
СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

УДК 681.3;004.93

В.П. КОЖЕМ'ЯКО^a, Л.І. ТИМЧЕНКО^b, А.А. ЯРОВИЙ^a, Р.М. НОВИЦЬКИЙ^a

МЕТОДОЛОГІЧНІ АСПЕКТИ ПРИНЦИПІВ ПАРАЛЕЛЬНОСТІ ТА ІЄРАРХІЧНОСТІ В НЕЙРОННІЙ ОБРОБЦІ ІНФОРМАЦІЇ

^a *Вінницький національний технічний університет*
95, Хмельницьке шосе, Вінниця, 21021, Україна
Тел.: +380 (432) 589019, E-mail: kyp@vstu.vinnica.ua

^b *Київський університет економіки і технологій транспорту*
19, вул. Лукашевича, Київ, 03049, Україна
e-mail: timchen@svitonline.com

Анотація. Розглянуті основні положення нейробиологічної інтерпретації штучних нейронних мереж, принципи функціонування яких містять високу ступінь паралелізму обробки інформації, запропоновано 3D динамічно-ієрархічну архітектуру штучних нейронних мереж з можливістю використання відомих переваг функціональної оптоелектроніки на основі просторово-часової взаємодії конвергентних (інтегруючих) та дивергентних (розділяючих) структур.

Аннотация. Рассмотрены основные положения нейробиологической интерпретации искусственных нейронных сетей, принципы функционирования которых содержат высокую степень параллелизма обработки информации, предложено 3D динамично-иерархическую архитектуру искусственных нейронных сетей с возможностью использования известных преимуществ функциональной оптоэлектроники на основе пространственно-временного взаимодействия конвергентных (интегрирующих) и дивергентных (разделяющих) структур.

Abstract. The basics of neurobiological interpretation of the artificial neural networks have been viewed. Those networks include principle of operation on the base of high level of the data processing parallelism. 3D of dynamic hierarchic architecture of artificial neural networks is suggested. This architecture is possible usage of certain advantages of functional optoelectronics that is based upon the space-time interaction of convergent (integrating) and divergent (separating) structures.

Ключові слова: інформаційні технології, нейробиологічна інтерпретація, нейронні мережі, паралельні обчислення, паралельно-ієрархічне перетворення, обробка зображень, розпізнавання образів.

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ. ЗАГАЛЬНІ ПОЛОЖЕННЯ

Інформаційні технології в комп'ютерній індустрії настільки динамічно останнім часом почали вдосконалюватись, що питання монополії окремих країн в даній перспективній галузі все більше стає менш актуальним, а наукові дослідження все більше набувають комплексного та глобального характеру. Це пов'язано з тим, що перспективний розвиток комп'ютерної галузі визначає не одну комплексну програму, а досить зв'язаний конгломерат досліджень у таких областях, як розробка комп'ютерних систем з високою ступінню паралелізму, розробка комп'ютерних систем з нейронними мережами та розробка комп'ютерних систем, в яких замість електронних сигналів для передачі інформації використовують світло. Комп'ютерна система з паралельною обробкою володіє можливістю розділяти певну задачу на частини, а в подальшому обробляти всі частини одночасно, що дає результат набагато

швидше, чим при послідовній обробці кожної частини. Комп'ютерна система на основі нейронних мереж має за основу принципи функціонування, досліджені у нейрофізіології та нейробіології, а в ідеальному варіанті із нейронною моделлю мозку в основі. Використання ж природних носіїв інформації – світла та часу може значно облегшити створення комп'ютерів з високою ступінню паралелізму та нейронних мереж [1]. Перспективність такого підходу підтверджується міжнародними потужними науковими проектами, наприклад японський проект “Real-World Computing Program”. Замість концентрації сил на точних обчисленнях, що закладено в існуючі комп'ютерні системи, в цих розробках вивчаються шляхи створення комп'ютерів, де задачі розв'язуються на основі знань, навіть, інтуїтивно. Такий шлях розвитку комп'ютерної техніки пропонується авторами як конструктивно-альтернативний із врахуванням запропонованих нижче патентночистих пропозицій для подальшого розвитку вітчизняного наукового потенціалу.

Використання ідей паралелізму для організації обчислювального процесу, нейронних мереж для розпізнавання образів та засобів оптоелектроніки, в більшості дослідних робіт, розглядаються як зовсім ізольовані задачі. Хоча в своїй постановці всі ці задачі взаємозв'язані та мають досить чітку нейробіологічну інтерпретацію [20].

Загальна схема взаємного впливу досягнень функціональної оптоелектроніки та нейронних мереж представлена на рис. 1.

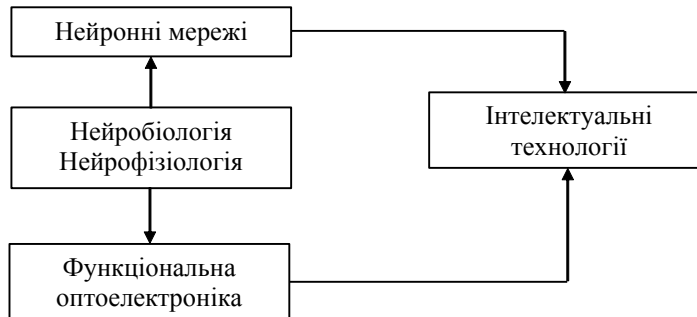


Рис. 1. Схема взаємодії функціональної оптоелектроніки та нейронних мереж

Вперше ієрархічну організацію структури мозку ввів в 1962 р. академік НАН України Н.М.Амосов та сформулював порівневий принцип переробки інформації. Цей принцип передбачає поверхову переробку інформації ієрархічними структурами мозку. При цьому кожен рівень переробки інформації має свою програму, взаємодіє по висхідним та низпадаючим шляхам з сусідніми ієрархічними рівнями і за рахунок бічних зв'язків – з нейронними структурами свого рівня. В цьому випадку в кожен момент часу, ті чи інші програми, або їх частини, будуть переважати над рештою та визначати процеси переробки інформації, впливаючи на формування прийняття рішення.

Принцип переробки інформації Н.М. Амосова та останні досягнення інших учених в цій галузі, стали передумовою запропонованої математичної моделі динамічно-ієрархічної архітектури (DIA) нейронних мереж, для з'ясування нейробіологічних особливостей їх організації, що направлені на стимулювання проведення робіт в прикладних галузях, наприклад таких як штучні нейронні мережі та функціональна оптоелектроніка [20].

