



УДК 004.942+519.816

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

Андриевская А.В., Вовченко В.О., Андриевская Н.К.  
Донецкий национальный технический университет  
кафедра автоматизированных систем управления  
E-mail: anutka.andr@gmail.com

### **Аннотация:**

*Андриевская А.В., Вовченко В.О., Андриевская Н.К. 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., Vovchenko V.O., Andrievskaya Natalia. Extrapolation Methods for 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 преимущество на быстро изменяющихся рынках. В нашей стране в силу сложившейся специфики закупок как бизнес - функции, а также относительной неразвитости самой закупочной логистики, процесс автоматизации закупочной деятельности несколько отстает от мировых трендов.

Одной из основных коммерческих функций любого предприятия, в том числе и аптечной сети, является закупка товаров для их последующей реализации. Если система закупок работает только как интерфейс по приему предложений поставщиков, а их оценку осуществляют закупщики вручную, то это значит, что на данный момент равным счетом ничего не автоматизировано. Автоматическая комплексная или интегральная оценка предложений поставщиков является ключевым элементом автоматизации работы закупщика.

С учетом всех описанных выше нюансов можно заключить, что выбор автоматизированного закупочного решения является сложным управленческим решением.



Среди популярных рыночных предложений на рынке программного обеспечения для аптек представлено несколько видов продуктов: «Аналит-аптека» («Аналит»), «ФармаНет» («Фарманет»), СПО «еФарма». В некоторых аптеках практически «в чистом виде», с минимальными доработками, эксплуатируется «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 нашем объекте в текущий момент используется доработанная «Галактика» до уровня, позволяющего 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**

Задачу прогнозирования данных по историческому, т.е. накопленному массиву цен из прайс-листов возможно решать несколькими способами. Первая группа прогнозных моделей - модели на основе теории игр (модели равновесия по Нэшу, модель Курно, модель Бертрана и др.).

Ко второй группе моделей относят так называемые имитационные или фундаментальные модели. С учетом того, что эти модели требуют большого объема исходных данных, их использование для краткосрочного прогнозирования ограничено.

Третья группа прогнозных моделей основывается на анализе временных рядов, в котором используется совокупность математико-статистических методов, предназначенных для выявления структуры временных рядов, изучения исторической динамики исследуемых показателей и экстраполяции их 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, который основан на распространении прошлых и настоящих тенденций, закономерностей, связей на будущее развитие объекта прогнозирования. К методам экстраполяции относятся метод скользящей средней, метод экспоненциального сглаживания, метод наименьших квадратов. Метод экспоненциального сглаживания наиболее эффективен при разработке среднесрочных прогнозов:

$$U_{t+1} = aY_t + (1 - a)U_t, \quad (1)$$

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

Оптимальной величины параметра сглаживания  $a$  вычисляется по формуле:

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

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 скользящих средних является одним из широко известных методов сглаживания временных рядов. Данный метод используется 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 близки к нулевым значениям, будем использовать количественный метод определения ошибки MAPE.

Методом MAPE 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 решения 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 методом 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 данного прогноза значение MAPE = 0,064%. График прогноза временного ряда закупочной цены методом экспоненциального сглаживания на два дня вперед приведен на рис. 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 рис. 2.



Рис. 2 – Двухдневный прогноз методом скользящего среднего

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  $MARE = 0,22\%$ . График десятидневного прогноза временного ряда закупочной цены методом экспоненциального сглаживания приведен на рис. 3.



Рис. 3 – Десятидневный прогноз методом скользящего среднего

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



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 рис. 5.



Рис. 5 – Месячный прогноз методом экспоненциального сглаживания

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



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

Оба метода показали для различных временных периодов низкие показатели ошибки MAPE, 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 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 различные методы и подходы к прогнозированию. Был выполнен



краткосрочный прогноз методами экспоненциального сглаживания и методом скользящего среднего и анализ полученных результатов.

Проведенные в данной предметной области эксперименты показали высокую точность прогнозирования. На основании проделанных экспериментов возможно построение программного продукта 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 более точного прогнозирования цены закупки необходимо учитывать факторы сезонности, необходимо также учесть еще дополнительные факторы, которые значительно влияют на цену закупки, такие как: реклама, мероприятия по стимулированию сбыта, ввод новых продуктов, 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 [5]. 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)