**1 ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ РАЗРАБОТАННОГО АЛГОРИТМА В РЕАЛЬНЫХ УСЛОВИЯХ**

С целью проверки точности прогноза, который предоставляет нам данный алгоритм, был проведен эксперимент. Для построения прогноза использовались данные об объёмах продаж мороженого “Белый пломбир”, полученные из отчетов одного из предприятий города Нижний Новгород за 2013 и 2014 годы. Для данной статистики характерно наблюдение явно выраженного сезонного характера и возрастающего тренда у значений объёма продаж. Задача заключалась в построении прогноза по продажам на 2015г. На момент написания диссертации (2016 год) нам доступны данные за прошедший 2015г. По результатам продаж за 2013 и 2014 годы был построен прогноз на 2015г., после чего выполнено сравнение с реальными цифрами продаж за 2015г. Исходная информация представлена в таблице 2.

Таблица 2.

Фактические объёмы реализации продукции

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| № | Месяц | Объем продаж (руб.) | №п.п. | Месяц | Объем продаж (руб.) |
| 1 | июль | 8175,50 | 13 | июль | 8992,85 |
| 2 | август | 5079,34 | 14 | август | 5587,17 |
| 3 | сентябрь | 4508,21 | 15 | сентябрь | 4958,93 |
| 4 | октябрь | 2258,20 | 16 | октябрь | 2483,92 |
| 5 | ноябрь | 3401,70 | 17 | ноябрь | 3741,77 |
| 6 | декабрь | 2969,72 | 18 | декабрь | 3266,59 |

Продолжение Таблицы 2.

Фактические объёмы реализации продукции

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| № | Месяц | Объем продаж (руб.) | №п.п. | Месяц | Объем продаж (руб.) |
| 7 | январь | 2148,15 | 19 | январь | 2362,86 |
| 8 | февраль | 1326,57 | 20 | февраль | 1459,13 |
| 9 | март | 2291,96 | 21 | март | 2521,06 |
| 10 | апрель | 2954,35 | 22 | апрель | 3249,68 |
| 11 | май | 4217,29 | 23 | май | 4638,92 |
| 12 | июнь | 8228,570 | 24 | июнь | 9051,3265 |

Была поставлена задача: построить прогноз по продажам товара на следующий год для каждого месяца.

Реализуется вышеописанный алгоритм расчета прогноза. Для проведения эксперимента и испытания алгоритма на практике была выбрана среда MS Excel, которая берет на себя выполнение рутинной работы, что позволяет сосредоточиться именно на отладке алгоритма.

Теперь определяется тренд. Был выбран полиномиальный тренд в силу того, что результаты вышеописанных экспериментов показали, что данный тренд выполняет аппроксимацию данных значительно эффективнее, чем любые другие, описываемые в большинстве литературных источниках. Его коэффициент детерминации составляет (0,74349) – данное значение гораздо выше значений линейного (4E-05) или любого другого тренда.

Далее определяется величина сезонной компоненты, для этого значение тренда вычитается из фактических значений объёмов продаж, в результате получены величины сезонной компоненты, пример результатов расчета изображен на рисунке 4.

Таблица 3.

Расчёт значений сезонной компоненты

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Месяцы | Объём продаж | Значение тренда | Сезонная компонента |
| 1 | 8175,50 | 7573.42 | 602.08 |
| 2 | 5079,34 | 6154.19 | -1074.85 |
| 3 | 4508,21 | 4469.66 | 38.55 |
| 4 | 2258,20 | 2999.83 | -741.63 |
| 5 | 3401,70 | 1990.7 | 1411 |
| 6 | 2969,72 | 1496.27 | 1473.45 |
| 7 | 2148,15 | 1413.34 | 734.81 |
| 8 | 1326,57 | 1509.11 | -182.54 |
| 9 | 2291,96 | 1441.58 | 850.38 |
| 10 | 2954,35 | 772.75 | 2181.6 |
| 11 | 4217,29 | -1025.38 | 5242.67 |
| 12 | 8228,570 | -4572.01 | 12800.58 |

Продолжение Таблицы 3.

