

DOI: 10.20913/2618-7515-2024-4-8

УДК 338.43

Оригинальная научная статья

Интеллектуальный анализ влияния компетенций соискателей вакансий на предлагаемый им уровень оплаты труда

А. А. Алетдинова

Новосибирский государственный аграрный университет

Новосибирск, Российская Федерация

e-mail: aletdinova@ngs.ru

И. Г. Кузнецова

Новосибирский государственный аграрный университет

Сибирский государственный университет путей сообщения

Новосибирск, Российская Федерация

e-mail: Finka31081988@list.ru

А. В. Глотко

Сибирский государственный университет путей сообщения

Новосибирск, Российская Федерация

e-mail: ganiish_76@mail.ru

Аннотация. *Введение.* Поиск ассоциативных правил – один из методов машинного обучения, который позволяет обнаруживать в данных закономерности. Первые попытки его реализации, связанные с маркетингом и рекламой, были затратными. Но с развитием информационных технологий (ИТ) и наличием возможности получения большого разнообразия данных из разных источников поиск ассоциативных правил стал популярен, в том числе и для анализа рынка труда. Онлайн-статистика бирж труда позволяет оперативно отслеживать спрос на навыки и знания соискателей, выявлять характеристики, влияющие на предлагаемый уровень заработной платы. *Постановка задачи.* Цель исследования – выявление ассоциативных правил между наборами «предлагаемый уровень заработной платы» и «компетенции» на примере вакансий Product-менеджера. *Методика и методология исследования.* Для реализации поиска ассоциативных правил использовались алгоритм Априори; оценка показателей поддержки, достоверности и лифта проводилась с помощью платформы Deductor Studio. Сбор онлайн-данных по вакансиям Product-менеджера с сайта HeardHunter реализован с помощью языка программирования Python. Основными методами исследования стали монографический, абстрактно-логический, библиографический, интеллектуальный и статистический анализы. Объем выборки содержит 282 вакансии. *Результаты* работы представляют научную и практическую ценность для развития инструментария исследования рынка труда. Выявлены 15 ассоциативных правил для вакансий с уровнем заработной платы до 50 тыс. руб., от 75 тыс. руб. и выше (в объявлениях рассмотрены предложения от этой суммы (нижняя граница)). Для оставшегося нерассмотренного диапазона оплаты труда получено низкое качество ассоциативных правил. *Выводы.* Выделенные в ассоциативных правилах компетенции можно разделить на мягкие, обеспечивающие коммуникации, и жесткие, связанные с навыками в области ИТ, экономики, в частности финансов, и статистического анализа. Полученные закономерности показывают, какие навыки обеспечат более высокую заработную плату. Низкие значения поддержки ассоциативных правил для вакансий от 50 тыс. руб. до 75 тыс. руб. связаны, на наш взгляд, с региональными различиями в оплате труда. Интеллектуальный анализ вакансий позволяет не только соискателям и работодателям лучше ориентироваться на рынке труда, но и образовательным организациям реагировать на потребности корректировкой учебных программ.

Ключевые слова: ассоциативные правила, метод Априори, уровень оплаты труда, компетенции, рынок труда

Для цитирования: Алетдинова А. А., Кузнецова И. Г., Глотко А. В. Интеллектуальный анализ влияния компетенций соискателей вакансий на предлагаемый им уровень оплаты труда // Профессиональное образование в современном мире. 2024. Т. 14, №4. С. 625–632. DOI: <https://doi.org/10.20913/2618-7515-2024-4-8>

DOI: 10.20913/2618-7515-2024-4-8
Full Article

Intellectual analysis of the impact of job applicants' competencies on the level of remuneration offered to them

Aletdinova, A. A.

Novosibirsk State Agrarian University
Novosibirsk, Russian Federation
e-mail: aletdinova@ngs.ru

Kuznetsova, I. G.

Novosibirsk State Agrarian University
Siberian Transport University
Novosibirsk, Russian Federation
e-mail: Finka31081988@list.ru

Glotko, A. V.

