
СТАТИСТИКА И ЭКОНОМИЧЕСКОЕ ИЗМЕРЕНИЕ

УДК 311.1

РАЗВИТИЕ СИСТЕМЫ МЕТОДОВ СТАТИСТИЧЕСКОГО ИССЛЕДОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

В.Н. Афанасьев

Оренбургский государственный университет
E-mail: Afanassiev@rambler.ru

В статье рассматриваются актуальные проблемы прикладных исследований временных рядов. Уточнен современный инструментарий обработки одномерных рядов динамики; обсуждаются вопросы анализа синхронности колебаний временных рядов; основ изучения и прогнозирования скрытых коинтеграционных взаимосвязей; методика построения многофакторной модели динамики индекса реальных инвестиций в основной капитал, основывающейся на причинных взаимосвязях. Приведены результаты расчетов по реальным совокупностям.

Ключевые слова: временной ряд, синхронность колебаний, коинтеграция, вейвлет-анализ, спектральные характеристики временного ряда.

THE DEVELOPMENT OF THE SYSTEM OF METHODS OF STATISTICAL INVESTIGATION OF TIME SERIES

V.N. Afanasyev

Orenburg State University
E-mail: Afanassiev@rambler.ru

The article considers the pressing issues of application studies of time series. Modern tools of processing of one-dimensional series are adjusted. The simultaneity analysis issues of time series as well as the basics of examination and forecasting of latent cointegration relations are discussed. The multifactor model building method of movement of real investments into fixed capital index (fixed capital is based on casual relations) is discussed. The calculation data on the real aggregates is presented.

Key words: time series, fluctuations simultaneity, cointegration, wavelet analysis, spectral characteristics of time series.

Особую важность в управлении различными социально-экономическими процессами в условиях кризиса экономики приобретает изучение временных рядов экономических показателей и их прогнозирование. Статистический анализ информации, представленной в виде временных рядов, является необходимой составной частью современных экономических исследований.

С целью получения адекватных результатов анализа экономических процессов важен учет временной структуры данных, т.е. необходимо использовать специальную статистическую методологию, разработанную для анализа временных рядов и прогнозирования. Применить же все методы к одному временному ряду или к временным рядам одной сферы человеческой деятельности (например, финансовой) не представляется возможным ввиду их особенностей. Набор имеющихся методов широк, но еще более велик перечень объектов статистического исследования, каждый из которых обладает своей спецификой. Некоторые из методов развиты достаточно хорошо и являются более или менее универсальными, другие – более специализированными, требуют дальнейшей разработки, уточнения и апробации в новых условиях с целью совершенствования статистического анализа.

Большое разнообразие существующих подходов, методов анализа, недостаточная осведомленность специалистов об особенностях использования тех или иных методов, сложности применяемого математического аппарата создают для аналитиков трудности или даже приводят к неверным выводам. Остановимся на некоторых моментах, требующих дополнения и уточнения.

Дополнение инструментария исследования одномерного временного ряда.

Для предварительного анализа временных рядов с сильной колеблемостью предлагается использовать современные методы сглаживания, позволяющие наглядно оценить наличие тенденции и характер колеблемости.

Например, обоснование проводится с использованием месячных данных о производстве цельномолочной продукции крупными и средними хозяйствами Оренбургской области (в пересчете на молоко) за период с 1995 по 2009 г. Сглаживание с помощью локально взвешенной регрессии, сплайнов, фильтра Ходрика–Прескотта при меньших трудозатратах и объемах необходимых предпосылок позволяет получить результаты, превосходящие результаты использования традиционных скользящей средней и полиномов.

Важным этапом анализа является определение устойчивости полученной модели во времени, для чего строится динамический ряд ее коэффициентов. Для модели временного ряда ежемесячных объемов производства молока в Оренбургской области [4, 5, 20]

$$x_t = \alpha_0 + \alpha_1 x_{t-1} + \alpha_2 x_{t-2} + \varepsilon_t \quad (1)$$

получены коэффициенты на двухлетних скользящих периодах (рис. 1).

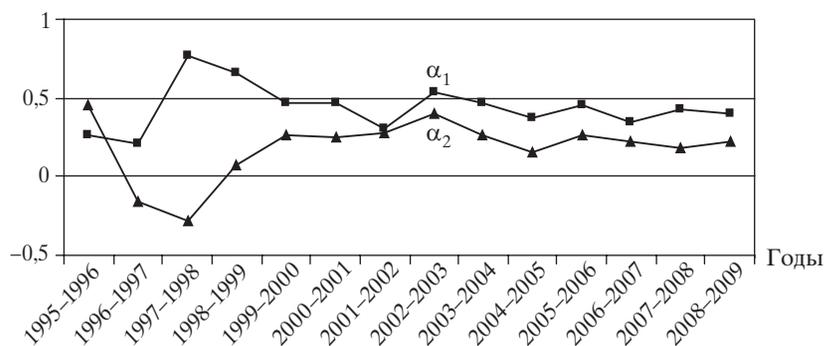


Рис. 1. Скользящие коэффициенты модели AR(2) динамики производства молока в Оренбургской области

Из рис. 1 следует, что коэффициенты модели указанной спецификации претерпевали значительные изменения в изучаемом периоде, однако после 1999 г. зависимости вида AR(2) стали укрепляться, в связи с чем колебания значительно сократились, а скользящие значения стали близки к коэффициентам общей модели (0,47 и 0,30 соответственно). Таким образом, модель (1) обоснованно можно использовать в дальнейшем анализе.

В ходе исследования временного ряда производства молока в Оренбургской области установлено, что использование спектральных характеристик временного ряда позволяет получить информацию, незаметную при временном представлении. Если характеристики колебаний меняются со временем (эволюционирующая сезонность, квазициклическая колеблемость), то вместо обычного преобразования Фурье и оконного преобразования Фурье рекомендуется использовать более продвинутый метод – вейвлет-анализ. Данный метод позволяет выделить высокочастотные компоненты короткой длительности с протяженными низкочастотными компонентами с локализацией их на временной оси для анализа эволюционирующей сезонности.

