

УДК 004.032.26

РОЗРОБКА ТЕХНОЛОГІЇ ДЕКОМПОЗИТИВНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ СИМВОЛЬНОЇ ІНФОРМАЦІЇ З КРЕСЛЕНЬ НА БАЗІ НЕЙРОННИХ СХЕМ

Ковальчук С.С., к.т.н.,
Мазурець О.В., аспірант
Хмельницький національний університет
Тел. (8038) 72-52-37

Анотація – У статті розглянуто нову технологію декомпозитивного розпізнавання креслень, що заснована на поетапному відокремленні з креслень і розпізнаванні шарів однотипних образів із використанням нейронних схем. Особливу увагу приділено розпізнаванню образів із шару символічної інформації. Викладено нові методи кластеризації та автоматизованого аналізу спектрального розподілу.

Ключові слова – розпізнавання креслень, розпізнавання образів, штучний інтелект, нейронні схеми.

Постановка проблеми. У сучасному світі щодня переводиться з паперу в електронну форму велика кількість різних документів: друковані тексти, платіжні доручення, митні або податкові декларації, бюлетені для голосування, різні анкети й ін. Активно використовуються тисячі різних систем електронного документообігу практично у всіх сферах діяльності. При сучасних обсягах потоків документів подібні операції неможливі без автоматизованої обробки.

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

Паперові креслення різних видів мають велику кількість недоліків. Наприклад, паперові 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; або збитки від документів, що губляться. Навіть ті компанії, які успішно

впроваджують 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.

Аналіз останніх досліджень. 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. Для вирішення проблеми з маніпуляцією відсканованими растровими зображеннями креслень, застосовується ряд методів щодо їхньої сегментації, *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 [1]. Відомі схеми аналізу зображень й оцінки даних [2-5] малоефективні, тому що вони негнучкі й прив’язані до певного неадаптивного алгоритму.

На сучасному етапі не існує технологій, що здатні ефективно розпізнавати відскановані креслення. У попередніх публікаціях авторів [6,7] було зазначено, що основною перешкодою при розробці технології розпізнавання креслень є те, що на відміну від інших областей розпізнавання, креслення містять кілька різних класів образів (символи, лінії, таблиці й ін.), розпізнавання та класифікація яких за єдиним принципом на сучасному науковому рівні неможливі.

Тому було розроблено метод декомпозитивного розпізнавання креслень, який дозволяє трансформувати відскановані растрові креслення у цифрові формати шляхом поетапного відокремлення з них шарів однотипних образів і їх подальшого розпізнавання. Головним етапом його застосування є *відділення й розпізнавання*

символьної інформації на графічних зображеннях. В якості інструменту розпізнавання для реалізації технології відділення символічної інформації на графічних зображеннях було обрано нейронні схеми внаслідок наявності властивим тільки цій технології перевагам при розпізнаванні даного типу образів [6-8].

Постановка завдання. Завданням, що розв'язується в даній статті, є розробка технології відділення й розпізнавання символічної інформації на графічних зображеннях за допомогою нейронних схем.

Основна частина. Відділенню й розпізнаванню символічної інформації передують сегментація зображення, яка визначає окремі елементи на кресленні й дає можливість аналізувати їх диференційовано.

Сегментація зображення складається із двох основних етапів:

- бінаризація зображення;
- розділення зображення на окремі складові.

Бінаризація зображення полягає в зведенні кольорової палітри до двох кольорів і проводиться шляхом збільшення *контрастності* чи адаптивно. Авторами було розроблено новий *метод автоматизованого адаптивного аналізу спектрального розподілу*, що виконується шляхом ітераційного аналізу поступаючої від нейросхеми інформації в процесі розподілення кольорового балансу [8]; модель з найбільшим показником ефективності розпізнавання вважається за оптимальну. Таким чином, реалізується еквівалент роботи генетичного алгоритму при визначенні найбільш ефективної моделі. Результатом бінаризації зображення є зведення кольорової палітри до кольору образу та кольору фону.

Для **кластеризації** (розділення зображення на окремі складові) було розроблено новий метод сенсорного посегментного заповнення. В процесі його використання проводиться поступовий аналіз пікселів робочої області зображення (Рисунок 1) для пошуку кольору образу. При його знаходженні виконується наступний алгоритм:

1. Копіювання знайденого пікселя образу в окрему тестову область відповідно до його координат.
2. Присвоєння даному пікселю кольору фону на робочій області.
3. Аналіз кольору всіх суміжних пікселів – у випадку, якщо піксель має колір образу, його координати заносяться у динамічний масив.
4. Вибір з масиву координат останнього пікселю образу та повернення до виконання пункту 1 алгоритму.

