

Universität Heidelberg

Institut für Computerlinguistik

HS: Figurative Language Resolution

Prof. Dr. Katja Markert

Vortragende: Antonia von Hassell

Shutova, Ekaterina, Douwe Kiela, and Jean Maillard.
**"Black holes and white rabbits: Metaphor identification
with visual features."**
(2014)

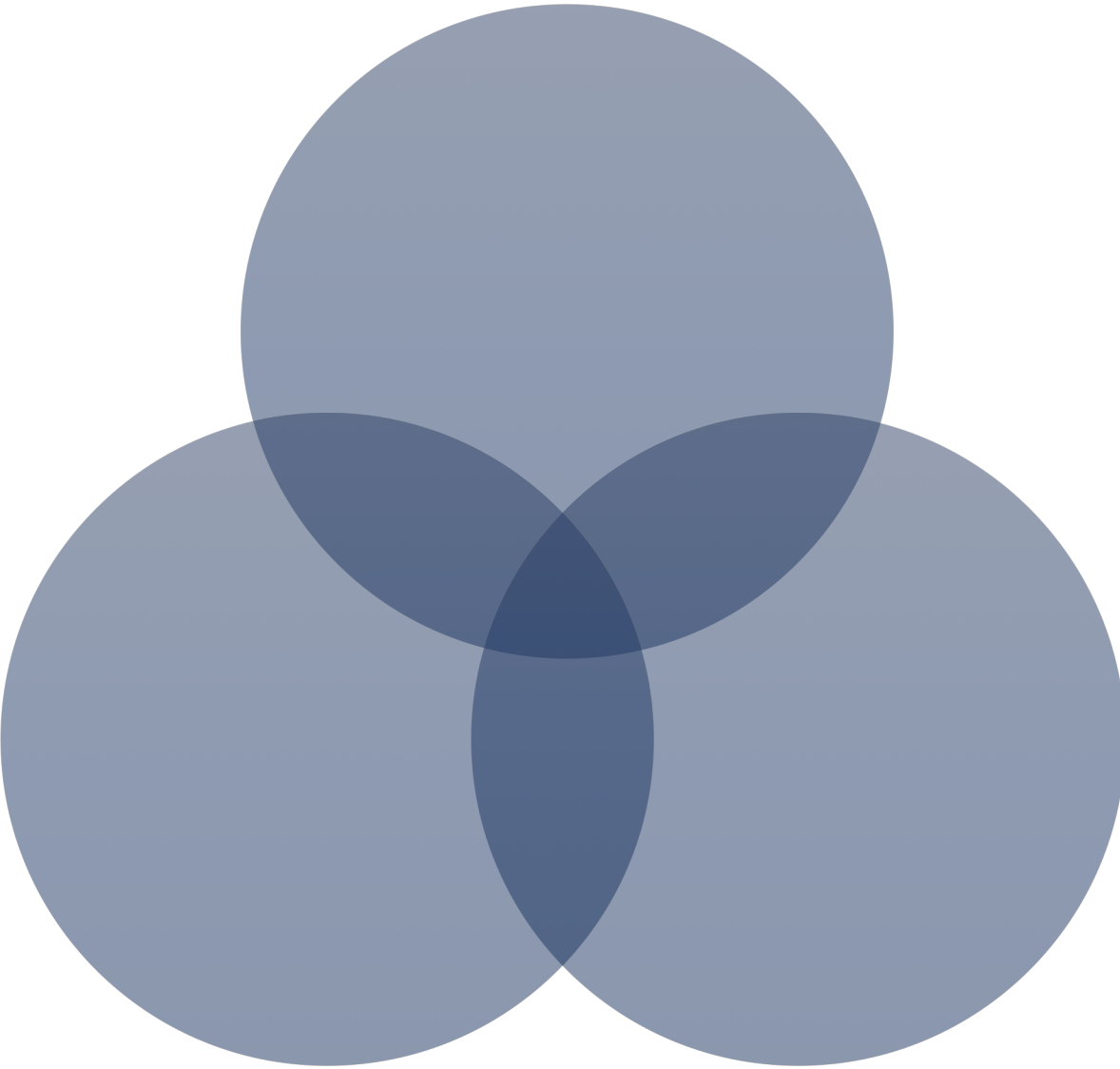
Gliederung

1. Ein Blick zurück
2. Motivation
3. Das Modell im Überblick
4. Die Metaphererkennung
5. Die Datensätze
6. Das multi-modale Modell
 1. Die Fusionsstrategien
7. Resultate
8. Fazit

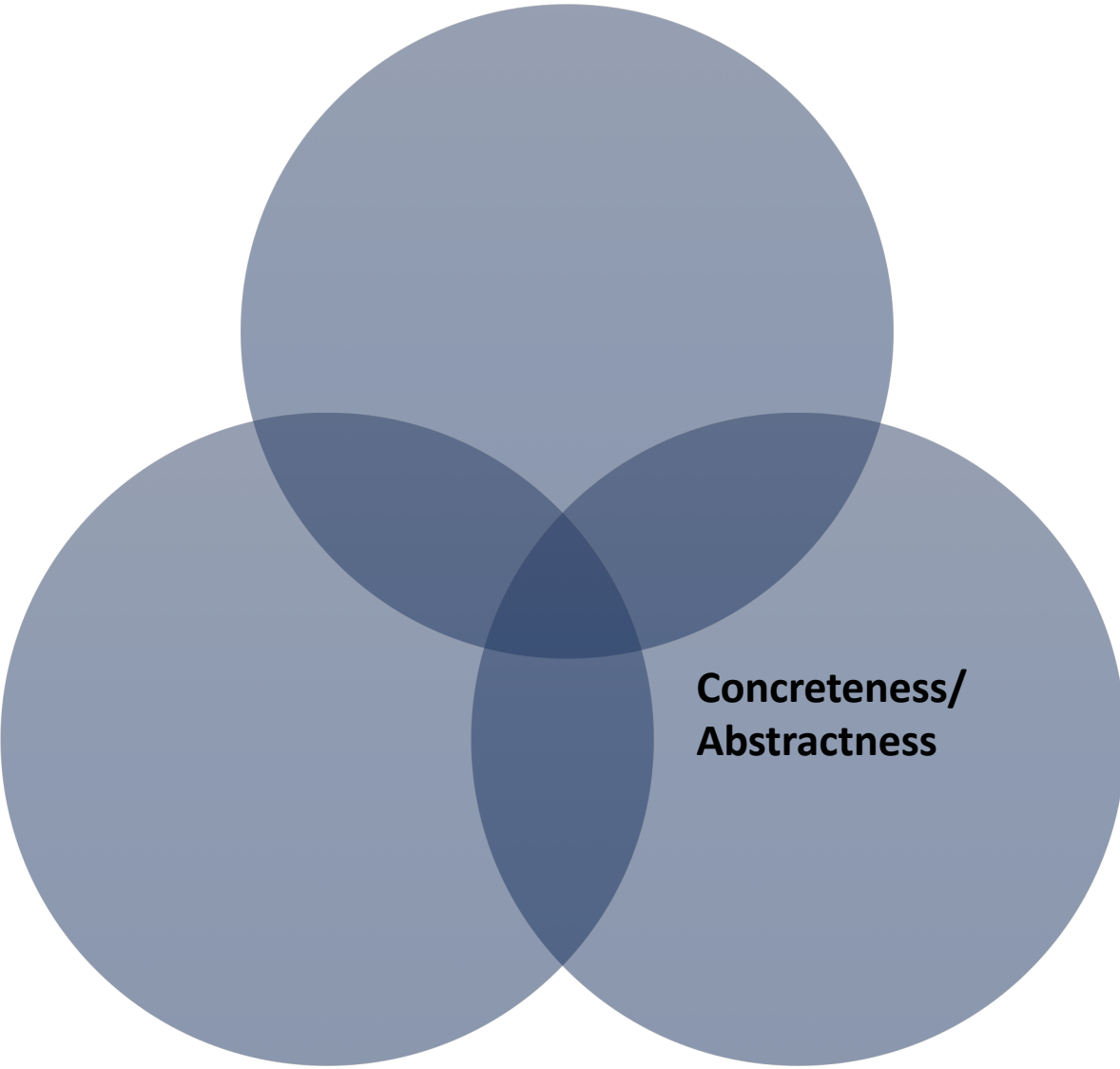
Ein Blick zurück

Papers mit thematischem Schwerpunkt der **Metaphererkennung**

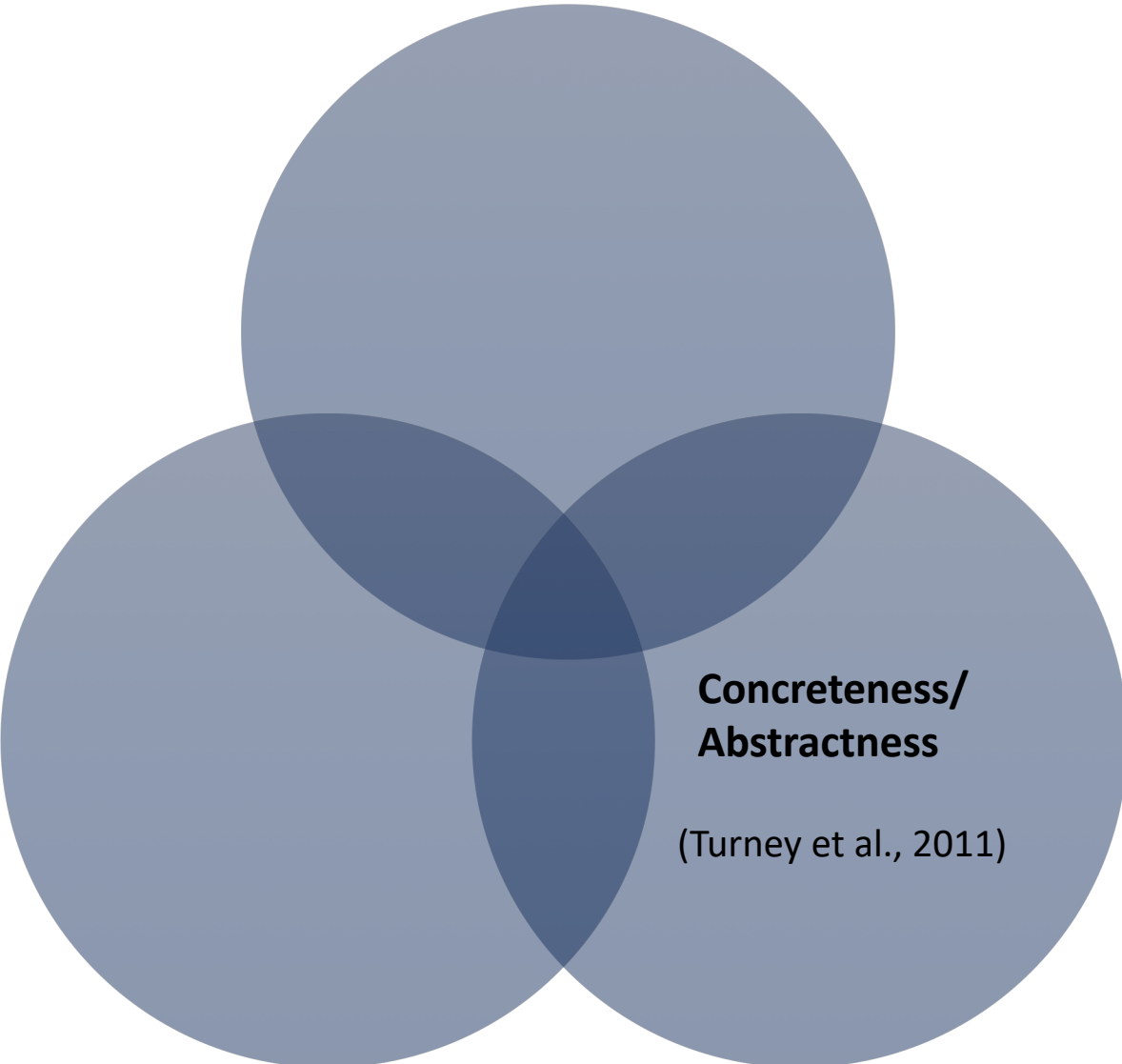
Papers mit thematischem Schwerpunkt der **Metaphererkennung**



