

САЛИМОВС. М. -д.э.н., в.н.с.,
НАНА, Институт Экономики.
e-mail:sulsal@mail.ru

ШИХЛИНСКАЯ Р. Ю. -к.ф.-м.н., доцент, ст.н.с.,
БГУ, Институт Прикладной математики
e-mail:reyhan_sh@rambler.ru,
АЛИЕВА А.М. - магистр,
БГУ, кафедра Экономической кибернетики
e-mail:19arzu.aliyeva91@gmail.com,

ПРИМЕНЕНИЕ ТЕОРИИ НЕЧЕТКИХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ В ПРОГНОЗИРОВАНИИ КУРСА USD/AZN

Резюме

В представленной статье рассматривается прогнозирование валютной котировки USD/AZN модифицированным подходом, с использованием нечетких временных рядов (НВР). В ней проводится пошаговое описание методики, которое представляет собой построение нечетких терм-множеств для лингвистической переменной «валютный курс», используя входные данные в виде числовых значений и вычисляя отношения для предсказания будущих состояний. Прогнозирование НВР осуществляется в направлении применения новых методов, называемого Times-SeriesDataMining.

Ключевые слова. НВР-нечеткий временной ряд, валютная котировка, дискретные нечеткие множества, нечеткие отношения, прогнозирование тенденций.

ВВЕДЕНИЕ

Прогнозирование валютного рынка всегда находится во внимании таких участников рынка, как банки, инвестиционные компании, брокерские конторы и т.д. и людей, которые отслеживают тенденции курса в целях минимизации потерь собственных накоплений.

Анализ временных рядов играет важную роль в решении многих актуальных задач. В настоящее время является необходимым условием разработка методов прогнозирования, которые обеспечивали получение адекватной оценки предстоящих изменений в экономике.

Для прогнозирования курса валюты в статье использован технический анализ, который представляет собой накапливание реальной истории изменения цен и построение заключений о вероятном будущем тренде. Последовательность упорядоченный во времени данных образуют временной ряд, который можно использовать для прогнозирования валютной котировки на основании наблюдений, относящихся к настоящим и прошлым моментам времени.

Однако данные, образующие временной ряд, или характер изменения тренда могут быть нечеткими и представленными в словесной форме. Для решения этой задачи в последние годы были предложены новые методы решения, основанные на нечеткой теории.

Концепция нечетких множеств была впервые изложена Лотфи Заде (Lotfi A. Zadeh) в ныне часто цитируемой статье [9] – практически с этого же момента начинается развитие аппарата нечетких множеств (fuzzysets), позволяющего описывать понятия естественного языка и присущую им неопределенность. Фактически, нечеткие множества образуют важное связующее звено между символическими и численными вычислениями, являясь ключевым инструментом вычислений, ориентированных на использование слов и предложений языка человеческого общения.

В теории нечетких множеств любая величина задается некоторым множеством её возможных значений, характеризующихся той или иной степенью принадлежности (с помощью так называемой функции при-



надлежности) объекту, описываемому этим нечетким множеством. Функция принадлежности может принимать значения от 0 («полностью не принадлежит») до 1 («полностью принадлежит»). Для описания объектов и явлений реального мира с позиции теории нечетких множеств используют понятие лингвистической переменной. *Лингвистическим значением* (термом) называется лингвистическая (вербальная) фраза, которая используется в качестве семантического обозначения соответствующей функции принадлежности (например, «высокий», «низкий», и др.) [8].

Так как большинство реальных событий характеризуется некоторой неопределенностью, то каждому наблюдению временного ряда можно поставить в соответствие нечеткую переменную с некоторой функцией принадлежности. Нечеткие временные ряды позволяют преодолеть проблему, давая возможность обработки как числовых, так и лингвистических данных.

Методы теории нечетких множеств начали применяться в экономике, начиная с конца 70-х годов. Идея нечеткого моделирования поведения сложных систем по ВР основана на базовой модели нечеткого динамического процесса, получившей название «нечеткого временного ряда».

В нечетком временном ряде (НВР) состояниям динамического процесса сопоставлены нечеткие значения, моделируемые параметрическими функциями принадлежности, а зависимости между ними строятся по наблюдениям и представляются базой нечетких правил «Если-То», численно выражаемых матрицей нечеткого отношения.

