

УДК 004.94

DOI: 10.18413/2518-1092-2019-4-1-0-3

Литвинова А.А.¹
Забнин С.А.²**АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ОБЪЕМОВ
ПРОДАЖ ОПТОВОЙ ТОРГОВОЙ КОМПАНИИ С УЧЕТОМ СЕЗОННОСТИ**¹) ООО «Команда ЛАБС», пер. Гороховский, д. 6/1, стр. 1, г. Москва, 105064, Россия²) ООО «Интерактивные технологии и системы», Пресненская набережная, дом 8с1, г. Москва, 141400, Россия*e-mail: figer91@mail.ru***Аннотация**

В работе рассмотрена разработка автоматизированной системы прогнозирования объемов продаж оптовой торговой компании с учетом сезонности. Адаптирован метод поиска похожих подпоследовательностей временного ряда прогнозирования объема продаж с учетом сезонной компоненты под особенности прогнозирования объема продаж конкретного предприятия. Оценена эффективность адаптации метода поиска похожих подпоследовательностей временного ряда для прогнозирования объемов продаж на предприятии.

Ключевые слова: прогнозирование объемов продаж, динамическая трансформация временной шкалы, прогнозирование, численные методы, критерии, объем продаж, сезонность.

UDC 004.94

Litviniva A.A.¹
Zabnin S.A.²**AUTOMATED FORECASTING SYSTEM FOR VOLUMES OF SALES
WHOLESALE TRADE COMPANY WITH SEASON ACCOUNT**¹) "Komanda LABS", per. Gorokhovskiy, 6/1, p. 1, Moscow, 105064, Russia²) Interactive Technologies and Systems, Presnenskaya naberezhnaya, 8S1, Moscow, 141400, Russia*e-mail: figer91@mail.ru***Abstract**

The paper considers the development of an automated system for forecasting sales volumes of a wholesale trading company, considering seasonality. The method of searching for similar subsequences of the time series of forecasting sales volume, considering the seasonal component, has been adapted to the specifics of forecasting sales volumes of a particular enterprise. The effectiveness of adapting the method of searching for similar time series subsequences for forecasting sales volumes at an enterprise has been evaluated.

Keywords: sales forecasting, dynamic transformation of the timeline, forecasting, numerical methods, criteria, sales, seasonality.

ВВЕДЕНИЕ

Одним из основных инструментов достижения коммерческих целей предприятия является план продаж. В силу того, что план продаж – это ожидаемая выручка (объем продаж) за планируемый период, составление плана продаж предшествует процессу прогнозирования, результаты которого и лягут в основу будущего плана. Особенно это важно для скоропортящихся товаров (например, охлажденная рыбная продукция), требующих быстрой реализации на рынке. В таких условиях для составления эффективного плана продаж необходимо иметь прогноз на будущее. Прогноз может быть основан на субъективном опыте эксперта, либо опираться на экономико-статистические методы. Эксперт при составлении оценочного прогноза должен учитывать большое количество внешних факторов среды, которые могут повлиять на объем продаж. Часто в качестве экспертов выступают специалисты, знающие рынок, новые тенденции

движения цен, продукцию конкурентов, а также любую другую информацию о возможных изменениях потребности товара. Однако точность такого прогноза напрямую зависит от компетентности специалиста, его опыта работы в этой области. Найти такого грамотного человека – непростая задача. Кроме того, для небольших предприятий это может обойтись очень дорого. Поэтому использование экономико-статистических методов выглядит наиболее предпочтительным вариантом. Среди этих методов есть группа, опирающаяся на результаты прошлых периодов. А такая статистика имеется на предприятии, выбранном для апробации результатов исследования.

Основными проблемами при прогнозировании объема продаж экономико-статистическими методами являются: обработка большого числа статистических данных; сложность выбора подходящего метода, учитывающего сезонность и особенности спроса на продукт конкретного предприятия; низкая точность прогнозирования при большом количестве сезонных и несезонных колебаний.