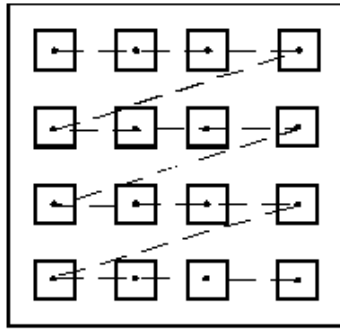


Рисунок 1. Схема шляху аналізу робочої області

Результатом роботи алгоритму є повне визначення знайденого сегменту (Рисунок 2) та його переміщення з робочої області в тестову із запам'ятовуванням координат образу на робочій області. Після чого проводиться пошук наступного образу, доки всі образи не будуть зафіксовані. У випадку, коли поданий на матрицю зображення образ буде розпізнаний із прийнятним рівнем вірогідності, його штамп на робочій області в наступному буде замінено на штамп фону. Перевагою розробленого методу є роздільний аналіз вкладених та суміжних об'єктів розпізнавання.

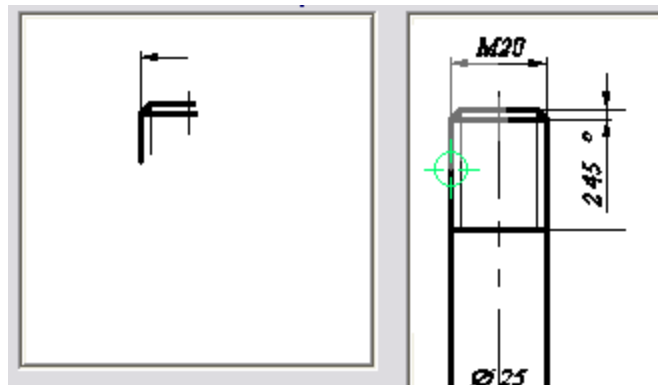


Рисунок 2. Визначення сегменту креслення

Наступним етапом є тестування кожного із знайдених образів розпізнаванням з метою встановлення, чи є даний образ символом. Критерієм приналежності образу до символної множини є високий відсоток вірогідності **розпізнавання** його як символу. При цьому проводиться розпізнавання по наступних категоріях:

1. Друковані букви та цифри (відносяться до символної інформації).
2. Окремі діакричні знаки – наприклад, верхні елементи українських літер „і”, „ї”, „й” (відносяться до символної інформації за результатом подальшого аналізу).
3. Знаки пунктуації (відносяться до символної інформації за результатом подальшого аналізу).

4. Друковані символи – наприклад, позначення діаметру (відносяться до символічної інформації).
5. Дрібні елементи креслення та розмітки – наприклад, креслення різьби (будуть віднесені до креслення).

Для базового очищення образу від шумів та спотворень використовується оптимізація параметрів образу (Рис. 3), зокрема **фасеткова згортка зображення** (Рис. 4). Після чого проводиться розпізнавання образу.

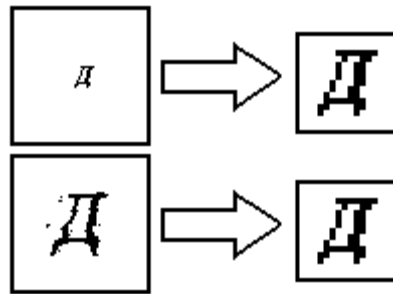


Рисунок 3. Оптимізація параметрів образу для формування матриці зображення

Точність й ефективність розпізнавання символів безпосередньо залежить від добре підібраних і відкаліброваних еталонних представників. Внесення в еталонну БД погано детермінованих, спотворених і сильно перекручених об'єктів може викликати труднощі при класифікації образів, що істотно знизить відсоток розпізнавання [9].

Будь-який друкований текст має первинну властивість – шрифт, яким він надрукований. Із цього погляду існують два класи алгоритмів розпізнавання друкованих символів: шрифтовий й безшрифтовий [10].

Шрифтові або шрифтозалежні алгоритми використають апріорну інформацію про шрифт, яким надруковані букви. Це означає, що програмі повинна бути пред'явлена повноцінна вибірка тексту, надрукованого даним шрифтом. Програма вимірює й аналізує різні характеристики шрифту й заносить їх у певну базу. По закінченні цього процесу шрифтова програма оптичного розпізнавання символів готова до розпізнавання даного конкретного шрифту. Цей процес умовно можна назвати навчанням програми. Далі навчання повторюється для деякої множини шрифтів, що залежить від області застосування програми.

Другий клас алгоритмів – *безшрифтові*, або шрифто незалежні, алгоритми, що не мають апріорних знань про символи, які надходять до них на вхід. Ці алгоритми вимірюють й аналізують різні характеристики (ознаки), властиві буквам незалежно від шрифту й розміру, яким вони надруковані. У граничному випадку для

шрифтонезалежного алгоритму процес навчання може бути відсутнім. У цьому випадку характеристики символів вимірює, кодує й поміщає в базу програми людина. Однак на практиці випадки, коли такий шлях вичерпно вирішує поставлене завдання, зустрічаються рідко. Більш загальний шлях створення бази характеристик полягає в навчанні програми на вибірці реальних символів.

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 чи машині дати однозначну відповідь, до якого типу образу належить подане зображення.

