

РОЗРОБКА НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГЕТИЧНИХ ЦЕНТРІВ ПЛЯМОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ У ПРОЦЕСАХ ПРОФІЛЮВАННЯ ЛАЗЕРНОГО ПРОМЕНЯ

А.А. ЯРОВИЙ, Р.С. ВЛАСЮК

Здійснено розробку нейромережевої інтелектуальної системи для прогнозування енергетичних центрів (ЕЦ) плямових зображень у процесах профілювання лазерного променя (ЛП). Обґрунтовано актуальність задачі прогнозування координат ЕЦ профілю ЛП. Розглянуто методи прогнозування та обґрунтовано доцільність застосування нейромережевої моделі. Здійснено комп'ютерне моделювання системи прогнозування, а також на основі отриманих результатів сформульовано вимоги та здійснено програмну реалізацію інтелектуальної системи.

ВСТУП

Застосування лазерних систем для розв'язання численних задач у виробничій та науковій сферах є обґрунтовано доцільним та ефективним. Під час використання лазерів у наукових дослідженнях і в промисловій обробці, небажана структура профілю лазерного променя (ЛП) та параметрів його інтенсивності призводить до низьких показників технічного процесу [1]. Для забезпечення необхідної високої точності роботи лазера і, відповідно, якісного виконання ним поставленого завдання, виникає потреба володіти динамічно змінюваною інформацією про характеристики діючого променя з врахуванням типу лазера та середовища поширення променя. Просторовий розподіл інтенсивності лазерного пучка залежить від механічних, термічних і електромагнітних складових, що в динаміці формують його [2]. Спостерігаючи за роботою лазерної установки в реальному часі, для певних класів задач (наприклад, під час розповсюдження лазерного випромінювання в умовах зі зниженою видимістю в атмосфері, також системи точного орієнтування, що дають можливість визначати просторове положення об'єкта, що рухається, у різних метеорологічних умовах тощо) важливо не тільки оцінювати її поточний стан у динаміці, а й мати можливість передбачити зміну характеристик променя на певний відрізок часу, що достатній для вчасної безпечної зупинки роботи лазера чи автоматичного калібрування для продовження його роботи. Тому актуальною є задача побудови інтелектуальних систем для задач профілювання ЛП, статистичної обробки та аналізу в реальному часі їх основних параметрів (що можуть бути представлені як часові ряди) при проходженні в зовнішньому середовищі, а також прогнозування відповідних параметрів профілю ЛП.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Мета дослідження — підвищення точності прогнозування координат ЕЦ плямових зображень ЛП, що якісно покращить окремі показники функціональності систем профілювання.

Об'єктом дослідження є процеси обробки плямових зображень профілю ЛП та прогнозування координат їх ЕЦ. Предметом дослідження є нейронні мережі (НМ) в інтелектуальних системах прогнозування складових характеристик профілю ЛП.

Задача прогнозування координат ЕЦ плямових зображень профілю ЛП може бути класифікована як задача однокрокового багатопараметричного прогнозування стаціонарного (за умови незначного впливу дестабілізуючих факторів) часового ряду.

Вхідними даними для вирішення задачі є набори координат ЕЦ плямових зображень профілю ЛП, кількість яких кратна 25, так як частота зміни кадрів протяжної лазерної відеотраси 25 кадрів/с. У межах дослідження застосовано набори із 15 лазерних відеотрас по 2044 плямових зображення в кожній.

ВИБІР МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ

За оцінками спеціалістів існує понад 150 методів прогнозування часових рядів [3]. Кількість базових методів прогнозування, які в тих чи інших варіаціях повністю чи частково дублюються в інших методах, набагато менша і їх загальну класифікацію можна подати так, як зображено на рис. 1 [4].

Обираючи підхід для розв'язання задачі прогнозування координат ЕЦ плямових зображень профілю ЛП, необхідно брати до уваги такі особливості двовимірного часового ряду, утвореного координатами ЕЦ:

- розповсюдження ЛП в атмосфері супроводжується дуже великим набором явищ лінійної та нелінійної взаємодії, жодне з яких не виявляється окремо [1];
- значення координат ЕЦ отримані в результаті вимірювань, тому містять випадкові флуктуації та шум.

Традиційні лінійні методи прогнозування недостатньо ефективно справляються з обробкою динамічних масивів інформації та виявленням складних закономірностей описаних часових рядів, а уникнення нелінійності є досить трудомістким процесом, який не завжди дає позитивний результат [5]. Саме тому широкого розповсюдження набули інтелектуальні методи прогнозування, один із різновидів яких, а саме НМ було обрано для вирішення поставленої задачі [4]. Системи ж на основі нечіткої логіки не мають чітких рекомендацій щодо проектування, а в порівнянні навіть із традиційними ймовірнісними методами не дозволяють забезпечити необхідну точність, а їх аналіз існуючими математичними методами є трудомістким. Збільшення кількості вхідних змінних збільшує складність обчислень експоненціально. Швидкість збіжності градієнтних алгоритмів навчання НМ у середньому вища, ніж у генетичних алгоритмів [3].

