

РАЗДЕЛ 1

МОДЕЛИ, СИСТЕМЫ, СЕТИ В ЭКОНОМИКЕ И УПРАВЛЕНИИ

УДК 004.78

РЕКУРСИВНАЯ ДЕКОМПОЗИЦИЯ В БИРЖЕ БОЛЬШИХ ДАННЫХ НА ПРИМЕРЕ АНАЛИЗА ПОКУПАТЕЛЬСКОЙ АКТИВНОСТИ ПОЛЬЗОВАТЕЛЕЙ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ

А. В. Иващенко, А. А. Столбова

RECURSIVE DECOMPOSITION OF CONTEXTS IN THE BIG DATA MARKETPLACE FOR ANALYSIS OF PURCHASING ACTIVITY IN SOCIAL MEDIA

A. V. Ivaschenko, A. A. Stolbova

Аннотация. *Предмет и цель работы.* Рассматривается проблема реализации новых возможностей по анализу покупательской активности пользователей социальных сетей на основе биржи данных. *Методы.* Предложен новый метод рекурсивной декомпозиции в бирже больших данных, позволяющий реализовать агрегацию информации из различных источников, оперируя не только данными, но и алгоритмами их обработки. *Результаты.* Разработанная модель покупательской активности на основе метода рекурсивной декомпозиции была реализована в программном обеспечении, представляющем собой биржу больших данных в сети Интернет. *Выводы.* Предложенный метод рекурсивной декомпозиции позволяет сформулировать показатели, характеризующие информационное влияние в социальных сетях на покупателей товаров определенного вида. Биржа больших данных открытых источников позволяет реализовать анализ покупательской активности в сети Интернет, направленный на достижение выгодного взаимодействия продавцов и потребителей с целью увеличения продаж и роста прибыли.

Ключевые слова: цифровая экономика, биржа больших данных, анализ социальных сетей, метод рекурсивной декомпозиции.

Abstract. *Subject and goals.* The paper considers the problem of Big Data technologies implementation to analyze the buying activity of social media users based on digital data market. *Methods.* A new approach of recursive decomposition in the Big Data market is proposed, which provides aggregation of information from various sources, operating not only with data, but also with algorithms. *Results.* The model of consumer activity based on the recursive decomposition approach was implemented in software as a Big Data market available on the Internet. *Conclusions.* The proposed method of recursive decomposition allows us to formulate indicators characterizing the information impact in social networks on buyers of goods of a certain type. The Big Data market of open sources allows you to provide an analysis of buying activity on the Internet, aimed at achieving a profitable interaction between sellers and consumers in order to increase profit.

Keywords: digital economy, Big Data marketplace, social media analysis, recursive decomposition approach.

Введение

В современных автоматизированных системах бизнес-аналитики, поддержки принятия решений, ситуационного управления и планирования широко применяются средства обработки данных, загружаемых в потоковом режиме из открытых источников. Например, анализ поведения пользователей социальных сетей проводится при разработке маркетинговых стратегий торговых компаний и формировании персональных предложений от поставщиков товаров и услуг различных направлений. В соответствии с концепцией цифровой экономики [1, 2], разработка инфраструктуры информационных технологий для сбора и обработки такого рода информации является одной из наиболее актуальных задач.

Для реализации такого рода программных решений необходимо обеспечить обработку больших массивов слабоструктурированной информации с помощью современных технологий параллельных вычислений [3, 4]. Современные технологии семантического и статистического анализа [5–7] позволяют сформировать достаточно мощный инструментарий, однако эффективность его практического применения зависит во многом от специфики предметной области и требует научно-исследовательского подхода.

Несмотря на большое разнообразие и относительную доступность современных технологий анализа больших данных, обработка реальных информационных массивов невозможна без освоения основных закономерностей и тенденций, установленных в заданной предметной области. Для решения этой проблемы сформулирована концепция биржи больших данных [8], которая реализует посредническую функцию между поставщиками и потребителями информации, а также разработчиками специализированных алгоритмов по ее обработке.

