

DOI: 10.32517/0234-0453-2024-39-1-74-83

МОДЕЛЬ АРХИТЕКТУРЫ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНОГО СЕРВИСА ПО ФОРМИРОВАНИЮ ИНДИВИДУАЛЬНОЙ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЙ ТРАЕКТОРИИ ПРИ САМОСТОЯТЕЛЬНОМ ИЗУЧЕНИИ МАССОВЫХ ОТКРЫТЫХ ОНЛАЙН-КУРСОВ

Д. А. Алдунин¹ ✉¹ ООО «Яндекс.Такси Технологии», г. Москва, Россия

✉ daldunin@yandex.ru

Аннотация

Инструменты анализа данных в электронном обучении широко используются для улучшения качества массовых открытых онлайн-курсов (МООК), повышения успеваемости обучающихся и поддержания их вовлеченности в процесс обучения. Однако применение этих инструментов и сервисов ограничено рамками определенного курса. Помочь обучающемуся выстроить индивидуальную образовательную траекторию, соответствующую его образовательным целям и имеющимся у него знаниям и навыкам, сделать это в своем собственном темпе, по собственной программе и собственному графику и использовать при этом многообразие онлайн-курсов всей образовательной платформы может рекомендательный сервис. Этот инструмент строится на основе математической модели с использованием булева программирования.

Используемая математическая модель примечательна тем, что позволяет разграничить определение набора МООК по заданным критериям и построение расписания из этого набора. При этом оптимальный набор курсов будет найден только при условии, что из него можно построить такую последовательность курсов, чтобы обучающийся на каждом этапе обладал всеми знаниями и навыками, необходимыми для изучения очередного курса. Это позволяет значительно сократить объем необходимых вычислений.

В статье приведен список предпосылок для создания сервиса, описана возможная архитектура микросервисного подхода и обоснован ее выбор, представлен пример используемой математической модели, а также оценка перспектив использования сервиса.

Предлагаемое решение может представлять практический интерес для организаций, владеющих платформами электронного обучения, как средство повышения доли обучающихся, успешно достигающих своих образовательных целей.

Ключевые слова: электронное обучение, рекомендательный сервис, индивидуальная образовательная траектория, массовые открытые онлайн-курсы, МООК, персонализированный учебный план, образовательная аналитика, оптимизация, автономность, булево программирование, микросервисная архитектура.

Для цитирования:

Алдунин Д. А. Модель архитектуры рекомендательного сервиса по формированию индивидуальной образовательной траектории при самостоятельном изучении массовых открытых онлайн-курсов. *Информатика и образование*. 2024;39(1):74–83. DOI: 10.32517/0234-0453-2024-39-1-74-83.

A MODEL OF RECOMMENDATION SERVICE ARCHITECTURE FOR THE FORMATION OF AN INDIVIDUAL EDUCATIONAL TRAJECTORY FOR SELF-PACED MASSIVE OPEN ONLINE COURSES STUDYING

D. A. Aldunin¹ ✉¹ Yandex.Taxi Technology LLC, Moscow, Russia

✉ daldunin@yandex.ru

Abstract

Data analytics tools in e-learning are widely used to improve the quality of massive open online courses (MOOCs), improve learner performance, and keep learners engaged in the learning process. However, the application of these tools and services is limited to the scope of a particular course. A recommendation service can help a learner to build an individual educational trajectory corresponding to their educational goals and existing knowledge and skills, to do it at their own pace, according to their own program and own

schedule, and to use the variety of online courses of the whole educational platform. This tool is built based on a mathematical model using boolean programming.

The used mathematical model is remarkable because it allows us to distinguish between the determination of an optimal set of MOOCs according to the given criteria and the construction of a schedule from this set. In this case, the optimal set of courses will be found only if it is possible to build such a sequence of courses so that the learner at each stage has all the knowledge and skills necessary to study the next course. This allows for a significant reduction in the amount of computation required.

The article provides a list of prerequisites for creating the service, describes a possible architecture of the microservice approach and justifies its choice, presents an example of the used mathematical model, and evaluates the prospects of using the service.

The proposed solution may be of practical interest to organizations that own e-learning platforms, as a means of increasing the proportion of students who successfully achieve their educational goals.

Keywords: e-learning, recommendation service, individual educational trajectory, massive open online courses, MOOCs, personalized curriculum, educational analytics, optimization, autonomy, boolean programming, microservice architecture.

For citation:

Aldunin D. A. A model of recommendation service architecture for the formation of an individual educational trajectory for self-paced massive open online courses studying. *Informatics and Education*. 2024;39(1):74–83. (In Russian.) DOI: 10.32517/0234-0453-2024-39-1-74-83.

1. Введение

В настоящее время в области интеллектуального анализа данных для перспективных отраслей экономики (например, таких, как информационные технологии, энергетика, финансовые технологии, агротехнологии, здравоохранение и др.) широко используются инструменты рекомендаций и методы принятия решений. Это касается и электронного обучения: поставщики образовательных услуг используют инструменты анализа данных и образовательную аналитику для улучшения качества своих услуг, а также для повышения успеваемости обучающихся и поддержания их вовлеченности в процесс обучения. Стратегия цифровой трансформации отрасли науки и высшего образования, опубликованная Министерством науки и высшего образования в 2021 году, утверждает, что предиктивная и предписывающая аналитика «позволит стране выйти из догоняющей позиции в позицию лидера, задающего тренды»¹.