Таким чином, на погляд авторів, передові досягнення нейробіології повинні стимулювати розробки в галузях функціональної оптоелектроніки та нейронних мереж, що вказує шлях до створення оригінальних конкурентоспроможних інтелектуальних технологій.

Розглянемо основні положення нейробіологічної інтерпретації мереж, які містять в собі високу ступінь паралелізму обробки інформації, 3D DIA нейронні мережі та можливість використання відомих переваг функціональної оптоелектроніки на основі просторово-часової взаємодії конвергентних та дивергентних структур [1].

У роботі про нейронні механізми зору Д.Х'юбел відмічає, що при зоровому сприйнятті можна розрізнити два процеси, які йдуть поруч [14]. Перший з них носить ієрархічний характер, а другий складається з дивергенції шляхів. Наскільки поширені процеси дивергенції та конвергенції сигналів можливо оцінювати по тому, як аксон майже кожної клітини даного рівня розгалужується при підході до наступного рівня і закінчується на декількох, або багатьох клітинах, і навпаки, клітина будь-якого рівня, крім першого, має синоптичні входи від декількох, або багатьох клітин попереднього рівня.

Яким чином можна поєднати два цих процеси в одному інформаційному середовищі та чи можливо це використовувати в структурі нейронних мереж? Аналіз робіт з даної тематики показує, що

„природа” для організації нейронних мереж „потурбувалась” про створення ієрархічного механізму часового розділення сигналів по різноманітних рівнях [15].

Причому, інтеграція ієрархічного процесу на кожному рівні складається з конвергенції мереж, а їх розділення у часі – в дивергенції мереж.

Порівняльний аналіз процесів конвергенції-дивергенції мереж показує, що вдалою моделлю, яка описує ці процеси і дозволяє сумістити ієрархічну обробку і розділення інформаційних сигналів є мережне перетворення [2].

Розглянемо математичний вигляд мережного перетворення. Нехай паттерн (коаліція нейронів) заданий у вигляді $M = \{a_{i,j}\}$, де $a_{i,j}$ – його параметри за певним правилом (критерій загальної частини) [2].

Сформуємо компоненти паттерна (a^k) $k = \overline{1, R}$. Тоді зміни в часовому стані паттерна згідно з дослідженням Д.Алкона [3] у грубому наближенні можна відобразити в такому вигляді:

$$M^1 = \left\{ \left(n - \sum_{k=0}^{t-1} n_k \right) \cdot (a^t - a^{t-1}) \right\}, \quad G(M) = M^1, \quad (1)$$

де n_k – число елементів в k -ому паттерні, a^t – довільний елемент.

Подальша еволюція паттерна при виконанні оператора G пов’язана з формуванням нових компонентів паттерна і вміщує операції транспонування (T), зсуву (S) і виключення (L) першого стовпця матриці M . Позначаючи послідовне використання операторів G, S, L, T через F , на структурному рівні можна уявити еволюцію паттерна, як багаторівневий процес формування його принципових компонентів a^t_{11} тобто:

$$\begin{aligned} F(M) &= T(L[S(G(M))]); \\ F[F(M)] &= F^2(M); \dots; F[F^{j-1}(M)] = F^j(M), \\ F^{k-1} \left[T \left(G \left(\bigcup_s M_s \right) \right) \right] &= \{a^j_{11}\}, \quad j = \overline{2, k} \end{aligned} \quad (2)$$

де M_s – вхідні паттерни, k – число рівнів їх представлення.

Модель виду (2) являє собою багатоетапний процес взаємодії в часі паттернів M_s , в подальшому визначається як паралельно-ієрархічне (ПІ) перетворення.

У відомій праці лауреата Нобелівської премії Ф.Кріка і К.Коха ставиться інтригуюче запитання про існування таких нейронів, які безпосередньо символізують зміст зорової свідомості [4]. Відповідно на поставлене запитання могло б бути таке припущення: такі нейрони існують, якщо вони не входять в оптимальні коаліції і утворюють хвостові рецептивні поля. Аналізуючи вираз (2) можна зробити висновок, що цій умові задовольняють вихідні (хвостові) елементи запропонованої мережі, які не утворюють оптимальних коаліцій, а всі інші утворюють, тобто зайняті обчисленнями. Переходячи до конвергентно-дивергентних структур виникає питання: які процеси на цьому рівні можуть символізувати структурні елементи зорової свідомості. Розглядаючи зорову систему як сукупність ієрархічно впорядкованих структур коркових зон, які містять велику кількість окремих шарів, можна зробити таке узагальнення. В шарах повинні формуватися оптимальні коаліції лише в тому випадку, якщо в певний час дивергентні процеси будуть досить сильно переважати конвергентні. В цьому випадку, клітини будуть зайняті безпосередньо обчисленнями. Якщо не відбувається утворення оптимальної коаліції нейронів, то тоді вже конвергентні процеси будуть суттєво переважати над дивергентними. В цьому випадку система буде спрямована до стану з меншою енергією, і далі процес формування конвергентно-дивергентних структур на даному функціональному рівні не відбувається.

У термінах Ф.Кріка і К.Коха це означає, що утворення оптимальних коаліцій також не відбувається. Тоді результат зорової свідомості формується з таких конвергентно-дивергентних структур, в яких конвергентних процесів більше, ніж дивергентних.

Враховуючи це на основі системного аналізу робіт з нейрокібернетики [5,6,7] та нейробіології [8,9,10,11] пропонується структурний механізм організації ієрархічно зв’язаних конвергентно-дивергентних структур, які за рахунок просторового розподілу в часі, утворюють детерміновану мережу (рис.2).

