

УДК 51-74/519.25

## ЗАСТОСУВАННЯ ГЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМУ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ЕФЕКТИВНОЇ КОНФІГУРАЦІЇ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Перерва А. С.

кандидат технічних наук, доцент, Ковалюк Т. В.

Національний технічний університет України “Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського”, Україна, Київ

*Розглянуто застосування генетичного алгоритму для визначення ефективної конфігурації штучних нейронних мереж, визначено складові штучних нейронних мереж (вузли – нейрони та їх взаємозв'язки). Приведені можливі параметри конфігурації нейронних мереж (кількість входів, кількість виходів, базова архітектура, кількість шарів та нейронів у них). Покроково описаний генетичний алгоритм. Подано алгоритм застосування генетичного алгоритму для визначення конфігурації штучних нейронних мереж та обґрунтована його ефективність. Наведені практичні аспекти застосування розглянутого підходу при використанні вхідних даних з різних джерел.*

*Ключові слова: штучні нейронні мережі, нейрон, генетичний алгоритм.*

*Перерва А. С., кандидат технических наук, доцент, Ковалюк Т. В. Применение генетического алгоритма для определения эффективной конфигурации искусственных нейронных сетей/ Национальный технический университет Украины "Киевский политехнический институт имени Игоря Сикорского", Украина, Киев*

*Рассмотрено применение генетического алгоритма для определения эффективной конфигурации искусственных нейронных сетей, определены составляющие искусственных нейронных сетей (узлы - нейроны и их взаимосвязи). Приведены возможные параметры конфигурации нейронных сетей (количество входов, количество выходов, базовая архитектура, количество слоев и нейронов в них). Пошагово описан генетический алгоритм. Представлен алгоритм применения генетического алгоритма для определения конфигурации искусственных нейронных сетей и обоснована его эффективность. Приведены практические аспекты применения рассматриваемого подхода при использовании входных данных из различных источников.*

*Ключевые слова: искусственные нейронные сети, нейрон, генетический алгоритм.*

*Pererva A. S., Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Kovalyuk T. V. Application of genetic algorithm for determining effective configuration of artificial neural networks/ National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kiev Polytechnic Institute", Ukraine, Kyiv*

*Described the application of genetic algorithm for determination of effective configuration of artificial neural networks, components of artificial neural networks (nodes - neurons and their interconnections) are determined. Possible options for configuring neural networks (number of inputs, number of outputs, base architecture, number of layers and neurons in them) are given. Step by step description of the genetic algorithm. The algorithm of application of the genetic algorithm for the determination of the configuration of artificial neural networks is presented*

*and its efficiency is substantiated. The practical aspects of using this approach when using input from different sources are given.*

*Key words: artificial neural networks, neuron, genetic algorithm.*

**Вступ.** Штучна нейрона мережа являє собою математичну модель нейронної структури мозку, яка здатна сприймати, обробляти, зберігати та продукувати інформацію, а також навчається з досвіду. Інтелектуальні системи на основі штучних нейронних мереж (ШНМ) стають все поширенішими та дозволяють з успіхом вирішувати проблеми розпізнавання образів, побудови прогнозів, оптимізації, асоціативної пам'яті та керування. Ефективність нейронної мережі у вирішенні конкретної задачі напряму залежить від її конфігурації.

Існує кілька десятків різних нейромережевих архітектур, причому ефективність багатьох з них доведена математичною статистикою. Найбільш популярні і вивчені архітектури - це багат шаровий перцептрон, нейромережа із загальною регресією, рекурентні нейромережі, мережі Кохонена, мережі Гопфілда, мережі Хеммінга та інші [1].

Для опису нейромереж використовують кілька усталених термінів, які в різних джерелах можуть мати різне трактування, зокрема:

- структура нейромережі - спосіб зв'язків нейронів у нейромережі.
- архітектура нейромережі - структура нейромережі та типи нейронів.
- парадигма нейромережі - спосіб навчання та використання, іноді містить поняття архітектури.

