

**МЕТОДИКА НЕЙРОСЕТЕВОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КАССОВЫХ СБОРОВ КИНОФИЛЬМОВ****Леонид Нахимович ЯСНИЦКИЙ<sup>а\*</sup>, Наталья Олеговна БЕЛОБОРОДОВА<sup>б</sup>,  
Екатерина Юрьевна МЕДВЕДЕВА<sup>с</sup>**<sup>а</sup> доктор технических наук, профессор кафедры прикладной математики и информатики, Пермский государственный национальный исследовательский университет, Пермь, Российская Федерация  
yasn@psu.ru<sup>б</sup> студентка факультета экономики, менеджмента и бизнес-информатики, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Пермь, Российская Федерация  
natasha09.12@mail.ru<sup>с</sup> студентка факультета экономики, менеджмента и бизнес-информатики, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Пермь, Российская Федерация  
medvedevaeyu@mail.ru

\* Ответственный автор

**История статьи:**

Принята 20.01.2017

Принята в доработанном виде 31.01.2017

Одобрена 22.02.2017

Доступна онлайн 14.04.2017

УДК 338.984

JEL: C02, C45, C53, C83, D83

**Ключевые слова:**

кинобизнес, выручка, кассовый сбор, нейронная сеть, прогноз

**Аннотация****Тема.** Нейросетевое прогнозирование в кинобизнесе.**Цели.** Статья посвящена исследованию возможностей применения метода экономико-математического моделирования для прогнозирования выручки и прибыли от проката будущих кинофильмов, а также выявлению факторов, влияющих на коммерческий успех кинобизнеса.**Методология.** В основе экономико-математической модели лежит нейронная сеть, обученная на известных исторических данных о прокате кинофильмов и включающая в себя 20 входных параметров. Компьютерные эксперименты выполнены методом «замораживания»: с помощью нейронной сети проводились вычисления при виртуальном изменении одного из входных параметров модели, тогда как остальные входные параметры сохранялись неизменными.**Результаты.** Среднеквадратичная относительная ошибка модели составила 13,8%, коэффициент детерминации – 0,86. Возможности модели продемонстрированы на кинофильмах «Код да Винчи», «Звездные войны».**Выводы.** Виртуальное увеличение бюджета фильмов по-разному сказывается на прогнозируемых кассовых сборах фильмов и величине прибыли. В первом случае виртуальное увеличение бюджета приводит к существенному возрастанию сборов и прибыли, тогда как во втором сборы с определенного момента перестают увеличиваться, а рост прибыли замедляется и даже наблюдается ее падение. По-разному влияют на успех кинобизнеса и другие параметры фильмов. На основании компьютерных экспериментов предложены рекомендации, которые могут способствовать повышению кассовых сборов фильмов.**Значимость.** Созданная экономико-математическая модель может быть использована для оптимизации финансовых затрат и выбора параметров при планировании новых фильмов. Она позволяет делать прогнозы в отношении кассовых сборов и прибыли от кинопроката, а также исследовать влияние различных параметров на коммерческий результат кинобизнеса.

© Издательский дом ФИНАНСЫ и КРЕДИТ, 2017

**Введение**

Возможности прогнозирования кассовых сборов будущих кинофильмов методом

математического моделирования притягивают к себе внимание как ученых, так и держателей крупных производственных студий

[1, 2]<sup>1</sup>. Как утверждает известный зарубежный киноаналитик, «точная оценка кассовых поступлений перед выпуском фильма в прокат – самая трудная и самая важная задача для киноиндустрии» [3].

По мнению другого исследователя, «некоторых аналитиков эта тема привлекала в основном из-за трудности и неопределенности, связанных с предсказанием спроса на продукцию. Такая непредсказуемость делает кинопроизводство достаточно рискованным бизнесом, что усиливает интерес к изучению различных методик прогнозирования успеха» [4].

Проблема построения таких методик осложняется тем, что существует довольно большое количество причин, способных оказывать влияние на успех картины, и, пытаясь учесть это в исследованиях, ученые делают акценты на самые разные характеристики фильмов.

Так, в 2006 г., применив математический аппарат дискриминантного анализа, логистической регрессии, классификационного и регрессионного дерева, а также нейронных сетей, ученые использовали семь независимых параметров, причем основной вклад в получение результата внесли три из них: количество экранов, наличие спецэффектов и стоимость актеров. Построенные экономико-математические модели имели весьма высокую погрешность – около 36,9% [3].

Исследования ученых из американского университета Кристофера Ньюпорта<sup>2</sup> показали, что большое влияние на успех фильма в эквиваленте размера кассовых сборов

оказывают наличие продолжения картины, ее жанр и бюджет.

Авторы работы [5], поставившие целью использование небольшого количества легкодоступных критериев, установили, что наиболее существенное влияние на размер кассовых сборов оказывает анимационная студия.

Некоторые исследователи обращались к теме прогнозирования кассовых сборов с точки зрения поведенческой модели, которая включает в себя параметры, оказывающие влияние на поведение разных групп потребителей. Используя данную модель, авторы работы «Прогнозирование сборов фильма – шаг к успеху»<sup>3</sup> указывают на значимость источников информации о фильме.

В статье [6] при построении экономико-математических моделей предлагается использовать авторский параметр – «эмоции зрителей».

Многие сходятся на том, что основным критерием, определяющим успех фильма, является размер кассовых сборов, поскольку он объективно отражает финансовое преимущество, полученное в результате проката ленты. Но в век информационных технологий, когда в сети Интернет аккумулируются, претерпевая постоянные изменения и уточнения, различные сведения, представляется возможным получить оценку популярности фильма и его рейтинг.

Конечно, последний имеет субъективный характер, только в отличие от суммы сборов такая оценка не подвержена изменениям при наличии различных экономических колебаний: инфляции, дефолта, роста или падения объемов валового внутреннего продукта и т.п. Это позволяет использовать рейтинг в качестве промежуточной переменной для получения необходимого результата.

