ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ПРОЦЕДУРА ДЛЯ ТЕХНИЧЕСКОГО АНАЛИЗА ФОНДОВОГО РЫНКА. I

С. П. Соколова, Е. А. Кузьмина, А. Г. Тохтабаев

Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации РАН

СПИИРАН, 14-я линия ВО, д. 39, Санкт-Петербург, 199178

<sokolova_sv@mail.ru>

УДК 004.8

Соколова С. П., Кузьмина Е. А., Тохтабаев А. Г. **Вычислительная процедура для технического анализа фондового рынка. I** // Труды СПИИРАН. Вып. 4. — СПб.: Наука, 2007.

Аннотация. *Представлена вычислительная процедура для технического анализа фондового рынка на основе фракталов и подхода иммунокомпьютинга. В первой части статьи предложен и исследован градиентный алгоритм сингулярного разложения многомерной интервальной матрицы. Приведены числовые примеры.* — Библ. 19 назв.

UDC 004.8

Sokolova S. P., Kuzmina E. A., Tokhtabaev A. G. **Computational Procedure for Technical Analysis of Stock Market. I** // SPIIRAS Proceedings. Issue 4. — SPb.: Nauka, 2007.

Abstract. *Computing procedure for technical analysis of stock market based on fractals and immuno-computing approach is considered. The gradient algorithm of singular value decomposition of multi-variate interval matrix is offered and investigated in the first part of this article. The numerical examples for the chosen stock is presented.* — Bibl. 19 items.

1. Введение

Технический анализ в целом можно определить как метод прогнозирования цены, основанный на статистических, а не на экономических выкладках. Согласно определению Дж. Мерфи, технический анализ — это исследование динамики рынка, чаще всего посредством графиков, с целью прогнозирования бу-дущего направления движения цен. Термин "динамика рынка" включает в себя три основных источника информации, находящихся в распоряжении технического аналитика: цену, объем и открытый интерес.

Технический анализ был создан исключительно для прикладных целей, а именно: получения доходов при игре на рынке ценных бумаг. В основе технического анализа лежат три постулата.

Аксиома 1. Движения рынка учитывают все. Суть аксиомы заключается в том, что любой фактор, влияющий на цену (например, рыночную цену товара) — экономический, политический, психологический — заранее учтен и отражен в ее графике. Поэтому изучение графика цен — все, что требуется для прогнозирования.

Аксиома 2. Движение цен подчинено тенденциям. Это предположение стало основой для создания всех методик технического анализа. Термин тренд означает определенное направление движения цен. Главной задачей технического анализа является именно определение трендов (т. е. характеристик движений рынка от момента возникновения до окончания) для использования в торговле.

Аксиома 3. История повторяется. По сути, технический анализ занимается историей определенных событий, связанных с рынком, а значит, в какой-то степени и изучением человеческой психологии. Главный "двигатель" цен — социально-массовое, эмоциональное настроение. Оно повторяется на протяжении всей истории и отражается в графиках движений рынка. Аналитики предполагают, что если определенные типы прогнозирования работали в прошлом, то будут работать и в будущем. Другими словами, с точки зрения технического анализа, понимание будущего лежит в изучении прошлого [1, 2].

В противоположность классическому техническому анализу, Вильямс [3] опроверг постулат о повторяющейся истории и утверждает, что рынок является продуктом массовой психологии и объединением фрактальных структур индивидуальных трейдеров. Это означает, что рынок создается турбулентной коллективной деятельностью и является нелинейным явлением. Все товарные рынки создаются людьми, чьи мнения расходятся относительно ценности, но есть согласие в цене. Возникающий на рынках хаос является более высокой формой порядка, где случайность и бессистемные импульсы становятся организующим принципом скорее, чем более традиционные причинно-следственные отношения.

Мандельброт Б.Б., Пригожин И. и другие ученые обнаружили, что на границе между конфликтами противоположных сил стоит не рождение хаотических структур, как считалось ранее, а происходит спонтанное возникновение самоорганизации более высокого порядка. Более того, структура этой самоорганизации не структурирована, а является новым видом организации: она не статична, а находится внутри движения и роста.

Теория динамического хаоса построена на противопоставлении хаотичности и стохастичности. Хаотические ряды только выглядят случайными, но, как детерминированный динамический процесс, вполне допускают краткосрочное прогнозирование. Область возможных предсказаний ограничена по времени горизонтом прогнозирования, но этого может оказаться достаточно для получения реального дохода от предсказаний. И тот, кто обладает лучшими математическими методами извлечения закономерностей из зашумленных хаотических рядов, может надеяться на большую норму прибыли [4].

