

Л.О. Кириченко, Ю.А. Кобицкая, А.В. Стороженко

РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В ЭКСПЕРТНОЙ СИСТЕМЕ ФРАКТАЛЬНОГО АНАЛИЗА

Аннотация. В работе предложена последовательность этапов функционирования механизма вывода в экспертной системе, которая предназначена для анализа фрактальной структуры временных рядов и выбора математической модели стохастического процесса, обладающего требуемыми фрактальными и статистическими свойствами.

Ключевые слова: экспертная система, самоподобный и мультифрактальный случайный процесс, временной ряд.

Введение

Многочисленные исследования, проведенные в последние десятилетия, показали, что многие информационные, биологические, физические, технологические процессы обладают сложной фрактальной структурой. Такие процессы изучаются самыми различными науками – от распределения галактик в астрономии до формирования облаков, климата и погоды, предсказания землетрясений в метеорологии; от полимеризации и окисления в химии до структуры легких и сосудистой системы человека, в физиологии зрительной системы и картин роста многих растений в биологии; от «языков», мешающих добыче нефти и структуры притоков, областей водосбора речных систем, частоты наводнений в геофизике до собственно физики, где фракталы и статистическое самоподобие встречаются в броуновском движении, перколяциях, в исследованиях турбулентности и в других явлениях. Одним из примеров фрактальных стохастических структур являются современные финансовые рынки, для которых характерен эффект памяти, когда изменение цены зависит от величины предыдущего изменения.

Все вышеуказанное привело к появлению ряда моделей фрактальных стохастических процессов. К их характерным особенностям относятся высокие пики и «тяжелые хвосты» распределений, долгосрочная зависимость, условная гетероскедастичность и другие. Сле-

дует отметить отсутствие универсальных моделей, которые могли бы использоваться для описания фрактальных процессов различной природы. И наоборот, один и тот же процесс, в зависимости от целей исследования, может описываться несколькими моделями. В общем случае выбор модели базируется на характеристиках исследуемого временного ряда (ВР). Однако до сих пор не существует единого универсального метода определения фрактальных характеристик для ВР и единого подхода к проведению исследований, которые должны предшествовать собственно фрактальному анализу.

В настоящее время все большее применение находят методы интеллектуального анализа ВР, направленные на выявление закономерностей в динамике систем на фоне случайностей, обнаружение скрытых корреляций и непериодических циклов, что позволяет делать обоснованные выводы и прогнозы. Одним из способов реализации методов анализа и прогнозирования ВР является разработка системы поддержки принятия решений (СППР) [1-3]. В последние годы предложены и разработаны СППР для ВР, обладающих различными характерными особенностями, в том числе различными нестационарными свойствами (см., например, [4-6]). Однако, не смотря на то, что фрактальный анализ находят все большее практическое применение при анализе ВР, разработке математических моделей и проведении имитационного моделирования в самых разнообразных областях науки, техники и медицины, еще не разработаны СППР, реализующие модели и методы фрактального анализа.

Таким образом, актуальной является задача разработки системы поддержки принятия решений, которая позволяет пользователю исследовать структуру фрактального ВР и выбрать лучшую модель из некоторого множества. Целью представленной работы является разработка основных этапов функционирования экспертной системы, содержащей знания и аналитические способности экспертов в области применения фрактального анализа ВР.

Самоподобные и мультифрактальные случайные процессы

Процессы, обладающие фрактальными свойствами, можно разделить на две группы: самоподобные (монофрактальные) и мультифрактальные. Монофрактальные процессы являются однородными в том смысле, что обладают одним показателем скейлинга. Мультифрактальные процессы допускают разложение на участки с различны-

ми локальными масштабными свойствами и характеризуются спектром скейлинговых показателей.

Самоподобие случайных процессов заключается в сохранении вероятностных характеристик при изменении масштаба времени. Стохастический процесс $X(t)$ является самоподобным с параметром H , если процесс $a^{-H}X(at)$ описывается теми же конечномерными законами распределений, что и $X(t)$: $\text{Law}\{a^{-H}X(at)\} = \text{Law}\{X(t)\}$, $\forall a > 0, t > 0$. Параметр H , $0 < H < 1$, называемый показателем Херста, представляет собой степень самоподобия процесса. Наряду с этим свойством, показатель H характеризует меру долгосрочной зависимости стохастического процесса, т.е. убывание автокорреляционной функции $r(k)$ по степенному закону: $r(k) \sim k^{-\beta}$, $k \rightarrow \infty$, $0 < \beta < 1$, $H = 1 - (\beta / 2)$. В случае $0,5 < H < 1$ процесс обладает длительной памятью: если в течение некоторого времени в прошлом наблюдались положительные приращения процесса, то есть происходило увеличение, то и впредь в среднем будет происходить увеличение. В случае $0 < H < 0,5$ говорят об антиперсистентном процессе. Здесь высокие значения процесса следуют за низкими, и наоборот. При $H = 0,5$ приращения процесса не зависят от предыдущих значений.

