

Sarcasm as Contrast between a Positive Sentiment and Negative Situation

Ellen Riloff, Ashequl Qadir, Prafulla Surve, Lalindra De Silva, Nathan Gilbert, Ruihong Huang

In Proceedings of the 2013 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP 2013)

Referenten: Livia Zöbeli, Selina Lützel

Einführung in die Sentimentanalyse WS 2019/2020

18. November 2019

Gliederung

- Einführung
- Bootstrapping Algorithmus
 - Daten
 - Lernen von Negativen Situationsphrasen
 - Lernen von Positiven Sentimentphrasen
 - Lernen von Positiven Prädikativen Ausdrücken
- Evaluation
 - Goldstandard
 - Baseline
 - Experimente
- Fazit

Einführung

- Motivation:
NLP → Wichtig für Sentimentanalyse, Missinterpretationen vermeiden
- Sarkasmus ist komplexer als das Gegenteil von dem zu sagen, was man meint
- Basiert auf bestimmten Satzmustern?
- Ziel:
automatische Erkennung von kontextunabhängig sarkastischen Tweets



Shayne @ShayneHedges · 8. Nov.

It's so awesome that it gets dark at 4:20! I don't miss the sun at all. Thanks Daylight Savings Time!!! #sarcasm



Courtney Dunham @court_dunham · 5. Aug.

Ah, the joys of your mortgage payment eating up your paycheck. Being an adult is so much fun! #SARCASM



5



Jim Campbell @A110saurusJim · 12. Nov.

Oh boy, do I love being sick. #Sarcasm



Chuz @UNCharlie13 · 23. Mai 2012

I forgot how much I miss work #sarcasm



1



1



kaylabelsito @kaylabelsito · 17. Apr. 2013

how much do I enjoy sitting and waiting at my doctors #starving #sarcastic #getmeout





Shayne @ShayneHedges · 8. Nov.

It's so awesome that it gets dark at 4:20! I don't miss the sun at all. Thanks Daylight Savings Time!!! #sarcasm



— positiv
— negativ



Courtney Dunham @court_dunham · 5. Aug.

Ah, the joys of your mortgage payment eating up your paycheck. Being an adult is so much fun! #SARCASM



5



Jim Campbell @A110saurusJim · 12. Nov.

Oh boy, do I love being sick. #Sarcasm



Chuz @UNCharlie13 · 23. Mai 2012

I forgot how much I miss work #sarcasm



1



1



kaylabelsito @kaylabelsito · 17. Apr. 2013

how much do I enjoy sitting and waiting at my doctors #starving #sarcastic #getmeout



Einführung

- Annahmen:
 - Sarkastische Tweets bestehen aus positivem Sentiment und negativer Situation

Positives Sentiment

VP,
prädikativer Ausdruck
(nominal oder adjektivisch)

Negative Situation

Handlungen oder Zustände,
die komplementär zur VP sind

- Positives Sentiment tritt links und in der (unmittelbaren) Nähe von negativer Situation auf
- Syntaktische Struktur [+ Verbalphrase] [- Situationsphrase]



Shayne @ShayneHedges · 8. Nov.

It's so awesome that it gets dark at 4:20! I don't miss the sun at all. Thanks Daylight Savings Time!!! #sarcasm



— positiv
— negativ



Courtney Dunham @court_dunham · 5. Aug.

Ah, the joys of your mortgage payment eating up your paycheck. Being an adult is so much fun! #SARCASM



5



Jim Campbell @A110saurusJim · 12. Nov.

