

## Bisecting K-Prototypes: Effizientes hierarchisches Clustering gemischter Datensets

Hannes Dröse <sup>1</sup>

**Abstract:** Dieses Paper stellt ein hierarchisches Top-down-Clustering-Verfahren für gemischte Datensets mit linearer Laufzeit vor: Bisecting K-Prototypes. Der Algorithmus ist speziell für die Verarbeitung komplexer (numerischer und kategorialer) Datensets mit vielen fehlenden Werten geeignet. Dabei ist keine exzessive Vorverarbeitung des Datensets nötig. Zusätzlich werden Erweiterungen des Algorithmus vorgestellt, welche für die Verarbeitung von Multi-Select- und Freitext-Feldern (multi-kategoriale und String-Attribute) geeignet sind. Der Algorithmus wurde implementiert und gegen ein entsprechendes Datenset getestet und evaluiert.

**Keywords:** Clusteranalyse; Product-Information-Management; hierarchisches Clustering; Bisecting K-Means; K-Prototypes; gemischte Datensets; fehlende Werte

### 1 Einleitung & Motivation

Die Clusteranalyse ist ein Verfahren des maschinellen Lernens, bei dem in einem Datenset nach “Ähnlichkeitsgruppierungen” gesucht wird [13, Kap. 5.2.3 Unüberwachtes Lernen]. Die einzelnen Objekte eines Datensets werden dabei von einem Clustering-Algorithmus in Gruppen sortiert, “[. . .] sodass sich die Individuen innerhalb einer Gruppe auf eine Art und Weise ähnlich sind und unähnlich denen in anderen Gruppen” [9, Kap. 1.1 What Is a Cluster?]. Mit Hilfe dieser gefundenen Gruppen oder Cluster können im Anschluss neue Erkenntnisse und Anwendungen abgeleitet werden. [13, Kap. 5.2.3 Unüberwachtes Lernen]

Speziell im Bereich E-Commerce wurde die Clusteranalyse z.B. für die Entwicklung von Empfehlungsalgorithmen verwendet ([12], [3] und [11]). Ebenso gibt es eine interessante Arbeit von Kou und Lou [10], welche mithilfe von Clusteranalyse die Suchergebnisse einer Web-Suchmaschine verbesserten.

Inspiriert durch diese Ansätze beschäftigte sich der Autor nun mit der Frage, ob es sinnvolle Anwendungen für die Clusteranalyse im Zusammenhang mit Product-Information-Management-Systemen (PIM-Systemen) gibt. Dabei handelt es sich um spezielle IT-Systeme, welche i.d.R. im Zentrum der Architektur von E-Commerce-Unternehmen zu finden sind. Sie fungieren als zentraler Produktkatalog (Single Source of Truth) für die Verwaltung, Speicherung, Anreicherung und Aufbereitung von Produktdaten. Aus diesen PIM-Systemen erfolgt die Bereitstellung des Produktsortiments für andere Anwendungen wie ERP-Systeme,

---

<sup>1</sup> FH Erfurt, Angewandte Informatik, Altonaer Str. 25, 99085 Erfurt, Deutschland hannes.droese@fh-erfurt.de

die Bestellabwicklung oder das Marketing [14]. Mögliche Einsatzgebiete von Clustering könnten das automatische Kategorisieren von Produkten, Anomalie- und Duplikaterkennung, Anwendungen für die Produktempfehlung oder die Warenkorbanalyse sein.

Während der Recherche wurde aber deutlich, dass die Produktdaten in PIM-Systemen nicht für die klassischen Verfahren der Clusteranalyse geeignet sind. Typische Vertreter wie der K-Means-Algorithmus arbeiten nur mit Datensets, die aus numerischen Vektoren bestehen [5]. Produkte in PIM-Systemen weisen hingegen deutlich komplexere Strukturen auf. So gibt es Werte wie Single- und Multi-Select-Felder, Freitext-Attribute oder Produktbilder. Außerdem sind Produktdaten in der Praxis durchzogen mit fehlenden Werten (null-Values), was etablierten Clustering-Bibliotheken Probleme bereitet. [17]

Dadurch verschob sich der thematische Schwerpunkt: Ziel war es nun zuerst ein Clustering-Verfahren zu entwickeln, welches mit Produktdaten in PIM-Systemen umgehen kann und sinnvolle Cluster auf diesen generiert. Dabei entstand der *Bisecting K-Prototypes*. Im folgenden wird dieses Verfahren hergeleitet und seine Eigenschaften dargelegt. Anschließend erfolgt eine praktische Evaluation mit einem entsprechenden Datenset.

