

ПОБУДОВА КЛАСИФІКАТОРА РОСЛИННИХ ОБ'ЄКТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Розглянуто можливість побудови класифікатора рослинних об'єктів за допомогою двошарової та трьохшарової нейронної мережі.

Ключові слова: розпізнавання, нейронна мережа, перцептрон, спектральні коефіцієнти яскравості.

ВСТУП

Для оцінки стану рослинних об'єктів, їх класифікації за видовою ознакою, по рівню вмісту мінеральних речовин, наявності або відсутності у них захворювань все більш застосовуються методи дистанційного зондування рослинних об'єктів, за допомогою яких можна оцінювати динаміку розвитку і стан рослин на контрольованій площі при мінімальній участі людини або, взагалі, без неї. А тому питання автоматизації дистанційного зондування рослин і класифікація за видом рослинного об'єкту є актуальним.

При побудові блоку класифікації рослин за результатами дистанційного зондування на культурні і бур'яни автоматизованої систем обробки просапних культур необхідно, щоб розпізнавальний пристрій мав здатність до адаптації та забезпечував досить надійну і безпомилкову класифікацію.

Найбільш відомими методами розпізнавання є дискримінантний аналіз, регресійний аналіз [1], метод потенціальних функцій, метод групового урахування аргументів, метод граничних спрощень, нейромережні методи [2]. Порівняльний аналіз основних методів розпізнавання – кореляційних, ознакових (статистичних і детермінованих), нейромережних дозволяє зробити висновок, що нейромережні методи найбільш ефективні для вирішення завдань розпізнавання [3]. Крім того, нейромережні методи забезпечують більш високу стійкість роботи системи розпізнавання в умовах перешкод.

Розпізнавання рослинних об'єктів за допомогою нейронних мереж (НМ) розглянуто у ряді робіт [4, 5, 6]. Але в цих роботах класифікація рослинних об'єктів проводилася лише на два класи (корисну культуру і бур'яни) за допомогою тришарового перцептрона. Проте на практиці доцільною є класифікація на більшу кількість класів, що обумовлюється необхідністю використання різних гербіцидів для різних видів бур'янів. Моделі, отримані в [4, 5, 6] на основі тришарових НМ, як правило, характеризуються великою надлишковістю і висувають високі вимоги до обчислювальних ресурсів. Тому для зменшення надлишковості розпізнавальної моделі необхідно пе-

ревірити можливість побудови класифікатора на основі двошарової НМ, що також скоротить час навчання та суттєво збільшить швидкість прийняття рішень і дозволить зменшити вимоги до обчислювальних ресурсів.

Мета роботи полягає у побудові розпізнавальної моделі рослинних об'єктів, яка класифікує рослини на три класи, на основі двошарової і трьохшарової НМ прямого поширення сигналу за експериментально отриманими даними дистанційного зондування рослинних об'єктів. Класифікація рослин, як зазначалось, проводиться на три класи і умовою класифікації є вид рослини. Розпізнавання рослин буде проведено на корисні (соняшник – перший клас) і бур'яни (амброзія – другий клас, мишій – третій клас).

1. РОЗПІЗНАВАЛЬНА СИСТЕМА

Розпізнавальна система як компонент автоматизованої системи має забезпечити прийняття рішень щодо належності розпізнаваного об'єкта до одного з можливих класів.

Схему процесу роботи системи розпізнавання наведено на рис. 1.

Відбитий сигнал від об'єкта розпізнавання (рослина, ґрунт) надходить до блоку обробки інформації. У блоці обробки інформації є енергонезалежна пам'ять, в якій закладені ознаки (у нашому випадку це частоти або частотні області). З відбитого сигналу відбувається фільтрація сигналу у відповідності до ознак. Здобутий сигнал у блоці Класифікація порівнюється з еталонним, який також закладений в енергонезалежній пам'яті, і видається рішення про належність об'єкту (рослини) до відповідного класу.