Результаты вейвлет-анализа динамики производства молока в Оренбургской области представлены на рис. 2.

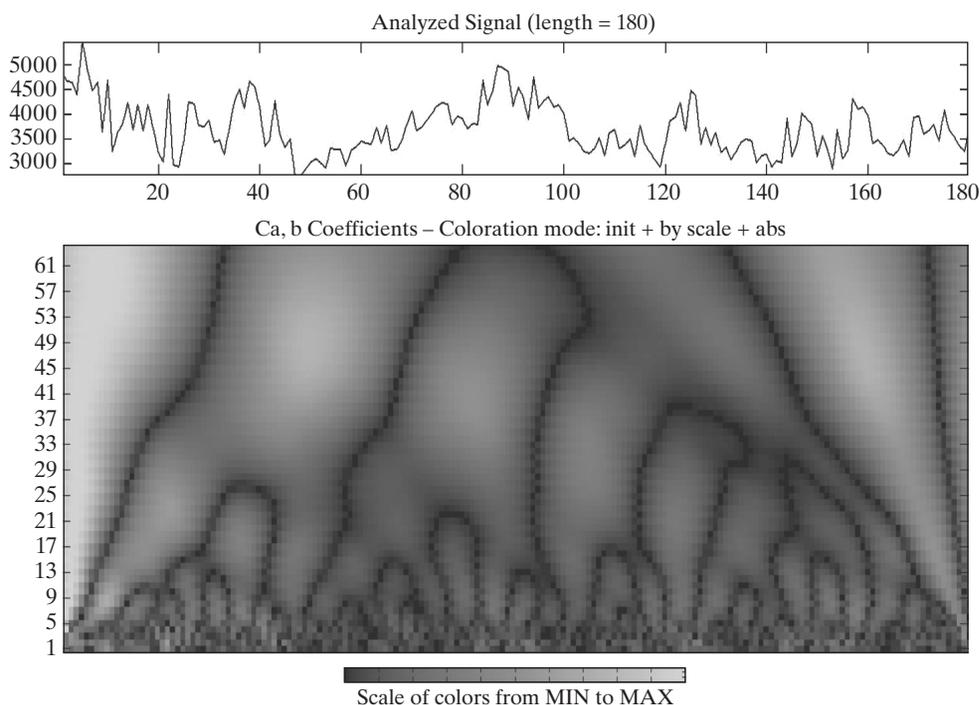


Рис. 2. Результаты вейвлет-анализа динамики производства молока в Оренбургской области в 1995–2009 гг.

Помимо самого графика, на рис. 2 с помощью различных оттенков показаны коэффициенты совпадения формы вейвлета с фактической динамикой процесса на различных уровнях частот и временных отрезках одновременно. Таким образом, выявлены колебания с периодичностью 12 месяцев на интер-

валах с 12-го по 36-й; с 84-го по 96-й; со 132-го по 144-й и со 166-го по 172-й месяцы. На промежутке с 60-го по 84-й месяц период колебаний достигает двух лет (при этом однолетние периодичности отсутствуют). Коэффициенты для периодов высоких порядков не интерпретируются, так как уверенность в их достоверности невелика.

Двухходовое объединение в совершенствовании анализа синхронности колебаний временных рядов. С целью дальнейшего развития методологии изучения синхронности колебаний временных рядов нами предложена и апробирована методика двухходового объединения для выделения в исследуемой совокупности групп объектов с синхронными и асинхронными колебаниями [17–19, 33].

Двухходовое объединение является одним из методов кластерного анализа, учитывающим при формировании групп одинаковую важность как наблюдений, так и переменных. Его применение к матрице парных коэффициентов корреляции позволяет объединить объекты, используя информацию и по строкам, и по столбцам. В матрице представлены парные коэффициенты корреляции, поэтому кластеризация проводится сразу по двум направлениям.

Так, в результате анализа динамики урожайности пшеницы в 1961–2009 гг. в 24 странах, являющихся мировыми лидерами по производству данного продукта, выделено более трех кластеров. Первый кластер сформировали шесть стран (Болгария, Венгрия, Мексика, Польша, Румыния, Турция) с синхронными колебаниями урожайности. Урожайность пшеницы в России имеет с ними положительную, но слабую синхронность колебаний, в отличие от Ирана и Египта, урожайность пшеницы в которых колеблется в противофазе со странами первого кластера.

Ядро второго кластера составляют Дания и Франция, к которым примыкают Великобритания и Германия. Со странами этой европейской группы колебания российской урожайности асинхронны, что потенциально способствует развитию выгодного сотрудничества в торговле зерном.

Великобритания и Германия также входят в следующий кластер, третий участник которого – Китай. Колебания урожайности пшеницы в России и в Китае также асинхронны.

Особое место занимают Австралия и Индия, имеющие слабую (около 0,4) синхронность колебаний со странами Европы – Германией, Данией, Францией. Такие государства, как Аргентина, Бразилия, Канада и США, не имеют однозначно определенного места в каком-либо из кластеров, поэтому привлекательность сделок с ними должна оцениваться на основе других критериев.

Цена и возможность наращивания экспорта во многом зависят от объема производства зерна, который в краткосрочном периоде определяется урожайностью. Нами предложено использовать асинхронность колебаний урожайности (производства) между странами для взаимовыгодного экспортирования зерна из стран с относительно высоким урожаем в страны с относительно низким в текущем году урожаем. Перераспределение продовольственных запасов в соответствии с данным принципом способствует снижению социальной напряженности, рассматривается как инструмент диверсификации, обеспечения продовольственной безопасности и борьбы с голодом.

Теоретические основы изучения и прогнозирования скрытых коинтеграционных взаимосвязей. В статистических исследованиях под коинтеграцией понимается зависимость в уровнях двух (или более) временных рядов, которая выражается в совпадении или противоположной направленности их тенденций и случайной колеблемости [16, 32].

