# Міністерство освіти і науки України Харківський національний университет радіоелектроніки

T / 1		•
Кафелра	штучного	ΙΗΤΕΠΕΚΤΥ
тифедри	шту шого	IIII Colcies y

Дисципліна: "Штучні нейронні мережі: архітектура"

### ЛАБОРАТОРНА РОБОТА 1

"ОЗНАЙОМЛЕННЯ З ВІЗУАЛЬНИМ СЕРЕДОВИЩЕМ ІМІТАЦІЙНОГО МОДЕЛЮВАННЯ MATLAB. СТВОРЕННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ З ПРЯМОЇ ПЕРЕДАЧІ ІНФОРМАЦІЇ. АЛГОРИТМИ НАВЧАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ."

Виконали ст. гр. ІТШІ-18-1:	Прийняла
Апраксін Антон Романович	Чала О. С.
Михно Євген Віталійович	з оцінкою ""
Соколенко Дмитро Олександрович	""20p

1 ОЗНАЙОМЛЕННЯ З ВІЗУАЛЬНИМ СЕРЕДОВИЩЕМ ІМІТАЦІЙНОГО МОДЕЛЮВАННЯ MATLAB. СТВОРЕННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ З ПРЯМОЇ ПЕРЕДАЧІ ІНФОРМАЦІЇ. АЛГОРИТМИ НАВЧАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

## 1.1 Мета роботи:

Ознайомлення із візуальним середовищем імітаційного моделювання МАТLAB (Matrix laboratory). Освоєння методики створення нейронної мережі із прямою передачею даних. Освоєння різноманітних алгоритмів навчання нейронних мереж та моделювання їх у середовищі МАТLAB.

