



รายงาน

Computer Assignment 4

โดย

นายศุภกฤต ก้องคำ

650610858

เสนอ

รศ.ดร.คันสนีย์ เอื้อพันธวิริยะกุล

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของรายวิชา 261456

สาขาวิชาวิศวกรรมหุ่นยนต์และปัญญาประดิษฐ์

ภาคเรียนที่ 1 ปีการศึกษา 2566

มหาวิทยาลัยเชียงใหม่

จงเขียน program สำหรับการ Train Multilayer Perceptron โดยใช้ Particle Swarm Optimization (PSO) สำหรับการ
ทำ prediction Benzene concentration โดยเป็นการ predict 5 วันล่วงหน้า และ 10 วันล่วงหน้า โดยให้
ใช้ attribute เบอร์ 3,6,8,10,11,12,13 และ 14 เป็น input ส่วน desire output เป็น attribute เบอร์ 5

ปัญหา :

ให้ทำการทดลองกับ [AirQualityUCI](#) (Air Quality Data Set จาก UCI Machine learning Repository) โดยที่ data set นี้มี
ทั้งหมด 9358 sample และมี 14 attribute ดังนี้

0 Date (DD/MM/YYYY)

1 Time (HH.MM.SS)

2 True hourly averaged concentration CO in mg/m^3 (reference analyzer)

3 PT08.S1 (tin oxide) hourly averaged sensor response (nominally CO targeted)

4 True hourly averaged overall Non Metanic HydroCarbons concentration in microg/m^3
(reference analyzer)

5 True hourly averaged Benzene concentration in microg/m^3 (reference analyzer)

6 PT08.S2 (titania) hourly averaged sensor response (nominally NMHC targeted)

7 True hourly averaged NOx concentration in ppb (reference analyzer)

8 PT08.S3 (tungsten oxide) hourly averaged sensor response (nominally NOx targeted)

9 True hourly averaged NO2 concentration in microg/m^3 (reference analyzer)

10 PT08.S4 (tungsten oxide) hourly averaged sensor response (nominally NO2 targeted)

11 PT08.S5 (indium oxide) hourly averaged sensor response (nominally O3 targeted)

12 Temperature in $^{\circ}\text{C}$

13 Relative Humidity (%)

14 AH Absolute Humidity

ให้ทำการทดลองโดยใช้ 10% cross validation เพื่อทดสอบ validity ของ network ที่ได้ และให้ทำการเปลี่ยนแปลง
จำนวน hidden layer และ nodes

หลักการ:

แบ่งข้อมูลเป็น 2 fold คือ 1:9 และ 9:1 โดย 9 เป็น Train และ 1 เป็น Test จากนั้นสุ่ม particles และนำไปหาค่า
MAE ผ่าน MLP และให้ PSO หาคำตอบที่ดีที่สุด คือ best MAE และ best weights จากนั้นนำ best weight มาทดลองกับ
Test case ทำการทดลองปรับค่าของโมเดลและสังเกต

