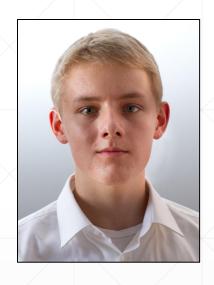




# GitHub Klassifizierung

Andreas Grafberger, Martin Keßler, Michael Leimstädtner, Stefan Grafberger

## Team Universität Augsburg



Andreas Grafberger



Martin Keßler



Michael Leimstädtner



Stefan Grafberger

## Gliederung

- Herausforderungen und unser Lösungsansatz
- Demonstration der Anwendung
- Features und Vorhersagemodelle
- Fragen





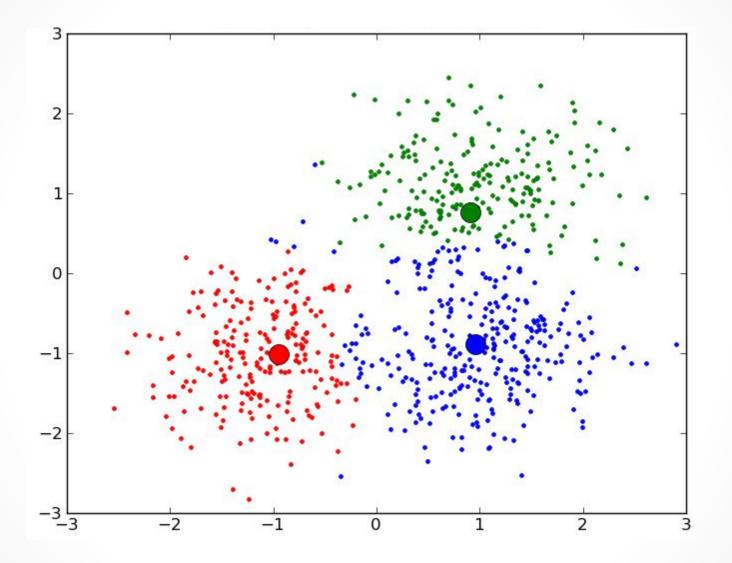
## Besonderheiten und Herausforderungen

#### **Probleme**

- Unklare Klassenbeschreibungen
- Ungleichgewicht der Klassenverteilung
- Hochdimensionaler unbekannter Feature-Raum





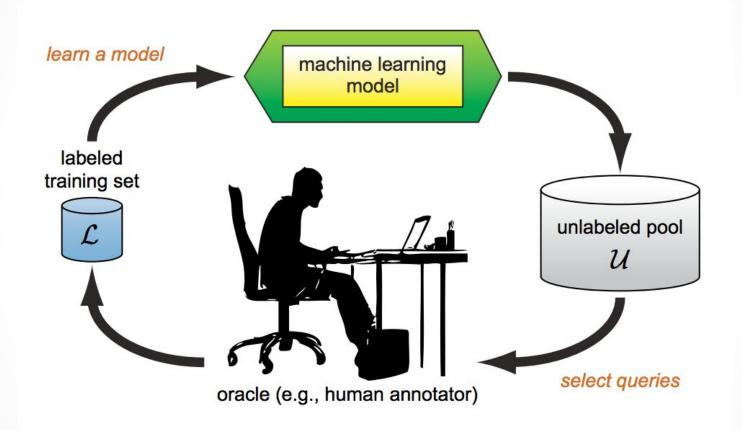


### Generierung der Trainingsdaten -Probleme

- Welche Repositories interessant?
- Keine scharfen Grenzen zwischen den Klassen
- Majority class
- Großer Feature-Vektor





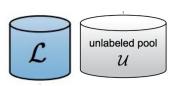


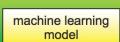
# Generierung der Trainingsdaten - Active Learning

- Stream- und Pool based
- Unsicherheit auf Basis der Klassen-Wahrscheinlichkeiten
- ⇒ geringe Redundanz, 2.000 Samples

