

Projekt-Bericht und Dokumentation im Kurs MachineLearning SoSe15

Simon Arnold

Lukas Hodel

28. Juli 2015

Contents

1	Einleitung	4
1.1	EMI Music Data Science Hackathon	4
1.2	Der Datensatz	4
1.2.1	train.csv	4
1.2.2	users.csv	4
1.2.3	words.csv	5
1.2.4	UserKey.csv	5
1.2.5	test.csv	5
1.3	Ziel des Hackathons	5
2	Explorative Analyse der Daten	6
2.1	Demographische Daten und ihr Zusammenhang mit der abgegebenen Bewertung	9
2.2	Kookkurrents-Analyse der Worte	10
2.2.1	Berechnen der Signifikanz	10
2.2.2	Berechnung der Worte mit der höchsten Signifikanz mittels PageRank	12
2.2.3	Weiterführende Gedanken zu der Kookkurrentenanalyse	13
3	Predicting	14
3.1	Preprocessing	14
3.1.1	Analyse der Konsistenz in den CSV Dateien	14
3.1.2	Erstellen von Dummy-Werte/Spalten für nicht-nummerische Spalten	14
3.1.3	Weitere Werteanpassungen	14
3.1.4	Zusammenführen der Pandas Dataframes	15
3.1.5	Trennen der Features mit dem Target	15
3.1.6	Trennen der Trainingsdaten in Train -und Testdaten	15
3.2	Training	15
3.2.1	Base LinearRegression	15
3.2.2	RidgeRegressor	16
3.2.3	LassoRegressor	17
3.2.4	RandomForest	17
3.2.5	LinearRegression mit wichtigen Features	18
3.2.6	LinearRegression mit PCA	19
3.2.7	Support Vector Regression	20
3.2.8	Feature engeneering	20
3.3	Test	20

3.4	Ausblick	21
3.4.1	Weiteres Feature engineering	21
3.4.2	Collaborative Filtering	21

1 Einleitung

1.1 EMI Music Data Science Hackathon

Der EMI Music Data Science Hackathon war ein vom 21. Juli 2012 bis zum 22. Juli 2012 laufender Wettbewerb auf kaggle.com der zur EMI Music Group gehörenden EMI Insight. Grundlage des Wettbewerbs war ein Datensatz der EMI Insight Marktforschung, der insgesamt eine Million Erhebungen und Aussagen über Musikvorlieben, Hörgewohnheiten und weitere Daten, wie beispielsweise Wohnort, Alter und Arbeitssituation beinhaltet. Eine Teilmenge dieses Datensatzes wurde für den Hackathon zur Verfügung gestellt um die Frage zu beantworten, inwieweit sich anhand dieser statistischen Daten voraussagen lässt, wie positiv oder negativ eine Person ein bestimmtes neues Lied bewerten wird.

Ein weiterer Augenmerk des Hackathons lag auf der Visualisierung der vorhandenen Daten. Da die Umfragen der EMI Insight auch einige Informationen über die Lebensverhältnisse der befragten Personen liefern, liessen sich aus dem Datensatz auch interessante Schlussfolgerungen über beispielsweise die Musikvorlieben unterschiedlicher Altersgruppen herleiten. Diese konnten visualisiert und anschließend von anderen Nutzern des Hackthons bewertet werden.

1.2 Der Datensatz

Der zur Verfügung gestellte Datensatz beinhaltet insgesamt fünf Dateien im `csv` Format:

1.2.1 `train.csv`

Künstler-Id, Track-Id und User-Id zusammen mit der abgegebenen Bewertung des Befragten zu diesem Lied auf einer Skala von 1 bis 100, sowie das Datum, an dem die Person befragt wurde.

1.2.2 `users.csv`

Informationen über die Befragten. Dazu gehören die User-Id, das Geschlecht des Befragten, das Alter, die Arbeitssituation und die Region des Wohnortes in Großbritannien.

Außerdem Angaben der Personen, wieviele Stunden sie Musik täglich aktiv (beispielsweise mithilfe eines iPods) und passiv (beispielsweise im Radio) hören. Die Datei enthält weiterhin Aussagen der Befragten, welche Rolle Musik in ihrem Leben spielt, mit einer Auswahl zwischen den Antwortmöglichkeiten:

- Music is important to me but not necessarily more important
- Music means a lot to me and is a passion of mine
- I like music but it does not feature heavily in my life
- Music is important to me but not necessarily more important than other hobbies or interests
- Music is no longer as important as it used to be to me
- Music has no particular interest for me

und Antworten auf einer Skala von 1 bis 100 (mit 1 - *Stimme gar nicht zu* und 100 - *Stimme voll zu*) auf folgende Fragen:

- I enjoy actively searching for and discovering music that I have never heard before
- I find it easy to find new music
- I am constantly interested in and looking for more music
- I would like to buy new music but I don't know what to buy

- I used to know where to find music
- I am not willing to pay for music
- I enjoy music primarily from going out to dance
- Music for me is all about nightlife and going out
- I am out of touch with new music
- My music collection is a source of pride
- Pop music is fun
- Pop music helps me to escape
- I want a multi media experience at my fingertips wherever I go
- I love technology
- People often ask my advice on music - what to listen to
- I would be willing to pay for the opportunity to buy new music pre-release
- I find seeing a new artist / band on TV a useful way of discovering new music
- I like to be at the cutting edge of new music
- I like to know about music before other people

1.2.3 words.csv

Künstler-Id, User-Id und Aussagen der Befragten darüber, ob sie den gerade gehörten Künstler kennen, Werke von ihm besitzen, wie sie ihn auf einer Skala von 1 bis 100 bewerten und die Wahl der Befragten von 82 möglichen Worten, mit denen sie den gerade gehörten Künstler beschreiben sollten.

1.2.4 UserKey.csv

Spaltenüberschriften für die Datei `users.csv`

1.2.5 test.csv

Der Datensatz, der zur Bewertung verwendet wird. Dieser ist wie die Datei `train.csv` aufgebaut, enthält allerdings keine Bewertungen der Lieder. Diese sollen vorhergesagt werden.

1.3 Ziel des Hackathons

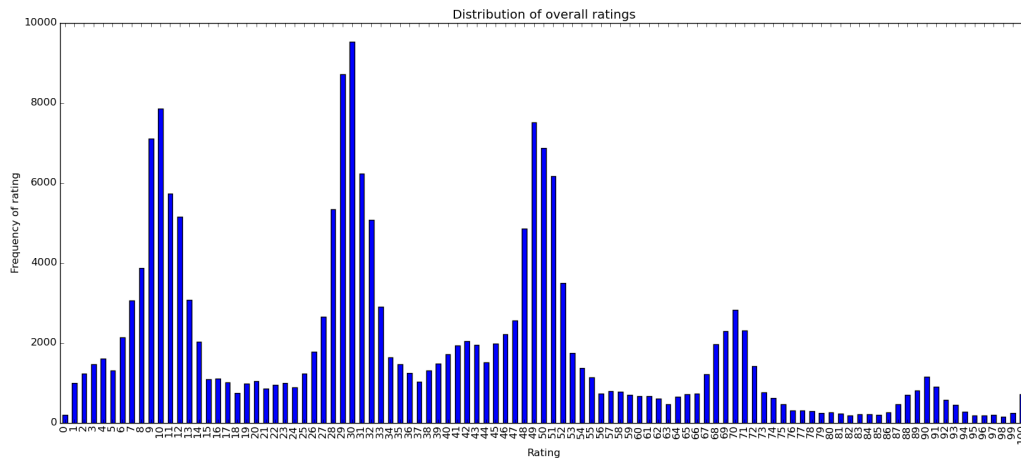
Ziel des Hackathons und auch unsere Zielsetzung war es, einen Algorithmus zu entwickeln, der die Bewertung eines Nutzers für ein gehörtes Lied auf einer Skala von 1 bis 100 vorhersagen kann. Dazu soll der Algorithmus die demographischen Daten des Nutzers, die von ihm abgegebenen Bewertungen zu anderen Liedern und Künstlern, die verwendeten Wörter um gehörte Künstler zu beschreiben, sowie die Musikvorlieben des Befragten in Betracht ziehen.