Однако наблюдаются случаи, когда временные ряды имеют одинаковое поведение только при импульсах некоторого конкретного типа. Следовательно, если временной ряд устойчив к снижению, то его реакция на негативные изменения не будет симметрична реакции на положительные скачки. Например, розничные цены на бензин в Российской Федерации растут при повышении цены на нефть, но снижение последней не обеспечивает аналогичного падения цен на бензин. В то время как подобные экономические временные ряды могут быть некоинтегрированными, в их компонентах может быть заключена важная информация, необходимая для понимания их динамических взаимосвязей. Данная информация упускается обычной теорией коинтеграции, но учитывается при изучении коинтеграции компонентов данных, т.е. скрытой коинтеграции.

Указанный метод является источником большого объема дополнительной информации о динамике временных рядов, инструментом оценки долговременных взаимосвязей между некоинтегрированными нестационарными временными рядами. Тем не менее скрытая коинтеграция незаслуженно игнорируется отечественными статистиками.

Если рассматривать взаимосвязи между интегрированными накопленными положительными $\left(\sum_{i=1}^t \varepsilon_i^+ \text{ и } \sum_{i=1}^t \eta_i^+\right)$ и отрицательными $\left(\sum_{i=1}^t \varepsilon_i^- \text{ и } \sum_{i=1}^t \eta_i^-\right)$ случайными возмущениями временных рядов

$$X_t = X_{t-1} + \varepsilon_t = X_0 + \sum_{i=1}^t \varepsilon_i = X_0 + \sum_{i=1}^t \varepsilon_i^+ + \sum_{i=1}^t \varepsilon_i^-, \quad (2)$$

$$Y_t = Y_{t-1} + \eta_t = Y_0 + \sum_{i=1}^t \eta_i = Y_0 + \sum_{i=1}^t \eta_i^+ + \sum_{i=1}^t \eta_i^-, \quad (3)$$

то возможны следующие основные варианты.

1. $\left\{\sum_{i=1}^t \varepsilon_i^+ \sum_{i=1}^t \eta_i^+\right\}, \left\{\sum_{i=1}^t \varepsilon_i^- \sum_{i=1}^t \eta_i^-\right\}$, не являются коинтегрированными. Из этого

следует, что X_t и Y_t также некоинтегрированы, т.е. имеют различные стохастические тренды.

2. $\left\{\sum_{i=1}^t \varepsilon_i^+ \sum_{i=1}^t \eta_i^+\right\}, \left\{\sum_{i=1}^t \varepsilon_i^- \sum_{i=1}^t \eta_i^-\right\}$, коинтегрированы, но не одновременно. Сле-

довательно, X_t и Y_t имеют общие либо позитивные, либо негативные колебания. X_t и Y_t в данном случае все еще не являются коинтегрированными, но из структуры их взаимосвязи можно извлечь больше информации, чем в первом случае. Эти сведения о скрытых коинтеграционных связях не используются, если исследователь заинтересован лишь коинтеграцией между X_t и Y_t .

3. $\left\{ \sum_{i=1}^t \varepsilon_i^+ \sum_{i=1}^t \eta_i^+ \right\}, \left\{ \sum_{i=1}^t \varepsilon_i^- \sum_{i=1}^t \eta_i^- \right\}$, коинтегрированы, но с различными коин-

интеграционными векторами. Временные ряды X_t и Y_t хотя и имеют общие положительные и отрицательные возмущения, но общие возмущения некоинтегрированы.

4. $\left\{ \sum_{i=1}^t \varepsilon_i^+ \sum_{i=1}^t \eta_i^+ \right\}, \left\{ \sum_{i=1}^t \varepsilon_i^- \sum_{i=1}^t \eta_i^- \right\}$, коинтегрированы с одинаковыми коинтег-

рационными векторами. В данном случае присутствует один общий импульс. Это интерпретируется как наличие общего стохастического тренда для X_t и Y_t , отвечающего за их долговременное поведение в динамике. В данном случае ряды X_t и Y_t являются коинтегрированными.

Данные варианты связи, представленные К. Грэнджером, показывают, насколько специфично явление коинтеграции. Стандартная коинтеграция между временными рядами наблюдалась лишь в четвертом случае, однако в первых трех случаях степень ее отсутствия была различной. Если уделять внимание лишь четвертому случаю, то множество ценной информации может быть потеряно. Даже если временные ряды не являются коинтегрированными, изучение и использование скрытой структуры способно привести к получению усовершенствованных прогнозов.

Существуют причины, по которым не удается найти коинтеграционные взаимосвязи между экономическими временными рядами, даже если их наличие ожидается на основании экономической теории. Среди таких причин – используемая процедура тестирования, недостаточная длина временного ряда, выбор длины лага при определении тестовой статистики, наличие структурных сдвигов.

Для случая скрытой коинтеграции К. Грэнджер представил модель корректировки ошибок, которая для третьего варианта зависимости имеет вид:

$$\Delta X_t = \gamma_0 + \gamma_1(X_{t-1}^+ - Y_{t-1}^+) + \gamma_2(X_{t-1}^- k Y_{t-1}^-) + \text{lags}(\Delta X_{t-1}^+, \Delta Y_{t-1}^+, \Delta X_{t-1}^-, Y \Delta_{t-1}^-) + \xi_t \tag{4}$$

и

$$\Delta Y_t = \delta_0 + \delta_1(X_{t-1}^+ - Y_{t-1}^+) + \delta_2(X_{t-1}^- k Y_{t-1}^-) + \text{lags}(\Delta X_{t-1}^+, \Delta Y_{t-1}^+, \Delta X_{t-1}^-, Y \Delta_{t-1}^-) + \zeta_t, \tag{5}$$

где $\text{lags}(\Delta X_{t-1}^+, \Delta Y_{t-1}^+, \Delta X_{t-1}^-, Y \Delta_{t-1}^-)$ – добавочные регрессоры с различными лагами;

(1, -1) – коинтеграционный вектор величин $\left\{ \sum_{i=1}^t \varepsilon_i^+ \sum_{i=1}^t \eta_i^+ \right\}$;

(1, -k) – коинтеграционный вектор величин $\left\{ \sum_{i=1}^t \varepsilon_i^- \sum_{i=1}^t \eta_i^- \right\}$, $k \neq 1$;

ξ_t и ζ_t – белый шум.