Siberian Transport University
Novosibirsk, Russian Federation
e-mail: ganiish_76@mail.ru

Abstract. *Introduction.* The search for associative rules is one of the machine learning methods that allows you to detect patterns in data. The first attempts to implement it, related to marketing and advertising, were expensive. But with the development of information technology (IT) and the availability of a wide variety of data from the most different sources, the search for associative rules has become popular, including for labor market analysis. Online statistics of labor exchanges allows you to quickly track the demand for skills and knowledge of jobseekers, identify characteristics that affect the proposed salary level. *Purpose setting.* In this article, the purpose of the study is to identify associative rules between the sets of «proposed salary level» and «competencies» using the example of Product Manager vacancies. *Methodology and methods of the study.* To implement the search for associative rules was used Apriori algorithm, the assessment of support, reliability and lift indicators was carried out using the Deductor Studio platform. The collection of online data on Product manager vacancies from the HeadHunter website is implemented using the Python programming language. The main research methods are monographic, abstract-logical, bibliographic, intellectual and statistical analyses. The sample size is 282 vacancies. *Results.* The results of the study are of scientific and practical value for the development of labor market research tools. 15 associative rules have been identified for vacancies with a salary level of up to 50 thousand rubles, from 75 thousand rubles and above (offers from this amount (the lower limit) are considered in the ads). For the remaining unexplored range of remuneration, a low quality of associative rules was obtained. *Conclusion.* The competencies highlighted in the associative rules can be divided into soft, providing communication, and hard, related to skills in the field of IT, economics, in particular finance, and statistical analysis. The patterns obtained show which skills will provide a higher salary. Low values of support for associative rules for vacancies from 50 to 75 thousand rubles are associated, in our opinion, with regional differences in wages. Intelligent job analysis allows not only jobseekers and employers to better navigate the labor market, but also educational organizations to respond to needs by adjusting curricula.

Key words: associative rules, Apriori method, wage level, competencies, labor market

Citation: Aletdinova, A. A., Kuznetsova, I. G., Glotko, A. V. [Intellectual analysis of the impact of job applicants' competencies on the level of remuneration offered to them]. *Professional education in the modern world*, 2024, vol. 14, no. 4, pp. 625–632. DOI: <https://doi.org/10.20913/2618-7515-2024-4-8>

Введение. В связи с постоянным ростом конкуренции на рынке труда, благодаря увеличению эффективности и простоты применения компьютерных методов получения, анализа и обработки данных, появилась возможность выявления навыков, освоение которых с высокой долей вероятности приведет к росту уровня заработной платы [1]. Интеллектуальный анализ онлайн-данных обеспечи-

вает реализацию разнообразных методов машинного обучения с целью исследования рынка труда и формирования рекомендации по формированию компетентностных моделей обучающихся.

Поиск ассоциативных правил обычно обеспечивает принятие решений. Чаще всего этот метод используется в маркетинге и рекламе [2–4], но в настоящее время он нашел применение

и в других экономических сферах: например, в менеджменте [5], региональной экономике [6], статистике труда [7] и т.д. Появились и работы, связанные с рынком труда и образованием. Так, С. С. Ложкин использует его для выявления новых навыков [8], Е. М. Смолина и Л. В. Черненко – для оценки качества образования [9]. S. Fedushko, T. Ustyianovych, Y. Syerov смогли показать несоответствие между спросом на отдельные специальности у работодателей и конкурсом в учебных заведениях [10].

Ассоциативные правила определяют связи между наборами атрибутов в данных и формулируются в виде «если-то» (antecedent) и «тогда-это» (consequent).

Наличие в открытом доступе данных онлайн-рынков труда позволяет проводить автоматизированный сбор данных и их анализ на предмет выявления связи между набором требований к соискателям и предлагаемым уровнем заработной платы.

Постановка задачи. Основная цель исследования заключается в выявлении ассоциативных правил между наборами «предлагаемый уровень заработной платы» и «компетенции» на примере вакансии Product-менеджера. Для достижения цели были поставлены нижеследующие задачи:

- дать описание используемого в исследовании алгоритма ассоциативных правил;
- выделить методические подходы реализации ассоциативных правил к анализу влияния компетенций работников на предлагаемый уровень оплаты труда;
- дать статистическую оценку выявленных ассоциативных правил для профессии Product-менеджера.

Обязанности Product-менеджера заключаются в разработке и внедрении продукции, услуг, то есть создании и реализации инноваций. На сайте HeardHunter (крупнейшей онлайн-бирже труда) как синонимы наименования этой должности используются «лидер продукта», «менеджер

продукта» (или менеджер по продукту), «продукт-менеджер», иногда встречается «менеджер проектов». В качестве требований к соискателю указано высшее образование, чаще всего техническое, достаточно часто нужны навыки программирования. Большая часть работодателей представляет организации, связанные со сферой информационных технологий (ИТ).

