

## ФУНКЦІОНАЛЬНІ ОСОБЛИВОСТІ ОРГАНІЗАЦІЇ ДЕКОДЕРА ПЕРЕШКОДОСТІЙКИХ КОДІВ НА ОСНОВІ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

*В роботі розглянуто загальні принципи організації декодера перешкодостійких блочних кодів на базі тришарової штучної нейронної мережі, описано особливості настроювання і функціонування штучних нейронів кожного шару, наведено пояснення щодо організації роботи декодера для прикладу його застосування для кодів Хеммінга.*

*Ключові слова: коди Хеммінга, штучні нейронні мережі.*

L.O. LITVITSKIY, V.M. CHESHUN, V.I. CHORNENKIY  
Khmelnytskyi National University, Ukraine

### FUNCTIONAL FEATURES ORGANIZATION OF ERROR-CORRECTING DEVICES FOR NOISE-CODES BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

*Abstract - This paper discusses the use of artificial neural networks to improve the efficiency of the decoders of block noise codes. The general principles of anti-noise block codes decoder based on the three-layered artificial neural network tuning features described and functioning artificial neurons each layer, explains on the organization of a decoder for an example of its application for Hamming codes. The results indicate that the anti-noise block code decoders based on artificial neural networks have the ability to ensure the reduction of process time error correction and get the right results in a situation where traditional algorithms only fix mistakes.*

*Keywords: Hamming codes, artificial neural network.*

#### Вступ

Застосування перешкодостійких кодів базується на чотирьох типових операціях: кодування, декодування, виявлення і корекція помилок. Серед зазначених операцій найбільш складною і тривалою є саме корекція помилок, оскільки її виконання апаратними засобами інформаційних систем, в більшості випадків, є процесом ітераційним і пов'язане з ризиком неможливості отримання вірного результату традиційними алгоритмами через виникнення в повідомленнях помилок більшої за допустиму для обраного коду кратності [1].

Метою проведених досліджень було визначити можливості і принципи застосування апаратно-реалізованих штучних нейронних мереж (ШНМ) для підвищення ефективності роботи декодерів перешкодостійких кодів в операціях декодування, виявлення і корекції помилок.

#### Загальні принципи організації декодера

Для пояснення принципів організації і дії нейромережного декодера (НД) обрано систему передачі двійкових повідомлень з чотирьох інформаційних розрядів (загалом 16 варіацій), для кодування яких застосовується код Хеммінга з чотирма контрольними розрядами (три класичних для коду Хеммінга і додатковий з кодуванням до парності). Такий код застосовується для корекції одиночних помилок, але може виявляти та, за поглибленого аналізу і дотримання ряду додаткових умов, корегувати більшу кількість помилок [1].

Усунення ітераційної (циклічної) складової процесу корекції помилок та збільшення ефективності за критерієм кратності корегованих помилок стає досяжним при реалізації декодера на основі ШНМ. Для цього застосовується принцип дії мережі Хопфілда [2].

Якщо в каналі передачі даних не відбувалось зашумлень, тоді на вході декодера буде допустимий код і з його декодуванням не виникне проблем. Мережа Хопфілда використовується для вирішення конфліктів, коли вхідний вектор виявляється схожим більш ніж на одну кодову комбінацію з можливих 16. Тобто, незважаючи на те, що повідомлення може надходити спотвореним, воно все одно буде порівняне з усіма варіантами допустимих кодових комбінацій та прийме участь у остаточному рішенні, до якого вхідного вектора воно найближче [3].

ШНМ організовується у вигляді структури з трьох шарів, яких достатньо для вирішення поставленої задачі. Кількість штучних нейронів (ШН) першого шару відповідає розрядності отримуваних кодових комбінацій (8), а кількість ШН другого – кількості повідомлень (16). Нумерація шарів починається з нульового, оскільки вхідний шар не отримує вхідні сигнали від інших нейронів свого шару.

Три шари ШНМ мають наступне призначення:

- шар 0 – вхідний шар, складається з 8 нейронів, що отримують вхідний вектор;
- шар 1 – перший шар, складається з 16 ШН з образами правильних варіантів кодів;
- шар 2 – другий шар (мережа Хопфілда), складається з 16 ШН і відповідає за визначення самого сильного нейрону з попереднього шару.

#### Опис особливостей функціонування декодера

Ініціалізація роботи ШНМ відбувається подачею на входи коду закодованого повідомлення з 8 біт, кожен біт надходить на один нейрон вхідного шару. Якщо мережа має 8 активних входів, то значення ваг від ШН вхідного шару до ШН шару змагань встановлюються за правилами:

$$t_{ij}(0) = 1, \quad b_{ij}(0) = \frac{t_{ij}}{1+n},$$

де  $t_{ij}$  – вага зв'язку від  $j$ -го нейрону вихідного прошарку до  $i$ -го нейрону вхідного прошарку;  $b_{ij}$  – вага зв'язку від  $i$ -го нейрону вхідного прошарку до  $j$ -го нейрону вихідного прошарку;  $i=0, \dots, n-1$ ;  $j=0, \dots, m-1$ ;  $n$  – довжина кодової комбінації;  $m$  – кількість дозволених кодових комбінацій.

