

УДК 004.942+519.816

## ЭКСТРАПОЛЯЦИОННЫЕ МЕТОДЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЗАКУПОЧНЫХ ЦЕН ЛЕКАРСТВ В УСЛОВИЯХ АПТЕЧНОЙ СЕТИ

Андриевская А.В., Светличная В.А.

Донецкий национальный технический университет  
кафедра автоматизированных систем управления

E-mail: [anutka.andr@gmail.com](mailto:anutka.andr@gmail.com)

### **Аннотация:**

*Андриевская А.В., Светличная В.А. Экстраполяционные методы прогнозирования закупочных цен лекарств в условиях аптечной сети. Одной из постоянных задач менеджера по закупкам является проведение ежедневного анализа закупочных цен поставщика. При решении задачи определения базовой эффективной цены, наиболее подходящей в данный момент для закупки, возникает необходимость прогнозирования данных по историческому массиву цен из прайс-листов. Были проанализированы подходы к прогнозированию и приведено описание методов скользящей средней и экспоненциального сглаживания. Был выполнен краткосрочный прогноз методами экспоненциального сглаживания и методом скользящего среднего и анализ полученных результатов. Проведенные эксперименты показали высокую точность прогнозирования.*

### **Annotation:**

*Andrievskaya A.V., Svetlichnaya V.A. Extrapolation methods of forecasting purchase prices of medicines in a pharmacy network. One of the permanent tasks of the purchasing manager is to conduct a daily analysis of the supplier's purchase prices. When solving the problem of determining the base effective price that is most suitable at the moment for purchase, it becomes necessary to predict data on the historical array of prices from price lists. Approaches to forecasting were analyzed and a description of the moving average and exponential smoothing methods was provided. A short-term forecast was performed using exponential smoothing methods and a moving average method and an analysis of the results obtained. The experiments carried out have shown a high forecasting accuracy.*

### **Общая постановка проблемы**

В последнее время чрезвычайно ускорились темпы внедрения последних научных разработок из области информационных технологий во все сферы социально-экономической жизни общества, в том числе и в сферу бизнеса. Наиболее передовыми в отношении использования современных ИТ являются торговые структуры, в том числе и аптечные холдинги, для которых внедрение аналитических информационных систем влечет за собой сильное конкурентное превосходство на различных рынках. Наша страна значительно отстает от мировых трендов процесса автоматизации закупочной деятельности из-за сложившейся особенности закупок как бизнес-функции, а также недостаточно развитой самой логистики закупок.

Одной из основных коммерческих функций любого предприятия, в том числе и аптечной сети, является закупка товаров для их последующей реализации. В случае, если система закупочной деятельности работает только в виде интерфейса, предназначенного для приема предложения поставщиков, без осуществления оценки предложений, можно сделать вывод, что данная система не является автоматизированной. Основной частью автоматизации работы закупщика является автоматическая, интегральная или комплексная оценка предложений поставщиков.

Учитывая описанное выше, можно сделать вывод, что подбор автоматизированного закупочного решения представляет собой сложное управленческое решение. Одними из популярных рыночных решений программного обеспечения для аптечных сетей являются: «Аналит-аптека» («Аналит»), СПО «еФарма», «ФармаНет» («Фарманет»). Также, с минимальными доработками используются «1С: Предприятие» или «Галактика». Однако ни одно из выше описанных решений не обеспечивает требуемую функциональность в полной мере, следовательно, становится необходимой разработка собственной подсистемы анализа закупочной деятельности аптеки и применение целого ряда различных ИТ для решения ее задач.

На предприятии в текущий момент в качестве средства автоматизации используется доработанная программа «Галактика», с ее помощью мы можем вести предметно-количественный и посерийный учет товаров по партиям.

Так как задачи ведения классификаторов и все задачи по учету товаров уже решены, мы можем воспользоваться уже готовыми базами данных для анализа закупочных цен. Для эффективной организации работы предприятия необходимо позаботиться о правильной прогнозной оценке потребностей в реализуемом товаре [1]. На основании составленных прогнозов определяются требуемые объемы закупок. Одной из постоянных задач менеджера по закупкам является проведение рутинного ежедневного анализа закупочных цен поставщика.

