

УДК 681.3

Д.Л. Федорчук¹, О.В. Лаврінчук²¹ Житомирський військовий інститут імені С.П. Корольова
Національного авіаційного університету, Житомир² Національний університет оборони України, Київ

КОНЦЕПЦІЯ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ АНАЛІЗУ КОСМІЧНОЇ ОБСТАНОВКИ

В статті запропоновано підхід до аналізу космічної обстановки, що базується на використанні нейронних мереж. У якості безпосередньої реалізації нейронної мережі використано мережу зустрічного поширення. Наведено порядок використання нейронної мережі для аналізу стану космічної обстановки.

Ключові слова: космічна обстановка, нейронна мережа, район підвищеної уваги.

Вступ

Сучасний етап розвитку людства характеризується широким використанням провідними країнами світу орбітальних угруповань космічних систем (КС) різного призначення. Для визначення напрямів космічної діяльності провідних країн світу, контролю дотримання ними міжнародних угод, прогнозування загальної оперативної-стратегічної обстановки, оцінювання можливостей КС, визначення районів земної поверхні, відносно яких є зацікавленість певних держав (районів підвищеної уваги), необхідно здійснювати аналіз космічної обстановки (КОБ), результати якого є одним з джерел інформаційного забезпечення органів національної безпеки України та її Збройних Сил [1, 2].

Серед відомих підходів до аналізу стану космічної обстановки слід відмітити такі: у [3, 4] запропоновано аналізувати КОБ на основі ознак, які характеризують кількісні зміни космічних угруповань; у [5, 6] розглянуто підходи, які базуються на порівнянні ситуації, що склалась на момент аналізу, із досвідом у минулих конфліктах (війнах) та обробці опитувань експертів на основі теорії нечітких множин; у [7] розроблено методику аналізу стану КОБ та визначення районів підвищеної уваги на основі багатокритерійної моделі аналізу стану КОБ з використанням нелінійної схеми компромісів.

Застосування зазначених підходів обмежене у зв'язку з недостатнім рівнем автоматизації аналізу стану КОБ, визначення районів підвищеної уваги, розробки формалізованих документів та подання результатів аналізу.

Виходячи з цього, **метою статті** є розробка підходів до автоматизованого аналізу стану КОБ та визначення районів підвищеної уваги на основі комплексного використання інформації про стан КОБ від різних інформаційно-розвідувальних джерел.

Основний матеріал

У формалізованому вигляді задача автоматизованого аналізу стану КОБ та визначення районів підвищеної уваги полягає в тому, щоб вектору показників стану КОБ X (вектору ознак), який поданий множиною часткових показників x_1, x_2, \dots, x_n , поставити у відповідність рішення щодо стану КОБ D (вектор класів ситуацій) відносно певних районів земної поверхні, де можливі рішення подані множиною d_1, d_2, \dots, d_m , причому – $m < n$:

$$D = f(X), \quad (1)$$

де $f: X \rightarrow D$ – вирішальне правило, яке ставить у відповідність вектору ознак номер класу, якому він належить.

Формалізоване подання даної задачі відповідає класичній постановці задач теорії розпізнавання образів [8 – 10]. У загальній теорії розпізнавання образів існує декілька підходів до розпізнавання: детермінований; структурно-лінгвістичний (синтаксичний); статистичний; нейрокомп'ютерний.

Виходячи з аналізу підходів до розпізнавання образів, вважається доцільним використання нейрокомп'ютерного підходу, який заснований на застосуванні нейронних мереж та виступає потужним інструментом при розв'язанні задач розпізнавання образів [11, 12].

Основною перевагою нейронних мереж є можливість самонавчання, тобто можливість отримувати обґрунтований результат на основі даних, які не зустрічались під час навчання, та можливість паралельної обробки інформації. Нейронні мережі не потребують знання функцій розподілу ймовірностей, що пов'язані з класами образів, які зазвичай невідомі, не потребують зберігання еталонів усіх образів, знання правил, яким підпорядковується структура об'єктів, що розглядається, тощо [12].