При подачі наступного набору, відмінного від першого, зв'язки будуть оновлені – генеруються наступні нові кластери пам'яті декодера.

При надходженні чергового вектора  $X=\{x_i; i=0, \dots, n-1\}$  генерується вихідний нейрон з номером  $m+1$ . У нього мають вже бути інші значення елементів. Єдине що не зміниться – значення ваг  $t_{ij}$ . Тобто, так само, як і при ініціалізації, ваги зустрічних зв'язків нейронів першого шару відповідають вхідному вектору:

$$t_{i \ m+1} = x_i, \quad b_{i \ m+1} = \frac{x_i}{0,5 + \sum_{k=0}^n x_k}$$

де  $i=0, \dots, n-1$ .

Для прикладу, якщо надходить сигнал 01101001, то всі ваги нейрону входу до нейрону першого шару будуть:  $b_{0j}=0$ ;  $b_{1j}=0.22$ ;  $b_{2j}=0.22$ ;  $b_{3j}=0$ ;  $b_{4j}=0$ ;  $b_{5j}=0.22$ ;  $b_{6j}=0$ ;  $b_{7j}=0.22$ . Якщо ж надходить вектор 11111111, тоді  $b_{0j}=0.118$ ;  $b_{1j}=0.118$ ;  $b_{2j}=0.118$ ;  $b_{3j}=0.118$ ;  $b_{4j}=0.118$ ;  $b_{5j}=0.118$ ;  $b_{6j}=0.118$ ;  $b_{7j}=0.118$ . За результатами розрахунку вагових коефіцієнтів нейронів першого шару вийшло, що майже усі гілки з'єднань мають значення 0.22 (лише перший та останній нейрони прошарку змагань мають значення 0.1 та 0.118 відповідно). Тобто для ідеальної активації першого нейрону, що відповідає за значення 00000000, мають прийти всі нулі, а для активації останнього – всі одиниці.

В другому шарі має виявлятися значення, що більше влаштовує мережу. Для цього спочатку потрібно встановити параметр схожості для визначення переможців з першого шару.

Нехай на входи до блоку подається невідомий новий вектор  $X=\{x_i; i=0, \dots, n-1\}$ . Кількість елементів кодової комбінації вхідного вектору 8 і їх значення можуть бути 0 або 1.

Відносно вхідного вектора на вході починають виконуються наступні дії:

1. Всі вихідні ШН першого шару робляться активними.
2. Для всіх активних ШН визначається значення функції активації:

$$f_j(x) = \sum_{i=1}^n b_{ij} * x_i, \quad j=0, \dots, n-1,$$

де  $b_{ij}$  – вага зв'язку від  $i$ -го ШН вхідного прошарку до  $j$ -го ШН вихідного прошарку;  $i=0, \dots, 7$ ;  $j=0, \dots, 15$ .

В досліджуваному варіанті значення функції активації майже для всіх (окрім першого та останнього) ШН виходу першого шару дорівнює 0.8. Для першого ШН потрібно передбачити те, що за відсутності одиниць або наявності лише однієї одиниці в коді він має бути активним, що передбачено наступним пунктом.

3. Всі активні ШН мають пройти перевірку на схожість з запам'ятованими образами при ініціалізації:

$$\frac{\sum_{i=1}^n t_{im} * x_i}{\sum_{i=1}^n x_i} \geq \rho,$$

де  $\rho$  – параметр схожості ( $0 < \rho < 1$  – чим ближче значення  $\rho$  до 1, тим суворіше фільтрування значень, що порівнюються). Частковим випадком є активація першого нейрона шару. Його нейрони мають пройти перевірку на виконання умови  $0 \leq \sum_{i=1}^n x_i < 1$ . Якщо контрольована умова не виконується, то перехід на

п.5.

4. Визначена міра схожості між вхідним вектором та запам'ятованим образом переміщується до результуючої вибірки та активізується відповідний нейрон другого шару нейронної мережі.

5. Нейрон, що не проходить перевірки на схожість із збереженим образом, робиться неактивним.

