

*Е. П. ГОМОЗОВ*, канд. физ.-мат. наук, доцент НТУ «ХПИ»;  
*И. А. АХИЕЗЕР*, бакалавр, НТУ «ХПИ»

## ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КУРСА АКЦИЙ НА ОСНОВЕ МГУА

Розглянуто задачу визначення вартості акцій. Визначено найкращий вид моделі. Обрана модель використана для прогнозування курсу акцій.

Рассмотрена задача определения стоимости акций. Определен наилучший вид модели. Выбранная модель использована для прогнозирования курса акций.

The problem of determining the quotes of stocks considered. Determine the best type of model. The selected model is used to predict of stock price.

**Введение.** В соответствии с ЕМН, рынки должны быть почти всегда равновесны, постарбитражные модели линейны. Классическими подходами к оценке финансовых активов на основе ЕМН являются фундаментальный и технический анализ. Хотя всегда существовали проблемы в прогнозировании бифуркаций курсов ценных бумаг (длин флэтов и трендов, точек перелома трендов, «мыльных пузырей», обрушений рынка), на современных рынках те очень редкие и очень сильные колебания доходности, которые ранее считались несущественными и отбрасывались при проверке распределений на нормальность, на самом деле оказались очень важными. В настоящий момент существует гипотеза относительно функционирования фондовых рынков – FMN [1], которая создавалась как альтернатива ЕМН и придает особое значение влиянию информации и инвестиционным горизонтам в поведении инвесторов. Есть попытки создать новые или модифицированные гипотезы поведения фондовых рынков – синергетическая модель, мультиагентная модель, модификация ЕМН на основе так называемой теории «игровой вероятности».

Из теории динамических систем следует, что сеть современных фондовых рынков должна включать в себя неустойчиво структурно неустойчивые рынки. Среди достаточно распространенных методов математического моделирования можно назвать: классический и фрактальный анализ временных рядов [2,3], общий фрактальный анализ [4], методы дифференциальных уравнений в частных производных [5], нейронные сети [6], многофакторной регрессионный анализ, генетический алгоритм, методы теории бифуркаций [7] и так далее. Однако практически все публикуемые исследования носят в основном теоретический характер, прогнозы, как правило, требуют большого количества наблюдений, плохо работают в окрестностях бифуркаций и не имеют компьютерной модели, которая могла бы строить прогнозы в режиме реального времени.

**Постановка задачи.** На первом этапе исследования исходных данных – курсов акций на базе классического и фрактального анализа временных рядов получить модели временных рядов для оценки и прогнозирования курса акций и построить по ним прогнозы. На втором этапе – из рассмотренных компаний выбрать те, по курсам акций которых получились самые плохие прогнозы, и проанализировать поведение «бифуркационных параметров» прогнозных моделей. На третьем этапе – использовать для прогнозирования курсов акций отобранных компаний Метод Группового Учёта Аргументов (МГУА), поскольку эта модель может учитывать влияние нескольких внешних факторов на изменение курса. Помимо формальных математических вычислений в модели используются экспертные методы прогнозирования, которые учитывают тенденцию спроса и предложения.

**Источники исходных данных.** Интернет-сайты [www.nyce.net](http://www.nyce.net): [mfd.ru](http://mfd.ru); [www.cmegroup.com](http://www.cmegroup.com); [tfc-charts.w2d.com](http://tfc-charts.w2d.com); [www.eia.gov](http://www.eia.gov); [www.fxclub.org](http://www.fxclub.org). Все входные данные имеют дневную дискретность. Было взято  $2^{12}=4096$  наблюдений для каждой компании IBM, KO, DIS, PASS, CSCO; компаний, входящих в базу индекса Доу-Джонса (Dow Jones Industrial Index); и самого индекса Доу-Джонса. Исходя из того, что временной ряд – это набор наблюдений за одинаковые промежутки времени, на этапе обработки информации была проведена сплайн-интерполяция входных данных для замещения отсутствующих членов временного ряда.

**Анализ исходных данных.** На первом этапе для моделирования прогнозного курса акций в рамках гипотезы FMH, которая является глобальной, измеряет безусловную дисперсию и имеет дело со всеми инвестиционными горизонтами, использовались процессы типа Парето-Леви, которые имеют фрактальные свойства.

