

УДК 336. 7

Новоселецький О. М.,*кандидат економічних наук, доцент кафедри прикладної економіки та бухгалтерського обліку Національного університету "Острозька академія",***Лопачька І. В.,***студентка Національного університету "Острозька академія"*

ПРОГНОЗУВАННЯ РІВНЯ ІНФЛЯЦІЇ В УКРАЇНІ НА ОСНОВІ НЕЙРОНЕЧІТКИХ МЕРЕЖ

Здійснено короткострокове прогнозування індексу споживчих цін на товари та послуги як показника інфляції в Україні на основі п'ятишарового перцептрону нейронечіткої мережі ANFIS.

Ключевые слова: *індекс споживчих цін на товари та послуги, інфляція, нейро-нечітка мережа, багатошаровий перцептрон.*

Совершено краткосрочное прогнозирование индекса потребительских цен на товары и услуги как показателя инфляции в Украине на основе пятислойного перцептрона нейро-нечеткой сети ANFIS.

Ключевые слова: *индекс потребительских цен на товары и услуги, инфляция, нейро-нечеткая сеть, многослойный перцептрон.*

There was made a short-term forecast of consumer prices index for goods and services in Ukraine on the basis of five-ply perceptron of neuro-fuzzy network ANFIS.

Key words: *consumer price index for goods and services, inflation, neuro-fuzzy network, multilayer perceptron.*

Постановка проблеми. Вітчизняні та міжнародні експерти вважають інфляцію головною загрозою для України, навіть більшою, ніж зменшення темпів економічного зростання. В Україні інфляція розгортається на базі несприятливих світових тенденцій, які потребують системи і послідовних дій з метою запобігання негативним наслідкам. Саме тому на сучасному етапі в Україні надзвичайно актуальними є питання дослідження інфляційних процесів та способів їх прогнозування.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Теорії і практиці економіко-математичного моделювання та прогнозування макроекономічних процесів в економіці, зокрема, інфляційним процесам, присвячені роботи багатьох вітчизняних та зарубіжних дослідників Т. Андерсона, К. Багриновського, Дж. Бокса, А. Гранберга, С. Грейнджера, Г. Дженкінса, К. Губріч, Б. Россіні, А. Смельянова, В. Леонтьєва, Ю. Лукашина, Е. Маленво, Р. Ньюболда, Г. Тейла та ін. У своїх працях науковці прогнозування рівня інфляції робили на основі рівняння регресії [5], кривої Філіпса [1,2], використовуючи екзогенні чинники [3], декомпозиції дисперсії прогнозних похибок за допомогою VAR моделей без накладання теоретичних специфікацій тощо. Проте недостатня вивченість цієї проблематики з позиції використання новітніх економіко-математичних методів зумовила необхідність подальших досліджень.

Мета і завдання дослідження. Метою дослідження є прогнозування рівня інфляційних процесів в економіці на основі побудови п'ятишарового перцептрону нейро-нечіткої мережі ANFIS.

Виклад основного матеріалу. Прогнозування цінних показників як на річний, так і середньостроковий період здійснюється з використанням різних методів та моделей прогнозування і ґрунтується на великому аналізі стану економіки і трансформації системи цін у передпрогнозному періоді на основі даних статистичної звітності (за цінами та фінансів, промислового виробництва, сільського господарства, транспорту, капітального будівництва, за системою національних рахунків за чимало років).

Аналізуючи основні галузі економіки ми дійшли висновку, що в дослідженні найефективніше буде використати індекс споживчих цін на товари і послуги як характеристику інфляції. Вибір ґрунтується на тому, що ці індекси найбільш узагальнено описують цінні зміни в основних сферах суспільного виробництва.

