

*М.К. Печурін, д.т.н., М.А. Сіренко
(Національний авіаційний університет, Україна)*

Економний алгоритм навчання нейрокомп'ютерних систем БПЛА в умовах обмеженості інформаційно-обчислювальних ресурсів

Запропонована модифікація алгоритму покоординатного спуску для налаштування параметрів нейронної мережі архітектури Гопфілда, розташованої на функціонуючих БПЛА з обмеженими інформаційно-обчислювальними ресурсами.

Вступ.

Системна інтеграція об'єктів комп'ютерної інженерії, розміщених на борту функціонуючих безпілотних літальних комплексів, тобто перехід від поодинокого (автономного) їх використання, до використання в рамках єдиної системи є одним з найрозповсюдженіших способів підвищення ефективності застосування БПЛА. Цей підхід започатковано доволі давно, мабуть, з моменту появи самого об'єкту – безпілотного літального апарату. Актуальною на сьогодні науково-практичною проблемою може стати задача створення інформаційних технологій штучного інтелекту на базі таких інтегрованих розподілених нейрокомп'ютерних систем, розміщених на борту БПЛА [1]. У фокусі представленої доповіді знаходиться процес взаємодії компонентів нейрокомп'ютерних систем, розміщених на борту БПЛА найлегшого класу. В цьому класі, БПЛА маємо суттєві обмеження на потужності прийомо-передаючого обладнання, котре використовується для налагодження бездротового зв'язку. Для класичних, не нейромережевих комп'ютерних систем, розміщених на борту літальних апаратів такої групи, відповідні інформаційні технології відрекомендовано у стандартах для локальних комп'ютерних мереж починаючи з рекомендацій *IEEE 802.3* з першими модифікаціями доступу *CSMA/CD (CA)*. В доповіді пропонуються економні, з точки зору витрат інформаційно-обчислювальних ресурсів, алгоритми налаштування параметрів розподіленої нейронної мережі, в якій реалізовані інформаційно-телекомунікаційні технології, відрекомендовані в *IEEE 802.15* [2].

Постановка задачі.

Маємо дані про поточне (миттєве) розташування кожного з m компонентів, розміщених на взаємодіючих БПЛА, в ролі яких (компонентів), виступають елементи обробки інформації – вузли нейрокомп'ютерної мережі архітектури Гопфілда (рис. 1) [3].

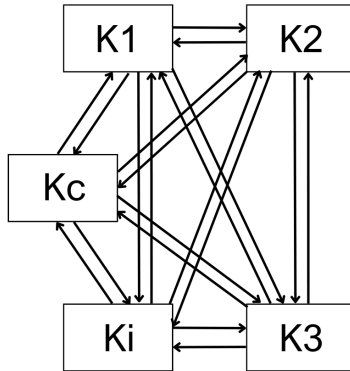


Рис. 1. Архітектура нейромережі Гопфілда, де K_i її i – й компонент

Компоненти зорієнтовані у тривимірному просторі, для яких, можуть бути задані географічні координати: широта, довгота, висота над рівнем моря, а також інші характеристики каналів, асоційованих з даним (шум, опорний сигнал, ширина смуги частот тощо). Згадане породжує вектори узагальнених «відстаней» між парами компонентів. В результаті формується матриця L поточних скаляризованих відстаней між парами БПЛА (вузлами мережі Гопфілда).

Необхідно запропонувати економний алгоритм навчання нейронної мережі, враховуючи обставину, що інформаційно-обчислювальний ресурс витрачається не тільки на обрахунок значення функції похибки навчання, але також на передачу, прийомо-передаючими засобами, відшукуваних значень коефіцієнтів налаштування моделі нейромережі.

Розв'язання задачі.

Для врахування обсягу обчислювальних ресурсів, що витрачаються на передачу, прийомо-передаючими засобами, відшукуваних значень параметрів налаштування мережі, вводяться припущення про відповідність інформаційно-телекомунікаційної технології рекомендаціям *IEEE 802.15.1*, згідно з якими центральному (-ним), компоненту надається статус «майстер», а інші компоненти набувають статусу «підлеглий». Таким чином, дані про поточні налаштування передаються виключно через компонент «майстер» з відповідною витратою ресурсів на передачу налаштувань.

Проведено порівняння ефективності застосування відомих алгоритмів налаштування параметрів мережі за рядом показників. Застосовано метод АНР, в результаті чого пропонується класичний алгоритм покоординатного спуску [4], модифікований застосуванням допоміжних способів прогнозування довжини кроку.

Створений та протестований прототип досліджуваної нейронної мережі, для якої використовується активаційна функція типу *ReLU*, *Softmax* та інші.

Реалізація моделі нейронної мережі була виконана за допомогою мови програмування *Python* та ряду типових модулів.

Для перевірки адекватності моделі використані тестові та валідаційні дані. Точність моделі нейромережі наближається до 100%, що свідчить про коректність її роботи.

Висновки

Для потреб комп'ютерних систем безпілотних літальних апаратів з обмеженими інформаційно-обчислювальними ресурсами, доцільно використовувати методи налаштування, засновані на простих безградієнтних методах оптимізації. Серед останніх пропонується модифікація алгоритму покоординатного спуску, який дав задовільні результати під час навчання моделі нейромережі.

Список літератури

1. І.А. Жуков, М.К. Печурін, Л.П. Кондрагова, С.М. Печурін. Розподіл ресурсів в обчислювальному кластері для БПЛА. Проблеми інформатизації та управління: зб. наук. праць. – 2016. – Вип.3 (55). – С.34–38.
2. IEEE Society. IEEE Std 802.15.1. IEEE Standard for Information technology - Telecommunications and information exchange between systems - Local and metropolitan area networks - Specific requirements. Part 15.1: Wireless medium access control (MAC) and physical layer (PHY) specifications for wireless personal area networks (WPANs). – 2005. – 580 p.
3. H. Ramsauer, P. Seidl, J. Lehner, M. Widrich, B. Schafl, L. Gruber, M. Holzleitner, M. Pavlovic, G. K. Sandve, V. Greiff, D. Kreil, M. Kopp, G. Klambauer, J. Brandstetter, S. Hochreiter. Hopfield Networks is All You Need. – 2020. – 102 p.
4. L. Bottou, F. E. Curtis, and J. Nocedal. Optimization methods for large-scale machine learning. arXiv:1606.04838v3. – 2018. – 95 p.
5. V. Sineglazov, O. Chumachenko, and V. Gorbatiuk. Forecasting aircraft miles flown time series using a deep learning-based hybrid approach. Aviation 22(1). – 2018. – P. 6-12.