

Паралельно-ієрархічне перетворення як системна модель для розпізнавання динамічних образів.

Д.т.н., проф. Л.І. Тимченко¹, маг. В.В. Мельніков², д.т.н. Н.І.Кокряцька², д.т.н., Ю.Ф.Кутаєв³, І.Д.Івасюк⁴, С.М.Горейко¹.

¹ Державний економіко-технологічний університет транспорту, м. Київ,

² Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна,

³ Конструкторське бюро, НПО "Астрофизика" м. Москва

⁴ Управління освіти Вінницької області,

Анотація

У статті розглянуто метод паралельно-ієрархічного перетворення на основі популяційного кодування та його застосування для задач розпізнавання динамічних образів. Паралельно-ієрархічне перетворення описується як системна модель для розпізнавання образів. Приведені теоретичні відомості та експериментальні дослідження.

Abstract

In this article researched parallel-hierarchical transformation method based on popular coding and its using for dynamical images recognition tasks. Parallel-hierarchical transformation is described as the system model for images recognition. Leading up theoretical information and experimental researching.

ВСТУП

З останніх досягнень нейробіологічних досліджень відомо, що для кодування сенсорної інформації мозок користується підходом, що одержав назву популяційного кодування, у рамках якого інформація представляється цілою популяцією активних нейронів [1]. Ця важлива властивість була продемонстрована в експериментах Д. Спаркса. Аналізуючи, яким чином мозок мавпи керує рухом її очей, був зроблений висновок, що необхідний рух кодується цілою популяцією кліток, кожна з яких представляє дещо відмінний від інших рух. Рух, що в результаті здійснюється оком, відповідає середньому по всіх рухах, закодованим активними клітками. Як показали М. Янг і С. Ямане в експериментах зі скроневою корою мозку мавпи популяційне кодування виявляється справедливим не тільки для руху очей, але і для рис обличчя.

Відповідно до ідеї популяційного кодування поточний образ, що розпізнається, повинний порівнюватися з деяким усередненим відображенням еталонного образу. Побудуємо модель такого усередненого відображення еталонного образу – середнього по всім поточним образам (інакше по всій навчальній вибірці) на основі усереднення параметрів паралельно-ієрархічної (ПІ) мережі [2].

Метою даної статті є застосування запропонованої гіпотетичної моделі структуризації інформації в корі головного мозку на основі ПІ мережі, докладно викладеної в роботі [2], для задач розпізнавання динамічних образів.

Формування багатоетапної ПІ мережі припускає процес послідовного перетворення просторових областей корельованих і утворення декорельованих у часі елементів

нейронної мережі при переході її з одного стійкого стану в інший.

Головною особливістю запропонованого методу є вивчення динаміки просторово-корельованого механізму перетворення поточних і утворення результуючих елементів нейронної мережі. Такий механізм дозволяє по-новому представити обробку в нейронній мережі як процес паралельно-послідовного перетворення різних складових зображення й облік часових характеристик перетворення. Причому, фізичний зміст вхідних елементів нейронної мережі, що беруть участь у 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.

Розвиток обчислювальної техніки виявляється із еволюційного переходу від традиційних обчислювальних структур Фон-Неймана до "експертних систем" і розумних нейротехнічних, які імітують мозкову діяльність людини, інтелектуально-обчислювальним засобів шостого покоління. З упевненістю можна констатувати, що "ідеальним" пристроєм перетворення оптичної інформації паралельного типу є око - мабуть сама унікальна із сенсорних систем людини. Мозок людини є природним процесором, який перероблює сенсорну інформацію. Виникає питання. Чи можливо змодельовати процес око-процесорного сприйняття сенсорної інформації на рівні створення нейроподібної схеми обробки інформації? Аналіз останніх робіт з нейробіології та робіт пов'язаних з моделюванням нейронних механізмів сприйняття сенсорної інформації показав, що залишаються нез'ясованими наступні питання: яким чином відбувається взаємодія в корі головного мозку нейроансамблей, що утворюються, їхня взаємодія на рівні природних локальних нейронних мереж; як у часі відбувається інтеграція просторово розділених активованих нейроансамблей Д. Хебба в горизонтальних і вертикальних шляхах у момент узгодженої дії багатьох одночасно діючих подразників? Тому у статті досліджується гіпотетична модель просторової інтеграції та структуризації інформації в корі головного мозку, стосовно до проблем в області обробки та розпізнавання образів. Розглянуті в роботі моделі поки що володіють у більшому ступені метафоричною подібністю з "природними" комп'ютерами, проте вони пропонують новий більш витончений підхід до машинних обчислень, наслідуючи якому можна буде створити нові мікропроцесорні системи і комп'ютери нової архітектури. Крім того вони дозволять по новому глянути і на біологічні системи. Прототипом запропонованого підходу можна вважати принципи колективних обчислень у нейроноподібних схемах колективного прийняття рішень, що потребують колективної взаємодії великої кількості простих

