

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СПРОСА НА РЫНКЕ ДОРОЖНО-СТРОИТЕЛЬНОЙ ТЕХНИКИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИНСТРУМЕНТОВ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ

*Р.Р. Габдулин*¹, nadsistema@yandex.ru

*Е.А. Лясковская*², elen_lea@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0003-2763-0857>

*А.М. Коровин*², korovinam@susu.ru

*Е.А. Рец*², retcea@susu.ru

¹ ООО «Челябинский тракторный завод – Уралтрак», Челябинск, Россия

² Южно-Уральский государственный университет, Челябинск, Россия

Аннотация. Развитие цифровой экономики, высокий уровень неопределённости внешней среды, политические и экономические конфликты, изменение глобальных сырьевых рынков диктуют потребность в разработке и применении новых методов управления социально-экономическими системами, среди которых задачи прогнозирования спроса являются одними из самых значимых и сложных. От точности определения доли рынка и оценок факторов конкурентоспособности зависят не только показатели использования ресурсного потенциала предприятия, его ликвидности и рентабельности, но также и стратегическая эффективность и устойчивость. **Цель исследования:** разработка и апробация метода прогнозирования спроса на промышленном предприятии с использованием метода интеллектуального анализа данных, позволяющего принимать превентивные управленческие воздействия на потребительские характеристики товара для достижения целевой доли рынка. **Материалы и методы:** логические индукция и дедукция, анализа и синтеза, логический и статистический анализ, экономико-математическое моделирование, методы интеллектуального анализа данных, построение деревьев решений. В работе рассмотрены ключевые особенности, главные факторы и основные подходы прогнозирования спроса на промышленных предприятиях в современных условиях, современные методы, используемые для прогнозирования спроса в условиях нестабильной среды; обоснована целесообразность использования методов интеллектуального анализа данных для решения задач прогнозирования спроса на промышленных предприятиях. Использовано программное обеспечение Deductor, See5, WizWhy. **Результаты.** Разработаны метод прогнозирования спроса на промышленном предприятии, основанный на использовании интеллектуального анализа данных – построении деревьев решений – с использованием автоматических программных комплексов. Особенностью метода является его универсальный характер – он может быть использован для построения прогнозов в различных отраслях промышленности. **Заключение.** Практическая значимость разработанного метода заключается в возможности его использования в принятии организационно-управленческих решений, направленных на изменение потребительских свойств продукции, реализация которых позволит достичь заданных значений доли рынка. Выявлены ключевые факторы конкурентоспособности продукции на рынке дорожно-строительной техники; даны рекомендации по дальнейшему развитию метода прогнозирования доли рынка и объема спроса. Апробация метода проведена на российском рынке дорожно-строительной техники. Рассмотрены возможности использования программ WizWhy, Deductor и See5 в рамках реализации метода на практике и сделаны выводы о достоверности результатов прогнозов, полученных с их использованием.

Ключевые слова: интеллектуальный анализ данных, дерево решений, маркетинговые исследования, прогнозирование спроса

Для цитирования: Прогнозирование спроса на рынке дорожно-строительной техники с использованием инструментов интеллектуального анализа данных / Р.Р. Габдулин, Е.А. Лясковская, А.М. Коровин, Е.А. Рец // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». 2022. Т. 22, № 3. С. 117–131. DOI: 10.14529/ctcr220311

Original article
DOI: 10.14529/ctcr220311

FORECASTING DEMAND IN THE ROAD CONSTRUCTION MACHINERY MARKET USING DATA MINING

R.R. Gabdulin¹, nadsistema@yandex.ru

E.A. Lyaskovskaya², elen_lea@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0003-2763-0857>

A.M. Korovin², korovinam@susu.ru

E.A. Rets², retcea@susu.ru

¹ LLC “Chelyabinsk Tractor Plant – Uraltrak”, Chelyabinsk, Russia

² South Ural State University, Chelyabinsk, Russia

Abstract. The development of the digital economy, a high level of uncertainty in the external environment, political and economic conflicts, changes in global commodity markets dictate the need to develop and apply new methods for managing socio-economic systems, among which the tasks of forecasting demand are among the most significant and complex. From the accuracy of determining the market share and assessing the factors of competitiveness depend not only on the indicators of the use of the enterprise's resource potential, its liquidity and profitability, but also on strategic efficiency and sustainability. **The purpose** of the study is to develop and test a method for forecasting demand at an industrial enterprise using the data mining method, which makes it possible to take preventive management actions on the consumer characteristics of a product in order to achieve the target market share. **Materials and methods:** logical induction and deduction, analysis and synthesis, logical and statistical analysis, economic and mathematical modeling, methods of data mining, building decision trees. The paper considers the key features, main factors and main approaches to forecasting demand at industrial enterprises in modern conditions, modern methods used to forecast demand in an unstable environment; the expediency of using data mining methods for solving the problems of forecasting demand in industrial enterprises is substantiated. Used software Deductor, See5, WizWhy. **Results.** A method has been developed for forecasting demand at an industrial enterprise, based on the use of data mining – building decision trees – using automatic software systems. A feature of the method is its universal nature – it can be used to build forecasts in various industries. **Conclusion.** The practical significance of the developed method lies in the possibility of its use in making organizational and managerial decisions aimed at changing the consumer properties of products, the implementation of which will allow reaching the specified values of the market share. The key factors of competitiveness of products in the market of road construction equipment have been identified; recommendations are given for the further development of the method of forecasting the market share and volume of demand. Approbation of the method was carried out on the Russian market of road construction equipment. The possibilities of using the programs WizWhy, Deductor and See5 within the framework of the implementation of the method in practice are considered and conclusions are drawn about the reliability of the results of forecasts obtained with their use.

Keywords: data mining, decision tree, market research, demand forecasting

For citation: Gabdulin R.R., Lyaskovskaya E.A., Korovin A.M., Rets E.A. Forecasting demand in the market of road construction equipment using data mining. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Computer Technologies, Automatic Control, Radio Electronics*. 2022;22(3):117–131. (In Russ.) DOI: 10.14529/ctcr220311

Введение

Прогнозирование спроса является одной из наиболее важных задач в управлении макро- и микроэкономическими системами. В первом случае она выступает основой для разработки государственной политики в области регулирования отдельных рынков и отраслей. Во втором случае она является основой для организации финансово-хозяйственной деятельности предприятия, так как прогнозирование – это отправная точка процессов планирования и бюджетирования в деятельности предприятия, от которых зависит управление ресурсами, проектами и программами. Несмотря на то, что современные предприятия являются полифункциональными открытыми динамическими системами, их основной функцией остается удовлетворение существующих на рынке потребностей, для выявления и количественного измерения которых необходим специальный методический инструментарий.

