

АНАЛІЗ МОЖЛИВОСТЕЙ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ, ЩО САМОАДАПТУЮТЬСЯ, З ПОШУКОВОЮ ПОВЕДІНКОЮ В АГРОЕКОЛОГІЧНИХ СИСТЕМАХ

*Київський кооперативний інститут бізнесу і права, м. Київ, Україна

**Національний університет біоресурсів і природокористування України, м. Київ, Україна

Анотація. Складність екологічних проблем, що постають перед сучасною наукою у зв'язку з погіршенням екологічної ситуації на планеті і наростанням динаміки процесів, які відбуваються, безперервно зростає (це, у першу чергу, стосується агроекологічних систем). При цьому гнучкість і точність екологічних моделей, створюваних традиційними математичними методами, а також швидкість їх побудови, на практиці нерідко не виправдовує очікувань. Теж саме можна сказати і про інженерне управління агроекологічними об'єктами. Серед найбільш гнучких і ефективних способів вирішення подібних завдань виділяються нейромережеві моделі і нейрокомп'ютери. Однак концепції, покладені в основу побудови сучасних алгоритмів навчання нейромереж, накладають серйозні обмеження на потенційний діапазон застосування досягнень нейроінформатики у вирішенні екологічних завдань агросистем. Число наукових публікацій із кардинально новими результатами неухильно знижується, і наявні розробки починають «розтікатися» згідно з додатками. Прояв подібних тенденцій вказує, що основний потенціал ідей, які зумовили чергове просування у цьому найважливішому біонічному напрямі і створення 6-го покоління комп'ютерів – нейрокомп'ютерів, вичерпується. Сучасні досягнення нейроінформатики, що ґрунтуються на використанні супервізорного алгоритму, пов'язані в основному з реалізованою в них можливістю використання прихованих шарів нейронів (не з'єднаних із входом і виходом), які забезпечили високі адаптивні можливості нейромереж, і універсальністю, що базується на можливості навчати нейромережі рішенням точно поставленого завдання. У даній роботі вказані основні обмеження, властиві сучасним підходам до обмеження нейронних мереж, і запропонована концепція побудови нового типу навчальних нейромережевих і мережевих алгоритмів. Описано деякі нетрадиційні можливості, надані запропонованою концепцією. Запропоновано концептуальні засади розробки нейроінформаційної системи керування електротехнічним комплексом інформаційно-технічної системи локального оперативного моніторингу.

Ключові слова: аналіз, можливості, нейроінформатика, самоадаптація, нейронні мережі, пошукова поведінка, агроекологічні системи, нейроінформаційна система управління.

Аннотация. Сложность экологических проблем, встающих перед современной наукой в связи с ухудшением экологической ситуации на планете и нарастанием динамики происходящих процессов, непрерывно возрастает (это, в первую очередь, касается агроэкологических систем). При этом гибкость и точность экологических моделей, создаваемых традиционными математическими методами, а также скорость их построения, на практике нередко не оправдывает ожиданий. То же самое можно сказать и об инженерном управлении агроэкологическими объектами. Среди наиболее гибких и эффективных способов решения подобных задач выделяются нейросетевые модели и нейрокомпьютеры. Однако концепции, положенные в основу построения современных алгоритмов обучения нейросетей, накладывают серьёзные ограничения на потенциальный диапазон применения достижений нейроинформатики в решении экологических задач агросистем. Число научных публикаций с кардинально новыми результатами неуклонно снижается, и имеющиеся разработки начинают "растекаться" по приложениям. Проявление подобных тенденций указывает, что основной потенциал идей, обусловивших очередное продвижение в этом важнейшем бионическом направлении, и создание 6-го поколения компьютеров – нейрокомпьютеров, исчерпывается. Современные достижения нейроинформатики, основывающиеся на использовании супервизорных алгоритмов, связаны в основном с реализованной в них возможностью использования скрытых слоёв нейронов (не соединённых со входом и выходом), обеспечивших высокие адаптивные возможности нейросетей, и универсальностью, базирующейся на возможности обучать нейросеть решению точно поставленной задачи. В данной работе указаны основные ограничения, присущие современным подходам к ограничению нейронных сетей, и предложена концепция по-

строения нового типа обучающих нейросетевых и сетевых алгоритмов. Описаны некоторые нетрадиционные возможности, предоставленные предложенной концепцией. Предложены концептуальные основы разработки нейроинформационной системы управления электротехническим комплексом информационно-технической системы локального оперативного мониторинга.

