

**ARIMA – ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СПРОСА ПРОИЗВОДСТВЕННОГО ПРЕДПРИЯТИЯ****Миролюбова А.А., Ермолаев М.Б., Прокофьев А.Д.**

Миролюбова Анастасия Александровна, Прокофьев Александр Дмитриевич  
Ивановский государственный университет,  
г. Иваново, Россия. 153025, Ивановская область, г. Иваново, ул. Ермака, д. 39.  
E-mail: mirolubowa@mail.ru

Ермолаев Михаил Борисович  
Ивановский государственный химико-технологический университет,  
г. Иваново, Россия. 153000, Ивановская область, г. Иваново, пр. Шереметевский, 7.  
E-mail: ermol\_mb@mail.ru

Каждому предприятию в условиях нестабильной внешней среды необходим контроль и анализ объема продаж. В статье решается практическая задача разработки модели прогнозирования объема спроса по шести товарным группам крупного промышленного предприятия, производителя парфюмерно-косметической и хозяйственно-бытовой продукции в аэрозольной упаковке. Предложен алгоритм прогнозирования спроса на основе ARIMA-моделей с использованием PPP Statistica. По каждой товарной группе получен прогноз по двум моделям с точностью прогнозирования в пределах 80-98%.

**Ключевые слова:** автокорреляция, временной ряд, прогнозирование, производственное предприятие, стационарность ряда, товарная группа, ARIMA - модель, спрос

**ARIMA - FORECASTING THE DEMAND OF THE PRODUCTION PLANT****Mirolubova A.A., Ermolaev M.B., Prokofiev A.D.**

Mirolubova Anastasia Alexandrovna, Prokofiev Alexander Dmitrievich  
Ivanovo State University,  
Ivanovo, Russia. 153025, Ivanovo region, Ivanovo, st. Ermak, 39.  
Email: mirolubowa@mail.ru  
Ermolaev Mikhail Borisovich  
Ivanovo State University of Chemical Technology,  
Ivanovo, Russia. 153000, Ivanovo region, Ivanovo, Sheremetevsky ave., 7.  
Email:

Every enterprise in an unstable external environment needs control and analysis of sales. The article solves the practical problem of developing a model for forecasting the volume of demand for six product groups of a large industrial enterprise, a manufacturer of perfume and cosmetic and household products in aerosol packaging. An algorithm for forecasting demand based on ARIMA-models with the use of PPP Statistica is proposed. For each product group, a forecast was obtained using two models with a forecasting accuracy of 80-98%.

**Keywords:** autocorrelation, time series, forecasting, manufacturing enterprise, series stationarity, commodity group, ARIMA - model, demand

Одной из важных составляющих успеха компании является прогнозирование объема продаж. Правильно рассчитанный прогноз позволяет более эффективно вести бизнес, то есть контролировать и оптимизировать расходы. Кроме того, это позволяет сформировать оптимальные запасы продукции. В данной статье решается практическая задача, сформулированная в кейсе АО «Арнест» (Ставрополь-

ский край, Невинномысск), размещенного на сайте «Профстажировки 2.0» [1].

АО «Арнест» является крупнейшим производителем парфюмерно-косметической и хозяйственно-бытовой продукции в аэрозольной упаковке в России и странах СНГ. Производство осуществляется на двух площадках: АО «Арнест» (г. Невинномысск, Ставропольский край) и ООО «Аэрозоль Новомосковский»

(г. Новомосковск, Тульская область) с использованием современных технологий, сырья и материалов на оборудовании ведущих мировых производителей [2]. Для повышения гибкости и уменьшения запасов продукции предприятия необходимо разработать две оптимальные модели прогнозирования с учетом сезонности по каждой товарной группе на основе статистических данных за четыре года 2016 -2019гг. В соответствии с ФЗ «О коммерческой тайне» [3] нам неизвестны наименования анализируемых товарных групп. Однако режим конфиденциальности позволяет провести анализ и прогнозирование на достоверной информации, источником которой являются данные, предоставленные предприятием.

