

УДК 681.3:355

О.С. Андрощук

Національна академія Державної прикордонної служби України
ім. Богдана Хмельницького, Хмельницький

ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРО-НЕЧІТКИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ У ДІЯЛЬНОСТІ ДЕРЖАВНОЇ ПРИКОРДОННОЇ СЛУЖБИ

У статті подано модель на основі штучної нейро-нечіткої мережі щодо прогнозу показників у діяльності Державної прикордонної служби України. Цей підхід на відміну від застосування штучних нейронних мереж надає можливість інтерпретувати результати роботи, тобто така модель не є "чорним ящиком". Це надає змогу застосовувати її для вирішення завдань налаштування параметрів нечітких систем. Підвищення точності прогнозу вимагає детального розгляду питань застосування методів нечіткої логіки та навчання нейронних мереж.

Ключові слова: прогноз, модель, нейронна мережа, навчання.

Вступ

Постановка проблеми. Прогнозування є одним із найнеобхідніших, але при цьому і найскладніших, завдань забезпечення прийняття рішень у 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 в 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. Загальне завдання прогнозування показників службової діяльності прикордонних структур частково розглядалось Кучковим А.Ф. та Лукашевичем Н.Ф. [3]. Завданням прогнозування на основі моделей часових (чисельних) рядів присвячено низку досліджень із використанням статистичних методів і суб'єктивних знань експертів, зокрема роботи Бокса Дж., Дженкінса Г., Боровікова В.П., Івченка Г.І. та інших [4, 5]. Недоліками зазначених вище підходів є: відсутність у моделей відомостей щодо структури і системи зв'язків реальної об'єкта; труднощі побудови моделей за умови, що дані зберігаються в різних часових рядах та мають часові зміщення стосовно один одного; недостатня точність прогнозу; значна чутливість отриманих результатів до недостатньої інформації та (або) її зашумленість; залежність результату прогнозу від кваліфікації аналітика в конкретній предметній сфері. Зазначені недоліки можна усунути за допомогою застосування апарата штучних нейронних мереж (ШНМ), дослі-

дження яких здійснено у [6]. Водночас одним із недоліків застосування нейромереж є їх недетермінованість: не зрозуміло, яким чином отримання результатів. Відповідні недоліки можуть бути вирішені за допомогою систем з нечіткою логікою, які використовують основні поняття теорії нечітких множин.

Метою статті є побудова моделі на основі штучної нейро-нечіткої мережі для прогнозування службових даних у діяльності ДПСУ та подання результатів її дослідження.

Виклад основного матеріалу

Основна ідея, що покладена в основу штучних нейро-нечітких мереж (ШНМ), полягає у використанні існуючої вибірки даних для визначення правил нечіткої бази знань і параметрів функцій приналежності, які найкраще відповідають деякій системі нечіткого логічного висновку. Для здійснення відповідних дій використовуються алгоритми навчання нейронних мереж.

Припустимо, що структура моделі ШНМ має вигляд, наведений на рис. 1. Як видно з нього, ця ШНМ містить 3 шари нейронів. Кількість входів ШНМ 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 σ_i^k). Кількість елементів шару L2 відповідає кількості правил нечіткої бази знань; елементи шару реалізують функцію висновку
$$\mu_{\bar{B}}(y) = \mu_{B^k}(y) \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^k}(\bar{x}_i) \quad [7].$$
 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 $e = 0,5 \cdot [\bar{y}(\bar{x}) - d]^2$, була мінімальною.

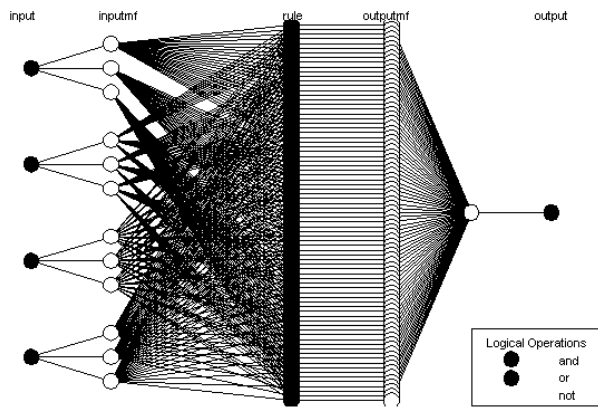


Рис. 1. Архітектура нейро-нечіткої мережі

Процес навчання має два етапи. Спочатку на вхід модуля управління подається значення сигналу x_i , що входить у навчальну вибірку. На його основі

формується вихідна дія, яка управляє. Цей сигнал розповсюджується по мережі в прямому напрямку, і послідовно розраховуються значення вихідних сигналів проміжних шарів і вихідного сигналу у.

Потім виконується другий етап: зворотне розповсюдження помилки. При цьому вихідна реакція у порівнюється з еталонним значенням d , і за наслідками порівняння модифікуються значення ваг y^m . Далі модифікуються ваги зв'язків і параметри елементів мережі і здійснюється перехід до наступного навчального зразка; ітерації повторюються до коректного навчання ШННМ. 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 року. Відповідну інформацію подано в табл. 1.

