

7. Kallrath, J. Cutting Ellipses from Area-Minimizing Rectangles [Text] / J. Kallrath, S. Rebennack // Journal of Global Optimization. – 2013. – Vol. 59 (2-3). – P. 405-437. doi:10.1007/s10898-013-0125-3.
8. Kallrath, J. Cutting Circles and Polygons from Area-Minimizing Rectangles [Text] / J. Kallrath // Journal of Global Optimization – 2008. – Vol. 43 (2-3). – P. 299-328. doi:10.1007/s10898-007-9274-6.
9. Панкратов, А. В. Оптимальная упаковка эллипсов с учетом допустимых расстояний [Текст] / А. В. Панкратов, Т. Е. Романова, И. А. Суббота // Журнал Обчислювальної Математики. – 2014. – Т. 1 – С. 27-42.
10. Стоян, Ю. Г. Квази-phi-функции для математического моделирования отношений геометрических объектов [Текст] / Ю. Г. Стоян, А. В. Панкратов, Т. Е. Романова, Н. И. Чернов // Доповіді Національної академії наук України. – 2014. – Т. 9. – С. 49-54.
11. Chernov, N. Phi-Functions for 2D Objects Formed by Line Segments and Circular Arcs [Text] / N. Chernov, Y. Stoyan, T. Romanova, A. Pankratov // Advances in Operations Research. – 2012. – Vol. 2012. – 26 p. doi:10.1155/2012/346358
12. Chernov, N. Mathematical model and efficient algorithms for object packing problem [Text] / N. Chernov, Y. Stoyan, T. Romanova // Computational Geometry: Theory and Applications. – 2010. – Vol. 43 (5). – P. 535-553. doi:10.1016/j.comgeo.2009.12.003.
13. Bennell, J. Optimal clustering of a pair of irregular objects [Text] / J. Bennell, G. Scheithauer, Y. Stoyan, T. Romanova, and A. Pankratov // Journal of Global Optimization. – 2014. doi:10.1007/S10898-014-0192-0
14. Wachter, A. On the implementation of an interior-point filter line-search algorithm for large-scale nonlinear programming [Text] / A. Wachter, L. T. Biegler // Mathematical Programming. – 2006. – Vol. 106 (1). – P. 25-57. doi:10.1007/s10107-004-0559-y.

**В роботі проведено дослідження класу неоднорідних часових рядів, як часткового випадку нестационарних рядів динаміки, які не наводяться до стаціонарних, характеризуються нелінійним трендом, складними періодичними компонентами, високим рівнем шуму та змінною структурою. Запропоновано підхід до ідентифікації даного класу рядів на підставі статистичних характеристик і метод оцінки максимального рівня втрат при прогнозуванні**

**Ключові слова:** неоднорідні компоненти, нестационарний часовий ряд, статистичні характеристики, оцінка ризику, прогнозування

**В работе проведено исследование класса неоднородных временных рядов, как частного случая нестационарных рядов динамики, которые не приводятся к стационарным, характеризуются нелинейным трендом, сложными периодическими компонентами, высоким уровнем шума и изменяющейся структурой. Предложен подход к идентификации данного класса рядов на основании статистических характеристик и метод оценки максимального уровня потерь при прогнозировании**

**Ключевые слова:** неоднородные компоненты, нестационарный временной ряд, статистические характеристики, оценка риска, прогнозирование

УДК 517.534  
DOI: 10.15587/1729-4061.2014.28014

## РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ АНАЛИЗА НЕОДНОРОДНЫХ РЯДОВ ДИНАМИКИ НА ОСНОВАНИИ СТАТИСТИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК

**А. А. Чистякова**  
Аспирант

Кафедра информационных  
управляющих систем  
Харьковский национальный  
университет радиоэлектроники  
пр. Ленина, 16, г. Харьков, Украина, 61166  
E-mail: anna.chistyakova.prn@gmail.com

### 1. Введение

Непрерывное возрастание требований к контролю состояния технологических и бизнес процессов, а также финансовых показателей, вызванное необходимостью повышения эффективности, надежности и снижения риска при принятии управленческих решений, обусловило широкое применение современных информационных систем и технологий. Важной особенностью таких процессов и их моделей является изменение их показателей во времени, из которых формируются временные ряды, характеризующие состояние объектов в разные моменты. Временные ряды

значений технологических параметров и курсов валют представляют собой сложные зависимости с множеством локальных особенностей и отсутствием явной периодичности, следствием чего является наличие неоднородных компонент рядов динамики. При этом в каждый момент времени изменяются не только параметры процесса, но и его структура, что проявляется в свойстве неоднородности информации.

Подбор единой структуры модели для всего набора данных неоднородного временного ряда и прогнозирование с использованием статистических методов и моделей приводит к неэффективному результату вследствие большой ошибки модели и расширенно-

му доверительному интервалу прогноза. При изменении длины временного ряда анализируемых данных происходит смена структуры модели, следовательно прогноз на один и тот же интервал оказывается несостоятельным.

Так, в работе неоднородным временным рядом будем называть ряд, которому свойственен нелинейный характер, завуалированные периодические компоненты с изменяющейся амплитудой и высокий уровень шума.

В виду выделенных проблем актуальной задачей является исследование неоднородных временных рядов с целью анализа, прогнозирования, контроля динамики технологических и других производственных процессов, а также курсов валют для принятия своевременных управленческих решений.

---

## 2. Анализ литературных данных и постановка проблемы

---

Временные ряды технологических показателей и курсов валют относятся к классу нестационарных рядов в общем виде, при этом периоды стационарности, нестационарности, гетероскедастичности сменяют друг друга. Данные изменения порождают свойство неоднородности, в данном случае выбор адекватной модели прогнозирования не приводит к удовлетворительному результату [1].