Для прогнозування інфляції було використано метод нейро-нечітких мереж. Процес розробки нечіткої моделі гібридної мережі для вирішення завдання прогнозування інфляції полягає в тому, що знаючи динаміку зміни індексу споживчих цін за фіксований інтервал часу, можна передбачити його значення на певний момент часу в майбутньому. При цьому характерною особливістю динаміки зміни інфляції є наявність двох основних моментів. З одного боку, має місце загальне довгострокове підвищення індексу споживчих цін, пов'язане зі зростанням загальносвітових цін. З іншого боку, спостерігається короткострокове коливання цін, пов'язане з низкою випадкових чинників, адекватне представлення яких в тій або іншій формальній моделі навряд чи можливо.

Традиційно для вирішення цього завдання застосовуються різні моделі технічного аналізу, засновані на використанні різних індикаторів. В той же час наявність неявних тенденцій у динаміці зміни інфляційних процесів дозволяє застосувати модель адаптивних нейро-нечітких мереж.

Як вхідні дані ми використали інформацію про динаміку індексу споживчих цін на товари та послуги за період з 2003 до 2011 року [8].

Було заздалегідь визначено, що нечітка модель гібридної мережі міститиме 4 вхідних змінних. При цьому перша вхідна змінна відповідатиме індексу споживчих цін на товари та послуги на поточний період, друга – ІСЦ на товари та послуги на попередній період, тобто на період $(i-1)$, (де i – поточний період). Тоді третя вхідна змінна відповідатиме ІСЦ на товари та послуги на $(i-2)$ період, а четверта – ІСЦ на товари та послуги на $(i-3)$ період.

Відповідні навчальні дані були зведені в окрему таблицю, підготовлену для програмного пакету “MatLab”. Для створення прогнозу моделі за допомогою адаптивної нейрон-нечіткої мережі ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) таблицю сформували у вигляді 5 стовпчиків, у перших чотирьох з яких знаходяться вхідні величини, а у п'ятому відповідно вихідна величина. Отримали такий результат (рис. 1):

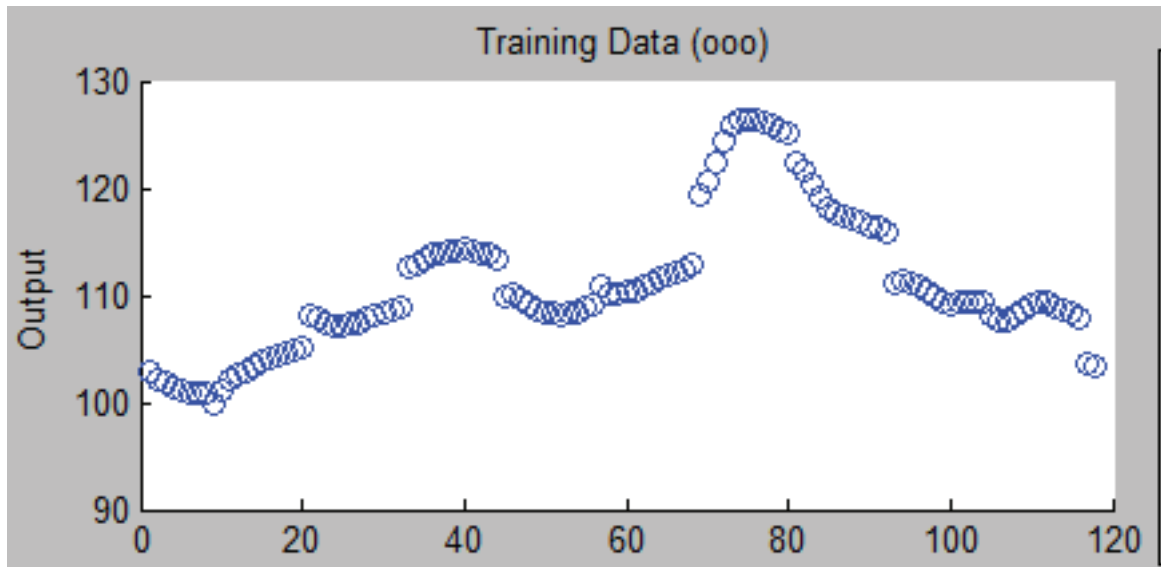


Рис. 1. Графік розподілу навчальної вибірки індексу споживчих цін на товари та послуги в Україні за 2003-2011 роки

