



DOI 10.22363/2312-8631-2021-18-1-27-35

УДК 373

Научная статья / Research article

Использование технологий искусственного интеллекта для выстраивания индивидуальных образовательных траекторий обучающихся

Р.Б. Куприянов, Д.Л. Агранат, Р.С. Сулейманов 

Московский городской педагогический университет,
Российская Федерация, 129226, Москва, 2-й Сельскохозяйственный пр-д, д. 4

 sulejmanovrs@mgpu.ru

Аннотация. *Проблема и цель.* Разработаны и апробированы решения для построения индивидуальных образовательных траекторий обучающихся, ориентированные на улучшение образовательного процесса за счет формирования персонализированного набора рекомендаций из дисциплин по выбору. *Методология.* Использовались методы интеллектуального анализа данных и машинного обучения, направленные на обработку как числовых, так и текстовых данных. Применялись подходы на основе коллаборативной и контентной фильтрации для формирования рекомендаций учащимся. *Результаты.* Апробация разработанной системы проводилась в разрезе нескольких периодов выбора элективных курсов, в которых приняло участие 4769 учащихся первого и второго годов обучения. Для каждого учащегося был автоматически сформирован набор рекомендаций, а затем выполнена оценка качества построенных рекомендаций исходя из доли учащихся, воспользовавшихся этими рекомендациями. Согласно результатам проведенной апробации, рекомендациями воспользовались 1976 учащихся, что составило 41,43 % от общего числа принявших участие. *Заключение.* Разработана рекомендательная система, выполняющая автоматическое ранжирование дисциплин по выбору и формирующая персонализированный набор рекомендаций каждому учащемуся исходя из его интересов для выстраивания индивидуальных образовательных траекторий.

Ключевые слова: образовательный процесс, индивидуальные образовательные траектории, дисциплины по выбору, рекомендательные системы, интеллектуальный анализ образовательных данных

История статьи: поступила в редакцию 15 сентября 2020 г.; принята к публикации 20 октября 2020 г.

Для цитирования: Куприянов Р.Б., Агранат Д.Л., Сулейманов Р.С. Использование технологий искусственного интеллекта для выстраивания индивидуальных образовательных траекторий обучающихся // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Информатизация образования. 2021. Т. 18. № 1. С. 27–35. <http://dx.doi.org/10.22363/2312-8631-2021-18-1-27-35>

© Куприянов Р.Б., Агранат Д.Л., Сулейманов Р.С., 2021



This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License
<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

Use of artificial intelligence technologies for building individual educational trajectories of students

Roman B. Kupriyanov, Dmitry L. Agranat, Ruslan S. Suleymanov✉

Moscow City University,
4 2-j Selskohozyajstvennyj Proezd, Moscow, 129226, Russian Federation

✉ sulejmanovrs@mgpu.ru

Abstract. *Problem and goal.* Developed and tested solutions for building individual educational trajectories of students, focused on improving the educational process by forming a personalized set of recommendations from the optional disciplines. *Methodology.* Data mining and machine learning methods were used to process both numeric and textual data. The approaches based on collaborative and content filtering to generate recommendations for students were also used. *Results.* Testing of the developed system was carried out in the context of several periods of elective courses selection, in which 4,769 first- and second-year students took part. A set of recommendations was automatically generated for each student, and then the quality of the recommendations was evaluated based on the percentage of students who used these recommendations. According to the results of testing, the recommendations were used by 1,976 students, which was 41.43% of the total number of participants. *Conclusion.* In the study, a recommendation system was developed that performs automatic ranking of subjects of choice and forms a personalized set of recommendations for each student based on their interests for building individual educational trajectories.

Keywords: educational process, individual educational trajectories, optional disciplines, recommendation systems, educational data mining

Article history: received 15 September 2020; accepted 20 October 2020.

For citation: Kupriyanov RB, Agranat DL, Suleymanov RS. Use of artificial intelligence technologies for building individual educational trajectories of students. *RUDN Journal of Informatization in Education*. 2021;18(1):27–35. (In Russ.) <http://dx.doi.org/10.22363/2312-8631-2021-18-1-27-35>

Постановка проблемы. Одним из эффективных инструментов формирования навыков, позволяющих индивиду успешно функционировать в пространстве мегаполиса, является предоставление возможности для обучающегося самостоятельно принимать решения в формировании своей образовательной траектории. В Московском городском педагогическом университете реализуется проект элективных модулей¹, направленных на расширение образовательных возможностей обучающегося. Содержание таких модулей в общем контексте программы бакалавриата ориентировано на развитие личностных качеств, создающих предпосылки для успешного участия в общественной и профессиональной жизни, развитие системного и креативного мышления, в том числе общей культуры, формирование готовности сту-

¹ Элективный модуль общей трудоемкостью 5 зачетных единиц, состоит из трех курсов (1 курс – 1 зачетная единица, 2 и 3 курсы по 2 зачетные единицы в семестр). Элективные модули реализуются со второго по шестой семестр, каждый семестр студенты выбирают по одному модулю.

