# ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ДИНАМИКИ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ЗАЩИЩЕННОЙ ЭКОНОМИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ С ПРИМЕНЕНИЕМ КРАТНО-МАСШТАБНОГО АНАЛИЗА

© 2016 Скляров Алексей Викторович
кандидат технических наук, доцент
© 2016 Тищенко Евгений Николаевич
доктор экономических наук, доцент
Ростовский государственный экономический университет (РИНХ)
344002, Ростов-на-Дону, ул. Большая Садовая, д. 69
© 2016 Стрюков Михаил Борисович
доктор физико-математических наук
Ростовский-на-Дону колледж связи и информатики
344082, г. Ростов-на-Дону, ул. Тургеневская, д. 10/6
© 2016 Капустина Ольга Александровна
кандидат экономических наук
Ростовский государственный экономический университет (РИНХ)
344002, Ростов-на-Дону, ул. Большая Садовая, д. 69
E-mail: SAV0701@mail.ru, celt@inbox.ru, college@rksi.ru

Предложен метод прогнозирования динамики экономических показателей на основе аппарата кратно-масштабного анализа, позволяющий эффективно экстраполировать нестационарные стохастические процессы в условия априорной неопределенности. Приведены результаты вычислительного эксперимента, показывающие, что в сравнении с методами, применяемыми в настоящее время, предложенный метод позволяет значительно повысить точность прогноза.

*Ключевые слова:* кратно-масштабный анализ, нестационарные стохастические процессы, априорная неопределенность, экстраполирующая функция.

Неотъемлемой частью процесса управления любой защищенной экономической системой выступает планирование ее деятельности с учетом тенденций экономических характеристик деятельности бизнеса. В этой связи задача получения научно обоснованного прогноза экономических показателей весьма актуальна. В методическом плане основным инструментом прогноза является та или иная схема экстраполяции. При этом под экстраполяцией понимают формирование оценки информационного процесса после прекращения наблюдения на основе априорной информации о нем и его вероятностных характеристиках в момент прекращения наблюдения[1].

Основу методов (схем) экстраполяции составляет анализ временных рядов, представляющих собой последовательность измерений некоторых параметров исследуемого процесса. Обычно при проведении анализа динамики экономических показателей временной ряд рассматривается в виде[2]

$$y(t) = x(t) + S + C + \varepsilon(t), \qquad (1)$$

где $x(t)$ -детерминированная составляющая (тренд);
$S$ - сезонная составляющая;
$C$ - циклическая составляющая;
$\varepsilon(t)$ - стохастическая составляющая.

Задача прогнозирования состоит в определении вида экстраполирующих функций составляющих (1) на основе наблюдений за исследуемым процессом.

По оценкам российских и зарубежных специалистов, широкое распространение получили неформальные методы прогнозирования. Их используют более 70 % субъектов экономических отношений[3]. Однако, по мнению авторов, применение этих методов прогнозирования, хотя и оправдано высокой степенью априорной неопределенности и нестационарностью рассматриваемых процессов, определяющих невозможность применения традиционных методов экстраполяции[4], является малоэффективным.

Альтернативу указанным методам составляют формализованные методы прогнозирования, наиболее распространенные из которых метод наименьших квадратов (МНК), экспоненциального сглаживания, вероятностного моделирования и адаптивного прогнозирования[5]. Однако и эти методы не лишены недостатков. Так, для получения экстраполирующей функции методом наименьших квадратов необходимо иметь информацию о том, к какому классу функций она относится, что в большинстве практических случаев не представляется возможным. Как результат, исследователи не всегда обоснованно применяют линейную, степенную или показательную модели, привлекая для их выбора дополнительные статистические критерии.

Метод экспоненциального сглаживания (обобщение широко распространенного метода скользящего среднего), хотя и зарекомендовал себя эффективным и надежным методом прогнозирования, представляет оценки экстраполируемых параметров с некоторой задержкой, что ведет к накоплению ошибки экстраполяции и снижению его эффективности при увеличении срока прогноза.

Метод вероятностного моделирования в качестве математического аппарата использует уже упомянутый ранее метод наименьших квадратов, с той лишь разницей, что объектом анализа являются не параметры временного ряда, а вероятности, и по этой причине обладает теми же недостатками. Следует отметить, что все упомянутые выше методы осуществляют прогноз динамики экономических показателей без учета их разделения на составляющие (1).

