

## МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСІВ ТА ЯВИЩ

УДК 004.032.26; 004.855.5

### РОЗРОБКА УНІВЕРСАЛЬНИХ НЕЙРОЕМУЛЯТОРІВ НА БАЗІ МІКРОКОНТРОЛЕРІВ СПОЖИВЧОГО РІВНЯ

А. Фаренюк, З. Любунь

*Львівський національний університет імені Івана Франка  
вул. Ген. Тарнавського, 107, 79017, Львів, Україна  
fareniuk@gmail.com*

Продемонстровано придатність контролерів споживчого рівня, таких як контролери ATmega2560 (256 Кб програмної пам'яті), ATtiny13 (1 Кб програмної пам'яті), 8-бітні, родини Atmel AVR та STM32F100RB (128 Кб програмної пам'яті), 32-бітні, серій ARM Cortex-M3, для реалізації нейроеммуляторів. Для цього реалізовано кілька тестових прикладів нейромереж різного розміру та архітектури для опрацювання даних, що надходять на входи мікроконтролерів. З'ясовано, що нейроеммулятори можуть бути реалізовані на дуже широкому спектрі платформ. Крім того, реалізовано пристрій розпізнавання кольорів на основі ATmega2560. Доведено, що адекватне використання режимів енергозбереження значно збільшує час автономної роботи таких пристроїв.

*Ключові слова:* нейромережа, перцептрон, генетичний алгоритм, адаптивні алгоритми, розпізнавання образів, мікроконтролери, інтелектуальні системи.

Розроблена нами методика оптимізації нейромереж дає змогу реалізовувати недорогі універсальні нейроеммулятори на мікроконтролерах споживчого рівня. Для демонстрації можливостей методики розроблено нейромережевий пристрій класифікації об'єктів за кольором їхньої поверхні.

Основною перевагою використання нейромереж у разі реалізації різноманітних технічних пристроїв є їхня універсальність – здатність легко адаптуватися до конкретної задачі чи зміни умов використання [1, 2]. Ми з'ясували, що навіть за допомогою недорогих мікроконтролерів можна повною мірою реалізувати переваги нейромережевих пристроїв, а саме – їхню універсальність та гнучкість. Водночас обмеженість їхніх обчислювальних потужностей накладає певні обмеження на структуру та розмір використовуваної нейронної мережі.

Однією з класичних задач аналізу даних є задача класифікації. На практиці це часто класифікація об'єктів за тими чи іншими характеристиками [3, 4]. Універсальною та широко використовуваною характеристикою є зображення самого об'єкта. Проте зображення у функції вхідного вектора є дуже незручним – навіть у випадку його бінарного зображення розмірність цього вектора надзвичайно велика. Реалізувати відповідну, достатньо велику нейромережу, засобами контролерів дуже складно, а часто взагалі неможливо через їхню малу обчислювальну потужність та невеликий обсяг пам'яті. Тому необхідно перейти до характеристик зображення об'єктів, які можна

відобразити вектором невеликої розмірності. Такою характеристикою може бути колір поверхні об'єкта.

Кожен об'єкт характеризуватимемо кольором його поверхні. Найбільш поширений метод вимірювання кольору – так званий колориметричний. Він ґрунтується на вимірюванні сигналів у трьох кольорних каналах, які відповідають стандартним спектральним функціям, що імітують спектральну чутливість людського ока. На практиці використовують два варіанти методу. Перший – освітлення зразка білим світлом із пристроєм, що відсікає потрібну ділянку спектра перед подачею на сенсор, який вимірює інтенсивність випромінювання. Прикладом такого пристрою може бути монохроматор, або, зі значною втратою точності, револьвер світлофільтрів. Другий – освітлення зразка світлом із відповідними довжинами хвиль. Ми вибрали саме таку схему. Для підвищення точності, без помітного зростання вартості пристрою сигнали кольорних каналів доповнено фоновим сигналом та сигналом від освітлення зразка всіма трьома джерелами одночасно. Їх використовують для масштабування кольорних сигналів та зведення до фіксованого інтервалу значень. Відповідно, вхідний вектор нейромережі матиме розмірність 3.

