Министерство образования и науки Российской Федерации

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования

«Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина» (УрФУ)

Институт радиоэлектроники и информационных технологий – РтФ

Школа бакалавриата

Оценка

Дата защиты

ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА к проекту по модулю «Методы анализа Big Data» по теме: ЗАВИСИМОСТЬ ПОПУЛЯРНОСТИ МУЗЫКАЛЬНОГО АЛЬБОМА ОТ ДАТЫ ЕГО ВЫПУСКА

Подпись Дата

Преподаватель С.Г. Мирвода

Студенты И.А. Зарудный

Е.И. Манин

Группа РИ-450005

**Содержание**

[Введение 3](#_Toc535320528)

[1 Описание набора данных 4](#_Toc535320529)

[2 Обработка данных 6](#_Toc535320530)

[3 Построение моделей 8](#_Toc535320531)

[3.1 Построение первичной модели с выбросами 9](#_Toc535320532)

[3.2 Проецирование продаж на логарифмическую шкалу 11](#_Toc535320533)

[3.3 Фильтрация набора данных и построение модели 13](#_Toc535320534)

[3.4 Проецирование продаж на тангенс 15](#_Toc535320535)

[4 Разработка сервиса 18](#_Toc535320536)

[Заключение 20](#_Toc535320537)

[Библиографический список 21](#_Toc535320538)

# Введение

С развитием современных технологий появились новые возможности для анализа огромного количества данных. Огромные объёмы данных обрабатываются для того, чтобы человек мог получить конкретные и нужные ему результаты для их дальнейшего эффективного применения.

В ходе работы над нашим проектом предметом для исследования была выбрана сфера музыкальной индустрии. Наверняка, многие люди замечали, что в один и тот же день может выйти сразу несколько музыкальных альбомов различных исполнителей, жанры которых могут быть диаметрально противоположными. Данная ситуация заинтересовала нас и было принято решение проверить, существует ли зависимость между популярностью альбома, количеством его продаж и непосредственно датой его выпуска.

Поставленная цель достигается при выполнении следующих задач:

1. Выбор и обработка подходящего набора данных.
2. Анализ полученных данных
3. Фильтрация набора данных.
4. Построение моделей данных.
5. Разработка приложения для работы с созданной моделью.

# Описание набора данных

Музыкальная индустрия – часть экономики и общественной жизни, объединяющая компании и граждан, зарабатывающих деньги посредством создания и продажи музыкальных произведений. Такая индустрия является составной частью более обширного сектора экономики – индустрии развлечений [1].

В музыкальном бизнесе задействовано большое число людей и организаций: музыканты, создающие и исполняющие музыкальные произведения; компании и специалисты, занимающиеся звукозаписью и продажей музыки, в том числе продюсеры, студии звукозаписи, звукорежиссёры, лейблы, музыкальные магазины и коллективные организации по управлению правами; организаторы гастролей; теле- и радиосети, работающие в музыкальном формате; музыкальные журналисты и критики; производители музыкальных инструментов и многие другие.

В качестве своеобразного показателя успешности релиза можно расценивать статус, присвоенный после сертификации альбома. Одной из наиболее авторитетных признана сертификация *RIAA* (*Recording Industry Association of America*).

Сертификация *RIAA* – процедура сертификации объёма продаж звукозаписей на территории США, на соответствие определённому статусу. Осуществляется Американской ассоциацией звукозаписывающих компаний. Появилась в 1958 как попытка стандартизировать методики измерения объёма продаж звукозаписей. Сначала существовал только статус «Золотая награда», присуждаемый за продажу более 500’000 экземпляров записи. В 1976 появился платиновый статус (продажа более 1’000’000 экземпляров). В 1984 появился мультиплатиновый статус (более 2’000’000 экземпляров), в 1999 бриллиантовый (более 10’000’000 экземпляров).

Для нашего исследования набор данных был взят с сайта организации *RIAA*, нас интересовали только произведения, получившие платиновый статус. Поскольку сайт предоставляет необходимые данные в прямом виде, был написан скрипт на языке *Python*, который использует *API* сайта данной компании, извлекает нужные данные и сохраняет их в *CSV* файл, который далее используется.

