

ТЕХНОЛОГІЯ ДЕКОМПОЗИТИВНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ СИМВОЛЬНОЇ ІНФОРМАЦІЇ З КРЕСЛЕНЬ НА БАЗІ НЕЙРОСХЕМНИХ АЛГОРИТМІВ

У статті проведено аналіз сучасних технологій штучного інтелекту з метою визначення оптимального методу розпізнавання символічної інформації на графічних зображеннях. Розроблено новий метод розділення креслення на блоки графічної та символічної інформації з використанням нейронних схем.

In article it is carried out the analysis of modern technologies of an artificial intellect with the purpose of definition of an optimum method of recognition of the symbolical information on graphic representations. The new method of division of the drawing on blocks of the graphic information and symbolical information with use of neural schemes is developed.

Використання паперових креслень на сучасному етапі є одним із факторів, що ускладнюють застосування систем автоматизованого проектування (САПР). Розробка технології перетворення паперових креслень на електронні аналоги допоможе зняти існуючі базові протиріччя й перевести процедури зберігання, модифікації та зберігання креслень на єдину базу.

Паперові креслення різних видів (на кальках і синьках, папері й ватмані, та ін.) мають велику кількість недоліків. Наприклад, креслення старіють і виходять з ладу, потребують місце й спеціальні умови для зберігання, одночасне використання одного креслення кількома людьми або відділами завжди важке, а його копіювання найчастіше веде до погіршення якості. Значними є й вторинні втрати, зокрема втрати часу, коли висококваліфіковані інженери шукають необхідні креслення; а збиток від величезної кількості документів, що губляться, взагалі не піддається обліку. Навіть ті компанії, які успішно впроваджують в себе системи автоматизованого проектування, як і раніше оточені багатьма паперовими документами. Це і старі архіви самої організації, і паперові креслення, отримані від підрядників; і „тверді копії” електронних документів.

Ситуація ускладнюється ще й тим, що лише деякі нові проекти розробляються „з нуля”, без використання попередніх розробок підприємства, що зберігаються на папері або плівці. Тому щораз, коли приходить час випуску модернізованого виробу, організації електронних архівів, впровадження систем документообігу або проведення реконструкції приміщення чи установки, виникає проблема спільного використання старих паперових креслень і сучасних програмних засобів САПР.

На сьогоднішній найшвидшим способом перетворення паперового документу в електронний файл є сканування. Відскановані зображення можна відразу включати в систему електронного документообігу й використовувати як довідкову документацію, однак для редагування растрових зображень і їхнього повноцінного використання в САПР необхідне спеціалізоване програмне забезпечення. Це обумовлено принциповими розходженнями між растровою графікою, яка одержується при скануванні, і графікою векторною, котра створюється й використовується в автоматизованих системах креслення і проектування.

Тому, для вирішення проблеми з маніпуляцією відсканованими растровими зображеннями креслень, застосовується ряд методів щодо їхнього виділення, розпізнавання і подальшого застосування в САПР.

Найбільш ефективним інструментом розпізнавання креслень є використання технологій штучного інтелекту для розпізнавання образів із застосуванням ефективних методів нейрообробки інформації. Відомі схеми аналізу зображень й оцінки даних малоефективні, тому що вони негнучкі й прив'язані до певного неадаптивного алгоритму. З метою розробки більш ефективного методу розпізнавання графічної інформації, виконано **аналіз технологій штучного інтелекту**, серед яких найбільш перспективними є наступні:

- Одношарові штучні нейронні мережі.
- Нейронні мережі із зворотним поширенням помилки.
- Нейронні мережі Хеба.
- Нейронні мережі Хопфілда.
- Нейронні схеми.

Одношарові штучні нейронні мережі. Найпростіша мережа [1] складається із групи нейронів, що утворюють шар (Рисунок 1). Вершини-кола ліворуч служать лише для розподілу вхідних сигналів. Вони не виконують обчислень, і тому не будуть вважатися шаром. Із цієї причини вони позначені колами, щоб відрізнити їх від нейронів, що обчислюють, позначених квадратами. Кожен елемент із безлічі входів X окремою вагою з'єднаний з кожним штучним нейроном, а кожен нейрон видає зважену суму входів у мережу. В штучних і біологічних мережах багато з'єднань відсутні, в даному ж випадку всі з'єднання показані з метою спільності. Можуть мати місце також з'єднання між виходами й входами елементів у шарі [2].

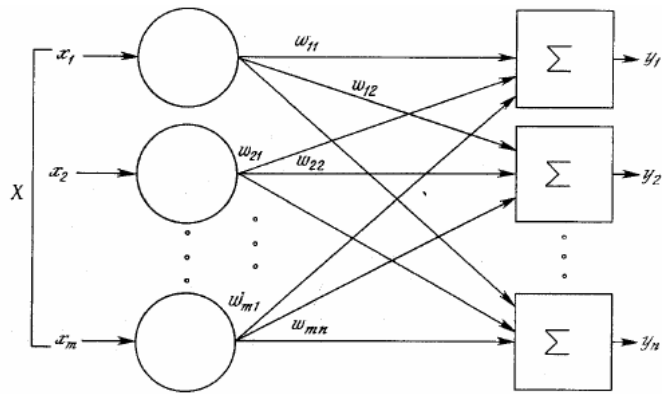


Рис. 1. Одношарова нейронна мережа

Ваги всіх елементів матриці можна позначити через W . Матриця має m рядків й n стовпців, де m – число входів, а n – число нейронів. Наприклад, $w_{2,3}$ – це вага, що з'єднує третій вхід із другим нейроном. Таким чином, обчислення вихідного вектора N , компонентами якого є виходи *OUT* нейронів, зводиться до матричного множення $N = XW$, де N і X – вектори рядка.

Нейронної мережі із зворотним поширенням помилки. Коли в мережі тільки один шар нейронів, алгоритм її навчання із учителем очевидний, тому що правильні вихідні стани нейронів єдино шару наперед відомі, і підстроювання синаптичних зв'язків йдуть у напрямку, який мінімізує помилку на виході мережі. На цьому принципі будується, наприклад, алгоритм навчання одношарового перцептрона. У багатошарових мережах оптимальні вихідні значення нейронів всіх шарів, крім останнього, як правило, не відомі, і двох або більше шарів перцептрона неможливо навчити, керуючись тільки величинами помилок на виходах штучних нейронних мереж. У мереж, розглянутих вище, не було зворотних зв'язків, тобто з'єднань, що йдуть від виходів деякого шару до входів цього ж шару або попередніх шарів. Це спеціальний клас мереж, названий мережами без зворотних зв'язків, або мережами прямого поширення. У мережах без зворотних зв'язків немає пам'яті, їхній вихід повністю визначається поточними входами й значеннями ваг.

Один із варіантів рішення даної проблеми – розробка наборів вихідних сигналів, відповідних вхідним, для кожного шару штучних нейронних мереж, що як правило є дуже трудомісткою операцією й не завжди здійснюється. Другий варіант – динамічне підстроювання ваг коефіцієнтів синапсів, у ході якої вибираються, як правило, найбільш слабкі зв'язки й змінюються на малу величину в ту або іншу сторону, а зберігаються тільки ті зміни, які спричинили зменшення помилки на виході всієї мережі. Третій варіант – поширення сигналів помилки від виходів штучних нейронних мереж до її входів, у напрямку, зворотньому прямому поширенню сигналів у звичайному режимі роботи. Цей алгоритм навчання одержав назву процедури зворотнього поширення (Рисунок 2).

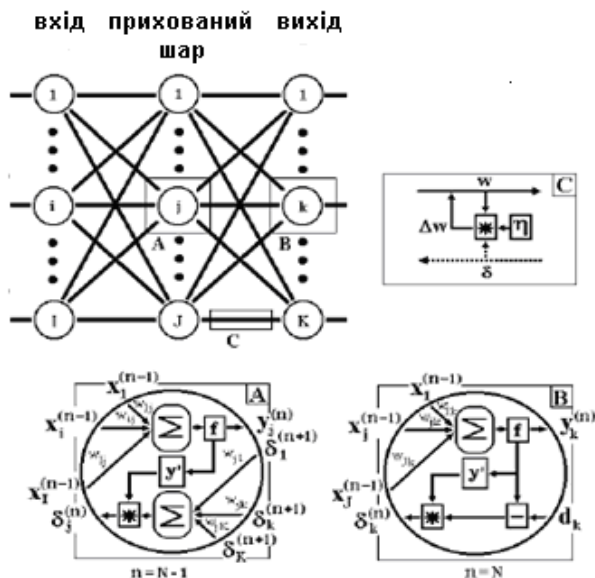


Рис. 2. Діаграма сигналів у мережі при навчанні по алгоритму зворотнього поширення

Нейронні мережі Хеба. Відповідно до поглядів Хеба, нервові клітини мозку з'єднані одна з одною великою кількістю прямих і зворотних збудливих зв'язків й утворюють нейронну мережу. Кожен нейрон

здійснює просторово-тимчасову сумачію вхідних сигналів від збуджених нейронів, визначаючи потенціал на своїй мембрані. Коли потенціал на мембрані перевищує граничне значення, нейрон збуджується. Нейрон володіє рефрактерністю й втмою. Ефективність зв'язків може змінюватися в процесі функціонування мережі, підвищуючись між одночасно збудженими нейронами. Це приводить до об'єднання нейронів у клітинні ансамблі – групи кліток, які частіше усього збуджувалися разом, і до відокремлення ансамблів один від іншого. При збудженні достатньої частини ансамблю, він збуджується цілком. Різні ансамблі можуть перетинатися: один і той самий нейрон може входити в різні ансамблі. Електрична активність мозку обумовлена послідовним порушенням окремих ансамблів.

Ідеї Хеба зробили великий вплив на уяви про роботу мозку й стали основою для створення нейронних моделей довгострокової пам'яті. Ансамблеву нейронну мережу можна розглядати як структуру, що реалізує функції розподіленої асоціативної пам'яті. Формування ансамблів у такій мережі відповідає запам'ятовуванню образів (ознак, об'єктів, подій, понять), закодованих патерном активності нейронів, а сформовані ансамблі є їх внутрішнім відтворенням. Процес порушення всього ансамблю при активації частини його нейронів можна інтерпретувати як витяг запам'ятованої інформації з її частини – ключу пам'яті. Модель пам'яті на основі ансамблевої нейронної мережі має деякі властивості, властиві біологічній пам'яті, такі, як асоціативність, розподіленість, паралельність, стійкість до шумів або збоїв і надійність. Проводяться також структурні аналогії між ансамблевими моделями нейронних мереж й будовою кори головного мозку. Є експериментальні дані про синаптичній пластичності, постульованій Хебом [3].

Нейронні мережі Хопфілда. Серед різних конфігурацій штучних нейронних мереж зустрічаються такі, при класифікації яких за принципом навчання не підходять ні навчання з учителем, ні навчання без учителя. У таких мережах вагові коефіцієнти синапсів розраховуються тільки один раз перед початком функціонування мережі на основі інформації про оброблювані дані, і все навчання мережі зводиться саме до цього розрахунку. З одного боку, представлення апріорної інформації можна розцінювати, як допомога вчителя, але з іншого боку – мережа фактично просто запам'ятовує зразки до того, як на її вхід надходять реальні дані, і не може змінювати своє поведіння, тому говорити про ланку зворотного зв'язку з "світом" (учителем) не коректно. З мереж із подібною логікою роботи найбільш відомі мережа Хопфілда й мережа Хемінга, які звичайно використовуються для організації асоціативної пам'яті.

Мережа Хопфілда (Рисунок 3) складається з єдиного шару нейронів, число яких є одночасно числом входів й виходів мережі [4]. Кожен нейрон зв'язаний синапсами з усіма іншими нейронами, а також має один вхідний синапс, через який здійснюється введення сигналу. Вихідні сигнали утворюються на аксонах.

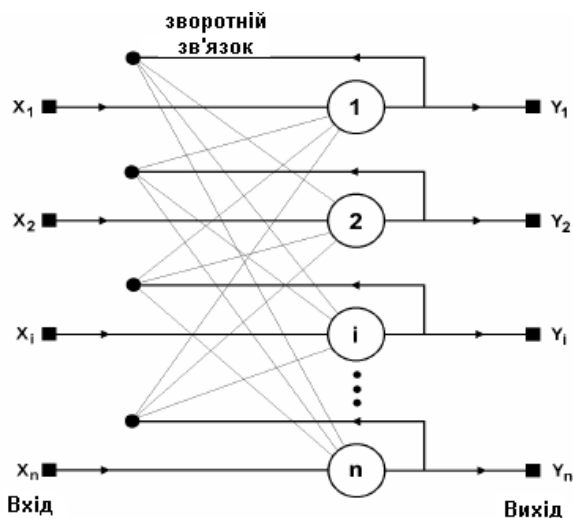


Рис. 3. Структурна схема мережі Хопфілда

Серед властивостей штучних нейронних мереж основною є їхня здатність до навчання, хоча навчаються вони найрізноманітнішими методами. Більшість методів навчання виходить із загальних передумов, і має багато ідентичних характеристик. Їх навчання нагадує процес інтелектуального розвитку людської особистості.

Можливості навчання штучних нейронних мереж обмежені. Проте, вже отримано переконливі досягнення і має місце багато практичних застосувань [5]. Мережа навчається, щоб для деякої кількості входів давати необхідну кількість виходів. Кожна така вхідна (або вихідна) кількість розглядається як вектор. Навчання здійснюється шляхом послідовного пред'явлення вхідних векторів з одночасним підстроюванням ваг у відповідності з певною процедурою. У процесі навчання ваги мережі поступово стають такими, щоб кожен вхідний вектор виробляв вихідний вектор.

Нейронні схеми. Основним недоліком нейронних мереж є локальність застосування їх окремих конструкцій, а тому за останні роки значні зусилля в області розробки систем ШІ були перенаправлені на створення нейронних схем. Теорія нейросхем розглядає будь-яку ділянку біологічної нервової системи як

друковану плату, де ролі мікросхем виконують тіла нейронів, а електричними провідниками є аксони й дендрити, підключені один до одного в певній послідовності (аксон завжди передає, а дендрит завжди приймає сигнал). Відповідно, нервовий паттерн (сигнал, що передає інформацію між нейронами) розглядається як команда мікропроцесора, передану по одиночному провіднику у вигляді бітової послідовності. Нейронні схеми базуються на використанні базових класів компонентів-примітивів, причому всі складні елементи утворюються комбінацією більш простих компонентів за єдиним принципом (Рисунок 4). Як правило, у головному типі реалізовані всі функції основних схемних взаємодій мікросхем у нейронних схемах.

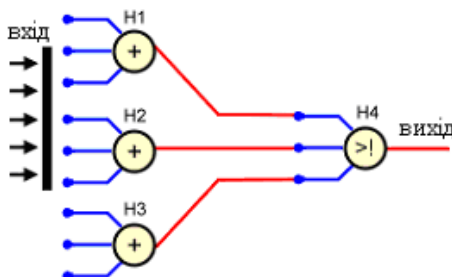


Рис. 4. Схематична робота нейросхемних компонентів

Перевагами нейронних схем над іншими технологіями штучного інтелекту є:

- модульність (кожний компонент нейросхеми складається з компонентів більш низького рівня, створюваних окремо, що підвищує зручність і ефективність їх використання);
- об'єктно-орієнтований підхід (використання компонентів як класів базового типу, що значно економить час при конструюванні нейросхем);
- фрактальність (єдність принципів створення й застосування компонентів різних рівнів полегшує інформаційне й функціональне навантаження при роботі з нейронними схемами);
- універсальність (з нейросхемних компонентів можуть бути спроектовані нейронні схеми для вирішення будь-яких задач);
- функціональність (компоненти, спроектовані для вирішення певних задач, можуть бути використані в подальшому для виконання аналогічних функцій).

Розробка технології розпізнавання символічної інформації на графічних зображеннях.

Виходячи з наведених переваг нейронних схем, даний інструмент був обраний для реалізації технології розпізнавання символічної інформації на графічних зображеннях (кресленнях). Даний етап є першим кроком в розпізнаванні растрових креслень, адже він дозволяє розділити креслення на масиви графічної та символічної інформації, які потребують відмінні алгоритми для свого розпізнавання.

Відомі моделі, які здатні розпізнавати друківані образи, створені для конкретних образів і в них відсутня можливість самоадаптації [6]. Більш універсальним було визнано застосування альтернатив, які дозволяють моделі самонастроюватися під нові недетерміновані об'єкти.

Для досягнення поставленого завдання розпізнавання символів за допомогою комплексної нейросхемної моделі, що використовує ймовірностно-статистичний аналіз растрових масивів, була побудована гібридна програмна модель, випробувана на прикладі розпізнавання рукописних текстів, але не прив'язана ні до якого конкретного набору символів і яка може бути застосована для будь-яких алфавітів і контурних зображень [7].

Можливість розв'язання проблеми залежить від багатьох факторів [8]. Насамперед, необхідно набрати достатню інформацію про досліджувані образи – базу даних (БД) представників кожного класу. Точність й ефективність розпізнавання символів безпосередньо залежить від добре підібраних і відкаліброваних еталонних представників. Внесення в еталонну БД погано детермінованих й сильно перекручених об'єктів може викликати труднощі при класифікації образів, що істотно знизить відсоток розпізнавання [9].

Умовою для якісного розпізнавання є достатній набір введених еталонів, використовуючи які можна проводити аналітичні звірення й далі застосовувати алгоритми нейромережевої ідентифікації. Для самодостатності еталонів представники кожного символу БД повинні мати наступні характеристики: бути класифікованими, не бути сильно схожими між собою й не містити сильно деформовані елементи всередині класу.

У процесі асоціювання нових зображень із об'єктами з БД, можуть виникати проблеми, пов'язані з образотворчими невизначеностями, коли важко або навіть неможливо людині або машині дати однозначну відповідь, до якого типу образу належить подане зображення.

Щоб розпочати розпізнавання, потрібно виділити з креслення ряд окремих символічних образів. Для цього використовується покроковий хід ока (рецепторної області), яке сприймає символічну інформацію.

Розмір рецепторної області вибирається з урахуванням приблизного розміру символу (Рисунок 5) за формулою:

$$H=2x(A+2),$$

де H – висота/ширина рецепторної області;

A – максимальна висота/ширина символу, що розпізнається.

Подана формула дозволяє на одному з кроків повністю охопити будь-який образ, що задовольняє умовам формули, незалежно від розташування на області розпізнавання.



Рис. 5. Визначення розміру рецепторної області

Для дорозпізнавальної обробки образу, визначено наступний ланцюг його перетворень. Рецепторна область („око”), що покроково рухається по області розпізнавання (кресленню), передає на кожному з кроків охоплене зображення до аналітичної області. На аналітичній області образ очищується від масштабних сегментів і подається у масштабованому розмірі до матриці розпізнавання, яка й є зоною введення інформації до нейронної схеми.

При надходженні інформації з рецепторної області до аналітичної області, відбувається забілювання всіх неперервних графічних сегментів (Рисунок 6), що перетинають граничну зону (однопиксельний край зображення на аналітичній області).

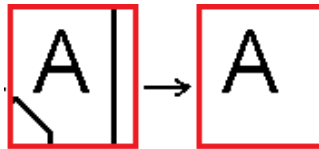


Рис. 6. Видалення неперервних графічних сегментів з аналітичної області

В результаті буде отримано очищений локальний образ. Для подання матриці зображення на розпізнавання, проводиться оптимізація параметрів образу – центрування відносно ока і збільшення розміру символу (Рисунок 7).

У випадку, коли поданий на матрицю зображення образ буде розпізнаний із прийнятним рівнем вірогідності, його штамп на аналітичній області і, відповідно, рецепторній області буде замінено на штамп фону, а назва образу, координати і кут будуть запам’ятовані у масиві розпізнаних символів. У випадку ж, коли поданий на матрицю зображення образ буде розпізнаний з неприйнятним рівнем вірогідності, змін рецепторної області виконано не буде й процес розпізнавання буде продовжено з наступного кроку.



Рис. 7. Оптимізація параметрів образу для формування матриці зображення

Після поділу зображення на асоційовані класи (символи), наступним етапом завдання є побудова нейросхемної моделі розпізнавання образів. При вдалому виборі архітектури й механіки функціонування схеми, можна використати модель, схожу по властивостях з нейронною моделлю Хопфілда, коли, попередньо досліджуючи й виявляючи властивості різних образів, знаходять певні закономірності й ретельно підбирають вагові коефіцієнти синоптичних вузлів на основі експериментальних калібрувань.

При погано сформованій БД образів на різні групи символів по певним характеристикам, завдання може бути важкорозв’язуваним, коли деякі символи будуть мати схожі властивості й взаємно накладатися один на одного в просторі ознак. У цьому випадку використання методу Хопфілда буде більш ефективним у сполученні з коригувальними циклічними обробками. Для кращого рішення проблеми при необхідності можна використати комбіновану нейромережеву схему настроювання ваг з використанням алгоритму зворотного поширення помилки. Це дозволить у робочих циклах самонастроюватися на етапі навчання й поступово усунути похибки [10].

Самопідстроювання або навчання можуть здійснюватися як із учителем, тобто коли користувач може визначати, до якого образу більш близький символ, що надійшов на вхід ока – рецептора, так і без учителя, шляхом автоматичного самонастроювання відповідних ваг нейронної матриці на різних рівнях без участі людини. Тому було реалізовано інший підхід з використанням нейронної схеми, що обробляє й модифікує еталонну базу символічних образів при порівнянні з поданими на вхід тестовими зображеннями.

Підстроювання ведеться посимвольно, міняючи вагові коефіцієнтні характеристики двомірних масивів із БД, і застосовує нові методи адаптації для підвищення ефективності розпізнавання образів. Основою використаного методу є застосування нової ідеї змішування й оцінок піксельних мас для виявлення дискретної приналежності до класифікуючих груп.

Реалізація автоматизованого навчання без учителя є найбільш ефективним і перспективним способом, але в той же час більш складним для імплементації, проте саме цей спосіб був закладений в основу алгоритму для розпізнавання символічної інформації образу. Таким чином, використання простих алгоритмів для розпізнавання образів не дає такої точності, як використання одного з методів, основаних на нейронних схемах.

Висновки. У статті проведено аналіз сучасних технологій штучного інтелекту з метою визначення оптимального методу розпізнавання символічної інформації на графічних зображеннях (кресленнях). Розроблено новий метод розділення креслення на блоки графічної та символічної інформації з використанням нейронних схем.

Література

1. Rosenblatt F. 1962. Principles of Neurodynamics. New York: Spartan Books. (Русский перевод: Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. – М: Мир. – 1965.)
2. Grossberg S. 1969. Some networks that can learn, remember and reproduce any number of complicated space-time patterns. Journal of Mathematics and Mechanics, 19:53-91.
3. Hebb D. O. 1961. Organization of behavior. New York: Science Edition.
4. Сотник С. Л, Конспект лекций по курсу "основы проектирования систем искусственного интеллекта", Москва, 1998.
5. Sejnowski T. J., and Rosenberg C. R. 1987. Parallel Networks that learn to pronounce English text. Complex Systems 3:145–68.
6. DeSieno D. 1988. Adding a conscience to competitive learning Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, pp. 117-24. San Diego, CA: SOS Printing.
7. Ковальчук С.С., Рыбак Л.П., Мазурец А.В. Создание системы для распознавания рукописных текстов на базе нейронных схем // Сборник трудов Международной научной конференции «Нейросетевые технологии и их применение». Краматорск – 2004. – С.89–103.
8. Кочладзе З.Ю., Оганезов А.Л. Об одном возможном подходе к проблеме распознавания плоских фигур. // Университетский журнал. Тбилиси, - 2006.
9. Kosko B. (1987a). Bi-directional associative memories. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics 18(1):49-60.
10. Горбань А.Н., Сенашова М.Ю. Погрешности в нейронных сетях // Вычислительный центр СО РАН в г.Красноярске. Красноярск, 1997. 38 с.