Одним з істотних недоліків нейромережових класифікаторів, до недавнього часу, що використовують програмну емуляцію алгоритмів, була неможливість робити навчання в режимі реального часу. Враховуючи, що на даний момент обчислювальні можливості апаратних засобів набагато зросли, то можливо побудувати класифікатор для розпізнавання рослинних об'єктів на 3 класи на основі НМ. Наприклад, час розпізнавання зображень



Рис. 1. Структура системи розпізнавання

(за допомогою нейронної мережі) повітряних цілей за інформацією від оптико-електронного джерела на відстані до 20 км, з вірогідністю не гірше 0,88–0,91, становить не більше 6 секунд [7], а час розпізнавання геометричних фігур робота Фенікс-1 (реалізований на нейромережевому алгоритму управління) складає не більше 0,2 секунди [8]. Тобто, використовуючи сучасні апаратні засоби можливо побудувати класифікатор для розпізнавання рослинних об'єктів щонайменше на 3 класи, який працював би в режимі реального часу.

2. ПОБУДОВА РОЗПІЗНАВАЛЬНОЇ МОДЕЛІ

Алгоритм навчання НМ для нашого випадку зображений на рис. 2.

Навчання НМ будемо проводити по алгоритму Левенберга-Марквардта.

Алгоритм Левенберга-Марквардта призначений для оптимізації параметрів нелінійних регресійних моделей. В алгоритмі, в якості критерію оптимізації, використовується середньоквадратична помилка моделі на навчальній вибірці. Алгоритм полягає в послідовному наближенні заданих початкових значень параметрів до шуканого локального оптимуму.

Так, функцію похибки можна навести як [3]:

$$E(\bar{w}) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^M (\bar{y}'' - f(\bar{w}, \bar{x}''))^2 = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^M e_i^2(\bar{w}), \quad (1)$$

де \bar{y} – вихідна (цільова) функція; $f(\bar{w}, \bar{x})$ – функція апроксимації, аргументами якої є параметри мережі – \bar{w} і друга похідна функції входів – \bar{x} ; M – кількість нейронів; n – порядковий номер нейрону.

Кроки алгоритму виглядають наступним чином.

1. Задаємо початкові значення параметрів мережі і алгоритму навчання, а також граничні значення параметрів закінчення роботи алгоритму.

2. Обчислюємо антиградієнт за формулою:

$$\bar{g}_k = \bar{e}'(\bar{w}_k) \cdot J(\bar{w}_k), \quad (2)$$

де $J(\bar{w}_k)$ – якобіан.

3. Обчислюємо матрицю $G(\bar{w}_k)$ по формулі

$$G(\bar{w}_k) = J(\bar{w}_k) \cdot J^T(\bar{w}_k) + \nu_k \cdot I, \quad (3)$$

де I – одинична матриця;

4. Обчислюємо напрям за формулою:

$$\bar{p}_k = -G^{-1}(\bar{w}_k) \cdot \bar{g}_k. \quad (4)$$

5. Обчислюємо значення:

$$\nu_k = \begin{cases} \frac{\nu_{k-1} - 1}{r}, E(\nu_{k-1}) \leq E_k; \\ \nu_k = \nu_{k-1}, E(\nu_{k-1}) > E_k \text{ и } E(\nu_{k-1}) < E_k; \\ \nu_k = \nu_{k-1} \cdot r^m, E(\nu_{k-1}) > E_k \text{ и } E(\nu_{k-1}) > E_k. \end{cases} \quad (5)$$

6. Обчислюємо помилку E на навчальній вибірці і, якщо помилка істотна, повторюємо кроки 2–6.

3. ПРОВЕДЕННЯ ЕКСПЕРИМЕНТУ

Експериментальні дослідження, щодо побудови НМ для розпізнавання рослинних об'єктів, проводилося в два етапи. Перший етап – польові дослідження – проводилися на полігоні Інституту олійних культур Національної академії аграрних наук в червні 2012 року. Виміри проводилися при ясній погоді і на полі, яке не було сильно засмічено. За допомогою приладу для дослідження спектрів рослин вимірювалися відносні спектральні характеристики в автоматичному режимі з періодом 1 s зі збереженням поточного коефіцієнта відбиття і зовнішнього вигляду рослини. Переміщення від однієї рослини до іншої в межах одного рядка проводилося рівномірно, об'єктів приймача переміщався уздовж рядка плавно, на однаковій відстані від поверхні землі, без ривків і зупинок. Пристрій для дослідження спектрів складався з: спектрометра Red Tide650 з волоконно-оптичним кабелем P200-2-UV-VIS і лінзою 74-VIS (фірма Ocean Optics); Web-камера Web-камера A4Tech PK-838G для фотографування зображення рослин.