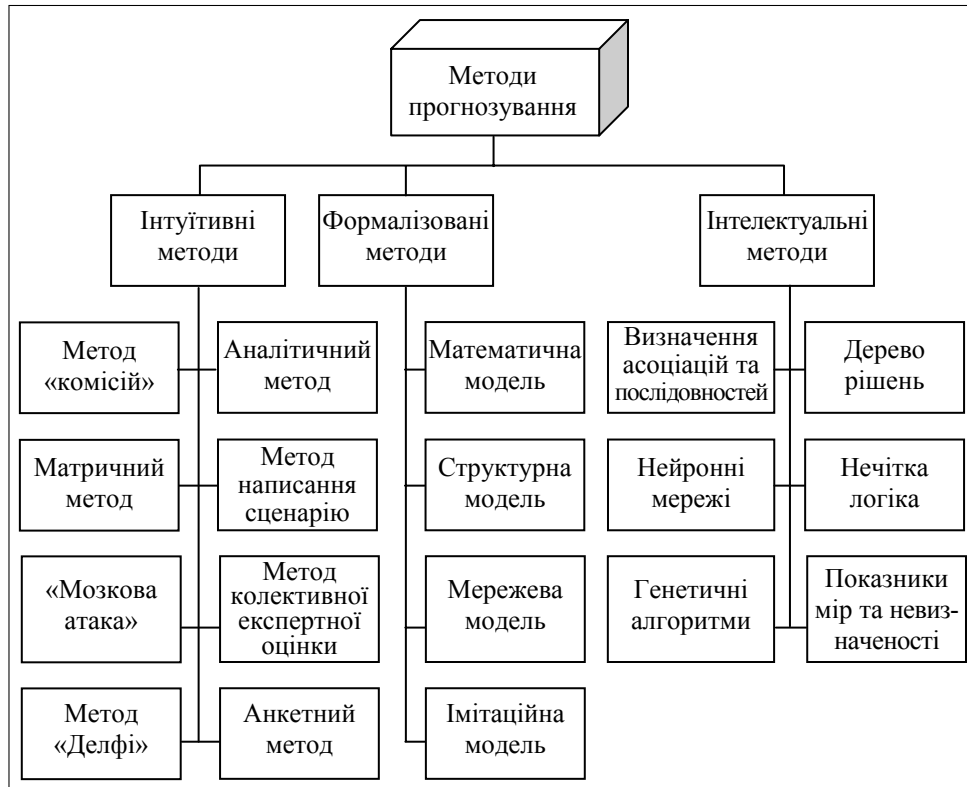


Рис. 1. Узагальнена класифікація методів прогнозування

Отже, для подальшого імітаційного моделювання застосовується НМ, а саме багат шаровий перцептрон із градієнтним методом навчання зворотного поширення помилки.

ОПИС ТА АДАПТАЦІЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ

Поетапно процес розробки нейромережевої моделі для вирішення задачі прогнозування зображено на рис. 2 [5].

Під час використання нейронних мереж попередня обробка вхідних даних впливає на достовірність та точність прогнозу не менше ніж структура НМ та спосіб навчання. З початкових вхідних даних виділяється дві множини, що не перетинаються і складають, відповідно, навчальну та контрольну вибірки [6].

Для динамічних систем доведено теорему Такенса [5, 7]: якщо часовий ряд породжено динамічною системою, то для опису ситуації існує така глибина занурення в минуле n , яка забезпечує однозначну залежність ряду від n його попередніх значень. При цьому глибина занурення приблизно дорівнює числу ступенів свободи системи (у цьому випадку число ступенів свободи відповідає кількості факторів впливу).

$$x_i = f(x_k, x_{k+1}, \dots, x_{k+(n-1)}), \quad (1)$$

де $\{x_k, x_{k+1}, \dots, x_{k+(n-1)}\}$ — описує ситуацію, у результаті розвитку якої величина, що прогнозується (координата x ЕЦ) прийняла значення x_i та позначається x_i^n ; n — глибина занурення; $k = i - p/t$ — порядковий номер кадру, з якого починається опис ситуації; p — період прогнозування; t — крок часового ряду.

