

Магістерська кваліфікаційна робота на тему:

Розпізнавання образів на основі нейронної мережі зворотного поширення

Виконав студент гр. 1КН-17м Короленко О.О.

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

Спеціальність 122 “Комп’ютерні науки”

МЕТА ТА ЗАВДАННЯ ДОСЛІДЖЕННЯ

Метою дослідження магістерської кваліфікаційної роботи є підвищення достовірності розпізнавання образів програмними засобами за рахунок використання штучної нейронної мережі зворотного поширення.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі завдання:

- провести аналіз проблеми розв'язання задачі розпізнавання образів;
- розглянути існуючі методи вирішення задачі розпізнавання образів та обрати й обґрунтувати вибір методу, який задовольняє мету даної магістерської кваліфікаційної роботи;
- розробити математичну модель розпізнавання образів;
- сформулювати стадії інформаційної технології, розробити структуру та алгоритм роботи програмного засобу;
- виконати програмну реалізацію запропонованої інформаційної технології;
- провести тестування програмного продукту та виконати аналіз отриманих результатів.

ОБ'ЄКТ, ПРЕДМЕТ ТА МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Об'єкт дослідження – процес комп'ютерного розпізнавання образів з використанням методів штучних нейронних мереж.

Предмет дослідження – методи та програмні засоби розпізнавання образів на основі штучної нейронної мережі та достовірність розпізнавання при їх використанні.

Методи дослідження

У роботі використані наступні методи наукових досліджень:

- системного аналізу,
- розпізнавання образів,
- теорії штучних нейронних мереж для реалізації інформаційної технології розпізнавання образів,
- методи математичної статистики для розробки процесу розпізнавання образів та обрахунків результатів експериментів із програмним засобом,
- об'єктно-орієнтованого програмування.

НАУКОВА НОВИЗНА ОДЕРЖАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

1. Набула подальшого розвитку інформаційна технологія розпізнавання образів, яка відрізняється використанням штучної нейронної мережі зворотного поширення, що дозволило підвищити достовірність розпізнавання образів.
2. Удосконалено метод навчання нейронної мережі зворотного поширення, який відрізняється навчанням порогу нейрона як вагового коефіцієнту додаткового входу, що підвищило якість навчання мережі і збільшило достовірність розпізнавання образів.

ПРАКТИЧНЕ ЗНАЧЕННЯ ОДЕРЖАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

1. розроблено алгоритм роботи програмного забезпечення розпізнавання образів на основі штучної нейронної мережі зворотного поширення;
2. розроблено програмні засоби для розпізнавання образів на основі штучної нейронної мережі зворотного поширення;

Постановка задачі розпізнавання образів

- Задача полягає у розробці інформаційної технології та програмного засобу, що буде виконувати функцію розпізнавання зображень на прикладі рукописних символів – віднесення вхідних даних до певного класу.
- Завдання розпізнавання об'єкта ставиться таким чином. Є певний спосіб кодування об'єктів – будь-яких рукописних символів, що належать заздалегідь відомій кінцевій кількості класів $C = \{C_1, \dots, C_q\}$, і деяка кінцева кількість об'єктів (навчальна множина), про кожен з яких відомо до якого класу він належить. Потрібно розробити програму, яка для будь-якого вхідного об'єкту, який не обов'язково має належати навчальній множині, вирішуватиме до якого класу цей об'єкт належить.

Аналіз предметної області розпізнавання образів

Існує достатньо велика кількість методів та алгоритмів, призначених для розпізнавання образів. Можна виділити такі групи методів:

- шаблонні;
- структурні;
- ознакові;
- нейромережеві

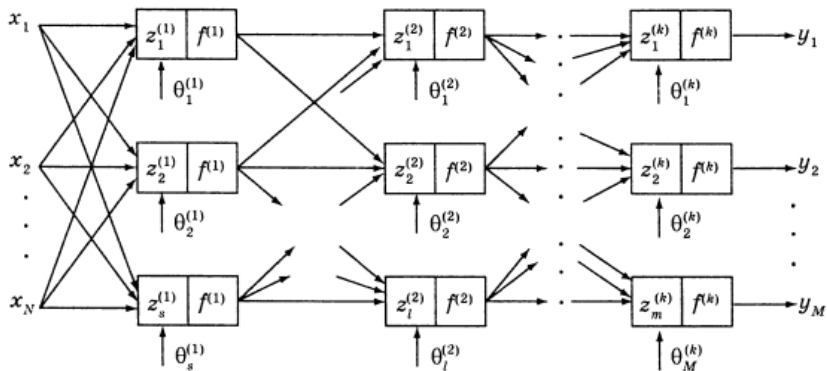
Було обрано нейромережевий метод

Вибір і обґрунтування аналогу

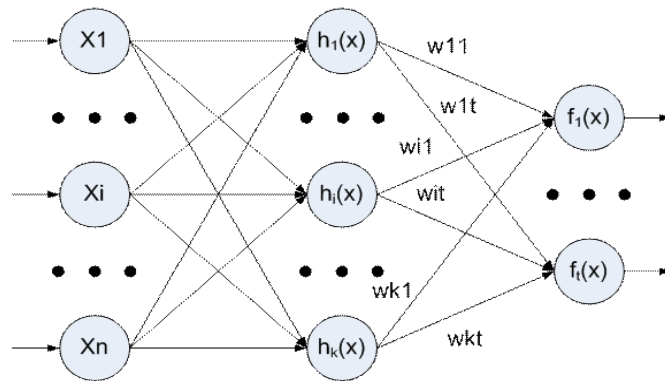


Програма MyScript Stylus

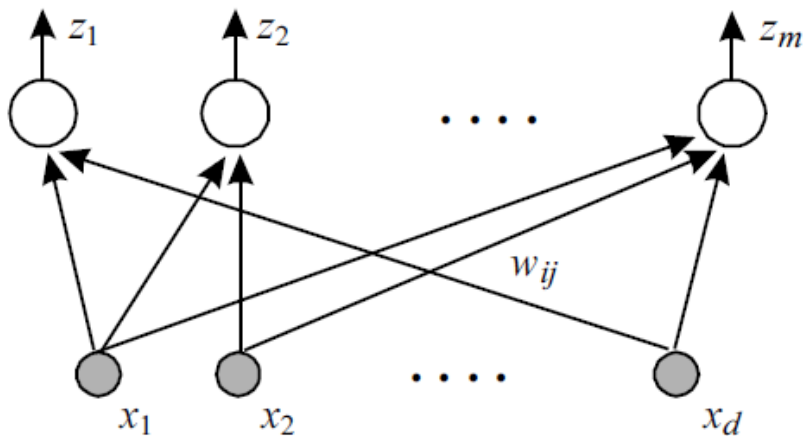
ОБГРУНТУВАННЯ ВИБОРУ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ



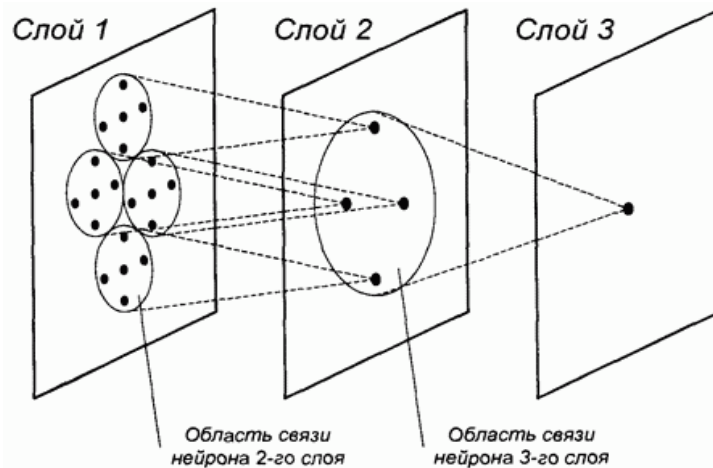
Багатошаровий персептрон



Нейронна мережа РБФ



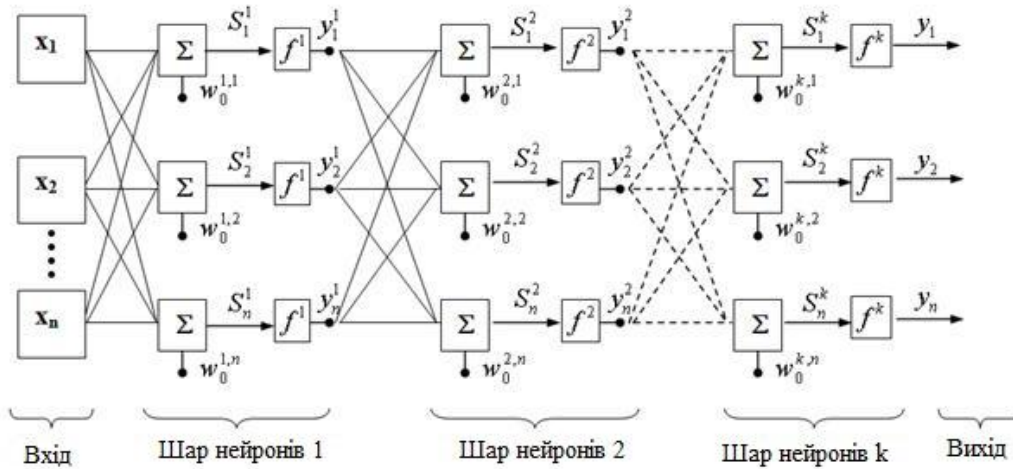
Мережа Кохонена.



