

# Прогнозирование валютных котировок с использованием модифицированного стационарного метода, основанного на нечетких временных рядах

Константин Дегтярев

Институт Экспертизы Академии Технологических наук РФ, г. Москва  
mespriv@hotmail.ru

## 1 Введение

Прогнозирование играет важную роль в повседневной человеческой деятельности и в принятии решений относительно будущего – например, предсказание погоды и различных природных явлений, планирование производственной деятельности и продаж товаров, прогнозы, связанные с поведением финансового рынка и т.п. можно отнести к числу тех примеров, для которых более точные оценки определяют специфику предпринимаемых действий и оказывают существенное влияние на подготовку планов конкретных сценариев поведения в будущем.

Прогнозирование валютного рынка (в частности, проблема прогнозирования обменных курсов/котировок валют) практически каждодневно (а подчас, и ежечасно) привлекают пристальное внимание как профессиональных участников рынка (банков, государственных и частных инвестиционных компаний, брокерских контор, и т.п.), так и людей, которые так или иначе отслеживают лишь общедоступные тенденции в попытке минимизировать возможные потери собственных скромных накоплений. В действительности, валютный рынок представляет собой непрерывно функционирующую и крайне динамичную систему, объединяющую очень разных игроков, решения и взаимодействия которых определяют совокупное влияние на формирование реальных обменных курсов. С точки зрения подходов к прогнозированию, экономическая наука выделяет две основные совокупности методов, получивших названия *фундаментальный* и *технический анализ*. Оба подхода нацелены на решение одной и той же задачи прогнозирования, но подходят к ее решению с разных позиций, что позволяет говорить об их комплементарности.

Первый из них предусматривает изучение тенденций формирования цен, исходя из базовых факторов экономики, к числу которых относятся, в частности, процентные ставки, налоги, уровень безработицы, состояние бюджета, инфляционные процессы, стабильность политической системы и проводимая экономическая политика [3,15]. Одновременно, технический анализ можно определить как методику исследования и прогнозирования цен (валютных котировок) посредством анализа графиков развития рынка в предшествующие периоды времени [7,15,21]. В основе этого подхода лежат три аксиомы, которые можно свести к следующему: (а) движение рынка учитывает все, или, другими словами, любой фактор, оказывающий потенциальное влияние на цену (валютные котировки), имплицитно отражен в графическом представлении движения рынка, (б) существуют тенденции (тренды) изменения цен, и внимательное отслеживание периодов таких трендов является ключевым моментом технического анализа, и (в) события имеют тенденции к повторению, что напрямую связано с человеческой психологией и приблизительной повторяемостью определенных шаблонов истории рынка, которым люди склонны доверять и следовать.

В самом общем виде, технический анализ предусматривает накопление (чаще всего, в графической форме) реальной истории изменения цен (данные прошлого) и построение заключений о вероятном будущем тренде [14]. Таким образом, последовательность упорядоченных во времени данных образуют *временной ряд* (time series), который используется аналитиком для предсказания будущих значений рассматриваемой характеристики (например, валютной котировки) на основании наблюдений, относящихся к настоящим и прошлым моментам времени. Существующие качественные и количественные подходы к прогнозированию ставят своей целью увеличение точности предсказания в максимальной степени [10,20], однако, традиционные методы не могут применяться к задачам, в которых исторические

данные представлены не в привычном числовом виде, а в вербальной (словесной) форме. Нечеткие временные ряды (fuzzy time series) позволяют преодолеть эту проблему [18], открывая реальную перспективу возможности обработки как лингвистических, так и числовых данных.

В представленной статье рассматривается модифицированный подход [30] к прогнозированию валютных котировок USD/RUB и EUR/RUB<sup>1</sup>, в основе которого лежит использование нечетких временных рядов (НВР). Материал статьи организован следующим образом: ключевые определения, необходимые для дальнейшего изложения материала, обобщены в Разделе 2; наиболее известные и часто цитируемые НВР методы прогнозирования, достигнутые их авторами результаты кратко представлены в Разделе 3. В следующем, четвертом разделе дается достаточно подробное описание модифицированного подхода [30], результаты применения которого к проблеме прогнозирования валютных курсов USD/RUB и EUR/RUB на продолжительных и коротких отрезках времени обсуждаются в Разделе 5. Заключительные замечания подводят итог сделанной работе (Раздел 6).

## 2 Основные определения, связанные с нечеткими временными рядами

Концепция нечетких множеств была впервые изложена Лотфи Заде (Lotfi A. Zadeh) в ныне часто цитируемой статье [32] – практически с этого же момента начинается развитие аппарата нечетких множеств (fuzzy sets), позволяющего описывать понятия естественного языка (лингвистические конструкции) и присущую им неопределенность. Фактически, нечеткие множества образуют важное связующее звено между символическими и численными вычислениями, являясь ключевым инструментом вычислений со словами (computing with words), ориентированных на использование слов и предложений языка человеческого общения [1,24].

В данном разделе мы определяем основные понятия [2,12,20,23,25-28], которые будут активно использоваться в статье в дальнейшем.

**Определение 1.** Обозначим через  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$  универсальное множество (универсум, или область определения задачи), тогда нечеткое множество (НМ)  $A$  на  $U$  может быть представлено в виде  $A = \{f_A(u_1)/u_1 + \dots + f_A(u_n)/u_n\}$ , где  $f_A$  обозначает функцию принадлежности введенного в рассмотрение множества  $A$ ,  $f_A : U \rightarrow [0,1]$ ,  $f_A(u_i)$  выражает степень принадлежности элемента  $u_i \in U$  нечеткому множеству  $A$ ; в данном случае, символ  $+$  используется не в качестве обозначения стандартной арифметической операции, а для обозначения совокупности упорядоченных пар элементов (синглтонов), образующих множество  $A$ .

**Определение 2.** Лингвистическим значением (термом) называется лингвистическая (вербальная) фраза, которая используется в качестве семантического обозначения соответствующей функции принадлежности (например, «высокий», «низкий», и др.).

