

Научная статья
УДК 004.9:37
EDN UBDXEE
DOI 10.17150/2713-1734.2024.6(2).133-145



З.В. Архипова

*Байкальский государственный университет,
г. Иркутск, Российская Федерация*

А.В. Сорокин

*Байкальский государственный университет,
г. Иркутск, Российская Федерация*

Анализ подходов к созданию рекомендательных систем в сфере предоставления образовательных услуг

Аннотация. Рассматриваются вопросы, связанные с разработкой рекомендательных систем в сфере предоставления образовательных услуг на высокотехнологичных цифровых платформах. Актуальность данной проблемы связана с тем, что рекомендательные системы, а также методы и подходы к их созданию, постоянно развиваются, так как должны приспосабливаться к меняющимся требованиям рынка образовательных услуг и предпочтениям пользователей. В последнее время стали активно применяться рекомендательные системы на основе нейросетей, в статье анализируется целесообразность использования таких систем в сфере предоставления образовательных услуг. На основе анализа существующих методов и подходов к разработке рекомендательных систем, предлагается классифицировать рекомендательные системы по таким параметрам как: тип используемых данных; способ обучения; область применения; сложность модели; степень взаимодействия с пользователем; метод рекомендации; пространство рекомендаций; объем рекомендаций. Рассматриваются проблемы, возникающие в процессе разработки и применения рекомендательных систем, предлагается проблемы рекомендательных систем объединить в следующие категории: проблема моделей; проблема ограниченности данных (холодного старта); проблема пузыря фильтрации; проблема выбора метрик для оценки качества системы; проблемы инфраструктуры и эффективности системы; проблемы безопасности; этические проблемы.

На основе анализа и систематизации проблем использования, предлагаются подходы к их решению, даются рекомендации по архитектуре построения рекомендательных систем, применяемых в сфере образования.

Ключевые слова. Рекомендательные системы, применение нейросетей, образовательные услуги, классификация рекомендательных систем, проблемы рекомендательных сетей, концепция рекомендательной системы в сфере образовательных услуг.

Информация о статье. Дата поступления: 8 апреля 2024 г.; дата принятия к публикации: 23 мая 2024 г.; дата онлайн-размещения: 19 июня 2024 г.

Z.V. Arkhipova*Baikal State University,
Irkutsk, Russian Federation***A.V. Sorokin***Baikal State University,
Irkutsk, Russian Federation*

Analysis of approaches to the development of recommendation systems in the field of education

Abstract. The paper deals with the issues related to the development of recommendation systems in the field of educational services on high-tech digital platforms. The relevance of this problem is connected with the fact that recommendation systems, as well as methods and approaches to their creation, are constantly evolving, as they should adapt to the changing requirements of the educational services market and user preferences. Recently, recommendation systems based on neural networks have been actively used, the article analyzes the feasibility of using such systems in the field of educational services. Based on the analysis of existing methods and approaches to the development of recommendation systems, it is proposed to classify recommendation systems according to such parameters as: the type of data used; the method of training; the field of application; the complexity of the model; the degree of interaction with the user; the method of recommendation; the space of recommendations; the volume of recommendations. The problems arising in the process of development and application of recommendation systems are considered; it is proposed to unite the problems of recommendation systems into the following categories: the problem of models; the problem of limited data (cold start); the problem of filtering bubble; the problem of selecting metrics to assess the quality of the system; the problems of infrastructure and system efficiency; security problems; ethical problems.

Based on the analysis and systematization of problems of use, approaches to their solution are proposed, and recommendations on the architecture of building recommendation systems used in the field of education are given.

Keywords. Recommendation systems, application of neural networks, educational services, classification of recommendation systems, problems of recommendation networks, the concept of recommendation system in the sphere of educational services.

Article info. Received 8 April, 2024; Accepted 23 May, 2024; Available online 19 June, 2024.

Современные высокотехнологичные цифровые платформы, такие как видеостриминговые сервисы, интернет-магазины, социальные сети и др., позволяют создавать рекомендации для различных продуктов и услуг с применением нейросетей. Эти системы используют алгоритмы машинного обучения, основанные на данных о поведении пользователей, чтобы предлагать им наиболее подходящие варианты.