<sup>3</sup> Водерников П., Чириков И. Прогнозирование сборов фильма – шаг к успеху // Менеджер кино. 2008. № 43. С. 19–20.

<sup>1</sup> Ноакк Н.В., Неволин И.В., Татарников А.С. Методика прогнозирования выручки от проката кинофильмов // Финансовая аналитика: проблемы и решения. 2012. № 48. С. 17–24; Татарников А.С. Методы прогнозирования кассовых сборов // Бюллетень кинопрокатчика. 2012. № 10-11. С. 50–56; Ноакк Н.В., Знаменская А.Н. Анализ эмоций кинозрителя как условие прогнозирования кассового успеха фильма // Национальные интересы: приоритеты и безопасность. 2014. № 16. С. 58–66.

<sup>2</sup> Christopher Newport University. URL: <http://cnu.edu>

Однако после проведения исследований [7] с использованием методов регрессионного и корреляционного анализа было установлено, что связь между популярностью ленты (числом голосов в IMDb<sup>4</sup>) и кассовыми сборами довольно низкая. Объясняется это тем, что фильм может стать известным по различным причинам.

Например, картина может прославиться в результате хорошей рекламной кампании или за счет присуждения премии. Из этого можно сделать вывод, что данный критерий нецелесообразно включать в состав параметров модели, предназначенной для прогнозирования кассовых сборов.

Ученые в работе [8] привели весомую доказательную базу, подтверждающую, что наиболее существенными критериями, оказывающими влияние на отдачу фильма, являются уровень актерского состава, возрастные ограничения и жанровая составляющая.

Авторы исследования [9] полагают, что сиквелы<sup>5</sup> собирают гораздо большую кассу, так как зритель уже относительно знаком с содержанием фильма и более охотно готов потратить время на его просмотр, нежели идти в кинотеатр на картину с абсолютно непредсказуемым сюжетом.

### Методика прогнозирования

При создании экономико-математической модели, предназначенной для прогнозирования кассовых сборов фильмов, был принят во внимание опыт, отраженный в приведенном кратком обзоре литературы. В число входных параметров нейронной сети были включены только те критерии, поиски которых не требуют большого количества времени и

которые могут быть обработаны немедленно, без больших трудозатрат.

В качестве обучающего множества был подобран список из 168 фильмов с кассовыми сборами в диапазоне от 1 млн до 3 млрд долл. США, 10% от которого вошли в тестовое множество. Необходимые данные о кинолентах были получены с сайта [www.kinopoisk.ru](http://www.kinopoisk.ru). Таким образом, при разработке нейросетевой экономико-математической модели были использованы следующие входные параметры и система кодирования их значений:

$x_1$  – год выпуска фильма;

$x_2$  – страна-производитель: 1 – США, 2 – США совместно с другими странами;

$x_3$  – пол режиссера: 1 – мужской, 2 – женский;

$x_4$  – на чем основан сценарий: 1 – на реальных событиях, 2 – на литературном произведении (например: роман, детектив и т.п.) или фильм является ремейком, 3 – сценарий не основан ни на реальных событиях, ни на литературном произведении, то есть идея является оригинальной идеей сценариста, 4 – фильм является пародией;

$x_5$  – бюджет фильма, млн долл.;

$x_6$  – возраст, с которого допускается просмотр фильма (согласно российской возрастной классификации информационной продукции): 1 – от 0 лет, 2 – от 6 лет, 3 – от 12 лет, 4 – от 16 лет, 5 – от 18 лет;

$x_7$  – наличие вымышленных персонажей: 0 – нет, 1 – говорящие животные или предметы, 2 – роботы, 3 – обитатели других планет, 4 – магические существа, 5 – вампиры, оборотни, демоны, 6 – восставшие из мертвых (призраки, зомби), 7 – супергерои, 8 – несколько категорий вымышленных персонажей;

$x_8$  – наличие в фильме злодея: 0 – нет, 1 – есть;

$x_9$  – продолжительность фильма, минут;

<sup>4</sup> Internet Movie Database (IMDb, пер. с англ. – «Интернет-база кинофильмов») – крупнейшая в мире база данных и веб-сайт о кинематографе.

<sup>5</sup> Продолжение книги, романа или кинофильма, создаваемое в связи с успехом произведения литературы или кинематографии.

$x_{10}$  – наличие у режиссера успешных киноработ до создания данного фильма: 0 – нет, 1 – есть;

$x_{11}$  – возраст режиссера на момент создания фильма;

$x_{12}$  – наличие у режиссера премий «Оскар» и (или) «Золотой глобус»: 0 – нет, 1 – есть;

$x_{13}$  – наличие у режиссера награды «Золотая малина»: 0 – нет, 1 – есть;

$x_{14}$  – наличие у режиссера номинаций на премии «Оскар» и (или) «Золотой глобус»: 0 – нет, 1 – есть;

$x_{15}$  – наличие у актеров номинаций на премии «Оскар» и (или) «Золотой глобус»: 0 – нет, 1 – есть;

$x_{16}$  – тип драматического жанра: 0 – нет, 1 – трагедия, 2 – комедия, 3 – драма, 4 – мелодрама, 5 – трагикомедия, 6 – смесь жанров;

$x_{17}$  – является ли фильм приключенческим (в этот тип кино входят следующие жанры: боевик, вестерн, детектив, триллер, гангстерский фильм): 0 – нет, 1 – да;

$x_{18}$  – является ли фильм фантастическим (то есть жанр кино: фантастика, фэнтези): 0 – нет, 1 – да;

$x_{19}$  – является ли фильм продолжением другого фильма (то есть является следующей серией франшизы): 0 – нет, 1 – да;

$x_{20}$  – является ли фильм частью трилогии, в которой третья часть разделена на два фильма: 0 – нет, 1 – да.

В качестве выходного параметра  $y$  была принята величина мировых кассовых сборов фильма (выручки от проката) в миллионах долларов.