У цьому дослідженні вхідний часовий ряд подається у вигляді таблиці,

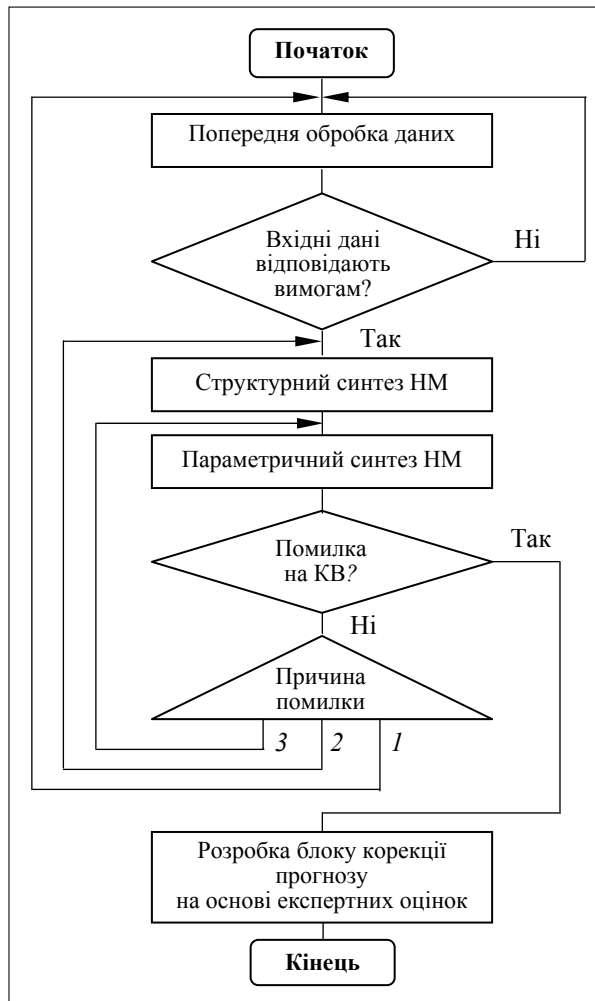


Рис. 2. Схема алгоритму функціонування модуля системи прогнозування (1— вхідні дані, 2 — структура НМ, 3 — процес навчання НМ)

дорівнює одиниці) пар координат записуються в один рядок (спочатку значення координати x , потім y); наступний рядок заповнюється координатами із зсувом на одиницю, тобто починаючи зі значень 2-го кадру і закінчуючи 27-м, ці кроки продовжуються поки не буде досягнуто кінця файла вхідних даних, який має бути кратним 26 [9].

яка містить параметри плямових зображень (утворених розбиттям лазерної відеотраси на послідовність кадрів): $x(t)$ — абсциса ЕЦ зображення в момент часу t ; $y(t)$ — ордината ЕЦ зображення в момент часу t ; $x(t+1)$ та $y(t+1)$ — відповідні координати ЕЦ зображення в момент часу $(t+1)$; f_i — фактори впливу [8]. Для того, щоб неймережева модель адекватно відображала поведінку часового ряду змін координат ЕЦ плямових зображень ЛП, набір даних для обробки НМ має бути максимально репрезентативним. Тому доцільним є транспонування (розгортка) вхідного масиву даних (2).

Транспонування відбувається таким чином: перші 26 (глибина транспонування рівна 25, а також крок прогнозування

$$\begin{array}{ccc}
 x_1, y_1, f_1, \dots, f_n & & x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_{26}, y_{26}, f_1, \dots, f_n \\
 x_2, y_2, f_1, \dots, f_n & \Rightarrow & x_2, y_2, x_3, y_3, \dots, x_{27}, y_{27}, f_1, \dots, f_n \\
 \dots & & \dots \\
 x_i, y_i, f_1, \dots, f_n & & x_i, y_i, x_{i+1}, y_{i+1}, \dots, x_{i+26}, y_{i+26}, f_1, \dots, f_n \\
 \dots & & \dots \\
 x_{26k}, y_{26k}, f_1, \dots, f_n & & x_{26k}, y_{26k}, x_{26k+1}, y_{26k+1}, \dots, x_{26(k+1)}, y_{26(k+1)}, \\
 & & f_1, \dots, f_n
 \end{array} \quad (2)$$

де x_i — абсциса ЕЦ в i -й момент часу; y_i — ордината ЕЦ в i -й момент часу.

Після виконання попередньої обробки вхідні дані мають задовольняти такими умовами:

- прийнятна розмірність простору ознак даних;
- зменшення взаємозалежності даних, що подаються на вхід НМ;
- виконання умови стаціонарності вхідних даних;
- несуперечливість даних навчальної та контрольної вибірки.

Відповідно до рис. 3 наступним етапом роботи системи прогнозування є процес навчання НМ на множині вхідних нормалізованих даних [10].

