

## บทที่ 4

### ผลการศึกษา และการอภิปรายผล

ในบทนี้จะแสดงถึงผลการศึกษาเกี่ยวกับความสัมพันธ์ของพารามิเตอร์ต่างๆกับปริมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย(BOD) และการเปรียบเทียบแบบจำลองระบบผสมโครงข่ายประสาทเทียมฟัซซี่ (ANFIS) กับแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ (ANN) ที่เหมาะสมในการทำนายค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรียซึ่งเป็นพารามิเตอร์ที่มีความสำคัญในการบอกถึงคุณภาพน้ำได้

#### 4.1 ผลการศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์

ผลจากการศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างปริมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย (BOD) ในเดือนถัดไปกับข้อมูลคุณภาพน้ำ ได้แก่ ปริมาณค่าออกซิเจนในน้ำ (DO) ปริมาณออกซิเจนที่สารเคมีใช้ในการย่อยสลายอินทรีย์ในน้ำ (COD) ปริมาณแอมโมเนียไนโตรเจน ( $\text{NH}_3\text{N}$ ) ปริมาณไนเตรท-ไนโตรเจน ( $\text{NO}_3\text{N}$ ) และ ปริมาณแบคทีเรียกลุ่มโคลิฟอร์มทั้งหมด (total coliform) ในวันปัจจุบัน ย้อนหลัง 1 เดือน ในบริเวณการเชื่อมต่อของเส้นทางรถไฟของน้ำของคลองแสนแสบกรุงเทพมหานคร ดังแสดงในตารางที่ 4.1 โดยพบว่า ความสัมพันธ์ของ ปริมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย (BOD) ในเดือนถัดมากับตัวแปรต่างๆที่ใช้บ่งบอกคุณภาพน้ำ ของทั้งพื้นที่คลองแสนแสบนั้น มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ใกล้เคียงกัน โดยตัวแปร (BOD) ในเดือนถัดมา มีความสัมพันธ์กับตัวแปร ปริมาณออกซิเจนที่สารเคมีใช้ในการย่อยสลายอินทรีย์ในน้ำ COD มากที่สุด ส่วนความสัมพันธ์ในระดับรองลงมาคือ ตัวแปร  $\text{NH}_3\text{N}$ , DO, total coliform, และ  $\text{NO}_3\text{N}$  ตามลำดับ ซึ่งตัวแปรที่มีทิศทางความสัมพันธ์ไปในทิศทางเดียวกันกับ(BOD) คือ COD,  $\text{NH}_3\text{N}$  และ total coliform ส่วนตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กันแบบผกผันกับ BOD คือ DO และ  $\text{NO}_3\text{N}$

ตารางที่ 4.1 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง ปริมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย (BOD) ในเดือนถัดไป และตัวแปรต่างๆที่ใช้บ่งบอกคุณภาพน้ำ ณ 11 จุดเก็บในพื้นที่ คลองแสนแสบ กรุงเทพมหานคร

ตัวแปรอิสระ / ตัวแปรตาม	DO	COD	$\text{NH}_3\text{N}$	$\text{NO}_3\text{N}$	T.Coliform
BOD	-0.19*	0.51*	0.47*	-0.06	0.16*

หมายเหตุ : \* หมายถึง มีความสัมพันธ์กันอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95

## 4.2 ผลการศึกษาแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์

จากผลการศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ เพื่อนำมาสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ โดยมีปริมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย (BOD) ในเดือนถัดไปเป็นตัวแปรตาม ซึ่งได้แสดงผลใน 11 จุดเก็บในพื้นที่คลองแสนแสบ กรุงเทพมหานคร ดังที่กล่าวไว้แล้วในหัวข้อที่ 4.1

### 4.2.1 การสร้างแบบจำลอง

ในที่นี้จะอธิบายแบบจำลองสำหรับทำนาย ปริมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย (BOD) ในเดือนถัดไป ณ 11 จุดเก็บในพื้นที่คลองแสนแสบ กรุงเทพมหานคร โดยมีขั้นตอนดังนี้