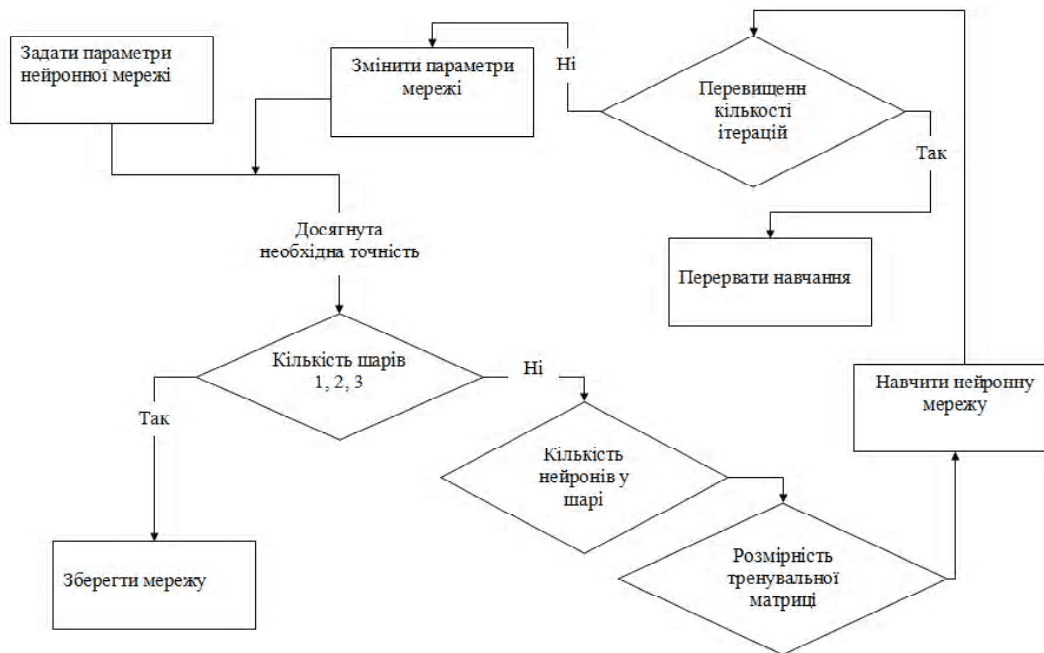


Рис. 2. Схема підбору параметрів нейронної мережі

З отриманих експериментальних даних було відібрано 1687 наборів з 2048 спектральними точками. Критерієм відбору була можливість візуального визначення виду рослин по зображеннях і формі спектральної кривої (відсутність обмежень і надмірної зашумленості). Кількість вибірок різних видів рослин, які були відібрані для подальшого дослідження, і їх назви зведені в табл. 1.

4. ОТРИМАНІ РЕЗУЛЬТАТИ

Другий етап – обробка отриманих даних і побудова НМ. Після усереднення 2048 спектральних точок, що забезпечуються спектрометром за один вимір, до 256 були отримані 3 масиви чисел: матриця коефіцієнтів відбиття для соняшнику, матриця коефіцієнтів відбиття для мишію і матриця коефіцієнтів відбиття для амброзії.

Наступним кроком було нормування – кожна з трьох матриць піддавалася нормуванню за лінійним законом

$$\tilde{x}_i = \frac{x_i - x_{i,\min}}{x_{i,\max} - x_{i,\min}}, \tag{6}$$

де \tilde{x}_i, x_i – нормовані та виміряні спектральні коефіцієнти яскравості на довжині хвилі λ_i , відповідно;

Таблиця 1. Видовий склад досліджуваних рослин

Вид рослини	Латинська назва	Кількість екземплярів
Соняшник	<i>Helianthus annuus</i>	656
Амброзія	<i>Ambrósia artemisiifólia</i>	550
Мишій	<i>Setaria viridis</i>	481
Усього		1687

$x_{i,\max}, x_{i,\min}$ – максимальні та мінімальні виміряні спектральні коефіцієнти яскравості, відповідно.

Для побудови НМ для розпізнавання рослинних об’єктів на 3 класи за експериментальними даними був використаний блок нейромережевого аналізу NNTool програми MatLab 7.9.0.529 компанії MathWorks. При побудові НМ за допомогою програми MatLab, в якості типу НМ, була обрана нейромережа прямого поширення сигналу, що навчалася за допомогою методу Левенберга-Марквардта [3]. Перевагою методу Левенберга-Марквардта є те, що він працює швидше за інші градієнтні методи, оскільки апроксимує часткові похідні другого порядку через часткові похідні першого порядку [9].