Зачастую детерминированные и вероятностные модели оказываются малоэффективными для решения задачи прогнозирования рынка, это связано с тем, что расчет модели требует больших временных и вычислительных затрат. Вероятностные технологии также обладают существенными недостатками при решении практических задач. Статистические методы хорошо развиты только для одномерных случайных величин. Если же мы хотим учитывать для прогнозирования курса акций несколько взаимосвязанных факторов (например, объем сделок, курс валюты и т.д.), то придется обратиться к построению многомерной статистической модели. Однако такие модели либо предполагают гауссовское распределение наблюдений (что не выполняется на практике), либо не обоснованы теоретически. Из-за описанных выше недостатков традиционных методик последние 10 лет идет активное развитие аналитических систем нового типа [5]. В их основе — технологии искусственного интеллекта, имитирующие природные процессы, такие как деятельность нейронов мозга [6–15], процесс естественного отбора [16] или механизмы защиты иммунной системы [17,18].

Наиболее популярными технологиями в настоящее время являются нейронные сети и генетические алгоритмы. Первые коммерческие реализации на их основе появились в 80-х годах [5].

Из-за способности работать с быстро меняющимися нечеткими, неопределенными или недостаточными данными нейронные сети стали важным методом прогнозирования фондового рынка [6]. Преимущество использования нейронных сетей для решения экономических задач по сравнению с классическими методами, не включающими методики искусственного интеллекта, подтверждено в многочисленных приложениях и исследованиях. Согласно [7], наиболее часто последние десять лет нейронные сети применяются в следующих областях: производство/управление (53,5%) и финансы (25,4%). Большинство работ по данной теме посвящено развитию частных методов, но нет какой-то общей стандартизированной парадигмы, способной определить эффективность того или иного метода в определенной области [8].

Использование подхода нейронных сетей имеет ряд неоспоримых преимуществ.

- Нейросетевой анализ не предполагает никаких ограничений на характер входной информации. Это могут быть как индикаторы данного временного ряда, так и сведения о поведении других рыночных инструментов. Недаром нейросети активно используют именно институциональные инвесторы (например, крупные пенсионные фонды), работающие с большими портфелями, для которых особенно важны корреляции между различными рынками.
- Нейросети способны находить оптимальные для данного инструмента индикаторы и строить по ним оптимальную для данного ряда стратегию предсказания. Более того, эти стратегии могут быть адаптивны, меняясь вместе с рынком [4].

Анализ проблемной области приложений нейронных сетей показал, что этот подход активно используется при решении задач, связанных с предсказанием результатов деятельности фондового рынка, посредством классификации акций на классы: акции с положительным или отрицательным доходом [10, 11, 12]. Подобные приложения нейронных сетей весьма полезны для принятия инвестиционного решения, но не уточняют величину ожидаемой цены и ожидаемой прибыли. Решаются задачи с прогнозированием стоимости акций на один и более дней вперед, основываясь на предыдущих ценах акций и на относительных финансовых показателях [6, 12]. Важная группа приложений нейронных сетей для фондового рынка связана с моделированием результатов деятельности рынка и прогнозированием его динамики [14, 15]. Подобные приложения фокусируются не только на предсказании будущих величин, но также на оценивании значимости факторов, анализе чувствительности от переменных, способных повлиять на результат, и другие способы анализа взаимозависимостей (включая модели портфеля, теорию арбитражного ценообразования).

Тем не менее подход нейронных сетей имеет ряд недостатков, среди которых можно выделить: большую размерность сети, использование для моделирования лишь исходных данных без привлечения априорных соображений, непрозрачность процедуры получения и интерпретации результата и т. д. [4].

В то же самое время подход иммунокомпьютинга на основе математических моделей и вычислительных процедур, основанных на биологическом прототипе иммунной сети, понятиях формального протеина и формальной иммунной сети (ФИС) [17, 18], продемонстрировал мощные и робастные возможности обработки больших массивов информации при решении сложных прикладных задач. С использованием этого подхода эффективно решено значительное количество прикладных задач, таких как информационная безопасность компьютерных сетей, мониторинг сложной биологической системы (на примере проблемы чумы), интеллектуализация систем охраны и т. д.