Таким образом, разработка автоматизированной системы прогнозирования объемов продаж оптовой торговой компании с учетом сезонности является актуальной.

ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ

С учетом вышеизложенного были проведены вычислительные эксперименты с данными предприятия объемов продаж прошлых периодов, которые представляют собой несколько временных рядов длиной в год. На рисунке 1 представлена собранная статистика по выручке за прошедшие годы. С целью сохранения коммерческой тайны они приводятся в нормированном виде. Так как прогноз на данном предприятии чаще всего составляется на месяц, то имеющиеся точки с информацией о сделках были сгруппированы по месяцам.

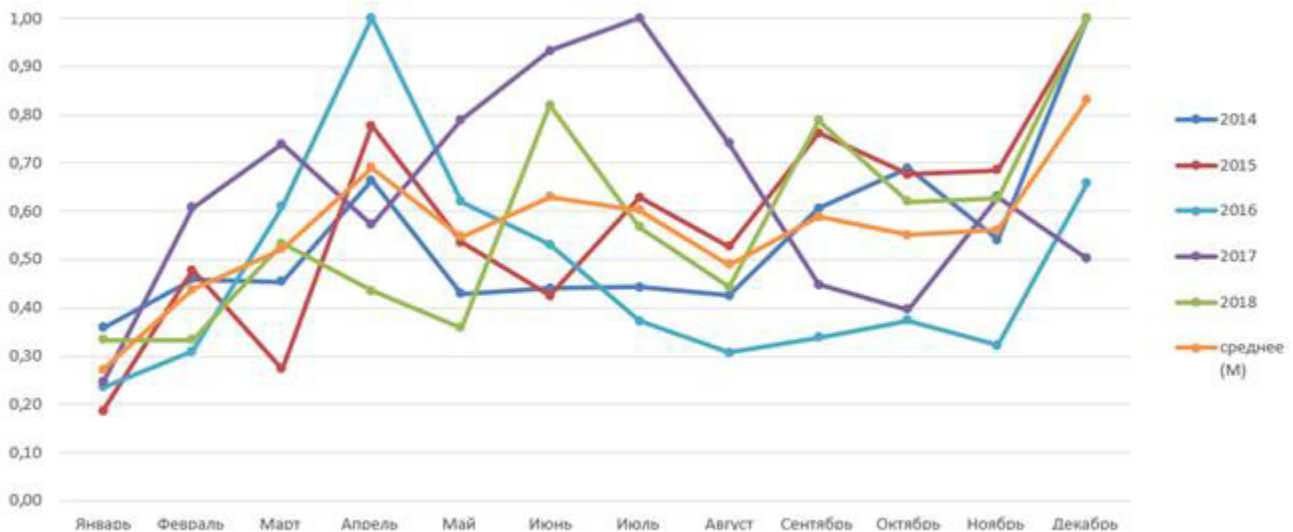


Рис. 1. Статистика объемов продаж по годам

Fig. 1. Statistics of sales by year

Для оценки разброса значений временных рядов на график был добавлен ряд средних значений для каждого месяца.

Из графика видно, что данные носят крайне неоднородный характер, можно отметить лишь только то, что тенденцию каждый год имеют всего несколько отрезков – это январь-февраль, ноябрь-декабрь и август-сентябрь.

Для изучения свойств и закономерностей в данных, были найдены средние значения месяцев в году и среднее значение для каждого месяца за все годы. Посчитано среднее отклонение в обои случаях. Среднее отклонение показало, что во втором случае отклонение от среднего

значения имеют меньшую величину, т.е. значение месяца сильнее зависит от значений того же месяца в прошлые годы, чем от значения предыдущего месяца в этом году. Вычисленные коэффициенты сезонности и экспертное мнение специалиста по продажам выявили сезонные месяцы – апрель и декабрь, закономерно наблюдается спад в январе и феврале. Результаты пробных прогнозов представлены на рисунках 2: и 3 методом скользящего среднего и построения линии тренда соответственно.