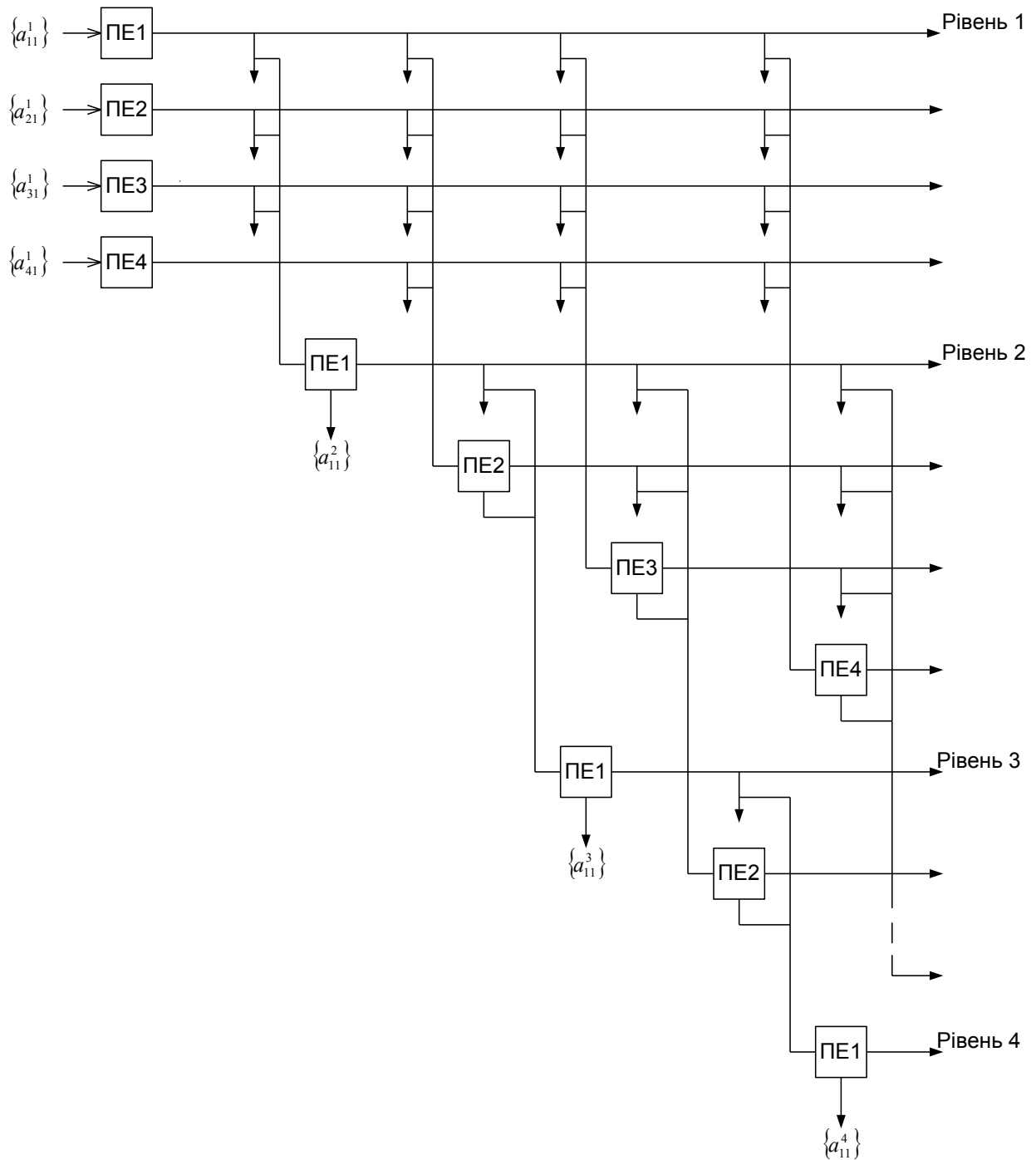


Рис. 2. Структурна схема процесорної організації ПП-мереж

В структурі цієї мережі визначені ті властивості, якими володіють нейронні коаліції і відповідають за самі обчислення, а також за їх результати. Безпосередньо самі обчислення подані як множинні ієрархічні процеси конвергентно-дивергентної взаємодії рецептивних полів нейронних коаліцій (рис.3). Результати обчислень, подаються у шарах коркових зон центрами рецептивних полів тих нейронних коаліцій, в конвергентно-дивергентних структурах яких конвергентних процесів більше, ніж дивергентних. Такий висновок також підтверджується локальним (мозаїчним) характером обчислень, що приводить до ідеї неоднорідності енергетичного розподілу по різних мозаїчних структурах. Механізм неоднорідного розподілу енергії в мозаїчних структурах відображає енергетично неоднорідний процес формування конвергентно-дивергентних структур. При такому розумінні мозаїчна структура являється динамічною системою, яка прямує до стану локальної енергетичної рівноваги. При цьому у конвергентно-дивергентних структурах конвергентні процеси стають переважаючими над

дивергентними, що відображається у мережі формуванням хвостових рецептивних полів. Це відповідає принципу фізичного гештальта Кьолера [10], згідно якому взаємодіючі енергетичні поля в мозку прямують перейти у стан з мінімумом енергії.

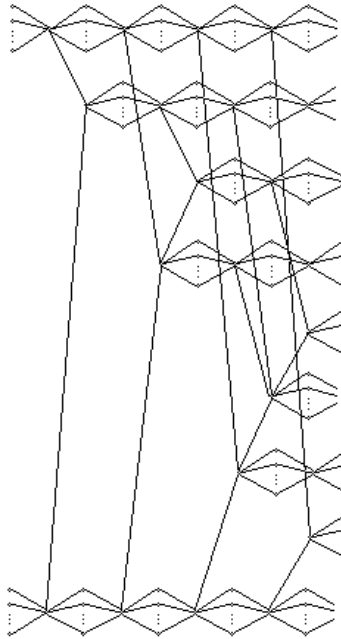


Рис. 3. Схема організації конвергентно-дивергентних структур

Така концепція нейронних мереж підтверджує основну ідею засновника нейробіології Рамон-і-Кахала про високу впорядкованість нервової системи [13]. Запропоноване трактування мережі дозволяє на системному рівні зовсім по іншому підійти до проблеми організації структури відомих штучних нейронних мереж [6,7], які побудовані виключно на підґрунті випадкових зв'язків, що суперечить нейробіологічним даним [14,8,15], і тому об'єктивно не може дати задовільних результатів при розпізнаванні образів.

Слід також відмітити ті виявленні структурні особливості реальних нейронних мереж, які доцільно використовувати у структурі штучних нейронних мереж і які спроможні формувати “динамічний структурний комплекс” згідно теорії російського фізіолога І.П.Павлова [16].

