

3. Гвидо Дебок, Тейво Кохонен. Анализ финансовых данных с помощью самоорганизующихся карт. Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Альпина», 2001. – 316 с.
4. Teuvo Kohonen, Jussi Hynnien, Jari Kangas, Jorma Laaksonen. SOM_PAK the Self-organizing map program package. Version 3.1 – Finland: Helsinki University of Technology, 1997. – 27 p.
5. Киприч Т. В., Дубровин В. И. Методика контроля помпажных явлений ГТД на основе вейвлет-анализа и дискриминантных признаков // Вестник двигателестроения. – 2008. – № 1. – С. 168–169.

Надійшла 25.04.2008

Для аналізу станів процесів та систем розглядаються можливості програмних засобів, що реалізують методику власнеорганізованих карт Кохонена. Розроблене програмне забезпечення «Control & Diagnostics System» зорієнто-

вано на діагностування позаштатних та помилкових ситуацій, що виникають у ході роботи обладнання. На його основі проведено дослідження газодинамічної нестійкості турбокомпресору по даним стендових випробувань газотурбінного двигуна.

Possibilities of the software tools to analyze states of the processes and systems, implemented the methodic of self-organizing Kohonen's maps, are considered. Developed «Control & Diagnostics System» software is directed to diagnostics of contingencies and error events, that occur in the equipment work process. On the base of it the research of the turbo compressor gas-dynamic instability under data of the gas-turbine block test was carried out.

УДК 519.876.5

Б. Б. Нестеренко, М. А. Новотарський

МОДЕЛЮВАННЯ ДИСКРЕТНИХ КЛІТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

В роботі дано обґрунтування перспективності застосування дискретних кліткових нейронних мереж для розв'язування крайових задач математичної фізики локально-асинхронними методами. Коротко описано основні елементи АПРО-мереж та запропонована дискретна кліткова мережа, яка представлена у вигляді дворівневої АПРО-мережі. Розглянуто базові принципи функціонування даної мережі, що визначають характер еволюції послідовних кроків. Описана методика формування реального робочого навантаження та основні підходи до навчання.

ВСТУП

Протягом останнього часу чітко окреслились області ефективного застосування штучних нейронних мереж. Значних успіхів досягнуто, зокрема, при реалізації алгоритмів апроксимації функцій та регресійного аналізу, включаючи передбачення часових послідовностей. Широкого застосування штучні нейронні мережі набули при вирішенні класифікаційних задач, а саме: при розпізнаванні образів та визначенні новизни сигналів. Разом з тим, велика кількість публікацій, присвячених проблемі реалізації обчислювальних алгоритмів на штучних нейронних мережах, дає впевненість у тому, що цей напрямок також має великі перспективи. Обчислювальні алгоритми можуть бути реалізовані на традиційних нейронних структурах. Наприклад, в [1, 2] для розв'язування крайових задач математичної фізики використовуються штучні нейронні мережі прямого поширення. Альтернативний підхід полягає у застосуванні кліткових нейронних мереж [3, 4] і є більш органічним при розв'язуванні

крайових задач, оскільки структура області обчислення корелюється зі структурою кліткової мережі. Але обидва підходи мають загальний недолік, пов'язаний з можливістю застосування лише прямих обчислювальних методів. Крім того, алгоритми навчання таких мереж характеризуються значною трудомісткістю і не завжди гарантують успішність виконання процедури навчання.

В даній роботі запропоновано використання дискретних кліткових мереж, які реалізують алгоритми чисельних методів розв'язування крайових задач математичної фізики, що значно розширює коло проблем, які можуть бути вирішені за допомогою нейронних мереж. Також запропоновано підходи до навчання, які базуються не тільки на зміні вагових коефіцієнтів нейронів, а й на властивості пластичності, що виражена у модифікації структурних зв'язків між нейронами.

