

РОЗРОБКА СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ РУКОПИСНИХ СИМВОЛІВ НЕЙРОННОЮ МЕРЕЖЕЮ

дипломна робота

спеціальність 122 – “Комп’ютерні науки та інформаційні
технології”

Виконав студент гр. 1КН-16сп Прокоп`юк О.Г.

Керівник: к.т.н., доц. Колесницький О.К.

- Об'єкт дослідження - процес розпізнавання рукописних символів із застосуванням нейронних мереж.
- Предмет дослідження - програмні засоби розпізнавання рукописних символів за допомогою штучних нейронних мереж та достовірність їх розпізнавання.
- Мета дипломної роботи – підвищення достовірності розпізнавання рукописних символів за рахунок використання штучної нейронної мережі .

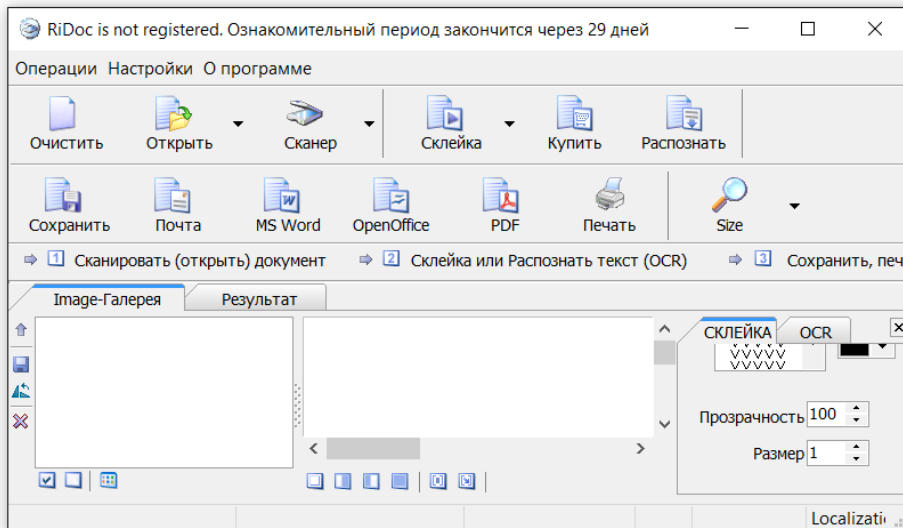
Постановка задачі розпізнавання символів

розробити програмну систему, що передбачає виконання таких функцій:

розпізнавання намальованих вручну символів;
можливість вибору кількості шарів нейронної мережі; можливість налаштування швидкості навчання нейронної мережі; можливість вибору межі похибки при навчанні нейронної мережі; виведення інформації про сумарну похибку після навчання; виведення інформації про поточну похибку навчання.

ТЕХНІКО-ЕКОНОМІЧНЕ ОБҐРУНТУВАННЯ РОЗРОБКИ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ РУКОПИСНИХ СИМВОЛІВ НЕЙРОННОЮ МЕРЕЖЕЮ

Аналог - програма RiDoc



Нова розробка є кращою ніж та, що була обрана за аналог. Нова система є більш зручною у використанні, у неї вищі показники достовірності роботи.

Отримані економічні показники для нової розробки й аналога:

$$K1/Q1 > K2/Q2, E1/Q1 > E2/Q2$$

$$K_{ек} = K1/Q1 - K2/Q2 = 1200/43 - 750/86 = 19,19$$

$$E_{ек} = E1/Q1 - E2/Q2 = 96/43 - 60/86 = 1,54$$

Для даної розробки маємо абсолютну економію як на питомих капітальних вкладеннях, так і на питомих експлуатаційних витратах, тому впровадження нової розробки ефективніше використання програми-аналога.

АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ РОЗПІЗНАВАННЯ СИМВОЛІВ

Було розглянуто такі методи розпізнавання символів:

Метод розпізнавання за допомогою нейронних мереж

Метод розпізнавання символів на базі клітинних автоматів

Метод контекстного розпізнавання

Метод розпізнавання по шаблонах

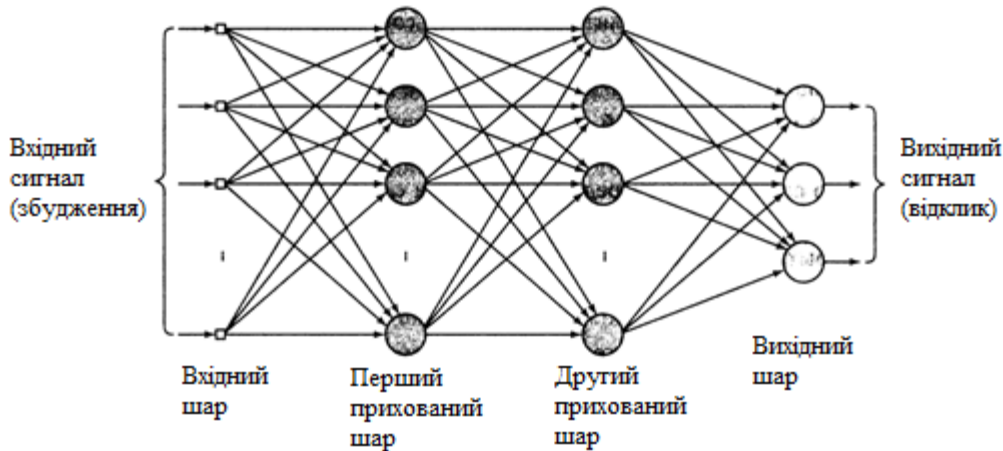
Метод застосування структурного підходу

Метод, що застосовує алгоритм корекції помилок

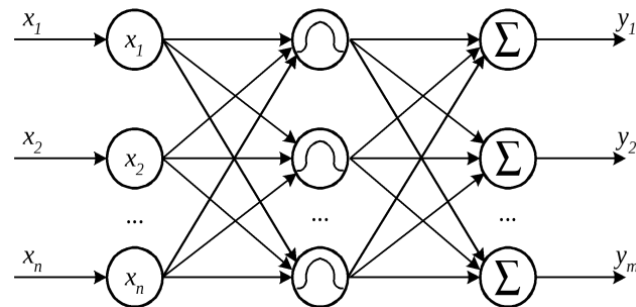
**Було обрано метод розпізнавання за допомогою нейронних
мереж**