По мнению авторов, для решения задачи прогнозирования экономических показателей целесообразно применять аппарат кратно-масштабного анализа (КМА). Его использование позволит:

- эффективно учитывать свойства нестационарности динамики экономических показателей;
- раздельно исследовать трендовую, сезонную и циклическую его составляющую;
- исключать случайную составляющую и аномальные измерения;
- получать ставшие привычными в техническом анализе показатели.

Сущность КМА сводится к описанию функционального пространства квадратично суммируемых последовательностей бесконечной длины $L_2$ через иерархические вложения подпространства $V_m$, которые не пересекаются и объединение которых дает в пределе $L_2$, что можно представить выражением[6]

$$\bigcap_{m\in Z} V_m = \{0\}, \overline{\bigcup_{m\in Z} V_m} = L^2(R). \tag{2}$$

Его основным свойством является существование такой функции исходного пространства $V_0$, что ее сдвиги, описанные выражением

$$\phi_{m,n}(x) = 2^{\frac{-m}{2}} \phi\left(2^{-m}x - n\right), \tag{3}$$

образуют ортонормированный базис пространства $V_m$. Эти базисные функции называются масштабирующими, поскольку они создают масштабированные версии функций в пространстве, что делает возможным анализ процесса на различных уровнях разрешения, или масштаба, причем переменная $m$ является масштабным коэффициентом, определяющим уровень анализа. При больших значениях $m$ функция в $V_m$ есть грубая аппроксимация анализируемого процесса, в которой отсутствует мелкая детализация. При малых значениях $m$ имеет место точная аппроксимация.

Таким образом, анализируемый процесс должен быть представлен как последовательность коэффициентов при масштабирующих функциях $f_0(x)$

$$f_0(x) = \sum_n c_{0,n}\phi_{0,n}(x), \tag{4}$$

где $c_{0,n}$ - дискретный временной ряд.

Согласно концепции КМА $f_0(x)$ декомпозируется на две функции

$$f_1(x) \in V_1 \text{ и } e_1(x) \in W_1;$$

$$f_0(x) = f_1(x) + e_1(x) = \sum_k c_{1,k}\phi_{1,k}(x) + \sum_k d_{1,k}\psi_{1,k}(x). \tag{5}$$

Таким образом, получены две новые последовательности $c_{1,n}$ и $d_{1,n}$. Этот процесс может быть продолжен по $f_1(x)$ и функции $f_0(x)$.

С учетом того, что масштабирующая функция образует базис соответствующего пространства, оказывается возможным итеративное вычисление коэффициентов $c_{j,k}$ и $d_{j,k}$, без непосредственного использования базисных функций $\phi(x)$ и $\Psi(x)$:

$$c_{j,k} = 2^{1/2}\sum_n c_{j-1,n}h_{n+2k};$$
$$d_{j,k} = 2^{1/2}\sum_n c_{j-1,n}g_{n+2k}. \qquad (6)$$

Выражения (6) представляют собой дискретный процесс декомпозиции временного ряда. В такой постановке последовательности $h$ и $g$ принято называть фильтрами. Фильтр $h$ используется для выделения приближенной (низкочастотной) части сигнала, а фильтр $g$ - для выделения детализирующей (высокочастотной) информации. Описанный процесс иллюстрируется древовидной структурой, узлами которой являются последовательные приближения анализируемого процесса.

Обратный процесс заключается в получении $c_{j-1}$ из $d_{j-1}$:

$$c_{j-1,n} = \left\langle \phi_{j-1,n}, f_{j-1}(x)\right\rangle = \left\langle \phi_{j-1,n}, f_j(x)+e_j(x)\right\rangle =$$
$$\left\langle \phi_{j-1,n}, \sum_k c_{j,k}\phi_{j,k}(x)\right\rangle + \left\langle \phi_{j-1,n}, \sum_k d_{j,k}\psi_{j,k}(x)\right\rangle =$$
$$= \sum_k c_{j,k}\left\langle \phi_{j-1,n}, \phi_{j,k}(x)\right\rangle + \sum_k d_{j,k}\left\langle \phi_{j-1,n}, \psi_{j,k}(x)\right\rangle =$$
$$= 2^{1/2}\sum_k c_{j,k}h_{n+2k} + 2^{1/2}\sum_k d_{j,k}g_{n+2k}. \qquad (7)$$

На практике КМА должен применяться к временным рядам конечной длины. Тогда выражения (6) и (7) можно представить как свертку последовательностей с дальнейшей децимацией в 2 раза:

$$c_{1,i} = c_{0,i}\cdot h_i;\ d_{1,i} = c_{0,i}\cdot g_i. \qquad (8)$$

Фильтр $h$ используется для выделения приближенной (низкочастотной) части сигнала, а фильтр $g$ - для выделения детализирующей (высокочастотной) информации. Заметим, что в этих формулах нигде в явном виде не используются ни базисные, ни масштабирующие функции, их роль играют фильтры $h$ и $g$, элементами которых являются коэффициенты соответствующих масштабных соотношений.