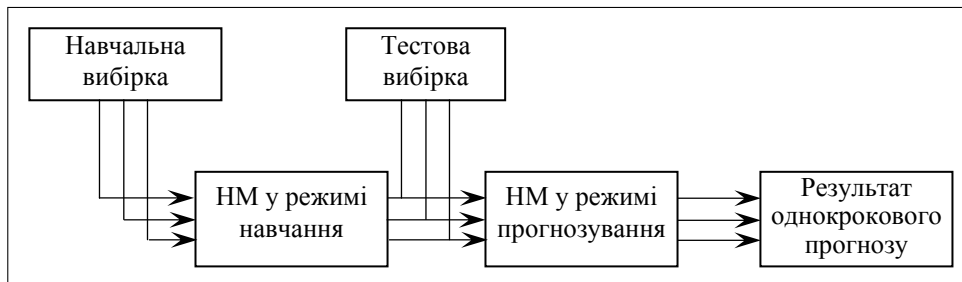


Рис. 3. Функціональна схема роботи системи прогнозування на етапі навчання НМ

КОМП'ЮТЕРНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ

Структурний та параметричний синтез НМ для вирішення задачі прогнозування координат ЕЦ плямових зображень ЛП було виконано на базі аналітичної платформи Deductor Studio. Вибір зумовлено можливостями Deductor Studio, зокрема зручною обробкою багатьох типів даних та різноманітними інструментами для вирішення великої кількості аналітичних та інтелектуальних задач — від простої роботи з даними до побудов НМ та дерев досяжності [9].

Під час проведених досліджень використовувалось п'ятнадцять наборів даних, а саме — п'ятнадцять відеотрас із записаною зміною профілю реального ЛП (по 2044 плямові зображення в кожній), які надано у межах комплексних наукових досліджень, що здійснюються протягом тривалого періоду у співпраці з НПО «Астрофізика» (м. Москва, Росія) науковою школою з оптико-електронних інформаційно-енергетичних технологій, що функціонує у ВНТУ [11]. Фрагмент бази даних однієї траси плямових зобра-

жень ЛПІ показано на рис. 4. У попередніх дослідженнях розроблено методики, математичні моделі, алгоритми та пакети прикладних програм для за-

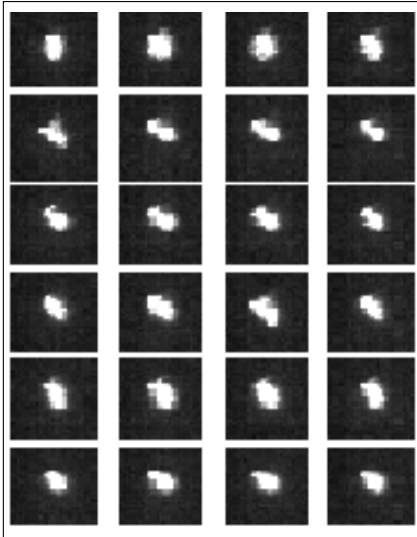


Рис. 4. Фрагмент лазерної траси

дач обробки плямових зображень ЛПІ у реальному часі з підвищеною точністю вимірювання координат їх ЕЦ як складових характеристик профілю ЛПІ, а також технології класифікації астрофізичних об'єктів з метою вивчення впливу атмосфери на величину спотворення лазерного пучка [1, 6, 11].

Для моделювання вхідні дані подаються у вигляді файла формату «ТХТ», який містить порядковий номер зображення та значення пари координат ЕЦ. Після завантаження файла вхідних даних у Deductor Studio виконуємо транспонування (рис. 5) масиву даних з глибиною 26, так як частота зміни кадрів лазерної відеотраси 25 кадрів за секунду і горизонт прогнозування дорівнює одиниці.

Завдяки транспонуванню з такими параметрами маємо можливість на основі 25 пар координат ЕЦ передбачити одну пару координат.