Когнітрон

Була обрана нейронна мережа багатошаровий персептрон, яка навчається за методом зворотного поширення помилки (мережа зворотного поширення)

Архітектура та математична модель нейронної мережі зворотного поширення



Функція нейрона:

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta\right) \quad (3.1)$$

вагові коефіцієнти w_i зв'язків

Алгоритм зворотного поширення помилки:

1. Початкові значення ваг всіх нейронів всіх шарів $V(t=0)$ і $W(t=0)$ визначаються випадковими числами.
2. Мережі пред'являється вхідний образ X_a , в результаті формується вихідний образ $Y_1 Y_a$. При цьому нейрони послідовно від шару до шару функціонують за наступними формулами:

$$\text{Прихований шар: } x_j = \sum_i W_{ij} X_i^a; Y_i = f(x_j) \quad (3.2)$$

$$\text{Вихідний шар: } x_k = \sum_j V_{jk} Y_j; Y_k = f(x_k) \quad (3.3)$$

де $f(x)$ - сигмоїдальна функція.

Функціонал квадратичної помилки мережі для даного вхідного образу має вигляд:

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (y_k - Y_k^a)^2 \quad (3.4)$$

Даний функціонал потрібно мінімізувати. Класичний градієнтний метод оптимізації полягає в ітераційному уточненні аргумента:

$$V_{jk}(t+1) = V_{jk}(t) - h * \frac{\partial E}{\partial N_{jk}} \quad (3.5)$$

Функція помилки не має залежності від ваги V_{jk} , тому використовуються формули неявного диференціювання складної функції:

$$\frac{\partial E}{\partial y_k} = \delta_k = (y_k - Y_k^a); \quad (3.6)$$

$$\frac{\partial E}{\partial x_k} = \frac{\partial E}{\partial y_k} * \frac{\partial y_k}{\partial x_k} = \delta_k * y_k(1 - y_k); \quad (3.7)$$

$$\frac{\partial E}{\partial N_{jk}} = \frac{\partial E}{\partial y_k} * \frac{\partial y_k}{\partial x_k} * \frac{\partial x_k}{\partial N_{jk}} = \delta_k * y_k(1 - y_k) * y_i \quad (3.8)$$

Тут врахована корисна властивість сигмоїдальної функції $f(x)$: її похідна виражається тільки через саме значення функції: $f'(x) = f(1-f)$. Таким чином, всі необхідні величини для підстроювання ваг вихідного шару V отримані.

3. На цьому кроці виконується підстроювання ваг прихованого шару. Градієнтний метод, як і раніше, дає:

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) - h * \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \quad (3.9)$$

Обчислення похідних виконуються за тими ж формулами, за винятком деякого ускладнення формули для помилки δ_j :

$$\frac{\partial E}{\partial X_k} = \frac{\partial E}{\partial y_k} * \frac{\partial y_k}{\partial x_k} = \delta_k * y_k(1 - y_k)$$

$$\frac{\partial E}{\partial y_i} = \delta_j = \sum_k \frac{\partial E}{\partial x_k} * \frac{\partial x_k}{\partial y_i} = \sum_k \delta_k * y_k(1 - y_k) * V_{jk}; \quad (3.10)$$

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial y_i} * \frac{\partial y_i}{\partial x_i} * \frac{\partial x_i}{\partial W_{ij}} = \delta_j * y_j(1 - y_j) * X_i^a = [\sum_k \delta_k * y_k(1 - y_k) * V_{jk}] * [y_j(1 - y_j) * X_i^a] \quad (3.11)$$

