

Побудова нейромуляторів на базі мікроконтролерів споживчого рівня

Фаренюк А. Я.¹, Любунь З.М.¹, Фаренюк О.Я.²

¹ Львівський національний університет імені Івана Франка, Факультет електроніки, Кафедра радіофізики та комп'ютерних технологій, кімн. 309, вул. ген. Тарнавського, 107, Львів, 79017

² Інститут фізики конденсованих систем НАН України, вул. Свенціцького, 1, Львів, Україна

fareniuk@gmail.com, indrekis@icmp.lviv.ua

Анотація. Гнучкість систем штучного інтелекту, таких як нейромережі, часто може бути корисною у автоматизованих системах управління. Однак, обчислювальної потужності таких систем, зазвичай, недостатньо для повноцінної реалізації нейромуляторів. Нами розроблено методику вибору оптимального розміру нейромережі та параметрів її навчання для конкретної задачі, яка базується на використанні генетичних алгоритмів. Завдяки цій методиці можливим є реалізація достатньо потужних нейромуляторів на базі мікроконтролерів споживчого рівня. Для демонстрації можливостей методики розроблено простий прилад розпізнавання кольору поверхонь за допомогою нейромереж.

Ключові слова

Нейромережі, нейромулятори, генетичні алгоритми, мікроконтролери, Atmel AVR.

1 Вступ

Нейронні мережі — один із підходів до побудови систем штучного інтелекту. В основному він асоціюється із розрахунками на потужних обчислювальних комплексах, таких як Beowulf-кластери [1], чи хоча б персональних комп'ютерах високого класу. Однак, задачі, у вирішенні яких можуть бути корисні нейромережі, стоять і перед вбудованими системами, такими як системи контролю за якістю виробництва, контролю доступу, перевірки електронних підписів, тощо. Особливістю всіх цих систем є їх низька обчислювальна потужність – лічені MFLOPS, тому традиційно вважається, що використання нейромереж є неможливим.

Нами розроблена методика підбору оптимальних параметрів нейромережі [3], таких як кількість нейронів, швидкість та момент навчання, очікувана похибка, тощо, з використанням генетичних алгоритмів [4]. За її допомогою можна мінімізувати розмір мережі та час її навчання, для конкретних задач. Така мінімізація, зокрема, є дуже корисною для реалізації нейромуляторів на базі типових для вбудованих систем мікроконтролерів.

Для демонстрації можливостей методики реалізовано простий нейромережевий пристрій класифікації об'єктів за кольором їх поверхні.

2 Нейромережі

Нейромережі являє собою групу зв'язаних тим чи іншим чином модельних нейронів. Модельний нейрон підсумовує значення своїх входів із певними ваговими множниками та повертає результат застосування до цієї зваженої суми певної функції активації [2]. Навчання полягає у корекції ваг так, щоб для заданого входу, на виході мережі отримувався заданий результат. Одним з поширених типів архітектури нейромереж є багат шаровий перспетрон, що складається із кількох шарів нейронів, з'єднаних так, що нейрони одного шару передають сигнал виключно нейронам наступного (Рис. 2). Якщо всі нейрони одного шару зв'язані із всіма наступного, такий перспетрон називають

повнозв'язним. Однією з найбільш універсальних методик навчання нейромереж є метод зворотного поширення похибок. В рамках цього методу похибка послідовно поширюється від вихідного шару до першого перед ним, і далі, аж до вхідного. Корекція ваг здійснюється градієнтним методом. Зручною функцією активації є сигмоїда.

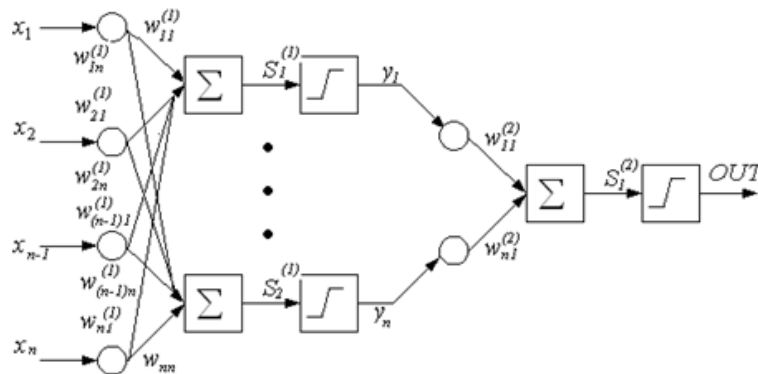


Рис. 1. Багатошаровий повнозв'язний персептрон.

Архітектуру повнозв'язного персептрона та режим його навчання можна охарактеризувати наступними параметрами:

- Кількість прихованих шарів.
- Кількість нейронів у прихованих шарах.
- Швидкість навчання – вказує, наскільки враховувати запропоновані алгоритмом поправки.
- Момент навчання – інертність алгоритму, міра врахування попередніх значень ваг кожного нейрона.
- Очікувана похибка – значення похибки, при досягненні якого навчання мережі зупиняється.
- Коефіцієнт сигмоїди.

Кількість входів та виходів вважається визначеною задачею, а значить – фіксованою.