Моменты q -го порядка самоподобного случайного процесса можно выразить как $M\left[|X(t)|^q\right] = C(q) \cdot t^{qH}$, где величина $C(q) = M\left[|X(1)|^q\right]$. Для мультифрактальных процессов выполняется более общее соотношение $\text{Law}\{X(at)\} = \text{Law}\{M(a) \cdot X(t)\}$, где $M(a)$ – независимая от $X(t)$ случайная функция. В случае самоподобного процесса $M(a) = a^H$. Мультифрактальные процессы проявляют более гибкие скейлинговые закономерности для моментных характеристик: $M\left[|X(t)|^q\right] = c(q) \cdot t^{qh(q)}$, где $c(q)$ – некоторая детерминированная функция; $h(q)$ – обобщенный показатель Херста, являющийся в общем случае нелинейной функцией. Значение $h(q)$ при $q = 2$ совпадает со значением степени самоподобия H . Для монофрактальных процес-

сов обобщенный показатель Херста не зависит от параметра q :
 $h(q) = H$.

Основные задачи механизма вывода экспертной системы

Экспертные системы (ЭС) – это прикладные системы искусственного интеллекта, в которых база знаний представляет собой формализованные эмпирические знания высококвалифицированных специалистов в какой-либо узкой предметной области. Обычно ЭС содержит следующие компоненты: механизм логического вывода (интерпретатор, решатель), рабочую базу данных (БД), базу знаний (БЗ), подсистему приобретения и пополнения знаний, подсистему объяснения и подсистему диалога.

Механизм логического вывода (МВ) предназначен для получения новых фактов на основе сопоставления исходных данных из БД (временные ряды и описание предметной области) и знаний из БЗ (данных, описывающих свойства фрактальных процессов). Для этого обычно используется программно реализованный механизм дедуктивного логического вывода. МВ во всей структуре ЭС занимает наиболее важное место. Рассмотрим основные этапы работы МВ в ЭС, позволяющей исследовать структуру фрактального ВР и выбрать наиболее подходящую модель стохастического процесса. Необходимые пояснения будем проводить на примерах анализа финансовых рядов, обладающих фрактальными свойствами. На рисунке представлена блок-схема основных этапов функционирования МВ.

На первом этапе (блок 1) необходимо провести ряд исследований, предваряющих фрактальный анализ некоторого случайного процесса, представленного временным рядом $X(t)$ [7-9]:

1. Из априорно известной информации необходимо выяснить, является ли ВР кумулятивным (например, курс валюты) или нет (например, ряд волатильности).

2. Определить интервалы различных скейлингов. Если ВР обладает несколькими скейлингами, зависящими от временных интервалов (например, дневные и часовые данные для валютных рядов), то на каждом таком интервале динамика ВР $X(t)$ определяется соответствующим показателем Херста.

3. Выявить и удалить краткосрочную авторегрессионную зависимость. Наличие авторегрессионной зависимости смещает значения показателя Херста и демонстрирует ложную долговременную память.

Поэтому для корректного оценивания степени самоподобия краткосрочную зависимость необходимо удалить в соответствии с формулой $S(t) = X(t) - (a + b \cdot X(t - 1))$. Если исходный ряд $X(t)$ имел долгосрочную зависимость, то она сохраняется (показатель Херста $H > 0,5$), в то время как краткосрочная зависимость устраняется (показатель Херста $H \approx 0,5$). Если авторегрессионная зависимость является значимой, то дальнейшие этапы фрактального анализа проводятся для остаточного временного ряда.

Все результаты предварительных исследований, в том числе в графическом виде, предоставляются пользователю с помощью подсистемы объяснения. Зачастую эти результаты могут иметь самостоятельную значимость для дальнейшего анализа и прогнозирования ВР.

Следующим этапом (блок 2) является выявление наличия фрактальных свойств ВР. Качественной проверкой наличия свойств статистического самоподобия является построение агрегированных временных рядов, соответствующих исследуемому ряду $X(t)$ и построение для них выборочных функций распределения. В случае самоподобия агрегированные ряды имеют одинаковое распределение, подтвержденное статистическими критериями. После этого выполняется оценивание степени самоподобия (показателя Херста H). Если значение H близко к $0,5$, необходимо проверить гипотезу о наличии самоподобия соответствующими методами.

При отсутствии фрактальных свойств ВР пользователю предлагается проводить дальнейший анализ и моделирование ВР методами, не использующими фрактальный анализ. Подсистема объяснения поясняет ход рассуждений, и какие знания были при этом использованы.

Следующим этапом является определение, имеет ли ВР монофрактальные или мультифрактальные свойства (блок 3). Различение свойств моно- и мультифрактальности по временным рядам малой длины является непростой задачей. В работе [10] предложен метод, позволяющий принимать или отвергать гипотезу о наличии монофрактальных свойств для временного ряда. В основе метода лежат исследования статистических характеристик выборочных значений обобщенного показателя Херста $h(q)$, которые получены методом мультифрактального детрендрованного флуктуационного анализа.

Значение случайной величины $\Delta h = h(q1) - h(q2)$ можно использовать в качестве статистического критерия для принятия гипотезы о монофрактальности ряда. Пользователю предоставляются результаты исследований, в том числе вероятность принятия гипотезы.

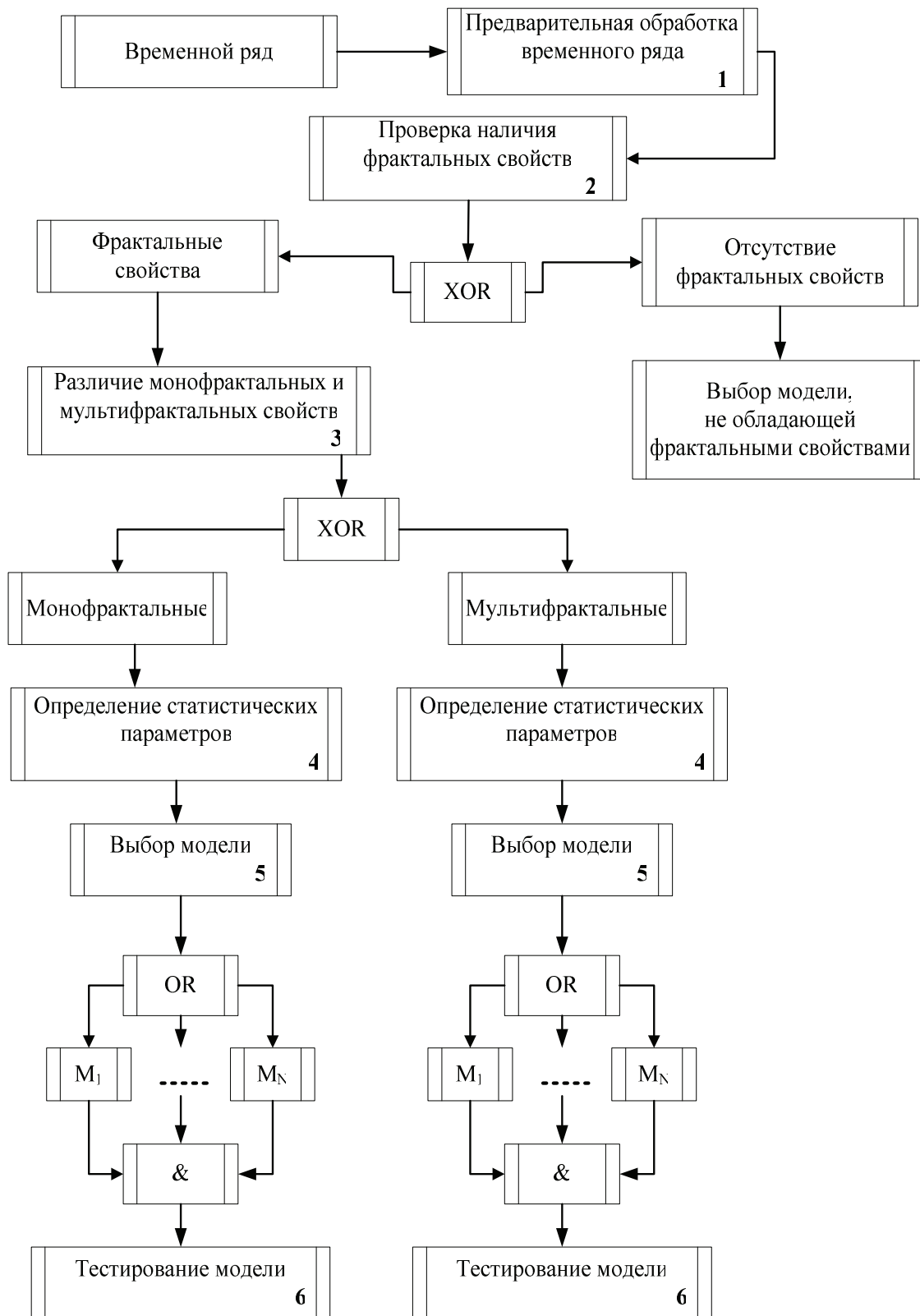


Рисунок 1 – Блок-схема основных этапов функционирования МВ

После этого выполняется расчет статистических характеристик (блок 4), необходимых для выбора и построения математических моделей (блок 5), обладающих свойствами монофрактальности (фрактальное броуновское движение, фрактальные точечные процессы, фрактальный процесс АРСС и др.) и мультифрактальности (фрактальное устойчивое движение Леви, стохастические мультипликативные каскады, фрактальное движение в мультифрактальном времени и др.). Пользователю предоставляются рекомендуемые модели, которых может быть несколько. В рамках ЭС предполагается проведение тестирования и проверка адекватности моделей (блок 6).

Выводы и перспективы дальнейших исследований

В работе предложена последовательность этапов функционирования механизма вывода в экспертной системе, которая предназначена для анализа фрактальной структуры временных рядов и выбора математической модели стохастического процесса, обладающего требуемыми фрактальными и статистическими свойствами. Этими этапами являются: предварительный анализ, включающий удаление краткосрочной зависимости, выявление наличия фрактальных свойств, различение свойств моно- и мультифрактальности и выбора соответствующих математических моделей. В дальнейшем планируется формализация и программная реализация предложенных методов и подходов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Попов Э.В. Статические и динамические экспертные системы: Учеб. пособие / Э.В. Попов, И.Б. Фоминых, Е.Б. Кисель, М.Д. Шапот. – М.: Финансы и статистика, 1996. - 320с
2. Джексон П. Введение в экспертные системы / П. Джексон. М.: Вильямс, 2001. – 624с.
3. Гнатієнко Г.М. Експертні технології прийняття рішень / Г.М. Гнатієнко, В.Є. Снитюк.– К. : ТОВ «Маклаут», 2008. – 444 с.
4. Слободенюк О.В. Система підтримки прийняття рішень при моделюванні та прогнозуванні нестационарних стохастичних процесів: автореф. дис. канд. техн. наук / О.В. Слободенюк. – Херсон, 2006.
5. Лукашев А.В. Модели и алгоритмы поддержки принятия решений на основе анализа временных рядов: автореф. дис. канд. техн. наук / А.В. Лукашев. – СПб, 2012.
6. Коновалюк М. М. Інформаційна технологія для оцінювання і прогнозування нелінійних нестационарних фінансових процесів: автореф. дис. канд. техн. наук / М.М. Ковальнюк. – К, 2013.

7. Петерс Э. Фрактальный анализ финансовых рынков. Применение теории хаоса в инвестициях и экономике / Э. Петерс. – М : Интернет-трейдинг, 2004. – 304 с.
8. Ширяев А. Н. Основы стохастической финансовой математики / А. Н. Ширяев. – М. : Фазис, 1998. – Т. 1: Факты. Модели. – 512 с.
9. Kirichenko L. Comparative Analysis for Estimating of the Hurst Exponent for Stationary and Nonstationary Time Series / L. Kirichenko, T. Radivilova, Zh. Deineko // Information Technologies & Knowledge. – 2011. – Vol.5. – № 4. – P. 371–388.
10. Кириченко Л. О. Сравнительный мультифрактальный анализ временных рядов методами детрендированного флуктуационного анализа и максимумов модулей вейвлет-преобразования / Л. О. Кириченко // Автоматизированные системы управления и приборы автоматики. – 2011. – Вып. 157. – С.66–77.