

DOI: 10.26794/2587-5671-2024-28-1-188-203

УДК 338.467, 339.13, 330.131.5(045)

JEL C51, C53, L82, E22, G11

Определение инвестиционного успеха и его факторов для российского кино в прокате с помощью машинного обучения*

А.В. Дождиков

Государственный университет управления, Москва, Россия

АННОТАЦИЯ

Объект исследования — исторические данные проката российского кинематографа. **Цель** исследования состоит в определении возможности прогнозирования кассовых сборов кинопроекта на раннем этапе производства фильмов, что особенно **актуально** с учетом ухода иностранных дистрибьютеров с рынка. Анализ проведен по всей совокупности ($N = 1400$) российских национальных фильмов, вышедших в прокат с начала 2004 по апрель 2022 г. Данные вводятся в **научный оборот** впервые. В исследовании использовались **методы оценки** кинопроектов на основе исторической доходности и классификации фильмов по жанрам, режиссерам, сценаристам. В результате эксперимента на 7 моделях машинного обучения и нейросети достигнута точность (accuracy) 0,96 и показатель ROC_AUC = 0,98. Сделаны **выводы** о направлениях совершенствования методов прогнозирования, сформулированы выводы об ограничении предлагаемого подхода. С учетом высокой волатильности индивидуального финансового результата кинопроекта сделаны **рекомендации** по «портфельному» принципу инвестирования, открывающему **перспективы** долевого финансирования кинематографа с использованием рыночных финансовых инструментов, эмиссии облигаций и акций производителями и дистрибьютерами.

Ключевые слова: инвестиции в кинематограф; инвестиционный консалтинг; портфельное инвестирование; машинное обучение; национальный кинематограф Российской Федерации; нейронные сети; наука о данных; Министерство культуры Российской Федерации; Фонд Кино

Для цитирования: Дождиков А.В. Определение инвестиционного успеха и его факторов для российского кино в прокате с помощью машинного обучения. *Финансы: теория и практика*. 2024;28(1):188-203. DOI: 10.26794/2587-5671-2024-28-1-188-203

ORIGINAL PAPER

Determination of Investment Success and its Factors for Russian Cinema at the Box Office Using Machine Learning

A.V. Dozhdikov

State University of Management, Moscow, Russia

ABSTRACT

Historical data of the box office of Russian cinema is the **object of research**. The **purpose** of the study is to determine the possibility of forecasting the cash fees of the film project at an early stage in the production of films, which is especially **important** due to withdrawal of foreign distributors from the Russian market. The analysis was carried out on **data** for the entire population ($N = 1400$) of Russian national films that were released from the beginning of 2004 to April 2022. These data are **introduced into scientific circulation** for the first time. The study used **methods** of evaluation of film projects based on historical profitability and classification of films by genres, directors, screenwriters. The **result** of the experiment on 7 machine learning and neural network models achieved an accuracy of 0.96 and ROC (AUC) = 0.98. The article provides **conclusions** about the directions for improving forecasting methods and conclusions about the limitations of the proposed approach. Taking into account the

© Дождиков А.В., 2024

* Исследование основано на результатах программы профессиональной переподготовки «Технологии анализа данных» (профстандарт 06.042 «Специалист по большим данным»), программы повышения квалификации «Анализ данных», выполненных в Национальном исследовательском университете ИТМО.

high volatility of the individual financial result of a film project, **recommendations** were made by the “portfolio” principle of investment, which opens the prospects of debt and equity financing of cinema using market financial instruments, issuance of bonds and shares by producers and distributors.

Keywords: investment in cinema; investment consulting; portfolio investment; machine learning; national cinema of the Russian Federation; neural networks; data science; Ministry of Culture of the Russian Federation; Cinema Fund

For citation: Dozhdikov A.V. Determination of investment success and its factors for Russian cinema at the box office using machine learning. *Finance: Theory and Practice*. 2024;28(1):188-203. (In Russ.) DOI: 10.26794/2587-5671-2024-28-1-188-203

ВВЕДЕНИЕ

Российский кинематограф проходит сложный этап развития: с одной стороны, уход иностранных дистрибьютеров открывает возможности для российских производителей, с другой стороны, с учетом производственного цикла в два года, реализуется риск потери доходов и сокращения кинотеатральной сети. На первое место выходит проблема эффективности вложений в кино, как государственных, так и частных. С 2004 по 2022 г. российское кино было убыточным, успех в прокате имели немногим более 11% фильмов. Решить проблему убыточности можно за счет повышения доли успешных проектов с помощью моделей машинного обучения для прогнозирования результатов.

Модели машинного обучения используются в банковской и финансовой сферах: для прогнозирования «доли просроченных кредитов в кредитных портфелях коммерческих банков с помощью AI-модели» [1]; для «оценки стоимости компании» [2]; для «оценки состояния компаний, прогнозирования банкротства... поддержки принятия управленческих решений» [3]. Финансовое прогнозирование предполагает «построение прогностических моделей с внедрением машинного обучения» [4].

Отрасль российского кинематографа не является исключением в плане их применимости. Однако нужно отметить:

- высокий уровень риска вложений [5];
- существенную долю государственного участия;
- ограниченную емкость локального кинорынка;
- выраженную сезонность и подверженность сложно прогнозируемым событиям с экстремальной степенью негативного воздействия по примеру пандемии COVID-19 [6].

Воздействие отмеченных условий не всегда негативно. К примеру, государственная поддержка снижает адаптивность в отрасли. Однако в Китае она увеличивает емкость национального рынка (второе место в мире по кассовым сборам и количеству выпускаемых фильмов) [7].

Применение «математических методов и моделей корреляционно-регрессионного анализа» [8] не является принципиально новым подходом к инвестиционному анализу отрасли. Можно выделить два класса методик оценки будущего успеха фильма: «социолого-аналитический» и «историко-аналитический».

К первому классу относится «методика прогнозирования кассовых сборов кинофильмов по эмоциональному воздействию на зрителей» [9], когда респондентам после демонстрации трейлеров фильма задаются вопросы относительно их эмоционального состояния. Данная методика предполагает, что производственный цикл запущен, снят первый видеоматериал.

Второе направление предполагает оценку перспектив проекта на исторической доходности и позволяет оценить инвестиционную привлекательность проекта на ранней стадии, когда известны его параметры, определена творческая группа, примерный бюджет, но съемки не начаты. Поэтому все расчеты можно осуществлять до питчинга в «Фонде кино» или перед частными инвесторами.

Метод оценки по исторической доходности позволяет определить потенциально успешные проекты и исключить заведомо провальные, а также предлагает возможности по корректуре творческой группы, бюджета и жанровой, идейно-тематической составляющей проекта.

ИСТОЧНИКИ ДАННЫХ

Для изучения вопроса были проанализированы данные¹ первичного проката 1400 жанровых кинофильмов российского производства с начала 2004 по апрель 2022 г., начиная с драматического фильма «72 метра» и заканчивая детской анимацией «Фиксикино. Вселенная приключений». Повторные выпуски, киноальманахи, короткометражные фильмы, проекты, которые вышли толь-

¹ В исследовании использовались открытые данные из публичных источников: kinopoisk.ru, film.ru, filmpro.ru, kinoafisha.info, kinometro.ru, kinonews.ru, kinobusiness.com, обогащенные перекрестной проверкой.

	screens	budget	genre	director	scriptwriter1	scriptwriter2	age	time	box
0	100	46096480.0	0.509727	0.443680	1.171456	1.171456	12	115	0
1	117	57620600.0	0.940596	0.563948	0.742941	0.780971	0	98	0
2	315	121003260.0	0.940596	4.242373	1.662735	1.662735	16	115	1
3	47	46096480.0	0.509727	0.099780	0.773626	0.371797	12	101	0
4	188	57620600.0	1.260718	0.329743	0.329743	0.329743	6	90	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
1395	112	40000000.0	0.509727	0.020075	0.020075	1.316217	16	88	0
1396	108	80000000.0	0.509727	0.200000	3.949617	0.371797	16	94	0
1397	1695	120000000.0	1.872024	1.437529	0.566667	0.566667	16	105	0
1398	1662	319000000.0	0.509727	0.407003	0.181818	0.371797	12	105	0
1399	21	80000000.0	0.843633	0.200000	0.273121	0.371797	0	90	0

1400 rows × 9 columns

Рис. 1 / Fig. 1. Фрагмент датасета российского кинопроката / Fragment of the Russian Film Distribution Dataset

Источник / Source: составлено автором / Compiled by the author.