Обратим внимание, что в нашей модели помимо данных о фильме ( $x_1, x_2, x_4-x_9, x_{16}-x_{21}$ )

учитывается информация о режиссере и об актерах ( $x_3, x_{10}-x_{15}$ ). Дело в том, что, по мнению многих киноаналитиков, успех фильма и, как следствие, его кассовые сборы напрямую зависят от признания общественностью таланта режиссера и актеров, выражающегося в номинациях на премии «Оскар» и «Золотой глобус» и обладании данными премиями.

Это подтверждает статья о фильме «Унесенные ветром»<sup>6</sup>. По словам ее авторов, успех фильму принес известный сценарист и режиссер Сидни Ховард. Именно его талант и народное признание сыграли одну из главных ролей в бурном релизе фильма.

Новым входным параметром предлагаемой модели является возраст режиссера  $x_{11}$  как показатель опыта не только в сфере киноискусства, но и в жизни.

Проектирование, оптимизация, обучение, тестирование нейронной сети и эксперименты над нейросетевой математической моделью выполнялись по традиционной методике Пермской научной школы искусственного интеллекта.

Оптимальная структура нейронной сети представляла собой персептрон (рис. 1), имеющий двадцать входных нейронов, один скрытый слой с шестью нейронами, а также один выходной нейрон. В качестве активационных функций нейронов скрытого и выходного слоя использовался тангенс гиперболический, а в качестве алгоритма обучения – алгоритм упругого распространения.

В процессе обучения и тестирования нейросети были обнаружены выбросы, выявленные с помощью особой методики [10, 11]. Ее суть состоит в поочередном исключении примеров из обучающего множества и наблюдении за погрешностью нейросети, обученной на этих урезанных

<sup>6</sup> Давыденко В. Семь причин, сделавших «Унесенные ветром» шедевром. URL: <http://www.rg.ru/2014/02/01/kalrk-site.html>

множествах. Если пример обучающего множества является выбросом и выпадает из закономерности, характерной для исследуемой предметной области, то его удаление из обучающего множества приводит к падению погрешности обучения сети и повышению ее обобщающих свойств, тогда как исключение обычных примеров существенного влияния на качество сети, как правило, не оказывает.

Для оценки качества нейронной сети была использована среднеквадратичная относительная погрешность, которая на тестирующем множестве примеров составила 13,8%; коэффициент детерминации – 0,86.

Поскольку примеры тестирующего множества при обучении нейронной сети не использовались, можно утверждать, что она усвоила закономерности моделируемой предметной области и ее можно использовать для проведения вычислительных экспериментов.

### Экспериментальная часть

После того как работа нейронной сети проверена на тестовых примерах и, следовательно, подтверждена адекватность нейросетевой математической модели, можно приступить к исследованию. Обученная нейросетевая модель реагирует на изменение входных переменных и ведет себя так же, как вела бы себя сама предметная область.

Первый вопрос, на который можно получить ответ с помощью модели, – выяснить значимость входных параметров, то есть степень их влияния на результат моделирования – величину кассовых сборов фильмов.

Объективную оценку такого влияния можно получить, например, по известной методике<sup>7</sup> с помощью той же нейронной сети путем поочередного исключения входных параметров и наблюдения за погрешностью тестирования. Чем последняя выше, тем более значим

соответствующий исключенный параметр. Построенная таким способом гистограмма приведена на *рис. 2*.

Высота столбцов соответствует погрешности тестирования, полученной при исключенном входном параметре, подписанном под столбцом, поэтому ее можно интерпретировать как значимость этого параметра.

Как видно из рисунка, самым значимым параметром оказался бюджет фильма. Следующими по значимости идут его продолжительность и параметр «Является ли фильм частью франшизы?».

Применение нейросетевого моделирования позволяет не только выполнять прогнозы, но и ставить на моделях виртуальные компьютерные эксперименты [11, 12], пытаться изменять прогнозы в наиболее благоприятную для успеха кинобизнеса сторону. Так, варьируя входные параметры обученной нейронной сети и производя вычисления, можно сформировать конкретный список рекомендаций, способствующих увеличению кассовых сборов.

Первая серия экспериментов над нейросетевой математической моделью выполнялась на примере фильма «Код да Винчи». Эта кинолента имеет относительно низкий бюджет, а ее кассовые сборы едва покрывают расходы. На *рис. 3* (и везде далее) столбцом темного цвета изображена величина кассовых сборов, имевшая место в действительности, а более светлые столбцы соответствуют величине виртуальных кассовых сборов, которые собрал бы фильм, если бы его бюджет был ступенчато увеличен на 5–30 млн долл.

Как показано на *рис. 4*, прогнозируемые нейросетью кассовые сборы фильма «Код да Винчи» растут с виртуальным ростом его бюджета. То же самое наблюдается и с условной прибылью от проката, рассчитываемой как разность между кассовыми сборами (выручкой) и бюджетом ленты.

<sup>7</sup> Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Академия, 2005. 176 с.

Влияние следующего по значимости параметра фильма – его продолжительности – объясняет *рис. 5*. Маркером увеличенного размера здесь отмечены кассовые сборы, соответствующие реальной длине киноленты. Прогнозируемые кассовые сборы растут с увеличением длительности фильма «Код да Винчи», но эта зависимость имеет нелинейный характер.

Как следует из анализа данных *рис. 6*, кассовые сборы фильма «Код да Винчи» были бы значительно выше, если бы он имел продолжение.

В итоге был составлен набор рекомендаций, воплощение которых по результатам прогноза должно было бы увеличить кассовые сборы фильма «Код да Винчи» (*табл. 1*).

Как следует из приведенных данных, увеличение бюджета на 15 млн долл. и продолжительности фильма на три минуты, а также продолжение франшизы позволили бы увеличить кассовые сборы на 25%.