#### 4.2.1.1 การเตรียมข้อมูล การออกแบบ และการสอนโครงข่าย

1. เนื่องจากข้อมูลที่นำมาสร้างแบบจำลองมีความแตกต่างเกี่ยวกับลักษณะของโครงสร้างและปัจจัยภายนอกของแต่ละจุดเก็บที่ต่างกัน ดังนั้นจึงต้องทำการปรับค่าของข้อมูล (Normalize) ให้อยู่ในช่วงของข้อมูลที่เหมาะสม ซึ่งในงานวิจัยนี้กำหนดให้ช่วงของข้อมูลอยู่ในช่วงระหว่าง 0.1 และ 0.9 ซึ่งเป็นช่วงข้อมูลที่เหมาะสมในการปรับข้อมูลทางคุณภาพน้ำ (E.Dogan et al, 2008) โดยอธิบายได้จากสมการ (4.1)

$$x_{new} = 0.8 \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} + 0.1 \quad (4.1)$$

โดยที่  $x_{new}$  คือ ข้อมูลที่ได้รับการ Normalize แล้ว

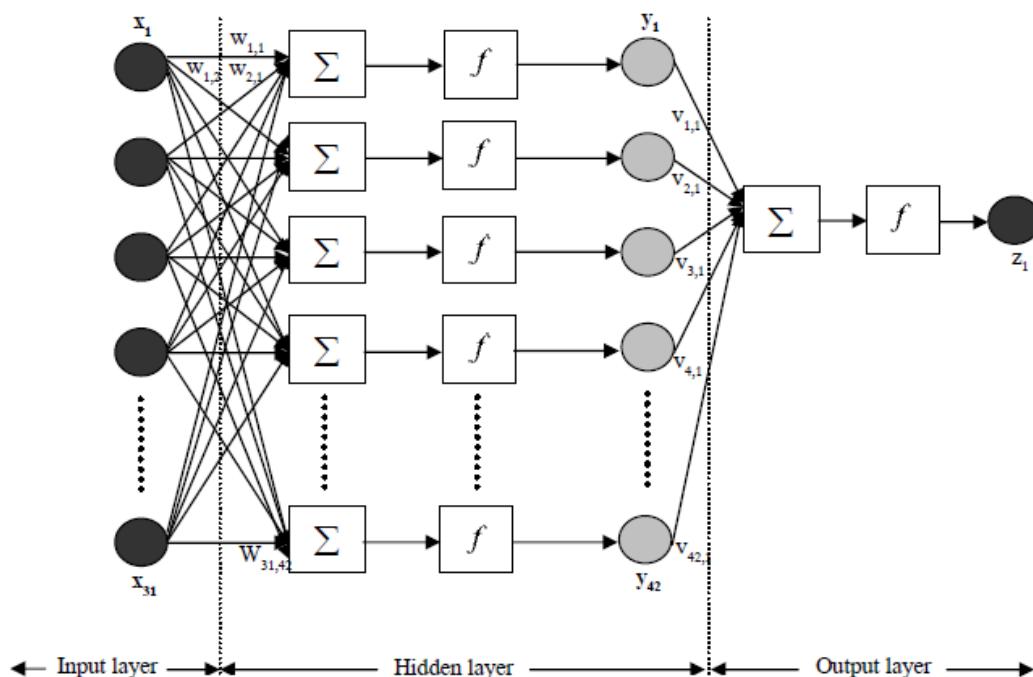
$x_n$  คือ ข้อมูลที่ต้องการ Normalize

$x_{min}$  คือ ข้อมูลที่มีค่าต่ำที่สุด

$x_{max}$  คือ ข้อมูลที่มีค่าสูงที่สุด

2. แบ่งชุดข้อมูลเป็น 2 ส่วน คือ ชุดสอนโครงข่าย 70% (training set) ชุดทดสอบ 30% (test set)