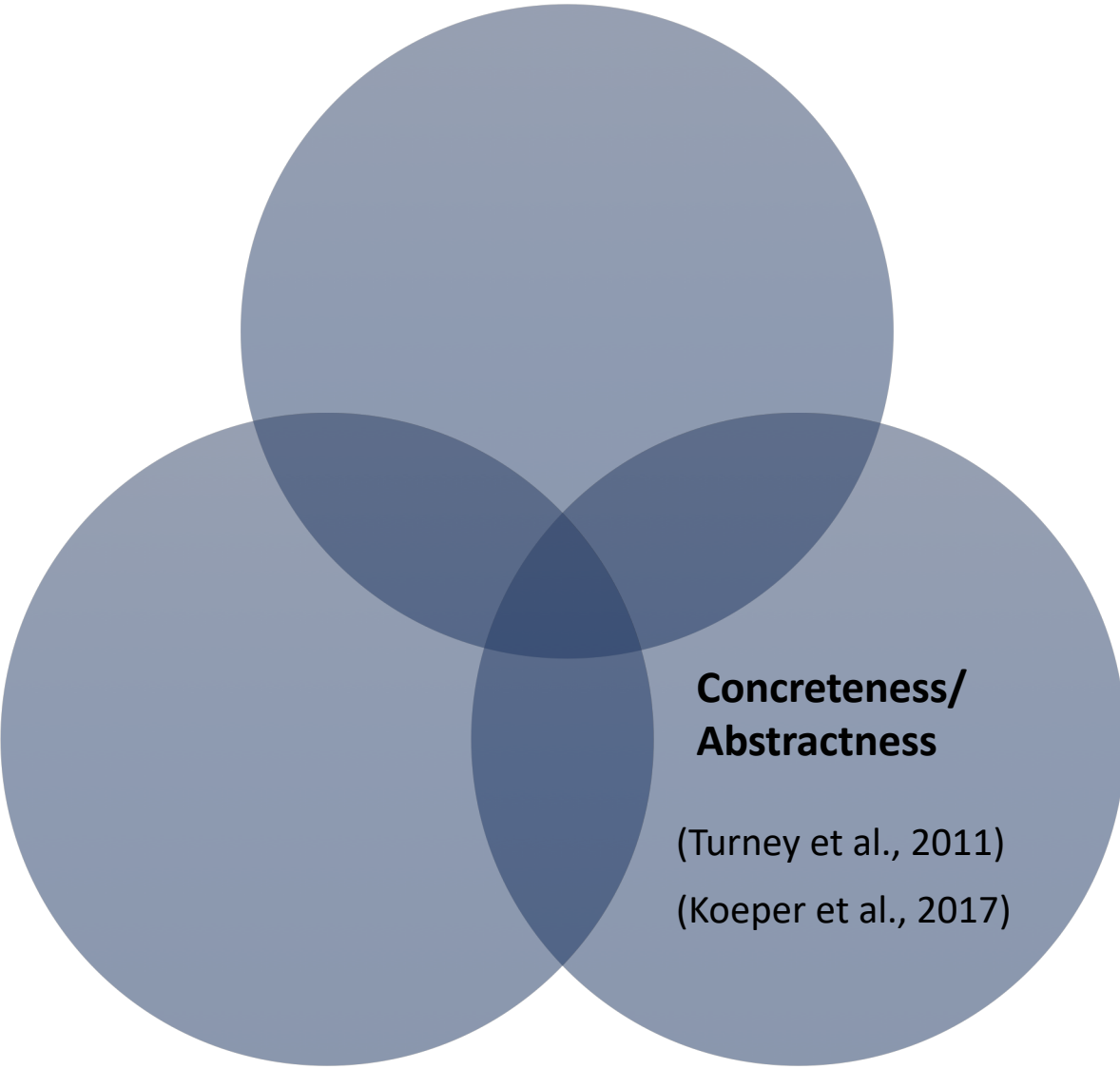
Papers mit thematischem Schwerpunkt der **Metaphererkennung**



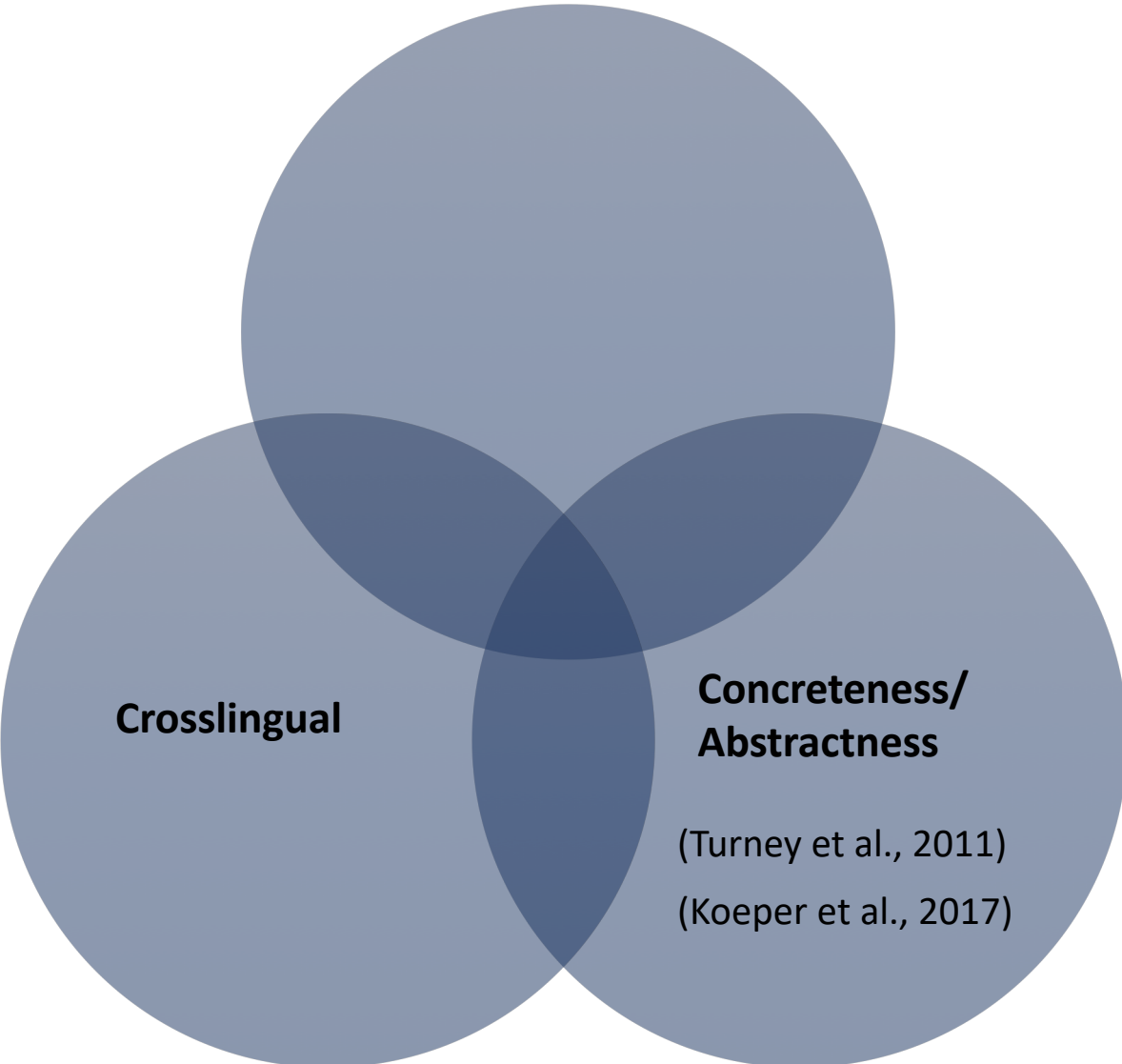
Papers mit thematischem Schwerpunkt der **Metaphererkennung**



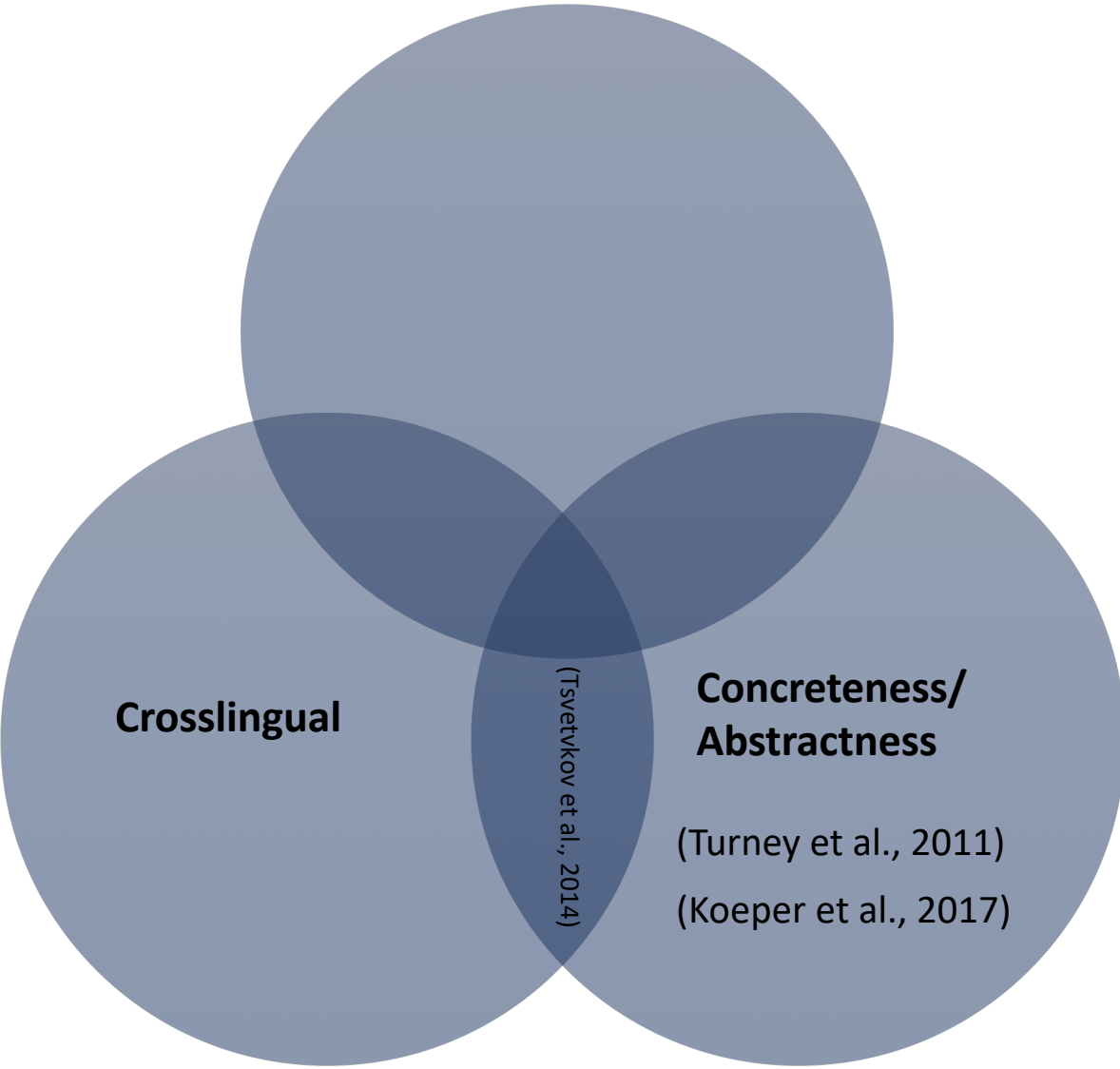
Papers mit thematischem Schwerpunkt der **Metaphererkennung**



