

(19)



**Евразийское
патентное
ведомство**

(11) **044012**

(13) **B1**

(12) ОПИСАНИЕ ИЗОБРЕТЕНИЯ К ЕВРАЗИЙСКОМУ ПАТЕНТУ

(45) Дата публикации и выдачи патента
2023.07.18

(21) Номер заявки
202192282

(22) Дата подачи заявки
2021.09.15

(51) Int. Cl. **G06Q 10/08** (2012.01)
G06Q 50/28 (2012.01)
G06N 3/02 (2006.01)

(54) СПОСОБ И СИСТЕМА РАСЧЕТА КОЛИЧЕСТВА ПОСТАВОК ПРОДУКЦИИ ДЛЯ ПОПОЛНЕНИЯ ЗАПАСОВ

(31) **2021122064**

(32) **2021.07.26**

(33) **RU**

(43) **2023.01.31**

(71)(73) Заявитель и патентовладелец:
**ПУБЛИЧНОЕ АКЦИОНЕРНОЕ
ОБЩЕСТВО "СБЕРБАНК
РОССИИ" (ПАО СБЕРБАНК) (RU)**

(72) Изобретатель:
**Лексугин Роман Валерьевич,
Арыкина Алена Константиновна,
Казанцев Александр Тимурович,**

**Созанов Алан Таймуразович,
Лебедев Антон Валерьевич, Смирнов
Алексей Александрович, Корчагин
Николай Николаевич, Леоненко
Владимир Петрович, Колобов Алексей
Дмитриевич, Крип Анастасия
Алексеевна (RU)**

(74) Представитель:
Герасин Б.В. (RU)

(56) **CN-A-111815244
US-A1-20210089985
US-A1-2020134640
US-A1-2020090110**

(57) Изобретение относится к области компьютерных технологий с применением технологий машинного обучения, в частности к способу и системе расчета количества поставок продукции для пополнения запасов. Технический результат заключается в повышении точности расчета данных, отображаемых количество продукции, необходимой для восполнения запасов в месте их потребления. Технический результат достигается за счет осуществления компьютерно-реализуемого способа расчета количества поставок продукции для пополнения запасов, выполняемого с помощью процессора и содержащего этапы, на которых: а) получают по меньшей мере данные, характеризующие место поставки запасов, включающие в себя по меньшей мере данные о произведенных операциях; б) осуществляют векторизацию полученных данных; в) выполняют отбор признаков векторизованных данных, по которым осуществляют построение по меньшей мере одной модели машинного обучения с помощью технологии автоматического машинного обучения (AutoML); д) осуществляют прогнозирование расхода запасов в заданном временном диапазоне с помощью сформированной по меньшей мере одной модели машинного обучения, обученной на произведенных операциях для упомянутого места поставки; е) определяют количество запасов для пополнения в упомянутый временной период для упомянутого места поставки.

B1

044012

044012 B1

Область техники

Изобретение относится к области компьютерных технологий с применением технологий машинного обучения, в частности к способу и системе расчета количества поставок продукции для пополнения запасов.

Уровень техники

Известные существующие решения основаны на использовании данных о текущих уровнях запасов соответствующей продукции, а также о характере/условиях будущего спроса. В частности, в классической постановке задачи управлением логистикой используется математическая модель Newsvendor (так же известная как проблема газетчика - Newsboy), предполагающая наличие информации об объемах запасов и стохастических свойствах спроса/потребления соответствующих продуктов.

Существующие решения в данной области техники как правило направлены на прогнозирование будущих поставок товаров, исходя из ранее известных сведений об их использовании, что позволяет спрогнозировать требуемое количество для пополнения запасов.

Примером такого решения является способ, описанный в патенте CN 104573840 B (Second Military Medical University SMMU, 01.09.2017), который описывает систему пополнения запасов с применением машинного обучения, основанную на прогнозировании истощения запасов той или иной, исходя из сведений о поставках, совершенных ранее.

В патентной заявке CN 111815244 A (Shanghai shanshu network technology Co. Ltd., 23.10.2020) описывается подход прогнозирования количества продукции для восполнения запасов, исходя из ретроспективных данных расхода продукции, применяемой для дальнейшего обучения модели машинного обучения. Помимо этого также представлен ряд решений задачи прогнозирования спроса/потребления на основе сегментации/кластеризации потребителей - см. "Forecasting Supply Chain Demand by Clustering Customers", "Dynamic cluster based markov model for demand forecasting" и др. В основе такого подхода используется выделение кластеров (сегментов) потребителей, которые в дальнейшем используются для прогнозирования.

Представленные системы при этом используют информацию об остатках других потребителей, а классификация и кластеризация является промежуточным шагом для выработки предсказаний для точек потребления, в которых данные по остаткам или спросу отсутствуют.