Сукупність даних параметрів (структура, архітектура, парадигма) будемо називати конфігурацією нейромережі, тобто конфігурація нейромережі – це сукупність параметрів, що визначають:

- кількість входів;
- кількість виходів;
- кількість проміжних шарів;
- інформацію що подається на вхід;
- інформацію яка отримується на виході;
- функції поширення;
- зв'язки між шарами;
- правило навчання;
- вибір інформації для входу та виходу.

Визначення конфігурації нейронної мережі, яка буде ефективно розв'язувати поставлену задачу, це довготривалий та складний процес. Для вирішення цієї проблеми розглянуто використання генетичного алгоритму.

**Мета статті.** Головною метою цієї роботи є розгляд можливості застосування генетичного алгоритму для знаходження ефективної конфігурації штучної нейромережі.

**Виклад основного матеріалу.** Штучна нейронна мережа – це математична модель, а також її програмна або апаратна реалізація, побудована за принципом організації та функціонування біологічних нейронних мереж - мереж нервових клітин живого організму. Це поняття виникло при вивченні процесів, що протікають в мозку, і при спробі змодельювати ці процеси. Першою такою спробою були нейронні мережі Маккалок і Піттса [2]. Згодом, після розробки алгоритмів навчання, одержувані моделі стали використовувати в практичних цілях: в задачах прогнозування, для розпізнавання образів, в завданнях управління та ін. В основі штучних нейронних мереж лежить сукупність з'єднаних вузлів, що називають штучними нейронами (аналогічно до біологічних нейронів у головному мозку тварин)[3]. Кожне з'єднання (аналогічне синапсові) між штучними

нейронами може передавати сигнал від одного до іншого. Штучний нейрон, що отримує сигнал, може обробляти його, й потім сигналізувати штучним нейронам, приєднаним до нього.

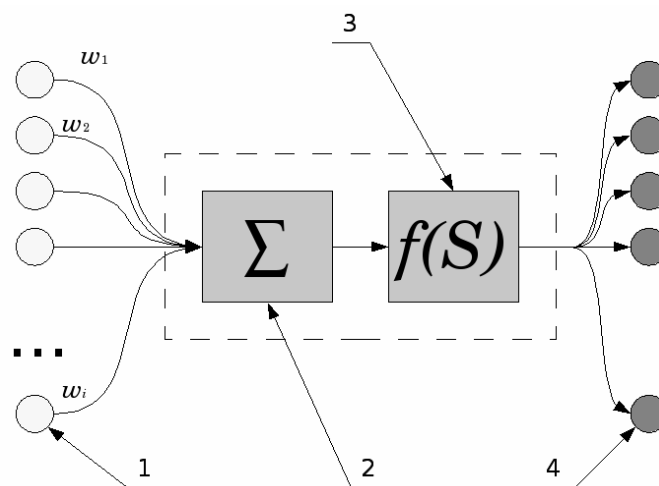
В поширених реалізаціях ШНМ сигнал на з'єднанні між штучними нейронами є дійсним числом, а вихід кожного штучного нейрону обчислюється нелінійною функцією суми його входів. Штучні нейрони та з'єднання зазвичай мають вагу, яка підлаштовується в перебігу навчання. Вага збільшує або зменшує силу сигналу на з'єднанні. Штучні нейрони можуть мати такий поріг, що сигнал надсилається лише, якщо сукупний сигнал перетинає цей поріг. Штучні нейрони зазвичай організовано в шари. Різні шари можуть виконувати різні види перетворень своїх входів. Сигнали проходять від першого (вхідного) до останнього (вихідного) шару, можливо, після проходження шарами декілька разів (наприклад, у рекурсивних нейронних мережах).

Нейрон являє собою одиницю обробки інформації у нейронній мережі. Поведінка нейрона будується наступним чином: нехай є  $m + 1$  входів, значення яких дорівнюють  $x_0, x_1, x_2, \dots, x_m$ , а значення їх ваг рівні,  $w_0, w_1, \dots, w_m$ , при цьому перший вхідний елемент, як правило, являє собою фіксоване значення зміщення  $x_0 = 1$ . Графічно нейрон та його зв'язки зображені на рис. 1.