## 2 Clusteranalyse

### 2.1 Notation & Überblick

Die Objekte (nachfolgend *Datenpunkte* bzw. *Produkte* genannt), welche es zu clustern gilt, sind Vektoren. Jedes Element im Vektor steht für die Wertausprägung eines spezifischen Attributes (z.B. Preis, Titel, Gewicht etc.). Mittels Superskript werden spezifische Attribute eines Datenpunktes angesprochen.  $x^i$  bezeichnet also das  $i$ -te Attribut von  $x$ .

Die Produkte oder Datenpunkte sind Teil eines *Datensets*  $X$ . Hierbei handelt es sich um eine simple Menge dieser Datenpunkte  $x \in X$ . Mittels Subskript werden einzelne Punkte des Sets angesprochen (z.B.  $x_1$ ,  $x_2$  oder  $x_i$ ). Wenn nicht anders angegeben, gilt  $n = |X|$ .

Für die Einteilung des Datensets in Cluster muss die "Ähnlichkeit" zwischen den Datenpunkten quantifiziert werden. Dies erfolgt über die Berechnung der "Nähe" (engl. proximity) der Objekte zueinander. Dazu werden sog. Abstands- bzw. Distanzmaße verwendet. [8, Kap. 1.2 Types of Data and How to Handle Them]

Der Abstand zwischen zwei Datenpunkten wird hier mit  $d(x_1, x_2)$  bezeichnet. Der kleinstmögliche Abstand ist 0, was absolute Deckungsgleichheit der Punkte signalisiert (daher ist  $d(x_1, x_1) = 0$ ). Je größer der berechnete Abstand, desto unähnlicher sind sich die beiden Datenpunkte. Es existieren verschiedenste Abstandsmaße, welche für unterschiedliche Arten und Typen von Daten geeignet sind. Die Abstände ausschließlich numerischer Vektoren können z.B. mittels Maßen aus der Minkowski-Familie wie dem euklidischen Abstand oder dem Manhattan-Abstand berechnet werden. [8, Kap. 1.2 Types of Data and How to Handle Them]

## 2.2 Clustering-Verfahren

Mithilfe einer geeigneten Distanzfunktion generiert ein Clustering-Verfahren nun eine Cluster-Zuteilung des Datensets  $X$ . Es existieren vielfältige Verfahren. Die meisten lassen sich in partitionierende und hierarchische Verfahren unterteilen. [8, Kap. 1.3 Which Clustering Algorithm to Choose]

### 2.2.1 Partitionierende Verfahren

Partitionierende Verfahren teilen ein Datenset in eine vorher festgelegte Anzahl an Cluster (i.d.R. als  $k$  bezeichnet) und jeder Datenpunkt gehört zu genau einem der Cluster. [8, Kap. 1.3.1 Partitioning Methods]

Eines der bekanntesten Verfahren dieser Kategorie ist der *K-Means-Algorithmus*, welcher häufig als Inbegriff der Clusteranalyse selbst gilt [5]. Jedes Cluster wird in diesem Verfahren durch einen Mittelpunkt oder Centroid repräsentiert. Dieser Mittelpunkt ist kein tatsächlicher Punkt des Datensets [18]. Stattdessen berechnet sich jeder Attributwert aus dem Durchschnitt (engl. mean) der Werte der Cluster-Mitglieder für das jeweilige Attribut. [9, Kap. 4.5 K-Means Algorithm]

Steinbach et al. [18] beschreiben den grundsätzlichen Ablauf dieses Algorithmus wie folgt:

1. zufällige Wahl von  $k$  Punkten aus dem Datenset als initiale Mittelpunkte
2. Zuordnung aller Datenpunkte des Datensets zum jeweils nächstgelegenen Mittelpunkt
3. Neuberechnung aller Mittelpunkte aus den zugeordneten Datenpunkten
4. Wiederholung der Schritte 2 und 3; solange bis sich die Cluster-Zuordnungen nicht mehr verändern oder ein Höchstlimit an Iterationen überschritten ist

Der große Vorteil dieser Verfahren ist eine lineare Laufzeit von  $O(n)$  [5]. Nachteilig ist, dass die gesuchte Anzahl an Clustern vorher bekannt sein muss und jeder Datenpunkt nur genau einem Cluster zugeordnet sein kann. [8, Kap. 1.3.1 Partitioning Methods]

