



ВИРІШЕННЯ РЕГРЕСІЙНОЇ ПРОБЛЕМИ ДЕМОДУЛЯЦІЇ СИГНАЛІВ З АМПЛІТУДНОЮ МОДУЛЯЦІЄЮ БАГАТЬОХ СКЛАДОВИХ

І. Цимбалюк

Національний університет “Львівська політехніка”, вул. С. Бандери, 12, Львів, 79013, Україна

Відповідальний за рукопис: Іван Цимбалюк (e-mail: zymbaliuk@gmail.com)

(Подано 21 березня 2023)

Розглянуто підхід до демодуляції сигналів з амплітудною модуляцією багатьох складових (АМБС), який ґрунтується на використанні регресійної нейронної мережі. Пояснено принцип дії попередньо розробленого алгоритму генерації сигналів із АМБС, висвітлено проблематику визначення вирішуваного завдання, запропоновано демодуляційну нейронну мережу на основі цього алгоритму, її протестовано і запроваджено метод валідації.

Ключові слова: амплітудна модуляція багатьох складових (АМБС); обробка сигналів; нейронна мережа.

УДК 621.126

1. Вступ

Сучасний стан розвитку нейронних мереж та машинного вивчення дає змогу розглядати їх як доволі конкурентоспроможний допоміжний засіб оброблення інформації в телекомунікаційних системах.

Одним із факторів такого розвитку є постійне збільшення швидкодії комп'ютерних систем і створення доступних засобів роботи з нейронними мережами. Набули популярності сервіси на основі нейронних мереж, що виконують різноманітні функції – віртуальні асистенти, що виконують вказівки, дані натуральною людською мовою, розважальні застосунки, які пропонують гіпотези щодо контенту, який може сподобатись користувачу, аналізуючи попередньо спожитий контент, застосунки, що дають змогу відновлювати старі фотографії, навіть фільми, і додавати до них кольори та багато інших найрізноманітніших сервісів.

Ідея використання нейронних мереж саме для оброблення сигналів не є новою [1], проте швидкодія сучасних процесорів і її гіпотетичне збільшення у майбутньому згідно з законом Мура (хоч в оригінальному вигляді він покриває лише CMOS мікропроцесори та DRAM, проте з деякими доповненнями охоплює й інші види швидкодіючої елементної бази[2]) дає можливість розглядати нейронні мережі як засіб оброблення інформації.

Низка інших робіт уже стосувалася розв'язання найрізноманітніших задач за допомогою регресійних моделей, переважно задач прогнозу – серед яких аналіз імовірної тривалості життя [3], прогнози енергоспоживання в житлових будинках [4], передбачення динаміки зміни цін на житло [5] та результатів іспитів абітурієнтів [6], прогноз ефективності роботи сонячних панелей [7] та багато інших.

У статті розглянуто використання нейронної мережі, що розв'язує регресійну задачу визначення символу сигналу із застосуванням комірок Вороного для позначення меж визначення символів, що було би набагато складніше реалізувати у системі, яка не містить мікропроцесора або спеціальних розрахункових модулів.

2. Особливості АМБС сигналів

Вибраний вид модуляції – амплітудна модуляція багатьох складових із трьома компонентами (АМБС) – це такий вид амплітудно-фазової маніпуляції, який характеризується більшою стійкістю до шуму, ніж у КАМ-сигналів схожих порядків за таких самих прикладених потужностей [8].

АМБС-сигнал $U_{\text{АМБС}}(t)$ визначається як сума його N компонент із різницею у їх початкових фазах, що становить $\phi_0 + \phi_n$ (рад):

$$U_{\text{АМБС}}(t) = U_n a_n U_{m_n}(t) \cos(\omega_0 + \phi_0 + \phi_n), \quad (1)$$

де a_n – це коефіцієнт пропорційності n -го підканалу, та $U_{m_n}(t)$ – модуляційні сигнали n -го входу модуляторів.

Відстань між найближчими точками сигнального сузір'я АМБС визначається таким виразом:

$$d_{\text{сигн}} = U(M_u - 1), \quad (2)$$

де U – максимально можлива амплітуда сигналу та M_u – кількість рівновіддалених рівнів.