На входи НМ подавалися нормовані коефіцієнти відбиття рослин – матриця 1687×256 . Вихідний (цільовий) вектор розмірністю 1687×1 задавався в діапазоні [0; 1], причому для амброзії – 0, мишію – 0,5, соняшнику – 1. При навчанні НМ крок навчання покладалася рівним 0,05, максимальне число циклів навчання НМ epochs=1000. В якості цільової функції при навчанні використовувався мінімум середньоквадратичної помилки навчання мережі – MSE (Mean Square Error), заданий як 0,0001. Всі нейрони мали сигмоїдну функцію активації. Було побудовано дві НМ: одна з двома внутрішніми шарами, друга – з трьома шарами.

Результат (вікно програми) побудови НМ для розпізнавання рослин на три класи показаний на рис. 3.

Після обробки апостеріорних значень цільових векторів були отримані наступні результати – табл. 2 демонструє показники розпізнавання для НМ з двома внутрішніми шарами, табл. 3 демонструє показники розпізнавання для НМ з трьома внутрішніми шарами.

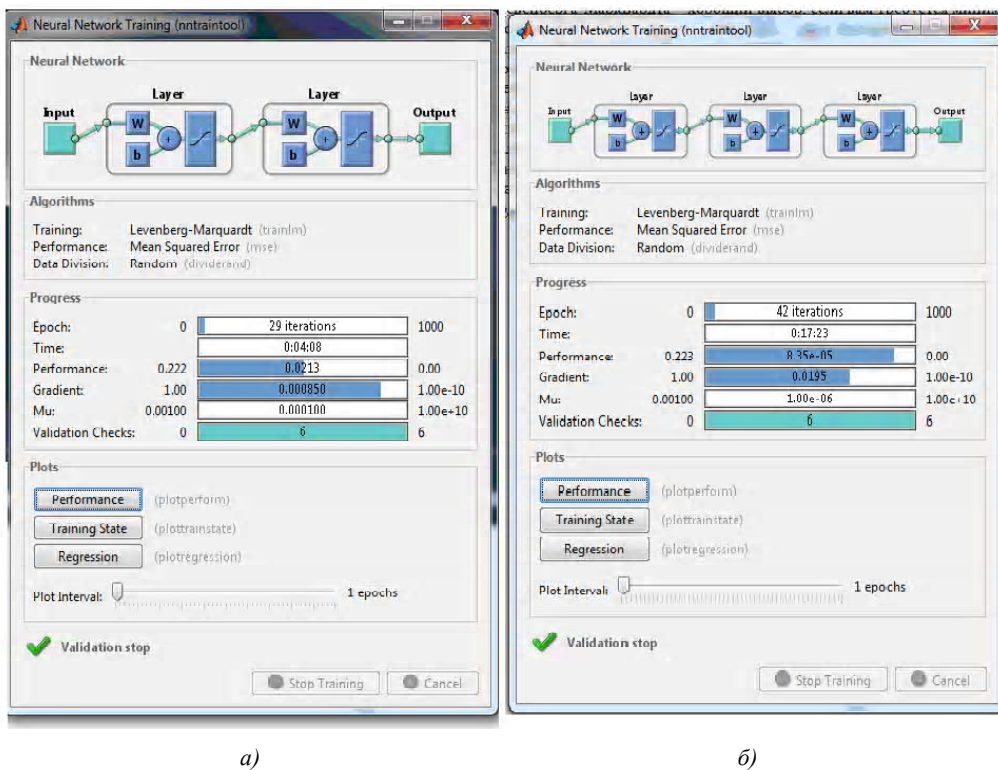


Рис. 3. Вікно програми NNTool(MatLab) для:
 а – двошарової НМ; б – трьохшарової НМ

Таблиця 2. Класифікаційна матриця для двошарової НМ

		Результат класифікації для кожного класу			
		соняшник	амброзія	мишій	всього
Апріорні дані про клас	соняшник	656	0	0	656
	амброзія	32	518	0	550
	мишій	15	0	466	481
	всього	703	518	466	1687
Вірогідність правильного розпізнавання		100 %	94,18 %	96,88 %	97,21 %

Таблиця 3. Класифікаційна матриця для трьохшарової НМ

		Результат класифікації для кожного класу			
		соняшник	амброзія	мишій	всього
Апріорні дані про клас	соняшник	656	0	0	656
	амброзія	2	548	0	550
	мишій	1	0	480	481
	всього	660	548	480	1687
Вірогідність правильного розпізнавання		100 %	99,6 %	99,79 %	99,82 %