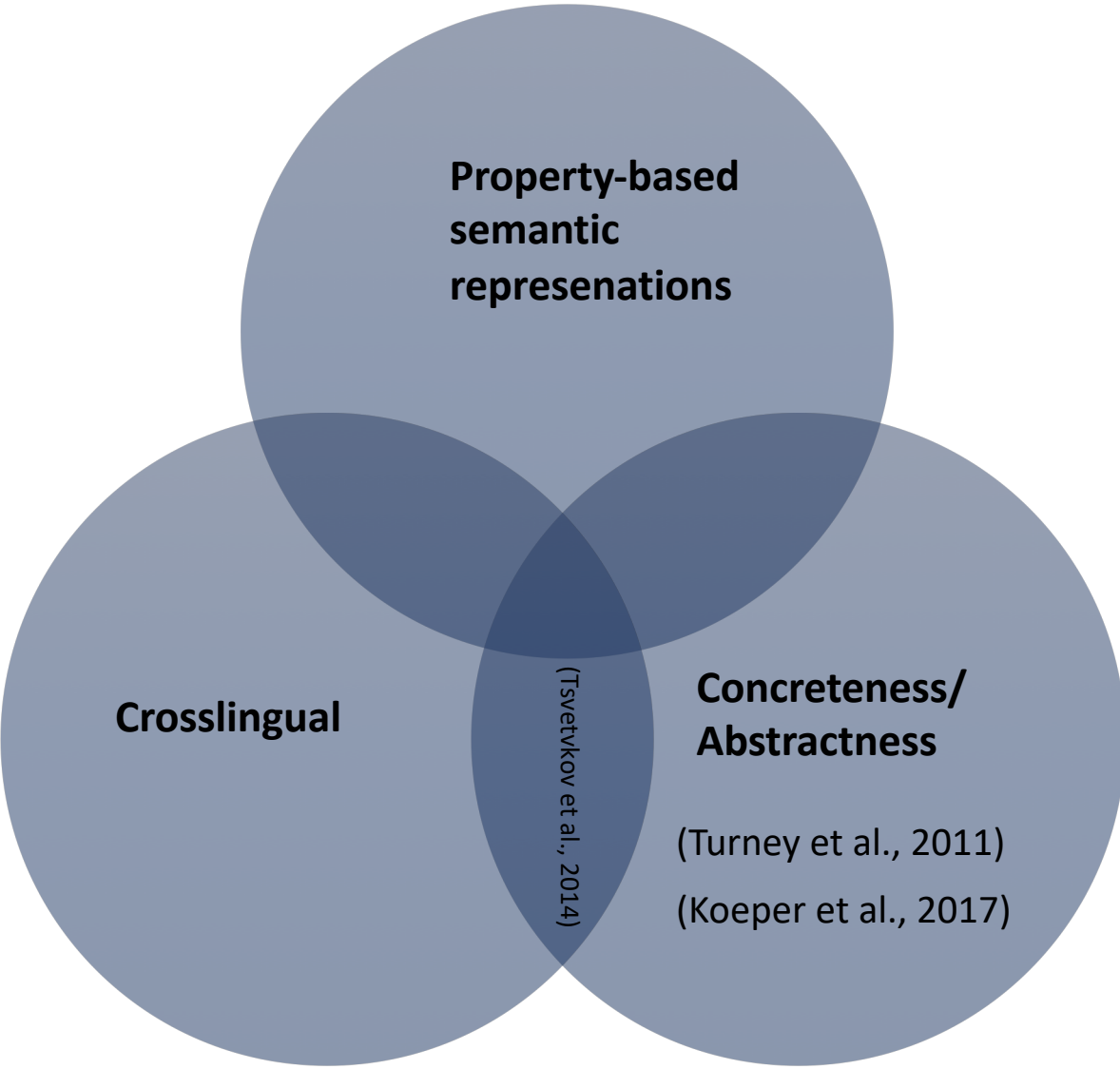
Papers mit thematischem Schwerpunkt der **Metaphererkennung**



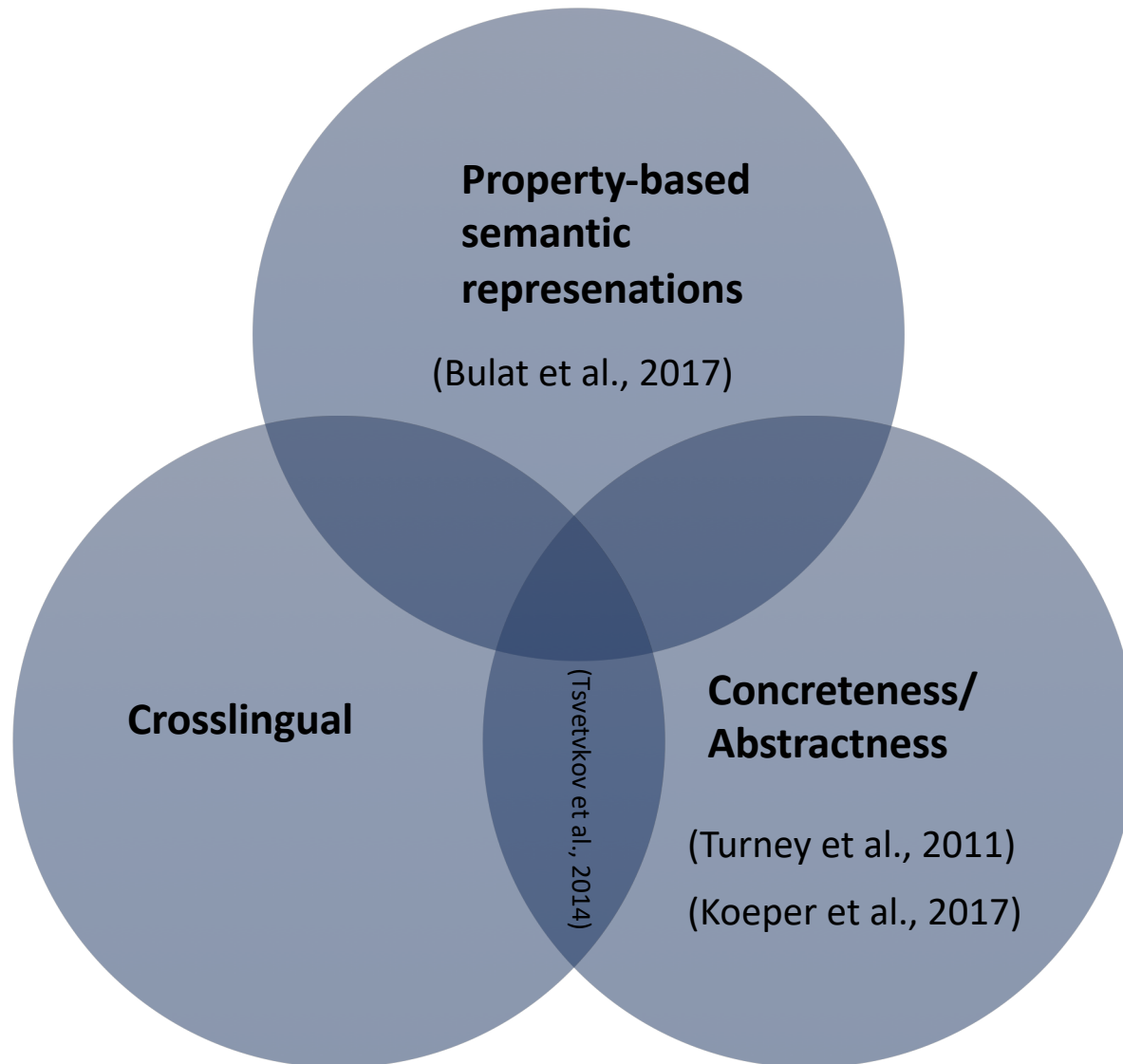
Papers mit thematischem Schwerpunkt der **Metaphererkennung**



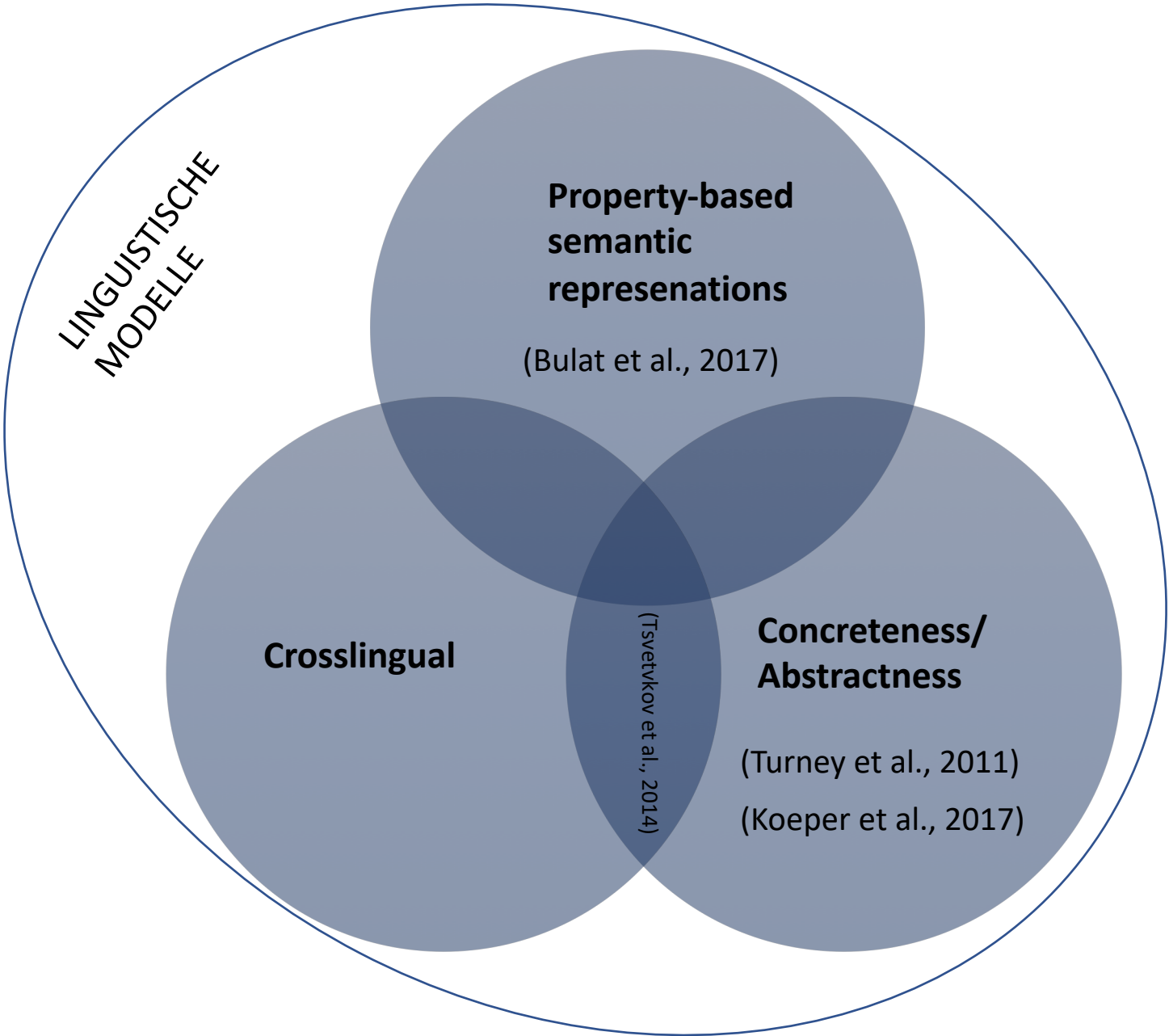
Papers mit thematischem Schwerpunkt der **Metaphererkennung**



Papers mit thematischem Schwerpunkt der **Metaphererkennung**



Papers with thematic focus on **Metaphererkennung**



LINGUISTISCHE
MODELLE

**Property-based
semantic
representations**

(Bulat et al., 2017)