Ключевые слова: анализ, возможности, нейроинформатика, самоадаптация, нейронные сети, поисковое поведение, агроэкологические системы, нейроинформационные системы управления.

Abstract. *The complexity of environmental problems facing modern science in connection with the deterioration of the environmental situation on the planet and the growing dynamics of ongoing processes are constantly growing (this primarily concerns agro-ecological systems). At the same time, the flexibility and accuracy of ecological models created by traditional mathematical methods, as well as the speed of their construction, in practice often does not live up to expectations. The same can be said about the engineering management of agro-ecological facilities. Among the most flexible and effective ways to solve such problems, neural network models and neurocomputers are highlighted. However, the concepts underlying the construction of modern neural network training algorithms impose serious limitations on the potential range of application of neuroinformatics achievements in solving environmental problems of agricultural systems. The number of scientific publications with radically new results is steadily decreasing and existing developments are beginning to “spread” across applications. The manifestation of such trends indicates that the main potential of the ideas that caused the next progress in this most important bionic direction and the creation of the 6th generation of computers – neurocomputers are exhausted. Modern advances in neuroinformatics, based on the use of supervisor algorithms, are mainly associated with the possibility of using hidden layers of neurons (not connected to the input and output), which provided high adaptive capabilities of neural networks, and universality based on the ability to train a neural network to solve a precisely posed problem. In this paper, the main limitations inherent in modern approaches to limiting neural networks are indicated, and the concept of constructing a new type of training neural network and network algorithms is proposed. Some non-traditional opportunities provided by the proposed concept are described. The conceptual foundations of the development of the neuroinformation system for controlling the electrotechnical complex of the information and technical system for local operational monitoring are proposed.*

Keywords: *analysis, capabilities, neuroinformatics, self-adaptation, neural networks, search behavior, agroecological systems, neuroinformation control systems.*

DOI: 10.34121/1028-9763-2020-3-125-133

1. Вступ. Постановка проблеми

Розглянемо спочатку класичні алгоритми навчання нейромереж. Перша хвиля інтересу до нейромережових досліджень була ініційована в 1943 р. роботою У.С. Мак-Каллока і У. Піттса [1], які запропонували концепцію формального нейрона і мереж та обґрунтували можливість конструювання з таких нейронів. Ідея навчання як оптимізації функціонування була вперше реалізована в 1962 р. у перцептроні Розенблатта [2] (сучасні супервізорні алгоритми на базі зворотного розповсюдження помилки і подвійного функціонування є прямими потоками перцептронів). Спад інтересу до цих досліджень відбувся в 1969 р. після виходу у світ робіт М. Мінського і С. Пейперта [3], які показали обмеженість можливостей перцептронів.

2. Аналіз літератури

Сучасна, друга, хвиля інтересу до нейромереж виникла в науковому співтоваристві після роботи Хопфілда [4] в 1982 р. і увінчалася такими досягненнями, як алгоритм подвійного функціонування [5, 6] і алгоритм зворотного розповсюдження помилки [7]. Друга хвиля також поступово йде на спад.

Точна постановка завдання забезпечується завданням патернів із пар векторів для входів і виходів нейромережі (прикладів), набір яких описує завдання і називається задачником. Навчання проводиться з використанням детермінованого алгоритму по наперед

сформованому задачнику шляхом багатократного пред'явлення прикладів на вхід нейромереж і перевірки їх відповідності зразкам на виході нейромережі. Різновидом цього підходу є використання динамічних алгоритмів з доучуванням за поточною помилкою на черговому кроці [8, 9].

В обох випадках процес навчання є пасивним. Будується на наближенні до певних (наперед відомих) зразків виділеного набору вихідних сигналів нейромережі.

У той же час досвід рішення більшості реальних завдань агроекологічних систем показує, що характерною ситуацією є гострий дефіцит інформації, необхідної для складання задачника, і невизначеність як відносно необхідних вихідних сигналів нейромереж, так і властивостей керованих об'єктів, що виключає можливість пасивного навчання.

Яскравим прикладом подібної ситуації з високим рівнем невизначеності, що «не береться» сучасними нейроалгоритмами, є завдання підтримки гомеостазу і адаптивного управління в умовах безперервної зміни властивостей об'єкта і екологічного навантаження на навколишнє середовище.