Общим недостатком известных подходов из уровня техники является необходимость сведений о существующих запасах потребителя или места пополнения запасов, что необходимо для формирования ретроспективной модели для дальнейшего прогнозирования.

Сущность изобретения

Предлагаемый подход позволяет решить техническую проблему, заключающуюся в отсутствии возможности прогнозирования количества продукции для восполнения запасов без сведений о существующих запасах потребителя. Технический результат заключается в повышении точности расчета данных, отображаемых количество продукции, необходимой для восполнения запасов в месте их потребления.

Технический результат достигается за счет осуществления компьютерно-реализуемого способа расчета количества поставок продукции для пополнения запасов, выполняемого с помощью процессора и содержащего этапы, на которых:

- a) получают по меньшей мере данные, характеризующие место поставки запасов, включающие в себя по меньшей мере данные о произведенных операциях;
- b) осуществляют векторизацию полученных данных;
- c) выполняют отбор признаков векторизованных данных, по которым осуществляют построение по меньшей мере одной модели машинного обучения с помощью технологии автоматического машинного обучения (AutoML);
- d) осуществляют прогнозирование расхода запасов в заданном временном диапазоне с помощью сформированной по меньшей мере одной модели машинного обучения, обученной на произведенных операциях для упомянутого места поставки;
- e) определяют количество запасов для пополнения в упомянутый временной период для упомянутого места поставки.

В одном из частных примеров реализации способа данные о произведенных операциях включают в себя по меньшей мере одно из: планы и факты продаж, аудит произведенных операций, данные из трекинг-систем, численность сотрудников места поставки запасов, ранее произведенные поставки товаров.

В другом частном примере реализации способа трекинг-системы представляют собой автоматизированные системы учета товаров.

В другом частном примере реализации способа на этапе a) дополнительно получают по меньшей мере одни данные, выбираемые из группы: режиме работы, геопозиция, ранее отправленные поставки, корректировки поставок, расходы или остатки запасов.

В другом частном примере реализации способа информацию по объемам поставки запасов передают в автоматизированную систему заказа товаров.

Заявленное изобретение также реализуется с помощью системы расчета количества поставок про-

дукции для пополнения запасов, которая содержит по меньшей мере один процессор и по меньшей мере одну память, хранящую машиночитаемые инструкции, которые при их исполнении процессором реализуют вышеуказанный способ.

Краткое описание чертежей

Фиг. 1 иллюстрирует блок-схемы выполнения заявленного способа.

Фиг. 2 иллюстрирует общую схему вычислительного устройства.

Осуществление изобретения

Недоступность данных по расходам или остаткам товаров в местах для прогнозирования их пополнения (например, магазины, офисы, точки продаж и т.п.) делает невозможным использование "классического" подхода, опирающегося на известность количественных данных ранее поставленного товара и факта его расходования, так как использование модели прогнозирования на урезанных данных позволяет лишь оценить верхнюю (достаточную) границу товаров, необходимых для деятельности места поставки запасов.

На фиг. 1 приведена блок-схема заявленного способа (100) расчета количества поставок продукции для пополнения запасов, который может выполняться с помощью вычислительного устройства, обеспечивающего обработку команд программной логики. На первом этапе (101) собирается набор данных, характеризующих место поставки товаров для возобновления запасов. Как было указано выше, таким местом может выступать, например, офис, магазин, точка продаж, автоматизированный склад и т.п.

Под термином "товар" и "запасы" в настоящем изобретении следует понимать материальный объект любого вида, который имеет свойство расходования при осуществлении деятельности на месте поставки, например, канцелярские принадлежности, продукты, напитки, подарочные наборы и т.п.

На этапе (101) получают данные, отражающие факторы, влияющие на спрос/потребление товаров на прогнозируемом месте потребления. В качестве таких факторов выступают две основные группы признаков:

метаинформация по месту поставки товара (например, геопозиция, режим работы, информация по персоналу);

информация о произведенных операциях (планы и факты продаж, аудит произведенных операций, данные из трекинг-систем учета товаров).

Пример метаинформации о месте поставки приведена в табл. 1.

Таблица 1

Метаинформация о месте поставки

Наименование поля	Тип данных	Описание
material	varchar(255)	Номенклатура
vsp_id	int	Идентификатор офиса
count_predict	double	Рассчитанная поставка в количестве номенклатуры
count_approve	double	Подтвержденная отправка со стороны офиса в количестве номенклатуры
send	double	Фактически отправленное кол-во номенклатуры
period	tinyint	Период поставки
week_days_count	int	Количество рабочих дней в рабочей неделе места поставки
work_weekend	tinyint	Работает ли по выходным
rb30_count	double	Кличество срочных заказов после поставки
rb30_sum	double	Количество единиц номенклатуры, отправленное в срочных заказах
send_with_rb30	double	Количество номенклатуры, отправленное в этом месяце, всего. Рассчитывается как sent + rb30_sum
target	double	Сглаженное отправленное количество номенклатуры. Целевая переменная для прогноза.
rb30_count_shift	double	Количество срочных заказов после поставки 1 месяц назад