## 1.2 Лістинг коду:

## 1.2.1 Оптимізатор CGF

```
class OptimizerCGF(OptimizerAbstract):
    def __init__(self, learning_rate = 0.001, decay = 0., epsilon = 1e - 7,
  max_update=10):
        self.learning_rate = learning_rate
        self.current_learning_rate = learning_rate
        self.decay = decay
        self.iterations = 0
        self.epsilon = epsilon
        self.max_update = max_update
    def pre_update_params(self):
        if self.decay:
            self.current_learning_rate = self.learning_rate * (1. / (1.
   + self.decay * self.iterations))
    # Update parameters
    def update_params(self, layer):
        def calc_beta(dweights, dweights_prev):
            assert dweights.shape[0] == dweights.size
            assert dweights_prev.shape[0] == dweights_prev.size
            return dweights.dot(dweights) / (dweights_prev.dot(
  dweights_prev) + 1)
        if not hasattr(layer, 'prev_dweights'):
            layer.prev_dweights = layer.dweights.copy()
            layer.prev_dbiases = layer.dbiases.copy()
            layer.weight_p = np.zeros_like(-layer.dweights)
```

```
layer.bias_p = np.zeros_like(-layer.dbiases)
     weight_update = self.current_learning_rate * layer.weight_p
     biases_update = self.current_learning_rate * layer.bias_p
     beta_weights = np.array([calc_beta(dweight, dweight_prev) for (
dweight, dweight_prev) in
                              zip (layer.dweights.T, layer.
prev_dweights.T)])
     beta_biases = np.array([calc_beta(dweight, dweight_prev) for (
dweight, dweight_prev) in
                             zip(layer.dbiases.T, layer.prev_dbiases
.T)])
     layer.weight_p = -layer.dweights + beta_weights * layer.
weight_p
     layer.bias_p = -layer.dbiases + beta_biases * layer.bias_p
     layer.prev_dweights = layer.dweights.copy()
     layer.prev_dbiases = layer.dbiases.copy()
     layer.weights += weight_update # np.clip(weight_update, -self.
max_update, self.max_update)
     layer.biases += biases_update # np.clip(biases_update, -self.
max_update, self.max_update)
 def post_update_params(self):
     self.iterations += 1
 1.2.2 Оптимізатор GDM
 class OptimizerGDM(OptimizerAbstract):
 def __init__(self, learning_rate = 0.001, decay = 0., momentum = 0.):
     self.learning_rate = learning_rate
     self.current_learning_rate = learning_rate
     self.decay = decay
     self.iterations = 0
     self.momentum = momentum
 def pre_update_params(self):
     if self.decay:
         self.current_learning_rate = self.learning_rate * \
                                       (1. / (1. + self.decay * self.
```

```
iterations))
 def update_params(self, layer):
     if not hasattr(layer, 'weight_momentums'):
         layer.weight_momentums = np.zeros_like(layer.weights)
         layer.bias_momentums = np.zeros_like(layer.biases)
     weight_updates = \
         self.momentum * layer.weight_momentums + \
         (1.0 - self.momentum) * self.current_learning_rate * layer.
dweights
     layer.weight_momentums = weight_updates
     bias_updates = \
         self.momentum * layer.bias_momentums + \
         (1.0 - self.momentum) * self.current_learning_rate * layer.
dbiases
     layer.bias_momentums = bias_updates
     layer.weights -= weight_updates
     layer.biases -= bias_updates
 def post_update_params(self):
     self.iterations += 1
 1.2.3 Оптимізатор BFGS
 class OptimizerBFGS(OptimizerAbstract):
     def __init__(self, learning_rate = 0.001, decay = 0., epsilon = 1e - 7)
         self.learning_rate = learning_rate
         self.current_learning_rate = learning_rate
         self.decay = decay
         self.iterations = 0
         self.epsilon = epsilon
     def pre_update_params(self):
         if self.decay:
             self.current_learning_rate = self.learning_rate * (1. /
 (1. + self.decay * self.iterations))
     # Update parameters
     def update_params(self, layer):
```

```
I = np.eye(layer.weights.shape[1])
         if not hasattr(layer, f'prev_weights'):
             layer.H = I
             layer.prev_weights = np.zeros_like(layer.weights)
             layer.prev_dweights = np.zeros_like(layer.dweights)
         sk = layer.weights - layer.prev_weights
         yk = layer.dweights - layer.prev_dweights
         rho_inv = yk.T@sk
         rho = 1 / (rho_inv + 0.1)
         A1 = (I - rho * (yk.T @ sk))
         A2 = (I - rho * (sk.T @ yk))
         left = A1 @ (layer.H @ A2)
         layer.H = left + rho * (yk.T @ yk)
         weight_update = self.current_learning_rate * -(layer.H @
layer.dweights.T)
         layer.weights += weight_update.T
         layer.prev_weights = layer.weights.copy()
         layer.prev_dweights = layer.dweights.copy()
     def post_update_params(self):
         self.iterations += 1
```