Для решения этих задач работа по оптовым закупкам товаров должна включать в себя следующие функции:

1. Импорт данных из справочников и рабочих таблиц «Галактики», необходимых при решении аналитических задач подсистемы.
2. Импорт прайсов цен из файлов формата Excel(\*.xls) и формирование своей собственной базы цен.
3. Подготовка данных к анализу, которая включает такие процедуры, как заполнение разреженных промежутков данными на основе методов интерполирования и экстраполирования, а также отбрасывание нетипичных пиковых значений, сильно искажающих среднестатистические тенденции.
4. Краткосрочное прогнозирование средней закупочной цены
5. Среднесрочное прогнозирование средней закупочной цены

При решении же задачи подготовки данных к анализу и при определении базовой эффективной цены, наиболее подходящей в данный момент для закупки, возникает необходимость прогнозирования данных по историческому, т.е. накопленному массиву цен из прайс-листов [2].

#### **Основные методы и технологии**

Прогнозные модели можно разделить на несколько групп. Первая группа – модели на базе теории игр (модели равновесия по Нэшу, модель Курно, модель Бертрана и др.). Вторая группа – имитационные или фундаментальные модели. Данные модели мало используются для краткосрочного прогнозирования, так как они требуют значительный объем исходных данных. Третья группа – основа лежит в анализе временных рядов, который использует совокупность математико-статистических методов, которые предназначены для определения структуры временных рядов, изучения исторической динамики рассматриваемых показателей и экстраполяции их на перспективу. Эта группа прогнозных моделей разделяется на подгруппы: модели искусственного интеллекта и традиционные статистические модели. Модели, основанные на нейронных сетях, являются представителями моделей искусственного интеллекта. Их использование дает возможность ассоциировать рассматриваемый показатель (цена на лекарственное средство) с совокупностью разного рода факторов (не только исторических значений) и экстраполировать значение показателя на перспективу.

В данной группе прогнозных моделей выделяют две подгруппы: традиционные статистические модели и модели искусственного интеллекта [3,4,5].

Представителями моделей искусственного интеллекта являются прогнозные модели на основе нейронных сетей. Использование данных моделей позволяет ассоциировать исследуемый показатель (цена на лекарственное средство) с набором различных факторов (не только исторических значений) и экстраполировать его значение на перспективу [6].

Выбрать подходящий математический аппарат необходимо еще на этапе проектирования системы, чтобы выбранные модели, реализованные затем на алгоритмическом и программном уровне, смогли обеспечить необходимую точность прогноза. В этой статье остановимся на прогнозировании временных рядов по типу традиционного статического подхода, в котором накопленных данных достаточно для прогнозирования показателей.

С помощью табличного процессора Microsoft Excel можно построить целый ряд различных моделей, с легкостью на практике применять различные методы и помочь в решении выбора подходящей модели для реализации проектируемой подсистемы.

### **Прогнозирование на основе экстраполяционных методов**

Экстраполяция – это метод научного исследования, основанный на передаче прошлых и настоящих закономерностей, тенденций, связей на дальнейшее развитие объекта прогнозирования. Методами экстраполяции являются: метод скользящей средней, метод наименьших квадратов, метод экспоненциального сглаживания.

Метод экспоненциального сглаживания является более эффективным при использовании в среднесрочных прогнозах:

$$U_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha)U_t, \quad (1)$$

где  $t$  – период, предшествующий прогнозному;  $t+1$  – прогнозный период;  $U_{t+1}$  – прогнозируемый показатель;  $\alpha$  - параметр сглаживания;  $Y_t$  - фактическое значение исследуемого показателя за период, предшествующий прогнозному;  $U_t$  - экспоненциально взвешенная средняя для периода, предшествующего прогнозному.

Оптимальная величина параметра сглаживания определяется по формуле:

$$\alpha = 2/n + 1, \quad (2)$$

где  $n$  – число наблюдений, входящих в интервал сглаживания.

Для выбора  $U_0$  (экспоненциально взвешенного среднего начального) в качестве  $U_0$  используют исходное первое значение базы прогноза.