Um den K-Means auf gemischte (numerische und kategoriale) Datensets anwenden zu können, entwickelte Huang [5] den *K-Prototypes-Algorithmus*. Dieser arbeitet grundsätzlich wie der K-Means. Zur Berechnung der Cluster-Mittelpunkte wird aber für die kategorialen Attribute nicht der Durchschnitt, sondern der Modus – also der am häufigsten auftretende Wert – verwendet. Für die Berechnung des Abstands zwischen Mittel- und Datenpunkten wird eine kombinierte Abstandsfunktion genutzt:

$$d(x_1, x_2) = d_{num}(x_1^{num}, x_2^{num}) + w \cdot d_{cat}(x_1^{cat}, x_2^{cat}) \quad (1)$$

Die numerischen und kategorialen Werte werden also separat mit einer jeweils geeigneten Abstandsfunktion verarbeitet und die Ergebnisse addiert. Über den Faktor  $w$  lässt sich die Gewichtung beider Abstände zueinander anpassen. [5]

### 2.2.2 Hierarchische Verfahren

Hierarchische Verfahren produzieren eine ineinander verschachtelte Struktur von Clustern. Diese Cluster werden entweder nach dem Top-down- oder Bottom-up-Ansatz generiert [8, Kap. 1.3.2 Hierarchical Methods]:

- *Bottom-up- oder agglomerative Verfahren* starten mit jedem Datenpunkt in einem eigenen Cluster. Anschließend werden die beiden nächstgelegenen Cluster zu einem größeren kombiniert. Dieser Prozess wird solange wiederholt bis im letzten Schritt die beiden verbliebenen Cluster zu einem großen verschmolzen werden, welches also alle Datenpunkte enthält.
- *Top-down- oder divisive Verfahren* arbeiten genau andersrum. Sie starten mit allen Datenpunkten in einem Cluster. Anschließend wird immer wieder das größte der verbleibenden Cluster in zwei kleinere aufgesplittet, bis schließlich jeder Datenpunkt seinem eigenen Cluster zugeordnet ist.

Durch dieses Vorgehen wird faktisch eine Cluster-Zuteilung für jede mögliche Anzahl an Clustern ( $1 \leq k \leq n$ ) generiert. Jeder Datenpunkt gehört dadurch mehreren Clustern auf den unterschiedlichen Hierarchieebenen an, was sehr umfangreiche Analysen der Cluster erlaubt [4]. Eine alternative Visualisierung der Ergebnisse besteht in Form einer Baumstruktur – einem sog. Dendrogramm. [18]

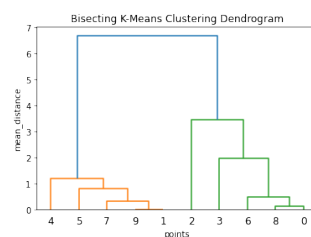


Abb. 1: Bsp. eines Dendrogramms

Der größte Nachteil dieser Verfahren ist die Laufzeit. Meistens liegt diese bei mindestens  $O(n^2)$  bis teilweise  $O(n^3)$ . [4]

Deshalb entwickelten Steinbach et al. [18] den *Bisecting K-Means-Algorithmus*. Dabei handelt sich um ein Top-down-Clustering-Verfahren, welches für den Split eines größeren Clusters in zwei kleinere den K-Means mit  $k = 2$  benutzt. Da nur das initiale Cluster alle

Datenpunkte enthält und mit den folgenden Splits die Cluster immer kleiner werden, ist die Laufzeit linear ( $O(n)$ )

### 3 Bisecting K-Prototypes

#### 3.1 Herleitung

Für die beschriebenen möglichen Anwendungen der Clusteranalyse in PIM-Systemen sind hierarchische Verfahren zu bevorzugen, da die ineinander verschachtelte Cluster-Hierarchie eine umfassendere Analyse ermöglicht [4]. Außerdem entfällt eine vorherige Bestimmung der erwarteten Anzahl an Clustern, wie sie partitionierende Verfahren benötigen.

Gleichzeitig ist die quadratische oder noch schlechtere Laufzeit vieler hierarchischer Verfahren problematisch. Produktkataloge umfassen gerne mehrere tausend oder sogar einige Millionen Produkte, sodass eine möglichst geringe Laufzeit zu bevorzugen ist.