Oh boy, do I love being sick. #Sarcasm



Chuz @UNCharlie13 · 23. Mai 2012

I forgot how much I miss work #sarcasm



1



1

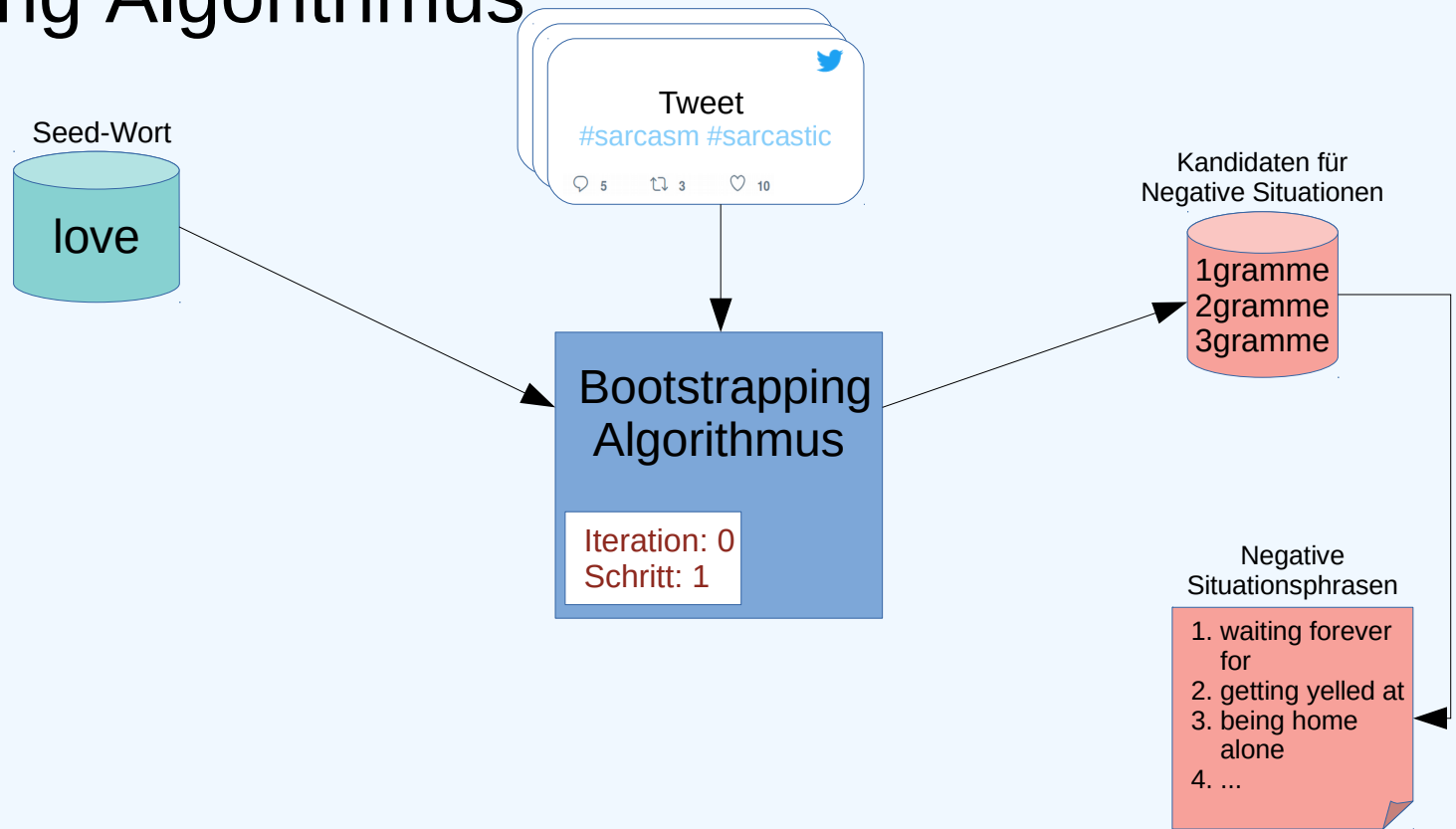


kaylabelsito @kaylabelsito · 17. Apr. 2013

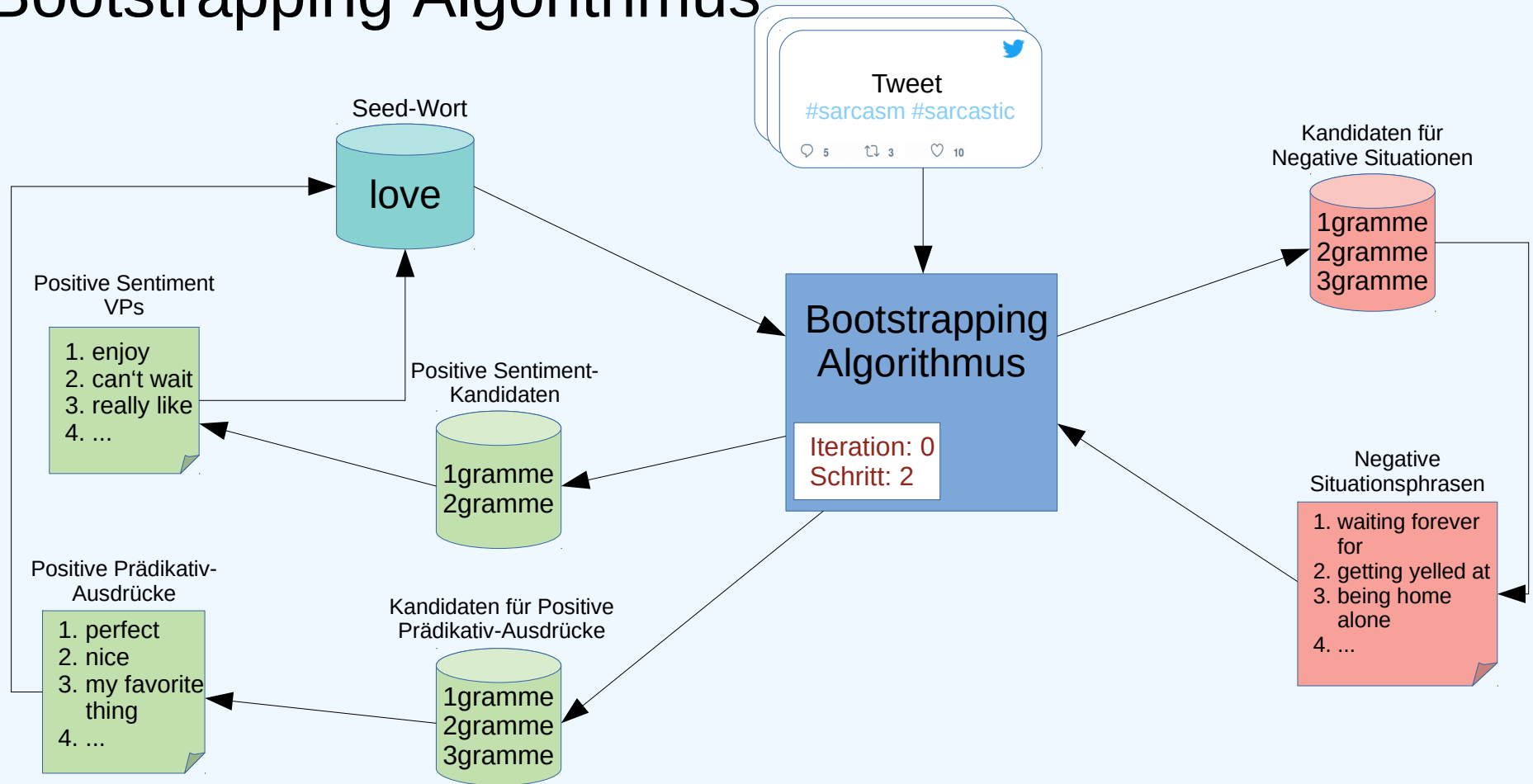
how much do I enjoy sitting and waiting at my doctors #starving #sarcastic #getmeout