Bewertet wurde dabei mithilfe des Testdatensatzes, zu dem die vermutlichen Bewertungen vorhergesagt werden sollten. Der *Score* war der *Root Mean Squared Error* zwischen vorhergesagten und tatsächlichen Bewertungen der in der Datei `test.csv` aufgeführten Lieder. Leider standen uns die Originaldaten, also die Testdatei **mit** tatsächlichen Bewertungen nicht zur Verfügung, sodass wir unseren *Score* nicht auf den gleichen Daten wie die Teilnehmer des Hackathons berechnen konnten.

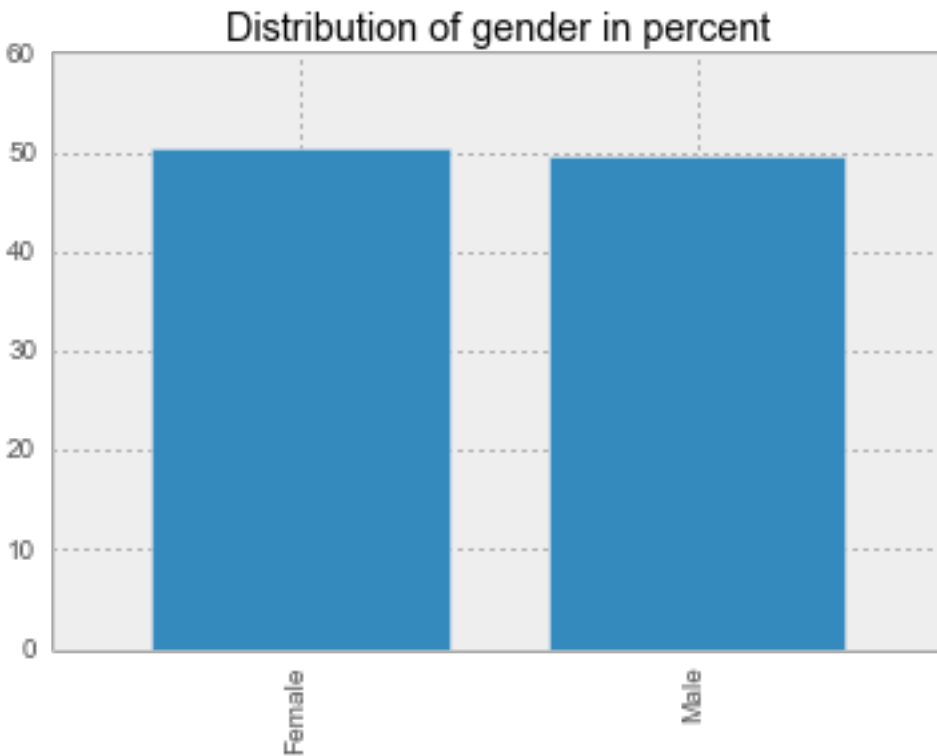
Neben der eigentlichen Vorhersage der Bewertungen sollten auch Visualisierungen der demographischen Daten und der Antworten auf die in der Umfrage gestellten Fragen der Nutzer entstehen.

2 Explorative Analyse der Daten

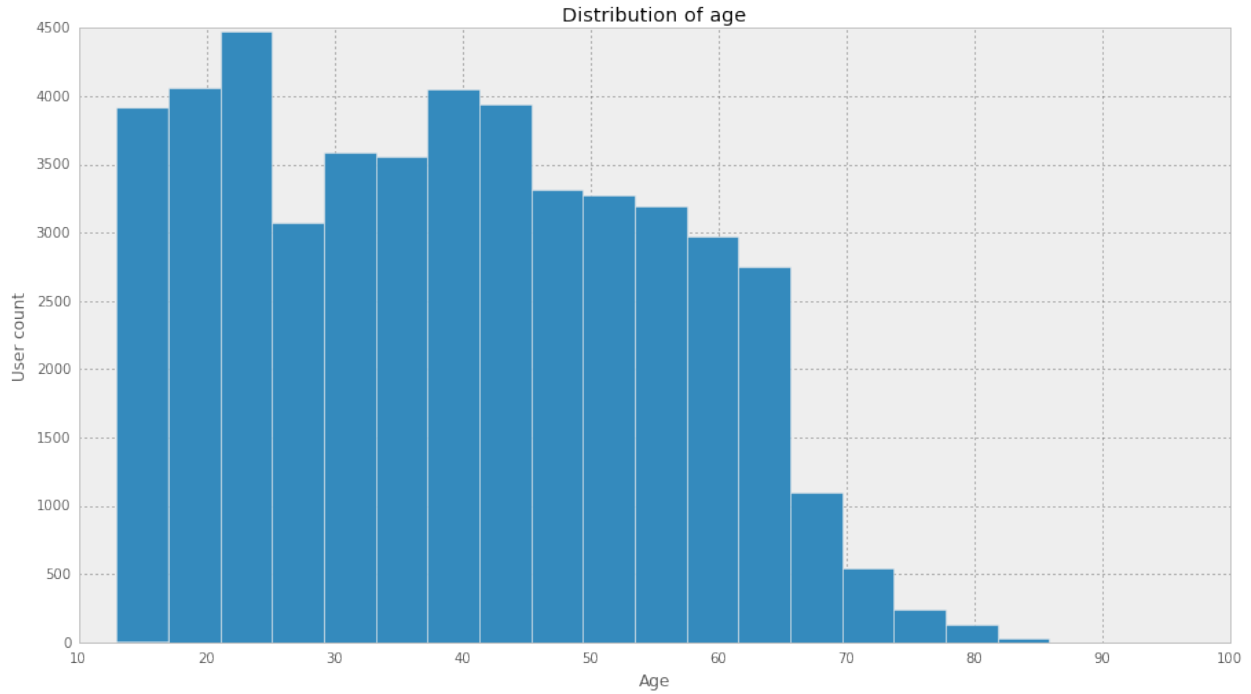
Uns standen insgesamt 188691 Bewertungen der Nutzer zur Verfügung, wobei jeder Nutzer mehrere Titel bewertete und jeder Titel auch von mehreren Benutzern bewertet wurde. Insgesamt zeigte sich, dass Nutzer eher Bewertungen in Zehnerschritten bevorzugten, insbesondere die Werte 10, 30, 50, 70 und 90.



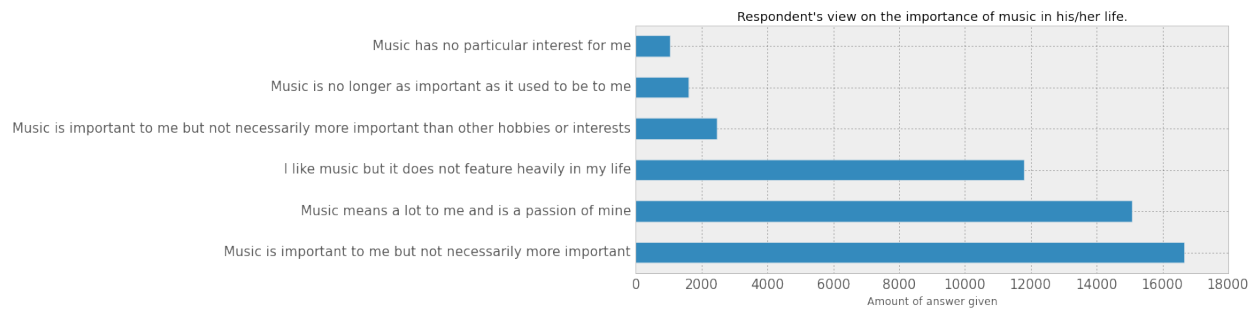
Die Geschlechterverteilung war dabei annähernd gleich.



