

**СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ НЕЧЕТКИХ
НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЗАДАЧАХ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ В
ЭКОНОМИКЕ И ФИНАНСОВОЙ СФЕРЕ**

Ю.П. ЗАЙЧЕНКО, Ф. СЕВАЕЕ, Ю.В. КЕЛЕСТИН

Рассмотрены нечеткие нейронные сети (ННС) с выводом Мамдани, Цукамото и Сугено. Проведены сравнительные экспериментальные исследования ННС с различными алгоритмами вывода в задачах макроэкономического прогнозирования. Определен наиболее эффективный метод нечеткого вывода для данного класса задач.

ВВЕДЕНИЕ

В последние годы появилось большое количество публикаций, посвященных исследованиям систем с нечеткой логикой и нечетких нейронных сетей (ННС) в задачах управления, аппроксимации, классификации и распознавания образов [1–4, 9–12]. Их основными достоинствами по сравнению с обыкновенными ННС являются возможность работы с неполными и неопределенными данными, а также возможность учета знаний экспертов в виде нечетких предикатных правил вывода типа ЕСЛИ-ТО. Появились работы по исследованию ННС в задачах прогнозирования в экономике. Так, в [5] проведен анализ нечетких контроллеров (НК) с выводом Мамдани и Цукамото в задачах макроэкономического прогнозирования с треугольными функциями принадлежности. В работах [6, 7] исследована ННС ANFIS с выводом Сугено в задачах прогнозирования. В настоящей работе проводится сравнительный анализ ННС с различными алгоритмами и функциями принадлежности в задачах макроэкономического и финансового прогнозирования (ФП) с целью определения наиболее адекватного метода для класса задач прогнозирования, а также разрабатывается алгоритм обучения НК Мамдани и Цукамото для гауссовских ФП.

АЛГОРИТМЫ НЕЧЕТКОГО ЛОГИЧЕСКОГО ВЫВОДА

Рассмотрим следующие наиболее употребительные алгоритмы нечеткого вывода, считая, для простоты, что базу знаний организуют два нечетких правила вида:

P_1 : если x есть A_1 и y есть B_1 , то z есть C_1 ,

P_2 : если x есть A_2 и y есть B_2 , то z есть C_2 ,
 где x и y — имена входных переменных; z — имя переменной вывода;
 $A_1, B_1, C_1, A_2, B_2, C_2$ — некоторые заданные функции принадлежности.
 При этом четкое значение z_0 необходимо определить на основе приведенной информации и четких значений x_0 и y_0 .

Алгоритм Мамдани

В рассматриваемой ситуации математически алгоритм может быть описан следующим образом:

1. Введение нечеткости. Находятся степени истинности для предпосылок каждого правила

$$A_1(x_0), A_2(x_0), B_1(x_0), B_2(x_0).$$

2. Логический вывод. Находятся уровни «отсечения» для предпосылок каждого правила (с использованием операции МИНИМУМ)

$$\alpha_1 = A_1(x_0) \wedge B_1(y_0),$$

$$\alpha_2 = A_2(x_0) \wedge B_2(y_0),$$

где \wedge обозначена операция логического минимума (min). Затем находятся «усеченные» функции принадлежности

$$C'_1 = (\alpha_1 \wedge C_1(z)),$$

$$C'_2 = (\alpha_2 \wedge C_2(z)).$$

3. Композиция. Производится объединение найденных усеченных функций с использованием операции МАКСИМУМ (max, обозначенные далее \vee), что приводит к получению итогового нечеткого подмножества для переменной выхода с функцией принадлежности

$$\mu_{\Sigma}(z) = C(z) = C'_1(z) \vee C'_2(z) = (\alpha_1 \wedge C_1(z)) \vee (\alpha_2 \wedge C_2(z)). \quad (1)$$

4. Приведение к четкости. Проводится для нахождения z_0 , например, центроидным методом.

Алгоритм Цукамото

Исходные посылки такие же, как и у предыдущего алгоритма, но здесь предполагается, что функции $C_1(z), C_2(z)$ монотонные.

1. Введение нечеткости (как в алгоритме Мамдани).

2. Нечеткий вывод. Сначала находятся уровни «отсечения» α_1 и α_2 (как в алгоритме Мамдани), а затем решениями уравнений

$$\alpha_1 = C_1(z_1) \text{ и } \alpha_2 = C_2(z_2)$$

определяются четкие значения (z_1 и z_2) для каждого исходного правила.

3. Определяется четкое значение переменной вывода (как взвешенное среднее z_1 и z_2)

$$z_0 = \frac{\alpha_1 z_1 + \alpha_2 z_2}{\alpha_1 + \alpha_2}. \quad (2)$$

Алгоритм Сугено

Сугено и Такаги использовали набор правил в следующей форме (как и ранее, приведем пример двух правил):

Π_1 : если x есть A_1 и y есть B_1 , то $z_1 = a_1x + b_1y$,

Π_2 : если x есть A_2 и y есть B_2 , то $z_2 = a_2x + b_2y$.

Описание алгоритма

1. Введение нечеткости (как в алгоритме Мамдани).