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].



Рисунок 4. Фасеткові моделі образів

З метою розпізнавання символів, що розміщені під кутом, проводиться циклічний процес розпізнавання для усіх кутів образу із кроком 10° . Критерієм визначення кута розташування образу є максимальний відсоток вірогідності розпізнавання образу в поточній позиції як символу.

Після розпізнавання, одержується растрове креслення, позбавлене символічних надписів і готове для подальшого розпізнавання, а також *масив розпізнаних символів*, що містить наступні дані:

- а) координати символу на робочій області;
- б) кут символу;
- в) назву символу;
- г) шрифт і розмір символу.

Завершальним етапом розпізнавання символної інформації на кресленнях є **логічний аналіз** отриманого масиву розпізнаних символів із метою перетворення його у *масив розпізнаних текстів*, який відрізняється заміщенням поля назви символу полем тексту. Логічний аналіз складається з перевірки розпізнаних символів розтином та логічним зведенням.

Перевірка *розтином* заключається у розпізнаванні за допомогою алгоритму «векторної матриці» [9] всіх варіантів вертикального розтину образу. Ширина образу, що подається на тестову область, ітераційно зменшується на одну умовну одиницю (піксель), доки ширина поля не досягне деякого мінімально можливого значення. В процесі тестування решта образу інтерпретується як фон. Якщо на одній із ітерацій буде виявлено відсоток вірогідності розпізнавання обрізаного образу як символу більший за відсоток вірогідності розпізнавання всього образу, то образ буде визначено як «зклеєний» і в наступному розкладений на складові-символи відповідно до розробленого авторами алгоритму «векторної матриці» [9].

Логічне зведення – аналіз елементів масиву розпізнаних символів (друкованих букв) для вирішення наступних задач:

- прив'язка діакричних знаків до відповідних символів;
- об'єднання літер у слова, слів – у тексти.

Враховуючи значення габаритів X й Y взятого розпізнаного символу, обраховується середнє значення габариту символу

$G = \frac{X + Y}{2}$, у відповідності з яким проводиться послідовний пошук

діакричних знаків даного символу на відстані до G , інших букв даного слова на відстані до $2G$, та початку/кінця суміжних з символом слів на відстані до $4G$ (Рис. 5). При визначенні напрямків пошуку зв'язаних образів враховується кут орієнтації символу на робочій області.

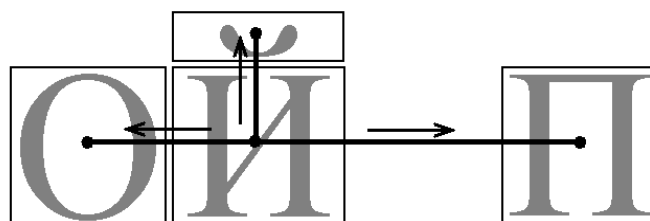


Рисунок 5. Схема роботи алгоритму логічного зведення

Отриманий масив розпізнаних текстів є достатнім для виконання зворотнього складання растрового креслення або імпорту даних до спеціалізованих форматів цифрових креслень.

Даний етап є найскладнішим кроком в розпізнаванні растрових креслень, адже він дозволяє розділити креслення на масиви графічної та символної інформації, які потребують відмінні алгоритми для свого розпізнавання [11].

Авторами було розроблено тестову програму «РЧ-2», яка використовує наведену методику декомпозитивного розпізнавання креслень для відділення й розпізнавання символної інформації на графічних зображеннях.

Висновки. Розроблено новий метод декомпозитивного розпізнавання креслень, що заснований на поетапному відокремленні з креслень і розпізнаванні однотипних образів із використанням нейронних схем. Викладено технологію відділення й розпізнавання символної інформації на графічних зображеннях. Описано нові методи кластеризації та автоматизованого аналізу спектрального розподілу. Розроблено програму, що використовує розроблену методологічну базу й проводить розпізнавання креслень із класифікацією розпізнаних елементів.

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. Sejnowski T. J., and Rosenberg C. R. 1987. Parallel Networks that learn to pronounce English text. Complex Systems 3:145–68.
5. 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.
6. 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. – Т.2 – С.27–35.
7. 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.

8. Кондратюк А.В., Мазурець О.В. Розробка системи адаптивного аналізу спектральної інформації для оптимізації розпізнавання зашумлених образів за допомогою нейронних схем // Збірник наукових праць за матеріалами другої всеукраїнської науково-технічної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних технологій 2008» – Хмельницький – ХНУ, 2008. – Т.1 – С.127–135.
9. Ковальчук С.С., Рыбак Л.П., Мазурець 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.
10. Арлазаров В.Л., Троянкер В.В., Котович Н. В. Адаптивное распознавание символов // «Интеллектуальные технологии ввода и обработки информации», М.: Эдиториал УРСС, 1998.
11. Кубик О.О., Мазурець О.В. Технологія декомпозитивного розпізнавання символічної 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.