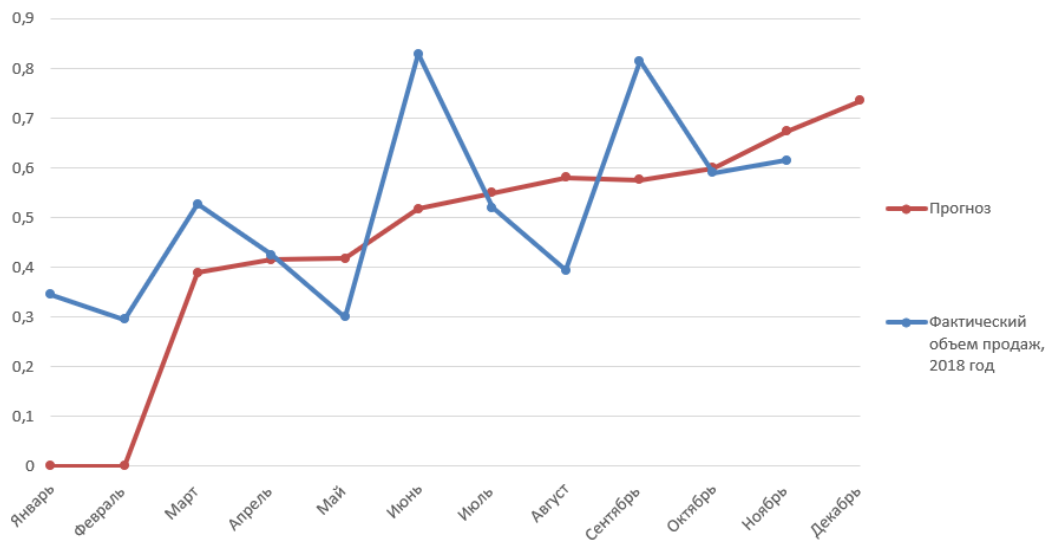


Рис. 1. Прогнозирование методом скользящего среднего
Fig. 2. Moving average prediction

Прогнозирование методом скользящего среднего направлено на то, чтобы сгладить всплески в данных и выявить основную тенденцию. Такой метод, очевидно, не подходит для прогнозирования объема продаж рассматриваемого предприятия.

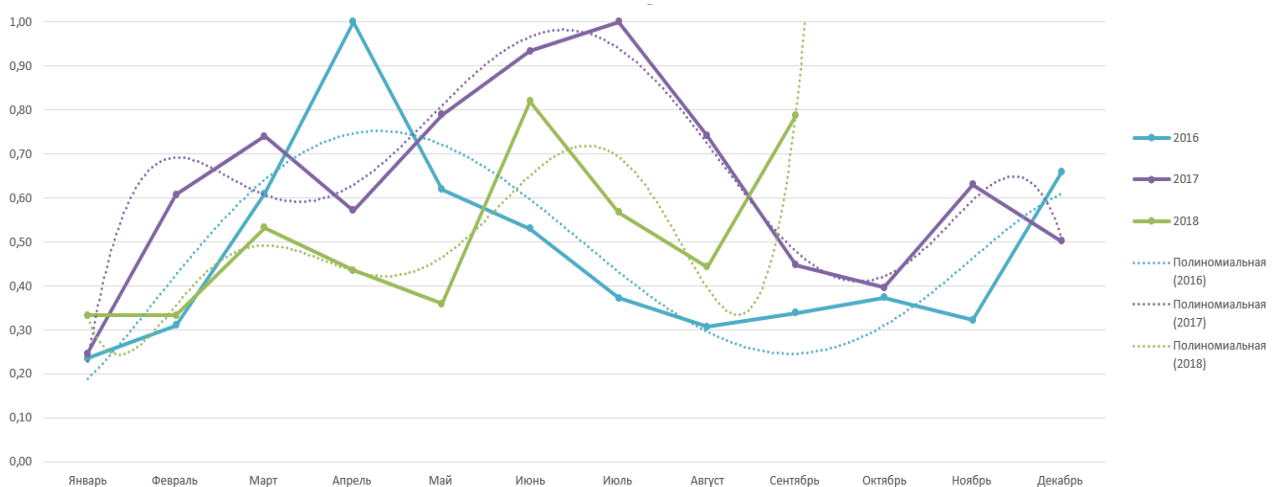


Рис. 2. Линии тренда для 2016, 2017 и 2018 года
Fig. 3. Trend Lines for 2016, 2017 and 2018

