

**А. А. НИКУЛЬЧЕНКО**

## ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОТРЕБИТЕЛЬСКОГО СПРОСА НА СЕЗОННЫЕ ТОВАРЫ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВЕКТОРА КРИВОЙ ПРОДАЖ

Предложен метод прогнозирования спроса на сезонные товары с использованием вектора распределения объемов продаж в течение года или вектора кривой продаж, компонентами которого являются объемы недельных продаж рассматриваемого либо аналогичного товара, полученные на основе статистики продаж за предыдущий календарный год. Условием применимости предложенного метода является выполнение гипотезы о сходимости соответствующих недельных объемов продаж двух последовательно идущих лет и гипотезы о существовании групп товаров со схожей динамикой продаж. Применение метода позволяет построить прогноз спроса на товар в течение следующей недели на основе данных об объемах продаж за предыдущие несколько недель текущего и предыдущего годов, а также данных об объемах продаж за интересующую неделю предыдущего года. Представлены особенности программной реализации предложенного метода прогнозирования спроса с использованием микро-сервисной архитектуры на основе платформы Google Cloud Platform, с использованием таких компонентов как Google Kubernetes Engine, Google BigQuery, Redis. Для снижения вычислительной нагрузки на основную систему выполняется копирование необходимых данных для анализа в OLAP-систему и построение требуемого прогноза без использования OLTP-системы. Приведены результаты численного эксперимента по прогнозированию спроса на товар, полученные на основе реальных данных. Выполнено сравнение результатов прогнозирования спроса, полученных с использованием вектора кривой продаж и метода скользящего среднего. Показана возможность использования данного метода прогнозирования спроса в качестве компоненты системы автоматизированного управления запасами в сетях поставок.

**Ключевые слова:** товарный запас, управление запасами, прогнозирование спроса, вектор кривой продаж, сезонный товар, микро-сервисная архитектура.

**А. О. НИКУЛЬЧЕНКО**

## ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВЧОГО ПОПИТУ НА СЕЗОННІ ТОВАРИ З ВИКОРИСТАННЯМ ВЕКТОРА КРИВОЇ ПРОДАЖІВ

Запропоновано метод прогнозування попиту на сезонні товари з використанням вектора розподілу обсягів продажів протягом року або вектора кривої продажів, компонентами якого є обсяги тижневих продажів розглянутого або аналогічного товару, отримані на основі статистики продажів за попередній календарний рік. Умовою застосування запропонованого методу є виконання гіпотези про збіжність відповідних тижневих обсягів продажів двох років, які йдуть послідовно, і гіпотези про існування груп товарів зі схожою динамікою продажів. Застосування методу дозволяє побудувати прогноз попиту на товар протягом наступного тижня на основі даних про обсяги продажів за попередні кілька тижнів поточного і попереднього років, а також даних про обсяги продажів за тиждень, який цікавить, попереднього року. Представлені особливості програмної реалізації запропонованого методу прогнозування попиту з використанням мікро-сервісної архітектури на основі платформи Google Cloud Platform, з використанням таких компонентів як Google Kubernetes Engine, Google BigQuery, Redis. Для зниження обчислювального навантаження на основну систему виконується копіювання необхідних даних для аналізу в OLAP-систему і побудова необхідного прогнозу без використання OLTP-системи. Наведено результати чисельного експерименту щодо прогнозування попиту на товар, отримані на основі реальних даних. Виконано порівняння результатів прогнозування попиту, отриманих з використанням вектора кривої продажів і методу змінного середнього. Показана можливість використання даного методу прогнозування попиту в якості компоненти системи автоматизованого управління запасами в мережах поставок.

**Ключові слова:** товарний запас, управління запасами, прогнозування попиту, вектор кривої продажів, сезонний товар, мікро-сервісна архітектура.