Еще один фильм, для которого были построены прогнозы, – знаменитый космический блокбастер «Звездные войны. Эпизод 1: Скрытая угроза». Эта кинолента интересна тем, что при среднем бюджете ее сборы почти достигли отметки 1 млрд долл.

По нашим прогнозам (*рис. 7 и 8*), виртуальное увеличение бюджета фильма на 5 млн долл. привело бы к увеличению кассовых сборов на

такую же сумму, а прибыль при этом не увеличилась бы. При дальнейшем росте бюджета кассовые сборы остались бы неизменными, а прибыль уменьшалась бы. В то же время даже малейшее виртуальное уменьшение бюджета привело бы к значительным потерям кассовых сборов и прибыли. Отсюда следует вывод: при планировании этого фильма сумма его бюджета была выбрана оптимально.

Дальнейшие исследования, результаты которых приведены на *рис. 9*, показывают, что ни подключение к созданию фильма других стран, ни увеличение его продолжительности, ни виртуальное увеличение возраста режиссера, ни деление картины на две части не способствовали бы увеличению кассовых сборов фильма. Таким образом, мы опять приходим к заключению, что и другие параметры данного фильма оказались спланированными самым лучшим образом, что и обеспечило коммерческий успех.

## Заключение

Разработана нейросетевая экономико-математическая модель, предназначенная для прогнозирования кассовых сборов и прибыли от проката кинофильмов. Она может быть использована в кинобизнесе для принятия решений на этапе планирования будущих фильмов с целью получения наибольшего коммерческого успеха от их проката.

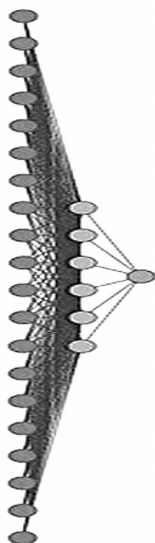
**Таблица 1****Рекомендации к фильму «Код да Винчи»****Table 1****Recommendations for *The Da Vinci Code* movie**

Параметр	Исходные данные	Рекомендация
Год создания фильма	2006	2006
Страна-производитель	2	2
Пол режиссера	1	1
На чем основан сценарий	2	2
Бюджет фильма	125	140
Возрастной рейтинг	3	3
Наличие вымышленных персонажей	0	0
Наличие злодея	1	1
Продолжительность фильма	149	152
Наличие успешных работ у режиссера	1	1
Возраст режиссера	52	52
Наличие у режиссера наград	1	1
Наличие у режиссера «Золотой малины»	0	0
Номинации на премии у режиссера	1	1
Номинации на премии у актеров	1	1
Тип драматического жанра	0	0
Является ли фильм приключенческим	1	1
Является ли фильм фантастическим	0	0
Является ли фильм частью франшизы	0	1
Третья часть фильма разделена	0	0
Кассовые сборы фильма	758	960

*Источник:* авторская разработка

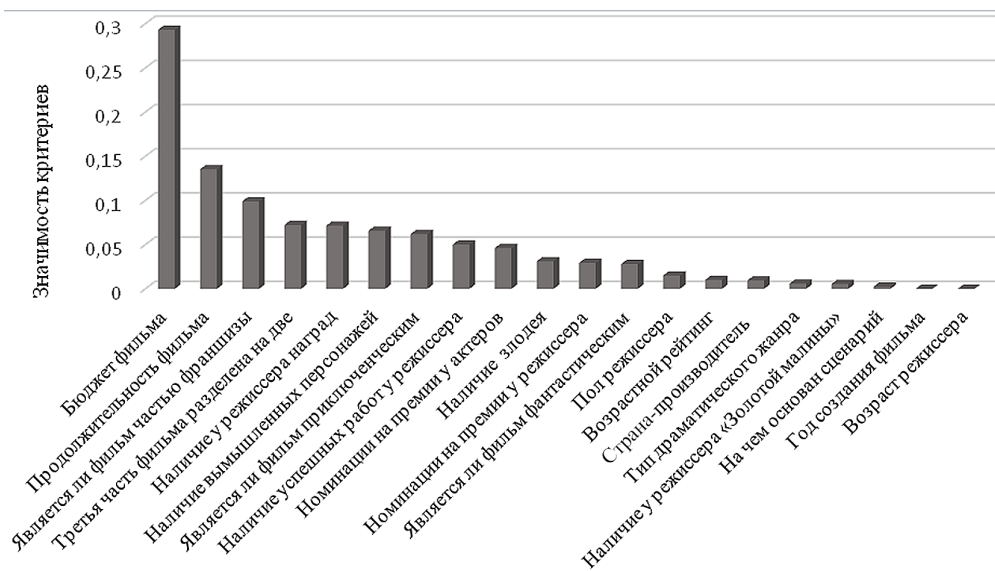
*Source:* Authoring

**Рисунок 1**  
**Перцептрон**  
*Figure 1*  
**Perceptron**



*Источник:*  
 авторская  
 разработка  
*Source:* Authoring

**Рисунок 2**  
**Значимость параметров кассовых сборов кинофильмов США**  
*Figure 2*  
**Significance of indicators of box-office grosses for U.S. movies**



