**ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 5**

**РОЗРОБКА ПРОСТИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

***Мета роботи:*** використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Python навчитися створювати та застосовувати прості нейронні мережі

**Завдання 1:**

import numpy as np  
  
  
def sigmoid(x):  
 return 1 / (1 + np.exp(-x))  
  
  
class Neuron:  
 def \_\_init\_\_(self, weights, bias):  
 self.weights = weights  
 self.bias = bias  
  
 def feedforward(self, inputs):  
 total = np.dot(self.weights, inputs) + self.bias  
 return sigmoid(total)  
  
  
if \_\_name\_\_ == "\_\_main\_\_":  
 weights = np.array([0, 1])  
 bias = 4  
 n = Neuron(weights, bias)  
  
 x = np.array([2, 3])  
 print(n.feedforward(x))

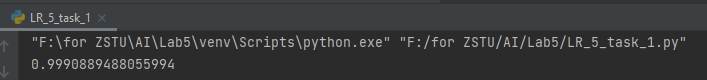


Рис.5.1 – Результат роботи нейрона

**Завдання 2:**

import numpy as np  
from LR\_5\_task\_1 import Neuron, sigmoid  
  
  
def derivative\_sigmoid(x):  
 fx = sigmoid(x)  
 return fx \* (1 - fx)  
  
  
def mse\_loss(y\_true, y\_pred):  
 return ((y\_true - y\_pred) \*\* 2).mean()  
  
  
class DemchenkoNeuralNetwork:  
 def \_\_init\_\_(self):  
 self.w1 = np.random.normal()  
 self.w2 = np.random.normal()  
 self.w3 = np.random.normal()  
 self.w4 = np.random.normal()  
 self.w5 = np.random.normal()  
 self.w6 = np.random.normal()  
  
 self.b1 = np.random.normal()  
 self.b2 = np.random.normal()  
 self.b3 = np.random.normal()  
  
 def feedforward(self, x):  
 h1 = sigmoid(self.w1 \* x[0] + self.w2 \* x[1] + self.b1)  
 h2 = sigmoid(self.w3 \* x[0] + self.w4 \* x[1] + self.b2)  
 o1 = sigmoid(self.w5 \* h1 + self.w6 \* h2 + self.b3)  
 return o1  
  
 def train(self, data, all\_y\_trues):  
 learn\_rate = 0.1  
 epochs = 1000  
  
 for epoch in range(epochs):  
 for x, y\_true in zip(data, all\_y\_trues):  
 sum\_h1 = self.w1 \* x[0] + self.w2 \* x[1] + self.b1  
 h1 = sigmoid(sum\_h1)  
  
 sum\_h2 = self.w3 \* x[0] + self.w4 \* x[1] + self.b2  
 h2 = sigmoid(sum\_h2)  
  
 sum\_o1 = self.w5 \* h1 + self.w6 \* h2 + self.b3  
 o1 = sigmoid(sum\_o1)  
 y\_pred = o1  
  
 d\_L\_d\_ypred = -2 \* (y\_true - y\_pred)  
  
 # Neuron o1  
 d\_ypred\_d\_w5 = h1 \* derivative\_sigmoid(sum\_o1)  
 d\_ypred\_d\_w6 = h2 \* derivative\_sigmoid(sum\_o1)  
 d\_ypred\_d\_b3 = derivative\_sigmoid(sum\_o1)  
  
 d\_ypred\_d\_h1 = self.w5 \* derivative\_sigmoid(sum\_o1)  
 d\_ypred\_d\_h2 = self.w6 \* derivative\_sigmoid(sum\_o1)  
  
 # Neuron h1  
 d\_h1\_d\_w1 = x[0] \* derivative\_sigmoid(sum\_h1)  
 d\_h1\_d\_w2 = x[1] \* derivative\_sigmoid(sum\_h1)  
 d\_h1\_d\_b1 = derivative\_sigmoid(sum\_h1)  
  