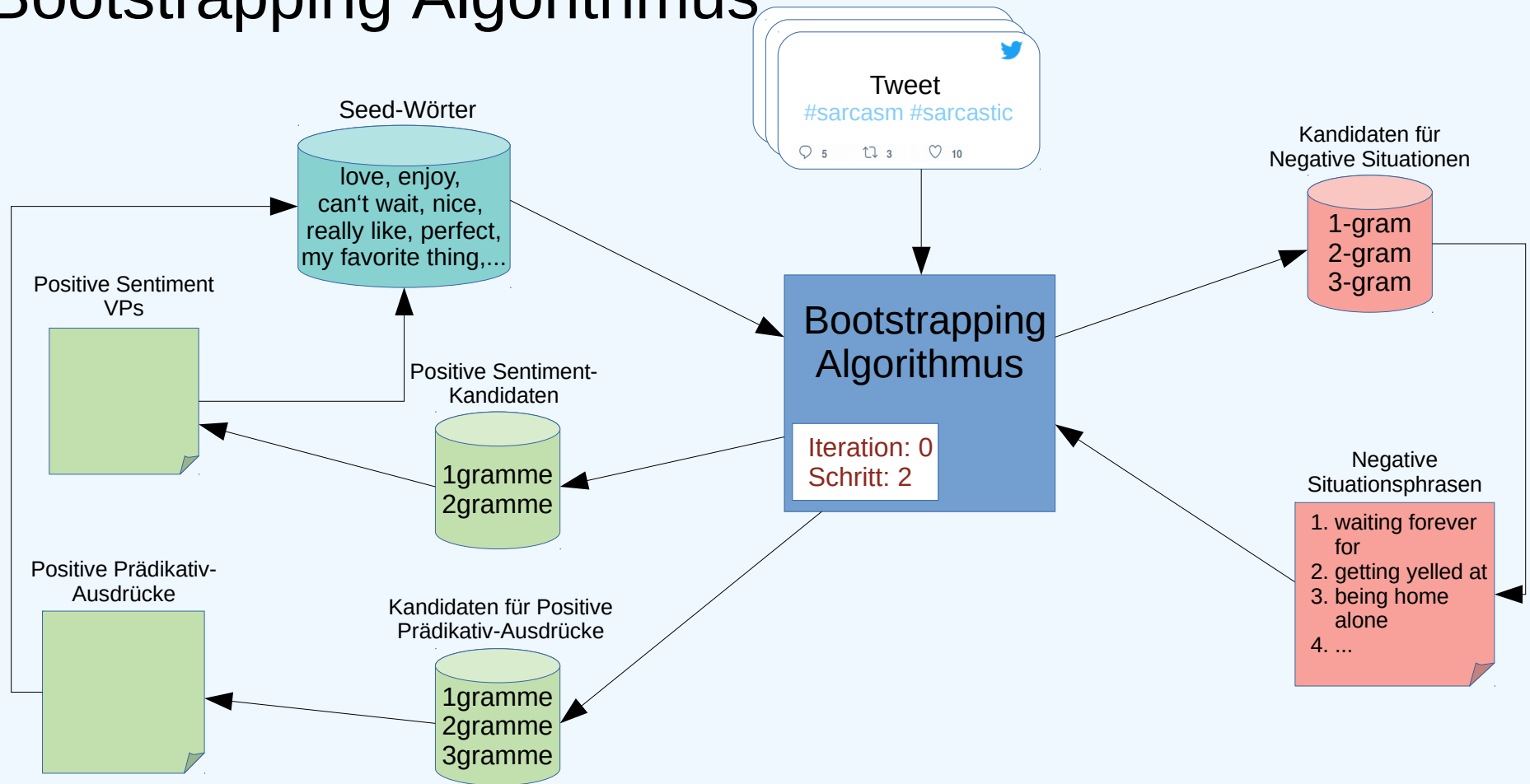
Bootstrapping Algorithmus



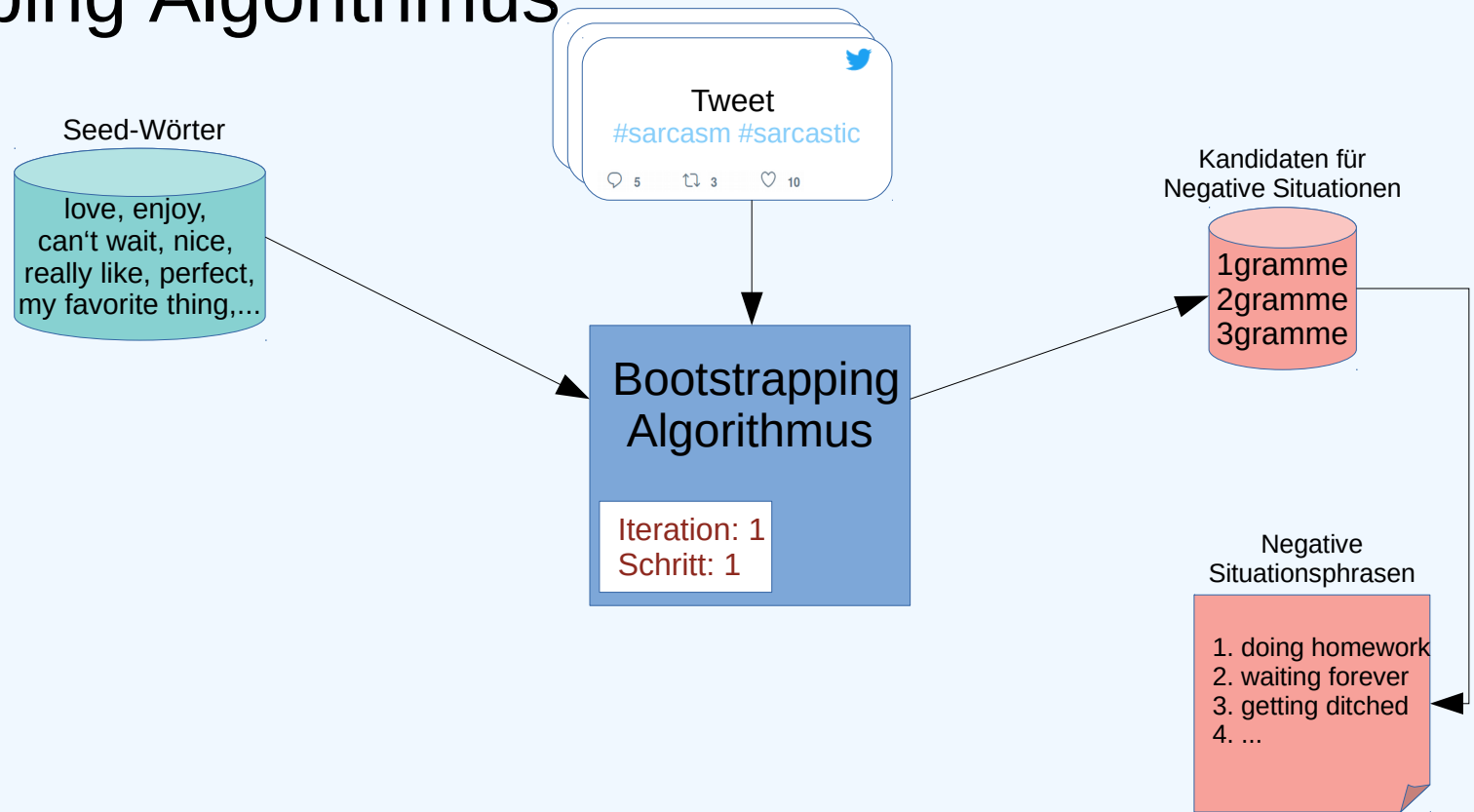
Bootstrapping Algorithmus



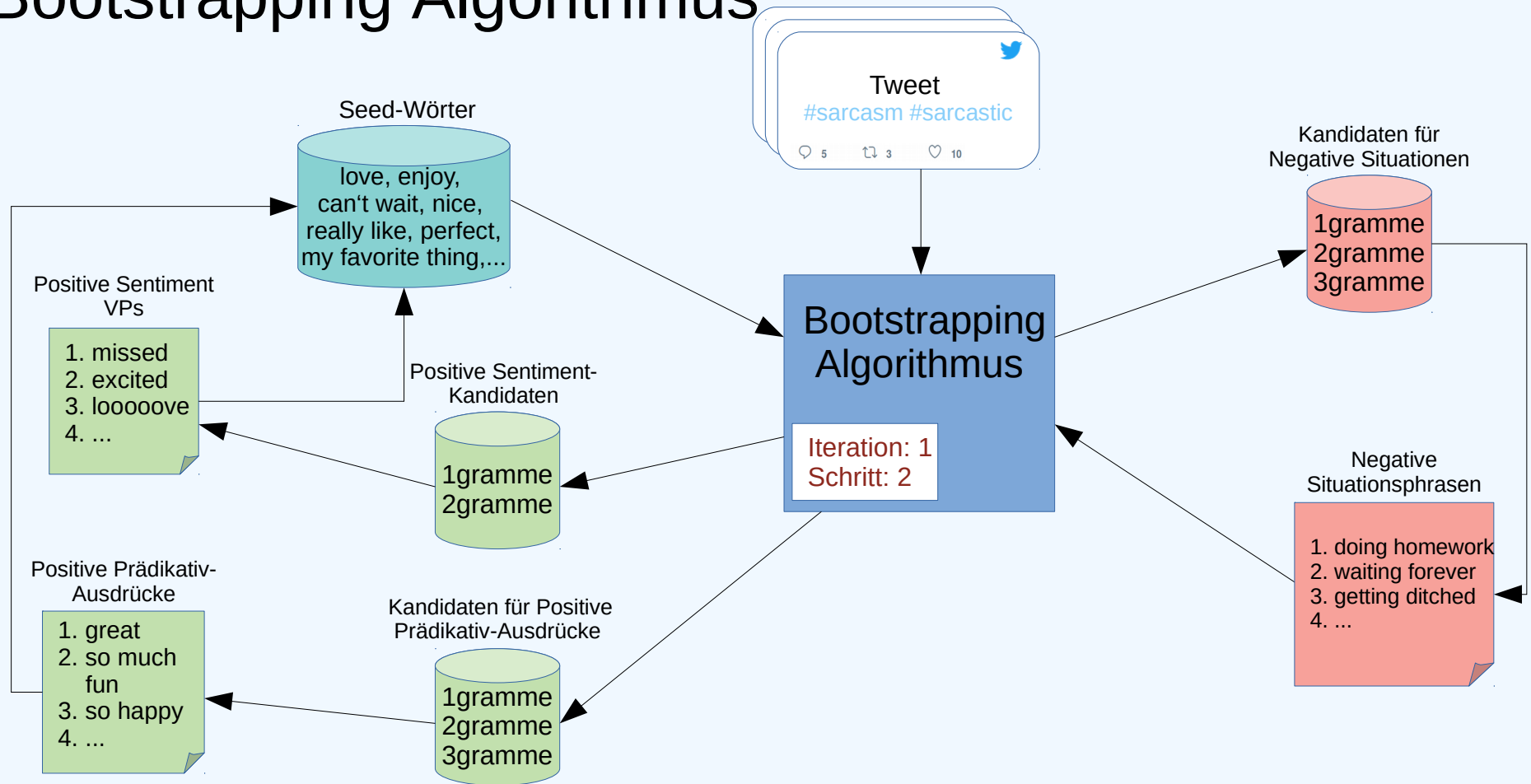
Bootstrapping Algorithmus



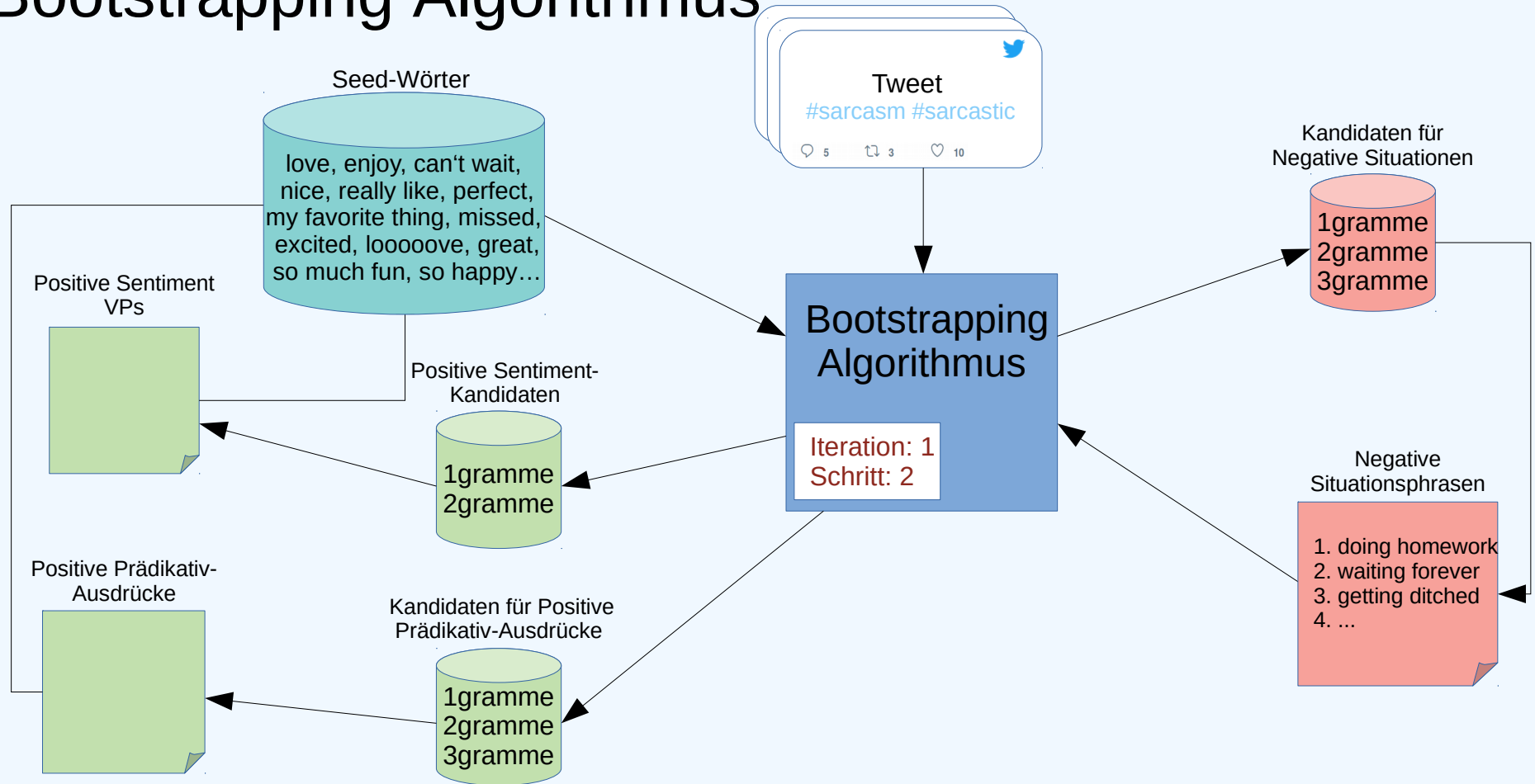
Bootstrapping Algorithmus