*Источник:* авторская разработка  
*Source:* Authoring

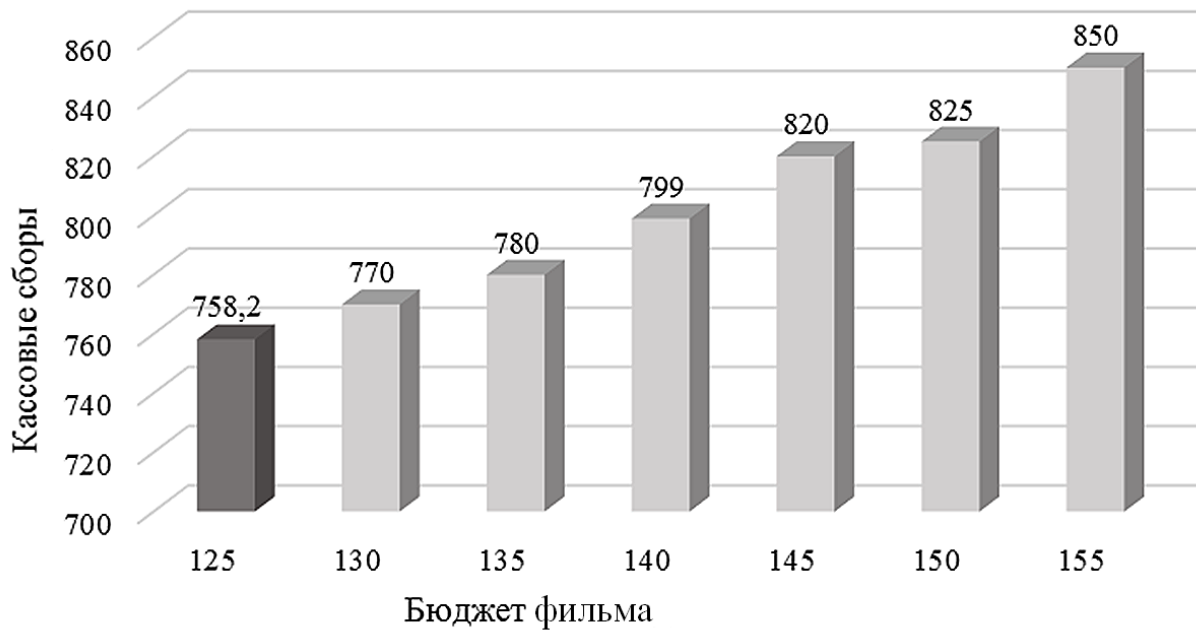


*Рисунок 3*

**Зависимость кассовых сборов фильма «Код да Винчи» от его бюджета, млн долл. США**

*Figure 3*

**Dependence of box-office grosses of *The Da Vinci Code* on its budget, million USD**



*Источник:* авторская разработка

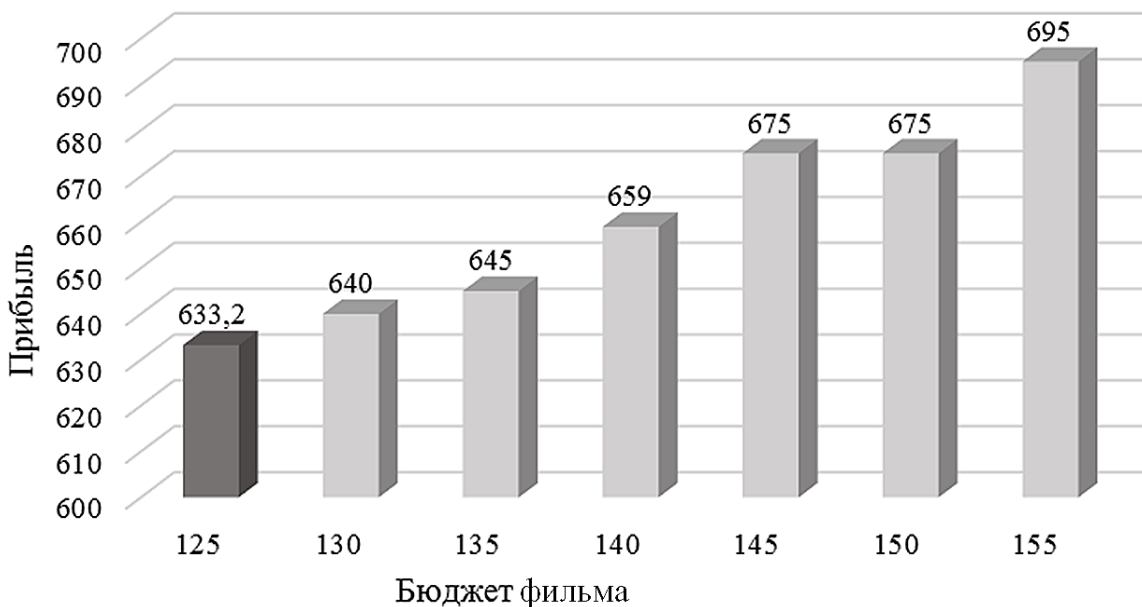
*Source:* Authoring

**Рисунок 4**

**Влияние бюджета фильма «Код да Винчи» на его прибыль, млн долл. США**

**Figure 4**

**The effect of the budget of *The Da Vinci Code* on its profit, million USD**



*Источник:* авторская разработка

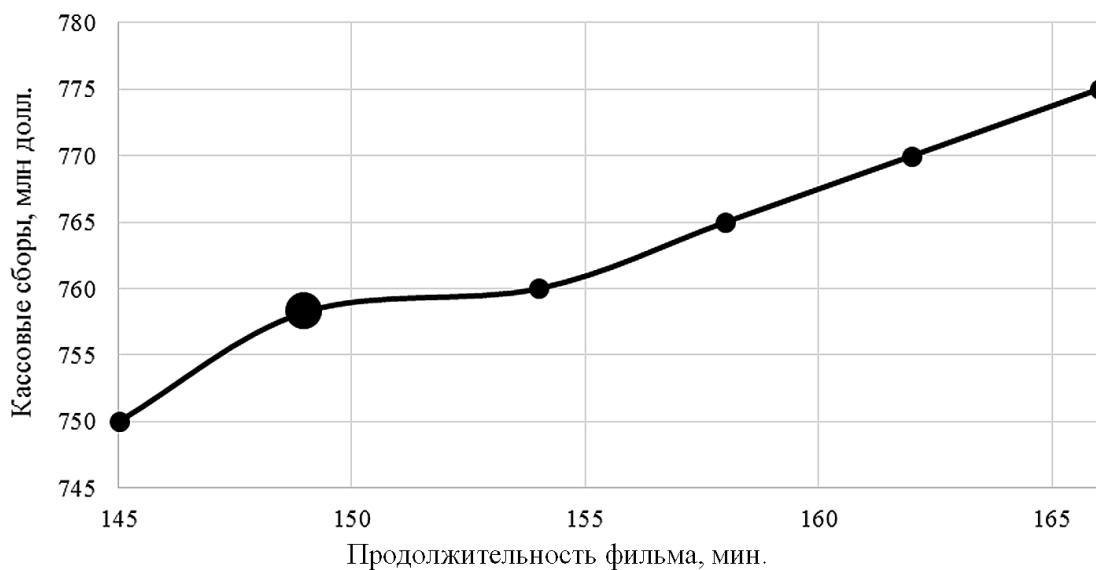
*Source:* Authoring

**Рисунок 5**

**Влияние продолжительности фильма на кассовые сборы («Код да Винчи»)**

**Figure 5**

**The effect of movie duration on box-office grosses (*The Da Vinci Code*)**



*Источник:* авторская разработка

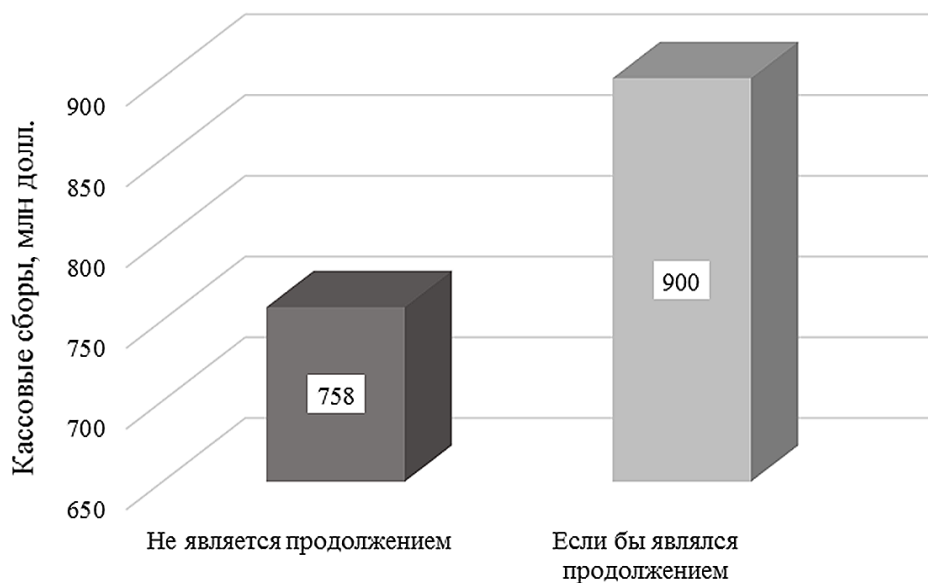
*Source:* Authoring

**Рисунок 6**

**Влияние параметра «часть франшизы» на кассовые сборы фильма «Код да Винчи»**

**Figure 6**

**The effect of the ‘franchise part’ aspect on box-office grosses of *The Da Vinci Code***



*Источник:* авторская разработка

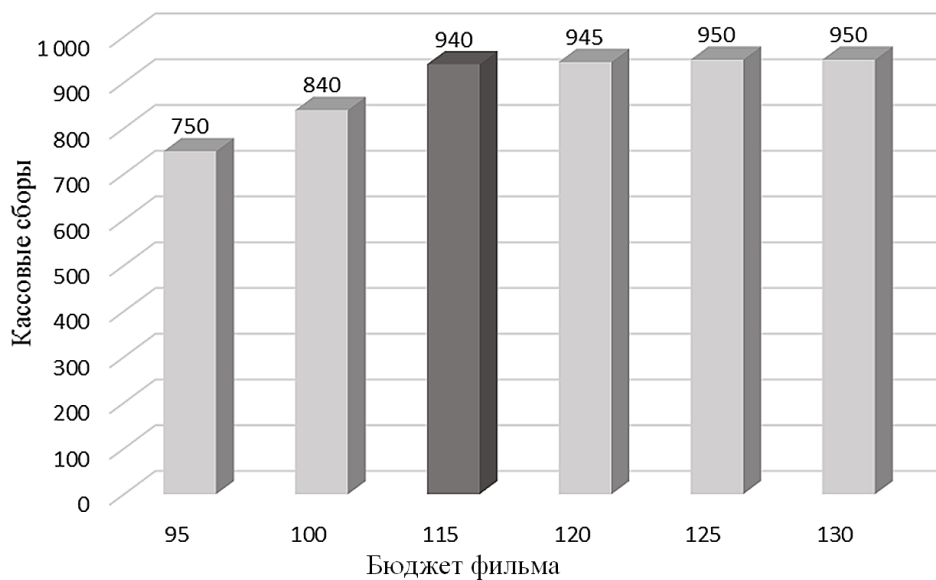
*Source:* Authoring

**Рисунок 7**

**Зависимость кассовых сборов фильма «Звездные войны. Эпизод 1: Скрытая угроза» от его бюджета, млн долл. США**

**Figure 7**

**Dependence of box-office grosses of *Star Wars. Episode 1: The Panthom Menace* on its budget, million USD**



*Источник:* авторская разработка

