

Intelligente Systeme

Zusammenfassung

PER NATZSCHKA

INHALTSVERZEICHNIS

Inhaltsverzeichnis	1
1 Suche	2
1.1 Klassifizierung	2
1.2 Uninformierte Suche	2
1.3 Informierte Suche	2
2 Entitätenerkennung	4
2.1 Klassifikatoren	5
2.2 Bewertung	6
3 Relationsextraktion	7
3.1 Kookkurrenz	7
3.2 Reguläre Ausdrücke	7
4 Entscheidungsbäume	9
5 Argumentation	10
5.1 Datenbasis	10
5.2 Argumente	10
5.3 Attacken	10
5.4 Semantik	11
6 Probabilistisches Schließen	12
6.1 Definitionen	12
6.2 Anwendung	13
7 Neuronale Netze	14
7.1 Aufbau	14
7.2 Lineare Regression	14
7.3 Klassifikation	15
7.4 Grenzen	17
8 Unsupervised Learning	17
8.1 K-Means	18
8.2 Hierarchical Clustering	18
8.3 Principal Component Analysis	18
8.4 Multi-Dimensional Scaling	19

1 SUCHE

1.1 Klassifizierung

1.1.1 Parameter.

- b : max. Verzweigungsfaktor (branching factor)
- d : Tiefe der besten Lösung (depth)
- m : max. Tiefe des Baumes (kann ∞ sein)

1.1.2 Bewertung.

- Zeitkomplexität: Zahl expandierter Knoten?
- Speicherkomplexität: Zahl an Knoten im Speicher?
- Vollständigkeit: findet Lösung?
- Optimalität: findet beste Lösung?

1.2 Uninformierte Suche

1.2.1 Breiten- und Tiefensuche.

Strategie	Breitensuche BFS	Tiefensuche DFS	Tiefenbeschränkte Suche	Iteratives Vertiefen
Datenstruktur	FIFO	FILO	FILO	FILO
Zeitkomplexität	$O(b^d)$	$O(b^m)$	$O(b^t)$	$O(b^d)$
Speicherkomplexität	$O(b^d)$	$O(b \cdot m)$	$O(b \cdot t)$	$O(b \cdot d)$
Vollständigkeit	ja, wenn b endlich	ja, wenn d endlich und Schleifenüberprüfung	ja, wenn $d \leq t$	ja, wenn $d < \infty$ und $b < \infty$
Optimalität	✓ (wenn b endlich)	×	×	✓

Tabelle 1. Vergleich Breiten- und Tiefensuche

1.2.2 Uniforme Kostensuche.

- Dijkstra
- expandiere immer Knoten mit geringsten Kosten von der Wurzel
- optimal
- vollständig

1.3 Informierte Suche

Strategie	Greedy-Suche	A*-Suche
Vollständigkeit	ja, bei Schleifenüberprüfung	
Zeitkomplexität	$O(b^m)$	$O(b^m)$
Speicherkomplexität	$O(b^m)$	$O(b^m)$
Optimalität	×	✓ (wenn h zulässig)

Tabelle 2. Vergleich informierter Suchstrategien

- Heuristik
 - $h : V \rightarrow \mathbb{R}$
 - schätzt Kosten von Knoten zum Ziel
 - $h(\text{Ziel}) = 0$
 - $\forall n \in V : h(n) \geq 0$
- Zulässige Heuristik:
 - $\forall n \in V : h(n) \leq h^*(n)$
 - h^* sind wahre Kosten
- Konsistente Heuristik
 - $\forall n, n' \in V : h(n) \leq c(n, n') + h(n')$
 - n' ist Nachfolger von n
 - $c(n, n')$ sind Kosten für Übergang $n \rightarrow n'$
 - immer zulässig

1.3.1 *Greedy Suche*. Knoten mit geringster Distanz zum Ziel wird zuerst expandiert.

$$v_{\text{next}} = \arg \min_{v \in V} h(v)$$

1.3.2 *A*-Suche*.

- neben h auch bisherige Kosten $g : V \rightarrow \mathbb{R}$ einberechnet
- Kostenfunktion $f : V \rightarrow \mathbb{R}, n \mapsto g(n) + h(n)$.
- gegen Speicherüberlauf: Schwellwert K
 - $K \geq K^*$
 - K^* sind wahre Kosten
 - Knoten mit $f(n) > K$ werden nicht besucht
 - Bestimmung von K durch nichtoptimalen Algorithmus (z. B. Greedy)