n	x-25	x-24	x-23	x-22	x-21	x-20	x-19	x-18	x-17	x-16
27	62,8525	64,4383	62,5805	63,2759	59,2454	56,8843	56,4116	63,6921	61,4732	60,6459
28	64,4383	62,5805	63,2759	59,2454	56,8843	56,4116	63,6921	61,4732	60,6459	59,0442
29	62,5805	63,2759	59,2454	56,8843	56,4116	63,6921	61,4732	60,6459	59,0442	60,4088
30	63,2759	59,2454	56,8843	56,4116	63,6921	61,4732	60,6459	59,0442	60,4088	60,1113
31	59,2454	56,8843	56,4116	63,6921	61,4732	60,6459	59,0442	60,4088	60,1113	61,3276
32	56,8843	56,4116	63,6921	61,4732	60,6459	59,0442	60,4088	60,1113	61,3276	62,1168
33	56,4116	63,6921	61,4732	60,6459	59,0442	60,4088	60,1113	61,3276	62,1168	60,5543
34	63,6921	61,4732	60,6459	59,0442	60,4088	60,1113	61,3276	62,1168	60,5543	56,6696
35	61,4732	60,6459	59,0442	60,4088	60,1113	61,3276	62,1168	60,5543	56,6696	57,0564
36	60,6459	59,0442	60,4088	60,1113	61,3276	62,1168	60,5543	56,6696	57,0564	57,2214
37	59,0442	60,4088	60,1113	61,3276	62,1168	60,5543	56,6696	57,0564	57,2214	63,2561
38	60,4088	60,1113	61,3276	62,1168	60,5543	56,6696	57,0564	57,2214	63,2561	58,079
39	60,1113	61,3276	62,1168	60,5543	56,6696	57,0564	57,2214	63,2561	58,079	58,6055
40	61,3276	62,1168	60,5543	56,6696	57,0564	57,2214	63,2561	58,079	58,6055	58,6657
41	62,1168	60,5543	56,6696	57,0564	57,2214	63,2561	58,079	58,6055	58,6657	61,3194
42	60,5543	56,6696	57,0564	57,2214	63,2561	58,079	58,6055	58,6657	61,3194	56,5963
43	56,6696	57,0564	57,2214	63,2561	58,079	58,6055	58,6657	61,3194	56,5963	60,0414
44	57,0564	57,2214	63,2561	58,079	58,6055	58,6657	61,3194	56,5963	60,0414	55,8985
45	57,2214	63,2561	58,079	58,6055	58,6657	61,3194	56,5963	60,0414	55,8985	52,2914
46	63,2561	58,079	58,6055	58,6657	61,3194	56,5963	60,0414	55,8985	52,2914	55,4695
47	58,079	58,6055	58,6657	61,3194	56,5963	60,0414	55,8985	52,2914	55,4695	57,9052
48	58,6055	58,6657	61,3194	56,5963	60,0414	55,8985	52,2914	55,4695	57,9052	58,2068
49	58,6657	61,3194	56,5963	60,0414	55,8985	52,2914	55,4695	57,9052	58,2068	63,997
50	61,3194	56,5963	60,0414	55,8985	52,2914	55,4695	57,9052	58,2068	63,997	63,821
51	56,5963	60,0414	55,8985	52,2914	55,4695	57,9052	58,2068	63,997	63,821	63,9968
52	60,0414	55,8985	52,2914	55,4695	57,9052	58,2068	63,997	63,821	63,9968	53,6717
53	55,8985	52,2914	55,4695	57,9052	58,2068	63,997	63,821	63,9968	53,6717	63,5494
54	52,2914	55,4695	57,9052	58,2068	63,997	63,821	63,9968	53,6717	63,5494	60,0948
55	55,4695	57,9052	58,2068	63,997	63,821	63,9968	53,6717	63,5494	60,0948	61,0588
56	57,9052	58,2068	63,997	63,821	63,9968	53,6717	63,5494	60,0948	61,0588	56,1783
57	58,2068	63,997	63,821	63,9968	53,6717	63,5494	60,0948	61,0588	56,1783	58,076
58	63,997	63,821	63,9968	53,6717	63,5494	60,0948	61,0588	56,1783	58,076	58,4137
59	63,821	63,9968	53,6717	63,5494	60,0948	61,0588	56,1783	58,076	58,4137	55,914
60	63,9968	53,6717	63,5494	60,0948	61,0588	56,1783	58,076	58,4137	55,914	63,5623
61	53,6717	63,5494	60,0948	61,0588	56,1783	58,076	58,4137	55,914	63,5623	59,9572
62	63,5494	60,0948	61,0588	56,1783	58,076	58,4137	55,914	63,5623	59,9572	55,2814

Рис. 5. Транспонований масив вхідних даних

Очевидним є той факт, що розмірність вхідного шару перцептрону обчислюється за виразом [8, 10]:

$$L_i = (n_v + n_f)d, \tag{3}$$

де L_i — кількість нейронів вхідного шару; d — глибина занурення; n_f — кількість факторів впливу; n_v — кількість вхідних змінних одного спостереження.

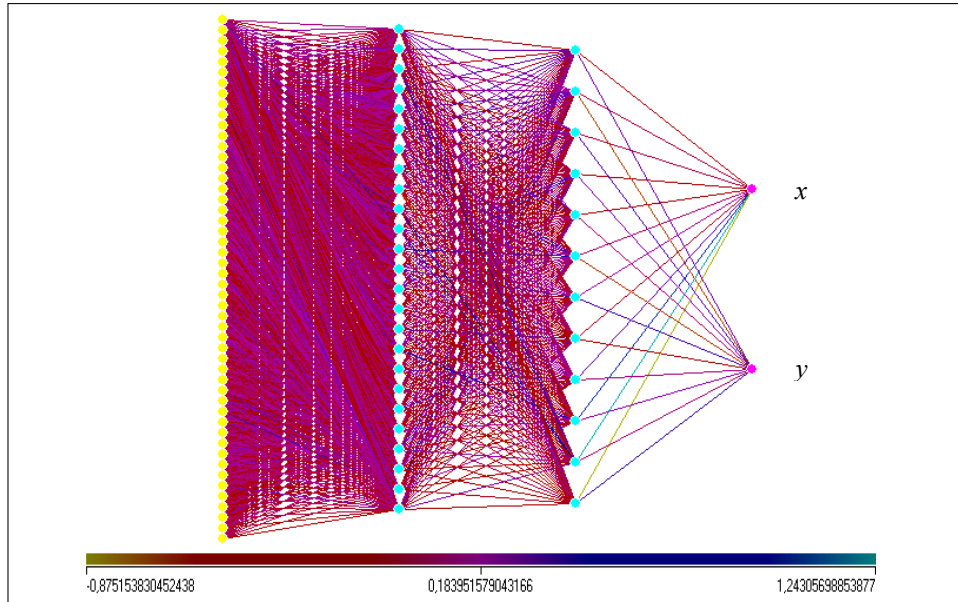


Рис. 6. Структура багатшарового перцептрону 550-250-125-2

Кількість нейронів на вихідному шарі дорівнює двом, оскільки результатом є спрогнозовані абсциса та ордината ЕЦ, а в загальному випадку для цієї системи обчислюється так [8, 10]:

$$L_o = n_v \times s, \quad (4)$$

де L_o — кількість нейронів вихідного шару; s — горизонт прогнозування; n_v — кількість факторів впливу.

Для подальшого моделювання було обрано (на основі проведених раніше досліджень [1, 6, 8]) базову структуру НМ 550-250-125-2, оскільки вона точніше передає нелінійний характер взаємозв'язку та зміни параметрів досліджуваної системи. Розмірність прихованих шарів визначена за існуючими рекомендаціями на основі розмірності вхідного та вихідного шарів [6]. На рис. 6 зображено структуру змодельованої в Deductor Studio НМ.

В якості алгоритму навчання використовуватимемо алгоритм зворотного розповсюдження помилки, який відноситься до класу градієнтних методів. Екранну форму графічного відображення процесу навчання НМ подано на рис. 7.

У результаті здійсненого моделювання було отримано такі результати: після 1200 епох навчання коректний прогноз було здійснено на 95,26 % навчальної вибірки та на 76,84 % тестової вибірки, за умови, що прогноз є коректним, якщо він не відрізняється від очікуваного значення більш ніж на 5 %.

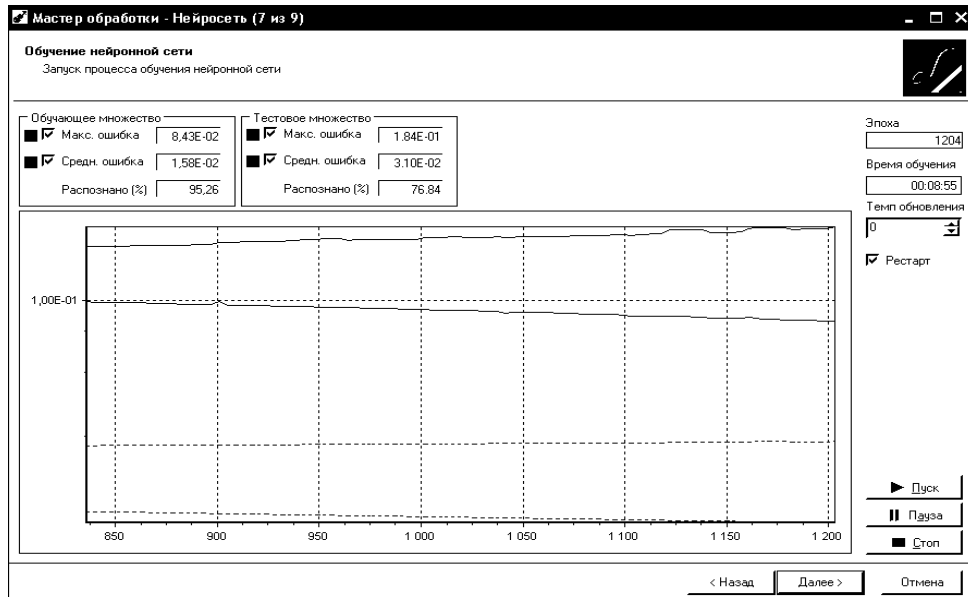


Рис. 7. Экранна форма візуалізації процесу навчання НМ

Deductor Studio має потужні засоби візуалізації та моніторингу результатів моделювання. Для оцінки результатів прогнозування зручним інструментом є діаграми розсіювання [9], адже вони дають можливість наочно оцінити кореляцію між вхідними та спрогнозованими значеннями координат ЕЦ. Як видно з рис. 8, більшість спрогнозованих на основі тестової вибірки значень координат ЕЦ потрапляють в 5 %-тунель допустимих значень.