ко на телевидении и стриминговых платформах, были исключены. Структура исходного датасета (рабочего набора данных) представлена на рис. 1.

Описание датасета:

- screens — количество экранов, на которых вышел фильм;
- budget — бюджет фильма²;
- genre — основной жанр фильма (комедия, драма...), используется наработка на жанр (соотношение сборы/бюджет) за период 2004–2022 гг.;
- director — окупаемость по всем проектам режиссера (сборы/бюджет);
- scriptwriter 1 — окупаемость по проектам первого сценариста;
- scriptwriter 2 — окупаемость по проектам второго сценариста;
- age — возрастной рейтинг фильма;
- time — длительность фильма в минутах;
- box — целевой признак. Box = 0 — фильм провалился. Box = 1 — окупился (собрал более двух бюджетов).

² Для 30% российских проектов использован медианный бюджет. В датасете используется производственный бюджет, дополнительные «затраты на продвижение (включая рекламу) могут составлять до 30%» [10].

РАЗВЕДОЧНЫЙ АНАЛИЗ ДАННЫХ

Все фильмы в датасете суммарно получили 645,6 млн просмотров³. Общие сборы в прокате составили 137,7 млрд руб. Совокупный бюджет проектов по открытым источникам равен 145,9 млрд руб. С учетом неполноты данных общий бюджет составил оценочно 210,1 млрд руб. Попытки статистического анализа жанров российского кино предпринимались и ранее, но за меньший период времени [11], настоящее исследование является одним из наиболее масштабных.

Средний бюджет российского кинофильма за указанный период составил 142,7 млн руб. Медианный бюджет равен 80 млн руб. Соотношение сборы/бюджет для подавляющего большинства проектов составило всего 0,28 (медиана) при том, что для окупаемости проекта этот показатель должен составлять не менее 2, поскольку часть прибыли забирают кинотеатры и другие участники кинорынка. И если инвесторы делали ставку только на один проект, то проигрывали, как в случае с историей

³ Здесь и далее используются собранные автором данные за период с начала 2004 по апрель 2022 г.

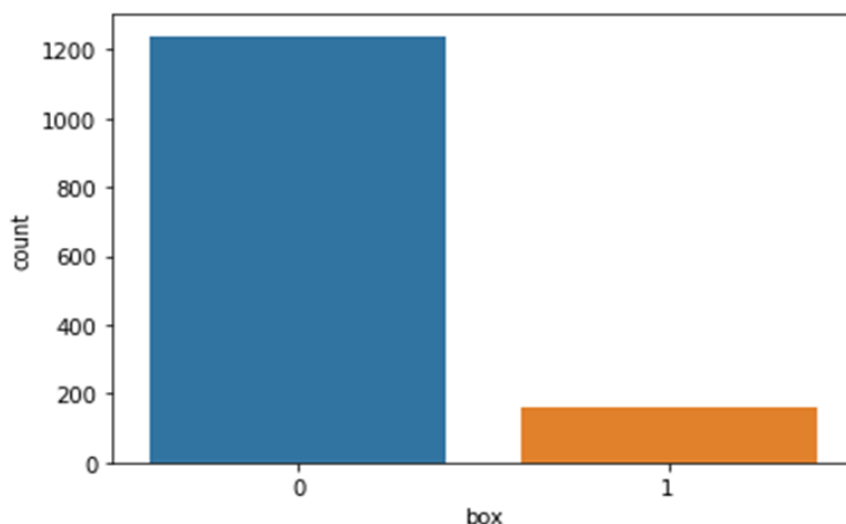


Рис. 2 / Fig 2. Соотношение окупившихся в прокате и провалившихся российских кинокартин с начала 2004 по апрель 2022 г. / The Ratio of Russian Films that Paid Off and Failed at the Box Office from the Beginning of 2004 to April 2022

Источник / Source: составлено автором / Compiled by the author.

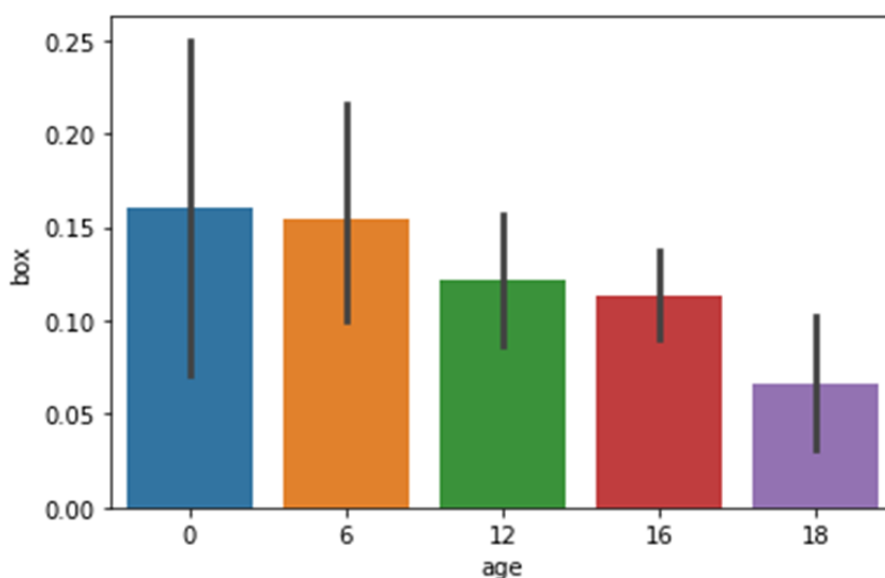


Рис. 3 / Fig. 3. Окупаемость кинопроектов в зависимости от возрастных ограничений / Paid Off Film Projects Depending on Age Limits

Источник / Source: составлено автором / Compiled by the author.

от УК «Тройка-Диалог» и проектом «Смешарики. Начало»⁴.

Кассовый успех на российском кинорынке по историческим данным получили всего 11,43% национальных кинокартин (рис. 2). В то же время

есть примеры фильмов («Горько», «Я худею», «Холоп» и другие), которые собирают сотни процентов прибыли.

Оценим такой базовый признак, как возрастной рейтинг кинокартины. В России снимается кино в рейтинге 16+, поскольку это самая актуальная для кинотеатров аудитория (фильмы 18+ предназначены для взрослых) (рис. 3).

В России больше всего шансов окупиться у фильмов категории 0+ и 6+, потому что как раз

⁴ «Смешарики» не повеселили частных инвесторов. Информационная служба, Sostav.ru. 13.01.2012 URL: <https://www.sostav.ru/news/2012/01/13/s12/> (дата обращения: 15.01.2023).



Рис. 4 / Fig. 4. Зависимость окупаемости проекта от жанра / Paid Off Project Depending on Genre

Источник / Source: составлено автором / Compiled by the author.

под эти рамки попадают жанры «сказка», «анимация» («мультфильмы»). Следует отметить, что жанр «детское» или «семейное кино», не представленный первыми двумя категориями, убыточен (рис. 4).

Для использования данных по жанрам в прогнозистических моделях оценим среднюю наработку на жанр по всем российским проектам за указанный период времени. Лидирует категория «музыкальный фильм», однако таких фильмов в выборке всего четыре, поэтому жанры «комедии» и «сказки» представляются более перспективными. Минимальным спросом у российской аудитории пользуются национальные фильмы категории: «боевик», «экшен», «триллер», «семейное кино», «детективы», «фэнтези», исторические и биографические фильмы. На грани окупаемости — приключенческие, фантастические фильмы и жанр ужасов.

Длительность кинофильма является важной категорией. Во-первых, бюджет включает работу творческой и технической группы, каждая минута экранного времени увеличивает затраты. С другой стороны, законы киноповествования требуют раскрытия темы и достижения эмоционального эффекта. Эталоном стал полтора-часовой стандарт, на который стараются ориентироваться производители (рис. 5).

Не менее важный показатель связан с числом экранов, на которых выходит картина (рис. 6). Разумеется, кинопрокатчики могут изменить количе-

ство экранов в сторону увеличения или уменьшения в зависимости от сборов на первых днях.

Как правило, не окупаются фильмы, идущие в прокате менее чем на 200 экранах. Сюда попадает авторское кино для узких целевых групп и проекты, выпущенные в прокат «для галочки», чтобы отчитаться перед инвесторами или государством. Отдельный пример, так называемый «феномен якутского кино»⁵, когда фильмы снимаются на энтузиазме с минимальным бюджетом и поэтому окупаются в прокате на небольшом количестве экранов. Лучшее из шансов у картин, вышедших на 900–1100 экранов.