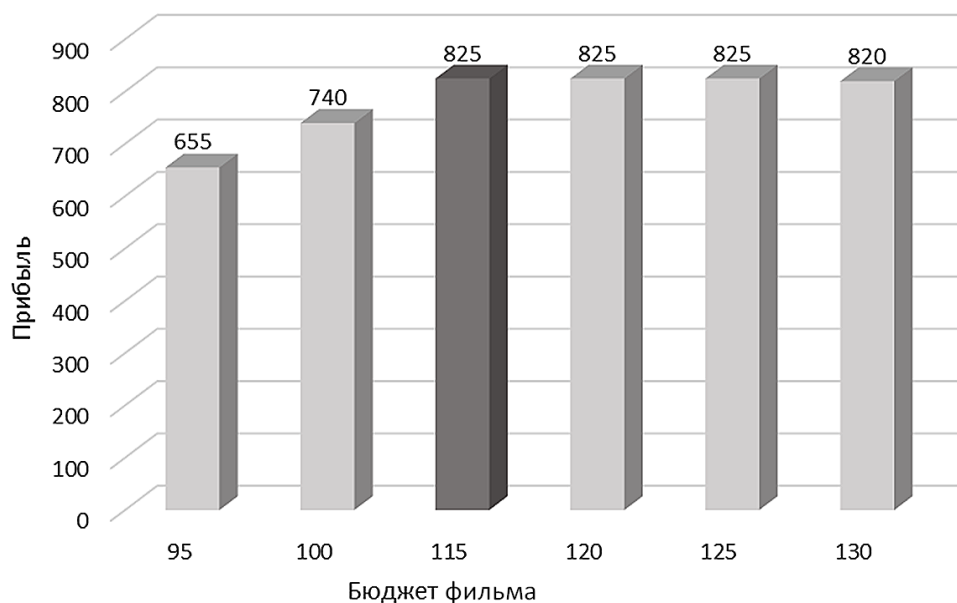
*Source:* Authoring

**Рисунок 8**

**Зависимость кассовых сборов от прибыли фильма «Звездные войны. Эпизод 1: Скрытая угроза», млн долл. США**

**Figure 8**

**Dependence of box-office grosses on the profit of *Star Wars. Episode 1: The Phantom Menace*, million USD**



Источник: авторская разработка

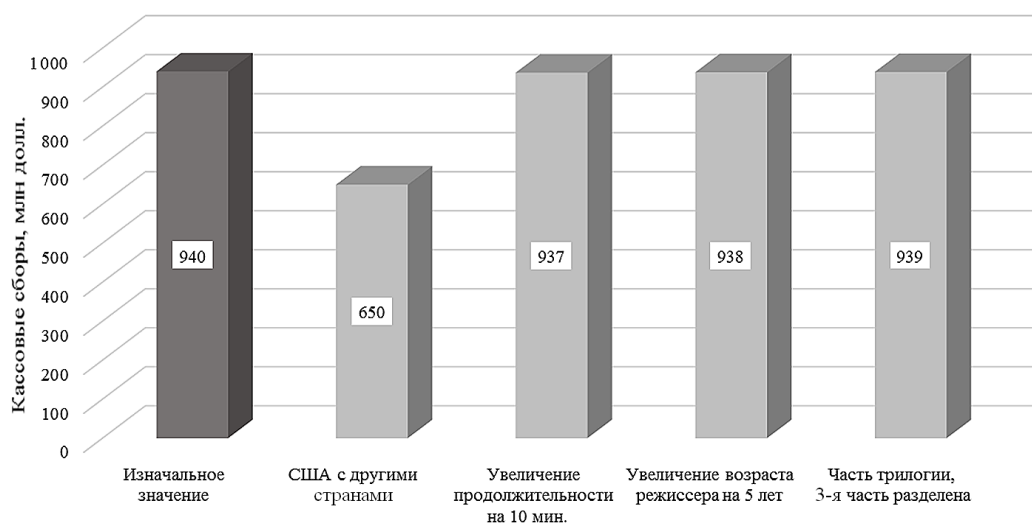
Source: Authoring

**Рисунок 9**

**Влияние некоторых параметров фильма «Звездные войны. Эпизод 1: Скрытая угроза» на кассовые сборы**

**Figure 9**

**The effect of some indicators of *Star Wars. Episode 1: The Phantom Menace* on box-office grosses**



Источник: авторская разработка

Source: Authoring

**Список литературы**

1. *Holbrook M.B., Hirschman E.C.* The Experiential Aspects of Consumption: Consumer's Fantasies, Feelings and Fun. *Journal of Consumer Research*, 1982, vol. 9, iss. 2, pp. 132–140.
2. *Eliashberg J., Sawhney M.S.* Modeling Goes to Hollywood: Predicting Individual Differences in Movie Enjoyment. *Management Science*, 1994, vol. 40, iss. 9, pp. 1151–1173. doi: 10.1287/mnsc.40.9.1151
3. *Sharda R., Delen D.* Predicting Box-Office Success of Motion Pictures with Neural Networks. *Expert Systems with Applications*, 2006, vol. 30, iss. 2, pp. 243–254. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2005.07.018>
4. *Litman B.R.* Predicting Success of Theatrical Movies: An Empirical Study. *Journal of Popular Culture*, 1983, vol. 16, no. 9, pp. 159–175. doi: 10.1111/j.0022-3840.1983.1604\_159.x