Проте, не секрет, що в живій природі подібні проблеми ефективно розв'язуються. Далі розглянемо принципи адаптації біологічних нейромереж, що дозволяють їм вирішувати такі непрості задачі.

Було б недоцільно претендувати на вичерпне розуміння природи інформаційних процесів, що протікають у середині біологічних прототипів штучних нейронних мереж. Відзначимо, що дана робота не має подібних претензій. Разом з тим глибоке осмислення проблеми приводить до висунення ряду принципів, що дозволяють конструювати нейромережеві алгоритми, потенційні можливості яких помітно перевищують рівень сучасних досягнень нейроінформатики.

Метою даної роботи є обґрунтування принципів, покладених в основу концепції створення принципово нового типу мережевих навчальних алгоритмів агроекологічних систем – активних пошукових алгоритмів із самостійною цілеспрямованою адаптацією.

3. Виклад основного змісту дослідження

Перш за все, визначимо мінімально необхідний набір нових принципів навчання нейромереж. Він включає таке:

1) можливість цілеспрямованого навчання має на увазі популярність критеріїв його успішності, що дають можливість складати поточні результати адаптивного процесу з потребами;

2) результатом навчання може бути довільний набір сигналів об'єктів і станів процесів адаптивної системи (в яку входить нейромережа), прямо або побічно (тобто через інші об'єкти або процеси) пов'язаний з виходами нейромережі (включаючи і самі вихідні сигнали нейромережі);

3) навчання будується на активній пошуковій процедурі, направленій на зближення з заданими критеріями успішного навчання нейромережі (рішення задачі нейромережею);

4) у разі існування зовнішніх або внутрішніх збурюючих дій на стан об'єктів або процесів адаптивної системи можливість успішної адаптації має на увазі наявність прямих або непрямих зворотних зв'язків від них до нейромереж.

Вимоги 1-го пункту розповсюджуються і на традиційні нейроалгоритми з пасивною адаптацією, формалізацію неявно присутньої в них характеристики. Перший принцип трактується у значно ширшому сенсі, що стає зрозуміло при подальшому розгляді.

Три інші пункти є унікальними. До теперішнього часу опубліковано і успішно випробувано на програмних моделях ряд методів адаптації нейромереж, синтезованих у рамках запропонованої концепції [10, 11].

Зараз ведеться робота щодо синтезу інших методів і теоретичного обґрунтування нових алгоритмів.

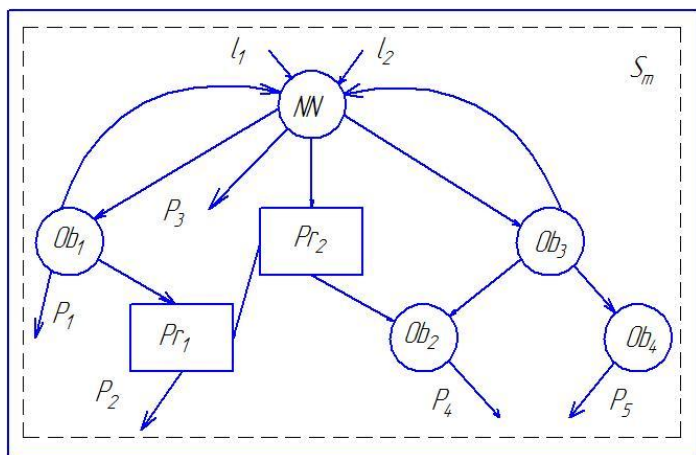


Рисунок 1 – Приклад адаптивної системи, керованої нейромережею з самостійною адаптацією

Слід зазначити, що для синтезу нових методів при необхідності можуть бути використані і класичні супервізорні алгоритми навчання нейромереж, хоча це й вимагає певних навичок. Ряд прикладів такого роду приведений у роботах [10, 12, 13].

Проте найбільш вражаючих результатів слід чекати від алгоритмів і методів, розроблених спеціально для реалізації запропонованої концепції [11, 14] та ін. Розглянемо далі нові можливості активних нейроалгоритмів. Рис. 1 відображає нові універсальні можливості запропонованої концепції при роботі зі складни-

ми агроекологічними об'єктами і системами.