Малое количество экранов проката и неизбежный провал малобюджетных картин связан с такими причинами:

1. Низкое качество проектов.
2. Очень узкая и специфическая аудитория (авторское кино, документальное кино и прочее).
3. Отсутствие маркетингового бюджета, низкое качество информационного сопровождения.
4. Отсутствие «связей» у начинающих кинопроизводителей с кинопрокатчиками.

Фактор бюджета фильма также является немаловажным (рис. 7). Большинство малобюджетных

⁵ Режиссер Степан Бурнашев — о феномене якутского кино. Российская газета. 16.05.2022. URL: <https://rg.ru/2022/05/16/reg-dfo/rezhisser-stepan-burnashev-o-fenomene-iakutskogo-kino.html> (дата обращения: 15.01.2023).

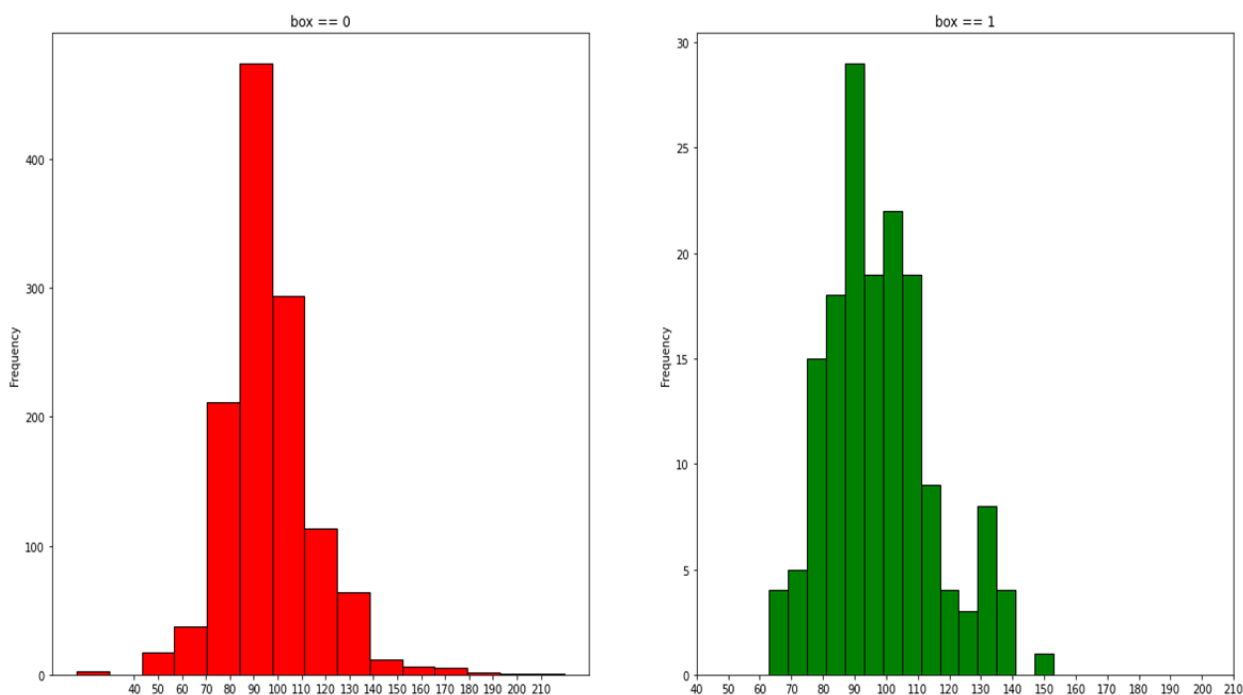


Рис. 5 / Fig. 5. Зависимость окупаемости фильма от его длительности / Paid Off Movie Depending on its Length Duration in Minutes

Источник / Source: составлено автором / Compiled by the author.

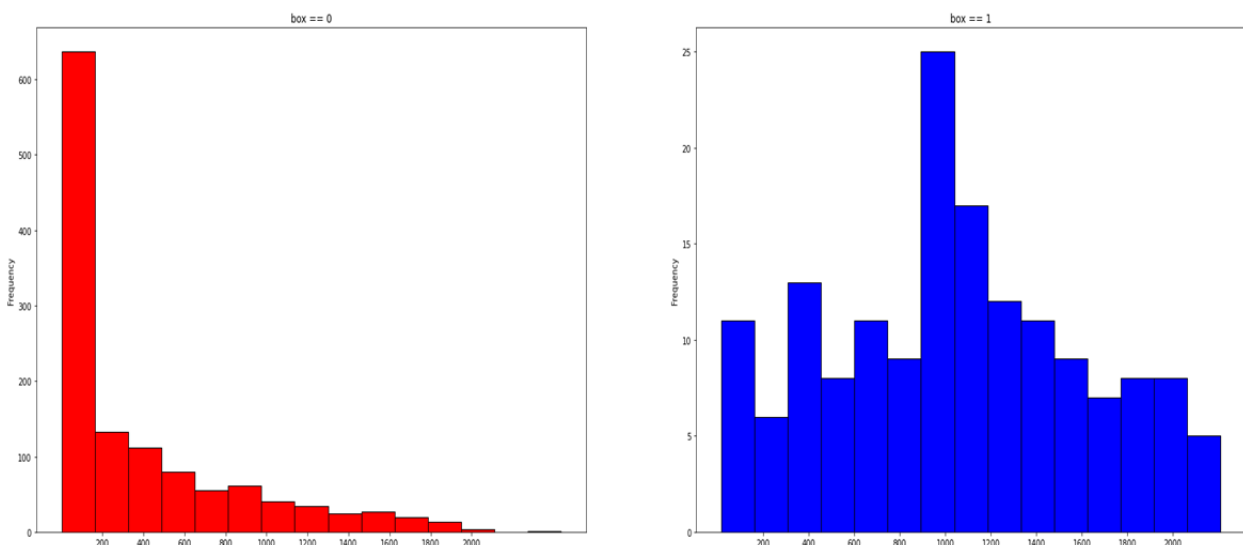


Рис. 6 / Fig. 6. Окупаемость фильма в зависимости от числа экранов в прокате / Paid Off Movie Depending on the Number of Screens in the Box Office

Источник / Source: составлено автором / Compiled by the author.

картин носит нишевый характер, нередко снимаются режиссерами и продюсерами-новичками как на свои деньги, так и на деньги инвесторов из ближнего окружения. Шансы на успех — минимальны, поскольку необходимы договоренности с прокатчиками.

Правый график нам говорит, что в России до апреля 2022 г. не было окупившихся в прокате про-

ектов с бюджетом свыше 650 млн руб. Поэтому проект с большим бюджетом будет скорее провальным⁶. Соответственно, шансы на окупаемость могут быть

⁶ Бюджет фильма «Чебурашка» составил 850 млн руб., окупившись многократно, это обусловлено отсутствием иностранных конкурентов и высокими показателями проекта. URL: <https://www.kinopoisk.ru/film/4370148/> (дата обращения: 15.01.2023).

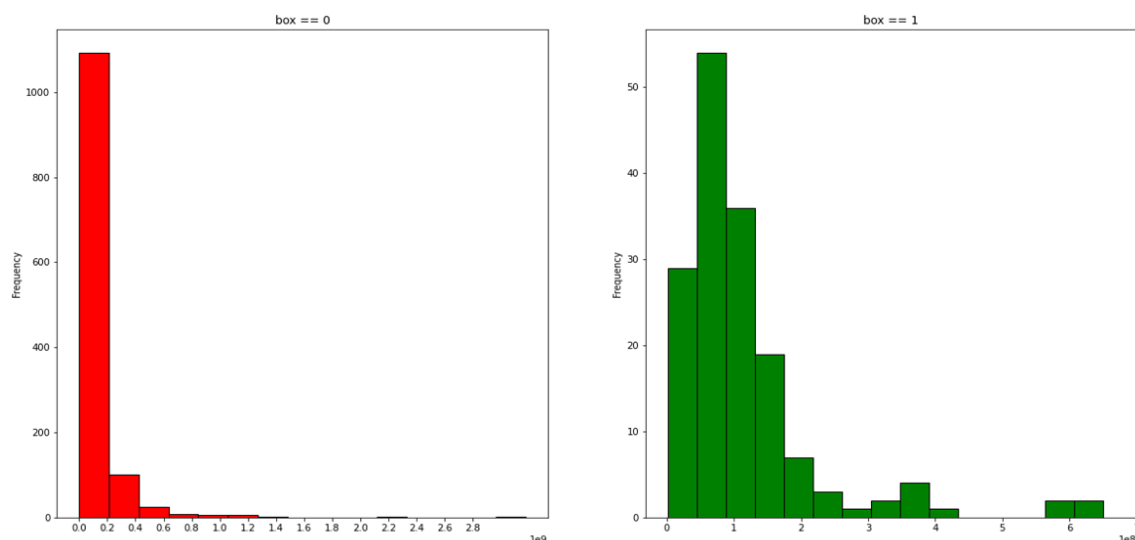


Рис. 7 / Fig. 7. Зависимость окупаемости фильма от размера производственного бюджета / Paid Off Movie Depending on the Size of the Production Budget

Источник / Source: составлено автором / Compiled by the author.

