

УДК 005

DOI: 10.18413/2518-1092-2022-7-3-0-7

Ремизова А.А.
Самигулин Т.Р.

ПОВЕДЕНЧЕСКАЯ АНАЛИТИКА: АНАЛИЗ СОВРЕМЕННОГО СОСТОЯНИЯ И ЕЕ ПРИМЕНЕНИЕ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ БИЗНЕСА

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики», Кронверкский пр., д. 49, г. Санкт-Петербург, 197101, Россия

e-mail: alinaremizova@mail.ru, timursamigulin98@gmail.com

Аннотация

Цифровая трансформация захватывает все больше сфер повседневной жизни. Цифровизация бизнеса уже стала чем-то большим, чем просто внедрение современного оборудования, в первую очередь, это трансформация системы управления предприятием. Компании все чаще пересматривают свои стратегии развития, чтобы сфокусироваться на персонализации предложений и повышении лояльности клиентов. В настоящее время существует достаточно большое число программных инструментов поведенческого анализа. Каждое из них индивидуально и может быть успешно использовано для определенного вида данных или запросов компании. В данной статье будут рассмотрены существующие инструменты поведенческого анализа, их преимущества и недостатки сравнены различные методы как на мировом рынке, так и российском. Проведенный анализ показал, что каждый из этих инструментов не лишен недостатков – нет универсального программного средства для решения всех видов возникающих задач.

Ключевые слова: цифровая трансформация; предиктивная аналитика; описательная аналитика; диагностическая аналитика; предписывающая аналитика

Для цитирования: Ремизова А.А., Самигулин Т.Р. Поведенческая аналитика: анализ современного состояния и ее применение для решения задач бизнеса // Научный результат. Информационные технологии. – Т.7, №3, 2022. – С. 63-73. DOI: 10.18413/2518-1092-2022-7-3-0-7

Remizova A.A.
Samigulin T.R.

BEHAVIORAL ANALYTICS: ANALYSIS OF THE CURRENT STATE AND ITS APPLICATION IN SOLVING BUSINESS PROBLEMS

Saint Petersburg National Research University of Information Technologies, Mechanics and Optics, 49 Kronverkskiy prospekt, St. Petersburg, 197101, Russia

e-mail: alinaremizova@mail.ru, timursamigulin98@gmail.com

Abstract

Digital transformation is taking over more and more areas of everyday life. Business digitalization has already become something more than just the introduction of modern equipment, first of all, it is the transformation of the enterprise management system. Companies are increasingly rethinking their development strategies to focus on personalizing offers and increasing customer loyalty. Currently, there are a fairly large number of software tools for behavioral analysis. Each of them is individual and can be successfully used for a certain type of data or company requests. This article will consider the existing tools for behavioral analysis, their advantages, and disadvantages, and compare various methods both in the global market and in the russian. The analysis showed that each of these tools is not without drawbacks - there is no universal software tool for solving all kinds of emerging problems.

Keywords: digital information; predictive analytics; descriptive analytics; diagnostic analytics; prescriptive analytics

For citation: Remizova A.A., Samigulin T.R. Behavioral analytics: analysis of the current state and its application in solving business problems // Research result. Information technologies. – Т.7, №3, 2022. – P. 63-73. DOI: 10.18413/2518-1092-2022-7-3-0-7

1. ВВЕДЕНИЕ

Уже сейчас большинство компаний называет информацию своим ключевым активом, но без должной обработки ее сбор не приносит выгоды компаниям. Неправильное управление информацией обесценивает все усилия и затраты по ее сбору и хранению [16]. На сегодняшний день поведенческая аналитика используется для понимания происходящих в бизнесе процессов, для достижения конкретных результатов: повышение продаж, увеличение лояльности клиентов и т. д. [1].

Одним из неотъемлемых аспектов цифровой трансформации является аналитика для понимания данных на более глубоком уровне. Анализ данных – процесс поиска системных, значимых закономерностей в информационных массивах, а также интерпретация полученных сведений для оптимизации какой-либо деятельности [21]. Внедрение аналитики данных в любое производство – длительный, итерационный процесс, требующий усилий и профессиональных специалистов. К наиболее активно внедряющим аналитику больших данных можно отнести области [14]:

- рекламы;
- компьютерной безопасности;
- промышленности;
- банковского сектора;
- медицину.