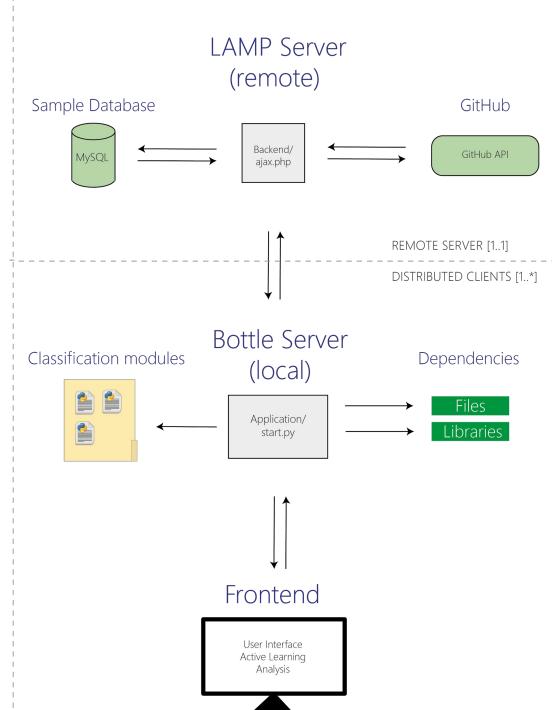












### Softwaredesign

• lokal: Python - Server

• remote: LAMP - Server

- DB: MySQL

• GUI: HTML, CSS, Vue.JS





#### Classification Overview •

Note: Altough we list more than one classification module, only the top listed preordered module should be considered as our submission.

0	Stream Based AL	
0	Pool Based AL	
•	Test all Classifiers	
0	Handle user input	

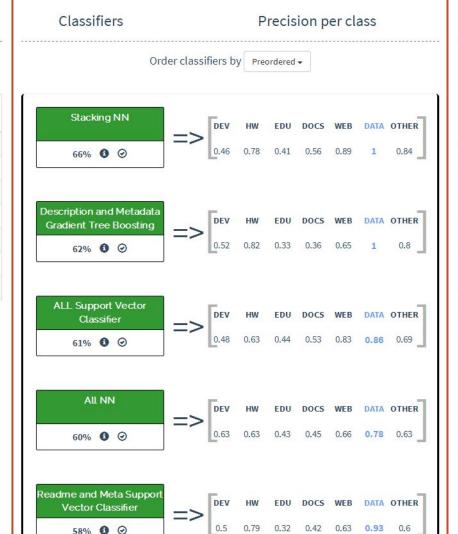
rain all classifers	Save all classifers					
✓ Use extended test set						
Test cla	ssifiers					
Stati	stics					
	Use extended test s Test cla					

The **testing option** runs each classifier against a predefined set of test samples, thus updating the confusion matrix and precision per class.

#### Input

Test sample distribution

Class	#Test samples				
DATA	32				
DEV	89				
DOCS	48				
EDU	35				
HW	53				
OTHER	26				
WEB	29				



#### Output

Top-most listed classifier performance

Final classifications are being made by **Stacking NN**. Its measures are listed below

Measure	Result			
Precision M	70.4%			
Recall M	52.4%			
Fscore M	65.8%			
Average Accuracy	80.8%			
Error Rate	59.5%			
Precision $\boldsymbol{\mu}$	56.1%			
Recall $\mu$	56.1%			
Fscore $\mu$	56.1%			

#### Best precision of each classifiers

Class	#Best scores	
DATA	7	
WEB	1	
DEV	1	

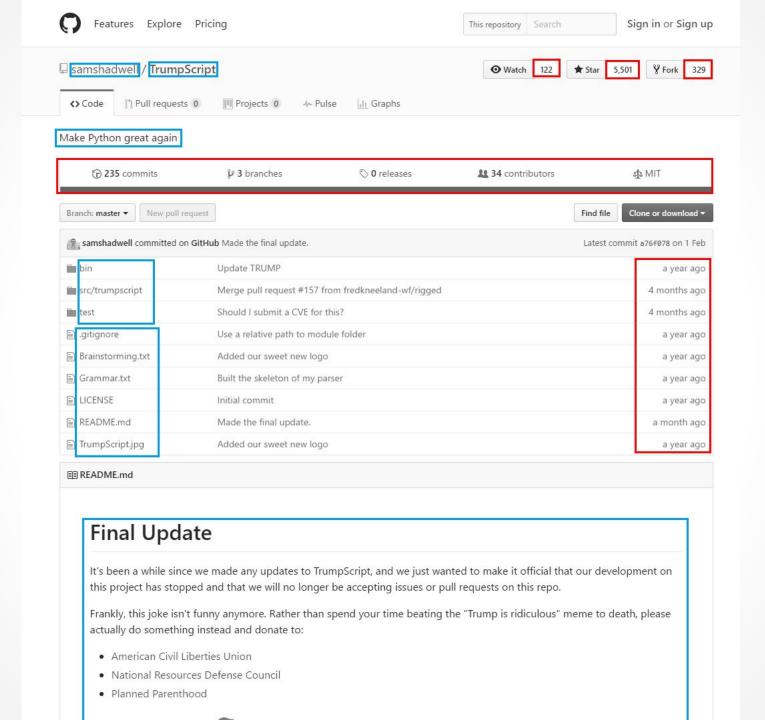


#### **Live Demo**

- Struktur
- Use Cases







#### **Features**

- Welche gibt es?
- Welche brauchen wir Menschen?
- Welche eignen sich?
- Codierung / Pre-Processing