 # Neuron h2  
 d\_h2\_d\_w3 = x[0] \* derivative\_sigmoid(sum\_h2)  
 d\_h2\_d\_w4 = x[1] \* derivative\_sigmoid(sum\_h2)  
 d\_h2\_d\_b2 = derivative\_sigmoid(sum\_h2)  
  
 # Update weights and biases  
 # Neuron h1  
 self.w1 -= learn\_rate \* d\_L\_d\_ypred \* d\_ypred\_d\_h1 \* d\_h1\_d\_w1  
 self.w2 -= learn\_rate \* d\_L\_d\_ypred \* d\_ypred\_d\_h1 \* d\_h1\_d\_w2  
 self.b1 -= learn\_rate \* d\_L\_d\_ypred \* d\_ypred\_d\_h1 \* d\_h1\_d\_b1  
  
 # Neuron h2  
 self.w3 -= learn\_rate \* d\_L\_d\_ypred \* d\_ypred\_d\_h2 \* d\_h2\_d\_w3  
 self.w4 -= learn\_rate \* d\_L\_d\_ypred \* d\_ypred\_d\_h2 \* d\_h2\_d\_w4  
 self.b2 -= learn\_rate \* d\_L\_d\_ypred \* d\_ypred\_d\_h2 \* d\_h2\_d\_b2  
  
 # Neuron o1  
 self.w5 -= learn\_rate \* d\_L\_d\_ypred \* d\_ypred\_d\_w5  
 self.w6 -= learn\_rate \* d\_L\_d\_ypred \* d\_ypred\_d\_w6  
 self.b3 -= learn\_rate \* d\_L\_d\_ypred \* d\_ypred\_d\_b3  
  
 if epoch % 10 == 0:  
 y\_preds = np.apply\_along\_axis(self.feedforward, 1, data)  
 loss = mse\_loss(all\_y\_trues, y\_preds)  
 print("Epoch %d loss: %.3f" % (epoch, loss))  
  
  
if \_\_name\_\_ == "\_\_main\_\_":  
 data = np.array([  
 [-2, -1], # Alice  
 [25, 6], # Bob  
 [17, 4], # Charlie  
 [-15, -6], # Diana  
 ])  
 all\_y\_trues = np.array([  
 1, # Alice  
 0, # Bob  
 0, # Charlie  
 1, # Diana  
 ])  
  
 network = DemchenkoNeuralNetwork()  
 network.train(data, all\_y\_trues)  
  
 emily = np.array([-7, -3]) # 128 pounds, 63 inches  
 frank = np.array([20, 2]) # 155 pounds, 68 inches  
 print("Emily: %.3f" % network.feedforward(emily)) # +-0.96 - F  
 print("Frank: %.3f" % network.feedforward(frank)) # +-0.039 - M

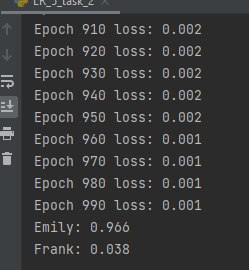


Рис.5.2 – Результат навчання нейронної мережі

Функція активації необхідна для підключення непов’язаних вхідних даних з виводом з простою формою. Нейронні мережі прямого поширення дозволяють передбачати відповідь, використовуючи функції активації.

**Завдання 3:**

import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
import neurolab as nl  
  
# Завантаження вхідних даних  
text = np.loadtxt('data\_perceptron.txt')  
# Поділ точок даних та міток  
data = text[:, :2]  
labels = text[:, 2].reshape((text.shape[0], 1))  
  
# Побудова графіка вхідних даних  
plt.figure()  
plt.scatter(data[:, 0], data[:, 1])  
plt.xlabel('Розмірність 1')  
plt.ylabel('Розмірність 2')  
plt.title('Вхідні дані')  
plt.show()  
  
# Визначення максимального та мінімального значень для кожного виміру  
dim1\_min, dim1\_max, dim2\_min, dim2\_max = 0, 1, 0, 1  
# Кількість нейронів у вихідному шарі  
num\_output = labels.shape[1]  
  
# Визначення перцептрону з двома вхідними нейронами (оскільки  
# Вхідні дані - двовимірні)  
dim1 = [dim1\_min, dim1\_max]  
dim2 = [dim2\_min, dim2\_max]  
perceptron = nl.net.newp([dim1, dim2], num\_output)  
  