3 Генетичні алгоритми

Генетичні алгоритми (ГА) є ефективним стохастичним методом пошуку екстремумів багатомірних функцій, особливо для випадків, коли достатньо знайти хороший результат, і немає необхідності шукати ідеальний (глобальний екстремум) [4]. Він, як і нейромережі, виник в результаті спроби відтворити функціонування біологічних систем, в даному випадку – біологічної еволюції. Суть методу наступна. Параметри оптимізаційної задачі кодуються певним чином, наприклад у вигляді послідовності бітів. Один такий закодований набір параметрів, геном, згідно біологічної аналогії, називається особиною. Кожній особині призначається її пристосованість – величина функції, що оптимізується. Випадковим чином генерується множина таких наборів, початкова популяція. Далі відбувається наступне:

- Згідно певного алгоритму відбираються особини для спарювання. В залежності від конкретного варіанту ГА, це може бути як випадковий відбір, так і відбір згідно їх пристосованості чи евклідової віддалі між ними.
- Між вибраними особинами здійснюється кросингвер – обмін частинами геному.
- До отриманих таким чином особин застосовуються точкові мутації – зміни окремих бітів кодування. Виравується їх пристосованість.
- Отримані особини тим чи іншим чином повертаються в популяцію.

На даний момент нами використовується простий ГА, та Multi-Niche Crowding [5]. Робота ГА вимагає доволі великих обчислювальних ресурсів, так як кожне обчислення пристосованості особини вимагає навчання нейромережі.

4 Демонстрація технології



Рис. 2. Багатошаровий повноз'язний персептрон.

Для демонстрації можливостей методики було розроблено простий прилад, призначений для розпізнавання кольору поверхні за допомогою нейромережі.

Обчислювальним ядром приладу служить ATmega2560, який виконує як функції нейроемулатора, так і керування іншими апаратними засобами та організовує взаємодію із комп'ютером. ATmega2560 є високопродуктивним восьмибітним контролером від фірми Atmel. На жаль, даний контролер не підтримує роботи із числами з рухомою крапкою, тому довелося використовувати програмну емуляцію. Слід зауважити, що використання арифметики із фіксованою крапкою для побудови нейроемулаторів себе не виправдало. Звичайно, реалізувати пристрій можна було б і на більш потужних мікроконтролерах, таких як все більш популярні зараз недорогі і потужні пристрої сімейства ARM Cortex M¹. Прості нейромережі можна реалізувати і на молодших 8-бітних контролерах фірми Atmel, ATtiny та 16-бітних MSP430 від Texas Instruments, однак вони будуть значно більш скромними за можливостями, через жорсткі обмеження по програмній та оперативній пам'яті.

Зчитування даних здійснюється відповідним сенсором. Так як основним призначенням приладу є демонстрація побудови нейроемулаторів на базі мікроконтролерів, сенсор простий. Зразок освітлюється світлодіодами трьох кольорів, червоним, зеленим та блакитним, відбите світло реєструється фоторезистором. Для зменшення фону, світлодіоди та фоторезистор розділені непрозорою перегородкою. Подальше врахування паразитного випромінювання, як безпосередньо від світлодіода, так і з навколишнього середовища, здійснюється вимірювання рівня випромінювання за вимкненої підсвітки та коли увімкнуті всі три світлодіоди. За допомогою цих вимірів сигнали для кожного кольору приводяться до фіксованого інтервалу значень та подаються на вхід нейромережі. Падіння напруги на фоторезисторі вимірюється вбудованим 10-бітним АЦП мікроконтролера.

Керування пристроєм здійснюється за допомогою звичайної матричної 12-символьної цифрової клавіатури. Виведення результат роботи та запрошень для користувача здійснюється 16x2-символьним LCD-дисплеєм. Крім того, результати та додаткова інформація може передаватися на комп'ютер за допомогою USB-to-USART перетворювача та апаратного USART мікроконтролера.

5 Висновки

Використання нейроемулаторів має широкі перспективи у автоматичних системах управління. Звичайно, у тих випадках, коли відомий чіткий алгоритм роботи, слід опиратися саме на його. Однак, часто є корисним, для прийняття рішення про подальшу поведінку системи, провести певні евристичні оцінки. В таких випадках нейромережі можуть бути незамінними. Завдяки розробленій методиці можна помітно підвищити потужність нейроемулаторів, побудованих на базі відносно малопотужних обчислювальних пристроїв, що є ядром багатьох таких систем.

¹Наприклад, STM32 від STMicroelectronics та Stellaris від Texas Instruments.

Література

- [1] <http://www.technologyreview.com/news/429442/google-puts-its-virtual-brain-technology-to-work/> – "Google Puts Its Virtual Brain Technology to Work".
- [2] Еремин Д.М., Гарцев И.Б., "Искусственные нейронные сети в интеллектуальных системах управления 2004, М.: МИРЭА, 75 с., ISBN 5-7339-0423-2
- [3] А. Фаренюк, З. Любунь, О. Фаренюк, Дослідження розпізнавання рукописних зображень з використанням повнозв'язних і неповнозв'язних нейромереж та генетичних алгоритмів. Теоретична електротехніка, 2010, Вип. 61, ст. 113 - 119.
- [4] Z. Michalewicz, "Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs 1998, Springer-Verlag, ISBN 978-3540606765.
- [5] Cedeno W., Vemuri V. R., Analysis of speciation and niching in the multi-niche crowding GA, 1999, Theoretical Computer Science, v.229 n.1-2, p.177-197, Nov. 6.