В результате прогнозирования курсов на основе модели ARFIMA-FIGARCH [8], на втором этапе исследования, выяснилось, что наибольший интерес с точки зрения неопределенности прогноза занимает индекс Dow Jones. В самом деле, значение параметра  $\alpha=1$  является «бифуркационным» в том смысле, что при переходе значений  $\alpha$  через единицу меняется тип временного ряда. Хотя в любом случае, при  $\alpha \sim 1$ , мы имеем дело с чисто фрактальным распределением, однако, в этом случае историческую среднюю доходность и историческую волатильность не имеет смысла рассматривать для прогнозирования курсов акций, а прогнозные значения параметра  $\alpha$  на срок в две недели для индекса Dow Jones были достаточно близки к единице. Далее, на основе несколько модифицированной нами методики Дидье Сорнета [8], строился ряд критических точек  $t^n$ , на временной оси, в которых вероятность резкого ценового скачка является максимальной, и прогнозные значения этого показателя на срок в две недели для индекса Dow Jones попадали в этот интервал. Теперь, в соответствии с [9], понятие внутреннего состояния курса в момент времени  $t$  определяется далее как значение

функции индекса фрактальности  $\mu(t)$  на предшествующем интервале  $\tau_\mu=32$  дня. Это, для данного случая, минимальный предшествующий интервал, где  $\mu(t)$  еще можно вычислить с приемлемой точностью ( $R^2 \approx 0,98$ ). С точки зрения фрактальной геометрии значение  $\mu(t)$ , характеризует количество локальных экстремумов ценового графика, или «дрожание» цены на любом фиксированном масштабе. При  $\mu(t)=0,5$  такое «дрожание» соответствует броуновскому движению, участки с повышенным значением  $\mu(t)>0,5$  соответствуют флэтам, а участки с пониженным значением  $\mu(t)<0,5$  – трендам. Далее для рядов курсов определялись прогнозные значения  $\mu(t)$  на срок в две недели. Оказалось, что наиболее неопределенное поведение также демонстрирует индекс Dow Jones.

**Решение задачи.** На третьем этапе было выбрано прогнозирование курса индекса Dow Jones на основе МГУА, программная реализация модели МГУА и сравнение результатов прогнозов курса индекса Dow Jones на основе МГУА и ARFIMA-FIGARCH. Используемая нами модель МГУА сформулирована в терминах нейросетевой архитектуры, называемой полиномиальной сетью [10,11].

Использованный нами индуктивный алгоритм отыскания модели оптимальной структуры состоит из следующих основных шагов. Задана выборка  $D = \{(x_n, y_n)\}_{n=1}^N, x \in R^m$ . Выборка разбивается на обучающую и тестовую. Обозначим через  $(l, c)$  – подмножества индексов из  $\{1, \dots, N\} = W$ , удовлетворяющие условиям разбиения:  $l \cup c = W, l \cap c = \emptyset$ . Матрица  $X_l$  состоит из тех векторов-строк  $x_n$ , для которых индекс  $n \in l$ . Вектор  $y_l$  состоит из тех элементов  $y_n$ , для которых индекс  $n \in l$ .

Далее используем полиномом Колмогорова–Габона:

$$Y = \omega_0 + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \omega_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m \omega_{ijk} x_i x_j x_k + \dots$$

В этой модели  $x = \{x_i, i \in \overline{1, m}\}$  – множество свободных переменных; вектор-параметры  $\omega$  – весовые коэффициенты:

$$\omega = \langle \omega_i, \omega_{ij}, \omega_{ijk}, \dots | i, j, k, \dots = 1, \dots, m \rangle.$$

Базовая модель линейна относительно параметров  $\omega$  и нелинейна относительно свободных переменных  $x$ . Выбираем целевую функцию — внешний критерий, описывающий качество модели. Индуктивно порождаются модели-претенденты. При этом вводится ограничение на длину полинома базовой модели. Тогда базовая модель представима в виде

линейной комбинации заданного числа  $F_0$  произведений свободных переменных:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_1^2, x_1 x_2, x_2^2, \dots, x_m^R),$$

где  $f$  – линейная комбинация. Аргументы этой функции переобозначаются следующим образом:

$$x_1 \rightarrow a_1, x_2 \rightarrow a_2, \dots, x_1^2 \rightarrow a_\alpha, x_1 x_2 \rightarrow a_\beta, x_2^2 \rightarrow a_\gamma, \dots, x_m^q \rightarrow a_{F_0}.$$

Для линейно входящих коэффициентов задается одноиндексная нумерация  $\omega = (\omega_1, \dots, \omega_{F_0})$ . Тогда модель может быть представлена в виде

линейной комбинации  $y = \omega_0 + \sum_{i=1}^{F_0} \omega_i a_i = \omega_0 + (\omega, a)$ , где  $(\omega, a)$  – скалярное произведение.

