

Культура в информационном обществе

ПОМОГАЮТ ЛИ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ РОССИЙСКИМ ЗРИТЕЛЯМ В ВЫБОРЕ ФИЛЬМОВ ДЛЯ ПРОСМОТРА В ОНЛАЙН- КИНОТЕАТРАХ?

Статья рекомендована к публикации членом редакционного совета Ю. Ю. Петруниным 12.08.2025.

Архипова Марина Юрьевна

*Доктор экономических наук, профессор
Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»
Департамент статистики и анализа данных
Профессор
Научно-учебная лаборатория измерения благосостояния
Ведущий научный сотрудник
Москва, Российская Федерация
Archipova@yandex.ru*

Сиротин Вячеслав Павлович

*Кандидат технических наук, доцент
Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»
Департамент статистики и анализа данных
Профессор
Научно-учебная лаборатория измерения благосостояния
Заведующий
Москва, Российская Федерация
vpsirotin@yandex.ru*

Ларина Ульяна Сергеевна

*Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»
Студентка
Москва, Российская Федерация
ularina@hse.ru*

Аннотация

Исследуются аспекты влияния рекомендательных алгоритмов онлайн-кинотеатров на культурный уровень российских зрителей. Предлагается методика получения данных о просмотренных фильмах и формирования профилей зрителей по характеристикам самостоятельно выбранных и рекомендованных им фильмов онлайн-кинотеатрами. На основе статистического тестирования определяется формируют ли рекомендательные системы более широкий культурный кругозор или, напротив, ограничивают пользователей в узком круге предпочтений, создавая «пузырь фильтрации». Анализируются различия характеристик самостоятельно выбранных и рекомендуемых искусственным интеллектом фильмов и объясняются возможные причины таких различий.

Ключевые слова

искусственный интеллект; пузырь фильтрации; видеоконтент; профиль пользователя; статистика фильмов

© Архипова М. Ю., Сиротин В. П., Ларина У. С., 2026

Производство и хостинг журнала «Информационное общество» осуществляется Институтом развития информационного общества.

Данная статья распространяется на условиях международной лицензии Creative Commons «С указанием авторства - С сохранением условий версии 4.0 Международная» (Creative Commons Attribution – ShareAlike 4.0 International; CC BY-SA 4.0). См. <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/legalcode.ru>

https://doi.org/10.52605/16059921_2026_04_73

Введение

Кино в современном мире продолжает оставаться одним из важнейших элементов развлекательной индустрии, традиционно претендуя при этом и на важные позиции как вид искусства. В процессе цифровой трансформации значительная часть зрительской аудитории переместилась из традиционных кинотеатров в интернет-пространство, что породило, наряду со свободным поиском фильмов в сети, феномен онлайн-кинотеатров, существенно отличающихся от традиционных кинотеатров процессом формирования и донесения контента до потребителей.

Онлайн-платформы выигрывают у традиционных кинотеатров в динамике зрительской аудитории. Факторами их успеха в условиях существующих и эволюционирующих ограничений становится лучшее решение таких задач, как увеличение аудитории за счет совершенствования существующих и появления новых форматов взаимодействия с клиентами, удержание зрителей внутри экосистемы с помощью подписок и иных инструментов повышения лояльности, более высокий уровень рекламного взаимодействия с потенциальными клиентами на основе индивидуализированного маркетинга в единой с непосредственным приобретением и потреблением контента информационной среде. Встроенные поисковые системы онлайн-кинотеатров персонализируют пользовательский опыт, предсказывая интерес на основе истории собственных предпочтений и поведения других пользователей. Они являются средством поддержки принятия решений, в определенной мере конкурирующим с собственными предпочтениями зрителей, на усмотрение которых остается следование либо не следование предложениям рекомендательных систем.

Рекомендательные системы не только адаптируются под предпочтения пользователя, но и направляют их, расширяя или сужая спектр выбора. В условиях строгого следования сформированным и поддерживаемым предпочтениям пользователи рекомендательной системы могут оказаться замкнутыми в ограниченном пространстве индивидуального или группового выбора, что обуславливает ограниченность восприятия кино как культурного феномена, находящегося в процессе развития и поиска новых идей. С целью компенсации эффекта записки зрителей в узком пространстве сформированных предпочтений могут предприниматься меры по диверсификации рекомендуемого контента, но вопрос целесообразности и достаточности этих мер остается открытым.