1. ขั้นตอนการสร้างโปรแกรม

โดยทำการคัดลอกข้อมูลจากไฟล์ .xlsx มาอยู่ในไฟล์ .txt

1360	150	11.9	1046	166	1056	113	1692	1268	13.6	48.9	0.7578
1292	112	9.4	955	103	1174	92	1559	972	13.3	47.7	0.7255
1402	88	9.0	939	131	1140	114	1555	1074	11.9	54.0	0.7502
1376	80	9.2	948	172	1092	122	1584	1203	11.0	60.0	0.7867
1272	51	6.5	836	131	1205	116	1490	1110	11.2	59.6	0.7888
1197	38	4.7	750	89	1337	96	1393	949	11.2	59.2	0.7848
1185	31	3.6	690	62	1462	77	1333	733	11.3	56.8	0.7603
1136	31	3.3	672	62	1453	76	1333	730	10.7	60.0	0.7702
1094	24	2.3	609	45	1579	60	1276	620	10.7	59.7	0.7648
1010	19	1.7	561	-200	1705	-200	1235	501	10.3	60.2	0.7517
1011	14	1.3	527	21	1818	34	1197	445	10.1	60.5	0.7465
1066	8	1.1	512	16	1918	28	1182	422	11.0	56.2	0.7366
1052	16	1.6	553	34	1738	48	1221	472	10.5	58.1	0.7353
1144	29	3.2	667	98	1490	82	1339	730	10.2	59.6	0.7417
1333	64	8.0	900	174	1136	112	1517	1102	10.8	57.4	0.7408
1351	87	9.5	960	129	1079	101	1583	1028	10.5	60.6	0.7691
----	---	---	---	---	----	---	----	---	---	---	----

1.1) อ่านค่าจากไฟล์ข้อมูล .txt

- แยก 90% ของข้อมูลเพื่อใช้สำหรับ Train
- แยก 10% ของข้อมูลเพื่อใช้สำหรับ Test
- แยกเป็น 2 fold

```
def data_read(file_path):
    data = []
    with open(file_path, 'r') as file:
        lines = file.readlines()
        for line in lines:
            line = line.strip().split(',')
            data.append(line)
    return data

source_data = 'airQ.txt'
data = data_read(source_data)
data = np.array([line[0].split('\t') for line in data])
data = data.astype(float)
#data = data // 2000
#print(data[0][1])
k=0.1
output_data = data[:, 2]
input_data = np.delete(data,(1,2,4,6), axis=1)
fold_bes_mae = []
fold_test_mae = []
```

```
16
17 for fold in range(1,3):
18     print(fold)
19     point1 = (input_data.shape[0])*k
20     point2 = (output_data.shape[0])*k
21     point1 = int(point1)
22     point2 = int(point2)
23     input_data_train = input_data[point1:,:]
24     input_data_test = input_data[:point1,:]
25     output_data_train = output_data[point2:]
26     output_data_test = output_data[:point2]
27
28     if fold == 2:
29         input_data_train = input_data[((input_data.shape[0])-point1),:]
30         input_data_test = input_data[((input_data.shape[0])-point1):,:]
31         output_data_train = output_data[((output_data.shape[0])-point1)]
32         output_data_test = output_data[:(output_data.shape[0])-point1)]
33
34     ##-----
```

1.2) สร้าง Function หา MAE จากโมเดล MLP

- ใช้ Particles เป็น Initialize weights
- Sigmoid Activation Function

```
51  ## -----
52  def find_mae(weights, input_data_train, output_data_train):
53
54      def activation(x):
55          return 1/(1+np.exp(-x))
56
57      weights_input_hidden = weights[:input_nodes * hidden_nodes].reshape((input_nodes, hidden_nodes))
58      weights_hidden_output = weights[input_nodes * hidden_nodes:].reshape((hidden_nodes, output_nodes))
59
60      # Implement the forward pass of the MLP
61      hidden_layer_input = np.dot(input_data_train, weights_input_hidden)
62      hidden_layer_output = activation(hidden_layer_input)
63      output_layer_input = np.dot(hidden_layer_output, weights_hidden_output)
64      output_layer_output = output_layer_input # No activation function for output
65
66      # Calculate MAE on the validation data
67      absolute_errors = np.abs(output_layer_output - output_data_train)
68      mae = np.mean(absolute_errors)
69
70      return mae
```