Crosslingual

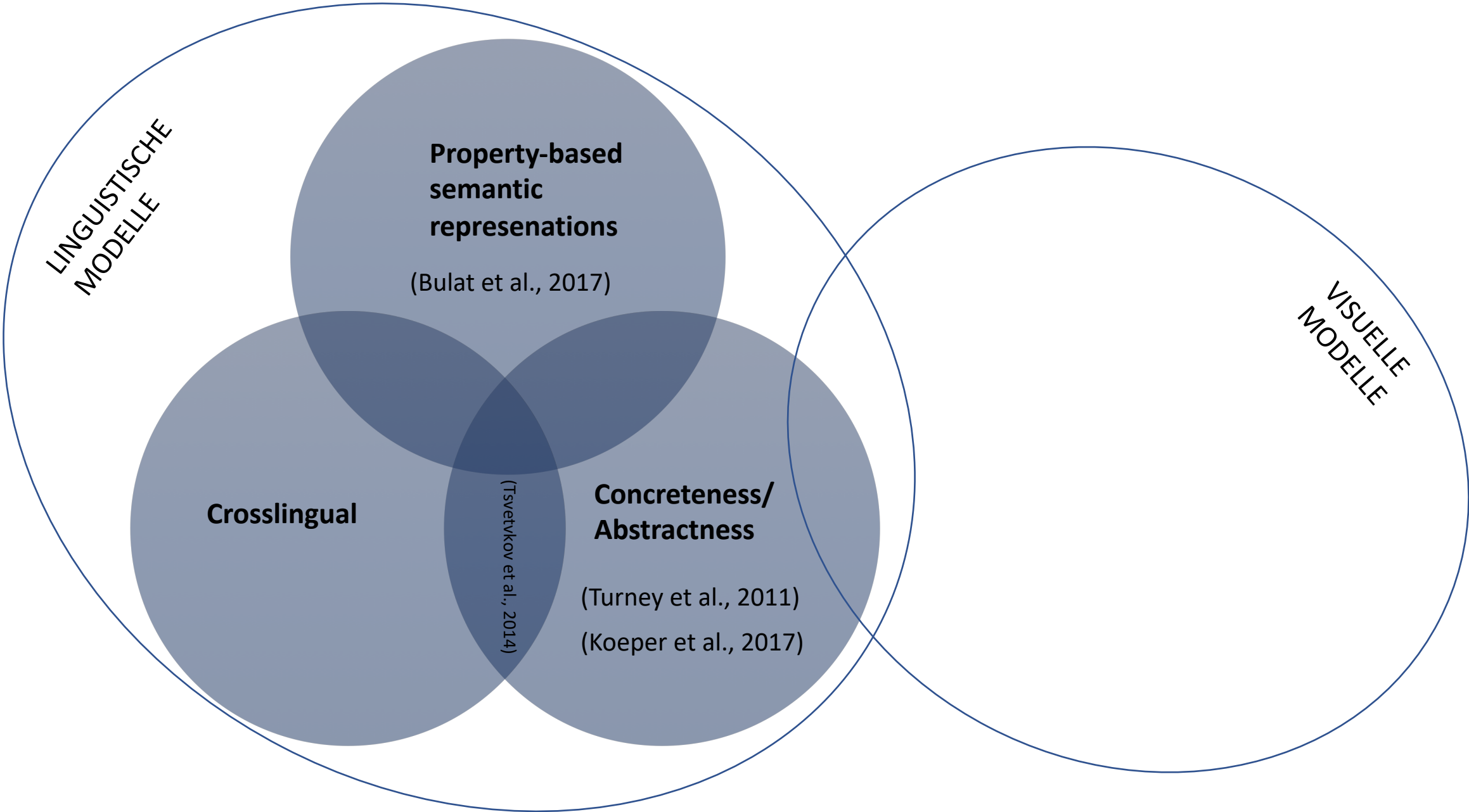
(Tsvetkov et al., 2014)

**Concreteness/
Abstractness**

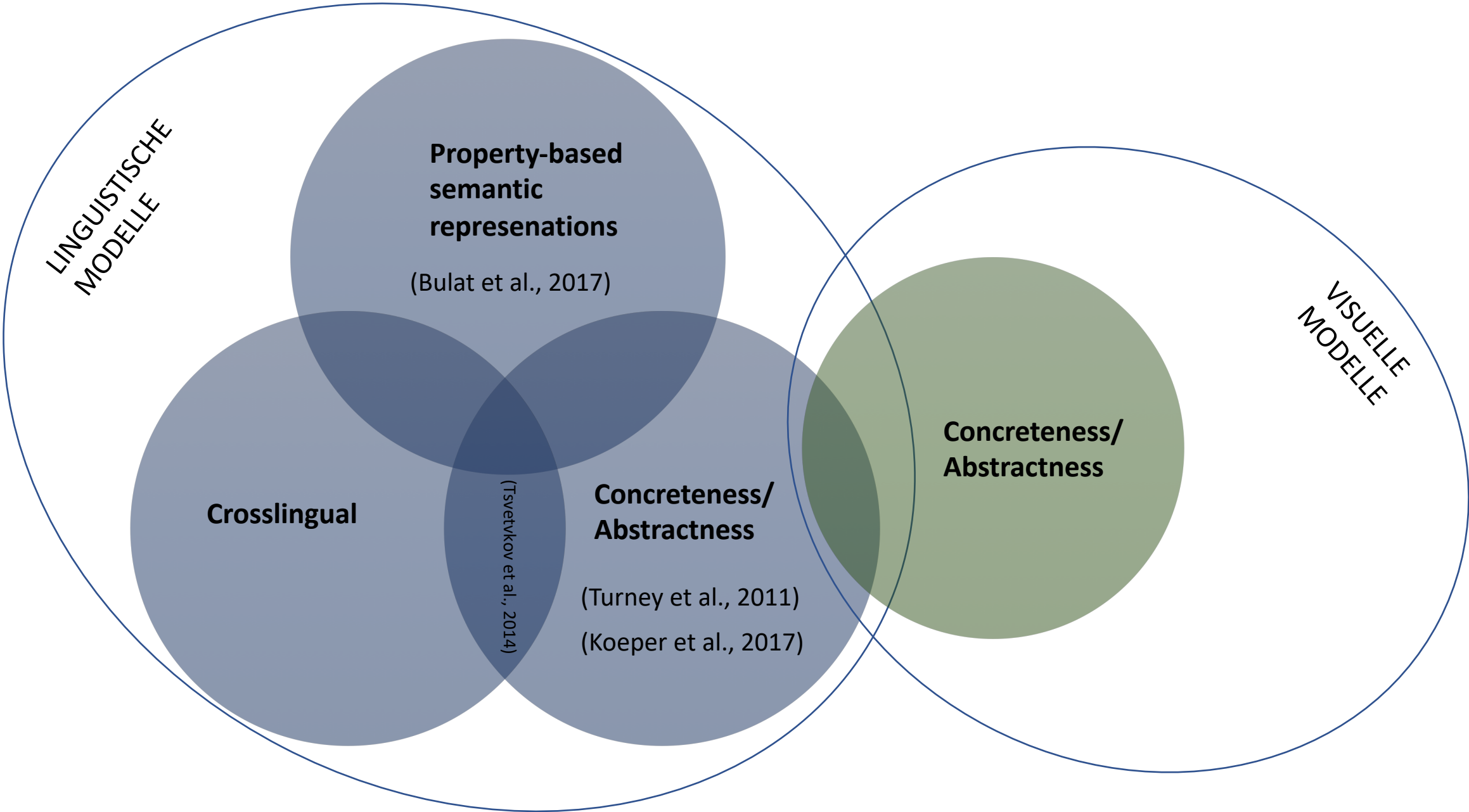
(Turney et al., 2011)

(Koeper et al., 2017)

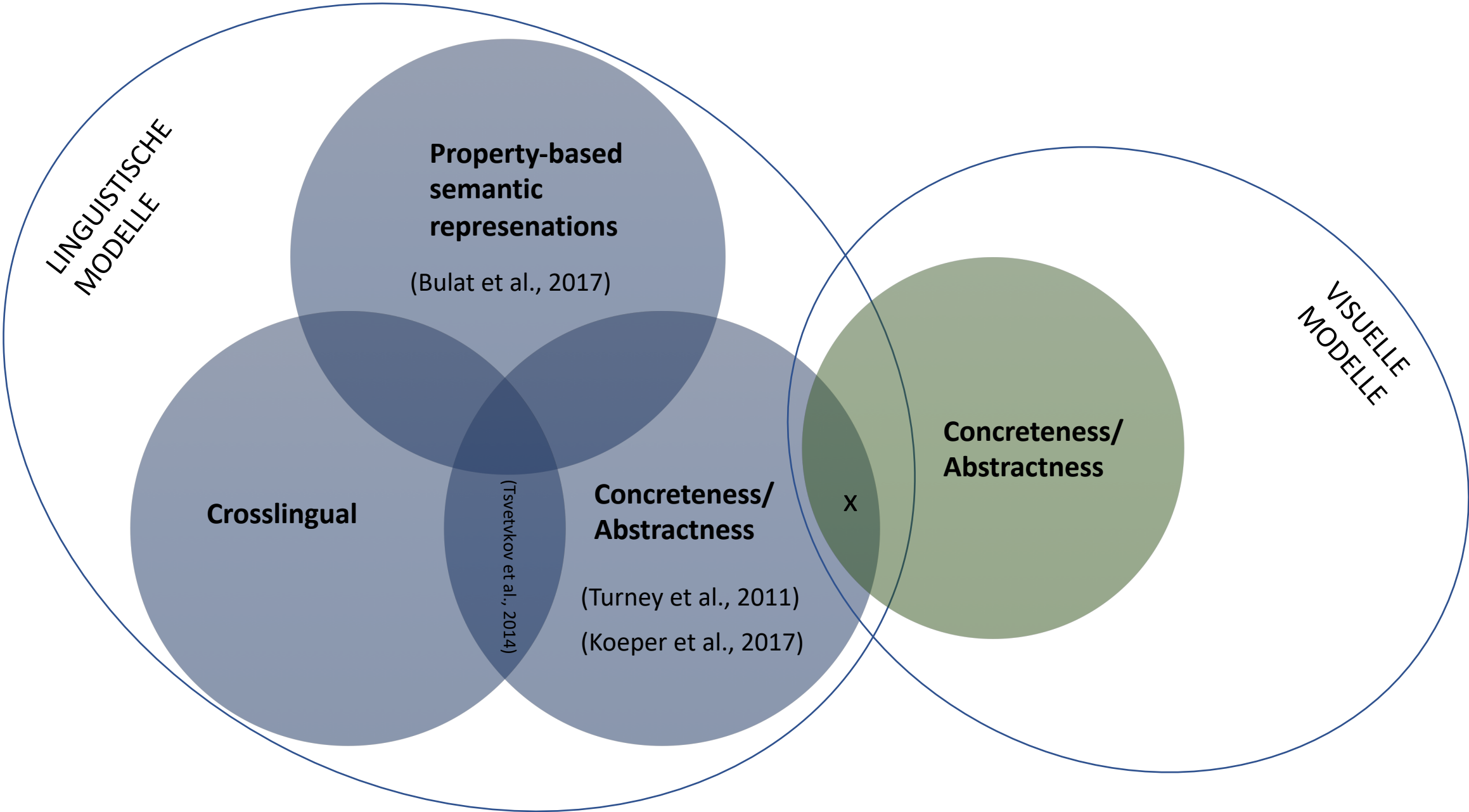
Papers with thematic focus on **Metaphererkennung**



Papers mit thematischem Schwerpunkt der **Metaphererkennung**



Papers with thematic focus on **Metaphererkennung**



Motivation

Motivation

- Erkenntnis aus Kognitionswissenschaften (*Barsalou, 2008; Louwerse, 2011*):
Bedeutungsrepräsentation des menschlichen Gehirns basiert nicht nur auf linguistischer Exposition, sondern auch auf dem Wahrnehmungssystem und der Sensomotorik

Motivation

- Erkenntnis aus Kognitionswissenschaften (*Barsalou, 2008; Louwerse, 2011*):
Bedeutungsrepräsentation des menschlichen Gehirns basiert nicht nur auf linguistischer Exposition, sondern auch auf dem Wahrnehmungssystem und der Sensomotorik
- Versuch, Bedeutungsrepräsentation des Gehirns computergestützt zu modellieren

Motivation

- Erkenntnis aus Kognitionswissenschaften (*Barsalou, 2008; Louwerse, 2011*):
 - Bedeutungsrepräsentation des menschlichen Gehirns basiert nicht nur auf linguistischer Exposition, sondern auch auf dem Wahrnehmungssystem und der Sensomotorik
- Versuch, Bedeutungsrepräsentation des Gehirns computergestützt zu modellieren
- Erstellung eines multi-modalen Modells