Таблиця 1

Динаміка зміни кількості осіб

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

Для навчання системи нечіткого висновку використовувалася ШННМ мережа ANFIS, що входить у набір компонентів середовища MATLAB. Проводилась генерація правил прогнозу системи нечіткого висновку Сугено на основі багатозарової ШННМ із застосуванням алгоритму зворотного розповсюдження помилки (сигналу). 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 рік. Інші дані не ввійшли у склад навчальної вибірки та можуть бути використані для перевірки адекватності побудованої нечіткої моделі. Зовнішній вид редактора ANFIS із завантаженими даними подано на рис. 2.

Перед генерацією структури системи нечіткого висновку після виклику діалогового вікна властивостей задамо для кожної початкової змінної по 3 лінгві-

стичних 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 і кількістю циклів 500. Після завершення навчання ШННМ було виконано аналіз графіка помилки навчання, поданого на рис. 3. Він свідчить, що навчання практично закінчилось після 200-го кроку.

Архітектуру згенерованої ШННМ було подано на рис. 1. Виконаємо перевірку адекватності побудованої моделі ШННМ. Для цього скористаємось вікном згенерованих правил, що подані на рис. 4, і зробимо ретроспективний прогноз значення кількості осіб на наступний день, наприклад на 09.08.2010 року (значення, згідно з табл. 1, дорівнює 3298). Вважаючи для цього випадку поточним днем 08.08.2010 року (значення, згідно з таблицею, дорівнює 3159), візьмемо чотири попередніх значення 7354, 4268, 3543, 3159 відповідно до прийнятого розміру вікна прогнозу. Значення вихідної змінної дорівнює 3680 (похибка 382), що практично збігається з існуючим результатом.

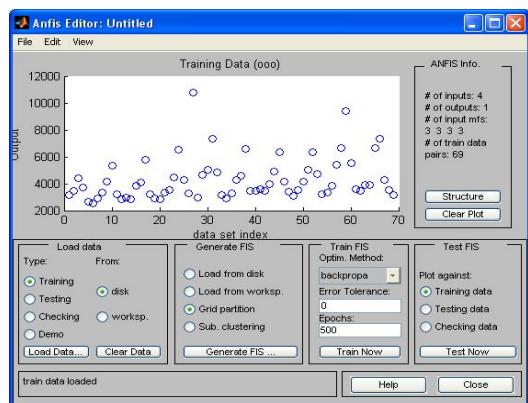


Рис. 2. Графічний інтерфейс редактора ANFIS після завантаження навчаючих даних

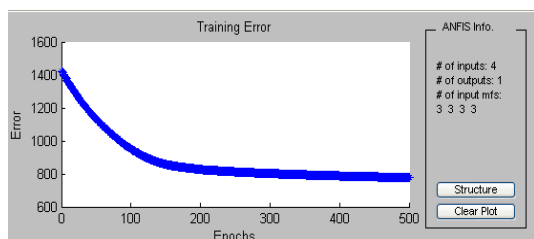


Рис. 3. Графік залежності похибки навчання від кількості циклів навчання

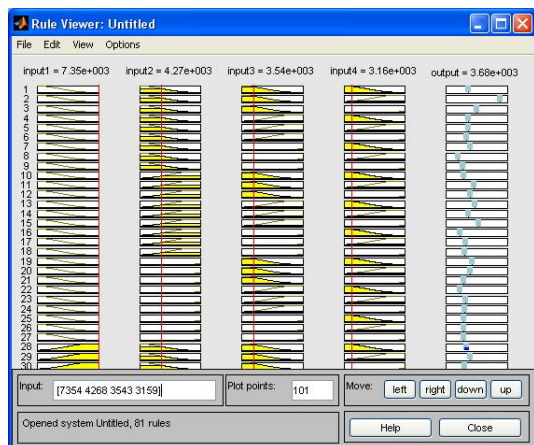


Рис. 4. Інтерфейс вікна генерованих правил системи ANFIS

Отже, подана у ШННМ структура модуля нечітких правил має властивість, яка відсутня у звичайних “нечітких” систем, – здатність до навчання з використанням навчальної вибірки, яку можна розглядати як базу прецедентів.

Водночас ця мережа не є “чорним ящиком”, її ваги і параметри зберігають свою фізичну інтерпретацію, що надає можливість аналізувати нові знання, одержані в процесі навчання. Результати перевірки за тестовою вибіркою подано на рис. 5.

Результати порівняльної оцінки застосування статистичного методу (середнього гладжування), багатшарової штучної нейронної мережі прямого розповсюдження сигналу (перцептрон MLP (4:10:10:1) [6] та ШННМ (ANFIS) для розглянутого прикладу (пропуск

осіб у пункті пропуску Тиса) подано на рис. 6.