На даний час розроблені та застосовуються різні моделі нейронних мереж: перцептрон Розенбала-

та; мережа зворотного поширення похибки; мережа Кохонена; мережа зустрічного поширення; імовірна нейронна мережа; мережа Хопфілда; машина Больцмана; мережа Хемінга; двокерована асоціативна пам'ять та різноманітні аналоги сумісного поєднання зазначених мереж [12]. Для розв'язання задач розпізнавання образів найбільшого розповсюдження отримали мережі зустрічного поширення [13].

У мережі зустрічного поширення об'єднано два відомі алгоритми: самоорганізована карта Кохонена і зірка Грозберга [11 – 13]. Самоорганізована карта Кохонена (Self-Organizing Maps – SOM) – це спеціальний клас штучних нейронних мереж, нейрони яких реалізуються у вузлах одновимірної або двовимірної решітки. У процесі конкурентного навчання вони налаштовуються на різні вхідні образи або класи вхідних образів.

Нейрони шару Кохонена формують топографічне відображення вхідних образів, при якому просторове розташування (координати) нейронів решіт-

ки відбиває внутрішні статистичні властивості вхідних образів.

У зв'язку з тим, що виходи мережі Кохонена недетерміновані, тобто заздалегідь невідомо, який нейрон буде активовано для заданого вектора ознак, використовується вихідний шар (зірка Грозберга). Шар Грозберга реалізує принцип навчання з вчителем, при якому недетерміновані виходи мережі Кохонена співвідносяться з визначеними класами, що подаються як навчальні зразки для нейронів Грозберга.

У загальному вигляді мережа зустрічного поширення зображена на рис. 1, де $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ – вхідний вектор; $W = (w_{11}, w_{12}, \dots, w_{nk})$ – вектор синоптичних ваг шару Кохонена; $V = (v_{11}, v_{12}, \dots, v_{kp})$ – вектор синоптичних ваг шару Грозберга; K, G – суматори; f – функція активації; вихідний вектор $Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$ (вектор класів).

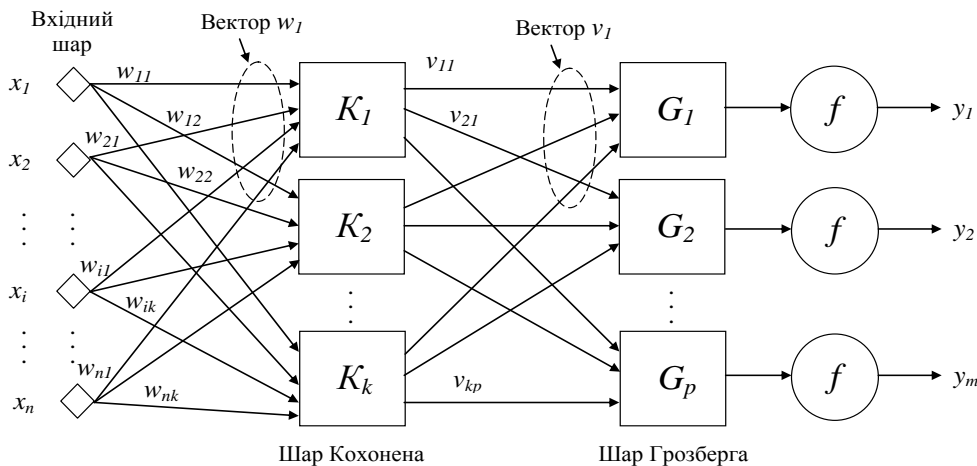


Рис. 1. Нейронна мережа зустрічного поширення

Для шару Кохонена вектор синоптичних ваг подається у вигляді матриці розмірністю $n \times k$, де n – кількість входів мережі, які визначаються розмірністю образу, k – кількість нейронів шару. Для шару Грозберга вектор синоптичних ваг подається у вигляді матриці розмірністю $k \times p$, де k – кількість виходів шару Кохонена, p – кількість нейронів шару Грозберга, які визначаються розмірністю вектора класів. Як функція активації обирається сигмоїдальна функція [12].