Каждая линия тренда является полиномиальной и представляет собой уравнение шестой степени. Например, для 2017 года зависимость выражается следующим образом: $y = 0,0009x^6 - 0,0252x^5 + 0,2784x^4 - 1,5051x^3 + 4,1269x^2 - 5,2668x + 2,7194$. Составление такой сложной зависимости само по себе является трудной задачей. Более того, даже составив ее далеко не всегда удается получить точный прогноз, как это видно из графика: например, сезонный пик апреля 2016 года не учитывается.

Для выявления похожих циклов был построен хронологический график объема продаж. Ниже на рисунке 4 приведена одна из частей графика.

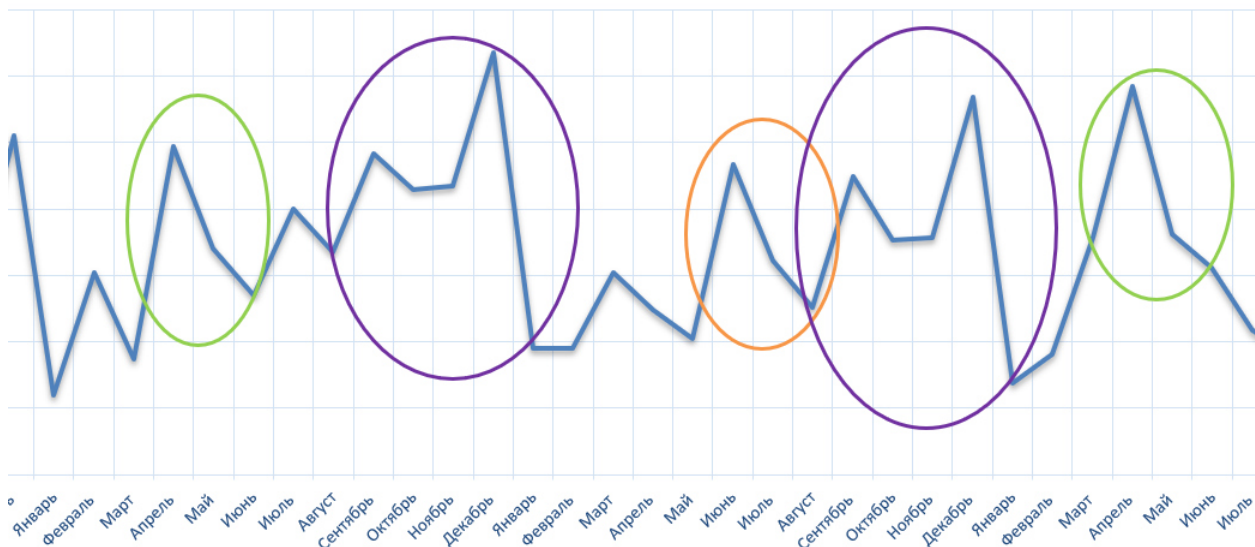


Рис. 3. Хронология объемов продаж
Fig. 4. Chronology of sales

На рисунке 4 имеются периодичность подъемов и спадов, то есть присутствуют факторы цикличности и сезонности.

Таким образом, существует необходимость в разработке нового метода прогнозирования, который будет учитывать сезонность и цикличность на основе статистических данных прошлых периодов.

Далее приведена формализованная постановка задачи, выбран и адаптирован метод для прогнозирования объема продаж, построены алгоритмы, реализующие адаптированный метод.

Основой прогнозирования является метод поиска похожих подпоследовательностей временного ряда, в качестве метрики схожести выбран алгоритм динамической трансформации временной шкалы (DTW алгоритм).

