

---

# ВІЙСЬКОВІ НАУКИ

---

УДК 37.04:004 (355)

**О. С. АНДРОЩУК**, доктор технічних наук, доцент, професор кафедри оперативного мистецтва Національної академії Державної прикордонної служби України імені Богдана Хмельницького, м. Хмельницький

**Ю. Б. ІВАШКОВ**, кандидат педагогічних наук, доцент, професор кафедри оперативного мистецтва Національної академії Державної прикордонної служби України імені Богдана Хмельницького, м. Хмельницький

**В. З. АНДРУШКО**, начальник відділу Східного регіонального управління Державної прикордонної служби України, м. Харків

## **НЕЙРО-НЕЧІТКА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ІНТЕНСИВНОСТІ РОБОТИ ПУНКТІВ ПРОПУСКУ**

У статті розглядаються питання побудови нейро-нечіткої моделі для прогнозування часових рядів службових даних з охорони державного кордону на базі технології ANFIS. База правил будується за результатами експертного опитування. Навчання здійснюється за

*алгоритмом зворотного розповсюдження помилки на прикладі кількості осіб, які перетинають державний кордон.*

**Ключові слова:** *прогноз, модель, нейронна мережа, кодування.*

**Постановка проблеми у загальному вигляді.** Прогнозування є одним з найнеобхідніших, але при цьому і найскладніших, завдань забезпечення прийняття рішень в Державній прикордонній службі України (ДПСУ). Організація оперативно-службової діяльності ДПСУ включає прогнозування розвитку обстановки на державному кордоні (ДК) [1; 2]. Якісний прогноз є ключем до вирішення таких завдань в управлінні діяльністю ДПСУ, як оцінка ризиків, планування тощо.

Поява у ДПСУ потужних засобів збору й обробки інформації у складі інформаційно-телекомунікаційних систем “Гарт-1”, “Гарт-2”, “Гарт-3”, “Гарт-5” тощо, які містять у базах даних відомості стосовно осіб, автотранспортних засобів, що перетнули ДК, випадків порушення законодавства з питань перетинання ДК та інших показників надає можливість автоматизувати процес прогнозування. Більшість цих даних можна інтерпретувати як часовий (чисельний) ряд.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій, в яких започатковано вирішення даної проблеми та на які опираються автори.** Загальне завдання прогнозування показників службової діяльності прикордонних структур частково розглядалось А. Ф. Кучковим та Н. Ф. Лукашевичем [3]. Завданням прогнозування на основі моделей часових (чисельних) рядів присвячено низку досліджень із використанням статистичних методів і суб’єктивних знань експертів, зокрема роботи, Дж. Бокса, Г. Дженкінса, В. П. Боровікова, Г. І. Івченко та інші [4; 5]. Недоліками вищезазначених підходів є: відсутність у моделей відомостей щодо структури й системи зв’язків реального об’єкта; труднощі побудови моделей за умови, що дані зберігаються в різних часових рядах та мають часові зміщення щодо один одного; недостатня точність прогнозу; значна чутливість отриманих результатів до недостатньої інформації та (або) її зашумленість; залежність результату прогнозу від кваліфікації аналі-

тика в конкретній предметній сфері. Зазначені недоліки можна долати із застосуванням апарата штучних нейронних мереж (ШНМ), дослідження яких здійснено у [6]. Прогнозу показників діяльності у ДПСУ із застосуванням нечіткої ШНМ ANFIS присвячено дослідження [7].

Основним недоліком застосування зазначених підходів є одномірність вихідних даних, що значно зменшує точність прогнозу. Відповідні недоліки можуть бути вирішені за допомогою здійснення багатомірного прогнозу.

**Метою статті** є побудова моделі на основі штучної нейро-нечіткої мережі (ШННМ) з декількома вхідними параметрами для прогнозування інтенсивності діяльності пунктів пропуску ДПСУ та її дослідження.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Припустимо, що структура моделі ШННМ має вид, наведений на рис. 1.