Построение аналитических отчетов позволяет охватить все ветви распространения бизнеса и принять эффективные решения, поддержанные моделями, построенные аналитиками. Одной из составных частей бизнес-аналитики является так называемая поведенческая аналитика. Она помогает определять модель поведения пользователей в рамках какого-либо приложения, сайта. С помощью нее оказывается возможным находить тенденции, оказывающие сильное влияние на показатели результатов работы компании. Поведенческая аналитика позволяет лучше понимать потребителей, понимать их мотивы, предугадывать их запросы [12]. В данной статье работа сфокусирована на исследовании современного состояния поведенческой аналитики и ее применения для решения задач бизнеса.

2. ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ

Основным источником данных для поведенческой аналитики являются большие объемы необработанных данных о перемещении пользователя по сайту или приложению, информация из социальных сетей и поисковых запросов. Собранные сведения подготавливаются для использования и помещения в специализированное хранилище для дальнейшей обработки [2]. Основной проблемой является очистка и преобразование данных для работы с ними, так как данные о поведении пользователя поступают в реальном режиме для каждой сессии. Далее преобразованные данные анализируются, создаются необходимые модели. Исходя из задачи конкретного предприятия, далее могут быть сформированы некоторые решения для бизнеса, визуализированы результаты, составлены отчеты об анализе пользовательского поведения [5].

2.1 ВИДЫ АНАЛИТИКИ ДАННЫХ

В настоящее время специалисты выделяют 4 вида аналитики данных, которые отличаются друг от друга сложностью используемых моделей работы с информацией, а также степенью вовлеченности человека (рис.1). Тем самым образуется так называемая аналитическая пирамида перехода от более простой аналитики к более углубленной [8].



Рис. 1. Виды аналитики [8]

Fig. 1. Types of analytics [8]

2.1.1 ОПИСАТЕЛЬНАЯ АНАЛИТИКА

Описательная или дескриптивная аналитика, отвечающая на вопрос “Что случилось?”, использует исторические данные для исследования того, какие события уже произошли в компании [8]. Описательная аналитика считается простейшей формой аналитики, с ее помощью становится возможным обобщение каких-либо результатов, анализ принятых бизнес-решений. Полученные благодаря этому типу аналитики результаты не могут быть использованы для формирования каких-либо выводов на будущее и прогнозов [17].

В отличие от последующих, более совершенных форм аналитики, для построения дескриптивной аналитики используются простейшие арифметические, статистические и визуальные инструменты. Самыми часто используемыми инструментами являются функции, определяющие основные статистические показатели случайных величин, арифметические операции с данными, для визуализации используются различные типы диаграмм. Результаты, полученные с помощью проведения описательного анализа, должны быть относительно легко интерпретированы конечным пользователем безотносительно его степени вовлеченности в специфику работы компании.

Основным плюсом применения описательной аналитики для решения задач бизнеса является простота используемых в ней моделей. Это становится быстрым способом получения информации о бизнесе целиком, на основании которых специалисты могут принимать важные стратегические решения по дальнейшему развитию компании. Кроме того, исторические данные помогают определить слабые места производства. Также стоит отметить, что результат описательной аналитики является только основанием для дальнейшего анализа и принятия решений, для более детальных исследований данных и получения более значимых результатов необходимо пользоваться и другими видами аналитики.

2.1.2 ДИАГНОСТИЧЕСКАЯ АНАЛИТИКА

Основным вопросом, на который отвечает диагностическая аналитика, является вопрос “Почему что-то произошло?”. Так же, как и описательная аналитика, диагностическая аналитика работает с историческими данными. Отличие от предыдущего вида заключается в более углубленном анализе данных для нахождения причинно-следственных связей исторических событий с текущим состоянием бизнеса. Определение факторов, наиболее влияющих на результат, ключевых событий, поиск закономерностей – основные цели проведения диагностического анализа [8].

Инструменты диагностического анализа уже более сложные, поскольку происходит работа с технологиями интеллектуального анализа данных, используются элементы теории вероятностей и временные ряды. Еще одной сферой применения диагностической аналитики является обнаружение аномалий в данных, что позволяет выявить производственные проблемы или мошеннические действия еще до их возникновения, для предотвращения серьезных последствий [13].