#### 1.3 Результати виконання:

```
TheredroverginesedsoverLIP NN_[abl]$ python tab_epoch: 0, loss: 1.268 lr: 0.001

spoch: 100, loss: 1.034 lr: 0.0009990109791306607

spoch: 200, loss: 0.958 lr: 0.0009980139522350524

spoch: 300, loss: 0.926 lr: 0.000997018913448788

spoch: 400, loss: 0.910 lr: 0.0009960258568312435
                                                                         loss: 0.901 lr: 0.0009950347764654374
loss: 0.897 lr: 0.000994045666457917
loss: 0.895 lr: 0.0009930585209386388
epoch: 700, loss: 0.895 lr: 0.0009930585209386388 epoch: 800, loss: 0.894 lr: 0.0009920733340608538 epoch: 900, loss: 0.894 lr: 0.0009920733340608538 epoch: 1000, loss: 0.892 lr: 0.000991090100000991 epoch: 1100, loss: 0.892 lr: 0.0009911986129585442 epoch: 1200, loss: 0.892 lr: 0.0009881529566385063 epoch: 1200, loss: 0.892 lr: 0.0009881520563385063 epoch: 1300, loss: 0.891 lr: 0.000987176576274198 epoch: 1400, loss: 0.891 lr: 0.0009852313815899665 epoch: 1500, loss: 0.891 lr: 0.0009852313815899665 epoch: 1600, loss: 0.890 lr: 0.000983293837697519 epoch: 1800, loss: 0.890 lr: 0.00098329379207064903 epoch: 1900, loss: 0.898 lr: 0.0009813638995475912 epoch: 2000, loss: 0.888 lr: 0.00098794415224439025 epoch: 2100, loss: 0.888 lr: 0.0009794415224439025
    poch: 14200, loss: 0.184 lr: 0.0008756644103713692
poch: 14300, loss: 0.178 lr: 0.0008748982930734303
                                                                                  loss: 0.173 lr: 0.0008743335151531044 loss: 0.169 lr: 0.000874333700731010752 loss: 0.165 lr: 0.0008726079634202742 loss: 0.162 lr: 0.0008710877272450108 loss: 0.159 lr: 0.0008710877272450108 loss: 0.156 lr: 0.000870877272450108 loss: 0.156 lr: 0.000868172790380455 loss: 0.152 lr: 0.0008688172790380455 loss: 0.150 lr: 0.0008680630908254411 loss: 0.148 lr: 0.0008673102108431123 loss: 0.144 lr: 0.0008658083619771601 loss: 0.144 lr: 0.0008658083619771601 loss: 0.144 lr: 0.0008650593863268713 loss: 0.143 lr: 0.0008635653157626576 loss: 0.141 lr: 0.0008620763972103208 loss: 0.140 lr: 0.0008620763972103208 loss: 0.139 lr: 0.0008613338616181018
    epoch: 14500,
epoch: 14600,
     poch: 14700,
    epoch: 14800,
epoch: 14900,
    epoch: 15100,
epoch: 15200,
     poch: 15300,
  epoch: 15300,
epoch: 15400,
epoch: 15500,
epoch: 15700,
    epoch: 15800,
epoch: 15900,
epoch: 16000,
    epoch: 16100,
epoch: 16200,
epoch: 16300,
                                                                                      loss: 0.139 lr: 0.0008613338616181018