Анализ возможностей и недостатков методов нечеткого моделирования ВР выявил ряд нерешенных проблем: проблему повышения точности и информативности прогноза, проблему отсутствия методов идентификации и математических моделей нечетких тенденций НВР, проблему недостаточности критериев эффективности и методики оценивания результатов нечеткого моделирования. Среди них наибольший

интерес представляет научно-практическая проблема анализа нового объекта нечеткого ВР – нечеткой тенденции. Данная проблема включает задачи формализации, идентификации и построения моделей ВР на основе нечеткой тенденции. Решение указанных задач позволит обнаруживать новые закономерности и извлекать знания, недоступные другим моделям.

Таким образом, современное состояние в области моделирования и прогнозирования ВР характеризуется дальнейшим развитием в направлении применения методов, называемого *Times-Series Data Mining* и моделей на основе технологий искусственного интеллекта.

В представленной статье используется метод на основе экспертных оценок, позволяющий обосновать выбор показателей и параметров переменных, влияющих на формирование курса национальной валюты, описывается мнения и высказывания экспертов относительно тенденций изменения курса национальной валюты в лингвистической форме [4].

Постановка задачи. Имеются статистические данные валютных котировок с 2006 по 2013 годы. Построим нечеткую модель прогнозирования валютных котировок для 2014 года.

Построение и решение задачи.

Шаг 1. Исходя из вычисленных приращений валютного курса в течение рассматриваемого интервала времени зададим множество I (область определения проблемы) как курс валют, который принимает значения в положительной числовой оси, учитывая в течение рассматриваемого интервала времени. Наибольший курс доллара по отношению к азербайджанскому манату в течение 2006-2013 годов наблюдается в 2006 году и составляет 0,893125. В 2013 году же наблюдается самый низкий курс - 0,784547. В результате, полученные граничные значения (0,784547; 0,893125), корректируя с целью упрощения разбиения, можно взять как отрезок $I = [0,78; 0,90]$.

Шаг 2. Разбивается множество I на интервалы одинаковой длины.

Допустим, мы будем работать с шестью нечеткими множествами. Тогда множество U также поделим на 6 интервалов u_i , $i = \overline{1,6}$, т.е.

$$u_1 = [0.78; 0.80], u_2 = [0.80; 0.82], u_3 = [0.82; 0.84], u_4 = [0.84; 0.86], u_5 = [0.86; 0.88], u_6 = [0.88; 0.90]$$

Шаг 3. Определяются нечеткие множества A_i для лингвистической переменной «валютный курс» с носителем $[0.78; 0.90]$.

Допустим переменная «валютный курс» характеризуется терм-множеством, состоящим из следующих значений: A_1 (значительно низкий курс), A_2 (низкий курс), A_3 (средний курс), A_4 (немного высокий курс), A_5 (значительно высокий курс), A_6 (очень высокий курс).

Для построенных 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 $[0,1]$, т.е. для каждого терм-мноества функция принадлежности задается в дискретной форме:

$$\begin{aligned} A_1 &= \left\{ \frac{1}{u_1} + \frac{0.5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} \right\} \\ A_2 &= \left\{ \frac{0.5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0.5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} \right\} \\ A_3 &= \left\{ \frac{0}{u_1} + \frac{0.5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0.5}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} \right\} \\ A_4 &= \left\{ \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0.5}{u_3} + \frac{1}{u_4} + \frac{0.5}{u_5} + \frac{0}{u_6} \right\} \\ A_5 &= \left\{ \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0.5}{u_4} + \frac{1}{u_5} + \frac{0.5}{u_6} \right\} \end{aligned} \quad (1)$$

$$A_6 = \left\{ \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0.5}{u_5} + \frac{1}{u_6} \right\},$$

где $u_i \in U$, $i = \overline{1,6}$ – элементы множества U , а числа предшествующие u_i – степени принадлежности этих элементов, соответствующему множеству

$$A_j, \quad j = \overline{1,6}.$$

Шаг 4. Фаззифицируются (т.е. находятся значения функций принадлежности нечетких множеств (термов) на основе обычных (не нечетких) исходных данных или определяются степени принадлежности исходных данных) курсы валют, полученный на шаге 1.

Если для любого года t задан курс p , принадлежащий одному из интервалов u_i , $i = \overline{1,6}$, и существует лингвистическое значение A_j , с максимальной степенью принадлежности приходящейся на элемент u_i , тогда p фаззифицируется как A_j (Табл. 1). Например, курс доллара по отношению к манату будет в 2008 году составлять 0,821625 – это значение попадает в интервал u_3 и фаззифицированный курс становится равным A_3 .