2. Нечеткий вывод. Находятся $\alpha_1 = A_1(x_0) \wedge B_1(y_0)$, $\alpha_2 = A_2(x_0) \wedge B_2(y_0)$ и индивидуальные выходы правил

$$\dot{z}_1 = a_1x_0 + b_1y_0,$$

$$\dot{z}_2 = a_2x_0 + b_2y_0.$$

3. Определяется четкое значение переменной выхода

$$z_0 = \frac{\alpha_1 \dot{z}_1 + \alpha_2 \dot{z}_2}{\alpha_1 + \alpha_2}. \quad (3)$$

ГРАДИЕНТНЫЙ АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ ННС С ГАУССОВСКИМИ ФУНКЦИЯМИ ПРИНАДЛЕЖНОСТИ

Предложенный в работах [10,11] алгоритм обучения НК Мамдани носит эмпирический характер, формулы для настройки параметров функций принадлежности теоретически необоснованны. Это связано с тем, что в НК Мамдани и Цукамото используются треугольные ФП, а пересечение условий правил берется в форме \min . В результате получаемые ФП оказываются недифференцируемыми. В связи с этим целесообразно сконструировать аналитический алгоритм обучения, сходимость которого была бы строго доказана, для чего необходимо перейти к гауссовским ФП для условий и правил.

Итак, пусть ФП i -го μ -модуля, связанного с правилом R_k , описывается выражением

$$\mu_{ik}(x_i) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} * \frac{(x_i - a_{ik})^2}{\sigma_{ik}^2} \right\}, \quad (4)$$

где a_{ik} , σ_{ik} — параметры, подлежащие настройке в процессе обучения, и ФП v_k -модуля имеют аналогичный вид

$$\mu_k(y_i) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} * \frac{(y_i - a_k)^2}{\sigma_k^2} \right\}.$$

При этом пересечение условий правил задается в виде произведения

$$\alpha_k = \prod_{i=1}^n \mu_{ik}(x_i) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} * \frac{(x_i - a_{ik})^2}{\sigma_{ik}^2} \right\}. \quad (5)$$

Допустим, что дефаззификация происходит по центроидному методу, тогда общий выход

$$z_0 = \frac{\sum_k z_k \alpha_k}{\sum_k \alpha_k}.$$

Пусть для определения следствия правила используются монотонные ФП, и z_k определяется путем решения уравнения (контроллер Цукамото)

$$C_k(z_k) = \alpha_k, \quad (6)$$

где $C_k(z_k) = \exp\left\{-\frac{1}{2} * \frac{(z_k - a_k)^2}{\sigma_k^2}\right\}$.

Тогда, решая уравнение (6) $\exp\left\{-\frac{1}{2} * \frac{(z_k - a_k)^2}{\sigma_k^2}\right\} = \alpha_k$, находим два корня:

$$Z_k = a_k \pm \sqrt{2 \ln \frac{1}{\alpha}} * \sigma_k.$$

Первый корень $Z_{1k} = a_k - \sqrt{2 \ln \frac{1}{\alpha}} * \sigma_k$ находится на монотонно возрастающем участке кривой $C_k(z_k)$, а второй z_{2k} — на монотонно убывающем.

Пусть критерий $E(z) = \frac{1}{2} (z_0 - z^*)^2 \rightarrow \min$, где z^* — фактический выход; z_0 — выход НК.

Находим производные

$$\frac{\partial E}{\partial a_k} = \frac{\partial E}{\partial z_0} \frac{\partial z_0}{\partial z_k} \frac{\partial z_k}{\partial a_k} = + (z_0 - z^*) \frac{\alpha_k}{\sum_{k=1}^K \alpha_k}, \quad (7)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \sigma_k} = \frac{\partial E}{\partial z_0} \frac{\partial z_0}{\partial z_k} \frac{\partial z_k}{\partial \sigma_k} = - (z_0 - z^*) \frac{\alpha_k}{\sum_{k=1}^K a_k} \sqrt{2 \ln \frac{1}{\alpha}} \quad (8)$$

на монотонно возрастающем участке кривой ФП μ_k и

$$\frac{\partial E}{\partial \sigma_k} = + (z_0 - z^*) \frac{\alpha_k}{\sum_{k=1}^K a_k} \sqrt{2 \ln \frac{1}{\alpha}}$$

на монотонно убывающем.

Для входных μ -модулей

$$\frac{\dot{D}}{\dot{\alpha}_{ik}} = \frac{\dot{D}}{\dot{z}_0} \frac{\dot{z}_0}{\dot{\alpha}_k} \frac{\dot{\alpha}_k}{\dot{\alpha}_{ik}} = (z_0 - z^*) \alpha_k \frac{z_k \sum_{k=1}^K \alpha_k - \sum_k z_k \alpha_k}{\left(\sum_k \alpha_k \right)^2} \frac{(x_i - a_{ik})}{\sigma_{ik}^2}, \quad (9)$$

$$\frac{\dot{D}}{\dot{\sigma}_{ik}} = \frac{\dot{D}}{\dot{z}_0} \frac{\dot{z}_0}{\dot{\alpha}_k} \frac{\dot{\alpha}_k}{\dot{\sigma}_{ik}} = (z_0 - z^*) \alpha_k \frac{z_k \sum_{k=1}^K \alpha_k - \sum_k z_k \alpha_k}{\left(\sum_k \alpha_k \right)^2} \frac{(x_i - a_{ik})^2}{\sigma_{ik}^3}, \quad (10)$$

и тогда градиентный алгоритм обучения ННС Мамдани выглядит следующим образом

а) для выходных модулей

$$a_k(n+1) = a_k(n) - \gamma_n \frac{\partial E}{\partial a_k} = a_k(n) - \gamma_n (z_0 - z^*) \frac{\alpha_k}{\sum_k \alpha_k}, \quad (11)$$

$$\sigma_k(n+1) = \sigma_k(n) - \gamma_{n1} \frac{\dot{D}}{\dot{\sigma}_k} = \sigma_k(n) - \gamma_{n1} (z_0 - z_\Sigma^*) \frac{\alpha_k}{\sum_k \alpha_k} \sqrt{2 \ln \frac{1}{\alpha_k}}; \quad (12)$$