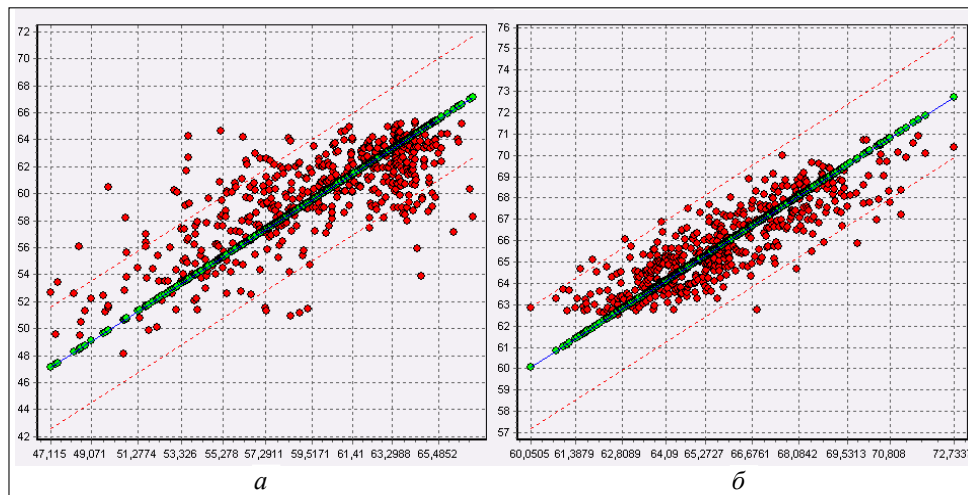


Рис. 8. Діаграми розсіювання спрогнозованих значень: *а* — координат *x*; *б* — координат *y*

Діаграми відношення, зображені на рис. 9, дають можливість візуально оцінити характер зміни координат ЕЦ лазерного пучка, а також — як спрогнозована система відтворює цей характер.

Розробку системи було здійснено з врахуванням критеріїв оцінювання якості функціонування НМ. Внутрішні критерії формуються на основі інформації множини даних, які були використані для навчання, тоді як зов-

нішні критерії використовують нову інформацію тестової множин, елементи яких не використовувались під час навчання. Розглядалися такі критерії:

- Критерій регулярності — зовнішній критерій, для обчислення величини якого потребується тестова вибірка [10]:

$$\Delta(1) = \frac{\sum_{i=1}^{N_{np}} (\hat{O}_i^* - \hat{O}_i)^2}{\sum_{i=1}^{N_{np}} (\hat{O}_i^*)^2} \rightarrow \min, \quad (5)$$

де $\Delta(1)$ — величина критерію; i — номер відгуку; \hat{O}_i — значення відгуків, що продукуються мережею; \hat{O}_i^* — точні значення відгуків.

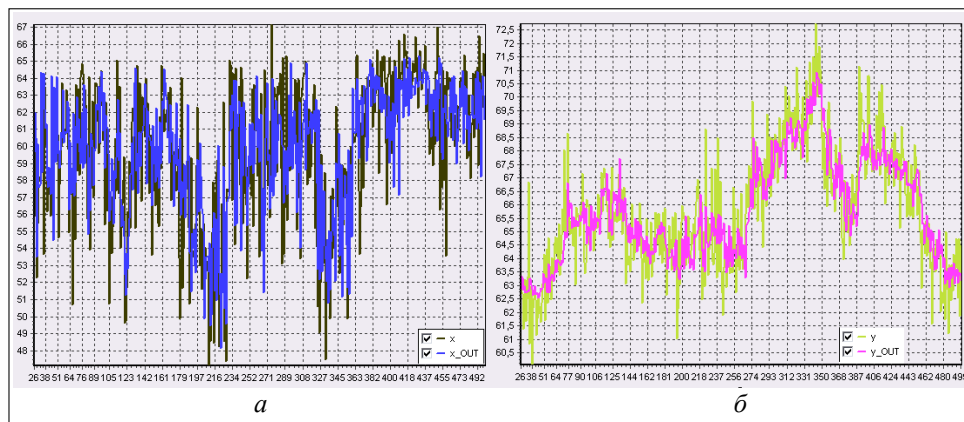


Рис. 9. Діаграми відношення спрогнозованих значень до очікуваних: *a* — координат *x*; *б* — координат *y*

Фізичний сенс застосування критерію регулярності полягає у виборі моделі, яка буде максимально точною на елементах тестової множини, які не входили до складу навчальної множини.

- Критерій мінімального зміщення — потребує максимального співпадіння значень вихідної величини для двох моделей, де в якості навчальних елементів було використано дані різних підмножин навчальної множини [10]. Критерій мінімального зміщення дозволяє обирати модель, яка «слабо реагує» на зміну навчальної множини і дозволяє вирішити задачу відновлення закону, що діє для зашумлених тестових даних.

- Критерій зміщеності показників у часі — допомагає оцінити рівень взаємозв'язку змінних. Застосування цього критерію допомагає в оптимальному підборі таких ознак явища, які можуть забезпечити вищу точність прогнозування [10].

- Критерій фізичної достовірності — потребує виключення моделей, які під час проведення експерименту, можуть продукувати нереальні результати (великий розкид спрогнозованих значень) [10].