## **Text Features - Codierung**

- 1. Bag-of-words model
  - a. Term frequency (**Tf**) + inverse document frequency (**Tf-idf**)
  - b. Stemming
- 2. N-grams
- 3. Character-sequence (RNN, LSTM, ...)
- 4. Word2Vec





## Vorhersagemodelle

#### **Base Classifier**

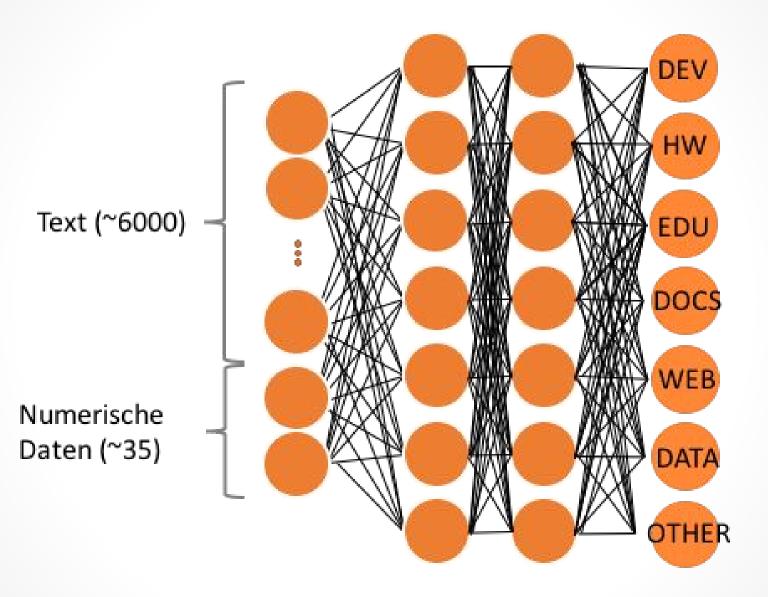
- Support Vector Machine
- Linear Classifiers
- Naive Bayes
- Decision Trees
- Neuronale Netze

#### **Ensemble Classifier**

- Boosting
- Gradient Tree Boosting
- AdaBoost
- Bagging
  - Random Forest
- Stacking



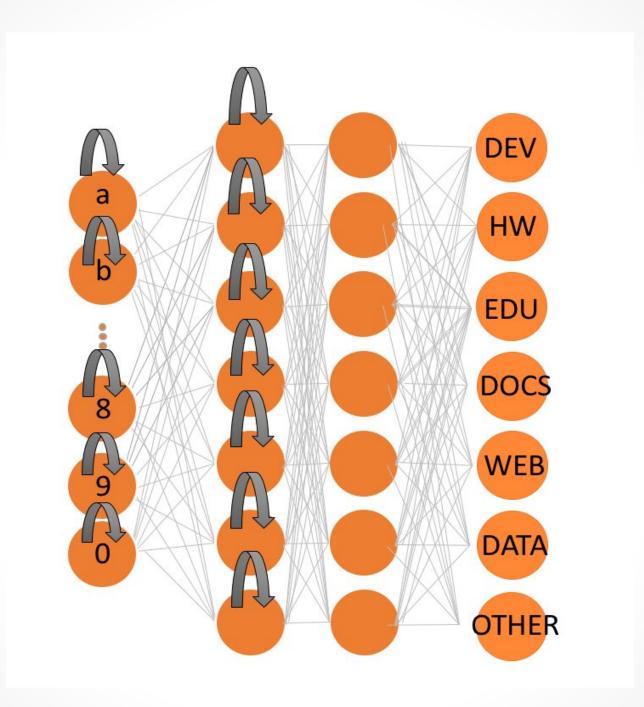




## Vorhersagemodelle - Neuronale Netze

- Feed Forward Network
- 2-3 hidden layer





### Vorhersagemodelle - Neuronale Netze

- Recurrent Neural Network
- → LSTM
- Benutzt Repository-Name



Support Vector Machine

Random Forest

Gradient Boosted Tree Linear Classifier / Neuronales Netz

. .