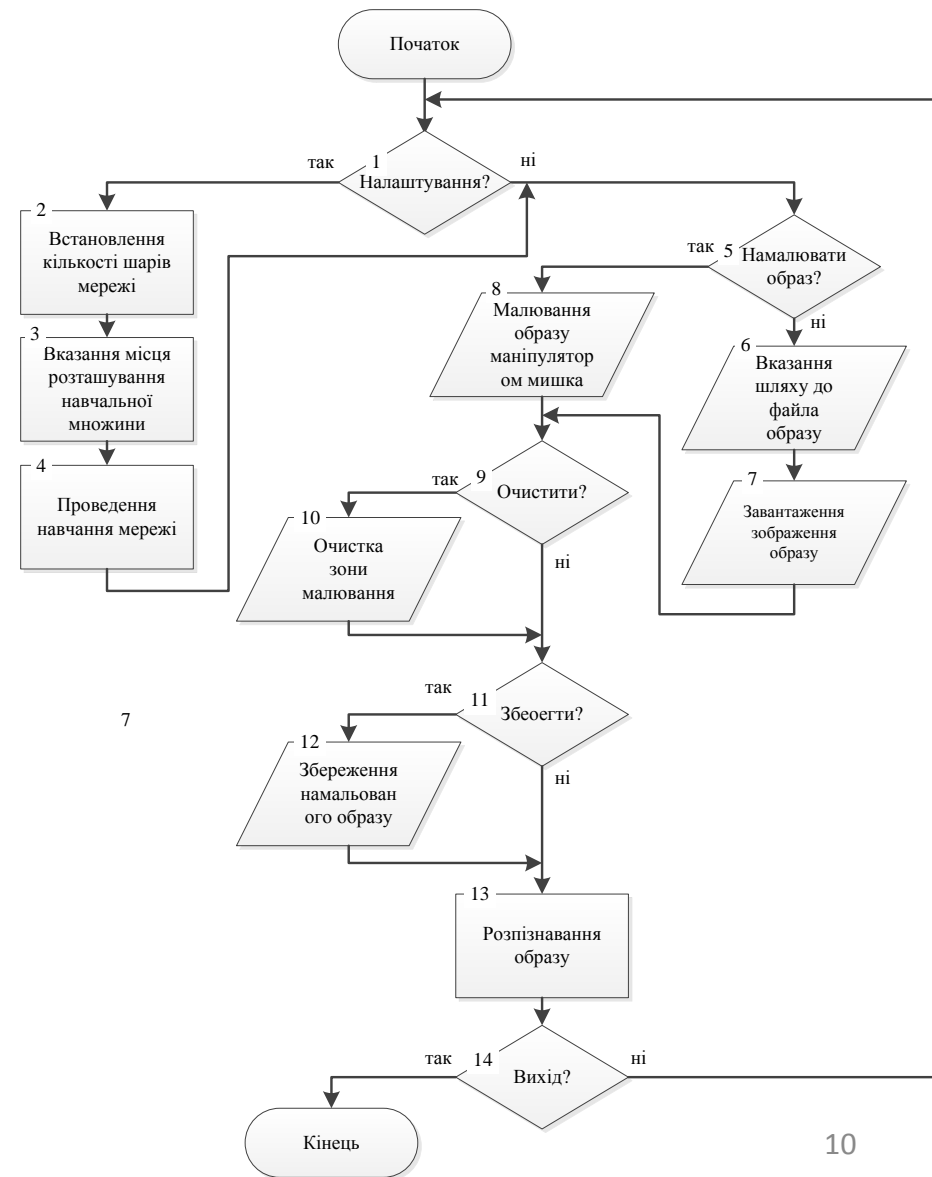
При обчисленні δ_j тут і було застосовано принцип зворотного поширення помилки: окремі похідні беруться тільки по змінним наступного шару. За отриманими формулами модифікуються ваги нейронів прихованого шару.

СТРУКТУРА ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ НА ОСНОВІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ЗВОРОТНОГО ПОШИРЕННЯ



Загальний алгоритм роботи програми розпізнавання образів на основі нейронної мережі зворотного поширення

- Вершина 1 – після запуску програми потрібно обрати або вкладку «Навчання» (за замовчанням) або вкладку «Налаштування». При виборі вкладки «Налаштування» виконується:
 - Вершина 2 – Встановлення кількості шарів мережі (від 1 до 3).
 - Вершина 3 – Вказання місця розташування навчальної множини (вказується шлях до папки, де зберігаються графічні файли формату .bmp із еталонними зображеннями).
 - Вершина 4 – Проведення навчання мережі на основі вказаних еталонних образів (тобто визначення матриці W вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків нейронів мережі за формулами (2.10)-(2.18) на основі еталонних зображень).
- Якщо на початку була обрана вкладка «Навчання», то виконується:
 - Вершина 5 – вибір який образ розпізнати : намальований мишкою чи завантажений з файлу.
 - Вершина 6 – Вказання шляху до файла образу.
 - Вершина 7 – Завантаження файла образу.
 - Вершина 8 – У вікні програми потрібно «мишкою» намалювати будь-яку літеру чи цифру чи інший знак, який буде направлений на розпізнавання.
 - Вершина 9 – вибір чи потрібно очистити намальований образ, щоб намалювати новий.
 - Вершина 10 – поле для малювання очищається.
 - Вершина 11 – вибір чи потрібно зберегти намальований образ.
 - Вершина 12 – намальований образ зберігається за вказаним шляхом.
 - Вершина 13 – розпізнавання образу нейронною мережею.
 - Вершина 14 – вибір чи потрібно вийти із програми.
 - Якщо так, то – завершення роботи програми.



Обґрунтування вибору мови та середовища програмування

Було розглянуто такі мови програмування:

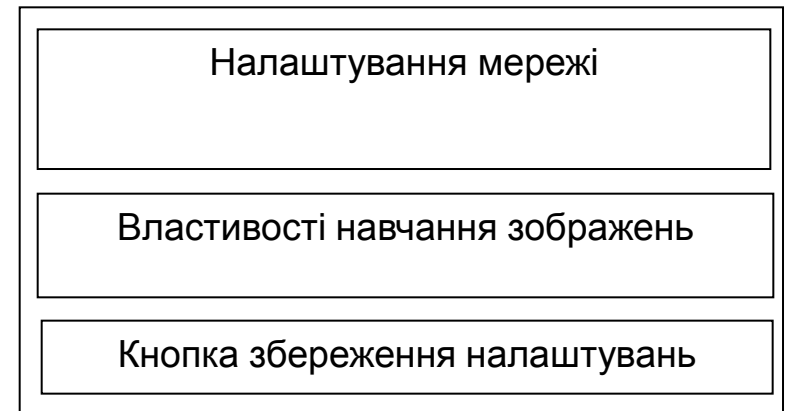
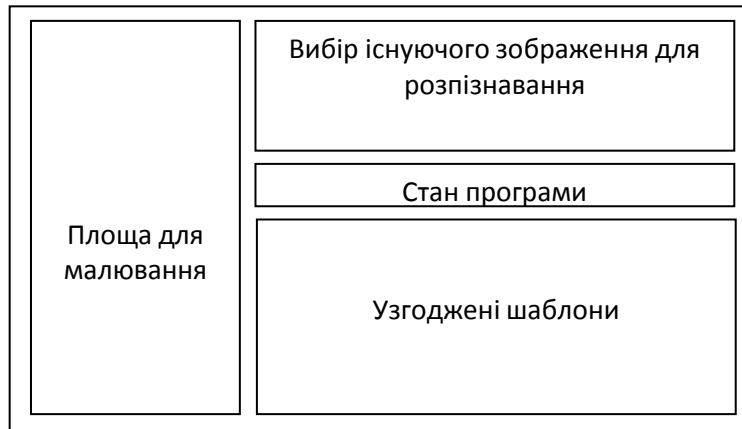
- Java,
- C++ ,
- C# .

Для програмної реалізації інформаційної технології було обрано мову програмування C# з використанням технології Windows Forms та середовище розробки Microsoft Visual Studio 2015