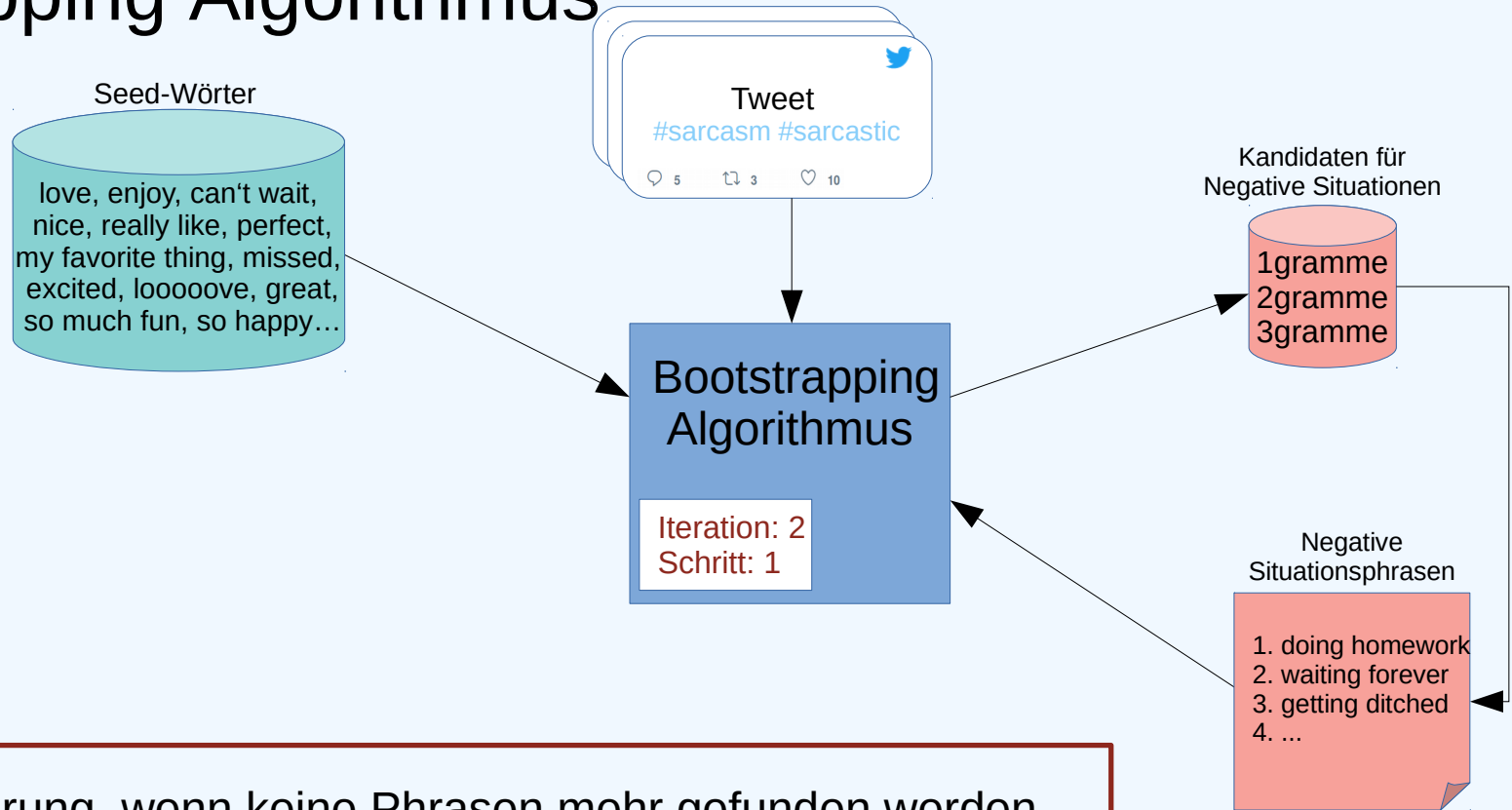
Bootstrapping Algorithmus



Bootstrapping Algorithmus

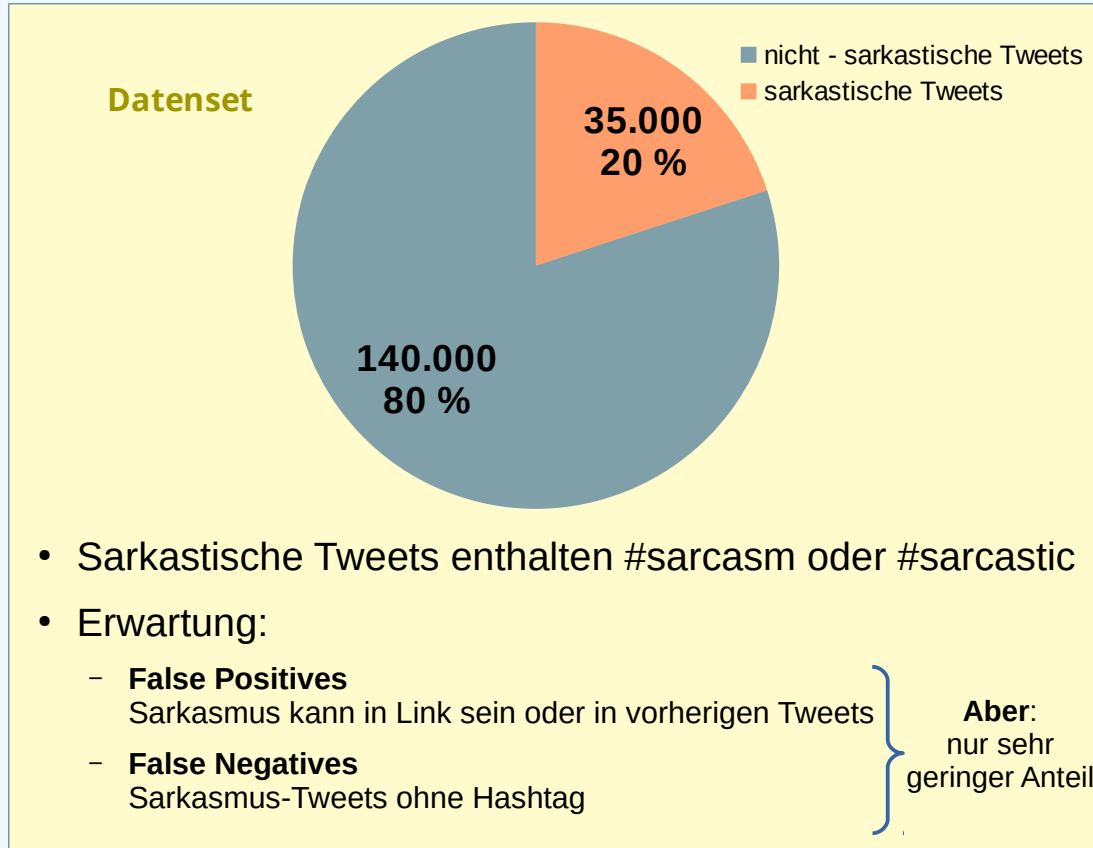


Bootstrapping Algorithmus



Terminierung, wenn keine Phrasen mehr gefunden werden

Daten



+

CMU's POS-Tagger

- optimiert für Tweets
- kleineres Tagset als traditionelle Tagger

Lernen von Negativen Situationsphrasen

1. Extraktion von jedem 1gramm, 2gramm und 3gramm, das direkt auf positive Sentimentphrase folgt
2. POS-Tags, um Kandidaten mit gewünschter syntaktischer Struktur zu vergleichen
→ Erinnerung: wir brauchen VP-Komplemente!