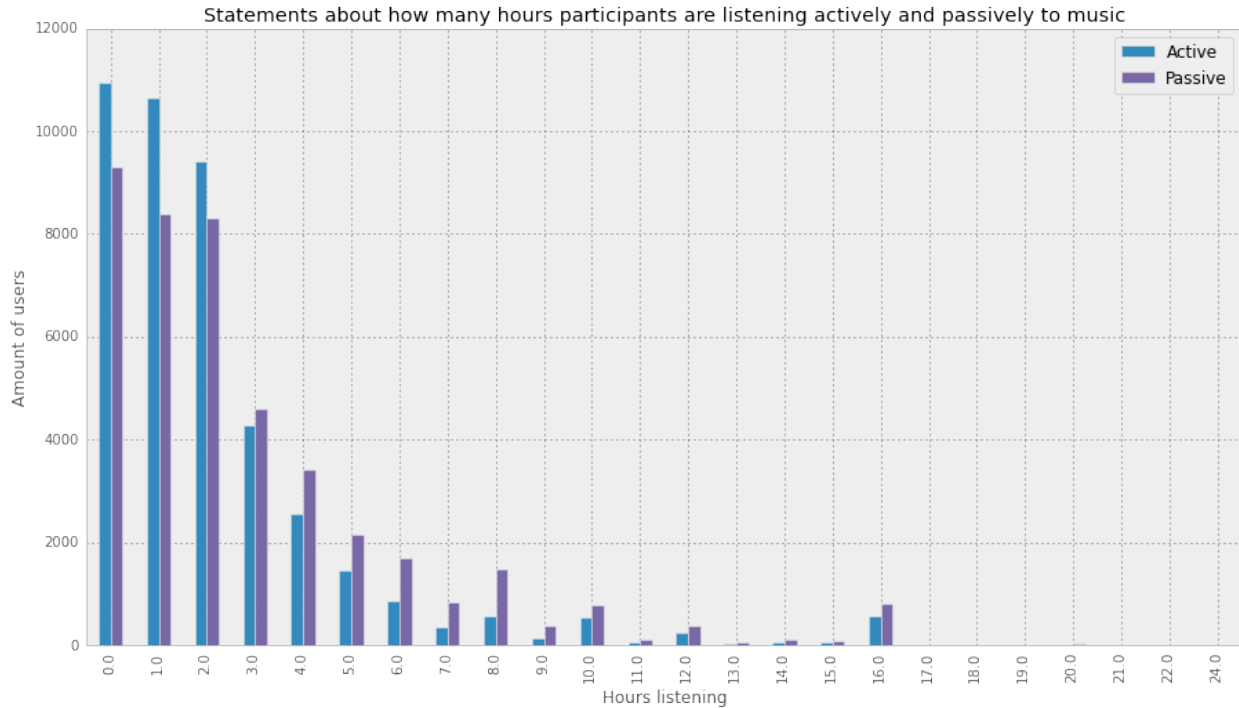
Das Alter der Befragten reichte von 13 bis 94 Jahre. Die größte Bevölkerungsgruppe stellte die Gruppe der 20-25 Jährigen.



Auf die Frage, welche Rolle Musik im Leben der Person spiele, antworteten eine große Mehrheit, dass Musik eine sehr wichtige oder zumindest wichtige Rolle spiele.



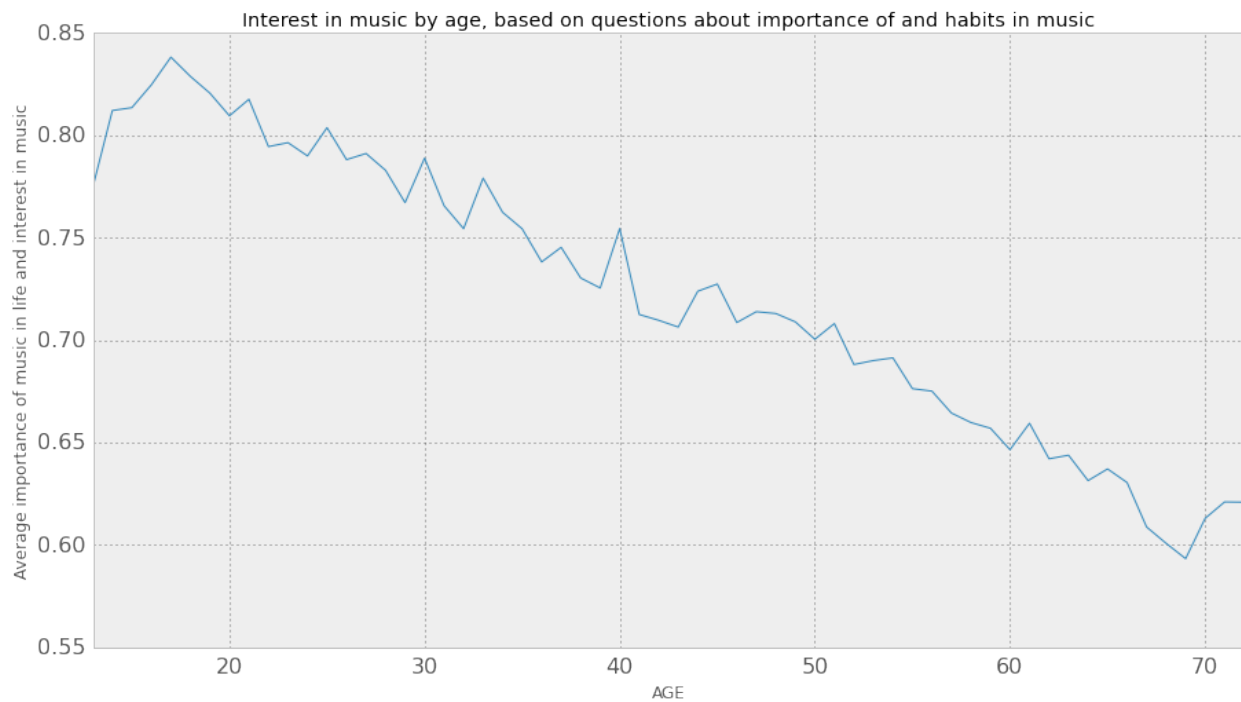
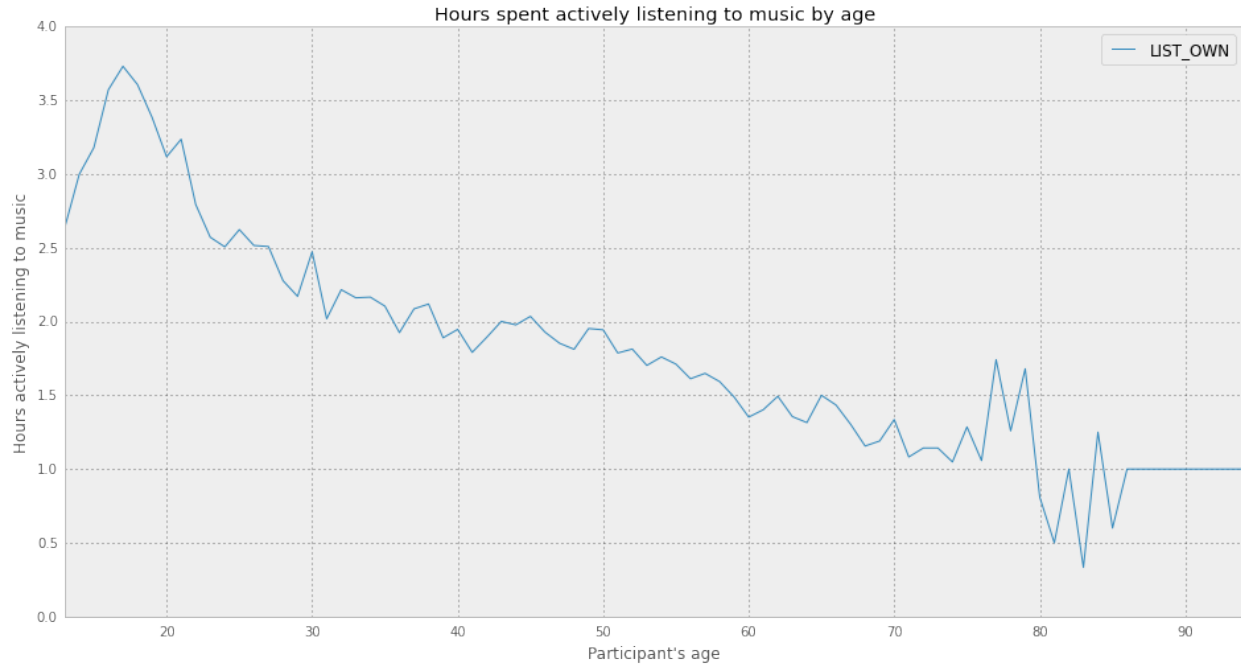
Und auch die angegebene Zeit, die Teilnehmer der Umfrage täglich aktiv und passiv mit dem Hören von Musik verbringen, bewegte sich eher im niedrigen Bereich. Es ist zu beachten, dass Angaben von “Mehr als 16 Stunden” zu dem Wert für 16 Stunden hinzugezählt wurden.