Диагностическая аналитика применяется в различных сферах жизнедеятельности. Например, при снижении прибыли компании построение диагностической модели поможет определить первоисточники этой проблемы. Диагностическая аналитика помогает отследить изменение прибыли компании, относительно выпущенной в этот момент рекламы. Также возможно ее использование в сфере HR при подборе кандидатов на ту или иную должность. Диагностическая аналитика позволяет находить неочевидные зависимости, которые практически невозможно найти без проведения углубленного анализа [7].

Внедрение моделей диагностической аналитики позволяет получить полную информацию о текущем состоянии бизнеса, понять причины этого состояния. Визуализированные данные являются понятным инструментом знакомства всех сотрудников организации с результатами деятельности. На их основе можно строить новые задачи, пользоваться прошлыми успешными решениями. Однако этого может быть недостаточно для полноценного функционирования больших компаний, так как диагностическая аналитика строится на основе исторических данных. Для того, чтобы иметь возможность говорить не только о произошедших событиях, но и иметь возможность рассуждать о будущем, необходимо пользоваться иными видами аналитики.

2.1.3 ПРЕДИКТИВНАЯ АНАЛИТИКА

Следующей по сложности аналитических моделей является предиктивная или предсказательная аналитика, отвечающая на вопрос “Что может произойти?”. Методы предиктивного анализа сначала идентифицируют, а потом интерпретируют найденные в данных закономерности. Отличие данного вида аналитики от предыдущих в том, что модели строятся не только на основе исторических данных, в расчет идут также и постоянно обновляющиеся текущие данные [14].

С каждым годом количество сфер применения предиктивного анализа неуклонно растет. Одной из причин такого резкого развития может являться то, что объем данных ежегодно увеличивается в геометрической прогрессии. Стоит отметить, что эти данные в большинстве своем неструктурированы, поэтому их надо изучать еще более детально, появляется потребность проведения предиктивного анализа. Однако значительное число компаний до сих пор не структурируют генерируемые данные из-за сложностей их обработки (рис. 2) [8].

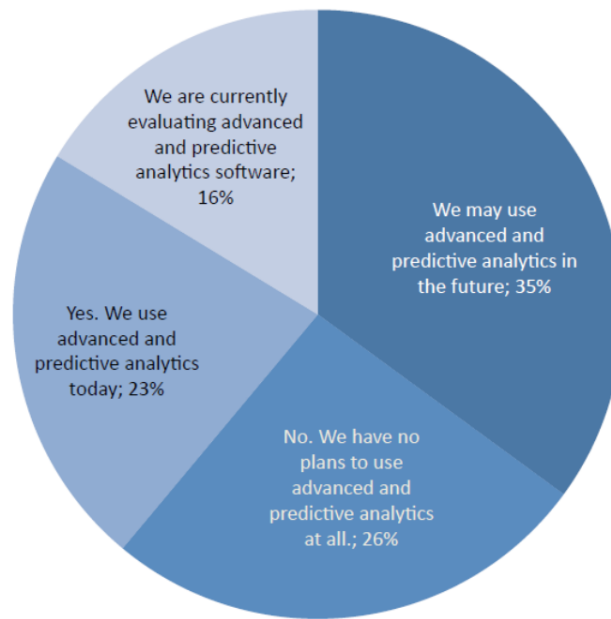


Рис. 2. Статистика применения компаниями предиктивной аналитики [9]

Fig. 2. Statistics of using predictive analytics [9]

Существует большое количество сфер жизнедеятельности, где может применяться предиктивная аналитика [5]:

- прямой маркетинг;
- рекламный таргетинг;
- определение сетевых мошенников;
- совместные продажи;
- кредитный скоринг;
- отток клиентов;
- рекомендательные системы.

Внедрение моделей предиктивной аналитики позволяет на основе уже имеющихся данных строить предположения о том, как система будет вести себя в будущем. Предиктивная аналитика позволяет производить сегментацию рынка, помогает выстраивать образ целевой аудитории. Данные, полученные в результате применения предсказательной аналитики, могут быть использованы компанией для ее дальнейшего развития, увеличения конверсии и эффективности продаж.