5. *Riwinoto M.T., Selly Artaty Zega, Gia Irlanda.* Predicting Animated Film of Box-Office Success with Neural Networks. *Jurnal Teknologi*, 2015, no. 23, pp. 77–82.
6. *Неволин И.В., Татарников А.С.* Модели прогнозирования кассовых сборов кинофильмов на основе эмоциональных факторов спроса // Экономика и социум. 2014. № 4. С. 1244–1259.
7. *Wasserman M., Mukherjee S., Scott K. et al.* Correlations Between User Voting Data, Budget, and Boxoffice for Films in the Internet Movie Database. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 2015, vol. 66, iss. 4, pp. 858–868.
8. *Ghiassi M., Lio D., Moon B.* Pre-Production Forecasting of Movie Revenues with a Dynamic Artificial Neural Network. *Expert Systems with Applications*, 2015, vol. 42, iss. 6, pp. 3176–3193. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2014.11.022>
9. *Dhar T., Sun G., Weinberg C.B.* The Long-Term Box Office Performance of Sequel Movies. *Marketing Letters*, 2012, vol. 23, no. 1, pp. 13–29.
10. *McCulloch W.S., Pitts W.A.* Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 1990, vol. 52, iss. 1-2, pp. 73–97.
11. *Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н.* Нейросетевой фильтр для исключения выбросов в статистической информации // Вестник Пермского университета. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2008. № 4. С. 151–155.
12. *Rosenblatt F.* Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms. New York, Spartan Books, 1962, pp. 245–248.