Графически было выявлено, что все анализируемые временные ряды динамики заказов товарных групп характеризуются определенной колеблемостью. В нашем случае это могут быть сезонные колебания или случайно распределенные во времени колебания. Анализ структуры временных рядов с помощью классических аддитивных моделей позволил сделать вывод, что все типы трендовых моделей очень плохо аппроксимируют исходные временные ряды динамики заказов и ими нельзя воспользоваться для прогнозирования. Поэтому в качестве инструмента исследования были выбраны ARIMA-модели.

В настоящее время ARIMA-прогнозирование является популярным инструментом и используется во многих областях деятельности [4-6]. ARIMA – модель – это модель авторегрессии и интегрированного скользящего среднего. Эти модели достаточно гибкие и описывают совокупность характеристик временных рядов. Авторегрессия означает, что каждое значение ряда находится в линейной зависимости от предыдущих значений; скользящее среднее предполагает, что в ошибках модели в предшествующие периоды сосредоточена информация обо всей предыстории ряда.

Согласно схеме скользящего среднего, оценкой текущего уровня является взвешенное среднее всех предшествующих уровней, причем веса при наблюдениях убывают по мере удаления от последнего уровня, т.е. информационная ценность наблюдений признается тем большей, чем ближе они к концу интервала наблюдений. Такие модели хорошо отражают изменения, происходящие в тенденции, но в

чистом виде не позволяют отражать колебания.

ARIMA прогнозирование включало пять этапов: идентификацию авторегрессионной модели, выбор архитектуры ARIMA-моделей, численную апробацию, отбор моделей для прогнозирования и прогнозирование и верификацию прогноза.

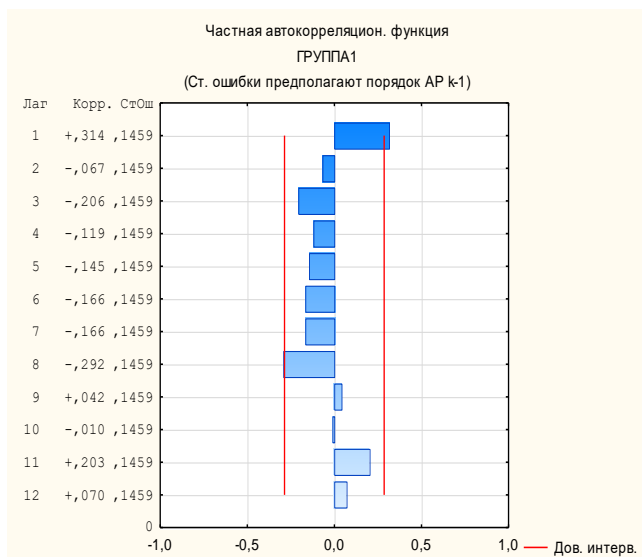
Первый этап - идентификация авторегрессионной модели - состоит в определении ее порядка  $p$ . Одной из предпосылок построения модели этого типа является применение их к стационарному процессу. Поэтому в более широком смысле идентификация модели включает также выбор способа трансформации исходного ряда наблюдений, как правило, имеющего некоторую тенденцию, в стационарный ряд.

Стационарный ряд – это ряд, чье поведение в настоящем и будущем совпадает с поведением в прошлом, т.е. на свойства не влияет изменение начала отсчета времени. Авторегрессионные модели вообще не предназначены для описания процессов с тенденцией, однако они хорошо описывают колебания, что весьма важно для отображения развития неустойчивых показателей. Определить стационарность ряда можно по графикам автокорреляционной функции (АКФ) и частной автокорреляционной функции (ЧАКФ).

