

Отсутствие единого протокола делает невозможным прямое взаимодействие, например, холодильника и супермаркета.

Еще одним недостатком является высокая стоимость услуг операторов связи, в случае создания беспроводной M2M-системы, передающей данные по GSM-сети [5].

Сегодня M2M технологии используются очень широко – от беспроводного интернета и контроля водителей, чтобы они не сбивались с пути и не сливали горючее, до измерения температуры тела, давления пациента и установления его местоположения [7].

Информационные технологии M2M открывают новые перспективные способы повышения эффективности и продуктивности современной экономики, а также новые бизнес-модели [8]. Возможности систем M2M позволяют облегчить жизнь в любой сфере. Новые технологии позволяют вести бизнес со скоростью мысли, а это и есть ключ к успеху в двадцать первом веке.

Список цитированных источников

1. Сайт «Intelvision» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.intelvision.ru/blog/m2m>. – Дата доступа: 25.05.2023.

2. Сайт «Центр 2М» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://center2m.ru/m2m-solutions>. – Дата доступа: 25.05.2023.

3. Национальный правовой Интернет-портал Республики Беларусь [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://pravo.by/document/?guid=3871&p0=C22100165>. – Дата доступа: 25.05.2023.

4. Сайт «OSP – Гид по технологиям цифровой трансформации» [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.osp.ru/telecom/2011/11/13011376>. – Дата доступа: 25.05.2023.

5. Сайт «Хабр» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://habr.com/ru/articles/243101/>. – Дата доступа: 25.05.2023.

6. Сайт «Top connect» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://topconnect.com/>. – Дата доступа: 25.05.2023.

7. Вакулич, Н. А. Современные тенденции развития логистических систем / Н. А. Вакулич, Е. И. Кулеш. // Перспективы инновационного развития Республики Беларусь: сборник научных статей. – Брест, 2013. – С. 208–209.

8. Медведева, Г. Б. Влияние M2M-технологий на общие логистические затраты / Г. Б. Медведева, А. А. Пелля // Инновации: от теории к практике : VI Международная научно-практическая конференция, Брест, 5–7 октября 2017 г. : сборник научных статей / Министерство образования Республики Беларусь, Брестский государственный технический университет, Кафедра экономической теории и логистики, Брестский областной исполнительный комитет, Брестский научно-технологический парк ; редкол.: П. С. Пойта [и др.]. – Брест : Альтернатива, 2017. – С. 253–255.

УДК 338.24.021.8

Грицук А. Е.

Научный руководитель: к. э. н., доцент Гарчук И. М.

МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ КАК ИНСТРУМЕНТ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ ПРЕДПРИЯТИЙ

Целью данной работы является изучение технологии машинного обучения с целью применения результатов анализа математических моделей в принятии экономических решений на предприятии.

Предприятия в наши дни напрямую зависят от информации: данные о закупках, о запросах клиентов, документооборот и скорость их обработки во многом играют определяющую роль при принятии экономических решений. Ускорить процесс анализа крупных объемов данных помогает цифровая трансформация – глубокая реорганизация бизнес-процессов с широким применением цифровых инструментов для их исполнения [1].

В наши дни объем информации, хранящейся и обрабатываемой в Интернете, удваивается каждые восемнадцать месяцев, причем до 95 % всей информации является неструктурированной. Сложившиеся условия делают способность обработки и анализа Больших Данных фактором конкурентного преимущества предприятия.

Одной из самых важных технологий цифровой трансформации является машинное обучение – использование математических моделей данных, которые помогают компьютеру обучаться без непосредственных инструкций [2]. Иначе говоря, алгоритмы считывают и анализируют огромные объемы данных, после чего делают выводы и составляют модель для прогнозирования.

Машинное обучение состоит из трех компонентов, первый из которых – данные, то есть вся информация, которую сеть использует для обучения. Набор исходных данных называют датасетом. Обработка Больших Данных – «топливо» цифровой трансформации. Возможность грамотно отсортировать огромные потоки чаще неструктурированной информации влияет на своевременность изменений бизнеса в соответствии с новыми запросами клиентской базы. Обычно работа с Большими Данными подразумевает четыре этапа.

1 этап – сбор данных из многих источников. На этом этапе также происходит очистка данных, когда выполняется фильтрация и проверка точности данных. За сбором данных следует 2 этап – хранение данных в облачном сервере.

Третьим этапом является обработка с помощью программного обеспечения по технологии MapReduce. Сначала алгоритм сортирует информацию согласно установленным параметрам, затем распределяет между отдельными серверами или компьютерами, а потом они одновременно обрабатывают эти сегменты данных параллельно друг другу. Завершительный этап – анализ, без которого невозможно рациональное применение Больших Данных.