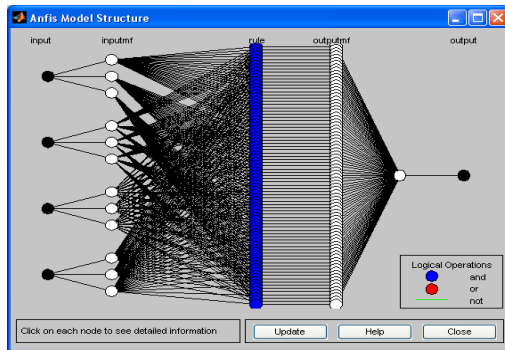


Рис. 1. Результат генерації архітектури нейро-нечіткої мережі

Як видно з рис.1, дана ШННМ містить 3 шари нейронів. Кількість входів ШННМ дорівнює розмірності вектора стану об'єкта, у даному випадку 4. Елементи шару L1 реалізують функції приналежності лінгвістичних змінних  $mf(x)$  (наприклад – функцію Гауса з параметрами центру  $\bar{x}_i^k$  і шириною гаусової кривої  $\sigma_i^k$ ). Кількість елементів шару L2 відповідає кількості правил нечіткої бази знань;

елементи шару реалізують функцію виводу  $\mu_{\bar{B}}(y) = \mu_{B^c}(y) \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^c}(\bar{x}_i)$

[8]. Шар  $L3$  реалізує функцію дефазифікації. На виході шару  $L3$  формується “чітке” вихідне значення вихідної змінної  $\bar{y}$ .

Завдання навчання мережі полягає в такій корекції модуля нечіткого управління, щоб міра погрішності, що задається виразом  $e = \frac{1}{2}[\bar{y}(\bar{x}) - d]^2$  була мінімальною.

Процес навчання розділяється на два етапи.

Спочатку на вхід модуля управління подається значення сигналу  $x_p$ , що входить у навчальну вибірку; на його основі формується вихідна дія, що управляє. Цей сигнал розповсюджується по мережі в прямому напрямі, і послідовно розраховуються значення вихідних сигналів проміжних шарів і вихідного сигналу  $y$ .

Потім виконується другий етап: зворотне розповсюдження помилки. При цьому вихідна реакція  $y$  порівнюється з еталонним значенням  $d$ , і за наслідками порівняння модифікуються значення ваг  $u_m$ . Далі модифікуються ваги зв'язків і параметри елементів мережі, і здійснюється перехід до наступного навчального зразка; ітерації повторюються до коректного навчання ШННМ.

Основна ідея покладена в основу штучних нейро-нечітких мереж (ШННМ) полягає у використанні існуючої вибірки даних для визначення правил нечіткої бази знань та параметрів функцій приналежності, які краще всього відповідають деякій системі логічного виводу. Для здійснення відповідних дій використовуються алгоритми навчання нейронних мереж. У той же час, якщо мати надійні правила бази знань, можна пропустити цей етап.

За результатами оперативно-службової діяльності встановлено, що найбільшої інтенсивності пасажиро- та автопотоки досягають у вихідні та святкові дні, найменшої у середині тижня (середа, четвер). Дні тижня (вихідні) підлягають кодуванню. Наприклад, понеділок – “1”, вівторок – “2”, ... неділя (вихідний) – “7”.

Тоді базу знань (правил) можна скласти таким чином: якщо день тижня дорівнює 6, 7, то інтенсивність потоків є високою, якщо дорівнює 3, 4 низькою та якщо дорівнює 1, 2, 5 – середньою.

Роботу запропонованої моделі розглянемо за допомогою демонстраційного прикладу. Як вихідні дані візьмемо значення кількості осіб, які перетнули ДК у пункті пропуску “Тиса” за період з 01.06.2010 по 31.06.2010. Відповідну інформацію наведено у таблиці.