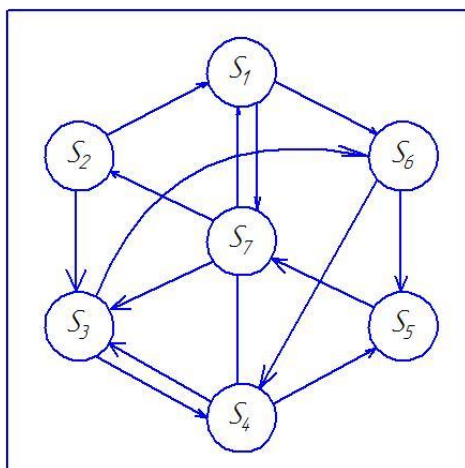


Рисунок 2 – Схема взаємодії комплексу адаптивних систем, керованих нейромережами з самостійною адаптацією

Рис. 2 демонструє нові можливості концепції, що дозволяє створювати комплекси складних, екологічно взаємозв'язаних адаптивних агросистем з довільною архітектурою. При цьому може використовуватися інтегральна цільова функція для контролю поведінки всього комплексу нейромережових адаптивних систем у цілому.

Далі розглянемо приклад простого алгоритму самостійної адаптації нейромережі.

На рис. 3 приведена схема одного з найбільш простих методів самоадаптації нейромережі, розроблених на основі запропонованої концепції, і використані такі позначення: NK – нейромережа, Ob – об'єкт, керований нейромережею, α_c – вектор вхідних сигналів нейромережі, β_d – вектор вихідних сигналів нейромережі і вхідних сигналів об'єкта, γ_r – вектор контрольованих параметрів об'єкта, μ_n – вектор зразкових параметрів об'єкта, $P_m(\gamma_r, \mu_n)$ – функція оцінки якості функціонування адаптивної системи.

тор зразкових параметрів об'єкта, $P_m(\gamma_r, \mu_n)$ – функція оцінки якості функціонування адаптивної системи.

$$\{\alpha_c\} \quad P_m(\gamma_r, \mu_n) \quad \{\gamma_r\}.$$

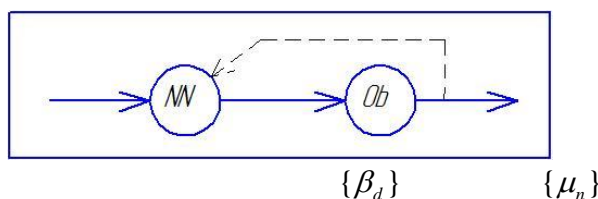


Рисунок 3 – Спрощена схема самоадаптації нейромережі з використанням квазістохастичної процедури

Адаптивна процедура описується такими простими рівняннями: функціонування формальних нейронів нейромережі:

$$\lambda_1 = \arctg \rho_i \quad \rho_1 = \sum_j \lambda_j \cdot x_{ij} + \alpha_c, \quad \lambda_i, \quad (1)$$

де λ_1 – сигнали від інших нейронів нейромережі;

x_{ij} – ваги міжнейронних зв'язків.

Флуктуації значень вагових коефіцієнтів згасають:

$$x_{ij} = x_{ij}^0 + k \cdot S_{ij} \cdot f(P_0), \quad (2)$$

де S_{ij} – випадкова величина – $1 \leq S_{ij} \leq 1$;

k – коефіцієнт.

Модифікація вагових коефіцієнтів набуває вигляду

$$\text{if } P = P^0, \quad x_{ij} = x_{ij}^0. \quad (3)$$

У рівняннях x_{ij}^0 – карта вагових коефіцієнтів останньої успішної модифікації, P^0 – величина оцінки після останньої успішної модифікації.

Оцінка функціонування представляється таким чином:

$$P = \frac{1}{2} \cdot \sum (\gamma_n - \mu_n). \quad (4)$$

Використання процедури головного пониження амплітуди випадкових флуктуацій x_{ij} , по аналогії з «імітацією відпалу» [15], дозволяє організувати ефективний обхід локальних мінімумів і знаходження в області глобального мінімуму на завершальних стадіях адаптації з метою підвищення вірогідності зменшення P .

Легко бачити, що для використання подібних методів адаптації знання як вихідних сигналів нейромережі β_d , так і властивостей керованого агроекологічного об'єкта Ob , не потрібне. Більш того, з'являється можливість навчання і доучування нейромережі на об'єкті за поточними даними і з урахуванням зміни властивостей об'єкта.