Таким же путем определяется каждый элемент временного ряда (табл. 1).

Таблица №1

Представление курса валют с 2006 по 2013 годы в нечеткой форме

t	p	
2006	0,893125	$A_6 A_6$
2007	0,858117	A_4
2008	0,821625	A_3
2009	0,803856	A_2
2010	0,802694	$A_2 1$
2011	0,789682	$A_1 1$
2012	0,785347	$A_1 1$
2013	0,784547	$A_1 1$

Расчетные данные были взяты с сайта <http://www.cbar.az/>



(Примечание. В нашем примере нечеткое множество A_5 не было использовано).

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

Чтобы построить последовательности логических отношений рассматриваются попарно последовательно фаззифицированные курсы (2006→2007, 2008→2009 и т.д.), определенные на шаге 4 (если возникают повторяющиеся комбинации, то их необходимо исключить). Список отношений нашего примера примет вид:

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

Следуя [7] предполагается, нечеткие импликативные отношения $D = B \rightarrow C$ для произвольных векторов B и C трактуется как нечеткая импликация Мамдани [5], 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 -й и j -й элементы векторов B и C .

Шаг 6. Объединение в группы логических отношений.

Имеющие одинаковые левые части логические отношения объединяются и вычисляются отношения R_i для каждой из полученных, i -х групп, $i = \overline{1, 6}$.

В нашем примере группировка осуществится только лишь при A_2 , так как лишь эта лингвистическая переменная имеет не единственное отношение:

$$A_2 \rightarrow A_2, A_1.$$

Резльтирующее отношение $R_i, i = \overline{1, 6}$ вычисляется путем объединения логических отношений попавших в i -ю группу, т.е.

$$\begin{aligned} R_1 &= A_1^T \times A_1 \\ R_2 &= A_2^T \times A_2 \cup A_2^T \times A_1 \\ R_3 &= A_3^T \times A_2 \quad (2) \\ R_4 &= A_4^T \times A_3 \\ R_6 &= A_6^T \times A_4 \end{aligned}$$

Полученные отношения R_i используются в модели прогнозирования (Модель Сонга и Чиссома[7]):

$$A(t+1) = A(t) \circ R(t), \quad (3)$$

где $A(t)$ — известный курс года t ; $A(t+1)$ — нечеткое множество, выражающее прогнозный курс, т.е. курс валют следующего прогнозируемого года $(t+1)$; $R(t)$ соответствующие отношения для года t ; а знак $\circ$ обозначает “max-min” оператор.

Шаг 7. Процесс прогнозирования полученных результатов.

Допустим, прогнозируем курс валют на 2014 год, при заданном курсе 0,784547 за 2013 год. Применяя формулу (3), найдем прогнозный курс для 2014 года:

$$A(2014) = A(2013) \circ R(2013) = A_1 \circ R_1$$

$$A_{2014} = (1 \ 0,5 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0) \circ \begin{pmatrix} 1 & 0,5 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0,5 & 0,5 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0,5 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

Шаг 8. Преобразование полученного на шаге 7 нечеткого прогноза в целое число.

Этот процесс, т.е. процесс дефаззификации зависит от особенностей рассматриваемой задачи и критерием выбора служит ее вычислительная простота [6]. Применяя метод центра тяжести по формуле:

$$J = \frac{\sum_{i=1}^k u_i \cdot \mu(u_i)}{\sum_{i=1}^k \mu(u_i)},$$

получим прогноз на 2014 год равный 0,7966. При этом расчетное значение валютного курса за 2014 год насчитывается в среднем 0.7843, откуда следует, что относительная погрешность будет равна

0,1544%. В литературе, в рассматриваемых моделях относительная погрешность прогнозирования для шести разбиений нечетких множеств составляет 0,162%, что свидетельствует об адекватности предложенного метода.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предлагаемый метод прогнозирования тенденции валютного курса может относиться в основном к проведению краткосрочного прогнозирования. Использование данного модифицированного НВР метода возможно с помощью полуавтоматических процедур, т.к. большинство шагов, включая построение универсального множества, могут быть эффективно воплощены в программной форме. Его особенностью является полная доступность исходных данных временных рядов, благодаря чему можно провести большое количество экспериментов. Также такой метод отличается от остальных достаточной простотой (базовые матричные вычисления) и приемлемой точностью, а небольшая погрешность может возникать из-за отсутствия конкретного правила выбора числа нечетких множеств A_i , а также играет большую роль участие эксперта при формировании интервалов разбиения.