loss: 0.138 lr: 0.0008605926040671605
loss: 0.137 lr: 0.000859852621260716
                                                                                  loss: 0.137 lr: 0.000859852621260716
loss: 0.137 lr: 0.000859852621260716
loss: 0.136 lr: 0.0008598139999133154
loss: 0.136 lr: 0.0008576402885101931
loss: 0.135 lr: 0.0008569053719397766
loss: 0.135 lr: 0.0008569053719397766
loss: 0.135 lr: 0.0008561717137989195
loss: 0.134 lr: 0.000854793108580913
loss: 0.134 lr: 0.0008539782577135586
loss: 0.134 lr: 0.0008539782577135586
loss: 0.133 lr: 0.0008532496011058114
loss: 0.133 lr: 0.0008510710729453017
loss: 0.133 lr: 0.0008510710729453017
loss: 0.132 lr: 0.0008490340947716
loss: 0.132 lr: 0.0008481836147889296
loss: 0.132 lr: 0.0008481836147889296
loss: 0.132 lr: 0.0008474648090238052
loss: 0.131 lr: 0.0008474648090238052
    epoch: 16500,
epoch: 16600,
    epoch: 16800,
epoch: 16900,
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                               I
     poch: 17000,
  epoch: 17100,
epoch: 17200,
epoch: 17300,
 epoch: 17300,
epoch: 17400,
epoch: 17500,
epoch: 17600,
epoch: 17700,
epoch: 17800,
epoch: 18000,
epoch: 18000,
  epoch: 18100,
epoch: 18200,
epoch: 18300,
                                                                                      loss: 0.131 lr: 0.0008467472205522486
loss: 0.131 lr: 0.0008460308462846555
loss: 0.131 lr: 0.0008453156831418694
                                                                                  loss: 0.131 lr: 0.0008453156831418694 loss: 0.131 lr: 0.0008446017280551355 loss: 0.131 lr: 0.0008446017280551355 loss: 0.131 lr: 0.000843889779660588 loss: 0.130 lr: 0.0008431774298265583 loss: 0.130 lr: 0.0008417579272552799 loss: 0.130 lr: 0.00084107579272552799 loss: 0.130 lr: 0.0008403431961613123 loss: 0.130 lr: 0.0008493431961613123 loss: 0.130 lr: 0.0008396376124064854 loss: 0.129 lr: 0.0008382299935456291 loss: 0.129 lr: 0.0008375279524954145 loss: 0.129 lr: 0.000836270864191332 loss: 0.129 lr: 0.0008361273923695501 loss: 0.129 lr: 0.0008361273923695610 loss: 0.129 lr: 0.000835428674090845 loss: 0.129 lr: 0.000835428674099845 loss: 0.129 lr: 0.0008347315086102555
  epoch: 18500,
epoch: 18600,
    epoch: 18800,
epoch: 18900,
    epoch: 19400,
epoch: 19500,
                                                                                     loss: 0.129 lr: 0.0008347315086102555
loss: 0.128 lr: 0.0008340353130551548
     poch: 19900,
```