Статья структурирована следующим образом: в первой ее части представлены результаты развития подхода иммунокомпьютинга на класс интервальных систем, к числу которых с большим основанием можно отнести фондовые рынки. В частности, предложен и исследован градиентный алгоритм для базовой процедуры иммунокомпьютинга — сингулярного разложения интервальной многомерной матрицы (OLAP-куб). Представлена вычислительная процедура его реализации на основе средств универсальной системы MATLAB и ее интервального расширения INTLAB.

2. Градиентный алгоритм сингулярного разложения многомерной интервальной матрицы

Пусть анализируемые исходные данные оперативно представляются в виде интервальной многомерной матрицы (OLAP–куба) $\mathbf{A} \in IR^{n \times m \times k}$, $IR^{n \times m \times k}$ — интервальное пространство соответствующей размерности. Как известно, точечную многомерную матрицу $A = \left\{a_{ijl}\right\} \in \mathbb{R}^{n \times m \times k}$, $A \in \mathbf{A} \in IR^{n \times m \times k}$ можно представить через компоненты сингулярного разложения в виде:

$$A = s_1 Z_1^B X_1 Y_1^T + s_2 Z_2^B X_2 Y_2^T + \ldots.. + s_p Z_p^B X_p Y_p^T, \tag{1}$$

где

$$s_i = X_i^T A Y_i Z_i^B, \ldots Y_i^T Y_i = 1, \ldots X_i^T X_i = 1, \ldots Z_i^{TB} Z^B{}_i = 1_i \; i = 1,2 \ldots p, \tag{2}$$

p — ранг матрицы; $s_1 \geq s_2 \geq s_3 \geq \ldots. \geq s_p \geq 0$ — ранжированные сингулярные числа матрицы A; Y_i, X_i, Z_i — соответственно нормированные левый, правый и глубинный сингулярные векторы; верхние индексы T и B соответственно означают операции транспонирования и транспонирования в глубину.

Сингулярное число $s_i(\mathbf{A})$ интервальной многомерной матрицы представляется интервалом, ограничивающим множество сингулярных чисел любой матрицы $A \in \mathbf{A} \in IR^{n \times m \times k}$:

$$s_i(\mathbf{A}) = hull\left\{s_i(A) \,|\, (\forall A \in \mathbf{A})\right\}. \tag{3}$$

Под функцией $hull(M)$ понимается наиболее плотный интервал, ограничивающий множество M, т. е. $hull(M) = [\inf\{M\}, \sup\{M\}]$.

Задача. Найти минимум и максимум матричной целевой функции — сингулярного числа $s(\mathbf{A})$ в области определения элементов интервальной матрицы $A \in \mathbf{A} \in IR^{n \times m \times k}$.

Рассмотрим свойства сингулярных чисел и сингулярных векторов с точки зрения линейных пространств.

Представим любую матрицу $A = \left\{a_{ijl}\right\} \in \mathbb{R}^{n \times m \times k}$ через сумму ее сингулярных составляющих:

$$A = \sum_{i=1}^{r} s_i \cdot Z_i^B \cdot X_i \cdot Y_i^T , \tag{4}$$

где $r = \min\{n,m,k\}$. Из элементов матрицы A составим вектор длины n,m,k в следующем виде:

$$V = \left[A(1,1,1),\cdots,A(1,m,k),\cdots,A(n,m,k)\right]^T . \tag{5}$$

Аналогично составим векторы Y из элементов матриц $\tilde{A}_i = Z_i^B \cdot X_i \cdot Y_i^T$. Таким образом, получим:

$$Y = \sum_{i=1}^{r} s_i \cdot Y_i . \tag{6}$$

Система векторов Y_i является биортогональной, т.е. $Y_i^T Y_i = 1,\ Y_i Y_i = 0$. Следовательно, вектор Y принадлежит r-мерному подпространству, пространства $R^{n \times m \times k}$, определенному в базисе $Y_i, i = \overline{1,r}$ векторов и имеет координаты $s_i, i = \overline{1,r}$, совпадающие со значениями сингулярных чисел матрицы A.

