

МОДЕЛЬ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ И ПРОЦЕСС ЕЕ ИНТЕГРАЦИИ С ПЕРСОНАЛИЗИРОВАННОЙ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНОЙ СИСТЕМОЙ

Михальков М.Д.

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники,
г. Минск, Республика Беларусь*

Научный руководитель: Нестеренков С.Н. – к. т. н., доцент, доцент кафедры ПОИТ

Аннотация. В данной работе представлено описание модели интеллектуальной системы поддержки принятия решений (ИСППР) и процесс ее интеграции с рекомендательной системой (РС). Описаны алгоритмы формирования рекомендаций на основе гибридных моделей. Результаты работы могут быть применены в различных областях, однако упор в данной работе сделан на область электронной коммерции.

Ключевые слова: интеллектуальная система поддержки принятия решений, рекомендательная система, интеграция, гибридные модели, объяснимый ИИ, адаптивное обучение.

Введение. Интеллектуальная система поддержки принятия решений – это система поддержки принятия решений, которая широко использует методы искусственного интеллекта. На самом деле, такие термины, как «системы, основанные на знаниях» и «интеллектуальные системы» использовались с начала 1980-х годов для описания компонентов систем управления. Считается, что система поддержки принятия решений возникла у Клайда Холсапла и Эндрю Уинстона в конце 1970-х годов. Примеры специализированных интеллектуальных систем поддержки принятия решений включают гибкие производственные системы, интеллектуальные системы поддержки принятия маркетинговых решений и системы медицинской диагностики [1].

В современном мире существует огромное множество сфер применения интеллектуальных систем поддержки принятия решений, таких как общественная безопасность, промышленность, медицина, электронная коммерция и другие.

В области общественной безопасности ИСППР используются для мониторинга и прогнозирования преступности, управления чрезвычайными ситуациями и обеспечения кибербезопасности. В промышленности такие системы применяются для предиктивного обслуживания оборудования, оптимизации производственных процессов и управления цепочками поставок. В медицине интеллектуальные системы помогают врачам в диагностике заболеваний, подборе персонализированного лечения и анализе медицинских изображений. В сфере электронной коммерции они используются для персонализированных рекомендаций, предсказания поведения пользователей и управления ценообразованием. Их развитие и интеграция с технологиями искусственного интеллекта продолжают расширять возможности использования в различных отраслях [2].

В статьях [3, 4] был представлен обзор моделей и методов построения интеллектуальных систем поддержки принятия решений в области электронной коммерции. В данном же исследовании будет рассмотрено описание модели интеллектуальной системы поддержки принятия решений и процесс ее интеграции с персонализированной рекомендательной системой.

Интеграция интеллектуальной системы поддержки принятия решений (ИСППР) с рекомендательной системой (РС) играет ключевую роль в повышении эффективности и точности принимаемых решений.

Объединение аналитических возможностей ИСППР с персонализированными рекомендациями РС позволяет оптимизировать процессы, снижая влияние человеческого фактора и ускоряя обработку информации.

Также использование машинного обучения и анализа больших данных увеличивает точность прогнозов, что особенно важно в сложных и динамичных средах.

Рекомендательная система персонализирует предложения, учитывая индивидуальные предпочтения, контекст и поведенческие факторы, что делает принимаемые решения более релевантными и адаптированными к конкретным условиям.

Кроме того, интегрированная система обладает высокой степенью адаптивности, способностью к самообучению и улучшению качества решений со временем [5].

В рамках исследования рассматривается модель ИСПИ, которая использует методы глубокого обучения для анализа последовательностей действий пользователей, учитывает временные тренды, а также корректирует список рекомендованных товаров с учетом бизнес-метрик, таких как сезонность, прибыль, тренды, *CTR (Click-Through Rate)* и *ROI (Return on Investment)*. Основными компонентами системы являются рекуррентные нейронные сети (*RNN, LSTM*) для анализа последовательностей, использование временных трендов и внедрение бизнес-ориентированных метрик для корректировки рекомендаций.

Основная часть. Математически модель может быть представлена следующим образом. Пусть X_t – это последовательность входных данных, характеризующих действия пользователя в момент времени t , например, клики на товар, просмотренные товары, или другие действия, формула 1:

$$X_t = (x_1, x_2, \dots, x_n), \quad (1)$$

где x_i – это отдельные признаки.

Задача состоит в том, чтобы на основе этой последовательности предсказать, какие товары будут наиболее интересны пользователю в будущем. Для этого используется рекуррентная нейронная сеть (*RNN*), которая способна учитывать зависимость данных по времени.