1.3) สร้าง Function PSO เพื่อหาคำตอบ

- สุ่ม initialize particles
- Update positions
- Find best positions

```
def optimize_mlp(input_data_train, output_data_train):
    c1 = 1.5
    c2 = 1.5
    w = 0.7
    def initialize_particles(num_particles, num_dimensions):
        return np.random.uniform(-1, 1, (num_particles, num_dimensions))

    def update_particles(particles, velocities, best_positions, global_best_position, c1, c2, w):
        for i in range(particles.shape[0]): # ลูปตามจำนวนพาทิกเคิล
            # Generate random values for r1 and r2
            r1 = np.random.rand()
            r2 = np.random.rand()

            # Check if global_best_position is not None
            if global_best_position is not None:
                # Update velocity using the PSO equation
                cognitive_velocity = c1 * r1 * (best_positions[i] - particles[i])
                social_velocity = c2 * r2 * (global_best_position - particles[i])
                velocities[i] = w * velocities[i] + cognitive_velocity + social_velocity

                # Update particle position using the updated velocity
                particles[i] = particles[i] + velocities[i]

                # Apply bounds to particle position
                particles[i] = np.maximum(particles[i], lb)
                particles[i] = np.minimum(particles[i], ub)

        lb = np.full(num_dimensions, -1) # Lower bound for weights
        ub = np.full(num_dimensions, 1) # Upper bound for weights

        particles = initialize_particles(num_particles, num_dimensions)
```

```

ub = np.full(num_dimensions, 1) # Upper bound for weights

particles = initialize_particles(num_particles, num_dimensions)
velocities = np.zeros((num_particles, num_dimensions))
best_positions = particles.copy()
best_mae = np.full(num_particles, float('inf'))
global_best_position = None
global_best_mae = float('inf')

for iteration in range(num_iterations):
    update_particles(particles, velocities, best_positions, global_best_position, c1, c2, w)
    for i in range(num_particles):
        mae = find_mae(particles[i], input_data_train, output_data_train)
        if mae < best_mae[i]:
            best_mae[i] = mae
            best_positions[i] = particles[i]
        if mae < global_best_mae:
            global_best_mae = mae
            global_best_position = particles[i]

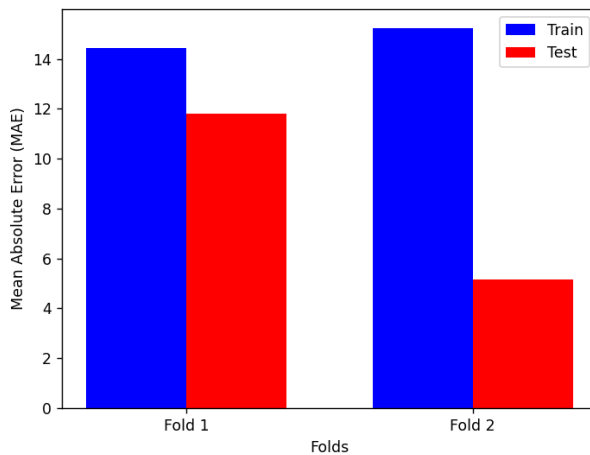
    return global_best_mae, global_best_position

best_mae, best_weights = optimize_mlp(input_data_train, output_data_train)
#print("Best Mean Absolute Error:", best_mae)
#print("Best Position:", best_weights)
test_case_mae = find_mae(best_weights, input_data_test, output_data_test)
#print("Test Case Mae = ", test_case_mae)
fold_bes_mae.append(best_mae)
fold_test_mae.append(test_case_mae)

```

2. ทำการทดลอง

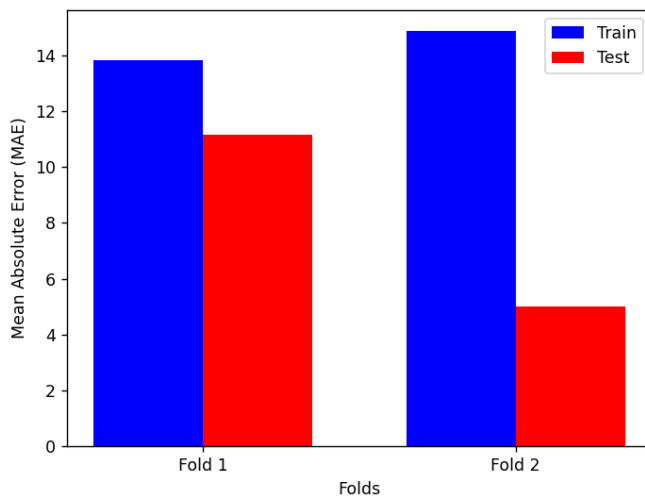
โดยการทดลองจะแสดงเป็นกราฟโดยสังเกตผลกระทบที่เกิดจากการเปลี่ยนแปลงค่าของโมเดล