2 ENTITÄTENERKENNUNG

Strategie	Vorteile	Nachteile
Lexikon	<ul style="list-style-type: none"> • einfach • schnell 	<ul style="list-style-type: none"> • Mehrdeutigkeiten nicht erkannt • Vollständigkeit nicht garantiert • Pflege (keine Abstraktionen/Muster)
Reguläre Ausdrücke	<ul style="list-style-type: none"> • kompakte Repräsentation 	<ul style="list-style-type: none"> • Woher kommt Ausdruck? • manuelle Definition/Debugging mühsam • Mehrdeutigkeiten nicht erkannt
Rand-klassifikator	<ul style="list-style-type: none"> • Mehrdeutigkeiten teilweise aufgelöst (lokaler Kontext) 	<ul style="list-style-type: none"> • Qualität von Trainingsdaten • Auswahl von Merkmalen
Token-Fenster	<ul style="list-style-type: none"> • Mehrdeutigkeit aufgelöst (lokaler Kontext) 	<ul style="list-style-type: none"> • Qualität von Trainingsdaten • Auswahl von Merkmalen
Hidden Markov Models (HMM)	<ul style="list-style-type: none"> • Mehrdeutigkeit aufgelöst 	<ul style="list-style-type: none"> • Qualität von Trainingsdaten

Tabelle 3. Vergleich der Strategien zur Entitätenerkennung

- Wissensakquise
 - per Hand
 - Regeln lernen (Entscheidungsbäume)
 - Natürliche Sprachverarbeitung
- Informationsextraktion
 - (1) Entitäten lokalisieren
 - (2) Entitäten klassifizieren
 - (3) Fakten extrahieren
- Probleme
 - Sprachlich
 - * lexikalisch (tumor ↔ tumour)
 - * orthographisch (α -helix ↔ alpha-helix)
 - * strukturell (lung cancer ↔ cancer of the lung)
 - * morphologisch (kick ↔ kicked)
 - Mehrdeutigkeit (Siemens, Paris)
 - Anaphora
 - * Pronomen
 - * Proformen (Er fliegt nach Paris. Er will *dort* Urlaub machen.)
 - * Bridging (Der Motor ist kaputt. Der Keilriemen ist gerissen ↔ Der Motor ist kaputt. Der Schnürsenkel ist gerissen.)
 - Metonymie/Vertauschung (Schiller lesen)
 - Synekdoche (Ober-/Überbegriffe)
- Text preprocessing
 - Format

- Satzgrenzen
- Tokenisierung
- Stemming
- direkte Suche linear in
 - Textgröße
 - Zahl der Lexikoneinträge
 - Länge der Lexikoneinträge
- Boyer-Moore (basically KMP)
- Zipf's Law
 - Worte nach Häufigkeit sortieren
 - Wahrscheinlichkeit eines Wortes invers proportional zu Rang
- Trie
 - Baum
 - n -te Verzweigung \leftrightarrow n -ter Buchstabe
- Radix-Tree
 - wie Trie
 - Verzweigungen mit Teilwörtern
- Levenshtein-Distanz
 - Top-Down-Implementierung: $O(2^n)$
 - Bottom-Up-Implementierung: $O(n^2)$ (dynamisches Programmieren, u. a. Speicherung der Zwischenwerte in Matrix)
- Dice-Koeffizient
 - Betrachtung v. Trigrammen
 - $t(\text{Peter}) = \{\text{Pet}, \text{ete}, \text{ter}\}$
 - $\text{dice}(a, b) = 2 \cdot \frac{|t(a) \cap t(b)|}{|t(a)| + |t(b)|} \in [0, 1]$
 - Reihenfolge geht verloren

2.1 Klassifikatoren

2.1.1 Randklassifikator.

- Klassifiziere Leerstellen zwischen Token
 - Anfang und Ende von Entitäten
 - Satzgrenzen
- Leerstellen als Vektoren von Merkmalen, z. B.:
 - nächstes Token beginnt mit Großbuchstaben
 - vorheriges ist Zahl
 - vorheriges ist "in"

2.1.2 Token-Fenster.

- Klassifikation anhand von Kontextfenster
- Fenstergröße?
- Merkmale?

- Token, Stämme, POS-Tags
- n-grams
- Präfixe/Suffixe
- Vorher vergebene Klassen
- Lernen anhand von Merkmalsvektoren aus Beispielen

