Seminar Statistische Lernverfahren

Klassifikation von Rezensionstypen

Till Gräfenberg, Matthias Häußler, Alexander Kohlscheen, Michael Lau,
Tanja Niklas, Jonathan Schmitz

12. Dezember 2019

Inhaltsverzeichnis

Problemstellung

- Ziel: Klassifizierung von Reviews in folgende Typen:

Texttyp	introvertiert	extrovertiert
emotional	stetig	initiativ
rational	gewissenhaft	dominant

- Gegeben: 439 bereits klassifizierte Reviews

Erstellen von Prädiktoren

- Klassifikation sollte durch verwendete Wörter geschehen
- Zurückführung auf Grundwörter notwendig
- Benutzung verschiedener Packages in `R` bzw. `Python` ermöglichte verschiedene Verfahren

Erstellen von Prädiktoren

Was ist Stemming?

- Verfahren, mithilfe dessen man verschiedene Varianten eines Wortes auf ihren gemeinsamen Wortstamm zurückführt
- Durch Abschneiden von Prä-/In- und Suffixen und Ersetzen von Umlauten, Diphtongen etc. erzeugen von Wortstämmen
- Beispiele: gelernt $\rightarrow$ lernen; Wohnungen $\rightarrow$ Wohnung

Erstellen von Prädiktoren

Stemming

- Eigene Implementierung nach Vorgabe von COMPEON in `R`
- Für Englische Sprache bereits vorgefertigte Tools z.B.
  - `porterstemmer` von `nltk` in Python
  - `snowballstemmer` von `nltk` in Python

Erstellen von Prädiktoren

Was ist Lemmatisierung?

- Das Lemma ist im Bereich der Linguistik die Grundform eines Wortes
  $\rightarrow$ Wortform z.B. in einem Nachschlagewerk
- Zurückführung auf grammatikalische Grundformen
- Lemmatisierung als ein lexikonbasiertes Stemmingverfahren
- auftretende Probleme des Vorgangs:
  - Ambiguitäten
  - Wahl des Lemma eines Wortes (Verbinfinitiv vs. Nomen)
  - Kompositazerlegung nicht eindeutig (Beispiel: Wachstube)
  - Simplizia (Beispiel: Kreuzer, Tangente)
  - Unregelmäßigkeit von Verben im Deutschen

Erstellen von Prädiktoren

Lemmatisierung

- Erfordert vorgefertigte Packages z.B.
  - `SpaCy` in Python
  - `nltk` in Python
- Diese lieferten zusätzlich Informationen über die Wortart
- Auch hier für Englische Sprache ausgereifter als die deutsche Alternative

Erstellen von Prädiktoren

Wortliste

- Ausgangssituation: 439 Reviews über die Firma COMPEON
- 8792 Wörter in reviews_preprocessed (mitunter mehrfach)

cleaned_text	preprocessed_text
richtigen	richtig
darlehen	darleh
gewünschte	wunsch
taggenuae	taggenua
gegenüber	genub

Tabelle: Wortliste Beispiele

Erstellen von Prädiktoren

Filterung der Prädiktoren

- Nach Erstellung der Grundwörter konnte gefiltert werden, welche Wörter häufig auftraten
- Denkbare Filtermethoden für das Wörterbuch:
  - Nur Wörter, die mind. n Mal aufgetaucht sind
  - Nur Wörter, die in mind. $p\%$ der Reviews verwendet wurden
- Anschließend Erstellung einer binären Document-Term-Matrix, die kodiert, welche Grundwörter in welchen Reviews auftauchten
- Alternative: PCA um aussagekräftige „Wörterachsen“ zu bestimmen. Kein sichtbarer Erfolg.