Реализация биржи больших данных в виде доступного сервиса в сети Интернет позволяет обеспечить результативное взаимодействие владельцев данных, разработчиков методов и средств по их анализу и потребителей получаемых результатов. Движение указанных пользователей навстречу друг другу, а также итеративный характер поиска закономерностей позволяют добиться общей цели по выработке полезных рекомендаций в рамках систем мониторинга и поддержки принятия решений.

В данной статье предлагается метод рекурсивной декомпозиции, предназначенный для реализации описанного подхода.

Материал и методика

Социальные сети ввиду высокой активности пользователей выступают удобной площадкой для взаимодействия между продавцами продуктов и услуг и потребителями разнообразной продукции, а также источником открытых данных, подлежащих анализу. Возможность агрегировать данные из различных источников, таких как социальные сети, данные о продажах, банковские данные, позволяет повысить результативность анализа. Так, анализ социальных сетей позволяет правильно сегментировать и выявлять целевых клиентов для различных маркетинговых программ.

В работе [9] предлагается подход к определению маркеров для анализа и классификации профилей социальной сети по их демографическим, геогра-

фическим, психометрическим показателям, образу жизни и ценностям. В исследовании [10] описывается разработка и тестирование комплексной модели персонализированной рекламы для развития восприятия бренда потребителем. Влияние маркетинговых мероприятий в социальных сетях на привлечение клиентов для брендов класса люкс на основе анализа больших данных, полученных из социальной сети, показано в работе [11].

В данной статье предлагается создание биржи больших данных с возможностью агрегации информации из различных источников, оперирующей не только данными, но и алгоритмами их обработки. С целью реализации биржи данных разработана модель покупательской активности пользователей социальных сетей, основанная на анализе таких событий, как публикация сообщения и покупка товара.

В качестве основного метода реализации биржи больших данных предлагается следующий метод рекурсивной декомпозиции.

Пусть в текущем варианте рассматриваются несколько источников данных s_i и приемников d_m . Поток данных из источника s_i можно представить в виде временного ряда событий поступления данных на обработку

$$e_{i,j}(s_i, w_j, t_{i,j}) = \{0, 1\}, \quad (1)$$

где w_j – поступающий информационный объект; $t_{i,j}$ – время поступления (загрузки).

События описываются с помощью булевых функций, $e_{i,j}(s_i, w_j, t_{i,j})$ принимает значение 1, если источник s_i генерирует информационный объект w_j в момент времени $t_{i,j}$, и 0 – иначе.

Допустим, постановка задачи заключается в формировании аналогичного потока выходных данных в виде событий:

$$\varepsilon_{m,n}(d_m, w'_n, t'_{m,n}) = \{0, 1\}, \quad (2)$$

где w'_n – генерируемый информационный объект; $t'_{m,n}$ – время выгрузки.

Тогда функционал потоковой обработки событий можно представить в виде

$$\varepsilon_{m,n}(d_m, w'_n, t'_{m,n}) = \left\{ \begin{array}{l} \sum_{i,j} \Phi_m(e_{i,j}(s_i, w_j, t_{i,j}) \delta(t_{i,j} \leq t'_{m,n})), \\ w'_n = F_n \left(\sum_{i,j} e_{i,j} w_j f(w_j) \delta(t_{i,j} \leq t'_{m,n}) \right) \end{array} \right\}. \quad (3)$$

Здесь $F_n(\)$ соответствует алгоритму обработки данных, а $f(w_j)$ – весовому коэффициенту, характеризующему важность учитываемого параметра, дельта-функция согласно нотации Айверсона

$$\delta(x) = \begin{cases} 1, & x = \text{true}; \\ 0, & x = \text{false}. \end{cases}$$

Каждое событие, описанное с помощью выражений (1) и (2), представляет собой булеву функцию, принимающую значение 1, если в указанный момент времени производится операция над соответствующим информационным объектом, и 0 – иначе. Такой подход позволяет формализовать отношения взаимосвязи между событиями с помощью выражений формальной логики.

Так, зачастую при обработке потоковых данных необходимо добавлять результаты предыдущей обработки в процесс последующей, при этом приемники выходных данных становятся источниками:

$$\exists e_{i,j}(s_i, w_j, t_{i,j}), \varepsilon_{m,n}(d_m, w'_n, t'_{m,n}) : d_m = s_i. \quad (4)$$

В этом случае

$$t'_{m,n} = t_{i,j} + \Delta\tau_n; w_j = w'_n, \quad (5)$$

где $\Delta\tau_n$ – случайная величина, характеризующая задержку при обработке.