Модели (4) и (5) являются более общими, чем обычные модели корректировки ошибок, так как накладывают меньше ограничений на свои коэффициенты. При этом они сохраняют свойства данного класса моделей за исключением того факта, что показывают долговременные равновесные взаимосвязи и кратковременную динамику нестационарных компонентов, а не самих временных рядов.

Таким образом, установлена «иерархия» явления коинтеграции: стандартная коинтеграция выступает частным случаем скрытой коинтеграции, в то время как скрытая коинтеграция служит простым примером нелинейной коинтеграции (рис. 3).

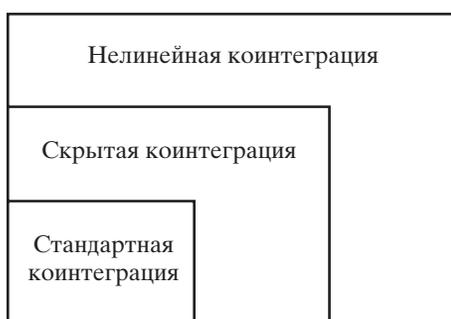


Рис. 3. «Иерархия» коинтеграции

Теоретически использование коинтеграционных отношений в моделировании и прогнозировании более предпочтительно, так как модели специфицируются в исходных уровнях временных рядов, в результате чего сохраняется информация о долгосрочной взаимосвязи, не нарушаются положения экономической теории. Однако на реальных данных точность таких прогнозов не всегда превосходит другие методы.

Методика построения многофакторной модели динамики индекса реальных инвестиций в основной капитал, основывающейся на причинных взаимосвязях. Знания о реальном взаимодействии явлений и процессов и их причинах в социальных науках очень ограничены или вовсе отсутствуют. Многие области знаний, особенно экономика, ждут от статистики новых методик, так как статистический анализ выступает главным способом выявления причинных взаимосвязей в эмпирической информации.

В нашей статье представлена методика построения многофакторных моделей, основанных на причинных взаимосвязях временных рядов. Отличие данной методики от существующих заключается в использовании концепции Грэнджер-причинности, во-первых, для отбора факторов, влияющих на результат; во-вторых, для определения необходимости построения системы уравнений при наличии двусторонней связи между результативным и факторными показателями.

Рост доступности детальных статистических данных открывает большие возможности для данного подхода.

Для построения причинной модели динамики инвестиций в Российской Федерации использовались следующие показатели:

Y – индекс реальных инвестиций в основной капитал, % к предыдущему месяцу;

- X_1 – индекс реального объема промышленного производства, % к предыдущему месяцу;
- X_2 – среднемесячная величина денежного агрегата М2 в ценах декабря 2007 г., млрд руб.;
- X_3 – среднемесячный официальный курс доллара, руб./долл.;
- X_4 – среднемесячная задолженность предприятий в бюджет в ценах декабря 2007 г., млрд руб.;
- X_5 – индекс цен на строительно-монтажные работы, % к предыдущему месяцу;
- X_6 – индекс потребительских цен, % к предыдущему месяцу;
- X_7 – индекс промышленного производства в электроэнергетике, % к предыдущему месяцу;
- X_8 – индекс промышленного производства в газовой промышленности, % к предыдущему месяцу;
- X_9 – индекс промышленного производства в нефтедобывающей промышленности, % к предыдущему месяцу.

Модель специфицировалась и идентифицировалась на подпериоде с февраля 1994 г. по декабрь 2007 г. Информация с января 2008 г. по февраль 2010 г. использовалась для проверки свойств модели и сравнения альтернативных прогнозов.

Дисперсионный анализ на уровне значимости 0,05 показал отсутствие сезонности лишь во временных рядах X_5 и X_6 ; с этой же вероятностью ADF-тест подтвердил наличие единичного корня в скорректированных на сезонность временных рядах $X_{2(sa)}$, $X_{3(sa)}$, $X_{4(sa)}$. После корректировки исходных значений на сезонные колебания (процедура «X-11») и стохастический тренд (взятие первых разностей) оценивалась распределенная во времени корреляционная взаимосвязь между факторными и результативным показателями (табл. 1).

Таблица 1

Коэффициенты корреляции между текущими $Y_{(sa)}$ и лаговыми значениями факторных признаков, статистически значимые на уровне 5%

	$X_{1(sa),t-l}$	$D(X_{2(sa)})_{t-l}$	$D(X_{3(sa)})_{t-l}$	$D(X_{4(sa)})_{t-l}$	$X_{5,t-l}$	$X_{6,t-l}$	$X_{7(sa),t-l}$	$X_{8(sa),t-l}$	$X_{9(sa),t-l}$
$Y_{(sa)t}$	-0,169 (1) 0,221 (2) -0,190 (3) 0,269 (5) 0,196 (8) -0,228 (10) 0,199 (11)	0,166 (5) 0,184 (7) 0,178 (8) 0,165 (9) 0,184 (12)	-0,158 (0)	-0,194 (4)	0,259 (1) -0,168 (3) 0,215 (7) -0,166 (9) 0,253 (10)	-	-	-	0,198(0)

Примечание. В скобках указана величина лага l .

Максимальные значения лагов l использовались в тесте К. Грэнджера на наличие причинности (табл. 2).

Данные табл. 2 с вероятностью 95% подтверждают, что между временными рядами $X_{1(sa)}$ и $Y_{(sa)}$; $D(X_{2(sa)})$ и $Y_{(sa)}$; $D(X_{3(sa)})$ и $Y_{(sa)}$ существует односторонняя причинная связь по направлению к $Y_{(sa)}$, а между временными рядами X_5 и $Y_{(sa)}$ присутствует двусторонняя причинная зависимость. Причинной взаимосвязи между X_5 и другими факторами не выявлено.