Тоді вихідне значення нейрона є значення функції активації від зваженої суми його вхідних значень:

$$y = f(S), S = \sum_{i=0}^m \omega_i x_i, \quad (1)$$

де  $x_i$  – входи (1),  $\omega_i$  – ваги,  $S$  – суматор (2),  $f$  – функція активації (3),  $y$  – вихід/виходи штучного нейрону (4).



**Рис. 1. Схема штучного нейрону**

Генетичний алгоритм – це еволюційний алгоритм пошуку, що використовується для вирішення задач оптимізації і моделювання шляхом послідовного підбору, комбінування і варіації шуканих параметрів з використанням механізмів, що нагадують біологічну еволюцію. Головні елементи генетичного алгоритму – це генетичні оператори:

- оператор «схрещення» – операція рекомбінації рішень-кандидатів, роль якої аналогічна ролі схрещення в живій природі;
- оператор мутації – операція утворення нових поколінь, збільшення різноманітності.

Для застосування генетичного алгоритму, задача кодується таким чином, щоб її вирішення могло бути представлено у вигляді масиву, подібного до інформації складу хромосоми. Випадковим чином в масиві створюється деяка кількість початкових елементів «осіб», або початкова популяція. Особи оцінюються з використанням функції пристосування, в результаті якої кожній особі присвоюється певне значення пристосованості, яке визначає можливість виживання особи. Після цього з використанням отриманих значень

пристосованості вибираються особи, допущені до схрещення (селекція). До осіб застосовується «генетичні оператори» (в більшості випадків це оператор схрещення (crossover) і оператор мутації (mutation)), створюючи таким чином наступне покоління осіб. Особи наступного покоління також оцінюються застосуванням генетичних операторів шляхом виконання селекції та мутації. Так моделюється еволюційний процес, що продовжується декілька життєвих циклів (поколінь), поки не буде виконано критерій зупинки алгоритму. Таким критерієм може бути:

- знаходження глобального, або локально оптимального рішення;
- вичерпання числа поколінь, що відпущені на еволюцію;
- вичерпання часу, відпущеного на еволюцію.

Математичний запис генетичного алгоритму. Нехай є певна функція  $f$ , що має  $n$  аргументів;  $x_i$  – аргументи функції  $f$ , такі що  $x_i \in X_i$ ,  $X_i$  – множина допустимих значень  $x_i$ ,  $i=1..n$ . Необхідно знайти таку множину значень  $x_i$  (вектор  $\mathbf{x}$ ), для яких  $f(x_1, \dots, x_n)$ , тобто  $f(\mathbf{x})$  – буде оптимальним, відповідатиме певному критерію, для спрощення, вважатимемо, що буде найменшим.

Розв'язок задачі – знаходження оптимальної множини значень  $x_i$  (вектору  $\mathbf{x}$ ). Ідея застосування генетичного алгоритму для визначення ефективної конфігурації штучної нейронної мережі полягає у наступному: сформувані множини можливих параметрів нейронної мережі ( $X_i$ ), а в якості критерію оптимальності використовувати найменшу квадратичну похибку або найменшу абсолютну похибку прогнозування штучної нейронної мережі ( $f(\mathbf{x})$ ) та застосувати покроковий генетичний алгоритм, який можна представити у вигляді 6 кроків[6].

**Крок 1.** Довільним чином, сформуємо початкову множину  $Y$  векторів  $y = (y_1, \dots, y_n)$ , де  $y_i \in X_i$ . Позначимо множину  $D$ , як порожню множину векторів – хибних рішень (нежиттєздатна популяція).

**Крок 2.** Виконаємо операції схрещення та мутації векторів  $y$ .

Для виконання операції схрещення, довільним чином оберемо  $t = 1..n$ , довільним чином оберемо вектори  $a \in Y$  та  $b \in Y$ . Додамо до множини  $Y$ , вектор  $(a_1, \dots, a_t, b_{t+1}, b_n) \notin D$  та вектор  $(b_1, \dots, b_t, a_{t+1}, a_n) \notin D$ .

Для виконання операції мутації, довільним чином оберемо  $t = 1..n$ , довільним чином оберемо вектор  $a \in Y$ . Додамо до множини  $Y$ , вектор  $(a_1, \dots, a_{t-1}, c, a_{t+1}, a_n) \notin D$ , де  $c \in X_t$ .

