

## ТЕХНОЛОГІЯ ДЕКОМПОЗИТИВНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ КРЕСЛЕНЬ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

*Розроблено новий метод декомпозитивного розпізнавання креслень шляхом поетапного відокремлення з них і розпізнавання однотипних образів. Описано технологію розділення креслення на блоки графічної та символної інформації з використанням нейронних схем.*

*It is designed new method of decompozitive recognitions of the drawings by way of the phased branch from them and recognitions of its parts. Described technology of division of the drawing on blocks of graphic and symbol information with use neural schemes.*

### **Вступ.**

Трансформація паперових креслень у електронні аналоги виступає обов'язковою проміжною ланкою між паперовим і електронним етапами документообігу в області застосування САПР, причому її вплив поширюється на всі види робіт із кресленнями – модифікація, зберігання, тиражування й ін.. Розробка технології перетворення паперових креслень у електронні аналоги допоможе зняти існуючі базові протиріччя й перевести вищенаведені види робіт із кресленнями на єдину базу.

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 їх *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 [6-8] 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 поставлене завдання розробити такий метод розпізнавання креслень, який дозволить розпізнавати структурні елементи креслень із растрових зображень.

### **Основна частина.**

Авторами 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 символної інформації* на графічних зображеннях. В якості інструменту розпізнавання для реалізації технології відділення символної інформації на графічних зображеннях було обрано нейронні схеми внаслідок наявності властивим тільки цій технології перевагам при розпізнаванні даного типу образів [6-9].

Відділенню й розпізнаванню символної 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 [9]. Автоматизований аналіз спектрального розподілу виконується шляхом ітераційного аналізу поступаючої від нейросхеми інформації в процесі розподілення кольорового балансу, й 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 сегментного заповнення. В процесі його використання проводиться поступовий аналіз пікселів робочої області зображення (Рисунок 1) для пошуку кольору образу. При його знаходженні виконується наступна послідовність:

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 й виконання пункту 1.

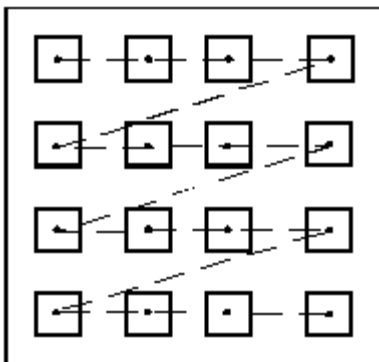


Рисунок 1. Схема шляху аналізу робочої області

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.

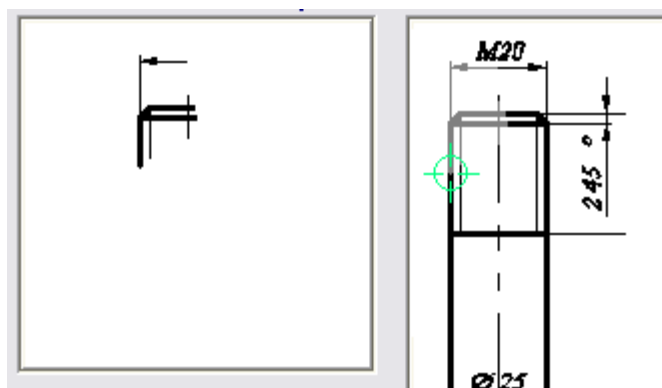


Рисунок 2. Визначення сегменту креслення

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

1. Друковані букви та цифри (відносяться до символічної інформації).
2. Окремі діакричні знаки – наприклад, верхні елементи українських літер „і”, „ї”, „й” (відносяться до символічної інформації за результатом подальшого аналізу).
3. Знаки пунктуації (відносяться до символічної 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 (Рисунок 3), зокрема **фасеткова згортка зображення**. Після чого проводиться розпізнавання образу.

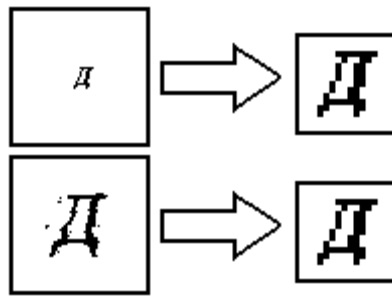


Рисунок 3. Оптимізація параметрів образу для формування матриці зображення

Для досягнення поставленого завдання розпізнавання символів за допомогою комплексної нейросхемної моделі, що використовує ймовірносно-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 [8].

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 [10].

Будь-який друкований текст має первинну властивість – шрифт, яким він надрукований. Із цього погляду існують два класи алгоритмів розпізнавання друківаних символів: шрифтовий й безшрифтовий [11].

Шрифтові або шрифтозалежні алгоритми використовують 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 шрифтонезалежні, 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 зв'язки 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.

