

АНАЛИЗ СПЕКТРА ФРАКТАЛЬНЫХ СИНГУЛЯРНОСТЕЙ ФИНАНСОВЫХ РЯДОВ

(Норильский индустриальный институт)

Получившая в последнее время широкое распространение гипотеза фрактального рынка может быть подтверждена или опровергнута именно в данный период глобального финансового кризиса, когда теория эффективных рынков не дает корректных результатов при прогнозировании фондовых показателей. В докладе представлен ряд проведенных авторами исследований по анализу динамики акций российских компаний металлургической отрасли, в достаточной мере подтверждающих фрактальное поведение финансовых трендов, и позволивших авторам выявить фрактальные статистические структуры. Также представлена авторская методика выявления флагов фрактальной сингулярности, в основе которой лежат формализованные аналитические преобразования спектра фрактальных размерностей, реализованные в виде автоматизированной экспертной системы.

Экспертная система включает в себя модуль R/S -анализа значений фондовых индексов, а также авторские алгоритмы оперативного контроля фрактальных размерностей финансовых рядов, позволяющие в режиме on-line выявлять и контролировать параметры цикличности поведения акций металлургической отрасли и, в частности, акций ОАО ГМК «Норильский никель» как при долгосрочных, так и краткосрочных горизонтах. Найденные значения длин фрактальных циклов используются экспертной системой для анализа спектра фрактальных размерностей исследуемого ряда, в результате появляется возможность корректного контроля изменения значений функций мультифрактального спектра (спектра фрактальных сингулярностей финансового ряда), которые, по сути, и являются сигналами «флагами» изменений тенденций поведения индексов как в условиях эффективных рынков, так и в периоды кризисов (рис. 1).

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. 2, 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_i – предварительный прогноз для i -го инвестиционного горизонта; n – количество инвестиционных горизонтов.

Архитектура нейро-нечеткой системы представляет собой совокупность из n взаимосвязанных нейро-нечетких сетей (n -количество выделенных фрактальных периодических и непериодических циклов), каждая из кото-

рых 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.

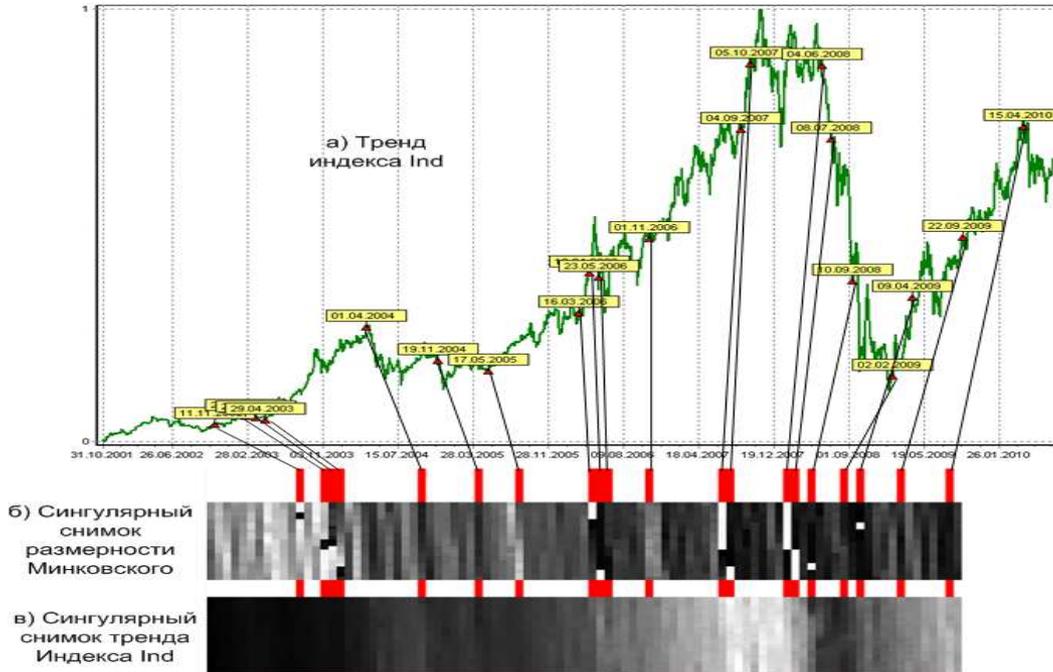


Рис. 1. Двумерное представление индекса *Ind* с шириной горизонта 23 операционных дня

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

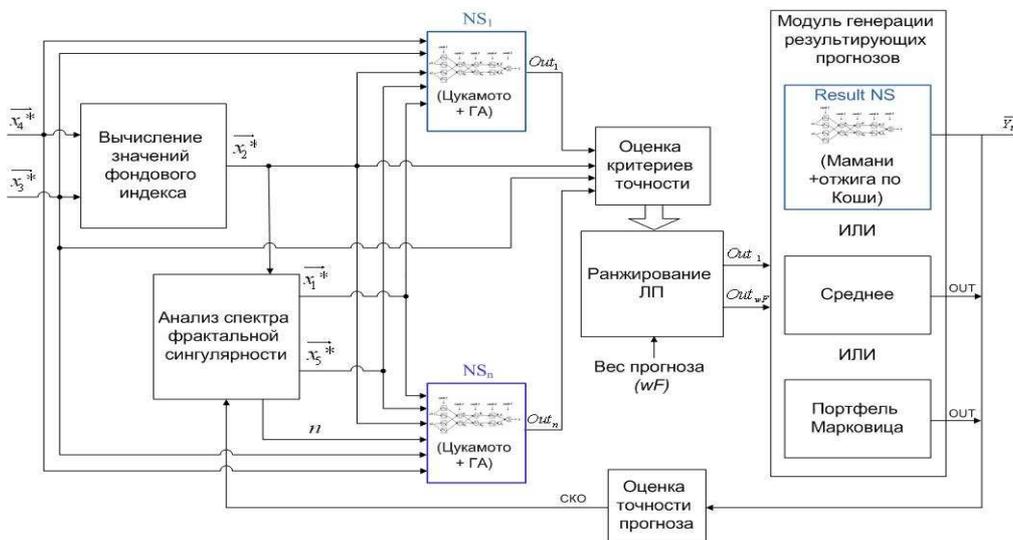


Рис. 2. Архитектура нейро-нечеткой системы

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):

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

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.

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
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.

Минаков В.Ф.

КЛАССИФИКАЦИЯ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ИННОВАЦИОННЫХ ПРОЕКТОВ НА ОСНОВЕ АНАЛОГОВОГО И ДИСКРЕТНОГО ПРЕДСТАВЛЕНИЯ

(СПбГУЭФ, Санкт-Петербург)

Приоритет инновационного развития России осознан и признан научным сообществом, политической элитой страны. Создан целый ряд инновационных, венчурных фондов. Однако, результатов и даже адекватной затратам отдачи перечисленные мероприятия до настоящего времени не дали [1].

Обоснованно, следовательно, считать, что управление инновационным развитием неэффективно. Важно подчеркнуть, поддержку инновационных проектов осуществляют многочисленные венчурные компании, инновационные и инвестиционные фонды. Следовательно, институционально инновационная деятельность поддерживается государственными, частными, партнерскими, международными организациями. Следовательно, причину неэффективности надо искать в реализации инновационных процессов такими организациями.

Процесс реализации инновационных проектов – инновационную деятельность представим ее обобщенной схемой [2] с выделением ключевых этапов, осуществление которых и должно обеспечить ее результаты в виде экономического эффекта, например, прибыли, нематериальных активов – интеллектуальной собственности компаний (НОУ-ХАУ, патентов лицензий, свидетельств на объекты интеллектуальной собственности), а также приращение знаний [3].

Декомпозиция инновационной деятельности позволяет установить, что эффект от ее реализации может быть получен только после процессов инвестирования и прохождения всех фаз инновационного процесса. Очевидно, что любая из его фаз является априори высокорисковой и может даже быть неуспешной. Следовательно, необходим такой отбор инновационных проектов для инвестирования, который позволял бы снизить возможность неблагоприятного исхода, а соответственно – достичь цели инновационного проекта. Методика отбора должна быть основана на оценке реализуемости каждого этапа инновационной деятельности, а также оценке эффекта от реализации инновационного проекта в целом.

Задаче совершенствования модели оценки отбираемых инновационных проектов и посвящена настоящая статья.