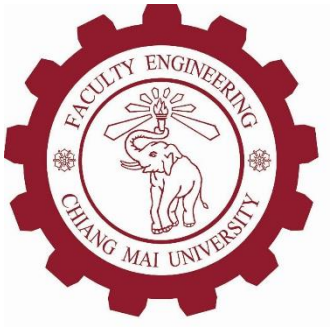


รายงานการทดลอง

ผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงตัวแปรในโมเดล ที่มีผลต่อ Neural Network

โดย

นายณปพน วงค์คม

650610834

เสนอ

รศ.ดร. ศันสนีย์ เอื้อพันธ์วิริยะกุล

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของรายวิชา 261456

สาขาวิชาวิศวกรรมหุ่นยนต์และปัญญาประดิษฐ์

ภาคเรียนที่ 1 ปีการศึกษา 2567

มหาวิทยาลัยเชียงใหม่

บทคัดย่อ

Neural Network หรือเครือข่ายประสาทเทียมเป็นหนึ่งในเครื่องมือที่สำคัญและมีประสิทธิภาพสูงในการสร้างปัญญาประดิษฐ์ (AI) โดยเฉพาะในการจำแนกและทำนายข้อมูล อย่างไรก็ตาม ประสิทธิภาพของ Neural Network ขึ้นอยู่กับการตั้งค่าตัวแปรต่างๆ ในโมเดล เช่น จำนวนชั้น (layers) จำนวนโหนดในแต่ละชั้น (nodes) อัตราการเรียนรู้ (learning rate) และอัตราโมเมนตัม (momentum rate) เป็นต้น

รายงานนี้มุ่งเน้นศึกษาและวิเคราะห์ผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงตัวแปรเหล่านี้ต่อการทำงานและผลลัพธ์ของ Neural Network มีการดำเนินงานโดยแบ่งออกเป็น 2 แบบ คือ regression และ classification แล้วทำการจำลองโมเดล จากนั้นสุ่มค่าตัวแปรต่างๆ เช่น learning rate, momentum rate และ hidden layer ที่มีผลต่อ neural network มาเปรียบเทียบกัน โดยการบันทึกผลการทดลองต่างๆ จากการปรับเปลี่ยนค่าตัวแปรข้างต้น การทดลองและการวิเคราะห์ในรายงานนี้แสดงให้เห็นว่าการเปลี่ยนแปลงตัวแปรต่างๆ มีผลกระทบต่อ validity ความแม่นยำ (accuracy) และความเร็วในการ converge การปรับตัวแปรเหล่านี้ให้เหมาะสมจึงมีความสำคัญอย่างยิ่งในการปรับปรุงและเพิ่มประสิทธิภาพของระบบ Neural Network ในอนาคต

บทนำ

ที่มาและความสำคัญ

ในยุคที่เทคโนโลยีสารสนเทศและการประมวลผลข้อมูลเจริญก้าวหน้าอย่างรวดเร็ว การใช้ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence หรือ AI) ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญในหลายๆ ด้านของชีวิตประจำวัน หนึ่งในเทคนิคที่มีประสิทธิภาพและได้รับความนิยมมากที่สุดในการสร้าง AI คือ Neural Network หรือเครือข่ายประสาทเทียม

Neural Network เป็นระบบการเรียนรู้ของเครื่องที่ได้แรงบันดาลใจจากโครงสร้างและการทำงานของสมองมนุษย์ ซึ่งมีความสามารถในการจำแนกและทำนายข้อมูลได้อย่างแม่นยำ อย่างไรก็ตาม ประสิทธิภาพของ Neural Network ขึ้นอยู่กับหลายปัจจัย หนึ่งในปัจจัยสำคัญคือการตั้งค่าตัวแปรต่างๆ ในโมเดล เช่น จำนวนชั้น (layers) จำนวนโหนดในแต่ละชั้น (nodes) อัตราการเรียนรู้ (learning rate) อัตราโมเมนตัม (momentum rate) และการเลือกใช้ฟังก์ชัน activation เป็นต้น

การเปลี่ยนแปลงตัวแปรเหล่านี้มีผลกระทบต่อการทำงานและผลลัพธ์ของ Neural Network เป็นอย่างมาก การศึกษาผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงตัวแปรในโมเดลจึงมีความสำคัญ เพื่อให้สามารถปรับปรุงและเพิ่มประสิทธิภาพของระบบได้อย่างเหมาะสม

วัตถุประสงค์

เพื่อศึกษาการทำงานของ neural network และ ทดสอบ validity, ความเร็วในการ converge และความถูกต้อง accuracy ของ neural network และเพื่อทดสอบผลกระทบที่เกิดขึ้นกับ neural network จากการเปลี่ยนแปลงของ hidden layer, learning rate และ momentum rate ทั้งแบบ regression และ classification

ขอบเขตการทดลอง

1.ข้อมูลระดับน้ำที่สถานี 1 และ สถานี 2 ที่เวลาปัจจุบัน และย้อนหลังไป 3 ชั่วโมง โดยมีดังนี้ สถานี 1 เวลา t -3, สถานี 1 เวลา t -2, สถานี 1 เวลา t -1, สถานี 1 เวลา t -0, สถานี 2 เวลา t -3, สถานี 2 เวลา t -2, สถานี 2 เวลา t -1, สถานี 2 เวลา t -0

2.ข้อมูลสำหรับการแบ่งแยกคลาส เช่นมี input เป็น 0.0902, 0.2690 และมี output เป็น 1, 0

วิธีดำเนินการ

1.เขียนโปรแกรมเพื่อสร้างโมเดล neural network สำหรับทดสอบ validity, ความเร็วในการ converge และความถูกต้อง accuracy

2.กำหนดค่า hidden layer, learning rate และ momentum rate ที่เหมาสม โดยแบ่งการทดลองออกเป็น 2 การทดลองคือ regression และ classification

3.นำข้อมูลที่มีไปทำการ k-fold validation เพื่อฝึกฝนโมเดล neural network

4.นำข้อมูลที่มีไปทำการ k-fold validation เพื่อนำข้อมูลมาทดสอบกับโมเดล neural network

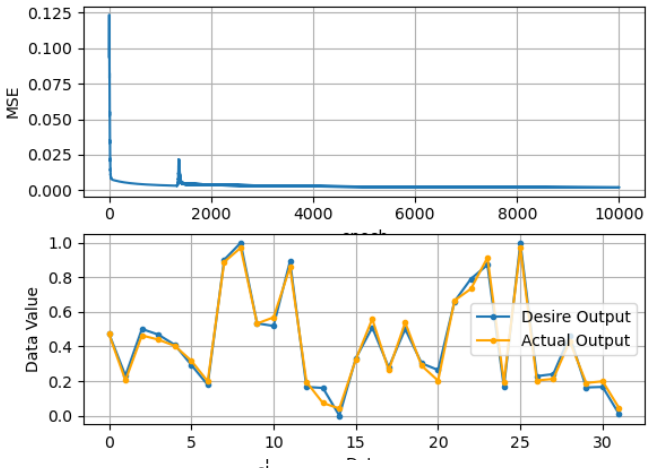
5.บันทึกผลการทดสอบใรรูปของกราฟ

6.ทำตามข้อ 2. ถึง 5. ซ้ำเรื่อยๆ โดยเปลี่ยนแปลงค่า hidden layer, learning rate และ momentum rate จนได้ผลการทดลองที่เพียงพอ

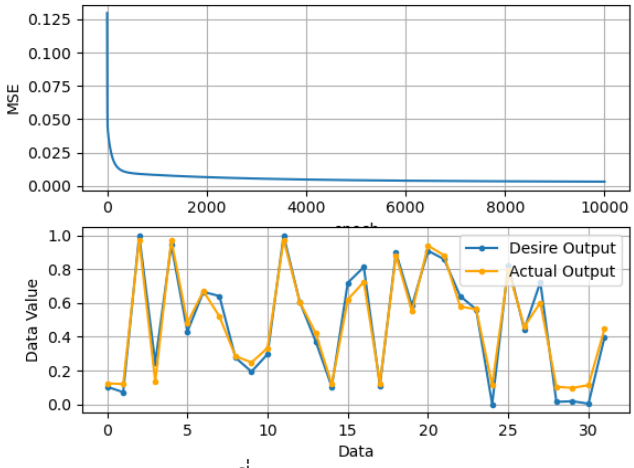
ผลการทดลอง

1.ผลการทดลอง regression ที่แปรตาม learning rate โดยกำหนดให้ momentum rate คือ 0.00 hidden layer คือ 1 layer 16 node จำนวน epoch คือ 10000 epoch

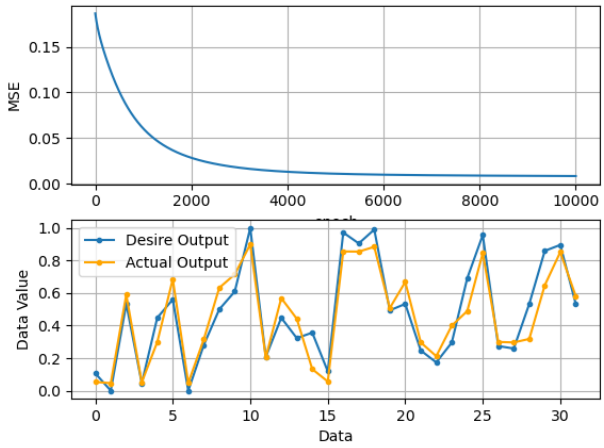
ที่ learning rate 1.0



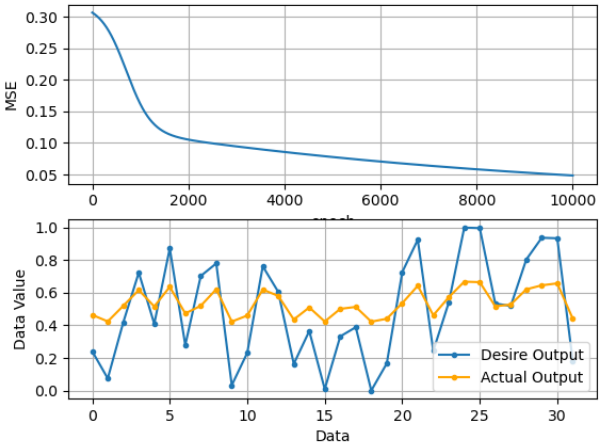
ที่ learning rate 0.1



ที่ learning rate 0.01



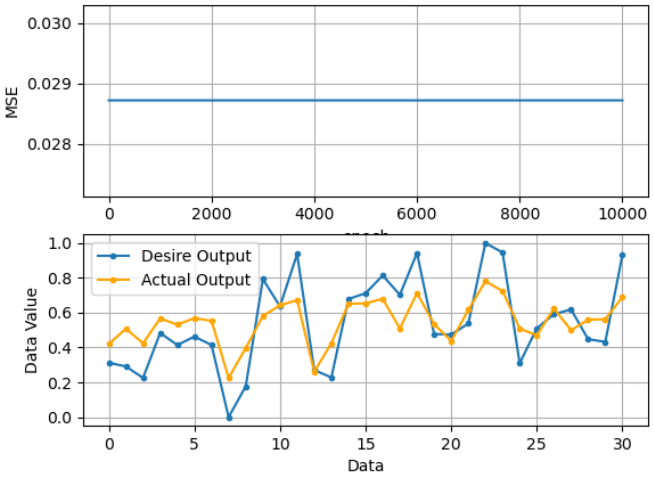
ที่ learning rate 0.001



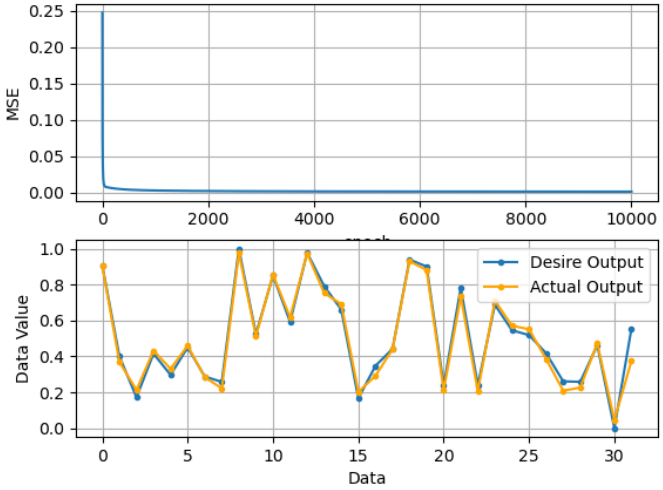
จากการทดลอง เมื่อเปลี่ยนแปลงค่า learning rate เป็นค่าต่างๆ โดยให้ momentum rate, hidden node และจำนวน epoch คงเดิม จะได้ว่ายิ่งค่า learning rate มากขึ้น จะทำให้ใช้จำนวน epoch ในการ converge น้อยลง แต่ถ้าหาก learning rate มีค่าน้อยไปหรือมากไปจะทำให้ neural network ทำงานได้ไม่ตรงตามที่ต้องการ โดยหาก learning rate มีค่ามากเกินไปอาจทำให้การ converge มีการแปรปรวนได้ หาก learning rate มีค่าน้อยเกินไปอาจทำให้ จำเป็นต้องเพิ่มปริมาณ epoch เพื่อให้ ข้อมูลแม่นยำมากขึ้น

2.ผลการทดลอง regression ที่แปรตาม momentum rate โดยกำหนดให้ learning rate คือ 1.0 hidden layer คือ 1 layer 16 node จำนวน epoch คือ 10000 epoch

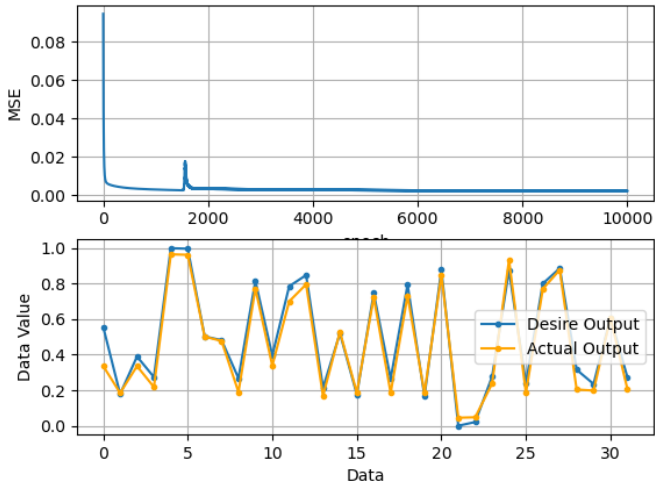
ที่ momentum rate 1.0



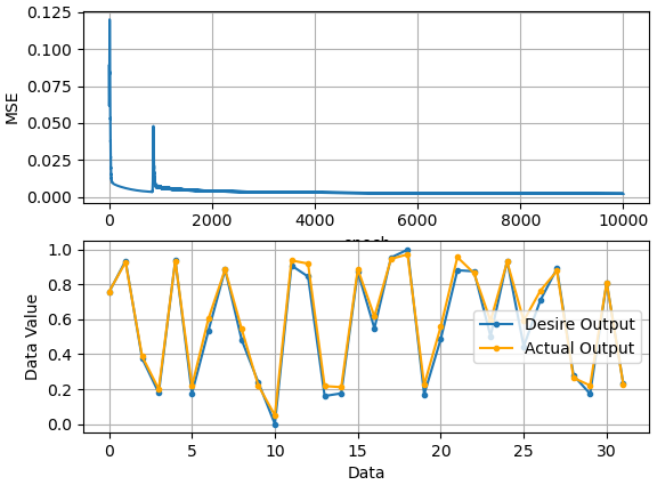
ที่ momentum rate 0.1



ที่ momentum rate 0.01



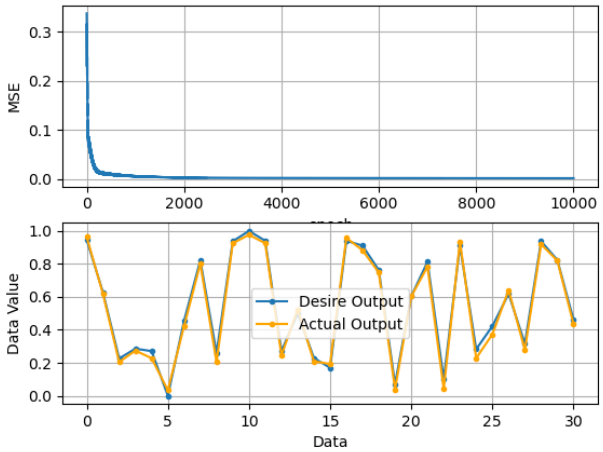
ที่ momentum rate 0.001



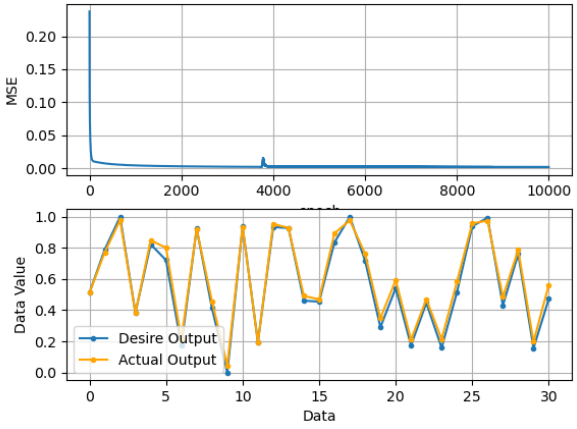
จากการทดลอง เมื่อเปลี่ยนแปลงค่า momentum rate เป็นค่าต่างๆ โดยให้ learning rate, hidden node และจำนวน epoch คงเดิม จะได้ว่ายิ่งค่า momentum rate มาก ความเร็วในการ converge จะมาก หาก momentum rate มีค่ามากเกินไป อาจส่งผลให้ neural network ทำงานได้ไม่แม่นยำ แต่ถ้า momentum rate มีค่าน้อยเกินไป จะทำให้เกิดความไม่คงที่ในการ converge ของ neural network

3.ผลการทดลอง regression ที่แปรตาม hidden node โดยกำหนดให้ learning rate คือ 1.0 momentum rate คือ 0.00 จำนวน epoch คือ 10000 epoch

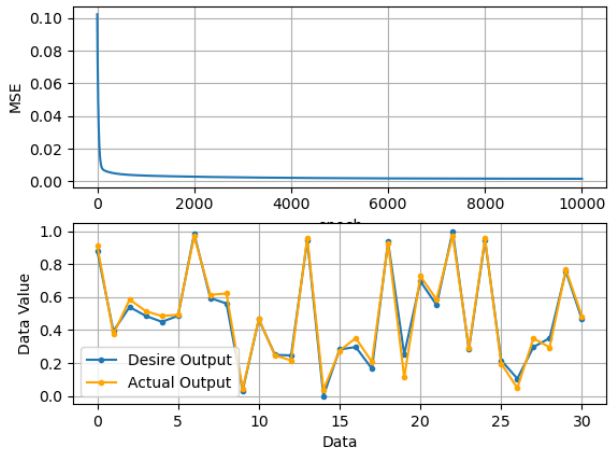
เมื่อ hidden node คือ 64



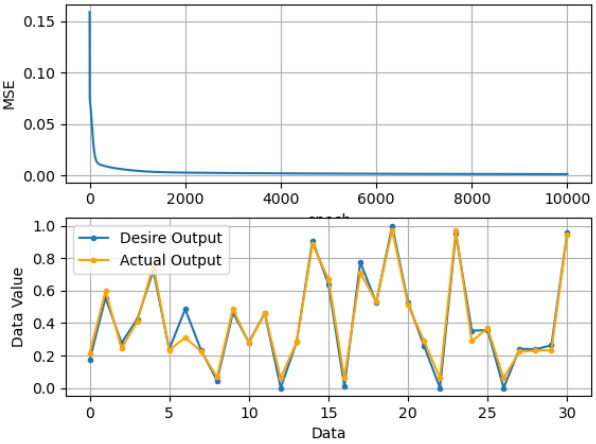
เมื่อ hidden node คือ 16



เมื่อ hidden node คือ 8



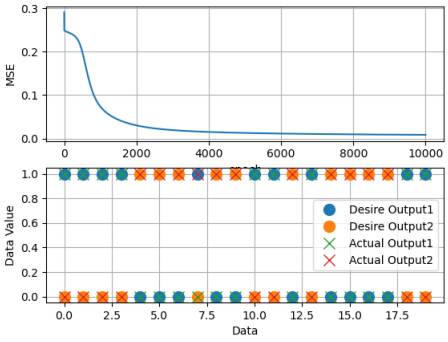
เมื่อ hidden node คือ 2

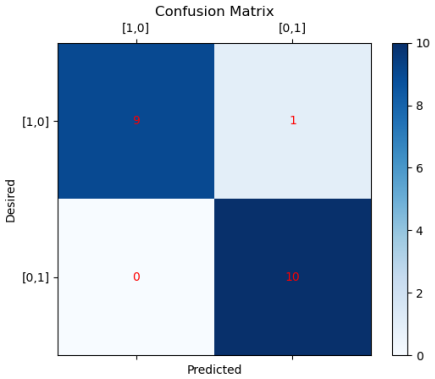


จากการทดลอง เมื่อเปลี่ยนแปลง hidden node เป็นค่าต่างๆ โดยให้ learning rate, momentum rate และจำนวน epoch คงเดิม จะได้ว่ายิ่งจำนวน hidden node มาก ความแม่นยำของ neural network จะมากขึ้นด้วย หาก hidden node มีมากเกินไปจะทำให้การ converge ของ neural network ไม่คงที่ ถ้าหาก hidden node มีน้อยไป อาจทำให้ข้อมูลไม่แม่นยำในบางจุด

4.ผลการทดลอง classification ที่แปรตาม learning rate โดยกำหนดให้ momentum rate คือ 0.00 hidden layer คือ 1 layer 16 node จำนวน epoch คือ 10000 epoch

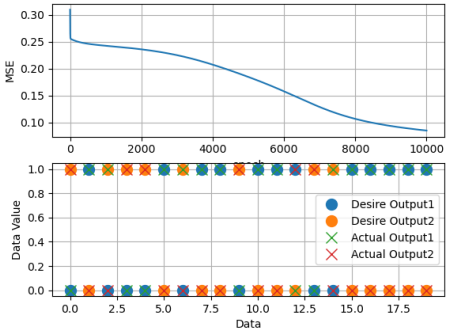
ที่ learning rate 1.0

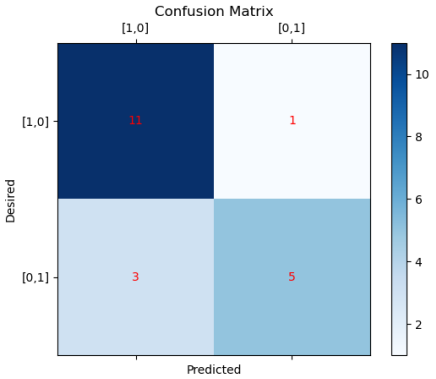





```
Accuracy rate in each fold :  [95.0, 100.0, 95.0, 95.0, 95.0, 90.0, 90.0, 100.0, 90.0, 100.0]  %
Accuracy rate mean :  95.0  %
```

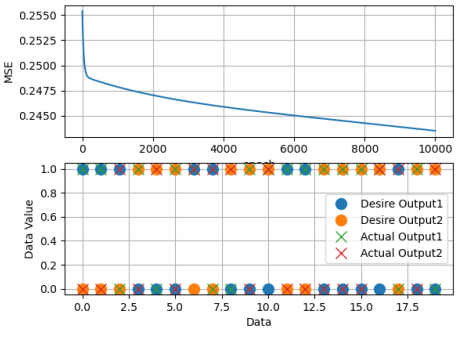
ที่ learning rate 0.1

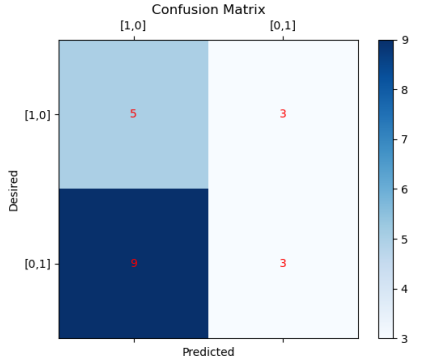





```
Accuracy rate in each fold :  [85.0, 80.0, 95.0, 80.0, 85.0, 90.0, 90.0, 90.0, 65.0, 90.0]  %
Accuracy rate mean :  85.0  %
```

ที่ learning rate 0.01



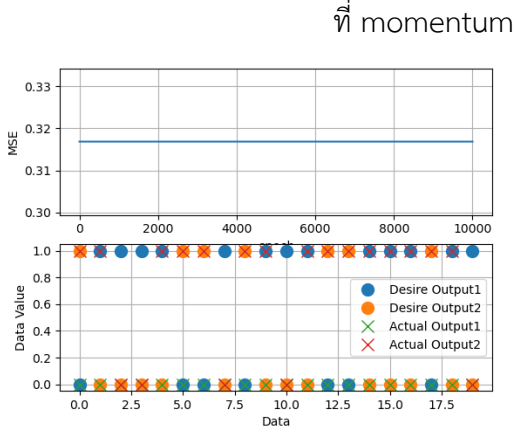


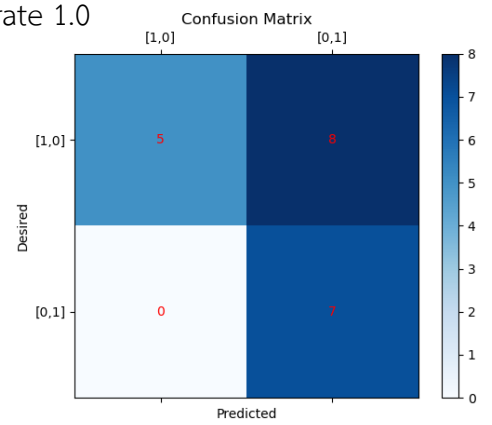

```
Accuracy rate in each fold :  [40.0, 65.0, 50.0, 60.0, 80.0, 55.00000000000001, 75.0, 35.0, 60.0, 55.00000000000001]  %
Accuracy rate mean :  57.5  %
```

จากการทดลอง เมื่อเปลี่ยนแปลงค่า learning rate เป็นค่าต่างๆ โดยให้ momentum rate, hidden node และจำนวน epoch คงเดิม จะได้ว่ายิ่งค่า learning rate มากขึ้น จะทำให้ใช้จำนวน epoch ในการ converge น้อยลง แต่ถ้าหาก learning rate มีค่าน้อยไปจะทำให้ neural network ทำงานได้ไม่ตรงตามที่ต้องการ โดยถ้า learning rate มีค่าน้อยเกินไปอาจทำให้ จำเป็นต้องเพิ่มปริมาณ epoch เพื่อให้ ข้อมูลแม่นยำมากขึ้น

5.ผลการทดลอง classification ที่แปรตาม momentum rate โดยกำหนดให้ learning rate คือ 1.0 hidden layer คือ 1 layer 16 node จำนวน epoch คือ 10000 epoch

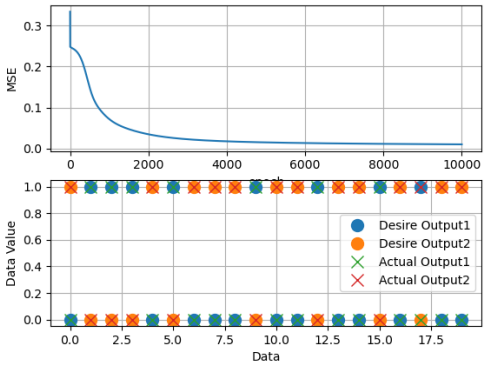
ที่ momentum rate 1.0

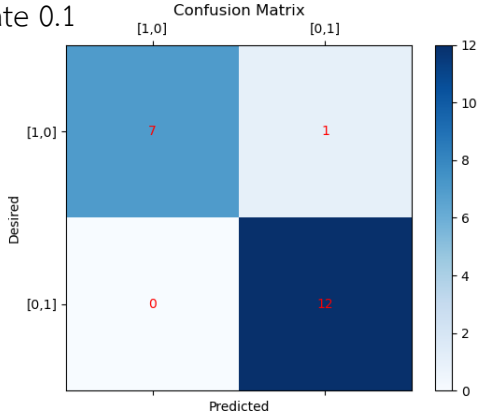





```
Accuracy rate in each fold :  [60.0, 55.00000000000001, 55.00000000000001, 35.0, 60.0, 65.0, 55.00000000000001, 45.0, 35.0, 30.0]  %
Accuracy rate mean :  49.5  %
```

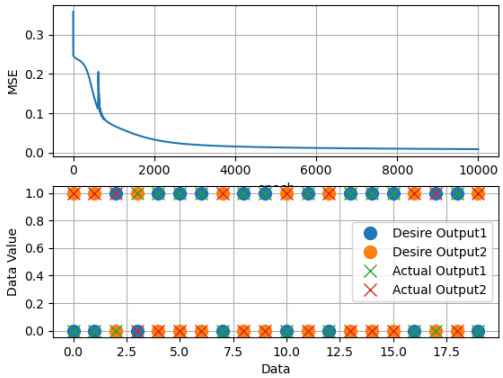
ที่ momentum rate 0.1

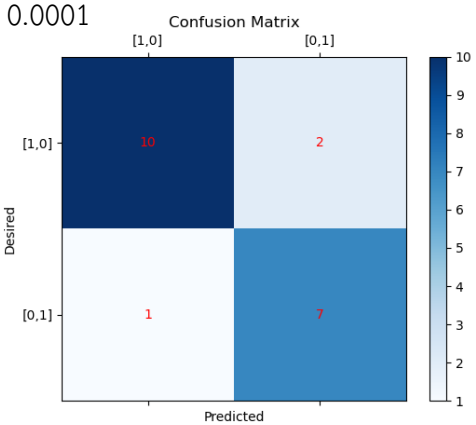





```
Accuracy rate in each fold :  [85.0, 85.0, 95.0, 75.0, 95.0, 100.0, 100.0, 90.0, 95.0, 100.0]  %
Accuracy rate mean :  92.0  %
```

ที่ momentum rate 0.0001



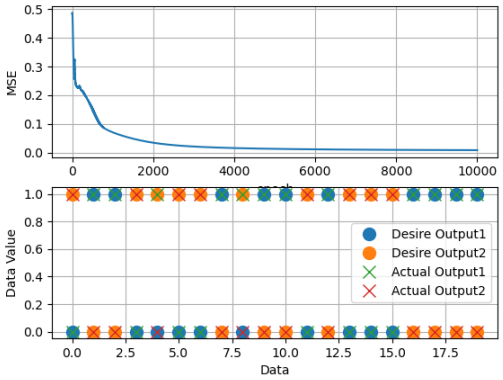


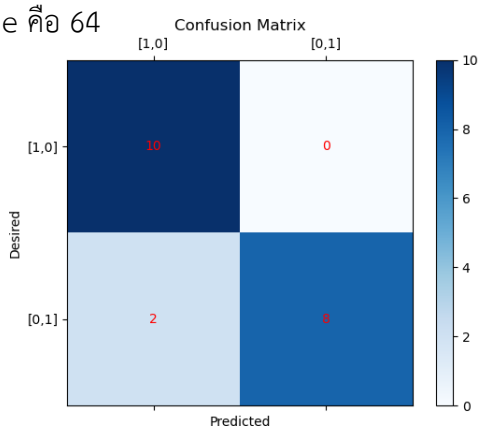

```
Accuracy rate in each fold :  [85.0, 100.0, 90.0, 85.0, 95.0, 90.0, 100.0, 95.0, 95.0, 95.0]  %
Accuracy rate mean :  93.0  %
```

จากการทดลอง เมื่อเปลี่ยนแปลงค่า momentum rate เป็นค่าต่างๆ โดยให้ learning rate, hidden node และจำนวน epoch คงเดิม จะได้ว่ายิ่งค่า momentum rate มาก ความเร็วในการ converge จะมาก หาก momentum rate มีค่ามากเกินไป อาจส่งผลให้ neural network ทำงานได้ไม่แม่นยำ แต่ถ้า momentum rate มีค่าน้อยเกินไป จะทำให้เกิดความไม่คงที่ในการ converge ของ neural network

6.ผลการทดลอง classification ที่แปรตาม hidden node โดยกำหนดให้ learning rate คือ 1.0 momentum rate คือ 0.00 จำนวน epoch คือ 10000 epoch

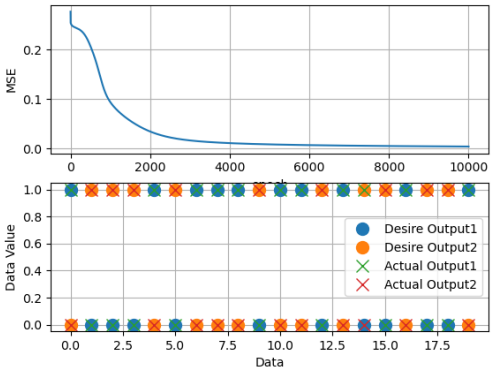
เมื่อ hidden node คือ 64

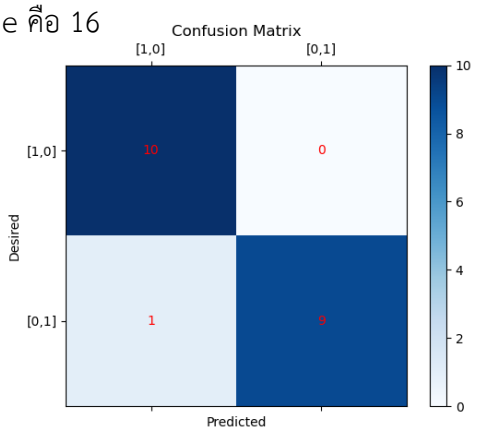





```
Accuracy rate in each fold :  [90.0, 95.0, 95.0, 90.0, 100.0, 95.0, 85.0, 95.0, 95.0, 100.0]  %
Accuracy rate mean :  94.0  %
```

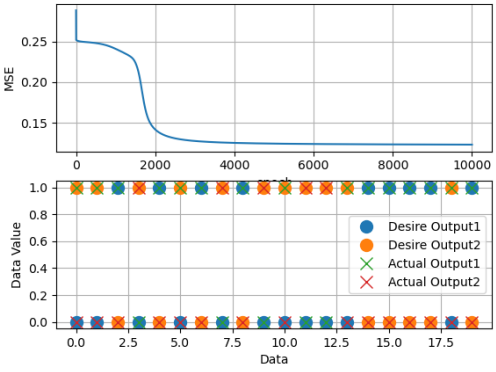
เมื่อ hidden node คือ 16

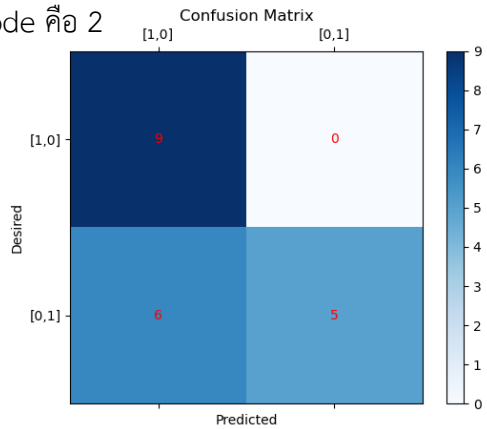





```
Accuracy rate in each fold :  [100.0, 90.0, 95.0, 100.0, 95.0, 100.0, 100.0, 95.0, 95.0, 95.0]  %
Accuracy rate mean :  96.5  %
```

เมื่อ hidden node คือ 2






```
Accuracy rate in each fold :  [70.0, 85.0, 85.0, 85.0, 85.0, 70.0, 85.0, 80.0, 70.0, 60.0]  %
Accuracy rate mean :  77.5  %
```

จากการทดลอง เมื่อเปลี่ยนแปลง hidden node เป็นค่าต่างๆ โดยให้ learning rate, momentum rate และจำนวน epoch คงเดิม จะได้ว่ายิ่งจำนวน hidden node มาก ความแม่นยำของ neural network จะมากขึ้นด้วย หาก hidden node มีมากเกินไปจะทำให้การ converge ของ neural network ไม่คงที่ ถ้าหาก hidden node มีน้อยไป อาจทำให้ข้อมูลไม่แม่นยำ

วิเคราะห์ผลการทดลอง

จากผลการทดลอง เพื่อศึกษา validity, ความเร็วในการ converge และความถูกต้อง Accuracy ของ neural network ทำให้ทราบว่า จำนวน hidden layer ค่า learning rate ค่า momentum rate ต่างมีผลต่อ validity, ความเร็วในการ converge และความถูกต้อง Accuracy ของ neural network โดยหากตัวแปรต่างๆ มีค่ามากเกินไปหรือน้อยเกินไป จะส่งผลให้ neural network ไม่ได้ประสิทธิภาพ มีความแม่นยำต่ำ ความเร็วในการ converge ช้า ดังนั้นการจะให้ neural network มีประสิทธิภาพ มีความแม่นยำสูง มีความเร็วในการ converge ที่เร็ว จะต้องมีค่าของตัวแปรต่างๆที่เหมาะสม ไม่มากเกินไป ไม่น้อยเกินไป

ภาคผนวก

Github : Introduction-to-Computational-Intelligence/Assignment1/Computer Assignment1 650610834.py at main · napapon-wongkom/Introduction-to-Computational-Intelligence (github.com)

```
#Coding by Napapon Wongkom 650610834

import numpy as np

from matplotlib import pyplot as plt



class NeuralNetwork:

    def __init__(self, layer_sizes, learning_rate=0.01, epochs=10000, eps=0.001, beta=0.9, datatype = '1'):

        self.layer_sizes = layer_sizes
```

```
        self.learning_rate = learning_rate
        self.epochs = epochs
        self.eps = eps
        self.beta = beta
        self.parameters = self.initialize_parameters()
        self.velocities = self.initialize_velocities()
        self.error = []
        self.datatype = datatype
        self.accuracy_rate = None


    def sigmoid(self, x):
        return 1 / (1 + np.exp(-x))


    def sigmoid_derivative(self, x):
        return x * (1 - x)


    def linear(self, x):
        return x


    def linear_derivative(self, x):
```

```
    return 1


def initialize_parameters(self):
    parameters = []
    for i in range(len(self.layer_sizes) - 1):
        W = np.random.randn(self.layer_sizes[i], self.layer_sizes[i + 1])
        b = np.zeros((1, self.layer_sizes[i + 1]))
        parameters.append((W, b))
    return parameters


def initialize_velocities(self):
    velocities = []
    for i in range(len(self.layer_sizes) - 1):
        vW = np.zeros((self.layer_sizes[i], self.layer_sizes[i + 1]))
        vb = np.zeros((1, self.layer_sizes[i + 1]))
        velocities.append((vW, vb))
    return velocities


def forward_propagation(self, X):
    A = X
```

```
    caches = []
    for i in range(len(self.parameters) - 1):
        W, b = self.parameters[i]
        Z = np.dot(A, W) + b
        A = self.sigmoid(Z)
        caches.append((A, Z))
    W, b = self.parameters[-1]
    Z = np.dot(A, W) + b
    A = self.sigmoid(Z)
    caches.append((A, Z))
    return caches


def backward_propagation(self, X, Y, caches):
    m = Y.shape[0]
    grads = []
    A, Z = caches[-1]
    dZ = A - Y
    dW = (1/m) * np.dot(caches[-2][0].T, dZ) if len(caches) > 1 else (1/m) * np.dot(X.T, dZ)
    db = (1/m) * np.sum(dZ, axis=0)
    grads.append((dW, db))
```

```
for i in range(len(caches) - 2, -1, -1):
    A, Z = caches[i]
    dA = np.dot(dZ, self.parameters[i + 1][0].T)
    dZ = dA * self.sigmoid_derivative(A)
    dW = (1/m) * np.dot(caches[i - 1][0].T, dZ) if i > 0 else (1/m) * np.dot(X.T, dZ)
    db = (1/m) * np.sum(dZ, axis=0)
    grads.append((dW, db))

grads.reverse()

for i in range(len(self.parameters)):
    W, b = self.parameters[i]
    dW, db = grads[i]
    vW, vb = self.velocities[i]

    vW = self.beta * vW + (1 - self.beta) * dW
    vb = self.beta * vb + (1 - self.beta) * db

    W -= self.learning_rate * vW
```

```
            b -= self.learning_rate * vb

            self.parameters[i] = (W, b)
            self.velocities[i] = (vW, vb)

    def normalize(self, X, Y):
        epsilon = 1e-8
        normalize_X = (X - np.min(X)) / (np.max(X) - np.min(X) + epsilon)
        normalize_Y = (Y - np.min(Y)) / (np.max(Y) - np.min(Y) + epsilon)
        return normalize_X, normalize_Y

    def train(self, X, Y):
        if self.datatype == '1':
            X, Y = self.normalize(X, Y)

        for epoch in range(self.epochs):
            caches = self.forward_propagation(X)
            self.backward_propagation(X, Y, caches)

            loss = np.mean((Y - caches[-1][0]) ** 2)
```

```
            print(f'Epoch {epoch}, Loss: {loss}')


            if loss <= 100:
                self.error.append(loss)


            if(loss <= self.eps):
                break


        plt.subplot(2,1,1)
        plt.plot(self.error)
        plt.xlabel('epoch')
        plt.ylabel('MSE')
        plt.grid()


    def test(self, Xtest, Ytest, i):
        if self.datatype == '1':
            Xnor, Ynor = self.normalize(Xtest, Ytest)
            predictions = self.predict(Xnor)
            plt.subplot(2,1,2)
            plt.plot(Ynor, marker = '.')
```

```
            plt.plot(predictions, marker = '.', color = "orange")
            plt.xlabel('Data')
            plt.ylabel('Data Value')
            plt.legend(["Desire Output","Actual Output"])
            plt.grid()
        elif self.datatype == '2':
            predictions = self.predict(Xtest)
            predictions = np.round(predictions, decimals = 0)
            plt.subplot(2,1,2)
            plt.plot(Ytest, 'o', ms = 10)
            plt.plot(predictions, 'x', ms = 10)
            plt.xlabel('Data')
            plt.ylabel('Data Value')
            plt.legend(["Desire Output1", "Desire Output2","Actual Output1","Actual Output2"])
            plt.grid()
            plt.figure(i + 10)
            self.plot_confusion_matrix(Ytest,predictions)


    def predict(self, X):
        Y = 0
```

```
    X, Y = self.normalize(X, Y)
    caches = self.forward_propagation(X)
    return caches[-1][0]


def plot_confusion_matrix(self,desired_output,prediction):
    if self.datatype == '2':
        y_true = np.argmax(desired_output, axis=1)
        y_pred = np.argmax(prediction, axis=1)
        confusion_matrix = np.zeros((2, 2), dtype=int)
        for true, pred in zip(y_true, y_pred):
            confusion_matrix[true, pred] += 1


        TP = confusion_matrix[0, 0]  # True Positive
        FP = confusion_matrix[0, 1]  # False Positive
        FN = confusion_matrix[1, 0]  # False Negative
        TN = confusion_matrix[1, 1]  # True Negative
        accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)
        self.accuracy_rate = accuracy * 100


        # Plot the confusion matrix
```

```
        fig, ax = plt.subplots()
        cax = ax.matshow(confusion_matrix, cmap=plt.cm.Blues)
        plt.colorbar(cax)

        # Annotate the confusion matrix with the counts
        for (i, j), val in np.ndenumerate(confusion_matrix):
            plt.text(j, i, val, ha='center', va='center', color='red')

        plt.xlabel('Predicted')
        plt.ylabel('True')
        plt.title('Confusion Matrix')

        plt.xticks([0, 1], ['[1,0]', '[0,1]'])
        plt.yticks([0, 1], ['[1,0]', '[0,1]'])

#Data handle code section
def import_dataset(file_path):
    with open(file_path, 'r') as file:
        lines = file.readlines()
```

```
    data_lines = lines[2:]
    data = []

    for line in data_lines:
        data.append([int(value) for value in line.split()])

    dataset = np.array(data)

    return dataset

def import_cross(file_path):
    with open(file_path, 'r') as file:
        lines = file.readlines()

    Cdata = []
    current_input = []
    current_output = []
    for line in lines:
        line = line.strip()
        if line.startswith('p'):
```

```
            if current_input and current_output:
                # Combine input and output into a single row
                combined_data = current_input + current_output
                Cdata.append(combined_data)
                current_input = []
                current_output = []
        else:
            if not current_input:
                current_input = [float(num) for num in line.split()]
            else:
                current_output = [int(num) for num in line.split()]

    if current_input and current_output:
        combined_data = current_input + current_output
        Cdata.append(combined_data)

    return Cdata

def tranfer(dataset):
    np.random.shuffle(dataset)
```

```
    X = np.array(dataset[2: , : -1])
    y = np.array(dataset[2: , -1])
    Y = []
    for i in y:
        Yarray = [i]
        Y.append(Yarray)

    Y = np.array(Y)
    return X, Y

def tranfer_cross(Cdata):
    Cdata = np.array(Cdata)
    np.random.shuffle(Cdata)
    Xc = np.array(Cdata[: ,0:int(len(Cdata[0]) / 2)])
    Yc = np.array(Cdata[: ,-int(len(Cdata[0]) / 2):])
    return Xc, Yc

def k_fold_validation(X, Y, i):
    Xset = np.array_split(X,k)
    Yset = np.array_split(Y,k)
```

```
    Xtest = Xset[i]
    Ytest = Yset[i]
    Xtrain = np.concatenate([Xset[j] for j in range(k) if j != i])
    Ytrain = np.concatenate([Yset[j] for j in range(k) if j != i])
    return Xtrain, Ytrain, Xtest, Ytest


if __name__ == '__main__':
    data_type = input("Select data type 1.Regression 2.Classification :")
    # Import dataset
    file = 'dataset.txt'
    file2 = 'cross.txt'
    dataset = import_dataset(file)
    c_dataset = import_cross(file2)
    X, Y = tranfer(dataset)
    Xc, Yc = tranfer_cross(c_dataset)


    # Hyperparameters
    layer_sizes = [8, 16, 1]  # Input size, hidden layer sizes, output size for Regression
    C_layer_sizes = [2, 16, 2]  # Input size, hidden layer sizes, output size for Classification
    epochs = 10000
```

```
    learning_rate = 0.9
    eps = 0.001
    beta = 0.95  # Momentum term


    #K-fold validation
    k = 10
    if data_type == '1':
        for i in range(k):
            nn = NeuralNetwork(layer_sizes, learning_rate, epochs, eps, beta, data_type) #Parameter
for specific regression
            Xtrain, Ytrain, Xtest, Ytest = k_fold_validation(X, Y, i)
            nn.error = []
            print("_____")
            plt.figure(i + 1)
            nn.train(Xtrain, Ytrain)
            nn.test(Xtest, Ytest ,i)
    elif data_type == '2':
        acc = []
        for i in range(k):
```

```
            classification = NeuralNetwork(C_layer_sizes, 0.85, epochs, eps, 0.9, data_type)
#Parameter for specific classification
            Xctrain, Yctrain, Xctest, Yctest = k_fold_validation(Xc, Yc, i)
            classification.error = []
            print("_____")
            plt.figure(i + 1)
            classification.train(Xctrain, Yctrain)
            classification.test(Xctest, Yctest, i)
            acc.append(classification.accuracy_rate)

        print('_____')
        print("Accuracy rate in each fold : ", acc, " %")
        accuracy = np.mean(acc)
        print("Accuracy rate mean : ", accuracy," %")
    else:
        raise Exception("plese enter only 1 or 2 !")
    plt.show()
```