Рассмотрим методические подходы к автоматизированному сбору данных по вакансиям, их анализу и выбору пороговых значений показателей поддержки и достоверности.

Методика и методология исследования. Для анализа ассоциативных правил используются различные методы. Наиболее часто применяемыми являются метод Априори и его модификации, такие как FP-деревья, ECLAT и другие. На данный момент существует несколько алгоритмов нахождения ассоциативных правил, в том числе: AIS и его продолжение SETM, Apriori, ECLAT и FPGrowth [12; 13].

Сам метод Априори является одним из наиболее распространенных методов анализа ассоциативных правил. Он используется в различных областях, в том числе в интеллектуальном анализе данных, информационном поиске, маркетинге и т.д. Основывается на принципах теории множеств, вероятности и статистики, и предполагает, что существует определенная взаимосвязь между некоторыми товарами или характеристиками товаров. Включает в себя предположение, что если набор продуктов часто покупается вместе, то вероятность покупки каждого из этих продуктов в отдельности также высока.

Для выявления ассоциативных правил необходимо рассчитать статистические показатели. Первым показателем является поддержка, она характеризует качество ассоциативного правила; определяется как отношение числа транзакций, в которых появляется как условие A , так и следствие B правила, к общему числу транзакций базы данных N (формула 1).

$$S = \frac{N(A \cup B)}{N}. \quad (1)$$

В общем случае поддержка является мерой надежности, с которой ассоциативное правило выражает ассоциативную связь между условием и следствием. Если поддержка $S > 0,8$, то связь сильная, а само правило заслуживает доверия. В случае, когда $0,5 < S < 0,8$, ассоциативная связь средняя, а правило следует использовать с осторожностью. При $S < 0,5$ связь слабая, а ассоциативное правило является сомнительным.

Второй показатель – достоверность. Характеризует уверенность в том, что ассоциация $A \rightarrow B$ является

ассоциативным правилом. То есть предположение о том, что появление события A влечет за собой появление события B , является достаточно достоверным.

Ассоциация $A \rightarrow B$ рассматривается как потенциальное ассоциативное правило, если для нее выполняется условие минимальной поддержки (формула 2).

Лифт – это субъективная мера значимости ассоциативного правила. Определяется следующим образом (формула 3):

$$C(A \rightarrow B) = \frac{N(A \cup B)}{S(A)}. \quad (2)$$

$$lift(X \rightarrow Y) = \frac{S(X \cup Y)}{S(X) \times S(Y)}. \quad (3)$$

Лифт может принимать значения от 0 до бесконечности. Значение лифта больше 1 указывает, что условие и следствие чаще встречаются в транзакциях вместе, чем по отдельности. Иными словами, появление в транзакции условия с большой вероятностью влечет за собой появление следствия и наоборот. Правило, имеющее значение лифта больше 1, может считаться значимым. Значения лифта, близкие к 1, показывают, что условие и следствие встречаются совместно примерно в стольких же транзакциях, в скольких и по отдельности. Это указывает, что условие и следствие на появление друг друга не влияют.

В качестве примера обучения поиску ассоциативных правил рассмотрим профессию Product-менеджер, так как на данный момент рынки в России стабилизируются после нескольких потрясений, что говорит о наличии необходимости анализа требований к кандидатам в условиях новой реальности. Таким образом, объектом наблюдения послужили вакансии по профессии Product-менеджера с сайта HeardHunter.

Для выявления ассоциативных правил авторами выбран алгоритм APRIORI, его реализация происходила в электронных таблицах. Этот алгоритм на основе анализа данных выявляет ассоциации и корреляции между наборами исследуемых элементов. Показатели поддержки и достоверности оценивались на платформе Deductor Studio.

Исходные данные получены путем написания кода скрипта, который автоматизированно собирает их с сайта вакансий HeardHunter в 2023 г.

Массив полученных данных содержит в себе информацию по 282 вакансиям с разных регионов России. Зарботная плата варьируется от 17 до 350 тыс. руб. Медианным значением является 50 тыс. руб., средним – 98,6 тыс. руб. Суммарное количество навыков равняется 1590 значениям, из которых 311 уникальных.