Метод скользящей средней представляет собой значительно известный метод сглаживания временных рядов. Этот метод применяется при краткосрочном прогнозировании:

$$y_{t+1} = m_{t-1} + 1/n(y_t - y_{t-1}), \quad (3)$$

где  $t + 1$  – прогнозный период;  $t$  – период, предшествующий прогнозному периоду (год, месяц и т.д.);  $y_{t+1}$  – прогнозируемый показатель;  $m_{t-1}$  – скользящая средняя за два периода до прогнозного;  $n=3$  – число уровней, входящих в интервал сглаживания;  $y_t$  – фактическое значение исследуемого явления за предшествующий период;  $y_{t-1}$  – фактическое значение исследуемого явления за два периода, предшествующих прогнозному.

Для проверки точности прогнозных оценок необходимо разделить временной ряд на два набора данных: один для тренировки модели и другой – для валидации. При проверке модели предсказанные значения сравниваются с фактическими значениями и определяется величина ошибки.

Поскольку данные не относятся к нулевым величинам, будем использовать количественный метод определения ошибки МАРЕ. Данным методом рассчитывается среднее абсолютное отклонение от прогноза в процентах [7]:

$$MAPE = 1/N * \sum_{t=1}^N \frac{|Z(t) - Z^{\wedge}(t)|}{Z(t)} * 100\%, \quad (4)$$

где  $Z(t)$ - фактические данные ряда;  $Z^{\wedge}(t)$ - спрогнозированные данные ряда;  $N$ - количество элементов ряда.

### Исследования

В качестве исходных данных для исследований использовались данные прайс-листов аптеки, содержащие информацию за период с 14.08.18 по 19.12.18 (пять месяцев года).

В первую очередь были заполнены усредненными значениями отсутствовавшие данные по выходным и праздникам. Для выполнения задачи заполнения промежутков была использована стандартная функция ПРЕДСКАЗ, которая использовала для интерполяции данных пропущенного дня недельный период. Возможно было обойтись вычислением обычного среднего между прежним и следующим значением ряда.

Затем был выполнен краткосрочный прогноз методами экспоненциального сглаживания и скользящего среднего. Прогнозирование временного ряда закупочной цены методом экспоненциального сглаживания на два дня вперед проводилось на интервале с 14.08.2018 до 18.12.2018 (общее количество отсчетов  $N = 128$ ). Для этого прогноза значение  $MAPE = 0,064\%$ . График прогноза временного ряда закупочной цены методом экспоненциального сглаживания на два дня вперед приведен на рисунке 1.



Рис. 1 – Двухдневный прогноз методом экспоненциального сглаживания

Для прогнозирования временного ряда закупочной цены методом скользящего среднего на два дня вперед значение  $MAPE$  составило  $0,3929\%$ . График прогнозирования временного ряда закупочной цены методом скользящего среднего на два дня вперед приведен на рисунке 2.

Прогнозирование временного ряда закупочной цены методом экспоненциального сглаживания на десять дней вперед проводилось на интервале с 23.08.2018 до 18.12.2018 (общее количество отсчетов  $N = 117$ ). Для данного прогноза значение  $MAPE = 0,22\%$ . График десятидневного прогноза временного ряда закупочной цены методом

экспоненциального сглаживания приведен на рисунке 3.

Для прогнозирования временного ряда закупочной цены методом скользящего среднего на десять дней вперед значение MAPE составило 0,372%. График десятидневного прогноза временного ряда закупочной цены методом скользящего среднего приведен на рисунке 4.