**Определение 3.** Предположим, что  $Y(t)$ , заданное на множестве действительных чисел ( $\mathbf{R}$ ),  $t = \dots, 0, 1, 2, \dots$ , является универсальным множеством, образованным нечетким множеством  $f_i(t)$ . При этом,  $F(t)$ , состоящее из  $f_i(t)$ ,  $i = 1, 2, \dots$ , называется нечетким временным рядом (НВР) на  $Y(t)$ ; функция времени  $F(t)$  представляет собой лингвистическую переменную, характеризующую лингвистическими значениями (термами)  $f_i(t)$ .

**Определение 4.** Если существует такое отношение  $R(t, t-1)$ ,  $F(t) = F(t-1) \times R(t, t-1)$ , тогда мы говорим, что  $F(t)$  (значение/наблюдение в момент  $t$ ) обусловлено действием (вызыва-

---

<sup>1</sup> Используемые трехбуквенные сокращения соответствуют международному стандарту ISO 4217 представления наименований национальных валют. Например, *USD* обозначает доллар США, *RUB* – рубль России (Российской Федерации), а *EUR* – евро Европейского Союза. Первые две буквы сокращений образуют коды стран (стандарт ISO 3166-1); *EU* относится к числу особых зарезервированных кодов.

ется)  $F(t-1)$ . Отношение между  $F(t)$  и  $F(t-1)$  может быть представлено символически как  $F(t-1) \rightarrow F(t)$ , а  $R(t,t-1)$  называется *НВР моделью первого порядка*.

Определение 5. Если решение задачи прогнозирования основано только на  $F(t)$ , тогда последнее называется *однофакторным числовым рядом*.

Определение 6. Если для любого момента времени  $t$ , временной ряд  $F(t)$  зависит только от  $F(t-1)$ , т.е. такая связь может быть представлена в виде  $F(t) = F(t-1) \times R(t,t-1)$ , где нечеткое отношение  $R$  инвариантно относительно времени  $t$ , тогда  $F(t)$  называется *стационарным (time-invariant) нечетким временным рядом*; в противном случае, он называется *переменным во времени (time-variant) НВР*.

Определение 7. Пусть  $A_i$  обозначает  $F(t-1)$ , а  $A_j - F(t)$ , тогда отношение между  $F(t-1)$  и  $F(t)$  может быть записано в виде *логического импликативного отношения*  $A_i \rightarrow A_j$ .

Определение 8. Нечеткие логические отношения, имеющие одинаковые левые части, могут быть объединены в *группы нечетких логических отношений*; например, для произвольного  $A_i$  подобное группирование можно представить в следующем виде:

$$\left. \begin{array}{l} A_i \rightarrow A_{j1} \\ A_i \rightarrow A_{j2} \\ \dots \dots \dots \dots \end{array} \right\} \Rightarrow A_i \rightarrow A_{j1}, A_{j2}, \dots$$

Определение 9. *Фаззификацией* называется процесс нахождения значений функций принадлежности нечетких множеств (термов) на основе обычных (не нечетких) исходных данных, т.е. определение степени принадлежности исходных данных каждому из соответствующих нечетких множеств.

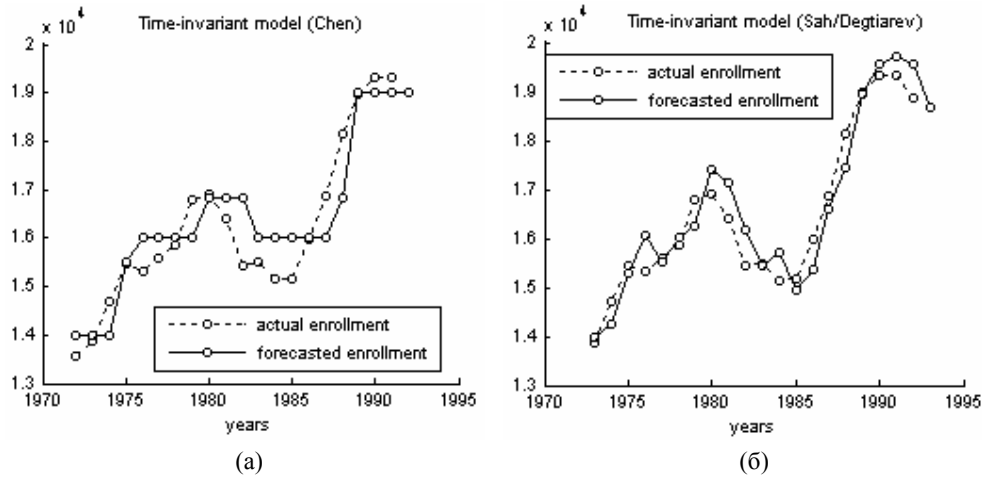
Определение 10. *Дефаззификация* представляет собой процедуру нахождения обычного (не нечеткого) значения для лингвистического термина, представленного в виде функции принадлежности; другими словами, *дефаззификацией* называется преобразование нечеткой величины в четкую (точную) величину. В частности, одним из наиболее часто используемых методов дефаззификации является *центроид площади (центр тяжести)*, вычисляющий абсциссу точки, через которую проходит вертикальная линия, делящая нечеткое множество (площадь фигуры, ограниченной функцией принадлежности) на две равные массы.