Dabei zeigte sich, dass das jüngere Teilnehmer eindeutig mehr Zeit mit dem Hören von Musik verbrachten als ältere. Dies deckte sich mit dem Interesse an Musik der Teilnehmer, das mit zunehmendem Alter abnahm. Um dies in einen numerischen Wert zu bringen, wurde jeder möglichen Aussage zur Wichtigkeit von Musik im Leben des Teilnehmers ein Wert zugewiesen:

```
# Transform the music interest into a usable value
def music_interest_transform(answer):
    return {
        'Music means a lot to me and is a passion of mine' : 1,
        'Music is important to me but not necessarily more important than other hobbies or interests' : 0.75,
        'Music is important to me but not necessarily more important' : 0.5,
        'I like music but it does not feature heavily in my life' : 0.25,
        'Music is no longer as important as it used to be to me' : 0.125,
        'Music has no particular interest for me' : 0
    }.get(answer, np.nan)

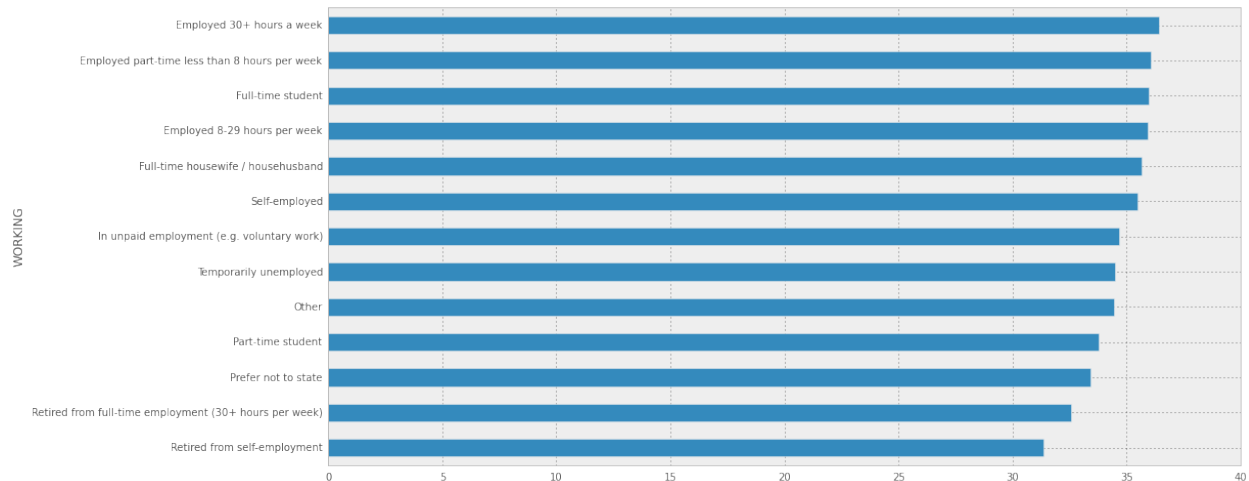
data.loc[:, 'MUSIC'] = data['MUSIC'].apply(music_interest_transform)
```

Hinweis: Im letzten Plot wurden Altersgruppen von Teilnehmern, die weniger als 100 Personen beinhalteten herausgenommen, da diese durch ihre geringe Zahl keine aussagekräftigen Werte lieferten.

2.1 Demographische Daten und ihr Zusammenhang mit der abgegebenen Bewertung

In Bezug nun zur Bewertung, die Teilnehmer den Songs bzw Künstlern gaben, schienen einige demographische Daten eine wichtige Rolle zu spielen. So gaben Teilnehmer, die eine feste Stelle hatten durchschnittlich am meisten Punkte, Teilnehmer die bereits pensioniert waren am wenigsten.



2.2 Kookkurrents-Analyse der Worte

Die Artisten wurden von jedem Benutzer mit mehreren von 82 gegebenen Wörtern oder dem Tag “None of these” bewertet. Wenn man nun die Tags pro Artist als “Satz” interpretiert, kann man aus den Tags eine Kookkurrenzliste ableiten.

Die Kookkurrenzliste ist ein verschachtelter Hash, bzw. ein `dict`. Der `key` vom Eltern `dict` ist ein Wort. Der `key` vom Kinds `dict` ist das kookkurrierende Wort. Dieses wiederum hat als `value` die frequenz, wie oft es mit dem Eltern-Wort vorkommt.

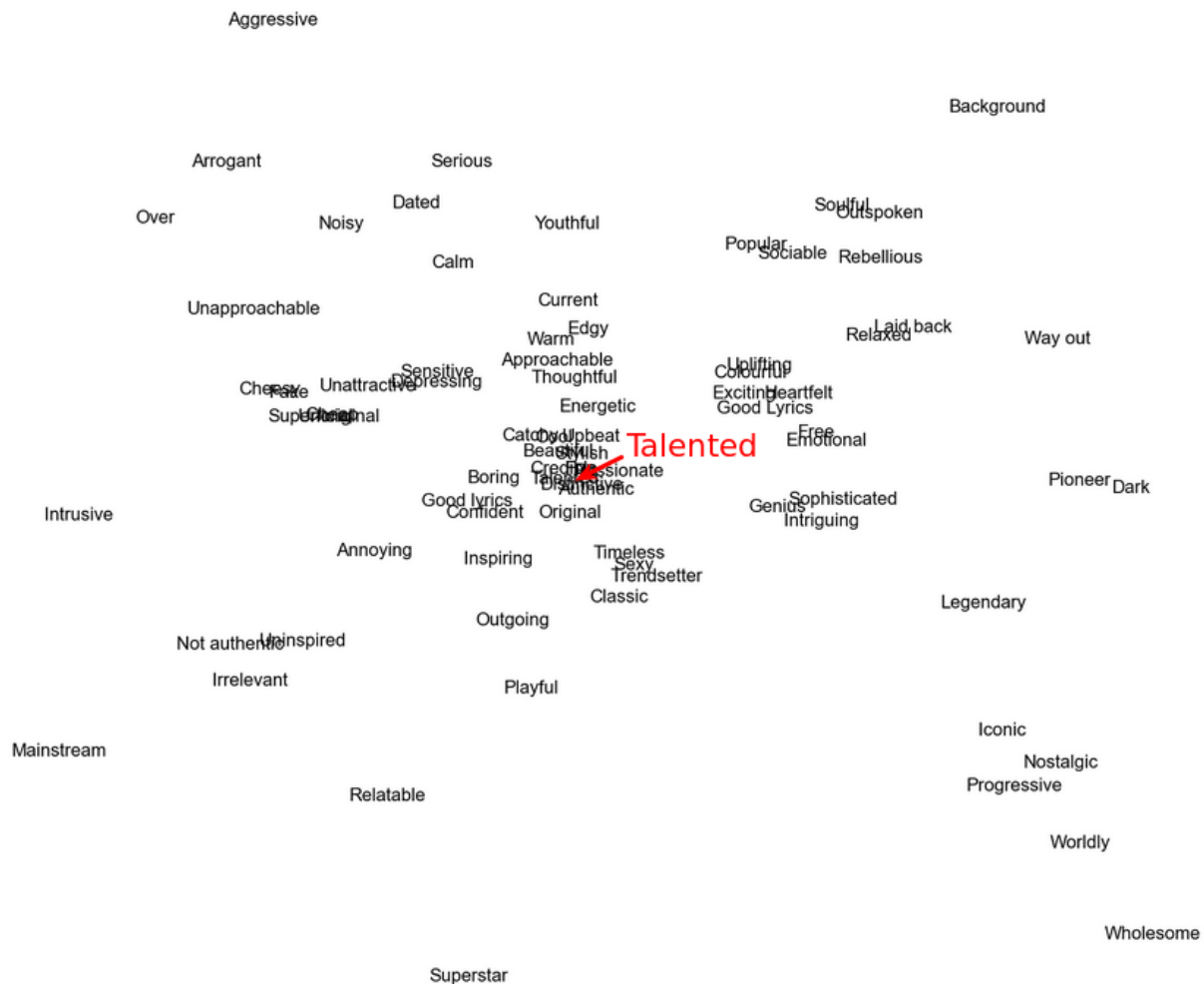
Hier der Beginn der von uns erstellten Liste:

```
{
  'Aggressive': {
    'Annoying': 337,
    'Approachable': 145,
    'Arrogant': 1539,
    'Authentic': 515,
    ...
  },
  'Annoying': {
    'Aggressive': 337,
    'Approachable': 18,
    'Arrogant': 372,
    'Authentic': 50,
    ...
  },
  ...
}
```

