

оптимизации издержек предприятия с целью максимизации его операционной прибыли и рентабельности.

### Литература

1. Black, John. Dictionary of Economics / John Black. – 2<sup>nd</sup> edition. Published by Oxford University Press, Inc. New York, NY 2003. – 512 p.
2. Ковалёв В.В., Ковалёв В.В. Корпоративные финансы и учёт: понятия, алгоритмы, показатели: учебное пособие. – М.: Проспект, КноРус, 2010. – 768 с.
3. Winston, Wayne L. Operations Research: applications and algorithms / Wayne L. Winston. – 4<sup>th</sup> edition. Published by Brooks/Cole, a division of Thomson Learning, Inc., Belmont 2004. – 1418 p.

Фомичева С.Г., Бутырин А.А.

### Спектр фрактальных сингулярностей финансовых рядов

(Норильский индустриальный институт)

Гипотеза фрактального рынка может быть подтверждена или опровергнута именно в период глобального финансового кризиса, когда теория эффективных рынков не дает корректных результатов при прогнозировании фондовых показателей.

В книге Э. Петерса [1] упоминается, что если рынки являются процессами Херста, то рыночные прибыли производят самоподобные распределения частот, характеризующиеся высоким пиком в среднем и более толстыми хвостами, чем при нормальном распределении. С целью подтверждения или опровержения гипотезы фрактального рынка, предварительно проведем анализ частотного распределения доходностей акций ОАО «ГМК «Норильский никель» GMNK (по данным ММВБ).

Рассмотрим частотное распределение логарифмических доходностей всего временного ряда акций GMKN (31.10.2001 – 02.12.2009; 1979 дней).

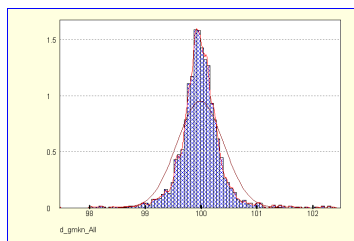


Рис. 1. Гистограмма частотного распределения доходностей акций GMKN (с 31.10.2001 по 02.12.2009)

На гистограмме (рис. 1) мы можем наблюдать положительную асимметрию ( $As = 1.0034644599$  с уровнем значимости 0). Отличное от нуля значение коэффициента асимметрии с высоким уровнем значимости показывает, что данный временной ряд не является Гауссовым. Эксцесс для данного ряда ( $Ex = 12.200906082$  с уровнем значимости 0) больше нуля, что говорит о наличии более острого пика по сравнению с пиком нормального распределения. Эксцесс нормального распределения равен нулю.

Подобные результаты были получены и при анализе отдельно взятых диапазонов, которые представляют собой условные части тенденций тренда GMKN.

Согласно теории эффективного рынка частота изменения цены должна быть хорошо представлена нормальным распределением. Но, исходя из результатов проведённого анализа, можно видеть, что все выделенные нами временные ряды не являются нормально распределёнными. Частотные распределения на всем тренде акций ГМК «Норильский никель» и в разных его диапазонах характеризуются высоким пиком в среднем и более толстыми хвостами, чем при нормальном распределении, что соответствует фрактальному распределению.

### Авторский индекс Ind

В качестве показателей, отражающих уровень или изменение цен определенного набора ценных бумаг, обычно используют индексы.

Авторами данной работы с целью прогнозирования акций GMKN был сконструирован индекс *ind* [2], наиболее точно отображающий поведение акций GMKN. Индекс «Ind» – отражает реальное состояние рынка: рассчитан по средней цене выбранной группы акций (акции группировались по группам ликвидности). Он учитывает коэффициент корреляции акций внутри группы ликвидности, по отношению к прогнозируемой акции, а так же учитывает коэффициент ликвидности акции. Для построения индекса отбирались акции из указанной группы ликвидности, коэффициент корреляции которых

$$\text{больше нуля } (r > 0): \text{Ind} = \frac{\sum_{i=1}^K P_i * r_i * L_i}{K}, \quad (1)$$

где  $P_i$  – цена акции  $i$ -й,  $r_i$  – абсолютное значение коэффициента корреляции Спирмена  $i$ -й акции по отношению к прогнозируемой акции,  $r_i > 0$ .  $L_i$  – коэффициент ликвидности  $i$ -й,  $K$  – кол-во наименований акций.

### Проведение фрактального анализа

В теории хаоса существуют периодические и непериодические циклы. Для выявления этих циклов и определения их длин, во фрактальных временных рядах, применяют R/S анализ [3]. При проведении R/S анализа было выявлено, что тренд индекса *Ind* является персистентным процессом Херста [1] и проявляет тенденции, которые сохраняются, пока не появится экономический эквивалент джокера, изменяющий смещение тренда по величине, направлению или в том и другом плане.

При осуществлении фрактального анализа значений индекса *Ind* за 2001–2010 гг. были построены *H*- и *R/S*-траектории и выявлены 3 периодических и 6 непериодических фрактальных циклов. Наиболее длинный периодический цикл составляет около 285 дней. Второй цикл составляет 210 дней, третий – 160 дней. Непериодический цикл длиной 620 операционных дней проявляется независимо от приращения времени, используемого для *R/S* анализа.

При анализе *R/S* траектории, длину циклов определяют по так называемым точкам «срыва» графика. Чтобы можно было считать «разрыв» на графике сигналом о периодическом компоненте во временном ряде, необходимо выполнение условий персистентности, отличия показателя Херста от его ожидаемого значения и достаточности данных [3].

Поскольку точки срыва на графике по данной методологии определяются исключительно визуально и субъективно, и данная задача является достаточно трудоёмкой. Авторами разработан автоматизированный метод выявления циклов, который основан на анализе пиков тренда показателей Херста средствами линейной регрессии.

Данный метод позволяет не принимать во внимание лишние шумы *RS* тренда и обратить внимание на те точки срыва (циклы), персистентность которых наиболее высока. Данная невосприимчивость к зашумленности становится актуальной при построении *RS* тренда с высокой частотой шага.

Результаты работы данного метода представлены на рисунке 2.

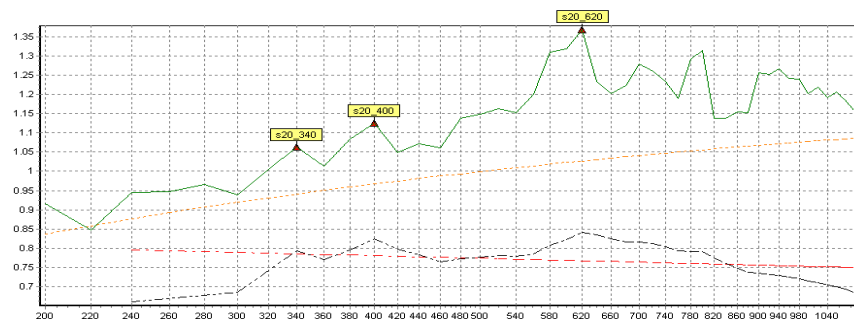


Рис. 2. показатель двадцатидневных прибылей:

- ▲ - «Разрыв»; — *V*-статистика; — Математическое ожидание ( $E(R/S)$ )
- Показатель Херста (как угол наклона линейной регрессии);
- Линейная регрессия для показателя Херста

На данном рисунке можно наблюдать 3 выделенных непериодических цикла (340, 400 и 620 операционных дней).

Учитывая, что непериодический цикл не имеет абсолютной частоты, а имеет лишь среднюю частоту и продолжительность (точная продолжительность будущего цикла неизвестна), следовательно, выявление в

ретроспективном трафике таких непериодических циклов и корректное прогнозирование появления их в будущих периодах позволяет существенно увеличить точность всего прогноза.

#### Выявление «флагов» критических состояний системы

Существенным моментом при фрактальном анализе является наличие критического значения фрактальной размерности временной кривой, при приближении к которому система теряет устойчивость и переходит в нестабильное состояние, и параметры быстро либо возрастают, либо убывают, в зависимости от тенденции, имеющей место в данное время. Такие критические состояния системы (далее «флаги») авторами предлагается выявлять на основе анализа сингулярности тренда и фрактальной размерности фондового индекса.

На рис. 3 можно наблюдать, что в момент появления таких флагов, линия тренда цен акций GMKN меняет тенденцию своего движения. Данные флаги наблюдаются в точках «срыва тренда». Точки «срыва тренда», в которых значения фрактальной размерности больше 1.5, или стремятся к 1.5, указывают на наиболее сильную смену направления тенденции движения тренда.

Для выделения таких точек «срыва тренда» авторами данной работы разработан автоматизированный алгоритм, где в рамках каждого инвестиционного горизонта следует контролировать спектр фрактальной размерности.

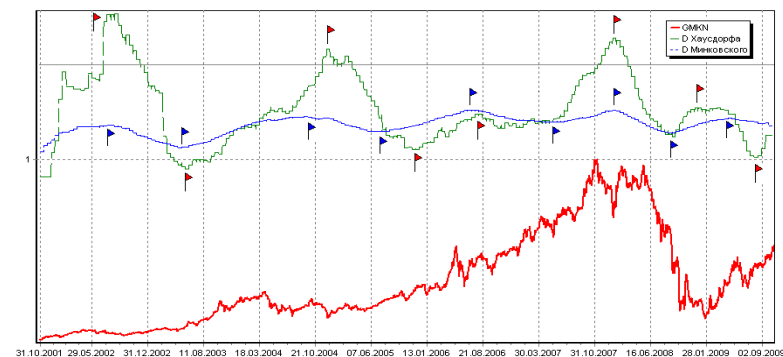


Рис. 3. Флаги критических состояний системы на основе фрактальных размерностей Хаусдорфа-Безиковича и Минковского

В частности, значения мультифрактальной размерности (спектр), генерируемый авторской экспертной системой представлен на рис. 4, красными прямоугольниками отмечены те временные диапазоны, в которых разные по своей длине инвестиционные горизонты (циклы) сходятся (почти совпадают).

Легко заметить, что в этих временных диапазонах тренд акций GMKN нестабилен, а после появления диапазона тренд акций GMKN меняет свою тенденцию. На графиках очевидно заметна волнообразная, циклическая структура размерности.

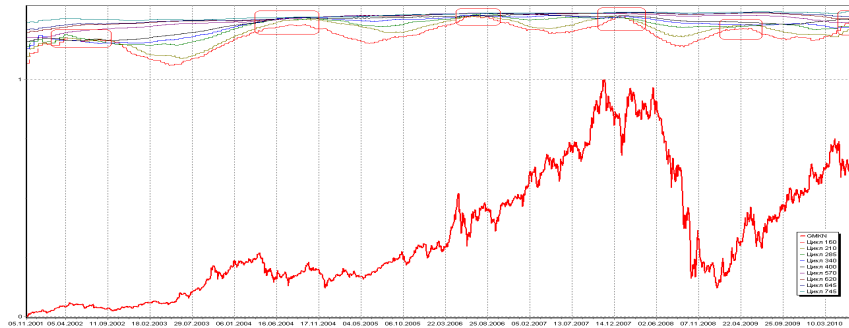


Рис. 4. Мультифрактал размерности Минковского (все выявленные периодические и непериодические циклы)

«Флаги» критических состояний системы, которые находятся в местах «срыва тренда» размерности и совпадают с «диапазонами нестабильности» – указывают на ярко выраженную последующую смену тренда. Такие флаги в данной работе названы «Флагами катастроф».

В частности, при двумерном представлении какого-либо инвестиционного горизонта («сингулярного снимка» горизонта) рис. 5 (б) хорошо видна темная зона, соответствующая периоду финансового кризиса, а на рис. 5 (в) выделены зоны существенного изменения его фрактальной размерности индекса *Ind* при анализе тренда индекса с шириной горизонта 23 дня, являющимся одним из найденных авторами краткосрочных условно периодических циклов.

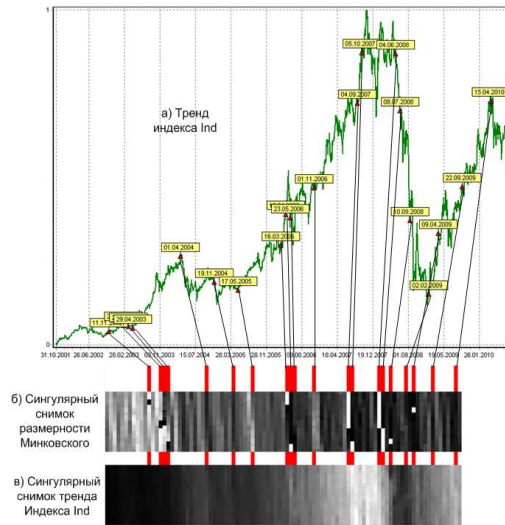


Рис. 5. Двумерное представление индекса *Ind* с шириной горизонта 23 операционных дня

Метками изменения фрактальной размерности на рис. 5 являются контрастные горизонтальные линии в выделенных зонах, предшествующие в ноябре 2003 г. существенному увеличению цен на акции GMNK и существенному снижению в мае 2008 г.

«Флаги катастроф» можно наблюдать как в условиях эффективных рынков, так и в периоды кризисов.

**Нейро-нечеткая система**

Для реализации нейро-нечеткой системы прогнозирования тенденций поведения ценовых трендов акций GMNK, авторами сформированы лингвистические переменные и построены их функции принадлежности. На основе сформированных лингвистических переменных определена база правил нейро-нечетких сетей. Обобщенная архитектура нейро-нечеткой системы представлена на рис. 6., где  $\vec{x}_1^*$  – вектор длин фрактальных циклов (Инвестиционный горизонт);  $\vec{x}_2^*$  – значения индекса *Ind*;  $\vec{x}_3^*$  – цены прогнозируемой акции;  $\vec{x}_4^*$  – значения ликвидности;  $\vec{x}_5^*$  – спектр фрактальной размерности; *Out<sub>i</sub>* – предварительный прогноз для *i*-го инвестиционного горизонта; *n* – количество инвестиционных горизонтов.

Архитектура нейро-нечеткой системы (рис. 6) представляет собой совокупность из *n* взаимосвязанных нейро-нечетких сетей (*n*-количество выделенных фрактальных периодических и непериодических циклов), каждая из которых формирует промежуточные прогнозные значения ценового тренда для соответствующего инвестиционного горизонта (выделенного цикла). Значения промежуточных прогнозов подвергаются последовательному нейро-нечеткому анализу тремя модулями: модулем расчета критериев точности прогноза, модулем ранжирования критериев точности прогноза и модулем генерации результирующего прогноза.

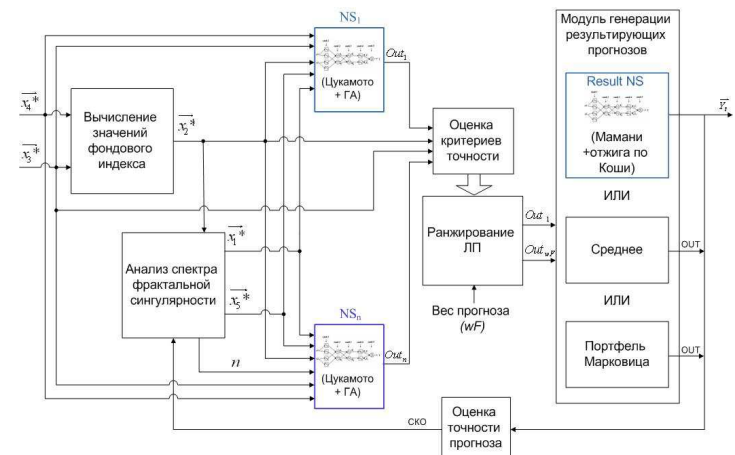


Рис. 6. Архитектура нейро-нечеткой системы

Для каждой из  $n$  нейро-нечетких сетей ANFIS, выполнена оптимизация параметров, обучение которых происходило средствами генетического алгоритма.

Модуль генерации результирующего прогноза рассматриваемой аналитической системы поддерживает три способа формирования ценового тренда акций металлургических компаний:

- на основе усреднения значений промежуточных прогнозов;
- на основе портфельной теории Марковица;
- на основе авторской нейро-нечеткой сети.

В первом случае результирующим прогнозом является среднее арифметическое из отобранных промежуточных прогнозов на каждую прогнозную дату.

Во втором случае, каждый результирующий прогноз представляется в виде актива и по теории Марковица генерируется «портфель». Ожидаемая доходность представляет собой доходность промежуточного прогноза, а риском является СКО промежуточного прогноза. Вес актива в рассчитанном портфеле – является весом промежуточного прогноза в результирующем. Такие оптимальные портфели формируются на каждую прогнозную дату. Результирующим прогнозом является средневзвешенная промежуточных прогнозов.

В третьем случае, используется нейро-нечеткая сеть ANFIS на основе алгоритма дефазификации Мамдани с весами лингвистических переменных, математическая модель которой соответствует следующему выражению (2):

$$\bar{y} = \frac{\sum_{r=1}^N \bar{y}^r \max_{1 \leq k \leq N} \left\{ \min_{1 \leq i \leq n} \left\{ T_{i=1}^{*n} \left\{ \exp \left[ - \left( \frac{\overline{out}_i - \overline{out}^k_i}{\sigma_i^k} \right)^2 \right], w_{i,k} \right\}, \exp \left[ - \left( \frac{\bar{y}^r - \bar{y}^k}{\sigma^k} \right)^2 \right] \right\} \right\}}{\sum_{r=1}^N \max_{1 \leq k \leq N} \left\{ \min_{1 \leq i \leq n} \left\{ T_{i=1}^{*n} \left\{ \exp \left[ - \left( \frac{\overline{out}_i - \overline{out}^k_i}{\sigma_i^k} \right)^2 \right], w_{i,k} \right\}, \exp \left[ - \left( \frac{\bar{y}^r - \bar{y}^k}{\sigma^k} \right)^2 \right] \right\} \right\}}. \quad (2)$$

Используя описанную в данной работе систему проведено прогнозирование тенденций поведения ценового тренда акций GMKN на 210 операционных дней от 19.02.2007. На основе величин погрешностей результирующего прогноза авторской нейро-нечеткой системы и авторегрессионных моделей проведена оценка точности и сравнительный анализ (таблица).

Значения критериев для обучающей последовательности

Модель	MSE	$p$	AIC	FPE	Критерий Шварца
Для обучающей последовательности					
Авторская нейро-нечеткая система с применением НС в результирующем прогнозе	0,00060	131	-1444,27361	0,00108	-993,88522

Окончание табл.

Модель	MSE	$p$	AIC	FPE	Критерий Шварца
Для тестовой последовательности					
Авторская нейро-нечеткая система с применением НС в результирующем прогнозе	0,01832	131	-657,94524	0,03291	-207,55685
Для авторегрессионных моделей					
ARMA(1,1)	0,25223	3	-310,80520	0,25554	-300,49096
ARIMA(1,1,0)	0,25004	3	-312,80660	0,25333	-302,49236
AFRIMA(1,1)	0,23045	7	-323,57300	0,23758	-299,50644
ARFIMA-FIGARCH (1,1,1,1)	0,21496	8	-337,57970	0,22257	-310,07507

В ходе оценки анализируемых моделей прогнозирования, по критериям структурной сложности и точности результирующих прогнозов, выявлено, что модель «Авторская нейро-нечеткая система с применением НС в результирующем прогнозе» является субоптимальной. Несмотря на то, что авторегрессионные модели имеют малое количество настраиваемых параметров, их среднеквадратическая ошибка слишком высока по сравнению с моделью авторской нейро-нечеткой системы.

## Литература

1. Петерс Э. Фрактальный анализ финансовых рынков. Применение теории Хаоса в инвестициях и экономике. – М.: Интернет-Трейдинг, 2004. – 304 с.
2. Бутырин А.А. Создание фондовых индексов для прогнозирования ценных бумаг ОАО ГМК «Норильский никель» // Цветные металлы. – 2009. – № 5. – С. 27-31.
3. Бутырин А.А. Исследование фрактальных сингулярностей фондовых индексов промышленных предприятий / А.А. Бутырин, С.Г. Фомичева // Научно-технические ведомости СПбГПУ. Серия «Экономические науки». – 2009. – № 5. – С. 220-234.

Трофимова Е.В.

## Концептуальная модель формирования системы Интернет-банкинга

(Банк КИТ-финанс, Санкт-Петербург)

Internet-banking – это управление банковскими счетами через Интернет. Банковское дело как наука вынуждено шагнуть на новый уровень развития, основанный на активном использовании информационно-коммуникационных технологий.