### 3 Краткий обзор известных стационарных НВР методов

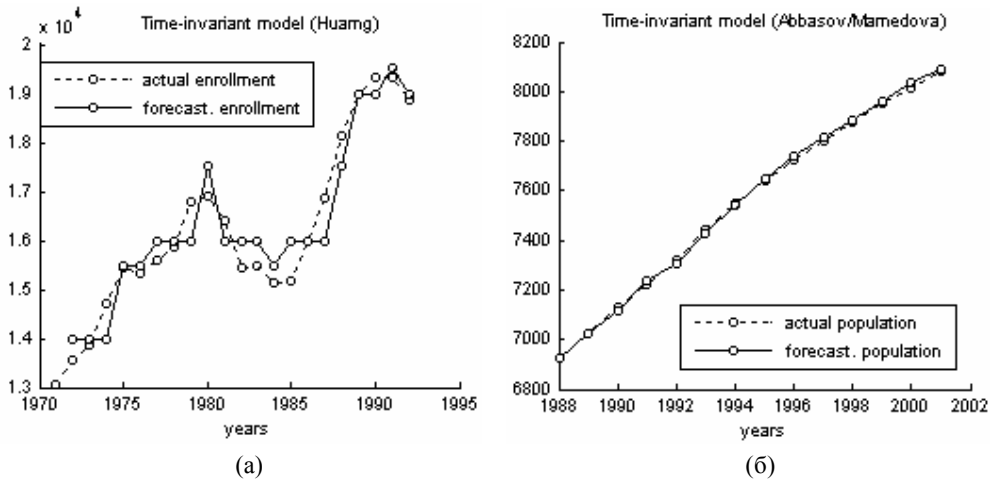
Прогнозирование, основанное на нечетких временных рядах (НВР), привлекает повышенное внимание исследователей на протяжении последних 15 лет [4,9,11,12,16,18,19,26-28,30,31]. Большинство опубликованных к настоящему времени работ использовали в качестве тестовой последовательности данные регистрации студентов в Университете шт. Алабама за почти 20-ти летний период времени. Не претендуя на исчерпывающий анализ всех имеющихся публикаций, отметим здесь лишь некоторые из полученных результатов, более подробное описание которых может быть найдено в приводимых по тексту ссылках. В частности, Сонг и Чиссом (Song-Chissom) [26-28] рассматривали стационарные (time-invariant) и переменные во времени (time-variant) НВР прогнозные модели, которые обеспечили средние ошибки на уровне 3.18% и 4.37% (при окне прогнозирования равном 4), соответственно.

Стационарная НВР модель, предложенная Ченом (Chen) [11] и протестированная на тех же данных регистрации студентов Университета шт. Алабама, практически не изменила достигнутой Сонгом и Чиссом погрешность прогнозирования (3.23%) (Рис. 1а), а модифицированный подход Шах и Дегтярева (Şah-Degtiarev) [30] позволил несколько улучшить результаты прогнозирования, снизив среднюю ошибку до 2.42% (Рис.1б). Одновременно, переменная во времени НВР модель Хванга, Чена и Ли (Hwang-Chen-Lee) [19], оставаясь простой с точки зрения проводимых матричных вычислений, составила достойную конкуренцию [26-28] и обеспечила относительную погрешность прогнозируемых значений около 3.12%. В [4,9] авторы продемонстрировали очень высокую эффективность применения НВР к проблеме прогно-

зирования численности населения Азербайджана – на четырнадцатилетнем временном отрезке с 1988 года по 2001 год относительная ошибка не выходила за пределы интервала  $[0.02, 0.25]\%$  в условиях устойчивого восходящего тренда анализируемых данных (Рис.2б).



**Рис. 1.** Экспериментальные результаты прогнозирования (Matlab® 6.5) – стационарные модели, предложенные (а) Ченом [11] (ось ординат – численность студентов Университета шт. Алабама в диапазоне от 13563 до 19337), и (б) Шах-Дегтяревым [30] (ось ординат – численность студентов Университета шт. Алабама в диапазоне от 13867 до 19337).



**Рис. 2.** Экспериментальные результаты прогнозирования (Matlab® 6.5) – стационарные модели, предложенные (а) Хуангом [16] (ось ординат – численность студентов Университета шт. Алабама в диапазоне от 13055 до 19337), и (б) Аббасовым-Мамедовой [9] (ось ординат – численность населения Азербайджана, которое росло в течении 14 лет с 6928 до 8081 (тыс.чел.)).

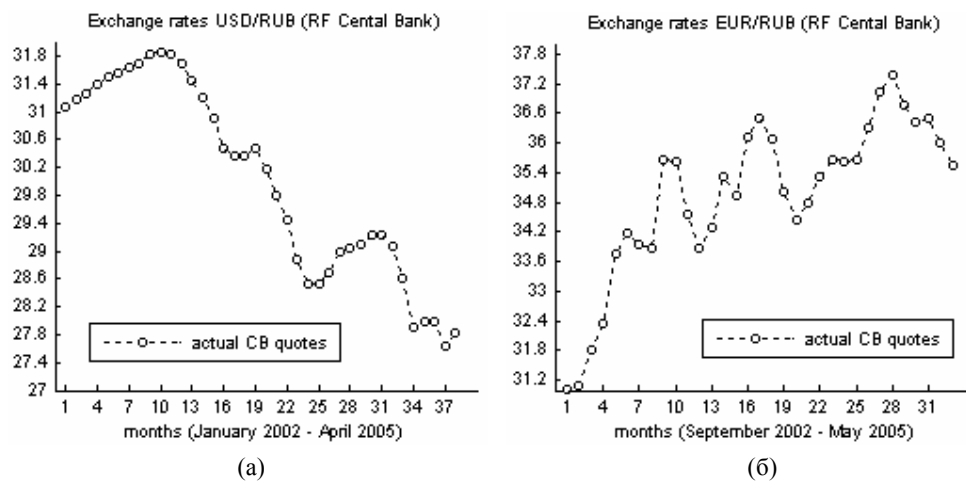
Помимо перечисленных выше моделей, обращает на себя внимание исследование Хуанга (Huang) [16], в которой автор усовершенствовал модель Чена [11], используя эвристики, т.е. «неформальные, интуитивные стратегии», которые выражают ожидания экспертов/аналитиков относительно тренда регистрации студентов в будущем году (так называемые *тренды роста/снижения/стабильности*) [29]. В результате, данная методика обеспечила среднюю процентную погрешность прогнозирования около 2.38% (Рис.2а). Стремление к достижению более высокой точности прогнозирования нашло также свое отражение в одной из недавних работ

Чена и Хшу (Chen-Hsu) [13], представивших описание нового переменного во времени НВР метода применительно к данным регистрации студентов Университета шт. Алабама. Авторам удалось снизить среднюю относительную ошибку до уровня 0.36% (по отдельным годам погрешности укладываются в достаточно широкий интервал [0.0053,1.36]%).

Следует особо подчеркнуть тот факт, что все упомянутые выше подходы используют либо университетские регистрационные данные (или, как альтернативу, численность населения конкретной страны), либо вариации этих данных в их изначальной форме, без какой-либо предварительной обработки и/или получения дополнительной информации.