только в случае с международной дистрибуцией, позиционированием на иностранные аудитории.

Больше всех шансов собрать свою кассу у малобюджетных 50–150 млн руб. и среднебюджетных (до 300–400 млн руб.) проектов с качественной информационной кампанией.

Проследим корреляционные связи между признаками, характеризующими показатели кинопроката. Воспользуемся стандартным методом поиска корреляций для Python и библиотеки Pandas с настройками: `df.corr()`, `annot = True`, `cmap = 'RdYlGn'` (рис. 8).

При анализе факторов, влияющих на сборы, мы можем отметить, что не наблюдается сильной корреляции (0,7 и выше) по всем признакам. Однако есть факторы, влияющие на результат: показатели режиссера, первого сценариста и второго сценариста. Тезис о том, что именно сценарий является определяющим фактором успеха, верен. Важен для проекта и второй сценарист. Первый является либо «титлом» для привлечения внимания, либо инициатором проекта. А второй выступает в роли основного автора или скрипт-доктора, который доводит проект до финала. У фильма может быть и большее количество сценаристов: в «сценаристы» в описании могут добавить и режиссера, и продюсера, и ключевых актеров.

РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТА С МОДЕЛЯМИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ И НЕЙРОСЕТЬЮ

Выборка всех фильмов ($N = 1400$) была случайным образом с помощью метода `train_test_split` разде-

лена по следующим параметрам: `test_size = 0,3`; `random_state = 42`. Таким образом было получено две выборки: трениговая (980 строк) и тестовая (420 строк) (рис. 9, 10).

Трениговая выборка отнормирована по значениям от 0 до 1 при помощи метода `StandardScaler`. Тестовая выборка отнормирована при помощи метрик трениговой выборки.

Импортированная из `sklearn.linear_model` модель логистической регрессии была обучена при параметрах: `random_state = 2019`; `solver = 'lbfgs'`.

Точность предсказаний (accuracy) составила округленно 0,948. Таким образом на тестовой выборке было верно спрогнозировано 398 исходов из 420. Численный показатель площади (Area Under Curve) под кривые представления результатов бинарной классификации (Receiver Operator Characteristic) равен 0,95 (рис. 11).

При значениях ROC_AUC выше 0,9 качество прогностической модели считается отличным.

Модель логистической регрессии с кросс-валидацией (разбиение на 2–10 подвыборки) показала меньшую точность. Также были использованы: метод опорных векторов (Support Vector Machine), метод «деревьев решений» (Decision Tree Classifier), метод К-ближайших соседей (K-Nearest Neighbour), «Наивный» Байесовский алгоритм. Следующий этап эксперимента — это использование нейронной сети (MLPClassifier). Сводные данные по точности моделей представлены на рис. 12.

Наиболее точными оказались «Деревья решений» с подобранными параметрами и нейросеть

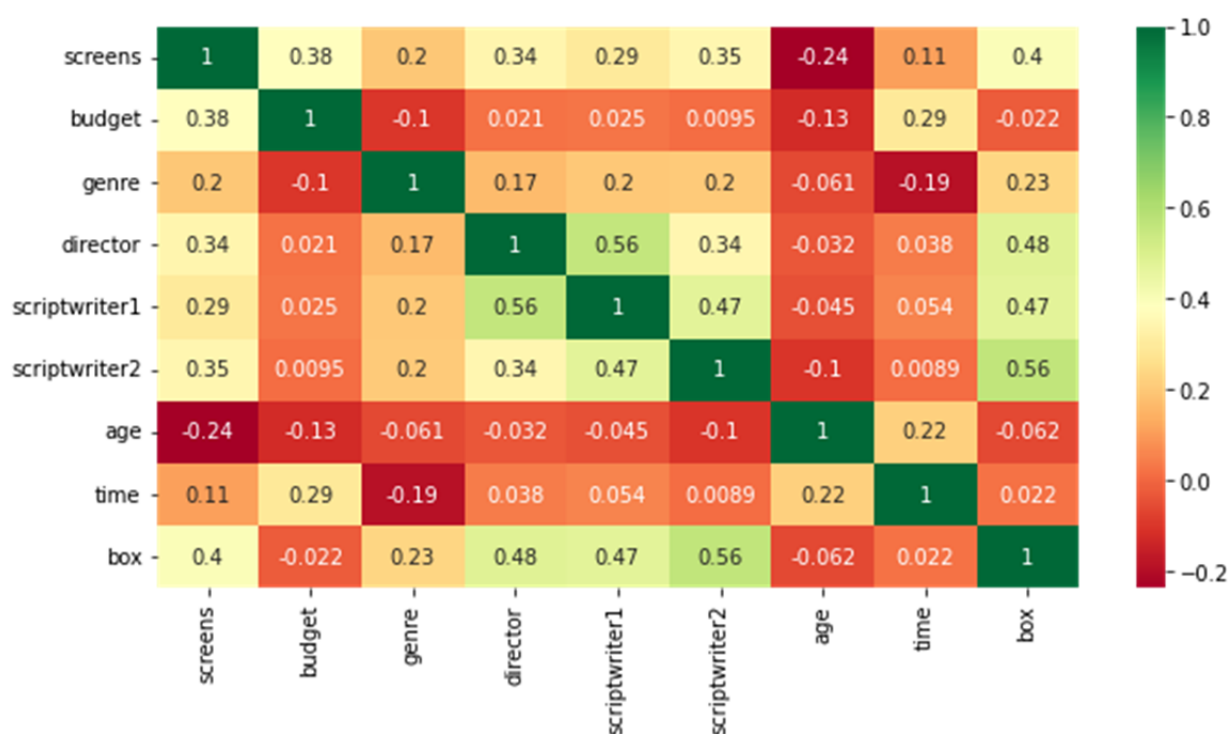


Рис. 8 / Fig. 8. Корреляция факторов / Factor Correlation

Источник / Source: составлено автором / Compiled by the author.

	screens	budget	genre	director	scriptwriter1	scriptwriter2	age	time
1237	43	255000000.0	0.509727	0.047059	7.581268	0.371797	16	145
993	172	54000000.0	0.509727	0.068519	0.068519	0.068519	18	124
425	8	30000000.0	0.509727	0.008020	0.004405	0.371797	12	94
1195	125	57880000.0	0.843633	0.532768	0.011036	0.016569	16	99
236	1041	158626500.0	1.872024	1.079107	2.408914	3.486177	12	113
...	...	...	...	...	...	...	...	...
1095	965	270000000.0	0.586462	0.487389	0.177778	0.249644	16	113
1130	11	80000000.0	0.509727	0.200000	0.133805	0.371797	16	80
1294	1170	80000000.0	0.508580	0.672599	0.273121	0.371797	16	127
860	3	80000000.0	1.260718	0.200000	0.364516	0.371797	0	53
1126	78	80000000.0	0.518263	0.200000	0.200000	0.371797	16	90

980 rows × 8 columns

Рис. 9 / Fig. 9. Тренинговая выборка из 980 кинофильмов / Training Sample of 980 Movies

Источник / Source: составлено автором / Compiled by the author.

	screens	budget	genre	director	scriptwriter1	scriptwriter2	age	time
665	70	73149480.0	1.872024	0.008571	0.087768	0.371797	16	79
624	1550	609579000.0	1.037808	0.458381	0.789069	0.789069	12	120
115	5	80000000.0	0.509727	0.159895	0.273121	0.371797	16	97
478	114	80000000.0	0.509727	0.075462	0.021250	0.021961	16	80
233	3	660000.0	0.843633	0.265152	0.273121	0.371797	16	60
...	...	...	...	...	...	...	...	...
287	6	101600000.0	1.872024	0.004695	0.136580	0.371797	16	99
1349	36	80000000.0	0.508580	0.099780	0.273121	0.371797	16	117
1163	96	80000000.0	0.509727	0.200000	0.273121	0.371797	16	96
294	218	45554550.0	0.945690	0.801380	0.999900	0.371797	16	78
1357	150	97745000.0	0.509727	0.185077	0.009249	0.009249	12	118

420 rows × 8 columns

Рис. 10 / Fig. 10. Тестовая выборка кинофильмов / Test Sample of Movies

Источник / Source: составлено автором / Compiled by the author.