дентов к мобильности в быстро меняющихся условиях современного мира, а также на освоение дополнительных к основной образовательной программе профессиональных компетенций [1].

Элективные модули позволяют обучающимся самостоятельно сформировать до 30 % образовательной программы. Задача данной части образовательной программы состоит в том, чтобы научить студента самостоятельно принимать решения, делать осознанный выбор, находить свои дефициты и пути их восполнения, ориентируясь на поставленные перед собой цели и задачи, понимание образа профессии, анализа внешней ситуации, собственного опыта, изменений в среде мегаполиса [2]. Такая система выбора позволяет каждому студенту пройти индивидуализированную программу обучения и получить на выходе уникальную карту компетенций.

Модели выстраивания образовательных траекторий внутри модулей дают возможность максимально систематизировать и логически связать элементы модулей и технологии их реализации через практическое применение получаемых навыков в повседневной и профессиональной деятельности, а также через приобретение опыта социальной, проектной и исследовательской работы. Выбор данных модулей осуществляется студентами каждый семестр в информационной среде. После этого формируются учебные группы из числа студентов, записавшихся на тот или иной модуль.

Рейтинг наиболее популярных у студентов модулей по выбору в 2019–2020 учебном году выглядит следующим образом:

1. Психология межличностных отношений.
2. Психология эмоций.
3. Психология семьи и семейного воспитания.
4. Саморазвитие и личностный рост.
5. Психология конфликта.
6. Лайф-хаки для будущего профессионала.
7. Психологические технологии открытия и развития себя, эмоционального благополучия и достижений личности.
8. История кинематографа.
9. Психология экстремальных ситуаций.
10. Японский язык просто для всех.

Университет постоянно совершенствует модели и способы выбора элективных модулей. В целях формирования в информационной среде персонализированного набора рекомендаций из модулей по выбору для выстраивания индивидуальных образовательных траекторий обучающихся была осуществлена разработка и апробация решения на основе интеллектуального анализа данных (искусственного интеллекта).

В последнее время интеллектуальный анализ образовательных данных (Educational Data Mining, EDM) все активнее применяется в информационной среде университета и внедряется в качестве новых сервисов для улучшения образовательного процесса [3]. Одним из таких примеров является разработка рекомендательной системы в Калифорнийском университете в Беркли, которая направлена на помощь студентам при принятии решения о выборе элективных курсов [4]. В качестве основных методов формирования рекомендаций используются нейронные сети, в частности RNN.

В работе [5] для помощи студентам с выбором элективных курсов используется гибридная многокритериальная рекомендательная система с генетической оптимизацией. В ней используются две многокритериальные системы: первая основана на модели коллаборативной фильтрации, а вторая – на контентной фильтрации. В качестве входных параметров с информацией о студенте используются оценки студента за предыдущие курсы, уровень удовлетворенности и выбранное направление образования. Для описания учебных курсов применяются следующие параметры: информация о преподавателях, получаемые компетенции от учебного курса, область знаний учебного курса, описание курса в виде ключевых слов [6].

В качестве основных для формирования рекомендаций применяются алгоритмы машинного обучения [7]. В частности, в работе [8] выполняется сравнительный анализ для популярных алгоритмов kNN (k-ближайших соседей), сингулярное разложение (P-SVD), разреженный линейный метод (SLIM). Апробация данных методов проводилась на базе китайского университета, где среди трех перечисленных методов наилучшие значения показали kNN и SLIM.

Существующие подходы на основе алгоритмов интеллектуального анализа данных позволяют упростить процесс формирования индивидуальных образовательных траекторий и повысить удовлетворенность учащегося от изучаемых дисциплин по выбору. Целью работы является разработка и апробация решения на основе интеллектуального анализа данных, направленного на формирование персонализированного набора рекомендаций из дисциплин по выбору для выстраивания индивидуальных образовательных траекторий обучающихся.