#### 4 Описание модифицированного стационарного НВР метода

Главной целью методов технического анализа, основы которого были заложены в работах основателя и редактора журнала «The Wall Street Journal» Чарльза Доу (Charles Dow) в конце XIX века, является выявление трендов и моментов их реверсирования [22]. Например, на графике обменного курса USD/RUB, охватывающем ежемесячное изменение котировок за более, чем 3-х годовой период времени (Рис. 3а), явно прослеживается устойчивый долгосрочный восходящий тренд (с марта по декабрь 2002 года происходит равномерное удешевление российского рубля приблизительно на 2.45%), который достаточно резко сменяется на нисходящий среднесрочный тренд (около 7 месяцев, с января по июль 2003 года удешевление на 4.62% касается уже американского доллара). В дальнейшем, понижательная тенденция с кратковременным флэт-периодом сохраняется приблизительно до февраля 2004 года (месяц #24 на графике). То, что происходит с курсом с марта по декабрь 2004 года (месяцы #25-36) является, по сути, повторением ситуации двухлетней давности на более коротком временном интервале. В отличие от USD/RUB котировок, обменный курс EUR/RUB, начиная с сентября 2002 года (Рис. 3б), характеризуется резкими колебаниями с прослеживающейся тенденцией неравномерного движения вверх, т.е. постепенного укрепления европейской валюты по отношению к рублю РФ. Другими словами, второй график показывает существование долгосрочного бычьего тренда на рассматриваемом 33-месячном периоде с отчетливо наблюдаемыми волнообразными движениями в направлении на повышение.



**Рис. 3.** Официальные валютные курсы (а) доллара США (за период 03.2002 – 04.2005, 38 месяцев), и (б) единой европейской валюты EURO (за период 09.2002 – 05.2005, 33 месяца) по отношению к российскому рублю (курсы Центрального Банка РФ; по материалам банковского портала FinNews.ru).

В предыдущем разделе уже было отмечено, что используя объективные регистрационные данные о количестве студентов Университета шт. Алабама, Сонг и Чиссом (Song-Chissom) предложили модели, в основе которых лежат отношения между рассматриваемыми значениями (численность студентов) в различные моменты времени [26-28,30]. Метод Чена (Chen)

[11] также предусматривал построение нечетких множеств  $A_i$ , являющихся значениями (термами) лингвистической переменной «*университетская регистрация*». Предлагаемые нами модификации, прежде всего, касаются (а) использования изменений (приращений) данных прошлого вместо реальных числовых значений (регистрации или валютного курса), и (б) вычисления отношений  $R_i$  для предсказания будущих состояний. Применительно к проблеме прогнозирования валютного курса USD/RUB (Рис. 3а) пошаговое описание предлагаемой методики можно свести к следующему:

**Шаг 1:** Задание области определения (универсального множества  $U$ ) проблемы, исходя из вычисленных приращений валютного курса в течение рассматриваемого интервала времени. Наибольшее положительное приращение курса доллара по отношению к российскому рублю наблюдается в феврале 2002 года, т.е. по сравнению с январским значением рост составляет 0.3679 (более 36 копеек/месяц). В ноябре-декабре 2004 года происходит самое значительное за трехлетний период наблюдений падение котировки доллара почти на 70 копеек (-0.6949). В результате, с целью упрощения последующего разбиения  $U$  на равновеликие интервалы полученные граничные значения (-0.6949 и +0.3679) слегка корректируются – например, в случае использования 6-ти подинтервалов  $U$  может быть представлена отрезком [-0.7,0.5].

**Шаг 2:** Разбиение множества  $U$  на интервалы одинаковой длины. Если мы оперируем с шестью нечеткими множествами, то область определения делится на 6 интервалов  $u_i$ ,  $i = \overline{1,6}$ , т.е.  $u_1 = [-0.7, -0.5]$ ,  $u_2 = [-0.5, -0.3]$ , ...,  $u_6 = [0.3, 0.5]$  (в действительности, количество нечетких множеств не обязательно должно совпадать с числом интервалов разбиения).

**Шаг 3:** Определение нечетких множеств  $A_i$ . Предположим, что лингвистическая переменная «*изменение валютного курса*» характеризуется терм-множеством, образуемым следующими значениями:  $A_1$  (значительное уменьшение),  $A_2$  (уменьшение),  $A_3$  (без изменений/флэт),  $A_4$  (увеличение),  $A_5$  (значительное увеличение),  $A_6$  (очень большое увеличение).

Для шести построенных выше интервалов  $u_i$ ,  $i = \overline{1,6}$ , факт принадлежности каждого конкретного  $u_i$  определенному множеству  $A_j$ ,  $j = \overline{1,6}$ , выражается действительным числом из единичного интервала [0,1] (предполагается, что элементы, отсутствующие в представлении множеств  $A_j$ , характеризуются нулевой степенью принадлежности):

$$\begin{aligned} A_1 &= \{1/u_1 + 0.5/u_2\} & A_2 &= \{0.5/u_1 + 1/u_2 + 0.5/u_3\} \\ A_3 &= \{0.5/u_2 + 1/u_3 + 0.5/u_4\} & A_4 &= \{0.5/u_3 + 1/u_4 + 0.5/u_5\} \\ A_5 &= \{0.5/u_4 + 1/u_5 + 0.5/u_6\} & A_6 &= \{0.5/u_5 + 1/u_6\} \end{aligned}$$

где  $u_i \subset U$  суть элементы универсума  $U$ , а число, стоящее в числителе каждого элемента нечеткого множества представляет собой степень принадлежности  $\mu(u_i)$  этого элемента соответствующему  $A_j$ ,  $j = \overline{1,6}$ .

**Шаг 4:** Фаззификация приращений, полученных на шаге 1. Считаем, что если приращение года  $t$  есть  $p \in u_i$ , и существует лингвистическое значение (нечеткое множество  $A_j$ ) с максимальной степенью принадлежности, приходящейся на элемент  $u_i$ , тогда  $p$  фаззифицируется как  $A_j$ . Например, приращение за март 2002 по сравнению с предыдущим месяцем составляет +0.2476 – это значение попадает в интервал  $u_5$ , и фаззифицированное приращение становится равным  $A_5$ . Аналогичным образом производятся попарные сравнения каждого последующего и предыдущего месяцев, приводящие к формированию последовательности  $A_6$  (февраль 2002),  $A_5$  (март 2002),  $A_5$  (апрель 2002),  $A_4$  (май 2002),  $A_5$  (июнь 2002),  $A_5$  (июль 2002),  $A_4$  (август 2002), и т.д.

**Шаг 5:** Формирование логических отношений  $A_i \rightarrow A_j$ .

Для построения последовательности логических отношений, мы рассматриваем попарно последовательные фаззифицированные приращения (февраль  $\rightarrow$  март, март  $\rightarrow$  апрель, и т.д.), определенные на шаге 4. Исключая повторяющиеся комбинации, окончательный список отношений принимает вид:

$$\begin{aligned} A_1 &\rightarrow A_2, A_1 \rightarrow A_4 \\ A_2 &\rightarrow A_1, A_2 \rightarrow A_2, A_2 \rightarrow A_3, A_2 \rightarrow A_4, A_2 \rightarrow A_5 \\ A_3 &\rightarrow A_2, A_3 \rightarrow A_3, A_3 \rightarrow A_4 & A_4 &\rightarrow A_2, A_4 \rightarrow A_3, A_4 \rightarrow A_4, A_4 \rightarrow A_5 \\ A_5 &\rightarrow A_3, A_5 \rightarrow A_4, A_5 \rightarrow A_5, A_5 \rightarrow A_6 & A_6 &\rightarrow A_5, A_6 \rightarrow A_4 \end{aligned}$$

Следуя [27], мы предполагаем, что нечеткое импликативное отношение  $D = B \rightarrow C$  для произвольных векторов  $B$  и  $C$  интерпретируется как нечеткая импликация Мамдани [2], т.е. элементы матрицы  $D$  вычисляются по формуле  $d_{ij} = b_i^T \times c_j = \min(b_i, c_j)$ , где  $b_i$  и  $c_j$  –  $i$ -тый и  $j$ -тый элементы векторов  $B$  и  $C$ , соответственно.

**Шаг 6:** Объединение логических отношений (шаг 5), имеющих одинаковые левые части, в группы, и вычисление отношений  $R_i$  для каждой сформированной  $i$ -той группы,  $i = \overline{1,6}$ .

Можно обратить внимание на то, что группы отношений уже практически построены (см. шаг 5), и выглядят они следующим образом:

$$\begin{aligned} A_1 &\rightarrow A_2, A_4 & A_2 &\rightarrow A_1, A_2, A_3, A_4, A_5 \\ A_3 &\rightarrow A_2, A_3, A_4 & A_4 &\rightarrow A_2, A_3, A_4, A_5 \\ A_5 &\rightarrow A_3, A_4, A_5, A_6 & A_6 &\rightarrow A_4, A_5 \end{aligned}$$

Результирующие  $R_i$ ,  $i = \overline{1,6}$ , представляют собой объединения логических отношений, попавших в  $i$ -тую группу, т.е.

$$\begin{aligned} R_1 &= A_1^T \times A_2 \cup A_1^T \times A_4 \\ R_2 &= A_2^T \times A_1 \cup A_2^T \times A_2 \cup A_2^T \times A_3 \cup A_2^T \times A_4 \cup A_2^T \times A_5 \\ R_3 &= A_3^T \times A_2 \cup A_3^T \times A_3 \cup A_3^T \times A_4 \\ R_4 &= A_4^T \times A_2 \cup A_4^T \times A_3 \cup A_4^T \times A_4 \cup A_4^T \times A_5 \\ R_5 &= A_5^T \times A_3 \cup A_5^T \times A_4 \cup A_5^T \times A_5 \cup A_5^T \times A_6 \\ R_6 &= A_6^T \times A_4 \cup A_6^T \times A_5 \end{aligned} \tag{1}$$

**Шаг 7:** Прогнозирование и дефаззификация получаемых результатов.

Вычисленные отношения  $R_i$  используются в модели прогнозирования  $A_i = A_{i-1} \circ R_i$ , где  $A_i$  – нечеткое множество, выражающее прогнозное приращение месяца  $i$ ,  $A_{i-1}$  – известное приращение предшествующего  $(i-1)$ -го месяца (если  $A_{i-1} = A_j$ , то  $R_i = R_j$ ,  $j = \overline{1,6}$ ), а  $\circ$  обозначает ‘max-min’ оператор. Например, приращение валютного курса за февраль 2004 года при известном приращении (-0.5714) за январь месяца того же года вычисляется по формуле  $F(02.2004) = A_1 \circ R_1$ , где  $R_1$  имеет вид, показанный в первой строке (1), а  $A_1$  – фаззифицированное приращение января 2004 года.

**Шаг 8:** Вычисление прогнозных валютных котировок USD/RUB.

Этот этап предусматривает преобразование полученных на шаге 7 нечетких прогнозных приращений в целые числа. В значительной степени, такой процесс зависит от особенностей рассматриваемой задачи, и одним из критериев выбора процедуры дефаззификации является ее вычислительная простота [25]. В данном случае, мы предлагаем задействовать подход, предложенный Сонгом и Чиссомом (Song-Chissom) [26,27], поскольку он в равной мере учитывает специфику проблемы прогнозирования и особенности вычисляемых нечетких множеств.

Основу подхода составляют методы «среднее максимума» (Mean of Max, MoM) и «центроид площади», которые обеспечивают весьма рациональное сочетание учета пиковых значений нечетких множеств и их формы – в результате, достаточная точность дефаззифицированного значения достигается за счет применения сравнительно простой и устойчивой вычислительной процедуры.

Основные положения подхода Сонга и Чиссома сводятся к следующему: **а)** если степени принадлежности всех элементов нечеткого множества равны нулю, то прогнозное приращение также считается нулевым, **б)** если выходное нечеткое множество характеризуется одним пиковым (максимальным) значением, то середина интервала, на котором оно достигается, принимается в качестве прогнозного приращения, **в)** если функция принадлежности выходного нечеткого множества имеет два или более последовательных максимумов, то дефаззифицированное значение соответствует средней точке объединенного интервала, **г)** во всех других случаях, предусматривается применение процедуры «центроид площади» к нормализованному нечеткому множеству, в качестве элементов которого выступают средние точки исходных интервалов разбиения.

После того, как получено обычное (не нечеткое) приращение для рассматриваемого месяца, оно суммируется с уже имеющимся значением обменного курса предыдущего месяца.

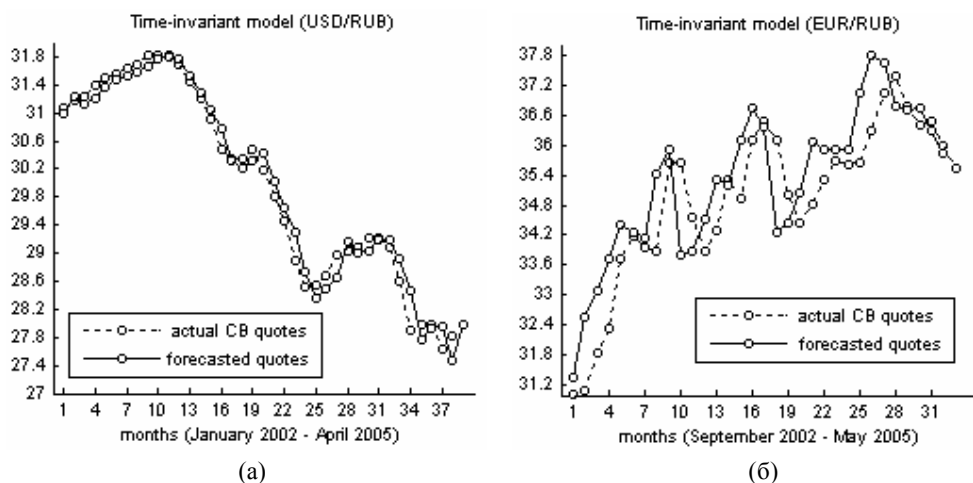
## **5 Прогнозирование USD/RUB и EUR/RUB котировок. Результаты моделирования**

В действительности, технический анализ не ограничивается лишь похожими на сделанные выше комментариями (см. начало раздела 4) относительно характеристик трендов – его использование предусматривает также выявление на графиках и анализ уровней сопротивления (локальные максимумы) и уровней поддержки (локальные минимальные цены/котировки), распознавание шаблонов (например, «голова и плечи», V-шаблон, «двойная вершина» и т.п. [22]) с последующим построением заключений о возможном сохранении тренда или его изменении на обратный, определение поведенческих закономерностей, представленных на графиках своеобразными «волнами» (применение волновой теории Эллиота) и чисел Фибоначчи, и пр. [5]. Однако, с точки зрения построения статической НБР модели, мы обращаем внимание лишь на совокупность конкретных числовых значений, соответствующих определенному промежутку времени. Именно эта информация в ее исходном виде используется в модифицированном подходе Шах-Дегтярева [30]; результаты моделирования (официально установленные USD/RUB и EUR/RUB обменные курсы Центрального Банка РФ и вычисленные прогнозируемые значения) показаны на Рис. 4.

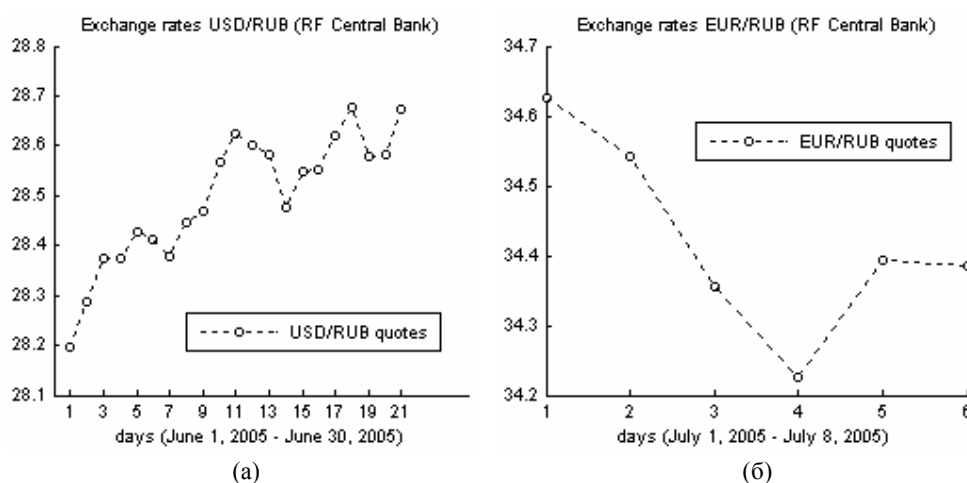
Обращает на себя внимание тот факт, что в случае вычисления прогнозных оценок котировок USD/RUB (Рис. 4а), модель [30] обеспечивает уверенное выявление повышательных и понижательных трендов. Каждое рассматриваемое значение (точка) на графике соответствует среднемесячному обменному курсу за 18÷23 торговых дня, и в этих условиях, средняя относительная погрешность составляет ~0.59% для 5 или 8 нечетких множеств, используемых в модели, и ~0.51% для 7 нечетких множеств. В частности, для стационарной модели, оперирующей пятью нечеткими множествами, относительная (процентная) ошибка по отдельным месяцам колеблется в пределах [0.07,1.92]%, а расчетное среднее значение валютного курса за май 2005 года оказывается равным 27.993 при реальной котировке 27.952, т.е. при ошибке 0.15% мы получаем относительную погрешность прогнозирования около 4.3 копейки/месяц.

Значительные колебания EUR/RUB курса на рассматриваемом отрезке времени (Рис. 4б) оказывают влияние на результаты моделирования, т.е. все тренды отслеживаются с некоторым смещением, влияющим на окончательные значения прогноза. Тем не менее, получаемые оценки можно считать вполне удовлетворительными, поскольку средняя процентная ошибка по всему периоду наблюдений оказывается на уровне ~1.41% (7 и 8 нечетких множеств), ~1.58% (6 нечетких множеств) и ~1.66% при числе нечетких множеств, равном 5. Кроме того, такое заключение выглядит вполне естественным, поскольку, как уже было отмечено выше, рассматриваемая стационарная модель [30] использует информацию о котировках валют в ее исходной форме (конкретные числовые данные, предоставляемые различными финансовыми источниками), без какого-либо дополнительного анализа, распознавания графических шаблонов или привлечения других вспомогательных формальных методик преобработки данных.



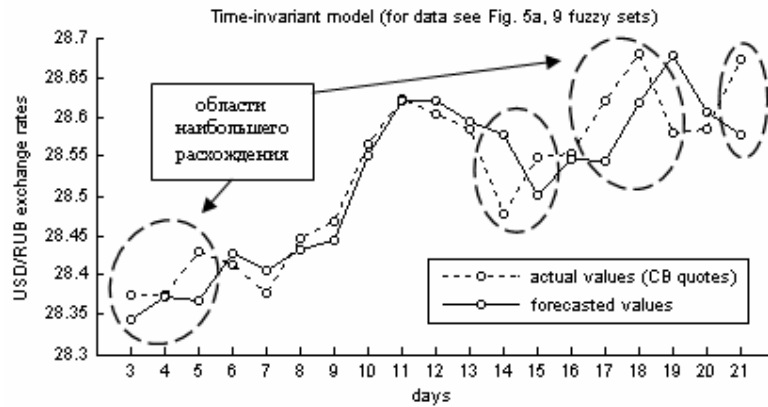


**Рис. 4.** Экспериментальные результаты прогнозирования (Matlab® 6.5) прямых валютных котировок ЦБ (а) USD/RUB и (б) EUR/RUB с использованием стационарной модели [30] (5 и 9 нечетких множеств, соответственно).



**Рис. 5.** Официальные валютные курсы (а) доллара США (за период 01.06.2005 – 30.06.2005, 1 месяц = 21 торговый день), и (б) единой европейской валюты EURO (за период 01.07.2005 – 08.07.2005, 6 торговых дней) по отношению к российскому рублю (курсы ЦБ России; по материалам портала FinNews.ru).

Графическое представление реальных и прогнозируемых значений котировок валют (Рис. 4) охватывает не только достаточно значительные временные периоды, но и «скрывает» под усредненными величинами неизбежные флуктуации обменных курсов, происходящие в течение каждого из показанных на оси абсцисс месяцев. С целью тестирования НВР метода [30] на действительных однодневных котировках USD/RUB и EUR/RUB, установленных ЦБ РФ на непродолжительных периодах времени (1 месяц и 8 календарных/6 торговых дней, соответственно), мы используем данные портала FinNews.ru – числовые показатели охватывают месяц июнь и начало июля 2005 года (Рис. 5). В данном случае, поведение американского доллара и евро по отношению к рублю РФ отличается от рассмотренного ранее случая, т.е. в июне 2005 года наблюдается тренд на повышение доллара США, напоминающий (в меньшем диапазоне) рост евро с конца 2002 года по начало 2005 года (Рис. 3б).



**Рис. 6** Экспериментальные результаты прогнозирования (Matlab® 6.5) прямых валютных котировок ЦБ USD/RUB за июнь 2005 года. Вычисленные значения (данные прогноза) представлены в Таблице 1.

**Таблица 1.** Экспериментальные результаты прогнозирования USD/RUB курса за июнь 2005 года (9 нечетких множеств).

Реальные значения	Расчетные значения (прогноз)	Реальные значения	Расчетные значения (прогноз)
28.375 (3 июня)	28.3435	28.6024 (17 июня)	28.6214
28.3761 (4 июня)	28.3727	28.5841 (18 июня)	28.5947
28.429 (7 июня)	28.3684	28.4765 (21 июня)	28.5764
28.4133 (8 июня)	28.4267	28.5497 (22 июня)	28.5015
28.3766 (9 июня)	28.4056	28.5528 (23 июня)	28.5474
28.4457 (10 июня)	28.4316	28.6193 (24 июня)	28.5451
28.4671 (11 июня)	28.4434	28.6787 (25 июня)	28.617
28.5658 (15 июня)	28.5521	28.5802 (28 июня)	28.6764
28.6237 (16 июня)	28.6208	28.584 (29 июня)	28.6052
		28.6721 (30 июня)	28.5763

**Таблица 2.** Относительные ошибки прогнозирования при варьировании числа нечетких множеств в пределах  $7 \pm 2$  (часто используемый в ссылках информационный объем кратковременной памяти человека, измеряемый в «порциях» информации в каждый конкретный момент времени).

Валютный курс	Число нечетких множеств (НМ), используемых в модели [22], и относительная погрешность вычислений				
	5 НМ	6 НМ	7 НМ	8 НМ	9 НМ
(а) USD/RUB					
Относительная погрешность (%)	0.176	0.162	0.165	0.134	0.123
(б) EUR/RUB					
Относительная погрешность (%)	0.31	0.354	0.01	0.024	0.03

Результаты проведенного моделирования на исходных данных, показанных на Рис. 5, сведены в Таблицу 2. Можно заметить, что при использовании 9 нечетких множеств  $A_i, i = \overline{1,9}$ , стационарная НВР модель приводит к получению значений котировок USD/RUB, отличающихся от реальных в пределах 0.3÷9 копеек (в относительных единицах), причем для более,

чем 65% результатов правая граница этого диапазона сдвигается влево практически наполовину (Рис. 6 и Таблица 1).

## 6 Заключение

В статье рассмотрен модифицированный стационарный НВР метод [30], который может быть использован для прогнозирования валютных курсов USD/RUB и EUR/RUB. Особенностью такого рода финансовых задач является полная доступность исходных данных, охватывающих временные периоды различной продолжительности, что позволяет провести многочисленные эксперименты и детально проанализировать получаемые результаты. В целом, можно заключить, что представленный метод отличается достаточной простотой (в его основе лежат базовые матричные вычисления), приемлемой точностью, и он может быть рекомендован для применения в качестве одной из составляющих этапов технического анализа.

Практически все проведенные авторами тесты, часть из которых нашла отражение в данной статье, выявили *сравнительно* низкую относительную погрешность вычисляемых (прогнозируемых) значений, но одновременно, реализация метода ставит ряд важных вопросов, рассмотрение и возможное нахождение путей решения которых могут составить предмет дальнейшего исследования. В частности, на данный момент отсутствуют конкретные рекомендации относительно выбора числа нечетких множеств  $A_i$ ,  $i = \overline{1, n}$  – в основном, специфика решаемой задачи (размер универсума  $U$ , характер исходных данных, и т.д.) становится определяющим фактором в достижении определенной погрешности проводимых вычислений. Модифицированный стационарный НВР метод [30] может быть отнесен к числу полуавтоматических процедур, поскольку большинство выполняемых шагов, включая построение универсума на основании множества исходных данных задачи, могут быть эффективно воплощены в программной форме, однако, участие аналитика (эксперта) при формировании интервалов разбиения и соответствующих нечетких множеств играет также огромную роль.