Erstellen von Prädiktoren

Document-Term-Matrix

- Wörterbucherstellung aus den verbliebenen Grundwörtern

	Lemma	n
144	.	654
143	der	531
142	und	440
...	...	...
2	dann	10
1	abschluss	10

- DTM-Zeilen: Reviews 1 bis 439, DTM-Spalten: Grundwörter aus Wörterbuch
- zusätzliche Spalten: doc_id, review, type (Zielvariable)
- Kodierung: Wort kommt in der Review vor (1) oder nicht (0)

Erstellen von Prädiktoren

Document-Term-Matrix

- Anfügen weiterer Prädiktoren mit Anzahlen pro Review der
  - Wörter
  - Fragen
  - Imperative
  - Sätze
  - Nebensätze/Trennungen
  - Satzzeichen (ggf. einzeln betrachtet)
  - Wortarten
- Weitere Variablenselektion möglich

Erstellen von Prädiktoren

Document-Term-Matrix

...	dass	der	dies	...	doc_id	review	words	...	type
...	0	1	0	...	1	Die Un...	12	...	Ge
...	0	0	0	...	2	schnell...	7	...	In
...	0	0	0	...	3	Sehr g...	9	...	Do
...	0	0	0	...	4	Super ...	8	...	In
...	0	1	0	...	5	Hervor...	11	...	In
...	0	1	0	...	6	Die Zu...	27	...	In
...	0	1	0	...	7	untern...	26	...	In
...	0	1	0	...	8	Schnell...	23	...	Ge
...	0	0	0	...	9	Unkom...	3	...	Do
...	0	1	0	...	10	ich ha...	39	...	St
...	0	1	0	...	11	Besten...	19	...	St
...	0	0	0	...	12	Sehr f...	8	...	In
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...

Analysemethoden

Lineare Modelle

- Idee: Vorhersagen der Label in Form eines linearen Zusammenhangs

$$y = \beta^T \cdot x + \epsilon$$

mit $\epsilon \sim \mathcal{N}_n(0, \sigma)$ und $\beta = (X^T X)^{-1} X y$;
die Zeilen der DTM entsprechen unserem x

- Da das Modell eine Zahl zurückgibt, müssen die einzelnen Typen oder alternativ die Eigenschaften extro-/introvertiert bzw. emotional/rational separat betrachtet werden.

Resultate lineare Modelle

Lineares Modell in R mit Wortvorkommen in mind. 20 Texten

	D	G	I	S	Acc.	Prec.	Recall	F1
Dominant	11	2	12	5		0,367	0,611	0,458
Gewissenhaft	4	5	12	4		0,200	0,357	0,256
Initiativ	2	4	11	7		0,458	0,306	0,367
Stetig	1	3	1	2		0,286	0,111	0,160
Total					0,337	0,328	0,346	0,310

Resultate lineare Modelle

Lineares Modell in R mit Wortvorkommen in mind. 20 Texten

	emotional	rational	Acc.	Prec.	Recall	F1
emotional	24	19		0,558	0,750	0,640
rational	8	35		0,814	0,648	0,722
Total			0,686	0,343	0,350	0,340

	extro.	intro.	Acc.	Prec.	Recall	F1
extrovertiert	43	20		0,683	0,796	0,735
introvertiert	11	12		0,522	0,375	0,436
Total			0,640	0,301	0,293	0,293

Idee:
Nutze die Vorhersage dieses Modells um ein neues Modell anzupassen.

Resultate lineare Modelle

Modifiziertes Modell aus beiden vorherigen linearen Modellen in `R` mit Wortvorkommen in mind. 20 Texten

	D	G	I	S	Acc.	Prec.	Recall	F1
Dominant	13	4	12	2		0,419	0,722	0,531
Gewissenhaft	2	5	4	1		0,417	0,357	0,385
Initiativ	2	3	16	11		0,500	0,444	0,471
Stetig	1	2	4	4		0,364	0,222	0,276
Total					0,442	0,425	0,437	0,415

Das modifizierte Modell liefert eine höhere Zuverlässigkeit.