З метою розпізнавання символів, що розміщені під кутом, проводиться циклічний процес розпізнавання для усіх кутів образу із кроком  $10^\circ$ . Критерієм вибору вірного кута розташування образу є максимальний відсоток вірогідності розпізнавання його як символу.

Після розпізнавання, одержується растрове креслення, позбавлене символічних надписів, і масив розпізнаних символів, що містить наступні дані:

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

Наведений список даних символів 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 символічної інформації, які потребують відмінні алгоритми для свого розпізнавання [11].

Другим кроком в розпізнаванні растрових креслень є **сегментарне розпізнавання образів відсканованих креслень**, що слідує після розпізнавання символічної інформації [2].

Умовою для якісного розпізнавання є достатній набір введених еталонів, використовуючи які можна проводити аналітичні зв'язки й далі застосовувати алгоритми нейронної 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 визначити, 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 (Рисунок 4).

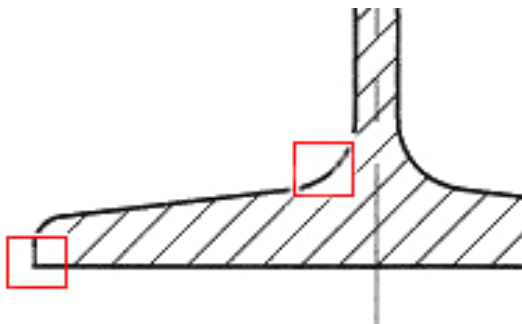


Рисунок 4. Складові креслення

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 Рисунку 5.

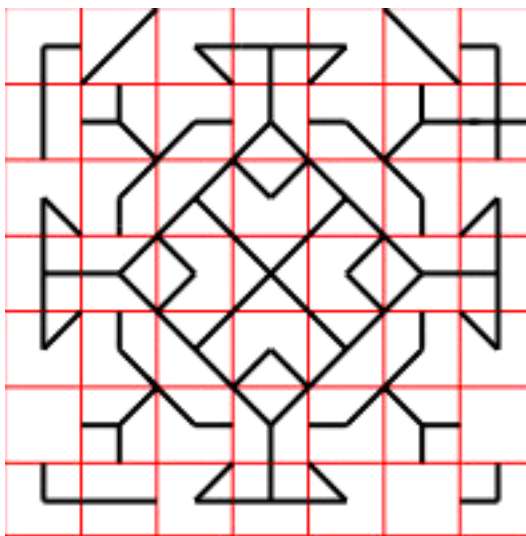


Рисунок 5. Вхідні графічні сегменти образів

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 забілювання всіх перервних графічних сегментів (Рисунок 6).

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

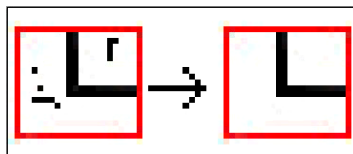


Рисунок 6. Видалення перервних графічних сегментів з аналітичної області

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.

Для розпізнавання графічної інформації завершальним етапом буде зведений масив розпізнаних сегментів у примітивні елементи (Рисунок 7).

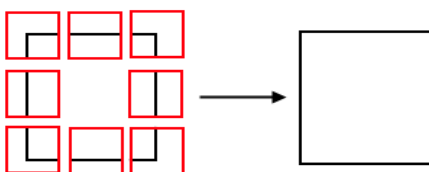


Рисунок 7 – Зведений масив розпізнаних сегментів у примітивні елементи

З метою перевірки можливості реалізації та дослідження ефективності практичного застосування технології декомпозитивного розпізнавання креслень було створено програмний продукт, що побудований за двоетапною схемою реалізації технології декомпозитивного розпізнавання креслень, яка передбачає виконання декомпозиції креслення лише у два етапи – відділення й розпізнавання символічної інформації, після чого – розпізнавання графічної інформації. Розроблений програмний продукт показав високу ефективність при розпізнаванні відсканованих креслень [12], підтвердивши ефективність описаної технології декомпозитивного розпізнавання креслень.

#### Висновки.

Розроблено новий метод декомпозитивного розпізнавання креслень, що заснований на поетапному відокремленні з креслень і розпізнаванні однотипних образів із використанням нейронних схем. 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 багатосарових 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. Ковальчук С.С., Мазурець О.В. Розробка технології декомпозитивного розпізнавання символічної інформації з креслень на базі нейронних схем // Прикладна геометрія та інженерна графіка. Праці / Таврійський державний агротехнологічний університет. Вип.4, т.44. – Мелітополь: ТДАТУ, 2009. – С.86-94.

9. 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.
10. 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.
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.
12. Кубик О.О., Мазурець О.В. Технологія розпізнавання графічної інформації з растрових креслень за допомогою методу сегментарного розпізнавання образів графічних елементів // Збірник наукових праць за матеріалами третьої всеукраїнської науково-технічної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних технологій 2009» – Хмельницький – ХНУ, 2009. – С.96–102.