Згідно табл. 2 маємо: з 1687 рослинних об’єктів, які подавались на вхід двошарової НМ і серед яких було 656 соняшників, 550 амброзій, 481 мишій, НМ класифікувала – 703 соняшників (серед них було 656 «справжніх» соняшників, 32 амброзії і 15 мишій), 518 амброзій і 466 мишій. Тобто серед всього набору рослинних об’єктів, НМ вірно класифікувала весь набір соняшнику, а у набору даних амброзії та мишій були допущені помилки.

Згідно табл. 3 маємо: з 1687 рослинних об’єктів, які подавались на вхід трьохшарової НМ і серед яких було 656 соняшників, 550 амброзій, 481 мишій, НМ класифікувала – 660 соняшників (серед них було 656 «справжніх» соняшників, 2 амброзії і 1 мишій), 548 амброзій і 480 мишій. Тобто серед всього набору рослинних об’єктів, НМ вірно класифікувала весь набір соняшнику, а у набору даних амброзії та мишій були також допущені по-

милки, але в порівнянні з двошаровою НМ їх було значно менше.

Для підвищення швидкості навчання і розпізнавання класифікатора в майбутньому, бажано зменшити розмірність входів НМ (кількості ознак), яких при моделюванні використано 256. така кількість ознак 256 обумовлена тим, що з виходу спектрометра отримано 2048 спектральних точок за один замір і, після усереднення 8 сусідніх значень, отримано 256 спектральних точок, тобто ознак. З рис. 4 видно (без додаткових статистичних обробок), що є ряд частотних областей, де коефіцієнти відбиття мишію, амброзії і соняшника істотно відрізняються, і при побудові НМ можна буде використати вибіркові частоти (або частотні діапазони). На рис. 4 по вісі абсцис відкладена відносна довжина хвилі, для якої 1 відповідає 350 нм, а 256 відповідає 1000 нм. По вісі ординат відкладений нормований коефіцієнт відбиття.

Зміна похибки при навчанні трьохшарової нейронної мережі наведена на рис. 5. З рис. 5 видно, що величи-

на похибка приблизно до 32 ітерації майже не змінювалася. Далі, приблизно після 32 ітерації, величина похибки з кожною наступною ітерацією стає менше і на 42 ітерації досягає свого цільового значення. Для двошарової нейронної мережі зміна похибки при навчанні аналогічна зміні похибки як і для випадку трьохшарової нейронної мережі, тільки за меншу кількість ітерацій.

Набір вхідних даних, наведений у табл. 1, використовувався в якості навчальних. Для апробації здобутих нейронних мереж використовувався тестовий набір даних. Заміри тестових вибірок робилися на тому ж полі у 2012 році. Попередньо, в тестовому наборі були вилучені рослини, які візуально не можливо розпізнати і були залишені тільки амброзія, мишії і соняшник, які розташовувалися випадковим чином. Всього було відібрано 320 тестових вибірок. Далі, була виконана процедура нормування, згідно формули (1), і отриманий нормований набір тестових вибірок поданий на вхід нейронних мереж. Результат розпізнавання тестового набору наведений в табл. 4.