Подавляющее большинство существующих моделей и решений ограничиваются одним конкретным курсом, обеспечивая в этих рамках анализ данных обучающихся, поддержку при принятии решений и формирование соответствующих рекомендаций, в то время как обучающийся нуждается в поддержке и при формировании индивидуальной образовательной траектории (ИОТ) на базе массовых открытых онлайн-курсов (МООК), а именно в выборе курсов и определении последовательности их прохождения на основе собственных знаний, навыков и потребностей.

На сегодняшний момент поставщики услуг электронного обучения не удовлетворяют эту потребность обучающихся, поскольку, помимо отдельных курсов, предлагают только фиксированные наборы курсов (специализации на платформе Coursera, Nanodegree Program на платформе Udacity, программы XSeries на платформе EdX и т. д.). Интеллектуальный подбор ИОТ может помочь решить сразу две проблемы: во-первых, помочь обучающемуся сделать выбор из нескольких тысяч курсов конкретной платфор-

мы; во-вторых, помочь поставщикам контента для электронного обучения определить и развивать те курсы, в которых заинтересовано большинство обучающихся, а также выявить пробелы и разработать новые курсы в областях, где есть спрос, но до сих пор нет предложения [1].

Математическое моделирование ИОТ является очень многообещающей областью для исследований и разработок, поскольку позволяет гарантированно и, в отличие от нейросетевого подхода, детерминированно находить оптимальные решения (если они существуют). Однако только одно зарубежное исследование по этой теме было опубликовано в авторитетном научном журнале — «*Integrated mathematical model of competence-based learning-teaching process*» P. Różewski и O. Zaikin [2]. Его авторы сосредоточились на использовании теории очередей для описания процесса обслуживания большого количества студентов ограниченным числом реальных преподавателей и их взаимодействием во время изучения онлайн-курса.

Также необходимо отметить статью J. Lin, H. Pu, Y. Li, J. Lian «*Intelligent recommendation system for course selection in smart education*» [3], в которой предлагается алгоритмическое решение проблемы топ-N рекомендаций² курсов для обучающегося. Авторы используют популярную методику SLIM (англ. Sparse Linear Method), эффективную для работы с разреженными матрицами, часто возникающими в рекомендательных системах. Однако задача топ-N рекомендаций актуальна для подбора, например, фильмов, а не учебных курсов.

Среди отечественных работ наиболее релевантна работа И. П. Норенкова и Н. К. Соколова «*Синтез индивидуальных маршрутов обучения в онтологических обучающих системах*» [4], в которой также используется математическое моделирование. Оно выполняется на уровне отдельных учебных модулей (тем) и проверки знаний по ним, другими словами, на уровне содержания курса. И хотя этот подход может быть обобщен для подбора курсов на образовательной платформе, его производительность будет

¹ Стратегия цифровой трансформации отрасли науки и высшего образования 14 июля 2021 года. <https://spa.msu.ru/wp-content/uploads/12.pdf>

² Задача рекомендации топ-N — это задача выделения N объектов с наивысшими прогнозными значениями для каждого пользователя.

значительно ограничена, так как авторы предлагают использовать семантическую сеть в виде графов «И/ИЛИ» (заметим, что поиск оптимального решения с использованием графа «И/ИЛИ» может быть вычислительно сложным).

Таким образом, пока нет ни одного исследования, посвященного созданию рекомендательного сервиса для МООК, который в полной мере учитывал бы специфическую структуру данных в этой предметной области и решал соответствующие задачи в режиме онлайн в условиях высокой нагрузки на сервис.

Цель данной статьи — описать возможную архитектуру рекомендательного сервиса для автоматической генерации оптимальной ИОТ с использованием математического моделирования на основе следующих параметров:

1. Знания и навыки, которыми обучающийся уже обладает.
2. Знания и навыки, которые обучающийся желает получить.
3. Доступные курсы.
4. Знания и навыки, которые являются пререквизитами доступных курсов (требуются для успешного изучения).
5. Знания и навыки, которые являются постреквизитами доступных курсов (будут получены в результате изучения).
6. Функция предпочтений обучающегося в отношении общей стоимости курсов, общих затрат времени, общего количества курсов и т. д.
7. Доступность курсов во времени.
8. Количество курсов, которые обучающийся готов изучать одновременно.

Использование этих параметров позволит при формировании ИОТ каждого обучающегося:

- оценивать время, необходимое обучающемуся для успешного освоения курса, анализируя исторические данные об обучающихся со схожими индивидуальными характеристиками и образовательным опытом, используя методы машинного обучения;
- подбирать индивидуальное расписание для каждого обучающегося;
- ориентироваться среди тысяч онлайн-курсов образовательной платформы.

2. Предпосылки разработки рекомендательного сервиса

2.1. Особенности массовых открытых онлайн-курсов

Чтобы оценить размер задачи, которая должна быть решена рекомендательным сервисом, представим объем курсов, которые содержат три самые крупные платформы онлайн-обучения¹ к началу 2024 года:

1. Coursera² (США, существует с 2012 года) — более 8370 курсов.
2. XuetangX³ (КНР, существует с 2013 года) — более 5000 курсов.
3. EdX⁴ (США, существует с 2012 года) — более 4400 курсов.

Российский лидер по количеству подготовленных вузами курсов — платформа «Открытое образование»⁵ (существует с 2015 года) — предлагает выбор из 1288 курсов.

Общее количество МООК, профессионально произведенных более чем 950 университетами по всему миру, к 2022 году достигало 19 400⁶. При этом за 2021 год к ним прибавилось около 3100 новых курсов (в 2020 году — 2800 новых курсов⁷). Рисунок 1 показывает тренд.