# Обработка данных

Сгенерированный *CSV* файл был подгружен в *R* скрипт, после чего были исправлены колонки таблицы, которые были неправильно прочитаны языком *R*. Даты, количество сертифицированных копий были переведены в правильный вид. Для удобства обработанная таблица была отдельно сохранена в формате *Rda*, далее он используется для анализа.

Для отдалённого просмотра всех данных, которые мы имеем была создана тепловая карта по музыкальным жанрам относительно даты выпуска произведения и количество сертифицированных копий.

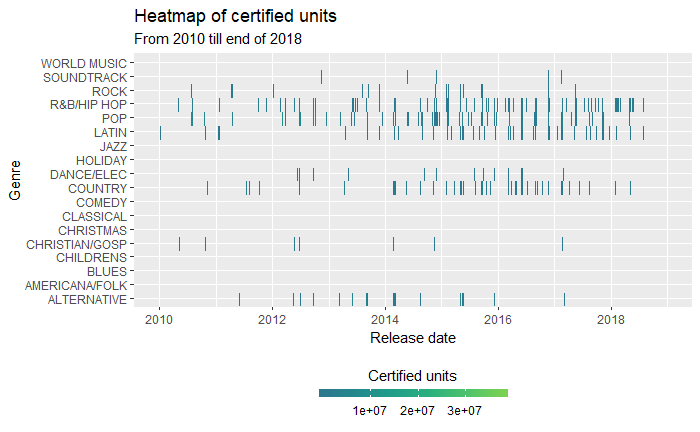


Рисунок 1 – Тепловая карта жанров и сертифицированных копий по дате

Как видно из рисунка 1 у некоторых жанров не хватает или нет записей по сертифицированным копиям, такие жанры не рассматриваются в данной работе. Далее рассмотрим срезку данных по жанру *POP*, по тем же параметрам.

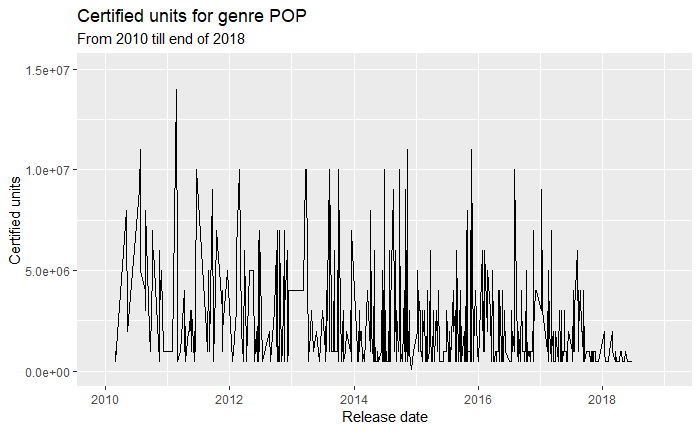


Рисунок 2 – График сертифицированных копий от выпуска для жанра POP

Пока что явной периодичности не видно из данных графиков. Перейдём к созданию модели и проверим есть ли зависимость.

# Построение моделей

Для построения моделей была выбрана модель *ARIMA* *(англ.* *autoregressive integrated moving average, модель Бокса-Дженкинса*) – интегрированная модель авторегрессии — скользящего среднего – модель и методология анализа временных рядов. Является расширением моделей *ARMA* для нестационарных временных рядов, которые можно сделать стационарными взятием разностей некоторого порядка от исходного временного ряда (так называемые интегрированные или разностно-стационарные временные ряды).

Для проверки качества модели используем *Q-тест Льюнг-Бокса* (*Ljung-Box test*), по его результату можно сказать если , то присутствует автокорреляция, что указывает на наличие зависимости.

В последующих моделях используются произведения жанра *POP*, которые были выпущены с 1 января 2000 до 31 декабря 2018. Из-за ограничения алгоритма *ARIMA*, количество сертифицированных копий группируются по месяцам.

При расчёте среднего отклонения модель строится по данным с 1 января 2000 по 1 января 2015, тогда как оставшееся данные используются для самого расчёта среднего отклонения. В то время как для теста *Ljung-Box* модель строится по всему периоду.