Згенеруємо структуру системи нечіткого виведення типу Сугено за методом субкластеризації (Sub-clustering), оскільки в цьому дослідженні буде доцільно використати субкластеризацію вхідних даних. Для навчання гібридної мережі використовувався гібридний метод навчання з нульовим рівнем помилки, а кількість циклів навчання було задано 20. Для методу субкластеризації було обрано такі параметри:

- рівні впливу вхідних змінних (Range of influence) становив 0,5;
- коефіцієнт пригнічення (Squash factor) – 1,25;
- коефіцієнт, що встановлює, у скільки разів потенціал цієї точки повинен бути вище потенціалу центра першого кластера для того, щоб центром одного з кластерів була призначена розглянута точка (Accept ratio) – 0,5;
- коефіцієнт, що встановлює, у скільки разів потенціал цієї точки повинен бути нижче потенціалу центра першого кластера, щоб розглянута точка була виключена з можливих центрів кластерів (Reject ratio) – 0,15.

Для налагодження параметрів ANFIS застосовується комбінація градієнтного спуску у вигляді алгоритму зворотного поширення помилки і методу найменших квадратів. Алгоритм зворотного поширення помилки налагоджує параметри антецедентів правил (функцій приналежності). Методом найменших квадратів оцінюються коефіцієнти висновків правил, тому що вони лінійно зв'язані з виходом мережі [7].

Після закінчення навчання цієї гібридної мережі (за 2 ітерації) може бути виконаний аналіз графіку помилки навчання, яка становила 0,6978.

Після навчання гібридної мережі можна оцінити структуру побудованої нечіткої моделі (рис. 2). Ця система складається з п'яти шарів [7]:

– перший шар – терми вхідних змінних. На вихід вузла подається міра приналежності значення вхідної змінної відповідному нечіткому терму:

$$\mu_r(x_i) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_i - c}{a} \right|^{2b}}, \quad (1)$$

- де a, b і c – параметри функції приналежності, що настроюються.
- другий шар – антецеденти нечітких правил.
- третій шар – нормалізація мір виконання правил;
- четвертий шар – висновки правил. Кожен вузол цього шару сполучений з одним вузлом третього шару, а також зі всіма входами.
- п'ятий шар – агрегація результату, отриманого за різними правилами.

У результаті генерування нейро-нечіткої мережі було синтезовано базу правил, за якою буде обчислюватись майбутній прогноз ІСЦ на товари та послуги. Оскільки було завантажено 4 вхідних величини, то сформувалось 4 правила.

