

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования
«Южно-Уральский государственный университет»
(национальный исследовательский университет)

Высшая школа электроники и компьютерных наук
Кафедра «Системы автоматического управления»

ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ

Заведующий кафедрой

_____/ В.И. Ширяев

« ____ » _____ 2017 г.

Прогнозирование спроса в сети ресторанов доставки с использованием методов
машинного обучения

ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА
К ВЫПУСКНОЙ КВАЛИФИКАЦИОННОЙ РАБОТЕ
ЮУрГУ – 09.03.01.2017.027.00 ПЗ ВКР

Руководитель работы

Управляющий партнер Napoleonit

_____/ П.С. Подкорытов

« ____ » _____ 2017 г.

Автор работы

студент группы **КЭ-444**

_____/ Е.А. Беркита

« ____ » _____ 2017 г.

Нормоконтролер

_____/ Н.В. Плотникова

« ____ » _____ 2017 г.

Челябинск 2017

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	7
1. ОБЗОР ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.....	9
1.1. Автоматизация ресторанного бизнеса.....	9
1.2. Обзор автоматизированных систем управления в ресторанном бизнесе.....	11
1.3. Прогнозирование.....	21
1.4. Постановка цели и задач.....	26
2. АНАЛИЗ ОСОБЕННОСТЕЙ И ВЫБОР МЕТОДА МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА	28
2.1. Метод «Экспоненциальное сглаживание».....	28
2.2. Метод «Однослойный персептрон».....	30
2.3. Метод «Рандомные леса».....	33
2.4. Метод «Скользящее среднее».....	35
2.5. Метод «Градиентный бустинг»	36
2.6. Выбор метода для создания модели прогнозирования спроса	40
3. РЕАЛИЗАЦИЯ МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА В СЕТИ РАСТОРАНОВ ДОСТАВКИ «ДОДО ПИЦЦА»	42
3.1. Исследование исходных данных	42
3.1.1. <i>Описание источника данных</i>	42
3.1.2. <i>Описание алгоритма обработки данных</i>	43
3.1.3. <i>Статический анализ данных</i>	47
3.2. Разработка модели	49
3.3. Результаты прогноза модели.....	50
3.4. Разработка интерфейса для прототипа	54
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	58
БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК	59
ПРИЛОЖЕНИЯ.....	60

ПРИЛОЖЕНИЕ А. Таблица сравнительного анализа методов машинного обучения

ПРИЛОЖЕНИЕ Б. Листинг программы для подготовки данных для модели прогнозирования спроса

ПРИЛОЖЕНИЕ В. Листинг программы для создания модели прогнозирования спроса

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
						6
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		

ВВЕДЕНИЕ

Бизнес-процессы предприятий общественного питания хорошо поддаются формализации и, соответственно, компьютерной автоматизации. При этом основных схем функционирования предприятий общепита всего несколько — классический ресторан, кафе, бар, фаст-фуд, самообслуживание, доставка. Все схемы используют бизнес-операции из единого набора: получение заказа, приготовление блюд, расчёт с клиентом; плюс операции бэк-офиса: склад, поставки, бухгалтерия и другие.

Эволюционный путь компьютеризации ресторанов шёл от отдельных универсальных программ бухгалтерского учёта, складских операций и управления контрольно-кассовым оборудованием. Следующий этап развития состоял в автоматизации всех бизнес-процессов с помощью единого программного обеспечения, теперь уже специально построенного под ресторанный бизнес. Туда же стали добавляться функции, ранее не подлежавшие автоматизации, например, приём заказа, инвентаризация и другие. Так возникли специализированные системы автоматизации ресторанного бизнеса, которые со временем доказали свою эффективность.

Потребность в автоматизации была осознана российскими рестораторами с заметным отставанием от Запада. Дело было не только в обычном технологическом отрыве развитых стран. Становление ресторанного бизнеса в России происходило в 90-х годах, когда в силу целого ряда социальных, экономических и политических условий автоматизация ресторанов и кафе была проблематична и не вызывала достаточной мотивации у рестораторов. К числу этих условий, например, можно отнести неустойчивость законодательной базы в сфере торговли и налогообложения, высокий уровень безработицы, позволявший владельцам заведений в случаях, в частности, недостачи компенсировать её за счёт зарплаты всего персонала, и многие другие обстоятельства.

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		7

В то же время в развитых странах автоматизация уже стала стандартом ресторанного бизнеса, его необходимым компонентом. По мере стабилизации ситуации в России к отечественным рестораторам также стало приходить понимание конкурентных преимуществ автоматизации. Возник спрос на данные разработки.

Данная работа посвящена рассмотрению процесса создания модели «Прогнозирования спроса» для сети ресторанов доставки на основе алгоритмов интеллектуального анализа данных.

Актуальность темы. Важные преимущества автоматизации — оптимизация бизнеса, качество обслуживания, производительность труда, прогнозирование спроса. При этом ряд задач без автоматизации выполнять практически нереально, например, обслуживание накопительных скидок постоянным клиентам и многое другое. В развитых странах автоматизация уже стала стандартом ресторанного бизнеса, его необходимым компонентом. По мере стабилизации ситуации в России к отечественным рестораторам также стало приходить понимание конкурентных преимуществ автоматизации. Возник спрос на данные разработки. Поэтому данную тему можно считать актуальной.

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
						8
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		

1. ОБЗОР ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ

1.1. Автоматизация в ресторанном бизнесе

Сочетание «автоматизация ресторанов» сформировалось в устойчивый термин в среде русскоязычных рестораторов, поставщиков оборудования и ПО. В нём имеются сразу и обобщение, и наоборот узкая трактовка смысла составляющих слов. В данной статье под термином «ресторан» подразумевается обобщенное понятие: любое заведение общепита. При этом, под предприятием общественного питания может пониматься также сеть заведений.

«Автоматизация» в данном случае, напротив, трактуется ограниченно и не затрагивает непосредственно производственные процессы (приготовление пищи), а касается только информационной составляющей бизнеса — учёт, документооборот, продажи и другие процессы, связанные с обработкой данных.

В связи с тем, что в России, на Украине и в Казахстане ресторанный бизнес является одной из самых динамично развивающихся сфер частного предпринимательства, спрос на системы автоматизации предприятий общественного питания стабилен. Автоматизация стала здесь стандартом, необходимым условием конкурентоспособности бизнеса. В настоящий момент в России и остальных странах СНГ количество автоматизированных ресторанов, кафе, фаст-фудов, корпоративных предприятий питания и их сетей исчисляется десятками тысяч, продолжая быстро расти.

Основные задачи автоматизации ресторанов:

- Повышение прибыльности и снижение издержек предприятия;
- Контроль и оптимизация деятельности предприятия;
- Улучшение качества обслуживания посетителей;
- Предотвращение хищений и прочих злоупотреблений со стороны персонала;
- Увеличение производительности труда персонала;
- Поддержка маркетинговых мероприятий;

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		9

– Создание систем лояльности. Разнообразные системы скидок для постоянных клиентов;

– Анализ деятельности и планирование дальнейшего развития.

Необходимо отметить, что частично эти задачи пересекаются. Решение данных задач путём автоматизации ресторанного бизнеса является частным случаем применения АСУ и ERP. Однако в отличие от универсальных систем, ресторанные системы автоматизации, также, например, как системы для розничной торговли (Автоматизация торговли), являются узкоспециализированными, хотя и более распространёнными по числу внедрений, так как ресторанный бизнес является одним из самых массовых

Функционирование предприятия общественного питания является более сложным, чем функционирование магазина розничной торговли, так как в первом присутствует процесс изготовления продаваемого товара, а также его непосредственное потребление покупателем на месте.

В общем случае в ресторанном бизнесе при помощи программно-аппаратных комплексов автоматизации подлежат следующие процессы:

Продажи — всё, что связано с обслуживанием посетителей: приём заказа, отправка его на кухню, формирование счёта (пречека), расчет с посетителями, выдача фискального чека.

Сюда же входят разнообразные механизмы обслуживания постоянных клиентов, маркетинговые акции (скидки, бонусы и т. п.). Если автоматизируется бар, то процесс производства напитков также входит в число операций обслуживания. Склад и логистика, бухгалтерский учёт.

Автоматизируются складские операции — приход и расход продуктов, полуфабрикатов, инвентаризация.

Управление и контроль деятельности предприятия.

Управление персоналом.

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		10

1.2. Обзор автоматизированных систем управления в ресторанном бизнесе

Рынок систем автоматизации ресторанного бизнеса за последнее время существенно вырос и оценивается на сегодняшний день примерно в 50 млн долл. На фоне благоприятной экономической ситуации развивается и собственно индустрия развлечений. Систем автоматизации нужно все больше, однако специализированных систем, отвечающих специфическим требованиям именно ресторанного рынка пока не так много. Рассмотрим основные из них.

Система R-Кеерер

Система R-Кеерер (разработка московской фирмы UCS, которая работает на рынке с 1992 г.) является самой совершенной по своим функциональным возможностям, что признают даже продавцы программ-конкурентов. На сегодняшний день она автоматизации установлена почти в 6000 ресторанов. Среди них не только российские предприятия, но и иностранные, например, турецкие, болгарские, австрийские и испанские.

Задумана система R-Кеерер как мощный инструмент для всеобъемлющего контроля зала, складского учета и учета рабочего времени. Это отличный помощник для собственников в сфере финансового менеджмента, т. е. для управления ресторанным бизнесом.

Легкость обучения персонала, доступная благодаря использованию подробных руководств и встроенных файлов помощи, позволит начать эксплуатацию системы через непродолжительный период времени с момента ее приобретения. Эта программа является модульной, и ее внедрение можно производить поэтапно, поскольку часто владельцу предприятия общепита не нужна вся система целиком. В этом смысле R-Кеерер — очень гибкая программа. Примерная схема представлена на рисунке 1.1.

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		11



Рисунок 1.1 – Примерная схема подключения системы R-Кеерег

Распределенное хранение данных позволяет как работникам администрации, так и персоналу сферы обслуживания быстро обращаться к информации, а в случае технических сбоев в сети — оперативно ее восстановить.

Система R-Кеерег наиболее ощутимые результаты дает по следующим позициям:

- максимальная скорость и простота работы персонала при обслуживании клиентов при минимальных затратах времени на оформление заказа при организации сервис-печати в барах и кухнях;
- исключаются ошибки в расчетах и поддерживается документальность операций на всех уровнях;
- осуществляются статистические расчеты по продажам;
- создается база данных, которую могут использовать программы учета движения продуктов на производстве или расчета зарплаты персонала; система имеет надежную защиту от несанкционированного доступа. Система R-Кеерег является программно-аппаратным комплексом. В его состав входят: автоматизированные рабочие места кассира, официанта, менеджера, калькулятора и складского работника.

Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата

09.03.01.2017.027.00 ПЗ

Лист

12

Система TillyPad

TillyPad — это комплекс автоматизации, предназначенный для клубов, ресторанов, баров, казино, фитнес-клубов, кинотеатров и прочих предприятий индустрии развлечений.

Появлению TillyPad в 1995 г. предшествовало глобальное маркетинговое исследование, в ходе которого был выявлен наиболее привлекательный и активно развивающийся сегмент рынка — ресторанный бизнес и индустрия развлечений. Проанализировав ситуацию в данном сегменте, специалисты создали систему, которая отвечает всем задачам, стоящим перед владельцами бизнеса сферы развлечений, и одновременно решает характерные для этой области актуальные проблемы — пресечение злоупотреблений персонала, возможность введения широкой системы скидок, планирование маркетинговых акций, управление в реальном времени и т. д.