# Тренування перцептрону з використанням наших даних  
error\_progress = perceptron.train(data, labels, epochs=100, show=20, lr=0.03)  
  
# Побудова графіка процесу навчання  
plt.figure()  
plt.plot(error\_progress)  
plt.xlabel('Кількість епох')  
plt.ylabel('Помилка навчання')  
plt.title('Зміна помилки навчання')  
plt.grid()  
plt.show()

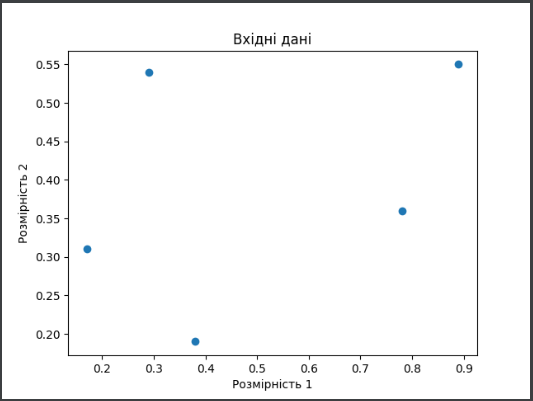


Рис.5.3 – Вхідні дані до перцептрону

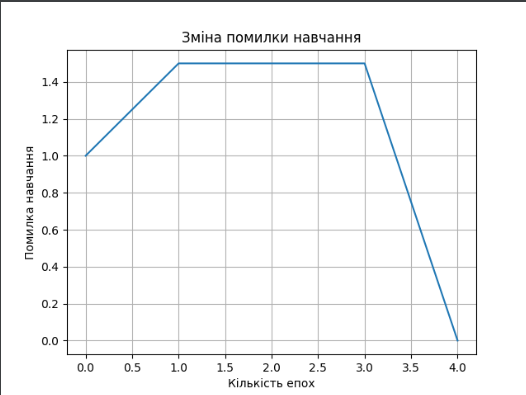


Рис.5.4 – Навчання перцептрону

**Завдання 4:**

import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
import neurolab as nl  
  
# Завантаження вхідних даних  
text = np.loadtxt('data\_simple\_nn.txt')  
# Поділ даних на точки даних та мітки  
data = text[:, 0:2]  
labels = text[:, 2:]  
  
# Побудова графіка вхідних даних  
plt.figure()  
plt.scatter(data[:, 0], data[:, 1])  
plt.xlabel('Розмірність 1')  
plt.ylabel('Розмірність 2')  
plt.title('Вхідні дані')  
plt.show()  
  
# Мінімальне та максимальне значення для кожного виміру  
dim1\_min, dim1\_max = [data[:, 0].min(), data[:, 0].max()]  
dim2\_min, dim2\_max = [data[:, 1].min(), data[:, 1].max()]  
# Визначення кількості нейронів у вихідному шарі  
num\_output = labels.shape[1]  
  
dim1 = [dim1\_min, dim1\_max]  
dim2 = [dim2\_min, dim2\_max]  
nn = nl.net.newp([dim1, dim2], num\_output)  
error\_progress = nn.train(data, labels, epochs=1000, show=20, lr=0.03)  
  
# Побудова графіка просування процесу навчання  
plt.figure()  
plt.plot(error\_progress)  
plt.xlabel('Кількість епох')  
plt.ylabel('Помилка навчання')  
plt.title('Прогрес помилки навчання')  
plt.grid()  
plt.show()  
  
# Виконання класифікатора на тестових точках даних  
print('\nTest results:')  
data\_test = [[0.4, 4.3], [4.4, 0.6], [4.7, 8.1]]  
for item in data\_test:  
 print(item, '-->', nn.sim([item])[0])