Таким образом, для удаления стохастической составляющей анализируемого процесса необходимо:

- осуществить децимацию исходного процесса:

$$A_{i,j} = \sum_{k=0}^{n-1} A_{i+1,2j+k}h_k,\quad B_{i,j} = \sum_{k=0}^{n-1} A_{i+1,2j+k}g_k, \qquad (9)$$

где $i = 0 \ldots \lg(N)/\lg(2)$ - количество возможных уровней разложения;

$A_1, \ldots, A_p$ - узлы полного дерева разложения;

- выбрать такой уровень приближения, на котором стохастическая составляющая будет иметь минимальное значение;

- провести восстановление анализируемого процесса, начиная с выбранного уровня приближения:

$$A_{i,j} = \sum_{k=0}^{n-1} A_{k,j-2k}h_k. \qquad (10)$$

Для оценки эффективности предложенного метода был проведен сравнительный анализ с методами наименьших квадратов (МНК) и экспоненциального сглаживания (ЭС) в среде

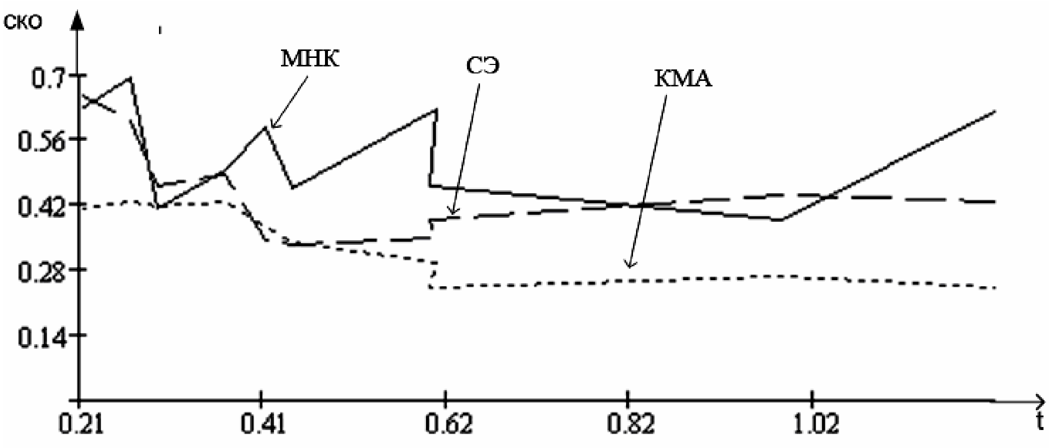


***Рис.*** **Результаты численного исследования**

MATHCAD. В качестве модели информационного процесса использован сложный нестационарный сигнал. В качестве критерия эффективности применена величина среднеквадратического отклонения (СКО) полученной оценки от исходного сигнала. Результаты численного исследования представлены на рисунке.

Проведенный анализ показал, что при экстраполяции нестационарного случайного процесса погрешности результатов, полученных при использовании предложенного метода, на 20 % ниже, чем при использовании МНК, и на 10 % ниже, чем при использовании метода экспоненциального сглаживания.

Таким образом, в работе предложен метод прогнозирования динамики экономических показателей на основе аппарата кратно-масштабного анализа, позволяющий эффективно экстраполировать нестационарные стохастические процессы в условия априорной неопределенности. Проведенный вычислительный эксперимент показывает, что в сравнении с методами, применяемыми в настоящее время, предложенный метод позволяет значительно повысить точность прогноза.

---

[1] *Тихонов В.И.* Статистическая радиотехника. Москва, 1982.

[2] См.: *Громова Н.М., Громова Н.И.* Основы экономического прогнозирования. Москва, 2006.

[3] Там же.

[4] *Тихонов В.И.* Указ. соч.

[5] *Громова Н.М., Громова Н.И.* Указ. соч.

[6] См.: *Яковлев А.Н.* Основы вейвлет-преобразований сигналов. Санкт-Петербург, 2003.

*Поступила в редакцию 09.01.2016 г.*