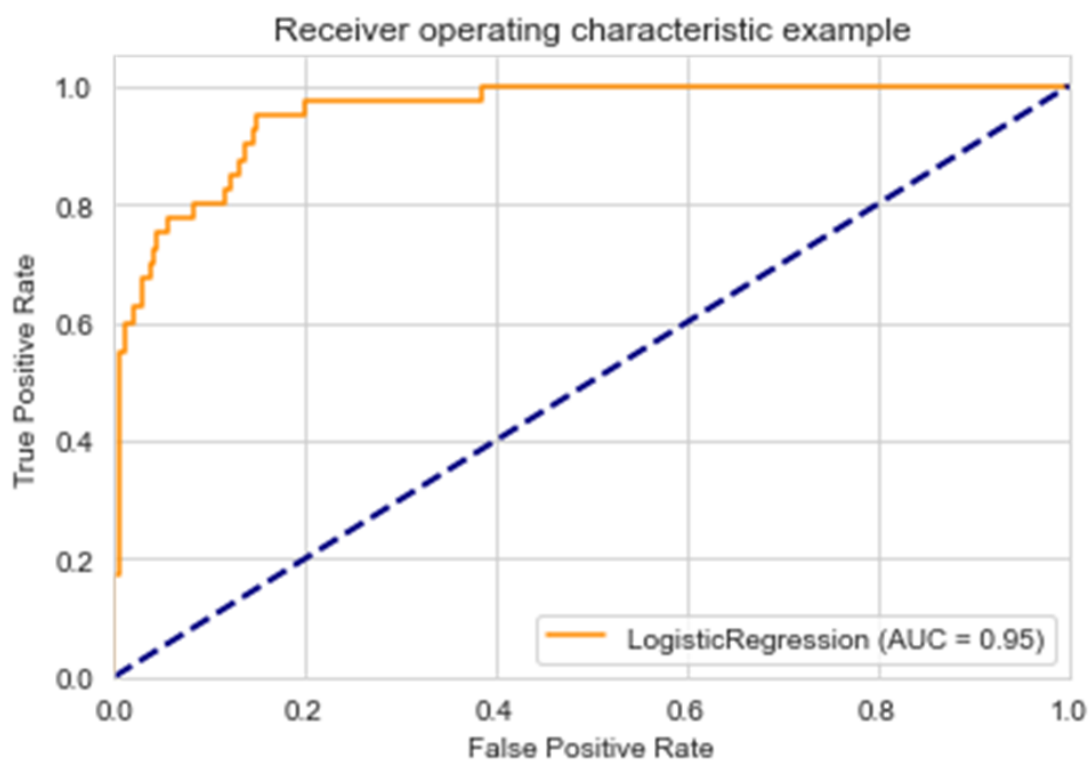


Рис. 11 / Fig. 11. Результаты оценки эффективности модели логистической регрессии / The Results of Evaluating the Effectiveness of the Logistic Regression Model

Источник / Source: составлено автором / Compiled by the author.

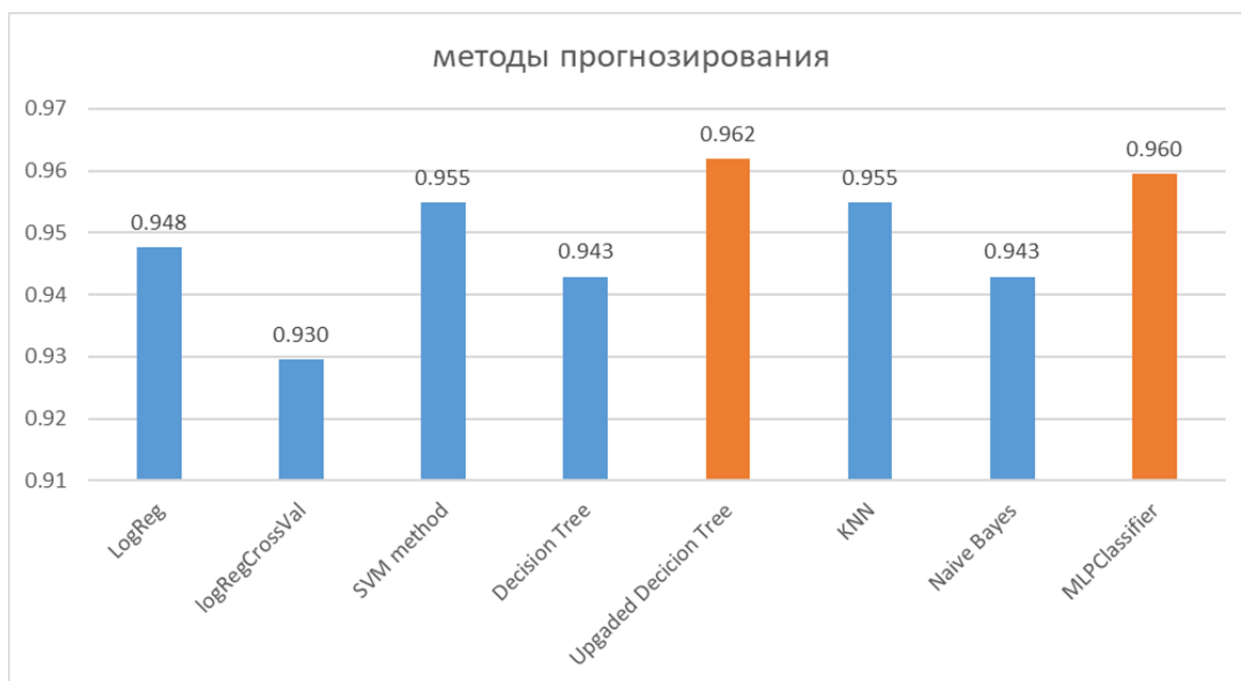


Рис. 12 / Fig. 12. Сводные данные по точности моделей прогнозирования / Aggregated Data on the Accuracy of Forecasting Models

Источник / Source: составлено автором / Compiled by the author.

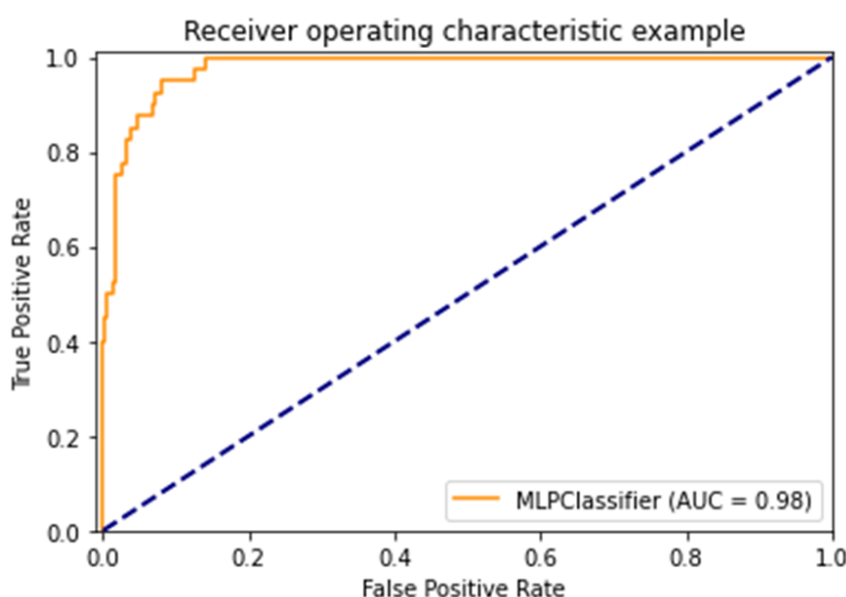


Рис. 13 / Fig. 13. Метрики оценки модели MLPClassifier / MLPClassifier Model Evaluation Metrics

Источник / Source: составлено автором / Compiled by the author.

MLPClassifier (многослойный перцептрон). Во втором случае показатель ROC_AUC составил 0,98 (рис. 13).

Основная идея исследования подтверждена. Для российского рынка из 100 проектов фильмов можно добиться точных предсказаний в отношении 96, что намного выше любого субъективного экспертного способа оценки.