В рамках биржи больших данных необходимо сформировать такую сеть s_i, d_m (в виде направленного графа источник–приемник), для которой

$$K(d_{res}) = \sum_{m,n} \varepsilon_{m,n}(d_m, w'_n, t'_{m,n}) \Delta\tau_n \delta(d_m = d_{res}) \rightarrow \min, \quad (6)$$

где d_{res} – результирующий (целевой) приемник данных.

Такой подход применим, когда нужно выделить предобработку определенного набора данных в самостоятельный поток, что важно для реализации эффективного распараллеливания. Назовем такой подход методом рекурсивной декомпозиции.

Биржа данных социальных сетей

Биржа больших данных открытых источников позволяет реализовать анализ покупательской активности в сети Интернет, направленный на достижение выгодного взаимодействия продавцов и потребителей с целью увеличения продаж и роста прибыли: управление ассортиментом и ценообразованием товаров [12, 13], поддержки формирования программ лояльности и персональных предложений [14]. Решение подобных задач тесно связано с анализом нужд потребителей, определением моделей поведения покупателей, выработке рекомендаций и принятием управленческих решений.

Изучение модели поведения покупателей является довольно распространенной задачей, например, для предотвращения краж [15] в филиалах сетевых торговых компаний, при исследовании механизма возникновения импульсных покупок [16–18], формировании целевых программ лояльности [19].

Рассмотрим действия пользователей социальной сети, связанные с потребительской активностью. Каждый пользователь имеет преобладающую сферу интересов, в рамках которой он публикует сообщения в своем профиле, сопровождающиеся набором тегов в определенном контексте. Исходя из сферы интересов, пользователи делятся на группы. Публикации пользователей происходят с различной частотой и могут носить повествовательный характер о различных товарах, упоминания брендов, отзывы, намерение купить

или сообщение о совершении покупки. Связь между намерением купить товар и его покупкой имеет место быть в том случае, когда публикация сообщения о покупке происходит в рамках заданного промежутка времени θ после соответствующего сообщения.

Опишем модель покупательской активности пользователей социальной сети, которая учитывает возможную связь событий публикации постов и событий покупки товаров.

Обозначим событие публикации поста в социальной сети как

$$p_{i,j}(e_{i,j}, \Omega_{i,j}) = p_{i,j}(u_i, v_j, t_{i,j} \{ \tau_{i,j,k}, \omega_{i,j,k} \}), \quad (7)$$

где u_i – покупатель (источник данных); v_j – пост (информационный объект); $\Omega_{i,j} = \{ \tau_{i,j,k}, \omega_{i,j,k} \}$ – облако тегов $\tau_{i,j,k}$ с весом $\omega_{i,j,k}$, описывающее семантику поста; $t_{i,j}$ – время опубликования.

Обозначим событие покупки какого-либо товара выражением:

$$b_{i,n}(u_i, g_n, t_{i,n}'' , c_{i,n}, \{ \tau_{i,n,l}, \omega_{i,n,l} \}), \quad (8)$$

где u_i – покупатель; g_n – товар; $t_{i,n}''$ – время покупки; c_{ij} – цена покупки.

С учетом введенных определений модель покупательской активности пользователей социальной сети выглядит следующим образом:

$$M = \begin{cases} p_{i,j} = p_{i,j}(u_i, v_j, t_{i,j} \{ \tau_{i,j,k}, \omega_{i,j,k} \}), \\ b_{i,n} = b_{i,n}(u_i, g_n, t_{i,n}'' , c_{i,n}, \{ \tau_{i,n,l}, \omega_{i,n,l} \}). \end{cases} \quad (9)$$

Описание событий публикации и покупки с помощью семантических дескрипторов в виде облаков тегов позволяет определить соответствие между ними в рамках текущего интереса покупателя.

