**Лабораторна робота №6**

ДОСЛІДЖЕННЯ РЕКУРЕНТНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

***Мета роботи:*** використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Python навчитися дослідити деякі типи нейронних мереж.

**Хід роботи:**

**Завдання 2.1**. Ознайомлення з Рекурентними нейронними мережами.

Лістинг програми:

from data import train\_data, test\_data  
import numpy as np  
import random  
from rnn import RNN  
  
  
def createInputs(text):  
 *'''  
 Повертає масив унітарних векторів  
 які представляють слова у введеному рядку тексту  
 - текст є рядком string  
 - Унітарний вектор має форму (vocab\_size, 1)  
 '''* inputs = []  
 for w in text.split(' '):  
 v = np.zeros((vocab\_size, 1))  
 v[word\_to\_idx[w]] = 1  
 inputs.append(v)  
  
 return inputs  
  
  
def processData(data, backprop=True):  
 *'''  
 Повернення втрат RNN і точності для даних  
 - дані подані як словник, що відображує текст як True або False.  
 - backprop визначає, чи потрібно використовувати звороднє розподілення  
 '''* items = list(data.items())  
 random.shuffle(items)  
  
 loss = 0  
 num\_correct = 0

for x, y in items:  
 inputs = createInputs(x)  
 target = int(y)  
  
 # Пряме розподілення  
 out, \_ = rnn.forward(inputs)  
 probs = softmax(out)  
  
 # Обчислення втрат / точності  
 loss -= np.log(probs[target])  
 num\_correct += int(np.argmax(probs) == target)  
  
 if backprop:  
 # Создание dL/dy  
 d\_L\_d\_y = probs  
 d\_L\_d\_y[target] -= 1  
  
 # Зворотне розподілення  
 rnn.backprop(d\_L\_d\_y)  
  
 return loss / len(data), num\_correct / len(data)  
  
  
def softmax(xs):  
 # Застосування функції Softmax для вхідного масиву  
 return np.exp(xs) / sum(np.exp(xs))  
  
  
# Створити словник  
vocab = list(set([w for text in train\_data.keys() for w in text.split(' ')]))  
vocab\_size = len(vocab)  
  
print('%d unique words found' % vocab\_size) # знайдено 18 унікальних слів  
  
# Призначити індекс кожному слову  
word\_to\_idx = {w: i for i, w in enumerate(vocab)}  
idx\_to\_word = {i: w for i, w in enumerate(vocab)}  
  
print(word\_to\_idx['good']) # 16 (це може змінитися)  
print(idx\_to\_word[0]) # сумно (це може змінитися)  
  
# Ініціалізація нашої рекурентної нейронної мережі RNN  
rnn = RNN(vocab\_size, 2)  
  
inputs = createInputs('i am very good')  
out, h = rnn.forward(inputs)  
probs = softmax(out)  
print(probs) # [[0.50000095], [0.49999905]]  
  
# Цикл тренування  
for epoch in range(1000):  
 train\_loss, train\_acc = processData(train\_data)  
  
 if epoch % 100 == 99:  
 print('--- Epoch %d' % (epoch + 1))  
 print('Train:\tLoss %.3f | Accuracy: %.3f' % (train\_loss[0], train\_acc))  
  
 test\_loss, test\_acc = processData(test\_data, backprop=False)  
 print('Test:\tLoss %.3f | Accuracy: %.3f' % (test\_loss[0], test\_acc))

Лістинг програми (***RNN.py***):

import numpy as np  
from numpy.random import randn  
  
class RNN:  
 # Класична рекурентна нейронна мережа  
 def \_\_init\_\_(self, input\_size, output\_size, hidden\_size=64):  
 # Вага  
 self.Whh = randn(hidden\_size, hidden\_size) / 1000  
 self.Wxh = randn(hidden\_size, input\_size) / 1000  
 self.Why = randn(output\_size, hidden\_size) / 1000  
  
 # Зміщення  
 self.bh = np.zeros((hidden\_size, 1))  
 self.by = np.zeros((output\_size, 1))  
  
 def forward(self, inputs):  
 *'''  
 Виконання передачі нейронної мережі за допомогою вхідних даних  
 Повернення результатів виведення та прихованого стану  
 Вивід – це масив одного унітарного вектора з формою (input\_size, 1)  
 '''* h = np.zeros((self.Whh.shape[0], 1))  
  
 self.last\_inputs = inputs  
 self.last\_hs = {0: h}  
  
 # Виконання кожного кроку нейронної мережі RNN  
 for i, x in enumerate(inputs):  
 h = np.tanh(self.Wxh @ x + self.Whh @ h + self.bh)  
 self.last\_hs[i + 1] = h  
  