Рекомендательные алгоритмы поисковых систем базируются на методах машинного обучения, и при достигнутом в настоящее время уровне своей сложности модели выбора, построенных в таких системах, практически не поддаются интерпретации даже в случае полного раскрытия их исходных кодов. Поэтому основное внимание, вне зависимости от используемой модели и логики формирования рекомендаций, целесообразно уделить сопоставлению характеристик рекомендуемых и самостоятельно выбираемых пользователями фильмов. С этой целью следует сформировать выборку просмотренных и рекомендованных фильмов на основе пользовательских данных по отзывам и оценкам зрителей, кассовым сборам и профессиональным наградам и на основе результатов их анализа осмыслить роль рекомендательных алгоритмов как культурных посредников, влияющих не только на потребление контента, но и на формирование предпочтений зрителей в цифровую эпоху, а также выявить особенности их функционирования в современных реалиях российского рынка кинопродукции.

1 Проблема выбора контента с помощью рекомендательных систем в современной научной литературе

Теоретические подходы, объясняющие влияние цифровизации на общество и культуру, анализируются в работе Мануэля Кастельса «Информационная эпоха» [1], где отмечается роль алгоритмов и данных как активов, формирующим поведение и предпочтения потребителей через управление информационными потоками. В [2] показаны основные направления развития формировавшегося в тот период нового поколения ныне существующих рекомендательных систем, отличающихся от прежних включением контекстной информации в процесс рекомендаций,

поддержкой многокритериальных рейтингов и предоставлением более гибких и менее навязчивых типов рекомендаций.

В [3] описаны достижения в разработке систем рекомендаций по просмотру фильмов на современном этапе их развития, и указано на то, что необходимо сделать, чтобы уменьшить проблемы и преодолеть ограничения в их применении. Среди таких ограничений авторы выделяют холодный старт, обусловленный недостаточностью обучения на начальном этапе функционирования, разреженность данных, проблемы масштабируемости при реализации новых решений.

Механизмы работы современных рекомендательных систем развернуто представлены в [4]. В них для персонализации используются методы коллаборативной, контентной, социальной, контекстной и гибридной фильтрации. В основе большинства алгоритмов лежит предположение о том, что пользователи, имевшие схожие предпочтения в прошлом, будут вести себя похожим образом и в будущем. Расчет степени сходства может быть реализован через различные метрики. Рекомендательная система видеоконтента предсказывает зрительские оценки еще до просмотра пользователями. Для минимизации ошибок используются методы регрессии, факторизационные машины, бустинг, а также обучение с подкреплением, позволяющие не только предсказывать, но и выстраивать стратегию показа.

Большое внимание исследователей направлено на факторы, влияющие на восприятие фильмов в странах с большой зрительской аудиторией, таких как Малайзия [5], Корея [6], а также международной зрительской аудиторией глобальной платформы Netflix, в которой внедряются целенаправленные инновации, включающие в себя глобализацию рекомендательной системы и учет языковых особенностей. Начиная с 2016 г. Netflix проводит ежегодный семинар PRS (Personalization, Recommendation and Search), посвященные эволюции рекомендательных систем от простых алгоритмов коллаборативной фильтрации к сложным системам искусственного интеллекта, использующим большие языковые модели и анализ причинно-следственных связей для оптимизации долгосрочного пользовательского опыта вместо ориентации на краткосрочные метрики вовлеченности [7].

В [8] оценена частота, с которой алгоритмы составления рекомендаций выдают «хорошие» и «плохие» рекомендации на платформах YouTube, Google Search, Twitter, Facebook, TikTok, Amazon и других. Результаты показали, что независимо от платформы и вида риска доля «плохих» алгоритмических рекомендаций составляет, как правило, от 8 до 10%. По пути персонализации рекомендаций следуют и отечественные создатели рекомендательных систем для онлайн-кинотеатров. Так в одной из таких разработок [9] на основе методов принятия решений выбрана система, построенная на архитектуре глубинного машинного обучения, продемонстрировавшая наилучшие результаты по точности и гибкости в обработке большого объема данных.

В статье Герасименко В. В. и Хейрбека Ю. А. [10] ставится цель определения основных факторов потребительского выбора кинопродукции российским зрителем по результатам контент-анализа открытых данных трекера «Кинозритель» в 2021 г. Авторы разделяют их на категории содержания и продвижения. В статье Акопян А. Р., Аракеляна А. М. и Воронцовой Ю. В. и Крысова В. В. [11], посвященной исследованию преимуществ онлайн-кинотеатров, авторы приходят к выводу о схожести параметров рекомендательных систем почти всех стриминговых платформ и качестве собственного контента как главного фактора успеха в борьбе за зрителя с другими платформами.