## Построение первичной модели с выбросами

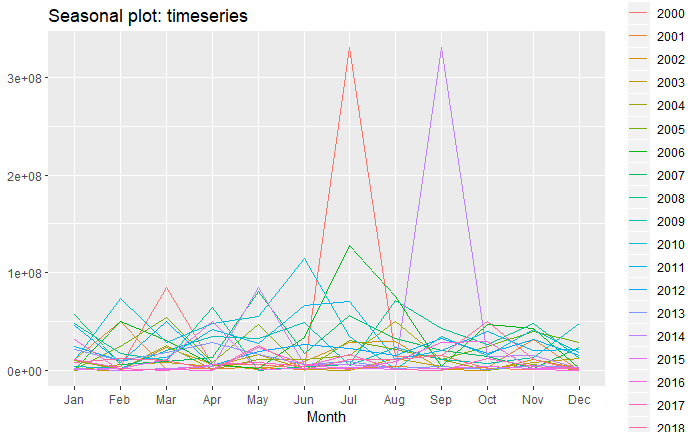


Рисунок 3 – График сертифицированных копий по годам

Из рисунка 3 сразу видно, что есть большие выбросы в двух годах. Некоторая периодичность в данных заметно, но не отчётливо.

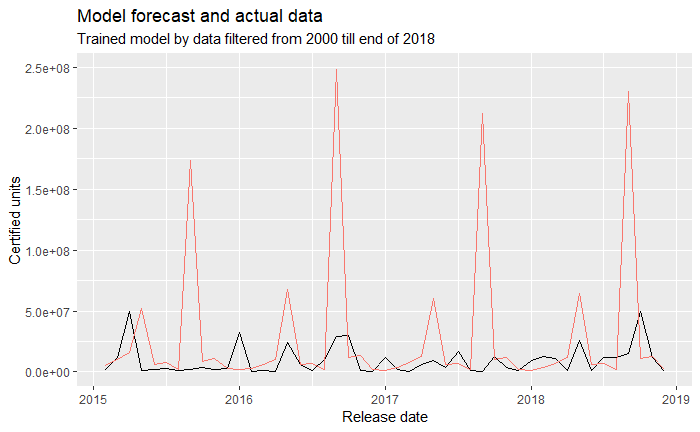


Рисунок 4 – График тестовых данных (чёрная линия) и предсказание модели (красная линия)

Таблица 1  
Средние отклонения модели относительно тестовых данных  


Стоить заметить, что отклонение предсказания по количеству сертифицированных копий произведения не является ошибкой. Модель должна правильно предсказывать пики продаж.

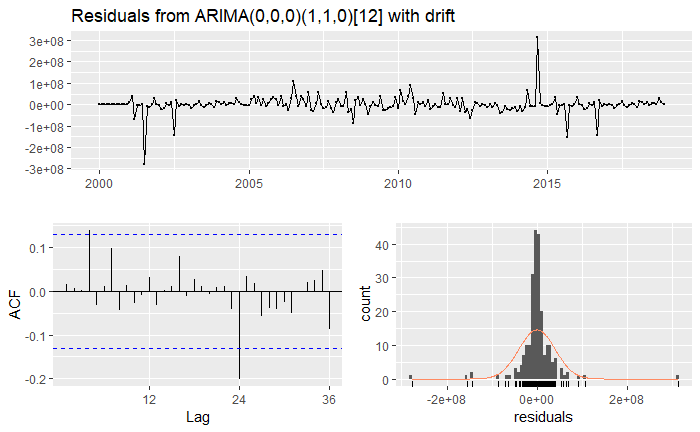


Рисунок 5 – Графики модели, построенной на всём промежутке

*Ljung-Box* тест выдал с и с . Что указывает на то, что нет зависимости сертифицированных копий произведения от даты.

## Проецирование продаж на логарифмическую шкалу

Такое действие было принято, чтобы уменьшить контраст пиков и простоев по продажам.