2.1.3 Hidden Markov Models.

- Markov-Modelle
 - probabilistische Modelle
 - modellieren Zustandsübergänge
 - nur von aktuellem Zustand abhängig
- Hidden Markov Models
 - Zustände selbst nicht betrachtet
 - Übergangswahrscheinlichkeiten abhängig von allen vorherigen Zuständen
- $\Theta = (S, \Sigma, A, B, \Pi)$
 - S : Zustände (semantische Klassen/Labels)
 - Σ : Alphabet (Beobachtungen/Tokens)
 - A : Übergangswahrscheinlichkeiten
 - B : Emissionswahrscheinlichkeiten
 - Π : Anfangszustandswahrscheinlichkeiten
- Wahrscheinlichkeiten an Trainingsdaten gelernt
- Wahrscheinlichkeit von Beobachtungssequenz o und Zustandssequenz s : $P(s \cap o)$
 - $P(s \cap o) = P(o|s)P(s)$
 - $P(s \cap o) \propto P(o_0|s_0)P(s_0) \prod_{t=1}^{|o|} P(o_t|s_t)P(s_t|s_{t-1})$
- Bestimmung der besten Lösung durch $\arg \max_s P(s, o) \rightarrow$ ineffizient
- Viterbi-Algorithmus (effizient)
 - dynamische Programmierung
 - Tabelle: $S \times o$
 - $F(i, 0) = \Pi(i) \cdot B(i, 0)$
 - $F(i, j) = \max_r (F(r, j-1) \cdot A(r, i)) \cdot B(i, j)$
 - Spaltenweise Berechnung von links nach rechts

2.2 Bewertung

- Precision: $p = \frac{TP}{TP+FP}$
- Recall: $r = \frac{TP}{TP+FN}$
- F-Measure: $2 \cdot \frac{p \cdot r}{p+r}$ (Harmonisches Mittel)
- k -fache Kreuzvalidierung
 - Daten in k Gruppen aufgeteilt
 - Training auf $k - 1$ Gruppen
 - Validierung mit k . Gruppe

3 RELATIONSEXTRAKTION

Strategie	Vorteile	Nachteile
Maschinelles Lernen	<ul style="list-style-type: none"> • einfach 	<ul style="list-style-type: none"> • Qualität von Trainingsdaten • Auswahl von Merkmalen
Kookkurrenz	<ul style="list-style-type: none"> • einfach • hoher Recall 	<ul style="list-style-type: none"> • kein Relationstyp
Reguläre Ausdrücke	<ul style="list-style-type: none"> • hohe Precision • Transparenz 	<ul style="list-style-type: none"> • Generierung

Tabelle 4. Vergleich der Strategien zur Relationsextraktion

3.1 Kookkurrenz

- Wie oft treten Begriffe gemeinsam auf?
- Signifikanz
 - steigt mit gemeinsamen Auftreten
 - sinkt mit nicht gemeinsamen Auftreten
- log odds ratio
 - $c(a, b) = \log_2\left(\frac{n \cdot n_{ab}}{n_a \cdot n_b}\right)$
 - n ist Anzahl aller Dokumente
 - n_{ab} ist Anzahl der Dokumente mit a und b
 - n_a ist Anzahl der Dokumente mit a
 - log optional/Basis frei wählbar (nur scaling)

3.2 Reguläre Ausdrücke

Syntax	Semantik
.	beliebiges $a \in \Sigma$
a^*	$\{a\}^*$
a^+	$\{a\}^+$
$a^?$	$\{\epsilon, a\}$
$a b$	$\{a, b\}$

Tabelle 5. Syntax und Semantik von Regulären Ausdrücken

3.2.1 Vorgehen.

- Lernen anhand positiver Beispiele von Entitäten in Relation
- Zeichenketten zwischen Entitäten
- Multiples Sequenzalignement der Zeichenketten
- Ableiten eines regulären Ausdrucks

3.2.2 Multiple Sequence Alignment (MSA).

- Dynamische Programmierung
 - bei m Wörtern, Levenshtein über m Dimensionen
 - m Wörter der Länge n
 - n^m Zellen mit jeweils $2^m - 1$ Nachbarn
 - $O(2^m - 1)$
- Optimierung: Greedy (Inkrementelles Positionieren)
 - zwei Strings alignen
 - nächste Strings mit bisherigem Alignment alignen
 - Kosten bei jedem Schritt inkrementieren
 - Pro: $O(m \cdot n^2)$
 - Con: nicht optimal, Reihenfolge der Abarbeitung bestimmt stark das Ergebnis
 - Heuristik: Reihenfolge der Strings
 - Clustering der Zeichenketten nach paarweiser Distanz
 - Reihenfolge basierend auf Clustern (lokales Optimum)
 - lokales Optimum
- Optimierung: A^* (Optimales Positionieren)
 - Knoten: Zellen der Matrix
 - Kanten: Verbindung benachbarter Zellen
 - Startknoten: $(0, 0, 0)$
 - Zielknoten: (n, n, n)
 - Kosten h^* : Kosten für multiples Alignment der Reste der Zeichenkette
 - multiple Alignments schlechter als Summe paarweiser Alignments
 - Heuristik h ist Summe der Kosten aller paarweisen Alignments
 - $h(i_1, \dots, i_m) = \sum_{a, b \in \{i_1[i_1:], \dots, i_m[i_m:]\}} dist(a, b)$
 - für Heuristik Betrachtung von $\frac{m \cdot (m-1)}{2}$ Alignments