Современные рыночные явления и процессы в долгосрочном и среднесрочном периодах являются функцией большого числа факторов. Для учета их совместного влияния на величину объема продаж целесообразно использовать многофакторные модели [1]. Однако их использование не гарантирует высокую точность прогноза, так как они не учитывают возможные изменения факторов, влияющих на прогноз, поэтому прогнозирование наиболее эффективно использовать в комплексе с другими видами анализа [2]. Создание прогнозных моделей позволяет предприятиям выявить потребности различных категорий клиентов [3].

Закономерно, что методический инструментарий для прогнозирования в современных социально-экономических системах зависит от характеристик этих систем и среды, в которой они функционируют. Главное понятие, характеризующее современную экономическую действительность, – это цифровизация и становление цифровой экономики. Согласно «Стратегии развития информационного общества 2030» [4] цифровая экономика – «хозяйственная деятельность, в которой ключевым фактором производства являются данные в цифровом виде». В условиях цифровой экономики роль данных, информации и знаний в управлении и прогнозировании трудно переоценить. Одновременно с ростом значимости данных в управлении возникают новые требования к методам их систематизации, хранения и обработки. Управление на основе данных диктует потребность в использовании нового методического обеспечения, которое называют интеллектуальным анализом данных. Его задачей является трансформация «сырых» данных в ценные знания, необходимые и достаточные для принятия надежных организационно-управленческих решений. Сфера применения интеллектуального анализа данных достаточно обширна и включает как технические, так естественно-научные и социально-гуманитарные сферы. Однако наибольшее распространение он получил в экономике и управлении, став действенным инструментом принятия бизнес-решений, среди которых большое значение имеют решения в области маркетинга – прежде всего по прогнозированию спроса.

«Отправными точками» при построении прогнозов спроса выступают следующие моменты. Во-первых, существующая на предприятии организация служб маркетинга и продаж; во-вторых, существующие на рынке ключевые факторы, силы и возможности, определяющие формирование спроса на продукцию предприятия; в-третьих, имеющаяся в наличии информация для разработки прогнозов [5].

Для прогнозирования спроса учитываются следующие группы показателей и параметров [6]:

- конкурентные характеристики рынка;
- параметры основного и производного спроса;
- стадия жизненного цикла товара;
- характеристики рыночных факторов и условий;
- потенциал рынка и потенциал продаж;
- доля рынка отдельных производителей.

Методы прогнозирования спроса, несмотря на свою многочисленность, подразделяются на две большие группы – статистические и экспертные. В основе статистических методов лежит построение, верификация и использование экономико-математических моделей (чаще всего регрессионных) для предсказания значений спроса в определенные моменты времени, основанных на ретроспективных данных. Экспертные методы основываются на использовании субъективной информации, обобщающей опыт экспертов в определенной области. Они используются при отсутствии и/или неполноте статистической информации, изменчивости и неопределенности среды, когда тенденции прошлого, скорее всего, не сохранятся в будущем.

В условиях нестабильной и динамично изменяющейся внешней среды особую актуальность приобретает использование экономико-математических методов и моделей прогнозирования спроса крупных промышленных предприятий, базирующихся на сочетании нескольких подходов. Рассмотрим некоторые из них, предлагаемые современными исследователями.

Прогнозирование на основе ARIMA-модели. Это гибкая модель авторегрессии и проинтегрированного скользящего среднего, описывающая совокупность характеристик временных рядов. Авторегрессия означает, что «каждое значение ряда находится в линейной зависимости от предыдущих значений». Скользящее среднее означает, что «в ошибках модели в предшествующие периоды сосредоточена информация обо всей предыстории ряда». Согласно схеме скользящего среднего, «оценкой текущего уровня является взвешенное среднее всех предшествующих уровней». При этом веса при наблюдениях уменьшаются по мере удаления от последнего уровня –

информационная ценность наблюдений тем выше, чем ближе они к концу интервала наблюдений. ARIMA-прогнозирование включает ряд этапов: определение авторегрессионной модели и архитектуры ARIMA-модели, апробацию на основе количественных данных, отбор модели для прогнозирования, прогнозирование и верификацию прогноза [7].

Прогнозирование с использованием теории нечетких множеств. В условиях отсутствия точной статистической информации, характеризующей динамику спроса, теория нечетких множеств является надежным инструментом для формализации задач прогнозирования. Как в задачах классической регрессии, так и задачах нечеткой регрессии необходимо определить количественные зависимости между входными данными (факторами, влияющими на величину спроса) и выходными данными (величиной спроса). Однако в отличие от задач классической регрессии параметрами реляционных моделей выступают «нечеткие симметрические доверительные тройки чисел» или числа, показывающие «неизвестный параметр с заданной надежностью». Для построения нелинейной регрессионной модели используются данные временных рядов, а решение сводится к решению задач линейного программирования с пороговым значением [8].

Прогнозирование с использованием нейросетевого и непараметрического подходов. В настоящее время получают распространение методы прогнозирования спроса, объединяющие несколько подходов, например, непараметрический и нейросетевой. Для аппроксимации таблично заданной функции строится и обучается нейронная сеть. Выборки для обучения образуют имеющиеся временные точки. В основе непараметрического метода лежит гипотеза о рациональном поведении потребителей, согласно которой функция спроса определяется как максимум вогнутой функции полезности на некотором бюджетном множестве [9].

Современный мир находится на пороге глобального системного кризиса, пронизывающего все составляющие современной экономической системы [10]. Сложность прогнозирования спроса через определение доли рынка для промышленных предприятий определяется изменчивостью внутренней и внешней среды; большим числом факторов, влияющих на принятие решений о выборе продукции определенного производителя; требованиями-ограничениями, диктуемыми со стороны государства и комплексом внутренних социально-экономических и организационно-управленческих факторов. Коронавирусная пандемия, сопровождающаяся изменением экономических систем, политические конфликты и экономические войны, высокая волатильность на мировых сырьевых рынках обуславливают целесообразность использования интеллектуального анализа данных в задачах прогнозирования спроса [11].

Теория

За рубежом интеллектуальный анализ данных обозначается термином Data Mining. Предназначенный для «поиска в больших объемах данных неочевидных, объективных и полезных на практике закономерностей» Data Mining с 1983 года является одним из самых востребованных направлений в научных исследованиях, о чем свидетельствует информация из базы данных SCOPUS (рис. 1).