Были выведены и формализованы дополнительные параметры, участвующие в оптимизации процесса прогнозирования: цикличность и сезонность. Проведена адаптация выбранного метода метод поиска похожих подпоследовательностей временного ряда к процессу прогнозирования объема продаж за счет выравнивания начальных точек сравниваемых интервалов.

Для адаптации метода был разработан алгоритм, блок-схема которого изображена на рисунке 5.

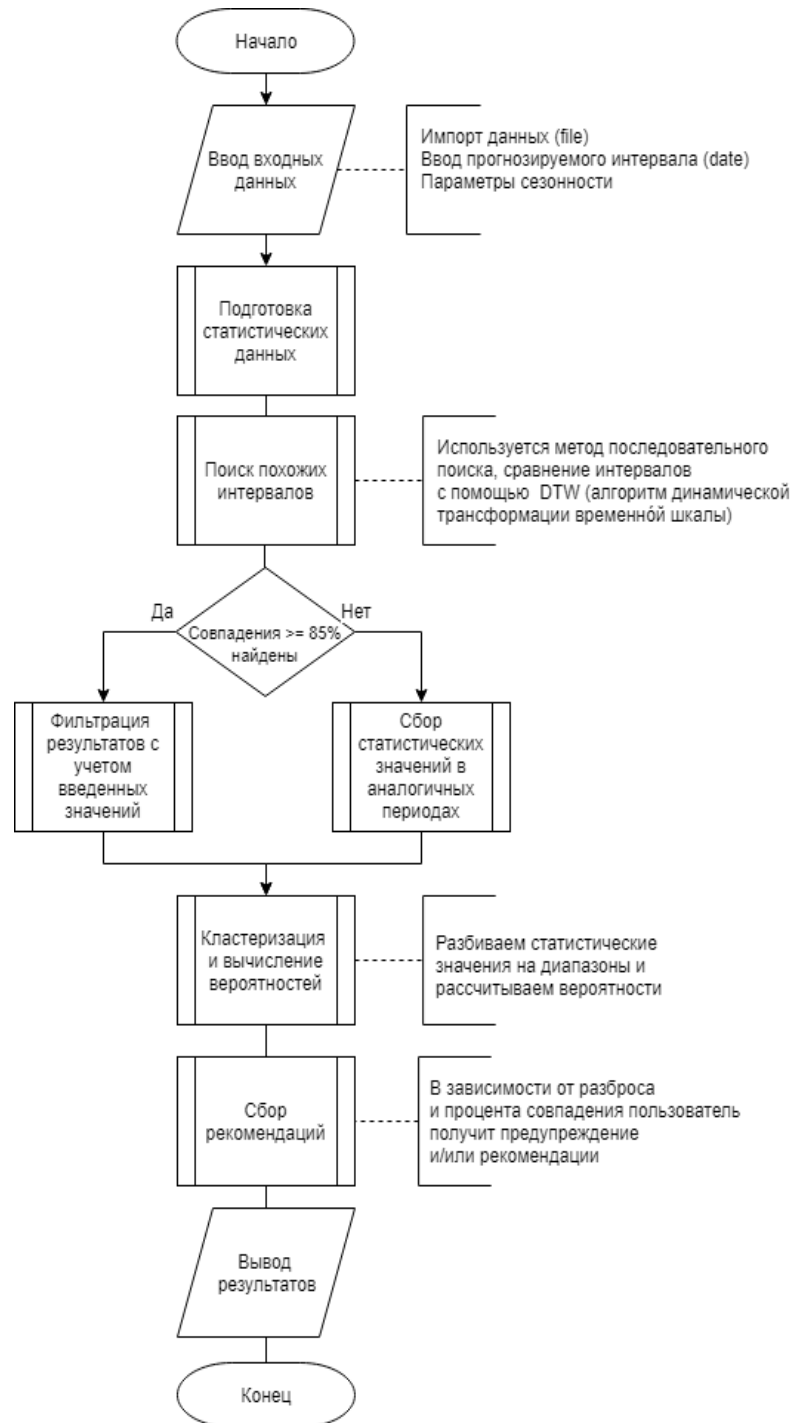


Рис. 5. Общая схема алгоритма прогнозирования объема продаж

Fig. 5. The general scheme of the sales forecasting algorithm

Подготовка статистических данных включает поиск интервалов, основанных на параметрах, введенных пользователем. Затем среди них идет поиск похожих интервалов при помощи алгоритма DTW (динамической трансформации временной шкалы). Часто бывает так, что характерные части временных рядов не только отстают друг от друга по оси времени, но ещё и растянуты или сжаты. Тогда ни евклидова метрика, ни кросс-корреляция не дают результатов, в то время как алгоритм DTW способен выявить подобие даже на таких частях временного ряда.

На рисунке 6 показаны отличия метрики Евклида и DTW. DTW-алгоритм строит матрицу возможных отображений одной последовательности ряда на другую, с учётом того, что отсчёты рядов могут как сдвигаться, так и изменять уровень. Путь в этой матрице с минимальным значением стоимости – и есть DTW-расстояние.

Классический DTW алгоритм по этим последовательностям строит путь наименьшей стоимости. Главным недостатком этого алгоритма является неспособность различить два идентичных отрезка, расположенных параллельно друг другу. Поэтому необходимо адаптировать классический DTW алгоритм к специфике прогнозирования объемов продаж торгового предприятия, что позволит сравнивать отрезки независимо от их относительного расположения.