Як видно з наведеного опису роботи блоку підготовки даних, на жодному етапі виконання розрахунків не відбувається зміна вагових коефіцієнтів як входу, так і виходу кожного нейрона. Це означає, що мережа не адаптується до кожної вхідної комбінації, а просто визначає схожість отриманої інформації до інформації, яка збережена в пам'яті. Це особливо корисно для випадків, коли на якість коду можуть впливати певні перешкоди, а мережа, в кращому випадку, повинна не просто вміти визначити на який саме код схожа вхідна комбінація, але й вміти аналізувати, на який саме елемент коду найчастіше приходиться зашумлення. Тобто, в наступному шарі потрібно, щоб значення могли задаватися для кожного окремого випадку і модифікуватися у разі частого їх повторення.

В досліджуваній задачі також повинні враховуватись затримка активації та гальмування, адже всі ці параметри можуть впливати на кінцеву швидкість та продуктивність декодера. Порівняння на виході

кожного елементу прошарку змагань можна проводити завчасно задавши певне значення параметру  $p$ . Чим ближче це значення до 1, тим суворіший іде відбір. Для того, щоб на виході декодера отримувати лише всі базові значення, потрібно встановити  $p=0,9$ . Для нормальної ж роботи декодера потрібно, щоб значення  $p$  було в межах 0,5-0,6.

Взагалі, робота першого прошарку не затягнута на тривалий час – скориставшись один раз на першому кроці значеннями його вагових коефіцієнтів, мережа більше не звертається до нього до наступного надходження вхідного вектору. Він має активізувати тільки нейрони наступного шару.

Послідовність виконання операцій на другому шарі нейронної мережі.

1. На стадії ініціалізації мережі встановлюються вагові коефіцієнти синапсів:

$$w_{ij}^{(2)} = \begin{cases} \sum_{k=1}^m x_i^{(k)} x_j^{(k)}, & i \neq j \\ 0, & i = j \end{cases}$$

де  $i$  і  $j$  – індекси, відповідно, передсинаптичного і післясинаптичного нейронів;  $x_i^{(k)}$ ,  $x_j^{(k)}$  –  $i$ -й і  $j$ -й елементи вектора  $k$ -го зразка.

2. На входи мережі подається невідомий сигнал ( $x$ -номер ітерації). Його поширення безпосередньо встановлює значення виходів нейронів у відповідні значення  $y_i^{(0)} = x_i$  (нуль у дужках справа над  $y_i$  означає нульову ітерацію в циклі роботи мережі),  $i = 0, \dots, n-1$ . Через це, позначення на схемі мережі вхідних сигналів у явному вигляді носить суто умовний характер.

3. Розраховується новий стан нейронів  $s_j(t+1) = \sum_{i=0}^n w_{ij}(t)$ , коли  $j=0 \dots n-1$ , і нові значення виходів

$y_j(t+1) = f[s_j(t+1)]$ , де  $f$  – функція передачі сигналу (у вигляді порогової функції).

4. Перевірка того, чи змінилися вихідні значення виходів за останню ітерацію. Якщо так - перехід до пункту 2, інакше (якщо виходи стабілізувалися) – кінець проведення ітерацій. При цьому вихідний вектор являє собою зразок, що найкраще відповідає вхідним даним.

Після виконання останнього 4 кроку мережа Хопфілда завершує свою роботу. Один нейрон, що залишився активним, відповідає лише за один варіант декодування вхідного коду. Цей один сигнал надходить на вихід декодера і вже поширюється далі.

Значення виходу нейронної мережі може активізувати відповідний номер декодованого слова, але це вже вирішується за межами цієї системи.

#### Висновки

Отримані результати свідчать, що для реалізації нейромережного декодера перешкодостійких блочних кодів вистачає ШНМ з трьох шарів, можливостей яких достатньо для вирішення поставленої задачі. Коректна та якісна робота кожного наступного шару мережі залежить від попереднього. Для ефективної роботи ШНМ потрібно максимально точно підібрати значення латерального гальмування в другому шарі та параметр схожості в першому шарі.

Застосування ШНМ для апаратної реалізації декодера дозволяє зменшити тривалість процесу корекції помилок і отримувати вірний результат в ряді ситуацій, коли традиційні алгоритми декодування лише фіксують наявність помилок.

#### Література

1. Королёв А.И. Коды и устройства помехоустойчивого кодирования: научно-практическое издание / Королёв А.И. – Минск : Бестпринт, 2002. – 286 с.
2. Бодянский С.В. Штучні нейронні мережі / О.Г. Руденко, С.В. Бодянский. – Харків : ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. – 404 с.
3. Березкин А.А. Альтернативное декодирование помехоустойчивых кодов с использованием нейронных сетей / А.А. Березкин // Труды учебных заведений связи. – 2006. – № 175. – С. 8–15.

Рецензія/Peer review : 23.11.2015 р.

Надрукована/Printed : 5.12.2015 р.

Рецензент: д. т. н., проф. Мясіщев О.А.