Таблица 2

Результаты поиска причинности К. Грэнджера между результативной и факторными переменными

Нулевая гипотеза	Максимальный лаг	F-статистика	Вероятность
$X_{1(sa)}$ не является Грэнджер-причиной $Y_{(sa)}$ $Y_{(sa)}$ не является Грэнджер-причиной $X_{1(sa)}$	11	2,719 0,892	0,003 0,550
$D(X_{2(sa)})$ не является Грэнджер-причиной $Y_{(sa)}$ $Y_{(sa)}$ не является Грэнджер-причиной $D(X_{2(sa)})$	12	1,977 0,416	0,031 0,955
$D(X_{3(sa)})$ не является Грэнджер-причиной $Y_{(sa)}$ $Y_{(sa)}$ не является Грэнджер-причиной $D(X_{3(sa)})$	2	4,287 0,671	0,015 0,512
$D(X_{4(sa)})$ не является Грэнджер-причиной $Y_{(sa)}$ $Y_{(sa)}$ не является Грэнджер-причиной $D(X_{4(sa)})$	4	1,979 0,373	0,101 0,827
X_5 не является Грэнджер-причиной $Y_{(sa)}$ $Y_{(sa)}$ не является Грэнджер-причиной X_5	10	3,164 2,458	0,001 0,010
$X_{9(sa)}$ не является Грэнджер-причиной $Y_{(sa)}$ $Y_{(sa)}$ не является Грэнджер-причиной $X_{9(sa)}$	2	0,754 0,545	0,472 0,581

В процессе спецификации проведено объединение лаговых значений экзогенных переменных в отдельные факторы, что позволило предвосхитить появление мультиколлинеарности переменных:

- среднемесячный процент роста реального объема промышленного производства в предшествующие три месяца сформировал фактор F_1

$$F_{1,t} = \sqrt[3]{X_{1(sa),t-1} \cdot X_{1(sa),t-2} \cdot X_{1(sa),t-3}} ; \quad (6)$$

- лаговые приросты денежного агрегата M2 образовали фактор F_2

$$F_{1,t} = D(X_{2(sa)})_{t-5} + D(X_{2(sa)})_{t-7} + D(X_{2(sa)})_{t-8} + \\ + D(X_{2(sa)})_{t-59} + D(X_{2(sa)})_{t-12} . \quad (7)$$

В результате спецификации зависимости X_5 от Y в виде парной линейной регрессии с ошибками, имеющими структуру ARMA(1,1), получена система с обратной связью:

$$\begin{cases} Y_t = 0,749F_{1,t} + 0,002F_{2,t} - 0,965D(X_{3(sa)})_t + 0,292X_{5,t-1} + \bar{S}_i + \varepsilon_{1,t} \\ X_{5,t} = 8,237 - 0,123(Y_{(sa)t-1} - 0,928Y_{(sa)t-2}) + 0,928X_{5,t-1} - 0,774\varepsilon_{2,t-1} - \varepsilon_{2,t} \end{cases} , \quad (8)$$

где \bar{S}_i – средний показатель аддитивной сезонности для соответствующего месяца, $i = 1, 12$;

ε_1 и ε_2 – ошибки, отклонения реальных значений от теоретических.

С вероятностью 95% все коэффициенты модели (8) являются статистически значимыми, а остатки имеют нормальное распределение.

Выявленные взаимосвязи представляют собой:

- влияние среднемесячного процента роста реального объема промышленного производства в предшествующие три месяца на индекс реальных ин-

вестиций в текущем периоде. Из модели (8) следует, что увеличение среднемесячного роста объема производства на 1 п. п. (процентный пункт) приведет к росту индекса инвестиций в основной капитал в среднем на 0,749 п. п.;

- влияние роста денежной массы страны на индекс реальных инвестиций в основной капитал. Из первого уравнения системы (8) следует, что рост фактора F_2 от его средней величины на 100 млрд руб. вызовет рост индекса реальных инвестиций на 0,2 п. п. (также от средней величины);

- влияние текущего прироста стоимости доллара на снижение текущего индекса реальных инвестиций. Экономика России сильно зависит от курса американской валюты, что подтверждается результатами анализа причинности. Поэтому рост курса доллара приводит к росту уровня цен и сокращению инвестиционных расходов: увеличение фактора $D(X_{3(sa)})$ на 1 руб./долл. приведет к сокращению индекса реальных инвестиций в основной капитал на 0,965 п. п. (как и в предыдущих случаях, изменения отмеряются от средних значений показателя);

- взаимовлияние индекса реальных инвестиций в основной капитал и индекса цен на строительно-монтажные работы. Изучение выборочной кросс-корреляционной функции показало различную направленность взаимосвязи: положительная корреляция возникает между $Y_{(sa)t}$ и $X_{5,t-1}$, а отрицательная – между $Y_{(sa)t}$ и $X_{5,t+1}$. Увеличение индекса цен на строительно-монтажные работы в предшествующем месяце на 1 п. п. обусловит рост индекса реальных инвестиций на 0,292 п. п., о чем говорит первое уравнение системы (8). Ростом инвестиционных затрат стимулируется выход на рынок дополнительных участников, предлагающих свои услуги (строительство, ремонт, пуск и наладка), в результате чего средняя стоимость таких услуг в конкурентных условиях снижается, поскольку предложение превышает спрос. Из второго уравнения следует, что рост индекса инвестиционных затрат в предыдущем месяце на 1 п. п. обусловит снижение индекса цен на строительно-монтажные работы на 0,123 п. п. в текущем периоде.

Сравнительная оценка методов и усреднение индивидуальных прогнозов с целью повышения их точности. В результате структурирования проблемы и определения цели исследования на начальных этапах определяются критерии для сравнения и выбора оптимального метода прогнозирования. Такими критериями могут быть:

- точность прогноза;
- стоимость прогноза;
- экспертная оценка аналитика;
- доступность программного обеспечения;
- свойства прогнозируемых временных рядов;
- направление использования результатов;
- другие свойства, зависящие от конкретных обстоятельств.

