Argument Component Identification im Stile von Stab und Gurevych

Hugo Meinhof, 815220 March 1, 2024

Abstract

some abstract stuff goes here Stab und Gurevych

trainingsdaten

402 von Stab und Gurevych annotierte Schüleressays bilden die Grundlage für die Trainingsdaten dieses Projekts. Für jeden Essay enthält der Datensatz die Information, wo sich die Kernbehauptung des Textes - der MajorClaim, sonstige Behauptungen zum Stützen der zentralen Aussage (/Grundaussage)- die Claims - und die Prämissen befinden, die mittels Statistiken und anderen Belegen die These untermauern. Die verwendeten Texte stammen von essayforum.com und wurden zufällig ausgewählt. über die Autoren ist nichts weiter bekannt, allerdings ist es denkbar, dass Englisch nicht ihre Muttersprache ist und sie diese im schulischen Rahmen lernen. Stab und Gurevych versahen die Essays anschließend mit Tokens und speicherten, wo sich Spannen befinden.

Datenherkunft: Schüleressays/ learner Essays von nichtmuttersprachlern (englisch) Mehrere Essays zu selben Themen; von Stab und gurevych annotiert Von essayforum.com; randomly selected

quelle: https://aclanthology.org/J17-3005.pdf

Claim: semantische klasse, die eine behauptung aufstellt; stützt majorclaim MajorClaim: kernbehauptung(en) des textes prämissen: unterstützung/ untermauerung der Claims (zb statistiken)

über baselines schreiben!

"For finding the best-performing models, we conduct model selection on our training data using 5-fold cross-validation"

die essays wurden tokenisiert und gespeichert wo sich spannen befinden, welche rolle sie haben, und welche tokens dazugehören. diese daten werden von renes script erstellt was war das. damit modeelle damit lernen können, muss ein dataset erstellt werden, welches die daten aufbereitet und dem modell verständlich sortiert. dies ist die größte aufgabe beim training. da alle traininerten modelle auf dem selben datensatz basieren, gibt es für alle zusammen ein gemeinsames dataset. viele extraktions, aufbereitungs, und matching schritte bleiben für alle modelle gleich. unterschiede gibt es im grunde nur im letzten aufbereitungsschritt. das wird von den verschiedenen configs des datasets gehandhabt. es gibt für jedes modell eine eigene config, die den selben namen trägt, wie das modell. da sich die modelle nur darin unterscheiden wie die trainingsdaten aufbereitet sind, bedeutet das auch, dass ein trainingsscript für alle modelle verwendet werden kann, in dem nur die config angepasst werden muss. ich habe zudem darauf

geachtet, dass die configs die selben namen tragen wie die modelle, damit alles reibungslos abläuft bessere erklärung des trainings scripts. das war jedoch nicht schon immer so. angefangen habe ich mit je einem trainings script pro modell. das ist zwar auf der einen seite nicht so anpassbar wie ein sript für alle, welches über command line arguments angepasst werden kann, hat jedoch auf der anderen seite den klaren vorteil, dass so ein einzelnes modell erstmal trainiert und ausgetestet werden kann, ohne dabei andere im hinterkopf behalten zu müssen.

1 evaluation

		spans	
		4	0.898
		5	0.905
		6	0.908
		7	0.910
		8	0.911
		9	0.912
		10	0.912
		simple	
		4	0.769
		5	0.782
Model Epochs	Makro-f1	6	0.790
full_labels	IVIGKIO II	7	0.796
ruii_iabeis 4	0.570	8	0.800
4 5	0.579	9	0.801
	0.631 0.716	10	0.801
6	0.710		
7		sep_tok_full_labels	
7	0.740	sep_tok_full_labels 4	0.749
8	0.740 0.752		0.749 0.801
8 9	0.740 0.752 0.757	4 5 6	l
8	0.740 0.752	4 5 6 7	0.801
8 9	0.740 0.752 0.757	4 5 6	0.801 0.816
8 9	0.740 0.752 0.757	4 5 6 7 8 9	0.801 0.816 0.824 0.832 0.837
8 9	0.740 0.752 0.757	4 5 6 7 8	0.801 0.816 0.824 0.832
8 9	0.740 0.752 0.757	4 5 6 7 8 9	0.801 0.816 0.824 0.832 0.837 0.838
8 9	0.740 0.752 0.757	4 5 6 7 8 9 10 sep_tok 4	0.801 0.816 0.824 0.832 0.837 0.838
8 9	0.740 0.752 0.757	4 5 6 7 8 9 10 sep_tok 4 5	0.801 0.816 0.824 0.832 0.837 0.838 0.843
8 9	0.740 0.752 0.757	4 5 6 7 8 9 10 sep_tok 4	0.801 0.816 0.824 0.832 0.837 0.838 0.843 0.849 0.858
8 9	0.740 0.752 0.757	4 5 6 7 8 9 10 sep_tok 4 5 6 7	0.801 0.816 0.824 0.832 0.837 0.838 0.843 0.849 0.858 0.864
8 9	0.740 0.752 0.757	4 5 6 7 8 9 10 sep_tok 4 5 6 7	0.801 0.816 0.824 0.832 0.837 0.838 0.843 0.849 0.858 0.864
8 9	0.740 0.752 0.757	4 5 6 7 8 9 10 sep_tok 4 5 6 7	0.801 0.816 0.824 0.832 0.837 0.838 0.843 0.849 0.858 0.864

Table 1: 5-fold cross-validation of the macro-f1

2 training

3 Stab und Gurevych zusammenfassung

Argument Component Identification	Makro-f1
Stab und Gurevytch	
Human upper bound	0.886
Baseline majority	0.259
Baseline heuristic	0.642
CRF all features	0.867
Meinhof	
spans	0.912

Table 2: Argument Component Identification (5-fold cross-validation)

Argument Component Classification	Makro-f1
Stab und Gurevych	
Baseline majority	0.257
Baseline heuristic	0.724
SVM only structural	0.746
SVM all without prob and emb	0.771
SVM without genre-dependent	0.742
SVM all features	0.773
SVM and CRF (all features)	no-eval
Meinhof	
full_labels	0.759
simple	0.801
sep_tok_full_labels	0.838
sep_tok	0.867
$full_pipe$	TO-DO

Table 3: Argument Component Classification (5-fold cross-validation)