Проектування основних компонентів програми розпізнавання образів

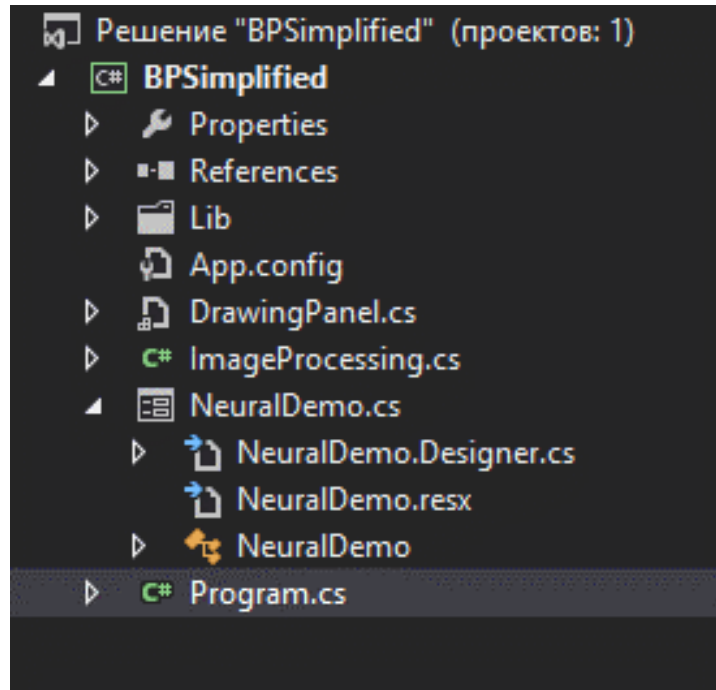
Проектування нейромережевого компонента

Проектування інтерфейсу

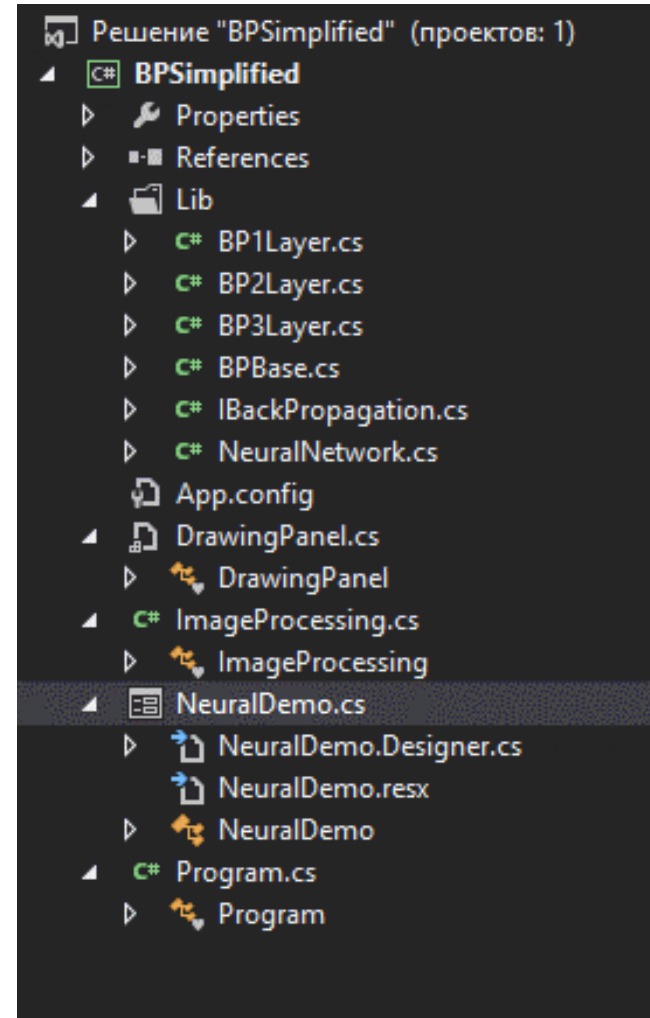


Проектування додаткових блоків програми

Реалізація програми для розпізнавання образів у середовищі Visual Studio 2015