ОБГРУНТУВАННЯ ВИБОРУ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

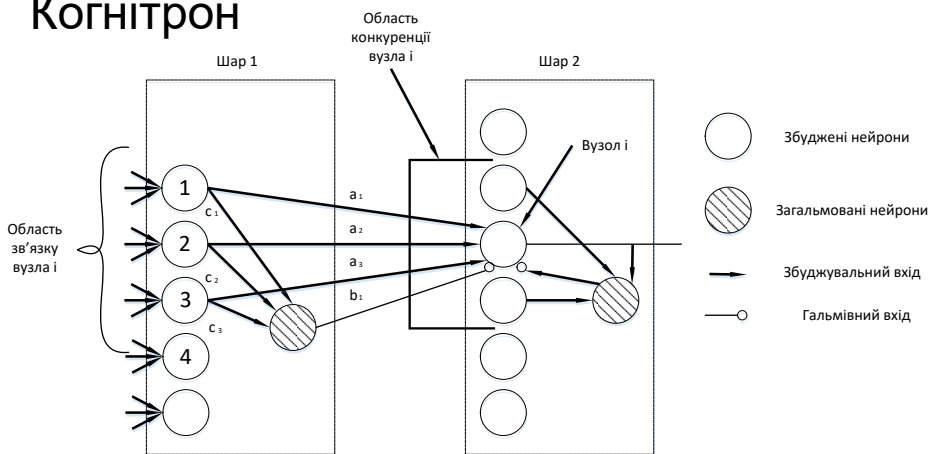
Багатошаровий перцептрон



Радіально-базисна нейронна мережа



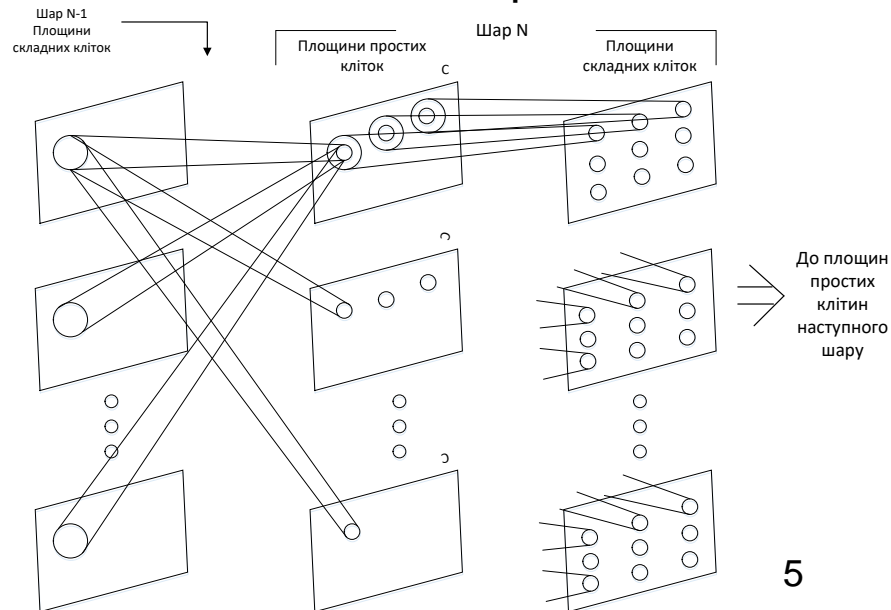
Когнітрон



Було обрано

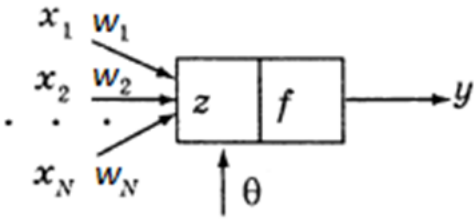
Багатошаровий перцептрон

Неокогнітрон



Математична модель багатозарового персептрона

Метод зворотного поширення помилки



Структура формального нейрона

$$z = \sum_{i=0}^N x_i w_i, \quad (1)$$

$$f(z) = \begin{cases} 1, & z \geq \theta \\ 0, & z < \theta \end{cases}$$

$$f_i^{(j)} = f\left(\sum_{t=1}^{N^{(j-1)}} f_t^{(j-1)} w_{ti}^{(j)} - \theta_i^j\right) \quad (2)$$

x_i – значення пікселів символу, що розпізнається

Використання квадратичного критерію якості навчання: дозволяє отримати градієнтний алгоритм корекції ваг:

Похибка поширюється від виходів до входів, тому спочатку обчислюються корекції ваг для вихідного шару.:

Отримані складові виводимо наступним чином:

Виділимо складову k-го шару окремо:

Підставивши (8) – (11) в (7) отримуємо для вихідного шару:

$$\varepsilon_i^2 = (y_i - y_i^*)^2 \quad (3)$$

$$\Delta w_{ij}^{(k)} = -\gamma_{ij} \cdot \frac{\partial \varepsilon_j^2}{\partial w_{ij}^{(k)}} \quad (4)$$

де γ_{ij} - коефіцієнт швидкості навчання.

$$\frac{\partial \varepsilon_j^2}{\partial w_{ij}^{(k)}} = \frac{\partial \varepsilon_j^2}{\partial f_j^{(k)}} \cdot \frac{\partial f_j^{(k)}}{\partial z_j^{(k)}} \cdot \frac{\partial z_j^{(k)}}{\partial w_{ij}^{(k)}} \quad (5)$$

$$\Delta w_{ij}^{(k)} = 2\varepsilon_j \gamma_{ij} \cdot \alpha f_j^{(k)} (1 - f_j^{(k)}) \cdot f_i^{(k-1)} \quad (6)$$

$$\delta_j^{(k)} = 2\varepsilon_j \alpha f_j^{(k)} (1 - f_j^{(k)}) \quad (7)$$

$$\Delta w_{ij}^{(k)} = \gamma_{ij} \cdot \delta_j^{(k)} \cdot f_i^{(k-1)} \quad (8)$$