 # Підрахунок значення виводу  
 y = self.Why @ h + self.by  
  
 return y, h  
  
 def backprop(self, d\_y, learn\_rate=2e-2):  
 *'''  
 Виконання фази зворотного розповсюдження RNN.  
 - d\_y (dL/dy) має форму (output\_size, 1).  
 - learn\_rate є дійсним числом float.  
 '''* n = len(self.last\_inputs)  
  
 # Обчислення dL/dWhy і dL/dby.  
 d\_Why = d\_y @ self.last\_hs[n].T  
 d\_by = d\_y  
  
 # Ініціалізація dL/dWhh, dL/dWxh, і dL/dbh до нуля.  
 d\_Whh = np.zeros(self.Whh.shape)  
 d\_Wxh = np.zeros(self.Wxh.shape)  
 d\_bh = np.zeros(self.bh.shape)  
  
 # Обчислення dL/dh для останнього h.  
 d\_h = self.Why.T @ d\_y  
  
 # Зворотне розповсюдження по часу.  
 for t in reversed(range(n)):  
 # Среднее значение: dL/dh \* (1 - h^2)  
 temp = ((1 - self.last\_hs[t + 1] \*\* 2) \* d\_h)  
  
 # dL/db = dL/dh \* (1 - h^2)  
 d\_bh += temp  
  
 # dL/dWhh = dL/dh \* (1 - h^2) \* h\_{t-1}  
 d\_Whh += temp @ self.last\_hs[t].T  
  
 # dL/dWxh = dL/dh \* (1 - h^2) \* x  
 d\_Wxh += temp @ self.last\_inputs[t].T  
  
 # Далее dL/dh = dL/dh \* (1 - h^2) \* Whh  
 d\_h = self.Whh @ temp  
  
 # Відсікаємо, щоб попередити розрив градієнтів.  
 for d in [d\_Wxh, d\_Whh, d\_Why, d\_bh, d\_by]:  
 np.clip(d, -1, 1, out=d)  
  
 # Обновляємо ваги і зміщення з використанням градієнтного спуску.  
 self.Whh -= learn\_rate \* d\_Whh  
 self.Wxh -= learn\_rate \* d\_Wxh  
 self.Why -= learn\_rate \* d\_Why  
 self.bh -= learn\_rate \* d\_bh  
 self.by -= learn\_rate \* d\_by

Результат виконання програми:

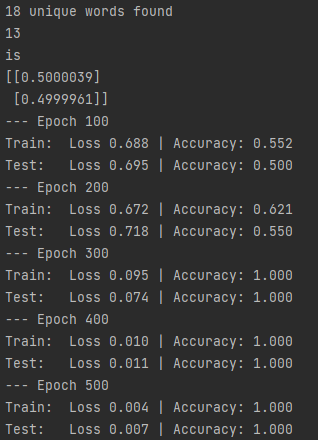


Рис. 2.1.1 – Результат виконання завдання.

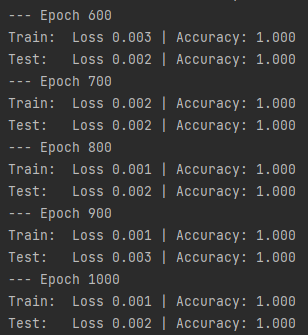


Рис. 2.1.2 – Результат виконання завдання.

***Висновок:***

*В результаті, можна побачити, що мережа навчається добре, досягаючи 100% точності на тестовому наборі даних після кількох сотень епох навчання.*

**Завдання 2.2**. Дослідження рекурентної нейронної мережі Елмана (Elman Recurrent network (newelm)).

Лістинг програми:

import neurolab as nl  
import numpy as np  
import pylab as pl  
  
# Створення моделей сигналу для навчання  
i1 = np.sin(np.arange(0, 20))  
i2 = np.sin(np.arange(0, 20)) \* 2  
  
t1 = np.ones([1, 20])  
t2 = np.ones([1, 20]) \* 2  
  
input = np.array([i1, i2, i1, i2]).reshape(20 \* 4, 1)  
target = np.array([t1, t2, t1, t2]).reshape(20 \* 4, 1)  
  
# Створення мережі з 2 прошарками  
net = nl.net.newelm([[-2, 2]], [10, 1], [nl.trans.TanSig(), nl.trans.PureLin()])  
  
# Ініціалізуйте початкові функції вагів  
net.layers[0].initf = nl.init.InitRand([-0.1, 0.1], 'wb')  
net.layers[1].initf = nl.init.InitRand([-0.1, 0.1], 'wb')  
net.init()  
  
# Тренування мережі  
error = net.train(input, target, epochs=500, show=100, goal=0.01)  
# Запустіть мережу  
output = net.sim(input)  
  
# Побудова графіків  
pl.subplot(211)  
pl.plot(error)  
pl.xlabel('Epoch number')  
pl.ylabel('Train error (default MSE)')  
  
pl.subplot(212)  
pl.plot(target.reshape(80))  
pl.plot(output.reshape(80))  
pl.legend(['train target', 'net output'])  
pl.show()

Результат виконання програми:

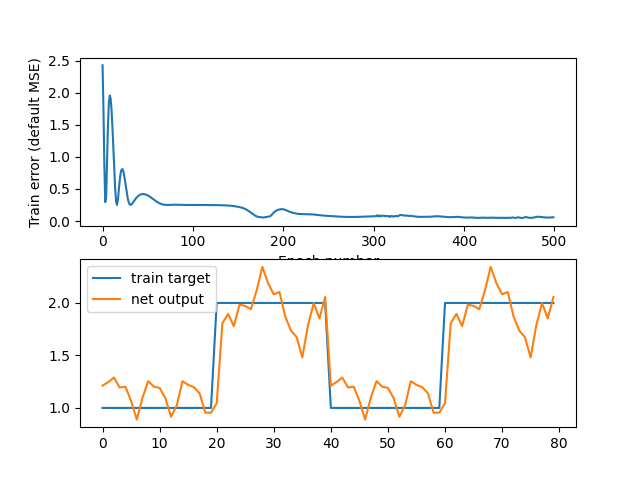


Рис. 2.2.1 – Результат виконання завдання (графік 1).

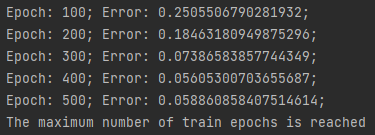


Рис. 2.2.2 – Результат виконання завдання.

***Висновок:***

*Під час тренування виводиться значення помилки на кожні 100 епох. Помилка зменшується протягом епох, і тренування завершується, коли досягнуто цільового значення помилки (goal=0.01) або коли досягнуто максимальну кількість епох (epochs=500).*

*На підграфіках видно, що помилка тренування спадає з кожною епохою, що свідчить про успішність навчання. У другому підграфіку порівнюються цільові дані та виходи мережі, показуючи, що модель непогано відтворює цільові патерни.*

*У висновку можна сказати, що штучна нейронна мережа була успішною в навчанні на вхідних сигналах та відтворенні цільових вихідних сигналів, хоча для більш точної оцінки ефективності можна розглянути додаткові метрики та аналіз результатів.*

**Завдання 2.3**. Дослідження нейронної мережі Хемінга (Hemming Recurrent network).

Лістинг програми:

import numpy as np  
import neurolab as nl  
  
target = [[-1, 1, -1, -1, 1, -1, -1, 1, -1],  
 [1, 1, 1, 1, -1, 1, 1, -1, 1],  
 [1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, 1],  
 [1, 1, 1, 1, -1, -1, 1, -1, -1],  
 [-1, -1, -1, -1, 1, -1, -1, -1, -1]]  
  
input = [[-1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, 1],  
 [-1, -1, 1, -1, 1, -1, -1, -1, -1],  
 [-1, -1, -1, -1, 1, -1, -1, 1, -1]]  
  
# Створення та тренування нейромережі  
net = nl.net.newhem(target)  
  
output = net.sim(target)  
print("Test on train samples (must be [0, 1, 2, 3, 4])")  
print(np.argmax(output, axis=0))  
  
output = net.sim([input[0]])  
print("Outputs on recurent cycle:")  
print(np.array(net.layers[1].outs))  
  
output = net.sim(input)  
print("Outputs on test sample:")  
print(output)

Результат виконання програми:

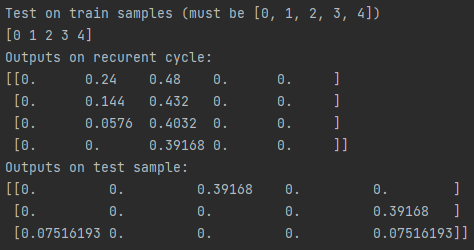


Рис. 2.3.1 – Результат виконання завдання.

**Завдання 2.4**. Дослідження рекурентної нейронної мережі Хопфілда Hopfield Recurrent network (newhop).

Лістинг програми:

import numpy as np  
import neurolab as nl  
  
# N E R O  
target = [[1, 0, 0, 0, 1,  
 1, 1, 0, 0, 1,  
 1, 0, 1, 0, 1,  
 1, 0, 0, 1, 1,  
 1, 0, 0, 0, 1],  
 [1, 1, 1, 1, 1,  
 1, 0, 0, 0, 0,  
 1, 1, 1, 1, 1,  
 1, 0, 0, 0, 0,  
 1, 1, 1, 1, 1],  
 [1, 1, 1, 1, 0,  
 1, 0, 0, 0, 1,  
 1, 1, 1, 1, 0,  
 1, 0, 0, 1, 0,  
 1, 0, 0, 0, 1],  
 [0, 1, 1, 1, 0,  
 1, 0, 0, 0, 1,  
 1, 0, 0, 0, 1,  
 1, 0, 0, 0, 1,  
 0, 1, 1, 1, 0]]  
  
chars = ['N', 'E', 'R', 'O']  
target = np.asfarray(target)  
target[target == 0] = -1  
  