Erstellen von Prädiktoren

PCA - Principal Component Analysis

Ziel: Dimensionsreduktion

Idee: Suche die Datenachsen, auf denen die Varianz am größten ist

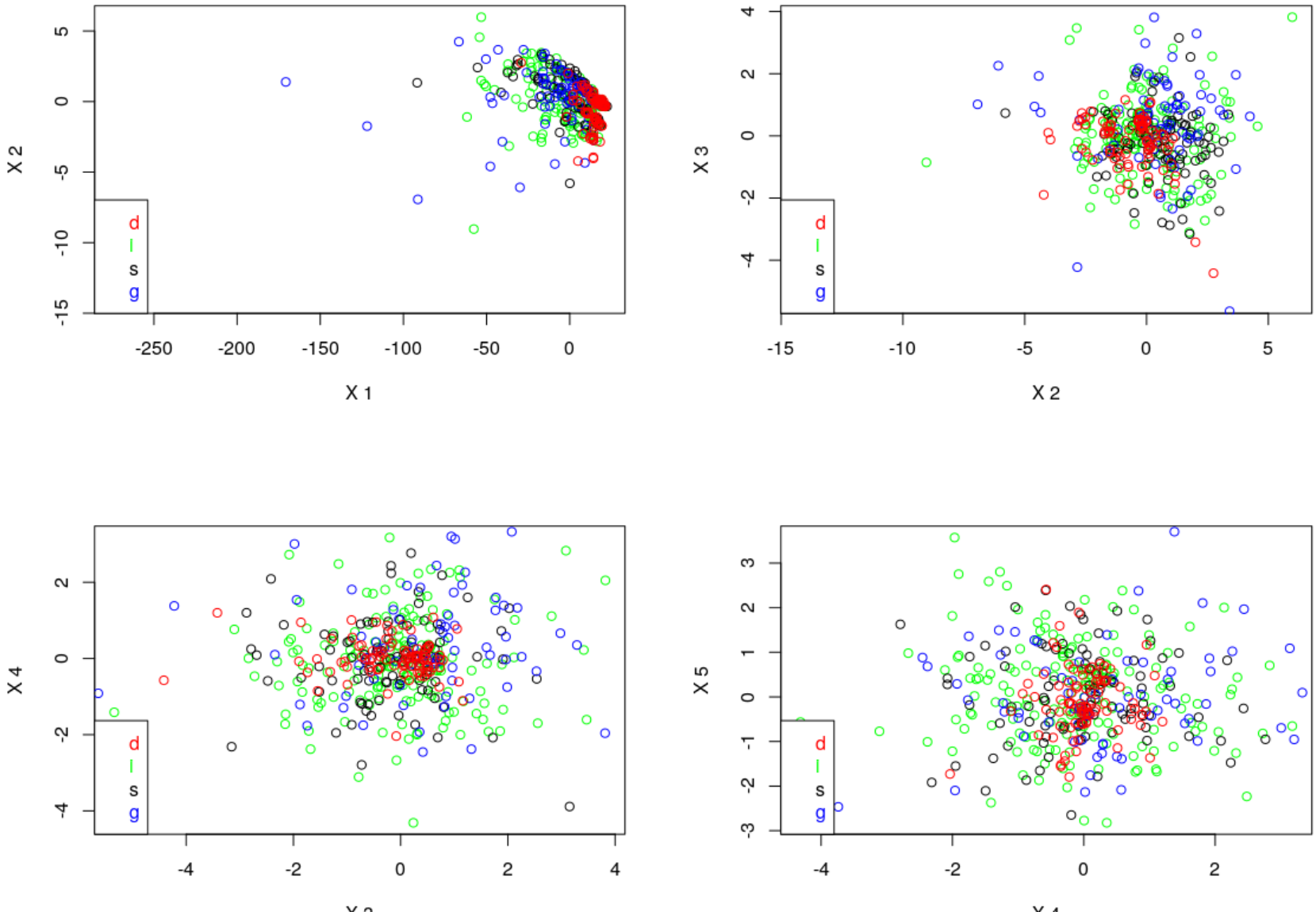
Verfahren:

- Sei X die DT-Matrix (Spaltenmittelwerte $= 0$)
- Bestimme die Kovarianzmatrix $Cov = X^T X$
- Bestimme die Eigenwerte λ_i und Eigenvektoren v_i von Cov
- Sei $V = (v_1|v_2|...)$
- Transformiere die Daten zu $\hat{X} = XV$

Problem: Die Resultate verlieren an Interpretierbarkeit

Erstellen von Prädiktoren

PCA - Principal Component Analysis



Erstellen von Prädiktoren

PCA - Principal Component Analysis

Fazit:

- Die Dominanten Reviews haben eine geringere Varianz
- keine erkennbaren Gruppen
- Mittelwerte der Gruppen sind ähnlich

Das Verfahren liefert keine besseren Ergebnisse und benötigt nicht wesentlich weniger Variablen.

Analysemethoden

Naive Bayes

- Das Naive Bayes Verfahren fußt auf dem Bayes Theorem

$$p(y|x) = \frac{p(x|y)p(y)}{p(x)}$$

bzw. für unabhängige Prädiktoren $x_1, ..., x_n$ als

$$p(y|x_1, ..., x_n) = \frac{p(x_1|y) \cdots p(x_n|y)p(y)}{p(x_1, ..., x_n)} \propto p(x_1|y) \cdots p(x_n|y)p(y).$$

- Durch Schätzen von $p(y)$ und $p(x_i|y)$ (für die Reviewtypen y) durch die relativen Häufigkeiten, können wir dann Klassifikationen durchführen als

$$\hat{y} = \text{argmax}_y \, p(y) \prod_{i=1}^{n} p(x_i|y).$$

Analysemethoden

Naive Bayes

- Durchführung war in `R` mit dem Package `caret`, über `Python` mit `sklearn` möglich. Mit letzterem haben wir jeweils die deutschen und englischen Reviews klassifiziert.

- Dieses Vorgehen zeigte nur wenig bessere Ergebnisse als eine einheitliche Zuweisung.

(Bester) Naive Bayes, `R`, Wortaufkommen > 20

	D	G	I	S	Acc.	Prec.	Recall	F1
Dominant	14	2	8	1		0,412	0,778	0,538
Gewissenhaft	0	0	0	0		n.d.	0	n.d.
Initiativ	4	11	28	17		0,467	0,778	0,583
Stetig	0	1	0	0		n.d.	0	n.d
Total					0,494	n.d.	0,389	n.d.

Naive Bayes, `Python`, Wortvorkommen in mind. 1% der Texte, Lemmatisierung mit spacy, Englisch

	D	G	I	S	Acc.	Prec.	Recall	F1
Dominant	13	4	12	4		0,433	0,722	0,542
Gewissenhaft	0	3	3	0		0,5	0,214	0,3
Initiativ	4	5	16	11		0,444	0,444	0,444
Stetig	1	2	5	3		0,273	0,167	0,207
Total					0,407	0,413	0,387	0,373

Naive Bayes, `Python`, Wortvorkommen in mind. 1% der Texte, Lemmatisierung mit spacy, Deutsch

	D	G	I	S	Acc.	Prec.	Recall	F1
Dominant	16	2	13	2		0,444	0,889	0,593
Gewissenhaft	0	5	4	1		0,5	0,357	0,417
Initiativ	2	5	16	13		0,444	0,444	0,444
Stetig	0	2	3	2		0,286	0,111	0,16
Total					0,453	0,419	0,45	0,403

Analysemethoden

weitere Anpassungen und Modelle

Mit Naive Bayes und den Wortarten als Prädiktoren lässt sich zuverlässig voraussagen, ob eine Person extrovertiert ist:

Naive Bayes, R, Wortarten, Wortvorkommen in mind. 10 Texten

	extro	intro	Acc.	Prec.	Recall	F1
extrovertiert	30	5		0,714	0,556	0,625
introvertiert	24	27		0,529	0,843	0,65
Total			0,663	0,622	0,7	0,638

Idee:
Nutze die Vorhersage dieses Modells um ein neues Modell anzupassen.

Analysemethoden

weitere Anpassungen und Modelle

Random Forest, R, Wortvorkommen in mind. 10 Texten

	D	G	I	S	Acc.	Prec.	Recall	F1
Dominant	14	2	8	1		0,56	0,778	0,561
Gewissenhaft	1	4	1	0		0,667	0,286	0,4
Initiativ	3	7	25	15		0,5	0,694	0,581
Stetig	0	1	2	2		0,4	0,111	0,174
Total					0,523	0,532	0,467	0,452

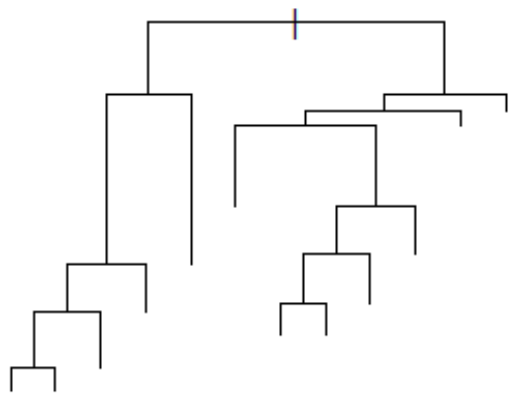
Random Forest mit Naive Bayes, R, Wortvorkommen in mind. 10 Texten

	D	G	I	S	Acc.	Prec.	Recall	F1
Dominant	15	2	9	1		0,577	0,833	0,682
Gewissenhaft	0	4	1	1		0,667	0,286	0,4
Initiativ	3	8	24	13		0,5	0,667	0,571
Stetig	0	0	2	3		0,6	0,167	0,261
Total					0,535	0,586	0,488	0,479

Analysemethoden

Entscheidungsbaum

- Teilt in Klassen auf
- Wahr oder Falsch Entscheidungen
- Jedes Blatt hat genau eine Klasse
- Verwende `rpart`



Resultate Entscheidungsbaum, R, mind. 20 mal Wörter

	D	G	I	S	Acc.	Prec.	Recall	F1
Dominant	14	3	9	1		51,8%	77,7%	62,1%
Gewissenhaft	0	3	5	5		23,0%	21,4%	22,1%
Initiativ	2	4	19	5		63,3%	52,7%	57,5%
Stetig	2	4	3	7		43,7%	38,8%	41,1%
Total					50,0%	45,4%	47,6%	45,4%

Resultate Entscheidungsbaum, Python, mind. in 1% der Texte, englisch

	D	G	I	S	Acc.	Prec.	Recall	F1
Dominant	9	4	12	5		30,0%	50,0%	37,5%
Gewissenhaft	2	3	4	2		27,2%	21,4%	23,9%
Initiativ	5	5	12	8		40,0%	33,3%	36,3%
Stetig	2	2	8	3		20,0%	16,6%	18,1%
Total					31,3%	29,3%	30,3%	28,9%

Resultate Entscheidungsbaum, Python, mind. in 1% der Texte, deutsch

	D	G	I	S	Acc.	Prec.	Recall	F1
Dominant	13	4	16	1		38,2%	72,2%	49,9%
Gewissenhaft	2	4	1	3		40,0%	28,5%	33,2%
Initiativ	3	5	13	7		46,4%	36,1%	40,6%
Stetig	0	1	6	7		50,0%	38,8%	43,6%
Total					43,0%	43,6%	43,9%	41,8%

Analysemethoden

Random Forest

- Entscheidungsbaum nicht beste Option
  - gut für Trainingsdaten
  - nicht flexibel
  - Probleme mit neuen Datensätzen
- Generiere neue Testdaten durch Wählen mit Zurücklegen
- Erzeuge Entscheidungsbaum
- Generiere so viele Entscheidungsbäume
- Entscheidung durch Mehrheitsentscheidung
- `R randomForest` 2000 Bäume, analog in `Python`

Resultate Random Forest, R, mind. 20 mal Wörter

	D	G	I	S	Acc.	Prec.	Recall	F1
Dominant	14	2	10	0		53,8%	77,7%	63,5%
Gewissenhaft	2	4	0	1		57,1%	28,5%	28,0%
Initiativ	2	7	25	14		52,0%	69,4%	59,4%
Stetig	0	1	1	3		60,0%	16,6%	26,0%
Total					53,4%	55,7%	48,0%	44,2%

Resultate Random Forest, Python, mind. in 1% der Texte, englisch

	D	G	I	S	Acc.	Prec.	Recall	F1
Dominant	16	4	14	4		42,1%	88,8%	57,1%
Gewissenhaft	0	6	2	1		66,6%	42,8%	52,1%
Initiativ	1	4	16	9		53,3%	44,4%	48,4%
Stetig	1	0	4	4		44,4%	22,2%	29,6%
Total					48,8%	51,6%	49,5%	46,8%

Resultate Random Forest, Python, mind. in 1% der Texte, deutsch

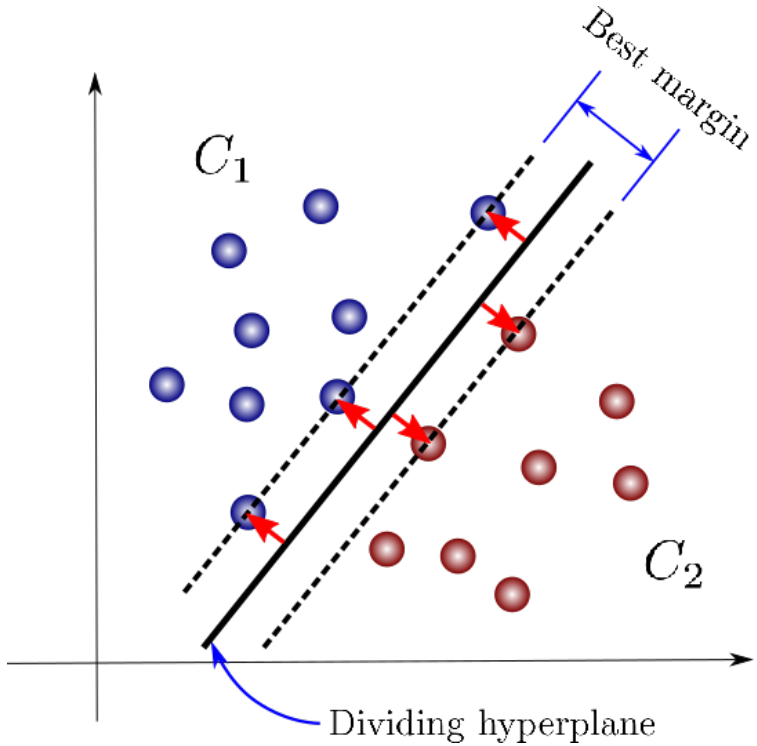
	D	G	I	S	Acc.	Prec.	Recall	F1
Dominant	15	4	15	2		41,6%	83,3%	55,4%
Gewissenhaft	0	3	4	3		30,0%	21,4%	24,9%
Initiativ	2	4	15	9		50,0%	41,6%	45,4%
Stetig	1	3	2	4		40,0%	22,2%	28,5%
Total					43,0%	40,4%	42,1%	38,5%

Analysemethoden

Support Vector Machine

- Versucht Entscheidungsgrenze (Hyperebene) zu finden, die die Distanz der nächsten Datenpunkte jeder Klasse zu ihr maximiert

- Diese nächsten Datenpunkte sind die *Support Vectors*



Quelle: `https://towardsdatascience.com/support-vector-machines-for-classification-fc7c1565e3`

Analysemethoden

Support Vector Machine

- Verschiedene Kerne (Funktionen) um dem Separierungsproblem gerecht zu werden
- Kerne projizieren nicht-linear separierbare Daten niedrigerer Dimensionen auf linear-separierbare Daten höherer Dimensionen
- Vier häufig verwendete Kerne:
  - Linear $\langle u, v \rangle$
  - Polynomiell $(\gamma \langle u, v \rangle + r)^d$
  - Radial $\exp(-\gamma \|u - v\|^2)$
  - Sigmoidal $\tanh(\gamma \langle u, v \rangle + r)$
- In `R` mit `e1071` und in Python mit `sklearn`

Resultate Support Vector Machine

Support Vector Machine, R, Wortvorkommen mind. 10 mal,
Radialer Kern, Modifizierter CISTEM-Stemmer, Deutsch

	D	G	I	S	Acc.	Prec.	Recall	F1
Dominant	14	3	8	1		53,8%	77,8%	63,6%
Gewissenhaft	0	1	1	0		50,0%	7,1%	16,3%
Initiativ	4	10	27	14		57,0%	75,0%	41,9%
Stetig	0	0	0	3		100%	16,7%	20,9%
Total					52,33%	63,2%	44,1%	41,0%

Resultate Support Vector Machine

Support Vector Machine, `Python`, Wortvorkommen mind. 20 mal,
Sigmoid Kern, Porter-Stemmer aus `nltk`, Englisch

	D	G	I	S	Acc.	Prec.	Recall	F1
Dominant	14	2	9	1		54%	78%	64%
Gewissenhaft	0	5	4	1		50%	36%	42%
Initiativ	3	5	19	13		47%	53%	50%
Stetig	1	2	4	3		30%	17%	21%
Total					47,7%	45%	46%	44%

Schwierigkeiten

- Keine eindeutige Klassifikation
  - Auch für Menschen nicht eindeutig
  - Teilweise sehr geringe Unterschiede zwischen den Typen
- Stemming nicht unbedingt eindeutig
  - Unregelmäßigkeit von Verben im Deutschen
  - Komposita
- Geringe Zahl an Trainingsdaten
- Unbalanciertes Studiendesign
- Representativität
  - Introvertierte Kunden schreiben weniger häufig Reviews
  - Nur positive Bewertungen lagen vor