

ОДНОРІДНА БАГАТОШАРОВА НЕЙРОННА МЕРЕЖА ПРЯМОГО ПОШИРЕННЯ БЕЗ ЗВОРОТНИХ ЗВ'ЯЗКІВ

Розроблено однорідну багатошарову нейронну мережу прямого поширення без зворотних зв'язків. Спеціальні діагностичні тести використано для вимірювання характеристик елементів. Back-Propagation Algorithm використовується для навчання мережі. Диференційована передавальна функція нейронів використовується для можливості застосування методу зворотного поширення помилки.

Ключові слова: нейронна мережа, пошукова система, критерії відповідності, алгоритм зворотного поширення, механізм розпізнавання.

Вступ і постановка задачі

Стрімкий розвиток багатьох сфер масивів інформації, які з кожним роком помітно зростають, збільшується попит та розширюється пропозиція призведе до відсутності можливості пошуку за критеріями відповідності у рамках новітніх позицій. Тому, автоматизація процесу пошуку за критеріями відповідності є актуальною в жорстких умовах конкуренції сьогодення.

Аналіз літературних даних

Проблеми, пов'язані з питаннями управління нейронними мережами, розроблялися багатьма вітчизняними та зарубіжними вченими і практиками.

На протязі багатьох років питанням впровадження нейронних мереж у автоматизацію людських потреб займалося чимало як зарубіжних так і вітчизняних науковців, до їх числа варто віднести: А. В. Гаврилова [1], А. Н. Горбаня [2], В. В. Борисова, В. В. Круглова [3], В. І. Гордєєва, В. В. Фугача, Ф. Люггер Джорджа [4] та ін.

У останній третині 20 століття з'явився ряд статей за визначенням оптимального підходу для навчання нейронних мереж авторів D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, R. J. Williams [5]. В останні десятиліття питання розробки систем підбору необхідних позицій із заданого переліку на основі нейромережі розглядали наступні автори Ю. А. Беляєв, А. П. Долгов [6], іноземні S. Winograd, J. D. Cowan [7], G. M. Shepherd, C. Koch [8], G. C. Fox, J. G. Koller [9]. Разом з тим слід визнати, що питання пов'язані з розробкою пошукової системи за критеріями відповідності є недостатньо опрацьованими.

Ціль і задачі дослідження

Мета статті – розробити однорідну багатошарову нейронну мережу прямого поширення без зворотних зв'язків. Спеціальні діагностичні тести використати для вимірювання характеристик елементів. Back-Propagation Algorithm використати для навчання мережі. Диференційовану передавальну функцію нейронів використати для можливості застосування методу зворотного поширення помилки.

Виклад основного матеріалу статті

Спираючись на попередній досвід сучасних науковців [3-7] є можливість стверджувати, що нейронна мережа, за своєю структурою, в точності нагадує нервову систему людини, яка, за своєю природою, складається з нейронів, це з біологічної точки зору. Всі нейрони у обов'язковому порядку пов'язані між собою за допомогою дендритів і аксонів, або відростків.

Нейронами називають клітини, які здатні приймати, кодувати, обробляти, зберігати і передавати інформацію, встановлювати контакти з іншими нейронами, клітинами органів, організовувати реакції на подразнення.

Стосовно штучних нейронних мереж, варто зазначити, що вони цілком і повністю повторюють будову більшості елементарних функцій біологічного нейрона, що робить їх незамінними у галузі комп'ютерного моделювання.

Штучні нейронні мережі можуть змінювати свою поведінку залежно від зовнішнього середовища. Дані мережі піддаються навчанню. На сьогоднішній день, налічується безліч алгоритмів навчання розроблених під певні вимоги.

На вхід мережі подається набір сигналів і паралельно задається необхідний набір вихідних значень, сигнали що надійшли на вхід налаштовуються у відповідності з мережею для отримання необхідних вихідних форм.

При цьому відгук мережі після навчання може бути нечутливий до невеликих змін вхідних сигналів.

У загальному вигляді механізм оцінки відповідності елементів за критеріями відповідності можна представити як механізм розпізнавання, наскільки побудований вектор характеристик елементів

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (1)$$

відтворює усереднений образ

$$Y = (y_1, y_2, \dots, y_n) \quad (2)$$

вимог моделі з певного рівня і періоду, і в цілому узагальнений показник $\mu \in [0,1]$, задоволеності. Вектор характеристик елементів включає весь спектр даних, отриманих на всіх етапах стандартного відбору. Багато з цих параметрів відображають аналіз сутності та якості елементів.

Спеціальні діагностичні тести використовуються для вимірювання характеристик певних призначень використовуються діагностичні методи вимірювання. Складність полягає в тому, що завжди не до кінця вирішеним залишається питання про валідність методу відбору, тобто в якості набору і оптимальності саме даного набору елементів для відповідності певній моделі. Будь-яка вимірювальна система повинна надавати значення вимірів саме того, для чого вона призначена. Вимоги моделі відображають певні критерії успішності виконання роботи. Релевантність критеріїв виконання роботи визначається ступенем, до якого її використання в якості індексу успіху співвідноситься з дійсним успіхом у будь-якому напрямку даного виду діяльності.

Постановка задачі формалізованого механізму пошуку за критеріями відповідності згідно заявленим вимогам підводить до того, що в основу розробки подібних механізмів можуть бути покладені нейромережеві технології. Розглянемо, деякі наукові дослідження, які становлять фундамент штучних нейронних мереж [1]. Дані наукові праці [3], дозволяють використовувати нейромережеві механізми для досягнення поставленого завдання, в рамках поточного дослідження.

