Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)

Институт №8 «Информационные технологии и прикладная математика»

Кафедра 806 «Вычислительная математика и программирование»

Лабораторная работа №8 по курсу «Нейроинформатика»

Студент: В.В. Бирюков Преподаватель: И.А. Рожлейс

Группа: М8О-407Б-19

Дата: Оценка: Подпись:

Лабораторная работа №8

Тема: Динамические сети.

Цель работы: исследование свойств некоторых динамических нейронных сетей, алгоритмов обучения, а также применение сетей в задачах аппроксимации функций и распознавания динамических образов.

Основные этапы работы:

1. Использовать нелинейную авторегрессионную сеть с внешними входами для аппроксимации траектории динамической системы и выполнения многошагового прогноза.

1 Исходный код

Лабораторная работа № 8

```
[1]: import torch
import torch.nn as nn
import torch.nn.functional as F
from torch.utils.data import DataLoader
import numpy as np
import tqdm
import matplotlib.pyplot as plt
from collections import deque
[2]: %matplotlib inline
import matplotlib_inline
matplotlib_inline.set_matplotlib_formats('retina', 'pdf')
plt.rcParams['figure.dpi'] = 100
```

NARX

```
class TDL(nn.Module):
    def __init__(self, in_features, delays):
        super(TDL, self).__init__()
        self.in_features = in_features
        self.delays = delays
        self.line = deque()
        self.clear()

    def clear(self):
        self.line.clear()
        for _ in range(self.delays):
            self.line.append(torch.zeros(1, self.in_features))

    def push(self, x):
        self.line.appendleft(x)

    def forward(self):
        return self.line.pop()
```

```
[208]: class NARX(nn.Module):
    def __init__(self, in_features, hid_features, out_features, in_delay, out_delay):
        super(NARX, self).__init__()
        self.in_tdl = TDL(in_features, in_delay)
        self.out_tdl = TDL(out_features, out_delay)

        self.w1 = nn.Parameter(torch.randn(in_features, hid_features))
        self.b1 = nn.Parameter(torch.zeros(hid_features))
```

```
self.w2 = nn.Parameter(torch.randn(out_features, hid_features))
self.w3 = nn.Parameter(torch.randn(hid_features, out_features))
self.b3 = nn.Parameter(torch.zeros(out_features))

def clear(self):
    self.in_tdl.clear()
    self.out_tdl.clear()

def forward(self, x):
    out = torch.tanh(self.in_tdl() @ self.w1 + self.b1 + self.out_tdl() @ self.

w2)

out = out @ self.w3 + self.b3

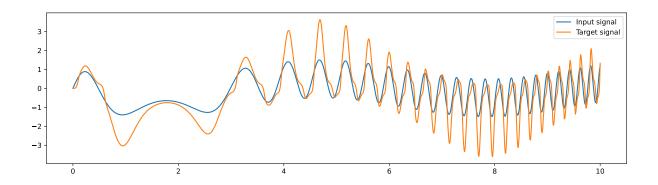
self.in_tdl.push(x.detach().clone())
    self.out_tdl.push(out.detach().clone())
    return out
```

Данные

```
[264]: f = lambda k: np.sin(-2 * k ** 2 + 7 * k) - 0.5 * np.sin(k)
h = 0.01
k = np.arange(0, 10+h, h)

u = f(k)
y = [0]
for i in range(0, len(k)-1):
    y.append(y[-1] / (1 + y[-1] ** 2) + u[i] ** 3)
```

```
[265]: fig = plt.figure(figsize=(15, 4))
   plt.plot(k, u, label='Input signal')
   plt.plot(k, y, label='Target signal')
   plt.legend()
   plt.show()
```