Но по-настоящему сложной задача создания рекомендательного сервиса становится в случае с образовательным контентом, производимым самими пользователями. Например, платформа Udemу⁸, которую создатели позиционируют как «маркетплейс онлайн-обучения и преподавания», позволяет размещать пользовательский контент и потому предлагает сейчас более 213 000 курсов («новые курсы добавляются на сайт каждый месяц»⁹).

Заметим, что при всем разнообразии предложений МООК имеют крайне низкий коэффициент удержания клиентов (*англ.* Customer Retention Rate, CRR): нормальным является отсев 90 % обучающихся и более [5–7].

Среди основных причин, по которым обучающиеся не завершают обучение на МООК, исследователи выделяют [8]:

- несоответствие контента курсов ожиданиям и целям обучающегося — 20,6 % случаев;
- несоответствие уровня сложности МООК знаниям и навыкам обучающегося — 23,5 % случаев.

2.2. Персонализация обучения

На первый взгляд, использование различных технологий искусственного интеллекта (ИИ) можно рассматривать лишь как одну из форм электронного обучения, предназначенных для того, чтобы сделать

¹ Pickard L., Ma R., Mendez M. C. Massive list of MOOC platforms around the world in 2024. *The Report by Class Central*. 10.04.2023. <https://www.classcentral.com/report/mooc-platforms/>

² Coursera. Degrees, Certificates, & Free Online Courses. <https://www.coursera.org/>

³ XuetangX: Online Courses from Top Universities. <https://www.xuetangx.com/>

⁴ edX Online Learning. <https://www.edx.org/>

⁵ Образовательная платформа «Открытое образование». <https://openedu.ru/>

⁶ Shah D. By The Numbers: MOOCs in 2021. A decade has gone by since MOOCs' popularization. They've now reached 220M learners. Here are the stats. *The Report by Class Central*. 01.12.2021. <https://www.classcentral.com/report/mooc-stats-2021/>

⁷ Shah D. By The Numbers: MOOCs in 2020. Boosted by the pandemic, MOOCs crossed 180 million learners in their ninth year. *The Report by Class Central*. 30.11.2020. <https://www.classcentral.com/report/mooc-stats-2020/>

⁸ Udemу — courses on demand. <https://www.udemy.com/>

⁹ Там же.

Рис. 1. Рост количества профессионально произведенных MOOK¹

Fig. 1. The increase of the number of professionally produced MOOCs

его проще или дешевле. Но более глубокий потенциал применения ИИ в электронном обучении заключается в персонализации учебного контента и его представления, учитывающей индивидуальные предпочтения и стиль обучения каждого обучающегося. В последние годы маркетологи используют термин «масштабная персонализация» (*англ.* Personalization at Scale), который предполагает индивидуальную настройку всех способов взаимодействия с клиентами с помощью «анализа больших объемов данных об отдельных пользователях для обеспечения максимально актуального обслуживания клиентов, с учетом их конкретных потребностей, поведения и предпочтений»². В нашем случае это означает, что обучающиеся, которые имеют определенный пробел в знаниях и навыках, получают целевые рекомендации по заполнению этих пробелов в персонализированном формате. **Воплотить действительно персонализированное обучение в реальность позволит только соблюдение следующих условий³:**

- **использование ИИ вместо заранее определенных образовательных траекторий** как при выборе курсов, так и в процессе обучения. В этом случае обучающийся получает больший контроль над направлением и содержанием обучения, а поставщик образовательного контента может лучше понять реальные потребности обучающихся и на их основе отыскать недостатки в предлагаемых им курсах, их составе и содержании;

- **использование ИИ для сбора данных, для определения прerreквизитов и постреквизитов курсов, а также оценки исходных знаний и навыков обучающегося** с целью формирования постоянно обновляющейся ИОТ.

2.3. Автономность и автодидактичность обучающихся

Сейчас у обучающихся есть широкий выбор онлайн-курсов. Однако хотя проблема доступности онлайн-обучения из любой точки мира практически решена, обучающимся необходимо подбирать курсы таким образом, чтобы овладевать именно теми знаниями и навыками, которые им нужны, и именно тогда, когда им это нужно.

Автономность обучающегося как «способность быть самомотивированным и ответственным за свое обучение»⁴ очень важна при выборе образовательной траектории. Она дает ему не только «возможность принимать собственные решения и свободу разрабатывать собственные стратегии обучения»⁵, но и существенные преимущества, в том числе:

- повышает заинтересованность в получении знаний, которая не всегда достигается при следовании заранее определенным образовательным траекториям;
- развивает нестандартное мышление, способствующее инновациям и открытиям.

Такой обучающийся часто становится педагогом для самого себя, выстраивает направление своего обучения сам. Это свойство можно определить как автодидактичность, которую тем проще развивать,

¹ Статистика не включает Китай. Источник: *The Report by Class Central*. 01.12.2021. <https://www.classcentral.com/report/wp-content/uploads/2021/11/2021-graph.png>

² Bohan D.-M. A Marketer's guide to personalization at scale. *Bloomreach*. 03.02.2023. <https://www.bloomreach.com/en/blog/2023/a-marketers-guide-to-personalization-at-scale>

³ E-Learning Trends 2019. Docebo; 2018. 44 p.

⁴ Davey K. What is learner autonomy? *Docebo*. 01.09.2023. <https://www.docebo.com/glossary/learner-autonomy/>

⁵ Там же.