Питання про можливість побудови на базі нейронних мереж формалізованого механізму за критеріями відповідності зводиться до проблеми можливості точного уявлення або апроксимації за допомогою нейронної мережі відображення, яке вхідному вектору характеристик інвентарю (1) ставить у відповідність усереднений образ (2) відповідності

вимогам з певного рівня та періоду і в цілому узагальнений показник $\mu \in [0,1]$, щодо задоволеності даним набором елементів.

Сутність нейронної мережі полягає у наближенні функцій багатьох змінних за допомогою лінійних операцій і суперпозицій функцій одного змінного. Будь-яка нейронна штучна мережа складається з формальних нейронів. На виході, нейрон отримує вектор сигналів x , обчислює його скалярний вираз на вектор ваг і застосовує деяку функцію одного змінного. Отриманий результат розсилається на входи інших нейронів або передається на вихід [7]. Виходячи з цього, слід зазначити, що нейронні мережі обчислюють суперпозиції простих функцій одного змінного та їх лінійних комбінацій.

А.Н. Горбань припустив, що для будь-якої безлічі пар вхідних-вихідних векторів довільної розмірності

$$(X^k, Y^k), k = 1, K \quad (3)$$

існує двошарова однорідна нейронна мережа з послідовними зв'язками, з сигмоїдальними

$$f(s) = \frac{1}{1+e^{-as}} \quad (4)$$

активаційними функціями і з кінцевим числом нейронів, яка для кожного вхідного вектора X_k формує відповідний йому вихідний вектор Y_k . [2]

Грунтуючись на припущенні А.Н. Горбаня, є можливість стверджувати, що для представлення багатовимірних функцій багатьох змінних може бути використана двошарова однорідна нейронна мережа із сигмоїдальними активаційними функціями для пошукової системи за критеріями відповідності [2].

Відносно оцінки числа нейронів у прихованих шарах застосуємо формулу для оцінки необхідного числа синаптичних ваг δ_w в рамках багатшарової мережі з сигмоїдальними передавальними функціями:

$$\frac{\delta_y \delta_p}{1+\log_2(\delta_p)} \leq \delta_w \leq \delta_y \left(\frac{\delta_p}{\delta_x} \right) \cdot (\delta_x + \delta_y + 1) + \delta_y \quad (5)$$

де δ_y – розмірність вихідного сигналу;

δ_p – число елементів навчальної вибірки;

δ_x – розмірність вхідного сигналу.

Наступним етапом, після оцінки необхідного числа ваг, йде оцінка числа нейронів у прихованих шарах. Для оцінки числа нейронів у двошаровій мережі представимо формулу:

$$\delta = \frac{\delta_w}{\delta_x + \delta_y} \quad (6)$$

Прикінцевим етапом формування мережі для її подальшого застосування безпосередньо для здійснення пошуку за критеріями відповідності, виступає процес формування вагових коефіцієнтів для кожного нейрона, на кожному шарі мережі, тобто етап навчання мережі.

Суть Back-Propagation Algorithm полягає в поширенні сигналів помилки від виходів мережі до її входів, у напрямку, зворотному прямому поширенню сигналів у звичайному режимі роботи [9].

Основним зауваженням методу є те, що для можливості застосування методу зворотного поширення помилки передавальна функція нейронів повинна бути диференційована.

Для вирішення завдання пошуку за критеріями відповідності, у якості вибірки виступають характеристики елементів $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ і критерії модулю по відношенню до успішності підбору $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ з певного рівня і періоду вибірки.

Висновки

Необхідність вірного виділення потреб модулю щодо підбору елементів, стосовно виду вибірки виступає головною особливістю розробленої нейронної мережі для вирішення формалізованого механізму пошуку за критеріями відповідності. Побудова сторонніх механізмів та усереднення вихідної величини, як значення $\mu \in [0,1]$, щодо загальної задоволеності модулю стосовно обраних елементів вибірки є однією з можливостей вдосконалення нейронної мережі.

Література

1. Гаврилов, А. В. Системы искусственного интеллекта: Учеб. пособие: в 2-х ч. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2001. – Ч.1. – 67 с.
2. Горбань А. Н. Обучение нейронных сетей. – М.: СП “ПараГраф”, 1990. – 160 с.
3. Круглов В. В., Борисов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. М.: Горячая линия. Телеком, 2001. – 382 с.
4. Люггер Джордж Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2004. – 864 с.
5. Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J. Learning representations by back-propagating errors // Nature (London). – 1986. – № 323. – 590 p.
6. Беляев Ю. А., Долгов А. П. Нейронна мережа, як основа інтелектуальної системи // Штучний інтелект. – 2014. – № 2. – С. 25-31.
7. Winograd S., Cowan J. D. Reliable Computation in the Presence of Noise. – Cambridge, MA: MIT Press, 1963. – 247 p.
8. Shepherd G. M., Koch C. Introduction to synaptic circuits // The Synaptic Organization of the Brain (G. M. Shepherd, ed.). – New York: Oxford University Press, 1990. – 241 p.
9. Fox G. C., Koller J. G. Code generation by a generalized neural networks: general principles and elementary examples. // J. Parallel Distributed Comput. 1989. – V. 6. – № 2. – 660 p.

Надійшла 28.05.2015 р.

Рецензент: д.т.н., проф. Дружинін В.А.