Так, при рассмотрении временного ряда показателя как случайной величины применяется тест Чоу с целью выявления факта неоднородности. Идея теста Чоу тесно связана с методикой регрессионного анализа с фиктивными переменными, когда имеется возможность разделения совокупности наблюдений по степени воздействия этого фактора на отдельные группы и требуется установить возможность использования единой модели регрессии. Применение других критериев для анализа стабильности структуры временного ряда, таких как  $t$ -критерий,  $F$ -критерий, критерий Кохрена, критерий Манна-Уитни, Краскера-Уоллеса также позволяет определить класс неоднородных временных рядов. Однако использование каждого из тестов и критериев имеет свои предпосылки и предположения, что затрудняет их применение в автоматизированном режиме.

При анализе неоднородных временных рядов можно выделить статистический и адаптивный подходы. В частности, статистический подход к моделированию временных рядов основывается на восстановлении по конкретному числовому временному ряду приближенной модели, отражающей статистическую зависимость, для описания численного прогноза поведения исследуемого процесса [2–4]. Так как неоднородный временной ряд является частным случаем нестационарных рядов динамики, то часто применяют интегрирование и говорят о процессе проинтегрированного скользящего среднего (АРПСС), при этом приводится соответствующая информация [5]. Высокий порядок интегрирования существенно влияет на трансформацию исходных данных, что негативно отражается на точности и адекватности прогноза и увеличивает вероятность риска при принятии решений.

Стоит отметить, что при интегрировании выше второго порядка, происходит существенная потеря

исходной информации, снижается точность и адекватность оценки статистических характеристик. Вследствие этого набор статистических методов и моделей не может быть применен к временным рядам неоднородной структуры, которые не приводятся к стационарным. Однако, если ряд является нестационарным, но однородным, характеризуется нелинейным трендом и может быть приведен к стационарному взятием первой, второй разности данный подход демонстрирует высокую эффективность.

В рамках адаптивного динамического подхода при решении задачи идентификации структуры неоднородных временных рядов необходимо определить размерность вложения, корреляционную размерность, энтропию и т. д. Суть динамического адаптивного подхода заключается в том, что форму странного аттрактора модели прогноза временного ряда можно получить на основании векторов задержки наблюдаемого ряда  $Y_i = \{y_1, y_2, \dots, y_{i+m-1}\}$ . Впервые данный подход к анализу временных рядов был обоснован в работе Ф. Такенса [6].

В работе используется модель прогнозирования неоднородного временного ряда, которая предполагает, что временной ряд содержит компоненты изменяющейся структуры и имеет рекуррентное продолжение. При этом характеристики, порождающие данный ряд, могут быть априори неизвестны. Данный подход тесно переплетен с теорией динамических систем, фрактальных множеств и нелинейной динамикой. Неоднородные временные ряды характеризуются свойством самоподобия, которое проявляется в медленном убывании дисперсии, долговременной зависимости и флуктуационном характере спектра мощности.

Анализ особенностей рядов данного класса позволяет более успешным образом подойти к их описанию и разработать модели прогнозирования, основанные на наличии факта изменяющейся структуры компонент временного ряда, таких как тренд, периодические и сезонные компоненты. В работе рекомендуется использовать адаптивные методы прогнозирования, одним из которых является метод сингулярного спектрального анализа (SSA) [7–9]. Первые упоминания метода встречаются в 60–70-х годах прошлого века, активное участие в его развитии принимал Санкт-Петербургский государственный университет, в дальнейшем параллельно упоминания метода встречаются в публикациях американских, английских, иранских авторов [10–12].

Анализ показал, что метод сингулярного разложения имеет свои преимущества над другими методами прогнозирования при исследовании неоднородных временных рядов, среди которых:

- метод является адаптивным, так как набор функций разложения порождается самим исследуемым временным рядом и размерностью вложения;
- параметр размерности вложения позволяет варьировать количество и состав компонентов временного ряда;
- возможность варьирования набором неоднородных компонент для рядов рассматриваемого класса, их синтеза и интерпретации;
- в отличие от вейвлет-преобразования, сингулярный анализ не имеет четко выраженного граничного эффекта по параметру сдвига, определяемого

в случае вейвлет-преобразования жесткой фиксацией набора вейвлет-функций.

Прогнозирование неотъемлемо связано с понятием риска, как вероятности потерь, так как возникновение прогнозируемого события определяется в соответствии с определенной вероятностью, которая зависит от многих факторов. На сегодняшний день оценка, мониторинг и управление рисками является достаточно актуальными задачами, решение которых достигается также путем прогнозирования технико-экономических и финансовых показателей. Следует отметить, что при многообразии оценки и управления финансовыми рисками, широко применяется только концепция value-at-risk (VaR) [13, 14]. Она хорошо подходит для решения многих практических задач в силу своей простоты, а также понятна для естественного восприятия.

Исследование неоднородных временных рядов является достаточно актуальной задачей на сегодняшний день, определение рядов данного класса, а также принятие решений по результатам прогнозирования позволит повысить эффективность деятельности предприятий различных отраслей, а также обеспечит функционирование в условиях неопределенности при условии, что максимально возможные потери не превысят допустимого значения.

### 3. Цель и задачи исследования

Исследование проблемы прогнозирования временных рядов в общем виде показало актуальность проблемы анализа и прогнозирования класса неоднородных временных рядов, которые не приводятся к стационарным.