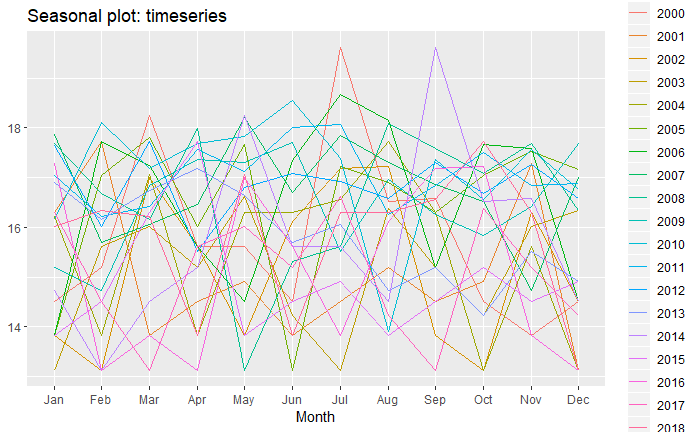


Рисунок 6 – График сертифицированных копий по годам

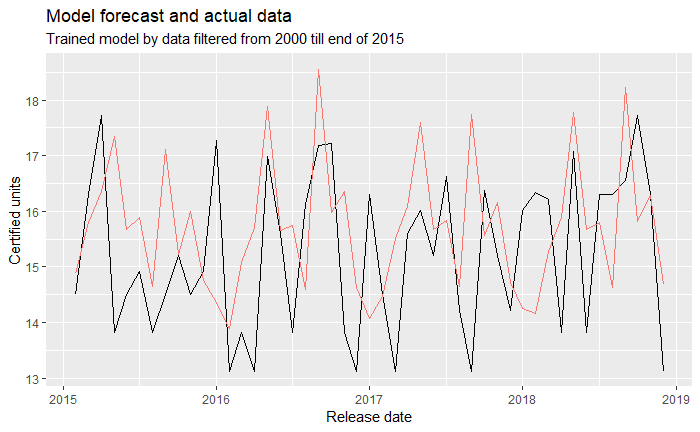


Рисунок 7 – График тестовых данных (чёрная линия) и предсказание модели (красная линия)

Таблица 2  
Средние отклонения модели относительно тестовых данных  


Данная модель уже более отчётливо предсказывает следующие пики, как это можно заметить на рисунке 7.

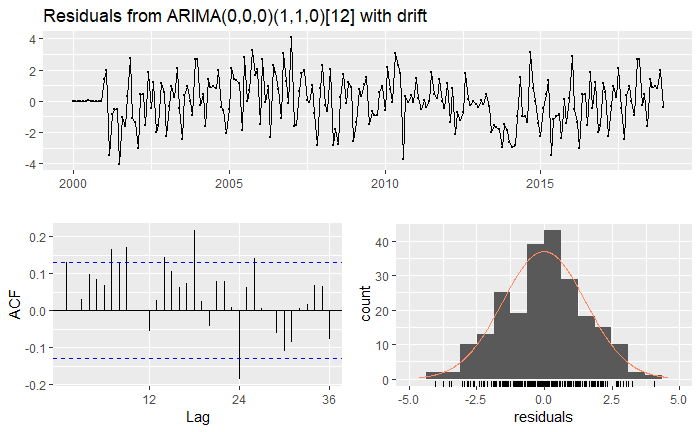


Рисунок 8 – Графики модели, построенной на всём промежутке

*Ljung-Box* тест выдал с и с . Что указывает на то, что присутствует зависимость количества сертифицированных копий от даты выпуска.

## Фильтрация набора данных и построение модели

Модель из пункта 3.2 уже выдавала хороший результат, попробуем улучшить её, убрав выбросы.