Важливе питання – вибір типу і структури нейронної мережі для реалізації пристрою. Найбільш ефективною та найчастіше використовуваною структурою для розв'язування задачі класифікації є повнозв'язний багат шаровий перцептрон [1, 2, 5]. Очевидно, що за обмеженості обчислювальних потужностей мікроконтролерів необхідно мінімізувати використовувану структуру – вибрати перцептрон з мінімальною кількістю шарів та нейронів у відповідних шарах. У нашому нейропристрої реалізовано можливість застосування максимум чотиришарових повнозв'язних перцептронів. Згідно з теорією нейронних мереж, двошарова структура дає змогу класифікувати об'єкти, яким відповідають як лінійно роздільні, так і лінійно нероздільні множини вхідних векторів [1, 2, 6]. Водночас вона є найбільш економною у використанні обчислювальних ресурсів порівняно з мережами, що мають більшу кількість прихованих шарів

Опираючись на діаграму колірності, можна з великою ймовірністю очікувати, що для певного набору різноколірних об'єктів множини векторів, які їм відповідають, можуть бути як лінійно нероздільні, так і лінійно роздільні множини. Ймовірність того, що вхідні множини будуть неопуклими чи незв'язними областями (тоді необхідно використовувати тришарову структуру), невелика. Отже, можна стверджувати, що двошарова структура буде оптимальною з погляду мінімальної кількості шарів та максимальної ймовірності правильної класифікації. Наступний важливий етап реалізації нейропристрою – вибір оптимальної кількості нейронів у шарах. Кількість нейронів у першому (вхідному) шарі впливає на точність виділення окремих множин (ефективність класифікації) та на ємність мережі – можливість ефективного розпізнавання певної кількості різноколірних об'єктів. Кількість нейронів у другому (вихідному) шарі, передусім, впливає на ємність мережі. Оцінимо ємність мережі, показаної на рис. 1.

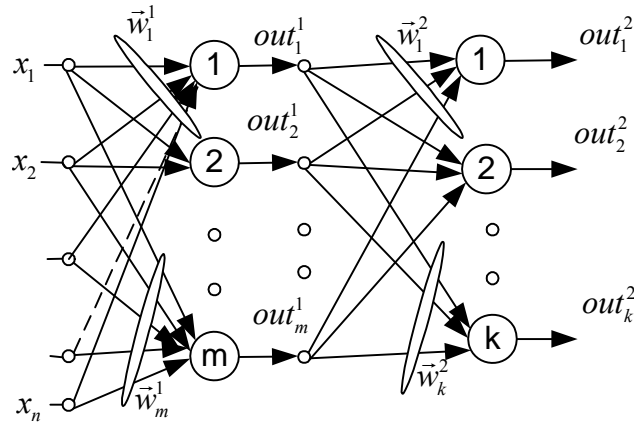


Рис. 1. Структура мережі.

Розпочнемо з оцінки, як залежить ємність мережі від кількості нейронів у вихідному шарі. Для реалізації мережі використовували математичну модель нейрона з сигмоїдальною функцією активації. Отже, значення сигналу на виході змінюється в межах від нуля до одиниці. У цьому випадку виходи нейронів вихідного шару можна трактувати як ймовірності належності цього об'єкта до конкретного класу, якому відповідає певна множина у тривимірному просторі вхідних векторів нейромережі. Тоді кількість нейронів вихідного шару визначає кількість класів, на які класифікують вхідний потік векторів. Зрозуміло, що в процесі класифікації одночасно декілька виходів нейронів другого шару можуть мати велике значення. Це означає, що об'єкт аналізу лежить у примежовій ділянці між двома класами. Зазначимо, що можливий інший підхід, за якого виходи нейронів трактують як бінарні числа, а вихідний вектор – як  $k$ -розрядне двійкове число. Тоді кількість класів, які можна закодувати таким способом, дорівнює  $2^k$ . Це дає змогу суттєво зменшити кількість нейронів у вихідному шарі за фіксованої кількості класів. Однак такий підхід дає дуже “жорстку” класифікацію, що, на нашу думку, практично є гіршим. Зокрема, знижується ймовірність коректної класифікації у випадках, коли вхідний вектор потрапляє в примежову ділянку між двома класами. У попередньому випадку ми мали б дві близькі ймовірності належності, які б свідчили про те, що об'єкт є у примежовій ділянці між двома класами й остаточний вибір класу покладено на користувача.