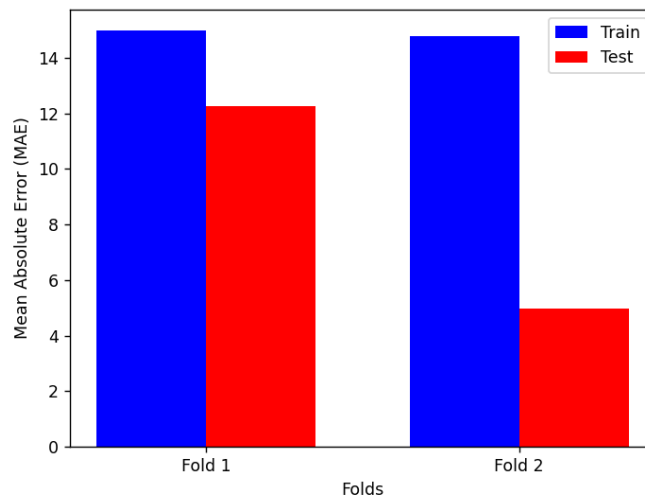
```

##-----
input_nodes = input_data.shape[1]
hidden_nodes = 8
output_nodes = 1
num_particles = 10
num_dimensions = (input_nodes * hidden_nodes)
num_iterations = 10
##-----

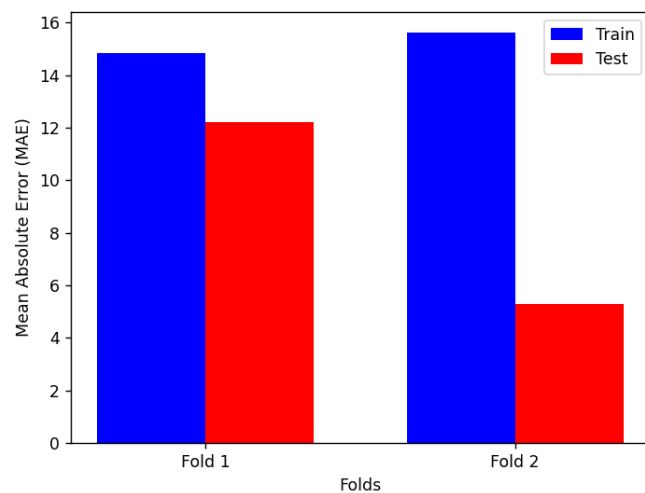
```



```
##-----
input_nodes = input_data.shape[1]
hidden_nodes = 12
output_nodes = 1
num_particles = 15
num_dimensions = (input_nodes * hidden_nodes)
num_iterations = 10
##-----
```



```
##-----
input_nodes = input_data.shape[1]
hidden_nodes = 8
output_nodes = 1
num_particles = 10
num_dimensions = (input_nodes * hidden_nodes)
num_iterations = 20
##-----
```



```
##-----
input_nodes = input_data.shape[1]
hidden_nodes = 5
output_nodes = 1
num_particles = 20
num_dimensions = (input_nodes * hidden_nodes)
num_iterations = 25
##-----
```