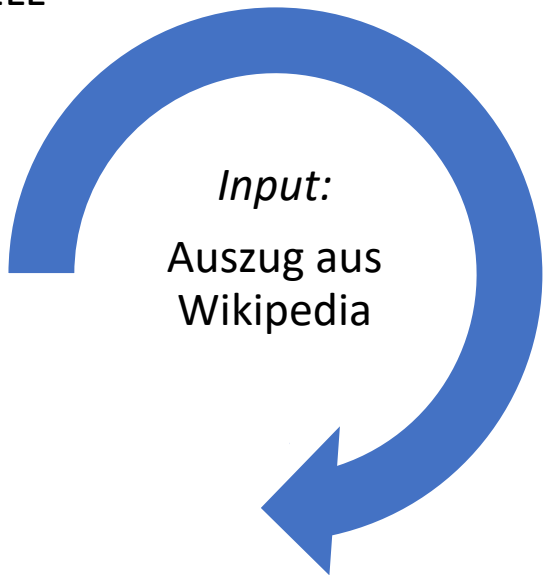
Das Modell *im Überblick*

LINGUISTISCHES MODELL

VISUELLES MODELL

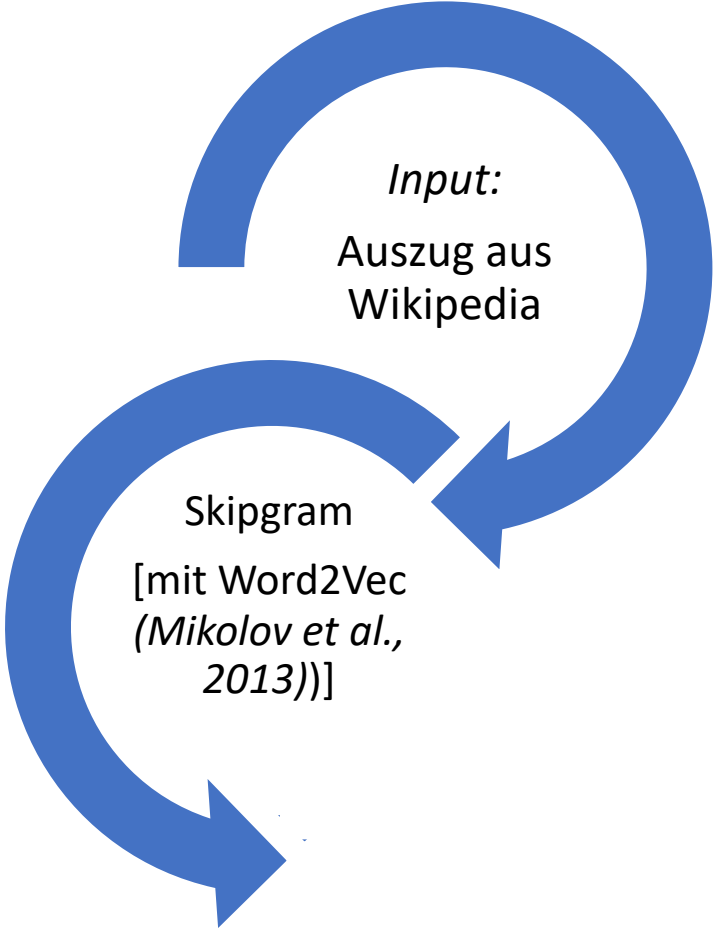
LINGUISTISCHES MODELL

VISUELLES MODELL



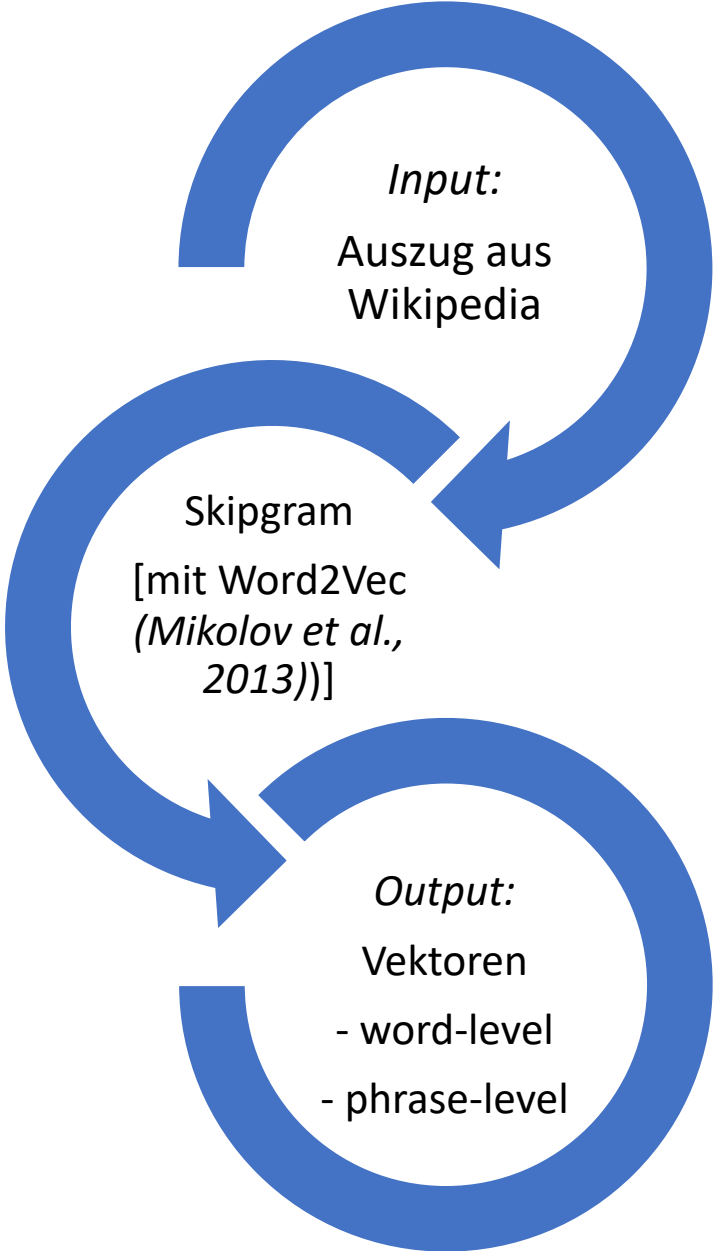
LINGUISTISCHES MODELL

VISUELLES MODELL

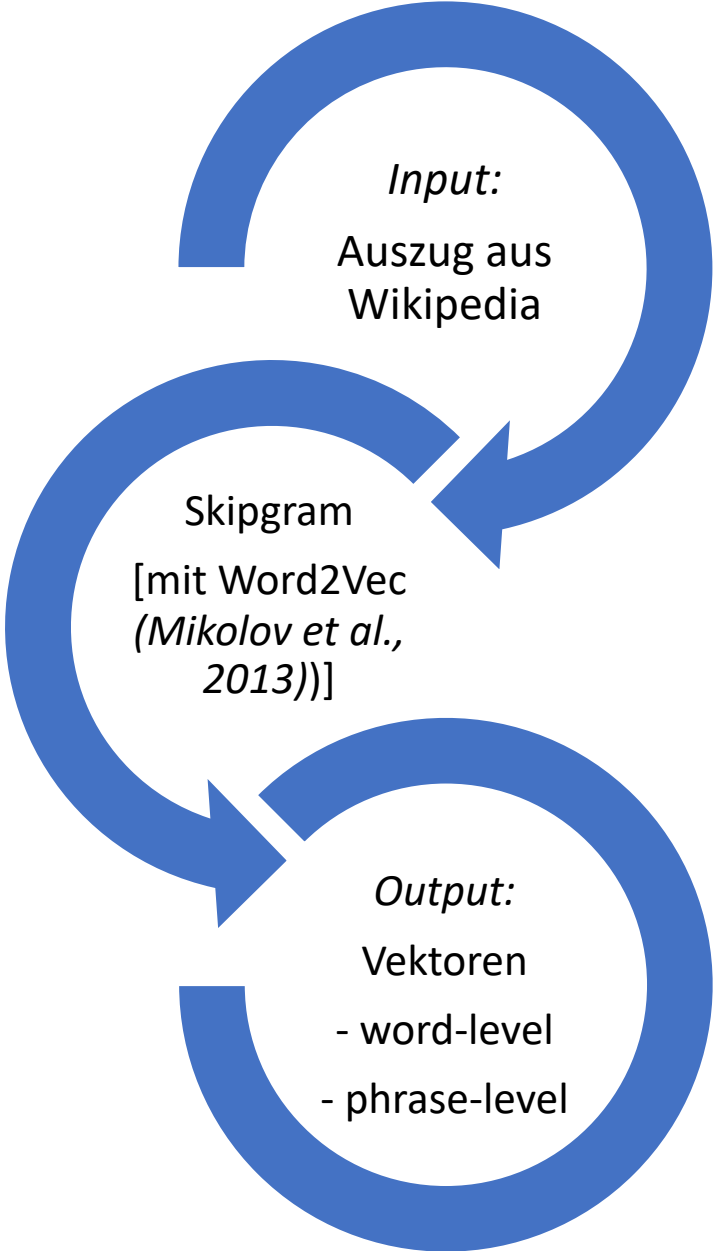


Input:
Auszug aus
Wikipedia

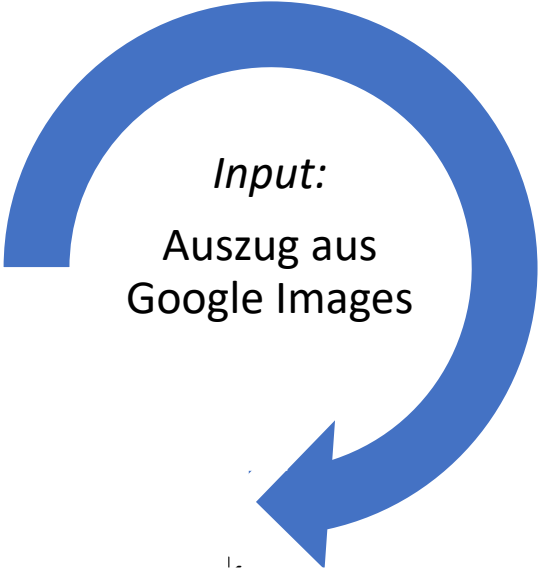
Skipgram
[mit Word2Vec
(Mikolov et al.,
2013))]