1 СТРУКТУРА МОДЕЛІ ДИСКРЕТНОЇ КЛІТКОВОЇ МЕРЕЖІ

Будемо розглядати дискретну кліткову мережу у вигляді імітаційної моделі складної дискретної системи, що дає можливість реалізувати її на сучасних обчислювальних системах. Застосувавши АПРО-мережі [5] як інструмент формального опису, представимо дискретну кліткову мережу короткем:

$$\Phi = (P, T, F, M, V), \quad (1)$$

де $P = \{p_i\}_{i=1}^n$ – скінченна множина позицій,

$T = \{t_j\}_{j=1}^q$ – скінченна множина переходів,
 $F = (P \times T) \cup (T \times P)$ – множина ребер між переходами та позиціями,

$M = \left\{ \left(p_k, \{\mu_l\}_{l=1}^{\text{Max}_k p_k} \right) \right\}_{k=1}^n$ – скінченна множина маркувань,
 $V = (\Delta, \Psi, \Lambda)$ – множина глобальних змінних.

Подібно до графічних позначень, що застосовуються в мережах Петрі, позиція APRO-мереж позначається колом, простий перехід – лінією, ребро – лінією зі стрілкою, а мітка – крапкою. Додатково введено позначення, які пов'язані з елементами операторного переходу. Сам операторний перехід будемо зображати у вигляді прямокутника, а входи і виходи операторного переходу представимо у вигляді лівого і правого півкіл. Найпростішу APRO-мережа, що включає всі згадані елементи, наведено на рис. 1.

Позиції APRO-мережі: $p_i = \{d_i, q_i\}$, де d_i – множина параметрів позиції, q_i – множина міток, розміщених на даній позиції. Переходи APRO-мережі включають два класи переходів: $t = \{\tau, Ne\}$, де τ – клас простих переходів, Ne – клас операторних переходів. Простий перехід описує множина елементів $\tau_j = \{\chi_j, N_j\}$, де χ_j – множина параметрів переходу, $N_j = \{\rho_j, \pi_j, \gamma_j, \omega_j, A_j, O_j\}$ – функціональне ядро переходу, що складається з таких елементів: ρ_j – процедура активації переходу, π_j – процедура обслуговування переходу, γ_j – процедура деактивації переходу, ω_j – процедура очікування, A_j – частково впорядкована послідовність активностей, O_j – частково впорядкована послідовність вихідних міток.

Операторний перехід задає APRO-мережу нижнього рівня і може бути описаний коротцем:

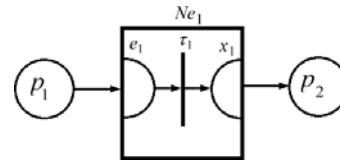


Рисунок 1 – Найпростіша APRO-мережа

$$Ne = (P, T, E, X, F), \tag{2}$$

де $E = \{e_c\}_{c=1}^h$ – скінченна множина входів операторного переходу,

$X = \{x_d\}_{d=1}^r$ – скінченна множина виходів операторного переходу.

Ребра мережі задають матрицею інцидентності I з елементами:

$$I(p_i, t_j) = \begin{cases} -1, & (p_i, t_j) \in \mathbf{F}, \\ +1, & (p_i, t_j) \in \mathbf{F}^{-1}, \\ 0, & (p_i, t_j) \notin \mathbf{F}, (p_i, t_j) \notin \mathbf{F}^{-1}, \end{cases} \tag{3}$$

$1 \leq i \leq n, \quad 1 \leq j \leq q.$

Мітки APRO-мережі: $\mu_k = \{\lambda_k, \alpha_k\}$, де λ_k – множина параметрів мітки, α_k – множина атрибутів мітки.

Множина глобальних змінних: $V = (\Delta, \Psi, \Lambda)$, де Δ – підмножина показників продуктивності, Ψ – підмножина показників реактивності, Λ – підмножина показників використання.