4 ENTSCHEIDUNGSBÄUME

Vorteile	Nachteile
<ul style="list-style-type: none"> • einfach, da tabellarisches Wissen oft verfügbar <ul style="list-style-type: none"> • schnell durch Greedy-Ansatz (Entropie) • robust durch Random Forests 	<ul style="list-style-type: none"> • stark von Datenerhebung abhängig <ul style="list-style-type: none"> • Wahl der Attribute • Wahl der Wertebereiche

Tabelle 6. Vor- und Nachteile von Entscheidungsbäumen

- Entscheidungsbaum
 - Innere Knoten: Attribute
 - Kanten: Wert der Attribute
 - Blätter: Einteilung der Daten
- Ziel: möglichst kleiner Entscheidungsbaum
 - globales Optimum
 - lokales Optimum (greedy)
- Zahl möglicher Bäume mit m Blättern: $T(m)$
 - $T(m) = (2m - 3)!!$
 - !! ist Doppelfakultät
 - * $1!! := 1$
 - * $n!! := n \cdot (n - 2)!!$
- Rekursives Teilen der Beispiele
 - (1) Teilgruppe ist homogen \rightarrow Knoten erhält Label der Teilgruppe
 - (2) Teilgruppe ist inhomogen \rightarrow wähle nächstes Attribut
 - (3) Es gibt keine Attribute mehr \rightarrow Knoten erhält Label der Mehrheit der Teilgruppe
 - (4) Es gibt keine Beispiele mehr \rightarrow Knoten erhält Label der Mehrheit der Teilgruppe des Elternknotens
- Entropie H
 - Bewertung der Homogenität einer Menge
 - $H(C) = \sum_{i \in C} -p_i \cdot \log_2(p_i)$
 - T : Menge der Beispiele, p_i : Anteil der Beispiele, die zu Klasse i gehören, C : Klassen
 - Informationsgewinn durch Attribut A : $IG(A) = H(T) - R(T)$
 - Restentropie $R(T) = \sum_{i=1}^v H(T_i) \cdot \frac{|T_i|}{|T|}$
 - $H(T_i) = \sum_{j \in C} -p_j \cdot \log_2(p_j)$
 - Werte des Attributs A : $[1, \dots, v]$
- Bestimmung des besten Attributes durch $\arg \max_{a \in A} IG(a)$
- Random Forests
 - Overfitting vermeiden
 - Bootstrapping: Vergleiche Baum mit Bäumen, die aus variierten Daten erzeugt wurden
 - viele Bäume generieren und aggregieren

5 ARGUMENTATION

5.1 Datenbasis

- Fakten
 - manuell
 - Datenbanken
 - Entitäten-/Relationsextraktion
- Regeln
 - manuell
 - Entscheidungsbäume
 - Formale Konzeptanalyse

5.2 Argumente

Eigenschaft	\neg	<i>not</i>
Form	explizit	implizit
Aussprache	neg	not
Beweis	gilt bewiesenermaßen nicht	konnte nicht bewiesen werden

Tabelle 7. Vergleich der Negationsformen

- Objektivliterale L
 - Atome: A
 - explizite Negation eines Atoms: $\neg A$
- Defaultliteral $notL$
- Regel $r = L \leftarrow L_1, \dots, L_m, notL_{m+1}, \dots, notL_{m+n}$;
 - Kopf von r : L
 - Rumpf von r : $L_1, \dots, L_m, notL_{m+1}, \dots, notL_{m+n}$
- Argument für Objektivliteral L_1
 - Sequenz von Regeln: $[r_1, \dots, r_k]$
 - L_i ist Kopf von r_i
 - $\forall L_i \leftarrow \dots, L_j, \dots; \in [r_1, \dots, r_k] \wedge L_j \text{ Objektivliteral} \exists r_j \in [r_1, \dots, r_k] : i < j$

5.3 Attacken

5.3.1 Grundattacken.

- *A undercuts B*
 - A invalidiert Prämisse von B
 - $A = [\dots; L \leftarrow Body; \dots]$
 - $B = [\dots; L' \leftarrow \dots, not L, \dots; \dots]$
- *A rebuts B*
 - A widerspricht B
 - $A = [\dots; L \leftarrow Body; \dots]$

- $B = [\dots; \neg L \leftarrow \text{Body}; \dots]$
- symmetrisch

5.3.2 Abgeleitete Attacken.

- $A \text{ attacks } B = A u B \vee A r B$
- $A \text{ defeats } B = A u B \vee (A r B \wedge \text{not } B u A)$
- $A \text{ strongly attacks } B = A a B \wedge \text{not } B u A$
- $A \text{ strongly undercuts } B = A u B \wedge \text{not } B u A$