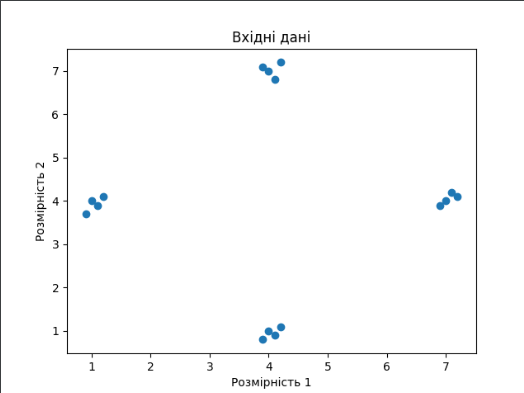


Рис.5.5 – Вхідні дані до нейронної мережі

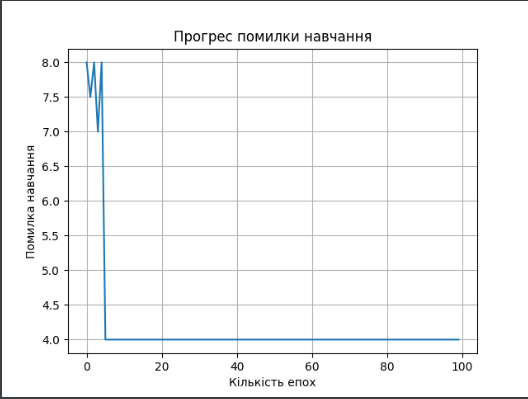


Рис.5.6 – Навчання мережі

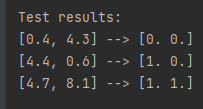


Рис.5.7 – Тестові результати

**Завдання 5:**

import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
import neurolab as nl  
  
# Генерація тренувальних даних  
min\_val = -15  
max\_val = 15  
num\_points = 130  
x = np.linspace(min\_val, max\_val, num\_points)  
y = 3 \* np.square(x) + 5  
y /= np.linalg.norm(y)  
  
# Створення даних та міток  
data = x.reshape(num\_points, 1)  
labels = y.reshape(num\_points, 1)  
  
# Побудова графіка вхідних даних  
plt.figure()  
plt.scatter(data, labels)  
plt.xlabel('Розмірність 1')  
plt.ylabel('Розмірність 2')  
plt.title('Вхідні дані')  
  
nn = nl.net.newff([[min\_val, max\_val]], [10, 6, 1])  
  
# Задання градієнтного спуску як навчального алгоритму  
nn.trainf = nl.train.train\_gd  
  
# Тренування нейронної мережі  
error\_progress = nn.train(data, labels, epochs=2000, show=100, goal=0.01)  
  
# Виконання нейронної мережі на тренувальних даних  
output = nn.sim(data)  
y\_pred = output.reshape(num\_points)  
  
# Побудова графіка помилки навчання  
plt.figure()  
plt.plot(error\_progress)  
plt.xlabel('Кількість епох')  
plt.ylabel('Помилка навчання')  
plt.title('Прогрес помилки навчання')  
plt.grid()  
plt.show()  
  
# Побудова графіка результатів  
x\_dense = np.linspace(min\_val, max\_val, num\_points \* 2)  
y\_dense\_pred = nn.sim(x\_dense.reshape(x\_dense.size, 1)).reshape(x\_dense.size)  
  
plt.figure()  
plt.plot(x\_dense, y\_dense\_pred, '-', x, y, '.', x, y\_pred, 'p')  
plt.title('Фактичні і прогнозовані значення')  
plt.grid()  
plt.show()