Определим корреляцию между событием покупки и событием публикации поста – коэффициент подверженности, показывающий, насколько часто пользователь социальной сети покупает те товары, о которых он публикует посты:

$$G_{\text{подв}}(u_i) = \sum_{j,n} p_{i,j} b_{i,n} \delta(t_{i,n}'' \in (t_{i,j}, t_{i,j} + \Delta t)) c_{i,n} K_{\text{близ}}(u_i, v_j, g_n). \quad (10)$$

где $K_{\text{близ}}(u_i, v_j, g_n)$ – коэффициент семантической близости между опубликованными постами пользователя социальной сети и купленным им товаром.

В выражении (10) дельта-функция равна 1, если событие покупки происходит в течение заданного интервала времени Δt после публикации поста, иначе – 0:

$$\delta(t_{i,n}'' \in (t_{i,j}, t_{i,j} + \Delta t)) = \begin{cases} 1, t_{i,j} < t_{i,n}'' \leq t_{i,j} + \Delta t, \\ 0 - \text{иначе.} \end{cases} \quad (11)$$

Значение коэффициента подверженности зависит от цены, за которую был куплен товар, и коэффициента близости между постом и товаром. Таким образом, в случае, если событие покупки произошло в течение заданного времени после публикации поста, но содержание поста не соответствует покупке, то коэффициент подверженности будет равен или близок 0.

Коэффициент близости показывает степень соответствия двух объектов, например опубликованного поста и совершенной покупки, либо двух опубликованных постов:

$$K_{\text{близ}}(u_i, v_j, g_n) = \sum_k \sum_l \delta(\tau_{i,j,k} = \tau_{i,n,l}) \delta(|\omega_{i,j,k} - \omega_{i,n,l}| \leq \Delta\omega). \quad (12)$$

Таким образом, метод рекурсивной декомпозиции позволяет сформулировать показатели, характеризующие информационное влияние в социальных сетях на покупателей продукции определенного вида.

Результаты

Разработанная модель покупательской активности на основе метода рекурсивной декомпозиции была реализована в программном обеспечении, представляющем собой биржу больших данных, с возможностью агрегации информации из различных источников. Программное обеспечение биржи данных построено на базе платформы ООО «Открытый код». Агрегированные данные в зависимости от решаемой задачи и поставленных целей подаются на вход специализированного обработчика.

Обработчиком данных является компонент, содержащий и реализующий определенный метод обработки. Результаты обработки данных поступают в приемник данных, который может использоваться в качестве источника данных для последующих обработчиков. Такой подход оправдан, например, при анализе данных, требующих предварительной обработки (устранения пропусков, корректировки, фильтрации всплесков и т.п.). Разделение задачи на компоненты, а именно источники и приемники данных, а также группы решающих методов обеспечивают возможность использовать результаты работы одного метода в качестве источника данных для другого.

Программное обеспечение биржи больших данных реализовано на высокоуровневом языке программирования Python в среде разработки PyCharm. При разработке использовались дополнительные библиотеки и фреймворки: Vue.js – для создания пользовательских интерфейсов в парадигме реактивного программирования, Django и компилятор CPython.

Биржа позволяет обладателям данных загружать их в систему с целью анализа или монетизации своих данных, а разработчикам – свои алгоритмы. Результаты представляют собой наборы данных, которые также могут использоваться для дальнейшего анализа. Так, основными пользователями системы являются поставщики данных и алгоритмов и потребители данных.

Основным модулем биржи данных является конструктор проектов (рис. 1), позволяющий составлять запросы посредством графического интерфейса.