Второй компонент машинного обучения – признаки, то есть параметры, опираясь на значение которых модель делает вывод. Чем меньше признаков и чем они конкретнее, тем быстрее получается результат. Существует множество признаков, согласно которым можно сортировать объемы данных. Рассмотрим базовые категории.

Числовые признаки описывают индивидуальные характеристики объекта, которые описываются числом, например, объем файла, высота, вес, заработная плата.

Категориальные признаки подразумевают значение из заданного множества: профессия, год рождения, цвет, форма. Как подвид категориальных признаков выделяют ординальные признаки – значения из упорядоченного конечного множества. К ординальным признакам можно отнести валентность атомов (I – VIII), класс опасности химического вещества (I – IV), курс, на котором учится студент.

Упорядоченные нечисловые признаки используются для деления на категории по возрастанию или убыванию без использования цифровых значений:

маленький, большой, огромный.

Бинарные признаки подразумевают один из двух возможных вариантов ответа на вопрос. Фактически ответы принимают значения логических констант Булевой алгебры: 0 или 1. Бинарные признаки при необходимости можно выделить для всех вышеописанных признаков.

Третий компонент машинного обучения, алгоритмы, есть совокупность вариантов решения, из которых модель должна выбрать наименее затратный по времени и мощности. Адаптивный характер таких моделей замечательно подходит для процессов, в которых используются динамические данные, из-за чего написание алгоритма вручную не представляется возможным.

Технология машинного обучения реализуется посредством четырех последовательных шагов. Первый шаг представляет собой сбор и сортировку данных. На этом же шаге определяется также тип данных, который во многом определяет выбор алгоритма для обработки данных, и устраняются проблемы с их целостностью.

Второй шаг заключается в обучении модели посредством разметки собранных данных, во время которой человек выделяет критерии для сортировки и проводит разметку изображений при помощи выделения областей, содержащих искомый объект. Разметка – один из самых важных этапов обучения модели, потому что от точности набора для обучения зависит правдивость результатов машинного обучения. Третий шаг – тестирование модели, когда программист самостоятельно выделяет закономерности, приблизительный диапазон значений по окончании обработки и сверяет результаты анализа модели с полученными вручную. В зависимости от степени несоответствия результатов модель дорабатывают с целью повышения точности или прописывают новые алгоритмы в дополнение существующим или вместо них. Если результаты сходятся и реалистичны, модель запускается для работы с набором данных для проверки.

Четвертый, заключительный, шаг заключается в интерпретации полученного анализа. По окончании машинного обучения для определенного набора данных результаты в зависимости от сферы применения изучаются самим программистом или передаются специалистам, осуществившим запрос на анализ.

Методы машинного обучения обычно разделяются на три обширные категории, в зависимости от способа формирования алгоритма [3]: обучение с учителем (supervised learning), обучение без учителя (unsupervised learning) и обучение с подкреплением (reinforcement learning), являющееся комбинацией первых двух видов.

При обучении с учителем система обучается на примерах с заранее известными правильными ответами. На основе этих входных примеров и известных правильных ответов требуется восстановить зависимость между множеством примеров и множеством ответов, т.е. построить алгоритм, который будет выдавать достаточно точный ответ для любого примера.

Обучение без учителя, то есть самообучение, происходит на примерах без заранее известных правильных ответов. Система сама находит внутренние взаимосвязи, зависимости, закономерности, существующие между объектами без вмешательства внешнего учителя, экспериментатора, человека.

При комбинированном обучении, обучении с подкреплением, учителем является сама окружающая среда, модель среды или неявный учитель, например, одновременная активность нейронов в искусственной нейронной сети.

Несмотря на то что машинное обучение находит широкое применение

во многих сферах, решение всех задач сводится к задачам пяти категорий [4].

1) Задача регрессии – прогноз на основе выборки объектов с различными признаками. Например, предсказание цены объекта недвижимости – классическая регрессионная задача. В таких проблемах атрибутами выступают разные характеристики квартир или домов – площадь, этажность, год постройки. Другой пример – предсказание цены акций или других финансовых активов.

2) Задача классификации – отнесение объекта по совокупности его характеристик к одному из заранее известных классов. Важно, что классы должны быть заранее известны. Необходимо знать, сколько их всего и к какому классу относится каждый объект обучающей выборки. Классификация позволяет объединить в родственные группы широкий ассортимент товаров для изучения и оценки его структуры, его полноты и рациональности.

3) Задача кластеризации – распределение данных на группы. Методы кластеризации часто применяют, когда фактически нужно решить задачу классификации, но обучающую выборку собрать затруднительно (дорого или долго). Модель самостоятельно выделяет признаки для распределения данных по категориям и сортирует всю поступающую информацию.

