Sytnyk Volodymyr Anatolevich,
Associate Professor, Cand. Physics and Mathematics,
Institute of Computer Systems,
Odessa National Polytechnic University,
E-mail: sytnyk@opu.ua

Drachynskyy Bogdan Leonidovich,
Bachelor, Institute of Computer Systems,
Odessa National Polytechnic University,

DEFINITION AND OPTIMIZATION OF THE PARAMETERS OF THE MODEL OF FORECASTING THE FINANCIAL INDICATORS

Abstract: The actual problem of adaptive forecasting of time series of financial indicators is considered. By the method of solving the problem, a stack of models for study the time series with unstable oscillation character is chosen — the intuitive, the adaptive, the regressive models with an elastic choice of homogeneous clusters. The choice of parameters is carried out on the basis of correlation-regression analysis with adaptation by the exponential smoothing method. The estimation of parameters was carried out by Fisher and Darby-Watson criteria. The results obtained are applied for analysis of the stocks and bonds market, currency pairs and can be used to solve a wide range of time series analysis problems.

Keywords: Adaptive prediction, correlation-regression analysis, exponential smoothing.

Ситник Владимир Анатольевич,
доцент, канд. физ.-мат.наук, институт компьютерных систем,
Одесский национальный политехнический университет,
E-mail: sytnyk@opu.ua

Драчинский, Богдан Леонидович,
бакалавр, институт компьютерных систем,
Одесский национальный политехнический университет,

ОПРЕДЕЛЕНИЕ И ОПТИМИЗАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ФИНАНСОВЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ

Аннотация: Рассмотрена актуальная задача адаптивного прогнозирования временного ряда финансовых показателей. Методом решения задачи выбран стек моделей для исследования временных рядов с неустойчивым характером колебаний – интуитивная, адаптивная, регрессионная модели с эластичным выбором гомогенных кластеров. Выбор параметров осуществляется на основании корреляционно-регрессионного анализа с адаптацией методом экспоненциального сглаживания. Оценка параметров проведена с учетом критериев Фишера, Дарби-Уотсона. Полученные результаты применены для анализа рынка ценных бумаг, валютных пар и могут применяться для решения широкого спектра задач анализа временных рядов.

Ключевые слова: Адаптивное прогнозирование, корреляционно-регрессионный анализ, экспоненциальное сглаживание.

Важность методов адаптивного прогнозиро вания не вызывает сомнения благодаря широте применения, – от показателей фондового рынка, денежных потоков, изменений ежедневных остатков [1], до эволюции технико-экономических характеристик изделий и переменных параметров химических процессов и показателей частоты отказов оборудования [2].

Цель данной работы состоит в построении эффективного метода прогноза значений ряда финансовых показателей с неустойчивым характером колебаний.

Объектом исследования является временной ряд последовательных данных $x_1,\dots,x_n$, где n – длина ряда. Задача состоит в том, чтобы выявить наличие зависимости i–го наблюдения от предыдущих, и на этом основании сделать прогноз на $(n+1)$ – й момент.

Сначала проверим ряд на случайность. В качестве критериев случайности использованы: критерий поворотных точек, критерий распределения длины фазы, критерий, основанный на знаках разниц, и критерий, основанный на ранговой корреляции [3].

Далее получим прогноз по интуитивной модели. Для этого сначала рассмотрим две модели. Согласно модели первого типа, все время предполагается, что прирост ряда в следующий момент будет таким же по знаку, как и в текущий момент. В модели второго типа логика противоположная: ожидается, что в следующий момент знак прироста изменится. На основе этих двух моделей построим новую, в которую две предыдущие входят как альтернативы. Организуем автоматический выбор той или иной модели по следующему правилу: если на последних точках (статистической базе) применение первой модели дало отрицательный результат, то для прогнозирования $(N+1)$ точки применяется вторая модель, и наоборот. Результаты испытания этой модели на предварительных данных с базой, содержащей 18 точек ряда, показывает более 50% результат успешности.

Для применения адаптивной модели, от данных $x_1,\dots,x_N$ перейдем к $(N-1)$ первым разностям этого ряда $\Delta x_1,\dots,\Delta x_{N-1}$, де $\Delta x_i = x_{i+1} - x_i$, $\left(i=\overline{1,N-1}\right)$.

Затем сделаем замену разностей на k_i по следующему правилу:

$$k_i = \begin{cases} +1, & \Delta x_i > 0, \\ 0, & \Delta = 0, \\ -1, & \Delta x_i < 0. \end{cases}$$

Следующим шагом рассмотрим произведение $m_i = k_i \cdot k_{i-1}$. Легко заметить, что

$$m_i = \begin{cases} +1, & (k_i = 1 \wedge k_{i-1} = 1) \vee (k_i = -1 \wedge k_{i-1} = -1), \\ 0, & k_i = 0 \vee \ k_{i-1} = 0, \\ -1, & (k_i = 1 \wedge k_{i-1} = -1) \vee (k_i = -1, k_{i-1} = 1). \end{cases}$$

Первое равенство в этом выражении соответствует сохранению тенденции движения ряда при переходе от одного момента к другому, третье — изменение тенденций, то есть в данном случае речь идет о поворотных точках, а второе — неопределенной ситуации.

Экспоненциальное сглаживание ряда m_t осуществляется по рекуррентной формуле $S_t = \alpha \cdot m_t + \beta \cdot S_{t-1}$, где S_t – значение экспоненциальной средней в момент t; α – постоянная сглаживания (параметр адаптации), $0 < \alpha < 1$, $\beta = 1 - \alpha$.