Уникальность TillyPad состоит в том, что он не скопирован с западных аналогов, долгое время существующих на рынке. Это продукт, который с начала и до конца разработан российскими специалистами. Соответственно, в нем была учтена вся специфика российского ведения бизнеса и расставлены нужные акценты.

Кроме того, разработчики TillyPad с самого начала ставили своей целью не просто предложить ответ на существующие требования, но заложить в систему механизмы, которые позволят оперативно реагировать на изменения, постоянно возникающие по мере развития бизнеса.

Специалисты TillyPad постоянно совершенствуют программное обеспечение, добавляя в систему новые функции и новые технологические решения.

TillyPad является мощнейшим инструментом контроля (это особенно актуально для российского бизнеса, где злоупотребления персонала достигают угрожающих масштабов). С данным комплексом руководитель работает в режиме реального времени и, следовательно, в любой момент может отследить движение

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		13

товаров и финансов в заведении, посмотреть прибыль, остатки, выявить несостыковки.

Современные решения, используемые в TillyPad, позволяют управлять предприятием в удаленном режиме — из другого города или страны, из любого места, где есть доступ к Интернету. Такая технология довольно популярна. Например, директор ресторана может проверить выручку своего заведения, а, придя на следующее утро в ресторан «с цифрами в руках», найти расхождения и, таким образом, уличить администратора в нечистоплотности, если он присвоил себе часть выручки предприятия.

Продукт TillyPad подходит как для огромных развлекательных центров, так и для небольших заведений. Базовая лицензия системы стоит около 3000 долл. и окупается в среднем за срок от полугода до одного года, что даже для российских условий очень быстро. Если говорить более конкретно, то проект небольшого кафе может обойтись в 5000-7000 долл.

Продукт TillyPad работает с 30 дилерами в регионах России. Прежде всего это крупнейшие региональные центры, такие как Екатеринбург, Нижний Новгород, Казань и др.

Система АСУР

Автоматизированная система управления рестораном (АСУР) — это автоматизированная система управления рестораном, компьютерно-программный комплекс для отдельных ресторанов, кафе или баров, а также для сети ресторанов, кафе и баров.

Компьютерный комплекс легко встраивается в существующее оборудование ресторана, кафе или бара и увеличивает выручку торговой точки на 20 % за счет продуманной организации доступа персонала. При этом она отличается невысокой ценой (минимальная конфигурация — от 12 тыс. руб.).

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		14

Для работы автоматизированной системы управления рестораном не нужны дорогие кассовые терминалы (устанавливают на обычные компьютеры с дополнительным pos-оборудованием pos-клавиатуру, принтеры, карт-ридеры), следовательно, затраты значительно меньше, чем требуется для других аналогичных систем, и при этом качество зачастую выше, чем у основных известных на этом рынке программ.

Автоматизированная система управления рестораном практически не требует высококвалифицированного, а следовательно дорогого персонала для работы, обслуживания и ремонта.

Система автоматизации и управления рестораном создана на базе современных программных продуктов, и особое внимание уделено защите от взлома недобросовестными сотрудниками с целью воровства. Система обладает удаленным контролем за работой ресторана, т. е. руководителю не обязательно присутствовать на рабочем месте для того, чтобы управлять рестораном.

«АСЮР:Ресторан»

«АСТОР:Ресторан» — это отраслевое решение компании «АСТОР ВЦ», которое используют в повседневной деятельности более 700 отечественных предприятий индустрии питания.

Программное обеспечение «АСТОР:Ресторан» применяют в сетевом бизнесе, поскольку оно наиболее адекватно отвечает запросам рынка. Данный программный продукт предоставляет владельцу сети заведений создавать индивидуальную концепцию управления, сбалансированно сочетающую элементы централизованного и децентрализованного менеджмента.

Централизованный менеджмент обязательно предполагает выделение центрального офиса, проводящего общую политику формирования меню, ценообразования в отдельных ресторанах сети, а также системы скидок. Именно

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		15

центр занимается взаиморасчетами с поставщиками и закупкой товаров (за исключением скоропортящихся) через общий склад-распределитель. В центральном офисе производятся также обобщение и обработка данных о работе каждого из ресторанов, создание консолидированных отчетов. На местах менеджеры ведут работу с покупателями, контролируют деятельность персонала и соблюдение технологий работы.

При децентрализованном управлении центр осуществляет функции мониторинга работы всей сети и каждого ресторана в отдельности. Формирование и корректировка меню, определение ценовой политики, выбор поставщиков и закупка продуктов, взаиморасчеты с контрагентами, калькуляция и расчет фактической себестоимости блюд и т. д. осуществляет непосредственно каждый ресторан.

Стоит отметить, что выбор модели управления ресторанной сетью зависит от многих факторов: территориальной удаленности объектов от центра, квалификации персонала, концепции заведений, наличия склада-распределителя, сервиса поставщиков и т. д. Задача же информационной системы — обеспечить модель управления, которую выбрало руководство ресторанной сетью, и в случае изменений подхода к управлению быть в состоянии поддержать эти изменения (например, перейти от централизации к децентрализации).

Z-Cash Restaurant Suite

Z-Cash Restaurant Suite — это автоматизированная система управления (АСУ) для предприятий в сфере ресторанного бизнеса. Система Z-Cash представляет собой WebUI-комплекс, работающий в интра-нет-сетях и обладающий рядом ноу-хау.

На сегодняшний день приобретение АСУ для ресторана — довольно весомая статья расходов. Приобретение Z-Cash по схеме лизинга (ежемесячная плата за

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		16

лицензию) переводит расходы из капитальных в разряд текущих. Более того, полная неограниченная лицензия Z-Cash в максимальной комплектации обходится дешевле продуктов-конкурентов.

«Штрих-М-РЕСТОРАН»

«Штрих-М:РЕСТОРАН» — это вариант типового решения автоматизации кафе, элитного ресторана, бара, бистро, клуба, предприятия индустрии питания и развлечений на основе системы программ. Данная система программ состоит из двух частей:

- 1) рабочие места кассиров, официантов и менеджера зала;
- 2) рабочие места товароведов и руководителя.

Обе части — это специализированные самостоятельные программы, работающие и в комплексе, и по отдельности. Данное типовое решение оказывает помощь в автоматизации многих функций, выполняемых сотрудниками — технологами, шеф-поварами, калькуляторами, менеджерами, официантами и бухгалтерами.

«РСТЪ:Рестораторъ»

«РСТЪ:Рестораторъ» — это система автоматизированного управления кафе, баром, рестораном, бильярдом, полностью укомплектованная и готовая к самостоятельной установке без привлечения специалистов компании-производителя.

Программно-аппаратный комплекс «РСТЪ: Рестораторъ» — это специализированный комплекс программного обеспечения и оборудования, необходимый для автоматизации ресторанов. Пример схемы представлен на рисунке 1.2.

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
						17
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		

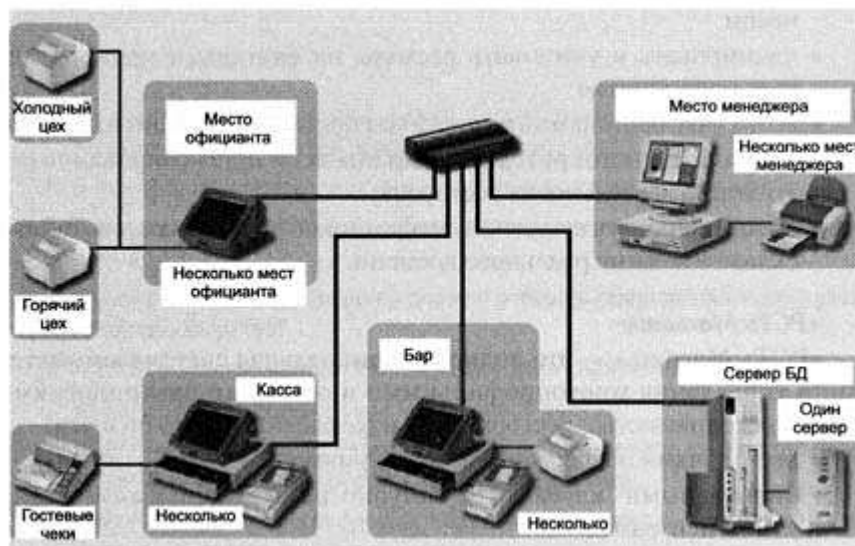


Рисунок 1.2 – Комплекс программного обеспечения и оборудования, необходимый для автоматизации ресторанов.

«РСТъ:Рестораторъ» позволяет:

- контролировать работу предприятия, в реальном времени и из любой точки Земного шара, где есть Интернет;
- существенно увеличить доход ресторана;
- постоянно получать информацию о выручке, поступающей от гостей ресторана;
- легко и своевременно анализировать деятельность ресторана и отдельных подразделений за любой период;
- значительно увеличить оборотные средства предприятия общественного питания;
- увеличить скорость обслуживания гостей;
- обеспечивать гарантированную безопасность информации о деятельности предприятия;
- внедрить в заведении маркетинговые и учетные политики нового поколения;

Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата

09.03.01.2017.027.00 ПЗ

Лист

18

- четко определить круг обязанностей и ответственности каждого сотрудника, предотвратить злоупотребления со стороны администрации и обслуживающего персонала;
- минимизировать человеческий фактор при управлении бизнесом;
- планировать и учитывать расходы на банкеты и корпоративные мероприятия;
- вести учет бронирования столиков постоянными клиентами;
- проводить многокритериальный анализ и прогнозирование результатов деятельности ресторана;
- оптимизировать складские запасы и контролировать состояние склада в режиме реального времени.

«РСТъ:Магнатъ»

«РСТъ:Магнатъ» — это полнофункциональная система автоматизации управления многопрофильными и сетевыми предприятиями сферы гостеприимства, ресторанного и развлекательного бизнеса:

- ресторанами, кафе, барами, пиццериями;
- бильярдными клубами, культурно-развлекательными и боулинг-центрами;
- караоке, предприятиями быстрого обслуживания и другими комплексными предприятиями в любом сочетании из перечисленного.

«РСТыМагнатъ» обеспечивает:

- эффективное управление операционной деятельностью предприятия на современном уровне;
- долговременные конкурентные преимущества предприятия на профильном рынке;
- возможность четко и в полном объеме представлять структуру и величины своих затрат для эффективного управления ими;
- оперативное управление предприятием (сетью предприятий) независимо от места своего пребывания руководителя и в режиме реального времени;

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
						19
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		

- осуществление постоянного, надежного и эффективного контроля за деятельностью предприятия;
- возможность видеть реальный доход и иметь полную информацию по всей выручке предприятия;
- пресечение в полном объеме хищений среди персонала;
- применения современной системы обеспечения и поддержки лояльности гостей к предприятию;
- повышение скорости и качества обслуживания гостей;
- наличие объективных данных для мотивации персонала;
- увеличение оборотных средств.

