

УДК 658.5:519.246

*Титов Евгений Александрович, магистрант,
Уфимский государственный нефтяной технический университет,
г. Уфа,*

АНАЛИЗ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ И РЕДУКЦИЯ РАЗМЕРНОСТИ ТЕХНИКО-ЭКОНОМИЧЕСКИХ ИНДИКАТОРОВ ПРОИЗВОДСТВА КОРПУСНЫХ ИЗДЕЛИЙ

Аннотация. Представлены результаты количественной обработки помесечных наблюдений за работой отечественного завода, выпускающего электротехнические оболочки и шкафы для систем промышленной автоматизации. Выборка охватывает тринадцать показателей за сорок восемь календарных месяцев. По объёму выпуска проведена аддитивная сезонно-трендовая декомпозиция STL: на сезонную составляющую приходится около 75,8 % дисперсии, на трендовую — порядка 18,6 %. Кросс-корреляционный анализ выявил запаздывающие связи между внешними возмущениями и индикаторами производства, в том числе зависимость себестоимости от стоимости листового проката с лагом два месяца. Метод главных компонент свёл тринадцатимерное признаковое пространство к четырём компонентам, объясняющим суммарно 86,1 % дисперсии.

Ключевые слова: временные ряды, STL-декомпозиция, кросс-корреляция, метод главных компонент, индикаторы производства, корпусные изделия, промышленная автоматизация.

TIME SERIES ANALYSIS AND DIMENSIONALITY REDUCTION OF TECHNO-ECONOMIC INDICATORS IN THE PRODUCTION OF ENCLOSURES

Titov Evgeny Aleksandrovich, master's student,
Ufa State Petroleum Technological University,
Ufa,
e-mail: zhtitov@yandex.ru

Abstract. *The paper presents the experience of quantitative processing of monthly observations over the operation of a Russian plant manufacturing electrical enclosures and cabinets for industrial automation systems. The sample comprises thirteen indicators over forty-eight calendar months. An additive seasonal-trend STL decomposition of the production volume series shows that the seasonal component accounts for approximately 75.8 % of variance and the trend component for about 18.6 %. Cross-correlation analysis revealed lagged dependencies between external disturbances and production indicators, including a two-month lag between rolled-steel price and unit cost. Principal component analysis applied to the normalized thirteen-variable matrix reduced the feature space to four components explaining a cumulative 86.1 % of variance.*

Keywords: *time series, STL decomposition, cross-correlation, principal component analysis, production indicators, enclosures, industrial automation.*

Введение

Российский рынок корпусных изделий для аппаратуры промышленной автоматизации последние годы растёт — и одновременно колеблется. Цены на металлопрокат меняются непредсказуемо, логистические схемы перестраиваются, часть импортных комплектующих приходится замещать. Спрос на распределительные шкафы и электротехнические оболочки в целом продолжает увеличиваться, однако нормативные значения и ретроспективные отчёты, на которые традиционно опираются плановые службы, такой темп изменений уже не догоняют [1]. Отсюда — устойчивый запрос на инструменты, которые умеют доставать из

накопленной производственной статистики неочевидные зависимости и переводить их в форму, пригодную для прогнозирования [2].

Цель публикации — изложить результаты статистической обработки помесечных показателей одного из российских заводов, выпускающих корпусную электротехническую продукцию. Задача, по сути, три. Разложить временной ряд выпуска на тренд, сезонность и шум. Найти запаздывающие связи между внешними возмущениями и производственными индикаторами. И, наконец, ужать тринадцатимерное признаковое пространство до экономной размерности, не потеряв при этом значимой доли дисперсии.

Методически работа опирается на классические подходы прикладной статистики и анализа временных рядов [2; 3]. Объём выборки — 48 точек по 13 показателям — для перечисленных методов уверенно достаточен: оценки получаются и статистически значимыми, и пригодными для содержательной интерпретации.

1. Объект исследования и исходные данные

Исходные сведения предоставлены заводом, который выпускает электротехнические корпуса: распределительные шкафы, настенные боксы, пульты управления, серверные и климатические стойки. Учёт по 13 параметрам ведётся помесечно, охватываемый отрезок — с января 2021 г. по декабрь 2024 г. (48 наблюдений; всего 624 значения). Описательная статистика основных переменных собрана в таблице 1.

Уже первичное описание в таблице 1 даёт несколько примечательных деталей. Цена листа металла за наблюдаемый период подросла приблизительно с 55 до 79 тыс. руб./т — устойчивое и неприятное давление на затратную часть. Средний месячный выпуск (763 шт.) почти в точности совпадает со средним портфелем заказов (763 шт.); расхождение — на

уровне случайной составляющей. По сути, завод работает «с колёс». Относительный разброс шире всего у загрузки оборудования (СКО $\approx 9,4\%$ при среднем $73,2\%$) — прямой след выраженной сезонности спроса на корпусную продукцию [6].