Сучасні гістологічні та електрофізіологічні дослідження [17,18] показують, що в сенсорних і особливо асоціативних зонах кори поряд з вертикальними нервовими шляхами (кора-підкорка-кора) існують також багаточисельні горизонтальні нервові шляхи, які з'єднують розташовані поруч нервові клітини. Враховуючи цю особливість, і мінливість у часі вертикальних і горизонтальних шляхів та розвиваючи ідею багатшарового перцептрона [7], в квантронних моделях логіко-часових середовищ [19] пропонується ієрархічна структура 3D мережі [20] око-процесорного типу [21]. При такому змішаному використанні нейронних шляхів [22]: горизонтальний шлях – вертикальний шлях – горизонтальний шлях і т.і. між гілками, в структурі яких перспективно використовувати, наприклад, багатшаровий перцептрон, в кожному рівні мережі формується тимчасовий зсув, описаний в структурах одновірної N мережі У.Гренандера. Використання таких змішаних нейронних шляхів було апробовано авторами [23,24] при обробці різноманітних зображень. Слід відмітити, що роботи в області оптико-електронних паралельно-ієрархічних перетворювачів зображень око-процесорного типу були вперше започатковані в Україні в середині 80-х років в СКТБ “Квантрон” при Вінницькому політехнічному інституті і привели до створення перспективно патентно-чистого наукового напрямку [25] в інформаційно-обчислювальній техніці.

ПРИКЛАД ПРОЦЕСОРНОЇ ОРГАНІЗАЦІЇ МЕРЕЖІ

Нехай є інформаційний потік, який задано у вигляді множини:

$$\overline{M_i(n)}, i = 1, n,$$

де n – розмірність i -ої множини.

В загальному випадку базисну мережу можливо описати за допомогою 6 різновидів функціональних рядів. Приклад такого ряду представлено далі. Наступні можуть бути сформовані заміною, відповідним чином, меж об'єднання в виразі (3).

$$C_1(i, j) = \bigcup_{i=1}^n \bigcup_{j=1}^n (M \lfloor (n - (i - 1) / j) \rfloor), \quad (3)$$

$$\begin{aligned} C_2(i, j) &= S_1(i, j) \cup S_2(i, j) \cup S_3(i, j) \cup S_4(i, j) \cup S_5(i, j), \\ C(i, j) &= S_1(i, j) \cup S_2(i, j). \end{aligned} \quad (4)$$

У виразі (3) знак $\lfloor \rfloor$ означає виділення цілої частини та округлення до більшого значення. Ряд (3) в загальному випадку описує структуру ПІ-мережі.

Функціональний ряд $C_1(i, j)$ утворює основну базисну мережу, а ряди $C_2(i, j)$ – хвостову базисну мережу. Сукупність рядів $C_1(i, j)$ та $C_2(i, j)$ – утворюють повну базисну мережу. Таким чином, базисна ПІ-мережа утворюється з основної та хвостової мережі, які є невід'ємними складовими для описання взаємодії паралельних потоків даних [26,27].

Основна ідея ПІ-перетворення, як витікає з опису ряду (4) повної базисної мережі, полягає в наступному. На першому рівні паралельним способом в незалежних гілках (каналах) виконується початкове (задане для конкретної задачі) перетворення, тим самим формуються інформаційні потоки даних для перетворення на наступних рівнях. На кожному наступному рівні виконується формування хвостового елемента мережі – останнього елемента функціонального ряду (3) для кожного значення та нового інформаційного потоку, який є початковим для перетворення на наступному рівні мережі.

Аналізуючи ряди, можливо зробити висновки про те, що в мережі, яка ними утворюється, реалізується механізм просторово-часового співпадіння елементів мережі. Причому, числові послідовності яких, це ніщо інше, як відображення міри динамічної кореляції на різних рівнях ієрархії ПІ-мережі.

Моделювання такої мережі на різних об'єктах, підтверджує перспективність використання підходу для задач ідентифікації зображень, які реалізовані в роботах [22-24].

ПРИКЛАДИ ІНТЕРПРЕТАЦІЇ МЕРЕЖІ НА ОСНОВІ ТЕОРІЇ ОПТОЕЛЕКТРОННИХ ЛОГІКО-ЧАСОВИХ СЕРЕДОВИЩ

Приклад 1. Реалізація принципу динамічної багатофункціональності [28].

На якісному рівні принцип динамічної багатофункціональності структур можливо пояснити наступним чином. Якщо вхідними даними є фізичні параметри, наприклад, зовнішні керуючі сигнали, а в якості критерію вибору загальної частини інформації – формування структурою будь-якої функції, то стає можливим використання ідеї ПІ-перетворення на апаратному рівні. В такому випадку, синтезована структура має динамічну багатофункціональність, якщо при дії вхідних сигналів структура, схема якої лишаючись незмінною, реалізує найкращим чином свої можливості. Тоді ПІ-перетворення на апаратному рівні можливо подати як часову та ієрархічну послідовність функцій, які виконують елементи. Ієрархія цих функцій буде дотримуватися лише при переході функціонального стану елемента з одного ієрархічного рівня на другий. Причиною такого переходу є процеси взаємодії різної фізичної природи [29].

Приведемо один з найбільш цікавих результатів – явище термооптоелектро ефекту [30], яке вдалось отримати завдяки використанню в роботі схеми квантрона [1] процесу регулювання розсіювальної потужності транзистора (рис.4).

В цій схемі, завдяки обраній робочій точці, транзистор V_{TI} починає розігріватися, що приведе до збільшення коефіцієнта підсилення β , та струму колектора I_k . Коли I_k досягає величини, при якій загоряється світлодіод V_{DI} , замикається додатній зворотній зв'язок, і транзистор переходить в насичення. В результаті стрибкоподібно зменшується опір колекторно-емітерного переходу транзистора V_{TI} та стрибкоподібно змінюється перерозподіл споживаної потужності між останнім та резисторами R_2 та R_3 . В результаті зниження споживаної потужності транзистор V_{TI} починає охолоджуватись, що приведе до зменшення β , I_B , I_k .

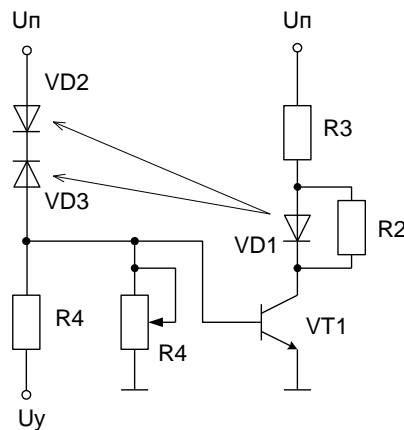


Рис. 4. Схема квантрону на основі оптотермoeфекту

Коли I_k досягає величини, при якій потік світла світлодіода $VD1$ починає зменшуватись, відбувається процес зриву зворотного зв'язку і пристрій переходить в початковий стан. Потім процес повторюється і т.д. Змінюючи опір резистора $R1$ можна змінювати робочу точку транзистора, отож, його час розігріву та охолодження, що відповідає зміні частоти генерації. Ці процеси розігріву та охолодження корелюють в часі із зміною I_k . Так як нагрівання та охолодження – процеси інерційні, частота генерації буде відповідати інфранизькому частотному діапазону.