2.1.4 ПРЕДПИСЫВАЮЩАЯ АНАЛИТИКА

Следующий тип аналитики – предписывающая аналитика, отвечающая на вопрос “Что делать?”. Для построения рекомендательных решений используются результаты описательной и предсказательной аналитик. Целью прогнозной аналитики является нахождение наилучшего решения в сложившейся в компании ситуации или шагов, приводящих к наиболее благоприятному развитию событий. На основе исторических данных, обработанных описательной аналитикой, строятся предиктивные прогнозы для моделирования наиболее подходящего курса развития компании. Возможно также моделировать вероятность наступления различных исходов, для принятия взвешенных управленческих решений [8].

Для построения предписывающих моделей используются уже более сложные методы и комбинации этих методов. Машинному обучению все чаще предпочитают искусственный интеллект, собственные алгоритмы, подходящие под данную конкретную задачу, а не являющиеся

универсальными. Часто работа с данными и принятие решений происходит в режиме реального времени.

Сферы применения предписывающей аналитики [14]:

- промышленность;
- транспорт;
- продажи;
- клинические испытания.

Применение предписывающей аналитики повышает точность прогнозирования на будущие временные периоды. Данные предписывающей аналитики могут быть использованы в качестве основы для дальнейшего планирования стратегий развития компании. Предписывающая аналитика хоть и помогает в автоматизации процесса принятия решений, но 100% точность результата гарантировать не может [20].

2.2 СИСТЕМЫ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ

Программные аналитические системы предназначены для проведения интеллектуального анализа пользовательских данных. В их функционал также входит визуализация полученных результатов для принятия взвешенных бизнес-решений.

Основной задачей этих систем является проведение прогнозной и предписывающей аналитик. Программные средства также позволяют работать и над описательной аналитикой за счет большого разнообразия встроенных в них средств визуализации данных. Для решения задач диагностической аналитики эти программные средства напрямую не предназначены, однако позволяют работать с историческими данными для описания происходивших процессов. В таблице представлен результат сравнительного анализа существующих систем интеллектуального анализа данных.

Таблица

Представленные на рынке технические решения [6, 8]

Table

Technical solutions on the market [6, 8]

Система	Положительные стороны	Отрицательные стороны
SAS Analytic Suite	Подходит для компаний любого масштаба. Большой выбор аналитических возможностей.	Необходимое глубокое внедрение специалиста для эффективного использования продукта. Высокая стоимость. Необходимо приобретать несколько продуктов экосистемы для обеспечения полной функциональности.
IBM SPSS Statistics	Можно загружать практически любые виды данных. Возможность настройки моделей. Возможность покупки отдельных программных модулей. Бесплатные 30 дней для студентов.	Сложность в изучении всех доступных специалисту функций. Интуитивно непонятные и сильно формализованные результаты работы простых статистических алгоритмов.
Loginom	Возможность проведения очистки данных. Интеграция со сторонними веб-сервисами. Большой выбор вариантов визуализации.	Ограниченный функционал анализа. Усложненные модели требуют дополнительного кодирования. Сложности работы со службой поддержки.

Система	Положительные стороны	Отрицательные стороны
Rapid Miner Platform	Интуитивно понятный пользовательский интерфейс. Клиент-серверная модель взаимодействия. Можно отслеживать мошеннические транзакции.	Для некоторых алгоритмов есть ограничения на использование данных. Большинство анализа происходит не на сервере, а на локальном компьютере.
KNIME Analytics Platform	Открытый исходный код – постоянные совершенствования платформы. Большое количество примеров. Относительно низкая цена подписки.	Проблемы визуализации данных и результатов. Сложная настройка моделей.
FICO Decision Management Suite	Широкое применение. Интуитивно понятный интерфейс. Включает в себя предложения по финансовой и логистической оптимизации.	Ограниченный функционал. Данные собираются самой платформой, невозможность загрузки данных. Низкая производительность.
Safe Plant	Хорошая масштабируемость. Возможность импорта технической документации.	Работа только с данными от оборудования, невозможность загрузить данные от пользователей. Возможность прогнозирования технического состояния оборудования без конкретизации проблем.

Одной из основных проблем, описанных выше и других подобных систем, является цена их внедрения для бизнеса. Из-за завышенных цен малый бизнес не имеет возможности пользоваться системами поведенческой аналитики. Другой проблемой является некоторая шаблонность данных сервисов [14]. Еще одним недостатком является закрытый код данных инструментов. Для построения собственных алгоритмов нет возможности оценить какие средства машинного обучения и визуализации использовались в больших промышленных сервисах. Если компания работает с нестандартными поведенческими факторами, то необходимость в подобных аналитических сервисах теряется.