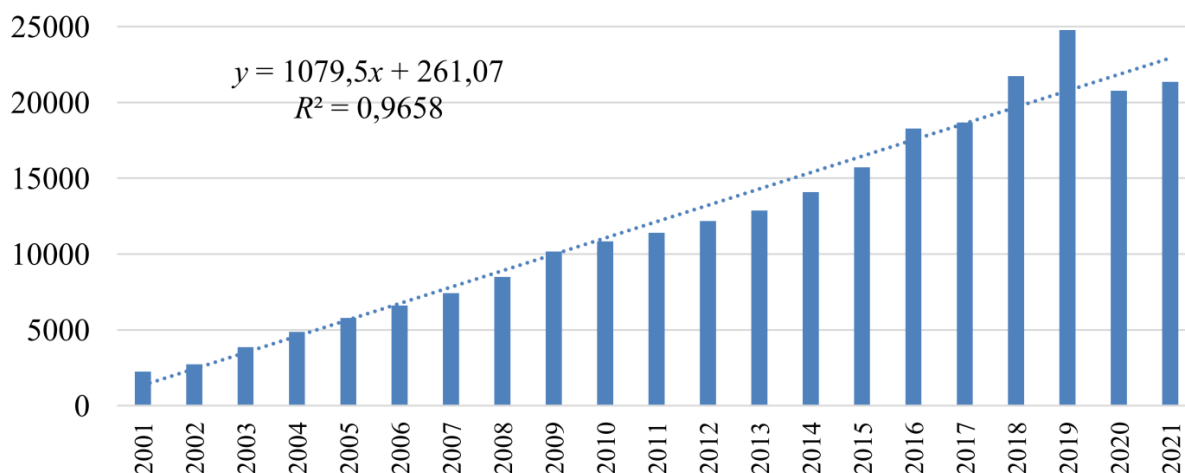


Рис. 1. Растущий тренд Data Mining в современных исследованиях
Fig. 1. The growing trend of Data Mining in modern research

Data Mining используется во многих сферах – в оценке рисков, кластеризации, формировании рекомендаций. Программные продукты, позволяющие осуществлять поиск закономерностей и тенденций, которые аналитику сложно выявить «невооруженным взглядом» из-за высокой сложности связей между ними, а также их большого объема, становятся действенным инструментом в принятии решений.

Преимущества концепции Data Mining заключаются в том, что она предусматривает возможность анализа «неточных, неполных, противоречивых и разнородных данных, понимание которых для решения прикладных задач требует существенных «интеллектуальных затрат». Кроме того, сами алгоритмы Data Mining «обладают элементами интеллекта», так как способны «обучаться по прецедентам – делать выводы из отдельных наблюдений». Отсюда Data Mining не может быть сведен к отдельным «конкретным технологиям». Посредством комплекса математических и статистических алгоритмов (требующих для создания больших интеллектуальных усилий и экспертных знаний) происходит кластеризация, создание сверхвыборок, корреляционно-регрессионный анализ с целью разработки моделей экономических процессов, на основании которых можно строить прогнозы социально-экономических показателей, необходимых для планирования деятельности. Для промышленных предприятий это реализуется в виде зависимости доли рынка (характеризующей объем спроса для конкретного участника) от факторов конкурентоспособности продукта.

В основе Data Mining лежит «концепция шаблонов», поиск которых производится методами «без каких-либо априорных предположений» [12]. Выделяют пять стандартных типов закономерностей, которые можно выявлять с помощью технологий Data Mining – ассоциация, последовательность, классификация, кластеризация, прогнозирование. Data Mining может быть реализован как «обычными системами баз данных и самостоятельно созданными инструментами», так и с использованием программных пакетов и продуктов. В последнее время получают распространение «комбинированные системы хранения и обработки данных», позволяющие «рассматривать наборы данных как с традиционными базами данных SQL, так и с необработанными текстовыми данными, с наборами «ключ/значение», документальными базами. Например, «кластерные базы данных» (Couchbase Server, Hadoop, CouchDB, Cassandra) позволяют организовать хранение и обработку данных способами, не отвечающими обычной табличной структуре» [13].

Таким образом, Data Mining предполагает синтез широкого математического инструментария и последних достижений в сфере хранения и обработки больших данных», объединяя «строго формализованные методы и методы неформального анализа».

Методы и приемы, реализуемые Data Mining, определяются спецификой конкретной задачи. Для решения задач прогнозирования спроса целесообразно использовать кластеризацию путем построения деревьев решений – разделение покупателей на группы в соответствии с выделенными признаками, и прогнозирование – установление функциональных зависимостей между характеристиками продукции (цена, надежность, производительность, эргономика) и показателями объема продаж, доли рынка и конкурентоспособности предприятий. Деревья решений являются одним из самых популярных и мощных инструментов интеллектуального анализа данных, позволяющих эффективно решать задачи классификации, а также прогнозирования следующего возможного события. Они основаны на рекурсивном разбиении исходного множества объектов на подмножества, называемые кластерами. Дерево решений – это модель, основанная на «обобщении опыта экспертов» и обладающая рядом достоинств: «для ее построения требуется меньше времени, чем для обучения нейронных сетей; она легко интерпретируется и интуитивно понятна человеку, в отличие от нейронных сетей, являющихся по своей природе черным ящиком; на вход алгоритма деревьев решений можно подавать любое количество параметров, алгоритм сам выберет наиболее значимые параметры, и только они будут фигурировать в построенном дереве; точность прогноза деревьев решений сопоставима со статистическими методами; алгоритмы построения деревьев решений имеют методы специальной обработки пропущенных данных; деревья решений успешно работают как с числовыми, так и строковыми значениями» [14, 15]. Объемы данных, которые необходимо использовать для принятия маркетинговых решений, диктует необходимость использования инструментов автоматического анализа данных с использованием средств автоматизации.

Метод

В основе прогнозирования спроса через определение доли участника на рынке дорожно-строительной техники лежит построение дерева решений с учетом потребительских характеристик продукции. Для анализа выбран высоко конкурентный российский рынок гусеничных бульдозеров. Это второй по объему в денежном выражении рынок среди всех видов дорожно-строительной техники после рынка гусеничных экскаваторов (рис. 2).



Рис. 2. Среднегодовые объемы продуктовых сегментов рынка дорожно-строительной техники в денежном выражении за 2017–2021 годы, млрд руб.

Fig. 2. Average annual volumes of product segments of the road construction equipment market in monetary terms for 2017–2021, billion rubles

Данный рынок характеризуется высокой динамикой структуры: наблюдаются разнонаправленные изменения долей рынка участников. За период с 2007 по 2021 годы на рынке происходили события, которые оказали существенное влияние на доли рынка всех без исключения участников:

- проведено три антидемпинговых расследования и введены антидемпинговые пошлины против всех китайских производителей (2015, 2018 и 2021 годы);
- правительством Российской Федерации введен утилизационный сбор на технику, а также создан механизм его компенсации для отечественных производителей, подтвердивших статус российского происхождения (начиная с 2016 года);
- изменились собственники у двух из трех крупных российских участников рынка, один из которых прошел через процедуру конкурсного управления (2011 и 2018 годы);
- правительством Российской Федерации реализуется программа импортозамещения при государственных закупках (начиная с 2015 года);
- введены санкционные ограничения на поставку комплектующих двойного назначения со стороны западных стран (начиная с 2015 года);
- сформировался рыночный сегмент восстановленной техники, производители которой получают сертификат или декларацию о соответствии Евразийского экономического союза (ранее Таможенного союза) и реализуют ее под видом новой (начиная с 2010 года);
- трижды курс доллара США, от которого напрямую зависит цена импортной техники, в моменте прирастал на величину, превышающую 50 % (февраль 2009, февраль 2015, февраль 2016 годов);
- Россия вступила во Всемирную торговую организацию, что привело к снижению ввозных таможенных пошлин на бульдозеры с 10 до 5 %, а также к существенному усложнению процедур защиты внутреннего рынка от недобросовестной международной конкуренции, требующих отстаивания спорных позиции в штаб-квартире ВТО в Женеве (2012 год);
- организован Таможенный союз Евразийского экономического союза, что позволило не только применять единые таможенные тарифы и другие меры регулирования при торговле с

третьими странами, но и снизить цены на комплектующие, производимые в странах – членах союза (2010 год) и др.