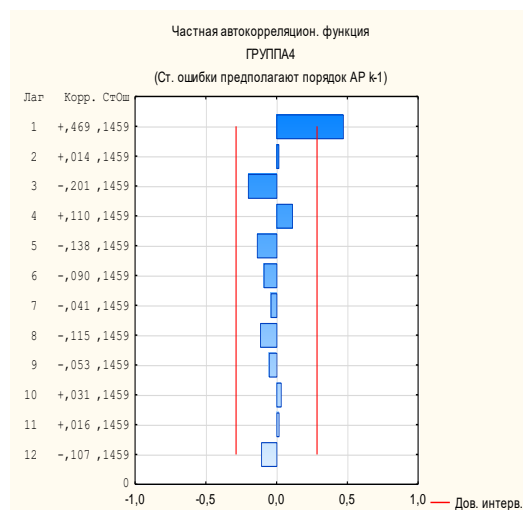
График автокорреляционной функции стационарного ряда достаточно быстро затухает во времени. Если он убывает медленно, то есть основания предполагать, что временной ряд нестационарен.

ARIMA является одним из модулей Time Series Analysis / Forecasting (Анализ временных рядов / Прогнозирование) в ППП «Statistica» [7, 8]. С помощью кнопки «Autocorrelations» с установкой лага 12 можно построить графики автокорреляционной функции. При визуальном анализе графиков видно, что рассматриваемые временные ряды являются стационарными. Автокорреляция достаточно стабильна.

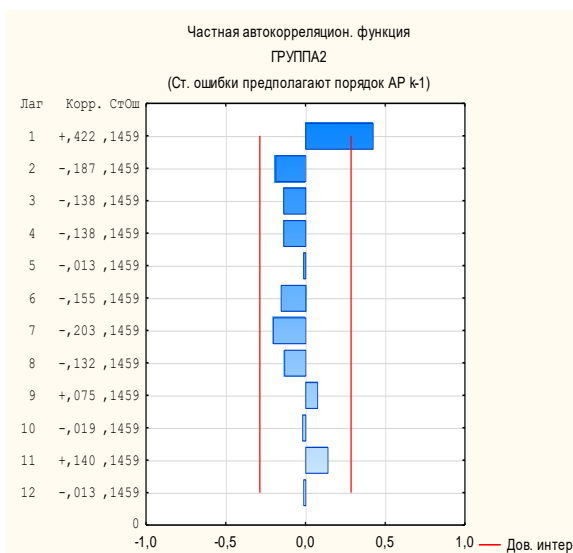
Анализируя графики автокорреляционной функции, можно также сделать вывод о наличии тренда и сезонности в ряде. Если на графике АКФ видны периодические всплески, значит, в ряду присутствует сезонность. Если график АКФ сходится к нулю достаточно медленно, значит, в ряду присутствует тренд.



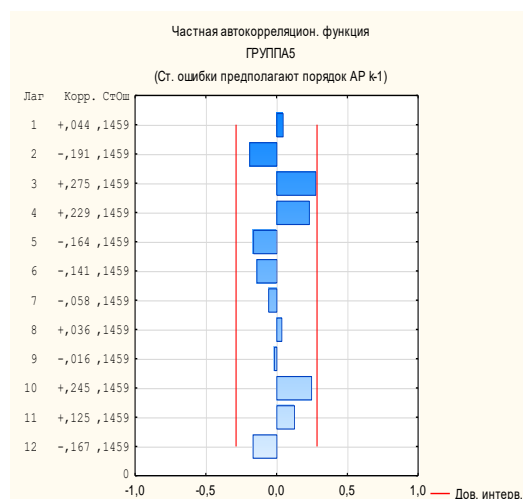
**Рис. 1. Товарная группа 1**  
**Fig. 1. Commodity group 1**