Нижче представлено алгоритм прискореної адаптації. Вище було приведено метод випадкового пошуку з метою адаптації нейромережі, побудований на флуктуації вагових коефіцієнтів. Володіючи всіма необхідними якостями для створення нейромереж, що самоадаптуються, цей метод вимагає зміни R^2 параметрів на кожному пробному кроці, де R – число формальних нейронів повнозв'язної нейромережі. Метод адаптації, запропонований в [11], дає можливість скоротити число змінних параметрів пошуку з R^2 до R за рахунок варіювання величинами ρ_i (див. рівняння (1)), що забезпечує прискорення повчальних алгоритмів. Скорочення змінних параметрів пошуку з R^2 до R , що, наприклад, в 1000 – нейронній повнозв'язній мережі дозволяє скоротити число параметрів пошуку з 106 до 103.

У роботі цього описуваного алгоритму можна виділити три етапи:

- 1) збереження поточних значень ρ_i^0 для кожного нейрона і P^0 для мережі в цілому;
- 2) підбір методом випадкового пошуку величин ρ_i^0 так, щоб виконувалася умова $P < P^0$. При цьому помилка в рівні активності кожного нейрона мережі може бути одержана як

$$\Delta \rho_i^0 = \rho_i - \rho_i^0; \quad (5)$$

3) побудова вагових коефіцієнтів здійснюється за допомогою перетворення

$$x_{ij} = x_{ij}^0 + \Delta\rho_i \cdot \lambda_j \cdot y, \quad (6)$$

аналогічного узагальненому правилу [6, 7] Уідроу-Хоффа [16] (Дельта-правило).

Коефіцієнт «у» пропорційний швидкості зміни x_{ij} .

Зміна x_{ij} веде до зменшення $\Delta\rho_i$, що наближає величини ρ_i , і, отже, $\lambda_i = f(\rho_i)$ до бажаних. При цьому Р прагне до мінімально можливих значень.

Визначимо далі можливості подальшого прискорення адаптації.

Подальше прискорення здійснюється прогнозуванням подальшого напряму пошуку з використанням попереднього досвіду адаптації. Використання комбінації цих методів дозволяє істотно прискорити процедуру випадкового пошуку, наближаючи її швидкодію до детермінованих алгоритмів і зберігаючи її переваги перед іншими методами при побудові тих нейромереж, що самоадаптуються.

Нижче приведений один із підходів, описаних авторами в [14], що дозволяє здійснити подібну процедуру. Він використовує просту самоналагоджувальну модель, описану в [17], засновану на обчисленні так званої експоненціальної середньої.

У процесі випадкового пошуку виникає послідовність значень ρ_i (рівняння (1)), які умовно задовольняють поліпшення функції оцінки. Це часовий ряд ρ_i , поведінка якого прогнозується (ρ_i – значення ρ_i у деякий момент часу t). Хай часовий ряд, який генерується деякою моделлю, можна представити у вигляді двох компонентів:

$$\rho_i = \delta_i + \varepsilon_i, \quad (7)$$

де величина ε_i генерується випадковим неавтокорельованим процесом із нульовим математичним очікуванням і кінцевою (не обов'язково постійною) дисперсією, а величина δ_i може згенерувати або детермінованою функцією, або випадковим процесом, або будь-якою їх комбінацією. Величини ε_i і δ_i розрізняються характером дії на значення подальших членів ряду. Змінна ε_i впливає тільки на значення синхронного їй члена ряду, тоді як δ_i визначає значення декількох подальших членів ряду. Через величину δ_i здійснюється взаємодія членів ряду, тобто в ній міститься інформація, необхідна для отримання прогнозів.

Обчислення і аналіз тенденції динамічного ряду можна здійснити за допомогою його експоненціального згладжування. У його основі лежить розрахунок експоненціальних середніх. Експоненціальне згладжування описується рекурентною формулою

$$G_t = v \cdot \rho_t + b \cdot G_{t-1}, \quad (8)$$

де G_t – значення експоненціальної середньої в момент t ;

v – параметр згладжування $v = \text{const } 0 < v < 1$.

Або через значення тимчасового ряду ρ_t :

$$G_t = v \cdot \sum_{l=0}^{N-1} b^l \cdot \rho_{t-l} + b^N \cdot G_0, \quad (9)$$

де N – кількість членів ряду, G_0 – деяка величина, що характеризує початкові умови для першого застосування формули при $t = 1$.