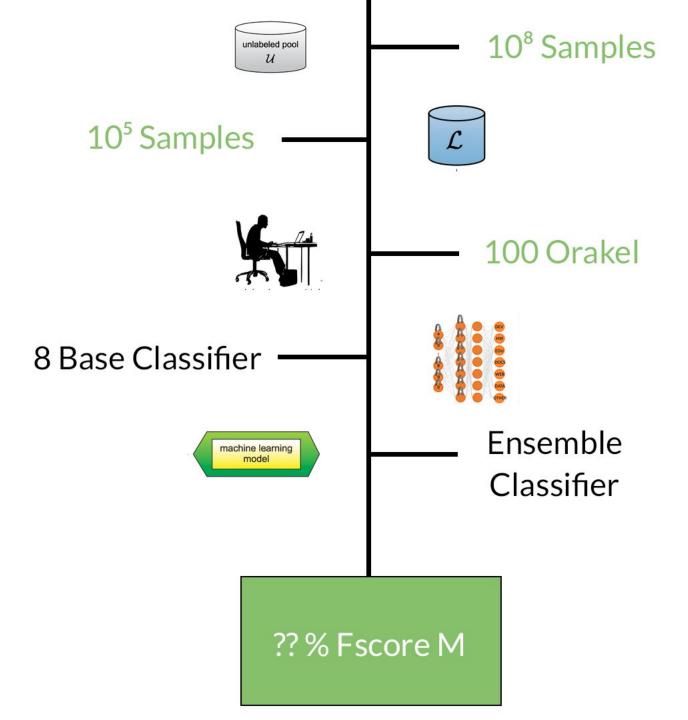
**Neuronales Netz** 

Meta-Informationen

## Vorhersagemodelle - Problemlösungen

- 60% Grenze
- → Kombination aller Vorhersagen
- Class imbalance
- → Class-Weights
- Overfitting / Vanishing Gradients





### Zusammenfassung



## Vielen Dank für Ihre Aufmerksamkeit















## Index der Zusatzfolien

- Decision Tree / Random Forest
- Unsicherheitsformeln
- Libraries und Technologien
- Liste verwendeter Features

- Evaluation
- Erster Softwareentwurf



## **Unsere Anwendung - Ziele**

- Sandbox für verschiedene Klassifikatoren
- Active Learning
- Features, Trainings- und Testdaten
- Eine GUI für verschiedene Zwecke?
- Plattformunabhängig
- Leichte Evaluation verschiedener Modelle





## **Beispiel Decision Tree / Random Forest**







#### **Features**

#### **Text**

- Repository Name
- Autor
- Short Description
- Readme
- Dateinamen
- Ordnernamen
- Dateitypen

#### Numerisch

- # Commits, Forks, Folders / Files, ...
- ø Länge der Commit-Nachricht
- ø Levenshtein Distanz der Ordner-/Dateinamen
- Verwendete Sprachen

#### Boolean (1 oder 0):

- Besitzt Wiki
- Ist ein Fork, ...





#### Measure table

Measure	Result
Precision M	67.73 %
Recall M	53.93 %
Fscore M	64.43 %
Average Accuracy	79.6 %
Error Rate	62.24 %
Precision $\mu$	58.97 %
Recall μ	58.97 %
Fscore μ	58.97 %

#### **Evaluation - Metriken**

Precision vs. Recall

• Interessanter: **Precision** 

• Noch besser: **FScore M** 

#### **Confusion matrix**

▼ Class. \ Reference ►	DEV	HW	EDU	DOCS	WEB	DATA	OTHER	Total	Precision
DEV	9	4	1	1	0	1	0	16	0.56
HW	0	2	0	0	0	0	0	2	1
EDU	1	1	2	0	0	1	0	5	0.4
DOCS	0	0	1	2	0	0	0	3	0.67
WEB	0	0	1	0	3	0	0	4	0.75
DATA	0	0	1	0	0	0	0	1	0
OTHER	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Total	10	7	6	3	3	2	0	31	0
Recall	0.9	0.29	0.33	0.67	1	0	0	0	0.58