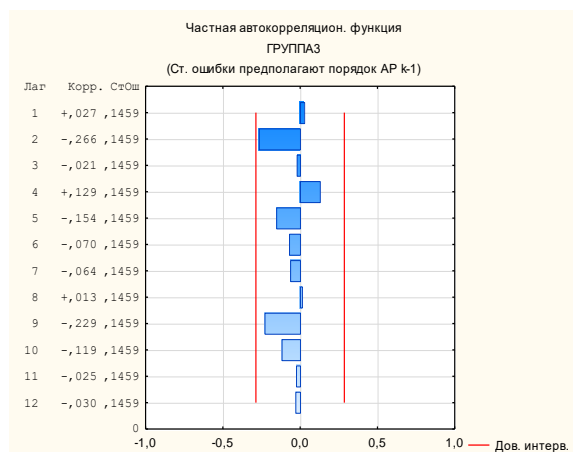
**Рис. 4. Товарная группа 4**  
**Fig. 4. Commodity group 4**



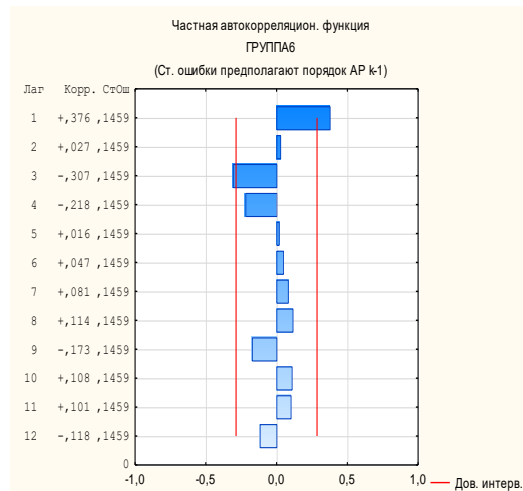
**Рис. 2. Товарная группа 2**  
**Fig. 2. Commodity group 2**



**Рис. 5. Товарная группа 5**  
**Fig. 5. Commodity group 5**



**Рис. 3. Товарная группа 3**  
**Fig. 3. Commodity group 3**



**Рис. 6. Товарная группа 6**  
**Fig. 6. Commodity group 6**

По результатам исследования графиков АКФ анализируемых рядов можно сказать, что тренд в рядах отсутствует. Зато присутствует сезонность для товарной группы 1 и 2 - 11 порядка; для товарной группы 4 - 1 порядка; для товарной группы 5 - 4 порядка и 6 - 1 и 4 порядка. Для товарной группы 3 всплесков не обнаружено.

Частная автокорреляционная функция отличается от автокорреляционной функции тем, что не учитывает влияние промежуточных лагов при расчете частных коэффициентов корреляций. Поэтому частная автокорреляционная функция дает более «чистую картину» зависимости ряда от лага (рис.1-6). На лаге 1 обе функции будут иметь одинаковые значения.

Частная автокорреляционная функция позволяет определить порядок авторегрессора, который окажется значимым в модели. Так, для исследуемого ряда по товарной группе 1 будет значим лаг 1-го и 8-го порядка (рис.1); по товарной группе 2 (рис.2) и 4 (рис.4) - 1-го порядка; для товарной группы 6 (рис.6) - 1 и 3 порядка.

Другими словами, можно сказать, что объем заказа зависит от самого себя в 1 периоде, 8 и т.д. назад. Таким образом, для временного ряда объема заказов по товарной группе 1 можно выделить 1 и 8 лаги.

После того как мы убедились, что временные ряды являются стационарными, необходимо подобрать ARIMA-модели, оценить параметры и на основе наблюдаемых значений спрогнозировать объем заказа товарной группы на один месяц вперед. Заметим, что ARIMA-модели предназначены для краткосрочного прогнозирования.

На втором этапе осуществим выбор архитектуры ARIMA-моделей, которая задается посредством четырех параметров:

1.  $p$  - параметр авторегрессии;
2.  $q$  - параметр скользящего среднего;
3.  $P$  - сезонный параметр авторегрессии;
4.  $Q$  - сезонный параметр скользящего среднего.