**Информация о конфликте интересов**

Мы, авторы данной статьи, со всей ответственностью заявляем о частичном и полном отсутствии фактического или потенциального конфликта интересов с какой бы то ни было третьей стороной, который может возникнуть вследствие публикации данной статьи. Настоящее заявление относится к проведению научной работы, сбору и обработке информации, написанию и подготовке статьи, принятию решения о публикации рукописи.

**THE METHOD OF NEURAL NETWORK FORECASTING OF BOX-OFFICE GROSSES OF MOVIES**Leonid N. YASNITSKII<sup>a,\*</sup>, Natal'ya O. BELOBORODOVA<sup>b</sup>, Ekaterina Yu. MEDVEDEVA<sup>c</sup><sup>a</sup> Perm State National Research University, Perm, Russian Federation  
yasn@psu.ru<sup>b</sup> Higher School of Economics, Perm, Russian Federation  
natasha09.12@mail.ru<sup>c</sup> Higher School of Economics, Perm, Russian Federation  
win.mail.ru95@inbox.ru

\* Corresponding author

**Article history:**

Received 20 January 2017

Received in revised form

31 January 2017

Accepted 22 February 2017

Available online

14 April 2017

**JEL classification:** C02, C45,  
C53, C83, D83**Keywords:** film-making  
industry, revenue, box-office  
grosses, neural network,  
forecast**Abstract****Importance** The article focuses on the neural network forecasting in the film-making industry.**Objectives** The article examines what opportunities economic and mathematical modeling provides to forecast revenue and profit from coming movie distribution and identifies factors that determine whether film-making business becomes a commercial success.**Methods** The economic and mathematical model relies upon the neural network trained with available historical data on movie distribution and including 20 input parameters. Computer experiments were performed with the ‘freezing’ method. We used the neural network for computations if any of input data changes, meanwhile the rest of them remain the same.**Results** Root-mean-square relative error of the model accounted for 13.8%, with the determination criterion being 0.86%. We refer to *The Da Vinci Code*, *Star Wars* to demonstrate what the model is capable of.**Conclusions and Relevance** Virtual increase in the film budget influences projections of box-office grosses and revenue differently. Other aspects of films also have an effect on the success of film-making business. Having conducted computer experiments, we provide our recommendations, which could boost box-office grosses of films. The proposed economic and mathematical model can be used to optimize financial costs and choose parameters to plan new films to come. The model allows for forecast of box-office grosses and profit from film-making, and examine how various aspects influence the commercial result of film-making.

© Publishing house FINANCE and CREDIT, 2017

**References**

1. Holbrook M.B., Hirschman E.C. The Experiential Aspects of Consumption: Consumer Fantasies, Feelings and Fun. *Journal of Consumer Research*, 1982, vol. 9, iss. 2, pp. 132–140.
2. Eliashberg J., Sawhney M.S. Modeling Goes to Hollywood: Predicting Individual Differences in Movie Enjoyment. *Management Science*, 1994, vol. 40, iss. 9, pp. 1151–1173. doi: 10.1287/mnsc.40.9.1151
3. Sharda R., Delen D. Predicting Box-Office Success of Motion Pictures with Neural Networks. *Expert Systems with Applications*, 2006, vol. 30, iss. 2, pp. 243–254. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2005.07.018>
4. Litman B.R. Predicting Success of Theatrical Movies: An Empirical Study. *The Journal of Popular Culture*, 1983, vol. 16, no. 9, pp. 159–175. doi: 10.1111/j.0022-3840.1983.1604\_159.x
5. Riwinoto M.T., Selly Artaty Zega, Gia Irlanda. Predicting Animated Film of Box-Office Success with Neural Networks. *Jurnal Teknologi*, 2015, vol. 77, no. 23, pp. 77–82.

6. Nevolin I.V., Tatarnikov A.S. [Models to project box-office grosses of film-making on the basis of emotional drivers of demand]. *Ekonomika i sotsium*, 2014, no. 4, pp. 1244–1259. (In Russ.) Available at: [http://iupr.ru/domains\\_data/files/sborniki\\_jurnal/Zhurnal%20\\_4\(13\)%202014%204.pdf](http://iupr.ru/domains_data/files/sborniki_jurnal/Zhurnal%20_4(13)%202014%204.pdf).
7. Wasserman M., Mukherjee S., Scott K. et al. Correlations Between User Voting Data, Budget and Boxoffice for Films in the Internet Movie Database. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 2015, vol. 66, iss. 4, pp. 858–868.
8. Ghiassi M., Lio D., Moon B. Pre-Production Forecasting of Movie Revenues with a Dynamic Artificial Neural Network. *Expert Systems with Applications*, 2015, vol. 42, iss. 6, pp. 3176–3193. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2014.11.022>
9. Dhar T., Sun G., Weinberg C.B. The Long-Term Box Office Performance of Sequel Movies. *Marketing Letters*, 2012, vol. 23, no. 1, pp. 13–29.
10. McCulloch W.S., Pitts W.A. Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 1990, vol. 52, iss. 1-2, pp. 73–97.
11. Cherepanov F.M., Yasnitskii L.N. [Neural network filter for excluding outliers in statistical data]. *Vestnik Permskogo universiteta. Seriya: Matematika. Mekhanika. Informatika = Perm University Herald. Series: Mathematics. Mechanics. Informatics*, 2008, no. 4, pp. 151–155. (In Russ.)
12. Rosenblatt F. Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms. New York, Spartan Books, 1962, pp. 245–248.

#### **Conflict-of-interest notification**

We, the authors of this article, bindingly and explicitly declare of the partial and total lack of actual or potential conflict of interest with any other third party whatsoever, which may arise as a result of the publication of this article. This statement relates to the study, data collection and interpretation, writing and preparation of the article, and the decision to submit the manuscript for publication.