

ТЕХНОЛОГІЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ГРАФІЧНОЇ ІНФОРМАЦІЇ З РАСТРОВИХ КРЕСЛЕНЬ ЗА ДОПОМОГОЮ МЕТОДУ СЕГМЕНТАРНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ ГРАФІЧНИХ ЕЛЕМЕНТІВ

У статті запропоновано новий ефективний метод сегментарного розподілу відсканованого креслення на сегменти графічної інформації. Викладено методуку застосування нейросхемних алгоритмів для розпізнавання графічних складових креслення.

In article it is offered new effective method of the recognition of the scanned drawings which is based on the stage-by-stage approach to recognition of graphic representations with application neuroschem algorithms.

На сьогодні 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 векторною графікою, 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.

У попередніх публікаціях авторами було розглянуто технологію декомпозитивного розпізнавання креслень, що дозволяє трансформувати відскановані растрові креслення у цифрові формати шляхом поетапного відокремлення з них однотипних образів і їх подальшого розпізнавання [1]; описано технологію декомпозитивного розпізнавання і відділення символічної інформації з креслень [2] як першого етапу декомпозитивного розпізнавання креслень; обґрунтовано вибір технології нейронних схем [3] як найбільш ефективного методу розпізнавання символічної інформації на графічних зображеннях [4].

Метою даної статті є викладення наступного кроку декомпозитивного розпізнавання креслень – сегментарного розпізнавання образів відсканованих креслень, що дозволяє розпізнавати графічні складові креслень; визначення оптимальної технології штучного інтелекту для розпізнавання графічних елементів креслень; а також розробка алгоритму для розпізнавання сегментної інформації з креслень за допомогою обраної технології штучного інтелекту.

1. Метод сегментарного розпізнавання образів відсканованих креслень. Даний етап є другим кроком в розпізнаванні растрових креслень, після розпізнавання символічної інформації [2].

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 елементу БД повинні мати наступні характеристики: бути класифікованими, не бути сильно схожими між собою й не містити сильно деформовані елементи всередині класу.

Для того, щоб розпочати розпізнавання, потрібно насамперед розібратися з чого складається будь-яке креслення, крім символічної інформації.

В результаті дослідження властивостей елементів креслень було зроблено висновок, що креслення – це набір сегментів відрізків і сегментів кола (Рис. 1).

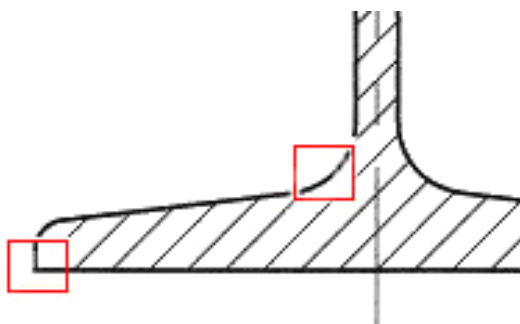


Рис. 1. Складові креслення

Тому для подальшого розпізнавання потрібно виділити з креслення ряд окремих графічних сегментів образів. Для цього використовується покроковий хід ока (рецепторної області), яке сприймає графічну інформацію.

Розмір рецепторної області вибирається з урахуванням приблизного розміру креслення.

Якщо зобразити всі вхідні графічні сегменти образів, які подаються на вхід рецепторної області (крім сегментів кола), то вони матимуть вигляд, показаний на Рис. 2.

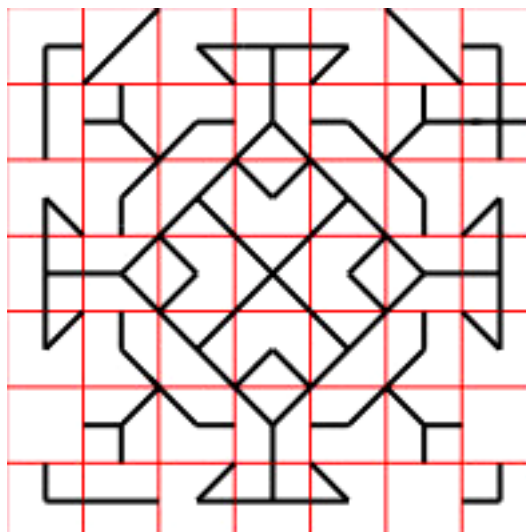


Рис. 2. Вхідні графічні сегменти образів

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 рецепторною областю – зоною введення інформації до нейронної схеми.

При надходженні інформації з рецепторної області до аналітичної області, відбувається заблювання всіх первинних графічних сегментів (Рис. 3).

В результаті буде отримано очищений локальний образ. Для подання матриці зображення на розпізнавання, проводиться оптимізація параметрів образу – центрування відносно ока.