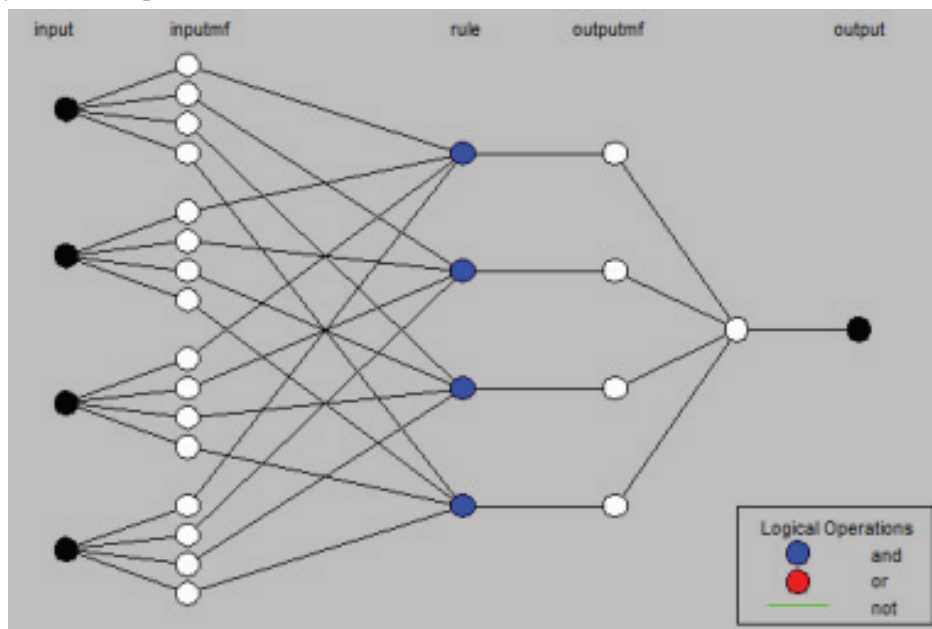


Рис. 2. П'ятишаровий перцептрон нейро-нечіткої мережі ANFIS для ІСЦ на товари та послуги в Україні за 2003-2011 роки

Варто також переглянути залежність між вхідними та вихідними величинами за допомогою тривимірного зображення (рис 3).

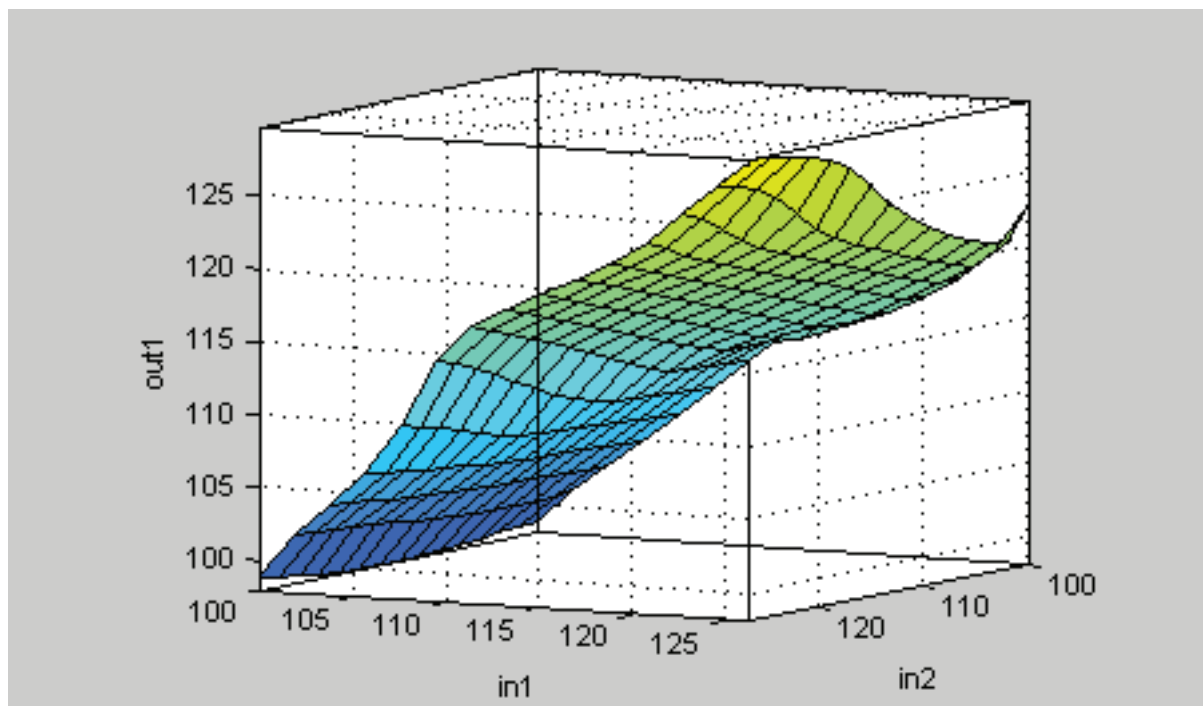


Рис. 3. Зображення залежності вхідних та вихідної величин

Усі варіанти поведінки нечіткого регулятора, при усіх можливих комбінаціях вхідних змінних, формують поверхню поведінки регулятора, за допомогою якої є можливість досліджувати взаємозв'язки між параметрами. Відображено дані залежності за допомогою Surface Viewer.