Облачная система «Додо ИС»

Это ERP-система, которая охватывает все аспекты бизнеса. «Додо ИС» создана для того, чтобы она решала задачи и соответствовала процессам современного производства продуктов. Система работает в браузере и подготовлен под тач-интерфейс. Для работы — беспроводной интернет и любые планшеты с браузером. В одной пиццерии франчайзи устанавливает 5-9 планшетов с «Додо ИС». Руководитель и администратор управляют пиццерией с компьютера, мобильного телефона или планшета. С помощью «Додо ИС» можно получаете онлайн-доступ ко всем жизненно важным показателям своей пиццерии: выручке, среднему чеку, производительности и др. Чтобы узнать, как функционируют все процессы в реальном времени, достаточно зайти на сайт «Додо ИС» и посмотреть отчеты.

Это позволяет контролировать все процессы производства, не принимая при этом участия в оперативном управлении бизнесом. Реализация системы представлена на рисунке 1.3.

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
						20
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		

временных периодах. Для построения прогноза необходимо наличие конкретных показателей, составляющих основу анализируемого объекта [11].

Процесс прогнозирования можно представить на рисунке 1.4:



Рисунок 1.4 – Схема процесса прогнозирования

В ходе процесса прогнозирования требуется использование определённых методов, именуемых методами прогнозирования, каждый из которых представляет собой набор приёмов, позволяющих сделать заключения относительно будущего объекта на основе анализа исторических данных, а также с учётом связей объекта прогнозирования.

Метода прогнозирования, который был бы применим абсолютно к любой задаче, не существует. Выбор конкретного метода зависит от поставленной задачи, имеющихся данных и параметров. На данный момент науке известно достаточно большое количество методов прогнозирования.

В зависимости от степени формализации методы делятся на три класса [11]:

1) Интуитивные (экспертные) методы – предполагают использование знаний экспертов (накопленный опыт, интуиция и т.д.) и обобщения их мнений об объекте для последующего формирования прогноза;

2) Формализованные (фактографические методы) – базируются на фактической информации о состоянии объекта прогнозирования (о прошлом и настоящем) и используют математический аппарат.

3) Комбинированные методы – сочетают себе различные методы, как интуитивные, так и формализованные. Схема классификации методов прогнозирования представлена на рисунке 1.5:

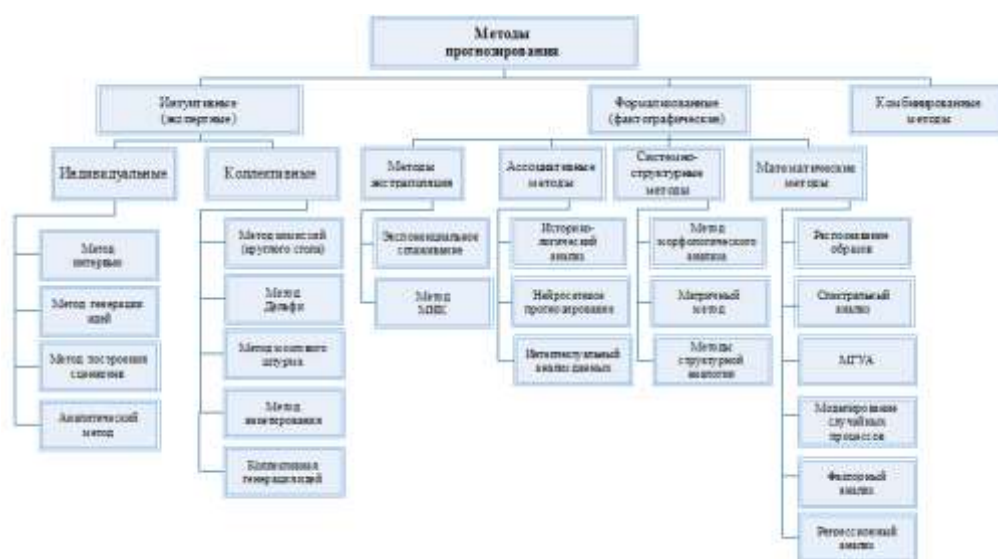


Рисунок 1.5 – Схема классификации методов прогнозирования

В качестве метода прогнозирования выбран интеллектуальный анализ данных (ИАД). В разд. 1.5 будут рассмотрены задачи, решаемые посредством ИАД, а в разд. 2 будут представлены алгоритмы, используемые для прогнозирования.

Data Mining – интеллектуальный анализ данных

Data mining (интеллектуальный анализ данных) представляет собой технологию анализа данных, цель которой – нахождение в данных скрытых шаблонов, необходимых для принятия оптимальных решений [3].

Увеличение количества разнородной информации способствовало усложнению её обработки для выявления неизвестных ранее знаний и их взаимосвязей, выступающих в качестве основы для принятия решений по управлению сложными системами. Данные предпосылки совместно с развитием ИТ послужили основой для возникновения ИАД.

Data Mining базируется на дисциплинах представленных на рисунке 1.6:

- теория информации;
- искусственный интеллект;
- статистика;
- математика;
- теория баз данных;
- машинное обучение;
- распознавание образов и т.д.



Рисунок 1.6 – Схема дисциплин Data Mining

Особенностью ИАД является объединение математического аппарата и информационных технологий, что открывает для математических методов и алгоритмов новые возможности их применения для решения определённых задач, благодаря усовершенствованию программных пакетов. Методы и алгоритмы Data Mining представленных на рисунке 1.7.



Рисунок 1.7 – Методы и алгоритмы Data Mining

Вследствие этого ИАД позволяет решать следующие задачи [23]:

- Классификация – это наиболее встречающаяся задача Data Mining. Она позволяет обнаружить признаки, которые отличают классы (группы объектов) и являются основной для выявления принадлежности объекта к определённому классу;
 - Кластеризация – это более сложная задача, чем классификация, так как классы объектов не известны изначально. Она используется для выявления группировок объектов - кластеров, причём, объекты в составе кластера должны быть схожи между собой;
 - Регрессия – это задача схожа с задачей классификации, её целью является установление зависимости определённого параметра (числового значения) по известным его характеристикам;
 - Прогнозирование – это одна из важных задач, позволяющая производить оценку будущих значений (состояний) объекта на основе ретроспективных данных;
 - Взаимосвязи – это задача осуществляет выявление зависимостей в данных;

- Ассоциация – это задача направлена на установление закономерности между взаимосвязанными событиями, происходящими одновременно;
- Анализ последовательностей – используется для нахождения закономерности между рядами событий, которые происходят с определённым временным интервалом;
- Анализ отклонений – это задача направлена на обнаружение данных, которые сильно отличаются от общего набора данных, и их анализ.

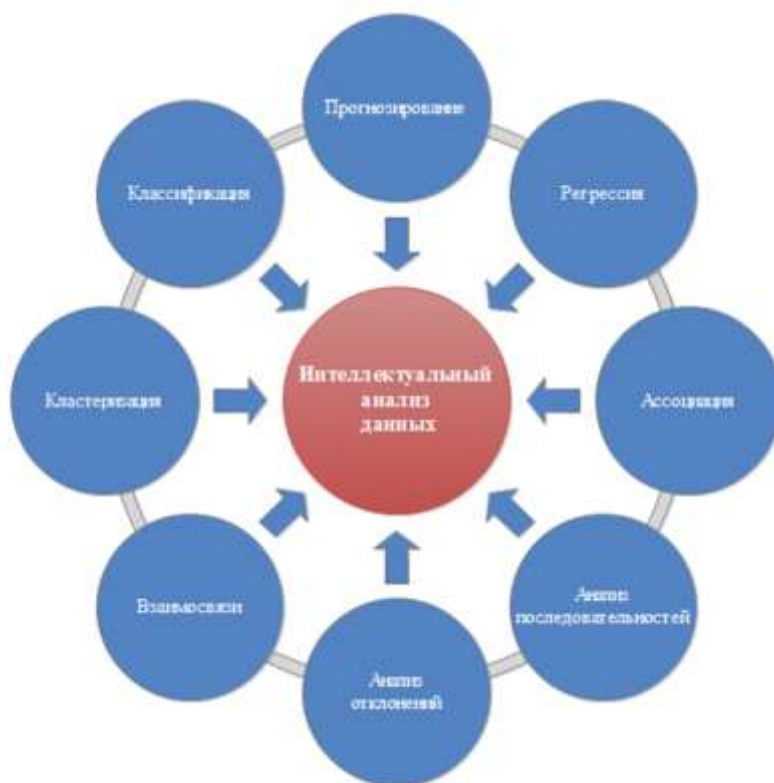


Рисунок 1.7 – Задачи интеллектуального анализа данных

1.4. Постановка цели и задач

Рассмотренные ранее решения в области управления процессами в ресторанном бизнесе требуют модификации для учёта особенностей работы конкретного ресторана, что является сложной задачей, поскольку, как отмечалось ранее, алгоритмы, используемые для анализа данных, в частности для построения

прогнозов, являются закрытыми. Данные факты привели к возникновению необходимости создания собственной модели прогнозирования спроса в сети ресторанов доставки с использованием интеллектуального анализа данных.

Цель работы – разработка самообучающейся модели прогнозирования спроса в сети ресторанов доставки с использованием интеллектуального анализа данных.

Для достижения поставленной цели необходимо решить ряд задач:

- Составить обзор автоматизированных систем в ресторанном бизнесе
- Составить техническое задание на разработку модели прогнозирования спроса в сети ресторанов доставки
 - Провести анализ методов машинного обучения для решения поставленной задачи по прогнозированию спроса
 - Реализовать алгоритм модель прогнозирования спроса в сети ресторанов доставки на примере компании «ДОДО ПИЦЦА»
 - Создать минимальный прототип интерфейса для программного обеспечения
 - Провести анализ эффективности реализованной модели на реальных данных

Объект работы – самообучающейся модель прогнозирования спроса в сети ресторанов доставки.

Результаты работы можно использовать для прогнозирования спроса в сети ресторанов доставки на в компании «ДОДО ПИЦЦА», а также внедрять в другие различные автоматизированные системы.

										Лист
										27
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата						

09.03.01.2017.027.00 ПЗ

2. АНАЛИЗ ОСОБЕННОСТЕЙ И ВЫБОР МЕТОДА МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА

2.1. Метод «Экспоненциальное сглаживание»

Экспоненциальное сглаживание является одним из наиболее распространенных приемов, используемых для сглаживания временных рядов, а также для прогнозирования. В основе процедуры сглаживания лежит расчёт экспоненциальных скользящих средних сглаживаемого ряда.

Главное достоинство прогнозной модели, основанной на экспоненциальных средних, состоит в том, что она способна последовательно адаптироваться к новому уровню процесса без значительного реагирования на случайные отклонения.

Исторически метод независимо был разработан Брауном и Холтом. Холт также разработал модели экспоненциального сглаживания для процессов с постоянным уровнем, процессов с линейным ростом и процессов с сезонными эффектами.

Процедура простого экспоненциального сглаживания осуществляется по следующим формулам:

$$S_1 = X_0, \quad (1)$$

$$S_t = \alpha \cdot X_{t-1} + (1 - \alpha) \cdot S_{t-1}, \quad (2)$$

где

X_{t-1} – Фактическое наблюдение в момент $t-1$;

S_t – Значение экспоненциального среднего в момент t ;

α – Параметр сглаживания, $\alpha = const, \alpha \in (0; 1]$.

Экспоненциальное среднее в момент t здесь выражено как взвешенная сумма текущего наблюдения и экспоненциального среднего прошлого наблюдения с

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		28

весами α и $(1 - \alpha)$ соответственно. Если последовательно использовать данное рекуррентное соотношение, то значение S_t можно выразить через значения временного ряда X :

$$S_t = \alpha \cdot \sum_{i=0}^{\infty} (1 - \alpha)^i \cdot X_{t-i} \quad (3)$$

Таким образом, величина S_t оказывается взвешенной суммой всех членов ряда. Причем значения весов уменьшаются экспоненциально в зависимости от удаленности наблюдения относительно момента t . Это и объясняет название «экспоненциальное среднее».

