

Лапшинов С. Б.

ФГБОУ ВО «Ивановский государственный университет», Иваново, Россия,
e-mail: lapshinov1974@yandex.ru

Жукова Я. Э.

Ивановский филиал ФГБОУ ВО «Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова», Иваново, Россия

Сперанский С. Н.

Ивановский филиал ФГБОУ ВО «Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова», Иваново, Россия

Киреева М. М.

Ивановский филиал ФГБОУ ВО «Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова», Иваново, Россия

УПРАВЛЕНИЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕМ ПРОДАЖ ТОВАРОВ РЕДКОГО СЛУЧАЙНОГО СПРОСА В РОЗНИЧНЫХ ТОРГОВЫХ СЕТЯХ

Ключевые слова: прогноз продаж, продажи, вероятность продажи, вероятность непроджи, прогнозный, период продаж, сценарный анализ, редкий спрос, волатильный спрос, эргодичная система, неэргодичная система.

В настоящей статье рассматриваются применение методов прогнозирования продаж для управления для товаров, имеющих редкий и высоко вариабельный спрос на основе ретроспективного анализа. Неэргодичность системы характеризуется состоянием, при котором временные статистики, измеренные на одном экономическом агенте, не совпадают с ансамблевыми статистиками, измеренными на множестве аналогичных агентов. Это существенно осложняет корректное применение стандартных вероятностных методов и ставит под сомнение предположения традиционных моделей, основанных на эргодическом допущении. Проблема неэргодичности также связана с концепцией ассиметричных информационных потоков, динамической изменчивостью экономических условий и влиянием структурных изменений в экономике. Для адекватного моделирования и прогнозирования необходимо учитывать, что временные ряды экономических показателей могут иметь более высокую вариативность и нестабильность, чем предполагает ансамблевый анализ. Вследствие этого долгосрочные прогнозы и оценка рисков при использовании ансамблевых вероятностей могут привести к систематическим ошибкам. Особенностью предлагаемого метода является попытка прогнозирования поведения неэргодичных систем при их приведении к условно эргодичным. Предложенная методика позволяет повысить эффективность управления продажами и повышения точности прогнозирования необходимо выделение отдельного объекта управления в товарной категории – товарный блок.

Lapshinov S. B.

Ivanovo State University, Ivanovo, Russia, e-mail: lapshinov1974@yandex.ru

Zhukova Ya. E.

Ivanovo Branch of Plekhanov Russian University of Economics, Ivanovo, Russia

Speransky S. N.

Ivanovo Branch of Plekhanov Russian University of Economics, Ivanovo, Russia

Kireeva M. M.

Ivanovo Branch of Plekhanov Russian University of Economics, Ivanovo, Russia

SALES FORECASTING MANAGEMENT FOR RARE RANDOM DEMAND GOODS IN RETAIL CHAIN

Keywords: sales forecast, sales, probability of sale, probability of non-sale, forecast, sales period, scenario analysis, infrequent demand, volatile demand, ergodic system, non-ergodic system.

This article examines the application of sales forecasting methods for managing products with rare and highly variable demand based on retrospective analysis. Nonergodicity of a system is characterized by a condition in which the time statistics measured for a single economic agent do not coincide with the ensemble statistics measured for a set of similar agents. This significantly complicates the correct application of standard probabilistic methods and challenges the assumptions of traditional models based on the ergodic assumption. The problem of nonergodicity is also related to the concept of asymmetric information flows, the dynamic variability of economic conditions, and the impact of structural changes in the economy. For adequate modeling and forecasting, it is necessary to consider that time series of economic indicators may exhibit greater variability and instability than suggested by ensemble analysis. As a result, long-term forecasts and risk assessments using ensemble probabilities can lead to systematic errors. A distinctive feature of the proposed method is its attempt to predict the behavior of non-ergodic systems by reducing them to conditionally ergodic ones. The proposed methodology allows for increased sales management efficiency and forecasting accuracy. It is necessary to identify a separate control object within a product category—a product block.

