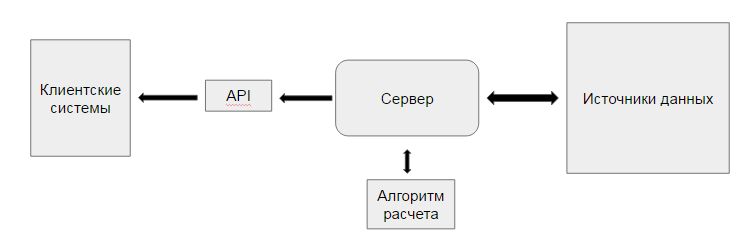
**АКТУАЛЬНОСТЬ**

Интернет коммерция на сегодняшний день очень выгодное направление. Существует множество комерческих онлайн предпреятий которые успешно выполняют продажи используя сеть интернет. Так же важно отметить что предприятия которые изначально сбывали товар не посредственно выставляя его на реальные прилавки, в своих собственных магазинах или же сбывая оптом в сторонии магазины. Так же значительно подняли свои продажи используя всемирную паутину. И это только подтверждает что основной бизнес все больше и больше уходит в виртуальный мир. Как следстиве было разработанно множество инструментариев и даже целых систем позволяющих снизить порог входимости для новичков, и людей которые не сильно дружат с IT. К такому инструментарию относятся, CMS системы, непосредственно ориентированные на коммерцию. Например OpenCart, или сборка от Drupal E-comerce. То есть подводя итог можно сказать, что в онлайн прешел не только мелкий бизнес но и весь крупный. Однако выше перечисленный инструментарий, в основном упрощает процесс разработки онлайн площадки а также администрирование баз данных, но не более того. Для сегодняшней сложившейся ситуации очень актуально создание систем которые помогут вести некий аналитический процессы выдавать прогнозы и т.д.

Актуальность разрабатываемой мною системы, заключается в том что ...

**1. ОПИСАНИЕ СИСТЕМЫ**

Разрабытваемая мною система имеет следующую суть, сервис который позволяет автоматизировать расчеты прогноза продаж и принятие решения о закупках, или взаимодействии с теми или инными сервисами опираясь на результаты прогноза. Сервис по мимо алгоритма расчета, предостовляет инструментарий который позволяет автоматизировать взаимодействие партнеров, например лица продающего оптом и покупающего оптом товар, который он позже продает в розницу. Каждый этап автаматизируется, а именно, выполняются расчеты по результатам которых выводятся рекомендации для принятия решения пользователем. Так же сбор данных и их корректировка, для еще большей точноности расчетов. Без использования разрабатываемого продукта, руководителю онлайн предприяти прейдется самому изучать товары, анализаровать продажи и т.д. Существует инструментарий который может ему помочь немного автоматизировать работу. Но мало какой инструментарий дает высокоточный прогноз, к томуже этот инструментарий требует проделать много рутинной работы которая в итоге может оказаться бесполезной. На рисунке 1, изображена основная структура системы.

Рисунок 1. - Структура разрабатываемой системы

**1.1 Алгорим**

На сегодняшний день наука достаточно далеко продвинулась в разработке технологий прогнозирования. Существуют методы нейросетевого прогнозирования, нечёткой логики и т.п. Многие из этих проблем можно достаточно успешно решать, используя методы исследования операций, в частности имитационное моделирование, теорию игр, регрессионный и трендовый анализ.

При реализации данной системы был выбран один из возможных алгоритмов построения прогноза объёма реализации для продуктов с сезонным характером продаж. Сразу следует отметить, что перечень таких товаров гораздо шире, чем это кажется. Дело в том, что понятие “сезон” в прогнозировании применим к любым систематическим колебаниям, например, если речь идёт об изучении товарооборота в течение недели под термином “сезон” понимается один день. Кроме того, цикл колебаний может существенно отличаться (как в большую, так и в меньшую сторону) от величины один год. И если удаётся выявить величину цикла этих колебаний, то такой временной ряд можно использовать для прогнозирования с использованием аддитивных и мультипликативных моделей.

Аддитивную модель прогнозирования можно представить в виде формулы:

**F = T + S + E**

где: **F** – прогнозируемое значение; **Т** – тренд; **S** – сезонная компонента; **Е** – ошибка прогноза.

Применение мультипликативныхмоделей обусловлено тем, что в некоторых временных рядах значение сезонной компоненты представляет собой определенную долю трендового значения. Эти модели можно представить формулой:

**F = T х S x E**

На практике отличить аддитивную модель от мультипликативной можно по величине сезонной вариации. Аддитивной модели присуща практически постоянная сезонная вариация, тогда как у мультипликативной она возрастает или убывает, графически это выражается в изменении амплитуды колебания сезонного фактора, как это показано на рисунке 1.



**Рис. 1. Аддитивная и мультипликативные модели прогнозирования.**

Сам алгоритм прогнозирования объема продаж, имеющего сезонный характер, состоит из нескольких шагов.

В первую очередь мы определяем тренд, существует множество способов расчета тренда, наша задача выбрать наиболее подходящий который позволит сократить ошибку прогнозной модели. Для разрабатываемой системы был выбран полиномиальный тренд, в следующих разделах будут ниаболее распрост тренды, и эксперементы с ними по результатам которых было принято решение.

Следующим шагом, вычетаем из фактических значений объёмов продаж значения тренда, таким образом определяем величины сезонной компоненты и корректируются так, чтобы их сумма была равна нулю.

После того как определены величины сезонной компоненты и откорректированны должным образом, рассчитываются ошибки модели как разности между фактическими значениями и значениями модели.

Далее строится модель прогнозирования по следующей формуле:

***F = T + S ± E***

***где:***

***F***– прогнозируемое значение;

***Т***– тренд;

***S*** – сезонная компонента;

***Е -*** ошибка модели.

На основе модели строится окончательный прогноз объёма продаж. Для этого предлагается использовать методы экспоненциального сглаживания, что позволяет учесть возможное будущее изменение экономических тенденций, на основе которых построена трендовая модель. Сущность данной поправки заключается в том, что она нивелирует недостаток адаптивных моделей, а именно, позволяет быстро учесть наметившиеся новые экономические тенденции.

**Fпр t = a Fф t-1 + (1-а) Fм t**

***где:***

***Fпр t*** - прогнозное значение объёма продаж;

***Fф t-****1* – фактическое значение объёма продаж в предыдущем году;

***Fм t*** - значение модели;

***а –*** константа сглаживания

Практическая реализация данного метода выявила следующие его особенности:

* для составления прогноза необходимо точно знать величину сезона. Исследования показывают, что множество продуктов имеют сезонный характер, величина сезона при этом может быть различной и колебаться от одной недели до десяти лет и более;
* применение полиномиального тренда вместо линейного позволяет значительно сократить ошибку модели;
* при наличии достаточного количества данных метод даёт хорошую аппроксимацию и может быть эффективно использован при прогнозировании объема продаж в инвестиционном проектировании.

**Определяем тренд**

Существует множество различных взаимозаменяемых методов определения тренда. Наиболее часто встречаимые и рекомендуемые в различных литературных источниках это *логарифмический, линейный, степенной, экспонинцеальный и полиномиальный* методы. Наша задача выбрать метод который дает наиболее точную оценку, что в итоге, по результатам расчета нам даст наиболее точный прогноз. Пержде чем определиться с выбором был изучен и опробован каждый из выше перечисленных методов.

**Логарифмический тренд**

Основные свойства логарифмического тренда:

1. Если b>0, то уровни возрастают, но с замедлением, а если b<0, то уровни тренда уменьшаются, тоже с замедлением.

2. Абсолютные изменения уровней по модулю всегда уменьшаются со временем.

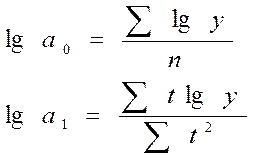
3. Ускорения абсолютных изменений имеют знак, противоположный самим абсолютным изменениям, а по модулю постепенно уменьшаются.

4. Темпы изменения (цепные) постепенно приближаются к 100 % при t→∞.

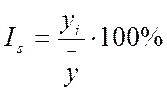
Можно сделать общий вывод о том, что логарифмический тренд отражает, так же как и гиперболический тренд, постепенно затухающий процесс изменений. Различие состоит в том, затухание по гиперболе происходит быстро при приближении к конечному пределу, а при логарифмическом тренде затухающий процесс продолжается без ограничения гораздо медленнее.

Система уравнений для определения коэффициентов уравнения регрессии имеет вид:

для функции вида https://lh4.googleusercontent.com/5zgdSDvXZlwlsaQPA81V_pYqmFrlbvc6hXJRFlWLhMKkn1GmWU5nc0efLXdsW-3IK0gGNTryeDESaqXM898buP_V9L35isXJjL2CS2XTLtkTsLosaKCaYqUxsfi548h0CrG6RZkz



При анализе рядов динамики значение имеет выявление сезонных колебаний. Этим колебаниям свойственны более или менее устойчивые изменения уровней ряда по внутригодовым периодам: месяцам, кварталам. Для выявления сезонных колебаний используются специальные показатели – индексы сезонности (Is).

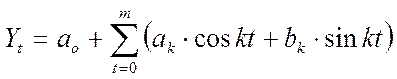
Для ряда внутригодовой динамики, в которой основная тенденция роста незначительна (или она не наблюдается совсем), изучение сезонности основано наметоде постоянной средней: являющейся средней из всех рассматриваемых уровней. Самый простой способ заключается в следующем: для каждого года рассчитывается средний уровень, а затем с ним сопоставляются (в процентах) уровень каждого месяца. Это процентное отношение обычно именуется индексом сезонности: 

Во многих случаях моделирование рядов динамики с помощью полиномов или экспонециальной функции не дает удовлетворительных результатов, так как в рядах динамики содержатся заметные периодические колебания вокруг общей тенденции, В таких случаях используют гармонический анализ.

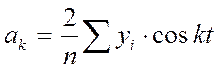
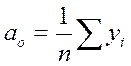
Целью данного анализа являются выявление и измерение периодических колебаний в рядах динамики. Функцию, заданную в каждой точке изучаемого интервала времени, представляют бесконечным рядом синусоидальных и косинусоидальных функций.

Гармонический анализ представляет собой операцию по выражению заданной периодической функции в виде ряда Фурье по гармоникам разных порядков. Каждый член ряда представляет собой слагаемое постоянной величины с функциями синусов и косинусов определенного периода.

Аппроксимация динамики экономических явлений рядом Фурье состоит в выборе таких гармонических колебаний, наложение которых друг на друга (сумма) отражало бы периодические колебания фактических уровней динамического ряда. С помощью рядов Фурье представляют динамику явлений в виде некоторой функции во времени, в которой слагаемые расположены по убыванию периодов:



Параметры уравнений рассчитываются методом наименьших квадратов:

https://lh4.googleusercontent.com/h0BhxNa0kBeCjTfnMdH4HY7XYNAZWG96YXyofgcHbJU9dHkhkSSFIksUrNhpT4DCD5M0VImky_WMtWBRc5nvxY6rhM8e83TS_2Zl71ZM2enMEmMioR9SHS7jdDZkwIRA3dUcvNr0

На графиках представлены возможные варианты зависимостей результативного признака Y от факторного Х, где Х – фактор времени.

Взяв для расчета данные из Таблицы 1, был построен график который изаброжен на рисунке1.

  
Рисунок 1 - логарифмический тренд

Посчитав коэффициент детерминации был получен результат **R(квадрат) = 0,0166;**

***Линейный тренд***

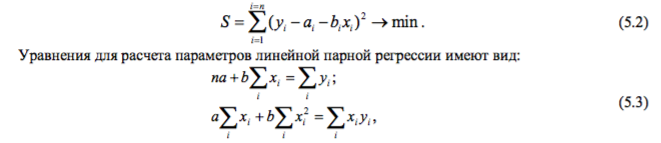
Наиболее часто тренд представляется линейной зависимостью исследуемой величины вида

***линейная зависимость***

где y – исследуемая переменная (например, производительность) или зависимая переменная;

x – число, определяющее позицию (второй, третий и т.д.) года в периоде прогнозирования или независимая переменная.

При линейной аппроксимации связи между двумя параметрами для нахождения эмпирических коэффициентов линейной функции используется наиболее часто метод наименьших квадратов. Суть метода состоит в том, что линейная функция «наилучшего соответствия» проходит через точки графика, соответствующие минимуму суммы квадратов отклонений измеряемого параметра. Такое условие имеет вид:

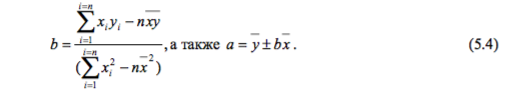


где n – объем исследуемой совокупности (число единиц наблюдений).



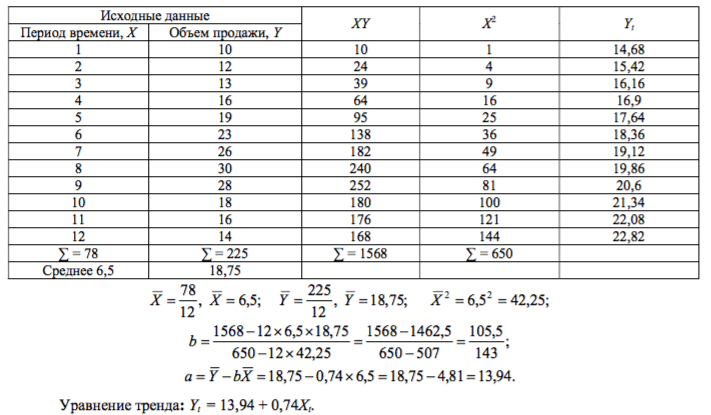
Рис. 5.3. Построение тренда методом наименьших квадратов

Значения констант b и a или коэффициента при переменной Х и свободного члена уравнения определяются по формуле:



В табл. 5.1 приведен пример вычисления линейного тренда по данным [1].

Таблица 5.1. Вычисление линейного тренда



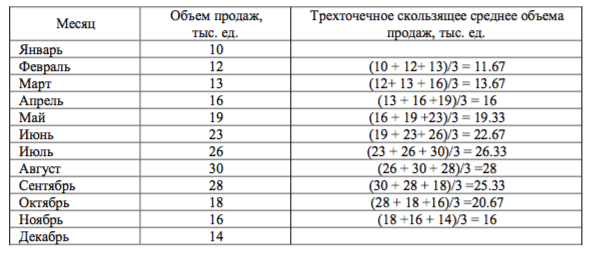
Методы сглаживания колебаний. При сильных расхождениях между соседними значениями тренд, полученный методом регрессии, трудно поддается анализу. При прогнозировании, когда ряд содержит данные с большим разбросом колебаний соседних значений, следует их сгладить по определенным правилам, а потом искать смысл в прогнозе. К методу сглаживания колебаний

относят: метод скользящих средних (рассчитывается n-точечное среднее), метод экспоненциального сглаживания. Рассмотрим их.

Метод «скользящих средних» (МСС). МСС позволяет сгладить ряд значений с тем, чтобы выделить тренд. При использовании этого метода берется среднее (обычно среднеарифметическое) фиксированного числа значений. Например, трехточечное скользящее среднее. Берется первая тройка значений, составленная из данных за январь, февраль и март (10 + 12 + 13), и определяется среднее, равное 35 : 3 = 11,67.

Полученное значение 11,67 ставится в центре диапазона, т.е. по строке февраля. Затем «скользим на один месяц» и берется вторая тройка чисел, начиная с февраля по апрель (12 + 13 + 16), и рассчитывается среднее, равное 41 : 3 = 13,67, и таким приемом обрабатываем данные по всему ряду. Полученные средние представляют новый ряд данных для построения тренда и его аппроксимации. Чем больше берется точек для вычисления скользящей средней, тем сильнее происходит сглаживание колебаний. Пример из МВА построения тренда дан в табл. 5.2 и на рис. 5.4.

Таблица 5.2 Расчет тренда методом трехточечного скользящего среднего



Характер колебаний исходных данных и данных, полученных методом скользящего среднего, иллюстрирован на рис. 5.4. Из сравнения графиков рядов исходных значений (ряд 3) и трехточечных скользящих средних (ряд 4), видно, что колебания удается сгладить. Чем большее число точек будет вовлекаться в диапазон вычисления скользящей средней, тем нагляднее будет вырисовываться тренд (ряд 1). Но процедура укрупнения диапазона приводит к сокращению числа конечных значений и это снижает точность прогноза.

Прогнозы следует делать исходя из оценок линии регрессии, составленной по значениям исходных данных или скользящих средних.



Рис. 5.4. Характер изменения объема продаж по месяцам года:

исходные данные (ряд 3); скользящие средние (ряд 4); экспоненциальное сглаживание (ряд 2); тренд, построенный методом регрессии (ряд 1)

Метод экспоненциального сглаживания. Альтернативный подход к сокращению разброса значений ряда состоит в использовании метода экспоненциального сглаживания. Метод получил название «экспоненциальное сглаживание» в связи с тем, что каждое значение периодов, уходящих в прошлое, уменьшается на множитель (1 – α).

Каждое сглаженное значение рассчитывается по формуле вида:

St =aYt +(1−α)St−1,

где St – текущее сглаженное значение;

Yt – текущее значение временного ряда; St – 1 – предыдущее сглаженное значение; α – сглаживающая константа, 0 ≤ α ≤ 1.

Чем меньше значение константы α , тем менее оно чувствительно к изменениям тренда в данном временном ряду.

Посчитав коэффициент детерминации был получен результат **R(квадрат) = 0,0166;**

***Полиномиальный тренд***

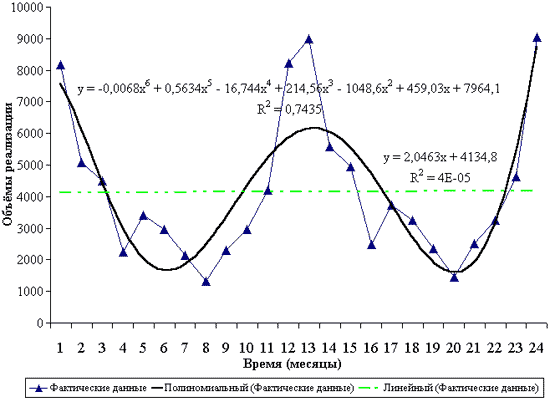
Описать полиномиальный тренд

***Подводя итог***

По резултатам исследования и выполненых эксперементов был выбран полиномиальный тренд. Применение других типов тренда (логарифмический, степенной, экспоненциальный, скользящее среднее) также такого эффективного результата в сравнении с полиномиальным. Они неудовлетворительно аппроксимируют фактические значения, коэффициенты их детерминации ничтожно малы:

* логарифмический R2 = 0,0166;
* степенной R2 =0,0197;
* экспоненциальный R2 =8Е-05.

В то время как полниномиальный R2 = 0,7435, что позволяет в разы сократить ошибку прогнозной модели.



**Рис. 2. Сравнительный анализ полиномиального и линейного тренда**

На рисунке показано, что полиномиальный тренд аппроксимирует фактические данные гораздо лучше, чем предлагаемый обычно в литературе линейный. Коэффициент детерминации полиномиального тренда гораздо выше, чем линейного.

**====================================================================**

**Применение алгоритма рассмотрим на следующем примере.**

Исходные данные:объёмы реализации продукции за два сезона. В качестве исходной информации для прогнозирования была использована информация об объёмах сбыта мороженого “Пломбир” одной из фирм в Нижнем Новгороде. Данная статистика характеризуется тем, что значения объёма продаж имеют выраженный сезонный характер с возрастающим трендом. Исходная информация представлена в табл. 1.

**Таблица 1.**

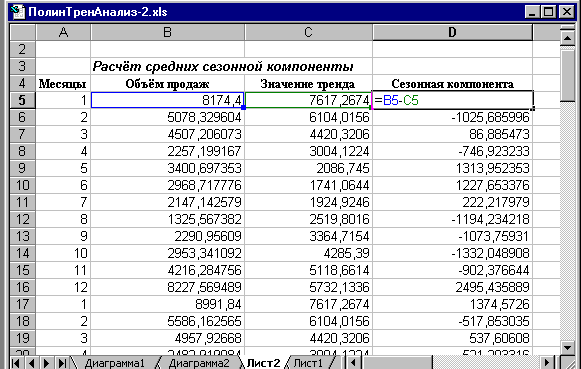
**Фактические объёмы реализации продукции**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| №п.п. | Месяц | Объем продаж (руб.) | №п.п. | Месяц | Объем продаж (руб.) |
| 1 | июль | 8174,40 | 13 | июль | 8991,84 |
| 2 | август | 5078,33 | 14 | август | 5586,16 |
| 3 | сентябрь | 4507,20 | 15 | сентябрь | 4957,92 |
| 4 | октябрь | 2257,19 | 16 | октябрь | 2482,91 |
| 5 | ноябрь | 3400,69 | 17 | ноябрь | 3740,76 |
| 6 | декабрь | 2968,71 | 18 | декабрь | 3265,58 |
| 7 | январь | 2147,14 | 19 | январь | 2361,85 |
| 8 | февраль | 1325,56 | 20 | февраль | 1458,12 |
| 9 | март | 2290,95 | 21 | март | 2520,05 |
| 10 | апрель | 2953,34 | 22 | апрель | 3248,67 |
| 11 | май | 4216,28 | 23 | май | 4637,91 |
| 12 | июнь | 8227,569 | 24 | июнь | 9050,3264 |

Задача, составить прогноз продаж продукции на следующий год по месяцам.

Реализуем алгоритм построения прогнозной модели, описанный выше. Для проведения эксперимента, и испытания математической модели на практике  была выбрана среда MS Excel, что позволило существенно сократить время выполнения работы.

Вычитая из фактических значений объёмов продаж значения тренда, определим величины сезонной компоненты, в качестве инструментария используя MS Excel (рис.4).



**Рис. 4. Расчёт значений сезонной компоненты.**

**====**

**Таблица 2.**

**Расчёт значений сезонной компоненты**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Месяцы** | **Объём продаж** | **Значение тренда** | **Сезонная компонента** |
| 1 | 8174,4 | 7617,2674 | 557,1326 |
| 2 | 5078,3296 | 6104,0156 | -1025,686 |
| 3 | 4507,2061 | 4420,3206 | 86,885473 |
| 4 | 2257,1992 | 3004,1224 | -746,92323 |
| 5 | 3400,6974 | 2086,745 | 1313,95235 |
| 6 | 2968,7178 | 1741,0644 | 1227,65338 |
| 7 | 2147,1426 | 1924,9246 | 222,217979 |
| 8 | 1325,5674 | 2519,8016 | -1194,2342 |
| 9 | 2290,9561 | 3364,7154 | -1073,7593 |
| 10 | 2953,3411 | 4285,39 | -1332,0489 |
| 11 | 4216,2848 | 5118,6614 | -902,37664 |
| 12 | 8227,5695 | 5732,1336 | 2495,43589 |
| 1 | 8991,84 | 7617,2674 | 1374,5726 |
| 2 | 5586,1626 | 6104,0156 | -517,85304 |
| 3 | 4957,9267 | 4420,3206 | 537,60608 |
| 4 | 2482,9191 | 3004,1224 | -521,20332 |
| 5 | 3740,7671 | 2086,745 | 1654,02209 |
| 6 | 3265,5896 | 1741,0644 | 1524,52515 |
| 7 | 2361,8568 | 1924,9246 | 436,932237 |
| 8 | 1458,1241 | 2519,8016 | -1061,6775 |
| 9 | 2520,0517 | 3364,7154 | -844,6637 |
| 10 | 3248,6752 | 4285,39 | -1036,7148 |
| 11 | 4637,9132 | 5118,6614 | -480,74817 |
| 12 | 9050,3264 | 5732,1336 | 3318,19284 |

Скорректируем значения сезонной компоненты таким образом, чтобы их сумма была равна нулю.

**Таблица 3.**

**Расчёт средних значений сезонной компоненты**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Месяцы** | **1-й сезон** | **2-й сезон** | **Итого** | **Среднее** | **Сезонная компонента** |
| 1 | 557,1326 | 1374,5726 | 1931,7052 | 965,8526 | 798,7176058 |
| 2 | -1025,686 | -517,853035 | -1543,539 | -771,7695155 | -938,90451 |
| 3 | 86,885473 | 537,60608 | 624,491553 | 312,2457765 | 145,1107823 |
| 4 | -746,92323 | -521,203316 | -1268,1265 | -634,0632745 | -801,198269 |
| 5 | 1313,9524 | 1654,022089 | 2967,97444 | 1483,987221 | 1316,852227 |
| 6 | 1227,6534 | 1524,525154 | 2752,17853 | 1376,089265 | 1208,954271 |
| 7 | 222,21798 | 436,932237 | 659,150216 | 329,575108 | 162,4401138 |
| 8 | -1194,2342 | -1061,677479 | -2255,9117 | -1127,955849 | -1295,09084 |
| 9 | -1073,7593 | -844,663701 | -1918,423 | -959,2115055 | -1126,3465 |
| 10 | -1332,0489 | -1036,714798 | -2368,7637 | -1184,381853 | -1351,51685 |
| 11 | -902,37664 | -480,748169 | -1383,1248 | -691,5624065 | -858,697401 |
| 12 | 2495,4359 | 3318,192838 | 5813,62873 | 2906,814363 | 2739,679369 |
|  |  |  | **Сумма** | **2005,61993** | **0** |

**3. Рассчитываем ошибки модели** как разности между фактическими значениями и значениями модели.

**Таблица 4.**

**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 |
| 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 |

Находим среднеквадратическую ошибку модели (Е) по формуле:

***Е= Σ О2 : Σ (T+S)2***

**где:**

***Т****-* трендовое значение объёма продаж;

***S***– сезонная компонента;

***О***- отклонения модели от фактических значений

***Е= 0,003739 или 0.37 %***

Величина полученной ошибки позволяет говорить, что построенная модель хорошо аппроксимирует фактические данные, т.е. она вполне отражает экономические тенденции, определяющие объём продаж, и является предпосылкой для построения прогнозов высокого качества.

Построим модель прогнозирования:

***F = T + S ± E***

Построенная модель представлена графически на рис. 5.

**5. На основе модели строим окончательный прогноз объёма продаж.** Для смягчения влияния прошлых тенденций на достоверность прогнозной модели, предлагается сочетать трендовый анализ с экспоненциальным сглаживанием. Это позволит нивелировать недостаток адаптивных моделей, т.е. учесть наметившиеся новые экономические тенденции:

***Fпр t = a Fф t-1 + (1-а) Fм t***

***где:***

***Fпр t*** - прогнозное значение объёма продаж;

***Fф t-1*** – фактическое значение объёма продаж в предыдущем году;

***Fм t*** - значение модели;

***а*** – константа сглаживания.

Константу сглаживания рекомендуется определять методом экспертных оценок, как вероятность сохранения существующей рыночной конъюнктуры, т.е. если основные характеристики изменяются / колеблются с той же скоростью / амплитудой что и прежде, значит предпосылок к изменению рыночной конъюнктуры нет, и следовательно а ® 1, если наоборот, то а ® 0.



**Рис. 5. Модель прогноза объёма продаж**

Таким образом, прогноз на январь третьего сезона определяется следующим образом.

Определяем прогнозное значение модели:

***Fм t = 1 924,92 + 162,44 =2087 ± 7,8 (руб.)***

Фактическое значение объёма продаж в предыдущем году **(Fф t-1)** составило 2 361руб. Принимаем коэффициент сглаживания 0.8. Получим прогнозное значение объёма продаж:

***Fпр t = 0,8\*2 361 + (1-0.8) \*2087 = 2306,2 (руб.)***

Для учёта новых экономических тенденций рекомендуется регулярно уточнять модель на основе мониторинга фактически полученных объёмов продаж, добавляя их или заменяя ими данные статистической базы, на основе которой строится модель.

Кроме того, для повышения надёжности прогноза рекомендуется строить все возможные сценарии прогноза и рассчитывать доверительный интервал прогноза.

***Полезность прогнозов***

Для того проверить на сколько точный прогноз выдает данный алгоритм, был проведен эксперимент. Который заключался в следующем. Для расчета прогноза были взяты данные по продажам магазина "Геркулес", за 2013 и 2014 годы. Задача заключалась в построении прогноза по продажам на 2015г. На момент написания диссертации, 2016 год, то есть нам доступны уже данные за прошедший 2015г. Был построен прогноз на 2015г. по результатам продажи за 2013 и 2014 годы, после чего выполнено сравнение с реальными циврами продаж за 2015г. Результаты сравнения подвердили высокую точность прогноза, результаты которого имели лиш небольшое отклонение от действительности. В таблици 2 Вы можете увидеть сравнение результатов прогноза с реальными цифрами результатов продаж.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Месяц** | **Результаты прогноза** | **Реальные продажи** |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |

Справедливо заметить, что данные отклонения савершенно не значитильне для ведения продаж, так как он не ведет к убыткам, на основании этого можно сделать вывод что алгоритм действилеьно работает, и имеет полезность. Проанализировать продажи за прошедший определенный период и правильно принять решение о закупках на следующий период может только очень опытный предприниматель, который получил свой опыт "набивая шишки на голове", понеся убытки не однократные убытки за годы своей деятельности. Зачастую для начинающи предпренимателей это очень дорогие ошибки, которые неоднократно приводили к закрытию перспективного малого или крупного бизнесса, только из-за неправильных расчетов на сегон. Так же уменьшаются риски в случае если человек в качестве стартового капитала использует кредит в банке, правильно расчитав продажи на сезон предприниматель получит более высокую прибыль что поможет погасть кредит в срок. На основе этого можно сделать вывод что полезность алгоритма высока, и использование именно его в данной системе оправдано.