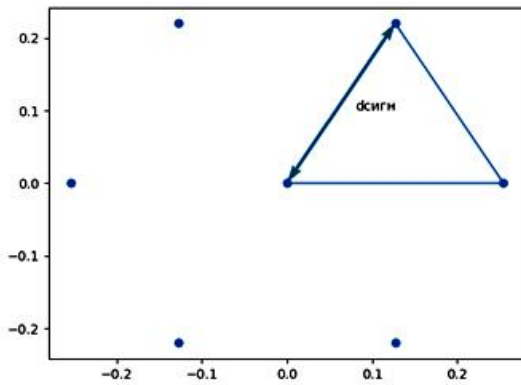


Рис. 1. Фрагмент сигнального сузір'я АМБС

Якщо між точками сигнального сузір'я (у випадку АМБС саме з трьома компонентами) провести лінії, утвориться “мозаїка” із рівносторонніх трикутників з довжиною сторін $d_{\text{сигн}}$ (рис. 1).

Для отримання **координат точок сигнального сузір'я АМБС**, що надалі стануть основою для алгоритмів генерації ввідних даних нейронної мережі, розроблено методику розрахунку, що використовує медіану d_M рівностороннього трикутника зі сторонами $d_{\text{сигн}}$, тобто відстань між горизонтальними рівнями трискладової АМБС.

Спершу розраховують евклідову відстань між найближчими сигнальними точками:

$$d_{\text{сигн}} = 2 \frac{d_M}{\sqrt{3}}. \quad (3)$$

Сузір'я також можна розділити на горизонтальні рівні, кількість яких визначається виразом:

$$N_y = \frac{1}{d_M} + 1. \quad (4)$$

Кількість точок на одному горизонтальному рівні, своєю чергою, визначається таким виразом:

$$N_x = \frac{1}{\left(\frac{d_M}{\sqrt{3}}\right)}. \quad (5)$$

Горизонтальні рівні далі ділять на парні та непарні, між ними встановлюється зсув – на половину евклідової відстані.

Отже, X-координати окремих точок на парних горизонтальних рівнях визначаються таким виразом:

$$x_{i+N_x} = i \frac{d_{\text{сигн}}}{2}, \quad (6)$$

де $i \in \{-N_x; N_x + 1\}$.

Подібно визначають X-координати окремих точок на непарних горизонтальних рівнях:

$$x_{i+N_x} = \frac{d_M}{2} + i \frac{d_{\text{сигн}}}{2}, \quad (7)$$

де $i \in \{-N_x; N_x + 1\}$.

Y-координати окремих точок, своєю чергою, визначають так:

$$x_{j+N_y} = i \cdot d_M, \quad (8)$$

де $j \in \{-N_y; N_y\}$.

Виконавши попередні розрахунки, отримаємо набір точок, який хоч і відповідає рівносторонній трикутній мозаїчній структурі трикомпонентного АМБС, та все ж ще не є сигналом АМБС через вихід деяких точок за межі максимальної амплітуди (рис. 2).

У результаті з отриманих $N_x N_y$ точок залишаються лише ті, координати яких відповідають умові $\sqrt{x_i^2 + y_j^2} < U$, і вже цей набір точок відповідає певному конкретному порядку АМБС (рис. 3).

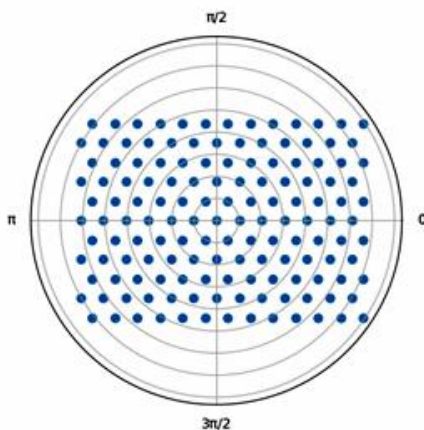


Рис. 2. "Невідфільтроване" сигнальне сузір'я 55-АМБС

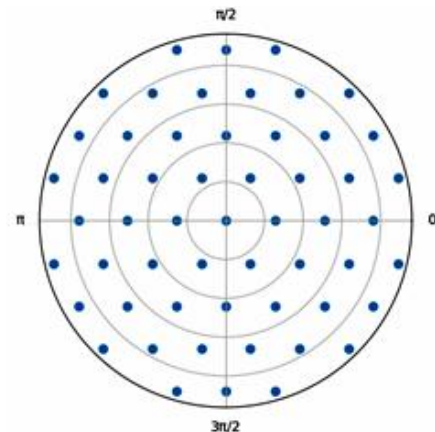


Рис. 3. Сигнальне сузір'я 55-АМБС

3. Метод представлення випадкових значень сигналу

Для представлення множин випадкових значень різних символів сигналів АМБС запропоновано метод, який полягає у використанні комірок Вороного як способу розділення простору між точками сигнального сузір'я.