чем больше используются современные технологии обучения. Большинство обучающихся поколения Y (им сейчас 25–40 лет) и поколения Z (им сейчас 10–25 лет) готовы использовать в обучении цифровые технологии без значительных усилий. Кроме того, они способны формировать собственные ИОТ, отслеживать свой прогресс в процессе обучения, а также оценивать эффективность этого процесса, используя систему управления обучением (*англ.* Learning Management System, LMS), если она предоставляет такие возможности. Благодаря исследованию М. Knowles «*The adult learner: A neglected species*» [9] мы также понимаем, что взрослые обучающиеся (поколение Y и старше) заинтересованы в том, чтобы участвовать в планировании собственного обучения и оценке его качества.

Из-за принципиальной автономности и автодидактичности обучающегося, которую усиливает онлайн-обучение, поставщикам образовательного контента сложно сделать свой материал актуальным для широкой аудитории. Поэтому не только обучающимся, но и онлайн-платформам будет гораздо проще, если их пользователи сами смогут найти релевантный контент.

Использование рекомендательного сервиса для построения ИОТ создает гибкую структуру обучения: обучающиеся получают возможность учиться в своем собственном темпе, по собственной программе и собственному графику.

3. Архитектура рекомендательного сервиса

3.1. Входные и выходные параметры

Известный американский педагог Малкольм Ноулз, основоположник андрагогики (науки об обучении взрослых), определил ключевые особенности обучения взрослых, среди которых выделил [9]:

- независимую самооценку обучающихся;
- опыт обучающихся, который становится ресурсом обучения;
- мотивацию к обучению, которая по мере взросления из внешней становится внутренней, и др.

Следуя принципам андрагогики и принимая во внимание особенности МООК, описанные выше, **определим следующие исходные параметры рекомендательного сервиса:**

- **курсы и их характеристики** (знания и навыки, необходимые для завершения курса и получаемые в результате изучения; другими словами, пререквизиты и постреквизиты курса);
- **имеющиеся знания и навыки обучающегося;**
- **знания и навыки, которые обучающийся желает приобрести во время обучения;**
- **целевая функция**, выражающая предпочтения обучающегося (относительная важность стоимости, времени обучения, количества курсов и т. д.);

- **доступность курсов во времени;**
- **количество курсов**, которые обучающийся готов изучать одновременно.

Результатом работы сервиса должно стать расписание, сформированное на основе оптимального набора курсов, их последовательности и доступности во времени.

3.2. Ключевые компоненты сервиса

Для выполнения указанной задачи рекомендательный сервис должен включать в себя следующие компоненты:

- агрегатор курсов;
- модуль персонализации;
- модуль подбора курсов;
- модуль составления расписания;
- модуль визуализации.

3.2.1. Агрегатор курсов

Прежде всего должна быть собрана информация о курсах. Как указывалось ранее, ключевой информацией о курсе, кроме названия, являются его пререквизиты, постреквизиты, продолжительность, цена и периоды доступности.

Основной проблемой здесь является сбор информации о знаниях и навыках, связанных с курсами. Большинство описаний курсов на популярных платформах содержат структурированную информацию о постреквизитах, но не содержат информации о пререквизитах. В большинстве случаев поставщики контента не предоставляют никаких требований или описывают их в нескольких фразах на естественном языке. Таким образом, **модуль агрегирования должен использовать методы интеллектуального анализа текста для определения требований к обучающимся.**

Еще одна проблема — **создание «словаря» знаний и навыков.** Это означает, что если одно и то же знание или навык на разных курсах называется по-разному, **агрегатор должен идентифицировать его как одно и то же знание или навык.**

Задача извлечения ключевых сущностей из неструктурированного текста известна как Named-Entity Recognition (NER, *англ.* — распознавание именованных объектов). NER-модели позволяют определить связанные с курсами знания и навыки и их отношение к курсу: являются ли они пререквизитами или постреквизитами. Объединение схожих сущностей в одну (например, навыки «организация времени» и «тайм-менеджмент» представляют собой одно и то же) — также известная задача, называемая Entity Linking (EL, *англ.* — связывание именованных сущностей).

3.2.2. Модуль персонализации

Этот модуль предназначен для сбора данных об имеющихся знаниях и навыках обучающегося, о тех знаниях и навыках, которые он хочет приобрести в процессе обучения, а также для определения целевой функции, выражающей предпочтения обу-

чающегося. Возможные модели обучающегося на базе компетенций предложены в статье «*Application of the adaptive content concept for an e-learning resource*» [10].

Задача определения начального набора знаний и навыков обучающегося может быть решена следующими способами:

- опрос;
- тестирование;
- анализ данных о предыдущем опыте обучения (приложение к диплому, сертификаты об окончании курсов и т. д.).

Целевая функция обучающегося выражает его предпочтения (наименьшая суммарная стоимость, наименьшая суммарная продолжительность, наименьшее количество курсов и т. д.). Также *возможно использовать линейную комбинацию этих критериев с коэффициентами, выражающими относительную важность каждого из них*, несмотря на то, что они имеют разные размерности. Способы нахождения этих коэффициентов описаны в статьях о многокритериальной оптимизации: см., например, [11, 12].

Кроме того, важно определить количество курсов, которые обучающийся готов изучать одновременно, или количество часов в неделю, которые он может потратить на обучение.

3.2.3. Модуль подбора курсов

Модуль решает задачу формирования набора курсов, необходимых для получения желаемых знаний и навыков оптимальным согласно целевой функции обучающегося способом.