*Таблиця*

**Динаміка зміни кількості осіб, що перетнули пункт пропуску “Тиса” за період з 01.06.2010 по 31.08.2010**

Дата/ день тижня	Кільк. осіб	Дата	Кільк. осіб	Дата	Кільк. осіб	Дата	Кільк. осіб	Дата	Кільк. осіб	Дата	Кільк. осіб
01.06/2	4356	16.06	2848	01.07	10758	16.07	3492	01.08	6684	16.08	4421
02.06/3	3355	17.06	2948	02.07	2962	17.07	4000	02.08	9379	17.08	5048
03.06/4	2819	18.06	2870	03.07	4640	18.07	4885	03.08	5508	18.08	3260
04.06/5	2780	19.06	3841	04.07	5062	19.07	6322	04.08	3594	19.08	2877
05.06/6.	3180	20.06	4100	05.07	7354	20.07	4130	05.08	3468	20.08	3456
06.06/7	3444	21.06	5770	06.07	4815	21.07	3420	06.08	3880	21.08	3232
07.06/1	4404	22.06	3207	07.07	3132	22.07	3104	07.08	3880	22.08	5114
08.06/2	3742	23.06	2888	08.07	2894	23.07	3527	08.08	6677	23.08	6012
09.06/3	2683	24.06	2866	09.07	3298	24.07	4151	09.08	7368	24.08	3718
10.06/4	2526	25.06	3350	10.07	4294	25.07	5011	10.08	4268	25.08	3619
11.06/5	2879	26.06	3554	11.07	4572	26.07	6348	11.08	3543	26.08	2854
12.06/6	3321	27.06	4443	12.07	6586	27.07	4746	12.08	3159	27.08	3365
13.06/7	4156	28.06	6503	13.07	3448	28.07	3216	13.08	3207	28.08	3874
14.06/1	5331	29.06	4290	14.07	3441	29.07	3374	14.08	4266	29.08	4518
15.06/2	3192	30.06	3283	15.07	3595	30.07	3829	15.08	4911	30.08	5407

Для навчання системи нечіткого виводу використовувалася ШННМ мережа ANFIS, що входить у набір компонентів середовища MATLAB. Модель ШННМ буде мати 4 вхідних змінних (вікно прогнозу). При цьому перша вхідна змінна відповідає кількості осіб на поточний день, друга – на попередній день, тобто  $(i-1)$ , де через  $i$

позначено поточний день. Тоді третя вхідна змінна буде відповідати кількості осіб на  $(i-2)$  день, четверта на  $(i-3)$  день.

Обсяг навчальної вибірки буде дорівнювати 70, що відповідає кількості осіб з 01.06.2010 по 10.08.2010. Інші дані не ввійшли у склад навчаючої вибірки та можуть бути використані для перевірки адекватності побудованої нечіткої моделі.

Зовнішній вид редактора ANFIS із завантаженими даними наведено на рис. 2.

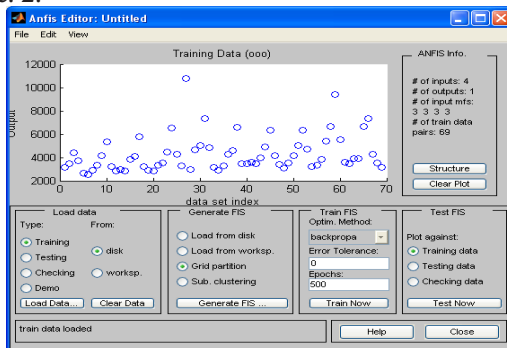


Рис. 2. Графічний інтерфейс редактора ANFIS після завантаження навчаючих даних

Перед генерацією структури системи нечіткого виводу після виклику діалогового вікна властивостей задамо для кожної початкової змінної по 3 лінгвістичних терми, а як тип їх функцій належності виберемо гаусові функції. Як тип функції належності вихідної змінної задамо лінійну функцію. Для навчання гібридної мережі скористаємось методом навчання зі зворотнім розповсюдженням помилки, з рівнем похибки 0, а кількістю циклів 500. Після завершення навчання ШННМ було виконано аналіз графіка помилки навчання рис. 3, який показує, що навчання практично закінчилось після 200-го кроку.