Экспоненциальное сглаживание можно представить как фильтр, на вход которого в виде потока последовательно поступают члены исходного ряда, а на выходе формируются значения экспоненциальных средних. Причем, сглаженный ряд S_t имеет тоже математическое ожидание, что и ряд X , но меньшую дисперсию.

При высоком значении α дисперсия сглаженного ряда не значительно отличается от дисперсии ряда X . Чем меньше α , тем в большей степени сокращается дисперсия сглаженного ряда (то есть подавляются колебания исходного ряда).

Далее экспоненциальное среднее можно использовать для построения краткосрочных прогнозов. В этом случае предполагается, что исходный ряд описывается моделью:

$$X_t = a_t + err_t, \quad (4)$$

где

a_t – Изменяющийся во времени средний уровень ряда;

err_t – Случайные неавтокоррелированные отклонения с нулевым математическим ожиданием.

Прогнозная модель имеет вид:

$$\hat{X}_{T+\tau} = \hat{a}_T, \quad (5)$$

где

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
						29
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		

$\tilde{X}_{T+\tau}$ – Прогноз, сделанный в момент T на τ единиц времени (шагов) вперед;

\tilde{a}_T – Оценка a_T .

Оценкой параметра модели a_T служит экспоненциальное среднее ряда S_T . Таким образом, все свойства экспоненциального среднего распространяются на прогнозную модель. В частности, если привести рекуррентную формулу к следующему виду:

$$S_t = S_{t-1} + \alpha \cdot (X_{t-1} - S_{t-1}), \quad (6)$$

и рассматривать S_{t-1} как прогноз на один шаг вперед, то величина $(X_{t-1} - S_{t-1})$ есть погрешность этого прогноза, а новый прогноз S_t получается в результате корректировки предыдущего прогноза с учетом его ошибки. В этом и состоит сущность адаптации.

2.2. Метод «Однослойный перцептрон»

Перцептрон — устройство МАРК-1, а также соответствующая ему математическая модель, созданная Фрэнком Розенблаттом с целью построения модели мозга. Под «моделью мозга» понимается любая теоретическая система, которая стремится объяснить физиологические функции мозга с помощью известных законов физики и математики, а также известных фактов нейроанатомии и нейрофизиологии. Перцептрон (строгое определение которого будет дано ниже) представляет собой передающую сеть, состоящую из генераторов сигнала трёх типов: сенсорных элементов, ассоциативных элементов и реагирующих элементов. Производящие функции этих элементов зависят от сигналов, возникающих либо где-то внутри передающей сети, либо, для внешних элементов, от сигналов, поступающих из внешней среды. Но, как правило, когда говорится "перцептрон Розенблатта", имеется в виду частный случай — т. н.

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		30

элементарный перцептрон, который упрощён по сравнению с общим видом перцептрона по ряду параметров.

Перцептрон состоит из элементов 3-х типов: S — элементов, A — элементов и R — элемента. S — элементы это — слой рецепторов. Эти рецепторы соединены с A — элементами с помощью тормозных или возбуждающих связей. Каждый рецептор может находиться в одном из двух состояний — покоя или возбуждения. A — элементы представляют собой сумматоры с порогом (то есть формальные нейроны). Это означает, что A — элемент возбуждается, если алгебраическая сумма возбуждений, приходящих к нему от рецепторов, превышает определенную величину — его порог. При этом сигнал от рецептора, приходящий по возбуждающей связи, считается положительным, а приходящий по тормозной связи — отрицательным. Сигналы от возбужденных A — элементов передаются в сумматор R, причем сигнал от i-го ассоциативного элемента передается с коэффициентом k_i . A- или R- элементы (который является пороговыми) подсчитывают некоторую линейную форму (как правило сумму весовых коэффициентов) от своих входов и сравнивает ее с заданным значением — *порогом*. Если у A-элемента n входов, то в нем должны быть заданы n весов w_1, w_2, \dots, w_n и *порог* θ . Перцептрон выдает 1, если линейная форма от входов с коэффициентами w_i превышает θ и -1 иначе, и приводится к такой формуле:

$$f(x) = \text{sign}(\theta + \sum_{i=1}^n w_i x_i) \quad (7)$$

С помощью одного порогового элемента можно реализовать 14 булевых функций, кроме эквиваленции (знак равно) и исключающего или (XOR). Любая булева функция представима в виде построенной из пороговых элементов нейронной сети глубины 2.

Система связей между рецепторами S и A — элементами, так же как и пороги A — элементов выбираются некоторым случайным, но фиксированным образом, а обучение состоит лишь в изменении коэффициентов w_i . Считаем, что мы хотим научить перцептрон разделять два класса объектов, и потребуем, чтобы при предъявлении объектов первого класса выход перцептрона был положителен, а при предъявлении объектов второго класса — отрицательным. Начальные коэффициенты w_i полагаем равными нулю. Далее предъявляем обучающую выборку: объекты (например, круги либо квадраты) с указанием класса, к которым они принадлежат. Показываем перцептрону объект первого класса. При этом некоторые A — элементы возбуждятся. Коэффициенты w_i , соответствующие этим возбужденным элементам, увеличиваем на 1. Затем предъявляем объект второго класса и коэффициенты w_i тех A — элементов, которые возбуждятся при этом показе, уменьшаем на 1. Этот процесс продолжим для всей обучающей выборки. В результате обучения сформируются значения весов связей w_i .

После обучения перцептрон готов работать в режиме распознавания или обобщения. В этом режиме перцептрону предъявляются «не знакомые» перцептрону объекты, и перцептрон должен установить, к какому классу они принадлежат. Работа перцептрона состоит в следующем: при предъявлении объекта возбуждшиеся A — элементы передают сигнал R — элементу, равный сумме соответствующих коэффициентов w_i . Если эта сумма положительна, то принимается решение, что данный объект принадлежит к первому классу, а если она отрицательна — то второму. На рисунке 2.1 представлена описание работы элементарного перцептрона.

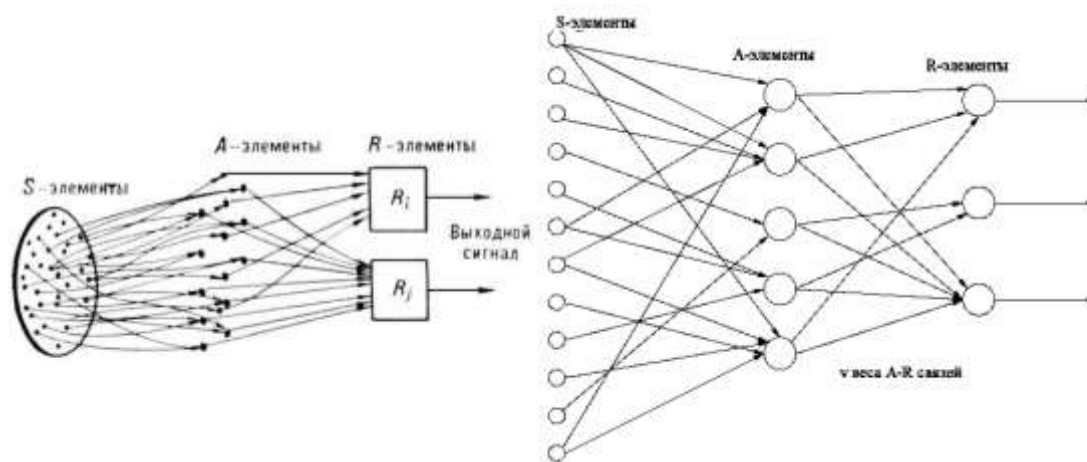


Рисунок 2.1 – Описание элементарного перцептрона

2.3. Метод «Случайные леса»

Начать описание алгоритма случайного леса следует с дерева принятия решений, как с основного структурного элемента леса, ведь именно от того, каким образом построено каждое дерево, серьезно зависит качество работы и устойчивость всей финальной композиции.

Рассмотрим размеченную выборку объектов $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$, где $x_i \in \mathbb{R}^2$ — признаковое описание объекта в двумерном пространстве, а $y_i \in \{0, 1\}$ — метка класса представленная на рисунке 2.2 :

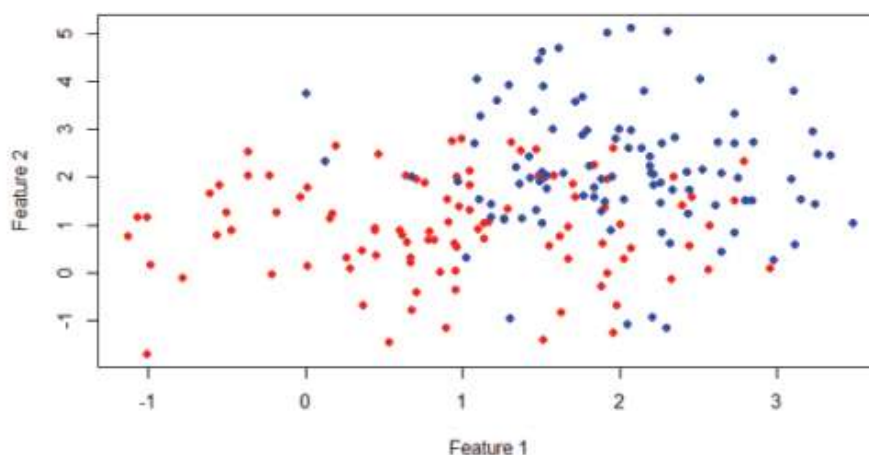


Рисунок 2.1 – Исходные данные задачи классификации

Несмотря на то, что в середине объекты разных классов сильно перемешаны, при помощи дерева решений с такой выборкой достаточно удобно работать: на каждом шаге необходимо выбирать признак и значения порога, по которому происходит оптимальное по заданному критерию разбиение.

При решении прикладных задач часто используются следующие критерии:

- для задач классификации $iGain$ находим по формуле:

$$iGain(S) = H(S) - \sum_{v \in \{L,R\}} |S_v| |S| H(S_v), \quad (8)$$

$$H(S) = - \sum_{c \in C} p_c \log_2(p_c), \quad (9)$$

где

C – множество классов рассматриваемой задачи;

p_c – вероятность класса c для множества объектов S .

- для задач регрессии аналогичный $iGain$ критерий с использованием дисперсий:

$$iGain(S) = |S| \text{Var}(S) - \sum_{v \in \{L,R\}} |S_v| \text{Var}(S_v), \quad (10)$$

где

$\text{Var}(S)$ – дисперсия откликов объектов из множества S .

При каждом делении все объекты делятся на две более мелкие группы, т.е. рассматриваемая в каждом из узлов задача разбивается на две более мелкие подзадачи. Заданием максимального числа объектов в вершине-листе дерева устанавливается один из возможных критериев останова для алгоритма.

Таким образом, можно достаточно качественно классифицировать рассматриваемую выборку объектов при помощи всего одного дерева решений, если в качестве ответа для тестового объекта, попавшего в ячейку A_i , выдавать номер наиболее часто встречающегося в этой ячейке класса. Однако в реальных задачах часто встречаются погрешности в измерениях и объекты-выбросы, которые серьезно портят качество классификации одним конкретным деревом решений.