Платформы массовых образовательных онлайн ресурсов предлагают огромное количество разнообразных курсов в сфере дополнительного образования. Для того, чтобы пользователь не тратил много времени на поиск подходящего ему курса и не покинул платформу, потерявшись в разнообразии тем и уровней слож-

ности, применяются рекомендательные системы, предлагающие ограниченный список наиболее подходящих курсов, актуальных для данного конкретного потребителя.

Актуальность данного исследования связана с тем, что рекомендательные системы, а также методы и подходы к их созданию, постоянно развиваются, т.к. должны приспосабливаться к меняющимся требованиям рынка образовательных услуг и предпочтениям пользователей. Следовательно, анализ подходов к созданию и модернизации рекомендательных систем сфере предоставления образовательных услуг является актуальной задачей.

Таким образом, объектом исследования являются рекомендательные системы. Предметом исследования: — рекомендательные системы в сфере дополнительного онлайн образования, массовых образовательных онлайн курсах (МООК).

Цель исследования — изучить опыт применения рекомендательных систем на основе нейросетевых технологий, провести классификацию на основе более широкого списка признаков, проанализировать проблемы, с которыми сталкиваются рекомендательные системы, рассмотреть и обобщить существующие подходы и методы решения данных проблем, предложить подходы к созданию рекомендательных систем в системе массового дополнительного онлайн образования.

Рекомендательные системы (РС)¹ — это комплекс сервисов и программ, который анализирует предпочтения пользователей и пытается предсказать, что может их заинтересовать.

Системы не только помогают клиентам определиться с выбором товара или контента, но и помогают повысить лояльность, конверсию и средний чек интернет-магазинов, предприятий быстрого питания и сегмента гостинично-ресторанного бизнеса, телекоммуникационных и финансовых организаций.

Рекомендательные системы имеют широкую область применения и назначения, поэтому их можно подразделять на группы по различным параметрам: предмету, цели, источнику рекомендации, пользовательскому контексту и степени персонализации.

Например, цель систем, которые рекомендуют фильмы, книги, новости и другой контент — привлечь пользователя к потреблению новой информации на конкретной платформе. В этом случае предложение контента основано не только на контексте действий самого пользователя, но и на новизне информации, оценках экспертов и популярности у других пользователей.

Иначе работают системы, которые советуют купить товары повседневного спроса. Их задача — не только предложить новые

¹ Рекомендательные системы: что это, зачем нужно и как создать собственную в Yandex Cloud. URL: <https://cloud.yandex.ru/blog/posts/2022/05/recommendation-system-instruction>.

продукты, исходя из контекста действий пользователей, но и напомнить о часто покупаемых товарах при наличии истории покупок. Основная цель — повысить средний чек и лояльность покупателя.

От поставленных целей и необходимых характеристик зависит выбор методов реализации.

Анализируя подходы к классификации, следует отметить довольно узкий перечень признаков, используемых для выделения классов.

Многие авторы ограничиваются только применяемыми алгоритмами построения РС [1–6]. Классификация рекомендательных систем может быть проведена по различным параметрам, таким как: тип используемых данных; способ обучения; область применения; сложность модели; степень взаимодействия с пользователем; по методу рекомендации; по пространству рекомендаций; по объему рекомендаций.

1. По типу используемых данных:
 - системы коллаборативной фильтрации (Collaborative Systems);
 - системы, основанные на содержании (Content-Based Systems);
 - системы, основанные на знаниях (Knowledge-Based Systems);
 - гибридные системы (Hybrid Systems).
2. По способу обучения:
 - неконтролируемые (Unsupervised);
 - частично контролируемые (Semi-Supervised);
 - контролируемые (Supervised).
3. По области применения:
 - коммерческие (E-commerce, Music, Movies, Books);
 - социальные (Friend Suggestions, News Feeds);
 - образовательные (Course Recommendations, Textbooks).
4. По сложности модели:
 - простые (Co-occurrence-based, Matrix Factorization);
 - сложные (Neural Networks, Deep Learning).
5. По степени взаимодействия с пользователем:
 - рекомендательные системы с активным взаимодействием (Collaborative Filtering, Content-Based Filtering);
 - пассивные рекомендательные системы (Popularity-Based, Demographic-Based).
6. По методу рекомендации:
 - коллаборативная фильтрация (CF);
 - фильтрация по содержанию (CF).
7. По пространству рекомендаций:
 - глобальные (Global);
 - локальные (Local).