Справедлива теорема:

Пусть функция i-го сингулярного числа $\sigma_i(A)$, определенная на множестве, ограниченном интервальной матрицей $\mathbf{A}$*, имеет минимум в какой-либо строго внутренней точке $A_0 \in \mathbf{A}$.*

Тогда

1. $\sigma_i(A_0) = 0$.
2. *Существует несчетное, но ограниченное множество Ω векторов, принадлежащих $(i-1)$-мерному сингулярному подпространству матрицы A_0, такое что для $\forall Y \in \Omega$ матрица A, из элементов которой составлен вектор Y, будет точкой локального минимума (т.е. $\sigma_i(A) = 0$).*

Рассмотрим градиент функции $\sigma_k(A)$ в точке A_0 по элементу $A(i,j,l)$:

$$\underset{A(i,j,l)}{grad}\,(\sigma_k(A_0)) = \frac{\partial(\sigma_k(A_0))}{\partial A(i,j,l)} = \lim_{\Delta \to 0}\left(\frac{\sigma_k(A_0 + D) - \sigma_k(A_0)}{\Delta}\right), \tag{7}$$

где матрица $D(m,p,q) = \begin{cases} \Delta, (m = i, p = j, q = l) \\ 0 \end{cases}$.

Пусть Z_k^B, X_k, Y_k^T — k-й левый, правый и глубинный векторы матрицы A_0; $\overline{Z}_k^B$, $\overline{X}_k$, $\overline{Y}_k^T$ — k-й левый, правый и глубинный векторы матрицы $(\mathrm{A}_0 + D)$. Имеем:

$$\underset{A(i,j,l)}{grad}(\sigma_k(A_0)) = \lim_{\Delta\to 0}\left(\frac{\sigma_k(A_0+D)-\sigma_k(A_0)}{\Delta}\right) =$$

$$= \lim_{\Delta\to 0}\left(\frac{(A_0+D)\cdot \overline{Z}_k^B \cdot \overline{X}_k \cdot \overline{Y}_k^T - A_0 \cdot Z_k^B \cdot X_k \cdot Y_k^T}{\Delta}\right) =$$

$$= \lim_{\Delta\to 0}\left(\frac{A_0 \cdot \overline{Z}_k^B \cdot \overline{X}_k \cdot \overline{Y}_k^T - A_0 \cdot Z_k^B \cdot X_k \cdot Y_k^T + D\cdot \overline{Z}_k^B \cdot \overline{X}_k \cdot \overline{Y}_k^T}{\Delta}\right) =$$

$$= \lim_{\Delta\to 0}\left(\frac{A_0 \cdot \overline{Z}_k^B \cdot \overline{X}_k \cdot \overline{Y}_k^T - A_0 \cdot Z_k^B \cdot X_k \cdot Y_k^T}{\Delta}\right) + \lim_{\Delta\to 0}\left(\frac{\Delta\cdot \overline{Z}_k^B \cdot \overline{X}_k \cdot \overline{Y}_k^T}{\Delta}\right) =$$

$$= \lim_{\Delta\to 0}\left(\frac{A_0 \cdot \overline{Z}_k^B \cdot \overline{X}_k \cdot \overline{Y}_k^T - A_0 \cdot Z_k^B \cdot X_k \cdot Y_k^T}{\Delta}\right) + Z_k^B(i)\cdot X_k(i)\cdot Y_k^T(i)$$

Обозначим: $c_{ijl} = \lim\limits_{\Delta\to 0}\left(\dfrac{A_0 \cdot \overline{Z}_k^B \cdot \overline{X}_k \cdot \overline{Y}_k^T - A_0 \cdot Z_k^B \cdot X_k \cdot Y_k^T}{\Delta}\right)$,

тогда

$$\underset{A(i,j,l)}{grad}(\sigma_i(A_0)) = c_{ijl} + Z_k^B(i)\cdot X_k(i)\cdot Y_k^T(i). \tag{8}$$

Таким образом, матрица градиентов функции k-го сингулярного числа имеет вид:

$$\nabla\sigma_k(A_0) = C + Z_k^B(i)\cdot X_k(i)\cdot Y_k^T(i), \tag{9}$$

где элементы матрицы C представлены компонентами c_{ijl}.