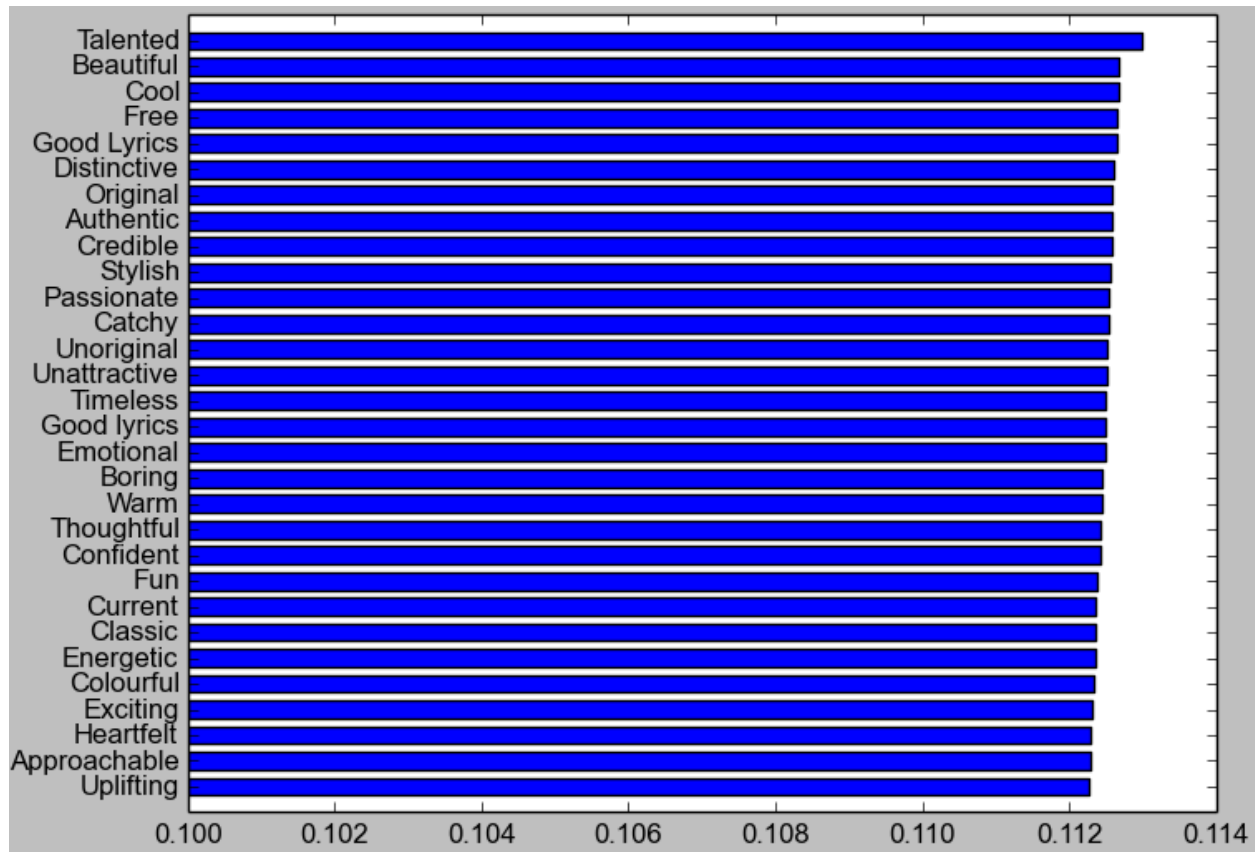
2.2.1 Berechnen der Signifikanz

Nun kann durch die häufigkeit des gemeinsamem Auftretens die Signifikanz eines Wortes zu einem anderen berechnet werden. In einfachster form ist dies einfach deren gemeinsames auftreten wie schon erfasst. Nun gibt es jedoch noch komplexere formen der Signifikanzberechnungen wie der DICE-Koeffizient, die Loglikelihood und der Poisson-Mass. Diese sind alle gerichtete Signifikanzen. Das heißt Wort A ist zu wort B gleich

signifikant wie Wort B zu Wort A. Das Poisson-Mass hat die besten Ergebnisse geliefert. Deswegen wird mit diesem weiter gearbeitet.



Aus dieser Grafik wurden die Tags “None of These” und “Old” entfernt. Dies da dies die zwei Tags mit der kleinsten signifikanz sind. Wenn diese dabei sind kann man die Unterschiede der anderen Tags kaum mehr sehen. Auch nicht gut zu sehen ist (desswegen rot erläutert) dass sich “Talented” ziemlich genau in der Mitte des Graphen befindet. Talentet ist, wie später errechnet wird, das signifikanteste Wort.



Die Signifikantesten Terme kommen in der “Tag Cloude” eher in der mitte vor.

Interessant ist hier, dass ein grossteil der signifikantesten Kookkurrenten, ebenfalls vom RandomForestRe-gressor als “important Features” angegeben wurde.

2.2.3 Weiterführende Gedanken zu der Kookkurrentenanalyse

Nun könnte man diese Terme noch Clustern um neue Gruppierungen zu erhalten. Dann könnte man die 83 Suchterme auch kleinere Gruppen unterbrechen und so die Feature menge verkleinern, ohne dass ganze Terme gestrichen werden. In der Arbeit wurde experimentiert, dass nur die Wichtigsten worte verwendet werden. Dies hat zwar zum effekt dass die Vorhersagen mit weniger Features, trotzdem noch gut ist. Besser wurden es durch features reduktion jedoch nicht.

3 Predicting

3.1 Preprocessing

3.1.1 Analyse der Konsistenz in den CSV Dateien

Wie zu sehen ist gibt es Inkonsistenzen bei den User-Daten. In allen CSV-Dateien gibt es eine unterschiedliche Zahl von eindeutigen Users. Wir werden beim Zusammenführen dieser Dateien einen inner join verwenden, damit nur noch Datensätze verwendet werden, wo die User überall vorkommen. Leider können wir User nicht über einen Mittelwert auffüllen.

```
Unique Artists in train Frame 50
Unique Artists in words Frame 50
Unique Users in train Frame 49479
Unique Users in words Frame 50928
Unique Users in user Frame 48645
```

3.1.2 Erstellen von Dummy-Werte/Spalten für nicht-nummerische Spalten

Die Spalten GENDER, REGION, WORKING und MUSIC der Datei users.csv und die Spalten HEARD_OF und OWN_ARTIST_MUSIC der Datei words.csv sind mit nicht-nummerischen Werten gefüllt. Diese Werte müssen nun in numerische Werte umgewandelt werden. Dafür werden sogenannte Dummy Werte erstellt. Dies kann mit der pandas Funktion `pd.get_dummies` gemacht werden. Durch `pd.concat` werden die neu erstellten Spalten wieder mit dem pandas Dataframe zusammengeführt (konkateniert).

```
userFrameDummy = pd.concat([userFrame,
                             pd.get_dummies(userFrame['GENDER'], prefix="sex"),
                             pd.get_dummies(userFrame['REGION'], prefix="region"),
                             pd.get_dummies(userFrame['WORKING'], prefix="work"),
                             pd.get_dummies(userFrame['MUSIC'], prefix="music")],
                             axis=1)

wordsFrameDummy = pd.concat([wordsFrame,
                             pd.get_dummies(wordsFrame['HEARD_OF'], prefix='heard'),
                             pd.get_dummies(wordsFrame['OWN_ARTIST_MUSIC'], prefix='own')],
                             axis=1)
```

Danach müssen die original Spalten entfernt werden, da diese Werte ungültig, resp nicht verarbeitet werden können.