Мережа зустрічного поширення дозволяє розв'язувати складні задачі розпізнавання при мінімізації кількості нейронів, часу навчання та отримувати правильний розв'язок навіть при поданні неповного або частково спотвореного вхідного вектора. Як показано у роботах [12, 13], для повністю навченої мережі імовірність того, що випадково вибраний вхідний вектор (відповідно до функції густини ймовірності розподілу вхідних векторів) буде найближчим до будь-якого заданого вагового вектора, дорівнює $1/n$, де n – кількість нейронів Кохонена.

У задачі визначення районів підвищеної уваги під розпізнаванням слід розуміти процедуру визначення класу ситуації, що склалася для певного району земної поверхні, за сукупністю показників стану КОБ (вектора ознак образу). На попередньому етапі розв'язку зазначеної задачі вся поверхня Землі розбивається на елементарні райони, які задані межами у географічній сферичній системі координат. Розмір елементарного району обирається, виходячи з можливостей КА оптико-електронного спостереження (ОЕС) щодо детального знімання районів земної поверхні і береться таким, що дорівнює $1^\circ \times 1^\circ$. Для кожного району розраховуються показники (вектор ознак образу), які є вхідними даними мережі. Необхідно на основі наявності в образі ознак того чи іншого класу ситуації прийняти рішення щодо стану КОБ.

Як вектор ознак X мережі пропонується використання вектора узагальнених показників визначення районів підвищеної уваги (табл. 1) (склад та порядок отримання узагальнених показників наведено у [7]).

Таблиця 1

Шкала оцінних термів показників визначення районів підвищеної уваги

Показник	Можливі значення	Оцінні терми
$F_{PCP_{OER}}$ – просторово-часовий показник, який характеризує інтенсивність спостереження певного району КА ОЕС	0 ... 1	Низький (Н) Середній (С) Високий (В)
$F_{PCP_{KA}}$ – просторово-часовий показник, який характеризує інтенсивність спостереження певного району КА радіолокаційної, радіо- та радіотехнічної розвідки, а також інтенсивність використання для забезпечення дій в даному районі метеорологічних, навігаційних КА та КА зв'язку	0 ... 1	Низький (Н) Середній (С) Високий (В)
F_{DZ} – показник динаміки змін КОБ, який характеризує інтенсивність запусків КА, нарощування орбітальних угруповань, маневрування КА, виведення КА з резерву тощо	0 ... 1	Низький (Н) Середній (С) Високий (В)
F_{ZP} – показник заборони/обмеження, який характеризує наявність різного роду обмежень з продажу знімків, використання каналів зв'язку, управління та навігації тощо	0 ... 1	Незначний (Н) Середній (С) Високий (В)
F_{SF} – показник сприятливих/перешкоджаючих факторів, який характеризує наявність умов, що можуть покращити чи погіршити можливості КА щодо спостереження у конкретному районі	0 ... 1	Низький (Н) Середній (С) Високий (В)

Можливі ознаки стану КОБ D подані вектором: ознаки стану КОБ, що наближені до застосування КС при плановому спостереженні для певного району земної поверхні;

ознаки стану КОБ, що наближені до завчасної підготовки до застосування КС для певного району земної поверхні;

ознаки стану КОБ, що наближені до безпосередньої підготовки до застосування КС для певного району земної поверхні;

ознаки стану КОБ, що наближені до загрози конфлікту для певного району земної поверхні.

У подальшому потрібно сформувавши навчальний набір нейронної мережі. Для цього у якості експертів залучаються висококваліфіковані фахівці в космічній галузі, які безпосередньо вирішують задачі аналізу стану КОБ.

На попередньому етапі групі фахівців дається таблиця узагальнених показників визначення районів підвищеної уваги, їх інтерпретація (табл. 1), перелік класів ознак стану КОБ та пропонується оцінити вплив кожного з показників на відповідну ознаку стану КОБ відносно районів земної поверхні та сформувавши навчальний набір.

Вплив показників оцінюється з використанням оцінних термів: «Н» – низький, «С» – середній та «В» – високий вплив показника.