З розглянутого прикладу видно, що використання таких, начебто “шкідливих” потенційних можливостей транзистора, як його нагрівання та охолодження, приводе до появи нової корисної якості генерації в інфранизькому частотному діапазоні. Причому, при такому підході пристрій не потребує таких компонентів електронних схем, як конденсатор та імпульсний трансформатор, отже володіє високою технологічністю та може бути виконаний в інтегральному вигляді.

Подібні структури (з динамічною багатофункціональністю), володіючи гнучкими схемотехнічними можливостями керування внутрішніми процесами, не можуть забезпечити в належній мірі стійких експлуатаційних параметрів. Але це справедливо лише тоді, коли ці структури розглядаються ізольовано одна від одної, тобто за межами системи. Замість концентрації сил на точних обчисленнях з високо стабільною елементною базою подібні системи спрямовані на розв'язок задач неточними методами. До таких задач відносяться такі, як розпізнавання об'єктів та навколишньої обстановки, а також прийняття рішень в умовах, коли відомі не всі факти.

Така впевненість будується на ряді об'єктивних факторів. Найдосконаліша система з динамічною багатофункціональністю – людський мозок. Однак складові цієї системи – нейрони є одним з прикладів нестабільних елементів. Так, наприклад, час проведення збудження через один синапс змінюється в межах 1,5-2 мс. А тривалість потенціалу дії в нервових волокнах змінюється в межах 0,4-5 мс. Охолодження волокна на 10° збільшує потенціал дії в 3 рази! В той же час, вся нервова система є дуже збалансованою і може розв'язувати ті задачі, які високо стабільні системи, наприклад сучасні комп'ютери, в принципі не можуть розв'язати.

Приклад 2. Моделювання принципу пре-модулюючого співпадання при активації нейронів.

В вимірвальній техніці вдалим прикладом взаємодії динамічної багатофункціональності та ПІ-перетворення є метод виміру часових інтервалів з використанням затримок на волоконно-оптичних лініях зв'язку (ВОЛЗ) [31], який дозволяє нестабільності тривалості задаючого генератора імпульсів замінити точними лінійними розмірами ВОЛЗ (рис. 5). В цьому способі одночасно працюють два процеси. Перший – передача оптичного сигналу по ВОЛЗ, а другий – реєстрація оптичного сигналу, який пройшов відрізок заданої довжини ВОЛЗ. Коли ці процеси, аналогічно пре-модулюючому співпаданню, в часі корелюють між собою, то виникає нова якість, тобто реалізується перехід на новий функціональний рівень та відбувається запам'ятовування відрізка часу.

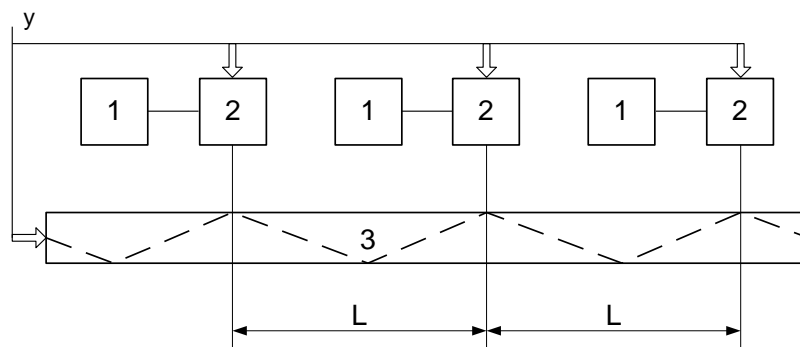


Рис. 5. Метод виміру часових інтервалів з використанням затримок на ВОЛЗ

Точність процесу виміру визначається ступінню дискретизації середовища. Знижуючи ступінь дискретизації шляхом зменшення, наприклад, довжини дискрета, можливо досягти більш високої точності виміру.

СЕМАНТИЧНА ІНТЕРПРЕТАЦІЯ МЕРЕЖІ

Нейронні мережі є ідеальним апаратом, який може працювати при невизначених обставинах. Нейронні мережі, які функціонують на основі принципу динамічної багатофункціональності, включають взаємодію конвергентно-дивергентних структур в горизонтальному та вертикальному напрямках і утворюють 3D архітектуру. В ній за рахунок складності різних схем конвергентно-дивергентних процесів змінюються (генетично за наперед заданим законом) траєкторії горизонтальних шляхів. Певна траєкторія цих шляхів може трохи змінюватись в процесі навчання.

Яким чином в реальному часі можливо оптимізувати надлишковість багатоетапної структури (наприклад, нейронної мережі) на рівні її міжелементних зв'язків? Відповіддю на це питання може бути запропонована концепція багатоетапної мережі.

Формування багатоетапної мережі припускає процес послідовного перетворення просторових зон корельованих та утворення декорельованих в часі елементів фізичного середовища при переході його з одного стійкого стану в інший.

Головною ознакою даного підходу є відкриття динаміки просторового механізму перетворення поточних та утворення результуючих елементів моделі середовища (зорової сцени). Такий механізм дозволяє по новому розглянути аналіз зображень в реальному часі. Причому, фізичний зміст параметрів елементів, які приймають участь в процесі кореляції-декореляції, таких як, наприклад, амплітуда або частота, фаза або енергія сигналів, зв'язність або текстура зображень, визначається типом використаного перетворення, вибір якого залежить від класу розв'язуваних задач. Найбільш актуальним прикладом фізичного середовища є нейронні мережі, моделювання яких приводе до кращого розуміння нейронних механізмів сенсорного сприйняття, отже до кращої організації самої процедури розпізнавання образів.

У цьому випадку концепція багатоетапності обробки зображень приймає наступний вигляд. Аналіз зображення міститься в послідовному перетворенні співпадаючих та виявленні (фільтрації) неспівпадаючих в часі складових зображення при їх переході з поточних енергетичних станів з одними просторовими координатами в стани з меншою енергією з другими просторовими координатами.