**Крок 3.** Вилучимо з множини  $Y$  хибні рішення:

$$Y = Y \setminus D, \quad (2)$$

**Крок 4.** Для кожного вектору  $y \in Y$ , визначимо жеттєздатність, як  $f(y)$ . Визначимо найменш життєздатний вектор  $d = \min_y f(y)$ .

**Крок 5.** Оновимо множини векторів

$$\begin{aligned} Y &= Y \setminus \{d\}, \\ D &= D \cup \{d\}, \end{aligned} \quad (3)$$

**Крок 6.** Якщо множина  $Y$  порожня або кількість ітерацій перевищила встановлену, то  $d$  – оптимальний розв'язок, інакше – перейти до кроку 2 (почати нову ітерацію).

Гарною властивістю алгоритму є можливість використання працюючої нейромережі вже після першої ітерації, і у процесі роботи алгоритму – віднаходження більш ефективних нейромереж та використовувати їх. Слід додатково зауважити формування множин  $X_i$ . Кожна множина  $X_i$  містить можливі значення певного параметру конфігурації нейронної мережі. Наприклад, кількість входів, тобто об'єм вхідної інформації, від 10 записів до 100  $X_1=10..100$ , або ж фіксовані  $X_1=\{10,25,100\}$ . Доцільним може бути обрання декількох



критеріїв, що описують вхідні дані, наприклад:  $X_1$  це останні  $\{10...100\}$  значень з джерела 1, а  $X_2$  – передостанні  $\{15,25,50\}$  значень з джерела 2. Також, для відсіювання зайвих параметрів, доцільним буде додати 0 до їх можливих значень, наприклад: кількість вхідних значень, що надходять з джерела 2,  $X_2 = \{0,15,25,50\}$ . Окремими параметром можна закодувати базову архітектуру використовуваної нейромережі (багатошаровий перцептрон, рекурсивна нейромережа та інш.), і додатково об'єднувати їх у одну нейромережу, з'єднуючи входи та виходи, однак це може викликати додаткові складнощі при кодуванні такої системи.

**Висновки.** В роботі детально розглянуто складові штучних нейромереж, математично описано використання генетичного алгоритму, наведено алгоритм застосування генетичного алгоритму при визначенні конфігурації нейронної мережі. Описано можливість та особливості застосування такого алгоритму. Технічний опис реалізації системи, для виконання описаного алгоритму потребує подальшого дослідження.

### **Література:**

1. "Нейрокомпьютеры" / Л. Г. Комарцова, А. В. Максимов // МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004 г.
2. *A Field Guide to Genetic Programming* / Poli, R., Langdon, W. B., McPhee, N. F. // Lulu Press (lulu.com), (2008).
3. *Neural Networks in Materials Science* / Bhadeshia H. K. D. H. // ISIJ International, 1999.
4. *Introduction to neural networks: design, theory and applications.* / Lawrence, Jeanette //California Scientific Software, 1994.
5. Штучний нейрон [Електронний ресурс] // Режим доступу: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Штучний\\_нейрон](https://uk.wikipedia.org/wiki/Штучний_нейрон)

6. Дискретна математика у прикладах і задачах: теорія множин, математична логіка, комбінаторика, теорія графів. / Л. Є. Базилевич. // Математичний практикум. — Львів, 2013. — 486 с.

**References:**

1. "Neurocomputers" / L.G. Komartsova, A. V. Maksimov // MGTU them. N. E. Bauman, 2004
2. A Field Guide to Genetic Programming / Poli, R., Langdon, W. B., McPhee, NF // Lulu Press (lulu.com), (2008).
3. Neural Networks in Materials Science / Bhadeshia H. K. D. H. // ISIJ International, 1999.
4. Introduction to neural networks: design, theory and applications. / Lawrence, Jeanette // California Scientific Software, 1994.
5. Artificial neuron [Electronic resource] // Access mode: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Scientific\\_neuron](https://uk.wikipedia.org/wiki/Scientific_neuron)
6. Discrete mathematics in examples and tasks: the theory of sets, mathematical logic, combinatorics, graph theory. / L. E. Bazilevich // Mathematical Workshop. - Lviv, 2013. - 486 pp.