Соотношение (9) представляет матрицу градиентов в аналитическом виде, но неопределенность матрицы C не позволит легко вычислить матрицу градиентов. Решению данной задачи помогут условия следующей теоремы:

нормированная матрица градиентов функции k-го сингулярного числа $\nabla\sigma_k(A)_{norm}$ и матрица $Z_k^B \cdot X_k \cdot Y_k^T$ совпадают:

$$\nabla\sigma_k(A_0) = Z_k^B \cdot X_k \cdot Y_k^T(l+1), \tag{10}$$

$$Y_{k+1} = Y_k + d \cdot \nabla f(Y_k). \tag{11}$$

Поскольку в процедуре (11) коэффициент d может быть как постоянным, так и переменным без потери сходимости, то в соотношении (10) можно пренебречь коэффициентом l, что позволяет записать матрицу градиентов функции k-го сингулярного числа следующим образом:

$$\nabla\sigma_k(A_0) = Z_k^B \cdot X_k \cdot Y_k^T . \tag{12}$$

Тогда процедуру минимизации и максимизации i-го сингулярного числа поэлементно в интервале $\mathbf{A} \in IR^{n\times m\times k}$ с учетом (11) и (12) можно представить в виде:

$$\begin{gathered}\hat{A}_k = A_k + d \cdot Z_k^B(A_k) \cdot X_k(A_k) \cdot Y_k^T(A_k), \\ A_{k+1}(i,j,l) = \begin{cases} A(i,j,l), \hat{A}_k(i,j,l) < \underline{A}(i,j,l) \\ \overline{A}(i,j,l), \hat{A}_k(i,j,l) > \overline{A}(i,j,l) \\ \hat{A}_k(i,j,l), \hat{A}_k(i,j,l) \in \mathbf{A}(i,j,l) \end{cases}, \\ A_0 \in \mathbf{A},\end{gathered} \tag{13}$$

где $X_k(A_k), Y_k^T(A_k), Z_k^B(A_k)$ — i-й левый, правый и глубинный сингулярные векторы матрицы A_k; $d \in [-1,0) \cup (0,1]$ — коэффициент, характеризующий направление (минимизация, максимизация) и длину шага оптимизации; A_0 — начальная матрица итерации.

С помощью итерации (13) можно определить нижнюю и верхнюю границы интервальных сингулярных чисел $\sigma_i(\mathbf{A})$ интервальной сингулярной матрицы $\mathbf{A}$ с заданной точностью.

Для формализации критерия останова очередной процедуры (13) использованы следующие переменные:

$$M = \frac{1}{l}\sum_{j=k-l+1}^{k} \sigma_i(A_j),\; J = \frac{1}{2}\sum_{j=k-l+1}^{k} \left| sign(M - \sigma_i(A_j)) - sign(M - \sigma_i(A_{j-1})) \right|, \tag{14}$$

где A_j — j матрица процедуры (13); k — номер текущего цикла итерации, M — среднее арифметическое i-х сингулярных чисел, полученных на l последних циклах.

Условие останова итерации (13) имеет вид:

$$(J > l-2)\, or\, (J = 0)\, or\, (\sigma_i(A_k)). \tag{15}$$

Пусть $A_0 \in \{\inf(\mathbf{A}), mid(\mathbf{A}), \sup(\mathbf{A})\}$; величина шага оптимизации равна $d = -1$ при вычислении нижней границы, $d = 1$ — для верхней границы.

Предложенный градиентный алгоритм содержит следующие шаги.

Шаг 1. Провести итерацию (13), останов осуществляется при выполнении неравенства (15).

⋮

Шаг k. Провести итерацию (13), но в качестве начальной матрицы принять матрицу, на которой остановилась итерация (13) на предыдущем шаге. При этом коэффициент d уменьшить в два раза.

Проводить итерации до тех пор, пока невязка между целевыми функциями (сингулярные числа), полученными на двух последних шагах, не станет меньше заданной точности ε.

По завершению данного алгоритма получатся три значения $S = \{S^{(\inf)}, S^{(mid)}, S^{(\sup)}\}$ при трех различных стартовых матрицах. Причем при $d < 0$ наименьший элемент из множества S будет оценкой нижней границы множества i-х сингулярных чисел всевозможных точечных матриц из $\mathbf{A}$. При $d > 0$ наибольший элемент из S будет оценкой верхней границы с точностью ε.

Таким образом:

$$\begin{cases} \inf\{S^{(\inf)}, S^{(mid)}, S^{(\sup)}\} \approx \inf\{\sigma_i(\tilde{A}) \mid (\forall \tilde{A} \in \mathbf{A})\}, d < 0 \\ \sup\{S^{(\inf)}, S^{(mid)}, S^{(\sup)}\} \approx \sup\{\sigma_i(\tilde{A}) \mid (\forall \tilde{A} \in \mathbf{A})\}, d > 0 \end{cases}.$$

Предложенный алгоритм имеет достаточно простую структуру и может быть легко реализован.

