1 Prediction Benzene concentration using Particle Swarm Optimization

prediction Benzene concentration 5 day, 10 day

1.1 problem

Train Multilayer Perceptron โดยใช้ Particle Swarm Optimization (PSO) สำหรับการทำ prediction Benzene concentration โดย เป็นการ predict 5 วันล่วงหน้า และ 10 วันล่วงหน้า โดยให้ใช้ attribute เบอร์ 3,6,8,10,11,12,13 และ 14 เป็น input ส่วน desire output เป็น attribute เบอร์ 5 ให้ทำการทดลองกับ AirQualityUCI (Air Quality Data Set จาก UCI Machine learning Repository) โดยที่ data set นี้มีทั้งหมด 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 °C
- 13 Relative Humidity %
- 14 AH Absolute Humidity

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

1.2 Design

ในการออกแบบระบบ Particle Swarm Optimization โดยในการทดลองของ Search space จะมีทั้งหมด 50 Particle โดยในแต่ละ Particle จะแทน weight ของ neural network หรือ Multi-Layer Perceptron

ดังนั้น position of Particle in search space จึงเป็นการแทน weight แต่ละเส้นของ Multi-Layer Perceptron ด้วยตำแหน่งใน dimension ต่างๆของ Particle ภายใน search space และหาก Particle อันไหน อยู่ในตำแหน่งที่ทำให้ได้ผลลัพธ์ที่ดี ก็จะทำให้ Particle ที่อยู่ รอบๆ เข้ามาหาได้มากกว่า โดยที่ Particle แต่ละตัวก็จะมี position (unique weight) ที่ทำให้การทำนายผล AirQualityUCI ของทั้ง 8-input ว่า Benzene concentration ในอีก 5 วันล่วงหน้า และ 10 วันล่วงหน้า เป็นเท่าไหร่ ซึ่งจะมีหากทำนายค่าได้แม่นยำ ก็จะมีค่า error ที่น้อย เมื่อนำไปผ่านสมการ scaling เพื่อแปลงเป็นค่า fitness

$$Fitness = MeanAbsoluteError (1)$$

จะได้ว่าหาก Particle ในตำแหน่งไหน ที่มีค่า error น้อยก็จะมีค่า fitness ที่น้อย และเป็น Particle ที่เข้าใกล้ solution

1.3 process

แบ่งข้อมูล 90 % train และ 10 % blind-test สำรับการ 10% cross validation (selecting 1 line data every 10 lines of data to distribute the grouping of data)

$$\varphi\left(x\right) = \begin{cases} x, & \text{if } x > 0, \\ 0.01, & \text{otherwise.} \end{cases} \tag{2}$$

The activation function used Leaky ReLU (1)

MLP ที่ใช้ในการทดลองนี้จะเป็น 8-5-1 โดยมี input 8 features และ output 1 node

โดย MLP จะรับค่า weight จาก dimension ของ Particle แต่ละตัวใน search space เพื่อหาค่า MAE , fitness

ซึ่งจำนวน dimension ของ Particle ขึ้นอยู่กับจำนวนของเส้น weight ใน MLP

(Particle for 8-5-1 have 45 dimension)

by van den Bergh (2002) ใช้ Cognitive coefficient = 1.496180 , Social coefficient = 1.496180 และ Inertia coefficient = 0.729844

โดยในแต่ละ timestep ทำตามขั้นตอนต่อไปนี้

1.3.1 Initial Particle

หากยังไม่มี Particle ใน Search space ทำการสร้าง Particle mlp โดยสุ่ม Position ของแต่ละ Particle ใน dimension ต่างๆ ของ Search space โดยขนาดของ Particle pool คือ 50 Particle

1.3.2 Particle evaluate fitness

ในแต่ละ Position ของ particle นำ train_dataset ทำการ evaluate feed forward neural network โดยใช้ตำแหน่งที่ Particle นั้น อยู่ใน Search space เป็นค่า weight ได้ผลลัพธ์เป็นค่า predict ของ individual และคิด error Mean Absolute Error (MAE) จาก train desired dataset ซึ่งยิ่งมีค่า error น้อยแสดงว่า predict ได้อย่างแม่นยำ

```
error_MAE = engine.eval( train_dataset , particle.position);
```

นำค่า error ไปเข้า scaling function - (1) จะได้ค่า fitness ในแต่ละ individual หากตัวไหน predict ได้แม่นยำก็จะมี fitness ที่ต่ำ