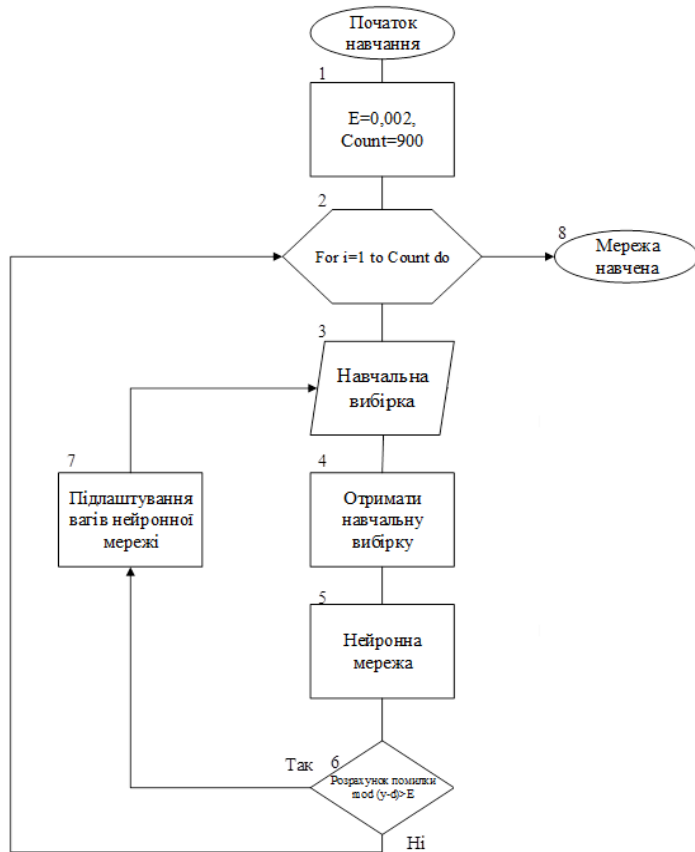
$$\frac{\partial \varepsilon_j^2}{\partial f_j^{(k)}} = -2(y_j - y_j^*) = -2\varepsilon_j \quad (9)$$

$$\frac{\partial f_j^{(k)}}{\partial z_j^{(k)}} = \alpha f_j^{(k)} (1 - f_j^{(k)}) \quad (10)$$

$$\frac{\partial z_j^{(k)}}{\partial w_{ij}^{(k)}} = f_i^{(k-1)} \quad (11)$$

$$\Delta w_{ij}^{(k)} = 2\varepsilon_j \gamma_{ij} \cdot \alpha f_j^{(k)} (1 - f_j^{(k)}) \cdot f_i^{(k-1)} \quad (12)$$

АЛГОРИТМ РОБОТИ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ РУКОПИСНИХ СИМВОЛІВ



Алгоритм функціонування методу зворотнього поширення помилки на основі багатoshарового персептрона





















Обґрунтування вибору мови та середовища програмування

Для реалізації системи було обрано мову програмування С# та середовище розробки Microsoft Visual Studio 2013

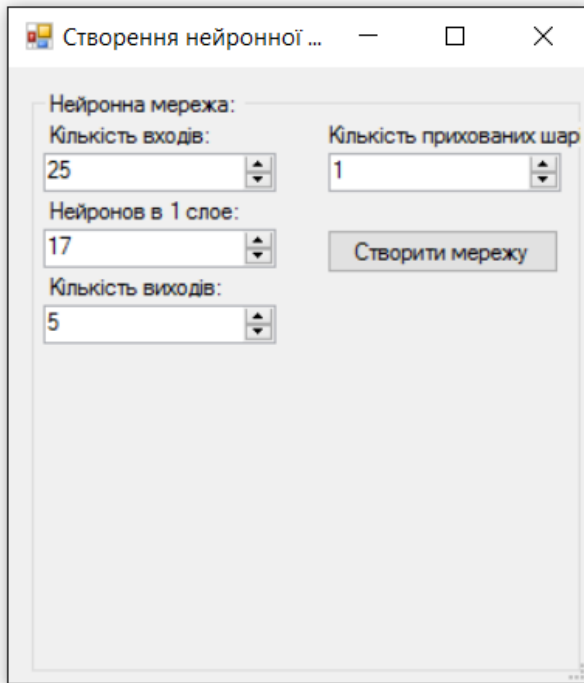
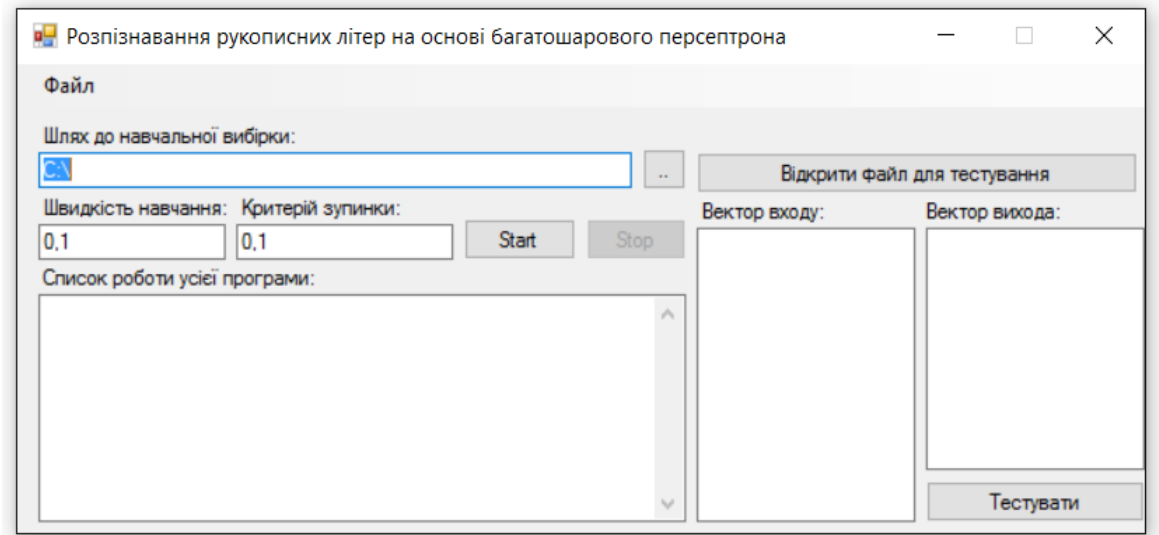
Переваги С #:

- компонентно-орієнтований підхід до програмування;
- властивості як засіб інкапсуляції даних;
- обробка подій;
- делегати (delegate - розвиток покажчика на функцію);
- індексатори (indexer - оператори індексу для звернення до елементів класу-контейнера);
- перевантажені оператори;
- оператор foreach (обробка всіх елементів класів-колекцій);
- механізми boxing і unboxing для перетворення типів;
- атрибути (засіб оперування метаданими в СОМ-моделі);
- прямокутні масиви (набір елементів з доступом за номером індексу і однаковою кількістю стовпців і рядків).

Діаграма класів системи розпізнавання СИМВОЛІВ

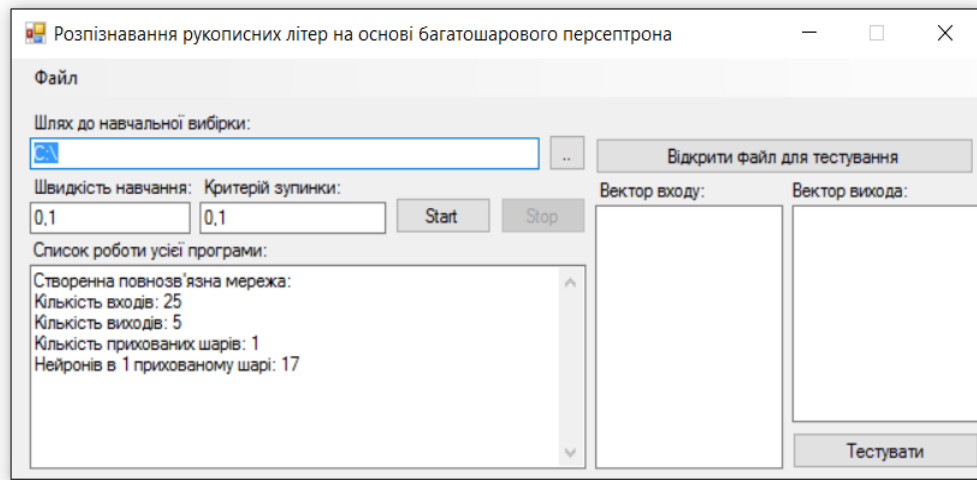
- >  Properties
- >  References
- >  bin
- >  obj
-  ClassLibraryNeuralNetworks.cs
- ▼  Form1.cs
 -  Form1.Designer.cs
 -  Form1.resx
- ▼  Form2.cs
 -  Form2.Designer.cs
 -  Form2.resx
- ▼  Form3.cs
 -  Form3.Designer.cs
 -  Form3.resx
- ▼  Form4.cs
 -  Form4.Designer.cs
 -  Form4.resx
-  Program.cs