Такий процес аналізу зображення відбувається на багатьох етапах, кожен з яких містить виконання вищезгаданої процедури. Умовою переходу складових зображення на більш вищий рівень є наявність динаміки взаємного співпадання проміжних результатів обробки в часі в паралельних каналах нижнього рівня. Результат аналізу зображення формується з ізольованих в просторово-часовій зоні складових зображення.

Останні тенденції в галузі обробки сигналів показують, що для більш ефективної обробки бажано використовувати методи, які розроблено „природою”. „Вибух” інтересу до аналізу процесів, які відбуваються у корі головного мозку, привів до появи моделей, які мають деякі властивості реальних нейронних мереж.

Для кращого розуміння поданої нейронної мережі проведемо деякі семантичні аналогії.

Представимо, що група дослідників разом розв'язує визначену наукову проблему. В кожного з них є свій власний багаж знань з цієї проблеми. Всі вони висловлюють свої думки з цієї проблеми і приходять до деякого загального розв'язку, утворюючи матрицю суджень $M_i(I)$ першого рівня дискусії.

Це судження в процесі дискусії може не раз уточнюватись. Кожне уточнення за змістом є новим загальним судженням. Математичний опис цього процесу утворює другий рівень дискусії (мережі) шляхом формування елементів матриці $M_2(2)$. В цьому випадку рядки матриці M_2 – в термінології нашого прикладу, це часова послідовність формування загальних суджень. Причому, перший проміжний результат цієї дискусії в часі буде декорельований з рештою наступних і являє собою по суті перше враження (початковий розв'язок) проблеми. На кожному наступному рівні розв'язку проблеми відбувається подальше уточнення першого проміжного результату дискусії та формування матриці суджень M_3 . Таке уточнення виконується кожен раз, коли всі судження в поточний момент часу в деякому наближенні співпадають між собою. Це відбувається в тому випадку, коли з багатьох неспівпадаючих суджень все ж формується деяке загальне судження, яке задовольняє всіх дослідників. Проміжні результати дискусії (в термінології авторів – хвостові елементи) – це уточнені результати попереднього рівня дискусії. Всі вони декорельовані з рештою (поточними) результатами дискусії. Загальний результат дискусії являє собою послідовний процес багатоетапного уточнення розв'язуваної проблеми та складається з окремих проміжних суджень.

Тому паралельно-ієрархічний процес можливо визначити як одночасний аналіз будь-якого явища (об'єкту) шляхом виділення ієрархії все більш ефективних про нього уявлень.

НЕЙРОБІОЛОГІЧНЕ ОБҐРУНТУВАННЯ МЕРЕЖІ

Функціонування відомих структур штучних нейронних мереж в реальному часі зв'язане із значними труднощами. На сьогоднішній день це зв'язано з об'єктивними закономірностями невідповідності знань про природу реальних нейронних мереж та їх штучних аналогів.

Дослідження більшості нейробіологів, в першу чергу Д. Хьюбела [14], С.Зекі [4], Ф.Кріка [32] та ін., показують, що процеси зорового сприйняття розподілені по багатьом корковим зонам. І нема даних про деяку вищу зону, де вся інформація з попередніх зон об'єднується. Якщо з цих позицій розглядати структури штучних мереж, то в їх архітектурі з'являється явне протиріччя з сучасними уявленнями про реальні мережі. З часів Ф.Розенблатта в методологічному плані архітектура штучних мереж (перцептронів) не зазнала суттєвих змін. Наявність вихідного шару лише на одному ієрархічному рівні обробки інформації для штучних нейронних мереж передбачає існування вищої зони, де вся інформація об'єднується. Це суперечить існуючим знанням про природу реальних нейронних мереж, в яких вихідна інформація розподілена по багатьом ієрархічним ступеням. В той же час розроблені потужні алгоритми навчання [7] таких мереж. Тому недосконалі архітектури штучних нейронних мереж навіть з добрими алгоритмами навчання не можуть в достатній мірі наблизитись до реальних нейронних механізмів.

Відомо, наприклад з [14], що образ зовнішнього світу конструюється на пізніших стадіях сенсорного аналізу шляхом об'єднання матриць (в термінології авторів це відображається процесами формування матриць M_j) максимально очищених (відфільтрованих результуючих елементів d'_{11}) даних, які пропущено крізь фільтри окремих сенсорних систем. Добре узгодження запропонованого підходу з останніми досягненнями в нейрофізіології, які пов'язані з відкриттям паралельних каналів обробки кольору, руху та форми [14], багатоступінчастого характеру обробки в різних коркових зонах [4], процесів просторово-часової кореляції нейронних коаліцій [8], а також механізмів асоціативного навчання [10], відкривають нові можливості в теорії структурної організації нейронних мереж.

Результативність просторово-часової взаємодії елементів мережі підтверджується існуванням двох видів процесів підсумовування збуджень – часового та просторового [18].

Відмічені можливості треба використовувати, якщо в якості вхідного шару використати перший рівень мережі, перетворення в якому описується виразом (1), а проміжні елементи використовувати в якості прихованого шару. У цьому випадку результуючі (хвостові) елементи формують вихідний шар, в результаті чого утворюється багатоступінчаста 3D структура нейронної мережі.

Така мережа може містити безліч вхідних шарів, безліч прихованих шарів та безліч вихідних шарів. Причому результат обчислень буде визначатись станом всіх вхідних шарів, які декорельовані в просторово-часовій зоні із станами прихованих шарів.

В цьому випадку з'являється добра перспектива побудови багатоступінчастих нейронних мереж, в яких сполучаються ідеї реалізації трьохшарової структури [5] та просторово-часового розподілення обчислень та їх результатів.

Таке розуміння нейронних обчислень призведе до більш адекватного подання інформації в реальних та штучних нейронних мережах.

Для процедури навчання в таких нейронних мережах замість того, щоб визначати зміну ваги, що

притаманно для більшості алгоритмів навчання [6,7], необхідно використовувати кореляції в часі активностей між різними процесорними елементами (ПЕ) (рис.2). Результат навчання формується з декорельованих у часі активностей хвостових ПЕ мережі. За комп'ютерними стандартами, нейрони працюють дуже повільно. Але ця повільність компенсується як паралельною роботою великої кількості нейронів, так і грубою ієрархічною організацією нейронної мережі. Це дуже добре узгоджується з теорією багатоступеневої інтеграції С.Зекі [4]. Згідно з його уявленням, інтеграція відбувається не одночасно шляхом конвергенції сигналів в деякій вищій зоні. Навпаки, це процес паралельно-ієрархічний, кожен з рівнів якого вносить безпосередній внесок усвідомлення візуальної інформації що надходить.