Введение

Случайные процессы играют фундаментальную роль в экономике. Например, в значительной мере случайным образом эволюционируют котировки ценных бумаг или объемы продаж товаров [1]. В экономике и других социальных науках ключевую роль играет понятие вероятности, которое лежит в основе оценки рисков и прогнозирования. При применении вероятностных методов необходимо различать два фундаментальных подхода к определению вероятности: вероятность, основанную на множестве объектов (ансамблевая вероятность), и вероятность, вычисляемую на основе наблюдений за одним объектом во времени (временная вероятность). Эти два подхода тесно связаны с концепцией эргодичности – свойством системы, при котором статистические характеристики, полученные по множеству представителей системы, совпадают с характеристиками, вычисленными по продолжительному временному наблюдению за одной и той же системой.

Экономические системы являются неэргодичными по своей природе [2]. Неэргодичность системы характеризуется состоянием, при котором временные статистики, измеренные на одном экономическом агенте, не совпадают с ансамблевыми статистиками, измеренными на множестве аналогичных агентов. Это существенно осложняет корректное применение стандартных вероятностных методов и ставит под сомнение предположения традиционных моделей, основанных на эргодическом допущении. Вследствие этого долгосрочные прогнозы и оценка рисков при использовании ансамблевых вероятностей могут привести к систематическим ошибкам [3].

Проблема неэргодичности также связана с концепцией ассиметричных инфор-

мационных потоков, динамической изменчивостью экономических условий и влиянием структурных изменений в экономике. Для адекватного моделирования и прогнозирования необходимо учитывать, что временные ряды экономических показателей могут иметь более высокую вариативность и нестабильность, чем предполагает ансамблевый анализ [4].

Неэргодичность большинства социально-экономических процессов требует переосмысления традиционных вероятностных подходов в экономике, внедрения методов учета временной динамики и индивидуальной траектории агентов. Это приводит к развитию новых инструментов анализа рисков и принятию решений, более соответствующих реальным условиям неопределенности в экономических системах. Таким образом, в нашем случае с редкими продажами, большинство из которых равны нулю, применение традиционного подхода к построению временного ряда, основанного на ненулевых значениях неприемлемо.

Цель исследования – разработать методику формирования плана продаж на период по каждой SKU в разрезе торговой точки на розничную сеть из 70+ магазинов, находящихся в трех субъектах Российской Федерации.

Материалы и методы исследования

В работе рассмотрена проблема прогнозирования объемов продаж для товаров редкого и высоко вариабельного спроса с частотой продаж 1-4 раза в квартал. В качестве объекта исследования взята сеть магазинов, торгующих товарами для дома, прежде всего изделиями текстильной промышленности – пледами, покрывалами, шторами, декоративными подушками и т.д. Продажи товаров в магазине можно рассматривать как

некий временной ряд. При этом, если этот ряд строится по дневным продажам, большая часть будет равняться нулю. Согласно [5], типичный временной ряд имеет четыре составляющие – тренд (систематическое движение), колебание относительно тренда, сезонность и случайную составляющую. Так как сеть магазинов не является эргодичной системой, ее статистические свойства не совпадают со статистическими свойствами отдельных магазинов, собранных в нее как в ансамбль, следовательно, вероятность продажи в среднем по сети каждого товара будет отличаться от вероятности продажи его в отдельном магазине. Иными словами, вероятность продажи конкретного товара в конкретном магазине никак не коррелирует с вероятностью продажи данного товара в другом магазине и вероятностью продажи в целом по сети. Исходя из природы неэргодичности экономической системы и низковоероятной продажи данного вида товара, ниже предложено следующее решение данной проблемы.

Результаты исследования и их обсуждение

Необходимо преобразовать неэргодические системы в условно эргодические. С этой целью, на основе истории продаж сформированы отдельные кластеры из магазинов, максимально похожих друг на друга по выручке, торговой площади, конкурентному окружению, величине торгового ареала. В каждом из этих кластеров сформирован свой ассортиментный перечень для продажи SKU – товарная матрица. Таким образом, у нас получилось 3 кластера, состоящих из максимально похожих магази-