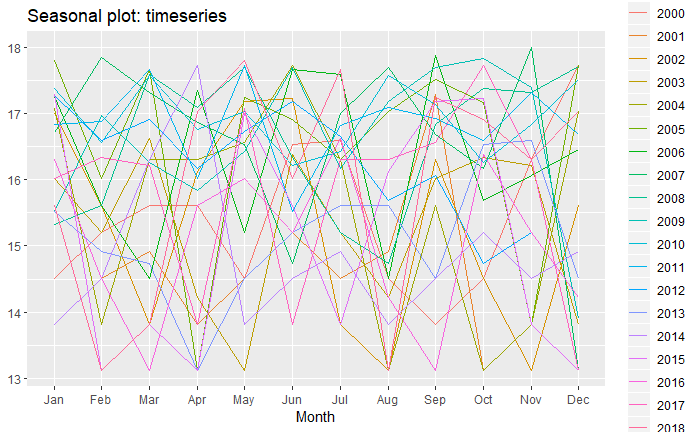


Рисунок 9 – График сертифицированных копий по годам

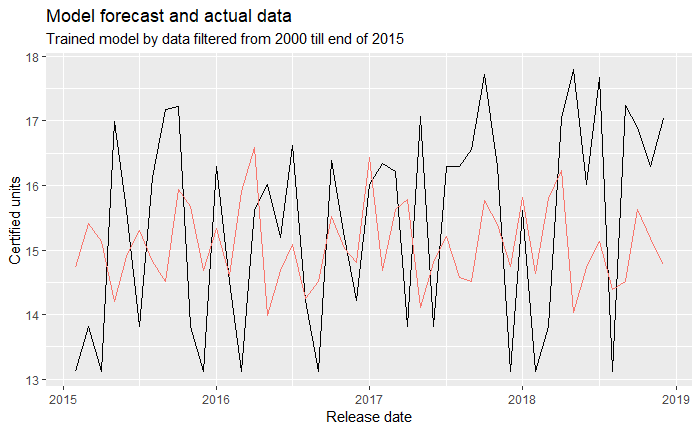


Рисунок 10 – График тестовых данных (чёрная линия) и предсказание модели (красная линия)

Таблица 3  
Средние отклонения модели относительно тестовых данных  

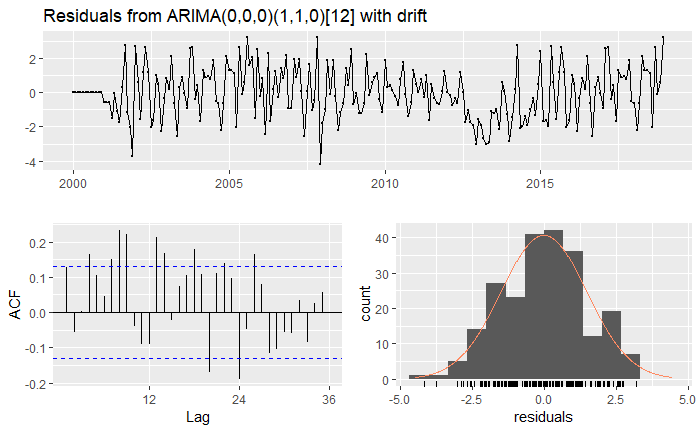



Рисунок 11 – Графики модели, построенной на всём промежутке

*Ljung-Box* тест выдал с и с . Что указывает на то, что присутствует зависимость количества сертифицированных копий от даты выпуска.

После удаление выбросов качество модели улучшилось.

## Проецирование продаж на тангенс

Если в пунктах 3.2 и 3.4 использовал логарифмическая функция, которая не является периодичной, было принято решение проецировать количество сертифицированных копий на периодичную функцию – тангенс.