Der naheliegendste Ansatz besteht nun darin, den Bisecting K-Means-Algorithmus zu verwenden. Allerdings kann dieser nur numerische Vektoren verarbeiten. Grundsätzlich können kategoriale Werte in numerische umgewandelt werden (z.B. durch Nummerierung also Rot = 1, Grün = 2, Blau = 3). Solche Umwandlungen verzerren aber das Datenset (rote und blaue Produkte unterscheiden sich nun stärker voneinander als rote und grüne). [8, Kap. 1.2.6 Mixed Variables]

Schließlich wurde zur Lösung die Grundidee des Bisecting K-Means mit dem K-Prototypes-Algorithmus kombiniert. Das Clustering erfolgt also nach dem Ablauf des Bisecting K-Means, allerdings wird für den Zweier-Split eines großen Clusters in zwei kleineren stattdessen der K-Prototypes-Algorithmus verwendet. Das daraus resultierende Verfahren *Bisecting K-Prototypes* ist ein hierarchisches Top-down-Clustering-Verfahren für gemischte Datensets mit linearer Laufzeit.

#### 3.2 Erweiterungen

##### 3.2.1 fehlende Werte

Mit dem Bisecting K-Prototypes lassen sich bereits viele Attribute der Produkte in PIM-Systemen für das Clustering verwenden. Klassische Implementierungen von Clustering-Verfahren können allerdings nicht mit fehlenden Werten umgehen [siehe z.B. 17]. Füllt man diese mit einem Pseudowert (z.B. dem Mittelwert), so werden die Datensets wieder verzerrt. In PIM-Systemen kommen häufig Produkte aus verschiedenen Kategorien mit dadurch sehr unterschiedlichen Attributen vor. Dadurch weisen die meisten Produkte in den meisten Attributen keinen Wert auf. Eine gesonderte Betrachtung fehlender Werte ist also vonnöten.

Die folgende Formel zeigt die Distanzfunktion, welche für das Clustering verwendet wurde:

$$d(x_1, x_2) = \frac{\sum d'(x_1^i, x_2^i)}{|x_1^{\text{non null}} \cup x_2^{\text{non null}}|} \quad (2)$$

$$d'(x_1^i, x_2^i) = \begin{cases} 0 & , x_1^i \text{ is null} \wedge x_2^i \text{ is null} \\ 1 & , x_1^i \text{ is null} \vee x_2^i \text{ is null} \\ |x_1^i - x_2^i| & , i \text{ is numerical} \\ 0 & , i \text{ is categorical} \wedge x_1^i = x_2^i \\ 1 & , i \text{ is categorical} \wedge x_1^i \neq x_2^i \end{cases} \quad (3)$$

Zwei Produkte werden Attribut für Attribut miteinander verglichen. Dabei liegt der Abstand für jedes Paar von Attributwerten im Intervall  $[0, 1]$ . Die Abstände auf Basis der einzelnen Attribute werden anschließend summiert und durch die Menge an Attributen geteilt. Dadurch liegt der Abstand zweier Produkte insgesamt ebenfalls im Intervall  $[0, 1]$ .

Weisen beide Produkte in einem Attribut keinen Wert auf, so wird dieses sowohl über als auch unter dem Bruchstrich ignoriert. Fehlt der Wert nur bei einem der beiden Produkte, so wird der maximale Abstand von 1 addiert. Dieses Vorgehen ist durch den Jaccard-Koeffizienten inspiriert, welcher für asymmetrische binäre Attribute verwendet wird. Er ignoriert ebenfalls alle Attribute, bei denen beide Werte *false* sind. [siehe 8, Kap. 1.2.4 Binary Variables]

Die numerischen Attribute werden mittels Manhattan-Abstand verrechnet. Damit auch hier die Abstände auf Attributebasis im Intervall  $[0, 1]$  liegen, müssen die Werte vorher auf ebendieses Intervall skaliert werden. Eine solche Normalisierung sorgt außerdem dafür, dass alle Attribute in etwa das gleiche Gewicht zueinander haben. [8, Kap. 1.2.1 Interval-Scaled Variables]

Die kategorialen Attribute werden nach dem Prinzip des Simple Matchings verarbeitet. Weisen beide Produkte den gleichen Wert auf, so wird 0 und im Falle von Ungleichheit 1 addiert.

### 3.2.2 Multi-kategoriale Attribute

Eine weitere Form von Attributen in PIM-Systemen sind sog. Multi-Select-Felder. Das sind Attribute, wo eine Liste an Auswahlmöglichkeiten definiert wird. Anschließend kann für ein Produkt ein oder mehrere dieser Optionen ausgewählt werden. Dies könnte z.B. die Farbe sein, da Produkte auch mehrfarbig sein können.