5.3.3 Betrachtung als Mengen.

- Undercuts: u
- Rebutts: r
- Attacks: $a = u \cup r$
- Defeats: $d = u \cup (r \setminus \bar{u})$
- Strongly attacks: $sa = (u \cup r) \setminus \bar{u}$
- Strongly undercuts: $su = u \setminus \bar{u}$

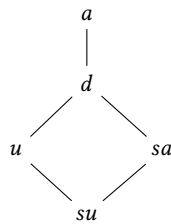


Fig. 1. Obermengenbeziehungen der Attacken

5.4 Semantik

- x/y -Fixpunktsemantik: jede x -Attacke muss durch y -Gegenattacke verteidigt werden
- $F_{x/y} = \{A \mid A \text{ ist } x/y\text{-akzeptierbar bzgl. } S\}$
- Einteilung von Argumenten
 - x/y -gerechtfertigte Argumente $J_{x/y}$: kleinster Fixpunkt von $F_{x/y}$
 - x/y -verworfen Argumente: x -Attackiert durch gerechtfertigtes Argument
 - x/y -verteidigbare Argumente: weder gerechtfertigt, noch verworfen
- Vorgehen (Iterativ)
 - nimm alle Regeln auf, die nicht durch Programmklausel x -attackiert werden
 - wenn Regel x -attackiert wird, nimm sie auf, wenn sie durch bereits aufgenommene Regel y -verteidigt werden kann

Semantiken	Dung	Prakken & Sartor	Well-founded Semantics WFS	WFSX
x/y	a/u	d/su	u/u	u/a

Tabelle 8. Verschiedene Semantiken

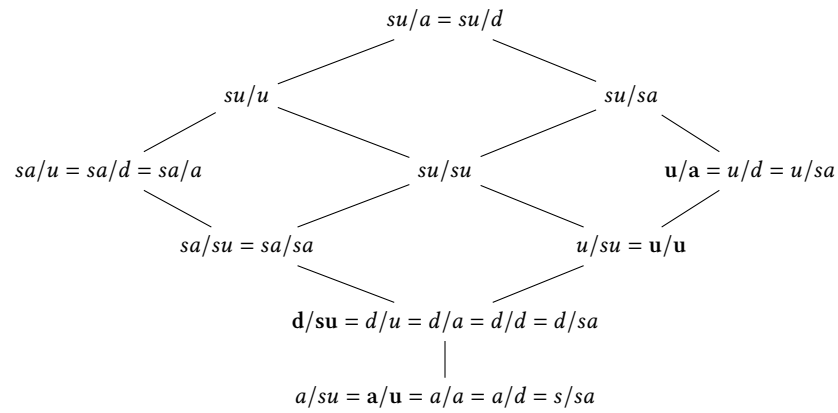


Fig. 2. Obermengenbeziehungen der Semantiken

6 PROBABILISTISCHES SCHLIESSEN

6.1 Definitionen

6.1.1 Bedingte Wahrscheinlichkeit.

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$$

$$\begin{aligned} P(A \cap B) &= P(A|B) \cdot P(B) \\ &= P(B|A) \cdot P(A) \\ &= P(A) \cdot P(B) \end{aligned} \quad \text{(wenn } A \text{ und } B \text{ unabhängig)}$$

$$\begin{aligned} P(A \cup B) &= P(A) + P(B) - P(A \cap B) \\ &= P(A) + P(B) - P(A) \cdot P(B) \end{aligned} \quad \text{(wenn } A \text{ und } B \text{ unabhängig)}$$

6.1.2 Satz von Bayes.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \cdot P(A)}{P(B)} = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$$

$$\begin{aligned}
 P(A | B_1 \cap \dots \cap B_k) &= \frac{P(B_1 \cap \dots \cap B_k | A) \cdot P(A)}{P(B_1 \cap \dots \cap B_k)} && \text{(Verallgemeinerung)} \\
 &= \frac{P(A) \cdot \prod_{i=1}^k P(B_i | A)}{P(B_1 \cap \dots \cap B_k)} && (B_1, \dots, B_k \text{ unabhängig})
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 P(A_1 | B_1 \cap \dots \cap B_k) &\leq P(A_2 | B_1 \cap \dots \cap B_k) \\
 \Leftrightarrow P(A_1) \cdot \prod_{i=1}^k P(B_i | A_1) &\leq P(A_2) \cdot \prod_{i=1}^k P(B_i | A_2)
 \end{aligned}$$

