

МЕТОДИ ОПРАЦЮВАННЯ ГАРМОНІЧНИХ СИГНАЛІВ НА ОСНОВІ СПЕЦПРОЦЕСОРІВ З НЕЙРОПОДІБНИМИ КОМПОНЕНТАМИ

© Заведюк Т., 2013

Викладено методи та теоретичні засади цифрового опрацювання інформаційних потоків, представлених гармонічними сигналами на основі спецпроцесорних засобів з нейроподібними компонентами. Перетворення та розпізнавання вхідних сигналів виконується формальним нейроном шляхом формування імпульсних потоків в особливих точках гармонічних сигналів. Ідентифікація сигналів виконується на основі автокореляційних спецпроцесорів.

Ключові слова: нейрон, вейвлет, гармонічний сигнал, модель формального нейрона, спецпроцесор, нейроподібний процесор.

The stated methods and theoretical foundations of digital processing of data streams presented harmonious signals based specprocessors funds from neuron components. Transformation and recognition of input signals is performed by forming a formal neuron impulses at specific points of harmonic signals. Identification signals are based on autocorrelation special processor.

Key words: neuron, wavelet, harmonic signal, model of formal neuron, specprocessor, neuroprocessor.

Вступ

Потужний розвиток мікроелектроніки, теорії алгоритмів, програмного забезпечення створює нові можливості дослідження роботи інформаційно-біологічних систем у задачах розпізнавання образів. Цьому сприяють і дослідження біонейронних систем, особливостей їх функціонування, отримання, перетворення та зберігання ними інформації, що обумовлює необхідність побудови та використання відповідних моделей нейронів. Розширення можливостей комп'ютерного моделювання таких процесів, а також побудова спеціалізованих нейропроцесорів є актуальною науково-технічною задачею.

Розпізнавання образів на основі взаємодіяючих процесорів широко використовується в науці і техніці. Цей клас задач охоплює широку сферу як теоретичних, так і прикладних досліджень в галузі моделювання та реалізації процесорів, зокрема: виявлення та розпізнавання сигналів; приймання маніпульованих шумоподібних кодів та сигналів; цифрову голографію, томографію та ін.

Сучасні досягнення мікроелектроніки та комп'ютерної техніки створюють умови для практичного вдосконалення та дослідження моделей біонейронних процесорів розпізнавання образів.

Біонейронні системи глибоко досліджуються у всьому світі з позицій біології, нейрокібернетики, теорії сигналів, теорії кодування інформації [1]. При цьому важливою задачею є комп'ютерне моделювання особливостей функціонування біонейронних систем, отримання, перетворення та зберігання ними інформації.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Для розв'язання широкого класу задач у галузі інтелектуальної обробки даних все більше застосовуються гібридні нейро-фаззі-системи і вейвлет-нейро-фаззі-системи, що об'єднують переваги кожного з підходів та мають покращені апроксимуючі властивості, при цьому не

втрачають здатності функціонувати в реальному часі. Такими системами є архітектури типу Ванга-Менделя [2], адаптивні нейро-фаззі системи Такагі–Сугено–Канга [3], вейлет-нейро-фаззі мережі [4], адаптивні вейвлет-нейро-фаззі системи з W-нейронами [5–7].

Вейвлет-нейрон достатньо близький за архітектурою до формального нейрона з n входами [8]. Структуру вейвлет-нейрона наведено на рис. 1. При надходженні на вхід вейвлет-нейрона векторного сигналу $x(k)$ ($k=0,1,2,\dots$ – поточний дискретний час) на його виході формується скалярне значення

$$y(k) = \sum_{i=1}^n f_i(x(k)) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{h_j} w_{ji}(k) \varphi_{ji}(x_i(k)),$$

де $w_{ji}(k)$ – синаптичні ваги, $\varphi_{ji}(x_i(k))$ – вейвлет-функції.

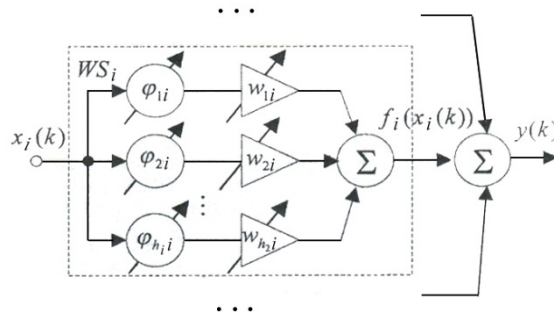


Рис. 1. Архітектура вейвлет-фазі-нейрона

Зауважимо, що вейвлет-нейрон за архітектурою збігається з нео-фаззі нейроном Т. Ямакави [9], відрізняючись тим, що замість трикутних функцій належності в нелінійних синапсах використовуються парні вейвлети. Разом з тим, як показав Б. Коска [10], використання парних вейвлетів не суперечить ідеям нечіткого логічного висновку, при цьому конкретним значенням вейвлет-функцій може бути надано значення рівнів належності.

Як такі функції можна використати вейвлет “Mexican Hat”, що має вигляд

$$\varphi_{ji}(x(k)) = (1 - \tau_{ji}^2(k)) \exp\left(-\frac{\tau_{ji}^2(k)}{2}\right),$$

де $\tau_{ji}(k) = (x_i(k) - c_{ji}(k)) \sigma_{ji}^{-1}(k)$, $c_{ji}(k), \sigma_{ji}^{-1}(k)$ – параметри, що визначають положення центру (зсуву) та ширину (розтягнення) і належності деякому інтервалу $\underline{c} < c_{ji}(k) \leq \bar{c}, \underline{\sigma} \leq \sigma_{ji}(k) \leq \bar{\sigma}$.

Опрацювання інформаційних потоків нейроподібними процесорами ефективно виконується згідно із оператором Колмогорова–Габора [11]:

$$Z(t) = \alpha_0 x(t) + \alpha_1 \frac{dx}{dt} + \alpha_2 \int x dx + \alpha_3 \frac{d^2 x}{dt^2} + \dots + \alpha_i \int x(t)x(t+\tau) dx + \dots,$$

де α_0, α_i – вагові коефіцієнти; $\int x(t)x(t+\tau) dx$ – автокореляційна функція вхідного сигналу.

Функціональними обмеженнями відомих моделей нейронів є неортогональність перетворення в результаті сумування зважених вхідних сигналів нейронів. Застосування теоретико-числового базису Крестенсона, який породжує систему числення залишкових класів, як показано у [12], дозволяє використати наступні порогові функції за модулем P_j :

$$[h_j] = \text{res} \sum_{i=1}^k [\oplus x_i] (\text{mod } P_j), [h_j^*] = \text{res} \sum_{i=1}^k \alpha_j \cdot [h_j], [Z_i] = \text{res} \sum_{j=1}^k \beta_j \cdot [h_j] (\text{mod } P_0),$$

де $[h_j]$ – імпульсний сигнал з числом імпульсів, яке дорівнює найменшому невід’ємному залишку порогової модульної операції; res – символ порогової операції за модулем P_j ; α_j – вагові коефіцієнти

моделі нейрона; β_j та P_0 – відповідно вагові коефіцієнти та пороговий модуль приймального нейрона H_0 .

Проведений аналіз останніх досліджень та публікацій обґрунтовує актуальність розвитку теоретичних засад, методів та спецпроцесорних засобів опрацювання сигналів на основі нейроподібних компонентів перетворень теоретико-числового базису Крестенсона.

Постановка задачі

Базовим компонентом моделей нейронних мереж, які використовуються для розпізнавання образів в умовах недостатньої повноти та достовірності інформації, є модель формального нейрона, структуру якого показано на рис.2 [13].

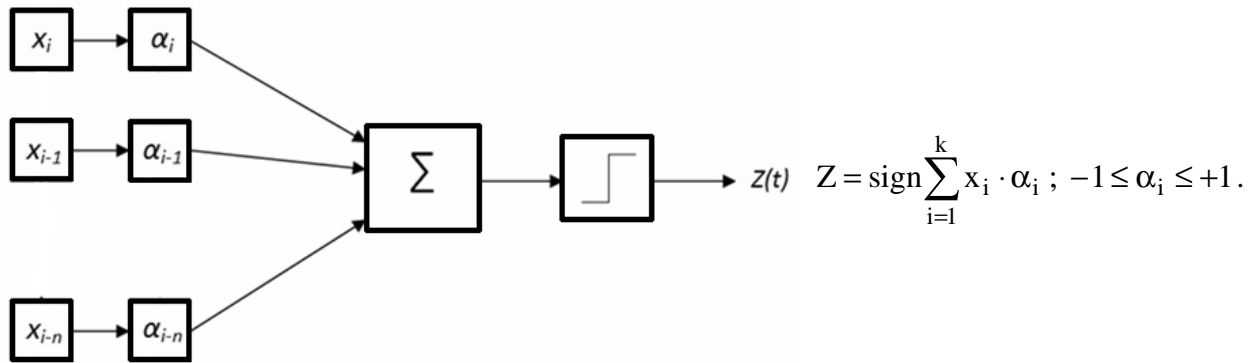


Рис. 2. Структура моделі та реакція формального нейрона

У результаті взаємодії вхідних впливів x_i , які можуть бути фізичними та інформаційними, вони перемножуються на відповідні коефіцієнти значимості α_i , які сумуються, і за допомогою порогової реакції формується вихідний сигнал, який описується аналітичним виразом (рис.2).

Експериментально доведено, що на виході нейрона формується імпульсний частотно-модульований сигнал, який реалізується на основі порогової функції. Отже, на частоті f_i реакція нейрона має вигляд, показаний на рис.3 [14]. Незважаючи на поширену в літературі цю модель реакції нейрона на гармонічний вхідний сигнал, результати експериментальних досліджень показують неадекватність такої моделі, оскільки фактичні часові характеристики сигналів біологічних нейронів відрізняються від наведених на рис. 3.

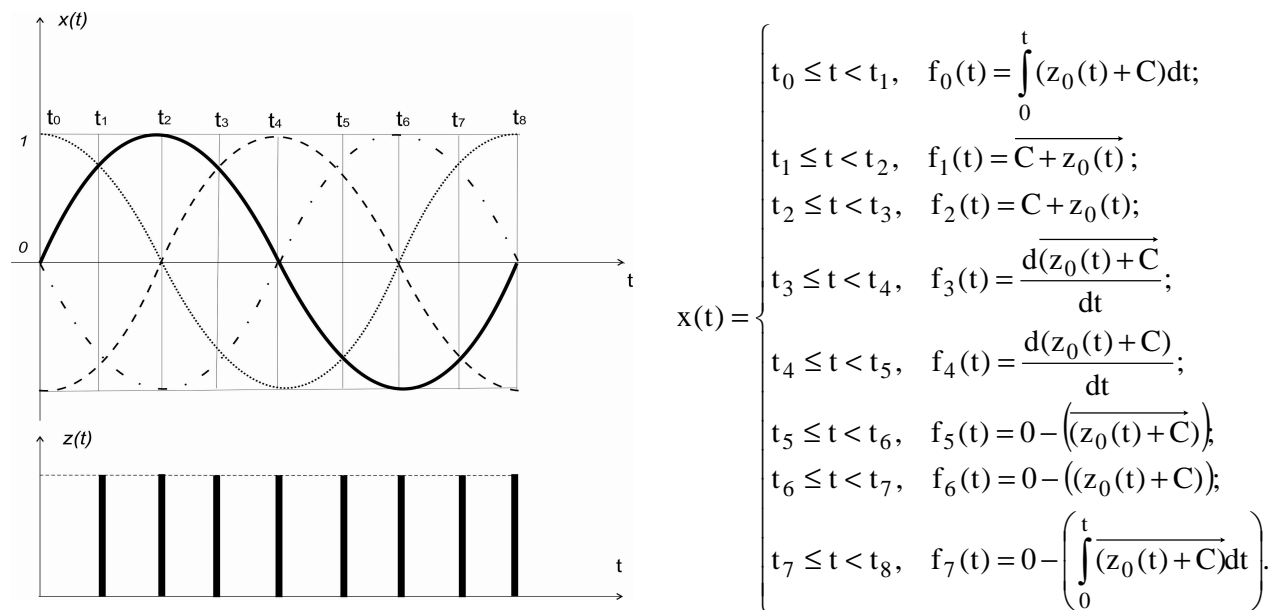
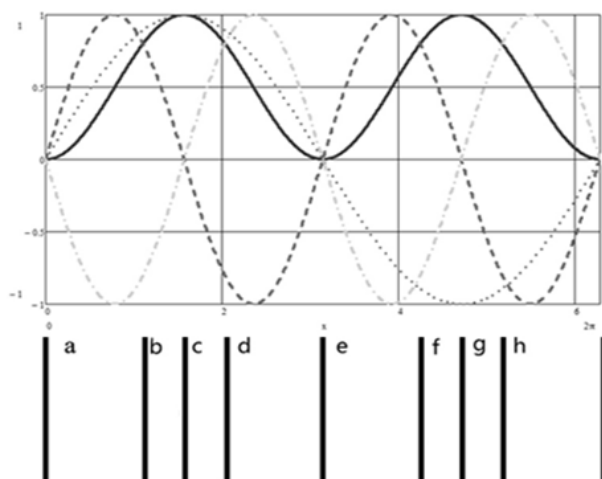


Рис. 3. Реакція нейрона на гармонічний сигнал

Мета роботи

Метою роботи є обґрунтування та вдосконалення структур спеціалізованих процесорів опрацювання та розпізнавання гармонічних сигналів на основі нейроподібних компонентів, що перетворюють гармонічні сигнали на імпульсні інформаційні потоки з особливими кореляційними функціями.

Дослідження зворотної задачі, яка полягає у визначенні аналітики вхідного гармонічного сигналу, що породжує реальний потік імпульсів на виході нейрона, дозволяє встановити, що адекватнішим вхідним сигналом є $\sin^2 x$ [13]. На рис. 4 показано отриману нами аналітику та графік реакції нейрона на вказаний тип вхідного гармонічного сигналу.



$$a, e - x(t) = 0;$$

$$b, d, f, h - x(t) = \frac{dx(t)}{dt};$$

$$c, g - x(t) = \max.$$

Рис. 4. Реакція нейрона на вхідний сигнал $\sin^2 x$

Отриманий результат показує, що на рівні нейронних структур гармонічний синусоїдальний сигнал на вході нейрона на рівні збуджувальних і заторможувальних входів трансформується на квадратичний простір. У результаті такого трансформування двополярні гармонічні сигнали модулюються у квадратичному просторі однополярними логічними імпульсами. Отриманий результат також добре узгоджується з макромоделями біонейронних структур, де показано, що сигнали $\sin^2 x$ є енергетично оптимальними імпульсами активації нейронів.

Аналіз рис. 4 дає змогу встановити, що імпульсний потік реакцій нейрона на гармонічний сигнал $\sin^2 x$ наближається до семибітної послідовності максимальної довжини (M-сигналу) виду 11100100.

Нейроподібний спецпроцесор для перетворення гармонічного сигналу на імпульсний потік

У роботі [14] наведено архітектуру пристрою, що реалізований на основі порогової схеми кодування гармонічного сигналу, який містить схему диференціювання, вісім імпульсних компараторів, три фазоповертачі на кут π та логічний елемент АБО.

Недоліком такого пристрою є обмежені функціональні можливості через неможливість ідентифікації особливих точок синусоїдального сигналу у зв'язку з тим, що всі імпульси формуються через рівні проміжки часу і те, що вхідний сигнал аналітично відповідає виразу

$$y(x) = \sin(x).$$

Для розширення функціональних можливостей було запропоновано реалізацію пристрою формування імпульсів на основі виразу

$$y(x) = \sin^2(x),$$

що відповідає реакції нейрона на потужність гармонічного сигналу (рис. 5) [15].

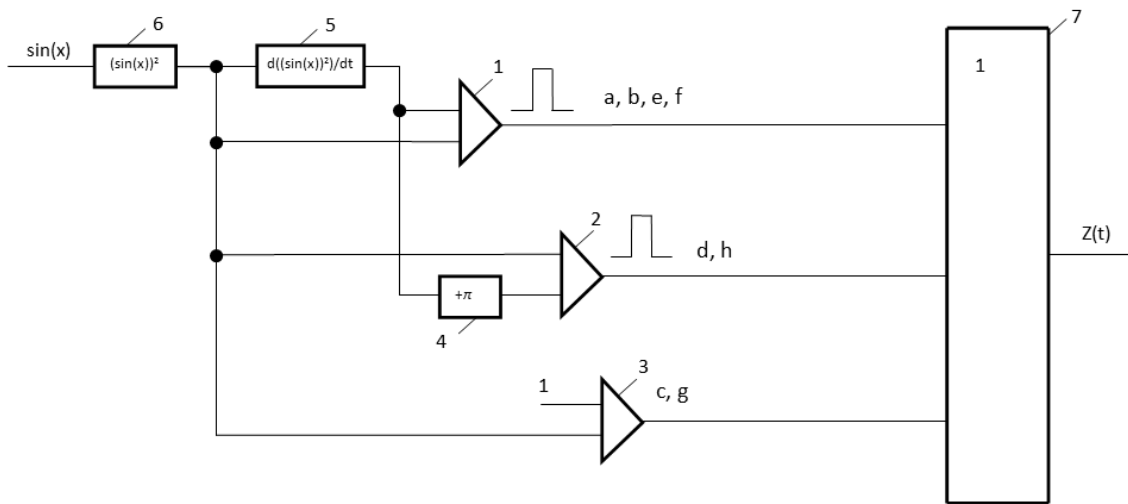


Рис. 5. Структурна схема нейроподібного спецпроцесора для перетворення гармонічного сигналу на імпульсний потік на основі виразу $y(x)=\sin^2(x)$

Запропонований спецпроцесор містить три імпульсні компаратори: 1, 2 і 3, фазоповертач на кут π – 4, схему диференціювання – 5, схему піднесення вхідного сигналу до квадрата – 6 і логічний елемент АБО – 7.

Пристрій працює так: вхідний сигнал $x(t)$ надходить на схему піднесення до квадрата 6, вихідний сигнал якої одночасно подається на вхід схеми диференціювання 5 і на перші входи компараторів 1, 2 і 3, вихідний сигнал схеми диференціювання подається на другий вхід 1-го компаратора і на вхід фазоповертача на кут π 4, вихідний сигнал якого подається на другий вхід компаратора 2, на другий вхід компаратора 3 подається сигнал "логічна одиниця", вихідні сигнали всіх трьох компараторів подаються на вхід логічного елемента АБО, на виході якого формується вихідний сигнал пристрою.

Імпульсний компаратор 1 формує імпульси, які відповідають сигналам a, b, e, f в моменти часу, коли квадрат вхідного сигналу і похідна квадрата вхідного сигналу збігаються; імпульсний компаратор 2 формує імпульси, які відповідають сигналам d і h в моменти, коли квадрат вхідного сигналу і зсунута на кут π похідна квадрата вхідного сигналу збігаються; імпульсний компаратор 3 формує імпульси, які відповідають сигналам c і g в моменти, коли квадрат вхідного сигналу набуває максимального значення. Вихідні сигнали усіх трьох імпульсних компараторів подаються на вхід логічного елемента АБО, на виході якого формується сигнал, адекватний реакції нейрона на вхідний гармонічний сигнал у вигляді пачки імпульсів у визначені моменти часу a, b, c, d, e, f, g та h.

Цифрова модель аксона нейрона

Сформований імпульсний сигнал (рис. 4) на виході нейрона в біологічних системах рухається по аксону за схемою процесу передавання збудження (рис. 6) [16]:

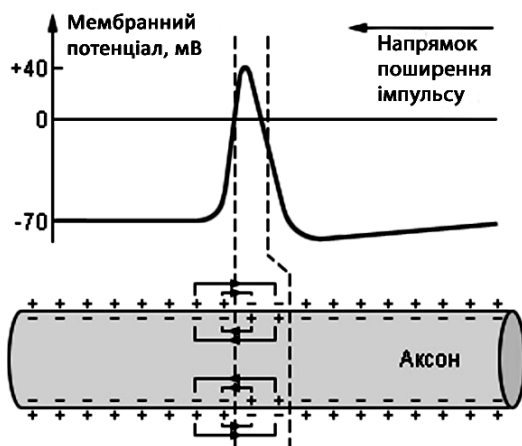


Рис. 6. Процес передавання сигналу по аксону відповідно до зміни мембранного потенціалу нейрона

Відома електронна модель аксона нейрона Ходжкіна–Хакслі [17], яка описує генерацію і розповсюдження потенціалів дії в нейронах і реалізується на аналогових елементах.

Недоліком цієї моделі є обмежені функціональні можливості через те, що вона являє собою комплекс ординарних диференціальних рівнянь, який описує характеристики електричного сигналу в аксоні в аналоговому вигляді.

На рис. 7 запропоновано абстрактну модель аксона нейрона, яка демонструє трансформацію потенціалів “+” і “-” та їх переміщення від входу до виходу [18].

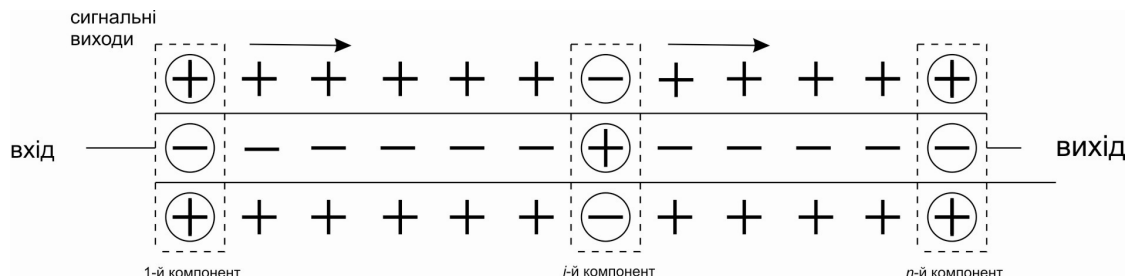


Рис. 7. Абстрактна модель аксона нейрона

З метою мікромініатюризації реалізації моделі аксона нейрона шляхом її виконання на основі мікро- та нанотехнологій розроблено структуру спецпроцесора на основі структури регістра зсуву на D-тригерах та компараторів (рис. 8) [18],

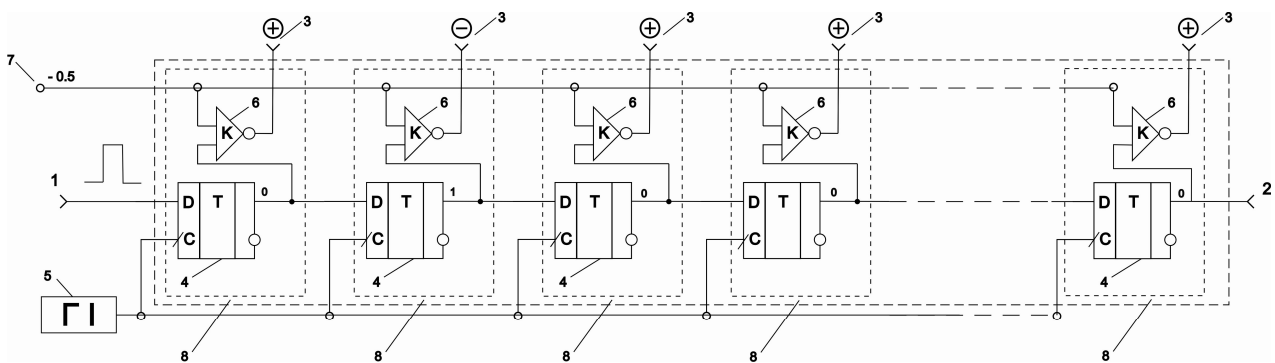


Рис. 8. Структурна схема спецпроцесора реалізації моделі аксона

де 1 – вхід, 2 – вихід, 3 – сигнальні виходи, 4 – D-тригери, 5 – генератор імпульсів, 6 – компаратор, 7 – від’ємний потенціал, 8 – компоненти.

Пристрій працює так: вхідні сигнали у вигляді позитивних імпульсів надходять на вхід 1 і подаються на D-вхід тригера першого компонента. За надходження вхідних позитивних імпульсів на вхід пристрою 1 відбувається зсув інформації по фронту наростання сигналів генератора імпульсів 5 в тригерах 4, які з’єднані між собою як операційний пристрій ”регістр зсуву”. Залежно від стану і-го тригера на виході з кожного і-го компаратора 6 формується потенціал, знак якого визначається за виразом:

$$T_i = \begin{cases} 0; & 0-0.5=-0.5; \\ 1; & 1-0.5=+0.5. \end{cases}$$

У результаті кожен вхідний імпульс, який надходить на вхід 1 пристрою у вигляді від’ємного потенціалу на відповідних виходах 3, рухається синхронно з тактовою частотою генератора імпульсів 5, від входу пристрою 1 до виходу 2, що однозначно функціонально моделює роботу біологічного аксона нейрона.

У випадку, коли тривалість імпульсу, який надходить на вхід моделі аксона нейрона, перевищує в кілька разів тактову частоту генератора імпульсів 5, на сигнальних виходах моделі аксона нейрона рухатиметься група від'ємних потенціалів, кількість яких відповідатиме числу імпульсів генератора імпульсів 5, що генеруються на інтервалі часу, що дорівнює тривалості вхідного імпульсу.

Сучасний рівень розвитку мікроелектроніки та нанотехнологій дає змогу реалізувати запропоновану модель аксона нейрона з розмірами, що наближаються до мікронних розмірів біологічних нейронів. Регулярність структури запропонованого пристрою дає змогу нарощувати її, що розширює функціональні можливості запропонованої моделі аксона нейрона і еквівалентно нарощуванню аксона нейрона конусом росту.

Принципи цифрової згортки сигналів в аксонах нейронів

Формування сигналів, які рухаються по аксонах нейронів у вигляді потенціалів “+” або “-”, дозволяє побудувати модель кореляційної згортки цих сигналів, які відповідають реакції тіла нейрона на гармонічний сигнал [16]. Тобто реакцію нейрона на синусоїдальний сигнал можна подати у вигляді коду

1 1 1 0 0 1 0 0 1 1 1 0 0 1 0 0,

на основі якого шляхом заміни нулів на “+1”, а одиниць – на “-1”, аналогічно, як це виконується для шумоподібних кодів Баркера, отримуємо центрований нормований сигнальний код

--- ++-++---++- ++,

який рухається по аксону нейрона.

Отже, виконання функцій розпізнавання гармонічних сигналів у нейронній системі описується відповідно до знакової автокореляційної функції за виразом:

$$H_{xx}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \overset{0}{\text{sign}}(x_i) \cdot \overset{0}{\text{sign}}(x_{i+j}), \quad j \in \overline{0, m}.$$

На рис. 9 показано структуру моделі рекурентного нейрона, яка є найадекватнішою для формалізації і моделювання біологічного нейрона [17,18]. Представлена структура призначена для розпізнавання гармонічних сигналів, де $x(t)$ – вхідний сигнал; $\alpha_1, \alpha_2, \dots$ – вагові коефіцієнти; $Z(t)$ – вихідний сигнал; a^*, b^*, c^*, \dots – результат пошуку особливих точок вхідного гармонічного сигналу (згідно із поясненням до рис. 4). В моделі також використовуються схеми порогових елементів та блок сумування.

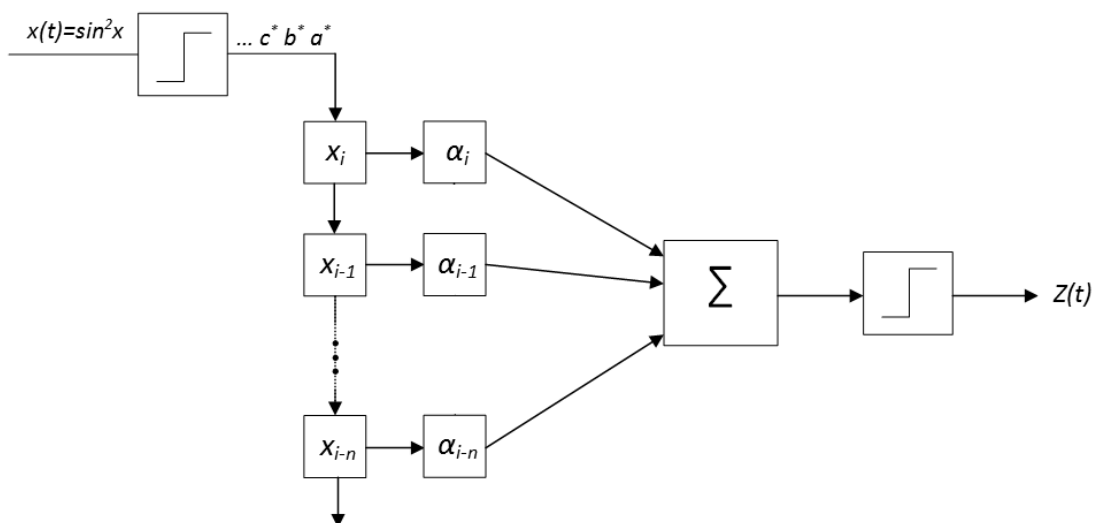


Рис. 9. Структура рекурентного нейрона для розпізнавання гармонічних сигналів

У результаті опрацювання імпульсного потоку сигналів, який формується на виході перетворювача (рис. 5) процесором зі структурою рекурентного нейрона (рис.9), отримується сигнальний імпульсний код, наведений на рис. 10.

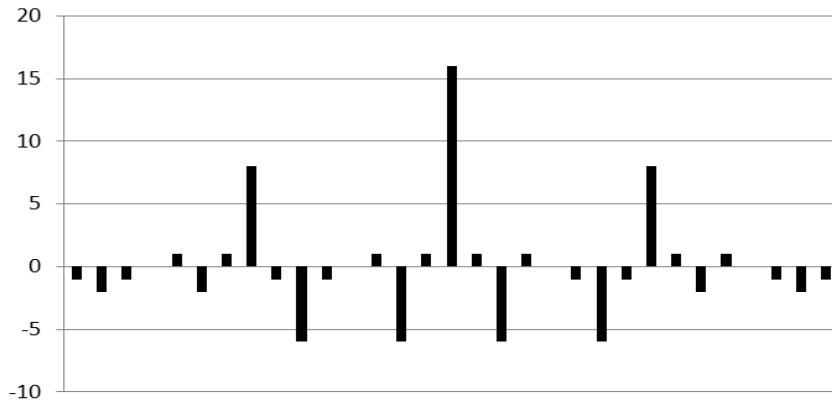


Рис. 10. Результат згортки сигнального коду, який рухається по аксону нейрона

Встановлена подібність імпульсного коду, який рухається по аксону нейрона за дії на входи нейрона гармонічного сигналу, характеристикам шумоподібних сигналів, які широко використовуються в системах зв'язку та виявлення корисних сигналів на фоні завад, може пояснювати ефект високоякісного і швидкодіючого розпізнавання мовних сигналів та інших образів у біологічних нейронних системах. А це, своєю чергою, визначає перспективу розроблення нейропроцесорів на основі багатоканальних автокореляційних структур.

Ідентифікація послідовностей імпульсних сигналів, які наближаються до характеристик шумоподібних сигналів, виконується на основі кореляційних згорток за відповідними еталонами. Прикладом таких послідовностей є коди Баркера, послідовності максимальної довжини (М-сигнали) та ін. Як спецпроцесори розпізнавання та ідентифікації широко використовуються багатоканальні обчислювачі кореляційних функцій. Як такі функції можуть використовуватись різні аналітичні вирази, наведені в таблиці [19].

Кореляційні функції та їх аналітика

№ з/п	Кореляційна функція	Аналітичний вираз	Асимптотика
1.	Знакова	$H_{xx}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{sign}^0(x_i) \cdot \text{sign}^0(x_{i+j})$	$H_{xx}(0) = 1, H_{xx}(\infty) = 0$
2.	Релейна	$B_{xx}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^0 \cdot \text{sign}^0(x_{i+j})$	$B_{xx}(0) = M_x, B_{xx}(\infty) = 0$
3.	Коваріаційна	$K_{xx}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \cdot x_{i+j}$	$K_{xx}(0) = D_x + M_x^2, K_{xx}(\infty) = M_x^2$
4.	Кореляційна	$R_{xx}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^0 \cdot x_{i+j}^0$	$R_{xx}(0) = D_x, R_{xx}(\infty) = 0$
5.	Структурна	$C_{xx}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x_{i+j})^2$	$C_{xx}(0) = 0, C_{xx}(\infty) = D_x$
6.	Модульна	$G_{xx}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i - x_{i+j} $	$G_{xx}(0) = 0, G_{xx}(\infty) = M_x$
7.	Еквівалентності	$F_{xx}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{z}_{xx}$	$F_{xx}(0) = M_x, F_{xx}(\infty) = 0$

Застосування різних кореляційних моделей, поданих в таблиці, може привести до отримання різної точності та адекватності розпізнавання образів, що пов'язано з різною асимптотикою моделей. Дослідження процесів перетворення сигналів у нейронних системах показують, що серед наведених у таблиці кореляційних функцій найбільш теоретично адаптованою до нейромережових технологій є знакова функція автокореляції $H_{xx}(j)$ [16].

Багатоканальний пристрій для обчислення знакової функції

Як видно з таблиці, визначення знакової кореляційної функції $H_{xx}(j)$ дозволяє виконувати операцію множення логічним шляхом, оскільки цифрові значення сигналів $sign(x_i)$ можуть набувати значення ± 1 , що відповідає сигналам, які рухаються по аксону нейронів та суттєво спрощують реалізацію відповідного кореляційного спецпроцесора.

На рис. 11 показано структуру запропонованого спецпроцесора, який реалізує опрацювання гармонічних сигналів $\sin^2 x$ згідно з аналітичним виразом для обчислення знакової автокореляційної функції [20]. Запропонований спецпроцесор містить: 1 – аналого-цифровий перетворювач; 2 – багатокаскадний регістр зсуву; 3 – синхронізатор; 4 – квадратор; 5 – імпульсний перетворювач; 6 – елемент "виключаюче АБО"; 7 – реверсивний лічильник; 8 – RS-тригер; 9 – мультиплексор.

Спецпроцесор працює так.

Процес обчислення значень знакової функції відбувається за m циклів вимірювання. На початку m циклів роботи пристрою в кожному каналі відбувається скидання реверсивних лічильників в нульовий стан (на схемі не показано). На початку кожного циклу вимірювання на першому виході синхронізатора 3 формується короткий імпульс, по фронту наростання якого тригери всіх каналів встановлюються в нульовий стан, а по фронту спаду – запускається перетворювач "аналог-код" 1.

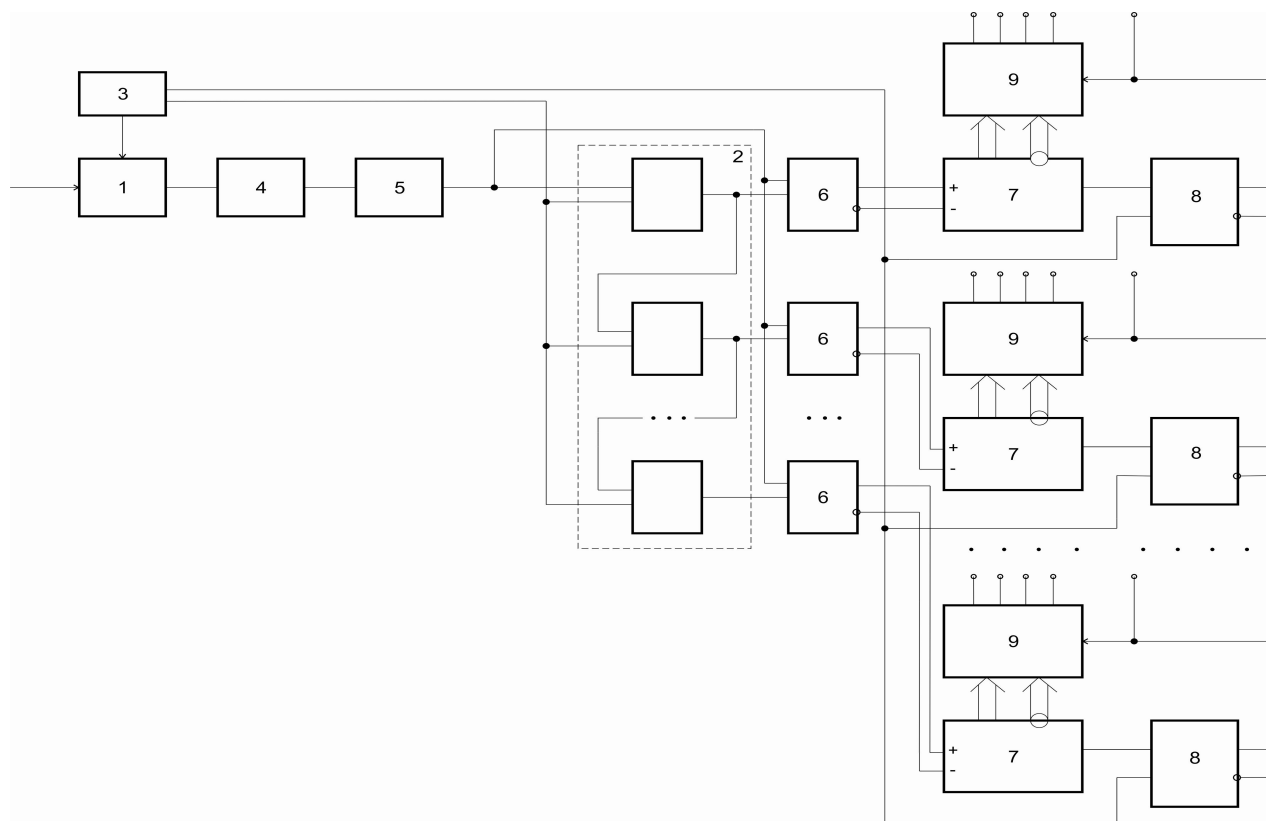


Рис. 11. Структурна схема спецпроцесора для обчислення знакової автокореляційної функції

Одночасно з цим на другому виході синхронізатора 3 формується послідовність імпульсів, яка діє на всьому інтервалі циклу вимірювання, тактуючи зсуви в багатокаскадному регістрі зсуву 2, а також роботу елементів "виключаюче АБО" 6 (даний зв'язок на схемі не показаний).

У процесі перетворення вимірювання з виходу перетворювача "аналог-код" 1 коди цифрових відліків в квадраторі 4 перетворюються в коди квадратів, а на виході імпульсного перетворювача 5 формується біт-орієнтований інформаційний потік (фіг. 2). При цьому в кожному каналі на прямих та інверсних виходах логічних елементів "виключаюче АБО" 6 формуються пачки імпульсів, які відповідають логічним значенням добутків sign-функцій за виразами:

$$\left. \begin{array}{l} 0 \oplus 0 = 0 \\ 1 \oplus 1 = 0 \end{array} \right\} \rightarrow +1; \quad \left. \begin{array}{l} 1 \oplus 0 = 1 \\ 0 \oplus 1 = 1 \end{array} \right\} \rightarrow -1.$$

Отримані інформаційні біти надходять відповідно на сумувальні та віднімальні входи реверсивних лічильників 7, на виході яких формуються коди відповідних сум значень знакової кореляційної функції.

У результаті в кінці m -циклів вимірювань стан RS-тригера 8 у кожному каналі визначає знак отриманого результату відповідного каналу: "0" – результат додатний, "1" – результат від'ємний. Стан тригера 8 під'єднаний до входу мультиплексора 9, який комутує на вихід пристрою прямий або інверсний код накопиченої суми знакової кореляційної функції.

Висновки

1. Викладено теоретичні засади побудови спецпроцесорів із вбудованими нейрокомпонентами, які реалізують моделі формального нейрона на основі архітектури типу Ванга–Менделя, адаптивних нейро-фаззі систем Такагі–Сугено–Канга, вейлет-нейро-фаззі мереж, адаптивних вейвлет-нейро-фаззі систем з W -нейронами. Показано перспективу використання узагальненого оператора Колмогорова–Габора та перетворення теоретико-числового базису Крестенсона для моделювання реакції нейрона на гармонічні сигнали.

2. Запропоновано структуру спецпроцесора моделі рекурентного нейрона, який об'єднує структуру аксона та формального нейрона.

3. Розроблено структуру кореляційного спецпроцесора визначення знакової функції кореляції, який характеризується високою швидкістю та зменшеною апаратною складністю порівняно з існуючими аналогами.

1. *Материалы XV Международной конференции по нейрокибернетике. Т. 1. Секционные доклады.* – Ростов-на-Дону: Изд-во ЮФУ, 2009. – 372 с. 2. Wang L. *Adaptive Fuzzy Systems and Control. Design and Stability Analysis.* – New Jersey: Prentice Hall, 1994. – 352 p. 3. Jang J.-S. R., Sun C.-T., Mizutani E. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence.* – Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall, Inc., 1997. – 614 p. 4. Abiyev R.H., Kaynak O. *Fuzzy wavelet neural networks for identification and control of dynamic plants – A novel structure and a comparative study // IEEE Trans. on Industrial Electronics.* – 2008. – 55(8). – P. 3133–3140. 5. Bodyanskiy Ye., Pliss I., Vynokurova O. *Hybrid wavelet-neuro-fuzzy system using adaptive W-neurons // Wissenschaftliche Berichte, FH Zittau/Goerlitz,* 2010. – 106, N 2454–2490. – S. 301–308. 6. Бодянський С.В., Винокурова О.А. *Інтелектуальна обробка даних на основі гібридної вейвлет-нейро-фаззі системи на адаптивних W-нейронах // Наукові праці "Комп'ютерні технології".* – Миколаїв: Вид-во ЧДУ ім. Петра Могили, 2009. – 104 (117). – С. 88–98. 7. Винокурова Е.А. *Гибридные адаптивные нейро-фаззи и вейвлет-нейро-фаззи системы вычислительного интеллекта в задачах обработки сигналов при наличии помех // Адаптивные системы автоматического управления.* – Днепропетровск: Системные технологии, 2009. – 15(35). – С. 113–120. 8. Бодянський С., Винокурова О., Харченко О. *Адаптивный вейвлет-фаззі-нейрон типу-2 // Комп'ютерні науки та*

інформаційні технології : збірник наукових праць. – Львів : Видавництво Львівської політехніки, 2011. – С. 175-181. 9. Yamakawa T., Uchino E., Miki T., Kusanagi H. A neo-fuzzy neuron and its application to system identification and prediction of the system behavior // Proc. 2nd Int. Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks, IIZUKA-92, Iizuka, Japan, 1992. – vol. II. – P. 477–483. 10. Mitaïm S., Kosko B. Adaptive joint fuzzy sets for function approximation // Proc. Int. Conf. on Neural Networks. – 1997. – P. 537–542. 11. Івахненко О.Г., В.Г. Лапа. Передбачення випадкових процесів. – К.: Наукова думка, 1969. – 420 с. 12. Заведюк Т.О., Николайчук Я.М., Воронич А.Р. Самовідновлювана система передавання сигналів біонейронного волокна у базисі Крестенсона // Вісник Хмельницького нац. ун-ту. – Хмельницький, 2012. – 4 (191). – С. 137-142. 13. Николайчук Я.М., Заведюк Т.О. Структура та функції рекурентного біонейрона для розпізнавання образів у Хеммінговому просторі // Поступ в науку: Збірник наукових праць Бучацького інституту менеджменту і аудиту. – Бучач, 2010. – №6 – С. 37–39. 14. Николайчук Я.М. Теорія джерел інформації. – Тернопіль: ТНЕУ, 2008. – 536 с. 15. Пристрій формування імпульсів. Николайчук Я.М., Заведюк Т.О МПК Н03К 5/153. Заявка № а 2010 13543 від 15.11.2010. 16. Заведюк Т.О. Методи опрацювання та розпізнавання інформації в кореляційних нейропроцесорах // Матеріали міжнародної проблемно-наукової міжгалузевої конференції "Інформаційні проблеми комп'ютерних систем, юриспруденції, енергетики, економіки, моделювання та управління (ПНМК-2011)". – Бучач, 2011. – С.73–77. 17. Hodgkin A.L., Huxley A.F. A quantitative description of membrane current and its application conduction and excitation in nerve // J. Physiol. – London, 1952. – 117(4) – P. 500 – 544. 18. Модель аксона нейрона. Патент № 70662 від 25.06.2012. Николайчук Я.М., Заведюк Т.О. МПК Н03К 5/153, G06G 7/60. Заявка № и 2011 12972 від 04.11.2011. 19. Заведюк Т.О. Кореляційні моделі та їх застосування для розпізнавання образів // Поступ в науку: Збірник наукових праць Бучацького інституту менеджменту і аудиту. – Бучач, 2009. – № 5. С. 184-189. 20. Багатоканальний пристрій для обчислення знакової функції. Патент № 70338 від 11.06.2012. Николайчук Я.М., Заведюк Т.О., Воронич А.Р., Албанський І.Б. МПК G06F 15/00. Заявка № и 2011 12976 від 04.11.2011.