Такий спосіб є ефективнішим від встановлення лише лімітів фаз і амплітуд. Пояснюється приріст ефективності тим, що межі підплощин навколо всіх (сусідніх між собою) точок прокладено так, щоб бути рівновіддаленими до точок, між якими ці межі проходять.

Також варто зазначити, що саме у випадку оброблення сигналу нейронною мережею такий метод цікавий завдяки простішій його реалізації порівняно з тим, якби так оброблявся сигнал АМБС у тривіальнішому приймачі.

У випадку АМБС із трьома компонентами маємо рівносторонню трикутну мозаїчну структуру сигнального сузір'я і рівносторонні шестикутні комірки Вороного між сигнальними точками.

Незалежно від кількості кутів комірку Вороного завжди можна подати у вигляді комбінації певної кількості трикутників. У нашому конкретному випадку це шість рівносторонніх трикутників. Такий поділ потрібен для спрощення подальших розрахунків завдяки використанню тригонометричних властивостей цих трикутників.

Також варто зазначити, що у разі поділу комірки на трикутники досягається найбільша однорідність розподілу точок між трикутниками, за умови, що кількість точок у кожному трикутнику пропорційна до його площі, нормованої щодо найбільшого трикутника (якщо фігура ділиться на трикутники різного розміру).

Знаючи, що всі комірки Вороного в сигнальному сузір'ї виду модуляції, розглянутому в цій статті, однакової форми, доцільно обчислити лише координати кутів комірки навколо початку координат і надалі екстраполювати цю комірку на всі інші точки. Координати найближчих до нульової точок сузір'я та кутів комірки нульової точки визначають, взявши до уваги тригонометричні властивості рівносторонніх трикутників.

Таблиця 1

Координати найближчих до нульової точок сузір'я

№	1	2	3	4	5	6
x	$\frac{d_M}{\sqrt{3}}$	$2\frac{d_M}{\sqrt{3}}$	$\frac{d_M}{\sqrt{3}}$	$-\frac{d_M}{\sqrt{3}}$	$-2\frac{d_M}{\sqrt{3}}$	$-\frac{d_M}{\sqrt{3}}$
y	d_M	0	$-d_M$	$-d_M$	0	$-d_M$

Таблиця 2

Координати кутів комірки Вороного нульової точки сузір'я

№	1	2	3	4	5	6
x	0	$\frac{d_M}{\sqrt{3}}$	$\frac{d_M}{\sqrt{3}}$	0	$-\frac{d_M}{\sqrt{3}}$	$-\frac{d_M}{\sqrt{3}}$
y	$\frac{2d_M}{3}$	$\frac{d_M}{3}$	$-\frac{d_M}{3}$	$-\frac{2d_M}{3}$	$\frac{d_M}{3}$	$\frac{d_M}{3}$

У випадку заповненої випадковими варіаціями сигналу комірки (рис. 4) центральна точка (помаранчева) відповідає сигналу символу без шумів і всі інші точки в межах комірки відповідають сигналу із різними зрушеннями за фазою чи амплітудою.

Якщо прийнято припущення щодо більшої ефективності комірок Вороного як поділу площини між точками, можна розрахувати приріст ефективності порівняно з прямокутними комірками (рис. 5) (фазо-амплітудними порогоми розпізнавання символів) за таким виразом:

$$A_{diff} = \frac{d_M^2(2 - \sqrt{3}) + d_M^2(\sqrt{3} - 1)}{6\sqrt{3}}, \quad (9)$$

Розрахована різниця площі комірок за одиничної d_M дорівнює $\sim 9,62\%$.