Пример 1.

Продемонстрируем эффективность предложенного алгоритма на ряде численных примеров.

Пусть имеем следующую интервальную матрицу $\mathbf{A}$ (плоскую):

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 22 & [8, 21] & [20, 60] & [-10, 10] \\ [2, 24] & 49 & [-50, 100] & 200 \\ 1 & -61 & [10, 100] & 2 \end{pmatrix}.$$

Для рассматриваемой матрицы методом полного перебора получены следующие значения интервальных сингулярных чисел:

$$\sigma(\mathbf{A}) = \begin{pmatrix} [207.43, & 237.44] \\ [\ 59.96, & 127.50] \\ [22.93, & 60.85\ ] \end{pmatrix}$$

По предложенному алгоритму получены следующие значения интервальных сингулярных чисел:

$$\sigma(\mathbf{A}) = \begin{pmatrix} [206.34,\ 237.44] \\ [\ 59.96,\ 127.62] \\ [\ 22.93,\ \ 64.24\ ] \end{pmatrix}.$$

Как видно, интервальные сингулярные числа, полученные по предложенному алгоритму, включают соответственно сингулярные числа, рассчитанные методом полного перебора. Время вычисления соответствующих интервальных сингулярных чисел с помощью метода полного перебора составило 20 мин, по предложенному алгоритму – 10 с.

Пример 2.

Воспользуемся числовым примером, приведенным в [19]. Интервальная матрица равна:

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} [2,3] & [1,1] \\ [0,2] & [0,1] \\ [0,1] & [2,3] \end{pmatrix}.$$

Для интервальной матрицы **A** в [19] получены следующие интервальные значения сингулярных чисел: $\sigma_1 = [2.5616 \quad 4.5431]$, $\sigma_2 = [1.3134 \quad 2.8541]$, по предложенному алгоритму: $\sigma_1 = [2.5616 \quad 4.5431]$, $\sigma_2 = [1 \quad 2.8541]$.

Как видно, второе сингулярное число, полученное по предложенному алгоритму, включает в себя второе сингулярное число, приведенное в [19]. Матрица, соответствующая нижней границе второго сингулярного числа, равна:

$$\begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 0.7531 & 0.7531 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}.$$

Эта матрица не является граничной, как это предполагалось условиями [19].

Включение интервальных сингулярных чисел, полученных по предложенному алгоритму, можно объяснить тем, что находится оптимальное решение и не обязательно угловое. В свою очередь, процедура, предложенная в [19], ориентирована только на получение решения с граничными матрицами. Данный пример демонстрирует, что допущения, принятые в [19], налагают жесткие ограничения на решение (но и этих ограничений, по-видимому, недостаточно для гарантирования адекватности алгоритма, представленного в [19]).

Пример 3.

В качестве следующего примера был выбран график динамики акций Ростелекома RTKM (ММВБ) за месяц в виде «японских свечей» с указанием объемов торгуемой акции, который представлен на рис. 1. Использована информация с сайта <www.rbc.ru>.

Графики в виде «японских свечей» отображают данные за каждый период особым способом, который показывает связь между ценой открытия и ценой закрытия. Каждый период изображается в виде «свечи», состоящей из «тела» и «теней». Тело свечи изображает цены открытия или закрытия (или цену открытия и последнюю цену), а тени изображают максимальную и минимальную цены, если они находятся за пределами цен открытия и закрытия. Кроме того, свеча дает визуальное представление об относительном изменении ценной бумаги за определенный период: если цена закрытия или последняя цена ниже, чем цена открытия, то тело свечи закрашивается черным. Если цена закрытия или последняя цена выше, чем цена открытия, то тело свечи остается белым.

Рис. 1. Динамика акций Ростелекома (ММВБ) с 09.01.07 по 28.02.07.

В качестве индикаторов были выбраны следующие показатели: интервал изменения стоимости акции за торговую сессию (минимальная и максимальная цена), цена открытия, цена закрытия и объем продаж. Значения индикаторов представлены в табл. 1. Отметим, что один из используемых индикаторов является интервальной величиной.