**А. А. NIKULCHENKO**

## FORECASTING OF CUSTOMER DEMAND FOR SEASONAL GOODS USING RETAIL CURVE VECTOR

A method for forecasting the demand for seasonal goods using the vector of distribution of sales during the year, called retail curve vector is proposed. Components of retail curve vector are the weekly sales volumes of the considered or similar product, obtained on the basis of sales statistics for the previous calendar year. The condition of applicability of the proposed method is the fulfillment of the hypothesis about the convergence of the corresponding weekly sales volumes of two consecutive years and the hypothesis about the existence of goods groups with similar sales dynamics. The application of the method allows to build a demand forecast for the goods within the next week based on sales volumes data for the previous few weeks of the current and previous years, as well as sales volumes data for the same week of the previous year. Software architecture to implement proposed method for forecasting demand using a micro-service architecture based on the Google Cloud Platform is presented. Such components as Google Kubernetes Engine, Google BigQuery, Redis as used. To reduce the computational load on the main system, necessary data is copied to the OLAP system and required forecast is build without usage of the OLTP system. The results of numerical experiment on forecasting the demand for goods, obtained on the basis of real data, are presented. Comparison of the results of demand forecasting using the retail curve vector and the moving average method is performed. The possibility of using proposed method of demand forecasting as a component of an automated inventory control system in supply networks is shown.

**Keywords:** inventory stock, inventory control, demand forecasting, retail curve vector, seasonal goods, micro-service architecture.

**Введение.** Задача управления запасами товаров на складе является краеугольной проблемой для большинства торговых сетей. Недостаточное количество товара на складе может привести к невозможности сети вовремя среагировать на возросший потребительский спрос, что приводит к потерянному продажам и снижению прибыли сети. Избыточное количество товара на складе, в свою очередь, приво-

дит к нерациональному использованию операционной прибыли на покупку «ненужных» товаров, и как результат, невозможности ее использования для других нужд бизнеса, порче или обесцениванию товара, излишним расходам на хранение товара и т. д. Именно поэтому задача разработки стратегии оптимального управления запасами всегда привлекала большое внимание [1].

Основу любой модели управления запасами составляет система прогнозирования потребительского спроса [2]. Методы решения задачи прогнозирования спроса отличаются для различных групп товаров. Например, спрос на новую версию iPhone или новую популярную книгу будет существенно отличаться от спроса на туалетную бумагу или другие товары первой необходимости. Существующие различия в динамике спроса на различные товары объясняют наличие большого количества различных моделей прогнозирования спроса, применяемых для различных категорий товаров [3].

Существующие методы прогнозирования потребительского спроса можно разделить на три основные группы [4]: методы экспертных оценок; методы анализа и прогнозирования временных рядов; казуальные (причинно-следственные) методы.

Методы экспертных оценок основываются на субъективной оценке (индивидуальной либо групповой) текущего момента и перспектив развития. Эти методы целесообразно использовать для конъюнктурных оценок, особенно в ситуациях, когда статистическая информация об объемах прошлых продаж отсутствует [5].

Вторая и третья группы методов основаны на анализе количественных показателей, но они существенно отличаются друг от друга. Методы анализа и прогнозирования временных рядов связаны с исследованием изолированных показателей, каждый из которых складывается из двух элементов: прогноза детерминированной компоненты и прогноза случайной компоненты. Построение первого прогноза не представляет особых трудностей, если определена основная тенденция развития и возможна ее экстраполяция, т. е. распространение на будущее. Наиболее известными методами прогнозирования, основанными на экстраполяции, являются методы, использующие модель авторегрессии и скользящего среднего (ARIMA). Своей популярностью эти методы, в первую очередь, обязаны работам Дж. Бокса и Г. Дженкинса [6], предложившим и развившим обобщенную модель ARIMA. Прогноз случайной компоненты построить сложнее, так как он требует учета ее статистических свойств и позволяет получить результат лишь с некоторой вероятностью [7].

В основе казуальных методов прогнозирования лежит поиск факторов, которые влияют на значения прогнозируемого показателя, что приводит к необходимости построения модели, учитывающей взаимосвязь факторов. В случае прогнозирования потребительского спроса на товар построение подобной модели требует учета очень большого количества разнообразных факторов и потому является достаточно трудоемкой [8].