На повышении удовлетворенности зрителя строят свою стратегию анализа рекомендательных систем сторонники подхода, ориентированного на пользователя, [12] в рамках которого они анализируют взаимодействие между объективными и субъективными аспектами зрительского восприятия рекомендаций: сокращение количества просмотров как отражение их высокой эффективности; количество отзывов о предпочтениях пользователей как компромисс между воспринимаемой полезностью и соображениями конфиденциальности. В [13] предлагается изучение рекомендательных технологий с точки зрения нового подхода к принятию решений реальными пользователями, которые в процессе их выработки знакомятся с предложениями альтернативных рекомендательных систем.

Большое внимание в научной литературе последних лет уделяется проблеме информационного «пузыря», или «коккона», возникающего в процессе персонализации рекомендаций по мере стремления к повышению их точности и, в качестве обратной стороны

медали этого процесса, снижения разнообразия рекомендаций без принятия специальных мер [14][15]. Этические вызовы затягивания в информационный пузырь анализируются в [16], где отмечается, что в системах, ориентированных на пользователя, не учитываются интересы множества других заинтересованных сторон помимо интересов только получателей рекомендаций, в связи с чем в [17] предлагается подход, основанный на диверсификации рекомендаций, значительно повышающий разнообразие при сохранении конкурентоспособной точности.

В [18] рассматриваются и иллюстрируются на примере музыкальных рекомендаций подходы, повышающие разнообразие и точность, которые используют анализ правил и метод k ближайших соседей в ряде последовательных сессий. В [19] предлагается модификация матричной факторизации, как одного из наиболее распространенных алгоритмов, за счет сочетания моделей, основанных на популярности предложений и на удаленности рекомендаций от альтернативных.

В [20] приводятся эмпирические данные об оценке влияния искусственного интеллекта в рекомендательных системах на качество принимаемых решений с использованием метода Дельфи и делается вывод о том, что сжатие информационного «кокона» приводит к снижению качества принимаемых решений, и даются количественные оценки действия данного эффекта. В [21] показано, что фильтрующие информацию онлайн-сервисы, в том числе и рекомендательные системы, не являются алгоритмами в привычном смысле слова, и люди могут, помимо разработки этих алгоритмов, влиять на процесс фильтрации вручную.

На основе рассмотренной литературы можно сделать вывод о том, что рекомендательные алгоритмы не только отражают, но и формируют вкусы и поведение потребителей, что, в свою очередь, помимо вида используемых моделей и социального контекста, также оказывает влияние не только на результат, но и на процесс функционирования рекомендательных систем. Исходным и главным вопросом в процессе взаимодействия с конкретной рекомендательной системой, таким образом, является наличие или отсутствие информационной ловушки в ее действии, запирающей пользователя в ограниченном круге предпочтений.

2 Методика статистического сопоставления характеристик рекомендованных и реально просмотренных зрителями фильмов

В связи с многообразием рекомендательных систем, неочевидностью реального механизма функционирования и недостаточностью сведений о нем предлагается проведение тестирования этих систем на основе опроса респондентов, которые осуществляют выбор видеоконтента как самостоятельно, так и руководствуясь предложениями тестируемой системы. Универсальность данного подхода обеспечивается рассмотрением рекомендательной системы в виде своеобразного черного ящика, что обеспечивает беспристрастность тестирования рекомендательных систем с точки зрения качества предлагаемого зрителю контента.

Для тестирования предполагается использовать небольшой список вопросов о просмотренных в онлайн-кинотеатре фильмах и фильмах, указанных рекомендательной системой того же кинотеатра. По каждому из фильмов существует информация на онлайн-платформах, по которой можно судить о качестве реально просмотренных и рекомендованных фильмов на основе выбранной метрики. Исследовательская гипотеза может быть сформулирована как эквивалентность по качеству фильмов этих групп с альтернативной гипотезой о более низком (либо более высоком) качестве рекомендованных фильмов по сравнению с просмотренными.

Для получения выборочных данных в апреле 2025 года каждому из респондентов было предложено зайти на страницу одного из используемых им онлайн-кинотеатров в раздел «просмотренное» и записать названия пяти фильмов (не сериалов), которые были им просмотрены за последнее время, а также записать названия пяти фильмов (не сериалов), которые высветились ему в списке рекомендованных в том же онлайн-кинотеатре на главной странице. В выборку вошли 50 респондентов в возрасте от 15 до 50 лет, откликнувшихся на рассылку в адрес зрителей онлайн-кинотеатров с просьбой дать ответы на представленные выше вопросы, что характеризует представляемую респондентами совокупность как активных пользователей интернет-платформам поиска и просмотра фильмов.

Для каждого из респондентов определялись средние характеристики отдельно по просмотренным и рекомендованным фильмам на основе данных по каждому из них, взятым на тот период времени на платформе «Кинопоиск»¹:

1. $x_{\text{зрит.}}$ – оценка зрителей;
2. $x_{\text{рец.}}$ – оценка по рецензиям/отзывам;
3. $x_{\text{проф.}}$ – число полученных наград и номинаций, как прокси-переменная оценки профессионального сообщества;
4. $x_{\text{сборы}}$ – средние кассовые сборы.

Корреляции характеристик профилей респондентов по просмотренным ($x_{\text{зрит.}}^{(\text{просм.})}$, $x_{\text{рец.}}^{(\text{просм.})}$, $x_{\text{проф.}}^{(\text{просм.})}$, $x_{\text{сборы}}^{(\text{просм.})}$) и рекомендованным системами ($x_{\text{зрит.}}^{(\text{реком.})}$, $x_{\text{рец.}}^{(\text{реком.})}$, $x_{\text{проф.}}^{(\text{реком.})}$, $x_{\text{сборы}}^{(\text{реком.})}$) фильмам дают информацию о характере взаимосвязей в процессе выбора фильмов респондентами для просмотра и в процессе формирования предложений для них рекомендательными системами, а также о перекрестных связях характеристик просмотров и рекомендаций.

Для сопоставления качества выбранных зрителями и предложенных рекомендованными системами фильмов может быть проведена проверка гипотез о равенстве генеральных средних их характеристик. Для сравнения оценок зрителями и рецензентами просмотренных и рекомендованных фильмов, тяготеющих по своей природе к нормальному распределению, возможно использование t-статистики Стьюдента для случая равенства дисперсий в сравниваемых совокупностях со статистической проверкой корректности данного предположения [22].

Сравнение генеральных средних по числу полученных рекомендованными и просмотренными фильмами наград и кассовым сборам (даже в случае их логарифмирования) не создает теоретических предпосылок для предположения об их нормальности. В связи с этим предлагается представление этих данных в порядковой шкале с дальнейшим использованием одностороннего непараметрического теста Вилкоксона. Ранги значений в этой шкале будут определяться на основе положения величин соответствующей характеристики в объединенной выборке просмотренных и рекомендованных фильмов, после чего эта общая выборка рангов разбивается на подвыборки для просмотренных и рекомендованных фильмов, но уже не с исходными величинами характеристик, а с их значениями в порядковой шкале.

3 Результаты исследования и их обсуждение

Коэффициенты корреляции усредненных оценок просмотренных зрителями и рекомендованных им фильмов представлены в таблице 1.

Таблица 1. Коэффициенты корреляции усредненных характеристик отдельно для просмотренных и для рекомендованных онлайн-кинотеатрами фильмов

Оценки фильмов	$x_{\text{рец.}}^{(\text{просм.})}$	$x_{\text{проф.}}^{(\text{просм.})}$	$x_{\text{сборы}}^{(\text{просм.})}$	Оценки фильмов	$x_{\text{рец.}}^{(\text{реком.})}$	$x_{\text{проф.}}^{(\text{реком.})}$	$x_{\text{сборы}}^{(\text{реком.})}$
$x_{\text{зрит.}}^{(\text{просм.})}$	0,73	0,46	0,15	$x_{\text{зрит.}}^{(\text{реком.})}$	0,65	0,40	0,17
$x_{\text{рец.}}^{(\text{просм.})}$		0,48	0,03	$x_{\text{рец.}}^{(\text{реком.})}$		0,43	0,10
$x_{\text{проф.}}^{(\text{просм.})}$			0,10	$x_{\text{проф.}}^{(\text{реком.})}$			0,53

При близких значениях коэффициентов корреляции по просмотренным и рекомендованным фильмам обращает на себя внимание более тесная связь числа призов и номинаций с кассовыми сборами рекомендованных фильмов по сравнению с фильмами, выбранными для просмотра зрителями, что свидетельствует об ориентации рекомендательных систем на официальную сторону успешности фильмов. Кросскорреляционная матрица характеристик просмотренных и рекомендованных фильмов представлена в таблице 2.

¹ Пример ресурса данных для фильма «Оппенгеймер» <https://www.kinopoisk.ru/film/4664634/>

Таблица 2. Кросскорреляционная матрица характеристик просмотренных и рекомендованных онлайн-кинотеатрами фильмов

Оценки фильмов	$x_{\text{зрит.}}^{(\text{реком.})}$	$x_{\text{рец.}}^{(\text{реком.})}$	$x_{\text{проф.}}^{(\text{реком.})}$	$x_{\text{сборы}}^{(\text{реком.})}$
$x_{\text{зрит.}}^{(\text{просм.})}$	0,11	0,14	0,04	0,08
$x_{\text{рец.}}^{(\text{просм.})}$	0,30	0,38	0,04	0,09
$x_{\text{проф.}}^{(\text{просм.})}$	0,13	0,23	0,02	-0,05
$x_{\text{сборы}}^{(\text{просм.})}$	0,03	0,01	0,07	0,19

Оценки рецензентами и зрителями предложенных рекомендательными системами фильмов наиболее тесно связаны с оценками рецензентов и профессиональными оценками реально просмотренных фильмов. В определенной степени рекомендательные системы поддерживают элитарность кинопродукции и ориентируют зрителей на более профессиональное кино.

По зрительским оценкам различия между просмотренными и рекомендованными фильмами статистически не значимы ($t = 1.736$, $df = 98$, $p = 0.086$), что говорит о том, что рекомендательные алгоритмы в среднем сохраняют текущий уровень зрительских предпочтений. По отзывам и рецензиям знак и величина статистики t -критерия указывает на в среднем худшее качество рекомендованных системами онлайн-кинотеатров фильмов по сравнению с выбранными зрителями ($t = 3.271$, $df = 98$, $p = 0.001$). В пользу выбора для такой проверки t -критерия Стьюдента при условии равенства дисперсий характеристик в сравниваемых выборках говорят результаты F -теста Фишера для зрительских оценок ($F = 0.57235$, $\text{num df} = 49$, $\text{denom df} = 49$, $p = 0.05351$) и оценок по отзывам и рецензиям ($F = 0.72484$, $\text{num df} = 49$, $\text{denom df} = 49$, $p = 0.2635$).

Сдвиг между положениями просмотренных и рекомендованных фильмов в пространстве порядковых характеристик оказался статистически значимым как по оценкам профессионального сообщества ($W = 1829$, $p = 0.000$), так и по кассовым сборам ($W = 1725.5$, $p = 0.001$). Это может быть связано со смещением ориентации рекомендательных систем в сторону отечественного кино с более низкими показателями сборов и профессиональных наград, но пользующегося популярностью у широкого круга российских зрителей.

Заключение

Исследование связей между характеристиками просмотренных и рекомендованных фильмов показало, что с повышением оценок критиков выбранных зрителями фильмов статистически значимо связано и повышение в рекомендованном видеоконтенте уровня оценок рядового зрителя. Рекомендательные системы, как правило, предлагают пользователям онлайн-кинотеатров фильмы, похожие на просмотренные, как по оценкам, так и по другим характеристикам, при этом могут быть рекомендованы более посредственные фильмы, особенно если профиль просмотра изначально состоит из качественного контента, то есть наблюдается большая развлекательность элитарного контента популярным.

Предлагаемое тестирование на равенство математических ожиданий средних характеристик просмотренных и рекомендованных фильмов может в случае не отклонения проверяемой гипотезы свидетельствовать в пользу предположения о том, что рекомендательный алгоритм в определенной мере способствует замыканию зрителя в круге его сложившиеся собственных предпочтений. Отличие зрительских оценок предлагаемого рекомендательными системами киноконента от просматриваемого зрителями не является статистически значимым, что дает основания предполагать, что запирающий механизм, ограничивающий разнообразие предложений рекомендательных систем, действует, по крайней мере, в отношении консервации рекомендаций по уровню популярности.

Причины меньшего уровня профессионального признания и экономических показателей проката предлагаемых рекомендательными системами фильмов по сравнению с выбираемыми зрителями могут заключаться в особенностях обучения моделей в текущих реалиях отечественного рынка кинопродукции. Из-за санкций и ухода студий, таких как Disney, Sony, Universal, доступ к зарубежному контенту стал ограничен. В результате рекомендованные фильмы на российских платформах в основном отечественного производства, тогда как пользовательский профиль может

быть ориентирован на западные фильмы с более высокими бюджетами и профессиональными оценками.