Модель дискретної кліткової мережі, кожний нейрон якої представлений у вигляді операторного переходу APRO-мережі, показана на рис. 2. Вона має дво-

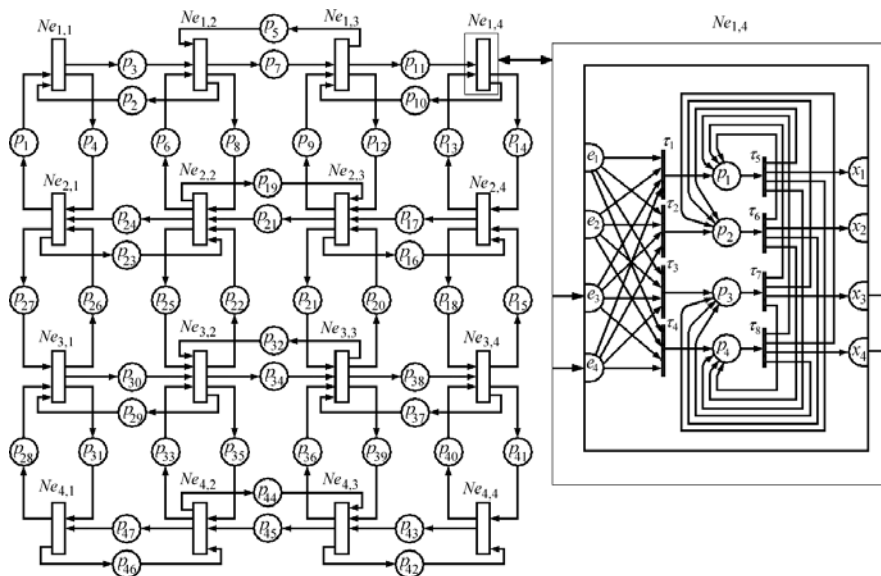


Рисунок 2 – Модель двовимірної дискретної кліткової мережі

рівневу структуру, представлену окремими АПРО-мережами. Верхній рівень відображає двовимірне однорідне середовище, у якому обчислювальні функції зосереджені в операторних переходах $T = \{Ne_{1,1}, \dots, Ne_{4,4}\}$, а комунікаційні функції реалізують позиції $P = \{p_1, \dots, p_{47}\}$. Матриця інцидентності має вигляд:

$$I = \left\{ \begin{array}{cccccccc} & p_1 & p_2 & p_3 & p_4 & p_5 & \dots & p_{47} \\ Ne_{1,1} & -1 & -1 & +1 & +1 & 0 & \dots & 0 \\ Ne_{1,2} & 0 & 1 & -1 & 0 & -1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ Ne_{4,4} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{array} \right\}.$$

Структура моделі нижнього рівня описує роботу кліткового нейрона, у якій зв'язок з моделлю верхнього рівня відбувається за допомогою входів $E(Ne_{i,j}) = \{e_1, \dots, e_4\}$ та виходів $X(Ne_{i,j}) = \{x_1, \dots, x_4\}$ довільного операторного переходу $Ne_{i,j}$. Група переходів $\{\tau_1, \dots, \tau_4\} \subset T(Ne_{i,j})$ забезпечує виконання арифметичних операцій для урахування впливу вагових коефіцієнтів, пов'язаних з міжнейронними зв'язками. Переходи $\{\tau_5, \dots, \tau_8\} \subset T(Ne_{i,j})$ виконують обчислення активаційної функції. Матриця інцидентності АПРО-мережі довільного кліткового нейрона $Ne_{i,j}$:

$$I(Ne_{i,j}) = \left\{ \begin{array}{cccccccccccc} e_1 & e_2 & e_3 & e_4 & p_1 & p_2 & p_3 & p_4 & x_1 & x_2 & x_3 & x_4 \\ \tau_1 & -1 & -1 & -1 & -1 & +1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \tau_2 & -1 & -1 & -1 & -1 & 0 & +1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \tau_3 & -1 & -1 & -1 & -1 & 0 & 0 & +1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \tau_4 & -1 & -1 & -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & +1 & 0 & 0 & 0 \\ \tau_5 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & +1 & +1 & +1 & +1 & 0 & 0 \\ \tau_6 & 0 & 0 & 0 & 0 & +1 & -1 & +1 & +1 & 0 & +1 & 0 \\ \tau_7 & 0 & 0 & 0 & 0 & +1 & +1 & -1 & +1 & 0 & 0 & +1 \\ \tau_8 & 0 & 0 & 0 & 0 & +1 & +1 & +1 & -1 & 0 & 0 & +1 \end{array} \right\}.$$

Структура розглянутої дискретної кліткової мережі складається з матриці кліткових нейронів розміром 4×4 , але може бути розширена до довільних розмірів без зміни принципів її опису.