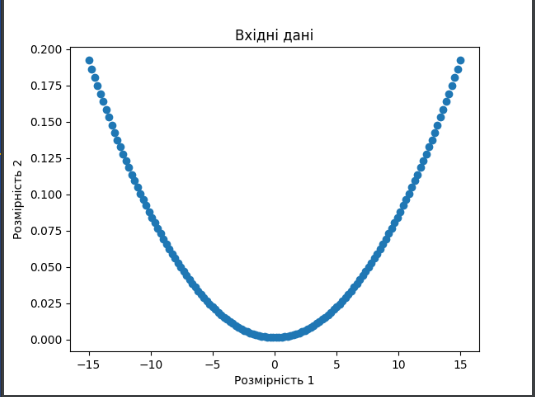


Рис.5.8 – Дані рівняння 3x2+5

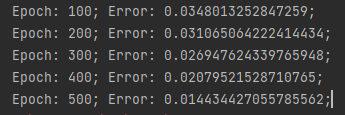




Рис.5.9 – Звітність про навчання по епохам

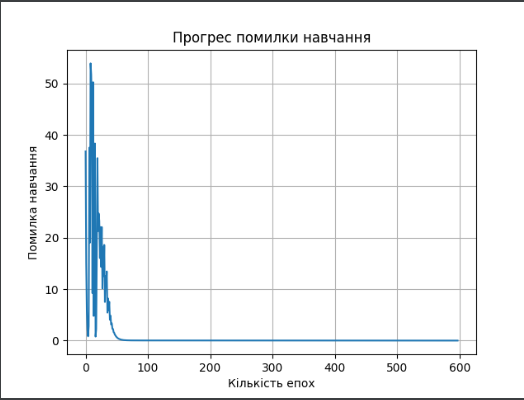


Рис.5.10 – Графік навчання мережі

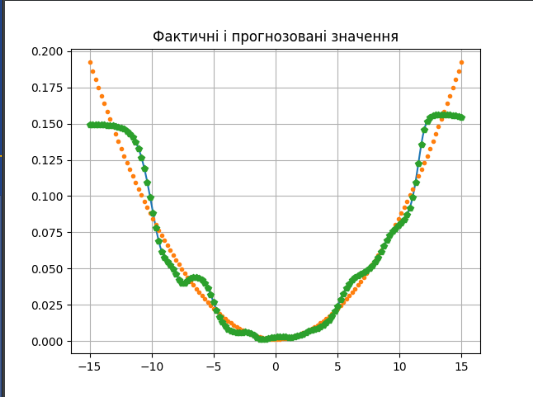


Рис.5.11 – Графік-порівняння істинних та отриманих даних

**Репозиторій:**<https://github.com/ipz192dyad/Artificial-intelligence-systems>

**Завдання 6:**

import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
import neurolab as nl  
  
# Генерація тренувальних даних  
min\_val = -15  
max\_val = 15  
num\_points = 130  
x = np.linspace(min\_val, max\_val, num\_points)  
y = 2 \* np.square(x) + 8  
y /= np.linalg.norm(y)  
  
# Створення даних та міток  
data = x.reshape(num\_points, 1)  
labels = y.reshape(num\_points, 1)  
  
# Побудова графіка вхідних даних  
plt.figure()  
plt.scatter(data, labels)  
plt.xlabel('Розмірність 1')  
plt.ylabel('Розмірність 2')  
plt.title('Вхідні дані')  
  
nn = nl.net.newff([[min\_val, max\_val]], [5, 1])  
  
# Задання градієнтного спуску як навчального алгоритму  
nn.trainf = nl.train.train\_gd  
  
# Тренування нейронної мережі  
error\_progress = nn.train(data, labels, epochs=20000, show=1000, goal=0.01)  
  
# Виконання нейронної мережі на тренувальних даних  
output = nn.sim(data)  
y\_pred = output.reshape(num\_points)  
  
# Побудова графіка помилки навчання  
plt.figure()  
plt.plot(error\_progress)  
plt.xlabel('Кількість епох')  
plt.ylabel('Помилка навчання')  
plt.title('Прогрес помилки навчання')  
plt.grid()  
plt.show()  
  
# Побудова графіка результатів  
x\_dense = np.linspace(min\_val, max\_val, num\_points \* 2)  
y\_dense\_pred = nn.sim(x\_dense.reshape(x\_dense.size, 1)).reshape(x\_dense.size)  
  
plt.figure()  
plt.plot(x\_dense, y\_dense\_pred, '-', x, y, '.', x, y\_pred, 'p')  
plt.title('Фактичні і прогнозовані значення')  
plt.grid()  
plt.show()