Методы исследования. Основное влияние на образовательные траектории учащихся оказывают дисциплины по выбору, когда каждый студент может отдать предпочтение интересующим его дисциплинам и тем самым скорректировать свою образовательную траекторию [9]. Основная сложность для учащегося заключается в большом количестве дисциплин по выбору, а рассмотреть подробно все доступные дисциплины не всегда представляется возможным.

Для помощи учащимся в построении индивидуальных образовательных траекторий в Московском городском педагогическом университете был реализован подход на основе рекомендательной системы, когда каждому учащемуся подбираются наиболее подходящие дисциплины исходя из его параметров. На основе параметров строится цифровой профиль учащегося, который содержит информацию о поле, возрасте, курсе, структурном подразделении, успеваемости, участии в общественной деятельности, а также некоторые производные параметры.

Успешность освоения выбранной дисциплины сильно влияет на мотивацию учащегося во время учебного семестра. В ситуации, когда выбранная дисциплина не соответствует ожиданиям по сложности или уровню подготовки, учащийся может потерять интерес и перестать учиться [10]. При формировании рекомендаций необходимо учитывать данный фактор и вести мониторинг образовательных результатов учащегося из смежной системы для выбранной дисциплины, где учитываются баллы ЕГЭ, успеваемость по каж-

дому предмету за все периоды обучения, участие в общественной деятельности и т. д. [11].

При работе с дисциплинами по выбору учащийся выставляет заинтересовавшим его дисциплинам приоритет от 1 до 5, где 1 – наивысший приоритет. Задача рекомендательной системы сводится к определению дисциплин, которым учащийся поставит наивысший приоритет. Построение рекомендаций по учебным дисциплинам реализуется на основе двух подходов: коллаборативной и контентной фильтрации [12].

Коллаборативная фильтрация направлена на поиск похожих цифровых профилей учащихся, что позволит говорить о схожести их интересов (рис. 1). Для поиска учащихся со схожими интересами и выделение их в группы используется метод сингулярного разложения матриц (SVD) [13].

Контентная фильтрация ориентирована на поиск наиболее соответствующих интересам учащегося дисциплин, где его интерес определяется свойствами выбранных в предыдущие периоды дисциплин (рис. 2). Соответствие между дисциплинами по выбору строится на основе схожести их названия и текстового описания, где задействованы методы интеллектуального анализа текстовых данных, связанные с очисткой, фильтрацией и трансформацией данных в цифровой вид [14]. Решение задачи поиска и определение похожих дисциплин по выбору реализуется с помощью косинусной меры сходства [15].

Чтобы сгладить возможные ошибки и неточности итогового результата одного из методов применяется гибридный подход, включающий комбинацию из двух вариантов фильтрации. Для определения наилучших пропорций соотношения двух методов фильтрации был проведен эксперимент на исторических данных предыдущих периодов, где наилучшие результаты были получены при пропорции 3:1 в пользу коллаборативной фильтрации.

