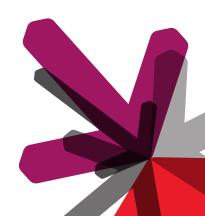


PRIVACY RANKING Wahlprojekt

Letztes Update: 8. August 2017



Studienbereich Informatik Hochschule RheinMain



GLIEDERUNG

- 1. Einführung or whatever
- 2. Unsere App
- 3. Webservice
- 4. Wie kommen wir an die Daten?
- 5. Datenbank
- 6. Kategorisierung und Bewertung der Apps

EINFÜHRUNG OR WHATEVER

Alles was wir am Anfang erzählen wollen



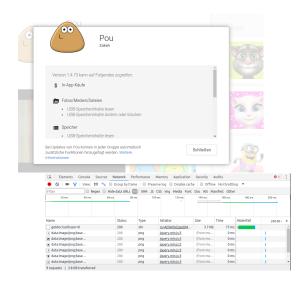
Unsere App halt



Webservice



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

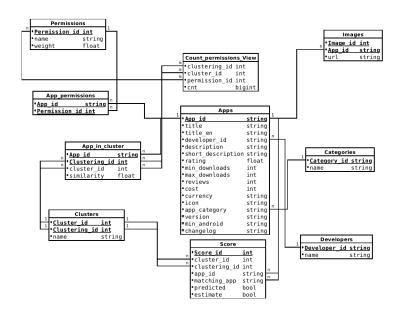
```
def extract_title(data):
    return _remove_emojis(data[0][2][0][8])

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

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



MARIADB DATENBANK



STORED PROCEDURE

```
DELIMITER $$
DROP FUNCTION IF EXISTS countAppsInCluster$$
CREATE FUNCTION countAppsInCluster( c_id INT,
   cing_id INT )
RETURNS INT DETERMINISTIC
READS SQL DATA
BEGIN
    DECLARE cnt INT;
    SELECT count(App_id) INTO cnt FROM
       App_in_cluster WHERE cluster_id = c_id
        AND Clustering_id = cing_id;
    RETURN cnt:
END$$
DELIMITER :
```

⇒ Schlechte Idee, imperformant!

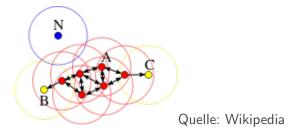
KATEGORISIERUNG UND BEWERTUNG

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

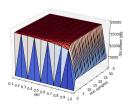


- ► Density-based spatial clustering of applications with noise
- ► Abstand (Epsilon) muss gut gewählt werden

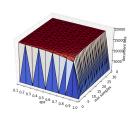
TF-IDF

- ► 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.

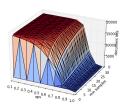
GUTE METRIC FINDEN



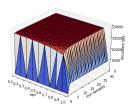
Euclidian



L2

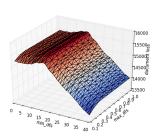


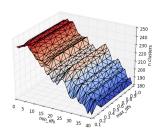
Cosine

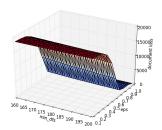


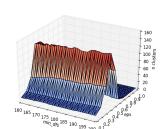
Minkowski

GUTE PARAMETER FINDEN - TESTDATEN

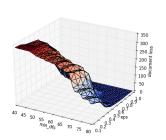


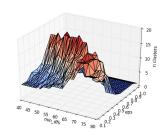


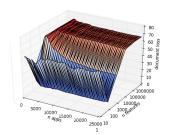


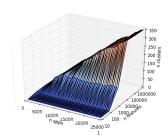


GUTE PARAMETER FINDEN - GOOGLE PLAY DATEN









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
0.1	0.0	0.1	0.1	0.5	0.5

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

12 ID 10 11 14 0.02 0.54 0.04 0.0 0.0 0.0 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 0.06 0.02 0.54 0.04 0.0 0.0 1010 0.0 0.0 0.02 0.0 0.0 0.0

4. Aufsummieren der Werte

Permissions

	1 011113510113							
	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
10	14	0.6
sdd	42	0.54
⋖	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]
```