6.2 Anwendung

- Beispiel Spamfilter
- $P(\textit{spam} | \textit{Congratulations ur awarded}) \leq P(\textit{ham} | \textit{Congratulations ur awarded})$
- Problem, wenn "ur" nicht in Trainingsdaten
 - $P(\textit{spam} | \textit{ur}) = \frac{\#(\textit{Mails mit "ur"})}{\#(\textit{Spam-Mails})} = 0$
 - Gesamtwahrscheinlichkeit wird 0
 - Laplace-Smoothing: $P(\textit{spam} | \textit{ur}) = \frac{\#(\textit{Mails mit "ur"})+1}{\#(\textit{Spam-Mails})+|\textit{Vokabular}|}$

7 NEURONALE NETZE

7.1 Aufbau

- Neuronen
 - Inputs
 - Gewichte
 - Bias
 - Output: $y = f_w(x)$ mit Aktivierungsfunktion f_w
- Topologische Anordnung
 - Input-Layer
 - Hidden-Layers
 - Output-Layer

7.2 Lineare Regression

- $f_{w_0, w_1}(x) = w_1 x + w_0 = y$
- Verlustfunktion
 - $Loss(f_w) = \sum_{j=1}^N (y_j - f_w(x_j))^2 = \sum_{j=1}^N (y_j - (w_1 x_j + w_0))^2$
 - N : Anzahl Trainingswerte
 - x_j : Argument des j -ten Trainingswertes
 - y_j : j -ter Trainingswert
- Verlust minimieren: Geschlossene Lösung
 - Minimum von $Loss$ berechnen
 - $0 = \frac{\partial}{\partial w_0} Loss(f_w) = 2 \cdot \sum_{j=1}^N y_j - (w_1 x_j + w_0)$
 - $w_0 = \frac{(\sum_{j=1}^N y_j) - w_1 \sum_{j=1}^N x_j}{N}$
 - $0 = \frac{\partial}{\partial w_1} Loss(f_w) = 2 \cdot \sum_{j=1}^N (y_j - (w_1 x_j + w_0)) x_j$
 - $w_1 = \frac{(N \sum_{j=1}^N x_j y_j) - (\sum_{j=1}^N x_j)(\sum_{j=1}^N y_j)}{N(\sum_{j=1}^N x_j^2) - (\sum_{j=1}^N x_j)^2}$
 - meist zu kompliziert \rightarrow *Gradient Descent*
- Gradient Descent
 - Greedy-Ansatz
 - Gradient
 - * $\nabla f(x_1, \dots, x_k) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_k} \end{pmatrix}$

- * zeigt in Richtung des stärksten Anstieges
- * Betrag gibt Stärke des Anstiegs an
- $w_0 \leftarrow w_0 - \alpha \left(\frac{\partial}{\partial w_0} \text{Loss}(f_w) \right)$
- $w_1 \leftarrow w_1 - \alpha \left(\frac{\partial}{\partial w_1} \text{Loss}(f_w) \right)$
- Schrittgröße α
 - * am Anfang groß wählen (~ 0.01), schrittweise verringern
 - * Schrittweise verringern
 - * zu groß: kein Optimum
 - * zu klein: viele Schritte

7.3 Klassifikation

7.3.1 Lineare Klassifikation.

- zwei Klassen nach linearer Regression: C_1, C_2
- $x_2 = w_1 x_1 + w_0 \Rightarrow w_0 x_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 = 0$, für $x_0 = 1$ und $w_2 = -1$
- $\begin{pmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x_0 \\ x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \vec{w} \cdot \vec{x} = 0$ Schwellwert
- $\vec{w} \cdot \vec{x} < 0 \Rightarrow C_1$
- $\vec{w} \cdot \vec{x} > 0 \Rightarrow C_2$
- Schwellwert als Aktivierungsfunktion f_w
 - $f_w(\vec{x}) = \text{Step}(\vec{w} \cdot \vec{x})$
 - $\text{Step}(x) = \begin{cases} 1, & \text{wenn } x > 0 \\ 0, & \text{wenn } x < 0 \end{cases}$
 - Problem: Loss nicht differenzierbar
 - Lösung: $f_w(x) = \text{Logistic}(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$
 - $\text{Logistic}'(x) = \text{Logistic}(x) \cdot (1 - \text{Logistic}(x))$
- Gradient Descent
- $f_w(x) = \text{Logistic}(x)$
 - $w_i \leftarrow w_i - \alpha \frac{\partial}{\partial w_i} (y - f_w(x))^2$
 - $w_i \leftarrow w_i - \alpha (y - f_w(x)) \cdot f_w(x) (1 - f_w(x)) \cdot (-x_i)$
- Grenze: Nichtlineare Daten