Прогнозируемый отрезок накладывается на сравниваемый таким образом, чтобы начальные точки совпадали, после чего происходит измерение расстояния между отрезками.

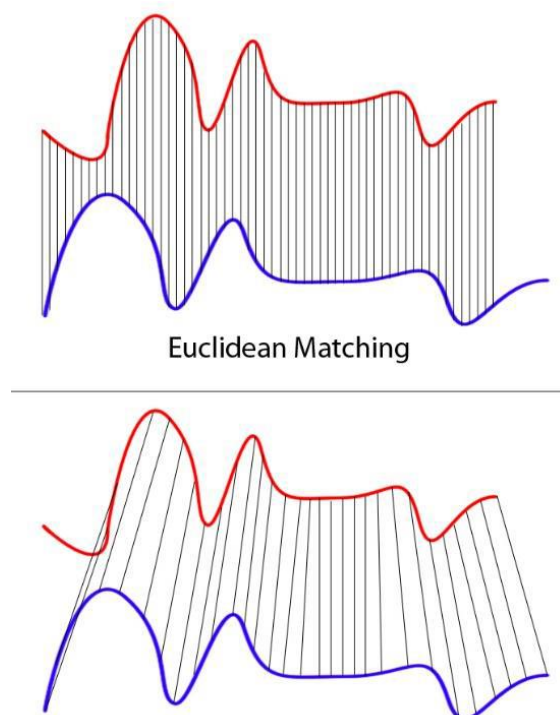


Рис. 6. Сравнение метрик Евклида (над чертой) и DTW (под чертой)
Fig. 6. Comparison of Euclidean metrics (above the line) and DTW (below the line)

Прогнозируемый отрезок накладывается на сравниваемый таким образом, чтобы начальные точки совпадали, после чего происходит измерение расстояния между отрезками. Блок-схема этого алгоритма изображена на рисунке 7.



Рис. 7. Блок-схема алгоритма оптимизированного поиска похожих интервалов
Fig. 7. Block diagram of the optimized search algorithm for similar intervals

В силу того, что ряд может обладать схожими некоторым образом всплесками в силу цикличности и сезонности, мы можем попросить менеджера по продажам указать, в какие временные интервалы спрос увеличивается именно в силу внешнего сезона.

Имея дополнительные параметры, в нашем случае можно оптимизировать работу последовательного метода поиска похожих подпоследовательностей, отличив таким образом случайные всплески от сезонных колебаний.

Если поиск не дает схожих подпоследовательностей в статистических данных, и соответственно, не может построить прогноз, то дальнейшее прогнозирование строится на основе разделения всех статистических значений на несколько диапазонов: оптимистичный прогноз, пессимистичный и средний.