3. ในการออกแบบขั้นตอนกำหนดให้โครงข่ายมี 3 ชั้น และมีจำนวนโนนดในชั้นซ่อน 31 โนนด โดยที่มีจำนวนอินพุต (ตัวแปรอิสระ) 5 โนนด และจำนวนเอาต์พุต (ตัวแปรตาม) 1 โนนด จะได้โครงข่ายที่ออกแบบ คือ 5-31-1 ดังแสดงในรูปที่ 4.1



รูปที่ 4.1 โครงข่ายแบบ 3 ชั้นของ 11 จุดเก็บตัวอย่างในบริเวณคลองแสนแสบ

4. กำหนดค่าพารามิเตอร์ที่จำเป็นในโครงข่าย คือ อัตราการเรียนรู้ ( $\eta$ ) โมเมนตัม ( $\alpha$ ) และค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น ( $w$ ) โดยมีค่า 0.05, 0.1 และ 0.2 ตามลำดับ
5. เริ่มทำการสอนโครงข่ายโดยนำชุดสอนโครงข่ายที่ได้แบ่งไว้ 70% (580 ชุดข้อมูล โดยเลือกมา 1 ชุดข้อมูลต่อการสอน 1 รอบ) คำนวณค่าเนตของแต่ละโหนดในชั้นซ่อนที่ 1 จากการใช้ฟังก์ชันผลรวม (Summation function =  $\Sigma$ ) และหลังจากนั้นทำการแปลงค่าโดยใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoid function =  $f$ ) ซึ่งจะทำให้ได้ค่า  $y_1, y_2, \dots, y_{42}$  ของชั้นซ่อนที่ 1 (ตัวอย่างการคำนวณหาค่า  $y_1$  จะแสดงให้เห็นในสมการที่ (4.2) และ (4.3))

$$(net_1)_h = \sum_{i=1}^{31} w_{yi} x_i = \sum_h \quad (4.2)$$

$$y_1 = \frac{1}{1 + \exp((-net_1)_h)} = f_h \quad (4.3)$$

6. คำนวณหาค่าเน็ตของโหนดในชั้นเอาต์พุต และหลังจากนั้นทำการแปลงค่าโดยใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ ซึ่งจะให้ได้ค่า  $z_1$  ของชั้นเอาต์พุต (ตัวอย่างการคำนวณหาค่า  $z_1$  จะแสดงให้เห็นในสมการที่ (4.4) และ (4.5))

$$(net_1)_o = \sum_{i=1}^{43} v_{jk} y_i = \sum_o \quad (4.4)$$

$$z_1 = \frac{1}{1 + \exp((-net_1)_o)} = f_o \quad (4.5)$$

7. จะทำให้ได้โครงข่ายที่มีการเรียนรู้ 1 รอบ จากนั้นนำชุดทดสอบที่ได้แบ่งไว้ 30% (248 ชุดข้อมูล) มาทดสอบความคลาดเคลื่อน ( $E_{tot}$ ) ดังสมการที่ (4.6) ซึ่งหากค่าคลาดเคลื่อนที่คำนวณได้ยังไม่น้อยกว่าหรือเท่ากับ 0.01 จึงคำนวณเทอมผิดพลาดในชั้นเอาต์พุต ( $\delta_o$ ) เพื่อนำกลับไปปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักใหม่ (โดยใช้ชุดข้อมูลเดิมที่ได้จากการสอนในรอบนั้น ๆ มาคำนวณเทอมผิดพลาด) ดังสมการที่ (4.7)

$$E_{tot} = \frac{1}{248} \sum_{p=1}^{248} E^p \quad \text{โดยที่} \quad E^p = \frac{1}{2} (t_i - z_i)^2 \quad (4.6)$$

$$\delta_o = (z_i - t_i) f'_o((net_1)_o) \quad (4.7)$$

8. หลังจากนั้นคำนวณเทอมผิดพลาดในชั้นซ่อน ( $\delta_h$ ) โดยเริ่มจากชั้นซ่อนชั้นสุดท้าย ดังสมการที่ (4.8)

$$\delta_h = f'_h((net_1)_h) \sum_{i=1}^{30} \delta_o v_{jk} \quad (4.8)$$

9. จากนั้นเริ่มทำการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักก่อนที่จะเริ่มทำการสอนในรอบที่ 2 โดยเริ่มปรับแก้จากชั้นเอาต์พุตก่อน ดังสมการที่ (4.9)