Diese Attribute könnten zum einen in einfache kategoriale Attribute umgewandelt werden, indem die gewählten Optionen sortiert und mittels Konkatination verbunden werden.

Dadurch würden sich aber zwei Produkte, die z.B. {Rot} und {Rot, Grün} sind, maximal voneinander unterscheiden.

Daher wurde ein alternativer Ansatz erdacht und die Distanzfunktion wie folgt erweitert:

$$d'(x_1^i, x_2^i) = \begin{cases} \dots \\ 1 - \frac{|x_1^i \cap x_2^i|}{|x_1^i \cup x_2^i|} \end{cases}, i \text{ is multi-categorical} \quad (4)$$

Diese multi-kategorialen Attribute werden mit einem “inversen Jaccard-Koeffizient” verrechnet. Normalerweise wird der Jaccard-Koeffizient zur Bewertung der Ähnlichkeit zweier Produkte als ganzes verwendet. Hier wird für jedes multi-kategoriale Attribut der Jaccard-Koeffizient für die Werte des jeweiligen Attributes einzeln berechnet und aufaddiert.

### 3.2.3 String-Attribute

Schließlich gibt es noch Freitext-Felder in den Produktdaten wie z.B. den Produkttitel. Dies sind keine klassischen kategoriale Werte, da kaum ein Wert dem anderen gleicht. [15]

Zur Verarbeitung werden die Strings zunächst in Tokens zerlegt (Tokenization), ihre Endungen entfernt (Stemming) und schließlich Stop-Words entfernt (Stop-Word-Removal) – alles typische Verarbeitungsschritte aus dem Document Retrieval [2]. Aus einem Titel wie “Samsung Galaxy S20 128GB” wird nun {samsung, galaxi, s20, 128gb}.

Durch die Umwandlung in Tokens, sind die String-Attribute equivalent zu den multi-kategorialen Attributen und können mit dem gleichen Verfahren verarbeitet werden.

## 4 Experimentelle Überprüfung

### 4.1 Überblick

Für die praktische Evaluation ist Akeneo-PIM [1] (ein Open-Source PIM-System mit weiter Verbreitung) verwendet worden. Dieses System wurde mit Produkten aus dem sehr umfangreichen Online-Katalog Icecat [7] gefüllt, wo Hersteller aus der ganzen Welt ihre Produktdatenblätter für die Verteilung an Händler hochladen.

Anschließend wurde das hergeleitete Clustering-Verfahren implementiert. Nun wurde das Datenset geclustert, wobei verschiedene Kombinationen an Attributen für das Clustering verwendet worden sind. Diese Clustering-Ergebnisse wurde schließlich mittels einiger Metriken evaluiert.

## 4.2 Datenset

Es wurden 42 Smartphones der Samsung Galaxy S-Reihe importiert. Dabei waren 17 Smartphones der Generation S20, 21 der Generation S21 und 4 der Generation S22 vertreten. Es wurden sowohl Modelle der Produktausführungen Standard, Plus und Ultra sowie der sog. Fan Edition (FE) importiert. Die Smartphones zeichnen sich durch eine große Menge an verschiedenen Attributen der unterschiedlichsten Typen aus. Die folgende Tabelle gibt eine Übersicht dazu:

Tab. 1: Übersicht zu den Attributen der 42 Smartphones

Typ	Anzahl	Ø non-null	Ø unique	Beispiele
numerisch	56	21.8	3.7	Weight, Width, Depth, Height
kategorial	106	28.2	1.3	OS installed, SIM Card Type
multi-kat.	22	25.2	3.5	Product Color, 3G standards
String	11	28.4	13.5	Title, Description
<i>alle:</i>	<i>195</i>	<i>25.9</i>	<i>2.9</i>	

Die Spalte “Anzahl” zeigt, wie viele Attribute je Typ vorkommen. Die numerischen und kategorialen Attribute dominieren hierbei das Datenset. Die Spalte “Ø non-null” zeigt, wie viele der 42 Produkte im Schnitt in diesem Typ einen Wert aufweisen. Es kommen also fast so viele fehlende wie gefüllte Werte vor. Die Spalte “Ø unique” gibt an, wie viele verschiedene Wertausprägungen im Schnitt in der jeweiligen Attributart vorkommen. Die Strings weisen hierbei die höchste Menge an unterschiedlichen Werten auf, was in der Natur dieses Types liegt. Aufgrund des recht kleinen Datensets mit vielen ähnlichen Produkten, ist die Variation an Werten gering.