4) Задача уменьшения размерности – сведение большого числа признаков к меньшему. Наличие во множестве признаков избыточных, неинформативных или слабо информативных может понизить эффективность модели, а после такого преобразования она упрощается, и, соответственно, уменьшается размер набора данных в памяти и ускоряется работа алгоритмов ML. Уменьшение размерности может быть осуществлено методами выбора признаков (англ. feature selection) или выделения признаков (англ. feature extraction). Уменьшение размерности может повысить точность предсказания, сократить время обучения, снизить вероятность переобучения и лучше понять саму модель.

5) Задача выявления аномалий – определение отклонений во множестве стандартных случаев. Может показаться, что выявление аномалий имеет ту же суть, что и кластеризация, однако это не так. При кластеризации выделяются равноправные группы объектов, объединенных наличием заданного признака. Аномалии же редки, в анализируемом множестве их очень мало, и обучающих примеров для их обнаружения в разы меньше, чем для выделения групп.

Поиск аномалий и выявление подозрительных операций широко применяется в клиентской аналитике, банковском аудите и других видах бизнес аналитики. Суть данной методики заключается в выявлении поставщиков, клиентов, транзакций или иных активностей с крайне нетипичным поведением. Нередко такие аномалии являются индикатором мошенничества или поводом для более детального анализа подобных бизнес активностей.

Машинное обучение как раздел информатики преследует цель частичной или полной автоматизации логических действий человека и используется во многих сферах жизни. ML используется для преобразования рукописного текста в цифровой. Поисковые серверы, предлагающие возможность голосового ввода, используют машинное обучение для распознавания речи – преобразования голосового сигнала в запрос для поисковой системы. Обратной распознаванию речи операцией является синтез речи.

Кроме того, оно находит применение в экономике: от категоризации документов в зависимости от их наполнения до оценки кредитоспособности и прогнозирования ухода клиентов. Диагностика заболеваний в медицине, поиск

мест залегания полезных ископаемых в геологии и молекулярная информатика в синтезе новых химических соединений также не обходятся без машинного обучения. Алгоритмы машинного обучения ускоряют процесс принятия экономических решений в разы, обеспечивают целостность данных и расширяют возможности потребителей: так, клиенты получают адаптивные интерфейсы приложений и интеллектуальных помощников.

Список цитированных источников

1. Цифровая трансформация и цифровая стратегия [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://strategy.cdto.ranepa.ru>. – Дата доступа: 21.05.2023.

2. Использование Seldon Core для машинного обучения [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://habr.com/ru/companies/oleg-bunin/articles/680462/>. – Дата доступа: 21.05.2023.

3. Введение в машинное обучение и искусственные нейронные сети [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://foobar167.github.io/page/vvedeniye-v-mashinnoye-obucheniye-i-iskusstvennyue-neuronnyue-seti.html>. – Дата доступа: 21.05.2023.

4. Введение в машинное обучение [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://habr.com/ru/articles/448892/>. – Дата доступа: 21.05.2023.

УДК 368.013

Данильчук Е. С.

Научный руководитель: м. э. н., ст. преподаватель Семенюк Е. В.

ПРОБЛЕМЫ СТРАХОВОГО РЫНКА РЕСПУБЛИКИ БЕЛАРУСЬ НА СОВРЕМЕННОМ ЭТАПЕ

Целью данной работы является выявление проблем страхового рынка Республики Беларусь на современном этапе развития и поиск путей их решения.

Страхование - отношения по защите имущественных интересов граждан Республики Беларусь, иностранных граждан, лиц без гражданства, организаций, в том числе иностранных и международных, а также Республики Беларусь и ее административно-территориальных единиц, иностранных государств при наступлении определенных событий (страховых случаев) за счет страховых резервов, формируемых страховщиками в установленном порядке [1].

На начало 2023 года на страховом рынке Республики Беларусь осуществляли страховую деятельность 16 страховых организаций (из них три страховые организации осуществляют добровольное страхование жизни и дополнительной пенсии). Численность работников страховой отрасли по состоянию на 31.12.2022 – 13 002 человека, в том числе работников списочного состава – 8 619 человек, что меньше численности работников по состоянию на 31.12.2021 на 3,7 % и 1,56 % соответственно.

За 2022 год было заключено 10 178,2 тыс. договоров страхования, что на 430,4 тыс. договоров или на 4,4 % больше, чем за 2021 год.

За 2022 год взносы страховых организаций республики по прямому страхованию и сострахованию составили 1 840,1 млн рублей. Темп роста страховых взносов за 2022 год по сравнению с 2021 годом составил 106,6%. По видам добровольного страхования за 2022 год страховые взносы составили 1 183,7 млн рублей. В 2022 году отмечен незначительно опережающий рост страховых взносов по добровольному страхованию по сравнению со страховыми взносами