нов, которые называются форматы. Три формата магазина – «У дома», «Супермаркет», «Районный центр» – отличается местоположением и количеством SKU. «У дома» – 7 тысяч, «Супермаркет» – 15 тысяч, «Районный центр» – 12 тысяч SKU. Ассортиментный перечень товарной категории для каждого из этих магазинов назовем товарный блок. Например, товарная категория «Бытовая химия» имеет несколько блоков – для каждого формата и в разрезе форматов, в зависимости от экономической эффективности. Поведение конкретного товара (SKU) в товарном блоке можно считать условно эргодичным и при прогнозировании продаж применять эргодическое допущение. Иными словами, для прогнозирования продаж в разрезе одинакового товарного блока можно использовать вероятность по ансамблю. Следовательно, прогноз продаж конкретной торговой точки будет определяться как средняя сумма продаж по каждому товарному блоку, представленному в данном магазине. Данные по продажам сформируют временной ряд, который в дальнейшем используется для прогнозирования продаж в будущем [6, 7]. С одной стороны это даст возможность гибкого управления через прогнозные показатели, а с другой стороны обеспечит возможность стандартизации и тиражирования наиболее эффективных ассортиментных решений. Для построения временных рядов было использовано специализированное программное обеспечение STATISTICA [8,9]. Для анализа временных рядов использовали модуль «Временные ряды и прогнозирование» (Time Series/Forecasting).

Расчет коэффициентов сезонности и прогноз продаж представлен в таблице 1.

Таблица 1
Расчет месячных коэффициентов сезонности и прогноза продаж

Месяц	январь	февраль	март	апрель	май	июнь	июль	август	сентябрь	октябрь	ноябрь	декабрь
Месячный коэффициент сезонности, K_j	0,49	0,52	0,65	1,46	1,68	1,14	1,24	1,25	1,21	1,06	0,73	0,57
Расчетный прогноз продаж, $Vn_{расч.}$	1,8	1,9	2,3	3,8	4,4	3,0	3,3	3,3	3,2	2,8	2,6	2,1
План продаж, штуки, $Vn_{рек.}$	2	2	3	4	5	3	4	4	4	3	3	3

Примечание: составлена авторами на основе полученных данных в ходе исследования.

Расчет прогноза продаж для такого товара производили на основе ретроспективного анализа с учетом коэффициента сезонности в разрезе каждого товарного блока и округляется до целых единиц для каждого месяца. Применяем модель скользящего среднего которая учитывает, что каждый элемент ряда подвержен суммарному воздействию случайных предыдущих ошибок.

Вычисляется прогноз продаж на основе среднего из среднемесячных продаж по магазинам блока за два предыдущих месяца с применением коэффициентов сезонности [10, 11]. Для расчета средних продаж в разрезе товарного блока учитываем как продажи за два предыдущих

месяца, так и их корректировку, с учетом текущих коэффициентов сезонности в отчетном и прогнозном месяцах. Для исключения аномальных выбросов отбрасываем нулевые значения продаж в каждом товарном блоке. Если все блоки имеют значения продаж больше нуля, то отбрасывается минимальное значение. Подобный подход позволяет стимулировать продажи в конкретной торговой точке.

При вычислении среднемесячных продаж по магазинам блока исключаем магазин с наименьшими суммарными продажами за месяц. Расчет прогноза продаж товара для товарного блока из n магазинов $Vn_{расч}$ проводится по формуле 1:

$$Vn_{расч} = \frac{1}{2} \times \left(\frac{K_{j-1}}{K_{j-1}} \times V\phi_{Cpj-1} + \frac{K_{j-2}}{K_{j-2}} \times V\phi_{Cpj-2} \right) = \frac{1}{2} \times \left(\frac{K_j}{K_{j-1}} \times \frac{\sum_{i=1}^{n-1} V\phi_{j-1}}{n-1} + \frac{K_{np}}{K_{j-2}} \times \frac{\sum_{i=1}^{n-1} V\phi_{j-2}}{n-1} \right) \quad (1)$$

где n – количество магазинов в товарном блоке;

K_j – коэффициент сезонности на j -ый месяц;

$V\phi_{Cpj-1}$, $V\phi_{Cpj-2}$ – фактические среднемесячные продажи товара за предыдущий и пред-предыдущий месяц соответственно без учета магазина с минимальными продажами за месяц (если в блоке больше 1 магазина).

$V\phi_{j-1}$, $V\phi_{j-2}$ – фактические суммарные продажи товара в i -ом магазине блока за предыдущий и пред-предыдущий месяц соответственно.