7.3.2 Nichtlineare Klassifikation.

- $L + 1$ vernetzte Schichten, K Klassen
- Input-Layer: $l = 0$
- Output-Layer: $l = L$
- Neuronen definiert durch
 - Layer: l
 - Index: i, j
 - Input für Layer l : $h_i^{(l-1)}$
 - Gewicht für $h_i^{(l-1)}$: $w_{i,j}^{(l)}$

- Gesamtinput: $a_j^{(l)} = \sum w_{i,j}^{(l)} \cdot h_i^{(l-1)} = \vec{w}_j^{(l)} \cdot \vec{h}^{(l-1)}$
- Aktivierungsfunktion: $h(x)$
- Ausgabe: $h_j^{(l)} = h(a_j^{(l)})$
- Aktivierungsfunktion Softmax
 - erhält Wahrscheinlichkeitsverteilung f aus Outputlayer
 - *Logistic* in K Dimensionen
 - $f_k = \frac{e^{a_k^{(l)}}}{\sum e^{a_j^{(l)}}}$ für $k = 1, \dots, K$
 - $f_k \in [0, 1] \wedge \sum_{k=1}^K f_k = 1$
 - $f = [f_1, \dots, f_K]$ (Wahrscheinlichkeitsverteilung)
- Darstellung als Funktion
 - $a_j^{(l)} = \vec{w}_j^{(l)} \cdot \vec{h}^{(l-1)}$
 - Gewichte der Neuronen von Ebene l bilden Matrix $W^{(l)}$
 - $a^{(l)} = W^{(l)} \cdot \vec{h}^{(l-1)} = \begin{pmatrix} w_{1,1} & \dots & w_{K,1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{K,1} & \dots & w_{K,K} \end{pmatrix}^{(l)} \begin{pmatrix} \vec{h}_1 \\ \vdots \\ \vec{h}_K \end{pmatrix}^{(l-1)}$
 - $f(\vec{x}) = f[a^{(L)}(h^{(L-1)}(\dots(h^{(1)}(a^{(1)}(\vec{x})))))]$
- Kreuzentropie (siehe 4)
 - misst Unordnung zwischen p und q
 - $H(T) = \sum_{i=1}^K -p_i \cdot \log_2(q_i)$
 - Bewertung der Ähnlichkeit von f und y
 - $L(y, f) = - \sum_{i=1}^K y_i \cdot \log_2(f_i)$
 - Durchschnittliche Kreuzentropie bei N Beispielen: $\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N L(y_j, f(\vec{x}_j))$
- Training
 - Trainingsbeispiele (x, y)
 - lerne Gewichte $w_{i,j}^{(l)}$
 - Gradient von Lossfunktion zu Hidden Layers \rightarrow Back-propagation
 - Stochastic Gradient Descent
 - * Gradienten über alle N Beispiele berechnen \rightarrow zu viel
 - * Gradienten über jeweils ein Beispiel \rightarrow zu wenig
 - * Gradienten über Mini-Batches (z. B. 256)
 - Lernrate α (siehe 7.2)
 - Overfitting
 - * zu starke Anpassung auf Trainingsdaten
 - * $accuracy_{training} \gg accuracy_{validation}$
 - * Auswahl der Trainingsdaten randomisieren (90/10 - Trainingsdaten/Validation)
 - * Modellkomplexität (Zahl der Parameter) verringern

7.4 Grenzen

- Netzwerkarchitektur
- Lokale Optima, Heuristik
- Trainingsdaten
- Overfitting
- Intransparente Modelle