На рисунке 8 отображен интерфейс разработанной системы.

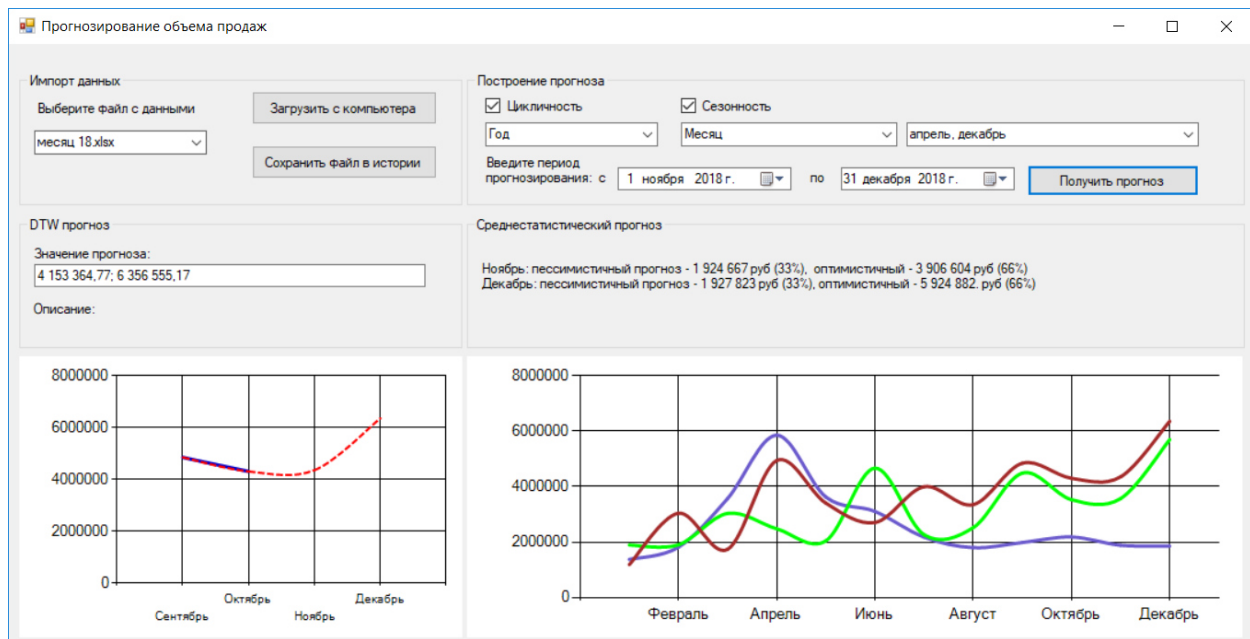


Рис. 8. Интерфейс разработанной программы
Fig. 8. Interface of the developed program

Для численной оценки качества адаптированного метода использовались MARE и среднее отклонение. В таблице представлены соответствующие количественные оценки.

Таблица

Результаты эксперимента

Table

Experimental results

Используемый метод / Критерий оценки	MAPE, %	Среднее отклонение, %
Адаптированный метод поиска похожих подпоследовательностей на основе динамической трансформации шкалы времени	7,79	3,52
Метод, используемый на предприятии	28,38	14,17
Построение полиномиальной линии тренда	13,31	3,99
Линейная регрессия с учетом сезонности	18,43	6,72

Адаптированный метод поиска похожих подпоследовательностей на основе динамической трансформации шкалы времени показывает более точные результаты по сравнению с методом, используемым на предприятии.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В большинстве случаев профессиональные математические инструменты недоступны для компаний малого бизнеса и не соответствуют затратам, если прогнозирование необходимо для одного временного ряда. Разработанная информационная система и адаптированный метод прогнозирования с использованием алгоритма трансформации временной шкалы реализует простой функционал, необходимый для автоматизации деятельности менеджера по продажам при прогнозировании объема продаж предприятия с учетом сезонности.