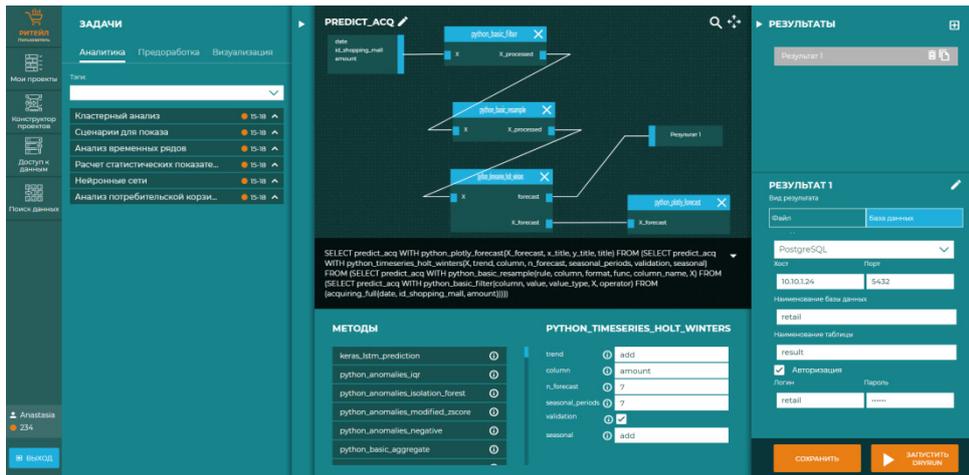


Рис. 1. Биржа больших данных

Конструктор проектов состоит из следующих инструментов создания запросов:

- инструмент выбора типа задач: задачи аналитики, предобработки или визуализации данных;
- инструмент выбора данных позволяет выбрать данные из различных источников и агрегировать их в рамках одного проекта;
- инструмент выбора методов позволяет выбрать метод решения задачи;
- инструмент работы с результатами дает возможность выбрать, куда должен сохраниться результат;
- графический редактор позволяет составлять запросы на предметно-ориентированном языке с помощью графических элементов.

Обсуждение

В рамках анализа полученных результатов проведено тестирование разработанной биржи данных. Рассмотрим задачу поддержки формирования персональных предложений покупателям продуктов определенного типа на основе анализа данных социальных сетей и данных о продажах.

В качестве тестового набора данных был выбран набор данных о продажах 1115 филиалов магазинов сети Rossmann [20], содержащий порядка миллиона записей о продажах. Также в наборе содержится дополнительная информация о продажах и числе посетителей за день, состоянии отдельных филиалов (открыт или закрыт), указатель на праздничные и выходные дни, наличие акций. Кроме того, получены данные из социальных сетей, содержащие идентификаторы более 100 тысяч пользователей, их посты (более 1,5 млн), дату и время публикации.

Исходные данные содержат информацию о группах пользователей и соответствующих им хэштегах и посты пользователей. Для решения поставленной задачи в рамках биржи данных был разработан специализированный метод – `python_case_find_user_by_hashtag`, имеющий следующие параметры:

- `group_column`: group;
- `hashtag_column`: hashtag;
- `post_column`: text;

- user_column: user_id;
- group_list: child, food, vegan, sport;
- threshold: 100.

Результатом работы данного проекта стал список пользователей (их идентификаторов) и наиболее интересующих их групп товаров по данным их профилей в социальных сетях. В рассмотренном примере отбираются только пользователи, у которых имеется не менее 100 постов, соответствующих определенной группе товаров. Анализируя полученные результаты, можно сформировать персональные предложения, максимально интересующие целевых клиентов. Например, были идентифицированы конкретные пользователи, для которых наиболее актуальными являются детские товары (посты с соответствующей тематикой встречаются более 100 раз), вегетарианские и спортивные товары.

Одной из популярных задач в области сетевого ритейла является предиктивный анализ продаж. В качестве исходных данных решаемой задачи выбраны такие поля: идентификатор магазина, дата покупки, сумма покупки.

Для решения данной задачи нет единого метода, представленного в бирже данных, поэтому с использованием метода рекурсивной декомпозиции было получено комбинированное решение:

- python_basic_filter – метод позволяет выбрать данные о продажах одного магазина из множества;
- python_basic_resample – метод позволяет агрегировать данные по дням, суммируя их;
- python_timeseries_holt_winters – метод позволяет строить прогноз по аддитивной модели Холта – Винтерса (тройное экспоненциальное сглаживание);
- python_plotly_forecast – метод для построения графиков.

Комбинирование методов обеспечило возможность выбора наиболее подходящего алгоритма анализа, учитывающего специфику исходных данных. Результатом работы данного проекта стали прогнозные значения выручки выбранного магазина с учетом периода сезонности 7 дней с аналогичным горизонтом продаж (рис. 2).



Рис. 2. Результаты проекта предиктивного анализа продаж торгового центра

Выводы

Предложенный метод рекурсивной декомпозиции позволяет сформулировать показатели, характеризующие информационное влияние в социальных

сетях на покупателей продукции определенного вида. Анализ поведения пользователей социальных сетей в бирже данных позволяет сформировать привлекательные предложения для них, в том числе персонализированные, адаптировать контекстную рекламу и скорректировать стратегии повышения конкурентоспособности продукции на рынке в условиях цифровой экономики.