## **Evaluation - Konfusionsmatrix**

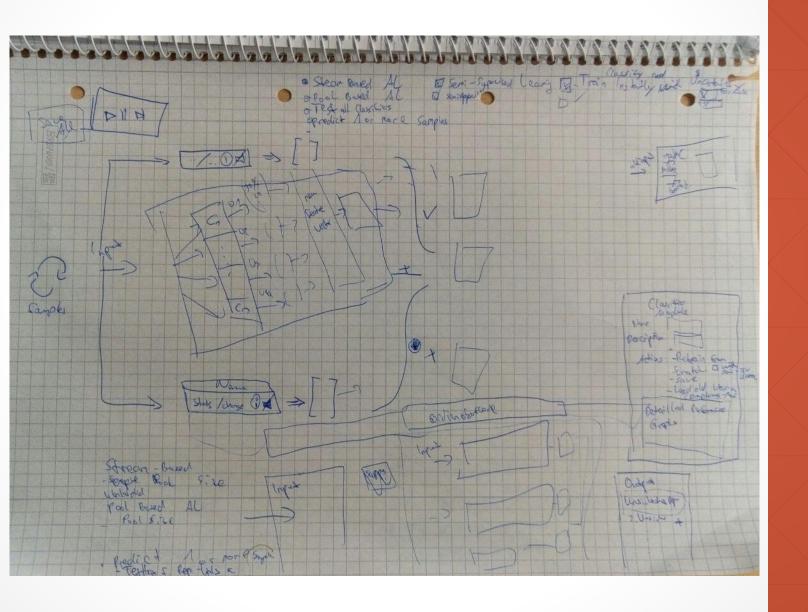
- Ermöglicht detaillierte Analyse der Klassifikatoren
- Schön ersichtlich, wo der Klassifikator noch Probleme hat

## **Evaluation - Unsere Ergebnisse in Zahlen**

- 66 % FScore M mittels Ensemble Klassifizierer
- 60 % FScore M mittels einzelner Klassifizierer
- Problematisch bleibt die Unterscheidung von:
  - HW von DEV
  - DEV und nicht DEV
- Die besten Ergebnisse liefern:
  - o DEV
  - o EDU
  - o DATA

## **Evaluation - Interpretation**

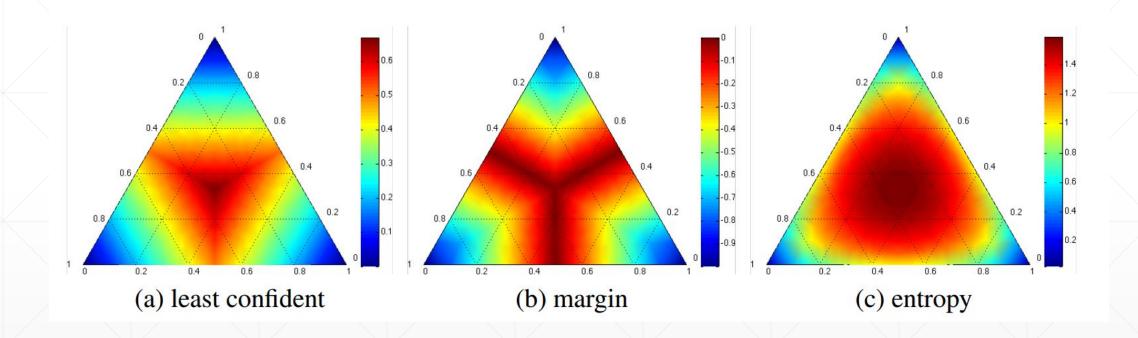
- Ergebnisse der Teams schwer zu vergleichen, da unterschiedliche Trainingsdaten und **unterschiedliche Interpretation** der Klassen
- auch unterschiedlichste Variationen und Klassifikatoren brachten keine Verbesserung => Möglichkeiten bei Klassifikatoren ausgereizt
- erwarten bessere Resultate mit h\u00f6herer Anzahl Trainingsdaten
  - + zudem weitere Konsistenzprüfung der bisherigen Trainingsdaten
  - + bessere Feature-Voranalyse
- Für 10.000 dimensionalen Inputvektor erstaunlich gute Ergebnisse, ggf. durch das Active Learning



#### Softwareentwurf

- Module als "Black Boxes"
- Enge Verknüpfung zwischen GUI und Logik - Schicht
- Model View Controller

## Unsicherheitsformeln



Quelle: Settles, Burr (2010), "Active Learning Literature Survey" Computer Sciences Technical Report 1648.

## Libraries und Technologien

- Libraries:
  - → numpy
  - → scipy
  - → cherrypy / paste
  - → bottle
  - → keras
  - → sklearn
  - $\rightarrow$  nltk
  - → gensim
  - → pattern
  - → theano
  - → demjson
  - → Vue.JS

- Technologien:
  - → PHP
  - → Python
  - → MySQL
  - → JavaScript
  - → HTML
  - → CSS

## Besonderheiten und Herausforderungen

#### **Problem**

- Unklare Klassenbeschreibungen
- Ungleichgewicht der Klassen
- Vergleich verschiedener Algorithmen
- Hochdimensionaler unbekannter Feature-Raum

#### **Unser Ansatz**

- → "Saubere" Trainingsdaten
- → Active Learning
- → Modularisierung, Ensemble Learning
- → Feature engineering, Active Learning