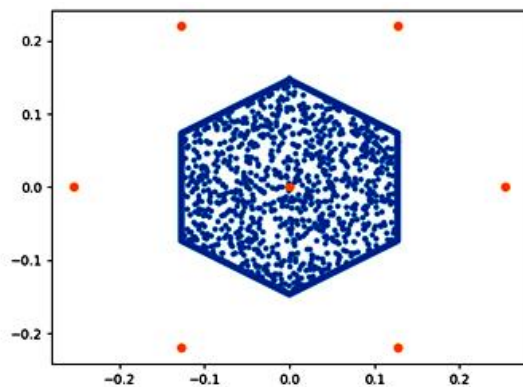


Рис. 4. Заповнена випадковими точками комірка Вороного

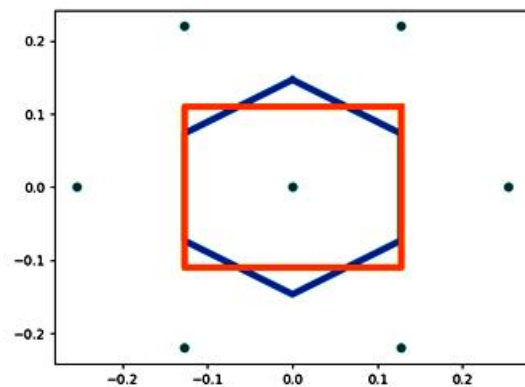


Рис. 5. Порівняння порогової комірки із коміркою Вороного

4. Алгоритм генерування навчальної вибірки

Користуючись попередньо виконаними розрахунками, можна сформуванати алгоритм роботи програмного продукту. Весь програмний продукт (разом із самою нейронною мережею) можна поділити на три частини (рис. 6).

Генерацію вибірок також поділено на декілька етапів, першим із яких є розрахунок координат точок сигнального сузір'я (рис. 7, зліва).

Створений алгоритм дає змогу користувачу вибирати порядок сигналу АМБС, задавати горизонтальний зсув сузір'я, що своєю чергою дає змогу уникати наявності сигнальної точки в нулі координат. Як d_m , так і $d_{зсув}$ задають в межах від 0 до 1.

Щоб уникнути вкладених циклів третього і більших порядків, кількість точок на горизонтальних рівнях розраховують з певним запасом, відтак точки, що виходять за межі одиничного кола, фільтрує окрема підпрограма (рис. 7, справа).

Нумерація точок спрямована знизу вгору і зліва направо, а самі значення їх координат записують в комірки масиву у вигляді типу даних *tuple* – кілька довільних значень в одній змінній.