Для процесів пам'яті в реальних нейронах властиві механізми пре-постсинаптичного та пре-моделюючого [10] співпадання. Вони втілюють механізм просторово-часової кореляції активностей нейронів. Подібний механізм є однією з головних властивостей структурної організації поданої мережі. Явище „інсайта”, яке описано Фішбахом, та зв'язане із складним ієрархічним процесом просторово-часової взаємодії багатьох коаліцій нейронів, є також непрямим підтвердженням правомірності побудови мережевої моделі виду (2).

Як виходить з робіт Рока і Палмера [12], однією з найбільш інформативних властивостей об'єктів оточуючого світу є зв'язність, яка пояснює потужну тенденцію зорової системи сприймати будь-яку однорідну зв'язну зону як окрему одиницю. Закон зв'язності, сформульований ними, є кандидатом в найбільш фундаментальні принципи групування. Використання цього фундаментального закону для аналізу зображень, дозволяє подавати ознаки зображення з кращою інваріантністю до 3D перетворень. Формалізація поняття зв'язності в просторово-часовій зоні в розглянутій мережі, вагові зв'язки якої описуються в кількісних співвідношеннях просторової зв'язності об'єкту, допомагає підійти до непростої проблеми розпізнавання форми об'єктів зображення. Вагові зв'язки цієї мережі можуть бути описані в кількісних відношеннях просторової зв'язності об'єкту.

Хоча дослідники розробили ряд структур нейронних мереж з потужним алгоритмом навчання, які представляють значну практичну цінність, все ще не відомо, якими представленнями та процедурами навчання в дійсності користується мозок.

Цілком можливо, що дослідження нейронних мереж з природним характером обчислень та оптимальним для цієї мережі неконтрольованим навчанням допоможуть взяти методи, які були відкриті природою.

ВИСНОВКИ

Таким чином, розглянута структура нейронної мережі могла б бути більш зручною та природно моделювати реальні нейронні мережі. Розглянута структурна організація нейронної мережі дозволяє виконати її у вигляді звичайної трьохшарової структури [7], в якій у якості вхідного шару використовуються вхідні елементи (сенсорний рівень мережі), в якості прихованого шару – решта рівнів мережі зі своїми детермінованими, а не випадковими зв'язками, а в якості вихідного шару – вихідні елементи звичайної трьохшарової мережі, які зв'язані з прихованим шаром випадковими зв'язками.

При такому варіанті схемної реалізації нейронної мережі вперше з'являється можливість включення в її графове подання, крім просторових компонентів, не менш важливого компонента – часового. Це дозволяє ввести часовий кореляційний взаємозв'язок елементів мережі, Практично такий підхід відноситься до такої групи методів, які використовують кореляції між активністю прихованого елемента та активністю вхідного елемента. Тим часом з'являються нові можливості для організації неконтрольованого навчання, які шукають компромісний розв'язок між двома крайніми підходами з „чисто розподіленням” та „чисто локалізованим поданням”.

Запропонована структура мережі може бути використана в:

- загальній теорії нейронних мереж [2] ;
- методах виявлення, фільтрації та розпізнавання об'єктів [19-25];
- реалізації паралельного кодування [1] та стиснення інформації [33];
- створенні формального апарату для моделювання нейронних механізмів сприйняття та засобів для їх реалізації [34, 37];
- теорії організації штучних нейронних мереж на біспін-структурах [35,36];
- методах та засобах біомедичного моделювання та діагностування [38].

Кожна з перерахованих задач є пріоритетною і може знайти застосування в системах технічного зору і штучного інтелекту. Представлений напрямок робіт [39,40], захищений більш ніж 500-ма авторськими свідоцтвами і патентами на винаходи, може бути узгоджено з дослідями в галузі нейронних

мереж, які проводяться школою д.т.н. М.Е.Куссуля [41], і дослідями в галузі функціональної оптоелектроніки, які проводяться школою академіка НАН України С.В.Свечнікова [1] та є додатковою з'єднуючою ланкою між ними і при державній підтримці окреслять шляхи створення конкурентноздатного українського образного комп'ютера нового покоління та біомедичних приладів око-процесорного типу, а також новітніх засобів введення-виведення та передачі інформації.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Свечников С.В., Кожемяко В.П., Тимченко Л.И., Квазиимпульсно-потенциальные оптоэлектронные элементы и устройства логико-временного типа - К.: Наукова думка, 1987 – 256с.
2. Кожем'яко В.П., Тимченко Л.Т., Кутаев Ю.Ф., Івасюк І.Д. Вступ в алгоритмічну теорію ієрархії і паралелізму нейроподібних обчислювальних середовищ та застосування до перетворення зображень. Ч.2 Основи теорії пірамідально-сіткового перетворення зображення: Навч. посібник. - К.: УМКВО, 1994. – 272 с.
3. Alkon D.L. Memory Storage and Neural Systems // Scientific American.- 1987.-N7.- p.42.
4. Zeki S. A Vision of the Brain //Blackwell Scientific Publications, Oxford.- 1993.
5. Hinton G.E. Mapping Part - Whole Hierarchies into Connectionist Networks // Artif. Intell. 46(1-2) - 1990. - p.45-75.
6. Kohonen T. Self-organized formation of topologically correct feature maps // Biol. Cybern. - 1982,- N43. - p.59-69.
7. Linsker R. Self-Organization in a Perceptual Network //Computer 21 (3). - 1988.-p.105-117.
8. Shatz C. J. Impulse Activity and Patterning of Connection During CNS Development//Neuron 5 (6). - 1990. - p.745-758.
9. Churchland P., Sejnowski T.J. The Computational Brain. The MIT Press / Bradford Books. - 1992.
10. Kandel R., Hawkins R. The Biological Basis of Learning and Individuality // Scientific American 267 (3). - 1992. - p.53-60.
11. Nicoll R.A., Kauer J.A., Malenka R.C. The Current Excitement in Long-Term Potentiation // Neuron 1 (2). - 1988. p.97-103.
12. Rock I. and Palmer S. The Legacy of Gestalt Psychology//Scientific American 263 (6). - 1990. - p.48-61.
13. Hubel D.H., Wiesel T.N. Receptive Fields and Functional Architecture of Monkey Striate Cortex // J.Physiol. - 1968 -N195, p.215-243.
14. Hubel D.H. Eye, Brain and Vision // Scientific American Library, New York.- 1988.
15. Livingstone M.S., Hubel D.H., Anatomy in the Primate Visual Cortex // J. Neurosci. - 1984. - N4. - p.309-356.
16. Зубков А.А., Косицкий Г.И., Додоров Б.И. Физиология человека. - М.: Медицина, 1972.- 656 с.
17. Kuffler S.W., Nicholls J.G., Martin A.R. From Neurone to Brain // Sinauer Associates, Sunderland, Mass. - 1984.
18. Sherrington G.E. The Integrative Action of the Nervous System // Yale University Press, New Haven, Conn. - 1961 .
19. Кожемяко В.П. Оптоэлектронные логико-временные информационно-вычислительные среды.- Тбилиси:"Мецниереба",1984. - 360 с.
20. Паралельно-ієрархічне перетворення як системна модель оптико-електронних засобів штучного інтелекту. Монографія / В.П. Кожем'яко, Ю.Ф. Кутаєв, С.В. Свечніков, Л.І. Тимченко, А.А. Яровий – Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2003. – 324 с.
21. Кожемяко В.П., Кириенко А.Г., Сторожук Ю.А. Принцип организации логико-временных процессоров // УСиМ – 1988 - №6 - С. 3-6.
22. В.П. Кожем'яко, Л.І. Тимченко, А.А. Яровий Паралельно-ієрархічні мережі як структурно-функціональний базис для побудови спеціалізованих моделей образного комп'ютера. Монографія. – Вінниця: Універсум-Вінниця, 2005. – 161 с.
23. Kojemiako V., Pavlov S., Cheporniuk S. Estimation of Conditions of the Cardio-Vascular Systems / Proceedings of the 7-th International Conference "Prediction and Analysis of Biomedical Information", Praga,1997, pp. 204-208.
24. V.P. Kozhemyako, L.I. Timchenko, Yu.F. Kutaev, A.A. Gertsy, A.A. Yarovy, N.I. Kokryatskaya, N.P. Grebenyuk, O.A. Poplavskyu Analysis of the methodological approaches in connection with the problem solving of extrapolation of object trajectory // Proceedings of SPIE, Volume 5175, 2003. – p. 222-236.
25. Кожемяко В.П. Основы теории и схемотехники оптоэлектронных элементов и устройств логико-временного типа: Автореферат дисс. доктора техн. наук - Киев: ИК АН Украины, 1988.