Поэтому перед построением каждого нового дерева происходит сэмплирование с повторениями новой выборки $\{(x_{k i}, y_{k i})\}_{i=1}^N$ из $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$, на которой происходит обучение дерева с номером k . После построения всех деревьев каждый тестовый объект z_i получает в качестве промежуточного ответа вектор меток, присвоенных ему каждым деревом, который преобразуется в финальную метку по методу простого голосования.

2.4. Модель временных рядов

Временной ряд представляет собой набор данных, сосредоточенных по последовательным промежуткам времени. Отличительной особенностью при анализе временных рядов, по сравнению с анализом случайных выборок, выступает допущение о равных временных промежутках между значениями и их хронологическом порядке. Главной целью анализа временных рядов является прогнозирование будущих значений временных рядов на основе истории прошлого [12].

Существуют различные методы прогнозирования временных рядов, среди которых особо выделяют следующие группы:

- методы Бокса-Дженкинса;
- регрессионные методы;
- нейросетевые методы.

В данной работе будет рассмотрена методология Бокса-Дженкинса, более известная под названием ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) представляющая собой модель авторегрессии и проинтегрированного скользящего среднего. Модель ARIMA может включать в себя сразу обе модели либо каждую по отдельности и обозначается: $ARIMA(p,d,q)$, где p – порядок скользящего среднего. Данная модель является расширением модели $ARMA(p,q)$ ($ARMA$ служит для прогнозирования стационарных временных рядов) и используется, если процесс оказывается нестационарным и для приведения его к стационарному виду

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		35

потребовалось взять несколько разностей [7].

Модель ARIMA(p,d,q) для нестационарного временного ряда Y_t имеет вид:

$$\Delta^d Y_t = c + \sum_{i=1}^p a_i \Delta^d Y_{t-i} + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (11)$$

где

c, a_i, b_j – параметры модели;

ε_t – стационарный временной ряд;

Δ^d – оператор разности порядка d .

2.5. Метод «Градиентный бустинг»

Идея градиентного бустинга состоит в построении ансамбля последовательно уточняющих друг друга *элементарных* моделей, n -ная элементарная модель обучается на “ошибках” ансамбля из $n-1$ моделей, ответы моделей взвешенно суммируются. Каждая последующая модель приближает антиградиент функции потерь, который не обязательно равен разности фактических и предсказанных значений (т.е. ошибке в буквальном смысле). Различные функции потерь имеют разные производные, но для среднеквадратичной функции потерь, заданной как $\frac{1}{2}[y_i - f(y_i)]^2$, антиградиент (производная с обратным знаком) представляет собой именно разность между фактическими и предсказанными значениями: $y_i - f(y_i)$. Это наиболее интуитивный вариант, далее в качестве более сложного примера будет рассмотрена логистическая функция потерь. Под элементарностью подразумевается возможность присутствия модели в качестве составляющей части модели более высокого порядка, в данном случае - модели градиентного бустинга. Бустинг можно использовать практически в любых моделях - общие линейные, обобщенные линейные, деревья решений, K-ближайших соседей и другие, например, на StackOverflow. То есть как такового

ограничения на сложность модели нет, а есть лишь общая для машинного обучения дилемма смещения-дисперсии (bias-variance tradeoff): модель должна быть достаточно гибкой, чтобы восстанавливать искомую зависимость, но при этом по возможности не должна переобучаться. Элементарная модель в градиентном бустинге известна также как weak learner (непереводимый и довольно абстрактный термин).

К особенностям реализации бустингового алгоритма в **xgboost** можно отнести использование помимо первой еще и второй производной от функции потерь, наличие встроенной регуляризации, а также возможность задавать пользовательские функции потерь и метрики качества. Первая сугубо техническая особенность повышает эффективность алгоритма. Встроенная регуляризация помогает бороться с переобучением: на очередной итерации решающее дерево не будет строиться до максимальной глубины, если это слишком незначительно улучшает качество модели ценой значительного её усложнения. Наконец, в качестве функции потерь пользователь может задать любую функцию, у которой есть непрерывная первая и вторая производная.

Постановка задачи

Рассмотрим сразу наиболее общий метод бустинга, частными случаями или модификациями которого, так или иначе, являются все современные методы бустинга. Рассмотрим задачу распознавания объектов из многомерного пространства X с пространством меток Y .

Пусть нам дана обучающая выборка $\{x_i\}_{i=1}^N$, где $x_i \in X$. И пусть на ней известны истинные значения меток каждого объекта $\{y_i\}_{i=1}^N$, где $y_i \in Y$. Необходимо построить распознающий оператор, который как можно более точно сможет предсказывать метки для каждого нового объекта $x \in X$. Пусть нам задано некоторое семейство базовых алгоритмов H , каждый элемент $h(x; a) \in H : X \rightarrow R$ которого определяется некоторым вектором параметров $a \in A$.

Построение композиции

Будем искать финальный алгоритм классификации в виде композиции: $F_m(x) = \sum_{m=1}^M b_m h(x; a_m)$, $b_m \in \mathbb{R}$, $a_m \in A$. Однако подбор оптимального набора параметров $\{a_m, b_m\}_{m=1}^M$ – очень трудоемкая задача. Поэтому мы будем пытаться построить такую композицию путем жадного наращивания, каждый раз добавляя в сумму слагаемое, являющееся наиболее оптимальным алгоритмом из возможных. Будем считать, что нами уже построен классификатор F_{m-1} длины $m-1$. Таким образом задача сводится к поиску пары наиболее оптимальных параметров $\{a_m, b_m\}$ для классификатора длины m :

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + b_m h(x; a_m), \quad (12)$$

где $b_m \in \mathbb{R}$, $a_m \in A$.

Оптимальность здесь понимается в соответствии с принципом явной максимизации отступов. Это означает, что вводится некоторая функция потерь $L(y_i, F_m(x_i))$, $i = 1, N$, показывающая, насколько "сильно" предсказанный ответ $F_m(x_i)$ отличается от правильного ответа y_i . И затем минимизируется функционал ошибки:

$$Q = \sum_{i=1}^N L(y_i, F_m(x_i)) \rightarrow \min, \quad (13)$$

Заметим, что функционал ошибки Q – вещественная функция, зависящая от точек $\{F_m(x_i)\}_{i=1}^N$ в N -мерном пространстве, и нам необходимо решить задачу минимизации этого функционала. Сделаем это, реализуя один шаг метода градиентного спуска. В качестве точки, для которой мы будем искать оптимальное приращение, рассмотрим F_{m-1} .

Найдем градиент функционала ошибки:

$$\nabla Q = \left[\frac{\partial Q}{\partial F_{m-1}}(x_i) \right]_{i=1}^N = \left[\frac{\partial (\sum_{i=1}^N L(y_i, F_{m-1}))}{\partial F_{m-1}}(x_i) \right]_{i=1}^N = \left[\frac{\partial L(y_i, F_{m-1})}{\partial F_{m-1}}(x_i) \right]_{i=1}^N, \quad (14)$$

Таким образом, в силу метода градиентного спуска, наиболее выгодно добавить новое слагаемое в классификатор следующим образом:

$$F_m = F_{m-1} - b_m OQ, \quad (15)$$

где $b_m \in \mathbb{R}$.

b_m подбирается линейным поиском по вещественным числам \mathbb{R} :

$$b_m = \operatorname{argmin}_{b \in \mathbb{R}} \sum_{i=1}^N L(F_{m-1}(x_i) - b OQ_i), \quad (16)$$

Однако OQ представляет из себя лишь вектор оптимальных значений для каждого объекта x_i , а не базовый алгоритм из семейства \mathcal{H} , определенный $\forall x \in X$. Поэтому нам необходимо найти $h(x, a_m) \in \mathcal{H}$ наиболее похожий на OQ . Сделаем это, опять минимизируя функционал ошибки, основанный на принципе явной максимизации отступов:

$$a_m = \operatorname{argmin}_{a \in A} \sum_{i=1}^N L(\nabla Q_i, h(x_i, a)) \equiv \text{обучить} (\{x_i\}_{i=1}^N, \{\nabla Q_i\}_{i=1}^N), \quad (17)$$

что просто соответствует базовому алгоритму обучения. Далее найдем коэффициент b_m , используя линейный поиск:

$$b_m = \operatorname{argmin}_{b \in \mathbb{R}} \sum_{i=1}^N L(F_{m-1}(x_i) - bh(x_i, a_m)). \quad (18)$$

2.6. Выбор метода для прогнозирования спроса

Таблица 1 – Описание функций метода и выбор подходящего

Название метода		Скользящее среднее	Экспоненциальное сглаживание
Описание		Каждая точка движущегося в среднем временного ряда является орриметрическим или взвешанным средним. Количество ряда последовательных точке серии, где количество точек данных выбрано так, что эффекты сезнов или нерегулярности или все вместе было устранено.	Выборка похожа на скользящее среднее, за исключением того, что более свежие данные имеют больше значения нежели старые. Описываемый новый прогноз равен старой, а также некоторая доля прошлой ошибки прогнозирования. Кроме того, подсчитываются сезоны, также есть варианты экспоненциального сглаживания, некоторые из них более универсальны, чем некоторые из более сложных вычислительных процессов, требующих большего количества времени на компьютере.
Точность	Краткосрочный (0-3 мес)	от плохого к хорошему	Огненно до очень хорошего

	Среднесрочный (3 мес. - 2 года)	плохо	от плохого к хорошему
	Долгосрочный (2 года и более)	очень плохо	очень плохо
Определение точки поворота		плохо	плохо
Области применения		Инвентарный контроль для предметов с низкой громкостью	Контроль за производством и запасами, прогнозы доходов и финансовые показатели.
Требуемые данные		Минимум 2 года истории данных, с присутствием сезонных изменений. Если данных меньше, должно быть указано среднее число	Тоже самое что и для скользящей средней.
Время, требуемое для разработки и применение прогноза		1 день	1 день

Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата

09.03.01.2017.027.00 ПЗ

Лист

41

3. РЕАЛИЗАЦИЯ МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА В СЕТИ РАСТОРАНОВ ДОСТАВКИ «ДОДО ПИЦЦА»

3.1 Средства реализации

- RStudio – свободная среда разработки программного обеспечения с открытым исходным кодом для языка программирования R, который предназначен для статистической обработки данных и работы с графикой.

RStudio доступна в двух версиях: RStudio Desktop, в которой программа выполняется на локальной машине как обычное приложение; и RStudio Server, в которой предоставляется доступ через браузер к RStudio установленной на удаленном Linux-сервере.

Дистрибутивы RStudio Desktop доступны для Linux, OS X и Windows. RStudio написана на языке программирования C++ и использует фреймворк Qt для графического интерфейса пользователя.

- XGBoost – библиотека, с открытым исходным кодом программного обеспечения, которое обеспечивает повышает производительность и добавляет новый функционал для таких языков программирования, как C++, Java, Python, R, и Джулия. Он работает на ОС Linux, Windows, и MacOS. Кроме работы на одной машине, он также поддерживает распределенные базы обработки Apache Hadoop, Apache Spark, и Apache Flink.

- Microsoft Excel — программа для работы с электронными таблицами, созданная корпорацией Microsoft для Microsoft Windows, Windows NT и Mac OS, а также Android, iOS и Windows Phone. Она предоставляет возможности экономико-статистических расчетов, графические инструменты и, за исключением Excel 2008 под Mac OS X, язык макропрограммирования VBA (*Visual Basic for Application*). Microsoft Excel входит в состав Microsoft Office и на сегодняшний день Excel является одним из наиболее популярных приложений в мире.