На основі проведеного експертного опитування отримано вхідний навчальний набір, який подано у вигляді табл. 2.

У зв'язку з тим, що навчальний набір сформовано у вигляді оцінних термів, для подальшого навчання мережі необхідно його подати у вигляді дискретних значень, які характеризують зміну узагальнених показників визначення районів підвищеної уваги. Для цього зобразимо оцінні терми у вигляді діапазонів відповідних дискретних значень (табл. 3) [14].

Алгоритми навчання нейронних мереж зустрічного поширення докладно наведені у [13]. Особли-

востями навчання мережі з використанням запропонованого навчального набору є те, що для кожного значення оцінного терму з навчального набору мережі, відповідно до наведених діапазонів дискретних значень, послідовно подаються навчальні дані з невеликим кроком, приблизно 0,01 (для покращення статистичних властивостей мережі до розпізнавання). Наприклад, для оцінного терму «Н» – низький, на вхід мережі подається набір дискретних значень від 0 до 0,5 з кроком 0,01.

Таблиця 2

Вхідний навчальний набір

D	$F_{PCP_{OER}}$	$F_{PCP_{KA}}$	F_{DZ}	F_{ZP}	F_{SF}
d1	Н	Н	Н	Н	Н
	С	Н	Н	Н	Н
	Н	С	Н	Н	Н
	Н	Н	Н	С	Н
	Н	Н	Н	Н	С
d2	С	С	Н	Н	Н
	Н	С	С	С	С
	С	Н	С	С	С
d3	С	С	С	С	-
	С	С	С	Н	-
	С	С	Н	В	-
	С	С	В	Н	С
	В	С	С	С	С
d4	С	В	С	С	С
	В	В	В	В	В
	В	В	С	С	С
	В	С	В	В	В
	С	В	В	В	В

Таблиця 3

Діапазони дискретних значень та відповідні оцінні терми

Оцінний терм	Діапазон дискретних значень
Низький	0...0,5
Середній	0,5...0,8
Високий	0,8...1

Додатково під час навчання здійснюється відхилення від заданих діапазонів дискретних значень у бік збільшення або зменшення дискретного значення для обраного оцінного терму, тобто примусове введення помилкових даних. Це забезпечує стійкість мережі до помилок під час безпосереднього розпізнавання реальних образів. У подальшому можливе донавчання мережі на основі реальних даних та корегування вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків мережі.

У результаті навчання отримуємо матрицю синаптичних ваг для шару Кохонена W та відповідну матрицю V для шару Грозберга. Безпосередньо алгоритм процесу розпізнавання навченої мережі можна описати наступним чином. Вектор узагальнених показників стану КОБ X для кожного елементарного району подається на вхідний шар нейронів мережі та одночасно розповсюджується на внутрішній шар нейронів Кохонена. Нейрони внутрішнього шару виконують функцію суматорів та видають на виході сигнал $N = XW$. Шар Грозберга функціонує у подібній манері. Його вихід є зваженою сумою виходів шару Кохонена N , що створює вектор $Y = NV$. З використанням функції активації вихідні значення мережі нормуються в діапазоні від 0 до 1. Нейрон з максимальним значенням виходу мережі береться нейроном "переможцем" і його номер безпосередньо визначає номер можливого стану КОБ. Таким чином, отримуємо масив значень, що характеризують стан КОБ відносно кожного елементарного району.

Висновки

У статті запропоновано концепцію використання нейронних мереж для аналізу космічної обстановки. Результати проведених досліджень дозволяють зробити висновок про можливість застосування запропонованого підходу для аналізу стану КОБ та визначення районів підвищеної уваги. Нейронна мережа показала високу вірогідність (приблизно 94%) розпізнавання як щодо даних, що використовувались як навчальний набір, так і даних, що не зустрічались під час навчання.

Розроблений підхід з використанням нейронної мережі зустрічного поширення у подальшому пропонується покласти в основу спеціалізованого програмно-алгоритмічного забезпечення аналізу стану КОБ та визначення районів підвищеної уваги.