Обзор научных публикаций показал, что наиболее распространенным критерием является точность, которая оценивается средней абсолютной ошибкой (MAE), средней квадратической ошибкой (PMSE), средней абсолютной процентной ошибкой (MAPE) и другими показателями [1, 6–9, 13, 15, 24–27]. Однако выбор того или иного показателя напрямую зависит от функции потерь, которой в практических исследованиях не уделяется достаточного внимания.

Таблица 3

**Сравнительная оценка прогнозов индекса реальных инвестиций в основной капитал
на тестовую выборку (январь 2008–февраль 2010 г.)**

Модель (метод)	Дополнительные условия	MAE, п. п.	PMSE, (п. п.) ²	MAPE, %	K
1. Наивная	–	6,3	45,3	8,1	×
2. Тренд-сезонная	–	5,3	39,0	7,2	0,847
3. Экспоненциальное сглаживание с различными параметрами адаптации (α ; δ)	(0,020; 0,00)	5,6	35,4	6,5	0,885
	(0,016; 0,00)	5,4	35,1	6,4	0,850
	(0,012; 0,00)	5,3	34,9	6,3	0,832
4. SARMA(2,1)(1,0) ₁₂	–	5,2	43,9	6,7	0,826
5. Многофакторная	Прогнозирование факторов	58,3	3442,1	73,0	9,237
	Прогнозирование уровней рядов	6,2	51,2	8,8	0,983

Проведенная оценка точности прогнозов индекса реальных инвестиций различными методами показала (табл. 3), что в зависимости от формы функции потерь для прогнозирования может быть выбрана либо сезонная модель ARMA (линейная функция потерь), либо экспоненциальное сглаживание (квадратическая функция).

Коэффициент несоответствия прогнозов (K) в табл. 3 рассчитывался как отношение суммы абсолютных ошибок к сумме абсолютных ошибок наивной модели, т.е. данный показатель также предполагает, что величина ошибки и их значимость для пользователя связаны между собой линейно.

Экспоненциальное сглаживание проводилось с автоматическим определением параметров (α ; δ) при минимизации одного из трех типов ошибок (MAE, PMSE или MAPE) внутри выборки. Результаты послевыборочного сравнения показали, что минимизация MAPE позволяет получить более точные послевыборочные прогнозы (табл. 3).

Наименьшую среднюю абсолютную ошибку послевыборочного прогноза (5,2 п. п.) имеет модель SARMA(2,1)(1,0)₁₂ (см. табл. 3). В частности, это объясняется тем, что линейные ошибки данной модели имеют тщательно специфицированную структуру, и тем, что подробная проверка внутривыборочных ошибок на наличие автокорреляции, тенденции, нормальность распределения проходила для линейных данных (не для квадратов ошибок, например). Такой способ обработки временного ряда способствует получению модели с наименьшими абсолютными ошибками.

Точность прогнозов по многофакторной модели, основанной на причинных зависимостях между переменными, в данном случае уступает другим методам (см. табл. 3). Это объясняется тем, что в процессе спецификации не были найдены ведущие индикаторы, позволяющие получать прогнозы без необходимости прогнозирования объясняющих переменных хотя бы при некотором ограниченном горизонте прогнозирования. Причем прогнозирование непосредственно факторов F_1 и F_2 дало результаты значительно хуже, чем вариант с прогнозированием входящих в них показателей (MAPE составила 73,0%, а линейная аппроксимация оказалась в 9,2 раза хуже наивной модели). Прогнозирование входящих в модель переменных в виде уровней временных

рядов, еще не объединенных в факторы, более обоснованно, так как динамика показателей при спецификации многомерной модели исследовалась подробнее динамики факторов F_1 и F_2 . Таким образом, предварительное исследование временного ряда (его графический анализ, изучение коррелограммы, определение наличия единичных корней, сезонности, выбросов, пропущенных значений и т.д.) способствует получению улучшенных прогнозов даже при использовании автоматических методов прогнозирования (в данном случае экспоненциального сглаживания).

Усреднение прогнозов позволяет учесть больше информации, полученной от прогнозирования различными способами. Нами предложен метод усреднения, представляющий собой формализованную процедуру объединения прогнозов на основе показателей точности. При линейной функции потерь вес каждого прогноза в усредненном рассчитывается по формуле

$$d_i = \frac{\frac{1}{MAE_i}}{\sum_{i=1}^k \frac{1}{MAE_i}} \cdot 100, \quad (9)$$

где k – количество элементов сравнения.

В результате среди четырех усредняемых индивидуальных прогнозов наибольший вес присвоен прогнозам по модели SARMA(2,1)(1,0)₁₂, имеющим наименьшую ошибку MAE (табл. 4).

Таблица 4

Определение доли индивидуальных прогнозов в усредненном

Модель (метод)	MAE _i , п. п.	$\frac{1}{MAE_i}$	d_i , %
Тренд-сезонная	5,3	0,187	25,6
Экспоненциальное сглаживание	5,3	0,190	26,1
SARMA(2,1)(1,0) ₁₂	5,2	0,192	26,3
Многофакторная	6,2	0,161	22,1
Итого	22,0	0,730	100,0



Рис. 4. Взвешенное усреднение индивидуальных прогнозов

Применение данного метода дало следующие результаты: ошибка усредненного прогноза $MAE_c = 4,9$ п. п.; $PMSE_c = 32,0$ (п. п.)²; $MAPE_c = 6,3\%$, что превосходит результаты каждой из индивидуальных моделей (см. табл. 3). Графически результаты представлены на рис. 4, где показано, что усредненный прогноз имеет лучшее приближение к фактическим послевыборочным данным, чем индивидуальные прогнозы. Однако применение усреднения прогнозов лишает аналитика таких преимуществ, как простота модели, обоснованность доверительных интервалов прогнозирования, экономическая интерпретируемость параметров.