Архітектуру згенерованої ШННМ показано на рис. 1. Виконаємо перевірку адекватності побудованої моделі ШННМ. Для цього скористаємось вікном правил, що подано на рис. 4 та зробимо ретроспектив-

ний прогноз значення кількості осіб на наступний день, наприклад на 09.08.2010 (значення згідно з таблицею дорівнює 3298). Вважаючи для цього випадку поточним днем 08.08.2010 (значення згідно з таблицею дорівнює 3159) та чотири попередніх значення 7354, 4268, 3543, 3159 відповідно. Значення вихідної змінної дорівнює 3680 (похибка 382), що практично збігається з існуючим результатом.

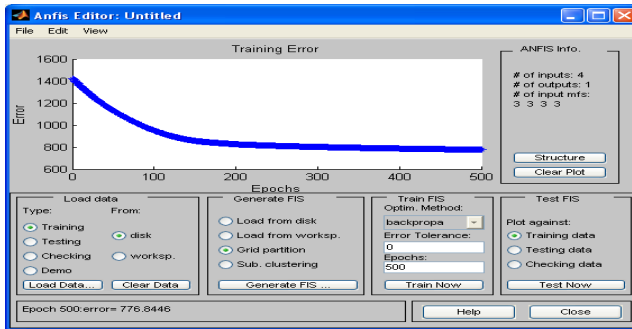


Рис. 3. Графік залежності похибки навчання від кількості циклів навчання

Таким чином, представлена у ШННМ структура модуля нечітких правил має властивість, яка відсутня у звичайних “нечітких” систем – здатністю до навчання з використанням ШННМ і бази прецедентів як навчальної вибірки. В той же час ця мережа не є “чорним ящиком”, її ваги і параметри зберігають свою фізичну інтерпретацію, що дає можливість аналізувати нові знання, одержані в процесі навчання.

Результати порівняльної оцінки застосування статистичного методу (середнього згладжування), багат шарової штучної нейронної мережі прямого розповсюдження сигналу (перцептрон MLP (4:10:10:1) [6] та ШННМ (ANFIS) для розглянутого прикладу (пропуск осіб в пункті пропуску “Тиса”) подано на рис. 6.

Їх аналіз показує, що застосування моделі ШННМ для прогнозу стосовно кількості осіб, які перетинають ДК, краще ніж для статистичного методу та штучної нейронної мережі типу перцептрон. Ця тенденція підтверджується проведенням інших експериментів (різ-

ні обсяги навчальної та тестової вибірок, пропуск автотранспортних засобів, інші пункти пропуску тощо).

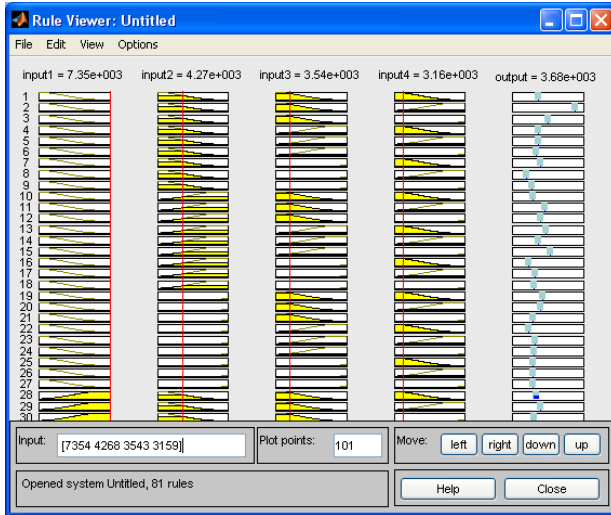


Рис. 4. Інтерфейс вікна правил системи ANFIS

Результати перевірки по тестовій вибірці наведено на рис. 5.