K_{j-1} , K_{j-2} – коэффициенты сезонности товара в предыдущем и пред-предыдущем месяце соответственно.

Расчет коэффициентов сезонности (K_j) для товара по формуле 2:

$$K = \frac{1}{3} (K_{Г-3} + K_{Г-2} + K_{Г-1}) = \frac{1}{3} \left(\frac{V_{CpMG-3}}{V_{CpГ-3}} + \frac{V_{CpMG-2}}{V_{CpГ-2}} + \frac{V_{CpMG-1}}{V_{CpГ-1}} \right) \quad (2)$$

где $K_{Г-3}$, $K_{Г-2}$, $K_{Г-1}$ – коэффициент сезонности товара за предыдущие три года соответственно;

V_{CpMG-3} , V_{CpMG-2} , V_{CpMG-1} – среднемесячные продажи товара для расчетного месяца в пред-пред-предыдущем, пред-предыдущем и предыдущем годах соответственно (среднеарифметическое из суммарных продаж товара за расчетный месяц по всем магазинам блока). Например, если рассчитывается коэффициент сезонности на апрель 2026 года, то это среднемесячные продажи апреля 2023, апреля 2024 и апреля 2025 годов соответственно.

$V_{CpГ-3}$, $V_{CpГ-2}$, $V_{CpГ-1}$ – среднемесячные продажи товара за год в пред-пред-предыдущем, пред-предыдущем и предыдущем годах соответственно (среднеарифметическое

из суммарных месячных продаж товара в РМ за год по всем магазинам блока). Например, если рассчитывается коэффициент сезонности на апрель 2026 года, то это среднемесячные продажи 2023, 2024 и 2025 годов соответственно.

Глубокий ретроспективный анализ на основе трех прошлых лет имеет недостаток, так как изменения на рынке достаточно изменчивы, поэтому необходимо учитывать ближайшую ретроспективу. Например, если в 2026 году продажи в январе и феврале были выше, чем аналогичные продажи в этих месяцах в 2025 году, то подобную тенденция учитываем уже в расчете прогноза продаж на апрель 2026 года. Для этого нами рассчитывается коэффициент тренда K_T по формуле 3.

$$K_t = (V\phi_{CpM-1} + V\phi_{CpM-2}) / (V\phi_{CpM-1,Г-1} + V\phi_{CpM-2,Г-1}), \quad (3)$$

где $V\phi_{CpM-1}$, $V\phi_{CpM-2}$ – фактические средне-месячные продажи товара за предыдущий и пред-предыдущий месяц соответственно без учета магазина с минимальными продажами за месяц.

$V\phi_{CpM-1,Г-1}$, $V\phi_{CpM-2,Г-1}$ – фактические средне-месячные продажи товара за предыдущий и пред-предыдущий месяц прошлого года соответственно без учета магазина с минимальными продажами за месяц.

Окончательно, план продаж $Vn_{рек.}$ рассчитываем путем умножения на коэффициент округления расчетного прогноз продаж, $Vn_{расч.}$ и округления до ближайшего целого числа вверх, как показано в формуле 4:

$$Vn_{рек.} = Vn_{расч.} \times K_{тj} \quad (4)$$

Таким образом, используя структурную унификацию в виде товарных блоков, мы преобразовали неэргодическую систе-

му в условно эргодическую и осуществили прогнозирование продаж традиционными статистическими методами. Подобный подход характерен для управления всеми сетевыми розничными компаниями и основан на тиражировании эффективной и успешной бизнес-модели.

Практическая апробация представленного в статье подхода к модели прогнозирования прошла внедрение в розничной компании и предложена для расчета прогноза продаж в действующую информационную систему поддержки принятия решения. Система генерирует прогноз продаж на конкретный товарный блок на каждую SKU, а лицо, принимающее решение подтверждает план, либо корректирует в меньшую или большую стороны. Примерный интерфейс для информационной системы представлен в таблице 2.