Труды СПИИРАН. 2007. Вып. 4. ISSN 2078-9181 (печ.), ISSN 2078-9599 (онлайн)
SPIIRAS Proceedings. 2007. Issue 4. ISSN 2078-9181 (print), ISSN 2078-9599 (online)
www.proceedings.spiiras.nw.ru

Таблица 1

Динамика акций Ростелеком (ММВБ) с 09.01.07 по 28.02.07

Значения индикаторов				
Время	Интервальная величина, изменения стоимости акции, USD	Цена открытия, USD	Цена закрытия, USD	Объем продаж, 10 тыс. шт.
09.01.2007	[194.55, 205.5]	196	198.5	372.5975
10.01.2007	[185.5, 199]	198.61	192.5	526.9448
11.01.2007	[186.07, 198.35]	190.13	194.75	312.2067
12.01.2007	[192.5, 196.49]	195.13	194.25	180.4179
15.01.2007	[194.6, 199.75]	196	198.8	200.9812
16.01.2007	[195.88, 201.07]	198.88	196.5	279.9821
17.01.2007	[192.04, 198]	197	195	189.0774
18.01.2007	[193.58, 198.3]	195.5	196.24	166.7424
19.01.2007	[194.6, 198.89]	195	197.01	96.1627
22.01.2007	[198.1, 199.92]	199	199	95.8795
23.01.2007	[198.5, 203.7]	198.95	202.15	328.448
24.01.2007	[200.01, 205.65]	205.65	200.89	194.8484
25.01.2007	[199.5, 205.79]	203.34	205.45	315.077
26.01.2007	[201.01, 205]	202.46	203.64	154.8225
29.01.2007	[203.02, 208.99]	204.48	205	288.9951
30.01.2007	[204.3, 207.99]	205.76	207.5	198.3161
31.01.2007	[207.4, 209.9]	208	209.7	160.4682
01.02.2007	[209.88, 215.5]	209.95	212.7	322.6988
02.02.2007	[211.22, 215.99]	214.95	213.65	170.065
05.02.2007	[212, 215.75]	214.64	214.5	142.1791
06.02.2007	[210.12, 214.88]	214.1	212.55	230.9161
07.02.2007	[208.21, 212.8]	212.7	209.43	231.7992
08.02.2007	[206.84, 215.1]	215.1	208.01	168.796
09.02.2007	[207.01, 211]	208.31	208.95	70.242
12.02.2007	[200, 210.98]	210.98	202.22	220.6945
13.02.2007	[201.2, 210]	203.01	209.8	182.4916
14.02.2007	[207.22, 210.4]	209.71	209.03	69.1688
15.02.2007	[208.7, 215]	210.3	214.5	270.0065
16.02.2007	[213.67, 218]	214.87	215.5	166.7172
19.02.2007	[212.12, 215.9]	213.71	214	176.1073
20.02.2007	[211.75, 215.63]	211.75	215	130.4833
21.02.2007	[213.6, 218.55]	214.49	215.25	179.6234
22.02.2007	[213.61, 217.23]	216.14	216.39	119.9617
26.02.2007	[216.01, 220.9]	216.5	219.8	145.66
27.02.2007	[208, 224]	218	210.46	302.0628
28.02.2007	[200.16, 211.45]	207	209.99	301.9925

С использованием соотношения (13) и предложенного градиентного алгоритма, реализованного в среде MATLAB и INTLAB, для первого сингулярного числа были получены следующие интервальные значения: $S = [S_1, S_2]$, $S = [2501.55094876182, 2511.84060600639]$.

$S_1 = 2501.55094876182$, соответствующие правый и левый сингулярные векторы:

$$U_1 = (-0.1943\,,-0.2248,-0.1780,-0.1521,\ -0.1579,-0.1751,-0.1544,-0.1499,-0.1351,$$
$$-0.1369,-0.1870,-0.1600,-0.1859,-0.1516,-0.1812,-0.1629,-0.1563,-0.1922,$$
$$-0.1612,-0.1555,-0.1736,-0.1725,-0.1590,-0.1369,-0.1668,-0.1588,-0.1370,$$
$$-0.1812,-0.1613,-0.1625,-0.1525,-0.1639,-0.1518,-0.1585,-0.1886,-0.1848)^T$$
$$V_1 = (-0.4836,-0.4915,-0.4916,-0.5319)^T$$