Расчёт значений сезонной компоненты

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Месяцы | Объём продаж | Значение тренда | Сезонная компонента |
| 1 | 8992,85 | 7573.42 | 1419.43 |
| 2 | 5587,17 | 6154.19 | -567.02 |
| 3 | 4958,93 | 4469.66 | 489.27 |
| 4 | 2483,92 | 2999.83 | -515.91 |
| 5 | 3741,77 | 1990.7 | 1751.07 |
| 6 | 3266,59 | 1496.27 | 1770.32 |
| 7 | 2362,86 | 1413.34 | 949.52 |
| 8 | 1459,13 | 1509.11 | -49.98 |
| 9 | 2521,06 | 1441.58 | 1079.48 |
| 10 | 3249,68 | 772.75 | 2476.93 |
| 11 | 4638,92 | -1025.38 | 5664.3 |
| 12 | 9051,3265 | -4572.01 | 13623.3365 |

Сезонная компонента корректируется таким образом, чтобы их сумма ровнялась нулю.

Таблица 4.

Расчёт средних значений сезонной компоненты

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Месяца | 1-й сезон | 2-й сезон | Итого | Среднее | Сезонная  компонента |
| 1 | 602.08 | 1419.43 | 2021.51 | 1010.755 | 798,7176058 |
| 2 | -1074.85 | -567.02 | -1641.87 | -820.935 | -938,90451 |
| 3 | 38.55 | 489.27 | 527.82 | 263.91 | 145,1107823 |
| 4 | -741.63 | -515.91 | -1257.54 | -628.77 | -801,198269 |
| 5 | 1411 | 1751.07 | 3162.07 | 1581.035 | 1316,852227 |
| 6 | 1473.45 | 1770.32 | 3243.77 | 1621.885 | 1208,954271 |
| 7 | 734.81 | 949.52 | 1684.33 | 842.165 | 162,4401138 |
| 8 | -182.54 | -49.98 | -232.52 | -116.26 | -1295,09084 |
| 9 | 850.38 | 1079.48 | 1929.86 | 964.93 | -1126,3465 |
| 10 | 2181.6 | 2476.93 | 4658.53 | 2329.265 | -1351,51685 |
| 11 | 5242.67 | 5664.3 | 10906.97 | 5453.485 | -858,697401 |
| 12 | 12800.58 | 13623.3365 | 26423.9165 | 13211.96 | 2739,679369 |
|  |  |  | **Сумма** | 25713.42 | **0** |

Расчет ошибки модели как разницы между фактическими значениями и значениями модели.

Таблица 5

Расчёт ошибок

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Месяц** | **Объём продаж** | **Значение модели** | **Отклонения** |
| 1 | 8174,4 | 8415,985006 | -241,585006 |
| 2 | 5078,3296 | 5165,11109 | -86,7814863 |
| 3 | 4507,2061 | 4565,431382 | -58,2253093 |
| 4 | 2257,1992 | 2202,924131 | 54,27503571 |
| 5 | 3400,6974 | 3403,597227 | -2,89987379 |
| 6 | 2968,7178 | 2950,018671 | 18,69910521 |
| 7 | 2147,1426 | 2087,364714 | 59,77786521 |
| 8 | 1325,5674 | 1224,710757 | 100,8566247 |
| 9 | 2290,9561 | 2238,3689 | 52,58718971 |
| 10 | 2953,3411 | 2933,873153 | 19,46793921 |
| 11 | 4216,2848 | 4259,963999 | -43,6792433 |
| 12 | 8227,5695 | 8471,812969 | -244,24348 |
| 13 | 8991,84 | 8415,985006 | 575,8549942 |
| 14 | 5586,1626 | 5165,11109 | 421,0514747 |

Продолжение Таблицы 5

Расчёт ошибок

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Месяц | Объём продаж | Значение модели | Отклонения |
| 15 | 4957,9267 | 4565,431382 | 392,4952977 |
| 16 | 2482,9191 | 2202,924131 | 279,9949527 |
| 17 | 3740,7671 | 3403,597227 | 337,1698622 |
| 18 | 3265,5896 | 2950,018671 | 315,5708832 |
| 19 | 2361,8568 | 2087,364714 | 274,4921232 |
| 20 | 1458,1241 | 1224,710757 | 233,4133637 |
| 21 | 2520,0517 | 2238,3689 | 281,6827987 |
| 22 | 3248,6752 | 2933,873153 | 314,8020492 |
| 23 | 4637,9132 | 4259,963999 | 377,9492317 |
| 24 | 9050,3264 | 8471,812969 | 578,5134687 |

Находится среднеквадратическая ошибка модели (Е) по формуле:

**где:**

***Т*** − трендовое значение объёма продаж;

***S***– сезонная компонента;

***О −*** отклонения модели от фактических значений

***Е =*** *0,003739 или 0.37 %*

По результатам, полученным при расчете среднеквадратичной ошибки можно сделать вывод о том, что построенная модель выполняет эффективную аппроксимацию фактических данных, то есть она действительно отображает экономические тенденции, позволяющие определить объём продаж, что свидетельствует о способности построения высокоточного прогноза.

Теперь выполняется построение модели прогнозирования:

***F = T + S ± E***

На рисунке 8 изображена построенная модель.

Используя построенную модель, рассчитывается прогноз объёмов продаж. Для того что бы добиться уменьшения влияния прошедших тенденций на точность получаемых результатов, помимо трендового анализа применяется экспоненциальное сглаживание.

Сглаживание позволит не упустить новые тенденции:

**где:**

− прогнозное значение объёма продаж;

– фактическое значение объёма продаж в предыдущем году;

− значение модели;

***а*** – константа сглаживания.

Для определения константы сглаживания был выбран метод экспертных оценок, как вероятность сохранения неизменной экономической ситуации. То есть случай, когда главные характеристики колеблются с той же амплитудой, что и раньше, свидетельствует об отсутствии фактов, предвещающих грядущие изменения сложившейся экономической ситуации.



Рисунок 8 Модель прогноза объёма продаж

Далее был построен прогноз, ниже приведен пример построения за январь третьего сезона.

Расчет прогнозного значения модели:

Фактические продажи за предыдущий год (F\_ф t-1) составляют 2 361 руб. Коэффициент сглаживания равен 0.8. Приняв во внимание все значения, был построен следующий прогноз:

Так же следует отметить тот факт, что тенденции в экономике переменчивы. Для того чтобы учитывать такие изменения, необходимо выполнять построение прогноза с учетом наиболее свежих данных о фактических объемах продаж за прошедшие периоды. Результаты проведенных исследований показали, что максимальный срок актуальности данных составляет три прошедших периода. Например, если период равен году, то данные, которые можно использовать, имеют давность не более трех лет. Любые значения, полученные ранее, чем за три предыдущих периода, теряют свою актуальность.

**1.1 Точность прогнозов**

Итоги сравнения подтвердили высокую точность прогноза, результаты которого имели лишь небольшое отклонение от действительности. В таблице 6 приведено сравнение результатов прогноза с реальными цифрами результатов продаж.

Таблица 6

Сравнение прогноза и реальных продаж

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Месяц | Результаты прогноза | Реальные продажи |
| июль | 8190,24 | 8175,50 |
| август | 5104,56 | 5079,34 |
| сентябрь | 4516,14 | 4508,21 |
| октябрь | 2249,46 | 2258,20 |
| ноябрь | 3416,28 | 3401,70 |

Продолжение таблицы 6

Сравнение прогноза и реальных продаж

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Месяц | Результаты прогноза | Реальные продажи |
| декабрь | 2890,42 | 2969,72 |
| январь | 2455,58 | 2362,86 |
| февраль | 1400,09 | 1459,13 |
| март | 2511,19 | 2521,06 |
| апрель | 3255,84 | 3249,68 |
| май | 4640,85 | 4638,92 |
| июнь | 9040,24 | 9051,3265 |

Справедливо заметить, что данные отклонения совершенно незначительны для ведения продаж, так как оно не ведет к убыткам. Поэтому можно сделать вывод о том, что алгоритм действительно работает и имеет полезность. Проанализировать продажи за прошедший определенный период и правильно принять решение о закупках на следующий период может только опытный предприниматель, который ранее имел определенный опыт в данной сфере и неоднократно понес убытки за годы своей деятельности. Так же риски уменьшаются в тех случаях, когда в качестве стартового капитала предприниматель использует кредит в банке. При условии грамотного расчета сезонных продаж, предприниматель получит более высокую прибыль, что поможет погасить кредит в установленный срок.

**2 РАЗРАБОТКА ПРОГРАМНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ**

После того, как с алгоритмом были проведены все эксперименты и отпали все сомнения в достоверности его прогнозов, а так же полностью определены конфигурации серверного оборудования, которое обеспечивает необходимый уровень защиты, производительности и рациональности в финансовых запросах, необходимых для его поддержки, началась разработка программного обеспечения.

Удаленный сервер

Источник   
данных

API

Клиентские системы

Алгоритм расчета

Рисунок 9 − Общая схема

**2.1 Расчет прогноза**

Для расчета прогноза продаж необходимо выполнить несколько довольно сложных этапов, каждый из которых представляет собой вычислительные операции. Главный метод в классе "PrognosManager" - это calcPrognose(), который и объединяет в себе все этапы расчета и по результатам выполнения возвращает массив с прогнозами. На рисунке 10 изображена блок - схема работы метода calcPrognose().

нет

да

data[] := loadFromDB()

trend := trend(data)

i := 0

size := getSize(data)

i < size

season[i] = data[i] - trend

i = i + 1

season[] := adaptSeason(season)

errors[] := errors(data)

prognosis[] := prognos(trend, season, errors)

Рисунок 10 Алгоритм рассчитывающий прогноз

На вышеописанной блок схеме можно увидеть, что данный метод, в свою очередь, вызывает сторонние методы. Это обусловлено тем, что некоторые шаги при расчете прогноза представляют собой громоздкие вычислительные операции, а по всем правилам грамотного программирования данные расчеты нужно вынести в отдельные методы. Таким образом, код становится более упрощенным, и, соответственно, блок - схемы становятся более читабельными. Это позволяет значительно уменьшить число потенциальных ошибок в разрабатываемом программном обеспечении, а также, в случае необходимости, упростить привлечение новых разработчиков в проект. Как правило, новые разработчики начинают работать над проектом по нескольким причинам: если предыдущий разработчик по каким - либо причинам прекратил сотрудничество, либо в случае, когда проект развивается, количество и круг задач значительно увеличивается, в таком случае привлечение новых разработчиков становится неизбежным.

Метод loadFromDB() отвечает за загрузку информации о продажах из базы данных за прошедшие годы. В силу того, что данная операция не имеет отношения к расчетам, а просто загружает необходимые данные, логично было вынести ее в отдельный метод. На рисунке 11 изображена блок - схема работы метода loadFromDB().

login, pass

conn := connectDB(login, passs)

conn.isConn

data[] : = conn.req ("from data('sale')")

print("errorDB")

Рисунок 11 – Блок - схема загрузки данных из базы

В метод tend(data[]) был вынесен расчет тенда. Данный метод в качестве параметра получает массив с данными о продажах, на рисунке 12 изображена блок - схема работы метода tend(data[]).

coef[]

size := data[].size

i := 0

i < size

coef[i] = trendCoef(i, data)

determ = determination(coef)

i = i +1

Да

Нет

Рисунок 12 – блок - схема работы метода tend(data[])

В методе trend(data) выполняются такие операции, как расчет коэффициентов тренда для каждого периода, а также детерминация тренда. Для выполнения этих операций было принято решение использовать стороннюю математическую библиотеку. Использование отлаженной значительно повышает эффективность работы.

Далее вызывается метод errors(data[]), который предназначен для того, чтобы выполнить расчет ошибки модели. В качестве параметров он получает массив с данными по продажам. На рисунке 13 отображен алгоритм работы данного метода.

Рисунок 13 – блок - схема работы метода errors(data[])

errors[]

size := data.size

i := 0

i < size

errors[i] := data[i] - model[i]

i := i +1

да

нет

Для расчета ошибки модели необходимо получить разницу между фактическими значениями и значениями модели. Для этого в цикле обходим два массива: массив с данными и массив с моделью. На каждой итерации достаются элементы из одного и другого массива по номеру текущей итерации, высчитывается разница между ними и результат заносится в массив errors[], который возвращается описываемой функцией.

3 ЭКОНОМИЧЕСКОЕ ОБОСНОВАНИЕ ЦЕЛЕСООБРАЗНОСТИ

На сегодняшний день рынок электронной коммерции в России активно развивается. Согласно данным исследовательского агентства Data Insight, объем российского рынка электронной коммерции в 2014 году составил 310 млрд. рублей, в 2015 – 392 млрд. рублей (рост на 26%).

Многим ведущим представителям розничной интернет-торговли удалось добиться увеличения продаж на 200-300%.

Важно отметить, что темпы роста данного сектора экономики значительно опережают темпы роста экономики страны: за 2015 год ВВП России вырос на 3,5%, а e-commerce – на 26%.

Согласно мнению экспертов компании J’son & Partners Consulting, в ближайшие годы ожидаются стабильные темпы роста на уровне 15-20% ежегодно, в то время как к 2020 году объем рынка электронной коммерции составит более 2180 млрд. руб. рисунок 14.



Рисунок 14 – Объем рынка электронной коммерции в России (млрд. руб.)

Следует отметить тот факт, что сегмент электронной коммерции в экономике нашей страны стал заметен только за последние 4-5 лет. До 2011 года доля продаж посредством интернет составляла менее 1% от общего объема торговли России, в 2012 – около 2% (рисунок 2). Схожие показатели имели место в США и Великобритании в 2003 и 2005 годах, на сегодняшний день доля е-commerce в данных странах занимает более 10%, с чего мы можем сделать вывод о наличии определенного потенциала для дальнейшего роста рынка электронной коммерции России.

Справедливо заметить, что на Российском рынке интернет-торговли примерно 60% интернет-пректов ориентированы на крупные города, такие как Москва или Санкт-Петербург, где проживают около 15% населения страны. Эксперты из Morgan Stanley прогнозируют, что к 2019-2020 годам объемы продаж посредством сети интернет увеличатся на 30% для столичных городов, и примерно на 55% для региональных городов. На рисунке 15 изображена диаграмма с прогнозом на ближайшие годы для отдельных регионов РФ.



Рисунок 15 – Прогноз распределения продаж посредством сети Интернет по регионам России

По результатам исследований за 2016 год, на рынке российской интернет коммерции преимущественно распространяется цифровая продукция, доля которой составляет 64% в рублях - эта оценка составляет 254,9 млрд. (рисунок 4). Большинство покупок в коммерческих онлайн сервисах – это, как правило, бронь билетов, аудио, видео или любая другая цифровая продукция, бронь гостиниц или оплата путевок. Так же интернет коммерция часто используется для оплаты коммунальных услуг, мобильной связи или штрафов.



Рисунок 16 – Структура рынка электронной коммерции в России 2012



Рисунок 17 – Структура рынка электронной коммерции в России 2017г.

Что касается реально существующих товаров, для которых необходима курьерская доставка - их доля на рынке интернет торговли составляет 36% от общей доли рынка, с высокой интенсивностью растут продажи обуви, одежды, косметики, а так же парфюмерии. Данная ниша активно развивается с момента формирования рынка, в конце 2011 - начале 2012 года общая сумма продаж составляла 136,9 млрд. рублей, по результатам анализа за 2016 год, этот показатель вырос уже вдвое. Эксперты прогнозируют, что в ближайшие два года доля продаж физических товаров закрепит свои позиции на 40 - 45% от общей суммы продаж на рынке интернет торговли.