## 4.3 Evaluation & Metriken

Für die Bewertung des Clustering-Verfahrens sind verschiedene Metriken verwendet worden:

Die **Stabilität** zeigt die Übereinstimmung der Clustering-Ergebnisse von zehn verschiedenen Durchläufen des Bisecting K-Prototypes. Da das Verfahren mit zufälligen Startpunkten arbeitet, sind die Ergebnisse von zwei Durchläufe nicht immer deckungsgleich. Ein sinnvolles Clustering-Verfahren sollte aber dennoch einen gewissen Determinismus aufweisen. Die Übereinstimmung der Clusterings wurde mittel Adjusted-Rand-Index [6] berechnet. Er liefert Werte zwischen  $-1$  und  $1$  und je höher er liegt, desto höher ist die Übereinstimmung zweier Cluster-Zuteilungen.

Die **Qualität** wird mittels des Silhouetten-Koeffizienten [16] gemessen. Er berechnet den durchschnittlichen Abstand der Datenpunkte zu den Punkten im selben Cluster im Verhältnis



zu den Punkten des unmittelbar benachbarten Clusters. Auch hier können Werte zwischen  $-1$  und  $1$  entstehen. Je näher an  $1$ , desto besser sind die Cluster voneinander getrennt.

Mit der **Erkennung** wird geprüft, ob das Clustering-Verfahren die inhärenten Strukturen des Datensets erkennen kann. Die Smartphones stammen aus drei verschiedenen Generationen und es gibt elf verschiedene Modelle (unter Berücksichtigung der Generationen). Auf der Hierarchiestufe  $k = 3$  sollten also die Smartphones der gleichen Generationen dem gleichen Cluster zugeordnet werden. Ebenso bei  $k = 11$  für die Smartphone-Modelle. Die Übereinstimmung der berechneten Cluster-Zuteilung mit der erwarteten wurde mittels Adjusted-Rand-Index berechnet.

Schließlich befinden sich im Datenset sechs Paare an **Duplikaten** – also das gleiche Produkt unter verschiedenen Ids. Ein hierarchisches Clustering-Verfahren sollte die Duplikate stets in die gleichen Cluster sortieren und erst beim letzten Split die Duplikate schließlich voneinander trennen. Ist dies der Fall, so wird ein Duplikate als erfolgreich erkannt gezählt.

## 5 Auswertung

Die folgende Tabelle zeigt die Ergebnisse des Clustering für verschiedene (ausgewählte) Kombinationen an Attributen. Im Versuch “Strings” sind nur die String-Attribute für das Clustering benutzt worden – bei “num+kat” die numerischen und kategorialen Attribute. Alle weiteren Versuche (mit “+” beginnend) haben die numerischen und kategorialen um multi-kategoriale (mul) oder die String-Attribute (str) erweitert. Im Versuch “mul\_k” sind die multi-kategorialen Attribute nicht nach dem hergeleiteten Verfahren verarbeitet, sondern in einfache kategoriale Attribute umgewandelt worden.

Tab. 2: Ergebnisse des Clustering

Versuch	Stabilität	Qualität			Erkennung		Duplikate
		$\emptyset$	$k = 3$	$k = 11$	$k = 3$	$k = 11$	
Strings	0.91	0.34	0.26	0.40	0.64	<b>0.87</b>	<b>6 / 6</b>
num+kat	<b>0.98</b>	<b>0.43</b>	0.31	<b>0.60</b>	<b>0.65</b>	0.71	5 / 6
+mul	<b>0.98</b>	0.41	<b>0.37</b>	0.57	0.16	0.70	5 / 6
+mul_k	0.97	0.40	0.30	0.53	0.52	0.68	5 / 6
+str	<b>0.98</b>	0.41	0.30	0.58	<b>0.65</b>	0.66	5 / 6
+mul+str	0.92	0.39	0.35	0.56	0.16	0.70	<b>6 / 6</b>

Die Stabilität und die Erkennung von Duplikaten erreicht für alle Versuche sehr hohe Werte.

Die Erkennung von Smartphone-Generationen ( $k = 3$ ) ist mit Werten zwischen 0.16 und 0.65 eher mittelmäßig. Die Smartphone-Modelle ( $k = 11$ ) erreichen höhere Werte zwischen

0.66 und 0.87. Abbildung 2 zeigt das Dendrogramm zum Clustering mit numerischen und kategorialen Attributen. Hier wird deutlich, dass die Trennung in die Generationen S20 und S21 sehr gut funktioniert. In der Gruppe mit den S22-ern (orange) finden sich hingegen auch Smartphones, die nicht in diese Generation gehören.