3.1.3 Weitere Werteanpassungen

LIST_OWN und LIST_BACK

Die Felder LIST_OWN und LIST_BACK beinhaltet eine Mischung zwischen numerischen Nummern aber auch beschreibenden Nummern. Um alles numerische Inhalte zu erhalten werden diese mit einer speziellen Funktion transformiert.

```
def hourTransform(val):
    if val in ['Less than an hour', '0', '0 Hours']:
        return 0
```

```

if val in ['More than 16 hours', '16+ hours']:
    return 18
for i in xrange(24):
    if val in [str(i) + ' hour', str(i) + ' hours', str(i)]:
        return i
return None

```

Diese Funktion wird dann auf die Spalte angewandt:

```
userFrameDummy['LIST_OWN'] = userFrameDummy['LIST_OWN'].apply(hourTransform)
```

3.1.4 Zusammenführen der Pandas Dataframes

Nun werden die pandas Dataframes der Wörter, Tracks und Users zusammengeführt. Dabei wird explizit ein Inner Join verwendet, damit die inkonsistenten Daten wegfallen. Zu beachten ist, dass die User Spalte im train.csv den Namen RESPID hat, in den anderen zwei Dateien jedoch User heisst.

```

X_all = pd.merge(trainFrame, userFrameDummy, how='inner', left_on='User', right_on='RESPID').drop('RESPID')
X_all = pd.merge(X_all, wordsFrameDummy, how='inner', on=['Artist', 'User'])

```

X_all ist nun ein pandas Dataframe welches alle Features und auch die Ratings beinhaltet.

3.1.5 Trennen der Features mit dem Target

Das zu erratende Feld (target) ist das Rating. Deswegen wird nun diese Spalte von **X_all** entfernt und in **y_all** hinzugefügt.

```

y_all = X_all['Rating']
X_all = X_all.drop('Rating',1)

```

3.1.6 Trennen der Trainingsdaten in Train -und Testdaten

Das Training sollte nicht auf den Testdaten passieren. Damit wir sicher nicht eine Abhängigkeit schaffen werden die Test und Trainingsdaten getrennt bevor die NaN Werte aufgefüllt werden. Dafür verwenden wir die von `sklearn.cross_validation` gestellte funktion `train_test_split`. Dabei werden 20% der Daten in Testdaten getrennt. Die Daten werden zufällig heraus gepickt. Es wurde diese Zufälligkeit gewählt um zu verhindern dass z.B bewertungen von gesamten Benutzern fehlen.

```

from sklearn import cross_validation
X_train, X_test, y_train, y_test = cross_validation.train_test_split(
    X_all, y_all, test_size=0.20, random_state=2)

```

3.2 Training

3.2.1 Base LinearRegression

Für das “base model” wurde die Lineare Regression gewählt. Dabei wurde so vorgegangen:

- Die Trainingsdaten werden nochmals durch Crossvalidation in 3 Teile gesplittet.

- Es wird `sklearn.pipeline` verwendet die Reihenfolge zu “automatisieren”.
- Durch `preprocessing.Imputer` werden die NaN felder mit dem Mittelwert gefüllt.
- Durch `preprocessing.StandardScaler` werden die features skaliert.
- der `cross_validation.cross_val_score` berechnet den `mean_squared_error` der crossvalidation.

Es ist uns aufgefallen, dass die Methode `cross_val_score` einen negativen `mean_squared_error` zurück gibt. Näheres kann auf Github nachgelesen werden. Wir konnten das Problem lösen indem wir einfach das Resultat wieder mit -1 multiplizierten. <https://github.com/scikit-learn/scikit-learn/issues/2439>.

```
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.pipeline import make_pipeline
from sklearn import metrics
from sklearn import cross_validation
from sklearn import preprocessing

model = LinearRegression()

cv = cross_validation.ShuffleSplit(X_train.shape[0], n_iter=3,
    test_size=0.3, random_state=0)

mean_preprocessor = preprocessing.Imputer(strategy="mean", axis=0)
scaler_preprocessor = preprocessing.StandardScaler()
clf = make_pipeline(mean_preprocessor, scaler_preprocessor, model)
scores = cross_validation.cross_val_score(clf, X_train, y_train, scoring="mean_squared_error", cv=cv)
(scores.mean() * -1) **0.5

# >> durchschnittliche rmse => 16.15075547663826
```

Auf Testdaten anwenden

- Zuerst werden die Mittelwerte aufgefüllt und zwar separat für die Testdaten und die Trainingsdaten.
- Danach wird das model mit den Trainingsdaten trainiert. Nun werden alle Trainingsdaten verwendet.
- Zuletzt werden die Testdaten vorhergesagt und den `mean_squared_error` davon berechnet.

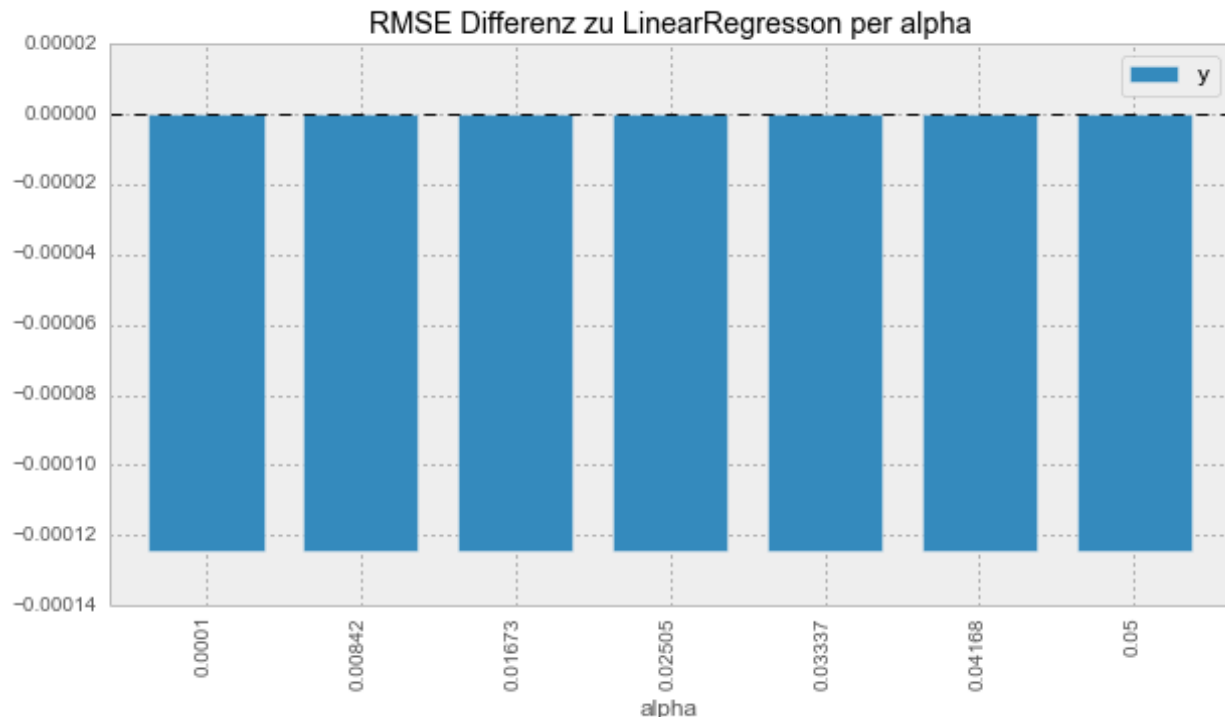
```
X_test_mean = mean_preprocessor.fit_transform(X_test)
X_train_mean = mean_preprocessor.fit_transform(X_train)
model = model.fit(X_train_mean, y_train)
mse = metrics.mean_squared_error(model.predict(X_test_mean), y_test)
rmse = mse**0.5

# >> rmse => 16.220828137494721
```

Mit diesem Model konnten wir auf Kaggle einen guten Mittelfeld Platz ergattern.

3.2.2 RidgeRegressor

Der RidgeRegressor ist eine Erweiterung des LinearRegressor durch regularisierung. Nun ist es möglich einen Parameter `alpha` mit zu geben. Je grösser dieser Wert gewählt wird, desto mehr wird versucht der polynomen Funktion (da wir mehrere Features haben) die Dimensionen zu verkleinern. Es ist also eine Methode um Overfitting zu verhindern.



Wie man an der Grafik sehen kann, ändern sich die Werte pro alpha minimalst. Und zusätzlich sind sie gegenübergestellt des rsme von **16.15075547663826** der einfachen LinearenRegression alle schlechter.

3.2.3 LassoRegressor

Eine weitere Erweiterung der LinearenRegression ist der LassoRegressor. Dieser versucht ebenfalls wie der RidgeRegressor eine gewisse regularisation zu erreichen. Genauer versucht der LassoRegressor wichtige features zu finden und nur diese zu verwenden. Der LassoRegressor hat jedoch auch nur schlechtere ergebnisse geliefert als der normale LineareRegressor.