Оскільки $b < 1$, то при $N \rightarrow \infty, b^N \rightarrow 0$

$$v \cdot \sum_{l=0}^{N-1} b^l \rightarrow 1, \quad (10)$$

тоді

$$G_t = v \cdot \sum_{l=0}^{N-1} b^l \cdot \rho_{t-l}. \quad (11)$$

Таким чином, величина G_t є зваженою сумою всіх членів ряду.

Хай ряд генерується моделлю

$$\rho_t = a_1 + \varepsilon_t, \quad (12)$$

де $a_1 = const$;

ε_t – випадкове неавтокорельоване відхилення або шум із середнім значенням 0 і дисперсією δ^2 .

Застосуємо до нього процедуру експоненціального згладжування:

$$G_t = v \cdot \sum_{l=0}^{N-1} b^l \cdot \rho_{t-l} = v \cdot \sum_{l=0}^{N-1} b^l \cdot (a_1 + \varepsilon_{t-l}) = a_1 + v \cdot \sum_{l=0}^{N-1} b^l \cdot \varepsilon_{t-l}. \quad (13)$$

Знайдемо математичне очікування

$$M(G_t) = M(\rho_t) = a_1 \quad (14)$$

і дисперсію

$$D(G_t) = M[(G_t - a_1)^2] = M \left[\left(v \cdot \sum_{l=0}^{N-1} b^l \cdot \varepsilon_{t-l} \right)^2 \right] = v^2 \cdot \sum_{l=0}^{N-1} b^{2l} \cdot \delta^2 = \frac{v}{(2-v)} \cdot \delta^2, \quad (15)$$

оскільки $0 < v < 1$ $D(G_t) < D(\rho_t) = \delta^2$.

Таким чином, експоненціальна середня G_t має те ж математичне очікування, що і ряд ρ , але меншу дисперсію. При високому значенні v дисперсія експоненціальної середньої трохи відрізняється від дисперсії ряду ρ . Чим менше, тим у більшій мірі скорочується дисперсія експоненціальної середньої. Отже, експоненціальне згладжування можна представити як фільтр, на вхід якого у вигляді потоку послідовно поступають члени шуканого ряду, а на виході формуються поточні значення експоненціальної середньої. Чим менше v , тим у більшій мірі фільтруються, пригнічуються коливання початкового ряду.

Щоб використовувати експоненціальну середню для короткострокового прогнозування, застосуємо ряд, який генерується моделлю

$$\rho_t = a_{1,t} + \varepsilon_t, \quad (16)$$

де $a_{1,t}$ – варійований у часі середній рівень ряду;

ε_t – випадкове неавтокорельоване відхилення з нульовим математичним очікуванням і дисперсією δ^2 .

Прогнозна модель має вигляд

$$\hat{\rho}_t(t) = \hat{a}_{1,t}, \quad (17)$$

$$\hat{\rho}_t(t) = \hat{a}_{1,t},$$

де $\hat{\rho}_\tau(t)$ – прогноз, зроблений у момент t на τ одиниць часу (кроків) вперед;

$\hat{a}_{1,t}$ – оцінка $a_{1,t}$.

Експоненціальна середня G_t служить оцінкою для єдиного параметра моделі $a_{1,t}$:

$$\hat{a}_{1,t} = G_t. \quad (18)$$

Всі властивості експоненціальної середньої є одночасно властивостями прогнозової моделі. Якщо G_{t-1} – прогноз на 1 крок вперед, то величина $(\rho_t - G_t)$ є погрішністю цього прогнозу, а новий прогноз G_t виходить у результаті коректування попереднього прогнозу з урахуванням помилки.