Был выделен ряд задач, которые необходимо решить в данной работе:

- определение класса неоднородных временных рядов, которые не приводятся к стационарным, на основании статистических характеристик;
- определение максимального уровня потерь с заданной вероятностью при прогнозировании неоднородных временных рядов с применением методов SSA, VaR.

### 4. Методы исследования неоднородных временных рядов

#### 4.1. Метод идентификации неоднородного временного ряда

Возникают такие ситуации, моменты нестационарных временных рядов, когда статистические модели прогнозирования, такие как AR(p), MA(q), ARMA(p,q), AR(p)+линейный тренд, ARCH(p), GARCH(p,q), SV(p), являются недостаточно адекватными для описания технологических процессов и курсов валют, ряды которых характеризуются неоднородными компонентами. Предлагается провести анализ временных рядов курсов валют на предмет наличия соответствующих моментов, когда прогноз, построенный с применением известных моделей прогнозирования, является неадекватным. При этом основное внимание уделяется факту, что при транс-

формации ряда динамики исследуемых процессов происходит потеря данных, которой следует избежать при решении практических задач. Если исходный временной ряд и его первая разность характеризуются нестационарностью, то последующая трансформация возможна только при допустимой возможности понижения уровня значимости соответствующей статистической гипотезы.

Два разных типа нестационарных по отношению к среднему временных рядов могут быть приведены к стационарному виду с помощью взятия последовательных разностей. Это ряды с детерминированным трендом (TS – trend stationary) и ряды, имеющие стохастический тренд (DS – difference stationary). Принципиальное различие между этими двумя типами рядов выражается в том, что TS ряд также можно привести к стационарному виду с помощью выделения линейного тренда, тогда как вычитание детерминированной составляющей из DS ряда оставляет его нестационарным [15].

Предложим информационную технологию идентификации неоднородных временных рядов, которые не могут быть приведены к стационарным, что снижает адекватность статистических моделей прогнозирования. На рис. 1 приведена схема идентификации неоднородных временных рядов курсов валют, которые не приводятся к стационарным путем интегрирования порядка  $p$ .

Опишем подробнее шаг оценки стабильности функции распределения интегрированного временного ряда при  $p=1,2$ . Фактически, в результате трансформации предполагается, что функция распределения не зависит от времени. Следовательно, если сравнить две последовательные выборки из трансформированных данных одинаковой или разной длины, то они будут достаточно подобны друг другу. Для анализа степени подобия используем непараметрический U-критерий Манна-Уитни для сравнения последовательных выборок трансформированного временного ряда. Эмпирическое значение критерия Манна-Уитни показывает, насколько совпадают две выборки. При этом предлагается выполнять данный тест несколько раз, выбирая непересекающиеся фрагменты ряда случайным образом. Основная идея критерия основана на представлении всех значений двух выборок в виде одной общей последовательности ранжированных значений. Нулевой статистической гипотезе будет соответствовать ситуация, когда значения одной выборки будут равномерно распределены среди значений другой, то есть когда два ряда интегрированных показателей пересекаются в наибольшей возможной степени. Напротив, отклонению этой гипотезы будет соответствовать ситуация, когда значения одной из выборок будут преобладать на одном из концов объединенного ряда – пересечение двух рядов тогда будет минимальным.

Если среднее значение критерия Манна-Уитни всех его реализаций не превышает предельных значений  $p$ -value, указанных на рис. 1, временной ряд может быть отнесен к определенному классу, следствием чего является выбор определенной модели прогнозирования.

Особое внимание в работе уделяется классу нестационарных временных рядов с неоднородными

компонентами, для которого необходимо выбрать адаптивную динамическую модель прогнозирования, которая не требует стационарности исходного ряда и позволяет идентифицировать структуру неоднородного временного ряда, определив его компоненты. Используя предложенную на рис. 1 схему определения нестационарных временных рядов, характеризующихся неоднородными компонентами, был определен ряд курсов валют EUR/USD с 02.02.2013 по 15.12.2013, который можно отнести к классу неоднородных временных рядов. Исходные данные были импортированы с сервера OANDA (<http://www.oanda.com/>) посредством языка программирования R, в среде R studio. Графики исходных данных временного ряда, а также интегрированных показателей представлены на рис. 2, 3, а, б.

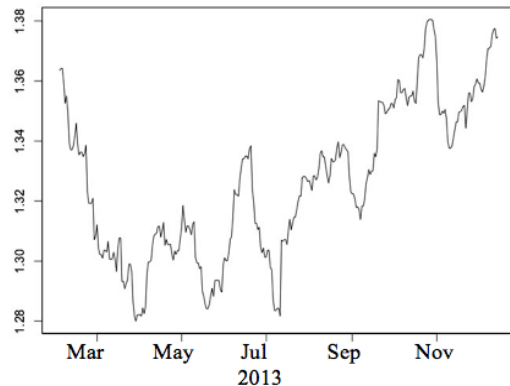


Рис. 2. График нестационарного временного ряда с неоднородными компонентами

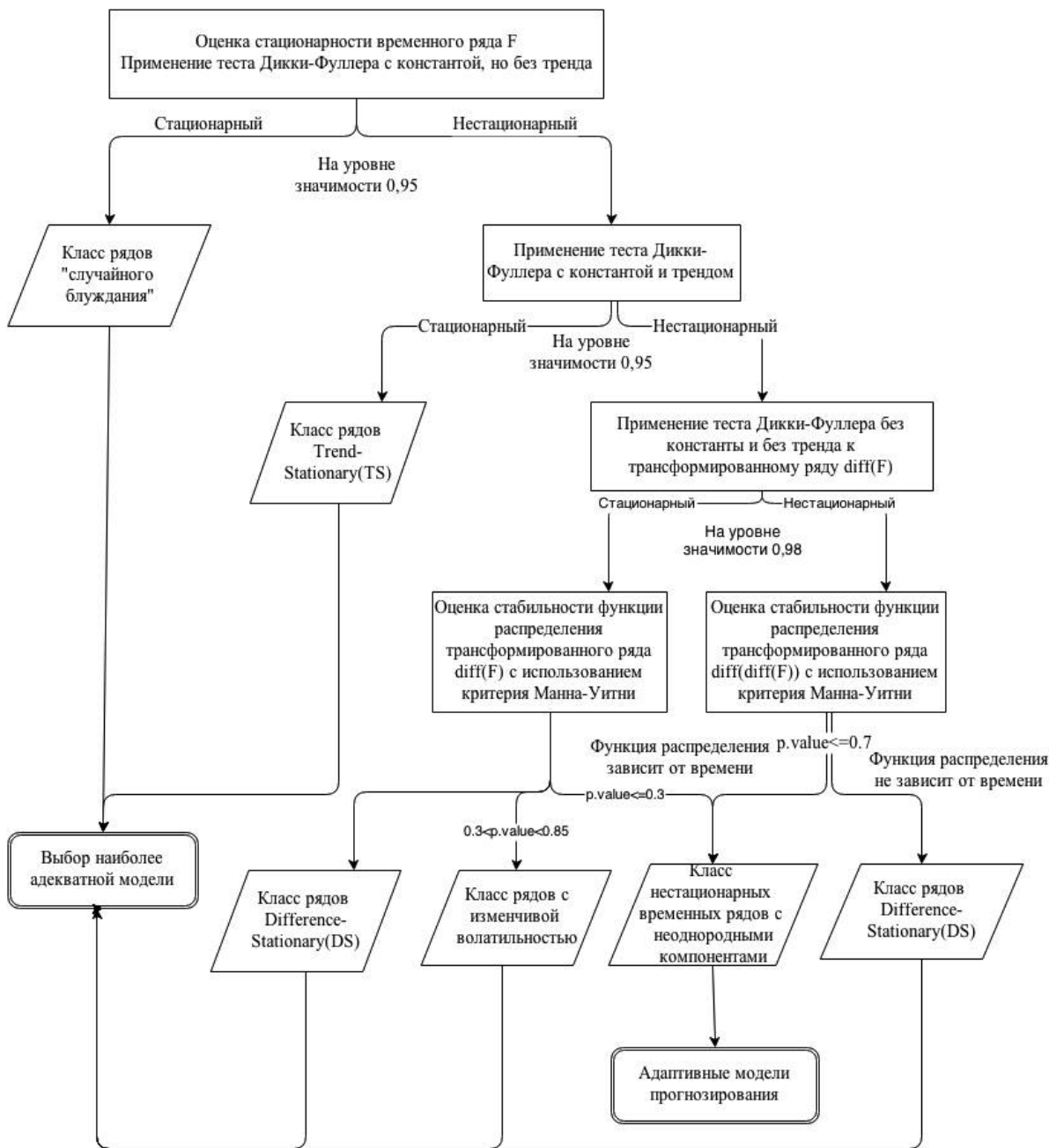


Рис. 1. Схема определения нестационарных временных рядов, характеризующихся неоднородными компонентами



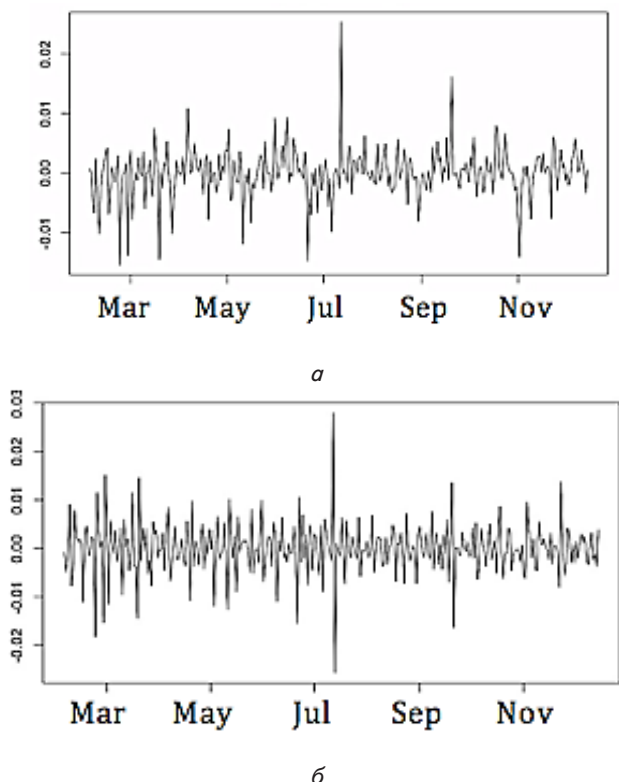


Рис. 3. Графики интегрированного нестационарного временного ряда с неоднородными компонентами: а – график первой разности неоднородного временного ряда; б – график второй разности неоднородного временного ряда

Модель неоднородного временного ряда данного класса можно представить в виде:

$$F = T + \sum_{i=1}^k P_i + \epsilon, \tag{1}$$

где  $T$  – модель нелинейного тренда;  $P_i$  – периодическая компонента, характеризующаяся изменяемой амплитудой;  $i$  – количество периодических компонент нестационарного временного ряда;  $\epsilon$  – случайная компонента.

Разложение временного ряда на составляющие позволит выделить структурные особенности ряда, динамики, выбрать модели их компонент и построить модель прогнозирования. В данном случае каждая функция моделирует поведение отдельных компонент (в зарубежной литературе используется термин паттерн (шаблон) вместо термина компонента) временного ряда. Выбор функций и разложение временного ряда на сегодняшний день решается специалистом-аналитиком (экспертом) на основе методов вычисления дополнительных функций и/или визуального распознавания типов возможных паттернов (визуальный Data mining).

Однако, следует учитывать также риски, связанные с наличием взаимной информации между компонентами временного ряда, что понижает адекватность модели прогнозирования, состоящей из моделей компонент ряда динамики.

Для повышения точности при моделировании неоднородных временных рядов используют методы фильтрации и подгонки функции на участках ряда [16]. Многие монотонные ряды составляющих можно хорошо приблизить линейной функцией. Если же имеется явная нелинейная компонента, то данные вначале следует преобразовать, чтобы устранить нелинейность. Обычно для этого используют логарифмическое, экспоненциальное или (менее часто) полиномиальное преобразование данных.

Точность является показателем качества модели временного ряда, которая представляет результат процесса его моделирования. Отметим ряд других не менее важных показателей качества моделей временных рядов, которые характеризуют процесс моделирования, влияют на его результат:

- показатель трудоемкости (математической и алгоритмической сложности);
- показатель временных затрат на построение модели;
- показатель уровня автоматизации процесса построения модели;
- уровень квалификации разработчика модели;
- уровень квалификации пользователя модели;
- показатель информативности и эффективности полученной модели в терминах решаемой задачи предметной области.

Таким образом, для построения модели неоднородного временного ряда использование параметрических методов и трансформация данных ведет к большим ошибкам. Следовательно, необходимо разработать новые адаптивные модели прогнозирования для получения эффективного результата при анализе неоднородных временных рядов.

#### 4. 2. Метод оценки максимального уровня возможных потерь при прогнозировании неоднородных временных рядов

В работе [17] была предложена информационная технология прогнозирования неоднородных временных рядов с учетом нескольких фазовых пространств исходных данных, построенных с применением метода SSA. Было показано, что при идентификации и использовании детерминированных компонент временного ряда, таких как тренд, периодические компоненты, в нескольких базисах можно выделить наиболее перманентные и устойчивые, что влияет на качество прогноза. Была построена модель прогнозирования неоднородного временного ряда курсов валют, которая учитывает различную глубину погружения и весовые коэффициенты каждого из построенных фазовых портретов временного ряда.

Используем данные результаты для решения проблемы расчета максимального уровня потерь при прогнозировании и планировании. В качестве примера неоднородного временного ряда исследуем временной ряд курсов валют.

На сегодняшний день количество факторов, влияющих на соотношение курсов валют, достаточно велико и непредсказуемо. Фактически проявление того или другого фактора в конкретный момент времени требует анализа и оценки данных за длительный период, однако существуют также завуалированные интервенции, во время которых риск принятия того или ино-

го решения настолько велик, что вероятность потерь является недопустимой. При прогнозировании временных рядов курсов валют необходимо определить, возможен ли прогноз в конкретный момент времени, в противном случае период можно отнести к бифуркационному, что говорит о низком доверии к результатам прогноза в данный момент. Резкие колебания курсов валют могут быть связаны причинами, как экономическими и политическими, так и чисто спекулятивными. Рынок чутко реагирует на все изменения экономических показателей, прогнозы экспертов, политические кризисы и политические слухи.

Цель оценки валютного риска заключается в изучении временного ряда курсов валют и оценке, которая направлена на снижение вероятности потерь и исключение убытков, вызываемых непредвиденными колебаниями. Так как в результате прогнозирования определяется лишь точечная оценка, то необходимо определить ее устойчивость и эффективность. В работе предлагается определить степень доверия к результатам прогнозирования путем расчета и задания максимально допустимого уровня потерь для конкретной сделки в абсолютных величинах. При этом учитывается не только отклонение от прогнозируемого уровня, но и вектор отклонения, так как ошибка прогноза может также и повысить прибыльность сделки.

Предложенная информационная технология оценки максимального уровня потерь позволяет вычислить максимальные потери в денежном эквиваленте с определенным уровнем вероятности  $P$  наступления неблагоприятного результата, то есть отклонения от прогнозируемой модели. По умолчанию выбраны вероятности на уровне 5 % и 25 %, что соответствует 95 % и 75 % доверительному интервалу, таким образом предлагаемый метод позволяет рассчитать интервальный прогноз.

В случае если расчет параметров модели оценки риска не дает положительных результатов, то есть фазовые пространства, в которых может быть представлен временной ряд в данный момент не могут быть идентифицированы ранее, временной ряд находится в точке бифуркации в момент прогнозирования. В таком случае модель прогнозирования является неэффективной, что подтверждается отсутствием возможности определения доверительного интервала прогнозирования для нестационарных временных рядов. Данная ситуация достаточно характерна для нестационарных временных рядов курсов валют, так как существуют как постоянные, так и временные факторы, влияющие на их структуру, интервенция. В данном случае предлагается не осуществлять сделок в отношении определенных видов валют или применять экспертные методы, фундаментальный анализ. На рис. 4 приведена схема оценки максимального уровня потерь для определенной валютной сделки. Подобным образом рассчитывается стоимость риска при прогнозировании и в технологических объектах. Данный подход позволяет оценить возможные потери на интерпретируемом уровне и принимать соответствующие управленческие решения.

В работе предлагается оценить валютный риск, как совокупность влияющих факторов при условии отсутствия дополнительной информации о структуре данных. Учитывая волатильный характер денежных пото-

ков, необходимо определить показатель вероятности оценки ожидаемого значения от процентных ставок и других факторов. В качестве примера используем временной ряд курсов валют, представленный на рис. 2.

Данный временной ряд относится к классу неоднородных временных рядов, что показано ранее. Определим максимальный уровень потерь при прогнозировании в момент времени  $N$  для всего интервала прогноза, который составляет 14 рабочих дней. Предлагается использовать метод прогнозирования на основании нескольких фазовых пространств, описанный в работе [17].

Информационная технология оценки максимального уровня потерь с заданной вероятностью состоит из следующих шагов:

Шаг 1. Определение множества параметров модели прогнозирования, а именно величины глубины погружения  $L$ , для построения нескольких фазовых пространств модели прогнозирования на основании анализа суммарных коэффициентов корреляции независимых векторов траекторных матриц. Для исследуемого неоднородного ряда построено следующее множество параметров  $L$ :  $\xi = \{36, 75, 91, 121, 180\}$ .

Шаг 2. Идентификация множества таких "отрезков" исходного ряда данных, фазовые пространства которых совпадают с прогнозируемым рядом в момент осуществления прогноза на 75 %, что определяется с использованием анализа построенных множеств  $\xi^s$ ,  $s \in [1; N_k - 1]$  в различных состояниях  $s$  временного ряда  $F_t$ ,  $t \in [1; N]$ . Размер данного множества обозначим  $h$ .

Для неоднородного временного ряда курсов валют были рассчитаны следующие параметры:

$$h=25;$$

$$K=\{318, 319, 320, 321, 322, 323, 348, 349, 350, 351, 352, 353, 354, 355, 356, 357, 358, m, 359, 360, 361, 362, 363, 364, 365, 366\}.$$

Шаг 3. Для временных рядов  $F_t^i$ ,  $t \in [1; K_i]$ ,  $i \in [1; h]$  построим модель прогноза на 14 лагов, на основании идентифицированных фазовых пространств и вычислим абсолютные ошибки прогнозируемых значений как отклонения от реальных данных. На основании рядов ошибок строится множества ошибок 1-го, 2-го, ..., 14-го лагов прогноза в подобных состояниях  $s$ , а также вычисляются квантили ошибки для каждого шага прогноза с заданной вероятностью.

Шаг 4. Анализ распределения ошибок для каждого лага прогнозирования, при этом рассчитанные на шаге 3 ошибки для каждого лага объединяются в множества, каждое из которых состоит из  $h$  элементов. Проводится статистический анализ каждого лага прогноза на предмет вероятностной оценки, что достигается путем вычисления 5 %, 95 %, 25 %, 75 % квантилей в каждом из построенных множеств. В результате получаем максимальную величину абсолютных потерь, т. е. риска с 95 % и 75 % вероятностью соответственно. На основании оценки риска строится доверительный интервал прогноза. Временной ряд курсов валют с прогнозируемыми значениями, а также с определенным доверительным интервалом представлен на рис. 5.

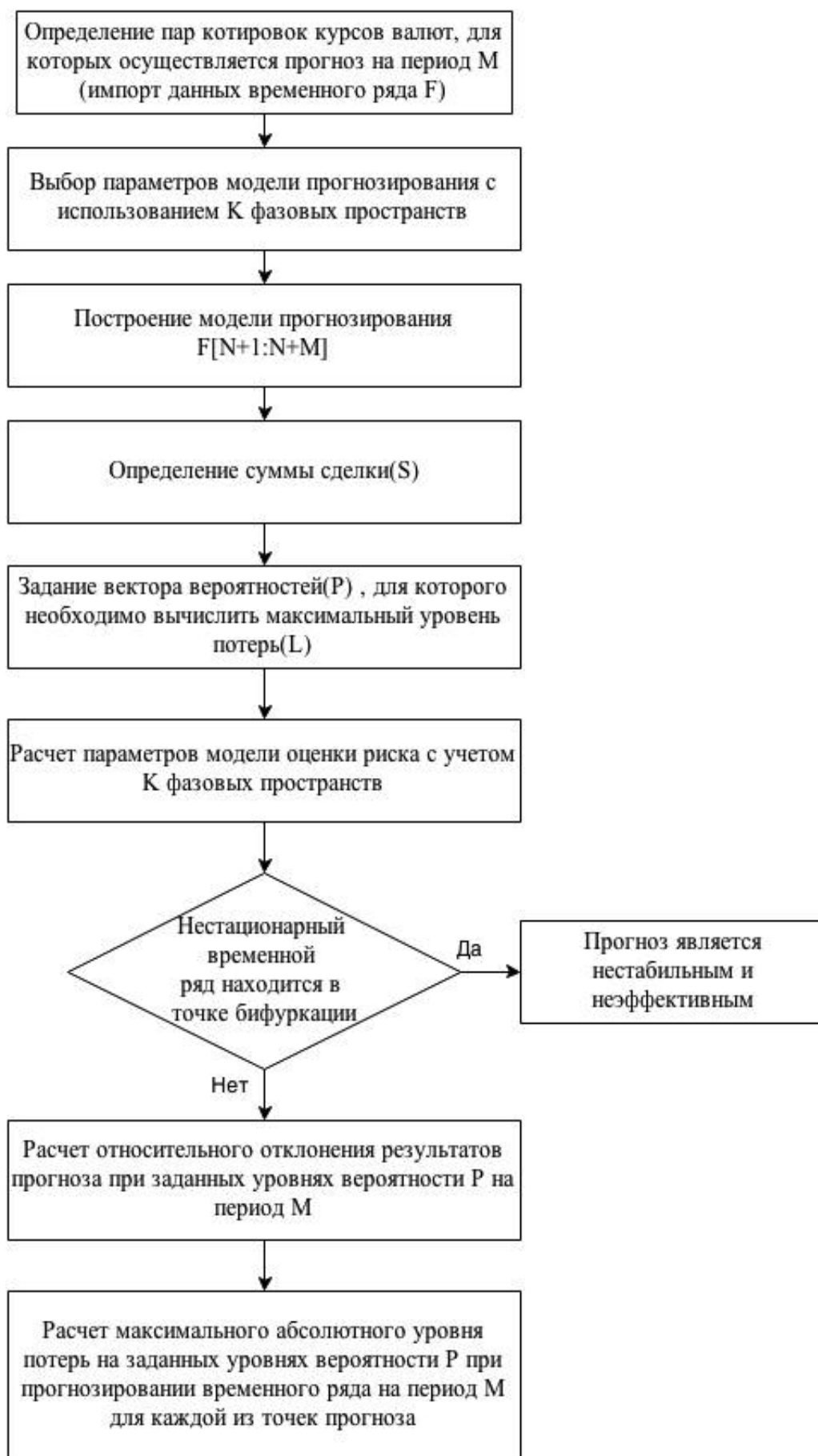


Рис. 4. Схема оценки риска для определенной валютной сделки

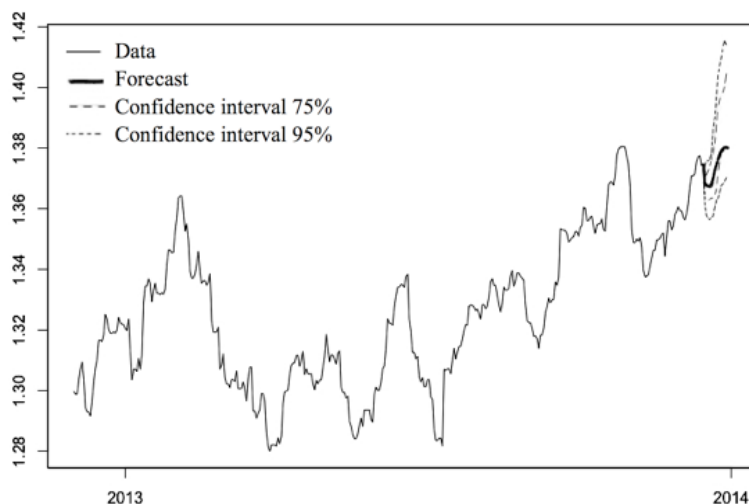


Рис. 5. Модель прогнозирования неоднородного временного ряда с построенным 75 % и 95 % доверительным интервалом

Стоит отметить, что функция зависимости величины ошибки от лага прогнозирования является нелинейной. Построенный доверительный интервал прогнозирования неоднородного временного ряда позволяет определить меру воздействия внешних факторов в конкретный момент состояния ряда.

Если временной ряд имеет в своей структуре подобные состояния, то прогноз считается стабильным, оценка максимального уровня потерь с допустимой вероятностью возможна. Если же ряд в момент прогнозирования находится в точке бифуркации, то оценка риска невозможна, что ставит под сомнение сам факт прогнозирования неоднородного временного ряда в конкретный момент времени.

## 5. Выводы

На основании исследования нестационарных временных рядов были выделены ряды динамики, которые характеризуются нелинейным трендом, периодическими составляющими с изменяемой амплитудой и непостоянной структурой вследствие наличия неоднородных компонент.

В результате данных особенностей применение классических статистических методов прогнозирования к таким рядам динамики становится неэффективным, что требует выбора адаптивной модели прогнозирования. Разработан метод определения рядов данного класса на основании статистических характеристик исходных данных, который позволяет не только выделить класс неоднородных рядов динамики, но и принимать обоснованные решения о выборе метода прогнозирования.

Формализация подхода к определению модели прогнозирования дает возможность использовать его в информационных системах. Принятия решений на основании результатов адаптивной модели прогнозирования неоднородного временного ряда, построенной с использованием нескольких фазовых пространств, неотъемлемо связано с понятием риска.

Оценка максимального уровня потерь при прогнозировании неоднородных рядов динамики с заданной вероятностью позволяет идентифицировать возможность прогнозирования ряда данного класса в конкретный момент времени, а также «взвесить» риски при принятии управленческих решений.

## Литература

1. Шамша, Б. В. Информационная технология оценки статистических характеристик временных рядов курса валюты [Текст] / Б. В. Шамша, Д. С. Негурица, А. А. Чистякова // Новые технологии. – 2009. – № 2 (24). – С. 43-48.
2. Box, G. E. P. Time Series Analysis: Forecasting and Control [Text] / G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel. – 4rd ed. – US: John Wiley & Sons., 2008. – 784 p.
3. Бриллинджер, Д. Временные ряды. Обработка данных и теория [Текст] / Д. Бриллинджер. – М.: Мир, 1980. – 536 с.
4. Кильдишев, Г. С. Анализ временных рядов и прогнозирование [Текст] / Г. С. Кильдишев, А. А. Френкель. – М.: Статистика, 1973. – 104 с.
5. Айвазян, С. А. Прикладная статистика и основы эконометрики [Текст] / С. А. Айвазян, В. С. Мхитарян. – М.: ЮНИТИ, 1998. – 1006 с.
6. Ruelle, D. On the nature of turbulence [Text] / D. Ruelle, F. Takens // Communications in Mathematical Physics. – 1971. – Vol. 20, №. 3. – P. 167-192. – Available at: \www/URL: <http://projecteuclid.org/euclid.cmp/1103857186>.
7. Golyandina, N. Analysis of Time Series Structure: SSA and Related Techniques [Text] / N. Golyandina, V. Nekrutkin, A. Zhigljavsky. – Boca Raton: Chapman & Hall/CRC, 2001. – 320 p.
8. Данилов, Д. Л. Главные компоненты временных рядов: метод “Гусеница” [Текст] / Д. Л. Данилов, А. А. Жиглявский. – СПб.: СПбГУ, 1997. – 150 с.
9. Солнцев, В. Н. Главные компоненты временных рядов: Метод “Гусеница” [Текст] / В. Н. Солнцев, Д. Л. Данилов, А. А. Жиглявский // СПб.: “ПРЕССКОМ”, 1997. – С. 48-72.
10. Голяндина, Н. Э. Метод «Гусеница»-SSA: анализ временных рядов [Текст]: учеб. пособие / Н. Э. Голяндина. – СПб.: СПбГУ, 2004. – 74 с.
11. Golyandina, N. Singular Spectrum Analysis for Time Series [Text] / N. Golyandina, A. Zhigljavsky // SpringerBriefs in Statistics. – Springer Berlin Heidelberg, 2013. – 120 p. doi:10.1007/978-3-642-34913-3.
12. Hassani, H. Singular Spectrum Analysis: Methodology and Comparison [Text] / Hossein Hassani // Journal of Data Science. – 2007. – Vol. 5, No. 2. – P. 239-257. – Available at: \www/URL:<http://mpa.ub.uni-muenchen.de/id/eprint/4991>.



13. Engel, J. Conservatism, accuracy and efficiency: Comparing Value at Risk methods. Discussion paper 2. [Text] / J. Engel, M. Gizicki. – Australia: Australian Prudential Regulation Authority, Reserve Bank of Australia, 1999. – 64 p.
14. Longerstae, J. RiskMetrics technical document [Text] / J. Longerstae, M. Spenser. – 4th ed. – New York: J.P. Morgan/Reuters, 1996. – 281 p.
15. Лушавин, А. П. Обработка временных рядов параметров технологических процессов [Текст] / А. П. Лушавин. – LAP LAMBERT Academic Publishing, 2012. – 160 с.
16. Лоскутов, А. Ю. Применение метода локальной аппроксимации для прогноза экономических показателей [Текст] / А. Ю. Лоскутов, Д. И. Журавлев, О. Л. Котляров // Вопросы анализа и управления риском. – 2003. – Т. 1, № 1. – С. 21-31.
17. Чистякова, А. А. Информационная технология прогнозирования нестационарных временных рядов с использованием сингулярного спектрального анализа [Текст] / А. А. Чистякова, Б. В. Шамша // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. – 2014. – № 2/4 (68). – С. 24-30. – Режим доступа: \www/URL: <http://journals.uran.ua/ejet/article/view/22158>.

*В роботі запропоновано гібридні математичні моделі різної складності для прогнозування часових рядів і методи їх структурної ідентифікації. Методи прогнозування, що було розроблено, засновані на спільному використанні методів «Гусениця»-SSA та Бокса-Дженкінса, а гібридні математичні моделі, які синтезовано на їх основі, є пріоритетними на сьогоднішній день імовірно-детермінованими декомпозиційними моделями. Експериментальні результати показують ефективність запропонованих методів прогнозування*

*Ключові слова: прогнозування часових рядів, структурна ідентифікація моделі, декомпозиційна модель, метод Бокса-Дженкінса, метод «Гусениця»-SSA*

*В работе предложены гибридные математические модели различной сложности для прогнозирования временных рядов и методы их структурной идентификации. Разработанные методы прогнозирования основаны на совместном использовании методов «Гусеница»-SSA и Бокса-Дженкинса, а синтезированные на их основе гибридные математические модели являются приоритетными на сегодняшний день вероятностно-детерминированными декомпозиционными моделями. Экспериментальные результаты показывают эффективность предложенных методов прогнозирования*

*Ключевые слова: прогнозирование временных рядов, структурная идентификация модели, декомпозиционная модель, метод Бокса-Дженкинса, метод «Гусеница»-SSA*

УДК 519.67

DOI: 10.15587/1729-4061.2014.28172

## ГИБРИДНЫЕ МОДЕЛИ И МЕТОДЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ «ГУСЕНИЦА»-SSA И БОКСА-ДЖЕНКИНСА

**В. Н. Щелкалин**

Инженер 1-й категории

Кафедра прикладной математики

Харьковский национальный

университет радиозлектроники

пр. Ленина, 14, г. Харьков, Украина, 61166

E-mail: vitalii.shchelkalin@gmail.com

### 1. Введение

К настоящему моменту времени создано большое количество математических моделей и методов анализа и прогнозирования временных рядов (ВР) и наметилась тенденция их комбинирования с целью получения лучших характеристик комбинированной модели. А также прослеживается тенденция перевода теоретических наработок одних методов на другие, где это представляется возможным и целесообразным.

В задачах моделирования и прогнозирования ВР различной природы в 70–90-е годы прошлого века получили широкое применение статистические модели. Популярность моделей данного типа объясняется достаточно высокой степенью следующих показателей:

экономность по количеству оцениваемых параметров; высокая скорость процедуры идентификации модели; малая трудоёмкость и ресурсоемкость реализации при использовании на доступных тогда ЭВМ малой производительности; наилучшие результаты прогнозирования процессов в различных областях науки и техники в те времена; математическая обоснованность теории; адекватность для решения целого ряда задач теории и практики управления, контроля, моделирования и прогнозирования процессов в различных областях человеческой деятельности. Модель авторегрессии – проинтегрированного скользящего среднего (АРИСС, на англ. – ARIMA) является наиболее распространённой из классических статистических моделей прогнозирования.