б) для входных μ -модулей

$$a_{ik}(n+1) = a_{ik}(n) - \gamma_{n2} \frac{\dot{D}}{\dot{\alpha}_{ik}} = a_{ik}(n) - \gamma_{n2} (z_0 - z^*) \frac{\alpha_k (z_k \sum_k \alpha_k - \sum_k z_k \alpha_k)}{\left(\sum_k \alpha_k \right)^2} \frac{(x_i - a_{ik})}{\sigma_{ik}^2}, \quad (13)$$

$$\sigma_{ik}(n+1) = \sigma_{ik}(n) - \gamma_{n3} (z_0 - z^*) \frac{\alpha_k (z_k \sum_k \alpha_k - \sum_k z_k \alpha_k)}{\left(\sum_k \alpha_k \right)^2} \frac{(x_i - a_{ik})^2}{\sigma_{ik}^3}, \quad (14)$$

где $\gamma_n, \gamma_{n1}, \gamma_{n2}, \gamma_{n3}$ — размер шага.

Для сходимости метода необходимо, чтобы выполнялись стандартные условия алгоритма обучения в случайной среде [8, 9]:

а) $\gamma_n \rightarrow 0, n \rightarrow \infty$;

б) $\sum_{n=0}^{\infty} \gamma_n = \infty$;

в) $\sum_{n=0}^{\infty} \gamma_n^2 < \infty$.

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ ННС В ЗАДАЧАХ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ В МАКРОЭКОНОМИКЕ

Постановка задачи прогнозирования

Прогнозирование макроэкономических показателей

Исходные данные. Макроэкономические показатели экономики Украины приведены в виде статистических временных рядов (табл. 1).

Таблица 1. Макроэкономические показатели Украины

Дата	ВВП	ОПП	ИРПП	ИПЦ	ИОЦ	РДН	М2	ДБ	ВК
1	2358,3	102,2	100,3	103,1	99,6	113,1	1502,0	840,1	73,7
2	2308,5	102,0	99,7	101,2	100,3	111,0	1522,9	846,1	84,6
3	2267,7	103,7	99,9	101,1	99,2	108,1	1562,4	863,5	96,5
4	2428,5	104,3	102,2	101,2	100,7	118,0	1621,3	917,7	98,2
5	2535,6	102,8	102,5	101,7	102,2	107,8	1686,0	977,7	118,2
6	2522,8	104,4	103,1	100,5	104,4	105,8	1751,1	1020,7	138,6
7	2956,4	107,8	102,6	100,7	105,4	112,3	1776,1	1019,8	142,6
8	3025,9	103,4	101,7	100,1	105,0	109,0	1812,5	1065,6	157,8
9	3074,5	10,55	101,2	100,4	105,3	106,6	1846,6	1067,9	165,5
10	2854,3	103,9	102,1	101,1	105,3	108,5	1884,6	1078,6	158,9
11	2812,5	100,8	101,6	101,6	100,2	107,8	1930,0	1128,9	163,4
12	2998,4	103,2	99,8	101,5	105,7	106,9	2119,6	1232,6	262,5
13	2725,6	104,9	100,4	102,4	100,5	114,4	2026,5	1140,1	93,8
14	2853,4	1065,0	101,4	101,6	101,2	116,8	2108,0	1240,7	110,3
15	2893,1	106,7	101,3	101,1	103,3	115,4	2208,5	1284,5	125,9
16	3014,2	107,1	101,4	101,0	103,6	109,1	2311,2	1386,8	130,1
17	3102,6	108,5	99,8	100,8	103,9	119,7	2432,4	1505,7	158,8
18	3110,7	107,0	100,7	100,8	103,9	113,8	2604,5	1534	158,8
19	3192,4	107,1	102,2	100,7	104,9	112,7	2625,4	1510,8	181,9
20	3304,7	105,5	101,4	99,6	105,9	109,8	2683,2	1500,8	185,0
21	3205,8	108,0	101,4	100,3	106,9	112,6	2732,1	1484,5	205,8

Данные взяты из сайта Госкомстата Украины [www.ukrstat.gov.ua].

ВВП — номинальный ВВП (млн грн);

ОПП — объем промышленной продукции (% к соответствующему периоду предыдущего года);

ИРПП — индекс реальной промышленной продукции (% к соответствующему периоду предыдущего года).

ИПЦ — индекс потребительских цен (% к соответствующему периоду предыдущего года);

РДН — реальные доходы населения (% к соответствующему периоду предыдущего года);

М2 — агрегат М2 (млн грн);

ДБ — денежная база (млн грн);

ВК — всего кредиты, включая кредиты в иностранной валюте (млн грн).

ИОЦ — индекс оптовых цен.

Ставится задача прогнозирования следующих макроэкономических показателей: ИПЦ, ВВП и ОПП по известным макроэкономическим показателям. При этом необходимо исследовать различные алгоритмы нечеткого вывода — Мамдани, Цукамото и Сугено с различными функциями принадлежности нечетких множеств.

Для построения базы правил необходимо определить значимые переменные и их лаги. В качестве степени взаимосвязи между входными переменными x_1, x_2, \dots, x_n и выходной переменной Y используется коэффициент корреляции R , по значению которого отбирались существенные переменные.