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		42

3.2. Исследование исходных данных

3.2.1. Описание источника данных

Данные для решения задачи были получены из используемой системы «Додо ИС», которая на данный момент может анализировать количество заказов и общую выручку ежедневно, но которая не предлагает решений по оптимизации производственных запасов, и прогнозированию спроса. Поэтому мы выгрузили данные за несколько лет, для того чтобы обучить нашу нейронную сеть и составить алгоритм прогноза заказов пиццы.

Для этого необходимо было извлечь данные и сделать специальную выборку, по которой можно осуществить максимально точный и эффективный прогноз. Для начала была проведена культивация имеющихся данных для дальнейшего полезного использования.

Таким образом, из переменной даты были получены как отдельные признаки переменная месяца, улавливающая сезонные изменения, и года, берущего на себя макро-факторы экономики, например, кризисы, инфляцию и т.п.

Источники данных

Внутренние:

- База данных ДОДО ИС => ежедневные объёмы продаж пиццы;

Внешние:

- Информационно-правовой портал garant.ru (производственный календарь);
- Метеорологический сайт gr5.ru (данные о состоянии погоды);

3.1.2. Описание алгоритма обработки данных

Данные из сторонних источников крайне неидеальны, и требуют обработки. Как выяснилось в процессе переписки с погодным сервером, на метеостанциях произошли перебои с подачей данных, и всё, что было пропущено было

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		43

необходимо брать из иных источников со своими сложностями в обработке. Сюда же входит и назначение типов переменным, проверка на пропуски, их заполнение и т.д. Поиск значимых переменных проводился путём проведения корреляционного анализа и построения пробных линейных регрессий, для того, чтобы выяснить совместное поведение всех признаков.

1) Объединяем функции `train` (имеющиеся данные) и `test` (данные для модели) в одну выборку, преобразуем типы по датам и меняем формат документа, сортируем значения по дате.

	Date	Point	Count
0	08.08.2016	Лениногорск 1	42
1	07.03.2015	Абакан 1	81
2	05.10.2016	Тюмень 1	138
3	22.02.2015	Октябрьский 1	94
4	06.08.2016	Нахабино 1	42

Рисунок 3.1 – Соединение подготовленных данных в одну таблицу

2) Подготовка временных признаков.

- В получившейся выборке отделяем колонку с датой для дополнительной обработки.

	Date	Year	Month	MonthDay	WeekDay
0	2011-10-06	2011	10	6	3
1	2011-10-07	2011	10	7	4
2	2011-10-09	2011	10	9	6
3	2011-11-15	2011	11	15	1
4	2011-12-08	2011	12	8	3

Рисунок 3.2 – Подготовку таблицы для новых данных

Получаем из единого формата даты отдельных признаков: день, месяц, день недели, год и т.д.

- Вычисляем порядковый день в году

	Date	Year	Month	MonthDay	WeekDay	YearDay
0	2011-10-06	2011	10	6	3	278
1	2011-10-07	2011	10	7	4	279
2	2011-10-09	2011	10	9	6	281
3	2011-11-15	2011	11	15	1	318
4	2011-12-08	2011	12	8	3	341

Рисунок 3.3 – Выполнение функции добавления порядкового дня в году

- Выполняем функцию сквозной нумерации месяцев, недель, дней, года, дня в году

	Date	Year	Month	MonthDay	WeekDay	YearDay	ThroughMonth	ThroughWeek	ThroughDay
0	2011-10-06	2011	10	6	3	278	0	0	0
1	2011-10-07	2011	10	7	4	279	0	0	1
2	2011-10-09	2011	10	9	6	281	0	0	3
3	2011-11-15	2011	11	15	1	318	1	6	40
4	2011-12-08	2011	12	8	3	341	2	9	63

Рисунок 3.2 – Добавление нумерации временных параметров

- 3) Разметка обучающей и тестовой части в 1 и 0.

	Count	IsTest	IsTrain	IsValidation
0	8.0	0	1	0
1	88.0	0	0	1
2	1.0	0	1	0
3	1.0	0	1	0
4	2.0	0	1	0
5	43.0	0	0	1

Рисунок 3.3 – Добавление разметки для модели

- 4) Кодирование городов и филиалов

Выполняем функции разделения текстовой и численной части, получение уникального списка городов, кодирование названий городов уникальными числами и выделение номера филиала как отдельного признака.

	Point	CityName	CityID	BranchNumber
0	Сыктывкар 1	Сыктывкар	0	1
1	Сыктывкар 2	Сыктывкар	0	2
2	Ухта 1	Ухта	1	1
3	Смоленск 1	Смоленск	2	1
4	Сарапул-1	Сарапул	3	1

Рисунок 3.4 – Выполнение функции кодирования городов и филиалов

5) Конкатенация преобразованных данных

Объединение всех преобразованных данных в один документ.

	Date	Year	Month	MonthDay	WeekDay	YearDay	ThroughMonth	ThroughWeek	ThroughDay	Count	Point
0	2011-10-06	2011	10	6	3	278	0	0	0	8.0	Сыктывкар 1
1	2011-10-07	2011	10	7	4	279	0	0	1	88.0	Сыктывкар 1
2	2011-10-09	2011	10	9	6	281	0	0	3	1.0	Сыктывкар 1
3	2011-11-15	2011	11	15	1	318	1	6	40	1.0	Сыктывкар 1
4	2011-12-08	2011	12	8	3	341	2	9	63	2.0	Сыктывкар 1
5	2011-12-09	2011	12	9	4	342	2	9	64	43.0	Сыктывкар 1

Рисунок 3.5 – Выполнение функции объединения преобразованных данных

б) Вычисление средних значений по каждому параметру

- По дате не зависимо от точки

	MeanForMonth	MeanForMonthDay	MeanForThroughDay	MeanForThroughMonth	MeanForThroughWeek	MeanForWeekDay	MeanForYear	MeanForYearDay
0	111.622891	105.298917	8.0	32.333333	32.333333	91.608080	83.608696	95.068493
1	111.622891	107.544025	88.0	32.333333	32.333333	123.291624	83.608696	89.567416
2	111.622891	108.088021	1.0	32.333333	32.333333	123.320375	83.608696	144.378788
3	103.342567	108.242178	1.0	1.000000	1.000000	87.412818	83.608696	126.147777
4	106.585433	109.729206	2.0	96.052632	14.000000	91.608080	83.608696	75.836538
5	106.585433	108.088021	43.0	96.052632	14.000000	123.291624	83.608696	76.759615

Рисунок 3.6 – Добавление средних значений по каждому временному параметру

- По дате в зависимости от точки

Сохраняем все искусственные признаки в отдельном файле internal features.

7) Соединение реальных и искусственных признаков, для создания модели прогнозирования спроса.

3.1.3. Статистический анализ данных

Прежде чем строить какую-либо модель по собранным данным, необходимо понять, в каком виде представлены данные, и имели ли они правильный временной ряд, не содержащий ошибок. Для этого обычно используют графический анализ или статистический анализ данных. Поэтому исследуя имеющиеся данные можно отметить несколько этапов трансформации данных.

Исходные данные

Первичные данные:

- Требуются лишь записи об объёмах продаж на каждый день для каждого филиала;

Вторичные данные:

- Временные признаки: год, месяц, день недели;
- Выходные, праздники;
- Среднесуточная температура;
- Вычисляемые данные: средние за N периодов, медианы и др.;

Регулирование данных для удобства моделирования.

1) DATE – дата транзакции:

- MONTH – месяц,
- YEAR – год.

										Лист
										47
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата	09.03.01.2017.027.00 ПЗ					

Строковая переменная с наименованием города расслоилась на идентификатор города и номер филиала.

2) CITY – город и номер филиала пиццерии:

- ID_CITY – уникальный идентификатор города,
- ID_SUBSIDIARY – номер филиала.

3) QT_PIZZA – спрос на пиццу;

Добавленные переменные:

- WEEKEND – фиктивная переменная, реагирующая на выходные;
- HOLIDAY – фиктивная переменная, реагирующая на праздничные дни;
- NEAR_WAGE – фиктивная переменная зарплатных дней;
- MID_TEMP – среднесуточная температура.

Необходимыми нововведениями для модели были индикаторы, сигнализирующие о том, является ли день выходным или праздником. Выходными днями признавались ПТ, СБ, ВС. Праздники трактовались, исходя из производственного календаря, и включали в себя предпраздничные дни.

Также для модели были учтены дни, в которые обычно выдают заработную плату, так называемые «зарплатные» дни (1, 5, 10 и т.д.) и ± 1 день.

Так же для каждого из населённых пунктов был проведён парсинг погоды, куда входили осадки и среднесуточная температура. В итоге значимой осталась только температура.

Полноценный код программы подготовки данных для моделирования можно посмотреть в ПРИЛОЖЕНИИ А.

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		48

3.2. Разработка модели прогнозирования спроса

Процесс ИАД представляет следующие этапы на рисунке 3.7 [8]:

- создание модели с использованием определенного алгоритма;
- обучение модели с использованием тренировочных данных (в тренировочных данных известны исходные атрибуты и атрибуты, которые будут предсказываться);
- предоставление на вход модели ИАД предсказываемых данных (неизвестны предсказываемые атрибуты) с последующим определением значений неизвестных атрибутов.

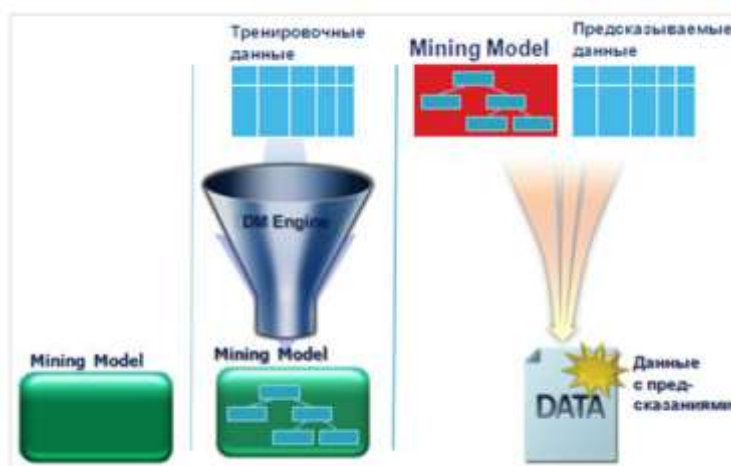


Рисунок 3.7 – Процесс интеллектуального анализа данных

Моделирование проводилось по системе временных рядов (будущее по прошлому). Поэтому используя различные методы машинного обучения получались разные подходящие модели. Лучшим методом оказался ансамбль-градиентный бустинг, минимизирующий функцию потерь. В нашем случае вложенными в бустинг моделями были деревья, а также сама по себе процедура построения ансамбля итеративная, что приводит к наличию в алгоритме множества регулируемых параметров, которые необходимо настраивать.