Модель, представляющая эту задачу как задачу целочисленного (булева) программирования, предложена в статье «*Математическая модель для построения оптимальной индивидуальной образовательной траектории обучающегося при изучении массовых открытых онлайн-курсов*» [13]. Используя входящие параметры, перечисленные в 3.1, и целевые функции, перечисленные в 3.2.2, модель предлагает оптимальный набор курсов, необходимых для получения знаний и навыков, обозначенных обучающимся как желаемые с учетом его предпочтений. У предложенной модели есть важное преимущество: в силу ограничений, накладываемых на допустимые решения, она гарантирует, что если оптимальное решение было найдено, то возможно построить такую последовательность курсов, что на каждом ее шаге обучающийся будет обладать всеми необходимыми знаниями и навыками для изучения очередного курса. При этом найти такую последовательность весьма просто: достаточно выполнить топологическую сортировку графа курсов из оптимального набора и связанных с ними знаний и навыков. Алгоритм поиска всех топологических сортировок графа $G(V, E)$ имеет сложность $O(V + E)$.

В той же статье [13] сформулирована задача целочисленного программирования с линейными ограничениями, в которых все целочисленные

переменные — булевы. Такие задачи хорошо решаются стандартными пакетами для решения задач оптимизации: например, CPLEX, Gurobi, CBC и др. Сравнение различных пакетов представлено в работе Н. D. Mittelmanna «*Latest progress in optimization software*» [14].

Апробация программного комплекса, реализующего предложенную модель, с использованием пакета Gurobi как лучшего на момент вычислительного эксперимента согласно бенчмарку [14] была произведена на двух наборах данных:

1. 5000 курсов и 1000 наименований знаний и навыков — модельные примеры платформы Coursera с профессионально подготовленными MOOK;
2. 155 000 курсов и 1000 наименований знаний и навыков — модельный пример платформы Udemu с пользовательским контентом.

Для проведения вычислительного эксперимента использовалась физическая машина со следующими характеристиками:

- Intel Core i7-9750H CPU 2.60 GHz;
- 6 физических ядер, 12 логических процессоров, соответственно до 12 потоков одновременно;
- 16 GB RAM.

Для каждого эксперимента генерировался новый набор курсов и связанных с ними знаний и навыков, имеющий заданный размер. Эксперименты имели следующий сценарий:

1. Из доступных знаний и навыков случайным образом генерировался набор исходных и целевых знаний и навыков обучающегося.
2. Задавалась функция предпочтений обучающегося. В целях воспроизводимости результатов всегда использовалась функция минимизации суммарной стоимости набора курсов.
3. Производилось заданное количество замеров производительности: на машине запускался таймер, затем запускался поиск решения, когда решение было найдено, таймер останавливался.

Замеры производительности программного комплекса на модельном примере платформы Coursera с профессионально подготовленными MOOK показали:

- среднее время поиска оптимального решения — 0,55 секунды;
- среднее количество курсов в решении — 29,45.

Замеры производительности программного комплекса на модельном примере платформы Udemu с пользовательским контентом показали:

- среднее время поиска оптимального решения — 57,64 секунды;
- среднее количество курсов в решении — 22,87.

Таким образом, вычислительным экспериментом подтверждена возможность решения задачи формирования оптимального набора курсов для обучающегося при изучении MOOK за короткое время в режиме онлайн.

3.2.4. Модуль составления расписания

После определения оптимального набора курсов должна быть решена задача формирования оптимального расписания из курсов, входящих в ИОТ, с учетом возможности одновременного изучения заданного количества курсов, а также периодов времени, в которые доступны выбранные курсы. Алгоритм должен также учитывать пререквизиты и постреквизиты курсов.

Эта задача сложна для вычисления, что компенсируется относительно небольшим количеством курсов в ИОТ. Хотя задача построения оптимального расписания курсов является NP-полной¹ (*англ.* Non-deterministic Polynomial — недетерминированные с полиномиальным временем) [15], время составления расписания даже из нескольких десятков курсов будет существенно меньше периода, необходимого для отыскания оптимального набора из тысяч или даже сотен тысяч доступных МООК. Приводить здесь результаты замеров нецелесообразно, так как метрика среднего времени по распределению больше похожа на шум, поскольку в значительной мере зависит от конкретных данных, на которых решается задача.

3.2.5. Модуль визуализации

Последняя, но не менее важная задача — продемонстрировать обучающемуся рекомендации в понятной и удобной форме интерактивной панели. Представление расписания должно демонстрировать процесс приобретения новых знаний и навыков и зависимость ИОТ от предпочтений обучающегося.

Также имеет смысл показать обучающемуся, как может меняться ИОТ в случае изменения предпочтений или набора желаемых знаний и навыков. Таким образом, обучающийся может сравнить различные ИОТ и сделать осознанный выбор.

4. Схема предлагаемого решения

Выбор микросервисного подхода² для архитектуры рекомендательного сервиса связан со следующими особенностями работы такого сервиса на платформах электронного образования:

- большое количество пользователей;
- высокая нагруженность (множество обращений на одного пользователя) [16];
- большое количество запросов круглосуточно (использование модели «Follow the Sun» (*англ.*

следуй за солнцем)³ из-за наличия пользователей во всех часовых поясах [17]);

- пиковая нагруженность различных видов (продолжительная (сезонная) и краткосрочная (например, при открытии регистрации на популярный курс)) [16].

Модель микросервисной архитектуры для программной системы, реализующей рекомендательный сервис по построению ИОТ, представлена на рисунке 2.