ДАЛЬНЕЙШИЕ НАПРАВЛЕНИЯ ИССЛЕДОВАНИЯ

У современных алгоритмов, основанных на анализе известной информации, есть недостаток. Работая на основе исторических данных, они не способны увидеть принципиально новый кассовый хит от молодых авторов. К примеру, «Звездные войны» от Дж. Лукаса в конце 70-х получили бы отрицательный прогноз.

Перспективное направление исследования — продвинутые технологии «машинного обучения с подкреплением», действующие «в парадигме оптимизма», когда алгоритм делает выбор в пользу исследования среды и новых данных. Пример — алгоритм Bayes-UCBVI⁷ от международного коллектива ученых.

Одно из направлений усовершенствования модели связано с расширением перечня параметров, включением данных по продюсерам, сценаристам, композиторам, актерам и другим участникам творческой группы.

В качестве примера можно привести проект Высшей школы экономики⁸ по оценке американского кинорынка, связанный с созданием нейросети, учитывающей 20 параметров, среднеквадратичная относительная ошибка модели составила 13,8%, коэффициент детерминации 0,86 [12]. Хотя применение данной модели в российских условиях может приводить к снижению точности по причине учета рейтингов и кинопремий. В представленных в исследовании моделях рейтинги не использовались, поскольку значимая связь между рейтингом «Кинопоиска» и кассовыми сборами — отсутствует (менее 0,06). Возможен анализ текста сценария, синопсиса и аннотации (теглайна, логлайна), а также изображений из трейлеров и постеров. Пример — работа «Прогнозирование успеха фильма на основе кратких описаний сюжета с использованием моделей глубокого обучения» авторов Ю. Чжин Кима, Юн Ген Чонга и Чон Хун Ли на Storytelling Workshop 2019⁹ во Флоренции, основанная на анализе сюжетных планов из 42 306 фильмов со всего мира¹⁰. В качестве технологии анализа целого сценария можно привести проект ScriptBook¹¹,

модели, работающей на основе 6500 сценариев с точностью в 0,84¹².

За счет методов Data Science можно прогнозировать не только финансовые показатели кинопроекта и количество просмотров, но и рейтинги Rotten Tomatoes, IMDb и Кинопоиска, определять тренды и зрительские предпочтения. К примеру, популярный у исследователей набор данных «The Movies Dataset»¹³, содержащий основные данные по фильму, может использоваться для прогнозирования зрительского рейтинга.

Некоторые голливудские продюсеры используют прогностические алгоритмы, чтобы определить, «кого взять на роль и предсказать, сколько денег можно заработать»¹⁴. Отсутствие публичности в использовании машинного обучения для кинематографа связано со спецификой отрасли, где велика роль харизмы и персональных связей.

ПРАКТИЧЕСКОЕ ПРИМЕНЕНИЕ: ФОРМИРОВАНИЕ ИНВЕСТИЦИОННЫХ ПОРТФЕЛЕЙ

Большинство методов, основанных на исторической доходности, дают достоверный результат на большом количестве данных. Инвестирование в один кинопроект, даже получивший одобрение, является рискованным. По аналогии с принципом диверсификации активов предлагается осуществлять инвестиции в 20–30 кинопроектов, реализуемых 10–15 режиссерами в течение нескольких лет.

В рамках исследования были проанализированы исторические данные по всем российским режиссерам, имеющим 5 и более проектов. Выделена перспективная группа из 10 авторов, имеющих положительный финансовый результат и из 5 режиссеров, которые могут показать положительный результат.

В представленной *таблице* указаны исторические показатели проката. Основной параметр для формирования — соотношение сборов к произ-

⁷ Разработан эффективный «оптимистичный» алгоритм для обучения с подкреплением. Naked Science. 19.10.2022. URL: <https://naked-science.ru/article/column/razrabotan-effektivnyj-optimistichnyj> (дата обращения: 15.01.2023).

⁸ Нейросеть идет в кино. Искусственный интеллект предсказывает коммерческий успех фильмов. Научно-образовательный портал IQ — 12.03.2018. URL: <https://iq.hse.ru/news/216956320.html> (дата обращения: 15.01.2023).

⁹ Storytelling Workshop 2019. August 1, 2019 Florence, Italy. URL: <http://www.visionandlanguage.net/workshop2019/program.html> (дата обращения: 15.01.2023).

¹⁰ Искусственный интеллект обучили предсказывать успех фильма. indicator.ru. 02.08.2019. URL: <https://indicator.ru/mathematics/nejroseti-predskazyvayut-uspeh-filma-02-08-2019.htm> (дата обращения: 15.01.2023).

¹¹ Artificial Intelligence Could One Day Determine Which Films Get Made. Variety. 05.08.2018. URL: <https://variety.com/2018/artisans/news/artificial-intelligence-hollywood-1202865540/> (дата обращения: 15.01.2023).

¹² Савченко Г. Нейросеть научили предсказывать успех фильмов в прокате: система работает с точностью 84%. Bird In Flight. 6.08.2018. URL: <https://birdinflight.com/ru/novosti/20180706-artificial-intelligence-scriptbook.html> (дата обращения: 15.01.2023).

¹³ Rounak Banik. The Movies Dataset. Metadata on over 45,000 movies. 26 million ratings from over 270,000 users. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/rounakbanik/the-movies-dataset> (дата обращения: 15.01.2023).

¹⁴ James Vincent. Hollywood is quietly using AI to help decide which movies to make. The Verge. 28.05.2019. URL: <https://www.theverge.com/2019/5/28/18637135/hollywood-ai-film-decision-script-analysis-data-machine-learning> (дата обращения: 15.01.2023).

Таблица / Table

«Модельный» инвестиционный портфель с оценкой режиссеров / “Model” Investment Portfolio with Directors’ Assessment

№ / No.	Режиссер / Director	Количество фильмов / Number of movies	Среднее кол-во экранов проката / Average number of rental screens	Средние сборы на фильм, млн руб. / Average fees per film, mln rubles	Средний бюджет фильма, млн руб. / Average budget of the film, mln rubles	Среднее соотношение сборов к бюджету / Average ratio of fees to budget	Рейтинг Кинопоиска / Rating of Kinopoisk	Рейтинг IMDb / Rating of IMDb
1	Жора Крыжовников	5	1616	899400000	147035213	8.33	5.30	5.02
2	Клим Шипенко	7	914	645428571	156418750	5.72	6.67	6.37
3	Алексей Нужный	6	1359	489833333	240746282	4.63	6.48	6.02
4	Тимур Бекмамбетов	8	996	646912500	207097668	4.24	5.88	5.53
5	Дмитрий Дьяченко	11	1191	784272727	204079197	3.81	6.30	5.87
6	Виктор Шамиров	5	469	130256800	32212625	3.54	6.50	5.94
7	Егор Баранов	8	1068	227250000	109270671	3.22	6.15	5.79
8	Роман Каримов	8	766	69500000	39403482	3.06	5.93	5.89
9	Марюс Вайсберг	12	1213	336333333	119268489	3.04	4.92	4.40
10	Сарик Андреасян	15	1070	231866667	165582204	2.46	4.26	4.93
11	Фёдор Бондарчук	6	1131	887500000	701020636	1.71	5.35	5.68
12	Святослав Подгаевский	6	1059	91833333	56213542	1.68	4.68	4.70
13	Артем Аксененко	6	862	120500000	84866725	1.50	4.70	3.98
14	Пётр Буслов	5	931	268480000	258826950	1.44	6.30	6.10
15	Карен Оганесян	10	726	90240000	91451456	1.27	6.06	5.53
16	Олег Асадулин	7	831	54557143	102189567	0.80	4.79	4.08
17	Павел Руминов	6	342	37000000	44454390	0.75	4.88	4.88
18	Денис Чернов	6	1412	209333333	435707450	0.70	6.90	5.67
19	Николай Хомерики	7	749	99320429	317694742	0.67	6.04	5.82
20	Анна Матисон	6	488	23211667	68246093	0.66	6.02	5.50
21	Валерий Тодоровский	5	647	171200000	286256875	0.59	6.60	6.42
22	Руслан Бальтцер	5	241	37915600	85224183	0.56	4.30	3.33
23	Константин Буслов	5	1022	68435600	233362363	0.55	6.36	5.70
24	Дмитрий Суворов	5	769	40320000	89039815	0.51	4.38	4.32
25	Павел Лунгин	6	390	52833333	212740640	0.49	6.68	6.55
26	Ренат Давлетьяров	7	987	69257143	178029725	0.41	6.61	5.59
27	Анна Меликян	7	279	17494000	63292820	0.34	6.69	6.43
28	Игорь Волошин	5	333	39099000	110597050	0.33	5.66	5.36
29	Алексей Учитель	7	608	109785714	430643520	0.32	6.29	5.86
30	Кирилл Серебренников	8	187	22106375	96067100	0.27	6.99	6.88

Источник / Source: составлено автором / Compiled by the author.