Другим важным вопросом является обоснованное принятие решения о целесообразности использования равновеликих интервалов  $u_i \subset U$  или интервалов разной длины, последующем дополнительном разбиении уже имеющихся интервалов с целью достижения более «точной» фазсификации величин приращений. В некоторых недавних публикациях [13,17] особо подчеркивается, что длины интервалов разбиения универсального множества существенно влияют на результаты прогнозирования в нечетких временных рядах, поэтому, несмотря на некоторый имеющийся прогресс в изучении этой проблемы, предполагается продолжить в дальнейшем работу в этом направлении.

## Благодарность

Автор выражает свою признательность М.Шах (M.Şah, соискатель PhD степени по направлению «Intelligence, Agents and Multimedia» (IAM) Университета Саутгемптона, факультет электроники и вычислительной техники) за полезные замечания, помощь в подготовке данных и проведении компьютерных экспериментов в среде Matlab® (The MathWorks, Inc.) и MINITAB® (Minitab Inc.).

## Литература

1. Батыршин, И.З. : Общий взгляд на основные черты и направления развития нечеткой логики Л.Заде. Новости Искусственного Интеллекта 2-3 (2001)
2. Леоненков, А. : Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. БХВ-Петербург (2003)
3. Лиховидов, В.Н. : Фундаментальный Анализ Мировых Валютных Рынков. Методы Прогнозирования и Принятия Решений. <http://www.omenus.net/library/lihov.html> (1999)
4. Мамедова, М.Г., Джабраилова, З.Г. : Применение нечеткой логики в демографическом прогнозе. Информационные Технологии 3 (2004) <http://www.informika.ru/windows/magaz/it/2004/03/inftech.html#8>
5. Нили, Г. : Мастерство Анализа волн Эллията. ИК Аналитика (пер. с англ.) (2002)
6. Самарина, Г.П. : Основы Технического Анализа. Учебно-методическое пособие, Ноосфера (1999)
7. Теханализ. [http://www.enb-invest.ru/6\\_Likbez\\_TA.htm](http://www.enb-invest.ru/6_Likbez_TA.htm), Эконацбанк (2001-2005)

8. Хмеленко, А. : Делайте ваши ставки... <http://offline.computerra.ru/2002/474/>, Компьютерра 49 (2002)
9. Abbasov, A.M., Mamedova, M.H. : Application of Fuzzy Time Series to Population Forecasting. Proc. 8th Int. Conference on Urban Planning and Regional Development in the Information Society (CORP'2003). [http://www.corp.at/archiv/papers/corp2003\\_papers.htm](http://www.corp.at/archiv/papers/corp2003_papers.htm) (2003)
10. Brockwell, P.J., Davis, R.A. : Introduction to Time Series and Forecasting. 2nd edn. Springer-Verlag (2002)
11. Chen, S.-M. : Forecasting Enrollments Based on Fuzzy Time Series. Fuzzy Sets and Syst. 81 (1996) 311–319
12. Chen, S.-M., Hwang, J.-R. : Temperature Prediction using Fuzzy Time Series. IEEE Trans. Syst., Man, and Cybernetics (SMC) – Part B: Cybernetics 30 (2000) 263–275
13. Chen, S.-M., Hsu, C.-C. : A New Method to Forecast Enrollments using Fuzzy Time Series. Int. Journal Applied Science and Engineering 2 (2004) 234-244
14. Edwards, R.D., Magee, J., Bassetti, W.H.C. (ed.) : Technical Analysis of Stock Trends. 8th edn. American Management Association (2001)
15. Forex (Международный валютный рынок) для начинающих. <http://fxtrade.vlz.ru/begin.htm> (по материалам ДЦ «Калига»)
16. Hwang, K. : Heuristic Models of Fuzzy Time Series for Forecasting. Fuzzy Sets and Syst. 123 (2001) 369–386
17. Hwang, K. : Effective Lengths of Intervals to Improve Forecasting in Fuzzy Time Series. Fuzzy Sets and Syst. 123 (2004) 387–394
18. Hwang, J.-R., Chen, S.-M., Lee, C.-H. : Handling Forecasting problems using fuzzy time series. Fuzzy Sets and Systems 100 (1998) 217-228
19. Hwang, J.-R., Chen S.-M., Lee C.-H. : Handling forecasting problems using fuzzy time series. Fuzzy Sets and Syst. 100 (1998) 217–228
20. Makridakis, S., Wheelwright, S., Hyndman, R. : Forecasting: Methods and Applications. 3rd edn. John Wiley & Sons (1997)
21. Murphy, J.J. : Technical Analysis of the Financial Markets – A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications. Prentice Hall (1999)
22. Neely, C.J. : Technical Analysis in the Foreign Exchange Market: A Layman's Guide. Federal Reserve Bank of St. Louis (Review) 5 (1997) 23-38
23. Negnevitsky, M. : Artificial Intelligence. A Guide to Intelligent Systems. Addison-Wesley (2002)
24. Pedrycz, W., Gomide, F. : An Introduction to Fuzzy Sets. Analysis and Design. MIT Press (1998)
25. Ross, T.J. : Fuzzy Logic with Engineering Applications. 2nd edn. John Wiley & Sons (2004)
26. Song, Q., Chissom, B.S. Fuzzy time series and its models. Fuzzy Sets and Syst. 54 (1993) 269–277
27. Song, Q., Chissom, B.S. : Forecasting enrollments with fuzzy time series – part 1. Fuzzy Sets and Syst. 54 (1993) 1–9
28. Song, Q., Chissom, B.S. : Forecasting enrollments with fuzzy time series – part 2. Fuzzy Sets and Syst. 62 (1994) 1–8
29. Sternberg, R.J. : Cognitive Psychology. 3rd edn. Thomson Wadsworth (2003)
30. Şah, M., Degtiarev, K.Y. : Forecasting Enrollment Model Based on First-Order Fuzzy Time Series. Proc. Int. Conf. Computational Intelligence (ICCI) (2004) 375–378
31. Tsai, C.-C., Wu, S.-J. : Forecasting enrollments with high-order fuzzy time series. Proc. IEEE Conference (2000) 196–200
32. Zadeh, L.A. : Fuzzy Sets. Information and Control 8 (1965) 338-353.