Литература

1. *Андерсон Т.* Статистический анализ временных рядов: Пер. с англ. М.: Мир, 1976.
2. *Афанасьев В.Н.* Статистическое обеспечение проблемы устойчивости сельскохозяйственного производства. М.: Финансы и статистика, 1996.
3. *Афанасьев В.Н., Юзбашев М.М.* Коэффициент корреляции рангов как показатель устойчивости динамики // Вестник статистики. 1983. № 11.
4. *Афанасьев В.Н., Юзбашев М.М.* Анализ временных рядов и прогнозирование: Учебник. 2-е изд., перераб. и доп. М.: Финансы и статистика; ИНФРА-М, 2010. 320 с.
5. *Афанасьев В.Н., Любчик В.В.* Моделирование поведения экономических субъектов на основе понимания причинности // Вестник ОГУ. Оренбург, 2008. № 84. С. 4–6.
6. *Бобров С.П.* Конъюнктурные кривые 1922–1923 гг. // Экономическое обозрение. 1924. № 5–7.
7. *Вайну Я.Я.Ф.* Корреляция рядов динамики. М.: Финансы и статистика, 1982.
8. *Глинский В.В., Серга Л.К.* Статистика XXI века. Вектор развития // Вестник НГУЭУ. 2011. № 1. С. 108–118.
9. *Глинский В.В., Ионин В.Г.* Статистический анализ: Учебное пособие. Изд. 2-е, перераб. и доп. М.: Информационно-издательский дом «Филинъ», 1998. 264 с.
10. *Дубров А.М., Мхитарян В.С., Трошин Л.И.* Многомерные статистические методы. М.: Финансы и статистика, 1999.
11. *Казинец Л.С.* Темпы роста и абсолютные приросты. М.: Статистика, 1975.
12. *Калинина М.С.* Статистические методы изучения динамики урожайности. Л.: ЛСХИ, 1969.
13. *Кендэл М.* Временные ряды: Пер. с англ. М.: Финансы и статистика, 1981.
14. *Крастинь О.П.* Изучение статистических зависимостей по многолетним данным. М.: Финансы и статистика, 1981.
15. *Латин Г.Ф.* Биометрия. М.: Высшая школа, 1968.
16. *Лукашин Ю.П.* Адаптивные методы прогнозирования: Учебное пособие. М.: Финансы и статистика, 2003. 416 с.
17. *Любчик В.В., Афанасьев В.Н.* К методологии статистического исследования временных рядов // Экономика, статистика и информатика. Вестник УМО. 2010. № 5. С. 9–21.
18. *Любчик В.В., Афанасьев В.Н.* Особенности методологии моделирования инновационных изменений в одномерном временном ряду // Многопрофильный университет как региональный центр образования и науки : Материалы Всерос. науч.-практ. конф. Оренбург: ИПК ГОУ ОГУ, 2009.
19. *Любчик В.В., Афанасьев В.Н.* Применение метода двуходового объединения в оптимизации внешней торговли России // Роль статистики в мониторинге социально-экономического положения регионов в условиях действия Федерального закона от 29 ноября 2007 года № 282-ФЗ «Об официальном статистическом учете и системе государственной статистики в Российской Федерации»: сб. материалов интернет-конференции (г. Саратов, сентябрь 2008 г.) / Саратовстат, Саратовский государственный социально-экономический университет. Саратов, 2009. С. 222–224.

20. Любич В.В., Афанасьев В.Н. Современные эконометрические методы анализа развития экономики // Реструктуризация экономики: ресурсы и механизмы: Материалы Междунар. науч.-практ. конф. СПб: Изд-во СПбГУЭФ, 2010. С. 129–130.
21. Попова И. Агрегирование трендов объемных показателей и их колеблемости по совокупности предприятий // Экономико-математические и статистические методы в прогнозировании и управлении сельскохозяйственного производства. Сб. трудов. СПб.: СПбГАУ, 1993.
22. Статистический анализ экономических временных рядов и прогнозирование: ЦЭМИ АН СССР. М.: Наука, 1973.
23. Френкель А.А. Математические методы анализа динамики и прогнозирования производительности труда. М.: Экономика, 1972.
24. Хенан Э. Многомерные временные ряды: Пер. с англ. М.: Мир, 1974.
25. Четвериков И.С. Статистические и стохастические исследования. М.: Госстатиздат, 1963.
26. Четыркин Е.М. Статистические методы прогнозирования. М.: Статистика, 1977.
27. Эконометрика: Учебник / Под ред. И.И. Елисейевой; 2-е изд., перераб. и доп. М.: Финансы и статистика, 2006. 576 с.
28. Юзбашев М.М. Экспериментальная проверка закономерности распределения отклонений урожайности отдельных лет от тренда по их величине // Научные труды ЛСХИ. Т. 322. Л.; Пушкин, 1981.
29. Юзбашев М.М., Манелля А.И. Статистический анализ тенденций и колеблемости. М.: Финансы и статистика, 1983.
30. Юл Д.Э., Кендэл М.Д. Теория статистики: Пер. с англ. М.: Госстатиздат, 1960.
31. Ястремский Б.С. Переменная корреляция // Вестник статистики. 1924. Кн. XVII.
32. Blanford D., Offut S. A Review of Empirical Techniques for the Anal.
33. Lyubchich V., Afanasiev V. Two-way joining in optimization of international market strategies // Statistics: Our Past, Present and Future: Abstracts of the 57th Session of the International Statistical Institute, 16–22 Aug. 2009. Durban, 2009. P. 492.