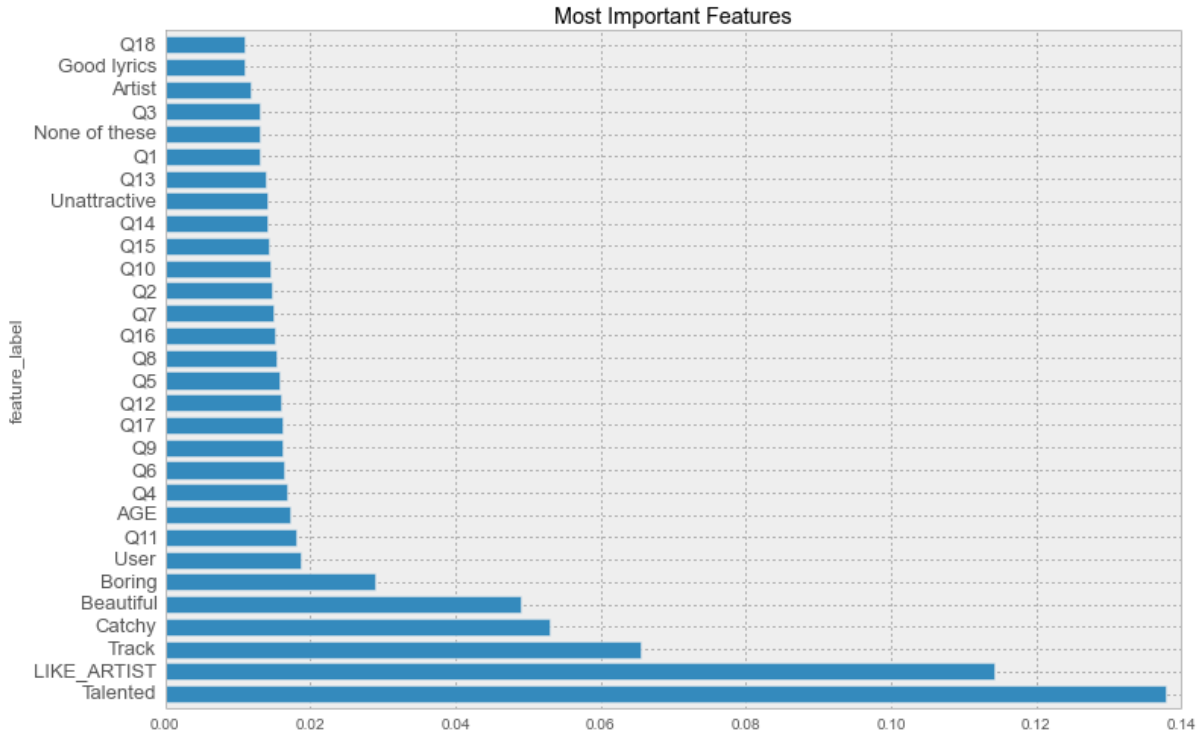
Es wurden alphas zwischen 0.001 und 0.5 gewählt. Dabei hat die der rsme nicht verändert bei **16.150947926890396** gehalten.

3.2.4 RandomForest

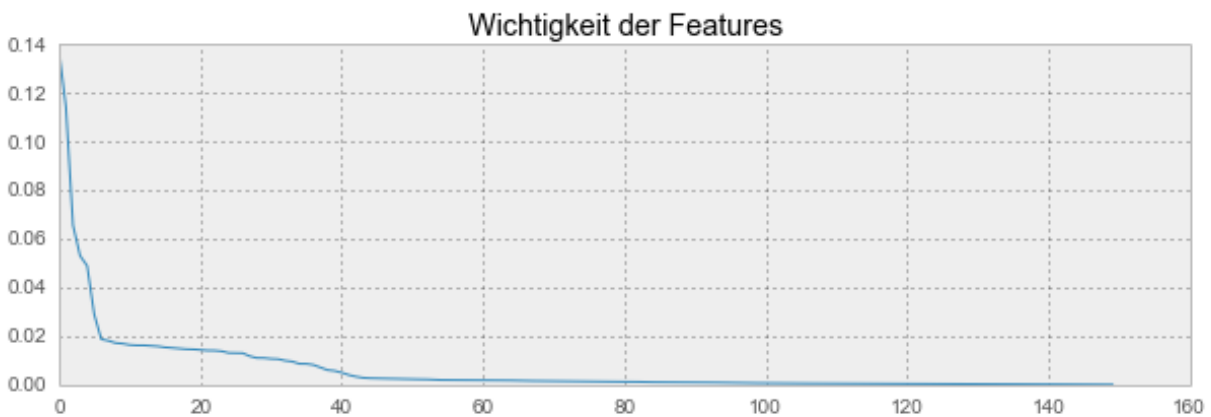
Der RandomForest Klassifikator/Regressor generiert mehrere Entscheidungsbäume. Wenn nun eine neue vorhersage gemacht wird, wird diese von allen Entscheidungsbäumen gefällt und zusammengezählt. Jeder Baum im Wald hat somit mitentscheidungsrecht. Die Antwort für welche die meisten Bäume wahren gewinnt. Der RandomForest kann nicht "Overfitten" und ist ziemlich schnell, auch wenn mehrere Bäume generiert werden. Durch dass der RandomForest die Bäume durch zufällige features generiert, kann er auch berechnen welche Fetures relevant sind und welche nicht. Daher kann er auch sehr gut zur Feature selektion genutzt werden.

Der RandomForest mit 100 Bäumen erreicht eine rmse von **14.568395227441838** welche deutlich oberhalb der LinearRegression ligt und den 23. Rang bei Kaggle ist.

Wichtige Features vom Random Forest



Wie in der Grafik zu sehen ist sind die 10 Wichtigsten Features AGE, Q11, User, Boring, Beautiful, Catchy, Track, LIKE_ARTIST und Talented. Vergleicht man diese Features, mit der analyse der signifikanten Kookkurrenten, sieht man dass alle wichtigen Features - so fern es Wörter sind - auch wichtige Kookkurrenten sind.

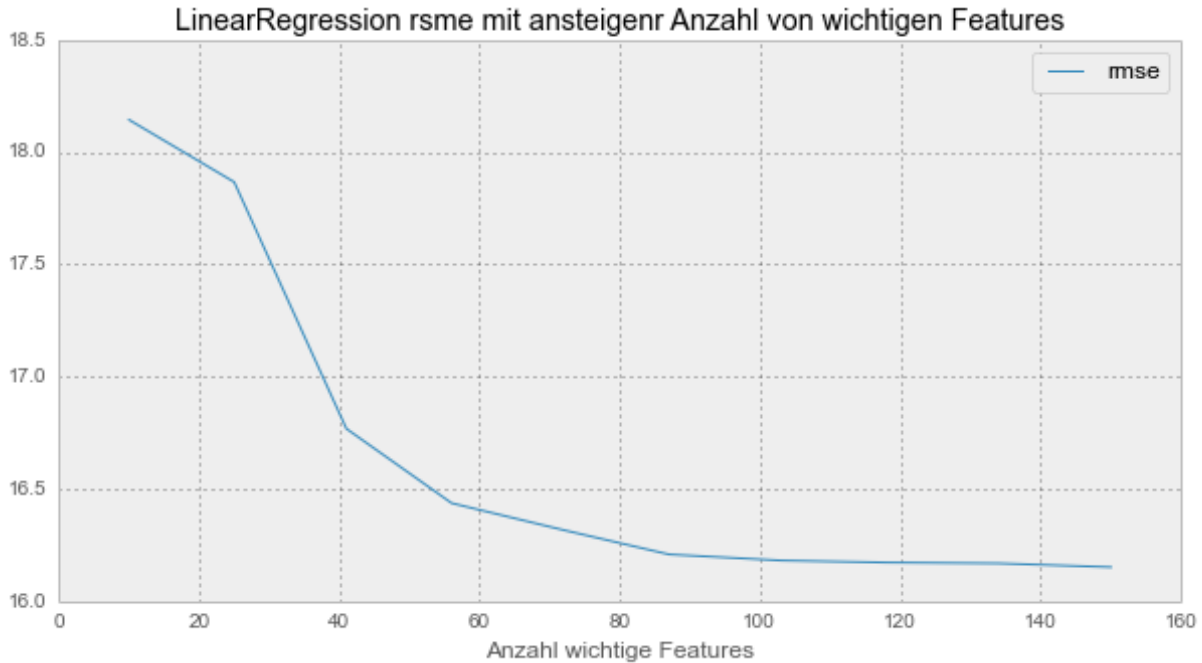


Werden alle wichtigen Features ausgegeben kann sehr gut gesehen gelesen werden, dass nur das erste drittel der Features wichtig ist, die anderen streben sehr gegen 0.