Таблица 1. Сводная описательная статистика производственных индикаторов (48 мес.)

Показатель	Мин.	Макс.	Среднее	СКО	Ед.
Выпуск	502	1019	763	151	шт./мес.
Заказы	500	1024	763	150	шт./мес.
Цена металла	55 234	87 881	75 161	9 586	руб./т
Себестоимость	26 055	36 645	32 399	3 474	руб./шт.
ОЕЕ	68,9	75,0	72,0	1,5	%
Загрузка оборудования	56,7	89,7	73,2	9,4	%
Уровень брака	3,9	6,3	4,7	0,6	%
ОТIF	92,0	97,1	94,5	1,4	%
Рентабельность	27,3	66,1	41,8	14,2	%
Запасы	12,0	36,2	24,5	6,0	дни

2. Сезонно-трендовая декомпозиция объёма выпуска

Для разложения ряда выпуска $Y(t)$ на трендовую $T(t)$, сезонную $S(t)$ и остаточную $\varepsilon(t)$ составляющие выбрана аддитивная процедура STL (Seasonal-Trend decomposition using LOESS) [3]. Сезонный период — 12 месяцев, режим оценивания — устойчивый (robust). Распределение дисперсии между компонентами показано в таблице 2.

Картина из таблицы 2 однозначная — главный двигатель поведения выпуска именно сезонная составляющая, её амплитуда около $\pm 24\%$ от среднегодового уровня. Максимум сезонного индекса приходится на апрель (+182 шт., +24% к среднему), минимум — на январь (−164 шт., −21%). Цифры хорошо согласуются с тем, что говорят на самом производстве: пики заказов — весна (март–май) и осень (сентябрь–ноябрь), провалы — зима и лето. Корпуса для шкафов автоматизации идут вслед за строительной активностью, и ежемесячные данные это подтверждают.

Таблица 2. Распределение дисперсии между составляющими временного ряда объёма выпуска

Компонента	Среднее	Доля дисперсии, %	Содержательное толкование
Тренд $T(t)$	766 шт./мес.	18,6	Умеренный рост сегмента
Сезонность $S(t)$	± 182 шт./мес.	75,8	Циклы строительной активности
Остаток $\varepsilon(t)$	0 ($\sigma \approx 30$)	4,1	Случайные сбои, шум спроса

Расширенный тест Дики–Фуллера однозначно отверг гипотезу о стационарности исходного ряда $Y(t)$; после однократного дифференцирования стационарность достигается — порядок интегрирования $d = 1$ [4]. На практике это значит, что в SARIMA-моделях для выпуска параметр d следует фиксировать единицей - этим результатом воспользуемся при сборке гибридной прогнозной системы.

3. Кросс-корреляционный анализ запаздывающих связей

Кросс-корреляционная функция $R_{xy}(\tau)$ — естественный инструмент для поиска лага τ , на котором связь фактора с индикатором максимальна [2]. Для каждой пары рассчитаны значения $R_{xy}(\tau)$ на интервале $\tau \in [0; 6]$ мес.; значимыми считались связи с $|R| > 0,45$ при $p < 0,05$. Систематизированные результаты — в таблице 3.

Наибольший интерес для прогнозного моделирования представляет связка «цена металла — себестоимость». Коэффициент $R_{xy}(2) = +0,99$ при лаге в два месяца — это уже не совпадение, а долгосрочная равновесная (коинтегрированная) зависимость [4]. С практической стороны вывод прост: цена листа, которую видим сегодня, через два месяца почти гарантированно отзовется на себестоимости. Логично поэтому включить ценовой ряд в модель SARIMAX как экзогенный регрессор [4; 7].

Таблица 3. Значимые запаздывающие связи между факторами и индикаторами производства

Фактор X(t)	Индикатор Y(t+τ)	Лаг τ, мес.	R_xy(τ)	Содержание связи
Цена металла	Себестоимость	2	+0,99	Сильный лагированный эффект
Цена металла	Рентабельность	2	-0,87	Сжатие маржи
Заказы	Выпуск	0	+0,99	Синхронная реакция
Заказы	Загрузка	0	+0,97	Прямой отклик мощностей
Загрузка	OTIF	0	-0,93	Срыв сроков при перегрузке
Загрузка	Брак	0	+0,84	Дефицит контроля на пиках
Загрузка	Запасы	0	-0,85	Расход запасов на пиках спроса
Выпуск	OTIF	0	-0,89	Снижение ритмичности

А вот связи группы «загрузка → производственные показатели» работают почти мгновенно ($\tau = 0$). Объяснение лежит на поверхности: стоит загрузке оборудования перейти отметку порядка 85 %, и брак растёт, а OTIF проседает буквально в тот же месяц. Ценовые сигналы доходят дольше — через цепочку «закупка — склад — потребление в цеху», что само по себе занимает время [6].