Рекуррентные нейронные сети (*RNN*) и их улучшенные версии, такие как *LSTM (Long Short-Term Memory)*, позволяют эффективно моделировать последовательности данных, такие как действия пользователей на платформе. Стандартная *RNN* обрабатывает последовательности с учетом времени, где скрытое состояние на каждом шаге зависит от предыдущего состояния. Математически, это можно выразить следующим образом, формула 2:

$$h_t = f(W_x x_t + W_h x_{t-1} + b), \quad (2)$$

где h_t – скрытое состояние в момент времени t ;

x_t – входные данные на шаге t ;

W_x и W_h – веса для входных данных и предыдущего состояния;

b – смещение.

Однако стандартная *RNN* имеет проблему исчезающих градиентов, что ограничивает её способность учитывать долгосрочные зависимости. Для решения этой проблемы используется *LSTM*, в котором добавляются механизмы забывания, сохранения и выбора информации, что позволяет эффективно работать с более длинными последовательностями и длительными зависимостями.

Еще одним из ключевых аспектов рекомендательных систем является учет временных трендов и недавней активности пользователя. Для этого можно добавить дополнительные признаки, связанные с временными интервалами или трендами поведения, например, последние n кликов пользователя. Математически, для предсказания товара в момент времени t можно использовать следующие данные, формула 3:

$$X_t^{trend} = (x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-n+1}), \quad (3)$$

где X_t^{trend} – это последовательность входных признаков (n кликов).

Эти признаки могут быть поданы в *LSTM*-слой, который научится учитывать как недавнюю активность, так и долгосрочные паттерны в поведении пользователя.

Кроме того, можно использовать методы временной декомпозиции для выявления сезонных трендов или изменений в поведении пользователей, что особенно важно для бизнеса в периоды высоких или низких продаж (например, праздничный сезон).

Для того чтобы рекомендации были не только точными, но и соответствовали стратегическим целям бизнеса, необходимо учитывать дополнительные метрики, такие как сезонность, прибыль, тренды, *CTR* (*Click-Through Rate*) и *ROI* (*Return on Investment*). В этой части ИСПП будет включена дополнительная логика, которая будет корректировать список рекомендованных товаров в зависимости от текущих бизнес-целей и контекста.

Модель может учитывать временные паттерны, такие как праздничные сезоны, распродажи и другие периоды, когда определенные товары становятся более востребованными. Это можно реализовать через введение дополнительных признаков времени, которые будут напрямую влиять на выбор рекомендованных товаров.

Вместо того чтобы просто рекомендовать товары с наибольшим *CTR*, система будет учитывать товары с высокой маржой прибыли. Для этого в процессе обучения можно включить параметр прибыли для каждого товара и скорректировать веса модели в зависимости от этого параметра.

Товары, которые становятся трендовыми, могут быть рекомендованы даже если у пользователя нет явных признаков интереса. Для этого можно использовать информацию о текущих трендах на платформе или в рамках региона.

Ключевым моментом является то, что не все клики приводят к прибыли, а каждый товар имеет свой *ROI*. Модель должна учитывать это, и на основе предсказания *CTR* для каждого товара, скорректировать список товаров с учетом ожидаемой прибыльности. Формально, это можно выразить через следующую задачу оптимизации, формула 4:

$$\min \sum_i (\alpha(1 - CTR_i) + \beta(1 - ROI_i)), \quad (4)$$

где CTR_i – это вероятность клика на товар i ;

ROI_i – это ожидаемая рентабельность инвестиций от товара i ;

α и β – веса для учета важности *CTR* и *ROI* в модели.

Кроме того, важным требованием является интерпретируемость – способность объяснить, почему модель предложила тот или иной товар. Для этого можно использовать методы объяснения работы моделей, такие как *LIME* (*Local Interpretable Model-agnostic Explanations*) или *SHAP* (*SHapley Additive exPlanations*). Эти методы позволяют анализировать вклад каждого признака в предсказание модели, что особенно важно для понимания, как и почему модель делает свои рекомендации. В случае ИСПП можно получить объяснение для каждого товара, которое будет включать:

- почему товар выбран с учетом временного тренда или сезонности;
- как действия пользователя повлияли на выбор товара;
- как бизнес-метрики изменяют рекомендации.