Bibliography

1. Anderson T. Statisticheskij analiz vremennyh rjadov: Per. s angl. M.: Mir, 1976.
2. Afanas'ev V.N. Statisticheskoe obespechenie problemy ustojchivosti sel'skohozjajstvennogo proizvodstva. M.: Finansy i statistika, 1996.
3. Afanas'ev V.N., Juzbashev M.M. Koefficient korrelyacii rangov kak pokazatel' ustojchivosti dinamiki // Vestnik statistiki. 1983. № 11.
4. Afanas'ev V.N., Juzbashev M.M. Analiz vremennyh rjadov i prognozirovanie: Uchebnik/ 2-e izd., pererab. i dop. M.: Finansy i statistika; INFRA-M, 2010. 320 p.
5. Afanas'ev V.N., Ljubchich V.V. Modelirovanie povedenija jekonomicheskikh sub#ektov na osnove poni-manija prichinnosti // Vestnik OGU. Orenburg, 2008. № 84. P. 4–6.
6. Bobrov S.P. Kon#junkturnye krivyje 1922–1923 gg. // Jekonomicheskoe obozrenie. 1924. № 5–7.
7. Vajnu Ja.Ja.F. Korrelyacija rjadov dinamiki. M.: Finansy i statistika, 1982.
8. Glinskij V.V., Serga L.K. Statistika XXI veka. Vektor razvitija // Vestnik NGUJeU. 2011. № 1. P. 108–118.
9. Glinskij V.V., Ionin V.G. Statisticheskij analiz. Uchebnoe posobie. Izd. 2-e, pererab. i dop. M.: Informacionno-izdatel'skij dom «Filin#», 1998. 264 p.
10. Dubrov A.M., Mhitarjan V.S., Troshin L.I. Mnogomernye statisticheskie metody. M.: Finansy i statistika, 1999.
11. Kazinec L.S. Tempy rosta i absoljutnye prirosty. M.: Statistika, 1975.
12. Kalinina M.S. Statisticheskie metody izuchenija dinamiki urozhajnosti. L.: LSHI, 1969.
13. Kendjel M. Vremennye rjady: Per. s angl. M.: Finansy i statistika, 1981.
14. Krastin' O.P. Izuchenie statisticheskikh zavisimostej po mnogoletnim dannym. M.: Finansy i statistika, 1981.

15. *Lapin G.F.* Biometrija. M.: Vysshaja shkola, 1968.
16. *Lukashin Ju.P.* Adaptivnye metody prognozirovanija: Uchebnoe posobie. M.: Finansy i statistika, 2003. 416 p.
17. *Ljubchich V.V., Afanas'ev V.N.* K metodologii statisticheskogo issledovanija vremen-nyh rjadov // Jekonomika, statistika i informatika. Vestnik UMO. 2010. № 5. P. 9–21.
18. *Ljubchich V.V., Afanas'ev V.N.* Osobennosti metodologii modelirovanija innovacion-nyh izmenenij v odnomernom vremennom rjadu // Mnogoprofil'nyj universitet kak regional'nyj centr obrazovanija i nauki: Materialy Vseros. nauch.-prakt. konf. Orenburg: IPK GOU OGU, 2009.
19. *Ljubchich V.V., Afanas'ev V.N.* Primenenie metoda dvuvhodovogo ob#edinenija v optimizacii vneshnej trgovli Rossii // Rol' statistiki v monitoringe social'no-jekonomicheskogo položenija regionov v uslovijah dejstvija Federal'nogo zakona ot 29 nojabrja 2007 goda № 282-FZ «Ob oficial'nom statisticheskom uchete i sisteme gosudarstvennoj statistiki v Rossijskoj Federacii»: sb. materialov internet-konferencii. (g. Saratov, sentjabr' 2008 g.) / Saratovstat, Saratovskij gosudarstven-nyj social'no-jekonomicheskij universitet. Saratov, 2009. P. 222–224.
20. *Ljubchich V.V., Afanas'ev V.N.* Sovremennye jekometricheskie metody analiza razvi-tija jekonomiki // Restrukturizacija jekonomiki: resursy i mehanizmy: Materialy Mezhdunar. nauch.-prakt. konf. SPb: Izd-vo SPbGUJeF, 2010. P. 129–130.
21. *Popova I.* Agregirovanie trendov ob#emnyh pokazatelej i ih koleblemosti po sovokup-nosti predpriyatij // Jekonomiko-matematicheskie i statisticheskie metody v prognoziro-vanii i upravlenii sel'skohozjajstvennogo proizvodstva. Sb. trudov. Spb.: SPbGAU, 1993.
22. Statisticheskij analiz jekonomicheskikh vremennyh rjadov i prognozirovanie: CJEMI AN SSSR. M.: Nauka, 1973.
23. *Frenkel' A.A.* Matematicheskie metody analiza dinamiki i prognozirovanija proizvodi-tel'nosti truda. M.: Jekonomika, 1972.
24. *Henan Je.* Mnogomernye vremennye rjady: Per. s angl. M.: Mir, 1974.
25. *Cetverikov I.S.* Statisticheskie i stohasticheskie issledovanija. M.: Gosstatizdat, 1963.
26. *Cetyrkin E.M.* Statisticheskie metody prognozirovanija. M.: Statistika, 1977.
27. Jekometrika: Uchebnik / Pod red. I.I. Eliseevoj; 2-e izd., pererab. i dop. M.: Fi-nansy i statistika, 2006. 576 p.
28. *Juzbashev M.M.* Jeksperimental'naja proverka zakonovernosti raspredelenija otklo-nenij urozhajnosti ot del'nyh let ot trenda po ih velichine // Nauchnye trudy LSHI. T. 322. L.; Pushkin, 1981.
29. *Juzbashev M.M., Manellja A.I.* Statisticheskij analiz tendencij i koleblemosti. M.: Finansy i statistika, 1983.
30. *Jul D.Je., Kendjel M.D.* Teorija statistiki: Per. s angl. M.: Gosstatizdat, 1960.
31. *Jastremskij B.S.* Peremennaja korreljacija // Vestnik statistiki. 1924. Kn. XVII.
32. *Blanford D., Offut S.* A Review of Empirical Techniques for the Anal.
33. *Lyubchich V., Afanasiev V.* Two-way joining in optimization of international market strategies // Statistics: Our Past, Present and Future: Abstracts of the 57th Session of the International Statistical Institute, 16–22 Aug. 2009. Durban, 2009. P. 492.