rb30_sum_shift	double	Количество номенклатуры, отправленное в срочных заказах 1 месяц назад
workers_num	int	Количество сотрудников
sum_year	double	Суммарное сглаженное отправленное количество номенклатуры за последние 12 месяцев (сумма значений целевой переменной за последние 12 месяцев)
sum_3m	double	Суммарное сглаженное отправленное количество номенклатуры за последние 3 месяца (сумма значений целевой переменной за последние 3 месяца)
sum_6m	double	Суммарное сглаженное отправленное количество номенклатуры за последние 6 месяцев (сумма значений целевой переменной за последние 6 месяцев)
avg_year	double	Среднее сглаженное отправленное количество номенклатуры за год (среднее значений целевой переменной за последние 12 месяцев)
avg_3m	double	Среднее сглаженное отправленное количество номенклатуры за последние 3 месяца (среднее значений целевой переменной за последние 3 месяца)
avg_6m	double	Среднее сглаженное отправленное количество номенклатуры за последние 6 месяцев (среднее значений целевой переменной за последние 6 месяцев)
people_delta	double	Разница в кол-ве сотрудников в текущем и предыдущем месяце
not_null_months	tinyint	Количество ненулевых месяцев из последних 12ти, используемых для обучения модели
dt	int	Месяц поставки

В табл. 2 приведены примеры признаков, характеризующих информацию о проведенных операциях на примере банковского отделения.

Таблица 2

Признаки информации о произведенных операциях.

Наименование поля	Тип данных	Описание
vsp_code	varchar(255)	Идентификатор места поставки
product_g_516	int	Количество операций в группе 'Расчетные счета ЮЛ'
product_g_439	int	Количество операций в группе 'Переводы и платежи'
product_sg_334	int	Количество операций в группе 'Потребительский кредит'
product_688	int	Количество операций в группе 'Коробочное страхование "Защита от травм" страховая сумма от 400 000 до 600 000 (стоимость от 2800) Расширенное покрытие'
product_475	int	Количество операций в группе 'Добровольное страхование жизни и здоровья для держателей кредитных карт'
product_495	int	Количество операций в группе 'Индивидуальный инвестиционный счет'
product_403	int	Количество операций в группе 'Страхование жизни и здоровья с выбором параметров (страховой суммы, срока страхования и выгодоприобретателя)'
product_sg_340	int	Количество операций в группе 'Дебетовые карты с овердрафтом (зарплатные)'
product_sg_347	int	Количество операций в группе 'Продукты НПФ Сбербанка'
product_634	int	Количество операций в группе 'Продукт "Горизонт здоровья"'
product_601	int	Количество операций в группе 'Страхование жизни и здоровья Будущий капитал (тип взноса ежегодный)'
product_683	int	Количество операций в группе 'Коробочное страхование банковских карт "Сбереги финансы" (Стоимость 2400 – 3400)'
product_sg_332	int	Количество операций в группе 'Кредитные карты'
product_sg_341	int	Количество операций в группе 'Вклады'
product_686	int	Количество операций в группе 'Коробочное страхование банковских карт "Сбереги финансы" (Стоимость от 6601)'
product_361	int	Количество операций в группе 'Личная дебетовая карта без овердрафта MasterCard Standart'
product_610	int	Количество операций в группе 'Коробочное страхование "Защита квартиры", "Защита дома" (стоимость 3490)'
product_603	int	Количество операций в группе 'Страхование жизни и здоровья Будущий капитал (тип взноса ежемесячный)'
product_650	int	Количество операций в группе 'Добровольное страхование жизни на случай диагностирования критического заболевания (сумма кредита свыше 600000 руб.)'
product_687	int	Количество операций в группе 'Коробочное страхование "Защита от травм" страховая сумма от 400 000 до 600 000 (стоимость от 2090) Базовое покрытие'
product_559	int	Количество операций в группе 'Подключение к услуге "Мобильный виртуальный оператор" с абонентской платой (стоимость 600 – 1150)'
product_668	int	Количество операций в группе 'Коробочное страхование "Защита квартиры", "Защита дома" (стоимость от 9 001)'
product_425	int	Количество операций в группе 'Личная дебетовая карта без овердрафта МИР Классическая'