Одним из важнейших факторов, которые учитываются при построении прогноза спроса являются сезонные колебания – повторяющиеся с некоторой периодичностью изменения показателей. Наблюдая их в течение длительного промежутка времени можно выявить скрытые закономерности, характерные для каждого вида товара. Например,

объем продаж детской обуви возрастает перед началом учебного года, увеличение потребления свежих овощей и фруктов происходит осенью, повышение объемов продаж строительных материалов – летом и т. д. Периодические колебания в розничной торговле можно обнаружить и в течение определенных недель месяца или года.

При анализе сезонных колебаний обычно рассчитывается индекс сезонности [9] как отношение среднего объема продаж за соответствующий месяц (или неделю) к общему среднему значению этого показателя за год в процентах.

В данной статье рассматривается метод прогнозирования спроса на основе понятия «кривая продаж» (Retail Curve) [10]. Данный метод хорошо зарекомендовал себя для категории товаров, имеющих сезонные колебания спроса. Примером может служить одежда, характерной особенностью которой является очень длинный цикл разработки (включая разработку дизайна, закупку сырья, пошив и доставку товара на склад), что требует построения прогноза спроса на длительный период, и как результат, невозможность использовать методы краткосрочного прогнозирования.

**Описание метода прогнозирования.** Введем понятие недельного объема продаж  $P(x, y, z)$  как суммарное количество единиц проданного товара вида  $x$  в течение определенной недели  $z$  в некотором году  $y$ . Тогда общее количество единиц товара  $x$ , проданное в течение года  $y$ , обозначим  $P(x, y, *)$ .

Построим вектор  $\mathbf{RCV}(x, y)$ , размерность которого равна количеству недель в году, а значение каждого элемента равно количеству единиц товара  $x$ , проданному в течение соответствующей недели рассматриваемого года  $y$ . Полученный вектор называют распределением объемов продаж в течение года или вектором кривой продаж (Retail Curve Vector, RCV). Для вычисления значений вектора используется формула

$$\mathbf{RCV}(x, y)_z = \frac{P(x, y, z)}{P(x, y, *)} \cdot 100 \% . \quad (1)$$

Предлагаемый метод прогнозирования спроса основывается на двух гипотезах.

*Гипотеза 1.* Вектор кривой продаж для данного вида товара и некоторого года несущественно отличается от вектора кривой продаж данного товара в предыдущем году

$$\forall x \in X, \forall y \in Y: \|\mathbf{RCV}(x, y) - \mathbf{RCV}(x, y - 1)\| \leq \delta, \quad (2)$$

где  $X$  – множество всех рассматриваемых товаров;

$Y$  – множество рассматриваемых лет, на основе которых строится прогноз спроса;

$\delta$  – некоторая заданная константа.

Очевидно, что гипотеза 1 может быть верна для одних товаров и не верна для других товаров. Например, спрос на новую популярную книгу или на новый iPhone будет иметь «пик» в момент выхода

этого товара и, естественно, не будет иметь подобного «пика» в следующем году. А вот спрос на товары зимнего или летнего ассортимента будет сохранять свою сезонность и периодичность из года в год, что делает возможным применение данной гипотезы.

Таким образом, можно сделать вывод, что данная гипотеза, а соответственно и построенный на ее основе метод прогнозирования, применим для «сезонных» товаров. Для определения того, какие товары можно считать «сезонными», предлагается использовать следующий алгоритм.

1. Определить величину  $\delta$ , значение которой соответствует допустимой точности будущего прогноза.

2. Используя данные об объемах продаж рассматриваемого товара за два последовательно идущих года, вычислить  $\|RCV(x, y) - RCV(x, y - 1)\|$ .

3. Если неравенство (2) выполняется, то товар  $x$  является «сезонным».

**Гипотеза 2.** Рассматриваемое множество товаров  $X$  можно разбить на некоторые группы таким образом, что разность векторов кривых продаж для товаров, относящихся к одной группе, является незначительной, то есть выполняется следующее условие

$$\forall y \in Y, \exists G \in X, \forall x_1, x_2 \in G: \|RCV(x_1, y) - RCV(x_2, y)\| \leq \delta. \quad (3)$$

Для разбиения товаров на группы выполняется проверка неравенства (3) для каждой пары товаров либо используются результаты экспертных оценок.