Для выявления взаимосвязей между навыками и оплатой труда применен метод ассоциативных правил, то есть рассчитаны показатели поддержки, которые характеризуют качество единичной гипотезы о наличии ассоциативного правила. Выявление правил происходило при условии высокого уровня достоверности от 90 до 100. Значение лифта, определяющее меру значимости выявленного ассоциативного правила, равняющееся значению больше единицы, говорит о том, что взаимосвязь можно считать достоверной.

В случае, если в вакансии есть данные по нижней границе зарплаты в рублях, она выше МРОТ и указаны навыки, происходит сортировка по зарплатам, а данные по навыкам и уровню зарплаты заносятся в соответствующие списки. Далее, исходя из составленных списков навыков и зарплаты, в алгоритме подсчитываются параметры поддержки, достоверности и лифта и также заносятся в одноименные списки.

Результаты. Для дальнейшего анализа была сформирована гистограмма распределения количества вакансий по уровню заработной платы (в вакансиях указанная как нижняя граница предложения), представленная на рисунке 1.

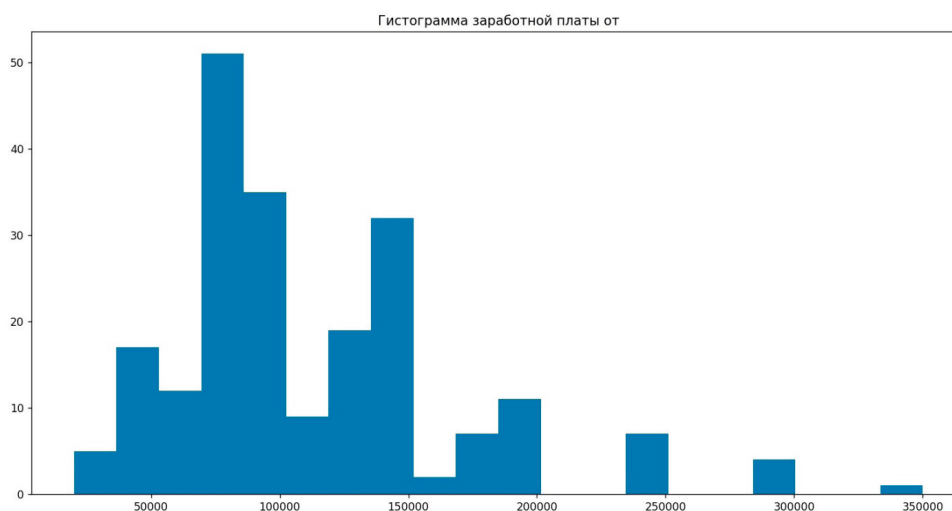


Рис. 1. Распределение вакансий Product-менеджера по уровню оплаты труда¹

Fig. 1. Distribution of Product Manager vacancies by salary level

¹ Рассчитано авторами

Анализ распределения вакансий показал, что оно неравномерное. Самая крупная группа вакансий предлагает заработную плату в интервале 70–90 тыс. рублей. Для проведения анализа принято решение выделить следующие четыре интервала заработных плат:

1. До 50 тыс. руб.;
2. От 50 тыс. руб. до 75 тыс. руб.;
3. От 75 тыс. руб. до 125 тыс. руб.;
4. Больше 125 тыс. руб.

Далее выполнены расчеты, основанные на методах поиска ассоциативных правил. Для этого по предварительно собранным данным рассчитаны индивидуальные показатели поддержки, достоверности и лифта на платформе Deductor Studio.

Для проверки и получения релевантных данных и последующей оценки ассоциативных правил показатели поддержки и достоверности были также пересчитаны с использованием электронной таблицы. Значения поддержки не получили большие значения, что говорит о том, что ассоциативные правила составлены на редко встречающихся наборах данных в сравнении с общим количеством. Стоит также отметить: значение

поддержки не превышает указанного уровня, так как число имеющихся наблюдений достаточно большое и при этом связи между заработной платой и необходимыми навыками не часто встречаемые.

Выявленные ассоциативные правила соответствовали установленным нами параметрам поддержки от 0,3 до 0,6 и достоверности от 70 до 100%. Как было отмечено выше, значение поддержки не является большим ввиду обозначенных причин. Однако значение поддержки достоверности данных правил находится в пределах от 70 до 100%, что является довольно большим значением, и говорит о том, что в большинстве случаев полученные правила являются достоверными.