044012

product_sg_348	int	Количество операций в группе 'Реализация полиса страхования физическому лицу'
product_g_416	int	Количество операций в группе 'Прочие операции'
product_480	int	Количество операций в группе 'Коробочное страхование "Защита квартиры", "Защита дома" (стоимость 2250)'
product_617	int	Количество операций в группе 'Торговый эквайринг'
product_381	int	Количество операций в группе 'Подключение к услуге «Автоплатеж ЖКХ» и автоплатежи за прочие услуги'
product_644	int	Количество операций в группе 'Добровольное страхование жизни и здоровья (сумма кредита свыше 600000 руб.)'
product_563	int	Количество операций в группе 'Коробочное страхование Личный Юрист для иностранных граждан на 6 мес.'
product_426	int	Количество операций в группе 'Личная дебетовая карта без овердрафта МИР Социальная'
product_629	int	Количество операций в группе 'Брокерский счет ПАО Сбербанк'
product_678	int	Количество операций в группе 'Коробочное страхование банковских карт, оформленное через СБОЛ (стоимость 1290)'
product_540	int	Количество операций в группе 'Страхование жизни и здоровья Будущий капитал (тип взноса 1)'
product_379	int	Количество операций в группе 'ОМС'
product_538	int	Количество операций в группе 'Биометрические данные'
product_642	int	Количество операций в группе 'Добровольное страхование жизни и здоровья (сумма кредита 30000-249999 руб.)'
product_685	int	Количество операций в группе 'Коробочное страхование банковских карт "Сбереги финансы" (Стоимость 4401 – 6600)'
product_g_325	int	Количество операций в группе 'Вклады, ОМС и инвестиционные продукты'
product_sg_447	int	Количество операций в группе 'Пакеты услуг'
product_599	int	Количество операций в группе 'Страхование жизни и здоровья Билет в будущее (тип взноса ежеквартальный)'
product_488	int	Количество операций в группе 'Личная дебетовая карта Momentum/Мгновенной выдачи'
product_611	int	Количество операций в группе 'Коробочное страхование "Защита квартиры", "Защита дома" (стоимость 5990)'
product_455	int	Количество операций в группе 'Пакет услуг "Зарплатный +"'
product_358	int	Количество операций в группе 'Кредитные карты (стандартные)'
product_626	int	Количество операций в группе 'Выписка по счету ДК/вклада/сбер счета/КК, Реквизиты, Выписка для госслужащих, Справка о доступном остатке, об уплаченных процентах'
product_667	int	Количество операций в группе 'Коробочное страхование "Защита квартиры", "Защита дома" (стоимость от 5 401 до 9 000)'
product_sg_417	int	Количество операций в группе 'Прочие операции'
product_590	int	Количество операций в группе 'Инвестиционные и памятные серебряные монеты, масса >155,5 гр.'

product_487	int	Количество операций в группе 'Личная дебетовая карта Classic/Standard/Классическая'
product_sg_346	int	Количество операций в группе 'Оформление подключения к услуге'
product_384	int	Количество операций в группе 'Продукты НПФ Сбербанка'
product_g_517	int	Количество операций в группе 'Карты ЮЛ'
product_489	int	Количество операций в группе 'Личная дебетовая карта Platinum/Премиальная'
product_sg_494	int	Количество операций в группе 'Инвестиционные счета'
product_661	int	Количество операций в группе 'Коробочное страхование "Защита квартиры", "Защита дома" (стоимость от 10001)'
product_624	int	Количество операций в группе 'Сервис "ОККО"'
product_633	int	Количество операций в группе 'Продукт "Безопасность от ХотЛайн-Сити"'
product_597	int	Количество операций в группе 'Страхование выезжающих за рубеж'
product_g_9997	int	Количество операций в группе 'Не премируется'
product_477	int	Количество операций в группе 'Коробочное страхование "Личный юрист", тариф "Базовый"'
product_482	int	Количество операций в группе 'Коробочное страхование "Защита квартиры", "Защита дома" (стоимость 6750)'
product_479	int	Количество операций в группе 'Коробочное страхование "Защита дома Премьер", "Защита квартиры Премьер", "Живи с комфортом Квартира", "Живи с комфортом Дом"'
product_372	int	Количество операций в группе 'Личная дебетовая карта без овердрафта Сбербанк - Visa Electron'
product_578	int	Количество операций в группе 'Страхование залогового имущества с райдером'
product_sg_331	int	Количество операций в группе 'Дебетовые карты'
product_387	int	Количество операций в группе 'Потребительские кредиты (кроме кредита под залог недвижимости)'
product_481	int	Количество операций в группе 'Коробочное страхование "Защита квартиры", "Защита дома" (стоимость 4950)'
product_sg_392	int	Количество операций в группе 'Страхование жизни и здоровья с выбором параметров (страховой суммы, срока страхования и выгодоприобретателя)'
product_467	int	Количество операций в группе 'Дебетовые карты'
product_409	int	Количество операций в группе 'Мобильное приложение СБОЛ'
dt	int	Месяц поставки

Дополнительно может учитываться информация в части сведений об отправленных поставках и данных по корректировкам от поставок, которая может основываться на примере данных, приведенных в табл. 1.