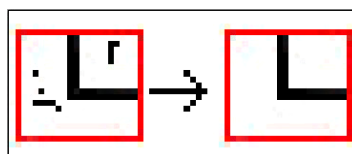


Рис. 3. Видалення первинних графічних сегментів з аналітичної області

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 і координати і будуть запам'ятовані у масиві розпізнаних сегментів. 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.

2. Визначення оптимальної технології штучного інтелекту для розпізнавання графічних елементів креслень. Найбільш ефективним інструментом розпізнавання креслень є використання технологій штучного інтелекту для розпізнавання образів із застосуванням ефективних методів нейрообробки інформації [6, 7]. Відомі схеми аналізу зображень й оцінки даних малоефективні, тому що вони негнучкі й прив'язані до певного неадаптивного алгоритму [8]. З метою розробки більш ефективного методу розпізнавання графічної інформації, виконано *аналіз технологій штучного інтелекту*, серед яких найбільш перспективними визначено нейронні схеми [3].

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, передана 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 (Рис. 4). Як правило, у головному типі реалізовані всі функції основних схемних взаємодій мікросхем у нейронних схемах.

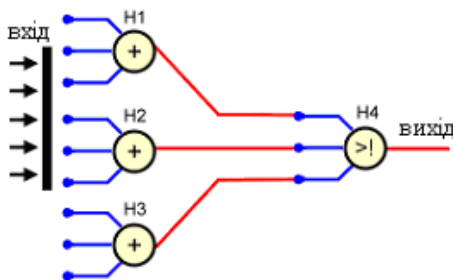


Рис. 4. Умовна схема роботи нейросхемних компонентів

Перевагами нейронних схем над іншими технологіями штучного інтелекту є:

- модульність (кожний компонент нейросхеми складається з компонентів більш низького рівня, створених 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).

Виходячи з наведених переваг нейронних схем, даний інструмент був обраний для реалізації методу сегментарного розпізнавання образів відсканованих креслень.

3. Нейросхемна модель сегментарного розпізнавання образів відсканованих креслень. Після поділу зображення на асоційовані класи (сегменти), наступним етапом 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 сегменти 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 [11].

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 сегментних образів при порівнянні з поданими на вхід тестовими зображеннями. Підстроювання ведеться посегментно, 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 сегментної 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 розглянуто другий етап практичної реалізації методу декомпозитивного розпізнавання креслень – сегментарне розпізнавання образів відсканованих креслень, що дозволяє розпізнавати графічні складові креслення. Викладено новий метод розподілу відсканованого креслення на сегменти графічної інформації з використанням нейронних схем.

Література

1. Мазурець О.В. Розробка автоматизованої системи для розпізнавання растрових креслень на базі нейронних схем // Збірник наукових праць за матеріалами другої всеукраїнської науково-технічної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних технологій 2008» – Хмельницький – ХНУ, 2008. – Т.2 – С.22–27.
2. Кубик О.О., Мазурець О.В., Ковальчук С.С. Декомпозитивне розпізнавання символної інформації з креслень із використанням технологій штучного інтелекту // Математичне та комп'ютерне моделювання. Серія: Технічні науки: зб. наук. праць / Кам'янець-Подільський національний університет, Інститут кібернетики імені В. М. Глушкова Національної академії наук України – Кам'янець-Подільський : Кам'янець-Подільський національний університет, 2008. – Вип. 1. – С.109–119.
3. Мазурець О.В., Ковальчук С.С. Застосування багатошарових нейронних схем для вирішення складних технологічних задач // Збірник наукових праць за матеріалами другої всеукраїнської науково-технічної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних технологій 2008» – Хмельницький – ХНУ, 2008. – Том 2 – С.27–35.
4. Кубик О.О., Мазурець О.В. Технологія декомпозитивного розпізнавання символної інформації з креслень на базі нейросхемних алгоритмів // Збірник наукових праць за матеріалами другої всеукраїнської науково-технічної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних технологій 2008» – Хмельницький – ХНУ, 2008. – Т.1 – С.151–161.
5. 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.
6. Hebb D. O. 1961. *Organization of behavior*. New York: Science Edition.
7. Сотник С.Л, Конспект лекцій по курсу „Основы проектирования систем искусственного интеллекта”, Москва, 1998.
8. Sejnowski T. J., and Rosenberg C. R. 1987. Parallel Networks that learn to pronounce English text. *Complex Systems* 3:145–68.
9. 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.
10. Кочладзе З.Ю., Оганезов А.Л. Об одном возможном подходе к проблеме распознавания плоских фигур. // *Университетский журнал*. Тбилиси, - 2006.
11. Горбань А.Н., Сенашова М.Ю. Погрешности в нейронных сетях // *Вычислительный центр СО РАН в г.Красноярске*. Красноярск, 1997. 38 с.