Проведем исследования эффективности прогнозирования и сравним результаты, полученные с помощью следующих нечетких нейронных контроллеров (ННК):

- Цукамото с линейными функциями принадлежности,
- Цукамото с монотонными функциями принадлежности,
- Мамдани с функциями принадлежности гауссовской формы,
- и нейронная сеть ANFIS.

В табл. 2 приведены сравнительные результаты прогнозирования показателя ИПЦ, полученные разными методами нечеткого логического вывода, а соответствующие графики прогнозных значений и реальных данных — на рис. 1.

Таблица 2. Результаты прогнозирования ИПЦ различными алгоритмами

Реальное значение	Сеть ANFIS		ННК Цукамото с линейной ФП		ННК Цукамото с монотонной ФП		ННК Мамдани с гауссовскими ФП	
	Прогноз	Ошибка	Прогноз	Ошибка	Прогноз	Ошибка	Прогноз	Ошибка
101,5	101,28	0,22	101,32	0,18	101,32	0,18	101,34	0,16
102,4	101,69	0,71	102,15	0,25	102,16	0,24	102,34	0,06
101,6	101,43	0,17	101,28	0,32	101,30	0,30	101,48	0,12
101,1	101,54	0,44	100,86	0,24	100,89	0,21	101,07	0,03
101,0	100,92	0,08	100,70	0,30	100,71	0,29	100,94	0,06
100,8	100,73	0,07	100,65	0,15	100,65	0,15	100,70	0,10
100,8	99,83	0,97	100,13	0,67	100,24	0,56	100,73	0,07
100,7	99,88	0,82	100,22	0,48	100,22	0,44	100,65	0,05
99,6	98,86	0,74	99,09	0,51	99,13	0,47	99,44	0,16
100,3	99,54	0,76	99,78	0,52	99,80	0,50	100,18	0,12
	СКО: 0,3524		СКО: 0,1577		СКО: 0,1309		СКО: 0,0930	

Как можно увидеть из приведенных результатов, все три нечетких контроллера отлично справились с поставленной задачей. Наилучшим оказался контроллер Мамдани с гауссовскими ФП.

Его среднеквадратическое отклонение составляет всего 0,0930. Дальше по качеству прогноза идет контроллер Цукамото, причем монотонные функции принадлежности (более общий вариант) дают немного лучший результат, чем линейные. Но в целом их прогнозы очень близки (СКО равня-

ются соответственно 0,1309 и 0,1577). Это дает основания допустить, что подбор более удачного вида функции принадлежности даст возможность улучшить результаты прогноза.

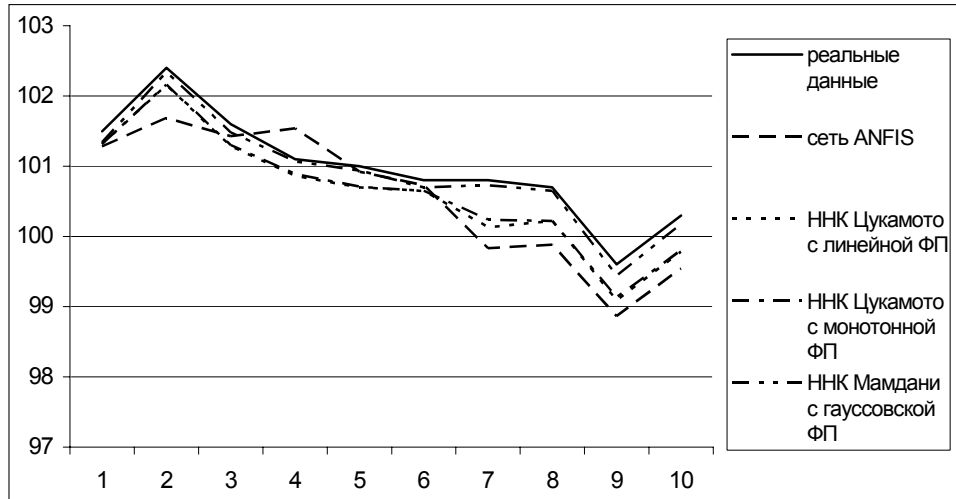


Рис. 1

И, наконец, уже на последнем месте (при сравнительно большом отставании) имеем результаты, полученные с помощью сетей ANFIS (среднеквадратическое отклонение равняется 0,3524). Такие результаты ННС ANFIS объясняются тем, что в ней не настраиваются параметры функций выходов правил.

Прогнозирование в финансовой сфере

Для проверки полученных выводов проведены экспериментальные исследования различных классов ННС в задачах прогнозирования финансового рынка. Выбран рынок акций ОАО «Лукойл», допущенных к торгам на фондовой бирже «Российская торговая система» (РТС), созданной в середине 1995 г. с целью объединения разрозненных региональных рынков в единый организованный рынок ценных бумаг России. РТС — общепризнанный центр ценообразования по ценным бумагам широкого круга эмитентов. К торговле в РТС допущено около 270 ценных бумаг, в том числе 43 облигации. На срочном рынке обращается 9 фьючерсных и 5 опционных контрактов. В информационных системах представлена информация об информативных котировках порядка 750 акций и 500 векселей российских компаний.

Проведены эксперименты по прогнозированию курсов акций на РТС с использованием разработанного программного продукта для трех алгоритмов. Для обучения применялась выборка из 267 ежедневных значений показателей курсов акций ОАО «Лукойл» за период с 01.04.2005 по 30.12.2005 г.

В ходе тестирования экспериментально установлено, что наиболее оптимальным является использование трех термов и пяти правил обучения, так как при таких параметрах мы имеем минимальную СКО и наименьшее время обучения. Обучение параметров ФП производилось градиентным методом с шагом обучения 0,04.