2.3 МОДЕЛИ ПРЕДСКАЗАТЕЛЬНОЙ АНАЛИТИКИ

Решением по устранению вышеописанных проблем может являться создание собственных моделей или систем поведенческого анализа, полностью удовлетворяющих требованиям и специфике компании. Проблемой такого подхода может являться процедура сбора и агрегирования поступающей из различных источников пользовательской информации.

Основная проблема прогностических моделей заключается в выборе между легкими линейными моделями, списками правил или уже более сложными нейронными сетями с элементами искусственного интеллекта. Авторы статьи [11] называют такие сложные предиктивные модели “черными ящиками” из-за сложности структуры.

Идея модели, описанной в [11], заключается в извлечении простой интерпретации, которая аппроксимирует модель некоторого “черного ящика”. Авторы статьи предлагают использовать дерево решений (рис. 3), размер которого будет определяться приближением к точности эталонной усложненной модели. Так как полученная модель описывает поведение сложной модели на одинаковом наборе данных, то отклонения показаний дерева решений будут являться основанием предполагать, что “черный ящик” работает некорректно. В результате этого, если специалист подтверждает корректность работы аппроксимирующей модели, то можно запускать

на вычисления высокопроизводительный “черный ящик”, не опасаясь за некорректность работы сложного алгоритма.

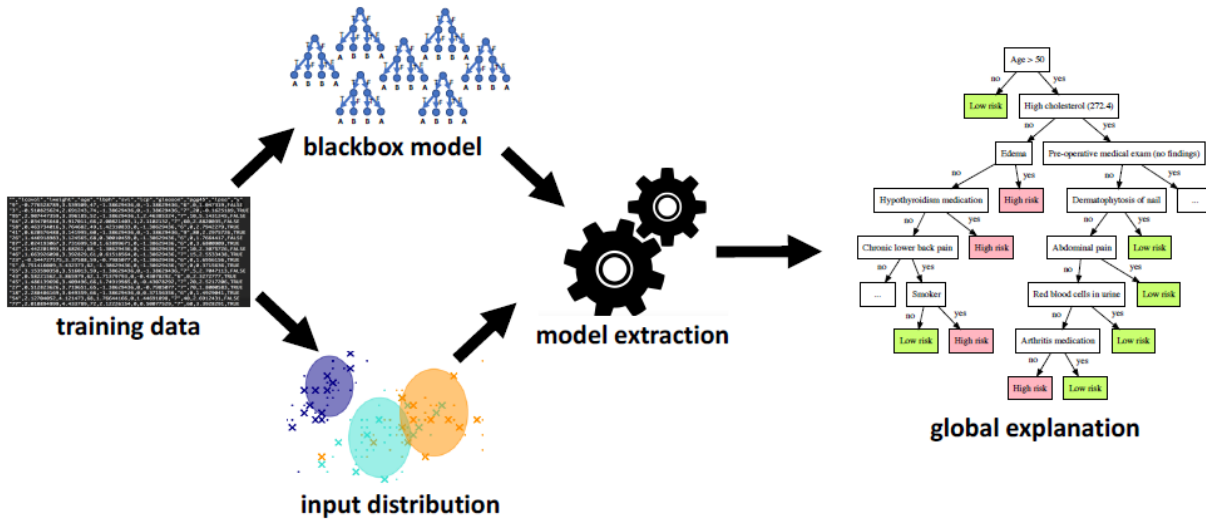


Рис. 3. Выделение дерева решений [11]

Fig. 3. Decision tree extraction [11]

Авторы предлагают использовать именно деревья решений потому, что они легко интерпретируемы, непараметричны, могут представлять сложные по вычислениям функции в компактной форме. Проблема деревьев заключается в том, что они имеют плохую прогностическую способность, так как они очень быстро подстраиваются под данные. Предлагается постоянно генерировать новые обучающие наборы данных, предварительно разметив их с помощью “черного ящика”. После этого отправлять подготовленные данные в модель для избегания переобучения.

В статье [20] описывается целый программный модуль для принятия оптимальных и автоматизированных решений. Авторы статьи предлагают архитектуру, включающую в себе описательные, предиктивные и предписывающие модули. Для тестирования также предлагается внедрения модуля для генерации синтетических данных и предлагается раздел для хранения всех участвующих в обработке данных.