Этапы разработанного метода прогнозирования спроса с учетом доли на рынке дорожно-строительной техники представлены в табл. 1.

Метод прогнозирования спроса с учетом доли рынка

Таблица 1

Demand forecasting method based on market share

Table 1

Этап	Содержание этапа
Этап 1	Подготовка статистической информации: выбор источников информации, определение анализируемого периода, формирование реляционной базы данных с заданными полями
Этап 2	Определение всех участников рынка, действующих в анализируемый период
Этап 3	Формирование укрупненных групп участников рынка по критерию идентичности потребительских характеристик
Этап 4	Определение набора ключевых потребительских характеристик (факторов конкурентоспособности) продукта
Этап 5	Формирование укрупненных групп факторов конкурентоспособности продукта
Этап 6	Определение шкалы для количественной оценки факторов конкурентоспособности участников рынка
Этап 7	Экспертная оценка участников рынка по факторам конкурентоспособности в каждом анализируемом периоде и дополнение полученными значениями укрупненной базы данных
Этап 8	Расчет фактической доли рынка для каждого участника за анализируемый период и дополнение полученными значениями укрупненной базы данных
Этап 9	Нормирование групп долей рынка
Этап 10	Подготовка массива данных для проведения анализа и построения дерева решений
Этап 11	Выбор программного средства для проведения анализа (например, Deductor, See5, WizWhy и др.)
Этап 12	Загрузка базы данных в выбранную программу, проведение анализа, получение результатов
Этап 13	Графическая визуализация полученных результатов
Этап 14	Оценка достоверности полученных результатов
Этап 15	В случае неудовлетворительной оценки (менее 60 %) достоверности полученных результатов необходимо вернуться к этапу 3 либо завершить анализ
Этап 16	Ранжирование факторов конкурентоспособности, влияющих на размер доли рынка участников
Этап 17	Прогнозирование доли рынка участника (объекта исследования) с учетом текущих оценок факторов конкурентоспособности
Этап 18	Прогнозирование объема спроса на продукцию участника рынка путем перемножения полученной доли на ожидаемый объем рынка в целом
Этап 19	Принятие управленческого решения по изменению факторов конкурентоспособности объекта исследования для достижения заданной доли рынка (в случае получения неудовлетворительных оценок прогнозируемого объема спроса участника рынка)

В качестве членов экспертной группы могут выступать работники маркетинговых служб производителей и представители дилерских организаций импортеров. Статистической базой могут выступать обзоры отраслевых ассоциаций, а также база импорта Федеральной таможенной службы России. Для определения ключевых потребительских характеристик продукта могут использоваться опросы эксплуатирующих организаций.

Результат

Объем российского рынка гусеничных бульдозеров рассчитан как сумма импортируемых товаров (по данным Федеральной таможенной службы России) [16] и объема реализации российских участников (по данным российской ассоциации производителей специализированной техники и оборудования «Росспецмаш» [17], а также аналитической консалтинговой компании ОАО «Автосельхозмаш-холдинг») [18].

Для анализа рынок бульдозеров укрупненно разделен между пятью участниками. Китайские и западные бренды объединены в группы, так как обладают практически идентичными наборами потребительских характеристик. Российские предприятия существенно отличаются между собой по факторам конкурентоспособности, поэтому анализируются отдельно. Для обеспечения конфиденциальности российские конкуренты обозначены номерами:

- 1) российский конкурент № 1;
- 2) российский конкурент № 2;
- 3) российский конкурент № 3;
- 4) китайские бренды (Shantui, Zoomlion, Shehwa, SEM и др.);
- 5) западные бренды (Caterpillar, Komatsu, John Deere, Liebherr и др.).

Факторы конкурентоспособности продукта, создающие ценность для клиента на рынке бульдозеров, укрупненно разделены на 3 группы:

- 1) цена (включает первоначальную стоимость, а также стоимость владения за жизненный цикл);
- 2) качество (включает надежность, ресурс, эргономику);
- 3) сроки (включает сроки отгрузки техники с момента внесения предоплаты, а также сроки восстановления техники в случае нарушения ее работоспособности).

За период с 2007 по 2021 год по каждому конкуренту дана экспертная оценка по каждому фактору конкурентоспособности. Сформирован массив данных из 225 значений (оценка 5 конкурентов по 3 факторам конкурентоспособности за 15 лет). Чем выше балл, выставленный экспертом, тем выше конкурентоспособность по данному фактору. Далее рассчитана фактическая доля рынка каждого участника в натуральном выражении.

На рис. 3 представлена фактическая структура российского рынка гусеничных бульдозеров за период с 2007 по 2021 годы, что подтверждает высокую разнонаправленную динамику долей всех участников. Для обеспечения конфиденциальности данные по всем участникам рынка обезличены.

