

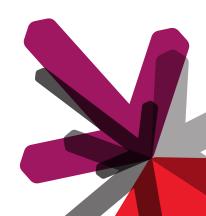
### PRIVACY RANKING

Wahlprojekt SS 2017

Letztes Update: 22. August 2017



Studienbereich Informatik Hochschule RheinMain



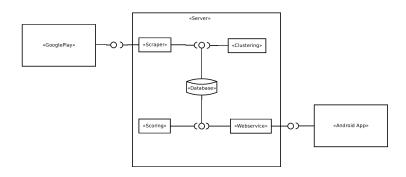
#### **GLIEDERUNG**

- 1. Live-Demo
- 2. App Beispielcode
- 3. Webservice
- 4. Datenbeschaffung und Verarbeitung
- 5. Datenbank
- 6. Kategorisierung und Bewertung der Apps

#### **EINLEITUNG**

- ► Ziel des Projekts?
- ► Architektur (App Web Datenbank)
- ► Live-Demo der App

#### **ARCHITEKTUR**







Unsere App halt

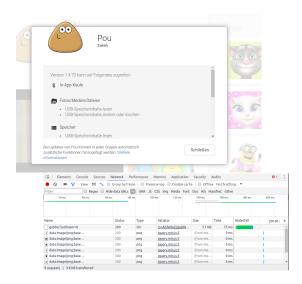


Webservice

## DATENBESCHAFFUNG UND

**VERARBEITUNG** 

#### WEBSITE GOOGLE PLAYSTORE



#### SCRAPING DER DATEN

- Zugriff auf den Webservice von Google
- ► https://play.google.com/store/xhr/getdoc?authuser=0
- ▶ POST (ids=app\_id, xhr=1)

```
[["gdar",1,[["me.pou.app","me.pou.app",1,3,
"/store/apps/details?id\u003dme.pou.app",
"/store/apps/details?id\u003dme.pou.app",
"https://play.google.com/store/apps/details
?id\u003dme.pou.app","https://market.android
.com/details?id\u003dme.pou.app","Pou",...
```

#### EXTRAHIEREN DER DATEN

- Schreiben eines Wrappers in Python
- ► Lokalisieren der nötigen Informationen

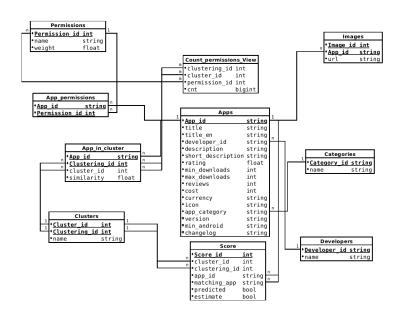
```
def extract_title(data):
    return _remove_emojis(data[0][2][0][8])

def extract_description(data):
    return _remove_emojis(data[0][2][0][9])

def extract_rating(data):
    return data[0][2][0][23]
```



#### MARIADB DATENBANK



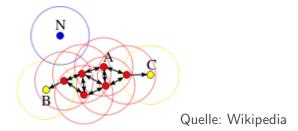
# KATEGORISIERUNG UND BEWERTUNG

**DER APPS** 

#### DATAMINING

- ► Kategorisierung mithilfe von Clustering
- ► Auswahl zwischen den einzelnen Algorithmen
  - K-Means
    - ► Anzahl Cluster muss bekannt sein
  - Affinity propagation
    - ► Terminiert nicht
  - ► Mean-Shift
    - ► Terminiert nicht
  - ► Ward hierarchical clustering
    - ► Terminiert nicht
  - ► DBSCAN
    - ▶ Rauschen

#### **DBSCAN**

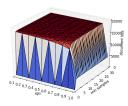


- ► Density-based spatial clustering of applications with noise
- ► Abstand (Epsilon) muss gut gewählt werden

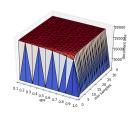
#### TF-IDF

- ► Clustering-Algorithmen funktionieren nur mit numerischen Werten
- ▶ Text frequenzy
  - ▶ Je häufiger Wort in Text enthalten ⇒ bedeutend
  - ► Wert für *min-df* muss gut gewählt werden
- ► Inversed document frequenzy
  - ▶ Je häufiger Wort in allen Dokumenten enthalten ⇒ unbedeutend
  - ► Wert für *max-df* muss gut gewählt werden
- ▶ Dadurch entsteht Documents × Features Matrix
- ► Max. Feautures werden bestimmt.