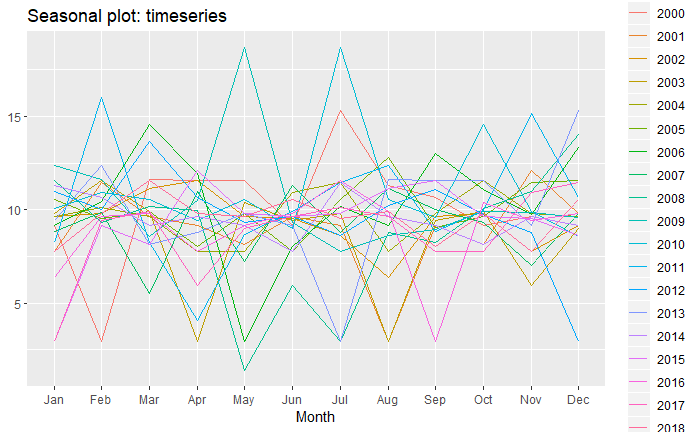


Рисунок 12 – График сертифицированных копий по годам

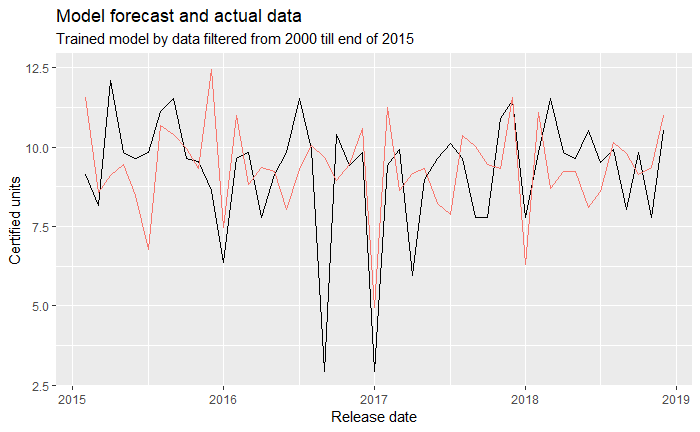


Рисунок 13 – График тестовых данных (чёрная линия) и предсказание модели (красная линия)

Таблица 4  
Средние отклонения модели относительно тестовых данных  

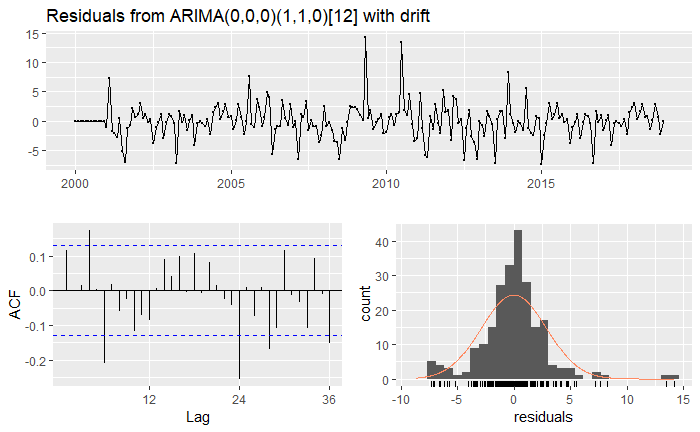



Рисунок 14 – Графики модели, построенной на всём промежутке

*Ljung-Box* тест выдал с и с . Что указывает на то, что присутствует зависимость количества сертифицированных копий от даты выпуска. Но качество модели получилось хуже, чем модель, которая получена в пункте 3.2.

# Разработка сервиса

После анализа моделей и их улучшения была выбрана модель из пункта 3.3. Для реализации сервиса, через который пользователь будет пользоваться аналитической моделью, был выбран язык программирования Python с Django framework.

Сервис позволяет конечному пользователю выбирать параметр жанр (рис. 15), на котором и строится дальше модель. Предлагаются только те жанры, по которым можно построить хорошую модель.