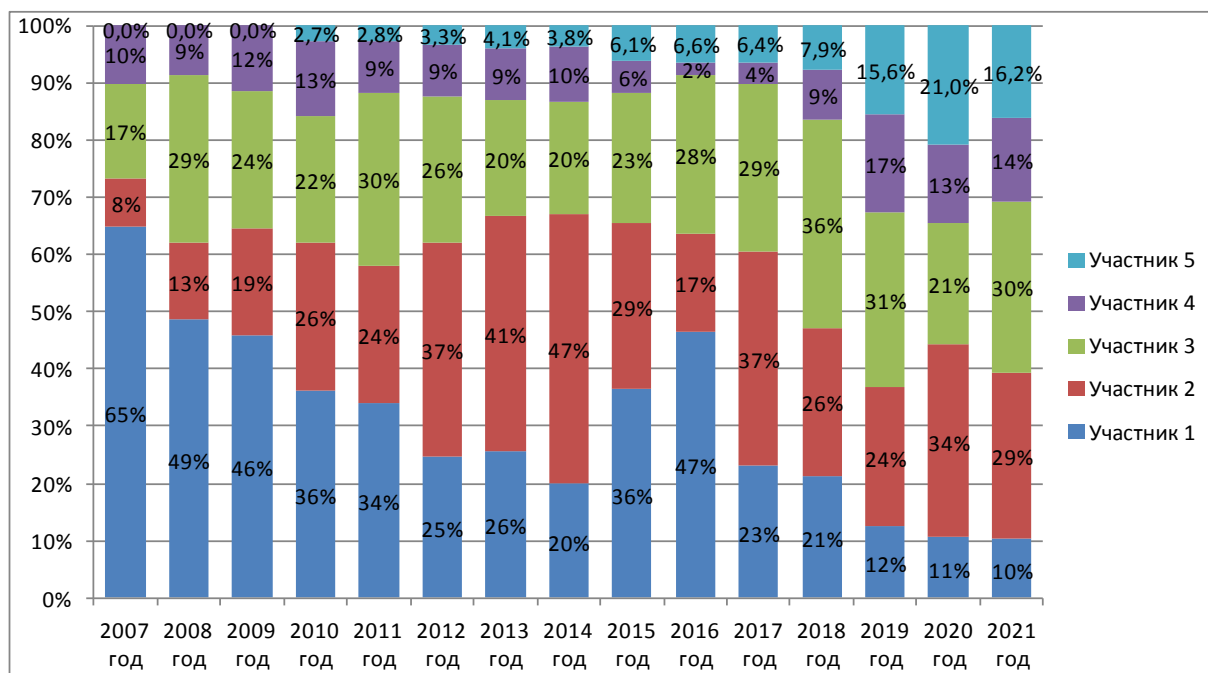


Рис. 3. Структура российского рынка бульдозеров
Fig. 3. The structure of the Russian market of bulldozers

В результате массив данных увеличен еще на 75 значений с фактическими долями рынка (доли 5 конкурентов за 15 лет) – конечный массив данных составил 300 значений. Для прогнозирования доли рынка участников произведено нормирование групп долей рынка:

- группа 1 – доля рынка до 10 % (низкая);
- группа 2 – доля рынка от 10 до 25 % (средняя);
- группа 3 – доля рынка более 25 % (высокая).

Для успешной загрузки, правильного распознавания формата (строковый / вещественный или дискретный / непрерывный) и преобразования данных из имеющегося файла MS Excel в аналитические программы преобразуем текст из кириллицы в латиницу, а также исключим использование пробелов (Цена – Price, Качество – Quality, Сроки – Time).

Для проведения анализа использованы три программы для построения дерева решений: Deductor, See5, WizWhy [19–21]. Отметим, что программа See5 создана для построения деревьев решений, Deductor – многопрофильный инструмент для интеллектуального анализа данных, WizWhy является программой для «обнаружения правил».

Результаты использования представленного в табл. 1 метода представлены на рис. 4–9 в виде деревьев решений в логическом и графическом видах.

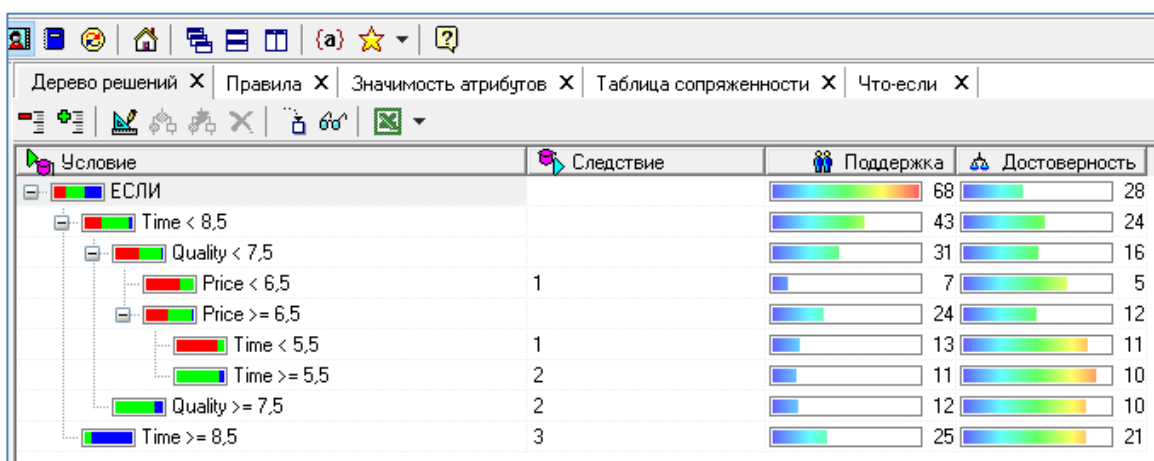


Рис. 4. Результаты расчетов в программе Deductor Studio Academic
Fig. 4. Results of calculations in the program Deductor Studio Academic

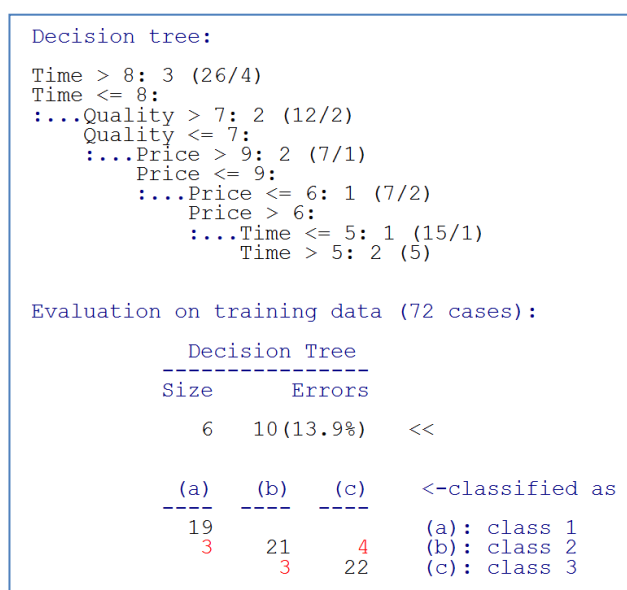


Рис. 5. Результаты расчетов в программе See5
Fig. 5. Results of calculations in the program See5

		The following conditions explain when MarketShareRank is more than 2,08
Conditions		
1	Price is 9,00 ... 10,00 (average = 9,58) and Time is 9,00 ... 10,00 (average = 9,42)	
2	Quality is 8,00 ... 10,00 (average = 9,05) and Time is 9,00 ... 10,00 (average = 9,41)	

		The following conditions explain when MarketShareRank is not more than 2,08
Conditions		
1	Price is 6,00 ... 8,00 (average = 7,50) and Time is 1,00 ... 7,00 (average = 4,75)	
2	Quality is 5,00 ... 6,00 (average = 5,80)	
3	Price is 6,00 ... 8,00 (average = 7,06) and Quality is 7,00	
4	Time is 1,00 ... 7,00 (average = 5,26)	
5	Time is 8,00	

Рис. 6. Результаты расчетов в программе WizWhy
Fig. 6. Results of calculations in the program WizWhy

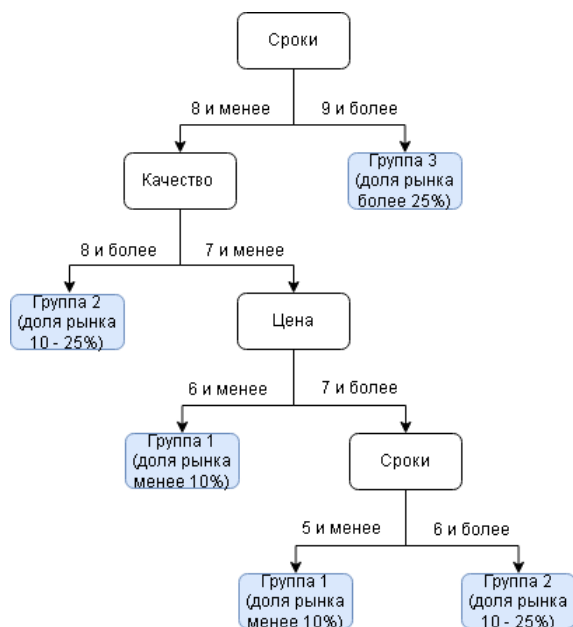


Рис. 7. Визуализация дерева решений на основе расчетов в программе Deductor
Fig. 7. Visualization of a decision tree based on calculations in the Deductor program

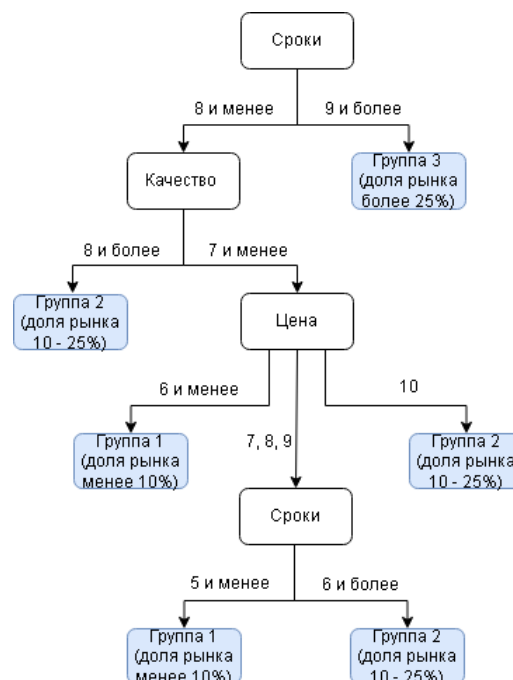


Рис. 8. Визуализация дерева решений на основе расчетов в программе See5
Fig. 8. Visualization of a decision tree based on calculations in the See5 program

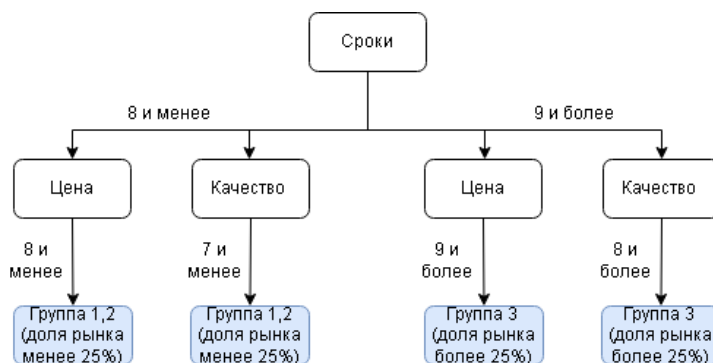


Рис. 9. Визуализация дерева решений на основе расчетов в программе WizWhy
Fig. 9. Visualization of a decision tree based on calculations in the WizWhy program

Из результатов расчета, визуальных моделей деревьев решений можно сделать следующие выводы:

- результаты, полученные с помощью трех программ, идентичны;
- наблюдается полное логическое и существенное графическое совпадение результатов использования программ Deductor и See5;
- результаты использования программы WizWhy, не позволяют построить полноценное дерево решений, так как определены только два из трех возможных вариантов варианта – либо первая и вторая группа (доля рынка до 25 %), либо третья группа (доля рынка более 25 %). Также логика построения позволила выделить фактически только два варианта: при различном разбиении по полю «Срок» можно подобрать два варианта с определенными границами по полю «Цена» и «Качество».

В табл. 2 представлены результаты построения деревьев решений с помощью программ Deductor, See5, WizWhy.

Таблица 2

Сравнение результатов построения деревьев решений в трех программах

Table 2

Comparison of the results of building decision trees in three programs

Программа	Ранг результирующих факторов (этап 16)	Размер дерева решений, число вариантов	Общая достоверность результатов (этап 14)	Результаты распределения групп с различными долями рынка с учетом количества случаев и оценки достоверности результатов
Deductor	1. Срок 2. Качество 3. Цена	6	83,8 %	Группа 1: 20 случаев (80 %) Группа 2: 23 случая (87 %) Группа 3: 25 случаев (84 %)
See5	1. Срок 2. Качество 3. Цена	5	86,1 %	Группа 1: 19 случаев (100 %) Группа 2: 21 случай (75 %) Группа 3: 22 случая (92 %)
WizWhy	1. Срок 2. Цена и Качество	4	93,1 %	Группы 1 и 2: 45 случаев (94 %) Группа 3: 22 случая (92 %)

Общая достоверность результатов, полученных с использованием каждой программы, находится на приемлемом уровне (у каждой модели выше 80 %). Результаты распределения групп с различными долями рынка с учетом количества случаев и оценки достоверности результатов в целом совпадают. В соответствии с полученными результатами если фактор конкурентоспособности «Сроки» оценивается 9 и более, то предполагается, что доля рынка будет высокой (более 25 %) с вероятностью от 84 до 92 %. В противном случае, если фактор конкурентоспособности «Сроки» оценивается 8 и менее, а фактор «Качество» оценивается 8 и более, то предполагается, что доля рынка будет средней (от 10 до 25 %). Аналогичный прогноз можно дать, если фактор «Сроки» попадает в диапазон 6–7, фактор «Качество» – 8 и более, а фактор «Цена» – 7 и более. Вероятность достижения средней доли рынка в данных случаях оценивается от 75 до 87 %. Во всех остальных случаях доля рынка прогнозируется на низком уровне, то есть до 10 %.

Таким образом, на российском рынке бульдозеров наибольшую важность имеет фактор конкурентоспособности «Сроки», вторым по значимости является фактор «Качество», последним – «Цена». Поэтому для достижения требуемой доли на российском рынке гусеничных бульдозеров управленческие воздействия необходимо в первую очередь направлять на фактор конкурентоспособности «Сроки», который включает сроки отгрузки техники, а также сроки ее восстановления после выхода из строя. Во вторую очередь управленческие воздействия необходимо направлять на фактор конкурентоспособности «Качество», который включает надежность, ресурс, эргономику техники. В третью очередь управленческие воздействия необходимо направлять на фактор «Цена». Для прогнозирования доли участника рынка с учетом известных факторов конкурентоспособности целесообразно использовать программы Deductor и See5. В связи с ограниченностью числа вариантов решений программу WizWhy рекомендуется использовать как дополнение в случае получения спорных или противоречивых результатов.