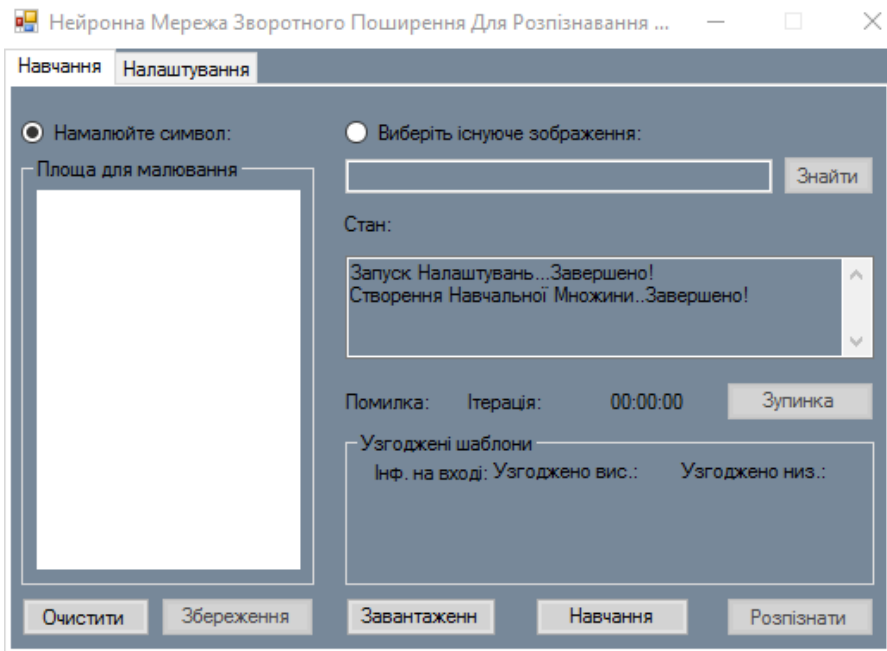


Структура проекту

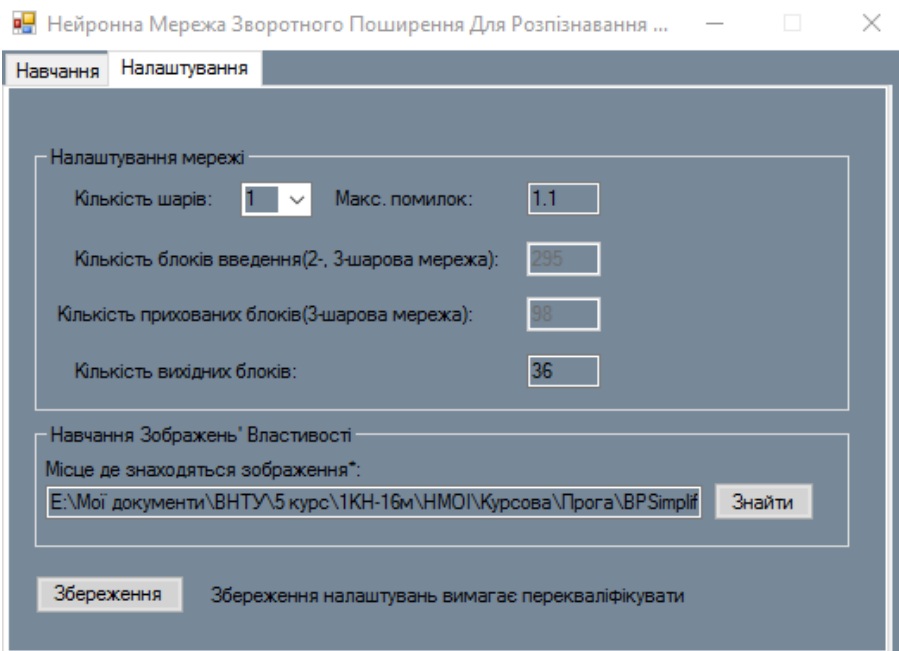


Класи програми для розпізнавання образів

Стартові вікна програми розпізнавання образів

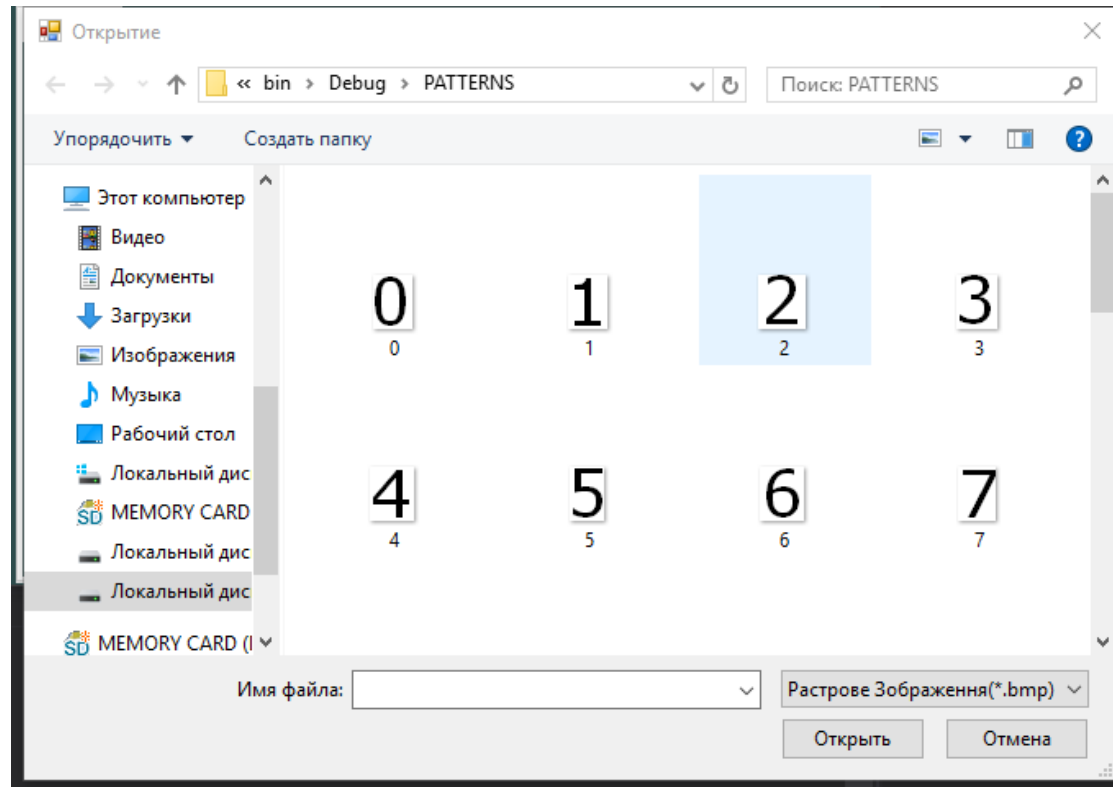


Вигляд головного вікна, вкладка «Навчання»