Кількість нейронів у вхідному шарі, очевидно, впливає як на кількість розпізнаваних класів, так і на точність задання меж між класами. Як відомо з теорії нейромереж, кожний нейрон здатний розділити багатовимірний (у нашому випадку – тривимірний) простір вхідних векторів гіперплощиною на два класи, а  $m$  нейронів

розділять простір максимум на  $\sim \frac{2 + m + m^2}{2}$  областей. Якщо кожній області поставити

у відповідність певний клас об'єктів, то це і буде максимально можлива кількість класів за  $m$  нейронів у вхідному шарі. Оскільки більшість вхідних класів лінійно нероздільна, то кількість класів розпізнавання буде значно меншою. Якщо клас задано опуклою

замкненою множиною, то для цього необхідно принаймні три нейрони. Для випадку незамкненої опуклої множини достатньо двох нейронів.

У загальному випадку оцінити залежність класів розпізнавання від кількості нейронів неможливо. Проте можна вчинити так. Спочатку вибрати у вхідному шарі кількість нейронів, що дорівнює кількості класів розпізнавання, і провести навчання нейронної мережі. У разі невдалого навчання збільшувати кількість нейронів до отримання позитивного результату.

Розглянемо ще одне питання, яке виникло в процесі експлуатації навченої нейронної мережі. У разі пред'явлення мережі об'єктів з кольором поверхні, близьким до якогось класу, мережа коректно виконує класифікацію. А коли мережі пред'явити об'єкт, кольору якого не було в навчальній множині, мережа відносить його до якоїсь найближчої множини, хоча візуально ми бачимо, що об'єкт має зовсім інший колір. Це відбувається тому, що під час навчання ми задаємо мережі лише область, яка відповідає конкретній множині без чіткого визначення її меж. Пояснимо це на простому прикладі. Зобразимо простір RGB (за фіксованої інтенсивності) у вигляді куба, показаного на рис. 2.

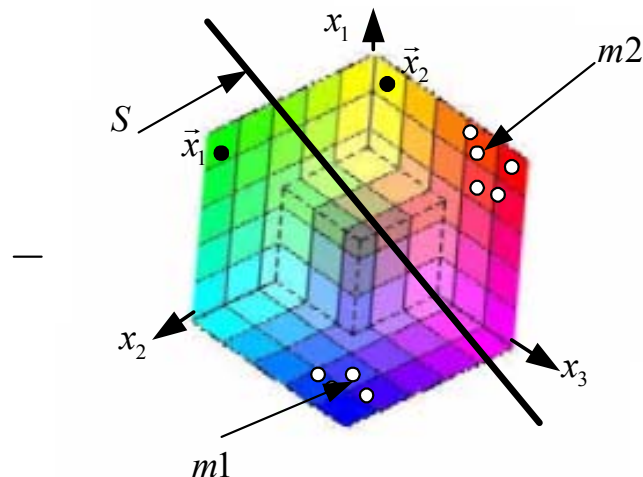


Рис. 2. Зображення простору RGB у вигляді куба.

Допустимо, ми хочемо навчити мережу розрізняти об'єкти синього кольору, які задані множиною вхідних даних  $m1$ , та об'єкти з червоним кольором поверхні. Вхідні множини векторів є лінійно роздільні й для реалізації достатня мережа з одним нейроном у вхідному шарі та двома у вихідному. Після навчання мережа розділить багатовимірний вхідний простір гіперплощиною  $S$ , як це показано на рис. 2. Тоді для всіх вхідних векторів, що лежать з одного боку цієї площини, вхід одного вихідного нейрона буде більше 0,5, а іншого – менше 0,5. Наприклад, для векторів з множини  $m1$  вихід першого близький до одиниці, другого близький до нуля, а для векторів з множини  $m2$  – навпаки. Зрозуміло, що для всіх векторів з кольором поверхні, близьким до червоного, мережа адекватно виконуватиме класифікацію, та водночас об'єкт з жовтим

кольором поверхні, якому відповідає вектор  $\vec{x}_2$ , мережа вважатиме колір його поверхні близьким до червоного. Аналогічно, об'єкт із зеленим кольором поверхні, якому відповідає вектор  $\vec{x}_1$ , буде віднесений до об'єктів синього кольору. Очевидно, ці проблеми можуть виникати і за довільної кількості класів. Для подолання цієї проблеми необхідно збільшити кількість нейронів у вхідному шарі.