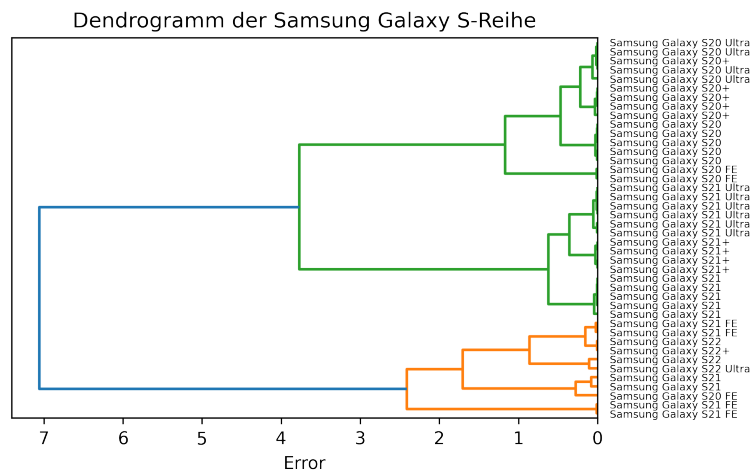


Abb. 2: Ergebnis des Clustering mit nur numerischen und kategorialen Attributen

Die Qualität ist einmal als Durchschnitt für alle möglichen Werte von  $k$  gegeben sowie für die beiden relevanten Hierarchiestufen. Sie liegt in allen Versuchen eher in mittelmäßigen Bereichen zwischen 0.26 und 0.60. Dies könnte daran liegen, dass sich die Produkte des Datensets insgesamt ziemlich ähnlich sind (alle vom gleichen Hersteller, recht geringe Anzahl an verschiedenen Wertausprägungen).

Auffällig bei den Versuchen ist, dass die ausschließliche Verwendung von numerischen und kategorialen Attributen auf fast allen Metriken die besten Werte liefert. Die Hinzunahme von multi-kategorialen und String-Attributen hingegen verschlechtert diese Ergebnisse wieder.

Die Verarbeitung der multi-kategorialen Attribute nach dem hergeleiteten Verfahren (+mul) bringt etwas bessere Stabilität und Qualität als die Umwandlung in einfache kategoriale Attribute (+mul\_k). Die Erkennung der Generationen ist mit dem hergeleiteten Verfahren drastisch schlechter. Die Modelle werden dann wiederum etwa gleich gut erkannt. Insgesamt haben die multi-kategorialen Attribute keinen positiven Einfluss auf das Clustering. Eine klare Überlegenheit des hergeleiteten Verfahrens zur Umwandlung in einfache kategoriale Attribute ist ebenfalls nicht erkennbar.

Die String-Attribute mit den numerischen und kategorialen Attributen zu kombinieren verschlechtert die Clustering-Ergebnisse. Werden allerdings nur die String-Attribute verwendet, so liefern sie adäquate Cluster. Zwar ist die Qualität dieser Cluster im Vergleich

sehr schlecht, aber vor allem die Erkennung und die Duplikate erreichen etwas bessere Werte als die Kombination aus numerischen und kategorialen Attributen. Dies lässt sich dadurch erklären, dass z.B. im Produkttitel die wesentlichen Informationen des Produktes komprimiert – wenn auch unstrukturiert – hinterlegt sind.

## 6 Fazit und Ausblick

In diesem Paper wurde ein hierarchisches Clustering-Verfahren für gemischte Datensets mit linearer Laufzeit hergeleitet: *Bisecting K-Prototypes*. Das Verfahren wurde erweitert, um ohne Verzerrung der Daten mit fehlenden Werten (null-Values) umgehen zu können. In der anschließenden praktischen Evaluation zeigte sich, dass das Verfahren funktioniert und sinnvolle Cluster für ein Datenset mit recht komplexen Datenpunkten (Smartphones mit über 100 verschiedenen Attributen) finden kann.

Es ist außerdem eine Erweiterung des Verfahrens für sog. multi-kategoriale Attribute vorgestellt worden, welche sich ebenfalls für String-Attribute verwenden lässt. In der praktischen Evaluation hat die Hinzunahme dieser Attributtypen die Cluster allerdings nicht verbessert. Werden ausschließlich String-Attribute für das Clustering verwendet, so entstehen ähnlich gute Cluster wie mit ausschließlich numerischen und kategorialen Attributen. U.U. ist das hergeleitete Verfahren besonders für die Verarbeitung von Datensets geeignet, welche aus Freitext-Feldern bestehen. Hier könnte zukünftige Forschung anknüpfen.