$S_2 = 2511.84060600639$ и соответствующие правый и левый сингулярные векторы:

$$U_2 = (-0.1956,-0.2262,-0.1796,-0.1515,-0.1573,-0.1753,-0.1537,-0.1493,-0.1346,$$
$$-0.1364,-0.1872,-0.1593,-0.1863,-0.1510,-0.1815,-0.1622,-0.1557,-0.1925,-0.1606$$
$$-0.1550,-0.1735,-0.1726,-0.1584,-0.1365,-0.1672,-0.1582,-0.1366,-0.1817,-0.1607$$
$$-0.1619,-0.1520,-0.1633,-0.1512,-0.1579,-0.1909,-0.1862)^T$$
$$V_2 = (-0.4898,-0.4893,-0.4893,-0.5303)^T\ .$$

3. Заключение

В первой части статьи представлен и исследован градиентный алгоритм сингулярного разложения многомерной интервальной матрицы.

Приведены числовые примеры по результатам сингулярного разложения интервальной матрицы и сравнительный анализ эффективности вычислений по предложенному алгоритму и результатов работы [19].

Приведен пример формализации значений индикаторов графика, характеризующего динамику акций Ростелеком (ММВБ) и представленного в виде «японских свечей». Представлен результат вычисления компонент сингулярного разложения сформированной интервальной матрицы.

Литература

1. *Джон Дж. Мэрфи*. Технический анализ фьючерсных рынков: теория и практика [Электронный ресурс] // <http://www.trader-lib.ru/> (по состоянию на 15.03.2007).
2. *Анна Эрлих*. Прогнозы цен: технический анализ, или история повторяется [Электронный ресурс] // <http://www.trader-lib.ru/> (по состоянию на 15.03.2007).
3. *Билл Вильямс*. Торговый хаос. Экспертные методики максимизации прибыли. М.: ИК Аналитика, 2000. С. 35–36.
4. *А. А. Ежов, Шумский С. А*. Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе. М.: МИФИ, 1998. С. 145–150.
5. Аналитические технологии для прогнозирования и анализа данных. НейроПроект [Электронный ресурс] // <http://neuroproject.ru/tutorial.php> (по состоянию на 15.03.2007).
6. *Schoeneburg E*. Stock Price Prediction Using Neural Networks: A Project Report, Neurocomputing, 1990. Vol. 2. P. 17–27.
7. *Wong B. K., Bodnovich T. A., Selvi Y.* Neural Network Applications in Business: A Review and Analysis of the literature (1988-95), Decision Support Systems, 1997. Vol. 19. P. 301–320.
8. *Li E. Y*. Artificial Neural Networks and Their Business Applications, Information & Management, 1994. Vol. 27. P. 303–313.
9. *Zahedi F.* Intelligence Systems for Business, Expert Systems With Neural Networks, Wodsworth Publishing Inc., 1993. P. 25–30.
10. *Swales G. S. Jr., Yoon Y*. Applying Artificial Neural Networks to Investment Analysis, Financial Analyst s Journal, September-October, 1992. P. 78–80.

11. *Trippi R.R., DeSieno D.* Trading Equity Index Futures With a Neural Network, The Journal of Portfolio Management, 1992. P. 27–33.
12. *Kryzanowski L., Galler M., Wright D.W.* Using Artificial Networks to Pick Stocks, Financial Analyst s Journal, August 1993. P. 21–27.
13. *Grudnitzky G., Osburn L.* Forecasting S&P and Gold Futures Prises: An Application of Neural Networks, Journal of Futures Markets, September 1993. Vol. 13, No. 6. P. 631–643.
14. *Yoon Y., Guimaraes T., Swales G*. Integrating Artificial Neural Networks With Rule-Based Expert Systems, Decision Support Systems, 1994. Vol. 11. P. 497–507.
15. *Refenes A. N., Zapranis A., Francis G.* Stock Performance Modeling Using Neural Networks: A Comparative Study with Regression Models, Neural Networks, 1994. Vol. 7, No. 2. P. 375–388.
16. *Bauer R. J.* Genetic Algorithms and Investment Strategies. John Wiley & Sons, 1995. P. 88–94.
17. *Tarakanov A. O., Skormin V. A., Sokolova S. P.* Immunocomputing: Principles and Applications, N.Y., Springer, 2003. 193 p.
18. *Tarakanov A. and Dasgupta D.* A formal model of an artificial immune system. BioSystems, 55(1–3), 2000, P. 151–158.
19. *Deif A. S.* Singular Values of an Interval Matrix. // Linear Algebra and its Applications, 1991. №151. P. 125–133.