На этом этапе задаем число параметров, которые должны присутствовать в модели. В нашем случае каждый параметр может принимать значения от 0 до 2.

На третьем этапе апробации был построен портфель моделей, включающий 81 модель для каждой товарной группы с учетом вариации параметров.

Четвертый этап - отбор моделей для прогнозирования - предполагал фильтрацию совокупности построенных моделей на основе статистических критериев:

- 1) коэффициентов значимости параметров при уровне 0,05;

- 2) преимущественное вхождение коэффициентов частных корреляций в предельную зону. Преимущество отдавалось тем моделям, в которых не тривиальными являются обе компоненты модели: в первой компоненте содержится авторегрессия и скользящая средняя, а во второй компоненте - сезонность.

На этом этапе были отобраны 11 моделей для прогнозирования заказов по товарной группе 1, 12 моделей - по товарной группе 2, 9 моделей - по товарной группе 3, 6 моделей - по товарной группе 4, 9 моделей - по товарной группе 5 и 6 моделей - по товарной группе 6.

И наконец, на пятом этапе верификации прогноза рассчитывалась относительная ошибка или сравнивались прогнозные и фактические значения в процентном выражении.

Поскольку задача кейса подобрать две оптимальные модели прогнозирования по каждой товарной группе, то критерием для отбора являлась наименьшая ошибка прогноза. Как можно заметить прогнозу объема заказов по товарным группам 1, 2, 3 и 6 свойственна высокая точность прогноза, так как относительная ошибка составляет меньше 10% (табл. 1).

Таким образом, в результате решения практико-ориентированной задачи мы получили:

- 1) алгоритм и инструкцию по построению и прогнозированию ARIMA-моделей с помощью ППП «Statistica»;

- 2) краткосрочный прогноз объема заказов по шести товарным группам, который в дальнейшем может быть использован для принятия управленческих решений или может стать входной информацией для формирования автоматического заказа на закупку сырья или формирования складского запаса товаров.

Таблица 1

**Результаты прогнозирования заказов по ARIMA - моделям**  
**Table 1. Results of forecasting orders by ARIMA - models**

№ п/п	Модель	Оценка параметров	Значимость параметров	Фактическое значение, шт.	Прогноз, шт.	Ошибка прогноза, %
Товарная группа 1						
1.	1,1,1,0	q(1)= 0,954 p(1)= 0,427 Qs(1)= 0,316	0,000000 0,032389 0,056863	2 385 000	2 290 203	3,97
2.	0,1,0,1	q(1)= -0,465 Qs(1)= -0,544	0,000218 0,000814	2 385 000	2 204 430	7,57
Товарная группа 2						
1.	0,1,0,2	q(1)= -0,636 Qs(1)= -0,494 Qs(2)= -0,716	0,000000 0,003608 0,000565	510 000	481 614	5,57
2.	0,2,1,0	q(1)=-0,697 q(2)=-0,331 Qs(1)= 0,585	0,000052 0,032233 0,000391	510 000	444 477	12,85
Товарная группа 3						
1.	0,0,1,1	Ps(1)=0,999 Qs(1)=0,435	0,000000 0,000763	1 770 000	1 738 388	1,79
2.	0,1,1,0	q(1)= -0,445 Ps(1)= 0,803	0,000825 0,000001	1 770 000	1 710 946	3,34
Товарная группа 4						
1.	0,0,0,1	Qs(1)=-0,303	0,078255	120 000	97 653	18,62
2.						
Товарная группа 5						
1.	0,0,1,0	Ps(1)= 0,881	0,000000	1 260 000	990 919	21,36
2.	0,1,1,0	q(1)=-0,478 Ps(1)= 0,635	0,000964 0,001140	1 260 000	1 036 186	17,76
Товарная группа 6						
1.	0,0,1,0	Ps(1)= 0,774	0,000000	355 000	321 329	9,48
2.	0,2,0,0	q(1)=-0,673 q(2)=-0,675	0,000003 0,000000	355 000	329 326	7,23

## ЛИТЕРАТУРА

1. Официальный сайт ПРОФстажировки. РФ. 2.0 [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://xn--80aeliblxdekein0a.xn--p1ai/>
2. Официальный сайт АО «Арнест» [Электронный ресурс]// <https://arnest.ru/uslugi/>
3. Федеральный закон «О коммерческой тайне» от 29.07.2004 № 98-ФЗ (в ред. Федеральных законов от 18.04.2018 № [86-ФЗ](#)) [Электронный ресурс]
4. **Кулин Н.И., Козлов Е.А., Жук Ю.А.** Прогнозирование весеннего половодья рек с использованием методов машинного обучения // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2021. №1. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/prognostirovanie-vesennego-polovodya-rek-s-ispolzovaniem-metodov-mashinnogo-obucheniya> (дата обращения: 04.04.2021).
5. Сырцова А. О. Метод прогнозирования результатов ЕГЭ на основе объединения моделей ARIMA и нейронной сети моделей ARIMA и нейронной сети. *Скиф*. 2019. №5-1 (33). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/metod-prognostirovaniya-rezultatov-ege-na-osnove-obedineniya-modeley-arima-i-neyronnoy-seti-modeley-arima-i-neyronnoy-seti> (дата обращения: 04.04.2021)
6. **Шалунова М.А.** Прогнозирование продаж фармацевтической компании при помощи модели ARIMA. *Хроноэкономика*. 2018. №3 (11). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/prognostirovanie-prodazh-farmatsevticheskoy-kompanii-pri-pomoschi-modeli-arima> (дата обращения: 04.04.2021).
7. **Боровиков В.П., Боровиков И.П.** Statistica: статистический анализ и обработка данных в среде Windows. Издание 2-е, стереотипное. М.: Информационно-издательский дом «Филинъ», 1998. 608 с.
8. **Айвазян С.А., Мхитарян В.С.** Прикладная статистика и основы эконометрики. М.: ЮНИТИ. 1998. [Электронный ресурс].

## REFERENCES

1. The official website for the professional training of the Russian Federation. 2.0 [Electronic resource]//URL: <https://xn--80aeliblxdekein0a.xn--p1ai/>
2. Official website of Arnest JSC [Electronic resource] // <https://arnest.ru/uslugi/>
3. Federal Law "On Commercial Secrets" dated July 29, 2004 No. 98-FZ (as amended by Federal Laws dated April 18, 2018 No. 86-FZ) [Electronic resource] [//http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_48699](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_48699)
4. **Kulin N.I., Kozlov E.A., Zhuk Yu.A.** Forecasting spring flood of rivers using machine learning methods // Scientific and technical bulletin of information technologies, mechanics and optics. 2021. No. 1.
5. **Syrtsova A.O.** Method for predicting USE results based on combining ARIMA models and a neural network of ARIMA models and a neural network. *Skif*. 2019. No. 5-1 (33). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/metod-prognostirovaniya-rezultatov-ege-na-osnove-obedineniya-modeley-arima-i-neyronnoy-seti-modeley-arima-i-neyronnoy-seti> (date of access : 04.04.2021)
6. **Shalunova M.A.** Forecasting sales of a pharmaceutical company using the ARIMA model // *Chronoeconomics*. 2018. N 3 (11). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/prognostirovanie-prodazh-farmatsevticheskoy-kompanii-pri-pomoschi-modeli-arima> (date of access: 04/04/2021).
7. **Borovikov V.P., Borovikov I.P.** Statistica: statistical analysis and data processing in the Windows environment. M.: Information and publishing house «Filin», 1998. 608 p.
8. **Ayvazyan S.A., Mkhitaryan V.S.** Applied statistics and foundations of econometrics. M.: UNITI. 1998. [Electronic resource].