Приведенный пример признаков показывает, что они не привязаны к определенному формату или источникам данных, так как на этапе автоматического отбора признаков используются подход итеративного отбора признаков (iterative feature selection), который позволяет урезать число признаков и понизить размерность пространства с сохранением предсказательной способности без задания целевого формата или количества признаков при их переводе в векторную форму на этапе (102). Векторизация данных происходит путем чтения исходных данных из файлов-источников и/или систем управления базами данных (СУБД), включая нереляционные базы данных и дальнейшей записи считанных данных в электронные форматированные таблицы - особые структуры данных (dataframe), специализированной библиотеки pandas в программной среде python, находящиеся в оперативной памяти вычислительного устройства, реализующего способ (100). Вышеуказанные данные могут поступать из различных источников, например, автоматизированных систем или базы данных, содержащей сведения о месте поставки. При этом часть данных может являться неизвестной и получаться в процессе предобработки данных и генерации признаков.

После этапа генерации признаков выполняется этап (103), на котором происходит отбор признаков для последующего расчета. Метод отбора признаков основан на таких методах, как forward selection (прямой отбор), backward elimination (обратное исключение), stepwise section (последовательный отбор) (<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2016/12/introduction-to-feature-selection-methods-with-an-example-or-how-to-select-the-right-variables/>). В результате этой процедуры на выходе остается лучший набор переменных, с точки зрения значения выбранной метрики качества, пример которых приведен в табл. 3.

Отобранные признаки

Информация
Производный неинтерпретируемый фактор - синус месяца поставки (аналоговые часы)
Производный неинтерпретируемый фактор - косинус месяца поставки (аналоговые часы)
Тип места поставки
Количество рабочих дней в рабочей неделе места поставки
Работает ли по выходным
Значение целевой переменной 1 месяц назад
Значение целевой переменной 2 месяца назад
Значение целевой переменной 3 месяца назад
Значение целевой переменной 4 месяца назад
Значение целевой переменной 5 месяцев назад
Значение целевой переменной 6 месяцев назад
Значение целевой переменной 7 месяцев назад
Значение целевой переменной 8 месяцев назад
Значение целевой переменной 9 месяцев назад
Значение целевой переменной 10 месяцев назад
Значение целевой переменной 11 месяцев назад
Значение целевой переменной 12 месяцев назад
Количество срочных заказов после поставки 1 месяц назад
Количество номенклатуры, отправленное в срочных заказах 1 месяц назад
Количество сотрудников
Суммарное сглаженное отправленное количество номенклатуры за последние 12 месяцев (сумма значений целевой переменной за последние 12 месяцев)
Суммарное сглаженное отправленное количество номенклатуры за последние 3 месяца (сумма значений целевой переменной за последние 3 месяца)
Суммарное сглаженное отправленное количество номенклатуры за последние 6 месяцев (сумма значений целевой переменной за последние 6 месяцев)
Среднее сглаженное отправленное количество номенклатуры за год (среднее значений целевой переменной за последние 12 месяцев)
Среднее сглаженное отправленное количество номенклатуры за последние 3 месяца (среднее значений целевой переменной за последние 3 месяца)
Среднее сглаженное отправленное количество номенклатуры за последние 6 месяцев (среднее значений целевой переменной за последние 6 месяцев)
Разница в кол-ве сотрудников в текущем и предыдущем месяце

Так как для разного типа поставляемых товаров значимость признаков, отобранных на этапе (103) и оптимальный алгоритм (и гиперпараметры) могут различаться, в заявленном изобретении используются методы автоматизированного машинного обучения (AutoML) для возможности автоматического построения моделей машинного обучения для нужных номенклатур признаков.

На этапе 104 посредством применения инструментария автоматической разработки моделей машинного обучения – AutoML (https://ru.wikipedia.org/wiki/Автоматическое_машинное_обучение), работающим на основе промышленных библиотек градиентного бустинга: lightgbm (<https://pythonru.com/biblioteki/lightgbm>) и xgboost (<https://neerc.ifmo.ru/wiki/index.php?title=XGBoost>) генерируются модели прогноза потребления для каждого типа номенклатуры. В основе этих моделей лежат комбинации объектов таких классов как LGBMRegressor и XGBOOSTRegressor. Как пример, может формироваться предиктивная модель поставки бумаги. Здесь, в результате применения автоматизированного машинного обучения, AutoML, получается следующий набор значимых признаков:

- "поставка за предыдущие месяцы, с учетом срочных заказов и сглаживания по пустым месяцам";
- "реальный период поставки, вычисленный за предыдущие месяцы";
- "тип места поставки";
- "количество рабочих дней в неделю";
- "работают ли места поставки в выходные";
- "кол-во срочных поставок за предыдущий месяц";
- "сумма срочных поставок за предыдущий месяц";
- "количество сотрудников";
- "время года";
- "сумма поставляемой номенклатуры за год";

"сумма поставляемой номенклатуры за 3 месяца";
 "сумма поставляемой номенклатуры за 6 месяцев";
 "среднее поставляемое количество номенклатуры за год";
 "среднее поставляемое количество номенклатуры за 3 месяца";
 "среднее поставляемое количество номенклатуры за 6 месяцев";
 "месяц поставки";
 "sin месяца поставки"
 "cos месяца поставки".

При использовании инструментария автоматической разработки моделей машинного обучения - AutoML применяется классическая методология разделения имеющегося набора данных на три составляющие: тренировочный набор данных (train), отложенная выборка - проверочный набор данных (out-of-sample) и проверочная в смысле стабильности работы модели выборка - отложенный во времени набор данных (out-of-time). Ниже приведен пример размеров выборок для номенклатуры - бумаги.

Выборка	Кол-во наблюдений	Период формирования выборки
Train	44611	2018.11 – 2020.07
Out-of-sample	7272	2020.08
Out-of-time	10068	2020.09

При валидации использовались лишь валидационные тесты, информативные для конкретной рассматриваемой модели, теоретически позволяющие выявить какие-либо существенные недостатки. В качестве таких тестов могут применяться статистические тесты, такие как:

- качество разбиения на выборки;
- пропущенные и экстремальные значения факторов;
- репрезентативность выборок (PSI);
- ключевая метрика;
- доверительные интервалы метрики;
- сравнение факта и прогноза модели (коэффициент Спирмена);
- значимость факторов (permutation);
- стабильность ключевой метрики.

Переменные из табл.3 + переменные из табл. 2 используются для формирования двух прогнозов: ограничивающей модели - предсказание количества на основе проведенных операций и основной модели - предсказание достаточного количества продуктов + трендов, характерных для отдельных мест поставок.

На этапе (104) основная модель прогнозирует количество номенклатуры, необходимой к поставке, исходя из тренда прошлых поставок, метаданных объекта поставок, таких как: площадь места поставки, численность сотрудников, режим работы, географическое расположение и другие. Ограничивающая модель также прогнозирует количество номенклатуры, но исходя из другой информации, необходимой к поставке, а именно: данных о клиентопотоке в месте поставки, данных об операциях, проведенных в месте поставки в разрезе многочисленных типов операций.

На этапе (105) полученные прогнозы для определения допустимого количества номенклатуры к поставке обрабатываются таким образом, чтобы снизить потенциальную перезагрузку места поставки. Это реализовано в виде ансамбля моделей. Ансамбль моделей работает следующим образом. Если имеется прогноз как от основной модели, так и от ограничивающей модели, то итоговый прогноз рассчитывается следующим образом: если прогноз ограничивающей модели меньше прогноза основной модели, то итоговая поставка = среднему арифметическому от прогнозов ограничивающей и основной моделей, иначе итоговая поставка = прогнозу основной модели. Если есть прогноз только от основной модели, то он выбирается в качестве итогового. Если оба прогноза отсутствуют, то в качестве результата будет выбрано нормативное количество номенклатуры к поставке, исходя из численности сотрудников конкретного места поставки.

В зависимости от конкретных значений прогнозов по каждой из моделей определяется финальный прогноз, как результат работы ансамбля ограничивающей и основной модели. В результате для каждой прогнозируемой пары объект-номенклатура получается прогноз потребления на заданную отчетную дату.

Финальный прогноз отправки товаров приведен в табл. 4.

Таблица 4

Финальный прогноз отправки товаров

Идентификатор места поставки	Завод-поставщик	Количество сотрудников	Итоговая поставка номенклатуры	Отчетная дата
10265886	4090	2	130	202106
10205214	5410	1	40	202106
10282242	4000	2	90	202106
10098224	5500	9	150	202106
10181326	1300	15	90	202106
10095172	5500	3	3	202106
10111771	1340	1	140	202106

В качестве примера работы модели при реализации заявленного изобретения можно привести пример с прогнозированием поставки бумаги для принтеров.

На этапе (101) поступает метаинформация об объектах-потребителях, например, отделениях банка и информации об операциях, производимых в этих отделениях. В качестве примера данных выступают табл. 1 и 2.

На этапе (102) происходит векторизация данных, заключающаяся в чтении исходных данных из файлов-источников и дальнейшей записи считанных данных в электронные форматированные таблицы - особые структуры данных (dataframe), специализированной библиотеки pandas в программной среде python, находящиеся в оперативной памяти вычислительной системы (вычислительного/компьютерного устройства), реализующей данные действия. После того, как эти данные записаны в оперативную память вышеупомянутой вычислительной системы, они становятся пригодными для дальнейшей обработки программным кодом на языке python и, соответственно, к дальнейшим этапам реализации программного решения.

На этапе (103) происходит отбор признаков из табл. 1 и 2, которые значимо влияют на потребление бумаги в отделениях банка. В результате получается набор самых влиятельных признаков, с точки зрения объяснения и описания характера потребления бумаги в отделениях, который по количеству признаков существенно меньше изначального набора признаков. Пример такого набора приведен в абзаце [0024].

На этапе (104) применяется инструментарий AutoML к набору отобранных на этапе (103) признаков для автоматического формирования прогнозов основной и ограничивающей модели. Пример результирующего набора прогнозов для данного этапа приведен в табл. 4.

На этапе (105) происходит ансамблирование прогнозов, т.е. формирование финального значения поставки бумаги по алгоритму ансамблирования, описанному выше. На вход этот алгоритм принимает прогнозы основной и ограничивающей модели, а на выходе дает финальные значения поставки бумаги в каждое отделение банка. Финальный вид результата работы решения схож с табл. 4 и может содержать в себе дополнительную полезную справочную информацию, характеризующую объекты-потребители, например, территориальная информация, количество сотрудников отделения и прошлые поставки бумаги в эти отделения.

На фиг. 2 представлен общий вид вычислительного устройства (200), пригодного для выполнения способа (100). Устройство (200) может представлять собой, например, сервер, компьютер или иной тип пригодного вычислительного устройства.

В общем случае вычислительное устройство (200) содержит объединенные общей шиной информационного обмена один или несколько процессоров (201), средства памяти, такие как ОЗУ (202) и ПЗУ (203), интерфейсы ввода/вывода (204), устройства ввода/вывода (205), и устройство для сетевого взаимодействия (206).

Процессор (201) (или несколько процессоров, многоядерный процессор) могут выбираться из ассортимента устройств, широко применяемых в текущее время, например, компаний Intel™, AMD™, Apple™, Samsung Exynos™, MediaTEK™, Qualcomm Snapdragon™ и т.п. В качестве процессора (201) может также применяться графический процессор, например Nvidia, AMD, Graphcore и пр.

ОЗУ (202) представляет собой оперативную память и предназначено для хранения исполняемых процессором (201) машиночитаемых инструкций для выполнения необходимых операций по логической обработке данных. ОЗУ (202), как правило, содержит исполняемые инструкции операционной системы и соответствующих программных компонент (приложения, программные модули и т.п.).

ПЗУ (203) представляет собой одно или более устройств постоянного хранения данных, например, жесткий диск (HDD), твердотельный накопитель данных (SSD), флэш-память (EEPROM, NAND и т.п.), оптические носители информации (CD-R/RW, DVD-R/RW, BlueRay Disc, MD) и др.

Для организации работы компонентов устройства (200) и организации работы внешних подключаемых устройств применяются различные виды интерфейсов В/В (404). Выбор соответствующих ин-

терфейсов зависит от конкретного исполнения вычислительного устройства, которые могут представлять собой, не ограничиваясь: PCI, AGP, PS/2, IrDa, FireWire, LPT, COM, SATA, IDE, Lightning, USB (2.0, 3.0, 3.1, micro, mini, type C), TRS/Audio jack (2.5, 3.5, 6.35), HDMI, DVI, VGA, Display Port, RJ45, RS232 и т.п.

Для обеспечения взаимодействия пользователя с вычислительным устройством (200) применяются различные средства (205) В/В информации, например, клавиатура, дисплей (монитор), сенсорный дисплей, тач-пад, джойстик, манипулятор мышь, световое перо, стилус, сенсорная панель, трекбол, динамики, микрофон, средства дополненной реальности, оптические сенсоры, планшет, световые индикаторы, проектор, камера, средства биометрической идентификации (сканер сетчатки глаза, сканер отпечатков пальцев, модуль распознавания голоса) и т.п.

Средство сетевого взаимодействия (206) обеспечивает передачу данных устройством (200) посредством внутренней или внешней вычислительной сети, например, Интранет, Интернет, ЛВС и т.п. В качестве одного или более средств (206) может использоваться, но не ограничиваться: Ethernet карта, GSM модем, GPRS модем, LTE модем, 5G модем, модуль спутниковой связи, NFC модуль, Bluetooth и/или BLE модуль, Wi-Fi модуль и др.

Дополнительно могут применяться также средства спутниковой навигации в составе устройства (200), например, GPS, ГЛОНАСС, BeiDou, Galileo.

Представленные материалы изобретения раскрывают предпочтительные примеры реализации изобретения и не должны трактоваться как ограничивающие иные, частные примеры его воплощения, не выходящие за пределы испрашиваемой правовой охраны, которые являются очевидными для специалистов соответствующей области техники.

ФОРМУЛА ИЗОБРЕТЕНИЯ

1. Компьютерно-реализуемый способ расчета количества поставок продукции для пополнения запасов, выполняемый с помощью процессора и содержащий этапы, на которых:

а) получают по меньшей мере данные, характеризующие место поставки запасов, включающие в себя по меньшей мере данные о произведенных операциях на упомянутом месте поставки запасов;

б) осуществляют векторизацию полученных данных;

в) выполняют отбор признаков векторизованных данных, по которым автоматически осуществляют построение по меньшей мере двух моделей машинного обучения с помощью технологии автоматического машинного обучения (AutoML), при этом признаки отражают данные расхода запасов в месте поставки;

г) с помощью сформированных моделей машинного обучения, обученных на произведенных операциях для упомянутого места поставки, осуществляют расчет расхода запасов в заданном временном диапазоне на основании упомянутых признаков на этапе в);

е) определяют количество запасов для пополнения в упомянутый временной период для упомянутого места поставки; и

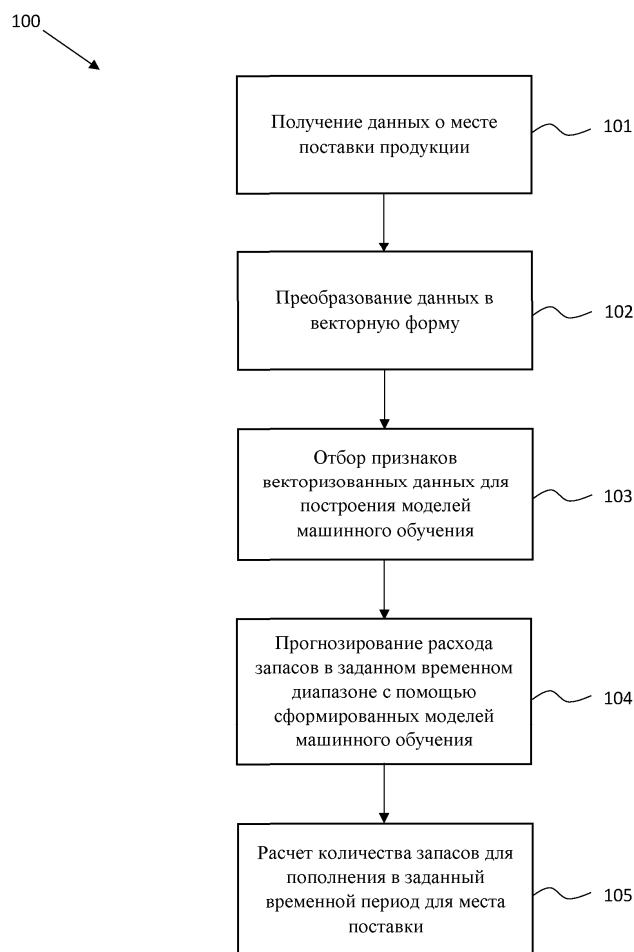
ф) передают информацию по определенному на этапе е) количеству запасов в автоматизированную систему заказа товаров.

2. Способ по п.1, в котором данные о произведенных операциях включают в себя по меньшей мере одно из: планы и факты продаж, аудит произведенных операций, данные из трекинг-систем, численность сотрудников места поставки запасов, ранее произведенные поставки товаров.

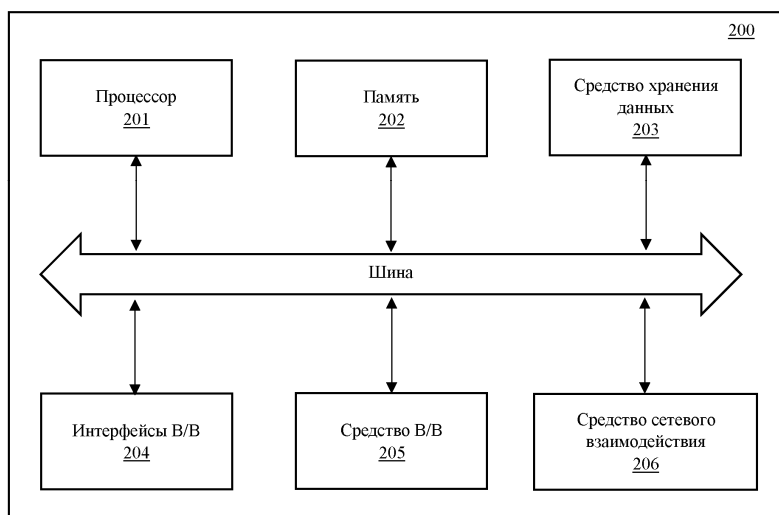
3. Способ по п.2, в котором трекинг-системы представляют собой автоматизированные системы учета товаров.

4. Способ по п.1, в котором на этапе а) дополнительно получают по меньшей мере одни данные, выбираемые из группы: режим работы, геопозиция, ранее отправленные поставки, корректировки поставок, расходы или остатки запасов.

5. Система расчета количества поставок продукции для пополнения запасов объемов пополнения запасов, содержащая по меньшей мере один процессор и по меньшей мере одну память, хранящую машиночитаемые инструкции, которые при их исполнении процессором реализуют способ по любому из пп.1-4.



Фиг. 1



Фиг. 2