Проведены следующие эксперименты.

1. Использование НК Мамдани при прогнозировании курсов акций.

На основе использования НК Мамдани с треугольными и гауссовскими ФП были получены результаты прогнозирования курса акций ОАО «Лукойл», приведенные в табл. 3, а величина отклонения — на рис. 2.

Таблица 3. Результаты прогноза НК Мамдани для ФП Гаусса

Дата	Реальное значение	Прогнозируемое значение	Отклонение	Квадрат отклонения
01.12.2005	58,10	58,23	0,13	0,0169
02.12.2005	58,70	58,54	0,16	0,0256
05.12.2005	59,40	59,14	0,26	0,0676
06.12.2005	59,00	59,11	0,11	0,0121
07.12.2005	59,85	59,97	0,12	0,0144
08.12.2005	59,60	59,416	0,184	0,033856
09.12.2005	59,90	60,12	0,22	0,0484
12.12.2005	60,65	60,50	0,15	0,0225
13.12.2005	60,65	60,54	0,11	0,0121
14.12.2005	61,15	61,32	0,17	0,0289
15.12.2005	60,25	60,10	0,15	0,0225
16.12.2005	61,00	61,20	0,20	0,040
19.12.2005	61,01	61,24	0,23	0,0529
20.12.2005	60,70	60,54	0,16	0,0256
				СКО=0,17389

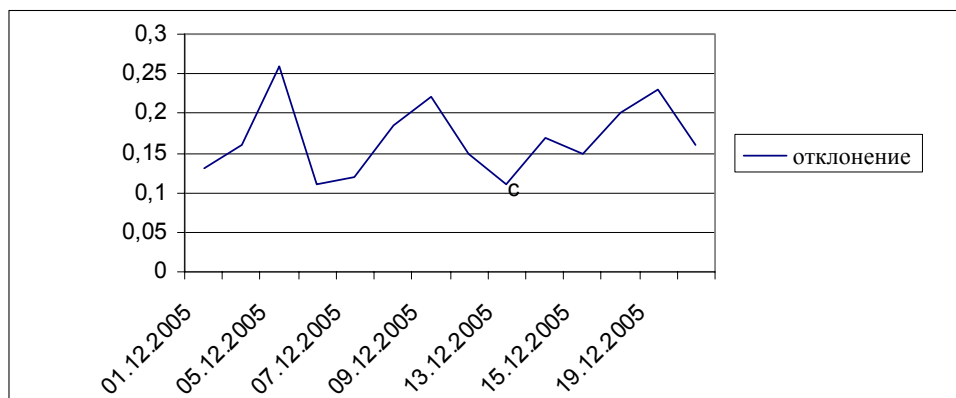


Рис. 2

Теперь произведем прогнозирование при использовании НК Мамдани для треугольной ФП (табл. 4. и рис. 3).

Как показал первый эксперимент, лучшим оказался контроллер Мамдани с гауссовскими ФП (СКО на проверочной выборке из 14 точек составляет всего 0,17389, относительная средняя ошибка — 3,02%).

2. Далее проведены эксперименты по прогнозированию с использованием НК Цукамото с треугольными и гауссовскими ФП. Результаты прогноза НК Цукамото для ФП Гаусса приведены в табл. 4, а для треугольной ФП — в табл. 5.

Таблица 4. Результаты прогноза НК Цукамото для ФП Гаусса

Дата	Реальное значение	Прогнозируемое значение	Отклонение	Квадрат отклонения
01.12.2005	58,10	58,37	0,27	0,0729
02.12.2005	58,70	58,47	0,23	0,0529
05.12.2005	59,40	59,10	0,30	0,0900
06.12.2005	59,00	59,25	0,25	0,0625
07.12.2005	59,85	60,19	0,34	0,1156
08.12.2005	59,60	59,37	0,23	0,0529
09.12.2005	59,90	60,27	0,37	0,1369
12.12.2005	60,65	60,48	0,17	0,0289
13.12.2005	60,65	60,42	0,23	0,0529
14.12.2005	61,15	61,4	0,25	0,0625
15.12.2005	60,25	60,06	0,19	0,0361
16.12.2005	61,00	61,22	0,22	0,0484
19.12.2005	61,01	61,28	0,27	0,0729
20.12.2005	60,70	60,48	0,22	0,0484
				СКО=0,25285

Таблица 5. Результаты прогноза НК Цукамото для треугольной ФП

Дата	Реальное значение	Прогнозируемое значение	Отклонение	Квадрат отклонения
01.12.2005	58,10	58,48	0,38	0,1444
02.12.2005	58,70	58,37	0,33	0,1089
05.12.2005	59,40	59,05	0,35	0,1225
06.12.2005	59,00	59,27	0,27	0,0729
07.12.2005	59,85	60,23	0,38	0,1444
08.12.2005	59,60	59,23	0,37	0,1369
09.12.2005	59,90	60,32	0,42	0,1764
12.12.2005	60,65	60,40	0,25	0,0625
13.12.2005	60,65	60,28	0,37	0,1369
14.12.2005	61,15	61,42	0,27	0,0729
15.12.2005	60,25	59,97	0,28	0,0784
16.12.2005	61,00	61,27	0,27	0,0729
19.12.2005	61,01	61,34	0,33	0,1089
20.12.2005	60,70	60,38	0,32	0,1024
				СКО=0,33166

Сравнение ошибок прогнозирования для НК Цукамото с треугольной и гауссовской ФП показаны на рис. 3.