N-GRAM	POS-PATTERNS	BEISPIELE
1gramme	V	cleaning
2gramme	V+V, V+ADV, ADV+V, “to“+V, V+NOUN, V+PRO, V+ADJ	getting hit, shoveling snow, to wait, being alone...
3gramme	V-ADV-Kombinationen, infinite V+ADV, V+N, V+P, V+Adj, infinite V+ADJ/N/PRO	going to bed, sitting at home...

Lernen von Negativen Situationsphrasen

$$\text{3. Score: } p(\text{candidate}) = \frac{\# \text{-situation candidate follows +sentiment \& sarcastic}}{\# \text{-situation candidate follows +sentiment}}$$

4. Phrasen mit Frequenz < 3 verwerfen

5. Rangliste nach 1) Wahrscheinlichkeit
2) Frequenz

6. Top 20 mit $p(\text{candidate}) \geq 0.80$ zur Liste hinzufügen

- Phrase schon als Teil in einer anderen Phrase enthalten: andere Phrase entfernen

7. Schwellenwert wird nicht mehr überschritten → Iteration stoppt

Lernen von Positiven Sentimentphrasen

Analog!

1. Extraktion von jedem 1gramm und 2gramm, das unmittelbar vor negativen Situationsphrase steht
2. Vergleich mit POS-Patterns
 - einfache VPs: {ADV}?{V}+ (mindestens ein V und optional ADVs)

3. Score:
$$p(\text{candidate}) = \frac{\# \text{ +VP candidate precedes -situation \& sarcastic}}{\# \text{ +VP candidate precedes -situation}}$$

4. Top 5 mit $p(\text{candidate}) \geq 0.70$ zur Liste hinzufügen

Lernen von Positiven Prädikativen Ausdrücken

It is **just great** that I lost my wallet.

Working on weekends became
my favorite thing in the world.

1. 24 flektierte Kopulaverben von Wikipedia
2. Extraktion von 1grammen, 2grammen und 3grammen
 - direkt nach Kopulaverb und in Fenstergröße 5 vor und nach negativer Sentimentphrase

3.	Prädikative Adjektive	Prädikative NP
POS-PATTERN	ADJ, ADV+ADJ	ADV+ADJ+N, DET+ADJ+N, ADJ+N

Lernen von Positiven Prädikativen Ausdrücken

4. Phrasen mit Frequenz < 3 verwerfen

5. Score:
$$p(\text{candidate}) = \frac{\# \text{+predicative candidate near -situation \& sarcastic}}{\# \text{+predicative candidate near -situation}}$$

6. Top 5 mit $p(\text{candidate}) \geq 0.70$ zur Liste hinzufügen

Listen von extrahierten Phrasen

Positive Verb Phrases (26)	missed, loves, enjoy, cant wait, excited, wanted, can't wait, get, appreciate, decided, loving, really like, loooooove, just keeps, loveee,...
Positive Predicative Expressions (20)	great, so much fun, good, so happy, better, my favorite thing, cool, funny, nice, alwys fun, fun, awesome, the best feeling, amazing, happy,...
Negative Situations (239)	being ignored, being sick, waiting, feeling, waking up early, being woken, fighting, staying, writing, being home, cleaning, not getting, crying, sitting at home, being stuck, starting, being told, being left, getting ignored, being treated, doing homework, learning,...

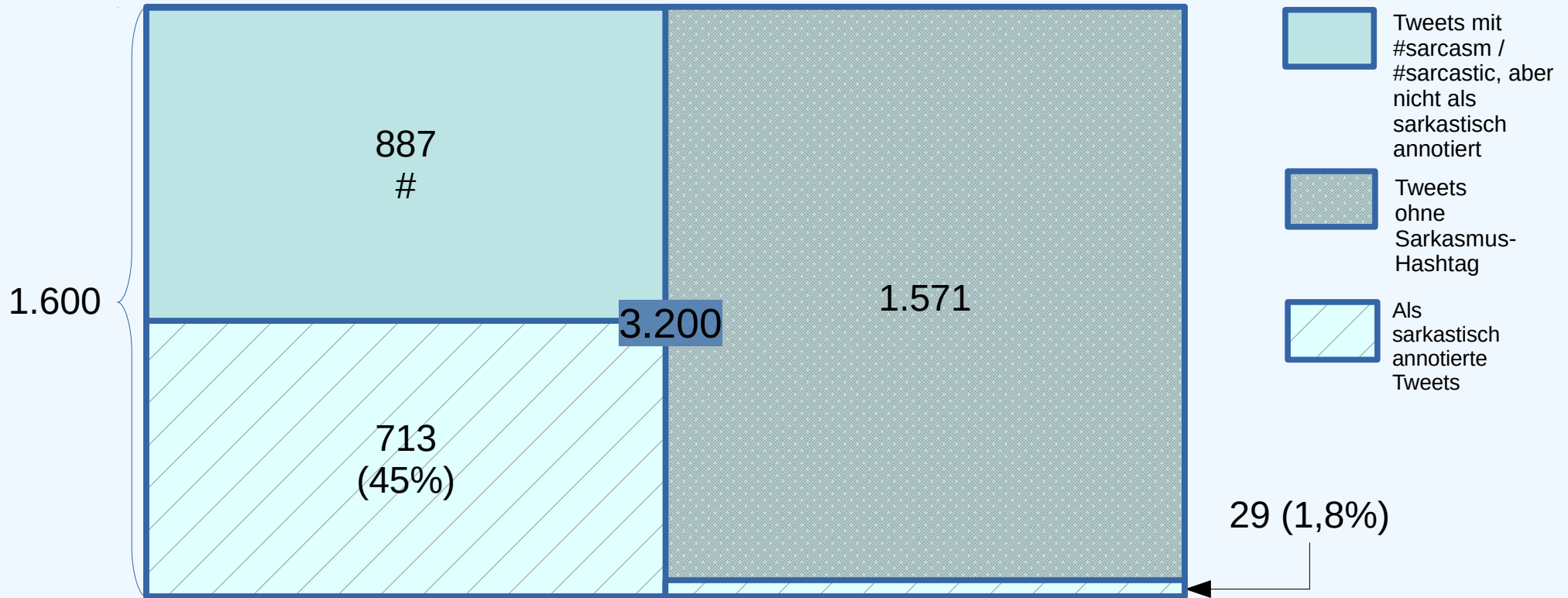
Evaluation: Goldstandard

- Handannotierte Tweets
- Balanciertes Datenset: 3.200 Tweets
 - Hälfte davon beinhaltet einen Sarkasmus-Hashtag (#sarcasm, #sarcastic), für die Annotation entfernt
- Den Annotatoren keine Hinweise bezüglich Struktur gegeben
 - [+ Verbalphrase] [- Situationsphrase]