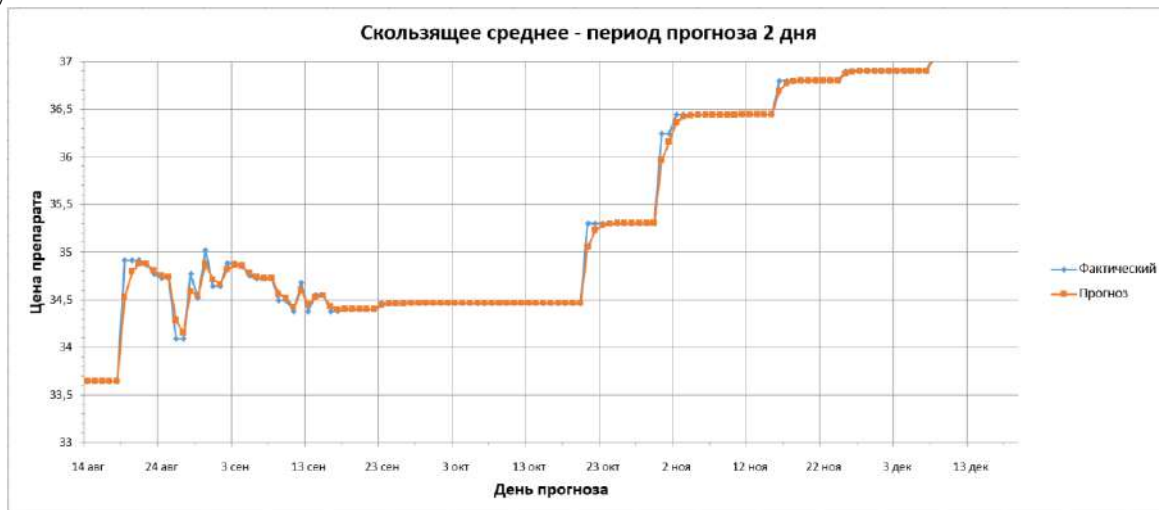


Рис. 2 – Двухдневный прогноз методом скользящего среднего



Рис. 3 – Десятидневный прогноз методом скользящего среднего



Рис. 4 – Десятидневный прогноз методом экспоненциального сглаживания

Прогнозирование временного ряда закупочной цены методом экспоненциального сглаживания на месяц вперед проводилось на интервале с 14.09.2018 до 18.12.2018 (общее количество отсчетов  $N = 96$ ). Для данного прогноза значение  $MARE = 1,855755\%$ . График месячного прогноза временного ряда закупочной цены методом экспоненциального сглаживания приведен на рисунке 5.



Рис. 5 – Месячный прогноз методом экспоненциального сглаживания

При прогнозировании временного ряда закупочной цены методом скользящего среднего на месяц вперед значение  $MARE$  составило  $1,283618\%$ . График месячного прогноза временного ряда закупочной цены методом скользящего среднего приведен на рисунке 6.

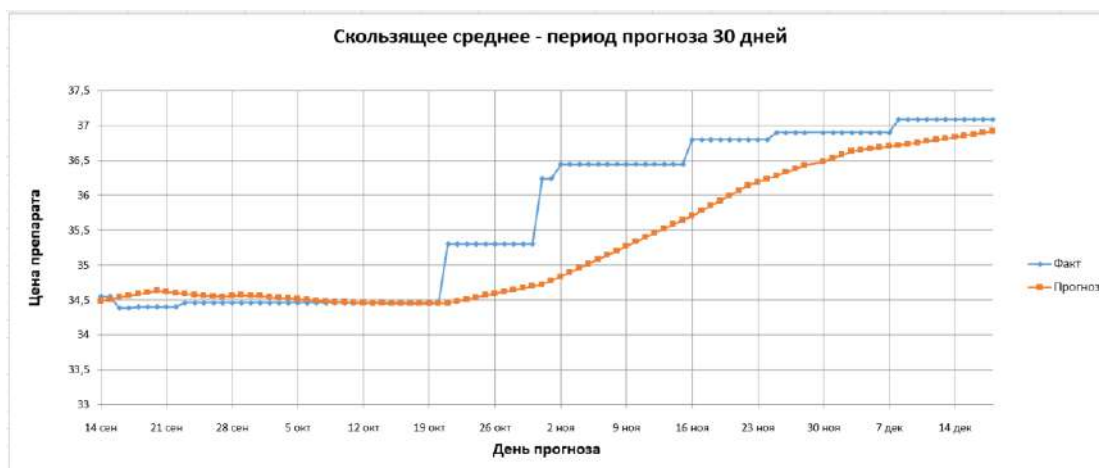


Рис. 6 – Месячный прогноз методом скользящего среднего периодом на 30 дней

Оба метода показали для различных временных периодов низкие показатели ошибки  $MARE$ , и, соответственно, высокие значения точности прогнозирования. Таким образом, при краткосрочном прогнозе на периоды два дня и десять дней более высокую точность показал метод экспоненциального сглаживания, что соответствует теоретическому описанию методов. При месячном прогнозе более точные результаты показал метод скользящего среднего.