8. По объему рекомендаций:

- точечные (Point-wise);
- список (List-wise).

Рассмотрим подробнее отдельные типы рекомендательных систем.

Системы коллаборативной фильтрации. Этот подход основан на идее, что люди, которые имели схожие предпочтения в прошлом, будут иметь схожие предпочтения и в будущем. Коллаборативная фильтрация использует данные от нескольких пользователей для составления рекомендаций на основе их интересов и поведения.

Системы, основанные на содержании. Этот подход основан на идее, что предпочтения пользователей могут быть предсказаны на основе характеристик товаров, к которым они проявляли интерес ранее. Фильтрация на основе содержания анализирует характеристики элементов и рекомендует пользователям похожие элементы. Преимуществами данного подхода являются: независимость от данных других пользователей; нет проблемы «холодного старта», так как используя признаки предметов, мы можем легко находить похожие предметы; результаты рекомендаций интерпретируемы².

Системы, основанные на знаниях. Этот подход использует знания о домене и правила для составления рекомендаций. Специалисты рекомендуют использовать его, когда у пользователей небольшая история покупок. Прежде чем рекомендовать товар, рекомендуется рассмотреть информацию о товаре, такую как характеристики элемента, а также предпочтения пользователя и диапазон рекомендаций, полученные с помощью явных вопросов. Системы, основанные на знаниях, обычно используются в специализированных областях, таких как здравоохранение или финансы.

Гибридные системы. Этот подход сочетает в себе методы коллаборативной и контентной фильтрации для обеспечения более точных рекомендаций. Гибридная фильтрация использует как поведение пользователя, так и характеристики предмета для составления рекомендаций. Данный подход объединяет коллаборативную фильтрацию, при которой производительность рекомендаций снижается, если нет рейтинга для нового элемента, и информационную рекомендательную систему, которая может получить доступ к информации о характеристиках элемента.

Существует множество методов гибридизации [7].

– взвешенная гибридизация объединяет результаты фильтрации на основе содержания и коллаборативной фильтрации для генерации рекомендаций путем интегрирования баллов от каждого из используемых методов по линейной формуле;

² Как работают рекомендательные системы. URL: <https://towardsdatascience.com/recommendation-systems-models-and-evaluation-84944a84fb8e>.

– коммутационная гибридизация предлагает переключаться между методами рекомендаций в зависимости от эвристики, отражающей способность рекомендателя дать хороший прогноз рейтинга;

– смешанная гибридизация объединяет результаты рекомендаций различных методов в одно и тоже время вместо того, чтобы учитывать только одну рекомендацию;

– каскадная гибридизация предусматривает уточнение рекомендаций одного метода другим;

– метод увеличения характеристик использует выходные данные одного подхода в качестве входных данных для другого.

Системы обучения с подкреплением. Этот подход использует обратную связь от пользователей для улучшения рекомендаций с течением времени. Алгоритмы обучения с подкреплением учатся на основе взаимодействия пользователя с системой и соответствующим образом корректируют рекомендации.

Анализ научной литературы показал, что рекомендательные системы многокомпонентны, к тому же требуют постоянного обновления и улучшения. В процессе практического применения разработчики и пользователи сталкиваются с различными проблемами рекомендательных систем. Некоторые исследователи, отмечают, что сложности, с которыми приходится сталкиваться при построении рекомендательных систем только отчасти похожи на проблемы смежных ML-областей, и выделяют три основные категории проблем: проблемы моделей, проблемы инфраструктуры и проблемы выбора метрик.

В последнее время наиболее часто поднимаются вопросы пузыря фильтрации, безопасности и этические вопросы, связанные с применением рекомендательных систем. Рекомендательная система может иметь проблемы с конфиденциальностью данных пользователей, если она собирает и хранит информацию о пользователе без его согласия.

Проблема «пузыря фильтрации» возникает, когда пользователи видят только материал, рекомендованный на основе их предыдущих предпочтений, что может приводить к узкому кругу выбора, ограничению их взглядов, манипулированию.

Рекомендательная система может иметь проблемы с рекомендациями и их объективностью, если у нее недостаточно данных для анализа, а также в ряде других случаев.

Предлагаем объединить проблемы рекомендательных систем в следующие категории:

1. Проблема выбора модели.
2. Проблема ограниченности данных.
3. Проблема пузыря фильтрации.
4. Проблема выбора метрик для оценки качества системы.

5. Проблемы инфраструктуры и эффективности системы.
6. Проблемы безопасности.
7. Этические проблемы.

Проблема выбора модели является одной из основных проблем в рекомендательных системах. Выбор модели зависит от многих факторов, таких как цель РС, тип данных, доступные ресурсы. Для разных типов контента следует применять различные модели и их сочетания. Решение проблемы холодного старта также должно найти отражение в модели. Можно строить отдельные модели для холодного и теплого старта, а можно создать интегрированную модель. РС анализируют различные типы откликов, такие как лайки, просмотры, досматриваемость и др., не всегда можно дать однозначную оценку откликам из-за их разнообразия. В рекомендациях важно учитывать актуальные тренды, популярность контента, знаковые события, праздники. В модель также рекомендуем включать такие данные о пользователе как геолокация, хобби и увлечения, уровень доходов и платежеспособность и т.п. РС на основе нейронных сетей позволяют строить более гибкие модели как линейные так и нелинейные, позволяющие предсказывать дальнейшие действия.

С увеличением количества моделей делать выбор между ними становится все сложнее, особенно учитывая необходимость каждую модель адаптировать под свои рекомендации и особенности системы, что требует навыков и времени.

В последние годы методы глубокого обучения все чаще выбираются для рекомендательных систем, однако отдельные исследователи отмечают, что ML-методы не всегда превосходят такие простые методы как метод k -ближайших соседей [8]. Поэтому при выборе модели следует ориентироваться на целесообразность, стоимость и эффективность ее применения.

Проблемы инфраструктуры. Серьезный риск для РС представляет недостаточная производительность системы, низкая скорость выдачи рекомендаций. Данная проблема связана с быстродействием и масштабируемостью системы при обработке больших данных. С другой стороны, РС связаны с необходимостью постоянного обновления моделей, поэтому недостаточно один раз подобрать и настроить мощность системы, так как новая модель может потребовать больше ресурсов. Поэтому при выборе моделей нужно ориентироваться и на инфраструктурные возможности.

Также необходимо учитывать специфику сервиса. Какие-то рекомендации можно повторять многократно, например, продукты или музыкальные композиции, а какие-то — нет. Например, если пользователь уже прошел определенный курс обучения, то ему не следует предлагать его снова. Ролики в социальных сетях также быстро устаревают, хотя еще недавно их могли смотреть по

несколько раз. Отдельные рекламные рекомендации нужно применять с учетом геотаргетинга, так как даже если ты очень любишь суши, и это действительно крутой ресторан, то ты все равно не закажешь доставку из Владивостока в Москву. А в Airbnb необходимо учитывать не только удовлетворенность туристов от хостов, но и хостов от туристов³.

Важно точно определять критичные для каждого сервиса особенности рекомендательной системы.

Проблемы метрик для оценки качества системы. Сложно точно измерить, насколько пользователь удовлетворен сервисом. Выбор метрик зависит от типа контента и целей оценки. Не всегда можно точно рассчитать оценку, поэтому используются косвенные метрики.

В таблице приведены метрики для оценки качества РС [9]. Prediction Accuracy — оценивают точность предсказываемого рейтинга, Decision support — оценивают релевантность рекомендаций, Rank Accuracy метрики — оценивают качество ранжирования выдаваемых рекомендаций.

Метрики для оценки качества рекомендательных систем

Метрика	Название метрики	Формула
Prediction Accuracy	MAE (Mean Absolute Error)	$E(P - R ^1)$
	MSE (Mean Square Error)	$E(P - R ^2)$
	RMSE (Root Mean Squared Error)	$\sqrt{E(P - R ^2)}$
Decision support	Precision	$TP/(TP + FP)$
	Recall	$TP/(TP + FN)$
	F1-Measure	$2PR/(P + R)$
Rank Accuracy	Mean Reciprocal	$E(1/pos)$
	Spearman Correlation	$E(P - R ^2)$

Примечание: а. Notation: E – unity matrix, P-predicted testing, R-real value of test data, TP (True Positive), FN (False Negative), FP (False Positive) and TN (True Negative) – classification of errors in the confusion matrix.

К сожалению, не существует единой универсальной метрики на все случаи жизни, и для различных РС метрики подбираются в соответствии с целями тестирования.

³ Рекомендательные системы: проблемы и методы решения. Часть 1.URL: <https://habr.com/ru/companies/prequel/articles/567648>.

Если необходимо оценить работу рекомендательного алгоритма на тестовой выборке, обычно используется одна или несколько метрик. Например, если в каталоге доступно 100 тыс. фильмов для просмотра, то рекомендательная система теоретически может составить отсортированный список размером 100 тыс. На практике же обычно важно, насколько хороши рекомендации верхних N элементов списка, где N в зависимости от задачи варьируется обычно в пределах от 5 до 20. Поэтому в метриках ранжирования появляется постфикс $@k$.

Метрика $MAR@K$ дает представление о том, насколько релевантен список рекомендуемых. $MAR@K$ — о том, насколько хорошо рекомендатель способен вспомнить все те элементы, которые пользователь положительно оценил в тестовом наборе. Покрытие (Coverage) — процент элементов обучающих данных, которые модель может рекомендовать для набора тестов. Персонализация (Personalisation) — позволяет оценить, рекомендует ли модель одни и те же элементы разным пользователям

Этические проблемы связаны с обеспечением гарантий того, что система не будет использоваться для дискриминации или нарушения частной жизни пользователей.

В ходе исследования были рассмотрены различные подходы к устранению недостатков РС. В результате анализа и обобщения предлагается использовать следующие решения.

Проблема холодного старта. Один из методов решения этой проблемы — использование алгоритмов, которые основываются на контенте или метаданных, чтобы сделать рекомендации на основе характеристик продуктов или пользователей.

Нейронные сети расширяют возможности рекомендательных систем. Нейронная сеть может задавать нелинейную функцию в отличие от матричной факторизации, нейронные сети могут давать более сложные модели, помогая решать проблему холодного старта.

Проблема пузыря фильтрации. На сегодняшний день это одна из наиболее значительных проблем, ограничивающая доступ к широкому кругу информации. Для решения данной проблемы необходимо собирать больше дополнительной информации о пользователе, шире использовать гибридные и интерактивные методы, разнообразить подходы к составлению рекомендаций. Также необходимо осуществлять постоянный контроль оценки качества рекомендаций.

Проблема объективности результатов рекомендаций. Необходимо проводить анализ объективности рекомендаций. Довольно часто происходит смещение ориентации с предпочтений пользователя на технические параметры в рекомендательной системе, этого следует избегать. Использование различных алгоритмов рекомендаций, защита данных от преднамеренного искажения их ин-

терпретации, постоянный контроль объективности рекомендаций позволят решить данную проблему если не полностью, то частично.

Проблема конфиденциальности и безопасности данных. Рекомендательные нейронные сети используются для анализа данных пользователей, что может привести к нарушению конфиденциальности и безопасности данных.

Для решения данных проблем необходимо внедрить меры безопасности, такие как шифрование данных и ограничение доступа к чувствительной информации. Кроме того, следует убедиться, что все сотрудники, имеющие доступ к данным, прошли обучение и понимают важность сохранения конфиденциальности.

Одним из активно развивающихся методов решения данной проблемы являются криптографические методы, позволяющие сохранять конфиденциальность данных, предоставляя одновременно возможность использовать их для анализа.

Кроме того, также необходимо соблюдать требования законодательства, регулирующего использование персональных данных и рекомендательных систем.

При построении концепции РС для МООК, выделим два направления рекомендаций. Первое — это выбор курса, второе — выбор траектории изучения тем в рамках курса. Каждое из направлений реализуется с использованием разных методик и алгоритмов.

В то же время можно выделить и общие подходы к построению РС для МООК.

При подготовке рекомендаций для МООК могут использоваться нейросетевые алгоритмы, использующие глубокое обучение и обученные на данных, включающих широкий спектр информации о пользователе, его предпочтениях и контексте, чтобы предоставлять более точные рекомендации.

Для сокращения времени на разработку собственной РС рекомендуем использовать уже обученные на подходящих данных нейронные сети с последующим дообучением с ориентацией на определенный образовательный ресурс.

Использование гибридных моделей при разработке рекомендательных систем. Например, в Stepic.org применяют гибридную систему с более активным использованием фильтрации контента и менее активным – коллаборативной фильтрации⁴. Это позволяет построить адаптивную рекомендательную систему, которая будет подстраиваться под нужды пользователя в конкретный момент и предлагать ему оптимальные пути изучения материала.

Также, можно извлекать зависимости между обучающими материалами из данных о том, как пользователи их проходят.

⁴ Рекомендательные системы в онлайн-образовании // Хабр. URL: <https://habr.com/ru/companies/stepic/articles/302702>.

Для РС в сфере образования очень важен интерактивный аспект, позволяющий пользователям взаимодействовать с рекомендательной системой, давая ей обратную связь и помогая ей уточнять предпочтения.

Сбор и анализ информации из социальных сетей сети, может помочь определить связи между пользователями и использовать информацию о взаимодействиях между ними для уточнения рекомендаций.

При использовании рекомендательных систем необходимо учитывать юридические аспекты, связанные с защитой конфиденциальности данных пользователей. Во многих странах, в том числе и в России, существуют законы, которые регулируют сбор, хранение и использование персональных данных пользователей. При разработке и использовании рекомендательных систем необходимо соблюдать эти законы и обеспечивать защиту конфиденциальности данных пользователей. Также важно предоставлять пользователям информацию о том, как их данные используются и получать их согласие на сбор и использование этих данных. Кроме того, при использовании рекомендательных систем в коммерческих целях необходимо соблюдать правила конкуренции и предотвращать монополизацию рынка.

Для сокращения времени на разработку собственной РС рекомендуем использовать уже обученные на подходящих данных нейронные сети с последующим дообучением с ориентацией на определенный образовательный ресурс.

Применение нейронных сетей в рекомендательных системах — это сложный, трудоемкий и как следствие дорогостоящий процесс, поэтому применять их целесообразно, когда РС разрабатывается для системы массовых образовательных онлайн курсов разной направленности и уровня подготовки, когда есть возможность вкладывать время и деньги в разработку моделей и алгоритмов, в инфраструктуру и безопасность системы.

Список использованной литературы

1. Charu C.A. Recommender Systems : the textbook / C.A. Charu. — New York : Springer, 2016. — 519 p.
2. Falk K. Practical Recommender Systems / K Falk. — New York : Simon and Schuster, 2019. — 375 p.
3. Theobald O. Machine Learning: Make Your Own Recommender System / O. Theobald. — North Charleston : Packt Publishing, 2018. — 131p.
4. Bhalse N. Algorithm for Movie Recommendation System Using Collaborative Filtering / N. Bhalse, R. Thakur. — DOI 10.1016/j.matpr.2021.01.235 // Materials Today Proceedings. — 2021.
5. Ke G. Cross-platform Dynamic Goods Recommendation System Based on Reinforcement Learning and Social Networks / G. Ke, H.L. Du, Y.C. Chen // Applied Soft Computing. — 2021. — Vol. 104. — P. 107213.
6. Гомзин А.Г. Системы рекомендаций: обзор современных подходов / А.Г. Гомзин, А.В. Коршунов. — EDN RBTNLD // Труды Института системного программирования РАН. — 2012 — Т. 22. — С. 401–417.

7. Погорельская Я.С. Обзор подходов к построению рекомендательных систем / Я.С. Погорельская. — EDN FKVXZZ // Информационно-телекоммуникационные технологии и математическое моделирование высокотехнологичных систем : материалы Всерос. конф. с междунар. участием, Москва, 19–23 апр. 2021 г. — Москва, 2021. — С. 278–282.

8. Dacrema M.F. Are We Really Making Much Progress? A Worrying Analysis of Recent Neural Recommendation Approaches / M.F. Dacrema, P. Cremonesi, D. Jannach. — DOI 10.1145/3298689.3347058 // RecSys '19 : proceedings of the 13th ACM conference. — Copenhagen, 2019. — P. 101–109.

9. The Technology of Using The Information - Recommending System To Establish The Point of Contact of The Audience With The Product / T.N. Gorbunova, R.I. Bazhenov, Sh. Paraidin Uulu [at al.]. — DOI 10.1109/ITQMIS53292.2021.9642755 // 2021 International Conference on Quality Management, Transport and Information Security, Information Technologies (IT&QM&IS). Yaroslavl, 06–10 September, 2021. — URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9642755>.

References

1. Charu C.A. *Recommender Systems*. New York, Springer, 2016. 519 p.
2. Falk K. *Practical Recommender Systems*. New York, Simon and Schuster, 2019. 375 p.
3. Theobald O. *Machine Learning: Make Your Own Recommender System*. North Charleston, Packt Publishing, 2018. 131p.
4. Bhalse N., Thakur R. Algorithm for Movie Recommendation System Using Collaborative Filtering. *Materials Today Proceedings*, 2021. DOI: 10.1016/j.matpr.2021.01.235.
5. Ke G., Du H.L., Chen Y.C. Cross-platform Dynamic Goods Recommendation System Based on Reinforcement Learning and Social Networks. *Applied Soft Computing*, 2021, vol. 104, p. 107213.
6. Gomzin A.G., Korshunov A.V. Recommendation Systems: a Review of Modern Approaches. *Trudy Instituta sistemnogo programmirovaniya RAN = Proceedings of the Institute for System Programming of the RAS*, 2012, vol. 22, pp. 401–417. (In Russian). EDN: RBTNLD.
7. Pogorelskaya Y.S. A Survey of Approaches to Building Recommender Systems. *Information-telecommunication technologies and mathematical modeling of hi-tech systems. Materials of the All-Russian Conference with the International Participation, Moscow, April 19–23, 2021*. Moscow, 2021, pp. 278–282. (In Russian). EDN: FKVXZZ.
8. Dacrema M.F., Cremonesi P., Jannach D. Are We Really Making Much Progress? A Worrying Analysis of Recent Neural Recommendation Approaches. *RecSys '19. Proceedings of the 13th ACM Conference*. Copenhagen, 2019, pp. 101–109. DOI: 10.1145/3298689.3347058.
9. Gorbunova T.N., R.I. Bazhenov, Sh. Paraidin Uulu, Z.V. Arkhipova, A.A. Samorukov, S.L. Bedrina. The Technology of Using The Information — Recommending System To Establish The Point of Contact of The Audience With The Product. *2021 International Conference on Quality Management, Transport and Information Security, Information Technologies (IT&QM&IS). Yaroslavl, 06–10 September, 2021*. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9642755>. DOI: 10.1109/ITQMIS53292.2021.9642755.

Информация об авторах

Архипова Зоя Валентиновна — кандидат экономических наук, доцент, кафедра математических методов и цифровых технологий, Байкальский государственный университет, г. Иркутск, Российская Федерация, e-mail: zvarhipova@yandex.ru.

Сорокин Александр Васильевич — кандидат технических наук, доцент, кафедра математических методов и цифровых технологий, Байкальский государственный университет, Российская Федерация, г. Иркутск, Российская Федерация, e-mail: sorokinav@bgu.ru.

Information about the Authors

Zoya V. Arkhipova — PhD in Economics, Associate Professor, Department of Mathematical Methods and Digital Technologies, Baikal State University, Irkutsk, Russian Federation, e-mail: zvarhipova@yandex.ru.

Alexander V. Sorokin — PhD in Technical Sciences, Associate Professor, Department of Mathematical Methods and Digital Technologies, Baikal State University, Irkutsk, Russian Federation, e-mail: sorokinav@bgu.ru.

Для цитирования

Архипова З.В. Анализ подходов к созданию рекомендательных систем в сфере предоставления образовательных услуг / З.В. Архипова, А.В. Сорокин. — DOI 10.17150/2713-1734.2024.6(2).133-145 — EDN UBDXEE // System Analysis & Mathematical Modeling. — 2024. — Т. 6, № 2. — С. 133–145.

For Citation

Arkhipova Z.V., Sorokin A.V. Analysis of Approaches to the Development of Recommendation Systems in the Field of Education. *System Analysis & Mathematical Modeling*, 2024, vol. 6, no. 2, pp. 133–145. (In Russian). EDN: UBDXEE. DOI: 10.17150/2713-1734.2024.6(2).133-145.