К перечисленным ранее модулям добавляется оркестратор⁴, отвечающий за последовательное выполнение этапов обработки запроса пользователя и управление нагрузкой.

Возможность создавать для каждого микросервиса изолированные инстансы (независимые экземпляры) позволяет эффективно масштабировать программную систему при росте нагрузки: владелец платформы оплачивает работу дополнительных ресурсов только в моменты роста нагрузки и только для тех модулей, которые испытывают повышенную нагрузку. Микросервисный подход позволяет гибко управлять выделением ресурсов, что было бы невозможно для монолитного приложения, которое пришлось бы масштабировать целиком [17].

5. Перспективы применения рекомендательного сервиса

5.1. Конкурентные преимущества для платформ электронного обучения

Представленная модель рекомендательного сервиса позволит платформам, предоставляющим доступ к МООК, использовать клиентоориентированный подход в своих бизнес-процессах, переводя свой бизнес на шаг вперед (согласно этапам развития организации — Modeling Maturity Levels⁵ (*англ.* уровни зрелости управления)). Это делает предложенное решение актуальным в контексте стабильного многолетнего роста рынка электронного обучения, так как зрелость предоставляемых услуг может стать решающим конкурентным преимуществом.

Прозрачность процесса получения желаемых знаний и навыков важна и для самого обучающегося как действующего или будущего участника рынка труда, где его набор знаний и навыков связан с возможностью построить успешную карьеру и повлиять на развитие компании-работодателя [18]. Таким образом, **обучающиеся предпочтут тех поставщиков услуг электронного обучения, которые делают этот процесс понятным и эффективным.**

¹ NP-полные задачи образуют подмножество «самых сложных» задач в классе NP, т. е. во множестве задач, решение которых возможно проверить за время, не превосходящее значения некоторого многочлена от размера входных данных.

² Микросервисная архитектура (*англ.* Micro Service Architecture, MSA) — один из подходов проектирования, при котором приложение строится как набор небольших сервисов, независимых, децентрализованных и взаимодействующих друг с другом по сети.

³ Модель «Follow the Sun» подразумевает обслуживание пользователей круглосуточно, без учета их географического положения и времени суток.

⁴ Оркестратор — это программа, которая автоматизирует потоки данных между различными системами, приложениями и местами их хранения и управляет ими.

⁵ Burns Ch., Delany Ch., Clark P., Sterner D. The journey toward greater customer centricity. Ernst & Young LLP; 2013. 19 p. http://customer-centricity.org/wp-content/uploads/2020/12/201305_ey_customer_centricity.pdf