При данных критериях было найдено 15 ассоциативных правил. При рассмотрении показателя лифта для полученных правил было установлено: все значения > 1 , это говорит о том, что два этих события имеют тесную связь между друг другом и считаются значимыми. Количество полученных правил оптимальное для анализа и является показательным результатом. При этом были выделены следующие правила, представленные в таблице 1.

Таблица 1. Выявленные ассоциативные правила²
Table 1. Identified associative rules

Номер	Уровень з/п	Навык	Поддержка	Достоверность	Лифт
1	1	Яндекс. Директ	0,3	80,0	6,8
2	1	MS PowerPoint	0,3	80,0	6,8
3	3	Деловое общение	0,3	83,3	2,1
4	3	Контроль и анализ ценообразования	0,3	83,3	2,1
5	3	Работа с поставщиками	0,5	88,9	2,3
6	3	Ценообразование	0,5	77,8	2
7	4	Аналитика	0,3	100,0	2,9
8	4	A/B тесты	0,6	90,0	2,6
9	4	Agile	0,3	83,3	2,4
10	4	Agile Project Management	0,5	72,7	2,1
11	4	Atlassian_Jira	0,4	85,7	2,5
12	4	CJM	0,3	80,0	2,3
13	4	Customer Development	0,3	100,0	2,9
14	4	Product Development	0,4	85,7	2,5
15	4	Scrum	0,6	81,8	2,4

В результате получилось 15 навыков, которые при достаточно высоком уровне достоверности соответствуют высокой вероятности получения

заработной платы, в интервал значений которой они попадают. С высокой долей вероятности сотрудник, который обладает навыками проведе-

² Рассчитано авторами

ния «Customer Development» и (или) «Product Development» будет получать больше 125 тыс. руб. При этом соискатель, имеющий знания Яндекс Директа и умеющий делать презентации, будет зарабатывать менее 50 тыс. руб. Значение лифта у всех навыков больше единицы, что говорит об их значимости. Действительно сильную связь демонстрируют навыки под номерами 8 и 15, так как значение показателя поддержки самое высо-

кое. Навыки под номерами 5, 6, 10 демонстрируют средний уровень связи с уровнем заработной платы, их следует использовать с осторожностью. Все остальные навыки демонстрируют слабую связь, что обусловлено особенностями выборки показателей.

Второй уровень зарплат не вошел в таблицу 1 в связи с низкими значениями показателей, продемонстрированных в таблице 2.

Таблица 2. Выявленные ассоциативные правила для второго диапазона зарплат³
Table 2. Identified associative rules for the second salary range

Номер	Уровень з/п	Навык	Поддержка	Достоверность	Лифт
1	2	Грамотная письменная речь	0,2	75	5,0
2	2	Умение организовать работу	0,2	75	5,0
3	2	Планирование ассортимента	0,2	75	5,0
4	2	Ведение активных клиентов	0,1	100	6,6
5	2	Навыки делового общения	0,1	100	6,6
6	2	Навыки разрешения спорных ситуаций	0,1	100	6,6
7	2	Деловое лидерство	0,1	100	6,6

Исходя из низких значений поддержки (все навыки второго диапазона) можно делать вывод о низком качестве ассоциативных правил (в связи с низкой частотой появления данных событий).

В качестве вывода можно говорить о том, что обладание сотрудником и работодателем этой информацией может привести к увеличению эффективности процессов найма на рынке труда. Например, работодатель сможет оценить адекватность выплат своим существующим сотрудникам и в случае необходимости скорректировать их. Сотрудник сможет проанализировать свои навыки и определить уровень заслуженной оплаты труда и изучить навыки для более высокой заработной платы.

Выводы. По результатам проведенного анализа рынка труда для профессии Product-менеджера выявлены достоверные взаимосвязи между 15 навыками и уровнем оплаты труда. Наличие низкого качества ассоциативных правил для второй группы вакансий, на наш взгляд, можно объяснить следующим. Специалистов по выводу новых продуктов на рынок можно разделить условно на начинающих, с простыми навыками, которые только совершенствуют свои знания, и продвинутых, имеющих большой набор компетенций и стаж. В объявлениях по поиску Product-менеджеров на заработную плату от 50 до 75 тыс. руб. востребованы компетенции начинающих и продвинутых

специалистов, это можно объяснить региональными колебаниями в оплате труда.

В выявленных 15 компетенциях достаточно мало мягких компетенций: деловое общение и работа с поставщиками; остальные можно отнести к жестким.