2 ФУНКЦІОНУВАННЯ МОДЕЛІ ДИСКРЕТНОЇ КЛІТКОВОЇ МЕРЕЖІ

Завдяки однорідності структури дискретної кліткової мережі функціонування верхнього рівня моделі базується на визначенні правил взаємодії між довільним операторним переходом $Ne_{i,j}$ і множиною сусідніх з ним операторних переходів $\{Ne_{i,j-1}, Ne_{i,j+1}, Ne_{i-1,j}, Ne_{i+1,j}\}$, що утворюють хрестоподібний обчислювальний шаблон. Взаємодія між сусідніми переходами шаблону має асинхронний характер. Тому повний цикл

обміну інформацією для $Ne_{i,j}$ утворює множину кроків $\{Ne_{i,j-1}, Ne_{i,j+1}, Ne_{i-1,j}, Ne_{i+1,j}\}_{i,j}$ на заданому обчислювальному шаблоні.

Мережа здійснює довільний крок U тільки за умови спрацювання переходів, які пов'язані з даним кроком. Зміну маркування в результаті спрацювання кроку U часто позначають як $M|U\rangle M'$. Враховуючи, що для випадку дискретної кліткової мережі з кожним кроком пов'язане спрацювання відповідного операторного переходу, еволюція маркування $\Delta_{i,j}$ під дією послідовності кроків може бути представлена варіантами, кількість яких дорівнює кількості перестановок $P(4,4) = 4!$:

$$\left\{ \begin{array}{l} M_{i,j}|\Delta_{i,j}\rangle M'_{i,j} = \\ = M_{i,j}|U_{i,j-1}\rangle M_1|U_{i,j+1}\rangle M_2|U_{i-1,j}\rangle M_3|U_{i+1,j}\rangle M'_{i,j}, \\ \dots \\ M_{i,j}|\Delta_{i,j}\rangle M'_{i,j} = \\ = M_{i,j}|U_{i+1,j}\rangle M_3|U_{i-1,j}\rangle M_2|U_{i,j+1}\rangle M_1|U_{i,j-1}\rangle M'_{i,j}. \end{array} \right. \quad (4)$$

Загальна еволюція маркування Δ дискретної кліткової мережі (рис. 2) розмірністю 4×4 визначається кількістю перестановок $P(4^2, 4^2) = 16!$:

$$\left\{ \begin{array}{l} M|\Delta\rangle M' = M|\Delta_{1,1}\rangle M_{1,1} \dots M_{4,3}|\Delta_{4,4}\rangle M', \\ \dots \\ M|\Delta\rangle M' = M|\Delta_{4,4}\rangle M_{4,4} \dots M_{1,2}|\Delta_{1,1}\rangle M'. \end{array} \right. \quad (5)$$

Функціонування нижнього рівня моделі відповідає еволюції АПРО-мережі кліткового нейрона, представленого складним кроком $U_{i,j} = u_1 \circ u_2 \circ u_3 \circ u_4$, який відображає суперпозицію груп переходів:

$$\begin{aligned} u_1 &= \{(e_1, \beta_{e_1}), \dots, (e_4, \beta_{e_4})\}, \\ u_2 &= \{(\tau_1, \beta_{\tau_1}), \dots, (\tau_4, \beta_{\tau_4})\}, \\ u_3 &= \{(\tau_5, \beta_{\tau_5}), \dots, (\tau_8, \beta_{\tau_8})\}, \\ u_4 &= \{(x_1, \beta_{x_1}), \dots, (x_4, \beta_{x_4})\}. \end{aligned}$$

Параметри β вказують на кількість входжень даного переходу при виконанні відповідного кроку.