Библиографический список

1. Программа «Цифровая экономика Российской Федерации» [утв. распоряжением Правительства Российской Федерации от 28 июля 2017 г. № 1632-п].
2. Digital Russia. New Reality / Digital McKinsey, July 2017. – 133 p. – URL: <https://www.mckinsey.com/ru/our-work/mckinsey-digital>
3. Segaran, T. Programming collective intelligence / T. Segaran. – O'Reilly Media, 2007.
4. Pentreath, N. Machine learning with Spark / N. Pentreath. – Packt Publishing, 2015.
5. Conway, D. Machine learning for hackers / D. Conway, J. M. White. – O'Reilly Media, 2012.
6. Flach, P. Machine learning. The art and science of algorithms that make sense of data / P. Flach. – Cambridge, 2012.
7. Ryza, S. Advanced analytics with Spark / S. Ryza, U. Laserson, S. Owen, J. Wills // O'Reilly Media, 2015.
8. Industrial application of big data services in digital economy / O. L. Surnin, P. V. Sitnikov, A. A. Khorina, A. V. Ivaschenko, A. A. Stolbova, N. Yu. Ilyasova // CEUR Workshop Proceedings. – 2019. – Vol. 2416. – P. 409–416.
9. Risius, M. Facebook user segmentation to enable targeted social advertisement, Thirty ninth International Conference on Information Systems / M. Risius, O. Aydingul. – San Francisco, 2018.
10. Shanahan, T. Getting to know you: Social media personalization as a means of enhancing brand loyalty and perceived quality / T. Shanahan, T. P. Tran, E. C. Taylor // Journal of Retailing and Consumer Services. – 2019. – Vol. 47. – P. 57–65.
11. Liu, X. Examining the impact of luxury brand's social media marketing on customer engagement: Using big data analytics and natural language processing / X. Liu, H. Shin, A. C. Burns // Journal of Business Research, 2019.
12. Paul, A. Assortment optimization and pricing under a nonparametric tree choice model / A. Paul, J. Feldman, J. M. Davis // Manufacturing & Service Operations Management. – 2018. – Vol. 20, № 3. – P. 550–565.
13. Feldman, J. Assortment optimization with small consideration sets / J. Feldman, A. Paul, H. Topaloglu // Operations Research, 2019.
14. Bijmolt, T. H. Multi-tier loyalty programs to stimulate customer engagement, Customer engagement marketing / T. H. Bijmolt, M. Krafft, F. J. Sese, V. Viswanathan. – Palgrave Macmillan, Cham, 2018. – P. 119–139.
15. Potdar, B. Encouraging shoplifting prevention with quality relationships: a theory of planned behaviour perspective / B. Potdar, J. Guthrie, J. Gnoth // International Journal of Retail & Distribution Management. – 2018. – Vol. 46, № 1. – P. 49–69.
16. Moon, M. A. Compulsive buying behavior: antecedents, consequences and prevalence in shopping mall consumers of an emerging economy / M. A. Moon, S. Attiq // Pakistan Journal of Commerce and Social Sciences. – 2018. – Vol. 12, № 2. – P. 548–570.
17. Liu, P. Upward social comparison on social network sites and impulse buying: A moderated mediation model of negative affect and rumination / P. Liu, J. He, A. Li // Computers in Human Behavior. – 2019. – Vol. 96. – P. 133–140.
18. Chen, C. C. What drives impulse buying behaviors in a mobile auction? / C. C. Chen, J. Y. Yao // The perspective of the Stimulus-Organism-Response model, Telematics and Informatics. – 2018. – Vol. 35, № 5. – P. 1249–1262.