Важным выводом является то, что если все участники рынка трудовых отношений будут обладать этой информацией по своей профессии, это при правильном использовании приведет к увеличению эффективности процессов найма персонала; снизятся транзакционные издержки и увеличится качество персонала на конкретных должностях, что приведет к росту в определенных сферах экономики.

Развитие машинного обучения ассоциативным правилам имеет высокий спрос со стороны общества в целом, так как это ведет к увеличению качества жизни потребителей и прибыльности деятельности организаций. Образовательные организации на основе мониторинга рынка труда могут выявлять наиболее востребованные навыки и корректировать свои учебные программы.

На основе рассмотренного примера можно сделать вывод, что создание стабильных возможностей для общества в виде получения данных о выявленных правилах по рынку труда приведет к снижению разрыва между потребностями работодателей, возможностями кандидатов на вакансии и отклику образовательных организаций.

³ Рассчитано авторами

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Бова В. В., Щеглов С. Н., Лещанов Д. В. Применение методов генетического поиска для задач обработки ассоциативных правил // XXI Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям (SCM-2018). Т. 1. СПб.: СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2018. С. 761–769.
2. Белопрсов С. А. Персонализация предложения как инструмент повышения эффективности затрат на маркетинг // Маркетинг и маркетинговые исследования. 2020. №4. С. 274–287.
3. Монастырская М. М. Поиск закономерностей в интернет-рекламе на основе поведения пользователей // Известия высших учебных заведений. Серия: Экономика, финансы и управление производством. 2020. №2 (44). С. 44–51.
4. Шестаков Т. А. и др. Интеллектуальный анализ информации о пользователях социальных сетей // Прикладная математика и вопросы управления. 2021. №. 4. С. 72–91.
5. Азарнова Т. В. и др. Применение алгоритмов поиска ассоциативных правил для формирования функционально-эффективных команд менеджеров // Современная экономика: проблемы и решения. 2022. Т. 6. С. 8–19.
6. Субоч Ф. Перспективы развития и особенности ассоциативной концепции при построении новейших транспозиционных структур, включая кластеры // Аграрная экономика. 2020. №. 3. С. 20–40.
7. Грабовец Р. А. Использование технологии Data Mining для прогнозирования увольнения сотрудников // Журнал социологических исследований. 2020. Т. 5, №2. С. 11–15.
8. Ложкин С. С. Формирование рекомендаций для изучения новых навыков на основе ассоциативных правил // Научный аспект. 2020. Т. 8, №4. С. 1042–1045.
9. Смолина Е. М., Черненькая Л. В. Методы интеллектуального анализа данных в задачах оценки качества дистанционного образования // Наука и бизнес: пути развития. 2021. №3 (117). С. 72.
10. Fedushko S., Ustyianovych T., Syrov Y. Intelligent academic specialties selection in higher education for Ukrainian entrants: a recommendation system // Journal of Intelligence. 2022. Т. 10, №2. P. 32.
11. Al-Shamiri A. Y. R. Artificial intelligence and pattern recognition using data mining algorithms // International Journal of Computer Science & Network Security. 2021. Т. 21, №7. С. 221–232.
12. Shaukat M. et al. An optimized FP-growth algorithm for discovery of association rules // The Journal of Supercomputing. 2022. Т. 78, №4. P. 5479–5506.
13. Edastama P., Bist A. S., Prambudi A. Implementation of data mining on glasses sales using the apriori algorithm // International Journal of Cyber and IT Service Management. 2021. Т. 1, №2. P. 159–172.
14. Кузнецова И. Г., Глотко А. В., Алетдинова А. А. Эмоциональный интеллект работников сельского хозяйства // Экономика, труд, управление в сельском хозяйстве. 2023. № 12 (106). С. 190–197.