Предполагая, что для любого товара  $x$  из множества  $X$  и любого года  $y$  выполняется гипотеза 1, и товары разбиты на группы таким образом, что для любых товаров из одной группы  $G$  выполняется неравенство (3), прогноз спроса на одну неделю вычисляется по формуле

$$P(x, y, z) = \frac{\sum_{i=1}^N P(x, y, z - i)}{\sum_{i=1}^N RCV(x, y - 1)_i} RCV(x, y - 1)_z, \quad (4)$$

где  $N$  – величина временного интервала, равная количеству недель, данные о продажах за которые используются для построения прогноза.

Поясним идею метода построения прогноза спроса на примере. Предположим, что закончилась 6-я неделя текущего года, и необходимо построить прогноз спроса на следующую неделю. По данным прошлого года известно, что за первые 6 недель было продано в 3 раза больше единиц рассматриваемого товара, чем за 7-ю неделю. Используя первую гипотезу, можно предположить, что за следующую неделю текущего года, аналогично прошлому году, будет продано в 3 раза меньше единиц данного товара, чем за первые 6 недель данного года.

Однако, данные об объемах продаж товара за прошлый год могут быть недоступны. Например, если рассматривается одежда, то конкретная модель куртки могла не выпускаться в прошлом году, но аналогичная

модель – выпускалась. Таким образом, фактически выполняется условие «сезонности» для группы товаров, а не для одного конкретного товара.

Для учета этого фактора вместо данных об объемах продаж конкретного товара за прошлый год используются данные об объемах продаж аналогичных товаров из данной группы.

**Программная архитектура.** Как правило, данные об объемах продаж товаров хранятся в OLTP (On-Line Transaction Processing) базе данных. Реализация предложенного алгоритма построения прогноза спроса может потребовать значительных вычислительных ресурсов и накладывать существенную дополнительную нагрузку на OLTP базу данных, тем самым внося сбой в работу основной системы. Чтобы избежать подобных отрицательных эффектов работы системы прогнозирования спроса для ее реализации предложена архитектура с использованием Google Cloud Platform, в частности таких ее компонентов как Google BigQuery, представляющем собой OLAP (On-Line Analytical Processing) [11] базу данных и Google Kubernetes Engine (micro-service container platform) [12].

Компонентная диаграмма разработанной архитектуры представлена на рис 1.

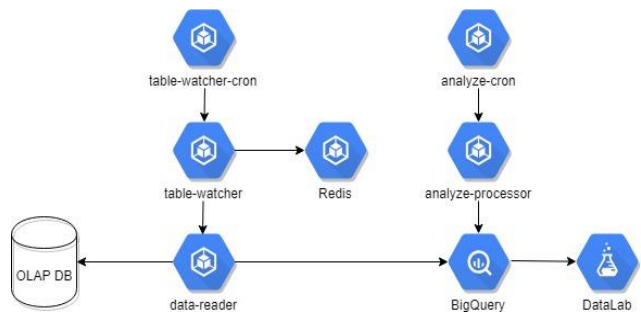


Рис. 1. Компонентная диаграмма архитектуры системы прогнозирования спроса

Основная цель предложенной архитектуры – организовать копирование необходимых данных для анализа в OLAP базу данных, в данном случае Google BigQuery, и построение требуемого прогноза без использования OLTP-системы. В качестве вычислительных ресурсов используется Google Kubernetes Engine – облачная платформа для вычисления решения с использованием микро-сервисной архитектуры на основании Docker контейнеров.

Описание компонентов системы прогнозирования спроса приведено в таблице 1.

**Численный эксперимент.** Для выполнения численного эксперимента использованы данные, предоставленные компанией Teamwork Retail LTD (<https://www.teamworkretail.com>), которая занимается разработкой ПО для управления сетями поставок. В целях конфиденциальности, название конкретной сети поставок не разглашается.

Прогноз спроса на конкретный вид сезонного товара был построен для 7-й, 8-й и 9-й недели 2018 года на основании данных об объемах продаж первых 6-ти недель 2018 года и данных 2017 года.