Другим важным условием является целесообразное использование равновеликих интервалов с последующим дополнительным разбиением уже имеющихся интервалов с целью достижения более «точной» фазификации величин приращений. Вы-

явлено, что выбор длины разбиения универсального множества существенно влияют на прогноз в нечетких временных рядах.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Афанасьева, Т. В., Моделирование нечетких тенденций временных рядов/ Ульяновск: УлГТУ, 2013. – 215 с.
2. Батыршин И.З., «Общий взгляд на основные черты и направления развития нечеткой логики Л. Заде», Новости ИИ №2-3, 2001.
3. К. Дегтярев, «Прогнозирование валютных котировок с использованием модифицированного стационарного метода, основанного на нечетких временных рядах», Москва, 2010.
1. Chen, S.-M. : Forecasting Enrollments Based on Fuzzy Time Series. Fuzzy Sets and Syst. 81 (1996) 311–319.
2. Mamdani E.H., Assilian S., An Experiment in Linguistic Synthesis with Fuzzy Logic Controller // Int. J. Man-Machine Studies.- 1975. Vol.7.N1.pp.113
3. Ross, T.J.: Fuzzy Logic with Engineering Applications. 2nd edn. John Wiley & Sons 2004.
4. Song, Q., Chissom, B.S. Fuzzy time series and its models. Fuzzy Sets and Syst. 54,1993, 269–277.
5. Zadeh L.A., The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning, M., 1976, 168 p.
6. Zadeh, L.A. : Fuzzy Sets. Information and Control 8 (1965) 338-353.
7. Salimov S.M., Sıxlinskaya R.Y. Consideration of the possible rational use of non-renewable energy with neuro-fuzzy difficult way in the sustainable development strategy of Azerbaijan. Baku: Azerbaijan National Academy of Sciences Institute of Economy. Scientific works IV Issue. – 2014. №4. P.318-321.

Данная работа выполнена при финансовой поддержке Фонда Развития Науки при Президенте Азербайджанской Республики- Грант N EIF-RİTN-MQM-2/İKT-2-2013-7(13)-29/06/1-M-24.

Поддержана совместным грантом НАНА и ГНКАР №26, 2014-2015.

Səlimov S.M., Şıxlinskaya R.Y., Əliyeva A.M.

USD/AZN valyuta məzənnəsinin proqnozlaşdırılmasında qeyri-səlis zaman sıralarının tətbiqi

Xülasə

Təqdim olunmuş məqalədə qeyri-səlis zaman sıralarından (QSZS) istifadə etməklə USD/AZN valyuta məzənnəsinin proqnozlaşdırılmasına, modifikasiya olunmuş yanaşma ilə baxılmışdır.



Məqalədə ədədi verilənlərlə təsvir olunan giriş dəyişənləri istifadə olunmuşla və gələcək vəziyyətləri öyrənmək üçün münasibətləri hesablamaqla “valyuta məzənnəsi” lingvistik dəyişəni üçün qeyri-səlis term-çoxluqlar qurulması üsulu mərhələlər üzrə təsvir olunur. QSZS-nin proqnozlaşdırılması Times-Series Data Mining adlandırılan yeni üsulların tətbiqi istiqamətində aparılır.

Açar sözlər. (QSZS) - qeyri-səlis zaman sıraları, valyuta məzənnəsi, diskret qeyri-səlis çoxluqlar, qeyri-səlis münasibətlər, tendensiyaların proqnozlaşdırılması.

Salimov S.M, Shihlinskaya R.Y, Alieva A.M.

Application of the fuzzy time series in forecasting USD / AZN rate

Abstract

Present article deals with the prediction of currency quotes USD / AZN through modified approach, using fuzzy time series (FTS). It is carried out step by step description of the methodology, which represents construction of fuzzy term set for the linguistic variable "rate of exchange", using the input data in the form of numerical values and calculating the ratio to predict future states. HBP forecasting is carried out in the direction of application of the new method, so called the Times-Series Data Mining.

Keywords. HBP - fuzzy time series, the currency quotation, discrete fuzzy sets, fuzzy relations, forecasting trends.

Daxil olub: 06.03.2015

Rəy verib: t.e.n.HacıyevAğa-Kərim