Update if Particle self better ในแต่ละ Particle หากค่า ค่า fitness ของ Particle ใน position ตอนนี้ นั้นดีกว่า pbest (fitness ที่ ดีที่สุดของตัวเอง) ทำการ update pbest และ position pbest ของตัวเอง by this code:

```
if(particle.fitness < particle.pbest){
    particle.pbest = particle.fitness;
    particle.position_pbest = particle.position;
}</pre>
```

Update if Particle are better in Search space หาก Particle มีค่า fitness ที่ดีกว่า gbest (fitness จากตำแหน่งดีสุดในตอนนี้) ทำการ update gbest และ position gbest by this code:

```
if(particle.fitness < gbest){
    gbest = particle.fitness;
    position_gbest = particle.position;
}</pre>
```

1.3.3 Update Vector

ในแต่ละ Particle จะพยายามเข้าหา position ที่ทำให้ค่า fitness ดีที่สุดในที่นี้คือ pbest และ gbest โดยคำนวณทิศทาง(ความเร็ว) ของ แต่ละ $Particle_i$ ได้จาก

$$V_i(t) = wV_i(t-1) + p_1(x_i.pbest - x_i.position) - p_2(gbest - x_i.position))$$

- $V_i(t)$: ความเร็วของ particle i ใน dimension ต่างๆ ใน next time step

- $V_i(t-1)$: ความเร็วของ particle i ใน dimension ต่างๆ ในตอนนี้

– w: Inertia coefficient

– p_1 : Cognitive coefficient

- p_2 : Social coefficient

- $x_i.position$: ตำแหน่งปัจจุบันของ particle i

- $x_i.pbest$: ตำแหน่ง particle i ที่มีค่า fitness ดีสุด

- gbest : ตำแหน่งที่ให้ค่า fitness ดีสุดในตอนนี้

1.3.4 Update Particle Position

ในแต่ละ Particle จะขยับเข้า position ที่ดีขึ้นใน dimension ต่างๆของ Search space ด้วย velocity $V_i(t)$ จาก step ก่อนหน้า และ ทำการ update ด้วยสมการดังนี้

•
$$X_i(t) = X_i(t-1) + V_i(t)$$

1.3.5 Next time step

ใน generation ต่อไปจะต้องมีจำนวน individual คงที่ จึงต้องทำการเพิ่มจำนวนของ offspring ที่จะไปใน generation ถัดไปให้เท่ากับ generation นี้ โดยสุ่ม copy individual จากพ่อแม่ใน population_pool มาเติมใน offspring_pool All by this code:

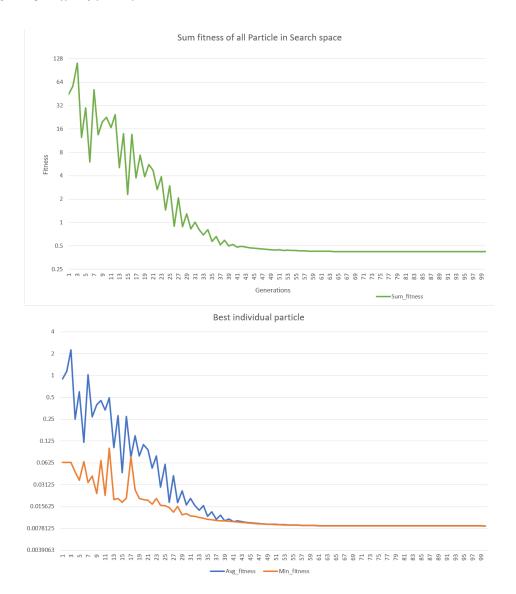
t = t + 1

1.3.6 until coverage

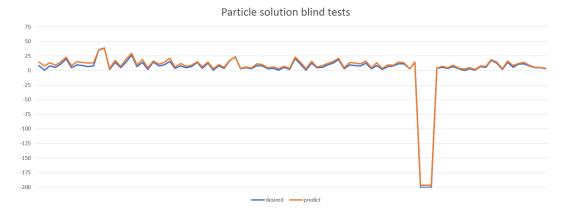
จนกว่า Particle ใน Search space จะเจอ solution position , velocity ของ particle ไม่ขยับ , ได้ค่า fitness ที่รับได้ หรือ ทำถึงจำนวน รอบที่ต้องการ ทำการเริ่มรอบใหม่ไปเรื่อยๆ