водственному бюджету. Данные по состоянию на апрель 2022 г.

В идеальных условиях при равенстве бюджетов по каждому из проектов каждого режиссера с учетом производственного цикла в два года с момента запуска «портфель кинопроектов» выйдет на доходность 130% годовых. Это значение является ориентировочным, достигаемым при следующих условиях:

- режиссер работает в привычном для него жанре;
- емкость кинорынка и его другие характеристики неизменны;
- отсутствуют кризисные события и «черные лебеди»;
- портфель сосредоточен на проектах с бюджетом не более 400 млн руб.;
- вмешательство государства, неопытного частного инвестора, возможные «консервативные» [13] и иные установки, не связанные с экономической деятельностью — отсутствуют;
- характеристики творческих и производственных групп сопоставимы.

Данную методику можно улучшить за счет оптимизации структуры портфеля на основе прогнозной доходности по аналогии с портфелями финансовых активов [14].

ВЫВОДЫ

«Предсказуемость» инвестиционного портфеля открывает новые возможности финансирования кинематографа. Государство в рамках национальных проектов может выпускать «кинооблигации», стимулируя инвесторов гарантиями и инвестиционными льготами: зачетом платежей в бюджет, льготным налогообложением и полным освобождением от налогов при реинвестировании. Появляется возможность создания глобальных кинофраншиз, объединяющих художественные фильмы, сериалы, книжные серии, видеоигры и другие элементы современной креативной индустрии, возможность использования кросс-медийных каналов коммуникации. Частные кинопроизводители и дистрибьютеры смогут привлекать финансовые средства через облигации и акционерный капитал. Если рассматривать кинематограф как важную составляющую современной индустрии впечатлений и воспринимать каждый фильм как основополагающий элемент франшизы или «зонтичного бренда», возможно оценивать всю франшизу целиком, включая ее составляющие и цифровой контент, транслируемый через разные каналы коммуникации и современные кросс-медиа.

В ходе исследования доказано наличие устойчивых закономерностей, обусловленных спецификой зрительских аудиторий и условий кинопроизводства, которые с высокой точностью могут свидетельствовать об успехе проекта на ранней стадии.

Государственные и частные структуры, ориентированные на получение прибыли, могут оценивать потенциал и перспективы каждого проекта беспристрастно.

Частный инвестор при наличии механизмов биржевого рыночного финансирования получает возможность вкладываться через стандартные финансовые инструменты — акции, облигации и фонды. Риски и условия финансирования также могут просчитываться, как и рейтинг кинопроектов, кинопроизводителей и дистрибьютеров агентствами, оценивающими кредитоспособность. Кинофраншиза может стать объектом интеллектуальной собственности, под который можно получить кредит.

Локальные кинорынки России, Китая, Индии, Европы или США и глобальный рынок предлагают к решению похожие задачи по прогнозированию сборов со стандартным алгоритмом: разведочный анализ, выдвижение первичных гипотез, сбор исторических данных, выявление зависимостей, обучение модели, прогнозирование результата. Специфика каждого кинорынка может заключаться в разных «весах» факторов модели, например, востребованности определенных жанров. Соответственно, для каждого кинорынка возможно создать свой «инвестиционный портфель».

В российском кинопроизводстве до недавнего времени доминировала тенденция создания высокобюджетных «блокбастеров», получающих государственное финансирование. «В то же время кассовые сборы показывают, что зрителей чаще привлекают фильмы не столь эпические, но о жизни наших современников сегодня и завтра» [15]. «Недостатки государственной экономической поддержки российского киноискусства являются причиной относительно низкой конкурентоспособности российских фильмов» [16]. Исследователи данной проблематики отмечают крайнюю необходимость реформирования отрасли поддержки национального кинематографа [17].

Предложенный по результатам исследования подход с опорой на среднебюджетные фильмы, формирование диверсифицированных портфелей и прогноз окупаемости при помощи машинного обучения приведет к следующим результатам: существенно улучшится ситуация с отбором проектов; снизится зависимость от «иглы господдержки»

[18]; отрасль перейдет к «нормальному диалогу» [19] между государством и экономическими акторами; повысится финансовая устойчивость [20] отрасли; будут привлечены дополнительные механизмы финансирования, такие как краудфандинг, копродукция, продакт плейсмент, фандрайзинг, кредитование под залог авторских прав, предпродажные соглашения [21]; будут созданы условия для реализации международного кинопроизводства [22, 23].

БЛАГОДАРНОСТИ

Автор выражает благодарность за полученные знания коллективу преподавателей НИУ ИТМО курса «Технологии анализа данных»: Н.Г. Графеевой, Е.Г. Михайловой, О.Г. Егоровой, А.А. Бойцеву, А.А. Романову.

ACKNOWLEDGEMENTS

Author expresses gratitude for the acquired knowledge to the team of teachers of the National Research University ITMO course “Data Analysis Technologies”: N. G. Grafeeva, E. G. Mikhailova, O. G. Egorova, A. A. Boytsev, A. A. Romanov.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Ломакин Н.И., Вималаратхне К., Ботиров Г. AI-модель для прогнозирования доли просроченных кредитов в кредитных портфелях коммерческих банков. *Инновационная экономика: перспективы развития и совершенствования*. 2022;(2):32–37. DOI: 10.47581/2022/IE.2.60.06
2. Коклев П.С. Оценка стоимости компании с использованием методов машинного обучения. *Финансы: теория и практика*. 2022;26(5):132–148. DOI: 10.26794/2587–5671–2022–26–5–132–148
3. Неврединов А.Р. Инструментальный метод машинного обучения для прогнозирования банкротства компаний. *Финансы и кредит*. 2021;27(9):2118–2138. DOI: 10.24891/fc.27.9.2118
4. Виноградов А.С. Использование машинного обучения в финансовом прогнозировании в банках. *Актуальные вопросы современной экономики*. 2022;(5):705–710.
5. Молчанова Н.П. Финансирование кинематографии как высокорискового вида деятельности. *Вестник ВГИК*. 2018;(2):108–121.
6. Безуглова М.Н., Рудская Е.Н., Битадзе Д.Г. Влияние COVID-19 на сферу международного туризма и индустрии развлечений — кино, музеи, театры. *Вектор экономики*. 2020;(6):20.
7. Сокуренок К.В., Маглинова Т.Г. Особенности развития рынка киноиндустрии в Китае. *Казанский экономический вестник*. 2021;(1):37–41.
8. Браилова О.В., Горчакова В.Г., Криволицкий Ю.В. и др. Продюсерство. Экономико-математические методы и модели. М.: Юнити-Дана; 2015. 319 с.
9. Ноакк Н.В., Неволлин И.В., Татарников А.С. Методика прогнозирования выручки от проката кинофильмов. *Дайджест-финансы*. 2013;(2):33–40.
10. Сапелко С.Н., Антонова В.Г. Специфика затрат на продвижение аудиовизуального произведения. *Петербургский экономический журнал*. 2021;(1):110–114. DOI: 10.24411/2307–5368–2020–10062
11. Будылина Е.А. Статистический анализ рентабельности жанров в кинематографе. *Теория и практика проектного образования*. 2018;(2):24–29.
12. Ясницкий Л.Н., Медведева Е.Ю., Белобородова Н.О. Методика нейросетевого прогнозирования кассовых сборов кинофильмов. *Финансовая аналитика: проблемы и решения*. 2017;10(4):449–463. DOI: 10.24891/fa.10.4.449
13. Дубровин В.Л., Комиссаров С.Н. Консервативный поворот прокатного российского кино — шаг к восстановлению ценностного континуума? (на примере лидеров российского проката 2015–2020 гг.) *Гуманитарий Юга России*. 2020;9(3):216–231. DOI: 10.18522/2227–8656.2020.3.16
14. Гарафутдинов Р.В. Применение моделей с длинной памятью для прогнозирования доходности при формировании инвестиционных портфелей. *Прикладная математика и вопросы управления*. 2021;(2):171–191. DOI: 10.15593/2499–9873/2021.2.10
15. Туманов А.И. Социально-политические особенности и перспективы становления российского кинематографа в призме отечественного и мирового опыта киноиндустрии. *Наука. Культура. Общество*. 2022;28(3):137–151. DOI: 10.19181/nko.2022.28.3.10
16. Колобова Е.Ю. Система государственной поддержки кинематографии как условие развития рыночной среды кинозрелищных услуг. *Петербургский экономический журнал*. 2017;(3):140–154.