Рис. 1: Показники початкових та кінцевих епох з використанням CGF

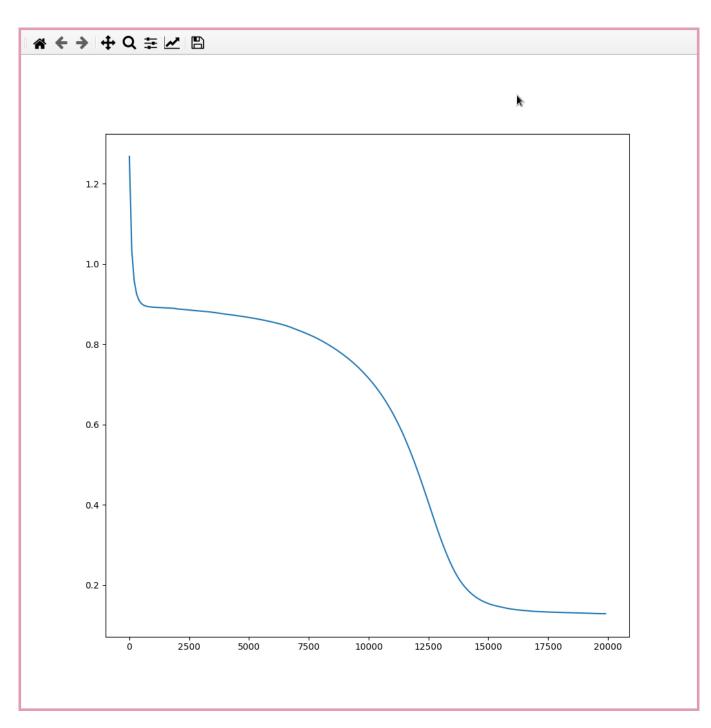


Рис. 2: Зниження помилки відносно епох з використанням CGF

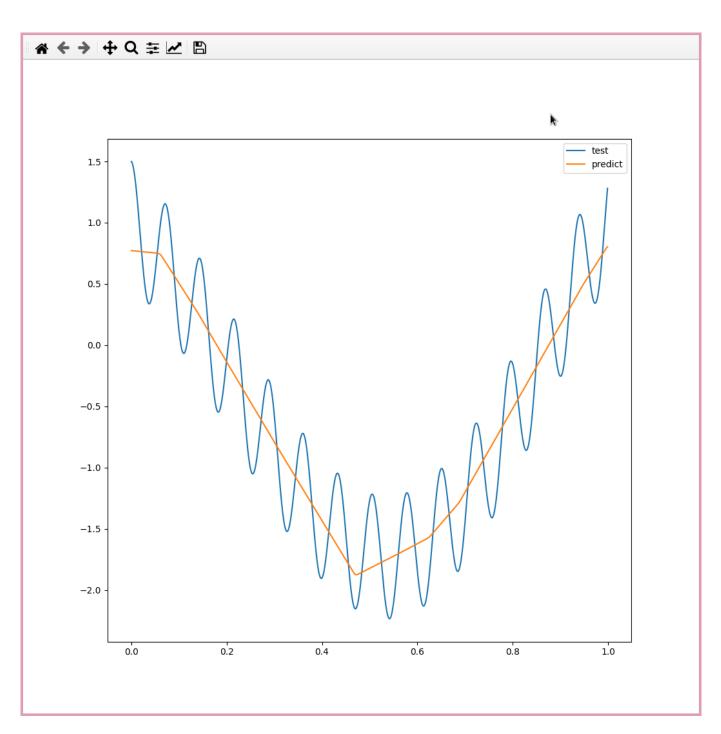


Рис. 3: Класифікація з використанням CGF

```
NN_lab1]$ python lab_01.py
                                             loss: 0.550 lr: 0.09980139522350523
loss: 0.122 lr: 0.09970189134487882
loss: 0.122 lr: 0.09960258568312436
                                            loss: 0.122 lr: 0.09960258568312436 loss: 0.122 lr: 0.09950347764654374 loss: 0.122 lr: 0.09950347764664579173 loss: 0.122 lr: 0.09940456664579173 loss: 0.122 lr: 0.09930585209386389 loss: 0.122 lr: 0.0992073334060854 loss: 0.121 lr: 0.09910901000009911, loss: 0.121 lr: 0.09901088129585443, loss: 0.121 lr: 0.0989129467155966, loss: 0.121 lr: 0.0988129568385065, loss: 0.121 lr: 0.09871765762741981, loss: 0.121 lr: 0.09862030197536466, loss: 0.121 lr: 0.09852313815899665, loss: 0.121 lr: 0.09852313815899665, loss: 0.121 lr: 0.09852313815899665, loss: 0.121 lr: 0.09842616561186628
 poch:
                                                  loss: 0.121 lr: 0.09842616561186628
loss: 0.121 lr: 0.09832938376975192
loss: 0.121 lr: 0.09823279207064904
                                                  loss: 0.121 lr: 0.09813638995475912
loss: 0.121 lr: 0.09804017686447908
loss: 0.121 lr: 0.09794415224439025
                                                     loss: 0.115 lr: 0.08756644103713693
loss: 0.114 lr: 0.08748982930734303
poch: 14200,
poch: 14500,
                                                     loss: 0.116 lr: 0.08733700731010752
loss: 0.111 lr: 0.08726079634202742
                                                    loss: 0.111 lr: 0.08726079634202742 loss: 0.109 lr: 0.08718471826258295 loss: 0.116 lr: 0.0870877272450109 loss: 0.111 lr: 0.08703295938171786 loss: 0.109 lr: 0.08695727788937295 loss: 0.107 lr: 0.08688172790380455 loss: 0.117 lr: 0.08680630908254411 loss: 0.108 lr: 0.08673102108431124 loss: 0.109 lr: 0.086558635690084 loss: 0.126 lr: 0.086590635635690084
                       15100,
15200,
15300,
                       15500,
15600,
                                                     loss: 0.107 lr: 0.08650593863268713
loss: 0.106 lr: 0.0864311705373426
                       15800,
15900,
16000,
                                                     loss: 0.111 lr: 0.08628202141519772
loss: 0.104 lr: 0.08620763972103207
                                                     loss: 0.103 lr: 0.08613338616181018