КОНЦЕПЦИЯ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ АНАЛИЗА КОСМИЧЕСКОЙ ОБСТАНОВКИ

Д.Л. Федорчук, А.В. Лавринчук

В статье предложен подход к анализу космической обстановки, который основан на использовании нейронных сетей. В качестве непосредственной реализации нейронной сети использована сеть встречного распространения. Приведен порядок использования нейронной сети для анализа состояния космической обстановки.

Ключевые слова: космическая обстановка, нейронная сеть, район повышенного внимания.

CONCEPTION OF THE APPLICATION OF NEURON NETWORKS FOR ANALYSIS OF SPACE SITUATION

D.L. Fedorchuk, O.V. Lavrinchuk

In the article is offered approach to the analysis of space situation, which is based on the use of neuron networks. In quality direct realization of neuron network the network of meeting distribution is used. The order of the use of neuron network for the analysis of the state of space situation is resulted.

Keywords: space situation, neuron network, district of the promoted attention.

Список літератури

1. Даник Ю.Г. Міжнародна безпека в умовах глобалізації / Ю.Г. Даник, М.Ф. Пічугін // Проблеми створення, випробування, застосування та експлуатації складних інформаційних систем. – Житомир: ЖВІРЕ, 2006. – Вип. 10. – С. 5-11.
2. Аерокосмічна розвідка в локальних війнах сучасності: досвід, проблемні питання і тенденції: монографія / [Л.М. Артюшин, С.П. Мосов, Д.В. П'яковський, В.Б. Толубко]. – К.: НАОУ, 2002. – 208 с.
3. Іщенко Д.А. Прогностичний аналіз космічної діяльності іноземних держав / Д.А. Іщенко, Д.В. Пекарев, С.А. Кондратюк // Проблеми створення, випробування, застосування та експлуатації складних інформаційних систем. – Житомир: ЖВІРЕ, 2006. – Вип. 10. – С. 72-81.
4. Виявлення ознак підготовки орбітальних угруповань космічних апаратів до забезпечення бойових дій військ (сил) іноземних держав (на основі аналізу даних про космічну обстановку) / Д.В. Пекарев, А.В. Савчук, В.І. Снецар та ін. // Військово-технічний збірник. – Львів: АСВ, 2011. – Вип. 1(4). – С. 135-139.
5. Застосування космічних систем для забезпечення дій збройних сил: навч. посіб. / [М.С. Пастушенко, В.І. Присяжний та ін.]; за ред. В.І. Ткаченка. – Х.: ХВУ, 2003. – 243 с.
6. Шуренок В.А. Методика оцінки космічної обстановки на базі нечіткої логіки / В.А. Шуренок // Збірник наукових праць Військового інституту КНУ імені Тараса Шевченка, 2003. – Ювілейний випуск. – С. 191-203.
7. Федорчук Д.Л. Методика визначення можливих районів підвищеної уваги за результатами аналізу стану космічної обстановки / Д.Л. Федорчук // Труды університету. – 2012. – №8(114). – С. 76-86.
8. Вапник В.Н. Теория распознавания образов / В.Н. Вапник, А.Я. Червоненкис. – М.: Наука, 1974. – 416 с.
9. Горелик А.Л. Методы распознавания / А.Л. Горелик, В.А. Скрипкин. – М.: Высшая школа, 2004. – 262 с.
10. Форсайт Дэвид. Компьютерное зрение. Современный подход / Форсайт Дэвид, Понс Джин. – М.: Вильямс, 2004. – 928 с.
11. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей / Р. Каллан. – М.: Вильямс, 2001. – 560 с.
12. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
13. Кохонен Т. Самоорганизующиеся карты / Т. Кохонен. – М.: БИНОМ. Лаб. знаний, 2008. – 655 с.
14. Интеллектуальні системи підтримки прийняття рішень. Теорія, синтез, ефективність / В.О. Тарасов, Б.М. Герасимов, І.О. Левін, В.О. Корнійчук. – К.: МАКНС, 2007. – 366 с.

Надійшла до редколегії 27.11.2012

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Ю.В. Кравченко, Національний університет оборони України, Київ.