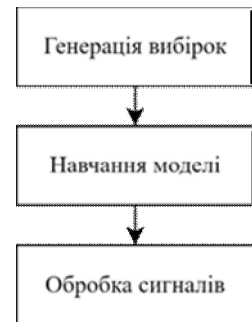


Рис. 6. Частина програмного продукту

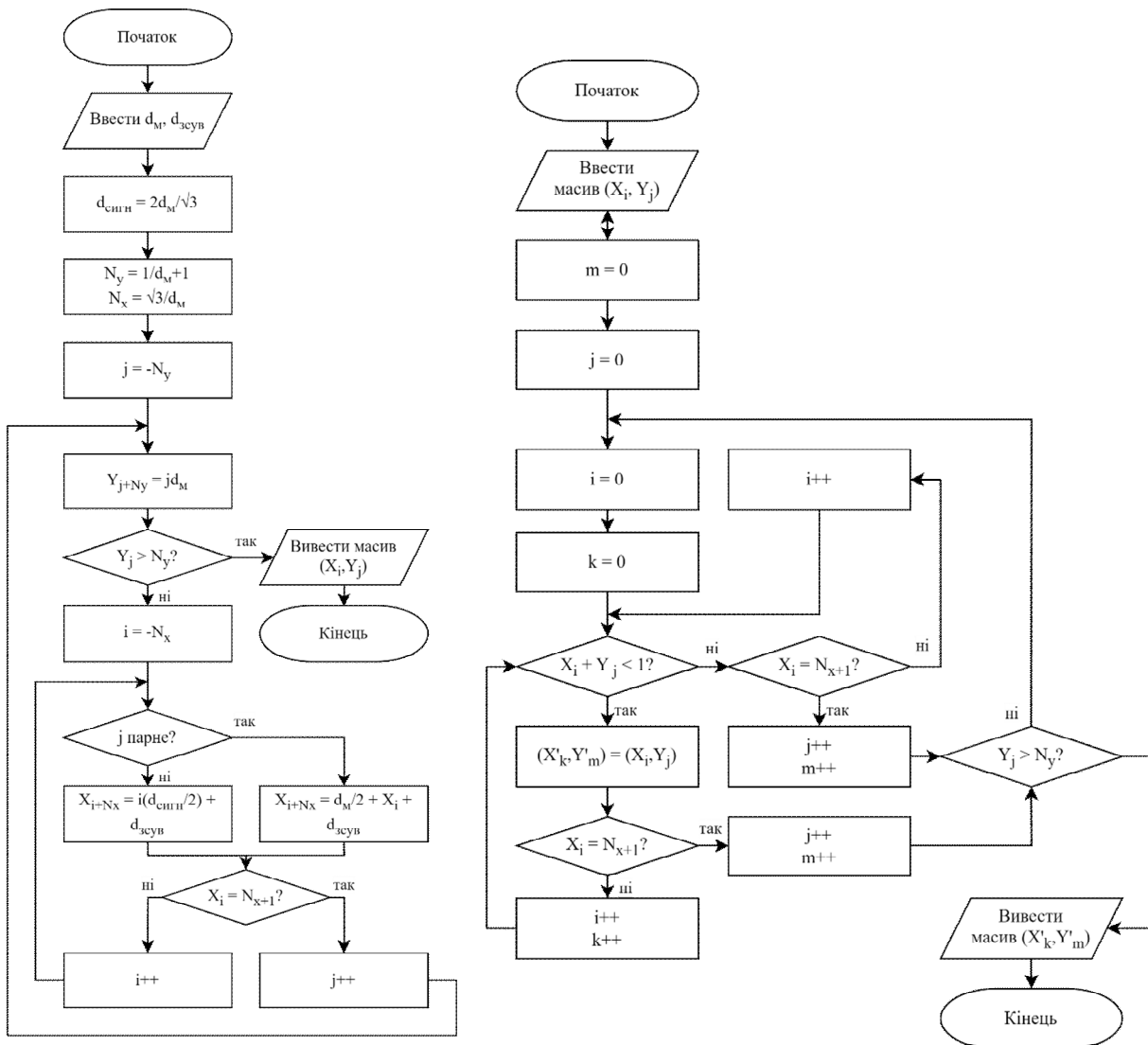


Рис. 7. Блок-схема підпрограм розрахунку координат окремих символів сигналу АМБС (зліва) і фільтрування точок з-поза одиничного кола (справа)

Обчислення координат усіх сигнальних точок сузір'я дає змогу перейти до наступного кроку – створення “зашумлених” вибірок (рис. 8). Масив координат точок тут використовується як вхідні дані, навколо яких формуються комірки Вороного і заповнюються певною кількістю точок з напіввипадковими координатами в межах комірки, зі щільністю у межах, які задав користувач.

Комірки заповнюються у три етапи. Спершу заповнюють шість сегментів комірки навколо нульової координати. Далі всі значення додаються в один масив. Далі цей масив екстраполюють на всі сигнальні точки сузір'я АМБС, додаючи координати.

Загалом нейронні мережі можуть розв'язувати два види задач – задачі класифікації та задачі регресії. Ці види відрізняються даними, які одержують на виході нейронної мережі – у випадку задачі класифікації – отримують об'єкт (або підтвердження належності вхідних даних до певної групи об'єктів), у іншому випадку, коли розв'язується задача регресії, отримують число. У випадку задачі демодуляції за допомогою нейронних мереж вихідними даними є окремі символи сигналів, які, своєю чергою, можуть бути подані і як об'єкти, і як числа, що залишає певний простір для маніпуляцій.

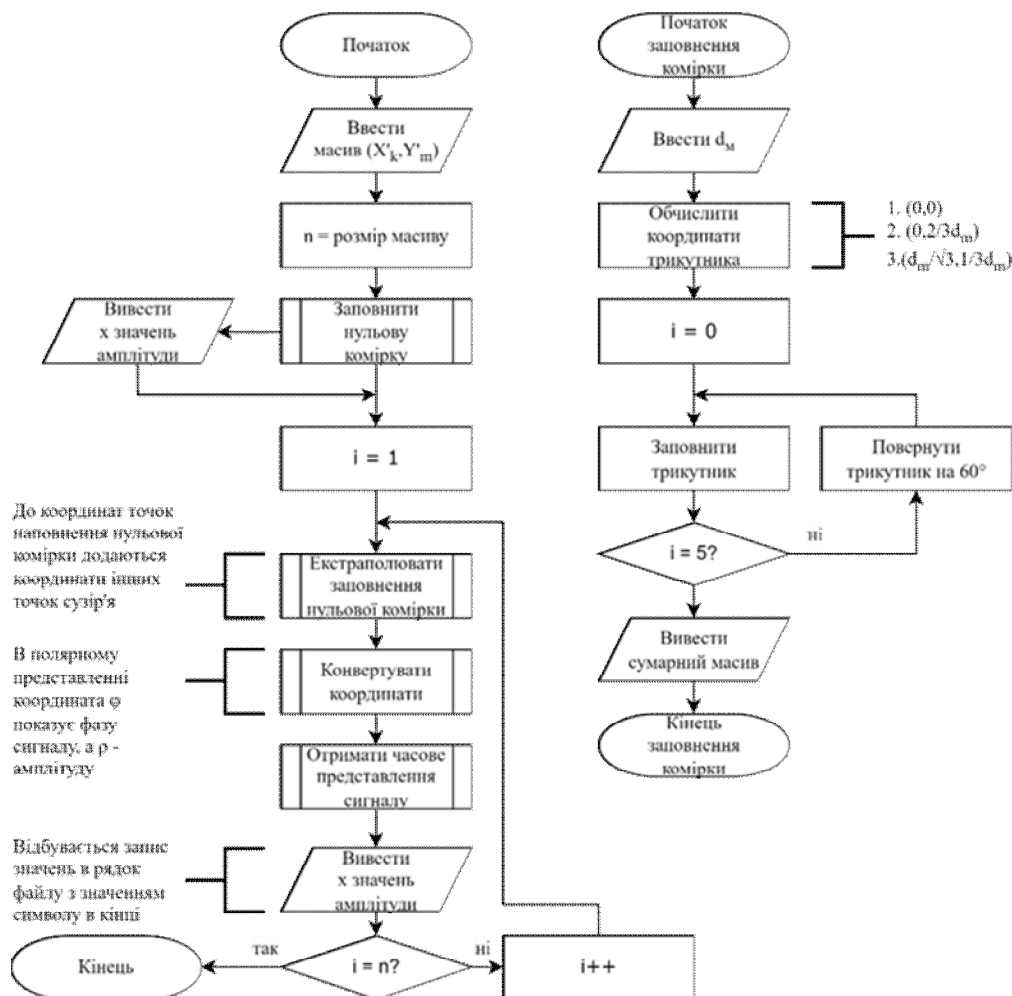


Рис. 8. Блок-схема підпрограми фільтрування точок за межами одиничного кола

Множини точок, що наповнюють комірку на сигнальному сузір'ї, надалі екстраполюються на часове представлення сигналів, за допомогою такої формули:

$$S(t) = \sqrt{x^2 + y^2} \sin\left(t + \tan^{-1}\left(\frac{y}{x}\right)\right), \quad (10)$$

де x та y – координати точок сигнального сузір'я на декартовій площині.

Екстрапольовані множини точок надалі формують аналогічні комірки навколо точок, що відповідають миттєвим значенням дискретизованого сигналу (рис. 9).

У випадку нашої системи робимо припущення, що синхронізація працює достатньо стабільно. Точки дискретизації для генерування сигналу виставлено на точках $0, 0.6\pi, 1.3\pi$ та 2π .

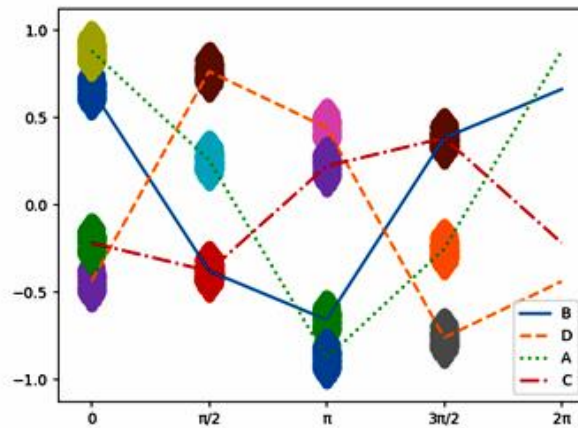


Рис. 9. Часове представлення сигналів АМБС з екстрапольованими комірками Вороного

5. Формування та компіляція моделі, оцінювання точності

Запропонована система описується як послідовна модель нейронної мережі із вхідного шару, кількість нейронів якого відповідає порядку АМБС, що використовується як вхідний сигнал, певній кількості прихованих шарів та одному вихідному шару, з якого отримуємо число, що відповідає порядку розпізнаного символу (рис. 10).

Як алгоритм оптимізації використано Adam і розрізнену категоричну крос-ентропію для середніх шарів із функцією активації згладженого вузла середніх шарів та лінійною активацією вихідного нейрона.

Для демонстрації ефективності системи рівень сигнал/шум вхідних даних встановлено на рівень 1/3. Рівень сигнал/шум у системі регулюється множителем координат комірок Вороного навколо точок відліку сигналу в часовому його представленні. Отже, в результаті утворюється модель, яка враховує перекриття сусідніх комірок (рис. 11).

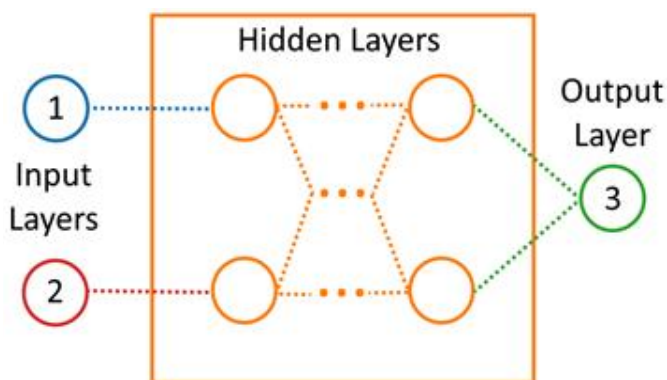


Рис. 10. Схематичне зображення структури запропонованої системи

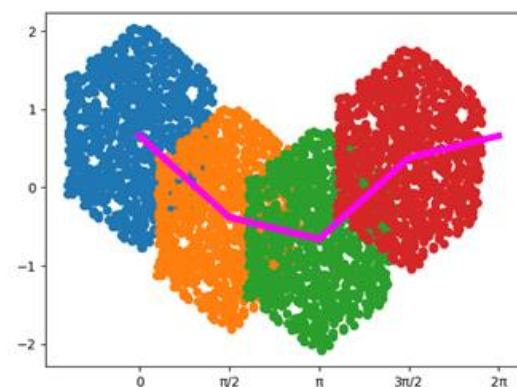


Рис. 11. Перекриття комірок Вороного навколо відліків у одному символі

Варто відзначити необхідність зміни деяких параметрів компіляції моделі залежно від складності вхідного сигналу. Одним із таких параметрів є кількість навчальних періодів – “epochs” (епохи). Кожен порядок АМБС потребує більшої кількості “epoch” і чим складніший сигнал, тим вищим має бути цей параметр (рис. 12).

Хоча, підлаштовуючи кількість “epoch”, досягли максимального значення точності, варто зауважити, що Keras, вибраний інструмент для компіляції нейронної мережі, та вбудовані засоби вимірювання точності якого були використані, є дещо обмеженими. Висновок про точність системи

роблять лише на основі навчальної вибірки, тому запропоновано окремий програмний модуль, який генерує новий набір даних, з розмірністю відповідно до порядку похибки, яку потрібно отримати, і визначає точність на основі кількості помилок, зроблених уже з новим більшим набором даних. Принцип роботи модуля полягає у переборі по черзі всіх рядків (кожен з яких містить значення амплітуд, що відповідають певному символу, та сам порядковий номер символу, використовуваний для подальшої верифікації) перевіряльного файла, порівнянні передбачуваного значення з реальним і підрахунку невідповідностей, що в кінцевому результаті дає змогу визначити імовірність помилки.

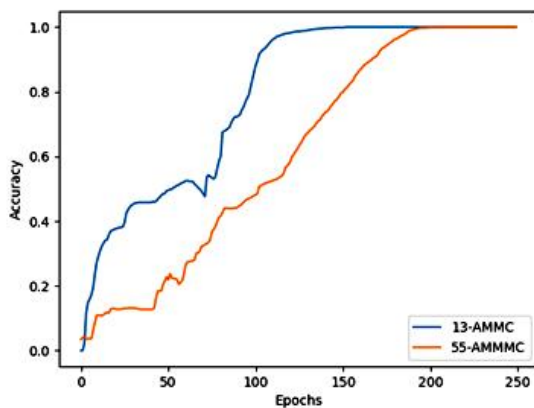


Рис. 12. Залежність точності від кількості навчальних періодів

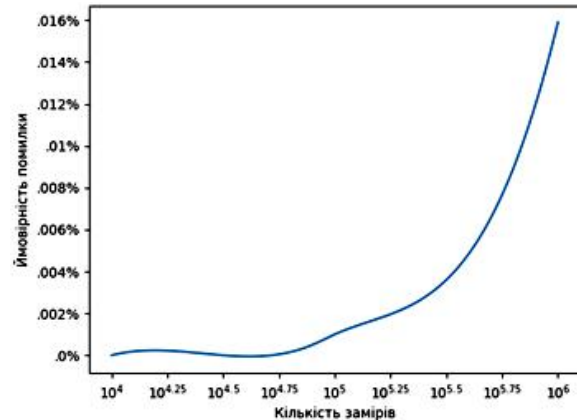


Рис. 13. Залежність ймовірності помилки від кількості замірів

Отриманий програмний модуль показує збільшення відсоткового шансу отримати помилку залежно від кількості замірювань, починаючи з того, що помилки майже відсутні, якщо 10^4 (що приблизно відповідає точності вбудованої метрики Keras, і всі наступні значення отримані лише за допомогою додаткового програмного модуля), і шанси збільшуються до 0,016 %, якщо 10^6 (рис. 13).

Висновки

Запропонована система демонструє імовірність помилки 0,016 % (або $1,6 \times 10^{-4}$) за 10^6 замірів та відношення сигнал/шум – 1/3. Беручи до уваги високий рівень доданих шумів та визначення символів, спираючись на один період, отриману точність можна вважати задовільною, а саму систему такою, яка приблизно відтворює функціонал аналогічної апаратної системи, приймаючи значення амплітуд в певні моменти часу і видаючи символи на виході.

Список використаних джерел

- [1] D. Malkoff, "A Neural Network for Real-Time Signal Processing", *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS 1989)*, 1989, Vol. 2, pp. 248–255.
- [2] DeBenedictis, E. P., "It's Time to Redefine Moore's Law Again", *Computer*, 2017, Vol. 50(2), pp. 72–75.
- [3] A. Pandey and R. Chhikara, "Analysis of Life Expectancy using various Regression Techniques", *2020 2nd International Conference on Advances in Computing, Communication Control and Networking (ICACCCN)*, 2020, pp. 209–213.
- [4] P. A. Schirmer, I. Mporas and I. Potamitis, "Evaluation of Regression Algorithms in Residential Energy Consumption Prediction", *2019 3rd European Conference on Electrical Engineering and Computer Science (EECS)*, 2019, pp. 22–25.
- [5] C. R. Madhuri, G. Anuradha and M. V. Pujitha, "House Price Prediction Using Regression Techniques: A Comparative Study", *2019 International Conference on Smart Structures and Systems (ICSSS)*, 2019, pp. 1–5.
- [6] M. S. Acharya, A. Armaan and A. S. Antony, "A Comparison of Regression Models for Prediction of Graduate Admissions", *2019 International Conference on Computational Intelligence in Data Science (ICCIDS)*, 2019, pp. 1–5.

- [7] T. Verma, A. P. S. Tiwana, C. C. Reddy, V. Arora and P. Devanand, "Data Analysis to Generate Models Based on Neural Network and Regression for Solar Power Generation Forecasting", 2016 7th International Conference on Intelligent Systems, Modelling and Simulation (ISMS), 2016, pp. 97–100.
- [8] I. Horbatiy, "Research on Properties of Devices for Shaping and Processing of Signals Based on Amplitude Modulation of Many Components", *Radioelectronics and Communication Systems*, 2018, Vol. 61, pp. 457–476.
- [9] I. Horbatiy and I. Tsymbaliuk, "Neural Network Based Approach for Demodulation of Signals with Amplitude Modulation of Many Components", 2022 IEEE 16th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET), 2022, pp. 114–117.
- [10] S. Kavitha, S. Varuna and R. Ramya, "A comparative analysis on linear regression and support vector regression", 2016 Online International Conference on Green Engineering and Technologies (IC-GET), 2016, pp. 1–5.

SOLUTION OF THE REGRESSION PROBLEM OF DEMODULATION OF SIGNALS WITH AMPLITUDE MODULATION OF MANY COMPONENTS

Ivan Tsymbaliuk

Lviv Polytechnic National University, 12, S. Bandery str., Lviv, 79013, Ukraine

The article is devoted to the consideration of AMBS features, highlighting the methodology of AMBS signal calculation for presentation in the form of a signal constellation and time graphs, and the use of calculated signals as input data for training a neural network that performs the task of signal demodulation. To represent sets of random values of different symbols of AMBS signals, a method was proposed, the essence of which is the use of Voronoi cells as a way of dividing the space between the points of the signal constellation, which is more efficient from a geometric point of view, compared to how signals are represented in trivial information transmission systems. The theoretical increase in the efficiency of the proposed method was calculated in comparison with the trivial approach assuming a higher efficiency of Voronoi cells as a way to divide the space between points. The described methods and techniques were embodied in the algorithm of the software product, which performs the task of forming the AMBS constellation, creating noisy variations of the signal around the points, recording these variations in a file, which is later used in the training of the neural network. The principle of operation of the software product based on previously formed algorithms is described, the algorithms themselves are described, their effectiveness is evaluated, the design decisions of the software product structure are explained, in particular, attention is paid to flexibility and the possibility of adjustment for specific cases. It is described with what data and in what form the created system operates. The efficiency of the created system was evaluated using relatively high values of added noise in the analyzed signal. Conclusions are drawn regarding ways to maximize system efficiency, and the dependence of accuracy on various model parameters is depicted. The algorithm for assessing the accuracy of the prediction of the neural network was formed, implemented in the form of a subroutine of the software product, the accuracy of the proposed system was evaluated, and conclusions were drawn about the work done.

Key words: *amplitude modulation of many components (AMMC); signal processing; neural network.*