Выводы

Особую роль среди современных задач организационного управления имеют задачи прогнозирования спроса на крупных промышленных предприятия. Для их решения в условиях цифровой среды целесообразно использовать методы интеллектуального анализа данных, обладающие рядом преимуществ в сравнении с классическими методами формализованного и неформального анализа. Разработанный метод прогнозирования спроса основан на построении дерева решений и использовании автоматических программных комплексов, он может быть использован для построения прогнозов доли рынка в различных отраслях промышленности. Метод позволяет определить зависимость между ключевыми потребительскими характеристиками (факторы конкурентоспособности) продукции и долями участников рынка. Оказывая управленческое воздействие на факторы конкурентоспособности, менеджмент получает возможность обеспечивать целевые значения объемов продаж. Гибкость метода в отношении входных параметров – групп потребительских характеристик, групп участников рынка и нормирования доли рынка – позволяет достигать заданных уровней надежности прогноза. Практическая значимость разработанного метода заключается в возможности его использования для принятия организационно-управленческих решений, направленных на изменение потребительских свойств продукции, реализация которых позволит достичь заданных значений доли рынка.

Список литературы

1. Прогнозирование продаж на рынках отдельных групп товаров и услуг с применением методов интеллектуального анализа данных / О.А. Лукинова, Н.Д. Писаренко, Л.В. Смарчкова, П.В. Самойлов // Вестник Самарского государственного экономического университета. 2015. № 9. С. 73–77.
2. Николаев С.В., Пронина О.Ю., Баженов Р.И. Исследование методов интеллектуального анализа для формирования краткосрочного прогноза в программной среде Statistica // Экономика и менеджмент инновационных технологий. 2015. № 7. [Электронный ресурс]. URL: <https://ekonomika.snauka.ru/2015/07/9500> (дата обращения: 01.05.2022).
3. Дюк В.А., Флегонтов А.В., Фомина И.К. Применение технологий интеллектуального анализа данных в естественнонаучных, технических и гуманитарных областях // Известия Российского государственного педагогического университета им. А.И. Герцена. 2011. № 138. С. 77–84.
4. Указ Президента Российской Федерации от 09.05.2017 г. № 203 «О стратегии развития информационного общества в Российской Федерации на 2017-2030 годы». Вступил в силу с 9 мая 2017 года [Электронный ресурс]. URL: <http://static.kremlin.ru/media/acts/files/0001201705100002.pdf> (дата обращения: 01.05.2022).
5. Амирханова П.М. Методы прогнозирования спроса // Вестник науки. 2020. № 4 (25). С. 40–43.
6. Юшин А.А. Методические основы прогнозирования спроса // Национальная ассоциация ученых. 2015. № 2-2 (7). С. 111–115.
7. Миролюбова А.А., Ермолаев А.Д., Прокофьев М.Б. ARIMA – прогнозирование спроса производственного предприятия // Современные наукоемкие технологии. Региональное приложение. 2021. № 2 (66). С. 50–55. DOI: 10.6060/snt.20216602.0007
8. Горчакова Д.А., Шабалов В.А. Нечеткая регрессионная модель планирования поставок продукции металлургического предприятия // Вестник Череповецкого государственного университета. 2019. № 3 (90). С. 9–16. DOI: 10.23859/1994-0637-2019-3-90-1
9. Поспелова Л.Я., Шананин А.А. Прогнозирование потребительского спроса с помощью композиции обобщенного непараметрического и нейросетевого методов // Международный научно-исследовательский журнал. 2019. № 1-2 (79). С. 23–28. DOI: 10.23670/IRJ.2019.79.1.033
10. Мастепанов А.М. Большие циклы и «черные лебеди» // Энергетическая политика. 2020. № 6 (148). С. 4–19.
11. Многомерный (OLAP) анализ данных в управлении процессом создания ценности продукта / О.В. Логиновский, А.М. Коровин, Р.П. Габдулин, Е.А. Лясковская // Умные технологии в современном мире: сб. тр. IV Всерос. науч.-практ. конф., Челябинск, 24–25 ноября 2021 года. 2021. С. 97–105.

12. Нейский И.М. Характеристика технологий и процессов интеллектуального анализа данных // Интеллектуальные технологии и системы: сб. учеб.-метод. раб. и стат. аспирантов и студентов, М.: Изд-во ООО «Эликс+», 2005. Вып. 7. С. 111–122.
13. Кирьянова Е.А., Серебрякова Т.А. Методы интеллектуального анализа данных // Вестник науки. 2018. № 2 (2). С. 3–5.
14. Платформа Loginom: деревья решений [Электронный ресурс]. URL: <https://loginom.ru/blog/decision-tree-p1> (дата обращения: 01.05.2022).
15. BaseGroup Labs: онтология анализа данных [Электронный ресурс]. URL: <https://basegroup.ru/community/articles/ontology> (дата обращения: 01.05.2022).
16. Таможенная статистика внешней торговли РФ: анализ данных таможенной статистики внешней торговли РФ [Электронный ресурс]. URL: <http://stat.customs.ru/analysis> (дата обращения: 01.05.2022).
17. Роспецмаш-Стат: рынок и производство специализированной техники и оборудования в Российской Федерации [Электронный ресурс]. URL: <https://stat.rosspetsmash.ru/authorization> (дата обращения: 01.05.2022).
18. Автосельхозмаш-холдинг: производство и отгрузка тракторной техники предприятиями России [Электронный ресурс]. URL: <https://www.asm-holding.ru/> (дата обращения: 01.05.2022).
19. RuleQuest Research: Data Mining Tools See5 and C5.0 [Электронный ресурс]. URL: <https://www.rulequest.com/see5-info.html> (дата обращения: 01.05.2022).
20. WizSoft: WizWhy Overview [Электронный ресурс]. URL: <https://www.wizsoft.com/products/wizwhy/> (дата обращения: 01.05.2022).
21. Base Group Labs: руководство аналитика Deductor [Электронный ресурс]. URL: https://basegroup.ru/system/files/documentation/guide_analyst_5.2.0.pdf (дата обращения: 01.05.2022).