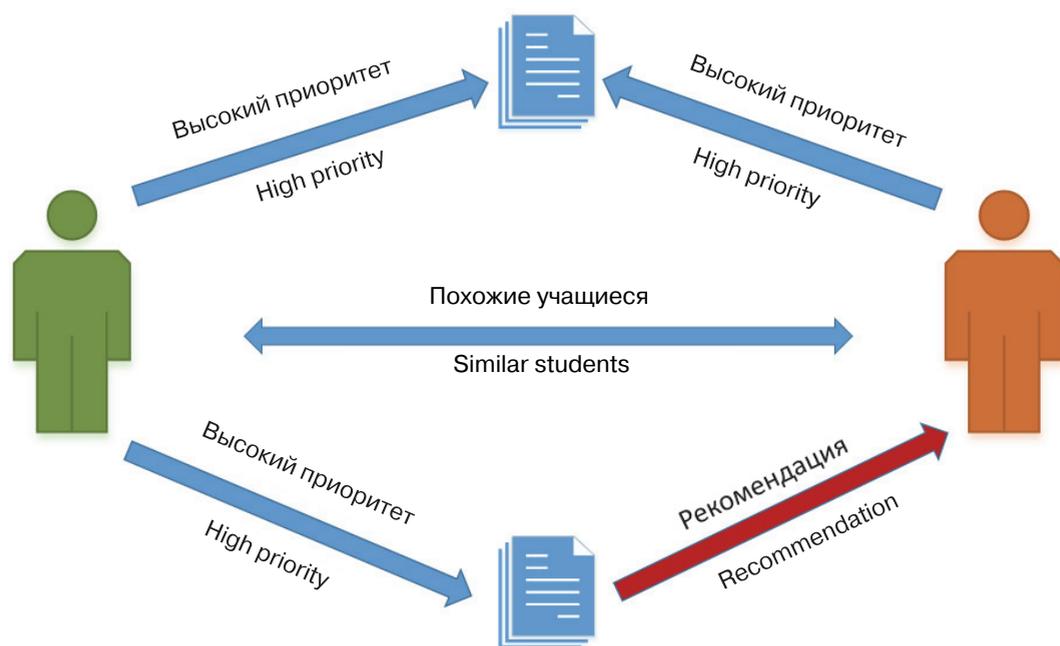


Рис. 1. Принцип работы коллаборативной фильтрации
 [Figure 1. How collaborative filtering works]

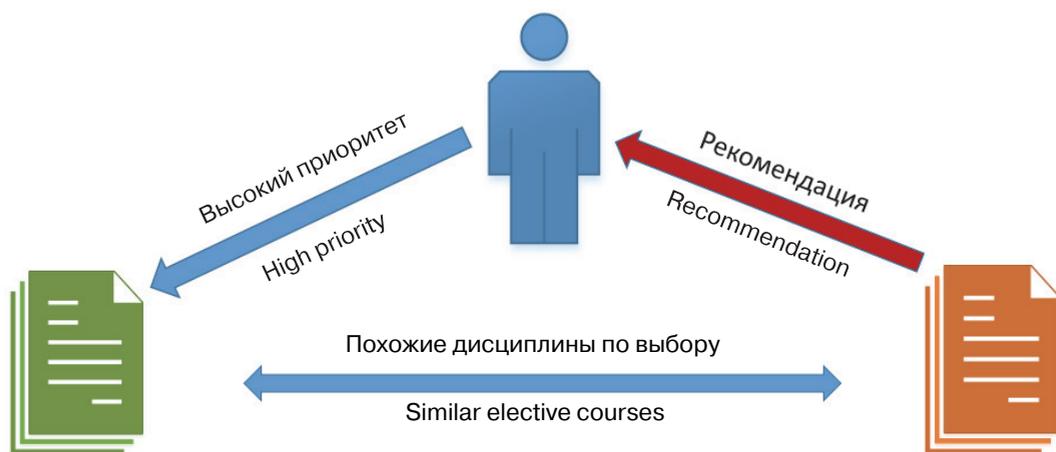


Рис. 2. Принцип работы контентной фильтрации
[Figure 2. How content filtering works]

При отсутствии или недостаточности информации об учащемся для формирования рекомендаций применяется алгоритм определения популярных дисциплин по выбору за предыдущие периоды, рассчитанный по самым часто выбираемым дисциплинам с самым высоким приоритетом.

Качество сформированных рекомендаций *Accuracy* считалось исходя из доли учащихся, выбранная дисциплина которых совпадала с выданными им рекомендациями. Если учащийся получал набор из пяти рекомендаций, при этом он выбирал хотя бы одну дисциплину, то считалось, что учащийся воспользовался выданными ему рекомендациями – U^+ . Если ни одна из выданных рекомендаций не заинтересовала учащегося, то он считался как не получивший рекомендации – U^- . После проведенной оценки бралось отношение удовлетворенных учащихся к общему числу учащихся, которые приняли участие в конкретном периоде выбора: $Accuracy = \frac{U^+}{U^+ + U^-} 100\%$.

Результаты и обсуждение. Апробация разработанного подхода по формированию рекомендаций дисциплин по выбору проводилась на трех элективных периодах:

- 1) выбор одной дисциплины для учащихся первого курса;
- 2) выбор одной дисциплины для учащихся второго курса;
- 3) выбор пяти дисциплин для учащихся первого и второго курсов одновременно.

В первом и втором элективных периодах учащимся были доступны для выбора 18 дисциплин, при этом они могли выбрать только одну дисциплину. Среди учащихся первого курса участие в выборе приняли 1646 человек из 1932, что составило 85,2 % от общего числа. Среди студентов второго курса участие в выборе приняли 1355 человек из 1554, что составило 87,2 % от общего числа. В третьем элективном периоде учащимся были доступны для выбора 145 дисциплин, при этом они могли выбрать до пяти дисциплин, расположив их в соответствии со своими приоритетами. Участие приняли 1768 студентов из 1915, что составило 92,3 % от общего числа.