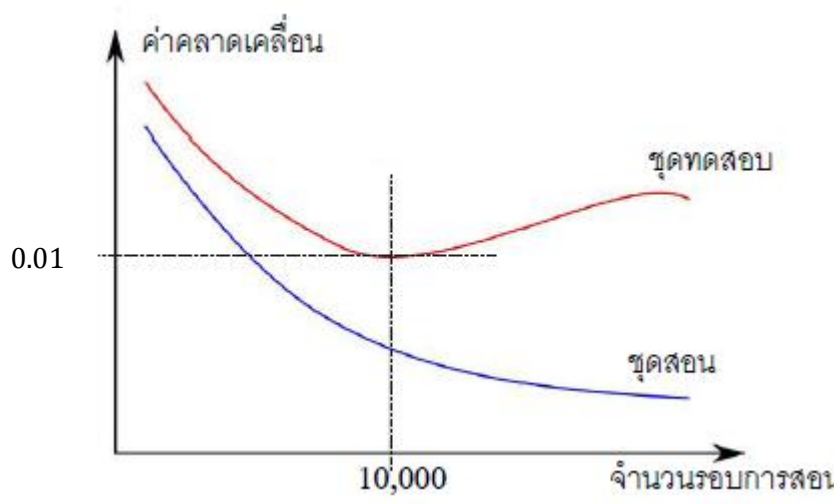
$$v_{(t+1)} = \alpha v_{(t)} + \eta \delta_o y_t \quad (4.9)$$

โดยที่  $t$  คือ จำนวนรอบการสอนโครงข่าย ( $t = 1, 2, 3, \dots, n$ )

10. หลังจากนั้นจึงปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อน ดังสมการที่ (4.10)

$$w_{(t+1)} = \alpha w_{(t)} + \eta \delta_h x_t \quad (4.10)$$

11. หลังจากทำการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นเอาต์พุต และชั้นซ่อนจึงกลับไปเริ่มสอนโครงข่ายในรอบต่อไปตามขั้นตอนที่ 5 ดังที่กล่าวมาแล้วข้างต้น จนกระทั่งค่าความคลาดเคลื่อนจากการนำชุดทดสอบที่ได้แบ่งไว้ 30% (248 ชุดข้อมูล) ที่นำมาทดสอบในแต่ละรอบของการสอนโครงข่ายมีค่าคลาดเคลื่อนน้อยกว่า 0.01 หรือสอนโครงข่ายได้ 10,000 รอบ (กรณีใดกรณีหนึ่ง) ดังรูปที่ 4.2 จึงจะหยุดสอนโครงข่าย ซึ่งจะได้โครงข่ายของทั้ง 11 จุดเก็บตัวอย่างของคลองแอสแนบ สำหรับการปรับค่า 1 ครั้ง



รูปที่ 4.2 จุดสิ้นสุดการสอน

หลังจากนั้นทำการสร้างโครงข่ายอีกครั้งโดยใช้ค่ากำหนดที่เปลี่ยนไป ดังนี้

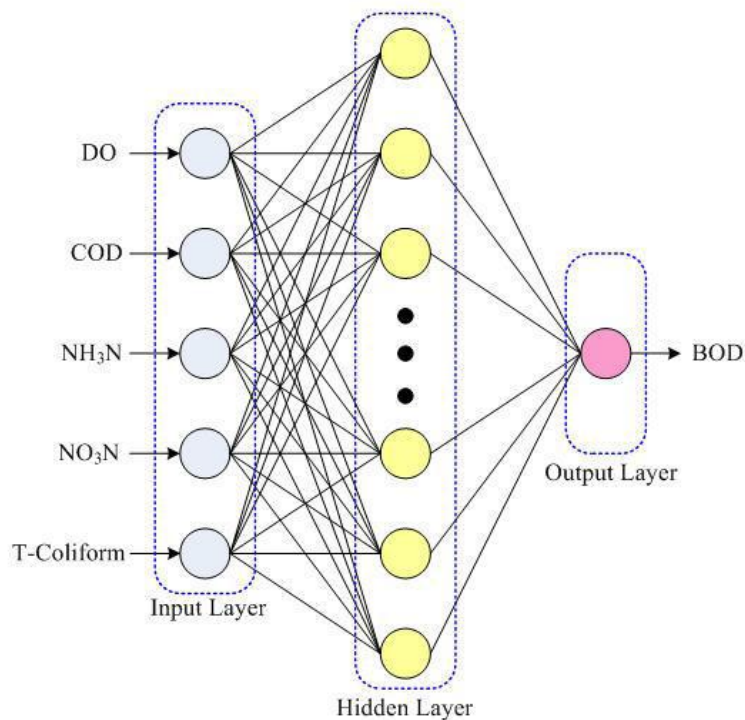
- กำหนดให้โครงข่ายหนึ่ง ๆ มีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่จำเป็นในการสอน

โครงข่าย คือ อัตราการเรียนรู้ โมเมนตัม และค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น หลังจากสิ้นสุดการสอนโครงข่ายแล้ว ให้ปรับเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ทั้ง 3 เป็นดังนี้ อัตราการเรียนรู้ (ปรับค่า 3 ครั้ง) โมเมนตัม (ปรับค่า 4 ครั้ง) และค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น (ปรับค่า 4 ครั้ง)

- กำหนดให้โครงข่ายหนึ่ง ๆ มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเริ่มต้นค่าหนึ่ง หลังจากสิ้นสุดการสอนโครงข่ายแล้ว ให้ปรับเปลี่ยนจำนวนโหนดในชั้นซ่อนอีก 2 ครั้ง คือ เพิ่มและลดจำนวนโหนดจากค่าเริ่มต้น 4 โหนด และ 8 โหนด

#### 4.2.2 แบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่เหมาะสม

จากการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ดังที่กล่าวในหัวข้อที่ 4.2.1 ได้ผลเป็นแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่เหมาะสม สำหรับการทำนายปริมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย (BOD) ล่วงหน้า 1 เดือน ในพื้นที่คลองแสนแสบ กรุงเทพมหานคร 11 จุดเก็บตัวอย่าง ดังรูปที่ 4.3 ซึ่งจะเห็นว่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับตัวแปรอิสระทั้ง 5 ตัว (DO), (COD), (NH<sub>3</sub>N), (NO<sub>3</sub>N) และ (total coliform) กับตัวแปรตาม 1 ตัว (BOD) คือ 8 โหนด สรุปผลจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่เหมาะสม พบว่าแบบจำลองส่วนใหญ่ต้องมีการแปลงค่าของตัวแปรอิสระให้อยู่ในรูปของลอการิทึมธรรมชาติ ซึ่งสอดคล้องกับสมมติฐานที่ว่า การกระจายตัวของตัวแปรทางสิ่งแวดล้อมส่วนใหญ่จะมีการกระจายตัวอยู่ในรูปแบบ log - normal และพบว่าข้อมูลทางสิ่งแวดล้อมมีความสัมพันธ์กันอย่างซับซ้อนและสอดคล้องกับการศึกษาของ Perez et al., (2000) จากการปรับแก้ค่าพารามิเตอร์ของโครงข่าย พบว่าต้องปรับค่าอัตราการเรียนรู้ ( $\eta$ ) ให้สูงกว่าค่าเริ่มต้นที่ 0.05 ซึ่งเป็นผลมาจากโครงข่ายทำการสอนจนครบรอบที่กำหนดก่อนที่จะเข้าสู่หาค่าผิดพลาดที่น้อยที่สุดได้ทำให้ผลทำนายส่วนใหญ่ที่อัตราการเรียนรู้ที่ 0.05 ยังมีค่าคลาดเคลื่อนที่สูง ส่วนค่าถ่วงน้ำหนัก ( $w$ ) และค่าโมเมนตัม ( $\alpha$ ) ที่เหมาะสมในโครงข่าย จะมีค่าต่าง ๆ กันขึ้นอยู่กับลักษณะ หรือความสัมพันธ์ของชุดข้อมูลเป็นกรณี ๆ ไป (Gardner and Dorling, 1998; Dimopoulos et al., 1999; Khare and Nagendra, 2006)



รูปที่ 4.3 โครงสร้างโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่เหมาะสม 5-8-1

#### 4.3 ผลการศึกษาแบบจำลองระบบผสมโครงข่ายประสาทเทียมฟัซซี

จากโครงสร้างการเรียนรู้ข้อมูลตามแบบจำลองระบบผสมโครงข่ายประสาทเทียมฟัซซีตามรูปที่ 4.4 จะได้โครงสร้าง FIS ที่ได้จากการทดลองแสดงได้ดังนี้

Number of nodes: 56

Number of linear parameters: 24

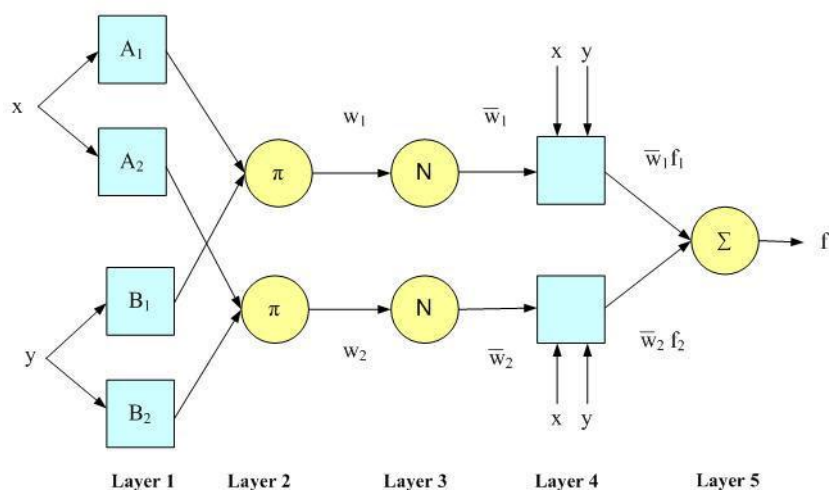
Number of nonlinear parameters: 40

Total number of parameters: 64

Number of training data pairs: 580

Number of checking data pairs: 0

Number of fuzzy rules: 4



รูปที่ 4.4 โครงสร้างแบบจำลองระบบผสมโครงข่ายประสาทเทียมพีซซี

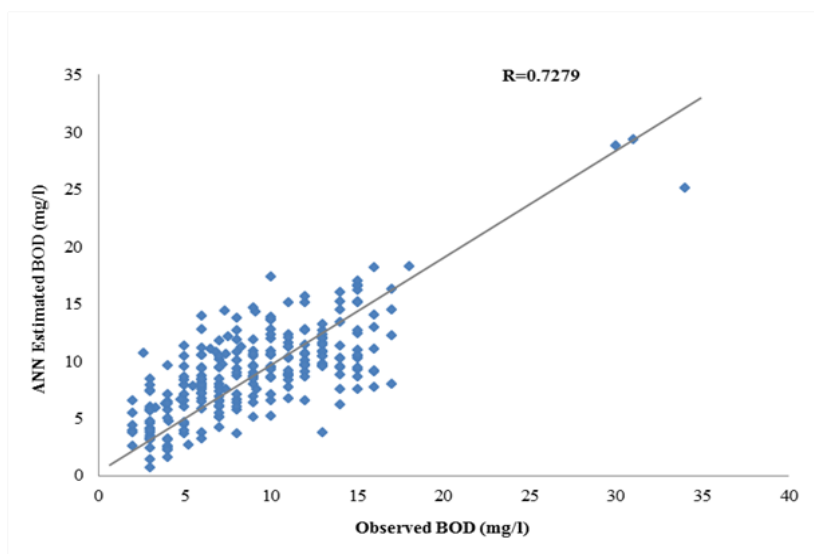
#### 4.4 การศึกษาประสิทธิภาพของแบบจำลอง

ในการวิจัยนี้ได้นำข้อมูลคุณภาพน้ำจากจุดเก็บตัวอย่าง 11 จุดเก็บ ในพื้นที่คลองแสนแสบ กรุงเทพมหานคร ในช่วงปี 2547 – 2554 มาทำการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ เพื่อทำนายปริมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย(BOD) ในเดือนถัดไป ดังแสดงไว้ในหัวข้อที่ 4.2 ซึ่งในขั้นต่อไปจะทำการศึกษาประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยทำการสุ่มข้อมูลชุดใหม่ จำนวน 248 ชุดข้อมูล มาประเมินและวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยใช้วิธีทางสถิติดังนี้

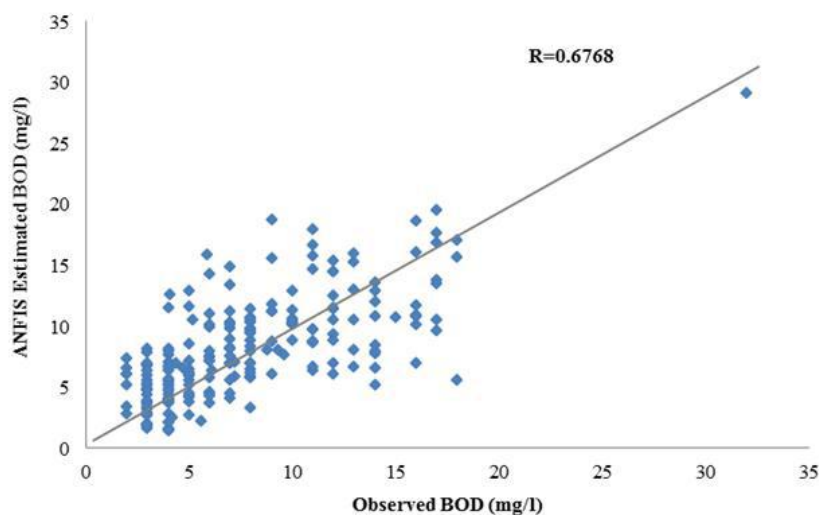
- Root Mean Square Error (RMSE)
- Correlation(R)

##### 4.4.1 ผลการวัดและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

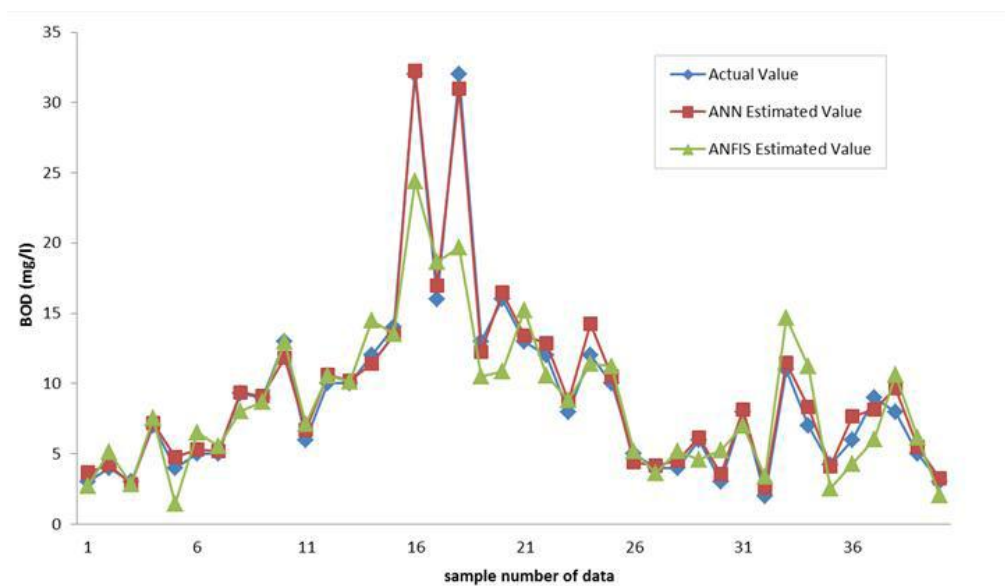
จากการวัดประสิทธิภาพแบบจำลองโดยใช้วิธีทางสถิติ ซึ่งมีการนำข้อมูลปริมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย(BOD)ที่ได้จากการเก็บตัวอย่าง (Observed BOD) ของแต่ละจุดเก็บในพื้นที่คลองแสนแสบมาเปรียบเทียบกับข้อมูลที่ได้จากการทำนายปริมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย โดยโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (RMSE) เท่ากับ 4.5348 และมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.7279 และระบบผสมโครงข่ายประสาทเทียมพีซซี มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (RMSE) เท่ากับ 4.8182 และมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.6768 ดังแสดงในรูปที่ 4.5 4.6 และ 4.7



รูปที่ 4.5 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูล BOD ที่ได้จากการจัดเก็บ กับ ข้อมูล BOD ที่ได้จากการทำนายโดยใช้โครงข่ายประสาทประดิษฐ์



รูปที่ 4.6 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูล BOD ที่ได้จากการจัดเก็บ กับ ข้อมูล BOD ที่ได้จากการทำนายโดยใช้ระบบผสมโครงข่ายประสาทเทียมฟัซซี่



รูปที่ 4.7 กราฟแสดงการเปรียบเทียบกลุ่มตัวอย่างของชุดข้อมูล BOD ที่ได้ค่าจากการจัดเก็บ กับ ข้อมูล BOD ที่ค่าได้จากการทำนายโดยใช้โครงข่ายประสาทประดิษฐ์(ANN) และค่าได้จากการทำนายโดยใช้ระบบผสมโครงข่ายประสาทเทียมฟัซซี่(ANFIS)

สรุปผลการวัดและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยการทดสอบด้วยตัวชี้วัดทางสถิติพบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์สามารถใช้เป็นเครื่องมือในการทำนายปริมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย(BOD) ในพื้นที่คลองแสนแสบ กรุงเทพมหานครได้มีประสิทธิภาพกว่าแบบจำลองระบบผสมโครงข่ายประสาทเทียมฟัซซี่ ซึ่งจะเห็นได้จากผลของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่อยู่ในระดับสูงกว่า และค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูลที่น้อยกว่า อย่างไรก็ตามการใช้งานแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่ถูกสร้างมาจากความสัมพันธ์ของข้อมูลคุณภาพน้ำทั้งทางกายภาพและทางเคมีทั้ง 5 พารามิเตอร์ COD, NH<sub>3</sub>N, DO, total coliform, และ NO<sub>3</sub>N เป็นข้อมูลเฉพาะในพื้นที่คลองแสนแสบ กรุงเทพมหานครเท่านั้น ซึ่งมีลักษณะของความสัมพันธ์เฉพาะที่ จึงมีข้อจำกัดในการทำนาย คือ สามารถทำนายปริมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย(BOD) ในเดือนถัดไปได้เฉพาะพื้นที่นี้เท่านั้น