Таблица 1 – Компоненты архитектуры системы построения прогноза спроса

Компонент	Описание	Технология
OLAP DB	OLAP база данных, содержащая исходные данные. В данном случае используется Microsoft SQL Server 2016.	Microsoft SQL Server 2016
table-watcher-cron	CRON скрипт, запускающийся по указанному расписанию и вызывающий table-watcher компонент.	Google Kubernetes Engine CRON
table-watcher	Анализирует список таблиц, необходимых для синхронизации, а также время последней синхронизации для каждой из таблиц (хранящиеся в Redis) и дает команду data-reader на синхронизацию определенной таблицы.	Google Kubernetes Engine, .NET Core 2.1
Redis	Высокопроизводительное нереляционное распределённое хранилище данных. В данной архитектуре используется для хранения последней даты синхронизации для каждой из таблиц.	Google Kubernetes Engine, Redis 2.8
data-reader	Компонент, получающий задачу на синхронизацию определенной таблицы, начиная с указанного времени, и выполняющий чтение данных из указанной таблицы в OLAP базе и запись копии этих данных в OLAP базу.	Google Kubernetes Engine, .NET Core 2.1
BigQuery	Google BigQuery – это облачная OLAP база данных с высочайшей скоростью обработки огромных массивов данных.	Google BigQuery
analyze-cron	CRON скрипт, запускающийся по определённому расписанию и вызывающий analyze-processor.	Google Kubernetes Engine CRON
analyze-processor	Выполняет анализ и строит прогноз с использованием скриптов на базе Google BigQuery, после чего сохраняет результат прогноза в BigQuery.	Google Kubernetes Engine, .NET Core 2.1
DataLab	Используется для визуализации результатов анализа.	Google DataLab

Результаты прогнозирования спроса, полученные с помощью предложенного метода, сравнивались с результатами, полученными с использованием метода скользящего среднего. Оба прогноза показали похожие результаты для 7-й недели 2018 года, однако уже для 8-й и 9-й недель в результатах прогноза, полученного с использованием скользящего среднего, начала «накапливаться» ошибка, в то время как метод с использованием Retail Curve показал такой же порядок ошибки прогноза.

**Выводы.** В статье предложен метод прогнозирования спроса на сезонные товары, основанный на использовании вектора кривой продаж. Предложена и реализована программная реализация данного метода прогнозирования на основании микро-сервисной архитектуры ПО на основе платформы Google Cloud Platform. Проведен численный эксперимент с использованием разработанной реализации и выполнено сравнение результатов прогнозирования спроса, полученных с использованием Retail Curve, с базовым методом прогнозирования. Результаты численного эксперимента свидетельствуют об эффективности предложенного метода прогнозирования спроса для решения реальных задач управления запасами в сетях поставок. Программная реализация была передана компании Teamwork Retail LTD для встраивания в разрабатываемое компанией ПО для управления сетями поставок.

#### Список литературы

1. Бродетский Г. Л. *Управление запасами: Учебное пособие*. Москва: Эксмо, 2008. 352 с.
2. Чеканский А. Н., Фролова Н. Л. *Теория спроса, предложения и рыночных структур*. Москва: ТЕИС, 1999. 421 с.