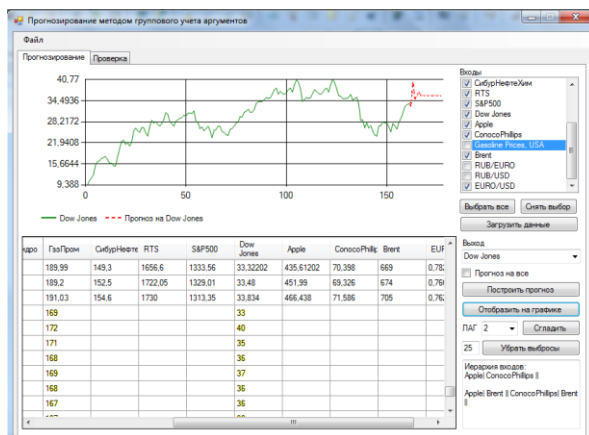
Каждая порождаемая модель задается линейной комбинацией элементов  $\{(\omega_i, a_i)\}$ , в которой множество индексов  $\{i\} = s$  является подмножеством  $\{1, \dots, F_0\}$ .

Настраиваются параметры моделей. Для настройки используется внутренний критерий — критерий, вычисляемый с использованием обучающей выборки. Каждому элементу вектора  $x_n$  – элемента выборки  $D$  ставится в соответствие векторов  $a_n$ , алгоритм построения соответствия указан выше. Строится матрица  $A_W$  – набор векторов-столбцов  $a_i$ . Матрица  $A_W$  разбивается на подматрицы  $A_l$  и  $A_c$ . Наименьшую невязку  $|y - z|$ , где  $z = A\omega_G$  доставляет значение векторов параметров  $\omega_G$ , который вычисляется методом наименьших квадратов:

$$\omega_G = (A_G^T A_G)^{-1} A_G^T y_G, \text{ где } G = \{l, c, W\}.$$

**Проверка модели.** При получении модели мы проверяем её на 80% от количества имеющихся данных и строим прогноз на 20% данных. Считаем среднюю абсолютную ошибку и выбираем подходящую модель. При больших выбросах и необратимых матрицах мы используем экспертные методы оценки результатов.

**Практическое применение.** На основе модели МГУА была создана простая финансово-аналитическая система прогнозирования курсов. Ниже на рисунке приведен пример построения прогноза курса индекса Dow Jones на две пост прогнозных недели:



## Результаты прогнозирования

**Вывод.** Построенная финансово-аналитическая система способна давать более точные результаты по сравнению с применением для прогнозирования моделей ARIMA и ARFIMA-FIGARCH даже и в «критических» для этих моделей случаях. В дальнейшем построенную финансово-аналитическую систему на основе МГУА вполне возможно улучшить за счет разработки корректных методов подбора наиболее влияющих на прогноз факторов, а также комбинируя модель МГУА с другими методами прогнозирования курса акций и точек перелома тренда.

**Список литературы:** 1. Федоров А. В. Анализ финансовых рынков и торговля финансовыми активами. / А. В. Федоров – СПб. : Питер. 2007. – 240 с. 2. Лукашин Ю. П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов. / Ю. П. Лукашин – М. : Финансы и статистика, 2003. – 415 с. 3. Гуляева О. С. Фрактальный анализ валютных временных рядов. / О. С. Гуляева, В. П. В. П. Цветков, И. В. Цветков // Финансы и кредит – 2007. – № 9. – С. 30–35 4. Peters E. Fractal Market Analysis. Applying Chaos Theory to Investment&Economics. / E Peters – J. Wiley&Sons, Inc. – New York, 1994. – 167 с. 5. Black F. The Pricing of Options and Corporate Liabilities. / F. Black, M Scholes // Bell Journal of Economics and Management Science – 1973. – № 4. – С. 141–183 6. Ширяев В. И. Финансовые рынки: Нейронные сети, хаос и нелинейная динамика. Изд.2, испр. и доп. / В. И. Ширяев – М. : Финансы и статистика. 2009. – 466 с. 7. Sornette D. Critical market crashes, / D. Sornette // – Physics Reports. – 2003. – № 378. – С.1–98. 8. Гомозов С. П. Моделирование оцінки вартості акцій. / С. П. Гомозов, І. О. Сорокоумов, О. В. Яновський // – Вісник НТУ «ХПІ». – 2010. – № 67. – С. 34–38. 9. Дубовиков М. М. Размерность минимального покрытия и локальный анализ фрактальных временных рядов. / М. М. Дубовиков, А. В. Крынев, Н. В. Старченко // Вестник РУДН, Серия прикладная и компьютерная математика. – 2004. – Т. 3 – № 1. – С. 30–44. 10. Ивахненко А. Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами. / А. Г. Ивахненко – Киев : Техника, 1975. – 312 с. 11. Степанко В. С. Анализ эффективности критериев структурной идентификации прогнозирующих моделей. – Проблемы управления и информатики. – 1994. – № 3–4 – С. 13–22.

Надійшла до редколегії 17.03.2012