Початкове вікно системи розпізнавання рукописних символів

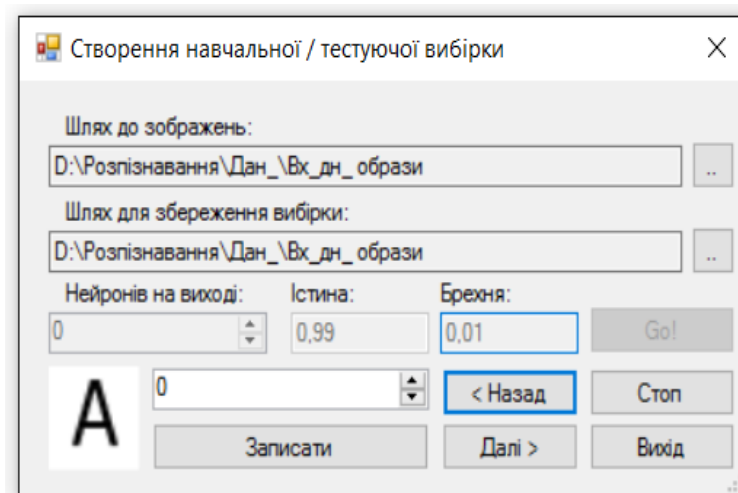
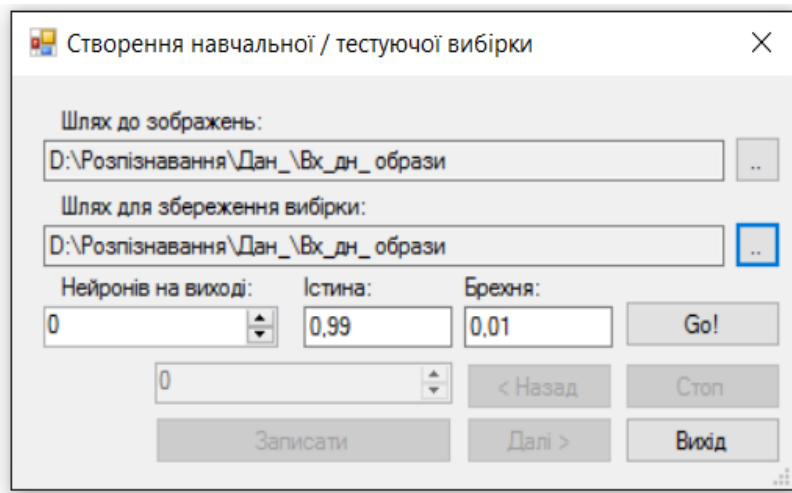


Вікно параметрів створюваної нейронної мережі

РОБОЧІ ВІКНА СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ РУКОПИСНИХ СИМВОЛІВ