Основные функции используемые в коде для создания модели прогнозирования спроса:

- Отсоединение на `train` и `test`
- Обучение на данных
- Тренировка модели
- Предсказание результатов
- Расчет показателей MAE и точности прогноза

```
def trainModelTestTrainSplit(data, model):
    c = data.columns.difference(['Count'])
    X_train, X_test, y_train, y_test = sklearn.cross_validation.train_test_split(data[c], data['Count'], test_size=0.3)
    model.verbose=1
    model.fit(X_train.as_matrix(), y_train.as_matrix())
    pred = model.predict(X_test)
    print ("result: MAE is ", mae(pred, y_test))
    print(str(mape_vectorized(pred, y_test)) + "% is accuracy.")
    return model
```

Рисунок 3.8 – Код с основными функциями для модели прогнозирования

Полноценный код программы для модели прогнозирования можно посмотреть в ПРИЛОЖЕНИИ Б.

3.3. Результаты прогноза модели

Важнейшим этапом при проведении исследования в области построения прогнозов является оценка качества результатов работы моделей прогнозирования. Для описания того с какой степенью достоверности созданная модель объясняет ретроспективу исследуемого объекта используются характеристики качества информационной пригодности модели. При этом надёжность модели принято оценивать сравнением реальных и прогнозируемых значений.

Для оценки качества и степени достоверности прогнозных значений, полученных в результате работы моделей прогнозирования, используют различные показатели.

Существует набор простейших показателей качества, на основе которых

можно осуществлять сравнение нескольких прогнозов.

Важной особенностью данных показателей является тот факт, что они не зависят от метода прогнозирования. К таким показателям относятся:

1) Средняя абсолютная ошибка прогнозирования: MAE (Mean Absolute Error);

Метрика, оценивающая абсолютную среднюю ошибку между предсказанной и реальной оценкой качества переводов на тестовом множестве. Чем меньше ошибка, тем лучше классификатор.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - y_t^*|, \quad (19)$$

где

y_t – реальное значение в момент времени t ;

y^* – прогнозное значение в момент времени t , полученное в результате работы модели прогнозирования;

n – количество ретроспективных наблюдений.

Модули в формуле всё так же позволяют избавиться от знаков и получить некоторую оценку расстояния от фактических до расчётных значений, которое нужно будет потом минимизировать. Несомненным преимуществом MAE является то, что модули не увеличивают в разы отклонения, считающиеся выбросами. Поэтому эта оценка является более робастной, чем MSE и фактически соответствует медиане (в 50% случаев при данном значении $x(t)$ зависимая величина $y(t)$ будет не меньше полученной $y^{\wedge}t$).

2) Точность прогнозирования

Подход к решению задачи как к прогнозированию временных рядов показал рост точности прогноза. Были использованы ARIMA-модели, модели векторной авторегрессии, а также тот же самый бустинг, но прогноз проводился только

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		51

будущим значениям, а не вперемешку. Прогнозы проводились на ближайшие несколько дней, итеративные прогнозы на неделю и на каждый день (для обучения использовались все годы, а для прогнозирования – от начала 2016 до октября 2016). Очевидно, что в начале года модель ещё не насыщена информацией и даёт прогнозы, более отклоняющиеся от реальных значений, а затем она обучается и ошибка имеет тенденцию к снижению. В абсолютном выражении это не так ввиду присутствия в прогнозируемых данных выбросных значений, представленные на рисунке 3.9.

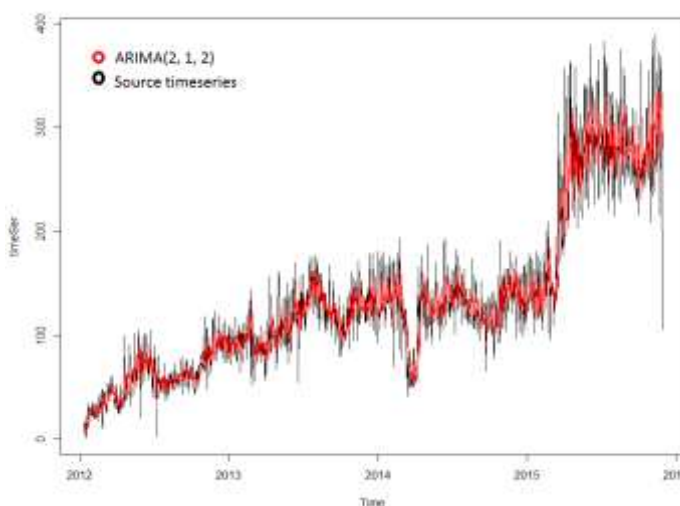


Рисунок 3.9 – Результаты построения и реакции модели на данные

Вычисление точности прогноза в процентном соотношении производится по формуле:

$$\text{точность прогноза} = (1 - \text{mare}) * 100\% \quad (20)$$

Результатами построения модели сделали в графической зависимости и для наглядности выделили 2 показателя прогнозируемые значения и реальные значения, которые представлены на рисунке 3.10.



Рисунок 3.10 – Результаты прогноза модели по сравнению с реальными данными

Численные результаты:

- В среднем модель даёт прогноз, отклоняющийся от реального значения на 15-18 пицц;
- В процентном выражении точность достигает 81%, а в отдельных случаях стремится к 90%;
- Ошибки модели нормальны, размер ошибок лишь в редких случаях достигает больших размеров.

Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата

09.03.01.2017.027.00 ПЗ

Лист

53

3.4. Разработка интерфейса для прототипа приложения для ПО

Для первой версии приложения для прогнозирования спроса было предложено сделать прототип интерфейса с минимальным функционалом, реализованным с помощью программного пакета Adobe Photoshop.

На рисунках 3.11 - 3.20 представлены все функциональные экраны прототипа приложения.

Для удобства на основной экран были выведены основные функциональные кнопки, загрузка данных, выбор модели, параметры модели и рассчитать модель.

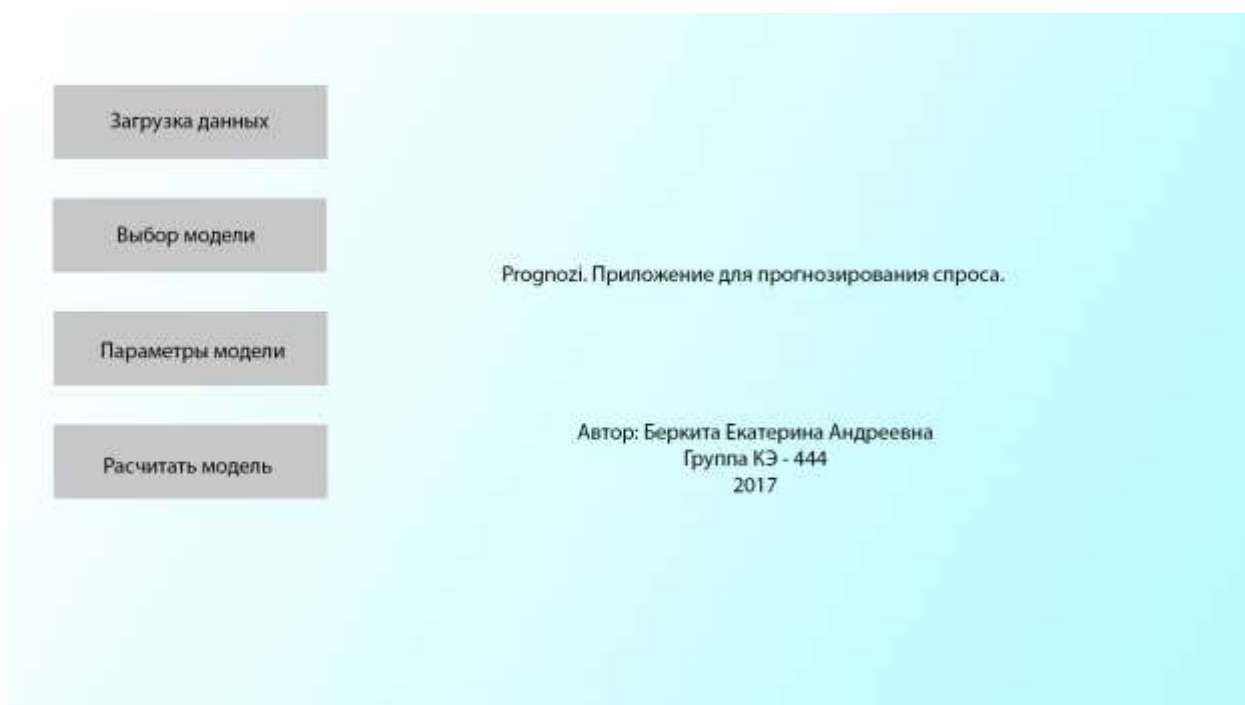


Рисунок 3.11 – Основной экран приложения

Для того чтобы загрузить данные, необходимо выполнить действие нажатия кнопки загрузки данных и выбрать файл с запускаемого устройства. На рисунке 3.12 представлен экран с загрузкой данных.

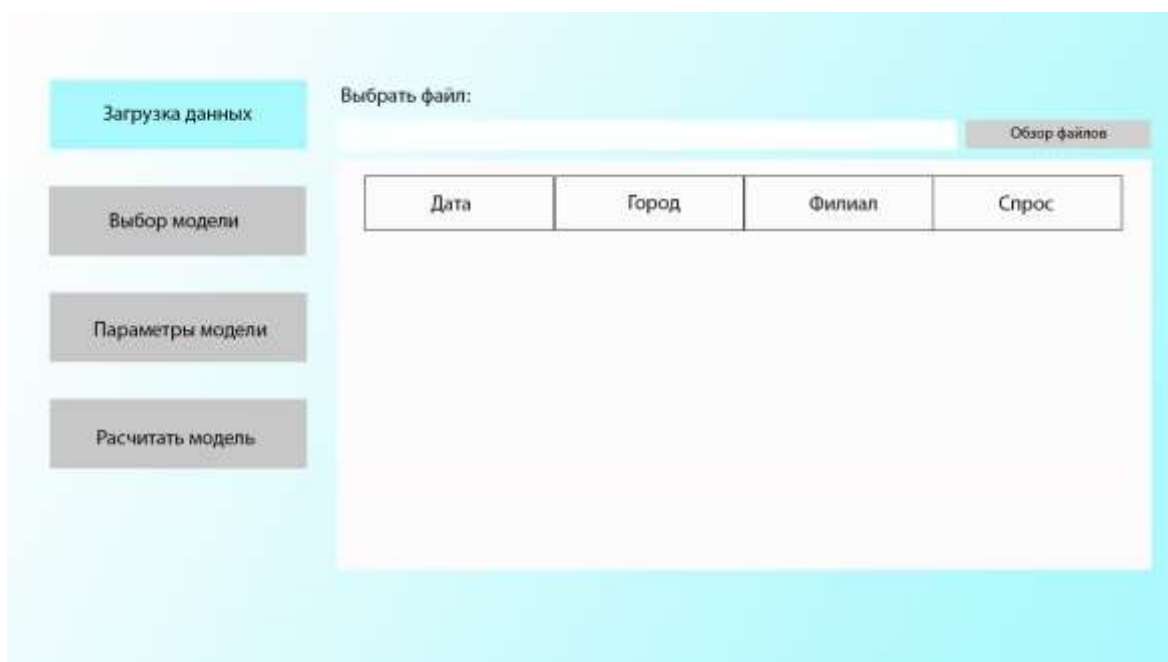


Рисунок 3.12 – Выбор и загрузка данных из файла

Чтобы создать модели с помощью различных методов машинного обучения, было предложено сделать список из самых часто используемых методов. На рисунке 3.13 представлен экран с выбором метода для расчета модели прогнозирования.