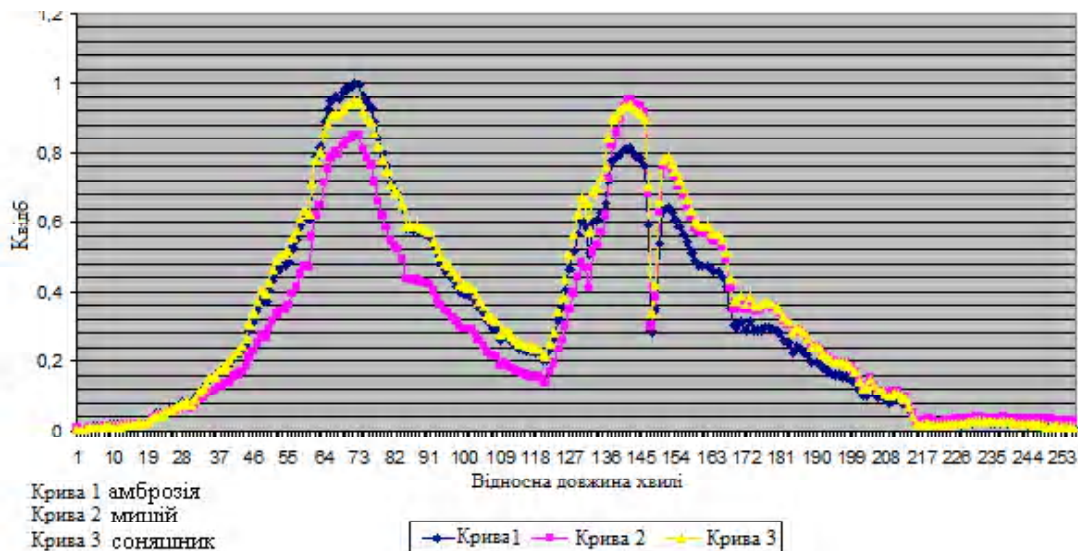


Рис. 4. Залежність нормованих коефіцієнтів відбиття від відносної довжини хвилі для амброзії, мишію та соняшнику

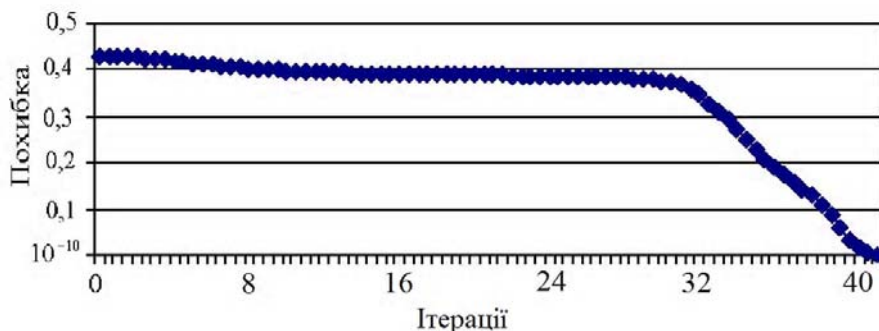


Рис. 5. Зміна похибки при навчанні трьохшарової нейронної мережі

Таблиця 4. Класифікаційна матриця для НМ при подачі на вхід тестових даних

		Результат класифікації для кожного класу							
		соняшник		амброзія		мишій		всього	
		двошарова НМ	трьохшарова НМ	двошарова НМ	трьохшарова НМ	двошарова НМ	трьохшарова НМ	двошарова НМ	трьохшарова НМ
Апріорні дані про клас	соняшник	130	133	3	0	0	0	133	133
	амброзія	12	3	100	109	0	0	112	112
	мишій	9	3	0	0	66	72	75	75
	всього	151	139	103	109	66	72	320	320
Вірогідність правильного розпізнавання		97,7%	100 %	88,5 %	97,3 %	88 %	96 %	91,4 %	97,7 %

Згідно табл. 4 маємо: з 320 тестових даних, які подавались на вхід двошарової НМ і серед яких було 133 соняшників, 112 амброзій, 75 мишій, НМ класифікувала – 151 соняшників (серед них було 130 «справжніх» соняшників, 12 амброзій і 9 мишій), 103 амброзій (серед них було 100 «справжніх» амброзій і 3 соняшника) і 66 мишій.

З 320 тестових даних, які подавались на вхід трьохшарової НМ і серед яких було 133 соняшників, 112 амброзій, 75 мишій, НМ класифікувала – 139 соняшників (серед них було 133 «справжніх» соняшників, 3 амброзій і 3 мишій), 109 амброзій і 72 мишій.

ВИСНОВКИ

Результат застосування НМ при побудові класифікатора для автоматичного розпізнавання рослинних об'єктів показав позитивний результат, про що свідчать високі ймовірності правильного розпізнавання рослинних об'єктів. Так, вірогідність правильного розпізнавання для НМ з двома внутрішніми шарами складає: для соняшнику – 97,7 %, для амброзії – 88,5 %, для мишій – 88 %; для НМ з трьома внутрішніми шарами складає: для соняшнику – 100 %, для амброзії – 97,3 %, для мишій – 96 %.

Вірогідність правильного розпізнавання рослин класифікатором, який використовує НМ з трьома внутрішніми шарами, вище ніж НМ з двома шарами, але час навчання при цьому більший (для НМ з двома внутрішніми шарами – 4 секунди, для НМ з трьома внутрішніми шарами – 17 секунд), при цьому також необхідно застосувати більшу обчислювальну потужність. Якщо врахувати, що оптичні параметри рослин в процесі росту на закріпленій території роботи класифікатора змінюються не значно, то період перенавчання класифікатора є нечастим, а тому час навчання не є критичним під час роботи класифікатора в польових умовах. Час, затрачений на навчання НМ, може бути зменшений за рахунок використання спеціалізованих обчислювачів (контролерів) або за рахунок удосконалення структури НМ.

Висока вірогідність розпізнавання за допомогою НМ пояснюється: по-перше – використанням нейромережових методів при побудові систем розпізнавань, які дають добрі результати; по-друге тим, що виміри проводилися при ясній погоді і на полі, яке не було сильно засмічено. Високу ймовірність вірного розпізнавання соняшника для

двошарової і трьохшарової нейронної мережі можна пояснити тим, що, крім вищезазначених причин, на ймовірність вірного розпізнавання рослин впливає геометрія листків рослин (у соняшника листя велике), внутрішня будова листків (особливо в ближньому інфрачервоному діапазоні), загальний вміст води в рослині (в середньому інфрачервоному діапазоні), відносно наявності пігментів (хлорофілу, каротинів, ксантофілів і ін.).

Підсумовуючи отримані результати, можна сказати, що побудова адаптивного класифікатора з прийнятними характеристиками для розпізнавання рослинних об'єктів на основі НМ можлива.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Patent US6795568 США, МПК А01М21/04; А01М21/00. Method and an apparatus for severing or damaging unwanted plants [Електронний ресурс] / Christensen, Svend, Schou, Joergen Heisel, Torben. – Заявл. 14.03.2001; Опубл. 21.09.2004. – Режим доступу: <http://www.freepatentsonline.com/6795568.html>
2. Rochev, M. Heat consumption distributed information-control system. Proc // International Seminar «Education for all», SUAI, Sainkt-Petersburg, Russia, 2005. – P. 65–69.
3. Саймон, Хайкин. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд. : пер. с англ. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
4. Дубровин, В. И. Распознавание растений по результатам дистанционного зондирования на основе многослойных нейронных сетей / В. И. Дубровин, С. В. Морщавка, Д. М. Пиза, С. А. Субботин // Математичні машини і системи. – 2000. – № 2–3. – С. 113–119.
5. Морщавка, С. В. Нейросетевая классификация растений по результатам дистанционного зондирования / С. В. Морщавка, С. А. Субботин, В. И. Дубровин, Д. М. Пиза // Радіоелектроніка і молодь в ХХІ сторіччі : 5-й Міжнародний молодіжний форум, Харків, 24–26 квітня 2001 р. : зб. наук. праць в 2-х частинах. – Харків : ХТУРЕ, 2001. – Ч. 2. – С. 324–325.
6. Dubrovina, V. The plant recognition on remote sensing results by the feed-forward neural networks / V. Dubrovina, S. Subbotin, S. Morshchavka, D. Piza // Smart Engineering System Design. – 2001. – № 3. – P. 251–256.
7. Коцур, Г. А. Оценка эффективности распознавания воздушных целей с использованием оптико-электронных систем / Г. А. Коцур, А. Ф. Уласень // Наукоемкие технологии. – 2011. – Т. 12, № 5. – С. 45–49.

8. Тоан Тханг, Нгуен. Алгоритмическое и программное обеспечение для распознавание фигур с помощью Фурье-дескрипторов и нейронной сети / Тоан Тханг Нгуен // Известия Томского политехнического университета. – 2010. – № 5 – С. 122–125.
9. Dubrovin, V. I. The plant recognition on remote sensing results by the feed-forward neural networks / V. I. Dubrovin, S. A. Subbotin, S. V. Morshchavka, D. M. Piza // *Intelligent engineering systems through artificial neural networks*. – New York : ASME Press, 2000. – Vol. 10 : Smart engineering systems design: neural networks, fuzzy logic, evolutionary programming, data mining, and complex systems : Artificial neural networks in engineering conference ANNIE–2000, St. Louis, 5–8 November 2000 / eds. : C. H. Dagli [et al.]. – P. 697–702.

Стаття надійшла до редакції 09.01.2013.

Після доробки 25.01.2013.

Шама Е. А.¹, Субботин С. А.², Морщавка С. В.³¹Аспирант, Запорожский национальный технический университет, Украина^{2,3}Канд. техн. наук, доцент, Запорожский национальный технический университет, Украина**ПОСТРОЕНИЕ КЛАССИФИКАТОРА РАСТИТЕЛЬНЫХ ОБЪЕКТОВ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

Рассмотрена возможность построения классификатора растительных объектов с помощью двухслойной и трехслойной нейронной сети.

Ключевые слова: распознавание, нейронная сеть, перцептрон, спектральные коэффициенты яркости.

Shama E. O.¹, Subbotin S. A.², Morshchavka S. V.³¹Post-graduate student, Zaporizhian National Technical University, Ukraine^{2,3}Doctor of philosophy (Cand. Tech. Sc.), associate professor (docent), Zaporizhian National Technical University, Ukraine**A CONSTRUCTION OF CLASSIFIER OF VEGETATIVE OBJECTS BY MEANS OF NEURAL NETWORKS**

Possibility for construction of a vegetative objects' classifier is considered by means of a double-layer and three-layer neural network. The neural networks are built for classification of plants on three classes. Probabilities of discrimination are compared for a double-layer and three-layer neural network. The construction of neural networks was made on the basis of experimental data obtained in the field with the help of a spectrometer. When constructing the neural network in the MatLab program, as a type of the neural networks, the neural network of direct distribution of signals was selected, it is being studied by the Levenberg-Marquardt method. Decrease of features' amount has been proposed to raise an operation speed of the vegetative object classifier.

Key words: recognition, neural network, perceptron, the spectral brightness coefficients.

REFERENCES

1. Patent US6795568 США, МПК А01М21/04; А01М21/00. Method and an apparatus for severing or damaging unwanted plants [Elektronnyi resurs] / Christensen, Svend, Schou, Joergen Heisel, Torben, Zayavl. 14.03.2001; Opubl. 21.09.2004, Pezhim dostupu: <http://www.freepatentsonline.com/6795568.html>
2. Rochev M. Heat consumption distributed information-control system. *Proc International Seminar «Education for all»*, SUAI, Sainkt-Petersburg, Russia, 2005, pp. 65–69.
3. Saimon Haikin. Neironnye seti: polnyi kurs, 2-e izdanie.: Per. s angl. Moscow, Izdatelskiy dom «Vilyams», 2006, 1104 p.
4. Dubrovin V. I., Morshchavka S. V., Piza D. M., Subbotin S. A. Raspoznavanie rastenii po rezultatah distantsionnogo zondirovaniya na osnovn mnohgosloinyh neironnyh setei, *Matematychni mashyny i systemy*, 2000, № 2–3, pp. 113–119.
5. Morshchavka S. V., Subbotin S. A., Dubrovin V. I., Piza D. M. Neurosetevaya klassifikatsiya rasteniy po rezultatah distantsionnogo zondirovaniya, *Radioelektronika i molod v XXI storichchi : 5-i Mizhnarodnyi molodizhnyi forum*, Kharkiv, 24–26 kvynya 2001 r. : zb. nauk. prats v 2-kh chastynakh, Kharkiv : XTURE, 2001, Ch. 2, pp. 324–325.
6. Dubrovin V., Subbotin S., Morshchavka S., Piza D. The plant recognition on remote sensing results by the feed-forward neural networks. *Smart Engineering System Design*, 2001, № 3, pp. 251–256.
7. Kotsur G. A., Ulasen A. F. Otsenka effektivnosti raspoznavaniya vozdushnykh tselei s ispolzovaniem optiko-elektronnykh, *Naukoemkie tekhnologhii*, 2011, T. 12, № 5, pp. 45–49.
8. Toan Thanhg Nhguen. Alhgoemtricheskie I programnoe obespechenie dlya raspoznavanie fihgur s pomoshchyu Furye-diskriptorov i neyronnoi, *Izvestiya Tomskohgo politekhnicheskohgo universiteta*, 2010, №5, pp. 122–125.
9. Dubrovin V. I., Subbotin S. A., Morshchavka S. V., Piza D. M. The plant recognition on remote sensing results by the feed-forward neural networks, *Intelligent engineering systems through artificial neural networks*, New York : ASME Press, 2000. – Vol. 10 : Smart engineering systems design: neural networks, fuzzy logic, evolutionary programming, data mining, and complex systems : Artificial neural networks in engineering conference ANNIE–2000, St. Louis, 5–8 November 2000 / eds.: C. H. Dagli [et al.], pp. 697–702.