Таблица 2

Схема интерфейса для планирования продаж

Код	Наименование	Ед. изм.	Прогноз продаж	Коэффициенты сезонности, K_j			Факт. продаж за мес-1			Факт. продаж за мес-2		
				Пред. месяц	Мес-1	Мес-2	M1	...	Mn	M1	...	Mn
xxx	Наименование товара 1	Шт.	$V_{п рек.}$									

Примечание: составлена авторами на основе полученных данных в ходе исследования: Код – код SKU; Наименование – наименование SKU, Ед. изм. – единица измерения SKU; Прогноз продаж – рассчитанный системой прогноз продаж на месяц, $Vn_{рек.}$; «Мес-1» – пред-предыдущий месяц от месяца из шапки журнала; «Мес-2» – пред-пред-предыдущий месяц от месяца из шапки журнала; M1, ... Mn – магазины в товарном блоке; Коэффициент сезонности – значения коэффициентов сезонности из таблицы 1; Фактические продажи – значения фактических продаж в конкретном месяце; Нулевые фактические продажи выделяются красным цветом.

Выводы

1. Спрос на большинство потребительских товаров для конкретной торговой точки имеет редкую случайную природу.

2. Прогноз продаж на основе среднего по сети не является релевантным для отдельной торговой точки.

3. Для повышения эффективности управления продажами и повышения точ-

ности прогнозирования авторами выделен отдельный объект управления в товарной категории – товарный блок.

4. Применение статистических методов совместно со структурными управленческими решениями по унификации товарного ассортимента позволили эффективно прогнозировать продажи для товаров редкого случайного спроса.

Библиографический список

1. Зотьев Д. Б., Чернышова Д. И. Об эргодичности экономических процессов, представленных временными рядами // Вестник Самарского университета. Экономика и управление. 2024. Т. 15, № 4. С. 45-62. DOI: 10.18287/2542-0461-2024-15-4-45-62. EDN: PVJQQE.

-
2. Дойников А. Н., Сальникова М. К., Калинин М. П. Методика прогнозирования нестационарных процессов в структурно неустойчивых системах // Современные технологии. Системный анализ. Моделирование. 2008. № 2(18). С. 119-123. EDN: JURJOB.
 3. Афанасьев В. Н., Юзбашев М. М. Анализ временных рядов и прогнозирование: учебник. М.: Финансы и статистика, 2012. 320 с. ISBN: 978-5-279-03400-0. EDN: SUMOIH.
 4. Баврина А. П., Борисов И. Б. Современные правила применения корреляционного анализа // Медицинский альманах. 2021. № 3 (68). С. 70–79. EDN: TPSSIX.
 5. Кендалл М., Стюарт А. Многомерный статистический анализ и временные ряды / под ред. Ю. В. Прохорова; пер. с англ. Э. Л. Пресмана, В. И. Ротаря. М.: Наука, 1976. 736 с.
 6. Алексеева В. А. Анализ временных рядов: учебное пособие. Ульяновск: УлГТУ, 2020. 147 с. ISBN 978-5-9795-2091-9.
 7. Введение в анализ временных рядов: учебное пособие для вузов / Н. В. Артамонов, Е. А. Ивин, А. Н. Курбацкий, Д. Фантаццини; Московский государственный университет имени М. В. Ломоносова, Московская школа экономики, Кафедра эконометрики и математических методов экономики. Вологда: ВолНЦ РАН, 2021. 134 с. ISBN 978-5-93299-496-2.
 8. Ращупкина О. С. Анализ временных рядов с помощью системы STATISTICA // Фундаментальные и прикладные исследования в области управления, экономики и торговли: Сборник трудов научно-практической и учебной конференции, Санкт-Петербург, 04–06 июня 2019 года. Том Ч. 1. Санкт-Петербург: ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого», 2019. С. 58-61. EDN: JHNBKU.
 9. Боровиков В. П. Популярное введение в современный анализ данных в системе STATISTICA. Методология и технология современного анализа данных: учебное пособие. Москва: Горячая линия-Телеком, 2018. 288 с. ISBN 978-5-9912-0326-5.
 10. Сербаева Г. Ф. Анализ временных рядов для прогнозирования спроса в электронной коммерции // Оригинальные исследования. 2024. Т. 14, № 10. С. 147-150. EDN: LXFMBU.
 11. Подкорытова О. А., Соколов М. В. Анализ временных рядов: учебное пособие для вузов. 2-е изд., перераб. и доп. Москва: Юрайт, 2026. 225 с. ISBN 978-5-534-19441-8.