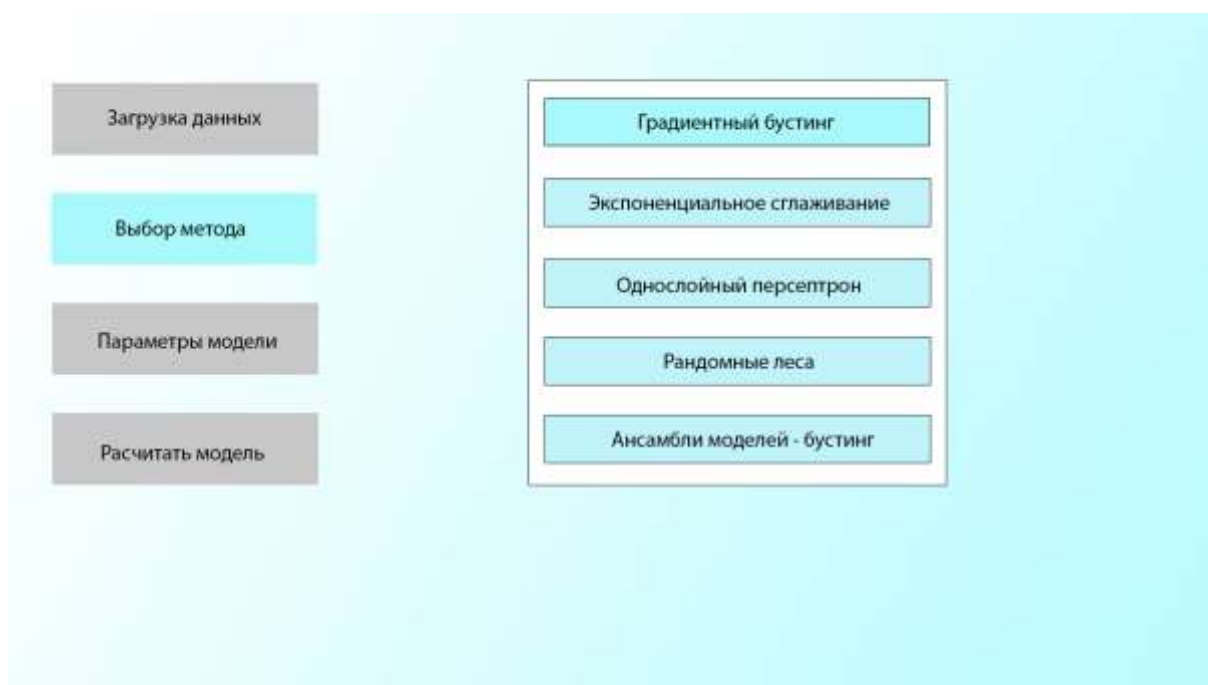


Рисунок 3.13 – Выбор метода по которому будет произведено прогнозирование

Так как это прототип, сформирован доступ только к методу который применим к задаию дипломного проекта, а именно «Градиентный бустинг», рабочую модель выделили другим цветом. На рисунке 3.14 представлен экран с выбором метода для расчета модели прогнозирования.

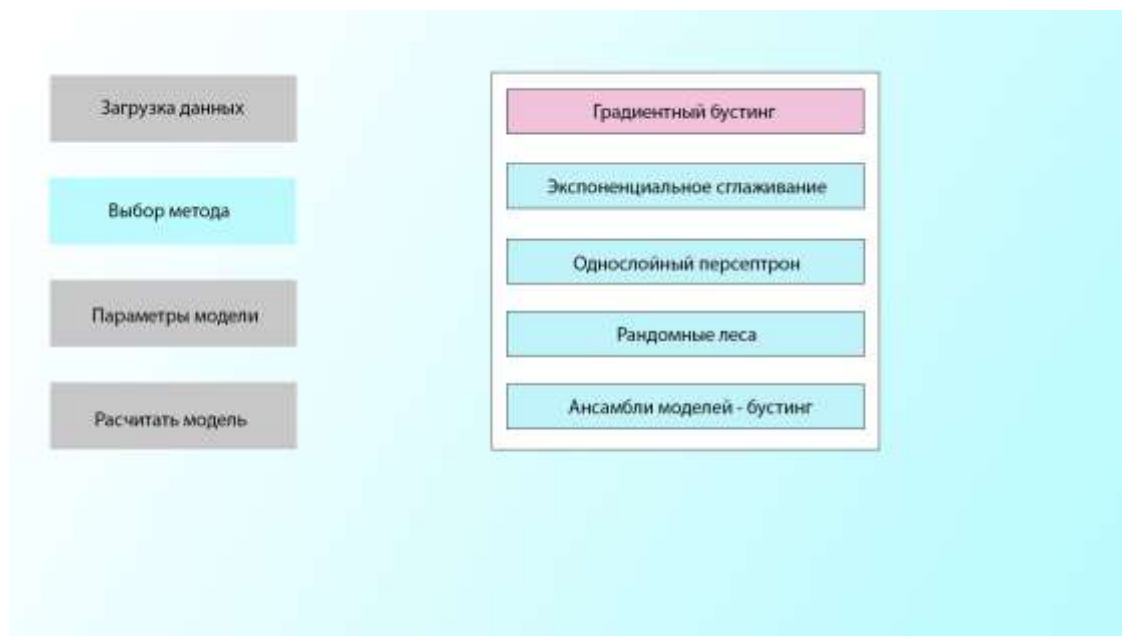


Рисунок 3.14 – Выбор метода «Градиентный бустинг»

Так как прототип подразумевает изменение параметров прогнозирования, был реализован экран с заполнением и редактированием параметров модели.

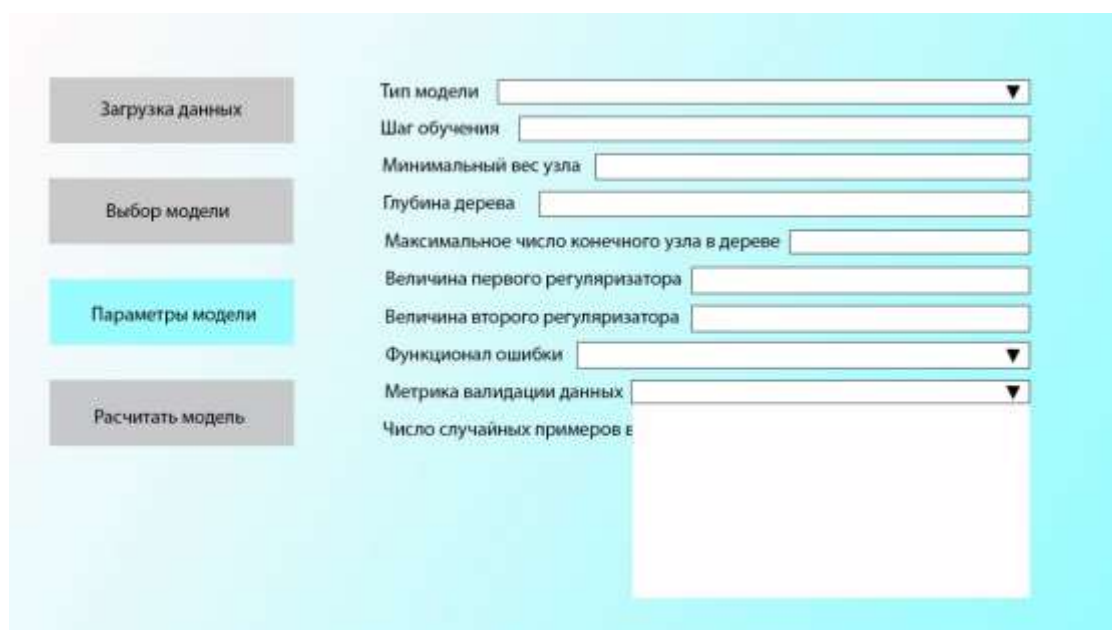


Рисунок 3.15 – Выбор и заполнение параметров модели

Завершающим экраном сделали графические и численные результаты модели.



Рисунок 3.16 – Вывод результатов модели

Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата

09.03.01.2017.027.00 ПЗ

Лист

57

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате проведенной работы была создана модель прогнозирования спроса в сети ресторанов доставки «Додо Пицца», на базе вычислительной платформы Anaconda. Созданную модель прогнозирования спроса можно применять для любых автоматизированных систем управления ресторанным бизнесом.

Были проанализированы автоматизированные системы разных производителей, как отечественного производства, так и импортного. Основное направление в поиске было приложено к отечественным разработкам и используемой системы на данный момент в компании «Додо Пицца». Так же был произведен анализ методов машинного обучения для реализации модели прогнозирования спроса. В зависимости от типа используемых данных можно создать самую точную модель для прогнозирования данных благодаря возможности выбора метода.

Разработан программный код в среде разработки Anaconda, который позволяет обработать исходные данные, и дать результаты прогнозирования по двум показателям MAE и точность программы. Код программы построен таким образом, чтобы улучшить быстродействие всей системы путем подбора правильных функций.

Создан прототип интерфейса в среде разработки Adobe Photoshop, который позволяет прогнозировать спрос в реальном времени без использования других специальных программ. Интерфейс визуально и интуитивно понятен для оператора.

Результаты работы рекомендуется использовать в сфере ресторанного бизнеса и ритейла. Выполненная работа имеет практическую ценность.

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		58

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Алгоритмы интеллектуального анализа данных // [Библиотека MSDN]. – URL: <https://msdn.microsoft.com/ru-ru/library/ms175595.aspx> (дата обращения: 10.03.2017).
2. Афанасьева С. В. Технология интеллектуального анализа данных: учеб. пособие / С. В. Афанасьева. – М.: Нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики», 2013. – 152 с.
3. Белов А.А., Проскуряков А.Ю. Вопросы оценивания качества прогнозирования временных рядов // Методы и устройства передачи и обработки информации. – 2011. – № 13. – С. 105- 108.
4. Валейко М. Прогнозирование временных рядов. – URL: http://www.math.spbu.ru/SD_AIS/documents/2014-12-341/2014-12-tw-13.pdf (дата обращения: 20.05.2017).
5. Видяпин В.И. Бакалавр Экономики. Т.2.: Хрестоматия в 3 томах / под общ. ред. В.И. Видяпина. – М.: Триада, 1999. – 1056 с.
6. Доронина А.И. Модели временного ряда: AR(P), MA(Q), ARIMA(P,D,Q). Пример исследования потребления нефтепродуктов во Франции. – URL: <http://www.scienceforum.ru/2014/pdf/1560.pdf> (дата обращения: 20.05.2017).
7. Интеллектуальный анализ данных (Data Mining) // [блог И. Косякова]. – URL: <http://microsoftbi.ru/2009/08/05/data-mining/> (дата обращения: 14.03.2015).
8. Литвинчук С.Ю. Информационные технологии в экономике. Анализ и прогнозирование временных рядов с помощью Excel: учеб. пособие/ С.Ю. Литвинчук. – Н.Новгород.: ННГАСУ, 2010. – 78 с.
9. Макленнен Дж. Microsoft SQL Server 2008 Data Mining – интеллектуальный анализ данных: Пер. с англ./ Дж. Макленнен, Чж. Танг, Б. Криват. – СПб.: БХВ – Петербург, 2009. – 700 с.

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		59

ПРИЛОЖЕНИЯ

					09.03.01.2017.027.00 ПЗ	Лист
						61
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата		