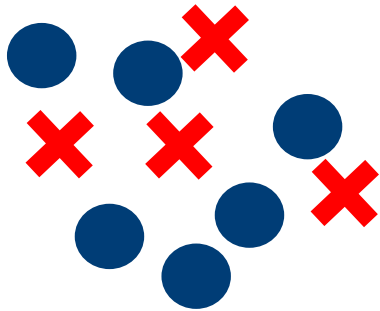


Entropie

Ein Maß für den Informationsgehalt

Rückblick: Gini-Index als Maß für „Unordnung“



Verteilung der Klassen:

x 0.4 • 0.6

Gezogen: Klassif. als: Wahrscheinlichkeit:

x 0.4 x 0.4 $0.4 * 0.4 = 0.16$

x 0.4 • 0.6 $0.4 * 0.6 = 0.24$

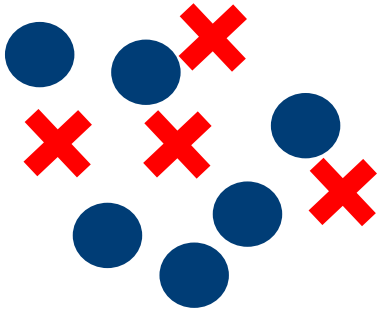
• 0.6 x 0.4 $0.6 * 0.4 = 0.24$

• 0.6 • 0.6 $0.6 * 0.6 = 0.36$

falsch

Gini-Index: $0.24 + 0.24 = 0.48$

Ziel: ein weiteres Maß für Unordnung/Unsicherheit



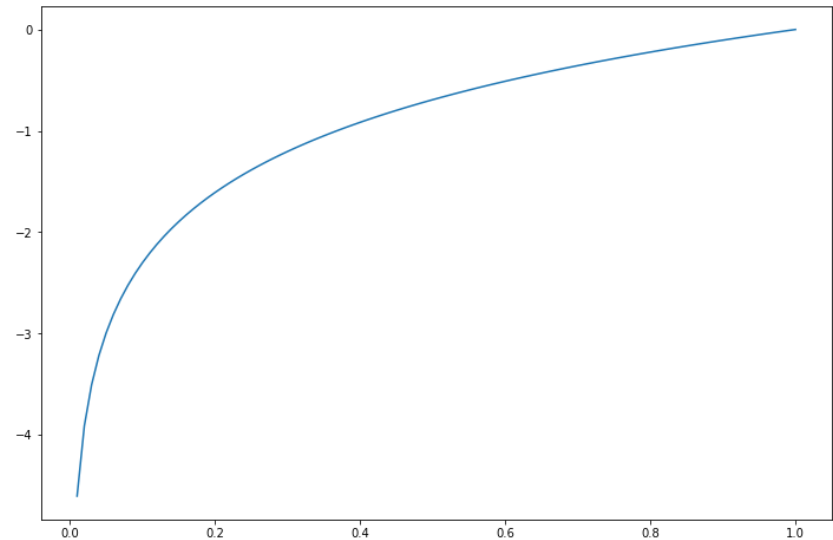
Idee:

- Wahrscheinlichkeitsverteilung in “Unsicherheitsmaß” umwandeln
- Klassenwahrscheinlichkeiten (relative Häufigkeiten) immer zwischen 0 und 1
- Gut: hohe Klassenwahrscheinlichkeiten
- Gewünscht: eine Transformation, die
 - hohe Klassenwahrscheinlichkeiten zu Werten um die 0 transformiert
 - niedrige Klassenwahrscheinlichkeiten zu hohen Werten transformiert

Logarithmus

- Wandelt Werte zwischen 0 und 1 in Werte zwischen $-\infty$ und 1 um
 - Werte nahe Null ergeben sehr kleine negative Zahlen
 - Werte nahe eins ergeben Zahlen nahe Null
- ⇒ Vorzeichen umdrehen!