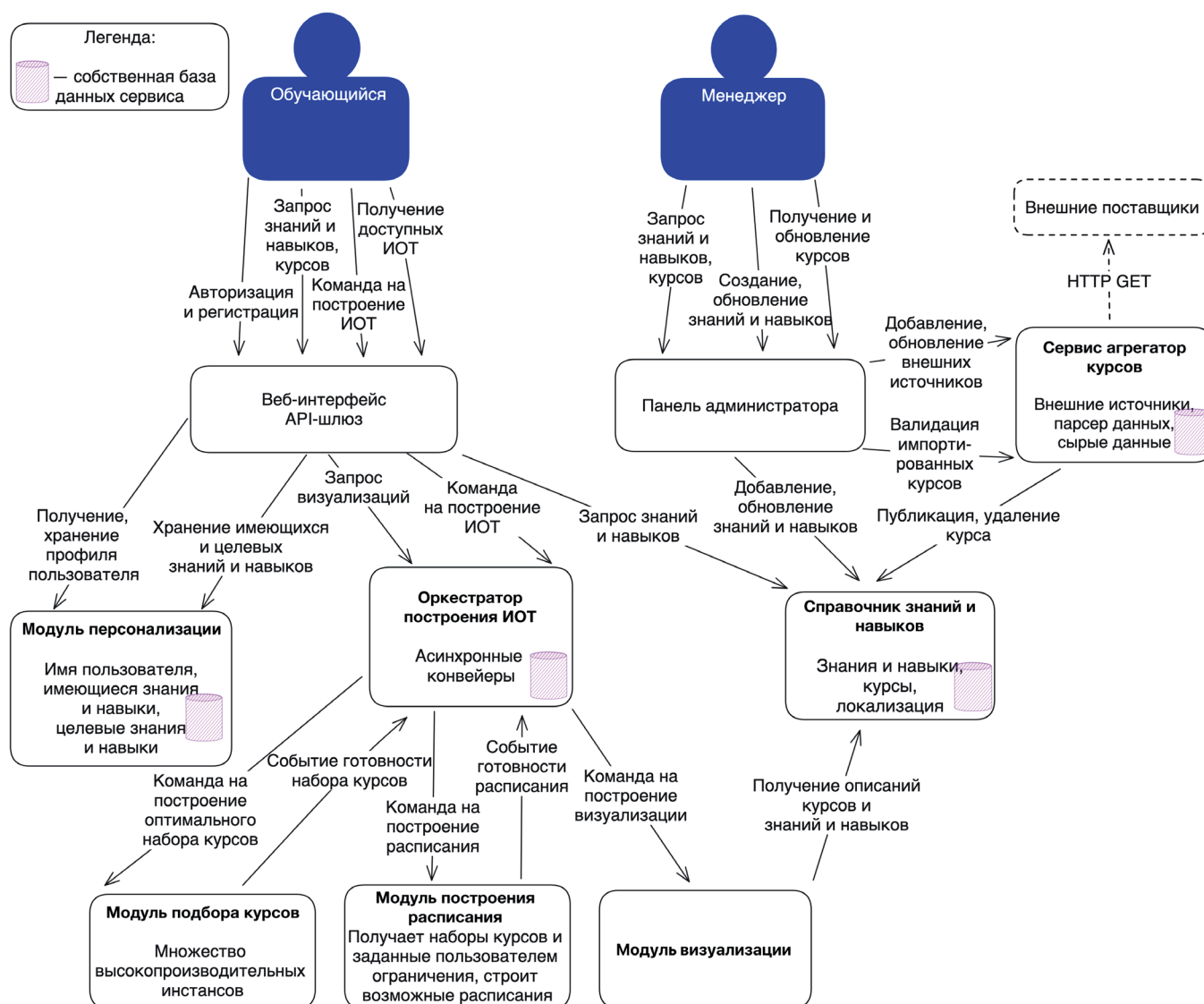


Рис. 2. Модель микросервисной архитектуры рекомендательного сервиса

Fig. 2. A microservice architecture model for a recommendation service

5.2. Корпоративное обучение

Использование рекомендательного сервиса для построения ИОТ в корпоративном обучении сократит время и затраты на обучение, поскольку **позволит приобретать у поставщиков образовательного контента доступ к нужным курсам, отказавшись от услуг по консультированию и составлению учебных программ**, и концентрироваться на получении сотрудником недостающих целевых знаний и навыков без прохождения полной стандартной программы обучения.

Кроме того, использование сервиса позволит строить ИОТ, объединяющие курсы разных поставщиков. В настоящее время невозможность интеграции с несколькими системами электронного обучения является самой распространенной проблемой как для средних, так и для крупных организаций¹.

5.3. Методологические аспекты

В то время как поддержка обучающихся в рамках курсов уже осуществляется различными образовательными сервисами (форумы, формы обратной связи, советы по выполнению задач, вызывающих затруднения, и т. д.), проблема поддержки обучающегося при выборе курсов и определении их последовательности обычно решается только путем объединения курсов в тематические наборы, что не согласуется с целью персонализации процесса обучения. Применение сервиса для рекомендации ИОТ поможет решить эту проблему. **Рекомендательный сервис берет на себя задачу поиска курсов, наиболее соответствующих образовательному запросу обучающегося, среди всего множества доступных на платформе курсов и строит из них ИОТ.** Кроме того, сервис позволяет обучающемуся с легкостью сравнить ИОТ, построенные на основании различных критериев оптимизации.

¹ E-Learning Trends 2019. Docebo; 2018. 44 p.

6. Заключение

Рекомендательный сервис по формированию ИОТ может решить такие важные проблемы, как несоответствие курсов, выбираемых обучающимися, образовательным целям или имеющимся знаниям и навыкам обучающихся. Такой сервис будет востребован не только обучающимися, но также поставщиками контента для электронного обучения и даже (опосредованно) работодателями.

Предлагаемая архитектура может быть значительно расширена за счет:

- применения методов машинного обучения для оценки ожидаемой продолжительности курса для конкретного обучающегося на основе исторических данных об обучающихся со схожим опытом [19, 20];
- ручной подготовки информации о пререквизитах и постреквизитах курсов квалифицированными методистами;
- расширения предложенной математической модели для работы с отсутствующими знаниями и навыками, а также с оценками, показывающими уровень владения знаниями и навыками. В предложенной реализации ИОТ может быть построена только в том случае, если на каждом этапе у обучающегося будут все необходимые знания и навыки, чтобы приступить к очередному курсу. Однако это строгое условие можно заменить на разработанную методистами образовательной платформы систему штрафов: в таком случае отсутствие знания или навыка лишь понизит рейтинг ИОТ в сравнении с полноценными вариантами, но она все еще сможет оказаться оптимальной, если будет существенно выигрывать по стоимости, продолжительности или другому критерию оптимальности.

Предложенный рекомендательный сервис решает задачу построения оптимальной ИОТ по заданным критериям за время, позволяющее не потерять фокус внимания обучающегося [21], находящегося на странице платформы электронного обучения: до одной секунды на данных размера, соответствующего образовательной платформе Coursera.

Список источников / References

1. Althubaiti A., Alkhazim M. Medical colleges in Saudi Arabia: Can we predict graduate numbers? *Higher Education Studies*. 2014;4(3):1–8. DOI: 10.5539/hes.v4n3p1.
2. Rózewski P., Zaikin O. Integrated mathematical model of competence-based learning-teaching process. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences. Technical Sciences*. 2015;63(1):245–259. DOI: 10.1515/bpasts-2015-0029.
3. Lin J., Pu H., Li Y., Lian J. Intelligent recommendation system for course selection in smart education. *Procedia Computer Science*. 2018;129:449–453. DOI: 10.1016/j.procs.2018.03.023.
4. Норенков И. П., Соколов Н. К. Синтез индивидуальных маршрутов обучения в онтологических обучающих системах. *Информационные технологии*. 2009;(3):74–77. EDN: JXBKSX.

[Norenkov I. P., Sokolov N. K. Creation of individual learning routes in ontology education systems. *Information Technologies*. 2009;(3):74–77. (In Russian.) EDN: JXBKSX.]

5. Badali M., Hatami J., Banihashem S. K. et al. The role of motivation in MOOCs' retention rates: A systematic literature review. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*. 2022;17:1–8. DOI: 10.1186/s41039-022-00181-3.