8 UNSUPERVISED LEARNING

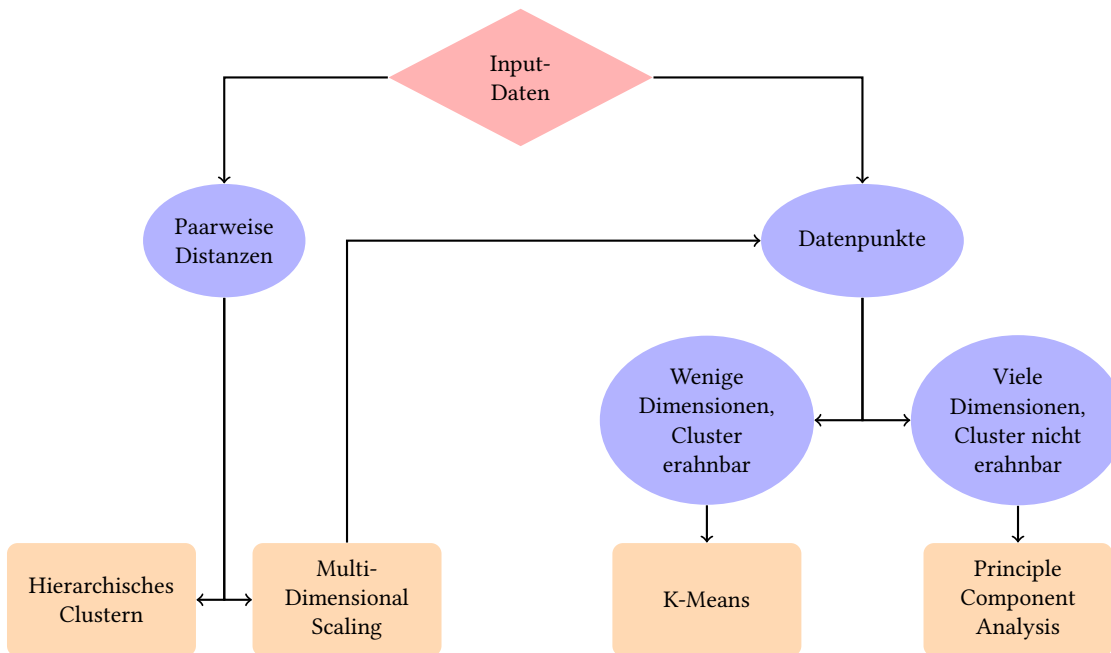


Fig. 3. Übersicht der Unsupervised-Learning-Methoden

- Supervised
 - Beispiele
 - * Entscheidungsbäume
 - * HMM
 - * Bayes
 - * Neuronale Netze
 - braucht große Mengen an Trainingsdaten
 - Qualität und Menge reicht oft nicht
- Unsupervised
 - Beispiel siehe Übersicht der Unsupervised-Learning-Methoden
 - braucht keine Trainingsdaten

Methode	Vorteile	Nachteile
K-Means	<ul style="list-style-type: none"> • einfach • schnell ($O(n)$) 	<ul style="list-style-type: none"> • Greedy, kein globales Optimum → Bootstrapping • Wie viele Cluster k? • Welches Distanzmaß?
Hierarchical Clustering		<ul style="list-style-type: none"> • Komplexität $O(n^3)$ • Greedy, kein globales Optimum • Welche Linkage-Methode • Welches Distanzmaß?
Principal Component Analysis	<ul style="list-style-type: none"> • einfach • Visualisierung • Komplexität $O(p^2 \cdot n + p^3)$ 	<ul style="list-style-type: none"> • Komplexität $O(p^2 \cdot n + p^3)$ • n Punkte, p Dimensionen
Multi-Dimensional Scaling		<ul style="list-style-type: none"> • nicht immer möglich z. B. $D(A, B) = 1 = D(B, C)$ $D(A, C) = 5$

Tabelle 9. Vergleich der Methoden des Unsupervised Learnings

8.1 K-Means

- wähle erste k Elemente als Clusterzentren (Repräsentanten)
- weise jedes Element Cluster zu, bei dem sich Varianz am wenigsten erhöht (geringste Distanz zum Clusterzentrum)
- Wahl eines neuen Repräsentanten anhand der Elemente im Cluster
- wiederholen

8.2 Hierarchical Clustering

- Input: Paarweise Distanzen (Heuristik)
- Output: Baum mit Objekten als Knoten
- Iteratives mergen der Objekte mit kleinster Distanz
- Distanz des neuen Clusters $w = (u, v)$ zu anderen Objekten x
 - Single/Complete linkage
 - * **Single** linkage: $D(x, w) = \min(D(x, u), D(x, v))$
 - * **Complete** linkage: $D(x, w) = \max(D(x, u), D(x, v))$
 - Pair Group Method using Arithmetic mean (PGMA)
 - * **Average** linkage/Weighted PGMA (WPGMA): $D(x, w) = \frac{D(x, u) + D(x, v)}{2}$
 - * Unweighted PGMA (**UPGMA**): $D(x, w) = \frac{m_u \cdot D(x, u) + m_v \cdot D(x, v)}{m_u + m_v}$
 - * m_u ist Anzahl Knoten in u
 - Linkage hat Einfluss auf Ergebnis

8.3 Principal Component Analysis

- Mehrere Hauptachsen
- Basiswechsel

- rotiert Achsen
- x_1 -Achse entspricht erster Hauptachse, x_2 -Achse zweiter, usw.
- Reduktion der Dimensionen → Suche der Cluster in kleineren Dimensionen
- Voraussetzung: Hoher erklärter Varianzanteil

8.4 Multi-Dimensional Scaling

- Verallgemeinerung der Principal Component Analysis mit messbaren Relationen zwischen Daten
- Relationen → Koordinaten
- Platzierung der ersten Koordinate A
- Platzierung der zweiten Koordinate B auf Kreis um A mit $r = D(A, B)$
- Sukzessives platzieren der weiteren Knoten auf Schnittpunkten der Kreise um Koordinaten