Hier: natürlicher Logarithmus, oft bezeichnet als \ln



Der Überraschungswert einzelner Ereignisse

- Engl.: „Surprisal“
 - Auch: Informationsgehalt
 - Ereignis mit Wahrscheinlichkeit P
 - Überraschungswert des Ereignisses
 $-\ln(P)$
- (es variiert, zu welcher Basis der Logarithmus genommen wird, hier: Basis e , also natürlicher Logarithmus)
- Ereignis: Eisstand geschlossen
 - $P(\text{geschlossen}) = 20/34 = 0.588$ (58.5%)
 $-\ln(20/34) = 0.531$
 - Ereignis: Eisstand offen
 - $P(\text{offen}) = 14/34 = 0.412$
 $-\ln(14/34) = 0.887$

Der Überraschungswert eines Ereignisses ist der negative Logarithmus der Ereigniswahrscheinlichkeit.

Im Bereich Maschinelles Lernen wird meist der natürliche Logarithmus verwendet.

Der Überraschungswert extremerer Ereignisse

- Schale mit Losen, davon 99% Nieten
- Also Wahrscheinlichkeit, eine Niete zu ziehen: 0.99
- $-\ln(0.99) = 0.01$
- Niete: wenig Überraschung
- Schale mit Losen, davon 1% Gewinne
- Also Wahrscheinlichkeit, zu gewinnen: 0.01
- $-\ln(0.01) = 4.6$
- Gewinn: große Überraschung

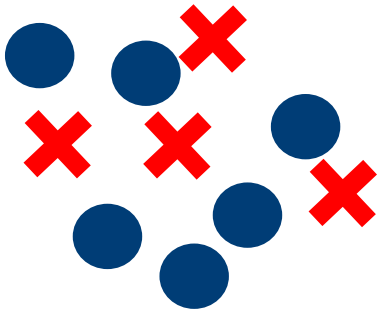
Wie kombiniert man dies zu einem einzigen Maß für die ganze Schale?

Mittelwert $\frac{1}{2} * (0.01 + 4.6) = 2.35$ ist “unfair“: die Niete ist viel wahrscheinlicher!

⇒ Wir **gewichten** mit den Ereigniswahrscheinlichkeiten!

⇒ $0.99 * 0.01 + 0.01 * 4.6 = 0.0559$

(Shannon-)Entropie



Klassen-
wahrsch. mal Überr.-
 wert

x	0.4	* - ln(0.4) = - 0.4 * -0.9163 = + 0.3665
•	0.6	* - ln(0.6) = - 0.6 * -0.5108 = + 0.3065
		+ 0.6730

Entropie als Maß für
Informationsgehalt
(Claude Shannon, 1948)

Die Entropie im Bereich der Informationstheorie wurde von Claude Shannon eingeführt.

Sie gibt ursprünglich an, wie stark ein zufälliges Signal maximal komprimiert werden kann.

**Im Bereich Machine Learning wird
die Entropie als Maß für
Unsicherheit (Überraschung,
Unordnung) verwendet.**

**Die Entropie ist die gewichtete
Summe der Überraschungswerte
aller Ereignisse.**

**Je höher sie ist, desto
unsicherer/unordentlicher ist die
Wahrscheinlichkeitsverteilung der
Ereignisse.**



**Question Set: Entropie und
Wahrscheinlichkeitsverteilung**



**Sort the paragraphs: Sortieren
nach Entropie**

Dr. Antje Schweitzer

Universität Stuttgart
Institut für Maschinelle Sprachverarbeitung



Universität Stuttgart

Institut für Maschinelle Sprachverarbeitung
Institut für Software Engineering



IHK Industrie- und Handelskammer
Reutlingen

Reutlingen | Tübingen | Zollernalb



IHK Region Stuttgart



IHK Industrie- und Handelskammer
Karlsruhe



LMU LUDWIG-
MAXIMILIANS-
UNIVERSITÄT
MÜNCHEN

Lizenzbestimmungen

“Entropie” von Antje Schweitzer, KI B³ / Uni Stuttgart

Das Werk - mit Ausnahme der folgenden Elemente:

- Logos der Verbundpartner und des Förderprogramms

ist lizenziert unter:

 [CC BY 4.0 \(https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de\)](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de)

(Namensnennung 4.0 International)