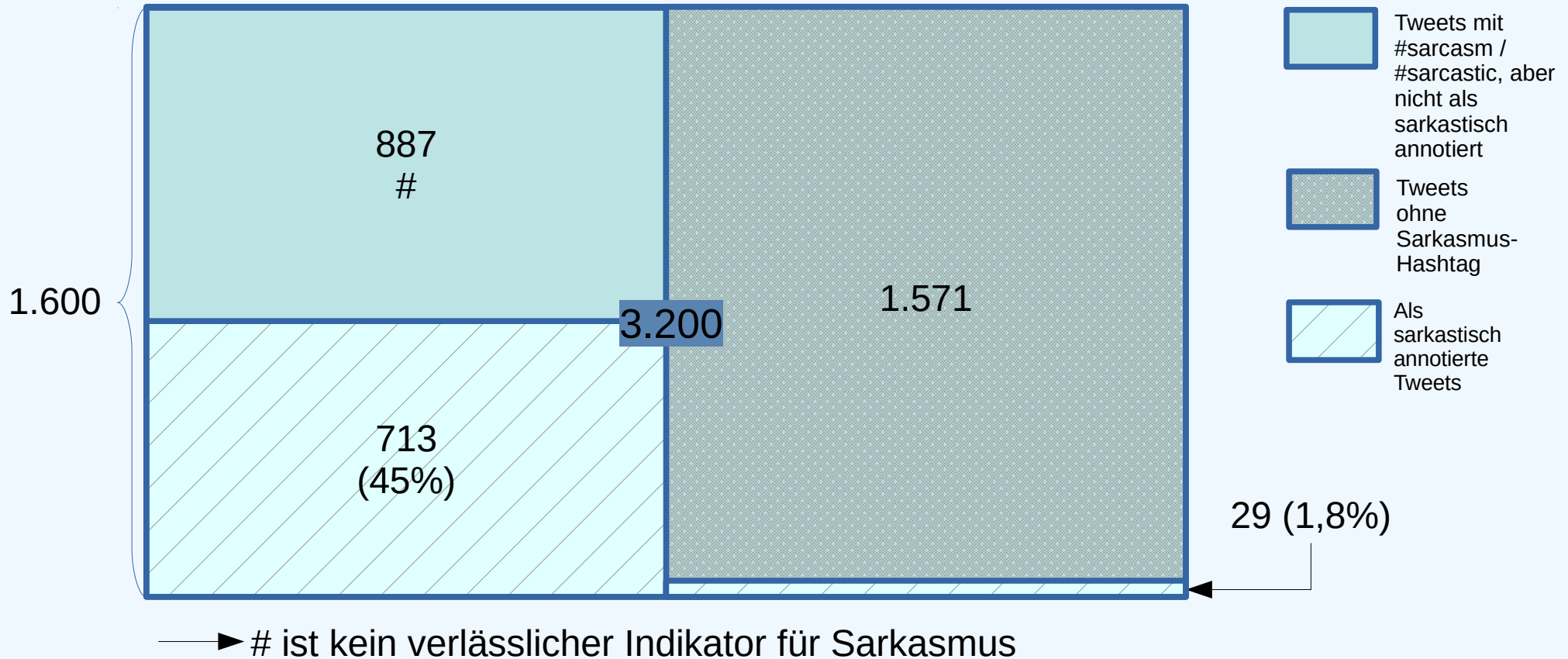
Evaluation: Goldstandard

- 3 Annotatoren
- Inter-annotator agreement:
200 Tweets (100 mit Sarkasmus-Hashtag + 100 ohne Sarkasmus-Hashtag)
- Cohen's kappa: 0.80, 0.81, 0.82
→ fast vollständige Übereinstimmung

Evaluation: Goldstandard



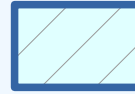
Evaluation: Goldstandard



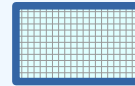
Evaluation: Goldstandard

- Testset

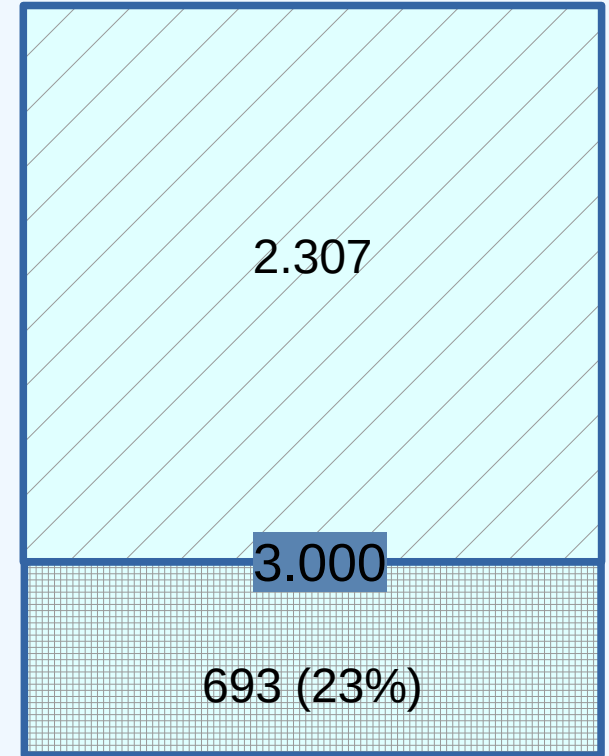
- Naives System, das alle Tweets als sarkastisch klassifiziert, hat eine Precision von 23%



Als nicht-sarkastisch annotierte Tweets



Als sarkastisch annotierte Tweets



Evaluation: Baseline

- Keine vergleichbaren Arbeiten
- Selbst erstellte supervised machine learning Klassifizierer
 - SVM:
 - nur 1gramme
 - 1+2gramme

Evaluation: Baseline

- Polaritätslexika

	Positive Wörter und Phrasen	Negative Wörter und Phrasen
Liu05	2.007	4.783
MPQA05	2.718	4.910
AFINN11	879	1.598

Evaluation: Experimente

- Klassifizierung anhand der Polarität
- Klassifizierung durch Kontrast
- 10-fach Kreuzvalidierung

Evaluation: Experimente

- Klassifizierung anhand der Polarität

System	Recall	Precision	F-Score
SVM: 1+2gramme (Baseline)	0.39	0.64	0.48
-Lexika	0.34	0.24	0.28
Negative Situationen aus Algorithmus	0.29	0.38	0.33
+Lexika	0.78	0.34	0.47
Positive VPs aus Algorithmus	0.28	0.45	0.35