Использование разработанной системы позволит снизить временные затраты на прогнозирование, автоматизировать рутинные действия пользователя.

Список литературы

1. Швагер, Джек Д. Технический анализ. Полный курс / Джек Д. Швагер – М.: Альпина Паблишер, 2017. – 880 с.
2. Мэрфи, Джон Дж. Технический анализ фьючерсных рынков. Теория и практика / Джон Дж. Мэрфи – М.: Альпина Паблишер, 2011. – 616 с.
3. Черноморец, А.А. Информационные системы валютного рынка / А.А. Черноморец: Белгородский институт государственного и муниципального управления ОРАГС, 2006 – 173 с.
4. Киселевич, Ю.В. Применение моделей оценки конкурентоспособности при формировании оптимального портфеля ценных бумаг //Материалы международной научно-практической конференции «Конкурентоспособность бизнеса и технологий» / Ю.В. Киселевич – Брянск, 2005
5. Вдовин, В.М. Информационные технологии в финансово-банковской сфере: Практикум / В.М. Вдовин, Л.Е. Суркова – Москва: Дашков и К°, 2010. – 248 с.
6. Гахов, Р.П. Компьютерное моделирование экономических процессов: учебное пособие для студентов вузов по специальности 230400.62 "Информационные системы и технологии" [Текст] / Р.П. Гахов, Н.В. Щербинина и др. – Белгород: ИД Белгород, 2014. – 88 с.
7. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.
8. Иорш, В.И. Управление основными фондами на основе ключевых показателей эффективности [Текст] / В. И. Иорш, В. Д. Стружинский // Горный журнал. – 2010. – №3. – С. 25 – 28.
9. Фаулер, М. Архитектура корпоративных программных приложений / М. Фаулер, Д. Райс, М. Фоммел, Э. Хайет, Р. Ми, Р. Стаффорд – М.: Вильямс, 2007. – 544 с.

References

1. Schwager, Jack D. Technical analysis. Full course / Jack D. Schwager – M.: Alpina publisher, 2017. – 880 p.
2. Murphy, John J. Technical analysis of futures markets. Theory and Practice / John J. Murphy – Moscow: Alpina publisher, 2011. – 616 p.
3. Chernomorets, A.A. Information systems of the currency market / A.A. Chernomorets: Belgorod Institute of State and Municipal Administration of the ORAGS, 2006 – 173 p.
4. Kiselevich, Yu.V. The use of competitiveness assessment models for the formation of an optimal securities portfolio // Proceedings of the international scientific-practical conference “Business and Technology Competitiveness” / Yu.V. Kiselevich – Bryansk, 2005
5. Vdovin, V.M. Information technologies in the financial and banking sphere: practical work / V.M. Vdovin, L.E. Surkova – Moscow: Dashkov and Co., 2010. – 248 p.
6. Gakhov, R.P. Computer modeling of economic processes: a textbook for university students in the specialty 230400.62 "Information systems and technologies" [Text] / R.P. Gakhov, N.V. Shcherbinina et al. – Belgorod: ID Belgorod, 2014. – 88 p.
7. Rutkovskaya, D. Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems / D. Rutkovskaya, M. Pilinsky, L. Rutkovsky – M.: Hotline – Telecom, 2006. – 452 p.
8. Iorsh, V.I. Management of fixed assets based on key performance indicators [Text] / V.I. Iorsh, V.D. Struzhinsky // Mining Journal. – 2010. – №3. – P. 25 – 28.
9. Fowler, M. Architecture of corporate software applications / M. Fowler, D. Rice, M. Fommel, E. Hyatt, R. Mee, R. Stafford – M.: Williams, 2007. – 544 p.

Литвинова Алина Александровна, старший инженер в ООО «Команда ЛАБС»
Забнин Сергей Александрович, инженер, ООО «ИТИС»

Litvinova Alina Aleksandrovna, senior engineer in Komanda LABS
Zabnin Sergey Aleksandrovich, engineer, Intelligent Technologies and Systems