1.4 result

เมื่อผ่านไปในแต่ละ Time step จะเห็นได้ว่า ผลรวมของ fitness จากทุก Particle มีค่าลดลง กล่าวคือ แต่ละ Particle เข้าใกล้ position ของ solution ที่ต้องการมากขึ้น ดังตาราง



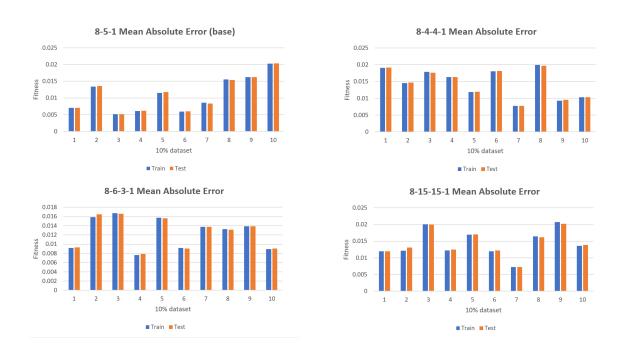
จะเห็นได้ว่าค่า Average fitness ของ Particle ทั้งหมดนั้นค่อยๆลดลง ในทางเดียวกับที่ Minimum fitness ที่ลดลง เนื่องจากมี Particle ที่มี Position ที่ให้ค่า fitness ที่ดีคอยดึงให้ Particle อื่นๆ ขยับเข้ามาใกล้ จึงทำให้ค่า Average fitness นั้นค่อยๆลดลง และเมื่อผ่านไปครบ 100 Time step จะได้ Particle ที่ให้ค่า fitness ต่ำที่สุดจากทั้งหมดคือ best solution mlp โดยเมื่อนำ solution ไปทำการทดสอบกับ test_dataset ซึ่งเป็น blindtest จาก 10% cross validation ได้ผลลัพธ์ดังนี้



then try changes hidden nodes to test the impact. (different initialize weights between -1.0 to 1.0) ทดสอบ validity ของ network โดยทำการเปลี่ยนแปลงจำนวน hidden layer และ nodes ดังตารางนี้

neural test	
Test	Neural Type
base	8-5-1
A	8-4-4-1
В	8-6-3-1
C	8-15-15-1

โดยเปรียบเทียบจาก Particle ที่ให้ค่า Minimum fitness ดีที่สุดในตอน train จากนั้นนำไปทำการ blind test



1.5 Particle Swarm analysis

จะเห็นได้ว่า MLP ที่มีโครงสร้าง 8-5-2 เมื่อใช้ Particle ในการ Search space จนได้ Position ที่ดีที่สุด จะได้ว่า Mean Absolute Error อยู่ ที่ 0.0051 ซึ่งอาจจะเป็นเพราะว่าเป็นจำนวนโครงสร้างที่พอดี ซึ่ง 8-4-4-1 กับ 8-6-3-1 ใน test case โดยรวมทั้งหมดอาจจะยังไม่แม่นยำมาก นัก ซึ่งอาจจะเป็นเพราะจำนวน layer ที่มี 2 Hidden layer เทียบกับ จำนวน node ต่อ layer ที่น้อยเกินไป ซึ่งในจำนวน Hidden layer ที่ เยอะขึ้น 8-15-15-1 โดยรวมทำได้ดีกว่า อาจจะเป็นเพราะจำนวน node ในแต่ละ layer ที่มากเพียงพอที่จะส่งค่าเด่นๆ ไปยัง layer ต่อไปได้ ไม่เหมือน 8-4-4-1, 8-6-3-1

แต่โดยรวมแล้ว จำนวน Hidden layer หรือ node ต่อ layer ไม่จำเป็นต้องเยอะมาก อย่างเช่น 8-5-1 ก็มีความแม่นยำที่มากเพียงพอแล้ว

1.6 Conclusion

Particle Swarm Optimization ในการเพิ่มค่า fitness ของ MLP โดยการใช้ Particle ในการ Search space เพื่อหา Position หรือ weight dimension ที่ทำให้ MLP นั้นมีค่า fitness ที่ดีขึ้น และเมื่อมี Particle ตัวใด เจอ Position ที่ดีก็จะพยายามดึง Particle เข้ามาใกล้ๆ จนทำให้ Particle แต่ละตัวมีค่า fitness ที่ดีขึ้นตามไปด้วย

และการใช้ Particle ในการ Search space หา weight ใน dimension ต่างๆ เพื่อนำไปให้ MLP evaluate ในการหา fitness เพื่อทำให้ ค่า fitness นั้นดีขึ้น จากการ ทดลองพบว่า Best individual ตัวที่ดีที่สุดจาก population ทั้งหมดมีความแม่นยำ Mean Absolute Error อยู่ที่ 0.0051 และในทุก test case MAE อยู่ที่ประมาณ 0.0109 โดยใน โปรเจคนี้มีค่าหลายอย่างที่สามารถปรับได้ ไม่ว่าจะเป็น biased, activation function ที่ใช้ ที่สามารถปรับเปลี่ยนได้

2 Source code

All the source code are in github: https://github.com/min23asdw/Particle_swarm

2.1 Main.java

```
import java.io.*;
2 import java.util.ArrayList;
4public class main {
     private static ArrayList<ArrayList<Double[]>> test_dataset = new ArrayList<>();
     private static ArrayList<ArrayList<Double[]>> test_desired_data = new ArrayList<>();
     private static ArrayList<ArrayList<Double[]>> train_dataset = new ArrayList<>();
     private static ArrayList<ArrayList<Double[]>> train_desired_data = new ArrayList<>();
     private static int NumberOftest = 10;
14
     public static void main(String[] args) throws IOException {
         for(int tain_i = 0 ; tain_i < NumberOftest ; tain_i ++) {</pre>
16
              ArrayList<Double[]> test_dataset_i = new ArrayList<>();
             ArrayList<Double[]> test_desired_data_i = new ArrayList<>();
18
             ArrayList<Double[]> train_dataset_i = new ArrayList<>();
             ArrayList<Double[]> train_desired_data_i = new ArrayList<>();
20
             FileInputStream fstream = new FileInputStream("src/AirQualityUCI_dataset.txt");
22
             DataInputStream in = new DataInputStream(fstream);
             BufferedReader br = new BufferedReader(new InputStreamReader(in));
24
             String data;
25
26
             int line_i = 1;
27
             while ((data = br.readLine()) != null) { // each line
28
29
                  String[] eachLine = data.split("\t");
30
                  Double[] temp_input = new Double[8];
32
                  Double[] ans = new Double[1];
         //lazy min max norm
34
                  temp_input[0] = (Double.parseDouble(eachLine[3])+200)/(2050.0+200);
35
                  temp_input[1] = (Double.parseDouble(eachLine[6])+200)/(2300.0+200);
36
                  temp_input[2] = (Double.parseDouble(eachLine[8])+200)/(2700.0+200);
37
                  temp_input[3] = (Double.parseDouble(eachLine[10])+200)/(2800.0+200);
38
                  temp_input[4] = (Double.parseDouble(eachLine[11])+200)/(2600.0+200);
39
                  temp_input[5] = (Double.parseDouble(eachLine[12])+200)/(50.0+200);
40
41
                  temp_input[6] = (Double.parseDouble(eachLine[13])+200)/(90.0+200);
                  temp_input[7] = (Double.parseDouble(eachLine[14])+200)/(3.0+200);
42
43
                  ans[0] = (Double.parseDouble(eachLine[5])+200)/(70.0+200);
44
45
                  if (line_i % 10 == tain_i) { // 10% for test
46
                      test_dataset_i.add(temp_input);
47
                      test_desired_data_i.add(ans);
48
                  } else {
49
                      train_dataset_i.add(temp_input);
                      train_desired_data_i.add(ans);
51
52
                 line_i++;
54
             }
55
56
             test_desired_data.add(test_desired_data_i);
             train_desired_data.add(train_desired_data_i);
58
             test_dataset.add(test_dataset_i);
59
              train_dataset.add(train_dataset_i);
60
         System.out.println("work");
61
         for(int test_i = 0 ; test_i < NumberOftest ; test_i ++) {</pre>
```

2.2 Swarm.java

```
import java.util.ArrayList;
3public class Swarm {
     String neural_type;
     double biases;
     double p1 = 1.496180;
8
     double p2 = 1.496180;
9
     double inertia_w = 0.729844;
     int num_particle;
     int maxEpoch;
14
     Engine_eval engine;
     double gbest = Double.MAX_VALUE;
     Matrix[] weight_gbest;
16
     particle[] particle_pool;
18
19
     ArrayList<Double[]> train_dataset;
20
     ArrayList<Double[]> train_desired_data;
21
     ArrayList< Pair<Double , particle>> scoreBoard = new ArrayList<>();
24
     public Swarm(String _mlp , double _biases , int _population , int _maxGeneration){
25
         this.neural_type = _mlp;
26
27
         this.biases = _biases;
         this.num_particle = _population;
28
29
         this.maxEpoch = _maxGeneration;
         this.engine = new Engine_eval(_mlp,_biases);
30
31
32
33
     public void set_trainData(ArrayList<Double[]> _train_dataset, ArrayList<Double[]> _train_desired_data
34
         ) {
35
         this.train_dataset = _train_dataset;
         this.train_desired_data = _train_desired_data;
36
37
38
     public void init_Particle(){
39
40
         particle[] p = new particle[num_particle];
         for(int indi = 0; indi < num_particle; indi++){</pre>
41
             particle indiler = new particle( neural_type ,biases );
42
43
             p[indi] = indiler;
44
45
         this.particle_pool = p;
46
47
         this.weight_gbest = newWeight(particle_pool[0]);
48
49
50
     public void particle_search(){
51
         init_Particle();
52
         for (int epoch = 0; epoch < maxEpoch; epoch++){</pre>
54
55
             Double[] result = particle_eval(train_dataset,train_desired_data);
56
             if (epoch == maxEpoch -1) {
                   58 / /
                 System.out.print(result[2] + "\t" );
59
             }
60
61
62
             //step 4
             updateVector();
63
64
             //step 5
65
66
             updatePosition();
         }
67
     }
68
```

```
public void test(ArrayList<Double[]> dataset, ArrayList<Double[]> desired_data){
70
          particle best_solution = scoreBoard.get(scoreBoard.size()-1).particle;
          engine.test(dataset,desired_data,best_solution.get_weight());
74
     public void updateVector(){
75
          for (particle particle : particle_pool) {
76
              Matrix[] particle_weight = particle.get_weight();
78
              Matrix[] vector_weight = newWeight(particle);
79
              for (int layer = 0 ; layer < particle.layer_weight.length ; layer++) {</pre>
80
                  Matrix p_w = Matrix.sub_matrix(particle.weight_pbest[layer],particle_weight[layer]);
81
                  Matrix learn_m_p = Matrix.mul_matrix(p_w, p1);
82
83
                  Matrix g_w = Matrix.sub_matrix(weight_gbest[layer],particle_weight[layer]);
84
                  Matrix learn_m_g = Matrix.mul_matrix(g_w, p2);
85
86
                  Matrix old_vector_w = Matrix.mul_matrix(particle.vector_weight[layer],inertia_w);
87
88
                  Matrix vector_w = Matrix.plus_3matrix(old_vector_w,learn_m_p,learn_m_g);
89
90
                  vector_weight[layer] = vector_w;
91
92
93
              particle.set_vector_weight(vector_weight);
          }
94
95
     }
96
     public void updatePosition(){
97
          for (particle particle : particle_pool) {
98
99
              Matrix[] particle_weight = particle.get_weight();
100
101
              Matrix[] vector_weight = particle.get_vector_weight();
              Matrix[] new_particle_weight = newWeight(particle);
              for (int layer = 0 ; layer < particle.layer_weight.length ; layer++) {</pre>
104
                  Matrix a = Matrix.plus_matrix(particle_weight[layer], vector_weight[layer]);
                  new_particle_weight[layer] = a;
              particle.set_weight(new_particle_weight);
108
          }
109
     public Double[] particle_eval(ArrayList<Double[]> dataset , ArrayList<Double[]> desired_data){
          double sum_fit = 0;
          double avg_fit;
          double min_fit = Double.MAX_VALUE;
116
          //eval fitness
          for (particle particle : particle_pool) {
              Matrix[] positions = particle.get_weight();
              double error_mlp = engine.eval(dataset , desired_data , positions );
              double fitness = error_mlp;
              if(fitness < min_fit ){</pre>
                  min_fit = fitness;
124
126
              sum_fit += fitness;
128
              //step 3.1
              if(fitness < particle.pbest){</pre>
129
130
                  particle.set_pbest(fitness);
                  particle.set_weight_pbest(particle.get_weight());
              //step 3.2
              if(fitness < gbest){</pre>
                  gbest = fitness;
                  weight_gbest = particle.get_weight();
136
                  Pair<Double , particle> good_particle = new Pair<>(fitness, particle);
                  scoreBoard.add(good_particle);
138
              }
140
141
```

```
avg_fit = sum_fit / num_particle;
142
143
              return new Double[]{sum_fit, avg_fit, min_fit};
144
145
        public Matrix[] newWeight(particle blueprint){
146
              Matrix[] new_weight = new Matrix[blueprint.neural_type.length-1];
for (int layer = 0; layer < new_weight.length; layer++) {
    Matrix weight = new Matrix(blueprint.neural_type[layer+1],blueprint.neural_type[layer] ,false</pre>
147
148
149
                    new_weight[layer] = weight;
152
              return new_weight;
154
155
156 }
```

2.3 particle.java

```
public class particle implements Cloneable {
   public final int[] neural_type;
     public Matrix[] layer_weight ;
     public Matrix[] vector_weight ;
     public double pbest = Double.MAX_VALUE;
     Matrix[] weight_pbest;
     public particle(String _neural_type , double _biases) {
         String[] splitArray = _neural_type.split(",");
14
         int[] array = new int[splitArray.length];
         for (int i = 0; i < splitArray.length; i++) {</pre>
             array[i] = Integer.parseInt(splitArray[i]);
16
18
19
         this.neural_type = array;
         init_Structor();
20
21
     private void init_Structor(){
23
24
25
         layer_weight = new Matrix[neural_type.length-1];
         for (int layer = 0; layer < layer_weight.length; layer++) {</pre>
26
27
             Matrix weight = new Matrix(neural_type[layer+1],neural_type[layer] ,true);
             layer_weight[layer] = weight;
28
29
30
31
         vector_weight = new Matrix[neural_type.length-1];
         for (int layer = 0; layer < vector_weight.length; layer++) {</pre>
32
             Matrix weight = new Matrix(neural_type[layer+1],neural_type[layer] ,false);
33
             vector_weight[layer] = weight;
         }
35
36
         weight_pbest = new Matrix[neural_type.length-1];
37
         for (int layer = 0; layer < weight_pbest.length; layer++) {</pre>
38
39
             Matrix weight = new Matrix(neural_type[layer+1],neural_type[layer] ,false);
40
             weight_pbest[layer] = weight;
         }
41
42
43
44
     public Matrix[] get_weight(){
45
46
         return layer_weight.clone();
47
48
     public Matrix[] get_vector_weight(){
49
         return vector_weight.clone();
50
     public void set_weight(Matrix[] _newWeight){
52
         this.layer_weight = _newWeight;
53
54
56
     public void set_vector_weight(Matrix[] _newWeight){
         this.vector_weight = _newWeight;
58
59
     public void set_pbest(double _pbest){
60
61
         this.pbest = _pbest;
62
63
     public void set_weight_pbest(Matrix[] _weight_pbest){
         this.weight_pbest = _weight_pbest;
64
65
66
67
     @Override
68
     public particle clone() {
         try {
69
             particle clone = (particle) super.clone();
```

```
// TODO: copy mutable state here, so the clone can't change the internals of the original
return clone;
} catch (CloneNotSupportedException e) {
throw new AssertionError();
}

}

7

78
}
```

2.4 Engine eval.java

```
import java.util.ArrayList;
3public class Engine_eval{
     public final int[] neural_type;
     //sum of squared error at iteration n (sse)
     private final ArrayList<Double[]> error_n = new ArrayList<>();
     public double avg_error_n ; // average sse of all epoch
     private double biases; // threshold connected : biases
9
     public Matrix[] layer_weight ;
12
     private Double[][] node ;
14
     public Engine_eval(String _neural_type , double _biases) {
16
         String[] splitArray = _neural_type.split(",");
         int[] array = new int[splitArray.length];
18
         for (int i = 0; i < splitArray.length; i++) {</pre>
19
20
             array[i] = Integer.parseInt(splitArray[i]);
22
         this.neural_type = array;
         init_Structor();
         this.biases = _biases;
24
25
26
27
     private void init_Structor(){
         node = new Double[neural_type.length][];
28
         for (int i = 0; i < neural_type.length; i++) {</pre>
29
             node[i] = new Double[neural_type[i]];
30
31
     }
32
33
     public double eval(ArrayList<Double[]> _train_dataset, ArrayList<Double[]> _train_desired_data ,
34
         Matrix[] _layer_weight){
         this.layer_weight = _layer_weight;
35
36
         unique_random uq = new unique_random(_train_dataset.size());
37
         for(int data = 0; data < _train_dataset.size() ; data++) {</pre>
38
              //random one dataset
             int ran_dataset_i = uq.get_num();
39
40
             //setup dataset value to input node
41
             for(int input_i = 0 ; input_i < neural_type[0] ; input_i ++){</pre>
                  node[0][input_i] = _train_dataset.get(ran_dataset_i)[input_i];
42
             }
43
44
             //cal (input x weight) -> activation_Fn for each neuron_node
             forward_pass();
46
47
48
             get_error(_train_desired_data.get(ran_dataset_i));
49
50
         double sum = 0.0:
         for (Double[] doubles : error_n) {
52
              // E(n) = 1/2 e^2 : sum of squared error at iteration n (sse)
             double error_output = 0.0;
54
55
             for (double error:doubles) {
56
57
                  error_output += Math.abs(error);
             }
58
59
             sum += error_output;
60
61
         // MAE(n) = 1/N E(n) : avg (sse)
         avg_error_n = sum / (error_n.size());
62
         error_n.clear();
63
64
         return avg_error_n;
65
     }
66
67
68
```

```
public void test(ArrayList<Double[]> _test_dataset,ArrayList<Double[]> _test_desired_data , Matrix[]
69
             _layer_weight){
70
          //setup input data
          this.layer_weight = _layer_weight;
          for(int test_i = 0; test_i < _test_dataset.size()-1; test_i++) {</pre>
              //set dataset value to input node
74
              for (int input_i = 0; input_i < neural_type[0]; input_i++) {</pre>
75
                  node[0][input_i] = _test_dataset.get(test_i)[input_i];
76
              forward_pass();
78
              int number_outputn_node = node[node.length-1].length;
80
              Double[] errors = new Double[number_outputn_node];
81
82
              for ( int outnode_j = 0 ; outnode_j < number_outputn_node ; outnode_j++) {</pre>
                  double desired = _test_desired_data.get(test_i)[0];
83
                  errors[outnode_j] = desired -node[node.length-1][outnode_j];
84
              }
85
86
              error_n.add(errors);
87
88
              double d = (_test_desired_data.get(test_i)[0]*(70+200))-200;
89
              double g = (node[node.length-1][0]*(70+200))-200;
90
                System.out.println("desired:" + (int)d + " get: "+ g + "\t error_n: " + Math.abs(d-g));
91 //
          }
92
93
          double sum = 0.0;
94
          for (Double[] doubles : error_n) {
              // E(n) = 1/2 e^2 : sum of squared error at iteration n (sse)
95
96
97
              sum += Math.abs(doubles[0]);
98
99
          // avg_E(n) = 1/N E(n) : avg (sse)
          avg_error_n = sum / (error_n.size());
100
            System.out.println("avg_error_n final : " + avg_error_n);
102 / /
          System.out.println(avg_error_n);
104
          error_n.clear();
      private void forward_pass(){
108
          for(int layer = 0; layer < neural_type.length-1; layer++) {</pre>
              // W r_c X N r_1 = N+1 r_1
              if( layer_weight[layer].cols != node[layer].length){
                  System.out.println("invalid matrix");
114
                  return;
              }
              double sum input:
              Double[] sum_inputnode = new Double[neural_type[layer+1]];
              //mutiply matrix
              for (int j = 0; j < neural_type[layer+1] ; j++){</pre>
                  double sum=0;
                  for(int k=0;k<node[layer].length;k++)</pre>
124
                      //w_{ji}: weight from input neuron j to neron i : in each layer
126
                      sum += layer_weight[layer].data[j][k] * activation_fn( node[layer][k]) ;
127
                  // V_j = sum all input*weight i->j + biases
                  sum_input = sum + biases;
                  sum_inputnode[j] = sum_input;
130
              // O_k = output of neuron_node k in each layer
              node[layer+1] = sum_inputnode;
134
135
          }
     }
136
      private void get_error(Double[] desired_data) {
138
139
```

```
int number_outputn_node = node[node.length-1].length;
140
          Double[] errors = new Double[number_outputn_node];
141
          for ( int outnode_j = 0 ; outnode_j < number_outputn_node ; outnode_j++) {</pre>
142
              //train_desired_data => d_j desired output for neuron_node j at iteration N // it have "one
143
                  data"
              //e_j = error at neuron j at iteration \mathbb{N}
144
              double desired = desired_data[outnode_j];
145
              double getOutput = node[node.length-1][outnode_j] ;
146
              errors[outnode_j] = desired - getOutput ;
147
148
149
150
          error_n.add(errors);
153
     public double activation_fn(Double x){
         return Math.max(0.01,x); // leak relu
154
155 //
            return (Math.exp(x)-Math.exp(-x))/(Math.exp(x)+Math.exp(-x)); // Tanh
156 //
            return 1.0 / (1.0 + Math.exp(-x)); //sigmoid
157 //
            return x; // linear
158
159
160
161 }
```