Evaluation: Experimente

- Klassifizierung anhand der Polarität

System	Recall	Precision	F-Score
SVM: 1+2gramme (Baseline)	0.39	0.64	0.48
-Lexika	0.34	0.24	0.28
Negative Situationen aus Algorithmus	0.29	0.38	0.33
+Lexika	0.78	0.34	0.47
Positive VPs aus Algorithmus	0.28	0.45	0.35

—► Positive Polarität funktioniert schon recht gut

Evaluation: Experimente

- Klassifizierung durch Kontrast: [+ Verbalphrase] [- Situationsphrase]

System	Recall	Precision	F-Score
SVM: 1+2gramme (Baseline)	0.39	0.64	0.48
Lexika ungeordnet	0.27	0.37	0.29
Algorithmus, ungeordnet, ohne Prädikative	0.11	0.56	0.18
Lexika geordnet	0.13	0.40	0.18
Algorithmus, geordnet, ohne Prädikative	0.09	0.70	0.15
Algorithmus, geordnet, mit Prädikativen	0.13	0.63	0.22

Evaluation: Experimente

- Klassifizierung durch Kontrast: [+ Verbalphrase] [- Situationsphrase]

System	Recall	Precision	F-Score
SVM: 1+2gramme (Baseline)	0.39	0.64	0.48
Lexika ungeordnet	0.27	0.37	0.29
Algorithmus, ungeordnet, ohne Prädikative	0.11	0.56	0.18
Lexika geordnet	0.13	0.40	0.18
Algorithmus, geordnet, ohne Prädikative	0.09	0.70	0.15
Algorithmus, geordnet, mit Prädikativen	0.13	0.63	0.22

—► Baseline besser als Kontrast, aber Bootstrapping Algorithmus hat hohe Precision

Evaluation: Experimente

Von Bootstrapping Algorithmus gefundene Beispiele

TP, von SVM (Baseline) nicht gefunden

- I love fighting with the one I love.
- I enjoy tweeting and not getting a reply.
- Working during vacation is awesome.
- Can't wait to wake up early to babysit.

FP

- I love working there.

Evaluation: Experimente

Von Bootstrapping Algorithmus gefundene Beispiele

TP, von SVM (Baseline) nicht gefunden

FP

- I love fighting with the one I love.
- I enjoy tweeting and not getting a reply.
- Working during vacation is awesome.
- Can't wait to wake up early to babysit.

- I love working there.

—► Hybridsysteme: Bootstrapping Algorithmus geordnet
([+ Verbalphrase] [- Situationsphrase]) + SVM-Klassifizierer (Baseline)

Evaluation: Experimente

- Hybridsystem im Vergleich

System	Recall	Precision	F-Score
SVM: 1+2gramme (Baseline)	0.39	0.64	0.48
Algorithmus, geordnet, mit Prädikativen	0.13	0.63	0.22
Hybrid mit Prädikativen	0.44	0.62	0.51

Evaluation: Experimente

- Hybridsystem im Vergleich

System	Recall	Precision	F-Score
SVM: 1+2gramme (Baseline)	0.39	0.64	0.48
Algorithmus, geordnet, mit Prädikativen	0.13	0.63	0.22
Hybrid mit Prädikativen	0.44	0.62	0.51

—► Mit Hybrid auch guter F-Score, schlägt Baseline

Fazit

- Iteratives Bootstrapping-Verfahren
 - Extrahieren von positiven Sentimentphrasen und negativen Situationsphrasen
- Klassifizierung basierend auf Kontrast zwischen positiven Sentiment und negativer Situation
- Bootstrapping-Methode alleine eingeschränkt, in Kombination mit SVM gut
- Neue Methode, um universell negativ wahrgenommene Situationen zu erkennen
- Ausblick: andere Sarkasmusarten

Vielen Dank für eure Aufmerksamkeit!

Fragen & Diskussion

Quellen

- E. Riloff, A. Qadir, P. Surve, L. De Silva, N. Gilbert, R. Huang: "Sarcasm as Contrast between a Positive Sentiment and Negative Situation", in EMNLP, 2013
- Christine Liebrecht, Florian Kunneman, and Antal Van den Bosch. 2013. The perfect solution for detecting sarcasm in tweets #not. In Proceedings of the 4th Workshop on Computational Approaches to Subjectivity, Sentiment and Social Media Analysis, WASSA 2013
- http://www.cs.cmu.edu/~ark/TweetNLP/annot_guidelines.pdf

Appendix

Ergebnisse auf dem
Testset:

System	Recall	Precision	F score
<i>Supervised SVM Classifiers</i>			
1grams	.35	.64	.46
1+2grams	.39	.64	.48
<i>Positive Sentiment Only</i>			
Liu05	.77	.34	.47
MPQA05	.78	.30	.43
AFINN11	.75	.32	.44
<i>Negative Sentiment Only</i>			
Liu05	.26	.23	.24
MPQA05	.34	.24	.28
AFINN11	.24	.22	.23
<i>Positive and Negative Sentiment, Unordered</i>			
Liu05	.19	.37	.25
MPQA05	.27	.30	.29
AFINN11	.17	.30	.22
<i>Positive and Negative Sentiment, Ordered</i>			
Liu05	.09	.40	.14
MPQA05	.13	.30	.18
AFINN11	.09	.35	.14
<i>Our Bootstrapped Lexicons</i>			
Positive VPs	.28	.45	.35
Negative Situations	.29	.38	.33
Contrast(+VPs, -Situations), Unordered	.11	.56	.18
Contrast(+VPs, -Situations), Ordered	.09	.70	.15
& Contrast(+Preds, -Situations)	.13	.63	.22
<i>Our Bootstrapped Lexicons $\cup$ SVM Classifier</i>			
Contrast(+VPs, -Situations), Ordered	.42	.63	.50
& Contrast(+Preds, -Situations)	.44	.62	.51

Appendix

CMU's POS-Tagger Tagset:

- Nominal

N – common noun

O – pronoun (personal/WH; not possessive)

^ – proper noun

S – nominal + possessive

Z – proper noun + possessive

- Other open-class words

V – verb incl. copula, auxiliaries

A – adjective

R – adverb

! – interjection

- Other closed-class words

D – determiner

P – pre- or postposition, or subordinating conjunction

& – coordinating conjunction

T – verb particle

X – existential *there*, predeterminers

- Twitter/online-specific

– hashtag (indicates topic/category for tweet)

@ – at-mention (indicates another user as a recipient of a tweet)

~ – discourse marker, indications of continuation of a message across multiple tweets

U – URL or email address

E – emoticon

- Miscellaneous

\$ – numeral

, – punctuation

G – other abbreviations, foreign words, possessive endings, symbols, garbage

- Other compounds

L – nominal + verbal (e.g. *i'm*), verbal + nominal (*let's*, *lemme*)

M – proper noun + verbal

Y – X + verbal