Отже, в результаті побудови нейро-нечіткої мережі було синтезовано правила, на основі яких є можливість зробити прогноз. Візуалізація нечіткого логічного виведення здійснюється за допомогою GUI-модуля Rule Viewer. Цей модуль дозволяє проілюструвати хід логічного виведення за кожним правилом, одержання результуючої нечіткої множини і виконання процедури дефазифікації (рис. 4).



Рис. 4. Процедура дефазифікації та виведення прогнозу на основі ретроспективних даних ІСЦ на товари та послуги

Результуючу нечітку множину, що відповідає логічному виведенню за всіма правилами, показано в нижньому прямокутнику останнього стовпця графічного вікна. У цьому ж прямокутнику червона вертикальна лінія відповідає чіткому значенню логічного виведення, отриманого в результаті дефазифікації [9].

Для рисунка 4 було введено тестуючі дані для перевірки моделі на адекватність. Дані взяті за період з вересня 2011 року до січня 2012 року (дані за січень 2012 року не були враховані у тренуючу вибірку, тому їх можна використовувати для перевірки). Уведення значень вхідних змінних було здійснено шляхом введення чисельних значень у поле Input. Результат, виведений на рисунку 4, зведений у таблицю 1.

*Таблиця 1
Ретроспективний прогноз величин ІСЦ на товари та послуги за період з вересня 2011 року до січня 2012 року в Україні*

	Вхідна величина X1	Вхідна величина X2	Вхідна величина X3	Вхідна величина X4	Вихідна величина Y
Фактичні значення	103,4	103,7	108,0	108,3	103,4
Прогнозовані значення	103,4	103,7	108,0	108,3	103

Аналізуючи таблицю, можна дійти висновку, що точність кількісних значень, яка забезпечується графічними засобами пакету Fuzzy Logic Toolbox, є недостатньою для вирішення цього завдання.

Виконаємо перевірку адекватності побудованої нечіткої моделі гібридної мережі іншим способом. З цією метою зробимо ретроспективний прогноз значення індексу споживчих цін на товари та послуги на основі даних з лютого до вересня 2002 року (табл. 2).

Таблиця 2
Вхідні величини ІСЦ на товари та послуги за лютий-вересень 2002 року в Україні

	Вхідна величина X1	Вхідна величина X2	Вхідна величина X3	Вхідна величина X4	Вихідна величина Y
Вектор значень № 1	118,0	118,8	119,4	120,5	116,9
Вектор значень № 2	116,9	118,0	118,8	119,4	115,8
Вектор значень № 3	115,8	116,9	118,0	118,8	115

Наступним кроком буде використання функції командного рядка "evalfis". Як аргументи цієї функції вкажемо вектор значень ІСЦ на товари та послуги на поточний і 3 попередніх періоди. Повний формат виклику цієї функції буде таким:

```
>> out = evalfis([118. 00 118. 80 119. 40 120. 50], Inflation)
```

```
out = 117. 0231,
```

де out – умовне ім'я вихідної змінної;

118. 00 – значення ІСЦ на товари та послуги за січень-травень 2002 року;

118. 80 – значення ІСЦ на товари та послуги за січень-квітень 2002 року;

119. 40 – значення ІСЦ на товари та послуги за січень-березень 2002 року;

120. 50 – значення ІСЦ на товари та послуги за січень-лютий 2002 року;

Inflation – ім'я структури FIS, заздалегідь завантаженої в робочу область системи MATLAB [9].

Отже, в результаті тестування отримали такі ретроспективні прогнози (табл. 3).

Таблиця 3
Ретроспективні прогнози на основі векторів значень ІСЦ на товари та послуги за лютий-вересень 2002 року в Україні

Показник	Прогнозовані величини	Фактичні значення
Вхідні величини (з січня-лютого до січня-травня)	>> out = evalfis([118. 00 118. 80 119. 40 120. 50], Inflation)	-
Вихідна величина (січень-червень)	out = 117. 0231	116,9
Вхідні величини (з січня-березня до січня-червня)	>> out = evalfis([116. 90 118. 00 118. 80 119. 40], Inflation)	-
Вихідна величина (січень-липень)	out = 115. 7756	115,8
Вхідні величини (з січня-квітня до січня-серпня)	>> out = evalfis([115. 80 116. 90 118. 00 118. 80], Inflation)	-
Вихідна величина (січень-вересень)	out = 115. 0393	115,0

За результатами відображеними в таблиці, можна стверджувати, що прогнозування за допомогою цієї гібридної мережі є досить точним і відповідає дійсним величинам з досить низьким значенням похибки.