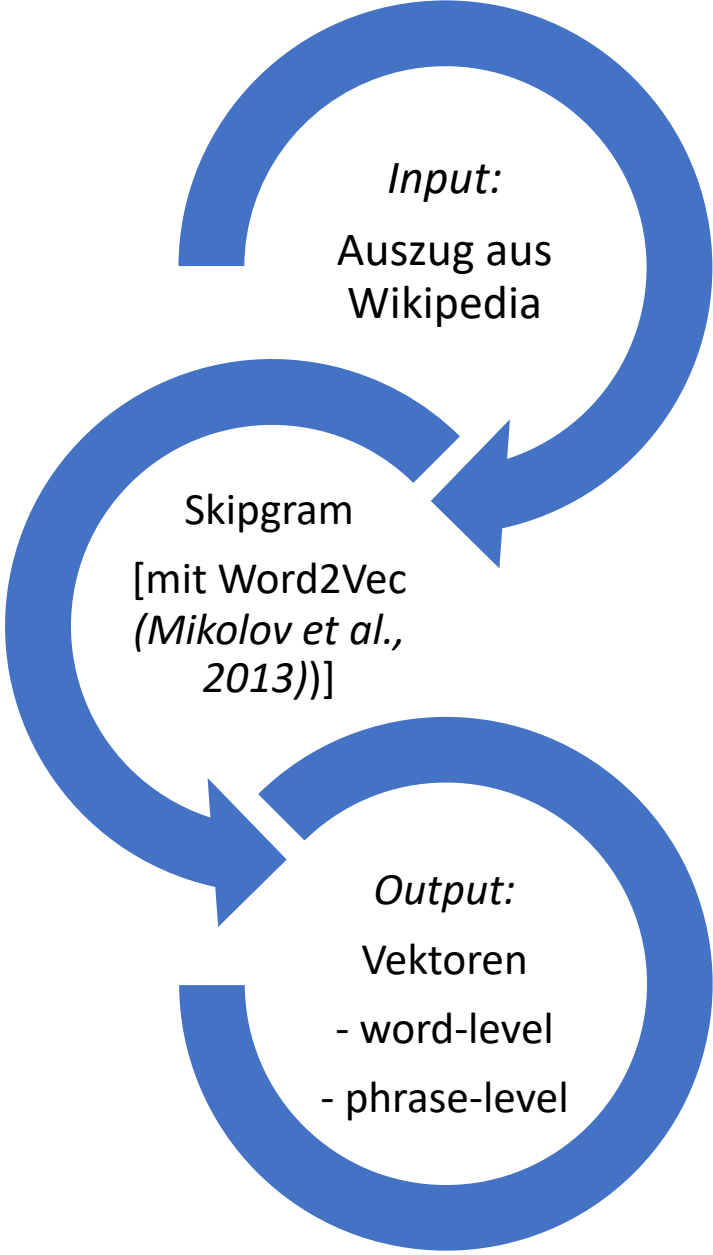
LINGUISTISCHES MODELL



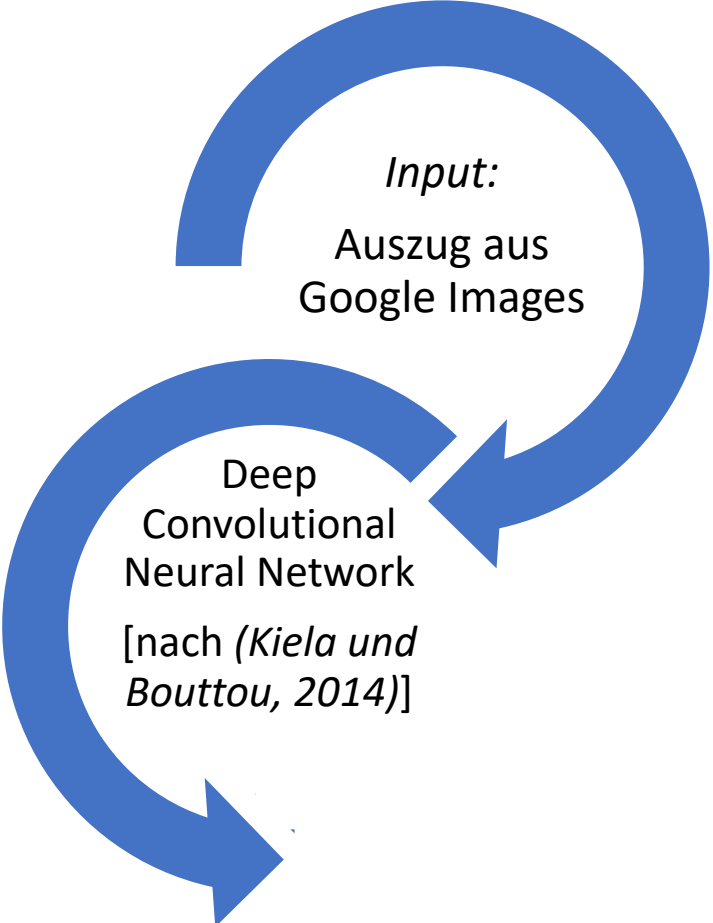
VISUELLES MODELL



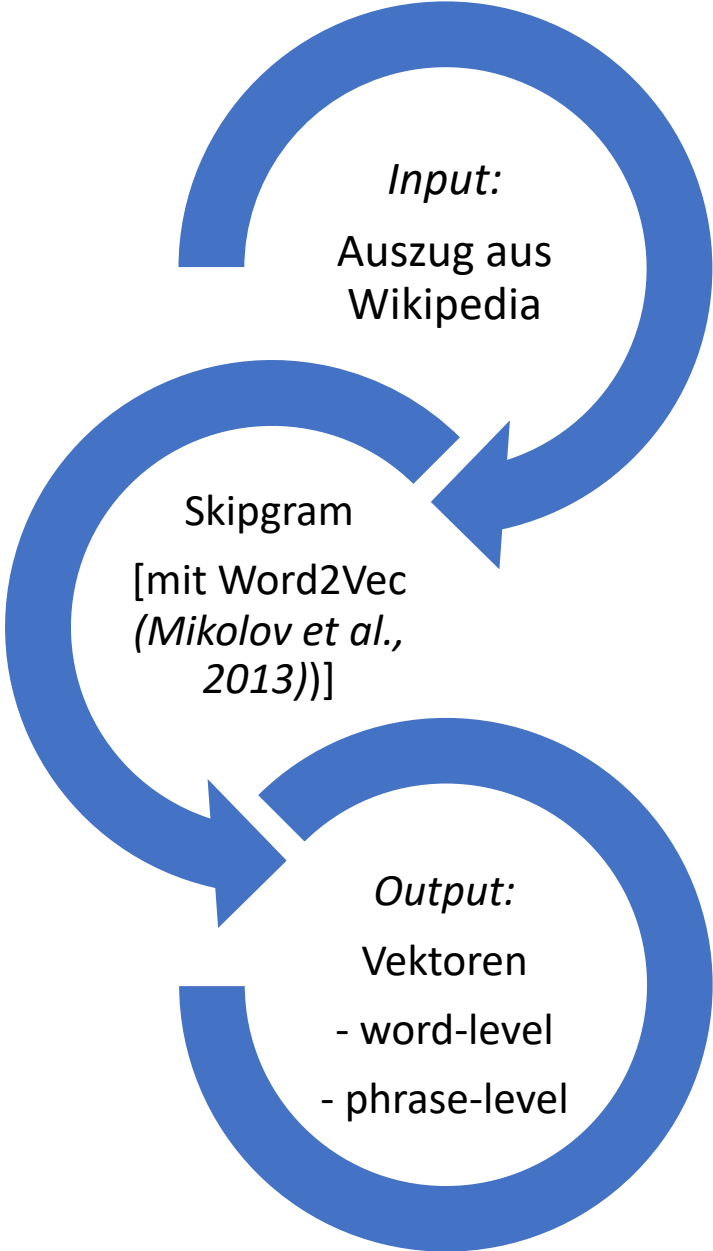
LINGUISTISCHES MODELL



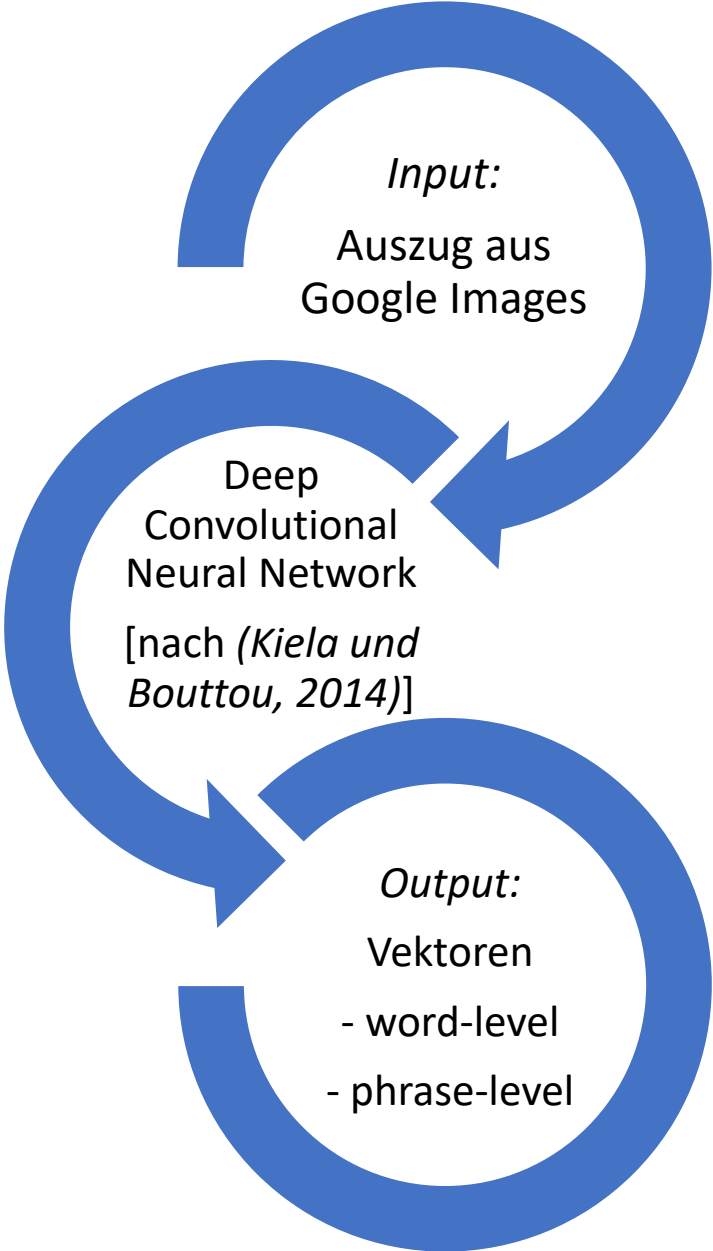
VISUELLES MODELL



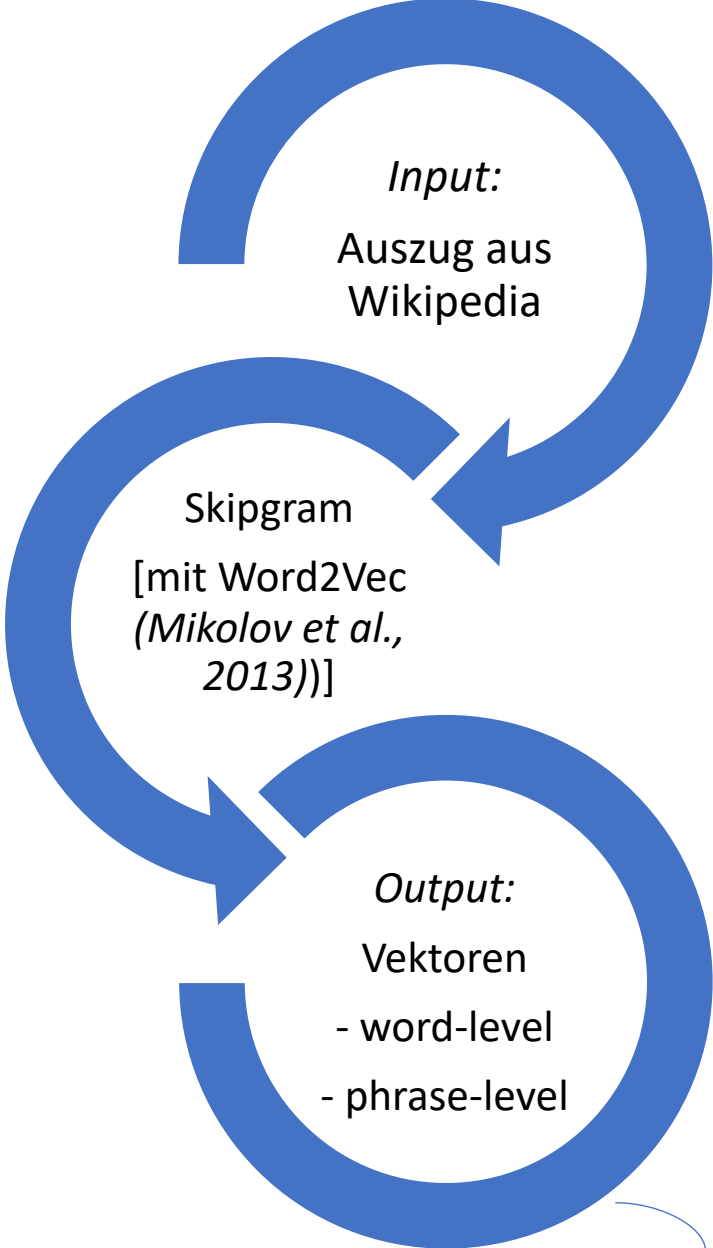
LINGUISTISCHES MODELL



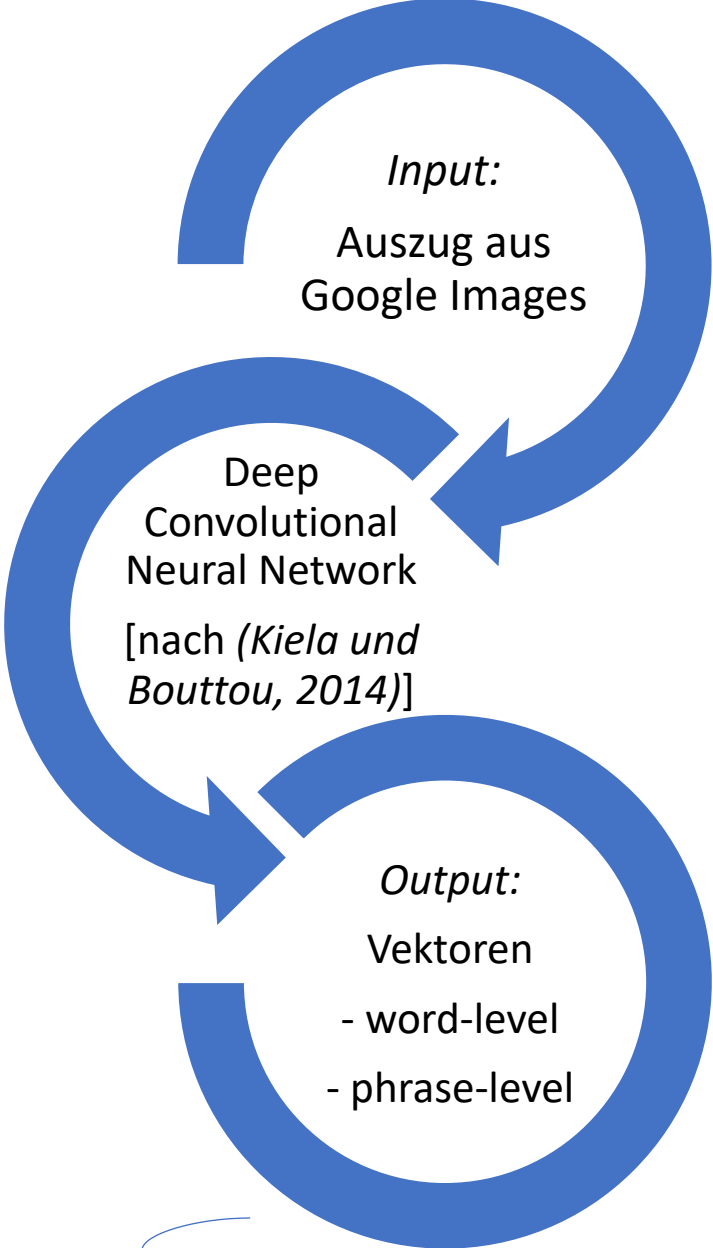
VISUELLES MODELL



LINGUISTISCHES MODELL



VISUELLES MODELL



Multi-modales
Modell

Die Metaphererkennung

Die Metaphererkennung

- Anwendung arithmetischer Operationen auf Vektoren

Die Metaphererkennung

- Anwendung arithmetischer Operationen auf Vektoren
- Berechnung von Ähnlichkeiten zwischen Wörtern und Phrasen

Die Metaphererkennung

- Anwendung arithmetischer Operationen auf Vektoren
- Berechnung von Ähnlichkeiten zwischen Wörtern und Phrasen
- Idee: Ähnlichkeit bei wörtlichen Ausdrücke höher, bei Metaphern niedriger

Die Metaphererkennung

- Anwendung arithmetischer Operationen auf Vektoren
- Berechnung von Ähnlichkeiten zwischen Wörtern und Phrasen
- Idee: Ähnlichkeit bei wörtlichen Ausdrücke höher, bei Metaphern niedriger
 - bei wörtlichen Ausdrücken: beide Wörter in gleicher Domäne

Die Metaphererkennung

- Anwendung arithmetischer Operationen auf Vektoren
- Berechnung von Ähnlichkeiten zwischen Wörtern und Phrasen
- Idee: Ähnlichkeit bei wörtlichen Ausdrücke höher, bei Metaphern niedriger
 - bei wörtlichen Ausdrücken: beide Wörter in gleicher Domäne
 - bei Metaphern: Wörter in unterschiedlicher Domäne

Metaphererkennung: Wortebene

Metapherererkennung: Wortebene

- WORDCOS: $\text{sim}(word_1, word_2)$

Metaphererkennung: Wortebene

- WORDCOS: $\text{sim}(\text{word}_1, \text{word}_2)$

→ Kosinusähnlichkeit:

$$\cos(x,y) = \frac{x \cdot y}{\|x\| \|y\|}$$

Metapherererkennung: Phrasenebene

- PHRASCOS1: $\cos(\text{phrase} - \text{word}_1, \text{word}_2)$

Metaphererkennung: Phrasenebene

- PHRASCOS1: $\cos(\text{phrase} - \text{word}_1, \text{word}_2)$
- PHRASCOS2: $\cos(\text{phrase} - \text{word}_2, \text{word}_1)$

Metapherererkennung: Phrasenebene

- PHRASCOS1: $\cos(\text{phrase} - \text{word}_1, \text{word}_2)$
- PHRASCOS2: $\cos(\text{phrase} - \text{word}_2, \text{word}_1)$
- PHRASCOS3: $\cos(\text{phrase}, \text{word}_1 + \text{word}_2)$

Die Datensätze

Die Datensätze

Verwendung für Evaluation:

Die Datensätze

Verwendung für Evaluation:

- * Mohammad et al. (MOH)[2016]
basiert auf WordNet, Metaphern manuell annotiert

Die Datensätze

Verwendung für Evaluation:

* Mohammad et al. (MOH)[2016]

basiert auf WordNet, Metaphern manuell annotiert

* Tsvetkov et al. (TSV)[2014]

basiert auf TenTen Web Corpus, Metaphern manuell annotiert

Die Datensätze

Wortpaare
Verb-Subjekt
Verb-Objekt
Modifizierer-Nomen

Die Datensätze

Wortpaare	Beispiel: wörtlich	Beispiel: metaphorisch
Verb-Subjekt	Breathe person	Breathe wine
Verb-Objekt		
Modifizierer-Nomen		

Die Datensätze

Wortpaare	Beispiel: wörtlich	Beispiel: metaphorisch
Verb-Subjekt	Breathe person	Breathe wine
Verb-Objekt	Boost voltage	Boost economy
Modifizierer-Nomen		

Die Datensätze

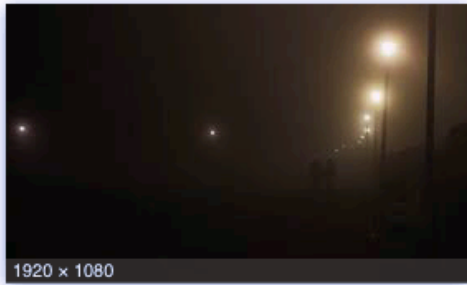
Wortpaare	Beispiel: wörtlich	Beispiel: metaphorisch
Verb-Subjekt	Breathe person	Breathe wine
Verb-Objekt	Boost voltage	Boost economy
Modifizierer-Nomen	Foggy night	Foggy brain

Die Datensätze

Google Images Search: “foggy night”

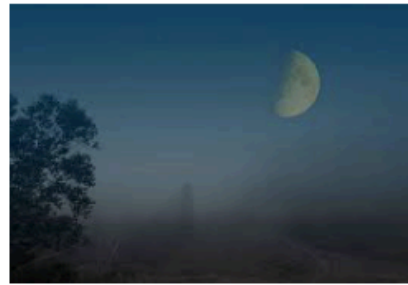
Die Datensätze

Google Images Search: "foggy night"



1920 x 1080

Couple walking in a foggy night in the ...
videoblocks.com



Kazz Morishita - Foggy Night ...
1stdibs.com



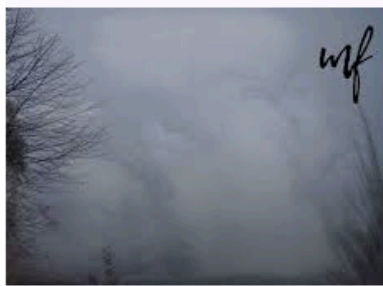
Foggy night - Fine art prints by ...
avanto.io



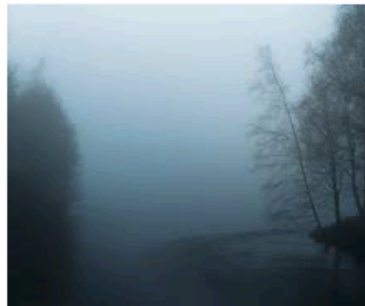
Driving on a foggy night on a main road ...
videoblocks.com



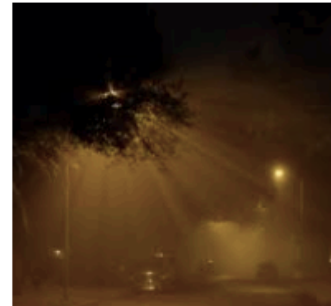
File:Foggy night at the parking lot.jpg ...
commons.wikimedia.org



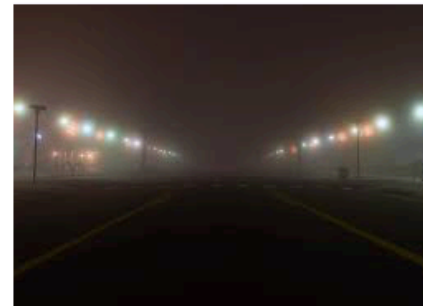
Foggy Night ASMR Ambience - YouT...
youtube.com



File:Foggy night at Pikisaari, Tornio ...
commons.wikimedia.org



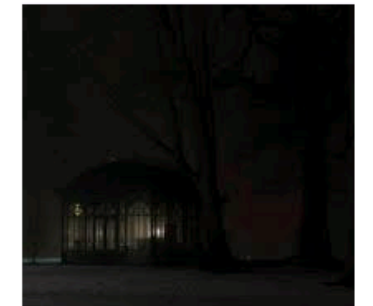
Foggy night in Texas - Album o...
imgur.com



Avenue Photograph by Jake Scanlon
fineartamerica.com



An Empty, Winding Road ...
stocksy.com



Sweden Scandinavia Europe. B...
123rf.com

Die Datensätze

Google Images Search: “foggy brain”

Die Datensätze

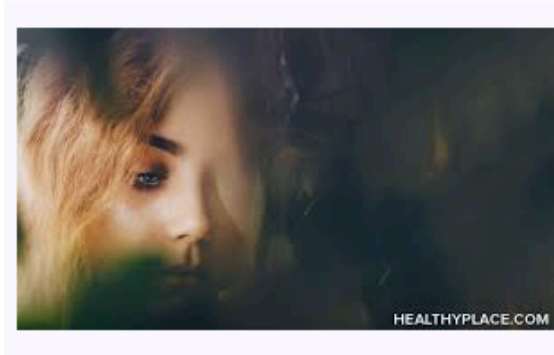
Google Images Search: "foggy brain"



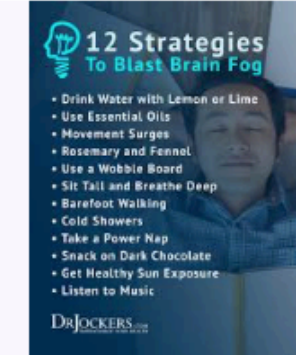
fuzzy thinking ...
health.harvard.edu



[Does your brain feel "foggy ...
lighterbrighteryou.life](https://lighterbrighteryou.life)



My Brain is Foggy: What is Brain Fog ...
healthplace.com



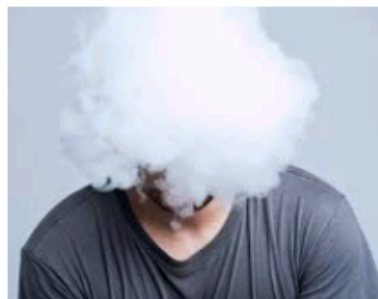
Top 12 Strategies to Blast Bra...
drjockers.com