6. Chi Z., Zhang Sh., Shi L. Analysis and prediction of MOOC learners' dropout behavior. *Applied Sciences*. 2023;13(2):1068. DOI: 10.3390/app13021068.

7. Wang W., Zhao Y., Wu Y. J., Goh M. Factors of dropout from MOOCs: A bibliometric review. *Library Hi Tech*. 2023;41(2):432–453. DOI: 10.1108/lht-06-2022-0306.

8. Eriksson T., Adawi T., Stöhr Ch. "Time is the bottle-neck": A qualitative study exploring why learners drop out of MOOCs. *Journal of Computing in Higher Education*. 2017;(29):133–146. DOI: 10.1007/s12528-016-9127-8.

9. Knowles M. The adult learner: A neglected species. 3rd edition. Houston, TX, USA, Gulf Publishing; 1984. 292 p.

10. Aldunin D. A. Application of the adaptive content concept for an e-learning resource. *Business Informatics*. 2016;(4(38)):27–34. EDN: XRFDER. DOI: 10.17323/1998-0663.2016.4.27.34.

11. Подиновский В. В. Теория важности критериев в многокритериальных задачах принятия решений при неопределенности. II. Задачи с количественной информацией о важности критериев и вероятностях значений неопределенного фактора. *Информационные технологии моделирования и управления*. 2012;(2(74)):131–137. EDN: OYHLCL. Режим доступа: <http://www.sbook.ru/itmu/>

[Podinovskii V. V. Criterion importance theory in multi-criteria decision making problems under uncertainty. II. Tasks with quantitative information about the importance of criteria and probabilities of values of an uncertain factor. *Informatsionnyye Tekhnologii Modelirovaniya i Upravleniya*. 2012;(2(74)):131–137. (In Russian.) EDN: OYHLCL. Available at: <http://www.sbook.ru/itmu/>]

12. Подиновский В. В., Потанов М. А., Нелюбин А. П. и др. Система для выбора и анализа многокритериальных решений с неполными предпочтениями. *ИТНОУ: Информационные технологии в науке, образовании и управлении*. 2017;(2(2)):50–57. EDN: YRWRMR.

[Podinovskii V. V., Potapov M. A., Nelyubin A. P. et al. System for multicriterial choice and analysis with incomplete preferences. *ITNOU: Informatsionnyye Tekhnologii v Nauke, Obrazovanii i Upravlenii*. 2017;(2(2)):50–57. (In Russian.) EDN: YRWRMR.]

13. Алдуни Д. А., Федин Г. Г. Математическая модель для построения оптимальной индивидуальной образовательной траектории обучающегося при изучении массовых открытых онлайн-курсов. *Информационные технологии*. 2019;25(4):250–256. EDN: CBWZLS. DOI: 10.17587/it.25.250-256.

[Aldunin D. A., Fedin G. G. Mathematical modelling of building individual educational trajectory for studying MOOCs. *Information Technologies*. 2019;25(4):250–256. (In Russian.) EDN: CBWZLS. DOI: 10.17587/it.25.250-256.]

14. Mittelmann H. D. Latest progress in optimization software. *INFORMS Annual Meeting*. 2023:1–19. Available at: <https://plato.asu.edu/talks/informs2023.pdf>

15. Lovelace A. L. On the complexity of scheduling university courses. Master's thesis. San Luis Obispo, California Polytechnic State University; 2010. 98 p. Available at: <https://digitalcommons.calpoly.edu/cgi/viewcontent.cgi?referer=&httpsredir=1&article=1255&context=theses>

16. Sadikin M., Yusuf R. Y., Arif Rifai R. Load balancing clustering on Moodle LMS to overcome performance issue of e-learning system. *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*. 2019;17(1):131–138. DOI: 10.12928/TELKOMNIKA.v17i1.10284.

17. Kroll J., Hashmi S. I., Richardson I., Audy J. L. N. A systematic literature review of best practices and challenges in follow-the-sun software development. *Proc. 2013 IEEE 8th Int. Conf. on Global Software Engineering Workshops*. Bari, Italy, 2013:18–23. DOI: 10.1109/ICGSEW.2013.10.

18. Sandberg J. Understanding of work: The basis for competence development. *International Perspectives on Competence in the Workplace. Implications for Research, Policy and Practice*. Springer, Dordrecht, 2009:3–20. DOI: 10.1007/978-1-4020-8754-7_1.

19. Li M., Wang X., Wang Y., Chen Yu., Chen Yi. Study-GNN: A novel pipeline for student performance prediction based on multi-topology graph neural networks. *Sustainability*. 2022;14(13):7965. DOI: 10.3390/su14137965.

20. Buyrukoğlu S. A novel color labeled student modeling approach using e-learning activities for data mining. *Universal Access in the Information Society*. 2022;(22):569–579. DOI: 10.1007/s10209-022-00894-8.

21. Nielsen J. Usability engineering. San Francisco, CA, US, Morgan Kaufmann Publishers Inc.; 1993. 358 p.

Информация об авторе

Алдунин Дмитрий Александрович, ведущий менеджер проектов, ООО «Яндекс.Такси Технологии», г. Москва, Россия; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9276-0207>; e-mail: daldunin@yandex.ru

Information about the author

Dmitrii A. Aldunin, Lead Project Manager, Yandex.Taxi Technology LLC, Moscow, Russia; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9276-0207>; e-mail: daldunin@yandex.ru

Поступила в редакцию / Received: 18.12.23.

Поступила после рецензирования / Revised: 12.02.24.

Принята к печати / Accepted: 13.02.24.