19. Paço, A. do. A new model for testing green consumer behavior / A. do Paço, C. Shiel, H. Alves // *Journal of cleaner production*. – 2019. – Vol. 207. – P. 998–1006.
20. Kaggle official website [Online]. – URL: www.kaggle.com

References

1. *Programma «Tsifrovaya ekonomika Rossiyskoy Federatsii» [utv. rasporyazheniem Pravitel'stva Rossiyskoy Federatsii ot 28 iyulya 2017 g. № 1632-r]* [The program "Digital economy of the Russian Federation" [approved by the order of the Government of the Russian Federation of July 28, 2017, № 1632-R]]. [In Russian]
2. *Digital Russia. New Reality*. Digital McKinsey, July 2017, 133 p. Available at: <https://www.mckinsey.com/ru/our-work/mckinsey-digital>
3. Segaran T. *Programming collective intelligence*. O'Reilly Media, 2007.
4. Pentreath N. *Machine learning with Spark*. Packt Publishing, 2015.
5. Conway D., White J. M. *Machine learning for hackers*. O'Reilly Media, 2012.
6. Flach P. *Machine learning. The art and science of algorithms that make sense of data*. Cambridge, 2012.
7. Ryza S., Laserson U., Owen S., Wills J. *Advanced analytics with Spark*. O'Reilly Media, 2015.
8. Surnin O. L., Sitnikov P. V., Khorina A. A., Ivaschenko A. V., Stolbova A. A., Piyasova N. Yu. *CEUR Workshop Proceedings*. 2019, vol. 2416, pp. 409–416.
9. Risius M., Aydingul O. *Facebook user segmentation to enable targeted social advertisement, Thirty ninth International Conference on Information Systems*. San Francisco, 2018.
10. Shanahan T., Tran T. P., Taylor E. C. *Journal of Retailing and Consumer Services*. 2019, vol. 47, pp. 57–65.
11. Liu X., Shin H., Burns A. C. *Journal of Business Research*. 2019.
12. Paul A., Feldman J., Davis J. M. *Manufacturing & Service Operations Management*. 2018, vol. 20, no. 3, pp. 550–565.
13. Feldman J., Paul A., Topaloglu H. *Operations Research*. 2019.
14. Bijmolt T. H., Krafft M., Sese F. J., Viswanathan V. *Multi-tier loyalty programs to stimulate customer engagement, Customer engagement marketing*. Palgrave Macmillan, Cham, 2018, pp. 119–139.
15. Potdar B., Guthrie J., Gnoth J. *International Journal of Retail & Distribution Management*. 2018, vol. 46, no. 1, pp. 49–69.
16. Moon M. A., Attiq S. *Pakistan Journal of Commerce and Social Sciences*. 2018, vol. 12, no. 2, pp. 548–570.
17. Liu P., He J., Li A. *Computers in Human Behavior*. 2019, vol. 96, pp. 133–140.
18. Chen C. C., Yao J. Y. *The perspective of the Stimulus-Organism-Response model, Telematics and Informatics*. 2018, vol. 35, no. 5, pp. 1249–1262.
19. Paço A. do., Shiel C., Alves H. *Journal of cleaner production*. 2019, vol. 207, pp. 998–1006.
20. Kaggle official website [Online]. Available at: www.kaggle.com

Иващенко Антон Владимирович
 доктор технических наук, профессор,
 заведующий кафедрой вычислительной
 техники,
 Самарский государственный
 технический университет
 (Россия, г. Самара,
 ул. Молодогвардейская, 244)
 E-mail: anton.ivashenko@gmail.com

Ivashchenko Anton Vladimirovich
 doctor of technical sciences, professor,
 head of sub-department
 of computer engineering,
 Samara State Technical University
 (244 Molodogvardeyskaya street,
 Samara, Russia)

Столбова Анастасия Александровна
кандидат технических наук, доцент,
кафедра информационных систем
и технологий,
Самарский национальный
исследовательский университет
имени академика С. П. Королева
(Россия, г. Самара, Московское шоссе, 34)
E-mail: anastasiya.stolbova@bk.ru

Stolbova Anastasiya Aleksandrovna
candidate of technical sciences,
associate professor,
sub-department of information systems
and technologies,
Samara University
(34 Moskovskoe highway, Samara, Russia)

Образец цитирования:

Иващенко, А. В. Рекурсивная декомпозиция в бирже больших данных на примере анализа покупательской активности пользователей социальных сетей / А. В. Иващенко, А. А. Столбова // Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе. – 2019. – № 4 (32). – С. 5–15.