Еволюція маркування $\delta_{i,j}$ мережі нижнього рівня:

$$m_{i,j}|\delta_{i,j}\rangle m'_{i,j} = m_{i,j}|u_1\rangle m_1|u_2\rangle m_2|u_3\rangle m_3|u_4\rangle m'_{i,j}. \quad (6)$$

Отже, поєднання еволюції маркування на рівні кліткового нейрона (6) з еволюцією маркування на обчислювальному шаблоні (4) та загальною еволюцією маркування (5) дозволяє охопити всі можливі стани моделі дискретної кліткової мережі в ході її функціонування.

3 РОБОЧЕ НАВАНТАЖЕННЯ МОДЕЛІ

Описана модель дискретної кліткової мережі безумовно відноситься до складних систем, дослідження яких у аналітичному вигляді викликає значні труднощі. Тому для одержання коректних результатів доцільно використовувати імітаційне моделювання, яке у даному випадку має ряд особливостей. Головна з цих особливостей полягає у тому, що імітаційна модель кліткової мережі використовує реальне робоче навантаження у вигляді алгоритмів, побудованих за спеціально розробленими для таких мереж чисельними локально-асинхронними методами [6] розв'язування систем алгебраїчних рівнянь:

$$Ov = \Phi, \quad (7)$$

де O – різницевий оператор, що задає відображення $O:R^n \rightarrow R^n$; v – шукана різницева функція; Φ – функція правої частини.

Ітераційний процес у таких мережах починається з надходження на вхід кожного нейрона мережі початкового вектора даних $(v_{i,j-1}(0), v_{i,j+1}(0), v_{i-1,j}(0), v_{i+1,j}(0))$. Кожен нейрон реалізує свою частину $O_{i,j}$ загального оператора O , використовуючи свої дані та ті, які були одержані від інших нейронів. Асинхронною ітераційною послідовністю, що відповідає оператору O , будемо називати послідовність $\{v(\alpha)\}_{\alpha=1}^{\infty}$ векторів $v(\alpha) \in R^n$, що визначається рекурсивно за ітераційною схемою:

$$v_{i,j}(\alpha) = \begin{cases} v_{i,j}(\alpha-1), & (i,j) \notin A_{\alpha}, \\ O_{i,j}[v_{i-1,j}(s_{i-1,j}(\alpha-1)), \dots, v_{i,j+1}(s_{i,j+1}(\alpha-1))], & (i,j) \in A_{\alpha}. \end{cases} \quad (8)$$

Сукупність непустих підмножин A_{α} множини $A = \{(1, 1), (1, 2), \dots, (i, j), \dots, (4, 4)\}$ утворює хаотичну послідовність $\Omega = \{A_{\alpha}\}_{\alpha=1}^{\infty}$, а затримки $s_{i,j}(\alpha)$ об'єднані в послідовність затримок $S = \{s_{i,j}(\alpha)\}_{\alpha=1}^{\infty}$, $(i,j) \in A_{\alpha}$, що відповідає умовам: $0 \leq s_{i,j}(\alpha) \leq \alpha$ при $\alpha = 1, 2, \dots$; $\lim_{\alpha \rightarrow \infty} (s_{i,j}(\alpha)) = \infty$. Затримки $s_{i,j}(\alpha)$ дають можливість використання довільних компонентів векторів попередніх ітерацій при обчисленні вектора поточної ітерації. Однак для досягнення прогресу в обчисленнях усі компоненти вектора ітерації повинні періодично оновлюватися, що накладає певні обмеження на хаотичну послідовність Ω . Найкращого результату збіжності методу можна досягти, якщо на кожному черговому ітераційному кроці у вузлах сіткової області будуть використовуватись тільки оновлені компоненти ітераційного вектора. Однак використання хаотичної підмножини A_{α} для формування чергового вектора