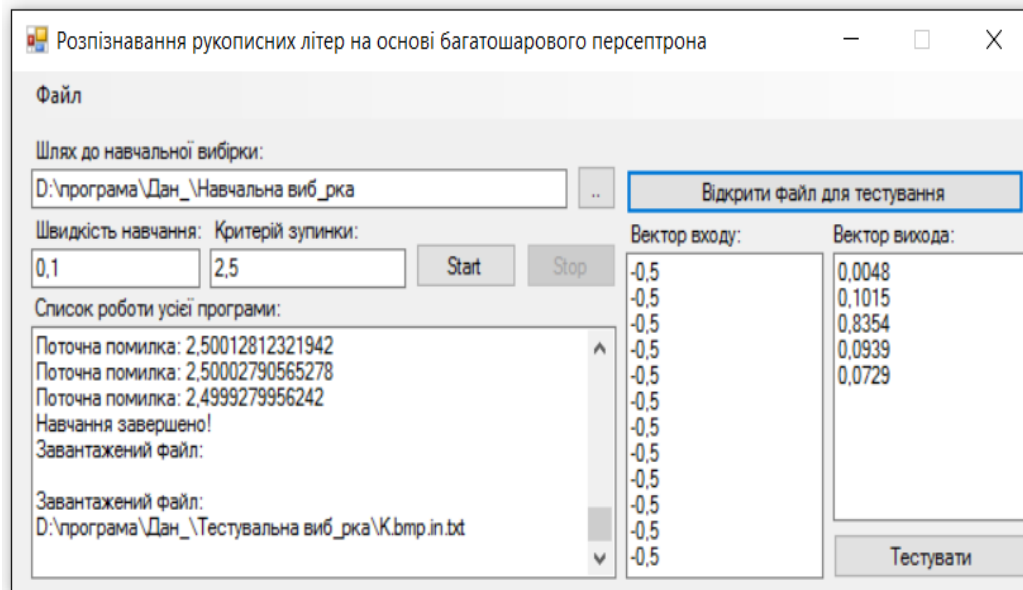
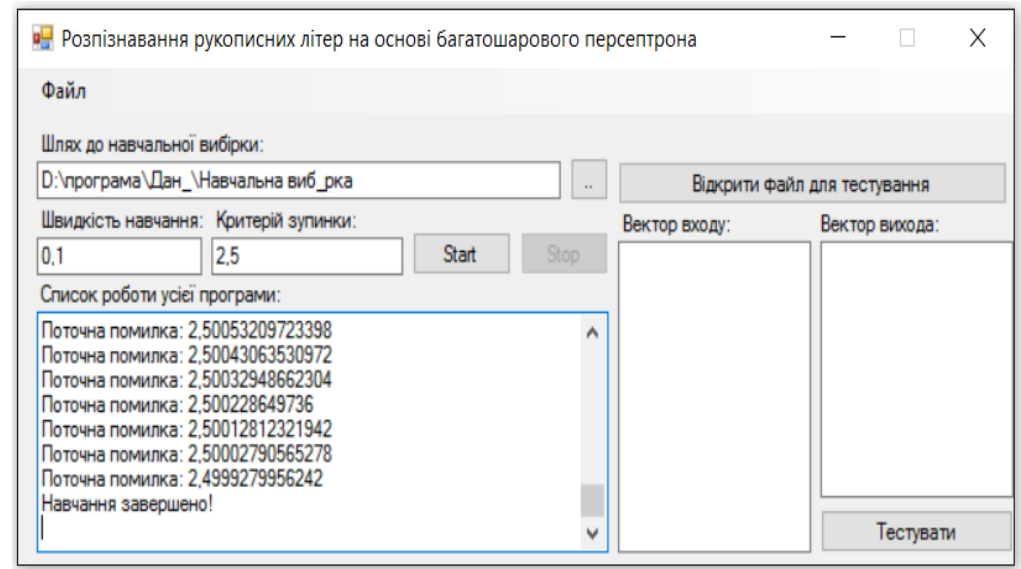
Результат створення нейронної мережі



Створення навчальної/тестової вибірки

РЕЗУЛЬТАТИ РОБОТИ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ РУКОПИСНИХ СИМВОЛІВ

Результат навчання
нейронної мережі



Результат роботи
нейронної мережі
(розпізнавання
символу)

Результати тестування розробленої системи та програми-аналога

Таблиця 2.1 – Результати тестування розробленої системи та програми-аналога RiDoc

Програмний засіб	К-сть символів у тест. вибірці	Неправильно класифіковані	Достовірність розпізнавання, %
Програма RiDoc	1000	106	89,4
Розроблена система	1000	61	93,9

Розроблена система має вищу достовірність розпізнавання (93,9%), ніж аналогічна програма (89,4%), а значить мета роботи досягнута

ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА

Створення програмного продукту є економічно доцільним для споживача, оскільки він не потребує великих експлуатаційних витрат – 63,66 грн./рік, загальні витрати на розробку – 39247,9 грн. Річний економічний ефект для споживача від впровадження нової розробки за рахунок експлуатаційних витрат – 32,34 грн./рік та придбати програмний продукт можна на 383,1 грн. дешевше. Термін окупності для виробника складає 0,22 роки.

ВИСНОВОК

В результаті виконання дипломної роботи розроблено систему для розпізнавання рукописних символів на базі нейронної мережі багат шаровий персептрон. Програмне забезпечення створено об'єктно-орієнтованою мовою програмування високого рівня C# у програмному середовищі Visual Studio 2013. Програма має підвищену достовірність розпізнавання (93,9%) порівняно із відомими програмами аналогічного функціонального призначення (89,4%),. Отже, мета дипломної роботи досягнута.

Дякую за увагу!