4. Снижение размерности методом главных компонент

Чтобы избавиться от мультиколлинеарности переменных и получить компактное пространство признаков, применён метод главных компонент (РСА) [5]. Сначала данные нормированы — центрирование и приведение к единичной дисперсии. Затем сделано собственное разложение ковариационной матрицы. Результаты по компонентам собраны в таблице 4.

Формально критерий Кайзера ($\lambda > 1$) оставил бы три главные компоненты [5]. Но четвёртую мы всё-таки включили: её собственное число $\lambda \approx 0,97$ буквально упирается в порог, а высокие нагрузки приходятся на

ОЕЕ и затраты на ТОиР — именно те переменные, через которые потом будет работать управление техническим состоянием.

Таблица 4. Структура главных компонент 13-мерного признакового пространства

Компонента	Собств. число λ	Доля диспер., %	Накопл., %	Содержательная интерпретация
PC1	5,99	46,1	46,1	Рыночная нагрузка (выпуск, заказы, загрузка, брак)
PC2	2,94	22,6	68,7	Ценовое давление (цена металла, себестоимость, рентабельность)
PC3	1,29	9,9	78,6	Логистический контур (ОТИФ, запасы)
PC4	0,97	7,5	86,1	Техническое состояние (ОЕЕ, затраты на ТОиР)

Четыре компоненты, объясняющие 86,1 % суммарной дисперсии, читаются содержательно почти без натяжек. Первая — совместное движение объёмов и нагрузочных характеристик; можно называть её «рыночной». Вторая — связка «цена сырья — себестоимость — рентабельность», то есть канал внешнего ценового давления. Третья группирует логистические показатели, четвёртая — параметры технического состояния оборудования. Совпадение с экспертным членением индикаторов промышленной деятельности на пять групп [6] здесь не случайное; оно лишний раз подтверждает, что состав исходных переменных подобран верно.

Заключение

Подведем итог. Статистическая обработка помесечных показателей за четыре года дала несколько прикладных ориентиров для дальнейшей работы с производством корпусных изделий промышленной автоматизации.

Во-первых, выпуск подчиняется отчётливому годовому циклу с пиками в апреле и октябре. На сезонную составляющую приходится 75,8 %

общей дисперсии ряда, на тренд — умеренные 18,6 %. Это однозначно склоняет выбор в пользу сезонных моделей прогноза.

Во-вторых, кросс-корреляционный анализ зафиксировал коинтеграционную связку «цена металла → себестоимость» с лагом два месяца ($R = +0,99$). Отдельно выделена группа мгновенных откликов — индикаторы качества и логистики реагируют на превышение оптимальной загрузки в тот же месяц.

В-третьих, четыре главные компоненты по матрице тринадцати нормированных переменных объясняют 86,1 % суммарной дисперсии и читаются ровно по тем группам, в которые индикаторы попадают и содержательно: рыночные, ценовые, логистические, технические.

Полученные численные характеристики удобно использовать как готовый информационный задел для гибридных прогнозных моделей и систем поддержки принятия решений, рассчитанных на работу при подвижной внешней среде [7].

Литература

1. Зайцев Н. Л. Экономика, организация и управление предприятием : учебник. 5-е изд. М. : ИНФРА-М, 2023. 480 с.
2. Орлов А. И. Прикладная статистика : учебник. 3-е изд. М. : Экзамен, 2023. 672 с.
3. Cleveland R. B., Cleveland W. S., McRae J. E., Terpenning I. STL: A Seasonal-Trend Decomposition Procedure Based on Loess // Journal of Official Statistics. 1990. Vol. 6. P. 3–73.
4. Box G. E. P., Jenkins G. M., Reinsel G. C. Time Series Analysis: Forecasting and Control. 5th ed. Hoboken : Wiley, 2015. 712 p.
5. Jolliffe I. T. Principal Component Analysis. 2nd ed. New York : Springer, 2002. 487 p.

6. ГОСТ Р ИСО 22400-2-2019. Ключевые показатели эффективности для управления производственными операциями. М. : Стандартиформ, 2019. 36 с.
7. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: Principles and Practice. 3rd ed. OTexts, 2021. [Электронный ресурс]. URL: <https://otexts.com/fpp3/> (дата обращения: 15.03.2025).
8. Айвазян С. А. Методы эконометрики : учебник. 2-е изд. М. : Магистр, 2024. 1030 с.