Как показал второй эксперимент, лучшим оказался контроллер Цукамото с гауссовской ФП (СКО на проверочной выборке из 14 точек составляет всего 0,25285, а средняя относительная ошибка прогноза — 6,67%).

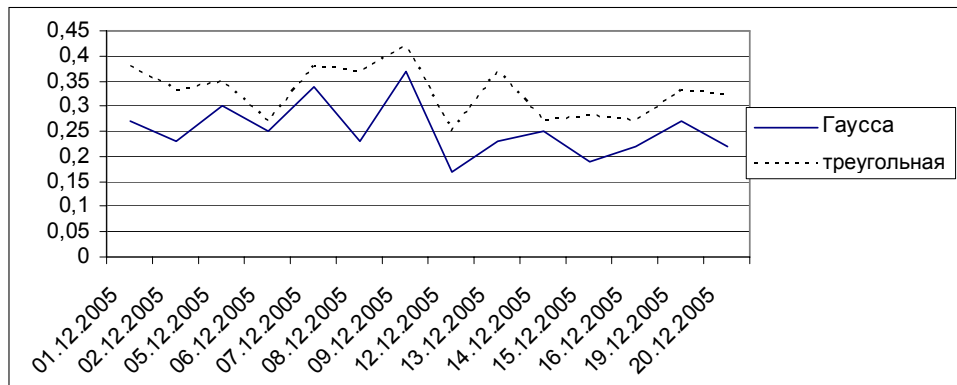


Рис. 3

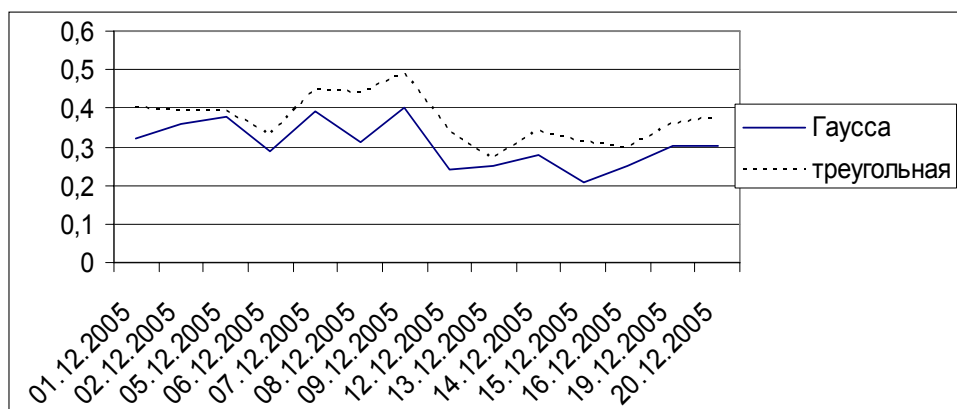


Рис. 4

3. В следующем эксперименте проводились исследования ННС с выводом Сугено. Результаты прогнозирования с использованием НК Сугено для гауссовской ФП приведены в табл. 6, а для треугольной — в табл. 7.

Таблица 6. Результаты прогноза НК Сугено для ФП Гаусса

Дата	Реальное значение	Прогнозируемое значение	Отклонение	Квадрат отклонения
01.12.2005	58,10	58,42	0,32	0,1024
02.12.2005	58,70	58,34	0,36	0,1296
05.12.2005	59,40	59,02	0,38	0,1444
06.12.2005	59,00	59,29	0,29	0,0841
07.12.2005	59,85	60,24	0,39	0,1521
08.12.2005	59,60	59,29	0,31	0,0961
09.12.2005	59,90	60,30	0,40	0,1600
12.12.2005	60,65	60,41	0,24	0,0576
13.12.2005	60,65	60,40	0,25	0,0625
14.12.2005	61,15	61,43	0,28	0,0784
15.12.2005	60,25	60,04	0,21	0,0441
16.12.2005	61,00	61,25	0,25	0,0625
19.12.2005	61,01	61,31	0,30	0,0900
20.12.2005	60,70	60,40	0,30	0,0900
				СКО=0,31097

Таблица 7. Результаты прогноза НК Сугено для треугольной ФП

Дата	Реальное значение	Прогнозируемое значение	Отклонение	Квадрат отклонения
01.12.2005	58,10	58,50	0,40	0,1600
02.12.2005	58,70	58,31	0,39	0,1521
05.12.2005	59,40	59,01	0,39	0,1521
06.12.2005	59,00	59,33	0,33	0,1089
07.12.2005	59,85	60,30	0,45	0,2025
08.12.2005	59,60	59,16	0,44	0,1936
09.12.2005	59,90	60,39	0,49	0,2401
12.12.2005	60,65	60,31	0,34	0,1156
13.12.2005	60,65	60,38	0,27	0,0729
14.12.2005	61,15	61,49	0,34	0,1156
15.12.2005	60,25	59,94	0,31	0,0961
16.12.2005	61,00	61,30	0,30	0,0900
19.12.2005	61,01	61,37	0,36	0,1296
20.12.2005	60,70	60,32	0,38	0,1444
				СКО=0,37545

Сравнение ошибок прогнозирования для НК Сугено с треугольной и гауссовской функциями принадлежности показано на рис. 4.

Третий эксперимент показал, что лучшим является контроллер Сугено с гауссовскими ФП (ННС ANFIS), как и в двух предыдущих случаях (СКО на проверочной выборке из 14 точек 0,31097).

4. Сравнительный анализ результатов прогнозирования курсов акций разными методами.