Обучение и тестирование сети

```
[232]: def fit(model, optim, crit, epochs, data):
           model.train()
           train_loss = []
           pbar = tqdm.trange(epochs, ascii=True)
           for i in pbar:
               model.clear()
               avg_loss = 0
               for X_batch, Y_batch in data:
                   optim.zero_grad()
                   output = model(X_batch)
                   loss = crit(Y_batch, output)
                   loss.backward()
                   optim.step()
                   avg_loss += loss.item() / len(data)
               train_loss.append(avg_loss)
               pbar.set_description(f'Epoch: {i+1}. Loss: {avg_loss:.8f}')
           return train_loss
       def predict(model, data, window):
           model.eval()
           model.clear()
           with torch.no_grad():
               pred = [*model(next(iter(data))[0]).detach().numpy()[0, :window-1]]
               model.clear()
               for X, _ in data:
                   pred.append(model(X).detach().numpy().item(-1))
           return pred
[237]: def plot_history(history):
           fig = plt.figure(figsize=(6, 3))
           ax = fig.gca()
           ax.xaxis.get_major_locator().set_params(integer=True)
           ax.set_title(f'Loss: {history[-1]:.6f}')
           ax.plot(history, '-')
```

```
def plot_history(history):
    fig = plt.figure(figsize=(6, 3))
    ax = fig.gca()
    ax.xaxis.get_major_locator().set_params(integer=True)
    ax.set_title(f'Loss: {history[-1]:.6f}')
    ax.plot(history, '-')
    plt.show()

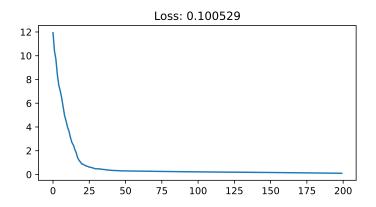
def plot_result(model, data, window, k, y):
    pred = predict(model, data, window)
    fig = plt.figure(figsize=(15, 4))
    plt.plot(k, y, label='Actual signal')
    plt.plot(k, pred, label='Predicted signal')
    plt.legend()
```

plt.show()

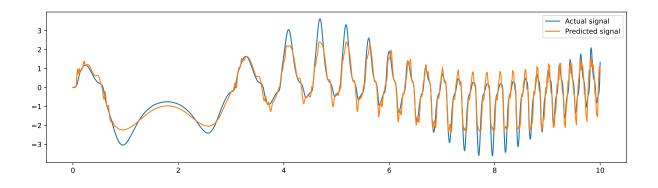
[251]: model = NARX(window, 15, window, 3, 3)
hist = fit(model, torch.optim.Adam(model.parameters(), lr=1e-4), nn.MSELoss(), 200,

→train_loader)

[252]: plot_history(hist)



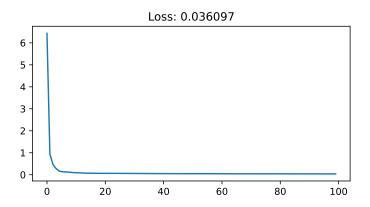
[253]: plot_result(model, train_loader, window, k, y)



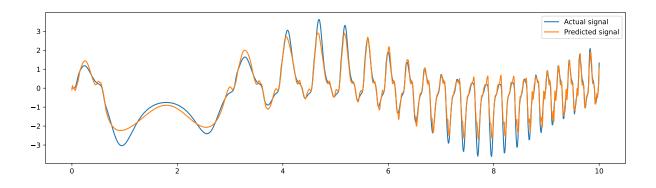
[243]: model = NARX(window, 20, window, 2, 2)
hist = fit(model, torch.optim.Adam(model.parameters(), lr=1e-3), nn.MSELoss(), 100,

→train_loader)

[244]: plot_history(hist)



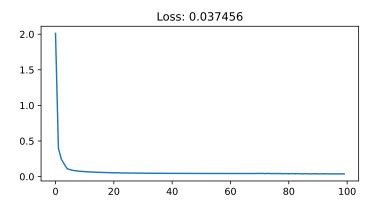
[245]: plot_result(model, train_loader, window, k, y)



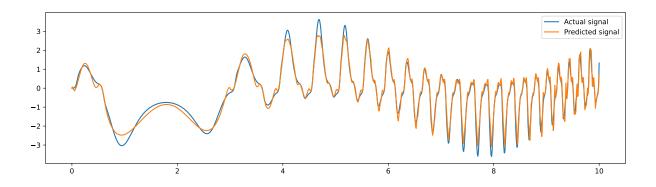
[267]: model = NARX(window, 20, window, 2, 2)
hist = fit(model, torch.optim.Adam(model.parameters(), lr=1e-3), nn.MSELoss(), 100,

→train_loader)

[268]: plot_history(hist)



[269]: plot_result(model, train_loader, window, k, y)



2 Выводы

В ходе выполнения лабораторной работы я познакомился с динамической сетью NARX. Эта сеть очень похожа на рекуррентные сети, которые рассматривались в пятой лабораторной работе, но обладает большей памятью, что должно улучшить ее способности к аппроксимации. На практике сеть действительно может аппроксимировать сложные сигналы, но к ней значительно сложнее подбирать гиперпараметры.