Отриману комп'ютерну модель покладено в основу програмної реалізації системи прогнозування координат ЕЦ профілю ЛП. Нейромережеву інтелектуальну систему для прогнозування енергетичних центрів плямових зображень розроблено з використанням спеціальної бібліотеки класів для



Рис. 11. Структурна організація та етапи роботи користувача з нейромережевою інтелектуальною системою

ВИСНОВКИ

Під час проведених досліджень застосовано та адаптовано нейромережеву модель для задачі прогнозування ЕЦ плямових зображень у системах профілювання ЛП. Здійснено комп'ютерне моделювання запропонованої нейромережевої моделі на базі аналітичної платформи Deductor Studio, а також програмну реалізацію інтелектуальної системи. На основі отриманих результатів комп'ютерного моделювання та програмної реалізації можна стверджувати, що запропоновану адаптовану нейромережеву модель доцільно застосовувати для вирішення задачі прогнозування ЕЦ плямових зображень у системах профілювання ЛП. Адже аналіз отриманих результатів прогнозування (а саме — після 1200 епох навчання коректний прогноз було здійснено на 95,26 % навчальної вибірки та на 76,84 % тестової вибірки із заданим 5 % тунелем допустимих значень) дозволяє досягнути підвищення точності прогнозування координат ЕЦ плямових зображень ЛП, що, у свою чергу, дає змогу якісно покращити окремі показники функціональності систем профілювання ЛП. У перспективі результати цих досліджень будуть застосовані для вивчення процесів розповсюдження лазерного потоку і формування зображення плями на основі моделей їх спотворень для розробки адаптивних засобів контролю вказаних процесів.

ЛІТЕРАТУРА

1. Кожем'яко В.П., Тимченко Л.І., Яровий А.А. Методологічні підходи до паралельно-ієрархічної обробки плямових зображень лазерних пучків та їх прикладна реалізація: Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. — 2006. — № 1 (11). — С. 14–25.
2. Carlos B. Roundy Current Technology of Laser Beam Profile Measurements. C.B. Roundy – Spiricon. Inc., 2000. — 43 p.
3. Бестужев-Лада И.В. Рабочая книга по прогнозированию. — М.: Мысль. — 1982. — 426 с.
4. Мінаєв Ю.М., Апонасенко Д.В. Програмна реалізація методу прогнозування часових рядів на підставі інтелектуальних технологій (тензорно-нейро-

- мережевий базис) // Проблеми інформатизації та управління: зб. наук. пр. — К.: Вид-во НАУ. — 2009. — № 28. — С. 107–115.
5. Кришилов В.А., Чумичкин К.В., Кондратюк А.В. Представление исходных данных в задачах нейросетевого прогнозирования. «Нейроинформатика». — М.: МИФИ, 2003. — Ч. 1. — С. 184–191.
 6. Яровий А.А., Власюк Р.С. Аналіз методики нейромережевого розпізнавання кольорових зображень в контексті її універсальності // Вісн. Нац. ун-ту «Львівська політехніка». Сер. Інформаційні системи та мережі. — 2009. — № 653. — С. 255–267.
 7. Sven Laur. Time Series of Deterministic Dynamic Systems Celebrated Takens Theorem. — <http://www.cs.ut.ee/~swen/random-stuff/helsinki-time/presentations/takens-slides-2004.pdf>.
 8. Яровий А.А., Власюк Р.С., Крейді О.В. Комп'ютерне моделювання нейромережевої інтелектуальної системи для задач прогнозування складових характеристик профілю лазерного променя // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія: Тези доп. міжнар. наук.-пр. конф. м. Вінниця, 19–21 трав. 2010 р. — С. 329–330.
 9. BaseGroup Labs. Deductor. — <http://www.basegroup.ru/deductor>.
 10. Юрчак І.Ю. Конспект лекцій з курсу «Організація інтелектуальних обчислень». — <http://victoria.lviv.ua/html/oio>.
 11. Яровой А.А., Яровой А.М. Теоретико-методологические и прикладные аспекты использования технологий визуализации для задач профилирования лазерных лучей // Научная визуализация: [Электронный журнал Нац. исследовательского ядерного ун-та «МИФИ», Москва]. — 2010. — Т. 2. — № 3. — С. 50–72. — <http://sv-journal.com/2010-3/04/index.html>.
 12. Encog Java and DotNet Neural Network Framework. — <http://www.heatonresearch.com/encog>.
 13. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 34385. Комп'ютерна програма «Програмний модуль для структурного та параметричного синтезу нейронної мережі інтелектуальної системи для прогнозування координат енергетичних центрів профілю лазерного променя («LaserBeam: Prediction-NN»)» / Яровий А.А., Власюк Р.С. Дата реєстрації Державним Департаментом інтелектуальної власності України 04.08.2010.
 14. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 34386. Комп'ютерна програма «Програмний модуль попереднього оброблення вхідних даних та візуалізації результатів нейромережевого прогнозування координат енергетичних центрів профілю лазерного променя («LaserBeam::Prediction-R&V»)» / Яровий А.А., Власюк Р.С. Дата реєстрації Державним Департаментом інтелектуальної власності України 04.08.2010.

Надійшла 07.06.2010