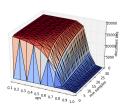
#### **GUTE METRIC FINDEN**



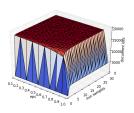
Euclidian



L2

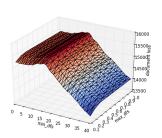


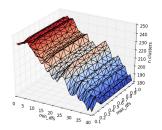
Cosine

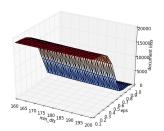


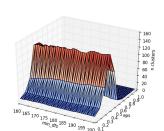
Minkowski

#### **GUTE PARAMETER FINDEN - TESTDATEN**

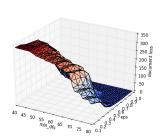


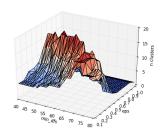


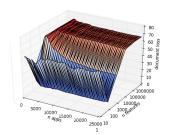


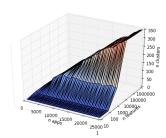


#### GUTE PARAMETER FINDEN - GOOGLE PLAY DATEN









#### **GUTE PARAMETER FINDEN**

► max-df: 0.01

▶ min-df: 0.005

► eps: 0.45

▶ min-samples: 30

▶ features: 1500

⇒ 42 Cluster

⇒ Mehr als 50% Rauschen

⇒ 1 Cluster viel zu groß

#### KOMBINATION MIT ANDEREN ALGORITHMEN

- K-Means
  - ► Anzahl Cluster aus DBSCAN → mäßiger Erfolg
  - ► Anzahl GP Kategorien → mäßiger Erfolg
- Classifier
  - ► DecisionTree → miserabler Erfolg
  - ▶ BernoulliNB → miserabler Erfolg
  - ► MLP → miserabler Erfolg
  - ► AdaBoost → miserabler Erfolg
  - ► KNeighbors → akzeptabler Erfolg
- ⇒ Kein Verlust mehr durch Rauschen
- ⇒ Zu großer Cluster wurde noch größer
- ⇒ Cluster beinhaltet mehr als 50% apps

#### HIERARCHICAL DBSCAN

Aufteilung von zu großen Cluster in kleinere.

⇒ Sprengt den Arbeitsspeicher.

Dies liegt an der mieserablen Implementierung in SKLearn. Es ist besser, wenn du's selbst implementierst.

- Viele Leute bei Stackoverflow

Eigene Variante in Kombination mit KNeighbors:

- ► Zu große Cluster werden erneut mit DBSCAN geclustert (kleineres Epsilon)
- ▶ Dabei entstandendes Rauschen wird mithilfe KNeighbors neu verteilt
- ⇒ Clusterqualität wurde schlechter, kein guter Erfolg

Die Apps werden nach dem Einfluss auf die Privatsphäre bewertet.

1. Sammeln der Berechtigungen innerhalb eines Clusters

	Permissions					
0	4	9	10	11	12	

Mit den Berechtigungen:

ID	Name			
0	In-App-Purchases			
4	Calender			
9	Pictures/Media/Files			
10	Storage			
11	Camera			
12	Microphone			

2. Berechnung der Gewichtung

Besteht aus zwei Teilen:

 Relative häufigkeit von App die diese Berechtigung nicht haben

► Bösheit der Berechtigung

(	0.1	0.6	0.1	0.1	0.9	0.9

Diese werden miteinander multipliziert.

#### Permissions

0	4	9	10	11	12
0.04	0.48	0.06	0.02	0.0	0.54

#### 3. Füllen der Matrix

#### Permissions

				i Cillin	5510115		
	ID	0	4	9	10	11	12
10	14	0.04	0.0	0.0	0.02	0.0	0.54
Apps	42	0.0	0.48	0.06	0.0	0.0	0.0
<	145	0.04	0.0	0.0	0.02	0.0	0.0
	465	0.04	0.0	0.06	0.02	0.0	0.54
	1010	0.0	0.0	0.0	0.02	0.0	0.0

#### 4. Aufsummieren der Werte

#### Permissions

	ID	0	4	9	10	11	12	$\sum$
	14	0.04	0.0	0.0	0.02	0.0	0.54	0.6
bps	42	0.0	0.48	0.06	0.0	0.0	0.0	0.54
⋖	145	0.04	0.0	0.0	0.02	0.0	0.0	0.06
	465	0.04	0.0	0.06	0.02	0.0	0.54	0.66
	1010	0.0	0.0	0.0	0.02	0.0	0.0	0.02

#### 5. Aufteilen in 3 Gruppen mithilfe K-Means

	ID	$\sum$
	14	0.6
bps	42	0.54
$\forall$	145	0.06
	465	0.66
	1010	0.02

- ► Gut Grün
  - ▶ 80 120 degree
- ► Mittel Gelb
  - ▶ 30 79 degree
- ► Schlecht Rot
  - ▶ 0 29 degree

```
# 0 - 100
value = 100 - ((app_values[i] - min_value) *
    100.0) / (max_value - min_value)
# min_range - max_range
value = (value * (color_range[1] -
    color_range[0]) / 100) + color_range[0]
```

#### PROJEKTMANAGMENT

- Aufteilung der Arbeit
  - ► Projektleiter George
  - ► Tech-Support Rodion
  - ► George, Viktor und Rodion waren für die App zuständig
  - ► Simon war für den Webservice zuständig
  - ► Robert hat das Data-Mining, GoogleScraper, Scoring und die Datenbank aufgebaut