4. Висновки

1. Запропонована концепція створення мереж, що самоадаптуються, і нейромереж для аналізу агроекологічних систем, яка володіє високою універсальністю. Вона узагальнює в собі здатність рішення як принципово нових класів агроекологічних завдань, доступних лише для розглянутих нейромереж з активною адаптацією, так і завдань, що вирішуються традиційними алгоритмами з пасивною адаптацією. Відсутність «жорсткого» алгоритму і архітектурних обмежень робить підходи, які розробляються на основі запропонованої концепції, відкритими для необмеженого ускладнення і нарощування можливостей.
2. Зниження швидкості навчання описаних алгоритмів щодо класичних детермінованих алгоритмів у значній мірі компенсується шляхом введення елементів мережі, що прогнозують свої майбутні стани на основі попередніх успішних дій і в паралельних апаратних реалізаціях нейрокомп'ютерів (на які і орієнтовані нейромережі) за рахунок спрощення конструювання схем адаптації.
3. Використання випадкового пошуку дозволяє навчати нейромережі рішення більш складних нелінійних задач завдяки відсутності вимоги гладкості функціональних залежностей, пред'явленої одними із кращих сучасних детермінованих алгоритмів, що використовують похідні (приклад [6, 7]).
4. Запропонована концепція представляє багаті можливості для агроекологічного моделювання і процесів, що протікають у живих організмах.
5. Вона дозволяє створювати пластичні еволюційні мережеві моделі (у тому числі і при використанні моделей реальних об'єктів агроекологічних систем і їх зв'язків, що замінюють нейрони мережі або адаптивні системи), які уточнюються у процесі отримання нових даних, що важливо, враховуючи стрімкість прояви агроекологічної кризи і динаміку соціально-екологічних процесів в Україні.

СПИСОК ДЖЕРЕЛ

1. McCulloch W., Pitts W. A logical calculus of the ideal imminent in nervous activity. *Bull. Math. Biophys.* 1943. Vol. S. P. 115–137.
2. Rosenblatt F. Principles of neurodynamics. Baltimore, 1962. 420 p.
3. Minsky M., Papert S. Perceptrons. Cambridge, Massachusetts, 1969. 380 p.
4. Hopfield J.J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proc. Nat. Acad. Sci. USA.* 1982. Vol. 79. P. 2554–2558.
5. Барцев С.И., Охонин В.А. Адаптивные сети обработки информации. Красноярск, 1986. 19 с. (Препринт № 59Б, Институт биофизики СОАН СССР).
6. Bartsev S.I., Okhonin V.A. Variation principle and the algorithm of dual functioning: examples of applications. *Neurocomputers and attention II: connectionism and neurocomputers.* Manchester and New York, 1991. P. 445–452.
7. Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J. Learning representatives by back-propagating errors. *Nature.* 1986. Vol. 323. P. 533–536.

8. Bartsev S.I., Okhonin V.A. A self-learning neural networks plain «two coins». *Neurocomputers and attention II: connectionism and neurocomputers*. Manchester and New York. 1991. P. 453–458.
9. Lankin J.P., Khlebopros R.G. Modeling of changes of Ecological objects with the Help of Neuron Networks. *Institute of Biophysics SB RAS. Theor. Dept.; Reprint TO N2*. Krasnoyarsk, 1997. 8 p.
10. Ланкин Ю.П. Самоадаптирующиеся нейронные сети. Красноярск, 1997. 21 с. (Препринт ТО № 3, Институт биофизики СО РАН. Теоротдел).
11. Ланкин Ю.П. Адаптивные сети с самостоятельной адаптацией. Красноярск, 1998. 17 с. (Препринт ТО № 4, Институт биофизики СО РАН. Теоротдел).
12. Ланкин Ю.П. Самоадаптирующиеся нейронные сети при решении экологических задач (возможности реализации поискового поведения). *Инженерная экология*. 1998. Т. 4. С. 2–11.
13. Охонин В.А., Смолянинова Л.Г., Абовский Н.П., Деруга А.П. Нейросетевое управление конструкциями и возможности физической реализации уравнений двойственного функционирования. *Третий сибирский конгресс по прикладной и индустриальной математике, посвящённый памяти С.Л. Соболева (1908–1989): тезисы докладов*. Новосибирск: изд-во Института математики СО РАН, 1998. Т. V. С. 90.
14. Басканова Т.Ф. Алгоритмы самостоятельной адаптации для нейронных сетей. Красноярск, 1998. 14 с. (Препринт ТО № 5, Институт биофизики СО РАН. Теоротдел).
15. Kirkpatrick S., Gellat C.D., Vecchi M.D. Optimization by Stimulated Annealing. *Science*. 1983. Vol. 220. P. 671–680.
16. Widrow B. Adaptive Switching Circuits. *IRE Wescow Couv. Record*. 1960. Vol. 4. P. 96–104.
17. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования. М.: Статистика, 1979. 252 с.
18. Троханяк В.І. Система енергозбереження у пташниках із використанням низькопотенціальної енергії ґрунту. К.: ЦП «Компрінт», 2018. 386 с.

Стаття надійшла до редакції 25.02.2020