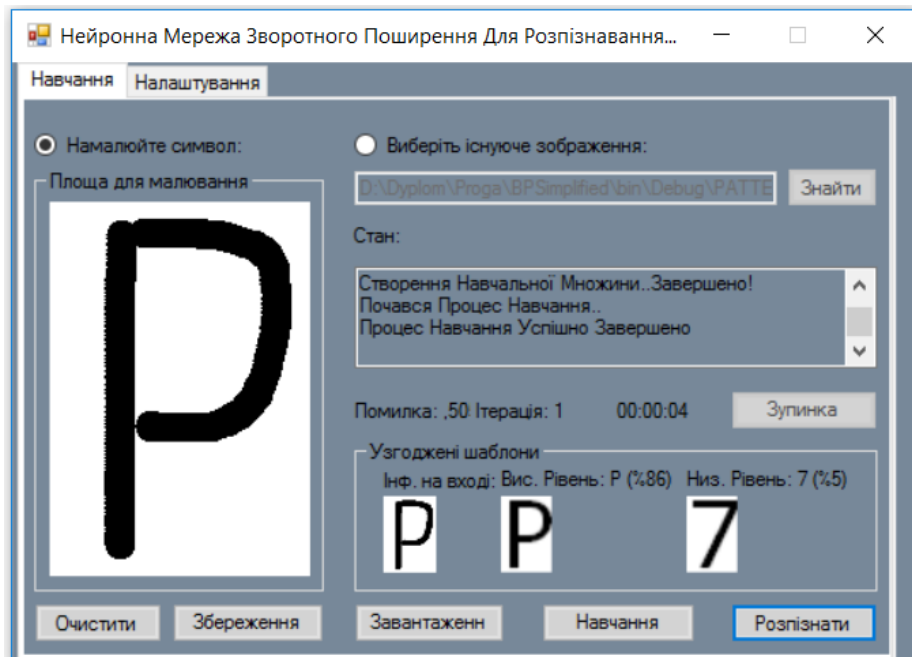
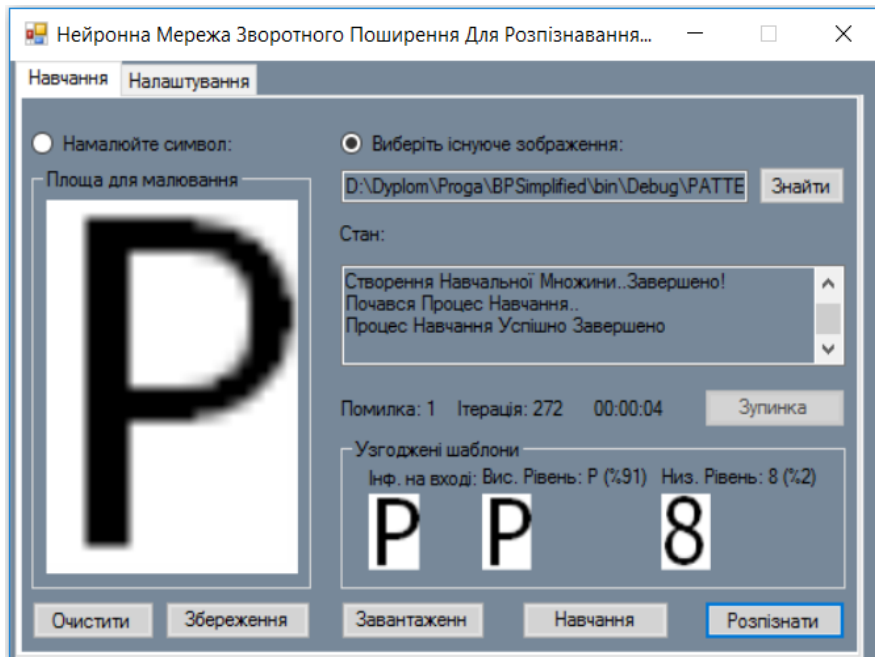


Вигляд головного вікна, вкладка «Налаштування»

Вікно для вибору зображень навчальної вибірки



Результати роботи програми розпізнавання образів



Тестування та аналіз результатів роботи програми розпізнавання образів

Таблиця 3.1 – Результати тестування розробленої програми та програми-аналога MyScript Stylus

Програмний засіб	К-сть символів у тест. вибірці	Правильно розпізнано	Достовірність розпізнавання, %
Програма MyScript Stylus	200	168	84
Розроблена програма	200	184	92

Із табл. 3.1 видно, що розроблена програма має вищу достовірність розпізнавання (92%), ніж аналогічна програма (84%), а значить достовірність розпізнавання покращена на 8%, тобто мета роботи досягнута.

ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА

Було проведено економічне обґрунтування доцільності розробки програми для розпізнавання образів на основі нейронної мережі зворотнього поширення. Нова розробка має рівень комерційного потенціалу вище середнього. Відносний рівень якості останнього, інноваційної розробки на 8% краще базового товару-конкурента. Загальна сума витрат на виконання робіт склала "34949,56" грн. Загальні витрати на виконання та впровадження результатів виконаної наукової роботи – 23967,98 грн. Абсолютна ефективність вкладених інвестицій становить 296901,47 грн, що свідчить про те, що вкладання коштів на виконання та впровадження результатів НДДКР є доцільним. Відносна (щорічна) ефективність вкладених в наукову розробку інвестицій – 140 %, отже інвестор буде зацікавлений у фінансуванні даної наукової розробки. Термін окупності складає 9 місяців. В загальному можна зробити висновок, що фінансування розробки програми для розпізнавання образів на основі нейронної мережі зворотнього поширення є економічно доцільним.

АПРОБАЦІЯ РЕЗУЛЬТАТІВ РОБОТИ ТА ПУБЛІКАЦІЇ

Апробація результатів роботи.

Результати досліджень апробовані на шостій міжнародній науково-технічній конференції «Оптоелектронні інформаційні технології «ФОТОНІКА-ОДС-2018»», м. Вінниця, 2-4 жовтня 2018 року.

Публікації.

За результатами магістерської кваліфікаційної роботи опубліковано 1 тези доповідей на конференції та підготовлена заявка на авторське свідоцтво на твір (програму).

ВИСНОВОК

В результаті виконання МКР розроблено інформаційну технологію та програмне забезпечення для розпізнавання образів на основі нейронної мережі зворотного поширення. Програмне забезпечення створено об'єктно-орієнтованою мовою C# з використанням технології Windows Forms та середовища розробки Microsoft Visual Studio 2015 та має вищу достовірність розпізнавання (93%), ніж аналогічна програма MyScript Stylus (84%), а значить достовірність розпізнавання покращена на 8%.
Отже, мета роботи досягнута.

Дякую за увагу!