ітерації дає можливість організації обчислень із довільними алгоритмами оновлення попередніх компонентів. Тому немає необхідності очікувати оновлення всіх відповідних компонентів вектора ітерації перед продовженням ітераційного процесу в даному клітковому нейроні мережі. Такий принцип організації обчислень є базовою властивістю асинхронності розглянутого методу. У сукупності із властивістю локальності, що спричиняє використання тільки деякої підмножини компонент вектора ітерації для успішного продовження ітераційного процесу в кожному вузлі мережі, одержуємо метод, що дає можливість застосування кліткових нейронних мереж для розв'язування крайових задач математичної фізики з високим ступенем дискретизації.

4 НАВЧАННЯ ДИСКРЕТНОЇ КЛІТКОВОЇ МЕРЕЖІ

Здатність до навчання є фундаментальною властивістю штучних нейронних мереж. Процес навчання можна розглядати як модифікацію міжнейронних зв'язків та налаштування вагових коефіцієнтів для ефективного виконання поставленої задачі. Існує велика кількість правил та процедур навчання, які залежать від типу штучних нейронних мереж.

Для даного типу дискретних кліткових мереж суть навчання полягає у задаванні міжнейронних зв'язків, які виникають в ході розв'язування крайових задач математичної фізики, а також вагових коефіцієнтів, які підвищують збіжність ітераційних процесів у нейронах. Використання різних міжнейронних зв'язків зумовлено застосуванням мультисіткових методів [6], які реалізують обчислення на ієрархічній послідовності сіток $G^{(0)} \supset G^{(1)} \supset \dots \supset G^{(z)}$, для кожної з яких нейрону $Ne_{i,j}$ відповідає своя множина сусідніх нейронів. Особливість розглянутого підходу до зміни міжнейронних зв'язків полягає у тому, що така зміна відбувається без модифікації структури нейронної мережі. Механізм транзитних пересилок забезпечує зв'язки між нейронами, які утворюють сітки $G^{(z)}$, $z > 0$. Завдяки цьому механізму виникає можливість організації обчислень на віртуальних сітках, структура яких не співпадає з фізичною структурою кліткової мережі. Суть мультисіткових методів полягає у підвищенні ефективності розв'язування крайових задач математичної фізики локально-асинхронним методом за рахунок згладжування низькочастотної складової нев'язки на грубих сітках. Ефективність такого згладжування залежить від послідовності застосування W -циклів та V -циклів і є індивідуальною для кожної конкретної крайової задачі. Отже, вибір конкретного алгоритму мультисіткового методу можна розглядати як навчання кліткової нейронної мережі.

Тепер розглянемо методи навчання дискретних кліткових нейронних мереж, що забезпечують покращення показників розв'язування крайових задач шляхом модифікації вагових коефіцієнтів нейронних зв'язків. Відомо, що швидкість збіжності довільного ітераційного методу залежить від спектральних властивостей різницевого оператора. Отже, існує можливість модифікації системи різницевих рівнянь (7) до еквівалентної системи, яка має той же розв'язок при кращих спектральних властивостях різницевого оператора O . Нехай оператор O заданий у вигляді матриці коефіцієнтів системи різницевих рівнянь:

$$Or(g) = \Phi(g), \quad g \in G. \quad (9)$$

Тоді припустимо існування деякої матриці W такої, що модифікована система різницевих рівнянь

$$W^{-1}Or(g) = W^{-1}\Phi(g) \quad (10)$$

має той же розв'язок, що і система (9), але спектральні властивості матриці коефіцієнтів $W^{-1}O$ кращі, ніж матриці коефіцієнтів O . Існує велика кількість підходів до визначення матриці W в залежності від вибору методу прискорення. Як один з прикладів застосування методів прискорення до навчання кліткових нейронних мереж може бути застосоване поліноміальне прискорення [7].

ВИСНОВОК

Інтерес до розширення сфери застосування штучних нейронних мереж став причиною збільшення кількості успішних реалізацій обчислювальних алгоритмів на даних структурах. Практика показала, що при розв'язуванні крайових задач математичної фізики найкраще проявили себе кліткові нейронні мережі, оскільки у даному випадку область обчислень крайової задачі може бути співвіднесена зі структурою мережі. Загальним недоліком застосування відомих штучних нейронних мереж є алгоритмічні обмеження, що зводяться до можливості застосування тільки прямих методів розв'язування крайових задач. В роботі запропоновано підхід до побудови моделі дискретної кліткової нейронної мережі, яка дозволяє застосування широкого спектру чисельних методів, що значно розширює коло доступних до розв'язування задач та зменшує похибку при одержанні результатів. Представлення моделі у формалізованому вигляді за допомогою АПРО-мереж дає можливість реалізації її в обчислювальних середовищах різного типу, включаючи паралельні розподілені обчислювальні системи. Специфіка представлення даних в АПРО-мережах забезпечує можливість

використання на моделі реального робочого навантаження. Застосування спеціальних локально-асинхронних методів, в основі яких лежить забезпечення незалежних обчислювальних процесів на кожному з вузлових нейронів кліткової мережі, запропоновано для повного використання властивостей кліткових нейронних мереж. Дискретний характер обчислень в клітковій мережі вимагає перегляду підходів до навчання таких структур. У роботі запропоновано два можливих алгоритми навчання. Один з них базується на використанні властивості пластичності і дозволяє модифікувати характер обчислень таким чином, щоб використовувати транзитні пересилки даних від віддалених нейронів. Другий підхід використовує традиційну модифікацію вагових коефіцієнтів для міжнейронних зв'язків з метою підвищення швидкості збіжності ітераційних процесів у кожному з нейронів.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Lagaris I. E., Likas A., Fotiadis D. I. Artificial Neural Networks for Solving Ordinary and Partial Differential Equations // IEEE Trans. on Neural Networks. – 1998. – Vol. 9, No. 5. – P. 987–1000.
2. Lagaris I. E., Likas A., Papageorgiou D. G. Neural Networks Methods for Boundary Value Problems with Irregular Boundaries // IEEE Trans. on Neural Networks. – 2000. – Vol. 11, No. 5. – P. 1041–1049.
3. Chua L. O., Yang L. Cellular Neural Networks: Theory // IEEE Trans. on Circuits and Systems. – 1988. – Vol. 35, No. 10. – P. 1257–1272.
4. Chua L. O., Yang L. Cellular Neural Networks: Applications // IEEE Trans. on Circuits and Systems. – 1988. – Vol. 35, No. 10. – P. 1273–1290.
5. Новотарський М. А. Мережі для моделювання складних систем // Радіоелектроніка. Інформатика. Управління. – 2006. – № 2. – С. 60–66.
6. Новотарський М. А., Нестеренко Б. Б. Штучні нейронні мережі: обчислення. – Київ: Ін-т математики, 2004. – 408 с.
7. Хейгеман Л., Янг Д. Прикладные итерационные методы. – М.: Мир, 1986. – 448 с.

Надійшла 9.04.2008

В работе дано обоснование перспективности применения дискретных клеточных нейронных сетей для решения краевых задач математической физики локально-асинхронными методами. Коротко описаны основные элементы АПРО-сетей и предложена дискретная клеточная сеть, представленная в виде двухуровневой АПРО-сети. Рассмотрены базовые принципы функционирования данной сети, определяющие характер эволюции последовательных шагов. Описана методика формирования реальной рабочей нагрузки и основные подходы к обучению.

In the paper the substantiation of availability of application discrete cellular neural networks for solving of boundary value problems of mathematical physics by local – asynchronous methods is given. Basic elements of АПРО-nets are shortly described and the discrete cellular network submitted as a two-level АПРО-net is offered. Base principles of functioning of the given network which determine evolution of consecutive steps are considered. The technique of formation of real working loading and the basic approaches to training is described.