References

1. Lukinova O.A., Pisarenko N.D., Smarchkova L.V., Samoj-lov P.V. Forecasting sales in the markets of certain groups of goods and services using data mining methods. *Vestnik Samarskogo gosudarstvennogo ekonomicheskogo universiteta*. 2015;9:73–77. (In Russ.)
2. Nikolaev S.V., Pronina O.Yu., Bazhenov R.I. Research of intellectual analysis methods for the formation of a short-term forecast in the Statistica software environment. *Ekonomika i menedzhment innovacionnyh tekhnologij*. 2015;7. Available at: <https://ekonomika.snauka.ru/2015/07/9500> (accessed 01.05.2022). (In Russ.)
3. Dyuk V.A., Flegontov A.V., Fomina I.K. Application of data mining technologies in the natural sciences, technical and humanitarian fields. *Izvestiya Rossijskogo gosudarstvennogo pedagogicheskogo universiteta im. A.I. Gercena*. 2011;138:77–84. (In Russ.)
4. Ukaz Prezidenta Rossijskoy Federatsii ot 09.05.2017 g. N 203 “O strategii razvitiya informacionnogo obshchestva v Rossijskoj Federacii na 2017-2030 gody” Vstupil v silu s 9 maya 2017 goda [Decree of the President of the Russian Federation No. 203 dated 09.05.2017 “On the strategy for the development of the information society in the Russian Federation for 2017-2030”. Entered into force on May 9, 2017]. Available at: <http://static.kremlin.ru/media/acts/files/0001201705100002.pdf> (accessed 01.05.2022). (In Russ.)
5. Amirhanova P.M. Demand Forecasting Methods. *Vestnik nauki*. 2020;4(25):40–43. (In Russ.)
6. Yushin A.A. Methodological bases of demand forecasting. *Nacional'naya asociaciya uchenyh*. 2015;2-2(7):111–115. (In Russ.)
7. Mirolyubova A.A., Ermolaev A.D., Prokof'ev M.B. ARIMA – forecasting the demand of a manufacturing enterprise. *Sovremennye naukoemkie tekhnologii. Regional'noe prilozhenie*. 2021;2(66):50–55. (In Russ.) DOI: 10.6060/snt.20216602.0007
8. Gorchakova D.A., SHabalov V.A. Fuzzy regression model for planning the supply of products of a metallurgical enterprise. *Vestnik CHerepoveckogo gosudarstvennogo universiteta*. 2019;3(90):9–16. (In Russ.) DOI: 10.23859/1994-0637-2019-3-90-1
9. Pospelova L.YA., Shaninin A.A. Forecasting consumer demand using the composition of generalized non-parametric and neural network methods. *Mezhdunarodnyj nauchno-issledovatel'skij zhurnal*. 2019;1-2(79):23–28. (In Russ.) DOI: 10.23670/IRJ.2019.79.1.033

10. Mastepanov A.M. Big cycles and black swans. *Energeticheskaya politika*. 2020;6(148):4–19. (In Russ.)
11. Loginovskij O.V., Korovin A.M., Gabdulin R.R., Lyaskovskaya E.A. Multidimensional (OLAP) data analysis in product value creation process management. In: *Umnye tekhnologii v sovremennom mire: sbornik trudov IV Vserossijskoj nauchno-prakticheskoy konferencii* [Smart Technologies in the Modern World: Proceedings of the IV All-Russian Scientific and Practical Conference]. Chelyabinsk; 2021. P. 97–105. (In Russ.)
12. Nejskij I.M. Characteristics of technologies and processes of data mining. In: *Intellektual'nye tekhnologii i sistemy: sbornik uchebno-metodicheskikh rabot i statej aspirantov i studentov* [Intelligent Technologies and Systems: a Collection of Educational and Methodical Works and Articles of Graduate Students and Students]. Moscow; 2005;7:111–122. (In Russ.)
13. Kir'yanova E.A., Serebryakova T.A. Data Mining Methods. *Vestnik nauki*. 2018;2(2):3–5.
14. *Platforma Loginom: derev'ya reshenij* [Loginom Platform: Decision Trees]. Available at: <https://loginom.ru/blog/decision-tree-p1> (accessed 01.05.2022). (In Russ.)
15. *BaseGroup Labs: ontologiya analiza dannyh* [BaseGroup Labs: data analysis ontology]. Available at: <https://basegroup.ru/community/articles/ontology> (accessed 01.05.2022). (In Russ.)
16. *Tamozhennaya statistika vneshnej torgovli RF: analiz dannyh tamozhennoj statistiki vneshnej torgovli RF* [Customs statistics of foreign trade of the Russian Federation: analysis of data from customs statistics of foreign trade of the Russian Federation]. Available at: <http://stat.customs.ru/analysis> (accessed 01.05.2022). (In Russ.)
17. *RosspetsmashStat: rynek i proizvodstvo specializirovannoj tekhniki i oborudovaniya v Rossijskoj Federacii* [Rosspetsmash Stat: market and production of specialized machinery and equipment in the Russian Federation]. Available at: <https://stat.rosspetsmash.ru/authorization> (accessed 01.05.2022). (In Russ.)
18. *Avtosel'hozmash-holding: proizvodstvo i otgruzka traktornoj tekhniki predpriyatiyami Rossii* [Avtoselkhoz mash-holding: production and shipment of tractor equipment by Russian enterprises]. Available at: <https://www.asm-holding.ru/> (accessed 01.05.2022). (In Russ.)
19. *RuleQuest Research: Data Mining Tools See5 and C5.0*. Available at: <https://www.rulequest.com/see5-info.html> (accessed 01.05.2022).
20. *WizSoft: WizWhy Overview*. <https://www.wizsoft.com/products/wizwhy/> (accessed 01.05.2022).
21. *Base Group Labs: Rukovodstvo Analitika Deductor* [Base Group Labs: Deductor Analyst Guide]. Available at: https://basegroup.ru/system/files/documentation/guide_analyst_5.2.0.pdf (accessed 01.05.2022).

Информация об авторах

Габдулин Рамиль Ринатович, канд. экон. наук, начальник отдела маркетинга, ООО «Челябинский тракторный завод – Уралтрак», Челябинск, Россия; nadsistema@yandex.ru.

Ляковская Елена Александровна, д-р. экон. наук, доц., проф. кафедры цифровой экономики и информационных технологий, Южно-Уральский государственный университет, Челябинск, Россия; elen_lea@mail.ru.

Коровин Александр Михайлович, канд. техн. наук, доц., доц. кафедры информационно-аналитического обеспечения управления в социальных и экономических системах, Южно-Уральский государственный университет, Челябинск, Россия; korovinam@susu.ru.

Рец Евгения Анатольевна, инженер-исследователь кафедры информационно-аналитического обеспечения управления в социальных и экономических системах, Южно-Уральский государственный университет, Челябинск, Россия; retcea@susu.ru.

Information about the authors

Ramil R. Gabdulin, Cand. Sci. (Econ), Head of Marketing Department, LLC “Chelyabinsk Tractor Plant – Uraltrak”, Chelyabinsk, Russia; nadsistema@yandex.ru.

Elena A. Lyaskovskaya, Dr. Sci. (Econ), Ass. Prof., Prof. of the Department Digital Economy and Information Technologies, South Ural State University, Chelyabinsk, Russia; elen_lea@mail.ru.

Alexander M. Korovin, Cand. Sci. (Eng.), Ass. Prof., Ass. Prof. of the Department Information and Analytical Support of Management in Social and Economic Systems, South Ural State University, Chelyabinsk, Russia; korovinam@susu.ru.

Evgenia A. Retz, research engineer of the Department Information and Analytical Support of Management in Social and Economic Systems, South Ural State University, Chelyabinsk, Russia; retcea@susu.ru.

Вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article.

The authors declare no conflicts of interests.

Статья поступила в редакцию 19.05.2022

The article was submitted 19.05.2022