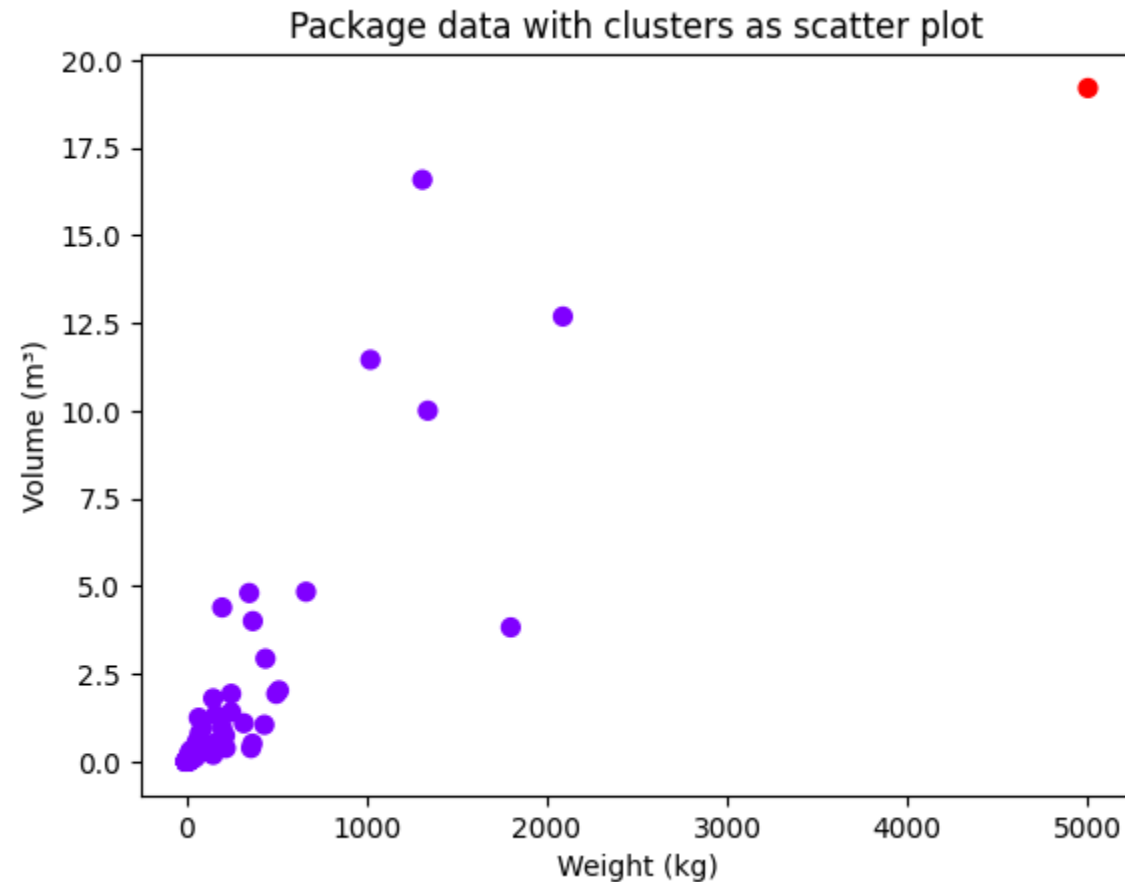
Visualisiert mit Matplotlib

# Cluster-Analyse: Hierarchisch



Visualisiert mit Matplotlib

# Cluster-Analyse: Hierarchisch



Visualisiert mit Matplotlib

# Fazit

- Zu verwendete Cluster-Methode hängt von **Verteilung** der Daten ab
- **Daten-Aufbereitung** daher von zentraler Bedeutung
- Der **Silhouette-Score** ist eine wichtige Metrik zur Bewertung des Clusterings
- Weitere mögliche Cluster-Methoden: **GMM, DBSCAN, ...**
- Relevant: Interpretation des Ergebnisses

# Quellen

Carvalho, A.X.Y., Albuquerque, P.H.M., de Almeida Junior, G.R. and Guimaraes, R.D., 2009. Spatial hierarchical clustering. Revista Brasileira de Biometria, 27(3), pp.411-442.

García, S., Ramírez-Gallego, S., Luengo, J., Benítez, J.M. and Herrera, F., 2016. Big data preprocessing: methods and prospects. Big Data Analytics, 1(1), pp.1-22.

Murtagh, F., 1983. A survey of recent advances in hierarchical clustering algorithms. The computer journal, 26(4), pp.354-359.

Sasirekha, K. and Baby, P., 2013. Agglomerative hierarchical clustering algorithm-a. International Journal of Scientific and Research Publications, 83(3), p.83.

Schonlau, M., 2002. The clustergram: A graph for visualizing hierarchical and nonhierarchical cluster analyses. The Stata Journal, 2(4), pp.391-402.

Shahapure, K.R. and Nicholas, C., 2020, October. Cluster quality analysis using silhouette score. In 2020 IEEE 7th International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA) (pp. 747-748). IEEE.