Применение технологий анализа данных при построении индивидуальных образовательных траекторий способствует приросту доли учащихся, ак-

тивно участвующих в выборе дисциплин по выбору. Так, в период с 2018 по 2020 год доля учащихся, принимавших участие в элективном периоде с выбором пяти дисциплин, выросла с 87 до 92 %.

По результатам проведенной апробации для первого и второго элективных периодов были получены следующие результаты (рис. 3):

– среди учащихся первого курса рекомендациями по выбору дисциплин воспользовались 626 студентов, или 38,03 % от общего числа принявших участие;

– среди учащихся второго курса рекомендациями по выбору дисциплин воспользовались 650 студентов, или 47,97 % от общего числа принявших участие.

По результатам проведенной апробации для третьего элективного периода были получены следующие результаты (рис. 3): среди учащихся первого и второго курсов рекомендациями при выборе дисциплин по выбору воспользовались 700 студентов, или 39,59 % от общего числа принявших участие.

Общее число учащихся, которые воспользовались разработанным решением, составило 1976 человек, что равняется 41,43 % от общего числа принявших участие.

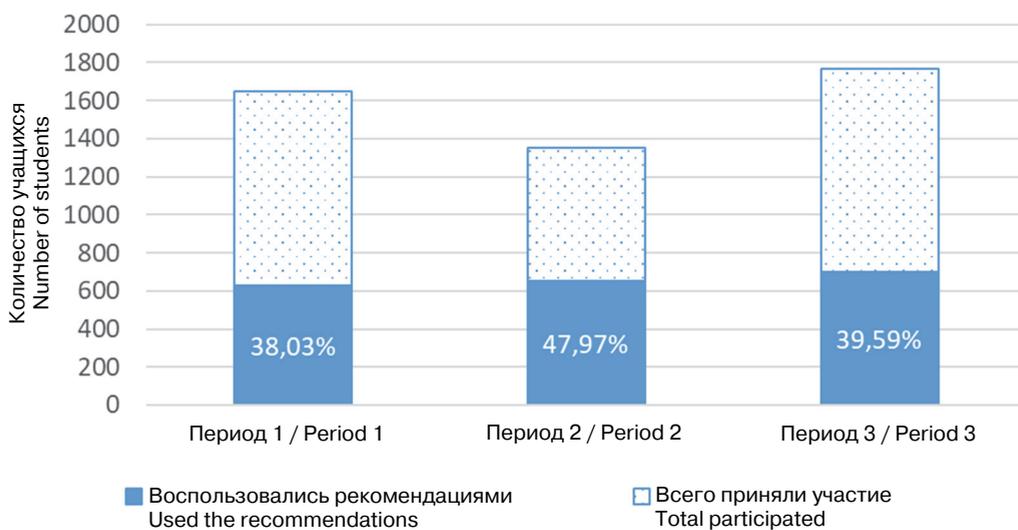


Рис. 3. Результат проведенной апробации для трех элективных периодов
 [Figure 3. The result of the conducted approbation for three elective periods]

Заключение. Использование рекомендательных систем в качестве персонального ассистента при выстраивании индивидуальных образовательных траекторий является новым этапом внедрения цифровых элементов в образовательный процесс. Система персональных ассистентов и электронное портфолио в скором времени позволят каждому учащемуся выполнять перед началом образовательного процесса «настройку» своих предпочтений и желаний, а в ответ получать наиболее подходящие образовательные траектории, которые в наилучшей степени удовлетворяют исходным ожиданиям.

Существующие методы и алгоритмы построения персональных траекторий уже позволяют ориентироваться на предпочтения учащихся и предла-

гать им интересующие их образовательные модули, о чем свидетельствуют полученные в данной работе результаты. Дальнейшие шаги развития использованных методов и алгоритмов будут нацелены на включение дополнительных параметров и выявление новых знаний об учащих, что позволит еще точнее понимать их ожидания