3. Беляевский И. К. *Маркетинговое исследование: информация, анализ, прогноз: Учебное пособие*. Москва: Финансы и статистика, 2002. 320 с.
4. Ильенкова Н. Д. *Спрос: анализ и управление*. Москва: Финансы и статистика, 2006. 248 с.
5. Литвак Б. Г. *Экспертные оценки и принятие решений*. Москва: Патент, 1996. 271 с.
6. Бокс Дж., Дженкинс Г. *Анализ временных рядов. Прогноз и управление*. Вып. 1 и 2. Москва: Мир, 1974. Вып. 1 – 408 с. Вып. 2 – 200 с.
7. Лукашин Ю. П. *Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: Учебное пособие*. Москва: Финансы и статистика, 2003. 416 с.
8. Hofmann E., Rutschmann E. Big data analytics and demand forecasting in supply chains: a conceptual analysis. *The International Journal of Logistics Management*, 2018. Vol. 29. Issue 2. P. 739–766.
9. Бушуева Л. И. Методы прогнозирования объема продаж. *Маркетинг в России и за рубежом*. URL: <http://dis.ru/library/531/21984/> (дата обращения: 02.06.2018).
10. Oracle® retail curve configuration guide. Release 13.0. URL: [https://docs.oracle.com/cd/E12473\\_01/curve/pdf/130/curve-130-cg.pdf](https://docs.oracle.com/cd/E12473_01/curve/pdf/130/curve-130-cg.pdf) (дата обращения: 10.05.2018).
11. Thomsen E. *OLAP solutions – building multidimensional information systems*. New York: John Wiley & Sons, Inc, 2002. 339 p.
12. Chen L. *Microservices: architecting for continuous delivery and DevOps*. URL: <https://www.researchgate.net/publication/323944215> (дата обращения: 11.12.2017).

#### References (transliterated)

1. Brodetckii G. L. *Upravlenie zapasami: Uchebnoe posobie* [Inventory Control: Tutorial]. Moscow, Eksmo Publ., 2008. 352 p.
2. Chekanskii A. N., Frolova N. L. *Teoriya sprosa, predlozheniya i rynochnykh struktur* [Theory of demand, supply and market structures]. Moscow, TEIS Publ., 1999. 421 p.
3. Belyaevskii I. K. *Marketingovoe issledovanie: informatsiya, analiz, prognoz: Uchebnoe posobie* [Marketing research: information, analysis, forecast: Tutorial]. Moscow, Finansy i statistika Publ., 2002. 320 p.
4. Ilenkova N. D. *Spros: analiz i upravlenie* [Demand: analysis and control]. Moscow, Finansy i statistika Publ., 2006. 248 p.

5. Litvak B. G. *Ekspertnyie otsenki i prinyatie resheniy* [Expert evaluations and decision-making]. Moscow, Patent Publ., 1996. 271 p.
6. Box G. E. P., Jenkins G. M. *Time series analysis: forecasting and control*. San Francisco: Holden-Day, 1970, 575 p. (Rus. ed.: Box G. E. P., Jenkins G. M. *Analiz vremennykh ryadov. Prognoz i upravlenie*. Moscow, Mir Publ., 1974. 408 p.).
7. Lukashin Yu. P. *Adaptivnye metody kratkosrochnogo prognozirovaniya vremennykh ryadov: Uchebnoe posobie* [Adaptive methods of short-term forecasting of time series: Tutorial]. Moscow, Finansy i statistika Publ., 2003. 416 p.
8. Hofmann E., Rutschmann E. Big data analytics and demand forecasting in supply chains: a conceptual analysis. *The International Journal of Logistics Management*, 2018, vol. 29, issue 2, pp. 739–766.
9. Bushueva L. I. *Metody prognozirovaniya ob'ema prodazh* [Methods for forecasting sales]. *Marketing v Rossii i za rubezhom* [Marketing in Russia and abroad]. URL: <http://dis.ru/library/531/21984/> (accessed 02.06.2018).
10. Oracle® retail curve configuration guide. Release 13.0. Available at: [https://docs.oracle.com/cd/E12473\\_01/curve/pdf/130/curve-130-cg.pdf](https://docs.oracle.com/cd/E12473_01/curve/pdf/130/curve-130-cg.pdf) (accessed 10.05.2018).
11. Thomsen E. *OLAP solutions – building multidimensional information systems*. New York: John Wiley & Sons, Inc, 2002, 339 p.
12. Chen L. *Microservices: architecting for continuous delivery and DevOps*. URL: <https://www.researchgate.net/publication/323944215> (accessed 11.12.2017).

Поступила (received) 04.06.2018

*Відомості про авторів / Сведения об авторах / About the Authors*

**Нікульченко Артем Олександрович (Никольченко Артем Александрович, Nikulchenko Artem Aleksandrovych)** – Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», асистент кафедри комп'ютерної математики та аналізу даних; м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2154-291X>; e-mail: [an@cloudwk.com](mailto:an@cloudwk.com)