Ясно, что значение S_t, является результатом усреднения единиц и нулей, будет дробным числом из интервала $[-1,1]$, поэтому прогноз m на момент $t+1$ будем определять так:

$$\hat{m}_{t+1} = \begin{cases} +1, & S_t > 0, \\ 0, & S_t = 0, \\ -1, & S_t < 0. \end{cases}$$

Проведены испытания изложенной выше адаптивной модели на выборке из 18 точек, которую принимаем в качестве статистической базы модели. Сделаем прогноз 19-й точки. Затем сдвинем базу на один шаг вперед и отработаем модель от точки 2 до точки 19 и сделаем прогноз 20-й точки и так далее. Однако прежде чем получать прогноз, будем на каждой статистической базе из 18 точек методом перебора определять лучшее для данного этапа значение (управляющий функционал) α из 9 значений от 0,1 до 0,9 с интервалом 0,1. Результаты указывают на близкий к 50% успешный результат.

Метод экспоненциального сглаживания можно обобщить на случай полиномиального временного ряда, то есть ситуацию, когда постулируется

$$x_{t+\tau} = a_0 + a_1\tau + a_2\tau^2 + \ldots + a_k\tau^k + \varepsilon_\tau,\ k \geq 1.$$

Соответственно, прогноз $\hat{x}_t^1$, значение x_{t+1} будет определяться при $\tau = 1$ следующим образом:

$$\hat{x}_t^1 = \overline{x}_{t+1}(\lambda) = \hat{a}_0(t,\lambda) + \hat{a}_1(t,\lambda) + \ldots + \hat{a}_k(t,\lambda),$$

$$\sum_{j=0}^{\infty} \lambda^j \left(x_{t-j} - a_0 - a_1 j - \ldots - a_k j^k\right)^2 \to \min_{a_0,\ldots,a_k}.$$

Таким образом, с помощью корреляционно-регрессионного анализа мы определяем длину t и порядок k выборки лучшей аппроксимации.

Для ряда ценных бумаг ЛУКОЙЛ установлено, что лучшими значениями являются $t = 9$, $k = 6$. Далее адаптируем эту модель для учета следующей за x_t точки x_{t+1}. Решение этой системы дает нам $\hat{a}_j(t,\lambda)$, $j = \overline{0,k}$ и прогноз $\hat{x}_t^1 = \overline{x}_{t+1}(\lambda) = \hat{a}_0(t,\lambda) + \hat{a}_1(t,\lambda) + \ldots + \hat{a}_k(t,\lambda)$ значение x_{t+1}. После получения истинного значения x_{t+1} делаем перерасчет прогнозирующей функции по формуле $\overline{x}_{t+1}(\lambda) = \lambda\overline{x}_t(\lambda) + (1-\lambda)x_{t+1}$, то есть проводим адаптацию модели под новое значение. Повторяем корректировки модели, пока коэффициент детерминации модели остается мнешь $0{,}9$.

В итоге получаем довольно сглаженную модель, хорошо аппроксимирующую фрагмент временного ряда в пределах $\tau = \overline{1, t+M}$.

Для ряда ЛУКОЙЛ $M = 18$ з 63,7% качества прогноза. В дальнейшем целесообразно применить для прогнозирования метод скользящего окна, то есть, не меняя длины выборки лучшей правдоподобия, добавлять новое значение с одновременным удалением самого первого.

Надежность, полученной с помощью оценок, модели определяется с помощью величины остаточной дисперсии, которая вычисляется по формуле

$$\sigma^2 = \frac{\varepsilon^T\varepsilon}{N-n} = \frac{1}{N-n}\left(YY^T - Y^TX\left(X^TX\right)^{-1}X^TY\right),$$

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & \ldots & x_{1n} \\ \ldots & \ldots & \ldots \\ x_{N1} & \ldots & x_{Nn} \end{pmatrix},\ Y^T = \left(y_1,\ldots,y_N\right)^T,$$

$$\varepsilon^T = \left(\varepsilon_1,\ldots,\varepsilon_N\right)^T,$$

(N – длина ряда, n – длина выборки) и коэффициента множественной корреляции, вычисления по формуле

$$R = \sqrt{1 - \frac{D}{D_{(n+1)(n+1)}}}$$

$D_{(n+1)(n+1)}$ – алгебраическое дополнение определителя корреляционной матрицы $r = r\left(x_i x_j\right)$, $\left(i,j = \overline{0,n}\right)$ к элементу $r_{x_{n+1}x_{n+1}}$. Надежность коэффициента множественной корреляции определяется по критерию Фишера

$$F = \frac{R^2\left(N-n-1\right)}{\left(1-R^2\right)\left(n-1\right)}$$

при заданном уровне надежности и степенях свободы $v_1 = n-1$, $v_2 = N-n-1$, R^2 – множественный коэффициент детерминации.

Необходимо отметить, что проверка предложенной адаптивной модели на парах валют EURUSD, GBRUSD подтвердила ее эффективность в пределах 63% для $t = 12$ при $k = 6$ и методе скользящего окна, начинающегося с $M = 0$. Это связано с меньшей устойчивостью рядов валютных пар. Здесь возможно усиления адаптации модели под новые значения с помощью метода Хольта.

Список литературы:

1. Лукашин Ю. П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: учеб. пособие / Ю. П. Лукашин. – М.: Финансы и статистика, – 2003. – 416 с.
2. Лоскутов А. Ю. Применения метода локальной аппроксимации для прогноза экономических показателей / А. Ю. Лоскутов, Д. И. Журавлёв, О. Л. Котляров // Вопросы анализа и управления риском. – 2003. – Т. 1, – № 1. – С. 21–31.
3. Кендэл М. Временные ряды. – М.: Финансы и статистика, – 1981.