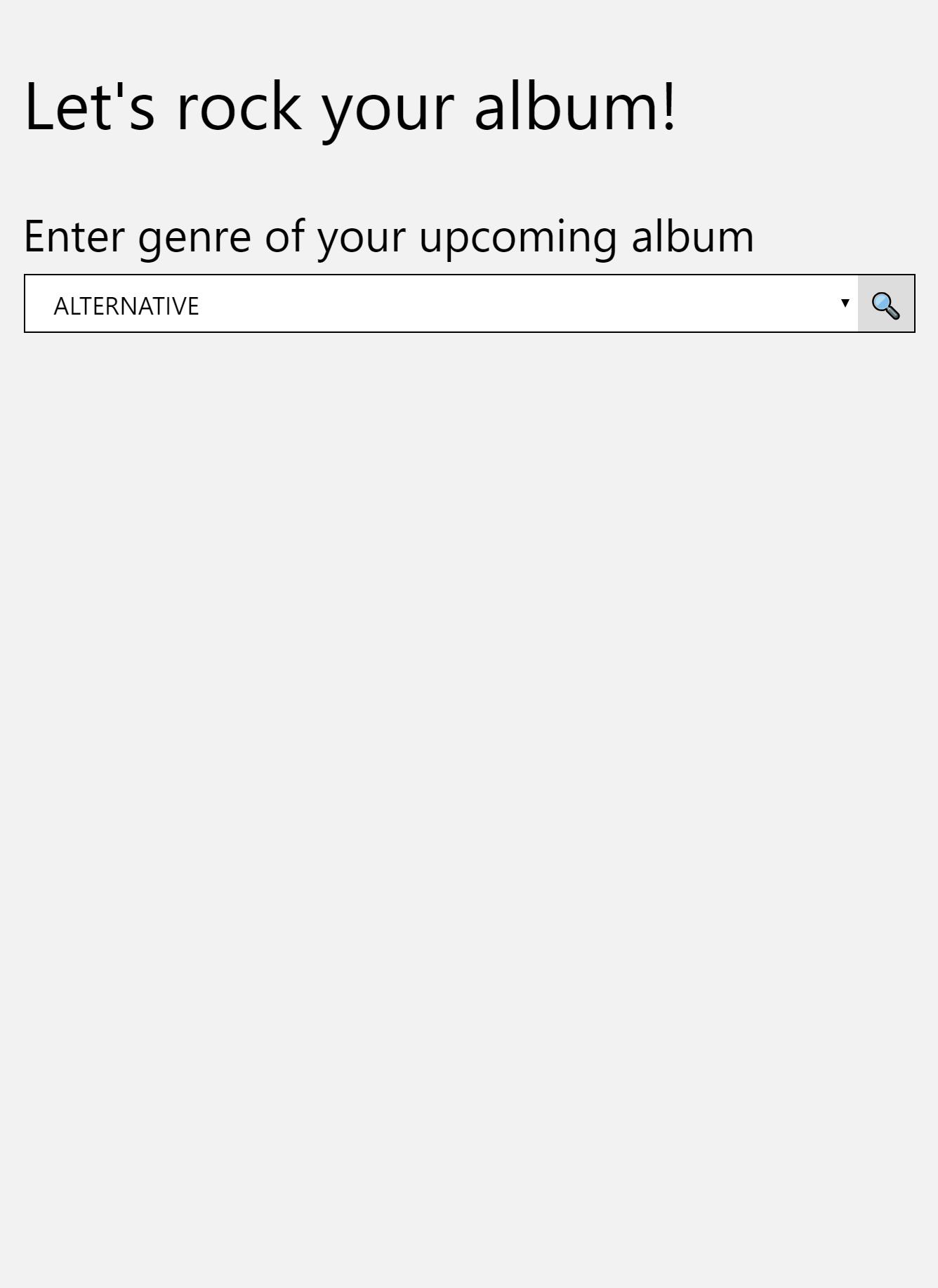


Рисунок 15 – Экран выбора жанра для модели

Когда нужно создать модель и получить её результат, сервис запускает R скрипт через подпроцесс и анализирует то, что ему процесс выдал в *stdout* и *stderr*. Чтобы порядок строк в R скрипт файле не влияли на извлечение данных на сервере, были введены маркеры, которые необходимо ставить перед выводом нужно информации.

Это позволяет убрать прямую зависимость от порядка вывода результата для *R* скрипта. В тоже время расширять данную систему можно при помощи добавления новых маркеров в скрипте и на сервисе.

Сервис предоставляет качество модели в двух представлениях: упрощённый вид и детальный. Упрощённый вид представляет из себя процент, который рассчитывается относительно значений тестов модели. Когда как детальный – перечисление всех параметров качества, их значение и рейтинг.