Литература

1. Кастельс М. Информационная эпоха: экономика, общество и культура / пер. с англ. под науч. ред. О. И. Шкаратана. М.: ГУ ВШЭ. 2000. 608 с.
2. Adomavicius G., Tuzhilin A. Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. 2015. Vol. 17(6). P. 734-749. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2005.99>
3. Jayalakshmi S., Ganesh N., Čep R., Murugan S. J. Movie Recommender Systems: Concepts, Methods, Challenges, and Future Directions // Sensors, 2022. 22(13). 4904. <https://doi.org/10.3390/s22134904>
4. Ricci F., Rokach L., Shapira, B. (Eds.). Recommender Systems Handbook (3rd ed.). Springer, 2022. 1060 pp. <https://doi.org/10.1007/978-1-0716-2197-4>
5. Hassan D., Abdullah N., Hajjubok Z., Salleh S. Determinant factors influencing malaysian film audiences // Journal of Global Business and Social Entrepreneurship. 2017. Vol. 1(4). P. 24-34. <http://gbse.my/v1no4jan17/Paper-62-1-.pdf>
6. Park J., Lim C. Predicting movie audience with stacked generalization by combining machine learning algorithms // Communications for Statistical Applications and Methods. 2021, Vol. 28(3). P. 217-232. <https://doi.org/10.29220/CSAM.2021.28.3.217>
7. Tang G., Pan, J., Wang H., Basilico J. Reward innovation for long-term member satisfaction Proceedings of the 17th ACM Conference on Recommender Systems. 2023. P. 396-399. <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3604915.3608873>
8. Hilbert M., Thakur A., Flores P. M., Zhang X., Bhan J. Y., Bernhard P., Ji F. 8% – 10% of algorithmic recommendations are ‘bad’, but... an exploratory risk-utility meta-analysis and its regulatory implications // SSRN. 2023. 48 pp. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4426783>
9. Кожихова К. Е., Тараканов Д. В., Чалей И. В. Нейросетевая рекомендательная система по подбору контента для онлайн-кинотеатров // Вестник кибернетики. 2024. Т. 23, № 4. С. 34-52. <https://doi.org/10.35266/1999-7604-2024-4-4>
10. Герасименко В. В., Хейрбейк Ю. А. Основные факторы потребительского выбора кинопродукции на российском рынке // Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика. 2023. Т. 58, № 4. С. 201-222. <https://doi.org/10.55959/MSU0130-0105-6-58-4-9>
11. Акопян А. Р., Аракелян А. М., Воронцова Ю. В., Крысов В. В. Формирование конкурентных преимуществ онлайн-кинотеатров // Вестник университета. 2022. № 1. С. 146-156. <https://doi.org/10.26425/1816-4277-2022-1-146-156>
12. Knijnenburg B. P., Willemsen M. C., Gantner Z., Soncu H., Newell C. Explaining the user experience of recommender systems // User Modeling and User-Adapted Interaction. 2012. Vol. 22. P. 441-504. <http://doi.org/10.1007/s11257-011-9118-4>
13. Hazrati N., Ricci F. Choice models and recommender systems effects on users' choices. // User Modeling and User-Adapted Interaction. 2024. Vol. 34. P. 109-145. <https://doi.org/10.1007/s11257-023-09366-x>
14. Столяров А. Д., Гордеев В. В., Абрамов А. В., Абрамов В. И. Развитие генеративного искусственного интеллекта и его влияние на персонализацию предложений потребителям. // Информационное общество. 2025. № 2. С. 2-13. https://doi.org/10.52605/16059921_2025_02_02
15. Салихова Е. А., Варганов С. А., Гладкова А. А., Дунас Д. В. Алгоритмические рекомендательные системы и цифровые медиаплатформы: теоретические подходы // Информационное общество. 2022. № 6. С. 84-92. https://doi.org/10.52605/16059921_2022_06_84
16. Milano S., Taddeo M., Floridy L. Recommender Systems and their Ethical Challenges // AI & Society. 2020. Vol. 35. P. 957-967. <https://doi.org/10.1007/s00146-020-00950-y>
17. Li L., Zhou X. Leave No One Behind: Enhancing Diversity While Maintaining Accuracy in Social Recommendation. // arXiv preprint: 2502.11374. 2025. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.11374>

18. Gharahighehi A., Vens C. Personalizing Diversity Versus Accuracy in Session-Based Recommender Systems // SN Computer Science. 2021. Vol. 2(1). Article 39. P. 1-12. <https://doi.org/10.1007/s42979-020-00399-2>
19. Symeonidis P., Coda L., Zanker M. Counteracting the filter bubble in recommender systems: Novelty-aware matrix factorization // Intelligenza Artificiale. 2019. Vol. 13 (1). P. 37-47. <https://doi.org/10.3233/IA-190017>
20. Chen S., Qiu H., Zhao S., Han Y., He W., Siponen M., Mou J., Xiao H. When more is less: The other side of artificial intelligence recommendation // Journal of Management Science and Engineering. 2022. Vol. 7(2). P. 213-232. <https://doi.org/10.1016/j.jmse.2021.08.001>
21. Bozdag E. Bias in algorithmic filtering and personalization // Ethics and Information Technology. 2013. Vol. 15. P. 209-227. <https://doi.org/10.1007/s10676-013-9321-6>
22. Мхитарян В. С., Архипова М. Ю., Дуброва Т. А., Миронкина Ю. Н., Сиротин В. П. Анализ данных / Отв. ред.: В. С. Мхитарян. М.: Юрайт, 2024. 448 с.

DO RECOMMENDER SYSTEMS HELP RUSSIAN VIEWERS IN CHOOSING MOVIES TO WATCH IN ONLINE CINEMAS?

Arkhipova Marina Yurievna

Doctor of Economics, professor

National Research University "Higher School of Economics"

Department of Statistics and Data Analysis

Professor

Scientific and Educational Laboratory of Welfare Measurement

Leading Research Fellow

Moscow, Russian Federation

Archipova@yandex.ru

Sirotn Viacheslav Pavlovich

Candidate of Technical Sciences, associate professor

National Research University "Higher School of Economics"

Department of Statistics and Data Analysis

Professor

Scientific and Educational Laboratory of Welfare Measurement

Head

Moscow, Russian Federation

vpsirotn@yandex.ru

Larina Ulyana Sergeevna

National Research University "Higher School of Economics"

Student

Moscow, Russian Federation

ularina@hse.ru

Abstract

The aspects of the online cinemas recommender systems influence on the cultural level of Russian viewers are investigated. A methodology is proposed for obtaining data on films watched and for forming viewer profiles based on the characteristics of films selected by viewers and recommended them on the information platforms. Based on statistical testing, it is determined whether recommendation systems form a broader cultural outlook or, on the contrary, limit users to a narrow range of preferences, creating a "filtering bubble". The differences in the characteristics of selected for watching and recommended by artificial intelligence films are analyzed and the possible reasons for such differences are explained.

Keywords

artificial intelligence; filtration bubble; video content; user profile; film statistics

References

1. Castells, M. *Informacionnaya epoha: ekonomika, obschestvo i kultura* / perevod s angl. pod nauch. red. O.I. Shkaratana. M.: GU-HSE. 2000. 608 pp.
2. Adomavicius G., Tuzhilin A. Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions // *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2015. Vol. 17(6). P. 734-749. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2005.99>
3. Jayalakshmi S., Ganesh N., Čep R., Murugan S. J. Movie Recommender Systems: Concepts, Methods, Challenges, and Future Directions // *Sensors*, 2022. 22(13). 4904. <https://doi.org/10.3390/s22134904>
4. Ricci F., Rokach L., Shapira, B. (Eds.). *Recommender Systems Handbook* (3rd ed.). Springer, 2022. 1060 pp. <https://doi.org/10.1007/978-1-0716-2197-4>

5. Hassan D., Abdullah N., Hajjibok Z., Salleh S. Determinant factors influencing malaysian film audiences // *Journal of Global Business and Social Entrepreneurship*. 2017. Vol. 1(4). P. 24–34. <http://gbse.my/v1no4jan17/Paper-62-1-.pdf>
6. Park J., Lim C. Predicting movie audience with stacked generalization by combining machine learning algorithms // *Communications for Statistical Applications and Methods*. 2021, Vol. 28(3). P. 217–232. <https://doi.org/10.29220/CSAM.2021.28.3.217>
7. Tang G., Pan, J., Wang H., Basilico J. Reward innovation for long-term member satisfaction *Proceedings of the 17th ACM Conference on Recommender Systems*. 2023. P. 396–399. <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3604915.3608873>
8. Hilbert M., Thakur A., Flores P. M., Zhang X., Bhan J. Y., Bernhard P., Ji F. 8% – 10% of algorithmic recommendations are ‘bad’, but... an exploratory risk-utility meta-analysis and its regulatory implications // *SSRN*. 2023. 48 pp. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4426783>
9. Kozhikhova K. E., Tarakanov D. V., Chaley I. V. Neyrosetevaya rekomendatelnaya sisnema po podboru kontenta dlya onlayn-kinoteatrov // *Vestnik kibernetiki*. 2024. Vol. 23. N 4. P. 34–52. <https://doi.org/10.35266/1999-7604-2024-4-4>
10. Gerasimenko V. V., Kheirbeik Iu. A. Osnovnyie factory potrebitelskogo vybora kinoprodukcii na rossiyskom rynke // *Vestnik Moskovskogo universiteta. Seriya 6. Ekonomika*. 2023. Vol. 58(4). P. 201–222. <https://doi.org/10.55959/MSU0130-0105-6-58-4-9>
11. Akopyan A. R., Arakelyan A. M., Vorontsova Yu. V., Krysov V. V. Formirovaniye konkurentnykh preimuschestv onlain-kinoteatrov // *Vestnik universiteta*. 2022. N 1. P. 146–156. <https://doi.org/10.26425/1816-4277-2022-1-146-156>
12. Knijnenburg B. P., Willemsen M. C., Gantner Z., Soncu H., Newell C. Explaining the user experience of recommender systems // *User Modeling and User-Adapted Interaction*. 2012. Vol. 22. P. 441–504. <http://doi.org/10.1007/s11257-011-9118-4>
13. Hazrati N., Ricci, F. Choice models and recommender systems effects on users’ choices. // *User Modeling and User-Adapted Interaction*. 2024. Vol. 34. P. 109–145. <https://doi.org/10.1007/s11257-023-09366-x>
14. Stolyarov A. D., Gordeev V. V., Abramov A. V., Abramov V. I. Razvitiye generativnogo iskusstvennogo intellekta I ego vliyaniye na personalizatsiyu potrebiteliyam // *Informatcionnoye obschestvo*. 2025. N 2. P. 2–13. https://doi.org/10.52605/16059921_2025_02_02
15. Salikhova E. A., Vartanov S. A., Gladkova A. A., Dunas D. V. Algoritmicheskiye rekomendatelnnyie sistemy I tsifrovyye mediaplatformy: teoreticheskiye podkhody // *Informatcionnoye obschestvo*. 2022. N 6. P. 84–92. https://doi.org/10.52605/16059921_2022_06_84
16. Milano S., Taddeo M., Floridy L. Recommender Systems and their Ethical Challenges // *AI & Society*. 2020. Vol. 35. P. 97–967. <https://doi.org/10.1007/s00146-020-00950-y>
17. Li L., Zhou X. Leave No One Behind: Enhancing Diversity While Maintaining Accuracy in Social Recommendation. // *arXiv preprint: 2502.11374*. 2025. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.11374>
18. Gharahighehi A., Vens C. Personalizing Diversity Versus Accuracy in Session-Based Recommender Systems // *SN Computer Science*. 2021. Vol. 2(1). Article 39. P. 1–12. <https://doi.org/10.1007/s42979-020-00399-2>
19. Symeonidis P., Coda L., Zanker M. Counteracting the filter bubble in recommender systems: Novelty-aware matrix factorization // *Intelligenza Artificiale*. 2019. Vol. 13 (1). P. 37–47. <https://doi.org/10.3233/IA-190017>
20. Chen S., Qiu H., Zhao S., Han Y., He W., Siponen M., Mou J., Xiao H. When more is less: The other side of artificial intelligence recommendation // *Journal of Management Science and Engineering*. 2022. Vol. 7(2). P. 213–232. <https://doi.org/10.1016/j.jmse.2021.08.001>
21. Bozdag E. Bias in algorithmic filtering and personalization // *Ethics and Information Technology*. 2013. Vol. 15. P. 209–227. <https://doi.org/10.1007/s10676-013-9321-6>
22. Mkhitarian V. S., Arkhipova M. Yu., Dubrova T. A., Mironkina Yu. N., Sirotin V. P. Analiz dannyyh / *Otv. red.: Mkhitarian V. S. M.: Urait*, 2024. 448 pp.