Далее были проведены сравнительные исследования эффективности прогнозирования с использованием следующих ННК и ННС:

- Мамдани с гауссовскими ФП,
- Цукамото с гауссовскими ФП,
- Сугено с гауссовскими ФП,
- Мамдани с треугольными ФП,
- Цукамото с треугольными ФП,
- Сугено с треугольными ФП,
- и нейронная сеть ANFIS.

В табл. 8 и 9 приведены сравнительные результаты прогнозирования курса акций ОАО «Лукойл», полученные разными методами нечеткого логического вывода (размер проверочной выборки 10 точек).

На рис. 5 показаны результаты прогнозирования для НК Мамдани, Цукамото и Сугено, для гауссовских ФП и ННС ANFIS, а на рис. 6 — для треугольной ФП.

Как демонстрируют приведенные результаты в таблицах, наилучшим, хотя и с небольшим отрывом, оказался контроллер Мамдани с гауссовской ФП. Его СКО составляет всего 0,16804. Дальше по качеству прогноза идет

контроллер Цукамото, причем гауссовские ФП дают немного лучший результат, чем треугольные. Но в целом их прогнозы очень близки (СКО=0,26981 и СКО=0,28598, соответственно).

Таблица 8. Сравнение контроллеров с гауссовскими ФП и ANFIS

Реальное значение	Сеть ANFIS		ННК Мамдани с гауссовской ФП		ННК Цукамото с гауссовской ФП		ННК Сугено с гауссовской ФП	
	Прогноз	Ошибка	Прогноз	Ошибка	Прогноз	Ошибка	Прогноз	Ошибка
58,10	58,62	0,52	58,23	0,130	58,37	0,27	58,42	0,32
58,70	58,23	0,47	58,54	0,160	58,47	0,23	58,34	0,36
59,40	59,00	0,40	59,14	0,260	59,10	0,30	59,02	0,38
59,00	59,57	0,57	59,11	0,110	59,25	0,25	59,29	0,29
59,85	60,51	0,66	59,97	0,120	60,19	0,34	60,24	0,39
59,60	59,02	0,58	59,416	0,184	59,37	0,23	59,29	0,31
59,90	60,66	0,76	60,12	0,220	60,27	0,37	60,30	0,40
60,65	60,04	0,61	60,50	0,150	60,48	0,17	60,41	0,24
60,65	60,07	0,58	60,54	0,110	60,42	0,23	60,40	0,25
61,15	61,78	0,63	61,32	0,170	61,40	0,25	61,43	0,28
	СКО: 0,58576		СКО: 0,16804		СКО: 0,26981		СКО: 0,32668	

Таблица 9. Сравнение контроллеров с треугольными ФП и ANFIS

Реальное значение	Сеть ANFIS		ННК Мамдани с гауссовской ФП		ННК Цукамото с гауссовской ФП		ННК Сугено с гауссовской ФП	
	Прогноз	Ошибка	Прогноз	Ошибка	Прогноз	Ошибка	Прогноз	Ошибка
58,10	58,62	0,52	58,410	0,310	58,48	0,38	58,50	0,40
58,70	58,23	0,47	58,460	0,240	58,37	0,33	58,31	0,39
59,40	59,00	0,40	59,110	0,290	59,05	0,35	59,01	0,39
59,00	59,57	0,57	59,150	0,150	59,27	0,27	59,33	0,33
59,85	60,51	0,66	60,100	0,250	60,23	0,38	60,30	0,45
59,60	59,02	0,58	59,313	0,287	59,23	0,37	59,16	0,44
59,90	60,66	0,76	60,220	0,320	60,32	0,42	60,39	0,49
60,65	60,04	0,61	60,450	0,200	60,40	0,25	60,31	0,34
60,65	60,07	0,58	60,310	0,340	60,28	0,37	60,38	0,27
61,15	61,78	0,63	61,390	0,240	61,42	0,27	61,49	0,34
	СКО: 0, 58576		СКО: 0,26847		СКО: 0,28598		СКО: 0,38902	

Это дает основание допустить, что подбор еще более удачного вида функций принадлежности даст возможность еще больше улучшить результаты прогноза.

И, наконец, уже на последнем месте (со сравнительно большим отставанием) находятся результаты, полученные с помощью ННС ANFIS (СКО=0,58576).