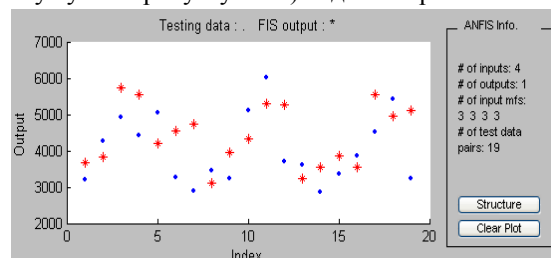


Рис. 5. Прогноз за тестовою вибіркою

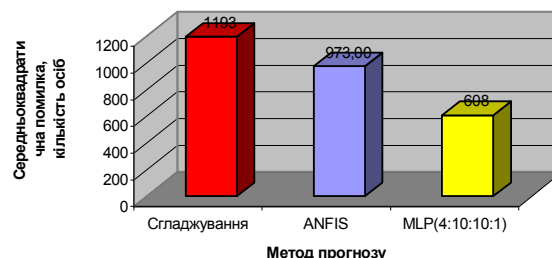


Рис. 6. Результати порівняльної оцінки застосування методів прогнозу

Їх аналіз свідчить, що застосування моделі ШННМ для прогнозу стосовно кількості осіб, які перетинають ДК, є кращим, ніж для статистичного методу, але гіршим, ніж застосування моделі штучної нейронної мережі типу перцептрон. Ця тенденція підтверджується проведенням інших експериментів (різні обсяги навчальної та тестової вибірок, пропуск автотранспортних засобів, інші пункти пропуску тощо).

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

Висновки

Отже, у статті було подано модель на основі штучної нейро-нечіткої мережі щодо прогнозу показників у діяльності ДПСУ. Дослідження моделі свідчать, що цей підхід на відміну від застосування штучних нейронних мереж надає можливість інтерпретувати результати роботи, тобто така модель не є “чорним ящиком”. Водночас слід відмітити, що вона дає менш точні результати порівняно з штучними нейронними мережами, але більш точні, ніж класичні статистичні методи. Тобто на цьому етапі її краще застосовувати для вирішення завдань налаштування параметрів нечітких систем. **Напрямок подальших досліджень** є дослідження застосування інших типів штучних нейрон-нечітких моделей (крім ANFIS) для прогнозу показників у діяльності ДПСУ з метою підвищення точності прогнозу.

Список літератури

1. Організація, керівництво оперативно-службовою діяльністю та управління службою в повсякденних умовах у разі ускладнення обстановки та виникненні надзвичайних ситуацій на державному кордоні : навчальний посібник / за заг. ред. В.В. Заложка. – Хмельницький: Видавництво

тво Національної академії Державної прикордонної служби України ім. 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 ім. Б. Хмельницького, 2009. – 202 с.

3. Математическое моделирование служебно-боевых действий пограничных войск: учебн. / 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. – 320 с.

6. Андрощук О.С. Прогнозування в охороні державного кордону на основі нейромережного підходу / О.С. Андрощук // Зб. наук. пр. Національної академії Державної прикордонної служби України ім. Б. Хмельницького. – № 54, Ч. II. – Хмельницький, 2010. – С. 27-34.

7. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский; [пер. с польского И.Д. Рудинского]. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

Надійшла до редколегії 9.11.2010

Рецензент: д-р техн. наук, проф. М.С. Вертузасв, Інститут Служби зовнішньої розвідки, Київ.

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРО-НЕЧЕТКИХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ В ДЕЯТЕЛЬНОСТИ ГОСУДАРСТВЕННОЙ ПОГРАНИЧНОЙ СЛУЖБЫ

О.С. Андрощук

В статье представлена модель на основе искусственной нейро-нечеткой сети для прогноза показателей в деятельности Государственной пограничной службы Украины. Данный подход в отличие от применения искусственных нейронных сетей дает возможность интерпретировать результаты работы, то есть такая модель не является “черным ящиком”. Это дает возможность применять ее для решения заданий настройки параметров нечетких систем. Повышение точности прогноза требует детального рассмотрения вопросов применения методов нечеткой логики и обучения нейронных сетей.

Ключевые слова: прогноз, модель, нейронная сеть, обучение.

APPLICATION OF ARTIFICIAL FUZZY NEURONS NETWORKS FOR PROGNOSTICATION IN ACTIVITY OF GOVERNMENT BOUNDARY SERVICE

O.S. Androshchuk

In this article a model is represented on the basis of artificial fuzzy neuron network for the prognosis of indexes in activity of Government boundary service of Ukraine. This approach unlike application of artificial neurons networks enables to interpret job performances, that such model is not a “black box”. It enables to apply her for the decision of tasks of tuning of parameters of the unclear systems. The increase of exactness of prognosis requires the detailed consideration of questions of application of methods of fuzzy logic and teaching of neurons networks.

Keywords: prognosis, model, neuron network, teaching.