loss: 0.107 lr: 0.08605926040671606
loss: 0.105 lr: 0.0859852621260716
                      16200,
16300,
                                                     loss: 0.102 lr: 0.085937642280746 loss: 0.101 lr: 0.08593764667507876 loss: 0.100 lr: 0.08583764667507876 loss: 0.100 lr: 0.0857640288510193 loss: 0.102 lr: 0.08569053719397768
                                                                                                                                                                                                                          I
                                                    loss: 0.102 lr: 0.08569053719397768 loss: 0.103 lr: 0.08561717137989194 loss: 0.130 lr: 0.08554793108580913 loss: 0.100 lr: 0.08554708159988025 loss: 0.124 lr: 0.08539782577135586 loss: 0.096 lr: 0.08532496011058115 loss: 0.104 lr: 0.0852522186889914 loss: 0.108 lr: 0.08527960118910722
                       16900,
17000,
                        17100,
17200,
17300,
                                                     loss: 0.094 lr: 0.08510710729453018
loss: 0.093 lr: 0.08503473668993783
loss: 0.092 lr: 0.08496248906107955
                       17500,
17600,
                       17800,
17900,
18000,
                                                     loss: 0.090 lr: 0.0848903640947716
loss: 0.091 lr: 0.08481836147889296
loss: 0.105 lr: 0.08474648090238052
                                                     loss: 0.135 lr: 0.08467472205522486
loss: 0.095 lr: 0.08460308462846555
loss: 0.086 lr: 0.08453156831418694
                      18200,
18300,
                                                   loss: 0.086 lr: 0.08453156831418694 loss: 0.092 lr: 0.08446017280551356 loss: 0.084 lr: 0.08443889779660588 loss: 0.084 lr: 0.0843889779660588 loss: 0.100 lr: 0.08424670805988256 loss: 0.100 lr: 0.08424670805988256 loss: 0.110 lr: 0.08410499667785264 loss: 0.091 lr: 0.084043431961613123 loss: 0.176 lr: 0.08396376124064854 loss: 0.099 lr: 0.08382299935456292 loss: 0.075 lr: 0.083682798544145 loss: 0.075 lr: 0.08368279864191332
                      18500,
18600,
                       18900,
19000,
                      19200,
19300,
epoch: 19500,
epoch: 19600,
                                                     loss: 0.075 lr: 0.08368270864191332
loss: 0.075 lr: 0.08361273923695013
loss: 0.125 lr: 0.08354288674090846
epoch: 19800,
epoch: 19900,
           ch: 19800, loss: 0.072 lr: 0.08347315086102555
ch: 19900, loss: 0.069 lr: 0.08340353130551548
185.7106065750122 seconds ---
```