рішень, у результаті якого приймається складне рішення шляхом комбінування даних протягом якогось проміжку часу. На основі аналізу нейробіологічних даних про теорію структурування сенсорної інформації у мозку та особливостей організації обчислень у корі була виявлена низка невідповідностей щодо природних механізмів сприйняття об'єктів і ситуацій зовнішнього світу, які не знайшли відповідного відображення у сучасних нейроподібних обчислювачах, що суттєво обмежує їх технічні можливості та не відповідає головним вимогам, які ставляться до інтелектуальних засобів обробки інформації.

1. Опис методу аналізу протяжних лазерних трас.

У загальному виді концепцію багатоетапності обробки образу можна сформулювати в такий спосіб. Аналіз образу полягає в послідовному перетворенні співпадаючих і виявленні (фільтрації) незбіжних у часі складових образу при переході елементів нейронної мережі з поточних енергетичних станів з одними просторовими координатами в стани з меншою енергією з іншими просторовими координатами. Такий процес аналізу образу відбувається на багатьох етапах, кожний з яких включає виконання вищевказаної процедури. Умовою переходу складових образу на більш високий рівень є наявність динаміки взаємного збігу проміжних результатів обробки в часі в рівнобіжних каналах нижнього рівня. Результат аналізу образу формується з ізольованих у просторово-часовій області складових зображення.

Розглянемо математичну модель паралельного розкладання множини $\mu = \{a_i\}$, $i = \overline{1, n}$ [2], що застосовується в кожній гілці ПП мережі.

$$\sum_{i=1}^n a_i = \sum_{j=1}^R \left(n - \sum_{k=0}^{j-1} n_k \right) (a^j - a^{j-1}), \quad (1)$$

де $a_i \neq 0$, R - розмірність даної множини. З однакових елементів сформуємо підмножини, елементи однієї підмножини позначимо через a^k , $k = \overline{1, R}$, n_k - число елементів у k -ій підмножині (тобто кратність числа a_k), a^j - довільний елемент множини $\{a^k\}$, обраний на j -ому кроці, $j = \overline{1, R}$, $a^0 = 0$, $n_0 = 0$.

Скористаємось ідеєю популяційного кодування [1], побудувавши модель будь-якої кінцевої дії, що здійснюється по всім поточним діям.

Очевидно, що на рівні гілок нейронної мережі дана кінцева дія при реалізації популяційного кодування відповідає усередненим параметрам цієї мережі. Для ПП мережі такими усередненими параметрами можуть бути кількість елементів у гілці кожного рівня, які визначаються на основі моделі виду (1), і значення самого елемента. У цьому випадку поточний - образ, що розпізнається, буде відображатися поточною ПП мережею і порівнюватися з еталонною ПП мережею з усередненими параметрами.

Позначивши середнє значення довільного елемента першого рівня через $\bar{a}_{i,j}^1$, другого рівня - $\bar{a}_{i,j}^2$, третього

рівня - $\bar{a}_{i,j}^3$ і т.д. k -го останнього рівня $\bar{a}_{i,j}^k$, а також середнє число елементів першого рівня - $N_{\bar{a}_{i,j}^1}$, другого рівня - $N_{\bar{a}_{i,j}^2}$, третього рівня - $N_{\bar{a}_{i,j}^3}$ і т.д. k -го рівня - $N_{\bar{a}_{i,j}^k}$ можна сформулювати ПП мережу з усередненими параметрами.

Синтезована в такий спосіб структура ПП мережі з усередненими параметрами показана на рис. 1:

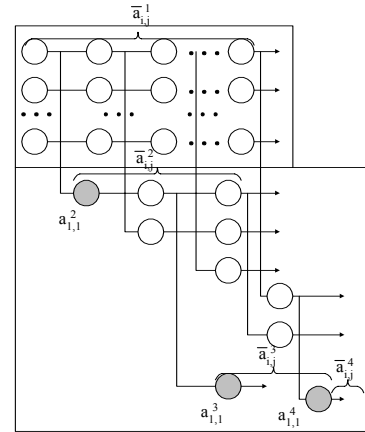


Рис. 1: Структура ПП мережі [2] з усередненими параметрами.

Поточний образ або досліджуваний образ, який оброблений ПП мережею з поточними параметрами $a_{i,j}^1$, $a_{i,j}^2$, $a_{i,j}^3$, ..., $a_{i,j}^k$ і $N_{a_{i,j}^1}$, $N_{a_{i,j}^2}$, $N_{a_{i,j}^3}$, ..., $N_{a_{i,j}^k}$, порівнюється з еталонним образом або образом норми, який оброблений ПП мережею з усередненими параметрами - $\bar{a}_{i,j}^1$, $\bar{a}_{i,j}^2$, $\bar{a}_{i,j}^3$, ..., $\bar{a}_{i,j}^k$ і $N_{\bar{a}_{i,j}^1}$, $N_{\bar{a}_{i,j}^2}$, $N_{\bar{a}_{i,j}^3}$, ..., $N_{\bar{a}_{i,j}^k}$...

Якщо скористатися препаруванням елементів ПП мережі для кожного рівня [3], то від усереднених параметрів $\bar{a}_{i,j}^1$, $\bar{a}_{i,j}^2$, $\bar{a}_{i,j}^3$, ..., $\bar{a}_{i,j}^k$ можна перейти на основі трьохрівневого кодування до їх відображення бінаризованими препаратами (-1, 0, +1).

$$\bar{a} = \frac{1}{NM} \sum_{i,j} a_{i,j} \quad (2)$$

Потім визначаються масиви різниць елемента із середнім значенням образу (або фрагменту траси), у якому знаходиться елемент образу:

$$R_{i,j} = a_{i,j} - \bar{a} \quad (3)$$

Для препарування початкового образу отримані різниці порівнюються з порогом δ , тобто

$$q_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } R_{i,j} > \delta \\ -1, & \text{якщо } R_{i,j} < -\delta \\ 0, & \text{якщо } |R_{i,j}| \leq \delta \end{cases}$$

Причому поріг δ вибирається з умови:

$$N_i^{(1)} \cdot N_i^{(-1)} \cdot N_i^{(0)} = \text{Max}, \quad (5)$$

де $N_i^{(1)}, N_i^{(-1)}, N_i^{(0)}$ - кількості одиничних, мінус одиничних і нульових препаратів при кожному порозі t .

Тобто для довільного усередненого параметра такий

перехід може відобразитися трьома видами препаратів: $a_{i,j}^0, a_{i,j}^1, a_{i,j}^{-1}$. У цьому випадку III мережа з числовими відліками перетвориться в III мережу з бінаризованими відліками $a_{i,j}^0, a_{i,j}^1, a_{i,j}^{-1}$. Тоді істотно спрощується процедура порівняння бінаризованих відліків поточної й еталонної III мереж.

Для формування еталонних образів необхідно провести для них навчання в межах навчальної вибірки. Для чого необхідно при кожному навчанні робити усереднення по елементах гілки кожного рівня, тобто формувати усереднені елементи $\bar{a}_{i,j}^1, \bar{a}_{i,j}^2, \bar{a}_{i,j}^3, \dots, \bar{a}_{i,j}^k$, далі

переходячи до бінаризованих препаратів $a_{i,j}^0, a_{i,j}^1, a_{i,j}^{-1}$. Виконавши у такий спосіб вищевказані дії можна сформувати III мережу з еталонними параметрами для поточних зображень.

Сформувавши III мережі з еталонними параметрами можна робити її порівняння з III мережею, що використовує поточні параметри. Під III мережею з поточними параметрами варто розуміти III мережу з поточними значеннями її елементів $a_{i,j}^1, a_{i,j}^2, a_{i,j}^3, \dots, a_{i,j}^k$ з переходом до бінаризованих препаратів $a_{i,j}^0, a_{i,j}^1, a_{i,j}^{-1}$ і поточним числом елементів у гілках кожного рівня $N_{a_{i,j}^2}, N_{a_{i,j}^3}, \dots, N_{a_{i,j}^k}$.

Етап тунелювання проводився по усереднених коефіцієнтах кореляції при порівнянні еталонного образу з окремим фрагментом траси. Межі тунелю визначалися експериментально.

Етап обробки поточних фрагментів траси. На цьому етапі у разі попадання коефіцієнта кореляції у тунель еталонного образу фрагмент траси вважається «хорошим», інакше – «поганим».

Для «хорошого» фрагменту траси производится оптимізація ваг за формулою (6):

$$x = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} w(f(x,y)) \cdot (x + \delta_x),$$

$$y = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} w(f(x,y)) \cdot (y + \delta_y). \quad (6)$$

Для кожного з рівнів III мереж проводилося обчислення коефіцієнта кореляції.

Коефіцієнт кореляції $p_{x,y}$ між вибірками двох випадкових дискретних величин X, Y із математичними очікуваннями μ_x, μ_y і середньоквадратичними відхиленнями σ_x, σ_y визначається як

$$p_{x,y} = \frac{COV(X,Y)}{\sigma_x \cdot \sigma_y}, \quad (7)$$

де $-1 \leq p_{x,y} \leq 1$,

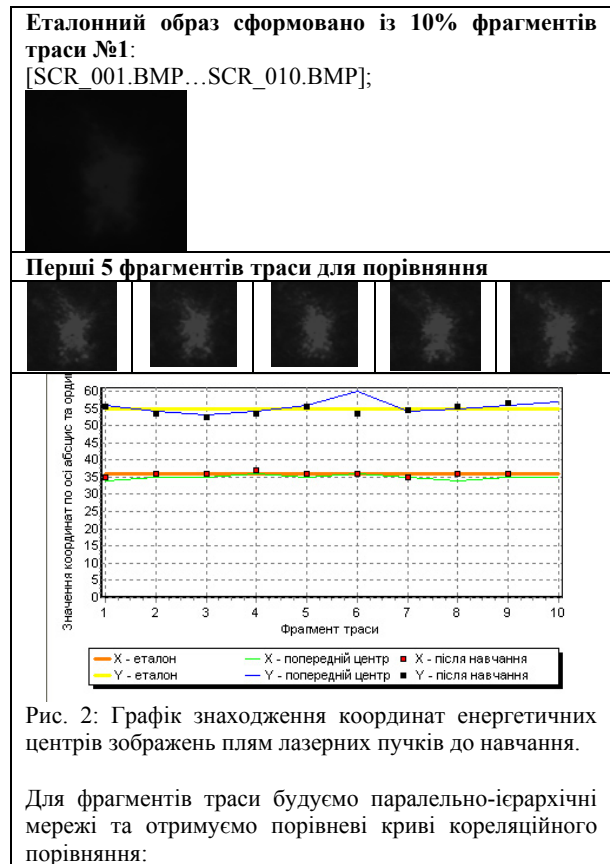
$$COV(X,Y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y).$$

Дуже важливою обставиною є те, що коефіцієнт кореляції можна обчислювати не тільки окремо для кожних двох рівнів, але також і загальний для двох III мереж, що поліпшує вірогідність формування результату розпізнавання.

2. Порівняльний аналіз зображень різноманітних фрагментів зображень лазерних трас

У табл. 1 подані зразки еталонних образів та окремих фрагментів протяжних лазерних трас, що використовувалися у ході експериментів, а також криві кореляційного порівняння порівняння еталонних образів з різними фрагментами трас.

Таблиця 1: Зразки образів та фрагменти трас



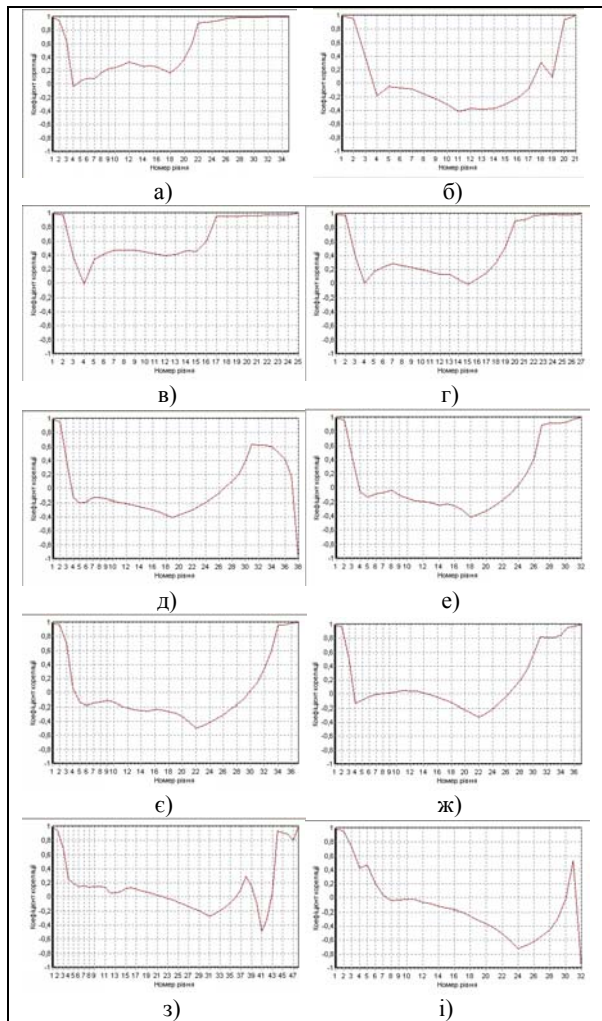


Рис. 3: Кореляційне порівняння:
 а) фрагменту №1 з еталоном; б) фрагменту №2 з еталоном; в) фрагменту №3 з еталоном; г) фрагменту №4 з еталоном; д) фрагменту №5 з еталоном; е) фрагменту №6 з еталоном; є) фрагменту №7 з еталоном; ж) фрагменту №8 з еталоном; з) фрагменту №9 з еталоном; і) фрагменту №10 з еталоном.

Кількість спільних рівнів: 21.

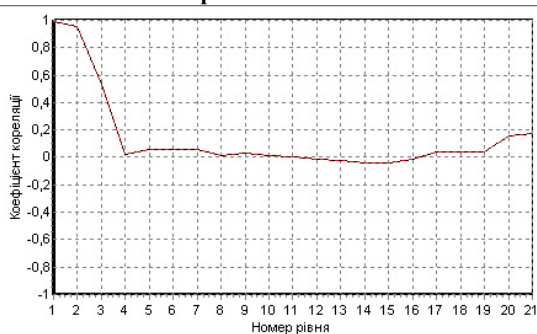


Рис. 4: Картина середніх порівневих коефіцієнтів кореляції.

ОТРИМАЛИ:

Середній порівневий коефіцієнт кореляції з еталоном:
 - для фрагменту траси №1: 0,319;

- для фрагменту траси №2: 0,069;
- для фрагменту траси №3: 0,593;
- для фрагменту траси №4: 0,337;
- для фрагменту траси №5: -0,096;
- для фрагменту траси №6: -0,058;
- для фрагменту траси №7: -0,047;
- для фрагменту траси №8: 0,068;
- для фрагменту траси №9: 0,074;
- для фрагменту траси №10: 0,225

Середній порівневий коефіцієнт кореляції: 0,1484.

Тунель: [0,1484...1].

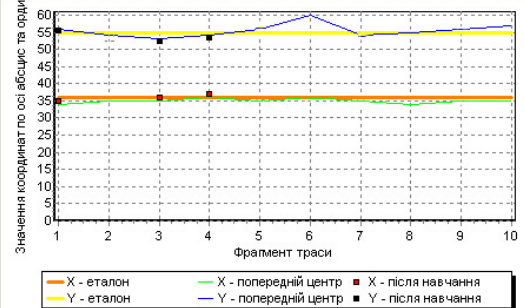


Рис. 5: Графік знаходження координат енергетичних центрів зображень плям лазерних пучків після навчання на мережі.

У ході експерименту проводилося кореляційне порівняння еталонних образів та окремих фрагментів трас. У якості еталонних бралися образи, що були раніше сформовані із певної (зазначеної у табл. 1) сукупності фрагментів трас та збережені програмою "Обробка лазерних протяжних трас" і подальше порівняння з іншими фрагментами трас проводилося саме для них.

ВИСНОВКИ

У роботі запропоновано для навчання мережі, використовуючи ідею популяційного кодування в штучній нейронній мережі і наближення її до природних нейронних мереж, поточний образ відображати поточною ПІ мережею з поточними параметрами і перетворювати їх на основі узагальненого контурного препарування в бінарні препарати з наступним порівнянням на основі коефіцієнту кореляції з еталонною ПІ мережею еталонного образа з усередненими параметрами, елементи якого є бінаризованими препаратами. На відміну від відомих структур штучних нейронних мереж [4], у яких для порівняння використовуються не нормовані (абсолютні) критерії подоби в розглянутому методі навчання використовується нормований критерій. При цьому коефіцієнт кореляції запропоновано обчислювати не тільки окремо для кожних двох рівнів, але також обчислювати і загальний для двох ПІ мереж, що поліпшує точність формування результату розпізнавання. Результати машинного моделювання, проведені на прикладі обробки зображень облич, показують повну адекватність отриманих теоретичних і експериментальних результатів. При використанні паралельно-ієрархічної мережі для задач розпізнавання динамічних образів Навчання на мережі показує, що серед “хороших” фрагментів траси залишилися фрагменти траси №1, 3, 4 та 10.

ЛІТЕРАТУРА

- [1] Хинтон Д.Е. Как обучаются нейронные сети // В мире науки. – 1992.- №11-12. – с. 103-110.
- [2] Тимченко Л.И. Многоэтапная параллельно-иерархическая сеть как модель нейроподобной схемы вычислений. Кибернетика и системный анализ. №2, 2000, с.114-134.
- [3] Тимченко Л.И., Чепорнюк С.В., Кутаев Ю.Ф., Герцій О.А. Компактный опис моделей зображень для класифікації образів. Вісник ВПІ, 1998, №2, с. 72-83.
- [4] J.K.Aggarwal, Shishir Shah. Object recognition and performance bounds- in Proc. Image Analysis and Processing, Florence, Italy, Septemger 17 - 19, pp. 343 - 360, 1997.
- [5] М.О. Ковзель, Л.І. Тимченко, Ю.Ф. Кутаєв, С.В. Свечніков, В.П. Кожем'яко, О.І. Стасюк, С.М. Білан, Л.В. Загоруйко. Паралельно-ієрархічне перетворення і Q-обробка інформації для систем реального часу. Монографія. – Київ: КУЕГТ, 2006 – 492 с.
- [6] 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.
- [7] В.П. Кожем'яко, Ю.Ф. Кутаєв, С.В. Свечніков, Л.І. Тимченко, А.А. Яровий. Паралельно-ієрархічне перетворення як системна модель оптико-електронних засобів штучного інтелекту. Монографія. / Кол. авторів під заг. ред. В.П. Кожем'яко – Вінниця: УНІВЕРСУМ – Вінниця, 2003 – 324 с.