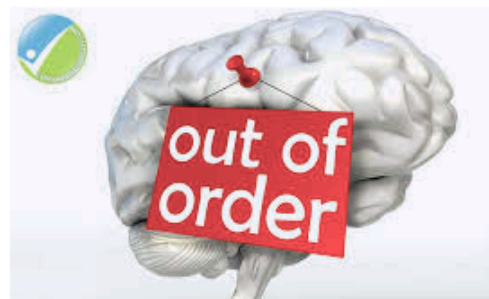
Brain Fog? Causes, Solutions And Can ...
moreintelligent.com



Brain Fog Causes: How To Beat Foggy ...
youtube.com



Foggy Brain? Try These 5 Tips | ...
care2.com



How To Deal With Brain Fog : Causes ...
consumerhealthdigest.com



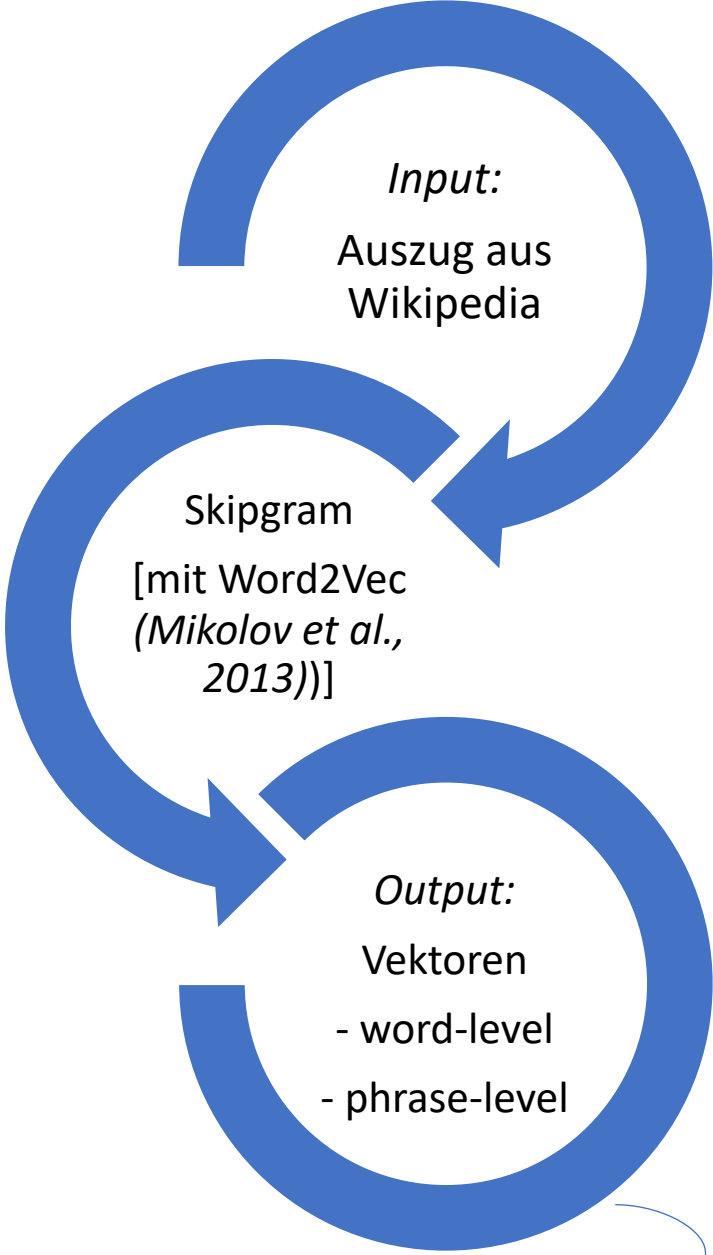
Cures for a Fuzzy or Foggy Brain ...
lucid.me



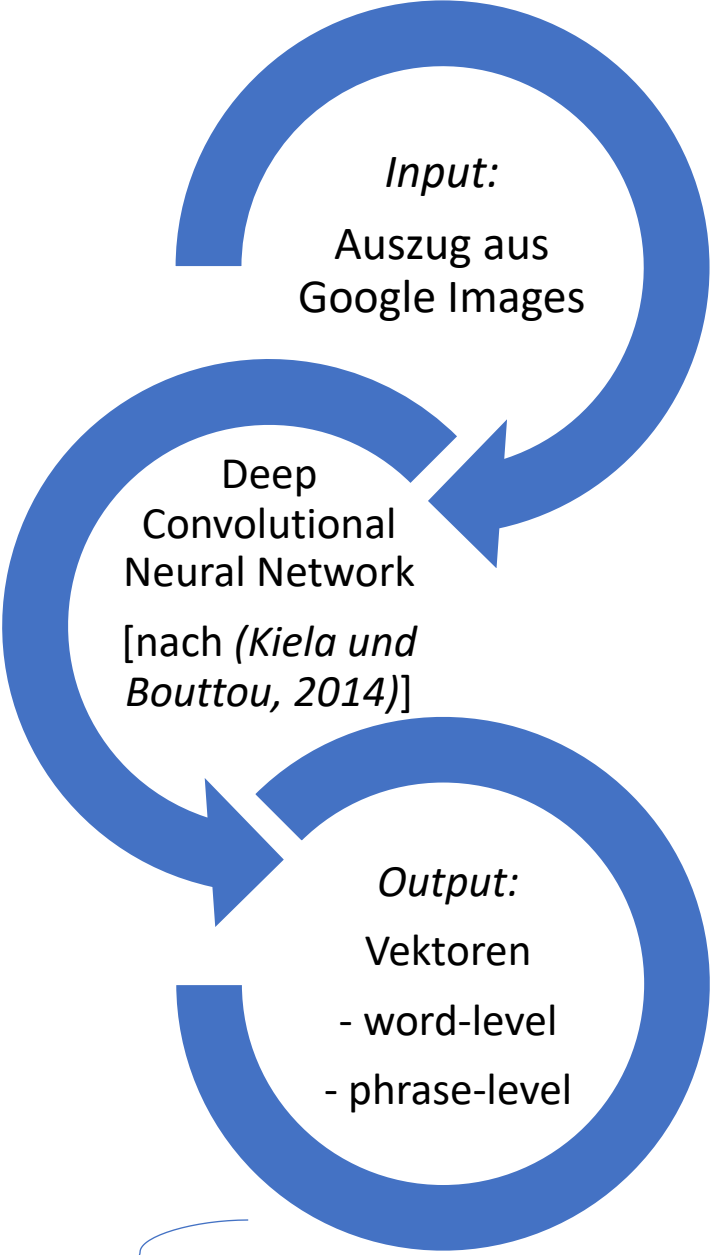
Top 12 Strategies to Blast Brain Fog...
drjockers.com

Das multi-modale Modell

LINGUISTISCHES MODELL



VISUELLES MODELL



Multi-modales
Modell

Die Fusionsstrategien

Die Fusionsstrategien



Early Fusion

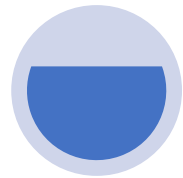
- Gemeinsames Lernen der unimodalen Modelle
- hier nicht behandelt

Die Fusionsstrategien



Early Fusion

- Gemeinsames Lernen der uni-modalen Modelle
- hier nicht behandelt



Middle Fusion

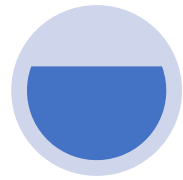
- Getrenntes Lernen der uni-modalen Modelle
- Konkatenieren der Vektoren
- Anwendung der arithmetischen Operationen auf konkatenierten Vektoren

Die Fusionsstrategien



Early Fusion

- Gemeinsames Lernen der uni-modalen Modelle
- hier nicht behandelt



Middle Fusion

- Getrenntes Lernen der uni-modalen Modelle
- Konkatenieren der Vektoren
- Anwendung der arithmetischen Operationen auf konkatenierten Vektoren



Late Fusion

- Getrenntes Lernen der uni-modalen Modelle
- Getrennte Anwendung der arithmetischen Operationen
- Anschließend: Errechnung der Mittelwerte

Die Fusionsstrategien

Basisoperationen

WORDCOS und WORDPHRAS1

Die Fusionsstrategien

Basisoperationen

WORDCOS und WORDPHRAS1

Kombinationen



Middle Fusion

WORDMID

PHRASMID

Die Fusionsstrategien

Basisoperationen

WORDCOS und WORDPHRAS1

Kombinationen



Middle Fusion

WORDMID

PHRASMID



Late Fusion

WORDLATE

PHRASLATE

MIXLATE

Resultate

Features	Method	P	R	$F1$
Linguistic	WORDCOS	0.67	0.76	0.71
	PHRASCOS1	0.38	0.94	0.54
Visual	WORDCOS	0.49	0.97	0.65
	PHRASCOS1	0.56	0.79	0.66
Multimodal	WORDMID	0.56	0.86	0.68
	PHRASMID	0.44	0.93	0.59
	WORDLATE	0.49	0.96	0.65
	PHRASLATE	0.41	0.92	0.57
	MIXLATE	0.65	0.87	0.75

Table 1: System performance on Mohammad et al. dataset (MOH) in terms of precision (P), recall (R) and F-score ($F1$)

Features	Method	P	R	$F1$
Linguistic	WORDCOS	0.73	0.80	0.76
	PHRASCOS1	0.43	0.96	0.57
Visual	WORDCOS	0.50	0.95	0.66
	PHRASCOS1	0.60	0.91	0.73
Multimodal	WORDMID	0.59	0.85	0.70
	PHRASMID	0.54	0.93	0.68
	WORDLATE	0.69	0.72	0.70
	PHRASLATE	0.50	1.00	0.67
	MIXLATE	0.67	0.96	0.79

Table 2: System performance on Tsvetkov et al. test set (TSV-TEST) in terms of precision (P), recall (R) and F-score ($F1$)

Fazit

- erste Methode zur Metaphererkennung mit visuellen Features
- ressourcen-unabhängig (da Wissen automatisiert extrahiert wurde)
- erzielt bessere Performance als rein linguistische Modelle

Fazit

- erste Methode zur Metaphererkennung mit visuellen Features
- ressourcen-unabhängig (da Wissen automatisiert extrahiert wurde)
- erzielt bessere Performance als rein linguistische Modelle

Mögliche weitere Forschungsfragen:

- Erweiterung des Modells mit Videomaterial, um Verben besser zu erfassen

Fazit

- erste Methode zur Metaphererkennung mit visuellen Features
- ressourcen-unabhängig (da Wissen automatisiert extrahiert wurde)
- erzielt bessere Performance als rein linguistische Modelle

Mögliche weitere Forschungsfragen:

- Erweiterung des Modells mit Videomaterial, um Verben besser zu erfassen

Kritik:

- Angabe der Google Images wäre interessant, damit Nachvollziehbarkeit gewährleistet ist

Danke für Eure Aufmerksamkeit!
Gibt es Fragen?

Referenzen

- Bulat, Luana, Stephen Clark & Ekaterina Shutova (2017). Modelling metaphor with attribute-based semantics. In Proceedings of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics: Volume 2, Short Papers, pp. 523–528.
- Bruni, Elia, Nam-Khanh Tran, and Marco Baroni. "Multimodal distributional semantics." *Journal of Artificial Intelligence Research* 49 (2014): 1-47.
- Köper, Maximilian, and Sabine Schulte im Walde. "Improving verb metaphor detection by propagating abstractness to words, phrases and individual senses." Proceedings of the 1st Workshop on Sense, Concept and Entity Representations and their Applications. 2017.
- Shutova, Ekaterina, Douwe Kiela, and Jean Maillard. "Black holes and white rabbits: Metaphor identification with visual features." *Proceedings of the 2016 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*. 2016.
- Tsvetkov, Yulia, et al. "Metaphor detection with cross-lingual model transfer." Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers). Vol. 1. 2014.
- Turney, Peter D., et al. "Literal and metaphorical sense identification through concrete and abstract context." Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2011.