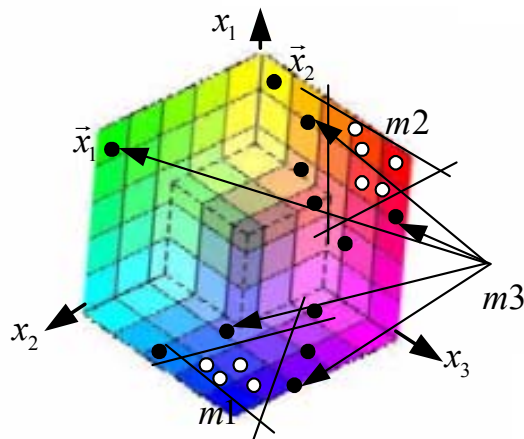


Рис. 3. Класифікація вхідних векторів по двох замкнених множинах.

Для вирішення проблеми необхідно взяти шість нейронів у вхідному шарі: по три нейрони на кожен з множин  $m1$  та  $m2$ , щоб отримати дві замкнені області. Однак цього замало. Додатково треба задати межі цих областей. Це можна зробити, увівши, наприклад, третю множину векторів  $m3$ , які не належать до множин  $m1$  та  $m2$  (див. рис. 3). Вектори  $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_j$  вказують на межі множин  $m1$  та  $m2$ , формально вони роблять значення виходів першого та другого нейронів близькими до нуля, а вихідний сигнал третього нейрона (який необхідно додати в мережу) – близьким до одиниці. Зрозуміло, що можна збільшити кількість нейронів у вхідному шарі для точнішого задання меж областей множин  $m1$  та  $m2$ .

На підставі наведених вище міркувань реалізовано нейромережевий пристрій класифікації об'єктів за кольором їхньої поверхні, блок-схема якого показана на рис. 4. Головним компонентом приладу є центральний мікроконтролер ATmega2560 [7], який слугує нейроеммулятором, крім того, керує іншими апаратними засобами та організовує взаємодію з комп'ютером. Мікроконтролер ATmega2560 є високопродуктивним восьмибітним контролером від фірми Atmel [8]. На жаль, він не підтримує роботи із числами з плаваючою комою, необхідними для більшості реалізацій нейромереж, тому довелося використовувати програмну емуляцію. Зрозуміло, що можлива реалізація й на інших контролерах. Зокрема, нині набувають популярності недорогі й потужні контролери родини ARM Cortex M, такі як STM32 від STMicroelectronics та Stellaris від Texas Instruments. Прості нейромережі можна реалізувати й на молодших контролерах

фірми Atmel, ATiny та MSP430 від Texas Instruments, однак вони будуть значно скромнішими за можливостями через жорсткі обмеження програмної та оперативної пам'яті.



Рис. 4. Нейромеревий пристрій класифікації об'єктів за кольором їхньої поверхні

Зчитування даних виконує відповідний сенсор. Зразок освітлюють світлодіодами трьох кольорів – червоним, зеленим та блакитним, відбите світло реєструють фоторезистором. Для зменшення впливу фонового випромінювання світлодіоди та фоторезистор розділені непрозорою (зафарбованою в чорний колір) перегородкою. Подальше врахування паразитного випромінювання, як безпосередньо від світлодіода, так і з навколишнього середовища, проводять вимірюванням рівня випромінювання за вимкненої підсвітки та коли увімкнуті всі три світлодіоди. За допомогою цих вимірювань сигнали для кожного кольору приводять до фіксованого інтервалу значень та подають на вхід нейромережі. Зниження напруги на фоторезисторі вимірюють вбудованим 10-бітним АЦП мікроконтролера.

Керування пристроєм відбувається за допомогою звичайної матричної 12-символьної цифрової клавіатури. Виведення результатів роботи та запитань для користувача виконують 16×2-символьним LCD-дисплеєм. Крім того, результати та додаткову інформацію можна передавати на комп'ютер за допомогою USB-to-USART перетворювача та апаратного USART мікроконтролера.

1. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика / Ф. Уоссермен. – М. : Мир, – 1992.
2. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс / С. Хайкин. – М. : ООО “И. Д. Вильямс”, – 2006.
3. Ciresan D. C., Meier U., Masci J., Schmidhuber J. Multi-Column Deep Neural Network for Traffic Sign Classification, Neural Networks // D. C. Ciresan, U. Meier, J. Masci, J. Schmidhuber. – Neural Networks. – 2012. – Vol. 32. – P. 333-338.
4. Ciresan D. C., Meier U., Schmidhuber J., Multi-column Deep Neural Networks for Image Classification // D. C. Ciresan, U. Meier, J. Schmidhuber. – IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition CVPR 2012. – 2012 – P. 3642-3649.
5. Freund Y. Large margin classification using the perceptron algorithm // Y. Freund, R. E. Schapire. – Machine Learning. – 1999. – Vol. 37(3). – P. 277–296.
6. Minsky M., Papert S., Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry / M. Minsky, S. Papert. – MIT Press, –1987.
7. Евстифеев А. В. Микроконтроллеры AVR семейств Tiny и Mega фирмы ATMEL, 5-е издание / А. В. Евстифеев. – Додэка-XXI, – 2008.
8. Трапперт В. AVR-RISC Микроконтроллеры. Архитектура, аппаратные ресурсы, система команд, программирование, применение / В. Трапперт. – МК-Пресс, – 2006.

## DEVELOPMENT OF UNIVERSAL NEUROEMULATORS BASED ON CONSUMER-LEVEL MICROCONTROLLERS.

A. Farenjuk, Z. Lyubun

*Ivan Franko National University of Lviv,  
Tarnavskogo Str. 107, UA – 79017 Lviv, Ukraine  
fareniuk@gmail.com*

In this paper we have shown that consumer-level controllers can be used to implement neuroemulators. We have used following controllers: 8-bit AVR family ATmega2560 (256Kb program memory) and ATtiny13 (1K6 program memory); 32-bit ARM Cortex-M3 family, STM32F100RB (128 K6 program memory). Several neural networks of different architecture and size were implemented to analyze data from microcontroller inputs and act correspondingly. Thus it was shown that neural networks can be implemented in wide variety of platforms. Also demonstrational surface color recognition device based on neural network implemented on ATmega2560 was developed. It was show that careful use of power-saving modes greatly increases autonomous working time.

*Key words:* neural network, perceptron, genetic algorithms, adaptive algorithms, pattern recognition, microcontrollers, intellectual systems.

---

**РАЗРАБОТКА УНИВЕРСАЛЬНЫХ НЕЙРОЭМУЛЯТОРОВ  
НА БАЗЕ МИКРОКОНТРОЛЛЕРОВ ПОТРЕБИТЕЛЬСКОГО УРОВНЯ****А. Фаренюк, З. Любунь**

*Львовский национальный университет имени Ивана Франко  
ул. Ген. Тарнавского, 107, 79017, Львов, Украина  
fareniuk@gmail.com*

Показано возможность использования контроллеров потребительского уровня, таких как ATmega2560 (256 КБ программной памяти), ATtiny13 (1 КБ программной памяти), 8-битные, семейства Atmel AVR и STM32F100RB (128 КБ программной памяти), 32-битные, серий ARM Cortex-M3 для реализации нейроэмуляторов. В этих целях создано несколько тестовых примеров нейросетей разного размера и архитектуры для обработки данных поступающих на входы микроконтроллеров. Продемонстрировано, что нейроэмуляторы могут быть реализованы на широком спектре платформ. Также разработано устройство распознавания цветов на базе контроллера ATmega2560. Показано, что аккуратное использование режимов энергосбережения позволяет сильно увеличить время автономной работы таких устройств.

*Ключевые слова:* нейронная сеть, перцептрон, генетические алгоритмы, адаптивные алгоритмы, распознавание образов, микроконтроллеры, интеллектуальные системы

Стаття надійшла до редколегії 23.04.2012

Прийнята до друку 15.05.2013