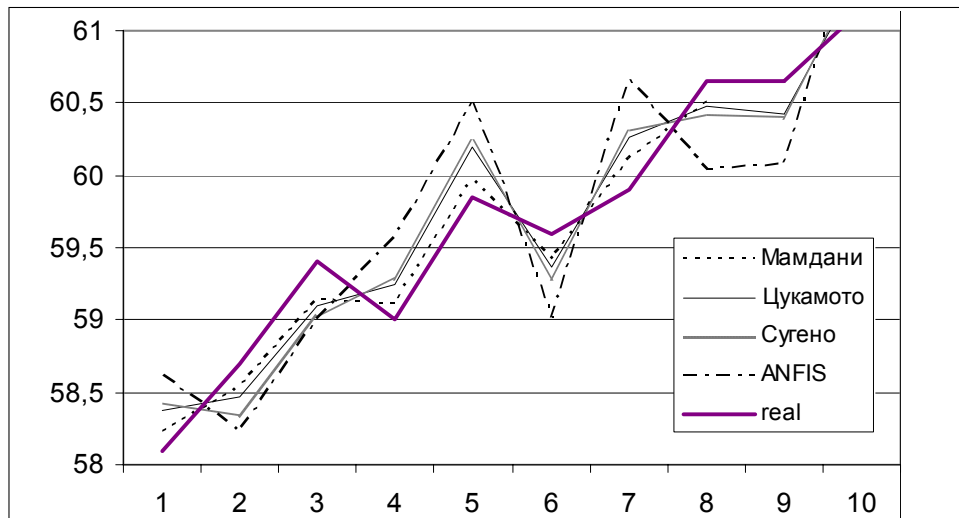


Рис. 5

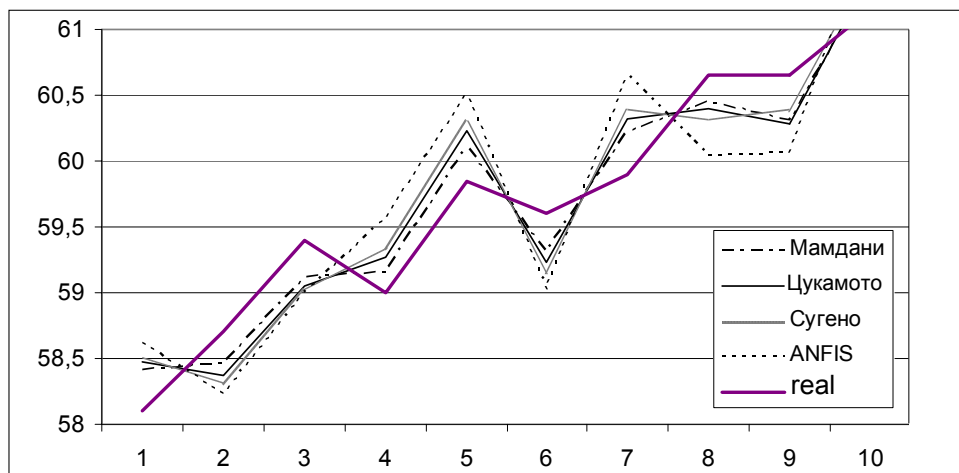


Рис. 6

ВЫВОДЫ

1. Рассмотрены нечеткие нейронные сети с логическим выводом Мамдани, Цукамото и Сугено.
2. Описан алгоритм обучения ННС с функциями принадлежности гауссовского вида с выводом Мамдани и Цукамото.
3. Проведены экспериментальные исследования применения нечетких нейросетей в задачах прогнозирования макроэкономических и финансовых показателей и выполнен анализ их эффективности.
4. Сравнительный анализ точности прогнозирования с использованием ННС Мамдани, Цукамото, Сугено и ANFIS показал, что наилучшим для прогнозирования экономических и финансовых характеристик является НК Мамдани с гауссовской ФП, а наихудшей — ННС ANFIS, параметры которой существенно хуже в сравнении с НК Мамдани, Цукамото и Сугено. Та-

кой результат можно объяснить тем, что в ННС ANFIS параметры выходных функций задаются априори, не настраиваются в процессе обучения, и это — недостаток данной нейросети.

5. Проведенные экспериментальные исследования показали большие потенциальные возможности ННС и подтвердили их эффективность в задачах макроэкономического и финансового прогнозирования.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Круглов В.В., Борисов В.В.* Гибридные нейронные сети. — М.: Горячая линия – телеком, 2002. — 382 с.
2. *Осовекий С.* Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. — М. Финансы и статистика, 2002. — 344 с.
3. *Сетлак Г.* Интеллектуальные системы поддержки принятия решений. — Киев: Логос, 2004. — 251 с.
4. *Ярушкина Н.Г.* Нечеткие нейронные сети // *Новости искусственного интеллекта.* — 2001. — № 3. — С. 47–51.
5. *Исследование нечетких нейронных сетей в задачах макроэкономического прогнозирования / Ю.П. Зайченко, Ф. Севае, К.М. Титаренко, Н.В. Титаренко // Системні дослідження та інформаційні технології.* — 2004. — № 2. — С. 70–86.
6. *Зайченко Ю.П., Севае Ф.* Исследование нечеткой нейронной сети ANFIS в задачах макроэкономического прогнозирования // *Тр. 11-й международной конференции «Knowledge-Dialogue-Solution». KDS.* — 2005. — Varna, Bulgaria, June 20–30, 2005. — P. 479–485.
7. *Зайченко Ю.П., Севае Ф.* Исследование эффективности нечеткой нейронной сети ANFIS в задачах макроэкономического прогнозирования // *Системні дослідження та інформаційні технології.* — 2005. — № 1. — С. 100–112.
8. *Ермольев Ю.М., Ястремский А.И.* Стохастические модели и методы в экономическом планировании. — М.: Наука, 1979. — 256 с.
9. *Зайченко Ю.П.* Исследование операций. 6-е изд., перераб. и дополн. — Киев: Слово. — 2003. — 688 с.
10. *Nauck D., Klawonn F., Kruse R.* Foundations of Neuro-Fuzzy Systems. — John Wiley & Sons, 1997. — 305 p.
11. *Nauck D., Kruse R.* Neuro-Fuzzy Systems for Function Approximation. Faculty of Computer Science, Neural and Fuzzy System university of Magdeburg, Germany. — 1997. — P. 1–8.
12. *Nauck D., Kruse R.* Building neural fuzzy controllers with NEFCON-1 in Rudolph Kruse Jorg Gebhardt and Rainer Ralm editors Fuzzy systems in Computer Science. — Vieweg, Braunschlag. — 1994. — P. 141–151.
13. *Nauck D., Kruse R.* Designing neuro-fuzzy systems through backpropagation. In Witold Redrycz, editor. Fuzzy modeling: Paradigms and practice, Kluwer, Boston, 1995. — P. 203–208.

Поступила 27.06.2005