В общем виде описываемую в [20] структуру можно представить как некоторую среду, получающую данные разных типов из множества источников и выдающую на выходе последовательность действий. Возможно также получать результаты работы каждого модуля по отдельности.

Для обеспечения точности моделирования соответствующие модули отсылают обратную связь на предыдущий модуль. Предиктивный модуль посылает отчеты описательному и модулю, отвечающему за сбор данных. Предписывающий модуль отправляет обратную связь предиктивному модулю и модулю данных, представленных на рис. 4.

Минусом рассмотренного модуля является отсутствие уточненных критериев, на основании которых система принимает решения о применении того или иного алгоритма машинного обучения. Также в системе отсутствует упоминание о возможности визуализировать результат и работать с какими-то иными данными кроме текстовых. Авторами статьи [20] также не уточняется формат бизнес-правил, поступающих в систему. Еще одним минусом является отсутствие всякого взаимодействия системы с поступающей обратной связью от модулей.

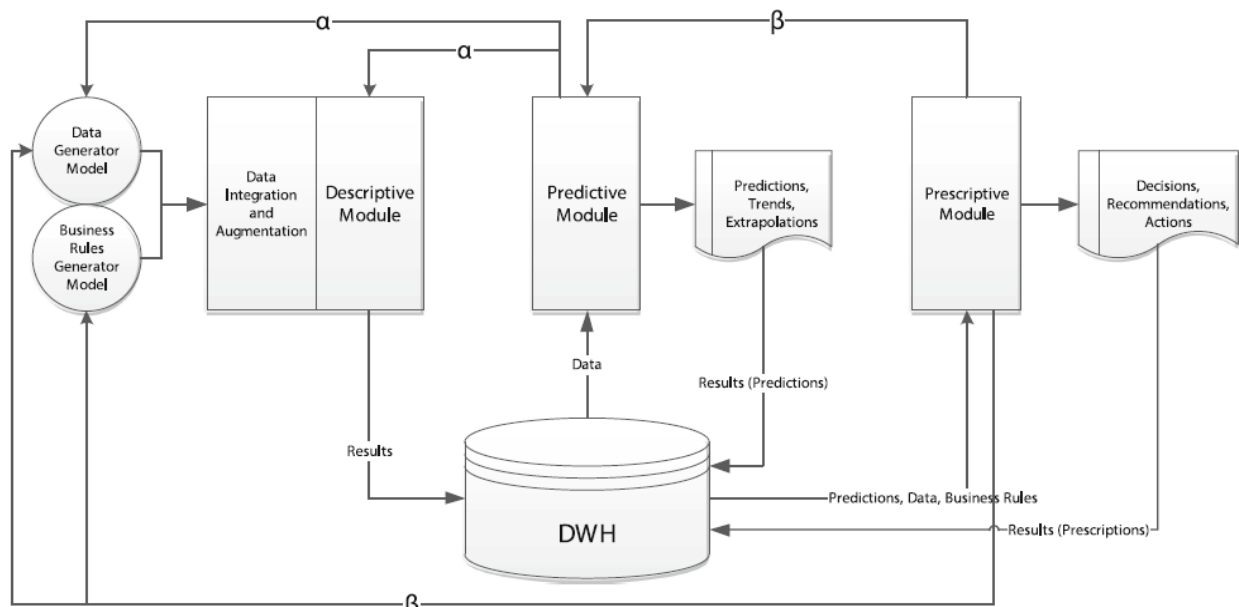


Рис. 4. Система предписывающей аналитики [20]

Fig. 4. Prescriptive analytics system [20]

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Цифровая трансформация затрагивает все большее число компаний из различных сфер. Комплексные фундаментальные изменения охватывают практически все операции, принципы, технологии и продукты внутри бизнеса. Происходит усовершенствование организационных процессов, переход на цифровые технологии, повышение качества продукта и удовлетворенности клиентов. Это достигается за счет внедрения персонализации. Пользователю предлагается решение его проблемы, максимально удовлетворяющее его потребности и запросы. Такой подход увеличивает лояльность целевой аудитории и вовлекает человека в пользование продуктом.

Поведенческая аналитика помогает специалистам понять, как пользователи реагируют на изменения, происходящие с продуктом. На основании большого количества пользовательских данных и строятся рекомендательные алгоритмы, способные сделать услугу более персонализированной.