# Create and train network  
net = nl.net.newhop(target)  
  
output = net.sim(target)  
print("Test on train samples:")  
for i in range(len(target)):  
 print(chars[i], (output[i] == target[i]).all())  
  
##########################################  
  
print("\nTest on defaced N:")  
test = np.asfarray([0, 0, 0, 0, 0,  
 1, 1, 0, 0, 1,  
 1, 1, 0, 0, 1,  
 1, 0, 1, 1, 1,  
 0, 0, 0, 1, 1])  
test[test == 0] = -1  
out = net.sim([test])  
print((out[0] == target[0]).all(), 'Sim. steps', len(net.layers[0].outs))  
  
##########################################  
  
print("\nTest on defaced E:")  
test\_e = np.asfarray([1, 1, 1, 1, 1,  
 1, 0, 0, 0, 0,  
 1, 1, 0, 1, 1,  
 1, 0, 0, 0, 1,  
 1, 1, 1, 1, 1])  
  
test\_e[test\_e == 0] = -1  
out\_e = net.sim([test\_e])  
print((out\_e[0] == target[1]).all(), 'Sim. steps', len(net.layers[0].outs))

Результат виконання програми:

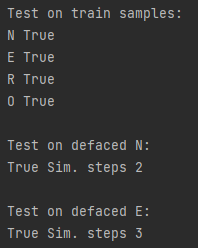


Рис. 2.4.1 – Результат виконання завдання.

***Висновок:***

*Можна зробити висновок, що мережа Хопфілда, навчена на конкретних шаблонах, виявляється досить ефективною у відновленні літер з невеликими змінами або пошкодженнями.*

**Завдання 2.5**. Дослідження рекурентної нейронної мережі Хопфілда для ваших персональних даних.

Лістинг програми:

import numpy as np  
import neurolab as nl  
  
# Г Д С  
target = [[1, 1, 1, 1, 1,  
 1, 0, 0, 0, 0,  
 1, 0, 0, 0, 0,  
 1, 0, 0, 0, 0,  
 1, 0, 0, 0, 0],  
 [0, 1, 1, 1, 0,  
 0, 1, 0, 1, 0,  
 0, 1, 0, 1, 0,  
 1, 1, 1, 1, 1,  
 1, 0, 0, 0, 1],  
 [0, 1, 1, 1, 0,  
 1, 0, 0, 0, 1,  
 1, 0, 0, 0, 0,  
 1, 0, 0, 0, 1,  
 0, 1, 1, 1, 0]]  
  
chars = ['Г', 'Д', 'С']  
target = np.asfarray(target)  
target[target == 0] = -1  
  
# Create and train network  
net = nl.net.newhop(target)  
  
output = net.sim(target)  
print("Test on train samples:")  
for i in range(len(target)):  
 print(chars[i], (output[i] == target[i]).all())  
  
##########################################  
  
print("\nTest on defaced 'Г':")  
test\_g = np.asfarray([0, 1, 1, 1, 1,  
 1, 0, 0, 0, 0,  
 1, 0, 0, 0, 0,  
 1, 0, 0, 0, 0,  
 1, 0, 0, 0, 0])  
test\_g[test\_g == 0] = -1  
out\_g = net.sim([test\_g])  
print((out\_g[0] == target[0]).all(), 'Sim. steps', len(net.layers[0].outs))  
  
##########################################  
  
print("\nTest on defaced 'Д':")  
test = np.asfarray([0, 1, 1, 1, 0,  
 0, 1, 0, 1, 0,  
 0, 1, 1, 1, 0,  
 1, 1, 1, 1, 1,  
 1, 0, 1, 0, 1])  
test[test == 0] = -1  
out = net.sim([test])  
print((out[0] == target[0]).all(), 'Sim. steps', len(net.layers[0].outs))

Результат виконання програми:

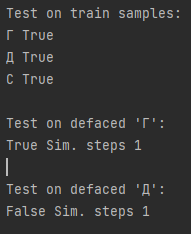


Рис. 2.5.1 – Результат виконання завдання.

***Посилання на репозиторій:*** <https://github.com/GrunytskyDmytro/Lab6_AI.git>

***Висновки по лабораторній роботі:*** в ході виконання лабораторної роботи використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Python навчився досліджувати деякі типи нейронних мереж.