17. Рудомазин А.М. К вопросу о необходимости реформирования программы государственного финансирования российского кинопроизводства. *Экономика: вчера, сегодня, завтра*. 2021;11(8–1):14–21. DOI: 10.34670/AR.2021.72.63.002
18. Конягина М.Н., Дудкина К.А., Липчик А.М. Инновации против стереотипов в экономике креативной индустрии. *Естественно-гуманитарные исследования*. 2022;(42):132–136.
19. Шакун А.В. Киноиндустрия России на современном этапе: к диалогу рынка и государственных систем регулирования. *Тенденции развития науки и образования*. 2021;(71–3):142–146. DOI: 10.18411/lj-03–2021–114
20. Новикова О.С. Концептуальные основы финансовой устойчивости кинематографической сферы в Российской Федерации с учетом опыта зарубежных стран. *Russian Economic Bulletin*. 2021;4(1):244–248.
21. Климова В.В., Шайхутдинова Д.Р. Особенности финансирования кинопроизводства. *Вестник Сургутского государственного университета*. 2018;(1):39–46.
22. Будилов В.М., Громова Е.А., Ртищева Т.В. Международное совместное кинопроизводство в Российской Федерации: сущность, классификация и государственное регулирование. *Петербургский экономический журнал*. 2018;(2):21–29.
23. Косинова М.И. Совершенствование системы международной копродукции (на примере Фонда кино). *Сервис plus*. 2019;13(1):36–45. DOI: 10.24411/2413–693X-2019–10105

REFERENCES

1. Lomakin N. I., Vimalarathne K., Botirov G. AI-model for forecasting the share of overdue loans in loan portfolio of commercial banks. *Innovatsionnaya ekonomika: perspektivy razvitiya i sovershenstvovaniya = Innovation Economy: Prospects for Development and Improvement*. 2022;(2):32–37. (In Russ.). DOI: 10.47581/2022/IE.2.60.06
2. Koklev P. S. Business valuation with machine learning. *Finance: Theory and Practice*. 2022;26(5):132–148. DOI: 10.26794/2587–5671–2022–26–5–132–148
3. Nevredinov A. R. The instrumental machine learning methods for corporate bankruptcy prediction. *Finansy i kredit = Finance and Credit*. 2021;27(9):2118–2138. (In Russ.). DOI: 10.24891/fc.27.9.2118
4. Vinogradov A. S. Usage of machine learning in financial forecasting in banks. *Aktual'nye voprosy sovremennoi ekonomiki = Topical Issues of the Modern Economy*. 2022;(5):705–710. (In Russ.).
5. Molchanova N. P. Financing cinema production as a high-risk activity. *Vestnik VGIK = VGIK Bulletin*. 2018;(2):108–121. (In Russ.).
6. Bezuglova M. N., Rudskaya E. N., Bitadze D. G. The impact of COVID-19 on international tourism and the entertainment industry — movies, museums, and theaters. *Vektor ekonomiki*. 2020;(6):20. (In Russ.).
7. Sokurenko K. V., Maglina T. G. Peculiarities of market development of the film industry in China. *Kazanskii ekonomicheskii vestnik = Kazan Economic Bulletin*. 2021;(1):37–41. (In Russ.).
8. Brailova O. V., Gorchakova V. G., Krivolutskii Yu. V. et al. Producing. Economic and mathematical methods and models. Moscow: Unity-Dana; 2015. 319 p. (In Russ.).
9. Noakk N. V., Nevolin I. V., Tatarnikov A. S. Methodology for forecasting revenue from film rentals. *Daidzhest-finansy = Digest Finance*. 2013;(2):33–40. (In Russ.).
10. Sapelko S. N., Antonova V. G. Expenditure on the promotion of audiovisual content. *Peterburgskii ekonomicheskii zhurnal = Saint-Petersburg Economic Journal*. 2021;(1):110–114. (In Russ.). DOI: 10.24411/2307–5368–2020–10062
11. Budylna E. A. Statistical analysis of the profitability of genres in cinema. *Teoriya i praktika proektnogo obrazovaniya = Theory and Practice of Project Education*. 2018;(2) 24–29. (In Russ.).
12. Yasnitskii L. N., Medvedeva E. Yu., Beloborodova N. O. The method of neural network forecasting of box-office grosses of movies. *Finansovaya analitika: problemy i resheniya = Financial Analytics: Science and Experience*. 2017;10(4):449–463. (In Russ.). DOI: 10.24891/fa.10.4.449
13. Dubrovin V. L., Komissarov S. N. A conservative turn of Russian distributing films — a step towards restoration of the value continuum? (illustrated by best-selling pictures of the Russian film distribution, 2015–2020). *Gumanitarii Yuga Rossii = Humanitarians of the South of Russia*. 2020;9(3):216–231. DOI: 10.18522/2227–8656.2020.3.16

14. Garafutdinov R. V. Application of the long-memory models for returns forecasting in the formation of investment portfolios. *Prikladnaya matematika i voprosy upravleniya = Applied Mathematics and Control Sciences*. 2021;(2):171–191. (In Russ.). DOI: 10.15593/2499–9873/2021.2.10
15. Tumanov A. I. Socio-political features and prospects for the development of Russian movie industry through the prism of the history of Soviet cinema and international film industry experience. *Nauka. Kul'tura. Obshchestvo*. 2022;28(3):137–151. (In Russ.). DOI: 10.19181/nko.2022.28.3.10
16. Kolobova E. Yu. The state support system of cinematography as a condition for the market environment development for cinematographic services. *Peterburgskii ekonomicheskii zhurnal = Saint-Petersburg Economic Journal*. 2017;(3):140–154. (In Russ.).
17. Rudomazin A. M. On the question of the need to reform the program for public funding of Russian film production. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra = Economics: Yesterday, Today and Tomorrow*. 2021;11(8–1):14–21. (In Russ.). DOI: 10.34670/AR.2021.72.63.002
18. Koniagina M. N., Dudkina K. A., Lipchik A. M., Innovation versus stereotypes in the creative industry economy. *Estestvenno-gumanitarnye issledovaniya = Natural Humanitarian Studies*. 2022;(42):132–136. (In Russ.).
19. Shakun A. V. The film industry of Russia at the present stage: Towards a dialogue between the market and state regulatory systems. *Tendentsii razvitiya nauki i obrazovaniya*. 2021;(71–3):142–146. (In Russ.). DOI: 10.18411/lj-03–2021–114
20. Novikova O. S. Conceptual foundations of the financial sustainability of the film industry in the Russian Federation, taking into account the experience of foreign countries. *Russian Economic Bulletin*. 2021;4(1):244–248. (In Russ.).
21. Klimova V. V., Shaikhutdinova D. R. Features of film industry financing. *Vestnik Surgutskogo gosudarstvennogo universiteta = Surgut State University Journal*. 2018;(1):39–46. (In Russ.).
22. Budilov V. M., Gromova E. A., Rtishcheva T. V. International film co-production in Russia: Essence, classification and state regulation. *Peterburgskii ekonomicheskii zhurnal = Saint-Petersburg Economic Journal*. 2018;(2):21–29. (In Russ.).
23. Kosinova M. I. Improving the system of international co-production (on the example of the Cinema Foundation of Russia). *Servis plus = Service Plus*. 2019;13(1):36–45. (In Russ.). DOI: 10.24411/2413–693X-2019–10105

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ / ABOUT THE AUTHOR



Антон Валентинович Дожди́ков — кандидат политических наук, аналитик данных, ведущий специалист, Государственный университет управления, Москва, Россия
Anton V. Dozhdikov — Cand. Sci. (Polit.), Data Analyst, Data Analyst, Leading Specialist, State University of Management, Moscow, Russia
<https://orcid.org/0000-0002-1069-1648>
 antondnn@yandex.ru

Конфликт интересов: автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

Conflicts of Interest Statement: The author has no conflicts of interest to declare.

Статья поступила в редакцию 31.01.2023; после рецензирования 28.02.2023; принята к публикации 27.03.2023.

Автор прочитал и одобрил окончательный вариант рукописи.

The article was submitted on 31.01.2023; revised on 28.02.2023 and accepted for publication on 27.03.2023.

The author read and approved the final version of the manuscript.