2.5 My library

2.5.1 Code of unique_random.java

```
import java.util.ArrayList;
2import java.util.Collections;
3 import java.util.List;
4public class unique_random {
     int size;
     List<Integer> list_number;
     public unique_random(int size){
         list_number = new ArrayList<>();
         this.size = size;
9
         for (int i = 0; i < size; i++) {</pre>
             list_number.add(i);
         Collections.shuffle(list_number);
14
     }
     public int get_num(){
16
         int temp = list_number.get(0);
18
         list_number.remove(0);
         return temp;
20
21 }
```

2.5.2 Code of Matrix.java

```
import java.util.Random;
3public class Matrix {
     double[][] data;
     int rows, cols;
     * W ji weight form input neuron i to j
      * @param rows j node
      * @param cols i node
12
     public Matrix(int rows, int cols , boolean random){
14
          data = new double[rows][cols];
          this.rows=rows;
          this.cols=cols;
16
          Random generator = new Random();
18
19
          if(random){
              for(int j=0;j<rows;j++)</pre>
20
21
22
                   for(int i=0;i<cols;i++)</pre>
24
                       double ran = 0;
                       while(ran == 0){
25
                           ran = generator.nextDouble(-1,1);
26
27
                           data[j][i]=ran;
28
                  }
29
              }
30
          }
31
32
33
     public static Matrix plus_matrix(Matrix a, Matrix b) {
34
          Matrix temp=new Matrix(a.rows,a.cols , false);
35
36
          for(int j=0;j<a.rows;j++)</pre>
          {
37
              for(int i=0;i<a.cols;i++)</pre>
38
              {
39
                  temp.data[j][i]=a.data[j][i]+b.data[j][i];
40
```

```
}
42
          return temp;
43
     }
44
45
     public static Matrix plus_3matrix(Matrix a, Matrix b , Matrix c) {
46
          Matrix temp=new Matrix(a.rows,a.cols , false);
47
48
          for(int j=0;j<a.rows;j++)</pre>
49
50
              for(int i=0;i<a.cols;i++)</pre>
51
                   \verb|temp.data[j][i]=a.data[j][i]+b.data[j][i]+c.data[j][i];|
52
          }
54
55
          return temp;
56
58
     public static Matrix sub_matrix(Matrix a, Matrix b) {
          Matrix temp=new Matrix(a.rows,a.cols , false);
59
          for(int j=0;j<a.rows;j++)</pre>
60
          {
61
              for(int i=0;i<a.cols;i++)</pre>
62
63
                   temp.data[j][i]=a.data[j][i]-b.data[j][i];
64
65
          }
66
67
          return temp;
68
69
70
     public static Matrix mul_matrix(Matrix a, double mul) {
          Matrix temp=new Matrix(a.rows,a.cols , false);
          for(int j=0;j<a.rows;j++)</pre>
74
              for(int i=0;i<a.cols;i++)</pre>
75
                   temp.data[j][i]=a.data[j][i]*mul;
76
          }
78
79
          return temp;
     }
80
     public void add(int row, int col, double value) {
81
82
          this.data[row][col] += value;
     }
83
84 }
```

2.5.3 Code of Pair.java

```
1// Pair class
2 class Pair < U, V >
3 {
     \ensuremath{//} Constructs a new pair with specified values
8
     Pair(U fitscore, V individual)
         this.score = fitscore;
10
         this.individual = individual;
14
     @Override
     // Checks specified object is "equal to" the current object or not
16
     public boolean equals(Object o)
         if (this == o) {
18
             return true;
19
20
21
        if (o == null || getClass() != o.getClass()) {
23
             return false;
24
25
        Pair<?, ?> pair = (Pair<?, ?>) o;
26
         // call `equals()` method of the underlying objects
28
        if (!score.equals(pair.score)) {
29
30
             return false;
31
         return individual.equals(pair.individual);
32
33
34
     @Override
35
     // Computes hash code for an object to support hash tables
36
     public int hashCode()
37
38
         // use hash codes of the underlying objects
39
40
         return 31 * score.hashCode() + individual.hashCode();
41
42
43
     @Override
     public String toString() {
44
        return "(" + score + ", " + individual + ")";
45
46
47
     // Factory method for creating a typed Pair immutable instance \,
48
     public static <U, V> Pair <U, V> of(U a, V b)
49
50
         // calls private constructor
52
         return new Pair<>(a, b);
     }
54 }
```