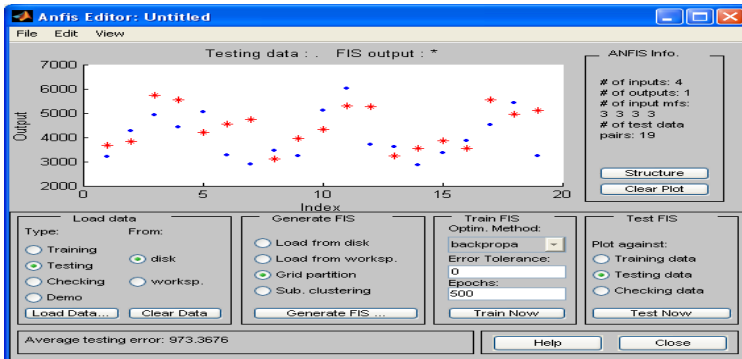


Рис. 5. Прогноз за тестовою вибіркою



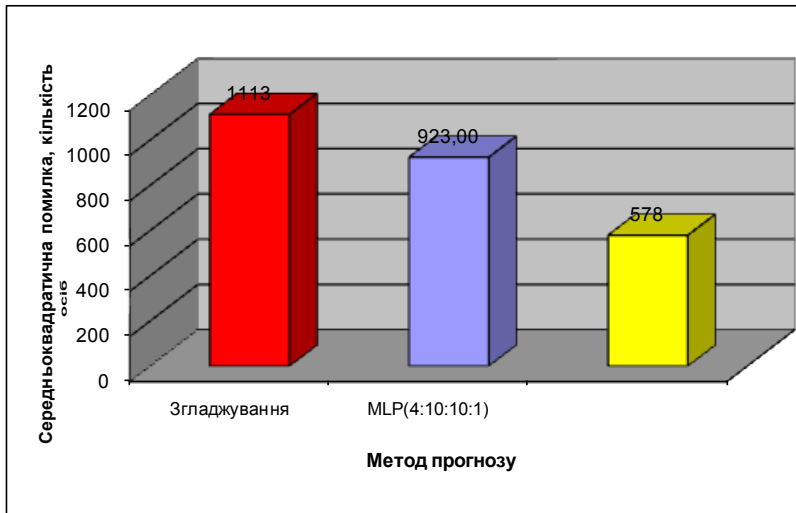


Рис. 6. Результати порівняльної оцінки застосування методів прогнозу

Проведені дослідження також показують, що необхідним є додатковий аналіз всіх можливостей вживаних нечітких моделей для вирішення конкретних завдань у даній проблемній сфері.

**Висновки.** Таким чином у даній статті було представлено модель на основі штучної нейро-нечіткої мережі щодо прогнозу інтенсивності діяльності пунктів пропуску ДПСУ. Дослідження моделі показали, що даний підхід на відміну від застосування штучних нейронних мереж дає можливість інтерпретувати результати роботи, тобто така модель не є “чорним ящиком”. Слід відмітити що вона дає більш точні результати в порівнянні з іншими штучними нейронними мережами та класичними статистичними методами.

**Перспективою подальших розвідок у даному напрямку** є застосування інших типів штучних нейрон-нечітких моделей (крім ANFIS) для прогнозу показників у діяльності ДПСУ з метою підвищення точності прогнозу.