Было выявлено, что описательная и диагностическая аналитика имеют большее применение в малом бизнесе, поскольку анализ исторических данных для такого типа бизнеса может быть использован в качестве основания для принятия дальнейших управленческих решений, без углубления в сложное моделирование и поиск закономерностей. Для среднего и крупного бизнеса уже возникает необходимость в выполнении предиктивного и предписывающего анализа. Это становится важным фактором для принятия взвешенных и обоснованных решений.

Обзор инструментов поведенческого анализа показал, что отсутствует универсальный инструмент, подходящий под все задачи и все типы данных, учитывая в том числе дороговизну использования. Существующих программных средств может быть недостаточно для решения нетривиальных в задачах построения рекомендательных систем. Поэтому необходимо также работать и с другими инструментами составления аналитики.

Список литературы

1. Абрамов В. И., Акулова Н. Л. Предиктивный анализ клиентов на основе CRM // Оригинальные исследования. 2020. № 6 (10). С. 96-112.
2. Анашкин Е. В., Жукова М. Н. К вопросу выбора алгоритмов в задачах анализа поведения пользователей // Актуальные проблемы авиации и космонавтики. 2019. № 2. С. 3.

3. Волков П. М., Блохин И. С., Степчева З. В. Особенности применения алгоритмов на графах в прикладных задачах поведенческой аналитики // Сборник научных трудов УлГТУ. 2016. С. 104-129.
4. Информатика, моделирование, автоматизация проектирования (ИМАП-2016). VIII Всероссийская школа-семинар аспирантов, студентов и молодых ученых: сборник научных трудов / под ред. А. Н. Афанасьева. Ульяновск: УлГТУ, 2016. 263 с.
5. Носырева А. А., Абрамов В. И. Предиктивная аналитика - основа для цифровой трансформации компаний // Курский государственный университет. 2021. С. 179-182.
6. Лучшие системы предсказательной аналитики. URL: <https://soware.ru/categories/predictive-analytics-systems> (дата обращения: 14.09.2022).
7. Свиридова О. П., Чуланова О. Л. Программа реализации HR-аналитики как цифрового тренда // Материалы Афанасьевских чтений. 2020. С. 28.
8. Хасанов А. Р. Влияние предиктивной аналитики на деятельность компаний // Стратегические решения и риск-менеджмент. 2018. С. 108-123.
9. Affde. URL: <https://www.affde.com/ru/> (дата обращения: 14.09.2022).
10. Alojail M., Bhatia S. A novel technique for behavioral analytics using ansemler learning algoritms in e-commerce// Department of information systems, King Faisal University 8. 2020. С. 150072 - 150080.
11. Bastani H., Bastani O., Kim C. Interpreting predictive models for human-in-loop analytics // Philadelphia: Wharton School of the University of Pennsylvania. 2018. С. 45.
12. Silva A. J. et al. Business analytics in Industry 4.0: A systematic review // Expert Systems. 2021. № 38(7).
13. Delen D., Ram S. Research challenges and opportunities in business analytics // Journal of Business Analytics. 2018. № 1(1). С. 2-12.
14. Deshpande P. S., Sharma S. C., Peddoju S. K. Predictive and prescriptive analytics in big-data era // Studies in Big Data. 2019. С. 71-81.
15. Dyakonov N., Logunova O. Process Control Systems Based on Predictive Analytics: // Electrotechnical Systems and Complexes. 2021. № 1(50). С. 58-64.
16. Dubey R. et al. Examining the role of big data and predictive analytics on collaborative performance in context to sustainable consumption and production behaviour // Journal of Cleaner Production 196. 2018. С. 1508-1521.
17. Raja B. et al. Market Behavior Analysis using Descriptive Approach // SSRN Electronic Journal. 2019. № 118(7). С. 171-175.
18. Lepeniotti K. et al. Prescriptive analytics: Literature review and research challenges // International Journal of Information Management. 2020. № 50. С. 57-70.
19. Wang Y. et al. Review of Smart Meter Data Analytics: Applications, Methodologies, and Challenges // Transactions on Smart Grid. 2019. № 10(3). С. 3125-3148.
20. Soltanpoor R., Sellis T. Prescriptive analytics for big data // Lecture Notes in Computer Science. 2016. С. 245-256.
21. Bradlow E. T. et al. The role of big data and predictive analytics in retailing // Journal of retailing. 2017. № 93(1). С. 79-95.
22. Venkatesh R., Balasubramanian C., Kaliappan M. Development of Big Data Predictive Analytics Model for Disease Prediction using Machine learning Technique // Journal of Medical Systems. 2019. № 43(8).