REFERENCES

1. Bova V. V., Shcheglov S. N., Leshchanov D. V. Application of genetic search methods for processing associative rules. *XXI International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM in-2018)*. Vol. 1. St. Petersburg: SPbGETU «LETI», 2018, pp. 761–769. (In Russ.)
2. Beloprosov S. A. Personalization of the offer as a tool to increase the cost effectiveness of marketing. *Marketing and Marketing Research*, 2020, no. 4, pp. 274–287. (In Russ.)
3. Monastyrskaya M. M. Search for patterns in online advertising based on user behavior. *News of Higher Educational Institutions. Series: Economics, Finance and Production Management*, 2020, no. 2 (44), pp. 44–51. (In Russ.)
4. Shestakov T. A. et al. Intellectual analysis of information about users of social networks. *Applied Mathematics and Management Issues*, 2021, no. 4, pp. 72–91. (In Russ.)
5. Azarnova T. V. et al. Application of algorithms for searching for associative rules for the formation of functionally effective management teams. *Modern Economics: Problems and Solutions*, 2022, vol. 6, pp. 8–19. (In Russ.)
6. Suboch F. Prospects of development and features of the associative concept in the construction of new transpositional structures, including clusters. *Agrarian Economics*, 2020, no. 3, pp. 20–40. (In Russ.)
7. Grabovsky R. A. Using data mining technology to promote employees. *Journal of Sociological Research*, 2020, vol. 5., no. 2, pp. 11–15. (In Russ.)
8. Lozhkin S. S. Formation of recommendations for learning new skills based on associative rules. *Scientific Aspect*, 2020, vol. 8, no. 4, pp. 1042–1045. (In Russ.)
9. Smolina E. M., Chernenkaya L. V. Methods of data mining in the tasks of assessing the quality of distance education. *Science and Business: Ways of Development*, 2021, no. 3 (117), pp. 72. (In Russ.)
10. Fedyushko S., Ustyianovich T., Serov Yu. Intellectual choice of academic specialties in higher educational institutions for Ukrainian applicants: a recommendation system. *Journal of Intelligence*, 2022, vol. 10, no. 2, pp. 32.
11. Al-Shamiri A. Y. R. Artificial intelligence and pattern recognition using data mining algorithms. *International Journal of Computer Science and Network Security*, 2021, vol. 21, no. 7, pp. 221–232.
12. Shaukat M. et al. Optimized FP-growth algorithm for the detection of associative rules. *Journal of Supercomputer Technologies*, 2022, vol. 78, no. 4, pp. 5479–5506.

13. Edastama P., Bist A. S., Prambudi A. Implementation of intelligent analysis of data on sales of glasses using the apriori algorithm. *International Journal of Cyber and IT Services Management*, 2021, vol. 1, no. 2, pp. 159–172.
14. Kuznetsova I. G., Glotko A. V., Aletdinova A. A. Emotional intelligence of agricultural workers. *Economics, Labor; Management in Agriculture*, 2023, no. 12 (106), pp. 190–197.

Информация об авторах

Алетдинова Анна Александровна – доктор экономических наук, профессор кафедры информационных технологий и моделирования, Новосибирский государственный аграрный университет (Российская Федерация, 630039, г. Новосибирск, ул. Никитина, 155, e-mail: aletdinova@ngs.ru).

Кузнецова Инна Геннадьевна – доктор экономических наук, профессор кафедры управления и отраслевой экономики, Новосибирский государственный аграрный университет (Российская Федерация, 630039, г. Новосибирск, ул. Никитина, 155, e-mail: finka31081988@list.ru); профессор кафедры финансы и кредит, Сибирский государственный университет путей сообщения (Российская Федерация, 630049 г. Новосибирск, ул. Дуси Ковальчук, 191).

Глотко Андрей Владимирович – доктор экономических наук, профессор кафедры системного анализа и управления, Сибирский государственный университет путей сообщения (Российская Федерация, 630049 г. Новосибирск, ул. Дуси Ковальчук, 191).

Статья поступила в редакцию 24.04.2024

После доработки 23.01.2025

Принята к публикации 24.01.2025

Information about the authors

Anna A. Aletdinova – doctor of economics, professor of the department of information technology and modeling, Novosibirsk State Agrarian University (155 Nikitina Str., Novosibirsk, 630039, Russian Federation, e-mail: aletdinova@ngs.ru).

Inna G. Kuznetsova – doctor of economics, professor of the department of management and industrial economics, Novosibirsk State Agrarian University (155 Nikitina Str., Novosibirsk, 630039, Russian Federation, e-mail: finka31081988@list.ru); Professor of the Department of Finance and Credit, Siberian Transport University (191, Dusi Kovalchuk St., Novosibirsk, 630039, Russian Federation).

Andrey V. Glotko – doctor of economics, professor of the department of system analysis and management, Siberian Transport University (191 Dusi Kovalchuk str., Novosibirsk, 630039, Russian Federation, e-mail: ganiish_76@mail.ru).

The paper was submitted 24.04.2024

Received after reworking 23.01.2025

Accepted for publication 24.01.2025