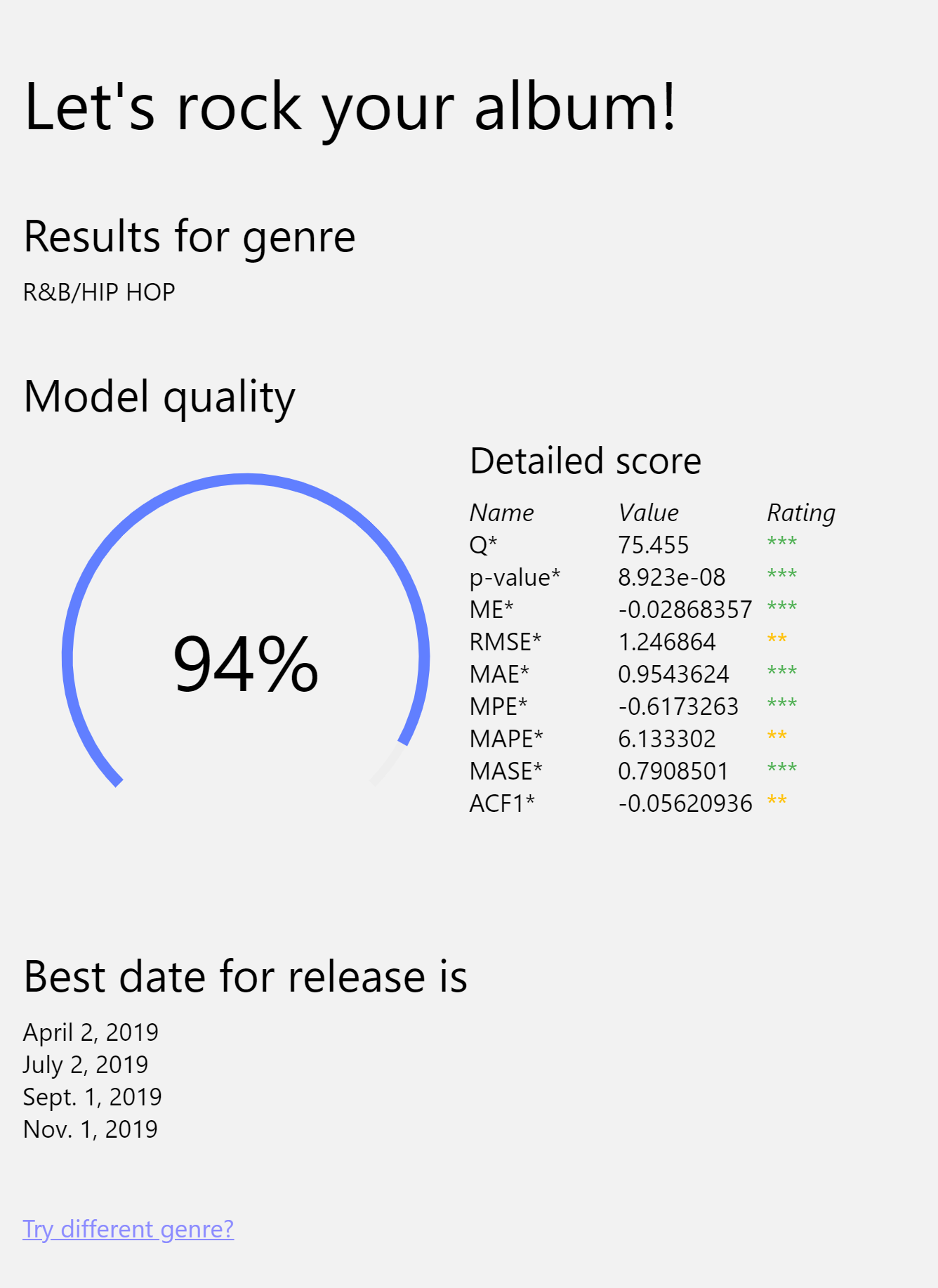


Рисунок 16 – Экран результата выполнения модели

Сервис не зависит от того, на какие данные *R* скрипт основывается, какой промежуток времени выбирает и тому подобное. Аналитик может изменять эту часть без какого-либо изменения со стороны кода сервиса. Данные можно обновлять, увеличивать. Результат выполнения модели хранится в сервисе 30 минут.

# Заключение

# Библиографический список

1. Дейт К. Введение в системы баз данных / К. Дейт, М.Hаука, 2005 г. 246 с.
2. Карпова Т.С. Базы данных: модели, разработка, реализация / Т.С. Карпова, СПб.: Питер, 2006 г. 304 с.
3. Create First OLAP Cube in SQL Server Analysis Services, Mubin M. Shaik. [Электронный ресурс]. Доступен по ссылке – https://www.codeproject.com/Articles/658912/Create-First-OLAP-Cube-in-SQL-Server-Analysis-Ser Последняя дата обращения: 20.11.18.
4. Введение в многомерный анализ [Электронный ресурс]. Доступен по ссылке – https://habr.com/post/126810/ Последняя дата обращения: 25.11.18.
5. Кречетов Н. Продукты для интеллектуального анализа данных / Н. Кречетов, ComputerWeek-Москва. 2003 г. № 14-15. 32-39 с.
6. Вендров А.М. Практикум по проектированию программного обеспечения ЭИС: Учебное пособие / А.М. Вендров, Финансы и статистика, 2014. 215с.