Es ist wichtig zu beachten, dass das verwendete Datenset für die Evaluation sehr klein gewesen ist und eine sehr beschränkte Auswahl an Produkten enthalten hat. Alle Ergebnisse dieser Arbeit sind also bestenfalls als vorläufig anzusehen und sollten in Zukunft mit weiteren Datensets überprüft werden. Speziell sollte dabei geprüft werden, ob die multi-kategorialen Attribute in anderen Datensets einen positiven Einfluss auf das Clustering haben.

Weitere Versuche in der Zukunft könnten den Bisecting K-Prototypes mit alternativen Verfahren vergleichen. Im Speziellen wäre hier ein Vergleich der nötigen Vorverarbeitungen der Datensets für die verschiedenen Verfahren und deren Einfluss auf die Cluster-Ergebnisse interessant.

Erweisen sich diese Versuche als erfolgreich, so könnte mit dem Bisecting K-Prototypes ein solides, effizientes und flexibles Verfahren für das hierarchische Clustern einer Vielzahl von Datensets gefunden worden sein.

## Literatur

- [1] Akeneo. *About Akeneo*. März 2022. URL: <https://www.akeneo.com/de/about-us/> (besucht am 04. 04. 2022).

- [2] William W Cohen, Pradeep Ravikumar, Stephen E Fienberg u. a. „A Comparison of String Distance Metrics for Name-Matching Tasks“. In: *IIWeb*. Bd. 3. Citeseer. 2003, S. 73–78.
- [3] Yimin Cui. „Intelligent recommendation system based on mathematical modeling in personalized data mining“. In: *Mathematical Problems in Engineering* 2021 (2021).
- [4] Alican Dogan und Derya Birant. „K-centroid link: a novel hierarchical clustering linkage method“. In: *Applied Intelligence* 52.5 (2022), S. 5537–5560.
- [5] Zhexue Huang. „Extensions to the k-means algorithm for clustering large data sets with categorical values“. In: *Data mining and knowledge discovery* 2.3 (1998), S. 283–304.
- [6] Lawrence Hubert und Phipps Arabie. „Comparing partitions“. In: *Journal of classification* 2.1 (1985), S. 193–218.
- [7] Icecat. *About Icecat*. Nov. 2021. URL: <https://icecat.com/about-us/> (besucht am 05.04.2022).
- [8] Leonard Kaufman und Peter J Rousseeuw. *Finding groups in data: an introduction to cluster analysis*. Bd. 344. John Wiley & Sons, 2009.
- [9] Ronald S King. *Cluster analysis and data mining: An introduction*. Stylus Publishing, LLC, 2015.
- [10] Gang Kou und Chunwei Lou. „Multiple factor hierarchical clustering algorithm for large scale web page and search engine clickstream data“. In: *Annals of Operations Research* 197.1 (2012), S. 123–134.
- [11] Ravi Kumar u. a. „Recommendation systems: A probabilistic analysis“. In: *Journal of Computer and System Sciences* 63.1 (2001), S. 42–61.
- [12] Yoori Oh und Yoonhee Kim. „A resource recommendation method based on dynamic cluster analysis of application characteristics“. In: *Cluster Computing* 22.1 (2019), S. 175–184.
- [13] Stefan Papp u. a. *Handbuch Data Science: Mit Datenanalyse und Machine Learning Wert aus Daten generieren*. Carl Hanser Verlag GmbH Co KG, 2019.
- [14] Pimcore. *What, why and how of product information management*. Aug. 2021. URL: <https://pimcore.com/en/what-is-pim> (besucht am 04.04.2022).
- [15] N Rajalingam und K Ranjini. „Hierarchical Clustering Algorithm - A Comparative Study“. In: *International Journal of Computer Applications* 19.3 (2011), S. 42–46.
- [16] Peter J Rousseeuw. „Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis“. In: *Journal of computational and applied mathematics* 20 (1987), S. 53–65.
- [17] scikit-learn. 2.3. *Clustering – scikit-learn 1.0.2 documentation*. URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/clustering.html> (besucht am 14.04.2022).

- [18] Michael Steinbach, George Karypis und Vipin Kumar. „A Comparison of Document Clustering Techniques“. In: *Proceedings of the International KDD Workshop on Text Mining* (Juni 2000).