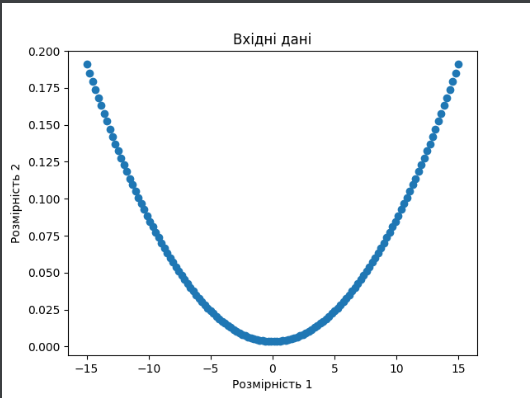


Рис.5.12 – Графік вхідних даних по варіанту





Рис.5.13 – Звітність навчання по епохам

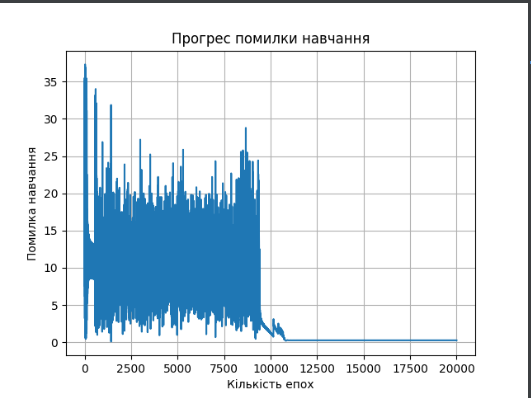


Рис.5.14 – Прогрес помилковості при навчанні

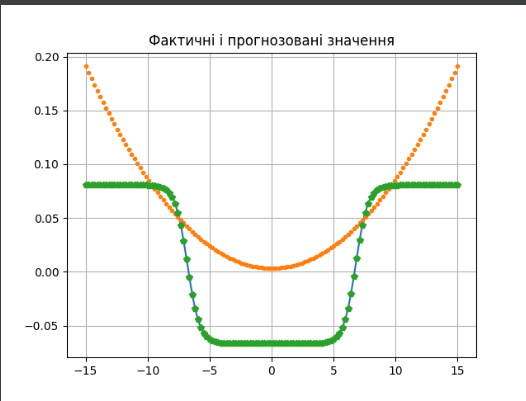


Рис.5.15 – Графік-порівняння дійсних та передбачених даних

У результаті навчання точність нейронної мережі є низькою, що може бути пов’язано з кількістю шарів або нейронів у шарах, точність збільшується в залежності від кількості епох.

**Завдання 7:**

import numpy as np  
import neurolab as nl  
import numpy.random as rand  
  
skv = 0.05  
centr = np.array([[0.2, 0.2], [0.4, 0.4], [0.7, 0.3], [0.2, 0.5]])  
rand\_norm = skv \* rand.randn(100, 4, 2)  
inp = np.array([centr + r for r in rand\_norm])  
inp.shape = (100 \* 4, 2)  
rand.shuffle(inp)  
# Create net with 2 inputs and 4 neurons  
net = nl.net.newc([[0.0, 1.0],[0.0, 1.0]], 4)  
# train with rule: Conscience Winner Take All algoritm (CWTA)  
error = net.train(inp, epochs=200, show=20)  
# Plot results:  
import pylab as pl  
pl.title('Classification Problem')  
pl.subplot(211)  
pl.plot(error)  
pl.xlabel('Epoch number')  
pl.ylabel('error (default MAE)')  
w = net.layers[0].np['w']  
  
pl.subplot(212)  
pl.plot(inp[:,0], inp[:,1], '.', \  
 centr[:,0], centr[:, 1] , 'yv', \  
 w[:,0], w[:,1], 'p')  
pl.legend(['train samples', 'real centers', 'train centers'])  
pl.show()