Интеграция рекомендательной системы (РС) с интеллектуальной системой поддержки принятия решений (ИСППР) может быть описана через гибридную функцию полезности, которая комбинирует персонализированные предпочтения пользователей и бизнес-метрики, формула 5:

$$\widehat{r}_{ui} = \alpha * \Phi_{RS}(u, i) + \beta * \Phi_{Seq}(u, i, T) + \gamma * \Phi_{Biz}(i, M) + \delta * \Phi_{RealTime}(u, i, E), \quad (5)$$

где $\Phi_{RS}(u, i)$ – предсказания от рекомендательной системы;

$\Phi_{Seq}(u, i, T)$ – анализ последовательностей действий пользователя;

$\Phi_{Biz}(i, M)$ – корректировка рекомендаций на основе бизнес-метрик;

$\Phi_{RealTime}(u, i, E)$ – аналитика в режиме реального времени.

Кроме того, процесс интеграции подразумевает аналитику в режиме реального времени с *Kafka*. *Kafka* применяется для потоковой обработки событий. События (клики, покупки, просмотры) поступают в *Kafka*-топик, где они анализируются с помощью *Spark Streaming*, обновляют модели рекомендаций в режиме реального времени и передаются в микросервис рекомендаций. *Kafka* позволяет оперативно реагировать на изменения в поведении пользователей и быстро корректировать рекомендации.

Периодическое обновление моделей обеспечивается через *Celery* и *Redis*. *Redis* кэширует актуальные данные для быстрого доступа. *Celery* запускает задачи обновления моделей (раз в день) на основе новых данных. Задачи *Celery* включают обновление матричной факторизации, переобучение *LSTM* с новыми данными и корректировку весов моделей по бизнес-метрикам.

Заключение. Подводя итог, математическая модель интеллектуальной системы поддержки принятия решений, построенная с использованием рекуррентных нейронных сетей (*RNN*, *LSTM*), учета временных трендов и бизнес-метрик, значительно повышает качество персонализированных рекомендаций. Включение таких факторов, как сезонность, прибыль, тренды, *CTR* и *ROI*, позволяет корректировать список рекомендованных товаров в соответствии с бизнес-целями, обеспечивая более высокую рентабельность и соответствие потребностям пользователей.

Список литературы

1. Никонов, О.И. Математическое моделирование и методы принятия решений: учеб. пособие / О.И. Никонов, С.В. Кругликов, М.А. Медведева. – Екатеринбург: Изд-во Урал. ун-та, 2015. – 100 с.
2. Аксенов, К.А. Моделирование и принятие решений в организационно-технических системах: учебное пособие. В 2 ч. Ч.1 / К.А. Аксенов, Н.В. Гончарова. – Екатеринбург: Изд-во Урал. ун-та, 2015. – 104 с.
3. Михальков, М. Д. Модели и методы построения интеллектуальных систем поддержки принятия решений / М. Д. Михальков // Информационные технологии в образовании, науке и производстве [Электронный ресурс] : материалы XI международной научно-технической конференции, Минск, 21-22 ноября 2023 г. / сост. М. Г. Карасёва. – Минск : БНТУ, 2024. – С. 439-443.
4. Михальков, М. Д. Модели и методы построения интеллектуальных систем поддержки принятия решений в области электронной коммерции = Models and methods for constructing intelligent decision support systems in the field of e-commerce / М. Д. Михальков // Инженерный бизнес [Электронный ресурс] : сборник материалов IV Международной научно-практической конференции в рамках 21-й Международной научно-технической конференции БНТУ «Наука – образованию, производству и экономике» 22-24 ноября 2023 г. / редкол.: О. С. Голубова [и др.] ; сост. О. С. Голубова. – Минск : БНТУ, 2024. – С. 235-239.
5. Keith Bonawitz, Hubert Eichner, Wolfgang Grieskamp, Dzmitry Huba, Alex Ingerman, Vladimir Ivanov, Chloe Kiddon, Jakub Konecny, Stefano Mazzocchi, Brendan McMahan, Timon Van Overveldt, David Petrou, Daniel Ramage, and Jason Roselander. Towards federated learning at scale: System design. In Proc. 2nd Conference on Systems and Machine Learning (SysML), 2019.

UDC 004.021:004.832.2

MODEL OF INTELLIGENT DECISION SUPPORT SYSTEM AND THE PROCESS OF ITS INTEGRATION WITH THE PERSONALISED RECOMMENDATION SYSTEM

Mikhalkov M.D.

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Minsk, Republic of Belarus

Nesterenkov S.N. – Cand. of Sci., associate professor of the department of ITS

Annotation. This article presents a description of the model of an intelligent decision support system (IDSS) and the process of its integration with a recommender system (RS). Algorithms for generating recommendations based on hybrid models are described. The results of the work can be applied in various areas, but the emphasis in this paper is on the field of e-commerce.

Keywords: intelligent decision support system, recommender system, integration, hybrid models, explainable AI, adaptive learning.