3.2.5 LinearRegression mit wichtigen Features

Nun, da die wichtigsten Features durch RandomForest herausgefunden wurde, ist von Interesse wie sich die normale LinearRegression verhält, wenn diese nur mit den wichtigsten Features gemacht wird:

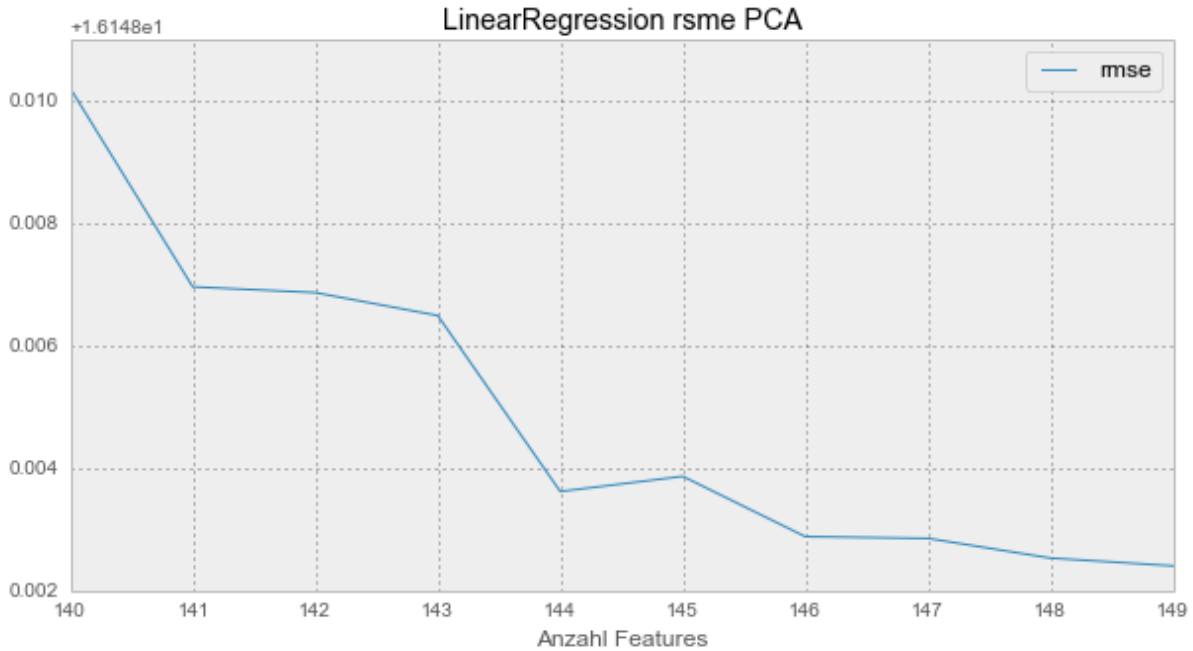
Um zu testen ob es sich um Overfitting handelt, haben wir nun mal die LinearRegression anhand nur den wichtigsten Features durchgeführt.



In dieser Grafik kann sehr schön abgelesen werden dass die wichtigsten Features vom RandomForest tatsächlich viel wichtiger sind als die Schwachen. Auch sieht man eine schöne Parallele zur letzten Grafik, wo die Wichtigkeit der Features ausgegeben wird. Dies ist dadurch sichtbar, dass am Anfang der rsme sehr steil nach unten geht. Jedoch wird das Resultat pro Feature immer besser! Mit 100 Features wird immer noch ein gutes Resultat erhalten. Es könnten also 50 Features gespart werden.

3.2.6 LinearRegression mit PCA

Die Anzeichen der bisherigen Analysen deuten darauf hin, dass unsere Daten eher an underfitting als overfitting leiden. Als letzte Prüfung wird eine PCA (Principal Component Analysis) auf die Daten und der Linearen Regression angewandt. PCA ist ein Verfahren mit welchem die Dimensionen reduziert werden durch dass unwichtige Informationen verworfen werden. Dabei werden jedoch nicht ganze Features entfernt, viel mehr werden die vorhandenen Features in neue Features transferiert und dabei die unwichtigen Elemente der einzelnen Features entfernt.



Auf dem Bild wird gezeigt, wie der rsme mit steigender Anzahl Features immer kleiner und somit besser wird. Interessanterweise ist der pca mit 149 Features, also einem Feature weniger als im Original, der beste Wert von **16.150403** besitzt und somit sogar minimal besser ist als ohne PCA. In der Grafik sind die Unterschiede im hundertstel Bereich sichtbar, so stark wie es scheint, sind die Unterschiede nicht.

Nach dieser Erkenntnis, sind wir davon überzeugt, dass das Resultat nur verbessert werden kann, wenn noch mehr Features durch *Feature engineering* generiert werden. Nicht aber durch Aussortierung schlechter Features.

3.2.7 Support Vector Regression

Auch haben wir versucht die Bewertungen per Support Vector regression vorher zu sagen. Dieser dauerte jedoch auf einer Maschine 5 Stunden. Somit haben wir ihn nur einmal mit Standardwerten laufen lassen. Dabei ist ein eher ernüchternder rsme von **22.237846871998496** herausgekommen. Evt. könnte man per GridSearch noch bessere Hyperparameter finden. Dafür haben wir jedoch zu wenig Rechenpower.

3.2.8 Feature engineering

Altersgruppen

Um auf weitere Features zur Feature Engineering zu kommen, hat sich als erstes das Alter angeboten. Dabei haben wir das Alter in zehn Jahresgruppen aufgeteilt. Somit wurden 8 neue Features generiert.

LineareRegression mit Gruppierung: rmse = **16.149953208751128** RandomForest mit Gruppierung: rmse = **14.562964016928039**

Somit wurde eine minimale Verbesserung unter LinearRegression und auch unter RandomForest erreicht.

3.3 Test

Nun werden die Modelle mit den Testdaten getestet. Dabei müssen die Features der Testdaten auch angepasst werden. Besonders müssen ebenfalls die NaN Felder gefüllt werden und auch die AGE Gruppierung gemacht werden, da die Testdaten die gleiche Anzahl Features haben müssen wie die Trainingsdaten.

- LinearRegression mit AGE Gruppierung: rmse = **16.219554709616276**
- RandomForest mit AGE Gruppierung: rmse = **14.376954514210322**

Hier ist interessant zu sehen dass der RandomForest auf die eigenen Testdaten sogar ein besseres Ergebnis erzielt als mit crossvalidierung der Trainingsdaten. Auf Kaggle ist dies der 23. Platz.

3.4 Ausblick

3.4.1 Weiteres Feature engineering

Da wir nun herausgefunden haben, dass sich durch Feature-Engineering, also Erweiterung der Features das Resultat verbessern lässt, würde sich folgendes Szenario anbieten.

1. Analysieren der besten Fragen
 - Kann man die User anhand der Fragen in weitere Gruppen einteilen?
2. Clustering der Kookurrenten
 - Kann man die Wörter noch mals Gruppieren und so neue Features erstellen?
 - Erweitern der Kookurrenten durch Synonyme.

3.4.2 Collaborative Filtering

Auch gibt es noch grundsätzlich andere Verfahren zur Berechnung von Bewertungen. Diese unter dem Namen “Collaborative Filtering” funktionierenden Systeme versuchen neuer Ratings aus den Ratings ähnlicher Benutzer und Tracks zu schliessen. Aus Zeitgründen wurden diese Verfahren von uns nicht getestet.

Collaboratives Filtering könnte so aussehen:

1. Es muss ein Ähnlichkeitsmaß der Benutzer, Artists und Tracks gefunden werden.
2. Die Bewertung geht nun folgendermassen:
 - Es werden die Ähnlichsten Benutzer zum zu bewertenden Benutzer gesucht.
 - Es werden die Tracks der ähnlichen Benutzer welche auch ähnlich oder gleich dem neu zu bewertenden Track gesucht.
 - Von diesen Tracks wird der Mittelwert der Ratings genommen.