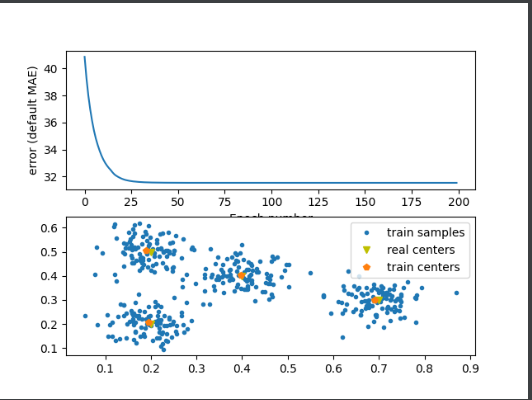


Рис.5.18 – Графік помилковості по епохам та класифікація центрів

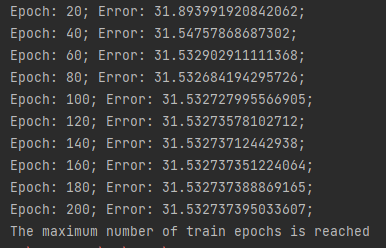


Рис.5.17 – Звітність навчання

**Завдання 8:**

import numpy as np  
import neurolab as nl  
import numpy.random as rand  
  
skv = 0.03  
centr = np.array([[0.2, 0.2], [0.4, 0.4], [0.3, 0.3], [0.2, 0.6], [0.5, 0.7]])  
rand\_norm = skv \* rand.randn(100, 5, 2)  
inp = np.array([centr + r for r in rand\_norm])  
inp.shape = (100 \* 5, 2)  
rand.shuffle(inp)  
# Create net with 2 inputs and 4 neurons  
net = nl.net.newc([[0.0, 1.0],[0.0, 1.0]], 4)  
# train with rule: Conscience Winner Take All algoritm (CWTA)  
error = net.train(inp, epochs=200, show=20)  
# Plot results:  
import pylab as pl  
pl.title('Classification Problem')  
pl.subplot(211)  
pl.plot(error)  
pl.xlabel('Epoch number')  
pl.ylabel('error (default MAE)')  
w = net.layers[0].np['w']  
  
pl.subplot(212)  
pl.plot(inp[:,0], inp[:,1], '.', \  
 centr[:,0], centr[:, 1] , 'yv', \  
 w[:,0], w[:,1], 'p')  
pl.legend(['train samples', 'real centers', 'train centers'])  
pl.show()

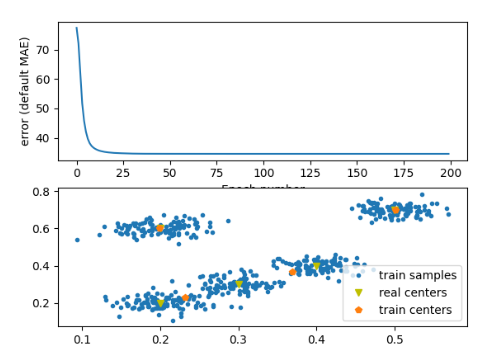


Рис.5.18 – Графік навчання та класифікації за 4х нейронів

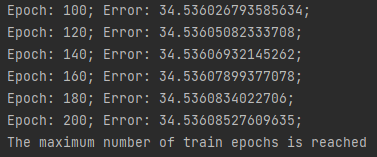


Рис.5.19 – Звітність за 4х нейронів

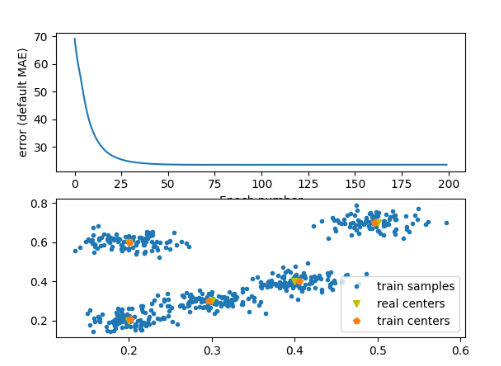


Рис.5.20 – Графік навчання та класифікації за 5х нейронів

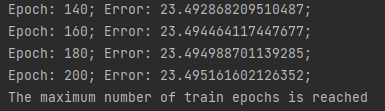


Рис.5.21 – Звітність за 5х нейронів

**Висновок:** в ході виконання лабораторної роботи використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Python було отримано навички створення та застосовування простих нейронних мереж