Здійснимо короткостроковий прогноз ІСЦ на товари та послуги в Україні на період з січня-березня 2012 року до червня 2012 року (табл. 4).

Таблиця 4
Короткостроковий прогноз ІСЦ на товари та послуги в Україні на період з січня-березня 2012 року до червня 2012 року

	Результати
Вхідні величини (з січня-листопада 2011 р. до січня-лютого 2012 р.)	>> out = evalfis([103. 40 103. 7 108. 00 108. 30], Inflation)
Прогнозована величина (січень-березень 2012 р.)	out = 103. 0961
Вхідні величини (з січня-грудня 2011 р. до січня-березня)	>> out = evalfis([103. 10 103. 40 103. 7 108. 00], Inflation)
Прогнозована величина (січень-квітень 2012 р.)	out = 102. 1514
Вхідні величини (з січня 2011 р. до січня-квітня)	>> out = evalfis([102. 15 103. 10 103. 40 103. 7], Inflation)

Прогнозована величина (січень-травень 2012 р.)	out = 102. 0644
Вхідні величини (з січня-лютого до січня-травня 2012 р.)	>> out = evalfis([102. 06 102. 15 103. 10 103. 40], Inflaciija)
Прогнозована величина (січень-травень 2012 р.)	out = 102. 0554

Отже, прогнозуючи ІСЦ на товари та послуги в Україні, отримали такі результати: за січень-березень 2012 року він становитиме 103,09, у січні-квітні – 102,15, у січні-травні – 102,06, а у січні-червні знизиться до 102,05.

Висновки. Розглянутий підхід є перспективним напрямом для побудови і використання відповідних нечітких моделей прогнозування ІСЦ та інших показників. Загальним для всіх цих показників з позицій технічного аналізу є відсутність апріорних припущень про динаміку коливань цих показників, що сповна узгоджується з вихідними передумовами побудови нечітких моделей адаптивних систем нейро-нечіткого виведення.

Література:

1. Dotsey, Michael, Fujita, Shigeru and Stark, Tom, Do Phillips Curves Conditionally Help to Forecast Inflation? // Working paper, Federal Reserve Bank of Philadelphia. – 2011.
2. Giacomini, Rafaella and Barbara Rossi. Advances in Forecasting under Model Instabilit // forthcoming in “Handbook of Economic Forecasting”, Volume 2, Elsevier, Amsterdam. – 2012.
3. Gonzales, Andres, Kirstin Hubrich and Timo Terasvirta. Forecasting Inflation with Gradual Regime Shifts and Exogenous Information // ECB Working Paper. – № 1363. – 2011.
4. Kinda Tidiane. Modeling Inflation in Chad Prepared// IMF Working Paper, International Monetary Fund. – 2011.
5. Пискунов Е. Ю. Статистический анализ и прогнозирование инфляции в Республике Бурятия / Е. Ю. Пискунов // Вестн. Вост.-Сиб. гос. технол. ун-та. – 2011. – № 4. – С. 168-172.
6. Ліщина А. Ю. Прогнозування інфляції та оцінка реальної прибутковості депозиту / [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://gisar.eu/ru/node/544>.
7. Субботін С. О. Подання й обробка знань у системах штучного інтелекту та підтримки прийняття рішень: Навчальний посібник – Запоріжжя: ЗНТУ, 2008. – 341 с.
8. Державний комітет статистики України / [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.ukrstat.gov.ua>.
9. Інформаційний сайт з нечіткої логіки / [Електронний ресурс]. – Режим доступу: www.sites.google.com/site/ne4itkalogika/necitka-logika.