Список литературы / References

- [1] Семенов А.Л., Кондратьев В.В. Учащиеся как расширенные личности цифровой эпохи // Информатизация образования и методика электронного обучения: цифровые технологии в образовании: материалы IV Международной научной конференции. Красноярск, 2020. С. 560–566.
Semenov AL, Kondratev VV. Students as extended personalities of the digital age. *Informatization of Education and Methods of E-Learning: Digital Technologies in Education: Proceedings of the IV International Scientific Conference* (p. 560–566). Krasnoyarsk; 2020. (In Russ.)
- [2] Halde RR, Deshpande A, Mahajan A. Psychology assisted prediction of academic performance using machine learning. *IEEE International Conference on Recent Trends in Electronics Information Communication Technology*. 2016:131–141.
- [3] Xu Y, Zhang M, Gao Z. The construction of distance education personalized learning platform based on educational data mining. *ATCI 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing. International Conference on Applications and Techniques in Cyber Intelligence*. 2019;1017:1076–1085. https://doi.org/10.1007/978-3-030-25128-4_134
- [4] Jiang W, Pardos ZA, Wei Q. Goal-based course recommendation. *Proceedings of the 9th International Conference on Learning Analytics & Knowledge*. 2019;36–45.
- [5] Esteban A, Zafra A, Romero C. Helping university students to choose elective courses by using a hybrid multi-criteria recommendation system with genetic optimization. *Knowledge-Based Systems*. 2020;194:105385.
- [6] Duin A, Tham J. The current state of analytics: implications for learning management system (LMS) use in writing pedagogy. *Computers and Composition*. 2020;55:102544.
- [7] Jagtap A, Bodkhe B, Gaikwad B, Kalyana S. Homogenizing social networking with smart education by means of machine learning and Hadoop: a case study. *International Conference on Internet of Things and Applications (IOTA)*. 2016:85–90. <https://doi.org/10.1109/IOTA.2016.7562700>
- [8] Lin J, Pu H, Li Y, Lian J. Intelligent recommendation system for course selection in smart education. *Procedia Computer Science*. 2018;129:449–453.
- [9] Nabizadeh AH, Leal J, Rafsanjani H, Shah R. Learning path personalization and recommendation methods: a survey of the state-of-the-art. *Expert Systems with Applications*. 2020;159:113596.
- [10] Sun JC, Lin C, Chou C. Applying learning analytics to explore the influence of online learners' motivation on their online learning behavioral patterns. *5th IIAI International Congress on Advanced Applied Informatics (IIAI-AAI), Kumamoto*. 2016:377–380. <https://doi.org/10.1109/IIAI-AAI.2016.186>
- [11] Куприянов Р.Б. Система мониторинга динамики образовательных успехов обучающихся на основе алгоритмов интеллектуального анализа данных // Информатизация образования и методика электронного обучения: материалы II Международной научной конференции. Красноярск: СФУ, 2018. С. 188–192.
Kupriyanov RB. System for monitoring the dynamics of educational success of students based on algorithms for data mining. *Informatization of Education and Methods of E-Learning: Proceedings of the II International Scientific Conference*. Krasnoyarsk: SFU Publ.; 2018. p. 188–192. (In Russ.)

- [12] Guseva AI, Kireev VS, Bochkarev PV, Kuznetsov IA, Philippov SA. Scientific and educational recommender systems. *Information Technologies in Education of the XXI Century (ITE-XXI), AIP Conf. Proc.* 2017;1797(1). <https://doi.org/10.1063/1.4972422>
- [13] Mehta R, Rana K. An empirical analysis on SVD based recommendation techniques. *Innovations in Power and Advanced Computing Technologies (i-PACT)*. 2017:1–7.
- [14] Farouk M. Measuring text similarity based on structure and word embedding. *Cognitive Systems Research*. 2020;63:1–10.
- [15] Shirude SB, Kolhe SR. Measuring similarity between user profile and library book. *International Conference on Information Systems and Computer Networks (ISCON)*. Mathura; 2014. p. 50–54.

Сведения об авторах:

Куприянов Роман Борисович, заместитель начальника управления информационных технологий Московского городского педагогического университета. E-mail: kupriyanovrb@mgpu.ru

Агранат Дмитрий Львович, доктор социологических наук, профессор, проректор по учебной работе Московского городского педагогического университета. E-mail: agranat@mgpu.ru

Сулейманов Руслан Сулейманович, начальник управления информационных технологий Московского городского педагогического университета. E-mail: sulejmanovrs@mgpu.ru

Bio notes:

Roman B. Kupriyanov, Deputy Head of the Information Technology Department of the Moscow City University. E-mail: kupriyanovrb@mgpu.ru

Dmitry L. Agranat, Doctor of Social Sciences, Full Professor, Vice-Rector for Academic Affairs of the Moscow City University. E-mail: agranat@mgpu.ru

Ruslan S. Suleymanov, Head of the Information Technology Department of the Moscow City University. E-mail: sulejmanovrs@mgpu.ru