**Список використаної літератури**

1. Організація, керівництво оперативно-службовою діяльністю та управління службою в повсякденних умовах у разі ускладнення обстановки та виникнення надзвичайних ситуацій на державному кордоні : навч. посіб. – Хмельницький : Видавництво Національної академії Державної прикордонної служби України імені Б. Хмельницького, 2009. – 240 с.
2. Інструкція з організації оперативно-службової діяльності відділу прикордонної служби Державної прикордонної служби України (проект). – Хмельницький : Видавництво Національної академії Державної прикордонної служби України імені Б. Хмельницького, 2009. – 202 с.
3. Кучков А. Ф. Математическое моделирование служебно-боевых действий пограничных войск : учеб. / А. Ф. Кучков, Н. Ф. Лукашевич, Г. П. Попов, В. В. Шумов]. – М. : ФПС России, 1996. – 580 с.
4. Бокс Дж. Анализ временных рядов. Прогноз и управление / Дж. Бокс, Г. Дженкинс. – М. : Мир, 1974.
5. Боровиков В. П. Прогнозирование в системе STATISTICA в среде Windows. Основы теории и интенсивная практика на компьютере / В. П. Боровиков, Г. И. Ивченко. – М. : Финансы и статистика, 2000. – С. 320.
6. Андрощук О. С. Прогнозування в охороні державного кордону на основі нейромережного підходу / О. С. Андрощук // Збірник наукових праць Національної академії Державної прикордонної служби України імені Б. Хмельницького. № 54. Частина II. – Хмельницький, 2010. – С. 27–34.
7. Андрощук, О. С. Застосування штучних нейро-нечітких мереж для прогнозування у діяльності Державної прикордонної служби / О. С. Андрощук // Збірник наукових праць Харківського університету Повітряних Сил. – Харків : ХУПС ім. І. Кожедуба, 2010. – Вип. № 4 (26). – С. 90–93.
8. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский ; [пер. с польского И. Д. Рудинского]. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

*Стаття надійшла до редакції 8.04.2014.*

*Андрощук А. С., Ивашков Ю. Б., Андрушко В. З. Нейро-нечеткая модель прогнозирования интенсивности работы пунктов пропуска*

В статье рассматриваются вопросы построения нейро-нечеткой модели для прогнозирования временных рядов служебных данных по охране государственной границы на базе технологии ANFIS. База правил строится по результатам экспертного опроса. Обучение осуществляется по алгоритму обратного распространения ошибки на примере количества лиц, пересекающих государственную границу.

**Ключевые слова:** прогноз, модель, нейронная сеть, кодирование.

*Androshchuk A. S., Ivashkov U. B., Andrushko V. Z.* **Neuro-fuzzy model for forecasting the intensity of checkpoints activity**

Organization of State border guard service of Ukraine operational activity involves forecasting the development of the situation on the border.

The main disadvantage of using classical approaches is one-dimensional initial data, which significantly reduces the accuracy of the forecast. Respective shortcomings can be addressed through the implementation of a multi-dimensional forecasting.

Structure of the model of artificial neuro-fuzzy network is given. This model comprises three layers of neurons. Number of inputs equal to the dimension of the state vector of the object. Elements of the first layer realize the functions of linguistic variables (eg – Gaussian function with parameters of the center and width of the Gaussian curve). The number of elements of the second layer corresponds to the number of fuzzy rules of the knowledge base; elements of the layer implement output function. The third layer implements the function of defuzzification. A «clear» initial value of the output variable is formed by at the output of the third layer.

The task network training is in such correction of fuzzy control module that the measure of the error given by the known expression was minimal.

According to the results of operational and service activity the rules and the intensity of passenger cars flows are set. Days of the week (weekends) must be encoded.

Work proposed model examined with a demo.

Technology ANFIS are used for training fuzzy inference system. Generation rules of forecasting fuzzy inference system Sugeno was conducted on the base of multilayer artificial neuro-fuzzy network using backpropagation algorithm (signal).

The presented structure of module fuzzy rule has a property that is not in the usual “fuzzy” systems – the ability to learn using artificial neural-fuzzy network and database precedents as training sample. At the same time, the network is not a «black box», its weight and parameters retain their physical interpretation that allows us to analyze new knowledge gained during training.

The results of comparative evaluation of the application of the statistical method (average smoothing), artificial multilayer feedforward neural network signal and the proposed network, which showed the last application preferences, have been presented.

Studies also show that it is necessary to conduct further analysis of all the possibilities of fuzzy models used to solve specific problems in a given subject area.

**Keywords:** *forecast, model, neuron network, coding.*