3.วิเคราะห์และสรุปผล

จากการทดลองและเรียนรู้การใช้ PSO ในการ Train MLP แล้วพบว่า การใช้ PSO เป็นเครื่องมือในการค้นหาค่าน้ำหนักที่ดีที่สุดสำหรับ MLP ทำให้เราสามารถค้นพบค่าน้ำหนักที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดต่อ MAE ในการทำนายค่า Benzene concentration ได้ การแบ่งข้อมูลเป็น folds และทำการทดสอบแบบ Cross Validation ช่วยในการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่สร้างขึ้น โดยลดความเสี่ยงของการ overfitting หรือ underfitting ของโมเดล การปรับค่าของ c_1 , c_2 , และ w ใน PSO และ hidden layers, hidden nodes, จำนวน iterations ใน MLP จะช่วยในการเพิ่มประสิทธิภาพของการทำนายข้อมูล แต่โดยรวม PSO เป็นสิ่งที่ค่อนข้างซับซ้อนเนื่องจากต้องตรวจสอบค่ามากมาย เช่น particles, velocities, best_positions, และ global_best_position และข้อที่เห็นได้ชัดที่สุดสำหรับ PSO คือการใช้ทรัพยากรในการประมวลผลค่อนข้างมากจึงทำให้ใช้เวลานานกว่าที่จะได้ผลลัพธ์ออกมา

ภาคผนวก

```
psonn > ...
1  import numpy as np
2  import matplotlib.pyplot as plt
3  from sklearn.metrics import confusion_matrix
4
5
6  def data_read(file_path):
7      data = []
8      with open(file_path, 'r') as file:
9          lines = file.readlines()
10         for line in lines:
11             line = line.strip().split(',')
12             data.append(line)
13     return data
14
15     source_data = 'airQ.txt'
16     data = data_read(source_data)
17     data = np.array([line[0].split('\t') for line in data])
18     data = data.astype(float)
19     #data = data // 2000
20     #print(data[0][1])
21     k=0.1
22     output_data = data[:, 2]
23     input_data = np.delete(data,(1,2,4,6), axis=1)
24     fold_bes_mae = []
25     fold_test_mae =[]
26
27     for fold in range(1,3):
28         print(fold)
29         point1 = (input_data.shape[0])*k
30         point2 = (output_data.shape[0])*k
31         point1 = int(point1)
32         point2 = int(point2)
33         input_data_train = input_data[point1:,:]
34         input_data_test = input_data[:point1,:]
35         output_data_train =output_data[point2:]
36         output_data_test = output_data[:point2]
37
38         if fold == 2:
39             input_data_train = input_data[((input_data.shape[0])-point1),:]
40             input_data_test = input_data[((input_data.shape[0])-point1):,:]
41             output_data_train =output_data[((output_data.shape[0])-point1)]
42             output_data_test = output_data[:((output_data.shape[0])-point1)]
43
44         ##-----
45         input_nodes = input_data.shape[1]
46         hidden_nodes = 5
47         output_nodes = 1
48         num_particles = 20
49         num_dimensions = (input_nodes * hidden_nodes) + (hidden_nodes * output_nodes)
50         num_iterations = 25
51         ##-----
52         # 5. Fit model (input data, hidden data, output data, num_particles, num_iterations)
```



```

psonn > optimize_mlp
49 num_dimensions = (input_nodes * hidden_nodes) + (hidden_nodes * output_nodes)
50 num_iterations = 25
51 ##-----
52 def find_mae(weights, input_data_train, output_data_train):
53
54     def activation(x):
55         return 1/(1+np.exp(-x))
56
57     weights_input_hidden = weights[:input_nodes * hidden_nodes].reshape((input_nodes, hidden_nodes))
58     weights_hidden_output = weights[input_nodes * hidden_nodes:].reshape((hidden_nodes, output_nodes))
59
60     # Implement the forward pass of the MLP
61     hidden_layer_input = np.dot(input_data_train, weights_input_hidden)
62     hidden_layer_output = activation(hidden_layer_input)
63     output_layer_input = np.dot(hidden_layer_output, weights_hidden_output)
64     output_layer_output = output_layer_input # No activation function for output
65
66     # Calculate MAE on the validation data
67     absolute_errors = np.abs(output_layer_output - output_data_train)
68     mae = np.mean(absolute_errors)
69
70     return mae
71
72 # Define a function for PSO optimization
73 def optimize_mlp(input_data_train, output_data_train):
74     c1 = 1.5
75     c2 = 1.5
76
77     w = 0.7
78     def initialize_particles(num_particles, num_dimensions):
79         return np.random.uniform(-1, 1, (num_particles, num_dimensions))
80
81     def update_particles(particles, velocities, best_positions, global_best_position, c1, c2, w):
82         for i in range(particles.shape[0]): # อนุกรมจำนวนพิกัด
83             # Generate random values for r1 and r2
84             r1 = np.random.rand()
85             r2 = np.random.rand()
86
87             # Check if global_best_position is not None
88             if global_best_position is not None:
89                 # Update velocity using the PSO equation
90                 cognitive_velocity = c1 * r1 * (best_positions[i] - particles[i])
91                 social_velocity = c2 * r2 * (global_best_position - particles[i])
92                 velocities[i] = w * velocities[i] + cognitive_velocity + social_velocity
93
94             # Update particle position using the updated velocity
95             particles[i] = particles[i] + velocities[i]
96
97             # Apply bounds to particle position
98             particles[i] = np.maximum(particles[i], lb)
99             particles[i] = np.minimum(particles[i], ub)
100
101     lb = np.full(num_dimensions, -1) # Lower bound for weights
102     ub = np.full(num_dimensions, 1) # Upper bound for weights
103
104     particles = initialize_particles(num_particles, num_dimensions)
105     velocities = np.zeros((num_particles, num_dimensions))
106     best_positions = particles.copy()
107     best_mae = np.full(num_particles, float('inf'))