References

1. Abramov V. I., Akulova N. L. Predictive customer analysis based on CRM // Original research. № 6 (10) (2020): 96-112.
2. Anashkin E. V., Zhukova M. N. On the choice of algorithms in the problems of user behavior analysis // Actual problems of aviation and cosmonautics. № 2 (2019): 3.
3. Volkov P. M., Blohin I. S., Stepcheva Z. V. Features of the application of algorithms on graphs in applied problems of behavioral analytics // Collection of scientific works of UIGTU. (2016): 104-129.
4. Informatics, modeling, design automation (ИМАП-2016). VIII All-Russian school-seminar of graduate students, students and young scientists: collection of scientific papers / ed. A. N. Afanasieva. Ulyanovsk: UIGTU, 2016. 263 p.
5. Nosyрева A. A., Abramov V. I. Predictive analytics - the basis for digital transformation of companies // Kursk State University. (2021): 179-182.
6. The best predictive analytics systems. URL: <https://soware.ru/categories/predictive-analytics-systems> (accessed: 14.09.2022).

7. Sviridova O. P., Chulanova O. L. The program for the implementation of HR analytics as a digital trend // Proceedings of the Afanasiev Readings. (2020): 28.
8. Hasanov A. R. Influence of predictive analytics on the activities of companies // Strategic decisions and risk management. (2018): 108-123.
9. Affde. URL: <https://www.affde.com/ru/> (accessed: 14.09.2022).
10. Alojail M., Bhatia S. A novel technique for behavioral analytics using ansemler learning algoritms in e-commerce// Department of information systems, King Faisal University. № 8 (2020): 150072 - 150080.
11. Bastani H., Bastani O., Kim C. Interpreting predictive models for human-in-loop analytics // Philadelphia: Wharton School of the University of Pennsylvania. (2018): 45.
12. Silva A. J. et al. Business analytics in Industry 4.0: A systematic review // Expert Systems № 38(7)(2021).
13. Delen D., Ram S. Research challenges and opportunities in business analytics // Journal of Business Analytics № 1(1) (2018): 2-12.
14. Deshpande P. S., Sharma S. C., Peddoju S. K. Predictive and prescriptive analytics in big-data era // Studies in Big Data (2019): 71-81.
15. Dyakonov N., Logunova O. Process Control Systems Based on Predictive Analytics: // Electrotechnical Systems and Complexes № 1(50) (2021): 58 -64.
16. Dubey R. et al. Examining the role of big data and predictive analytics on collaborative performance in contextto sustainable consumptionand productionbehaviour // Journal of Cleaner Production№ 196 (2018): 1508-1521.
17. Raja B. et al. Market Behavior Analysis using Descriptive Approach // SSRN Electronic Journal№ 118(7) (2019): 171 -175.
18. Lepenioti K. et al. Prescriptive analytics: Literature review and research challenges // International Journal of Information Management № 50 (2020): 57-70.
19. Wang Y. et al. Review of Smart Meter Data Analytics: Applications, Methodologies, and Challenges // Transactions on Smart Grid № 10(3) (2019): 3125-3148.
20. Soltanpoor R., Sellis T. Prescriptive analytics for big data // Lecture Notes in Computer Science (2016): 245-256.
21. Bradlow E. T. et al. The role of big data and predictive analytics in retailing // Journal of retailing № 93(1) (2017): 79-95.
22. Venkatesh R., Balasubramanian C., Kaliappan M. Development of Big Data Predictive Analytics Model for Disease Prediction using Machine learning Technique // Journal of Medical Systems № 43(8) (2019).

Ремизова Алина Александровна, студент 2-го курса магистратуры, инженер Национального центра когнитивных разработок Университета ИТМО
Самигулин Тимур Русланович, аспирант, инженер Национального центра когнитивных разработок Университета ИТМО

Remizova Alina Aleksandrovna, 2nd year Master's student, engineer at National Center for Cognitive Research of ITMO University
Samigulin Timur Ruslanovich, postgraduate student, engineer at National Center for Cognitive Research of ITMO University