Рис. 4: Показники початкових та кінцевих епох з використанням GDM

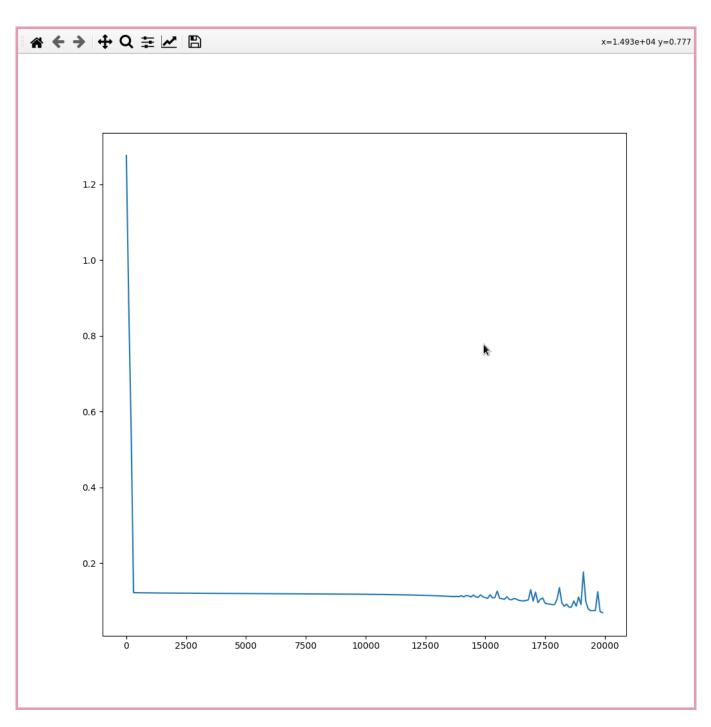


Рис. 5: Класифікація з використанням GDM

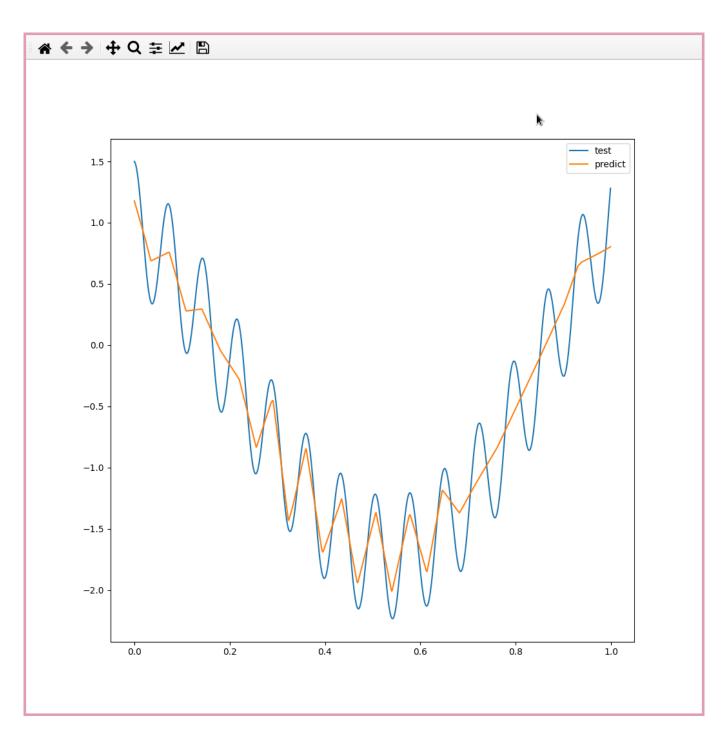


Рис. 6: Класифікація з використанням GDM

```
[theredrover@TheRedRoverLTP NN_lab1]$ python lab_01.py
           loss: 0.923 lr: 0.19609765663300324
            loss: 0.923 lr: 0.1869333582577811
            loss: 0.923 lr: 0.18520233354940271
epoch: 1000,
             loss: 0.923 lr: 0.18183471224656786
epoch: 1100,
             loss: 0.923 lr: 0.17095478246003934
epoch: 1700,
                                                                        I
             loss: 0.923 lr: 0.16668055671305945
             loss: 0.923 lr: 0.16001280102408194
 File "/home/theredrover/projects/python/NN_lab1/lab_01.py", line 49, in <module>
 File "/home/theredrover/projects/python/NN_lab1/ai/neural_network.py", line 24, in fit
 File "/home/theredrover/projects/python/NN_lab1/ai/neural_network.py", line 48, in forward
    self.output = np.dot(inputs, self.weights) + self.biases
KeyboardInterrupt
theredrover@TheRedRoverLTP NN_lab1]$
```

Рис. 7: Невдача при створені алгоритму BFGS

## Висновки:

В ході виконання лабораторної роботи ми ознайомилися із принципами створення нейронної мережі з прямою передачею інформації. За основу був взят код із книжки The Neural Networks from Scratch. Нами були дописані необхідні алгоритми оптимізації, що використовуються всередені мереж.

Алгоритм GDM показав найкращі результати щодо швидкості та точності виконання, але, можливо, це  $\epsilon$  результатом того, що інші алгоритми вийшли неоптимізованими, та в нас  $\epsilon$  сумніви щодо правильності їх реалізації.