```

```

97         particles[i] = np.maximum(particles[i], lb)
98         particles[i] = np.minimum(particles[i], ub)
99
100     lb = np.full(num_dimensions, -1) # Lower bound for weights
101     ub = np.full(num_dimensions, 1) # Upper bound for weights
102
103     particles = initialize_particles(num_particles, num_dimensions)
104     velocities = np.zeros((num_particles, num_dimensions))
105     best_positions = particles.copy()
106     best_mae = np.full(num_particles, float('inf'))
107     global_best_position = None
108     global_best_mae = float('inf')
109
110     for iteration in range(num_iterations):
111         update_particles(particles, velocities, best_positions, global_best_position, c1, c2, w)
112         for i in range(num_particles):
113             mae = find_mae(particles[i], input_data_train, output_data_train)
114             if mae < best_mae[i]:
115                 best_mae[i] = mae
116                 best_positions[i] = particles[i]
117             if mae < global_best_mae:
118                 global_best_mae = mae
119                 global_best_position = particles[i]
120
121     return global_best_mae, global_best_position
122
123
124     best_mae, best_weights = optimize_mlp(input_data_train, output_data_train)
125     #print("Best Mean Absolute Error:", best_mae)
126     #print("Best Position:", best_weights)
127     test_case_mae = find_mae(best_weights, input_data_test, output_data_test)
128     #print("Test Case Mae = ", test_case_mae)
129     fold_bes_mae.append(best_mae)
130     fold_test_mae.append(test_case_mae)
131
132     print("best mae 2 fold : ", fold_bes_mae)
133     print("test mae 2 fold : ", fold_test_mae)
134
135
136     fold_names = ['Fold 1', 'Fold 2']
137     num_folds = len(fold_names)
138     bar_width = 0.35
139     index = range(num_folds)
140     plt.bar(index, fold_bes_mae, bar_width, label='Train', color='b')
141     plt.bar([i + bar_width for i in index], fold_test_mae, bar_width, label='Test', color='r')
142     plt.xlabel('Folds')
143     plt.xticks([i + bar_width / 2 for i in index], fold_names)
144     plt.ylabel('Mean Absolute Error (MAE)')
145     plt.legend(loc='upper right')
146     plt.show()

```