### Выводы

В статье были обсуждены аспекты разработки аналитических подсистем закупочной цены лекарств аптечной сети. При выполнении задачи определения базовой эффективной цены, наиболее подходящей в данный момент для закупки, возникает необходимость прогнозирования данных по историческому массиву цен из прайс-листов. Также, был

выполнен анализ разного вида методов и подходов к прогнозированию и реализован краткосрочный прогноз методами экспоненциального сглаживания и скользящего среднего и выполнено анализирование полученных результатов.

Эксперименты, которые были проведены в данной предметной области, продемонстрировали высокую точность прогнозирования. Разработка программного продукта возможна на базе проделанных экспериментов даже в условиях нестабильного состояния современной экономики.

Однако, прогнозирование временных рядов приведенными выше методами не может быть единственным подходом, хотя и дает приемлемую точность прогноза. Зачастую различные подходы к прогнозированию объединяют, чтобы обеспечить наиболее точные прогнозы.

Для увеличения точности прогнозирования цены закупки необходимо учитывать следующие факторы: сезонность, дополнительные факторы, влияющие на цену, а именно: ввод новых продуктов, реклама, мероприятия по стимулированию сбыта, открытие новых направлений закупок, курсы основных валют и т.д.

При этом задача прогнозирования закупочной цены обладает теми особенностями, которые делают целесообразным использование именно интеллектуальных нейросетевых методов моделирования. Таким образом, выполненные исследования по разработке прогнозных моделей инструментальных средств подсистемы для определения “базовой” закупочной цены следует продолжить, в частности разработку модуля интеллектуального нейросетевого анализа и прогнозирования.

## Литература

1. Светличная В.А. Использование методов теории принятия решений для выбора оптимальной стратегии при закупке лекарственных средств / В.А. Светличная, Е.А. Шумаева, О.В. Ченгарь, А.В. Андриевская // Экономика строительства и городского хозяйства. 2020. Т. 16. № 1. С. 41-48.

2. Sergii K., Yurii S., Tatyana V., Natalia A. (2016) Feature Selection for Time-Series Prediction in Case of Undetermined Estimation. In: Samsonovich A., Klimov V., Rybina G. (eds) Biologically Inspired Cognitive Architectures (BICA) for Young Scientists. Advances in Intelligent Systems and Computing, vol 449. Springer, Cham

3. Stock prices forecasting with LSTM networks. Vasyaeva T., Martynenko T., Khmilovyi S., Andrievskaya N. Communications in Computer and Information Science (см. в книгах). 2019. Т. 1093. С. 59-69.

4. Землянская С.Ю. Структура модели для прогнозирования поведения групп лиц / С.Ю. Землянская, А.В. Сложеницын, Н.К. Андриевская // Информатика и кибернетика. -Д.: ДонНТУ, 2016. -№ 4 (6). С. 37-43

5. Сложеницын А.В. Выбор модели для компьютеризированной системы прогнозирования поведения групп лиц / Сложеницын А.В., Землянская С.Ю., Андриевская Н.К. / В сборнике: Программная инженерия: методы и технологии разработки информационно-вычислительных систем (ПИИВС-2016). Сборник научных трудов I Международной научно-практической конференции. 2016. С. 256-261.

6. Stock prices dynamics forecasting with recurrent neural networks. Vasyaeva T., Martynenko T., Khmilovyi S., Andrievskaya N. Открытые семантические технологии проектирования интеллектуальных систем. 2020. № 4. С. 277-282.

7. Mean absolute percentage error. [Электронный ресурс]: Википедия. Свободная энциклопедия. – URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/Mean\\_absolute\\_percentage\\_error](https://en.wikipedia.org/wiki/Mean_absolute_percentage_error) (дата обращения: 03.05.2021)