

УДК 621.397.3

В.М. ХАВАЛКО, А.М. ХУДИЙ

Державний науково-дослідний інститут інформаційної інфраструктури, Україна

АЛГОРИТМИ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ЗАСОБАМИ КЛІТИННИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Розглянуто алгоритмічну структуру блоку попередньої обробки зображень інформаційно-аналітичної системи обробки, аналізу, розпізнавання та класифікації зорових образів різноманітної структури та складності. Проведено огляд відомих алгоритмів обробки зображень з використанням клітинних нейронних мереж (КНМ), а також розглянуто основні галузі застосування КНМ і здійснено аналіз ефективності їхнього застосування для вирішення поставлених завдань. Розроблено новий алгоритм фільтрації зображень і наведено результати його роботи.

клітинні нейронні мережі (КНМ), обробка зображень, математична модель, структурна схема, фільтрація зображень, інформаційно-аналітичні системи обробки зображень

Вступ

Розвиток нових інформаційних технологій дав можливість більш ефективно розв'язувати задачі обробки та аналізу великих потоків відеоданих. Особливо це стосується обробки, аналізу, розпізнавання та класифікації зображень у режимі реального часу за допомогою такого перспективного напрямку, який швидко розвивається, як нейронні мережі (НМ) [1, 2]. Це пов'язано насамперед з тим, що НМ є високошвидкісними системами паралельної обробки даних, а застосування їх у різних прикладних галузях є ефективним. Обчислювальні затрати багатьох алгоритмів обробки зображень у просторовій області можна суттєво зменшити завдяки зменшенню кількості операцій, які виконуються над зображенням [3]. Наприклад, більшість алгоритмів лінійної та нелінійної фільтрації в просторовій області зводиться до обробки в локальних вікнах зображення [4-7], а не виконуються над цілим зображенням.

1. Постановка задачі

Провівши аналіз основних переваг та недоліків КНМ, необхідно розробити ряд методів та алгоритмів, які б входили до складу алгоритмічної структури блоку попередньої обробки зображень інформаційно-аналітичної системи (ІАС) обробки, аналізу,

розпізнавання та класифікації зорових образів засобами нейромереж різної конфігурації та з різними алгоритмами навчання, враховуючи те, до яких класів належать зображення, що розглядаються. Метою розробки такої ІАС (структурну схему якої зображено на рис. 1) є автоматизація процесів розпізнавання та класифікації зорових образів, які належать до різних класів, характеризуються різними складністю та структурою.

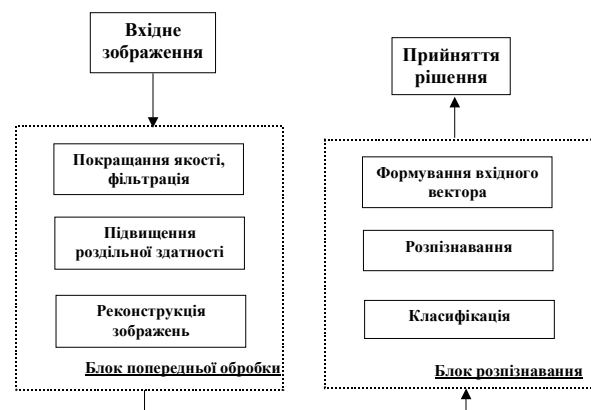


Рис. 1. Структурна схема ІАС обробки, розпізнавання та класифікації зображень

Алгоритмічну структуру цієї ІАС буде реалізовано на базі як відомих алгоритмів з використанням НМ-технології, так і нових алгоритмів, які можуть бути реалізовані з використанням НМ-технології. Також буде проведено порівняльний аналіз ефективності використання тих чи інших алгоритмів. Розг-

ляємо структуру і основні типи одного з видів НМ, а саме клітинних нейронних мереж (КНМ).

2. Структура КНМ

КНМ вперше запропоновані в [3] як спеціальний тип високошвидкісної паралельної нейронної структури для обробки зображень та їх розпізнавання. Цей тип НМ, зарекомендувавши себе потужним і ефективним інструментом в задачах обробки сигналів та зображень у режимі реального часу, почав швидкий теоретичний і прикладний розвиток [4-8].

Кожна клітинка КНМ має синаптичні зв'язки зі своїми сусідами і сама з собою (рис. 2), а також один сенсорний зв'язок з постійним у часі внутрішнім сигналом [9].

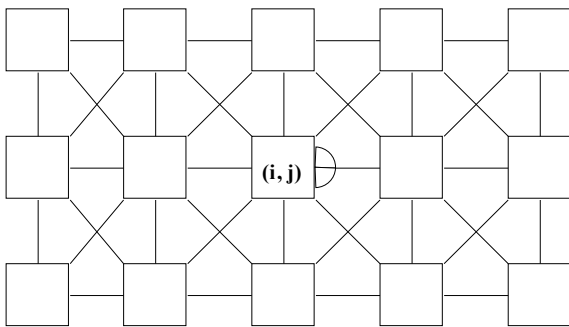


Рис. 2. КНМ розмірністю 3x5

Як видно з рис. 2, вихід кожного нейронного елемента зв'язаний з відповідним входом нейронів сусідів. З іншого боку, вхід кожного нейрона з'єднаний з виходами нейронів сусідів. Надзвичайно важливою характеристикою КНМ є використання тієї ж функції обробки всіма нейронами мережі.

Стан клітинки y_{ij} КНМ у дискретний момент часу визначається виразом

$$y_{ij}[t+1] = y_{ij}[t] + \alpha \left[\sum_{C(k,l) \in N(i,j)} A_{i,j;k,l} u_{k,l}[t] - \beta y_{ij}[t] - I_{ij} \right], \quad (1)$$

де $C(k,l)$ – клітинка у вузлі (k,l) ; α , β – константи; $y_{ij}[t]$ – стан клітинки у вузлі (i,j) у момент часу t .

Один з можливих варіантів виходів клітинки КНМ (рис. 3) визначається як

$$u_{ij}[t] = 0.5 \left(|y_{ij}[t] + 1| - |y_{ij}[t] - 1| \right).$$

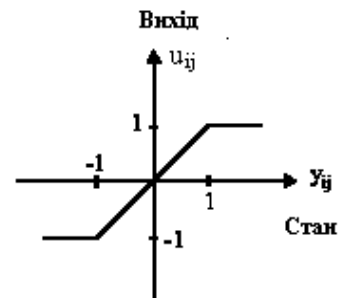


Рис. 3. Функція виходу клітинки КНМ

3. Види КНМ та їх переваги

Залежно від типу нейронів, які є основними елементами НМ, прийнято таку класифікацію КНМ:

- класична (неперервна в часі) [3] – CCNN;
- дискретна (орієнтована спеціально на обробку бінарних зображень) [10] – DCNN;
- КНМ, яка ґрунтується на багатозначних нейронах [11] – CNN-MVN;
- КНМ, яка базується на універсальних бінарних нейронах [12] – CNN-UBN.

Класичні КНМ на базі

$$v(i,j) = F \left[-z(i,j) + \sum_{k=-r}^r \sum_{l=-r}^r (A(k,l)v(i+k,j+l)) + \sum_{k=-r}^r \sum_{l=-r}^r (B(k,l)u(i+k,j+l)) + I \right] \quad (2)$$

дозволяють реалізувати алгоритми лінійної фільтрації в просторовій області, однак КНМ з нелінійним оператором

$$v(i,j,t) = F_d \left[\sum_{k=-r}^r \sum_{l=-r}^r (A(k,l)v(i+k,j+l,t-1)) + \sum_{k=-r}^r \sum_{l=-r}^r (B(k,l)u(i+k,j+l,t-1)) + I \right] \quad (3)$$

дозволяють реалізувати фільтри медіанного типу, не здатні реалізувати інші алгоритми нелінійної фільтрації. Звідси – природне прагнення використовувати в КНМ інші базові нейрони з метою істотного розширення їхніх функціональних можливостей.

Функціональні можливості КНМ порівняно з класичними КНМ і їхніми модифікаціями [3-5, 10] були істотно розширені з використанням як базових нових типів нейронів. Алгоритми, описані за допомогою непорогових булевих функцій, не можуть бути реалізовані на дискретних КНМ, але їх можна реалізувати на КНМ з універсальних логічних елементів (універсальних булевих нейронів) – CNN-UBN, що були детально розглянуті в [11, 12]. CNN-MVN є чудовим засобом для реалізації багатозначних нелінійних фільтрів (MVF) [12].

Більшість алгоритмів, які розробляються для обробки зображень, ґрунтуються на двох останніх різновидах КНМ. CNN-MVF ефективні для фільтрації гауссова, рівномірного шумів, а також для посилення високих і середніх частот (з метою виділення деталей). Для розв'язування останньої задачі поки що неповною мірою використаний і потенціал класичних КНМ, зокрема, не були досліджені можливості застосування медіанних фільтрів для вирішення задачі корекції частот. В [3-11] детально розглянуто такі проблеми: структура та види КНМ, етапи їхнього розвитку, оригінальні алгоритми точного глобального виділення контурів і виділення контурів по вузьких напрямках, багатозначні нелінійні фільтри, їхнє застосування для фільтрації шуму і вирішення задачі корекції частот (виділення деталей), застосування для вирішення задачі корекції частот медіанного типу фільтрів і реалізацію всіх алгоритмів на КНМ. Також дано рекомендації щодо сфер застосувань розроблених алгоритмів, проведено аналіз ефективності використання тієї чи іншої парадигми побудови КНМ.

Головними перевагами таких типів КНМ, як CNN-MVN і CNN-UBN, порівняно з іншими типами нейронів (Хопфілда, Чуа, багаторівневого перцептрона) є значно ширші функціональні можливості та існування швидких збіжних алгоритмів навчання. Це означає, що на CNN-UBN можна реалізувати різні (а не тільки порогові) булеві функції будь-якого числа змінних, а для CNN-MVN і заданої багатозначної функції завжди можна знайти таке чис-

ло k , що дана функція буде реалізована на одному нейроні. Алгоритми навчання, які при цьому використовуються, були розглянуті в [12]. Якщо при реалізації алгоритму зважена сума попадає в “неправильний” сектор на комплексній площині, то алгоритм навчання складається в корекції ваг так, щоб зважена сума попала в один із секторів, що відповідають правильному вихідному значенню (для CNN-UBN), або в сектор, що строго відповідає очікуваному вихідному значенню (для CNN-MVN). В [11, 12] запропоновано алгоритм навчання з коригуючим множником, який зводиться до такої процедури корекції:

$$W_{m+1} = W_m + \frac{1}{(n+1)} C \omega \varepsilon^q \bar{X}, \quad (4)$$

де W_m і W_{m+1} – поточний і наступний вагові вектори; \bar{X} – вектор вхідних сигналів нейрона (комплексно-спряжений); ω – коефіцієнт корекції; ε – первинний корінь m -го або k -го степеня з одиниці; C – масштабний коефіцієнт; q – номер “правильного” сектора. Коефіцієнт корекції вибирається так, щоб зважена сума $z = w_0 + w_1 x_1 + w_n x_n$ перемістилася якнайближче до “правильного” сектора (або відразу попала в нього) після кроку навчання, обумовленого (4). Для UBN вибір ω реалізується так: якщо зважена сума попала в “неправильний” сектор, то обидва сусідніх до нього сектора будуть “правильними”, і рухатися потрібно до того з них, до якого поточне значення зваженої суми ближче. Для MVN у випадку попадання в “неправильний” сектор рухатися потрібно в “правильний” сектор з номером q . Значення ε^q в обох випадках відповідає правій границі “правильного” сектора. Інший алгоритм навчання, розглянутий у [12], базується на правилі “корекції помилки” [13], яке для комплекснозначних нейронів має такий вигляд:

$$W_{m+1} = W_m + \frac{1}{(n+1)} C (\varepsilon^q - \varepsilon^s) \bar{X},$$

де W_m і W_{m+1} – поточний і наступний вагові вектори; \bar{X} – вектор вхідних сигналів нейрона (ком-

плексно-спряжений); ε – первинний корінь m -го або k -го степеня з одиниці; C – масштабний коефіцієнт; q – номер “правильного” сектора на комплексній площині; s – номер “неправильного” сектора, в який попало поточне значення зваженої суми. Для MVN q повинно дорівнювати очікуваному вихідному значенню. Для UBN q вибирається з міркувань, якщо зважена сума попадає в “неправильний” сектор з номером s , її варто скерувати в лівий ($s+1$) або правий ($s-1$) сусідній сектор залежно від того, до якого з них поточне значення зваженої суми виявилось ближче. CNN-MVN і CNN-UBN визначаються у працях [11, 12]. Використовується звичайна для КНМ схема, запропонована в [3], але з UBN або MVN як базовими нейронами мережі.

У роботах [12, 14] розглянуто алгоритми виділення контурів і фільтрації імпульсних перешкод та їхня реалізація на CNN-UBN. Основна ідея запропонованого підходу до точного виділення контурів полягає в тому, що обробка напівтонового зображення проводиться шляхом роздільної обробки бітових площин та їхнього наступного об'єднання в результуюче напівтонове зображення. Обробка ж бітової площини описується булевою функцією, що визначає, чи є контур у центрі локального вікна 3×3 , чи його немає. На відміну від класичних підходів (оператори Лапласа, Собела, Превітта та оператори, які базуються на застосуванні рангових алгоритмів [15, 16]) запропонований підхід є більш ефективним, бо забезпечує абсолютно точне виділення контурів, що відповідають кожним, навіть мінімальним перепадам яскравості, у той час як усі перераховані класичні алгоритми підсилюють сильні перепади, але часто “не зауважують” слабкі. Запропонований підхід є об'єктивним, оскільки ґрунтується на точному описі всіх перепадів яскравості.

4. Задача фільтрації зображень

Зі схеми з'єднань, прийнятої в КНМ, видно, що вона ідеально підходить для реалізації алгоритмів

фільтрації в просторовій області, що зводяться до обчислення лінійної згортки з вікном.

Як показано в [17], вираз (1) можна записати в вигляді згортки

$$\sum_{C(k,l) \in N(i,j)} A_{i,j;k,l} u_{k,l}[t] = \sum_{l=-r}^r \sum_{k=-r}^r A[i-k, j-l] * u[k, l],$$

а задача фільтрації зображень зводиться до обчислення згортки

$$y[i, j] = \sum_{l=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} W[k, l] * x[i-k, j-l], \quad (5)$$

де $y[i, j]$ – відфільтроване зображення, $x[i, j]$ – вхідне, невідфільтроване зображення, $W[i, j]$ – імпульсна характеристика фільтра. Отже, практично задача фільтрації згідно з [17] зводиться до знаходження імпульсної характеристики фільтра $W[i, j]$. Однак надзвичайно важливою з практичної точки зору є задача реалізації згортки, і на даний момент використовують три можливих варіанти:

- Якщо $W[i, j]$ – відмінна від нуля матриця в невеликій обмеженій області $-r \leq i \leq r$, $-r \leq j \leq r$, де r є невеликим, то мова йде про апертурну або локальну фільтрацію, при цьому згортка обчислюється безпосередньо:

$$y[i, j] = \sum_{l=-r}^r \sum_{k=-r}^r W[k, l] * x[i-k, j-l].$$

Приклади матриць $W[i, j]$ і задачі фільтрації, які з їхньою допомогою розв'язуються, більш детально розглянуто в [15, 16].

- Для обчислення згортки (5) також можна використовувати швидке перетворення Фур'є, однак при цьому сильно зростають обчислювальні затрати, що робить саме таку реалізацію згортки не дуже привабливою.

- Суттєвого зменшення числа виконуваних операцій, а отже, і обчислювальної складності можна досягти, якщо підібрати відповідне різницеве рівняння з постійними коефіцієнтами невисокого порядку, розв'язком якого є згортка (5), тобто замість

$$y[i] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} W[k] * x[i-k]$$

обчислюється

$$y[i] = f(x[i], x[i-1], x[i+1], x[i-2], x[i+2], \dots, y[i-1], y[i+1], y[i-2], y[i+2], \dots).$$

Саме апаратна реалізація останнього рівняння і дає структуру нейромережі.

На основі КНМ розроблено алгоритм фільтрації зображень, який було опротестовано під час експериментальних досліджень по застосуванню НМ для реалізації задач попередньої обробки зображень. Перевагою цієї НМ є встановлення прямої аналогії між результатами зображення і функціоналом. Ця перевага забезпечує ефективне функціонування НМ у режимах навчання і відтворення, а також дає можливість оперувати великими наборами даних. Результати тестування наведено на рис. 4.



Рис. 4. Результати фільтрації тестового зображення

5. Компресія зображень з використанням КНМ

Серед основних прикладних застосувань КНМ з особливою увагою слід розглянути компресію зображень та відеопотоків даних. У багатьох прикладних галузях, які тою чи іншою мірою пов'язані з обробкою, зберіганням, передачею візуальних даних та мультимедіасистемами, виникає необхідність у зменшенні об'ємів пам'яті, які потрібні для зберігання зображень, та збільшенні швидкості передачі, а цього можна досягти лише завдяки стиску зображень та їх послідовностей. Добре відомим є той факт, що алгоритми компресії класифікують на алгоритми з втратами та без втрат. Для деяких областей застосування алгоритмів компресії строгою практичною необхідністю є використання алгорит-

мів стиску без втрат, оскільки отримані зображення повинні характеризуватись високою якістю зображення та мати відносно малий розмір.

У [18] запропоновано застосування парадигми КНМ [3] при реалізації алгоритмів компресії без втрат у стандартах JPEG та MPEG. Загальну схему алгоритму JPEG компресії (схема для MPEG компресії відеоданих аналогічна) зображено на рис. 5. Всі кроки, які виконує цей алгоритм, можна реалізувати за допомогою КНМ.

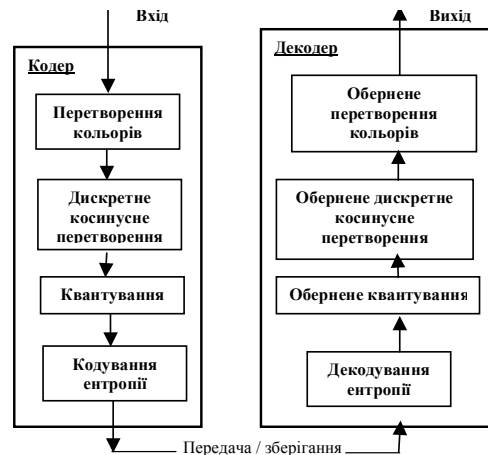


Рис. 5. Структурна схема алгоритму JPEG компресії

Суть алгоритму реалізації JPEG компресії на КНМ полягає у виконанні таких кроків:

1. Проводимо локальне горизонтальне (вертикальне) усереднення основного зображення. При цьому кожен піксель замінюється завдяки оцінці сусідніх клітинок з використанням однієї з двох матриць:

$$B_{гор} = \begin{pmatrix} 0.16 & 0.18 & 0.16 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0.16 & 0.18 & 0.16 \end{pmatrix};$$

$$B_{вер} = \begin{pmatrix} 0.16 & 0 & 0.16 \\ 0.18 & 0 & 0.18 \\ 0.16 & 0 & 0.16 \end{pmatrix}.$$

2. Усереднене зображення (результат попереднього кроку) віднімаємо від основного і обчислюємо похибку наближення на кроці 1.

3. Квантування і зберігання кожної парної стрічки (колонки) зображення як підзображення з половиною розміру оригіналу.

4. Припускаємо, що кожна непарна стрічка

(стовпець) формує нове основне зображення.

5. Якщо основне зображення більше, ніж сформоване, то переходимо до кроку 1, змінюючи напрям з вертикального на горизонтальний або навпаки.

6. Алгоритм кодування результату (всі зображення разом повинні мати таку ж кількість пікселів, як і оригінальне зображення).

Метод декодування полягає в проведенні оберненої процедури. Застосування таких алгоритмів в ІАС обробки, аналізу, розпізнавання та класифікації зорових образів дає відчутний ефект, зменшуючи необхідні затрати на зберігання та передачу візуальних даних по каналах зв'язку.

6. Підвищення роздільної здатності зображень

Задача підвищення роздільної здатності зображень є надзвичайно важливою в багатьох галузях, зокрема в медицині, радіолокації та ін. Досить часто зображення характеризуються низькою роздільною здатністю, незадовільною якістю, можуть спотворюватись завадами. Підвищення роздільної здатності зображення є процесом, який полягає в отриманні зображення з більшою роздільною здатністю, ніж те, що було одержане за допомогою фізичних сенсорів. З цієї точки зору будь-яка оптична система може розглядатися як двовимірний низькочастотний фільтр. Таким чином, тільки обмежена частина частот бере участь у формуванні зорового образу. Іншими словами, роздільна здатність оптичної системи може бути збільшена завдяки відновленню найвищих частот або екстраполяції спектра до найвищої частотної області. Практичне вирішення проблеми було запропоновано в [25, 26]. Воно базується на двох фундаментальних фактах: 1) двовимірне Фур'є-зображення просторово обмеженої функції – аналітична функція в частотній області; 2) якщо аналітична функція в частотній області точно визначена в обмеженій підобласті, то вона визначена на цілій області, де вона є аналітичною. Ітераційні процедури, запропоновані в [25, 26], спрямовані на

одночасне відновлення невідомої частини спектра, що відповідає найвищим частотам, і величин сигналу в просторовій області. Отже, техніки та підходи збільшення роздільної здатності розбиваються на два великих класи: підходи, які розглядаються в частотній області, та підходи, які розглядаються в просторовій області.

До методів та алгоритмів, які працюють в частотній області, належать: методи реконструкції з усуненням зв'язків [19]; методи, які базуються на використанні техніки рекурсивних найменших квадратів [20, 21]; методи, які базуються на використанні техніки цілком рекурсивних найменших квадратів (TLS – total least squares) [21] та ін.[22].

Найбільш популярними й ефективними з практичної точки зору методами та алгоритмами, які використовуються в просторовій області, є такі: методи інтерполяції неоднорідно розподілених зразків [23]; алгоритми алгебричної фільтрації з оберненим зв'язком [23]; імовірнісні методи [24]; теоретико-множинні методи [23] та ін. [24].

Виконання обох підходів не є важким, однак ці підходи характеризуються певними недоліками. Початкові нульові значення спектральних коефіцієнтів і величини сигналу не можуть гарантувати достатньо хорошого розв'язку. Такий шлях заздалегідь припускає, що відновлена частина спектра буде достатньо згладженою, а отже, відновлене зображення також характеризуватиметься цим ефектом. В [27] запропоновано два підходи до екстраполяції ортогональних спектрів, які базуються на концепції багатозначних нейронів.

Перший з підходів істотно покращує методи, запропоновані в [25, 26]. Щоб отримати найбільш точне наближення і спектра, і сигналу, що йому відповідає, запропоновано використовувати початкові величини частини відновлення спектра і сигналу, що не буде нульовим, або постійним. Остаточне виправлення спектра і сигналу реалізується нелінійною багатозначною фільтрацією в просторовій області, яка може бути реалізована з використанням CNN-MVN. Інший підхід ґрунтується на можливос-

ті використання багатозначного нейрона у прогнозуванні часових рядів [26]. При цьому зроблено припущення, що кожний спектральний коефіцієнт є функцією найнижчих частот та існує можливість навчити MVN застосовувати цю функцію, а згодом передбачати невідомі спектральні коефіцієнти в найвищій частотній області.

Розглянемо більш детально перший підхід. Нехай $f(x, y)$ описує дискретне зображення розміром $n \times n$, визначене на просторовій підобласті $\tilde{A} \subset A$. Функція $F(u, v) = \Phi[f(x, y)]$; $u, v \in \{0, 1, 2, \dots, n-1\}$, де Φ – перетворення Фур'є, косинусне або Волша спектра сигналу f . Виникає проблема екстраполяції функції F в області $u, v \in \{0, 1, \dots, n, n+1, \dots, 2n-1\}$. Іншими словами, це – проведення оцінки величин зображення $f(x, y)$ розміром $2n \times 2n$ на цілій області A . Виникає подвійна проблема: екстраполяція спектра та інтерполяція зображення. Задача підвищення роздільної здатності формулюється як задача зменшення шумових завад і коригування найвищих частот. Для цього запропоновано використовувати багатозначні фільтри і їх реалізацію на КНМ.

Другий підхід до вирішення проблеми підвищення роздільної здатності базується на можливості прогнозування часових рядів з використанням MVN [26]. Припускається, що відомий сигнал f (дискретні значення якого $f_1, f_2, \dots, f_i, f_j, \dots, f_N$) є визначеним на рівних інтервалах. Потрібно оцінити значення f_{i+s} , $i = \overline{1, N}$, $s = 1/p, 2/p, \dots, (p-1)/p$, $p \in \{2, 4, 6, 8, \dots\}$. Сам алгоритм описується виконанням таких кроків: 1) оцінка спектра (перетворення Фур'є, косинусне, Волша) сигналу $f: S_f = (s_1, \dots, s_N)$; 2) припускаючи, що $s_i = g(s_{i-q}, \dots, s_{i-1})$ (кожний спектральний коефіцієнт є функцією q найнижчих), можливо навчити CNN-MVN; 3) екстраполяція спектра відповідно до прогнозування коефіцієнтів найвищих частот; 4) оцінка pN -вимірного оберненого перетворення і

одержання необхідних значень сигналу f . Порівняння запропонованих алгоритмів показує, що перший є універсальним, другий – більш придатним для згладжених спектрів, коли алгоритми навчання збігаються досить швидко і нормалізація значень спектрів не додає певного шуму до відновленого спектра (зображення).

Висновки

Проведений аналіз алгоритмів фільтрації, стиску та підвищення роздільної здатності дав можливість сформулювати алгоритмічну структуру блока обробки зображень ІАС обробки, аналізу, розпізнавання та класифікації зорових образів, а також в результаті проведених досліджень розроблених алгоритмів встановлено вплив їх параметрів на отриманий результат. Наведено результати роботи запропонованого алгоритму.

Література

1. Schiffmann W. Encoding feedforward networks for topology optimization by simulated evolution. – 1999. – P. 35-58.
2. Hrytsyk V.V., Aizenberg N.N., Tkachenko R.O. The neural and neural-like networks: synthesis, realization, application and future // Інформаційні технології і системи. – 1998. – № 1/2. – С. 15-55.
3. Chua L.O., Yang L. Cellular neural networks: Theory // IEEE Trans. on Circuits and Systems. – 1998. – Vol. 35. – P. 1257-1290.
4. Proc. 1990 IEEE International Workshop on CNN and their Applications, IEEE Catalog, № 90TH0312-9. – 1990.
5. Proc. of the Fourth International Workshop on Cellular Neural Networks and their Applications (CNNA-96), IEEE Catalog, № 96TH8180. – 1996.
6. Roska T., Vandewalle J.(ed.). Cellular Neural Networks, 1993. – P. 134-198.
7. Lee C.C., Pineda de Gyvez J. Color image processing in a cellular neural – network environment //

- IEEE Trans. On Neural Networks. – 1996. – Vol. 7. – № 5. – P. 1086-1088.
8. Roska T., Chua L.O. The CNN universal machine: an analogic array computer // IEEE Transactions on Circuits and Syst – II. – 1993. – Vol. 40. – P. 163-173.
9. Nossek J. Cellular Neural Networks // Special issue of IEEE Trans. On Circuits and Systems. – 1993. – Vol. 39. – № 3. – P. 450.
10. Harrer H., Nossek J.A. Discrete-time cellular neural networks // Int. J. Circuit Theory and Applicat. – 1992. – Vol. 20. – P. 453-467.
11. Aizenberg N.N., Aizenberg I.N. CNN based on multi-valued neuron as a model of associative memory for gray-scale images // Proc. of the 2-d International Workshop on Cellular Neural Networks and their Applications. – 1992. – P. 36-41.
12. Aizenberg I.N., Aizenberg N.N. Universal binary and multi-valued neurons paradigm: conception, learning, applications // Lecture Notes in Computer Science. – 1997. – Vol. 1240. – P. 463-472.
13. Haykin S. Neural networks. A comprehensive foundation // Macmillan College Publishing Company. – 1994. – P. 68-130.
14. Aizenberg N.N., Aizenberg I.N. CNN-like networks based on multi-valued and universal binary neurons: learning and application to image processing // Proc. of the Third IEEE International Workshop on Cellular Neural Networks and their Applications. – 1994. – P. 153-158.
15. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. - М.: Сов. радио, 1982. – Кн. 1. – 312 с.
16. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. - М.: Сов. радио, – 1982. – Кн. 2. – 480 с.
17. Приоров А.Л., Ганин А.Н., Хрящев В.В. Цифровая обработка изображений. –2001. – С. 10-47.
18. Analogic CNN Algorithms for some Image Compression and Restoration Tasks / P. Venetianer, F. Werblin, T. Roska, O. Chua // IEEE Trans. on Circuits and Systems – I. – 1995. – № 42. – P. 278-284.
19. Jain A.K. Fundamentals of Digital Image Processing. – 1989. – P. 247-354.
20. Kim S.P., Bose N.K., Valenzuela H.M. Recursive reconstruction of high resolution image from noisy undersampled multiframes // IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing. – 1990. – Vol. 38. – № 6. – P. 1013-1027.
21. Bose N.K., Kim H.C., Valenzuela H.M. Recursive Total Least Squares Algorithm for Image Reconstruction from Noisy, Undersampled Multiframes // Multidimensional Systems and Signal Processing. – 1993. – Vol. 4. – № 3. – P. 253-268.
22. Kim H.C. High Resolution Image Reconstruction from Undersampled Multiframes // Ph.D. thesis, Pennsylvania State University. – 1994. – P. 38-65.
23. Patti A.J., Sezan M.I., Tekalp A.M. High-resolution image reconstruction from a low-resolution image sequence in the presence of time-varying motion blur // IEEE International Conference on Image Processing. – 1994. – Vol. 1. – P. 343-347.
24. Katsaggelos A. A Multiple Input Image Restoration Approach // Journal of Visual Communication and Image Representation. – 1990. – Vol. 1. – № 1. – P. 93-103.
25. Stark H. Applications of optical Fourier transforms // Academic Press. – 1982. – P. 70-84.
26. Shaker Sabri M., Steenart W. An approach to band-limited signal extrapolation: the extrapolation matrix // IEEE Trans.Circuits Syst. –1978. – Vol. 25. – P. 74-78.
27. Aizenberg I.N. Cellular neural networks with multi-valued and universal binary neurons and their applications to image processing // Інформаційні технології і системи. – 1998. – № 1/2. – С. 134-144.

Надійшла до редакції 20.01.04

Рецензент: д-р фіз.-мат. наук, проф. П.І. Каленюк, Інститут прикладної математики та фундаментальних наук Національного університету “Львівська політехніка”, м. Львів