26. А.с.1119035(СССР). Способ параллельного сложения длительностей группы временных интервалов / В.П. Кожемяко и др. - Оpubл. в Б.И. 1984. №38.
27. Кожемяко В.П, и др. Математическая модель параллельного сложения произвольных величин методом сравнений // Сообщ. АН ГССР. - Тбилиси: Мецниереба - 1985. №2. - С.365-368.
28. Кожемяко В.П., Тимченко Л.И., Гель В.П., Аль-Кхури Талал. Методика оценки статико-динамической многофункциональности алгоритмических и аппаратных вычислительных средств. - К.: Деп.в УкрГНТБ 13.05.93, N 798. 18 с.
29. Натрошвили О.Г., Кожемяко В.П., Саникидзе Д.О. Многофункциональные оптоэлектронные модули вычислительных структур. - Тбилиси: Мецниереба. - 1986. - 208 с.
30. Патент РФ 1824665 Оптоэлектронный многофункциональный элемент/ В.П. Кожемяко, В.П. Гель, Л.И. Тимченко, О.А.Головань //от 28.04.1993.
31. А.с. (СССР) 1154646 Способ измерения временных интервалов / В.П.Кожемяко, В.Г.Красиленко, Л.И.Тимченко, С.Г.Лютворт // БИ N17- 1985.
32. Crick F., Koch C.Towards. Neurobiological Theory of Consciousnes // Seminars in the Neurosciences,- 1990.- N2 - p.263-275.
33. Кожем'яко В.П. та ін. Граничні умови стиснення і відтворення логіко- часової інформації // Вісник ВПП –1997 - №4. - С.51-54.
34. Кожем'яко В.П., Тимченко Л.І., Лисенко Г.Л., Кутаєв Ю.Ф. Функціональні елементи і пристрої оптоелектроніки: Навч. посібник / К.: УМК ВО, 1990. – 256 с.
35. Кожемяко В.П., Колесницкий О.К. и др. Многоэлементные линейки ЛБФ-32/07 и ЛБФ-24/08 кремниевых биспин-фотоприемников // ПиТЭ, №3.-1992,- С.234-235.
36. Патент України №2993 "Оптоэлектронный вузол матриці для порівняння зображень" // В.П. Кожем'яко, О.К. Колесницький та ін. -Бюлетень. Б-1, 26.12.94.
37. L.I. Timchenko, Yu.F. Kutaev, V.P. Kozhemyako, A.A. Yarovyuy, A.A. Gertsy, A.T. Terenchuk, Nafez Shweiki Method for Training of a Parallel-Hierarchical Network, Based on Population Coding for Processing of Extended Laser Paths Images // Proceedings of SPIE, Volume 4790, 2002. – p. 465-479.
38. Кожем'яко В.Л., Павлов С.В., Чепорнюк С.В. та ін. Оптоелектронні методи контролю серцево-судинної системи - нові тенденції аналізу біомедичних сигналів // Вісник ВПП.-1994.-№3.-С.26-28.
39. Кожем'яко В.П. Погляд на природу штучного інтелекту. - Вісник ВПП.- N1.- 1997.-с. 26-30.
40. Тимченко Л.І. Конвергентні та дивергентні процеси в реальних та штучних нейронних мережах.- Вісник ВПП.- N1. - 1997. с. 5-10.
41. Куусуль М.Э. Ассоциативные нейроподобные структуры - Киев: Наукова думка. – 1992. – 142 с.

Надійшла до редакції 20.09.2006 р.

КОЖЕМ'ЯКО В.П. – академік АІНУ, д.т.н., професор, завідуючий кафедрою лазерної і оптоелектронної техніки, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна.

ТИМЧЕНКО Л.І. – д.т.н., професор, завідуючий кафедрою автотетрії і систем передачі інформації, Київський університет економіки і технологій транспорту, Київ, Україна.

ЯРОВИЙ А.А. – к.т.н., старший викладач кафедри інтелектуальних систем, науковий співробітник кафедри лазерної і оптоелектронної техніки, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна.

НОВИЦЬКИЙ Р.М. – пошукач кафедри лазерної і оптоелектронної техніки, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна.