บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

ในการดำเนินการวิจัยสำหรับการเปรียบเทียบแบบจำลองระบบผสมโครงข่ายประสาทเทียมฟัซซี่(ANFIS)กับแบบจำลองโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์(ANN)เพื่อทำการประมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย: กรณีศึกษาคลองแสนแสบ ประกอบด้วยขั้นตอนดังต่อไปนี้

3.1 การรวบรวมข้อมูลปริมาณค่าพารามิเตอร์ที่มีผลต่อคุณภาพน้ำในคลองแสนแสบ

ทำการเก็บรวบรวมข้อมูลปริมาณคุณภาพน้ำจากการบันทึกข้อมูลของเจ้าหน้าที่สำนักการระบายน้ำกรุงเทพตั้งแต่ปี 2547 – 2554 รวม 8 ปี จำนวน 11 จุดเก็บตัวอย่างซึ่งเป็นจุดเก็บตัวอย่างที่อยู่ในบริเวณการเชื่อมต่อของเส้นทางการไหลของน้ำของคลองแสนแสบนั่นก็คือ จุดเก็บที่ 90 (ตลาดหนองจอก) จุดเก็บที่ 91 (ถนนอโศกดินแดง) จุดเก็บที่ 92 (ถ.เพชรบุรี ซ.ประสานมิตร) จุดเก็บที่ 93 (ซอยเทพลีลา) จุดเก็บที่ 94 (สะพานบางกะปิ) จุดเก็บที่ 95 (วัดบำเพ็ญเหนือ) จุดเก็บที่ 96 (มีนบุรี รร.สตรีวิทยามีนบุรี) จุดเก็บที่ 97 (ปตร.แสนแสบ ของกรมชลประทาน) จุดเก็บที่ 98 (สะพานประตูน้ำเวิลเทรดเซ็นเตอร์) จุดเก็บที่ 99 (ถนนเลียบวารี) และจุดเก็บที่ 99.1 (ซ.โรงเรียนสุเหร่าใหม่ หนองจอก) โดยแต่ละจุดเก็บจะประกอบด้วยข้อมูลพารามิเตอร์ที่มีผลต่อคุณภาพน้ำที่จัดเก็บเป็นรายเดือน ดังนี้ ปริมาณค่าออกซิเจนในน้ำ (DO) ปริมาณออกซิเจนที่สารเคมีใช้ในการย่อยสลายอินทรีย์ในน้ำ (COD) ปริมาณแอมโมเนีย-ไนโตรเจน (NH_3N) ปริมาณไนเตรท-ไนโตรเจน (NO_3N) และ ปริมาณแบคทีเรียกลุ่มโคลิฟอร์มทั้งหมด (total coliform) ซึ่งจะกำหนดให้เป็นตัวแปรอิสระและข้อมูลปริมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย (BOD) ให้เป็นตัวแปรตาม หลังจากนั้นนำค่าตัวแปรต่าง ๆ มาสร้างแบบจำลองทั้งสองแบบคือ แบบจำลองระบบผสมโครงข่ายประสาทเทียมฟัซซี่ (ANFIS) และแบบจำลองโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANN)

3.2 การศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์

ในการศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ กับปริมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย จะใช้เทคนิควิธีทางสถิติในการวิเคราะห์เพื่อหาความสัมพันธ์ของตัวแปรว่ามีความสัมพันธ์กันมากหรือน้อย และเป็นการทดสอบว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์กันในรูปเชิงเส้นหรือไม่ รวมถึงการทดสอบว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์กันในทิศทางเดียวกันหรือไม่ โดยจะใช้สัญลักษณ์ R แทนสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ซึ่งถ้าผลการศึกษาที่ได้พบว่า R เป็นลบ แสดงว่าตัวแปรที่ศึกษามีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงข้ามกัน แต่ถ้า R เป็นบวก แสดงว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกัน และถ้า R มีค่าเข้าใกล้ 1 (ไม่พิจารณาที่เครื่องหมาย) แสดงว่าตัวแปรที่ศึกษามีความสัมพันธ์กันมาก และในทางกลับกันถ้า R มีค่าเข้าใกล้ 0 แสดงว่าตัวแปร

มีความสัมพันธ์กันน้อยแต่ถ้าหาก R มีค่า เท่ากับ 0 แสดงว่า ตัวแปรไม่มีความสัมพันธ์กันเลย โดยค่า R สามารถหาได้จากสมการที่ (3.1)

$$R = \frac{\sum(X-\bar{X})(Y-\bar{Y})}{\sqrt{\left(\sum(X-\bar{X})^2\sum(Y-\bar{Y})^2\right)}} \qquad (3.1)$$

ในการศึกษาครั้งนี้ผู้วิจัยได้แยกกรณีศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรตาม และตัวแปรอิสระ โดยกำหนดให้มีจำนวนตัวแปรอิสระ 1 ช่วงเวลาจัดเก็บ (โดยมีการจัดเก็บข้อมูลเดือนละหนึ่งครั้ง) ดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 รูปแบบข้อมูลป้อนเข้า

	ตัวแปรอิสระ	ตัวแปรตาม
เวลาปัจจุบัน	$(DO)_t$ $(COD)_t$ $(NH_3N)_t$ $(NO_3N)_t$ และ $(\text{total coliform})_t$	BOD_{t+1}
เวลาย้อนหลัง 1 ช่วงเวลา	$(DO)_{t-1}$ $(COD)_{t-1}$ $(NH_3N)_{t-1}$ $(NO_3N)_{t-1}$ และ $(\text{total coliform})_{t-1}$	

โดยจะทำการศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ต่อโดยแยกออกเป็น 4 กรณีย่อย ดังนี้

1) ตัวแปรอิสระ กับ $(BOD)_{t+1}$
2) Log ของตัวแปรอิสระ กับ $(BOD)_{t+1}$
3) ตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(BOD)_{t+1}$
4) Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(BOD)_{t+1}$

เมื่อทำการศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของกรณีศึกษาแบบต่าง ๆ แล้ว จะทำการคัดเลือกตัวแปรที่เหมาะสมเพื่อนำไปใช้ในการสร้างแบบจำลองต่อไป

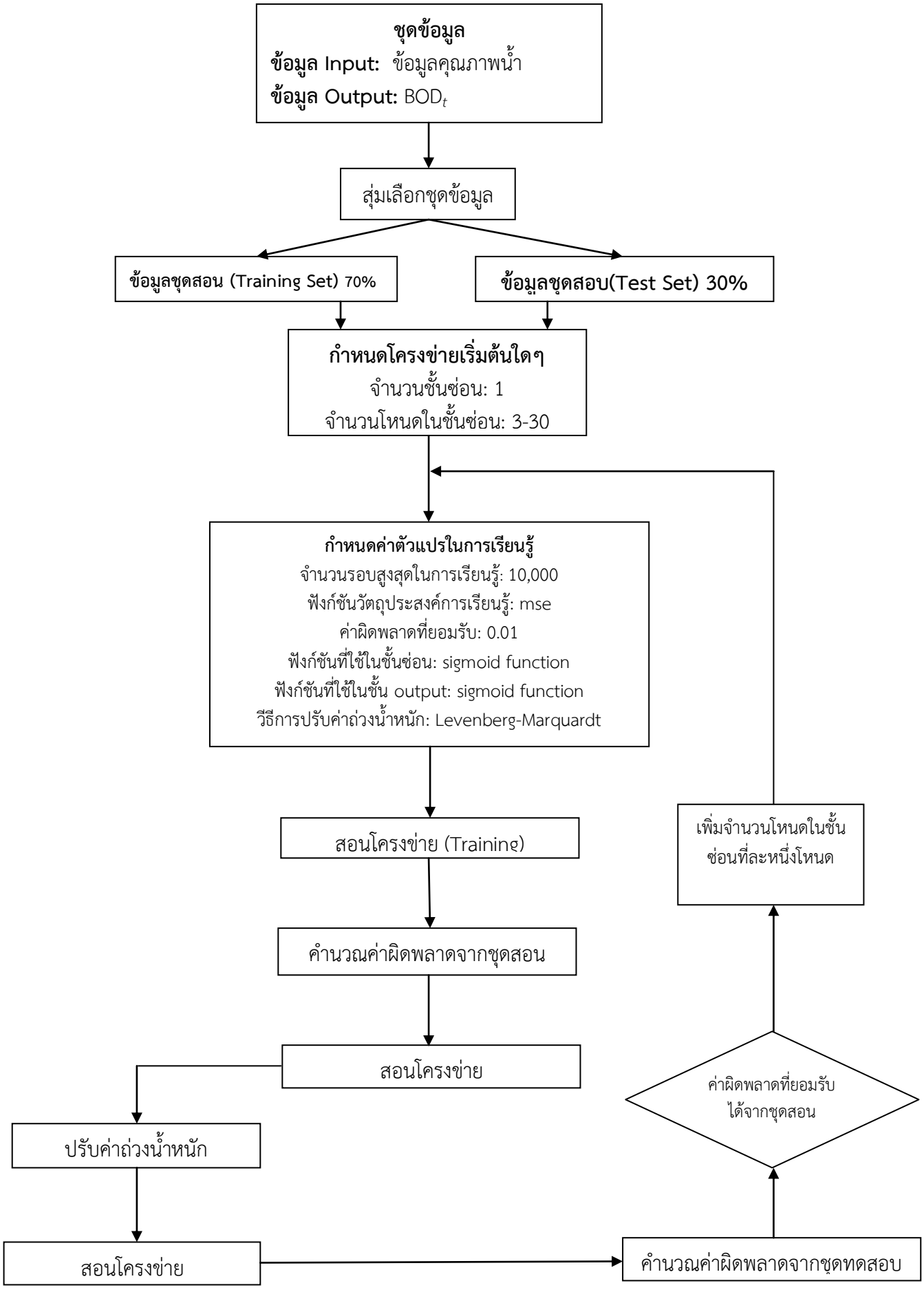
3.3 การสร้างแบบจำลองโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์

การประมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรียโดยใช้โครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ประกอบด้วยขั้นตอน

ใหญ่ ๆ 4 ขั้นตอน คือ การเตรียมข้อมูล การออกแบบโครงข่าย การสอนโครงข่าย และการตรวจสอบความถูกต้องของโครงข่าย ดังแสดงในหน้าถัดไป (Jiang et al., 2004) โดยเตรียมข้อมูลจากจุดเก็บตัวอย่าง ซึ่งจะกำหนดให้ปริมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย (BOD) เป็นตัวแปรตาม และค่าพารามิเตอร์ตัวอื่นๆอีก 5 ตัวที่บ่งบอกคุณภาพน้ำเป็นตัวแปรอิสระ โดยเรียงข้อมูลตามเดือน เป็นจำนวน 8 ปี หรือ 828 ชุดข้อมูล (Patterns) หลังจากนั้นจะแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือข้อมูลชุดสอน (training set) และข้อมูลชุดทดสอบ (test set) โดยแบ่งออกเป็นร้อยละ 70 และ 30 ตามลำดับ หลังจากนั้นทำการออกแบบโครงข่ายโดยกำหนดให้เป็นแบบไปข้างหน้าหลายชั้น (MLFF) ซึ่งเป็นระบบแบบมีครูสอน โดยจะใช้วิธีการสอนแบบแพร่กระจายความผิดพลาดกลับ (Error back – propagation algorithm)จากนั้นนำข้อมูลชุดสอน (training set) ให้โครงข่ายได้เรียนรู้ โครงข่ายจะประมวลผลจนได้คำตอบชุดหนึ่ง สำหรับคำตอบที่โครงข่ายสามารถคำนวณออกมาได้นั้น จะถูกนำมาหาค่าความผิดพลาดโดยเปรียบเทียบกับค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย (BOD) จริงจากจุดเก็บตัวอย่างว่ามีค่ามากน้อยเพียงใด ถ้ายังมีความผิดพลาดสูงอยู่ ระบบจะย้อนกลับไปปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนัก และทำการสอนต่อไปจนกว่าค่าความผิดพลาดระหว่างคำตอบที่ได้จากโครงข่าย และคำตอบจริง จะมีค่าน้อยในระดับที่ยอมรับได้ซึ่งในขณะเดียวกันนั้น ชุดทดสอบ (test set) จะทำการทดสอบค่าความผิดพลาดของโครงข่ายไปพร้อมๆกัน เมื่อค่าความผิดพลาดจากชุดทดสอบมีค่าน้อยในระดับที่ยอมรับได้ จึงจะหยุดทำการปรับสอนและได้โครงข่ายที่เหมาะสมสำหรับใช้งาน ซึ่งรายละเอียดของขั้นตอนการสร้างโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ในงานวิจัยครั้งนี้ มีดังต่อไปนี้

3.3.1 การเตรียมข้อมูล

ในการศึกษาครั้งนี้มีพื้นที่กรณีศึกษา คือ คลองแสนแสบโดยจะนำข้อมูลคุณภาพน้ำจากจุดเก็บตัวอย่างของแต่ละแห่งมาหาความสัมพันธ์กับค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย (BOD) ในเดือนถัดไป โดยกำหนดให้ปริมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย (BOD) เป็นตัวแปรตาม และและค่าพารามิเตอร์ตัวอื่นๆอีก 5 ตัวที่บ่งบอกคุณภาพน้ำเป็นตัวแปรอิสระ โดยจะทำการศึกษาหาความสัมพันธ์ภายในจุดเก็บเดียวกัน ซึ่งจะทำการศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ และคัดเลือกตัวแปรที่เข้าสู่โครงข่ายโดยพิจารณาจากที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 3.2



รูปที่ 3.1 ขั้นตอนการสร้างโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์

3.3.2 การออกแบบโครงข่าย

การออกแบบโครงข่ายจะพิจารณาจากจำนวนข้อมูลป้อนเข้าโครงข่าย จำนวนชั้นซ่อน จำนวนโหนดในชั้นซ่อน และจำนวนผลลัพธ์เป็นหลัก ซึ่งจะต้องทำการหาค่าให้เหมาะสมกับโครงข่ายมากที่สุด โดยมีรายละเอียด ดังนี้

1) ข้อมูลป้อนเข้าที่เหมาะสม

ข้อมูลป้อนเข้าต้องพิจารณาหลาย ๆ แบบด้วยกัน เนื่องจากเป็นข้อมูลทางสิ่งแวดล้อมที่ส่วนใหญ่มีการกระจายตัวแบบ log - normal โดยแบ่งกรณีศึกษาดังที่กล่าวไว้แล้วในหัวข้อที่ 3.2

2) การหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสม

โครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ ซึ่งข้อมูลของพารามิเตอร์ที่ใช้เป็นข้อมูลคุณภาพน้ำที่มีความซับซ้อน จะใช้แบบ ระบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ที่มี 3 ชั้น

- ระบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ที่มี 3 ชั้น

ระบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ที่มี 3 ชั้น ประกอบไปด้วยชั้นข้อมูลป้อนเข้า 1 ชั้น (1 input layer) ชั้นซ่อน 1 ชั้น (1 hidden layer) และชั้นผลลัพธ์ 1 ชั้น (1 output layer) ดังรูปที่ 3.2

โดยที่

$$\Sigma = \sum_{i=1}^{n} w_{ij} x_i = \left(net_{ij}\right)_h \qquad (3.2)$$

$$f = \frac{1}{1+\exp\left(\left(-net_{ij}\right)_h\right)} = f\left(\left(net_{ij}\right)_h\right) \qquad (3.3)$$

w_{ij} = ค่าถ่วงน้ำหนักชั้นซ่อน (hidden layer)

w_{jk} = ค่าถ่วงน้ำหนักชั้นผลลัพธ์ (output layer)

h = ชั้นซ่อน (hidden layer)

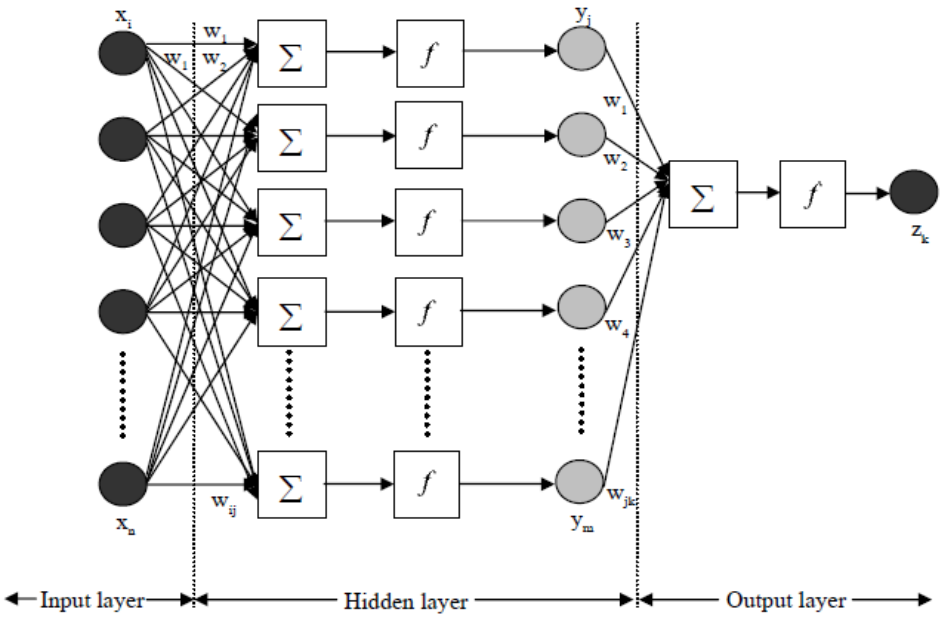
o = ชั้นผลลัพธ์ (output layer)

x_i = ข้อมูลป้อนเข้า (input data) คือ ค่าพารามิเตอร์ที่บ่งบอกคุณภาพน้ำ ได้แก่ (DO) (COD) (NH_3N) (NO_3N) และ (total coliform) ณ เดือนใด ๆ

Y_j = ผลลัพธ์ของชั้นซ่อน คือ ผลลัพธ์ที่ได้จากชั้นซ่อนชั้นสุดท้าย

Z_k = ผลลัพธ์ (output data) คือ ค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย (BOD) ที่โครงข่ายคำนวณได้

T_k = ค่าจริง (actual data) คือ ค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย (BOD) ที่ได้จากจุดตรวจวัดจริง



รูปที่ 3.2 โครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ที่มี 3 ชั้น

3) การหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสม

ในการกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อน ไม่มีกฎเกณฑ์ หรือทฤษฎีที่แน่นอนเพราะเมื่อกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนมาก จะทำให้เสียเวลาในการสอนมาก เนื่องจากจำนวนการเชื่อมต่อของแต่ละโหนดมีจำนวนมาก แต่ในทางกลับกัน ถ้ากำหนดให้มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่น้อยจนเกินไป โครงข่ายอาจจะไม่สามารถเรียนรู้จนพบคำตอบที่แท้จริงได้ ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้จะกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเริ่มต้นตามค่าแนะนำของโปรแกรม (MATLAB R2009a) คือ

จำนวนโหนดในชั้นซ่อน = 1/2 (Inputs + Outputs) + รากที่สองของจำนวนของ patterns ที่ใช้ในการสอน และใช้ค่าจำนวนโหนดที่ปรับจากค่าแนะนำ อีก 4 ค่า คือ Default+10 Default+20 Default-10 Default-20 ยกตัวอย่างการกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อน อาทิเช่น ชุดข้อมูลป้อนเข้า (Inputs) รวมตัวแปรทั้งหมด 1 สถานี มีจำนวน 5 ตัวแปร ส่วนผลลัพธ์ (Output) ที่ต้องการ คือ ปริมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย(BOD) ล่วงหน้า มีจำนวน 1 ตัวแปร และจำนวน patterns ที่ใช้ในการสอนจากร้อยละ 70 ของจำนวน patterns ทั้งหมด คือ 828 x 70% = 580 patterns ดังนั้น จำนวนโหนดในชั้นซ่อน คือ 1/2 (5+1) +√828 = 31 โหนด และใช้ค่าจำนวนโหนดตามค่าดีฟอลท์ที่ปรับอีก 4 ค่า คือ 8, 16, 24 และ 48 โหนด โดยประมาณ

4) การหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม (อัตราการเรียนรู้ โมเมนตัม ค่าถ่วงน้ำหนัก)

การเลือกค่าถ่วงน้ำหนัก และค่าโมเมนตัมจะมีอิทธิพลต่อการเกิดค่า error ของ

โครงข่ายได้ โดยค่าถ่วงน้ำหนักไม่ควรเป็นค่าที่ใหญ่มากนัก จะเป็นผลทำให้ค่าอนุพันธ์ของฟังก์ชั่น การแปลงค่าแบบฟังก์ชันซิกมอยด์มีค่าเล็กมาก เรียกว่า อยู่ในย่านของการอิ่มตัว (saturation Region) แต่ถ้าค่าน้ำหนักมีค่าเล็กเกินไป จะทำให้ค่าที่จะส่งไปยังโหนดในชั้นซ่อน หรือโหนดในชั้นผลลัพธ์จะมีค่าเข้าใกล้ศูนย์ ซึ่งเป็นสาเหตุทำให้การเรียนรู้ทำได้ช้า โดยทั่วไปค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นจะสุ่มค่าระหว่าง -0.5 ถึง 0.5 (หรือ ระหว่าง -1 ถึง 1 ตามความเหมาะสม) (สุรยุทธ ปรัชญา, 2541) ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้ จะกำหนดค่าพารามิเตอร์เริ่มต้น และช่วงการปรับเปลี่ยนค่าโดยปรับครั้งละ 0.1 ดังตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 ค่าพารามิเตอร์ในโครงข่าย

พารามิเตอร์	ค่าเริ่มต้น	ช่วงการปรับเปลี่ยน
อัตราการเรียนรู้	0.05	0.05, 0.1, 0.2
ค่าถ่วงน้ำหนัก	0.2	0.2, 0.4, 0.6, 0.8
โมเมนตัม	0.1	0.1, 0.3, 0.5, 0.7

3.3.3 การสอนโครงข่าย

- วิธีการสอน

ในขั้นตอนการสอนโครงข่ายนี้จะใช้วิธีการแพร่กระจายความผิดพลาดกลับ (Error back – propagation algorithm) โดยใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์เป็นฟังก์ชั่นการแปลงค่า (Transfer Function) เนื่องจากฟังก์ชั่นการแปลงค่ามีความสำคัญมากในโครงข่ายแบบแพร่กระจายความผิดพลาดกลับ ซึ่งฟังก์ชั่นที่ใช้ควรมีความต่อเนื่อง ไม่เป็นเชิงเส้น สามารถหาค่าอนุพันธ์ได้ และง่ายต่อการคำนวณ ซึ่งค่าอนุพันธ์สามารถเขียนในรูปเทอมของฟังก์ชันนั้น โดยฟังก์ชันซิกมอยด์มีรูปแบบสมการดังสมการที่ (3.4)

$$f(x) = \frac{1}{1+\exp(-x)} \qquad (3.4)$$

- การหยุดการสอน

ในแต่ละรอบของการสอน โครงข่ายจะทำการตรวจสอบค่าผิดพลาดด้วยชุดทดสอบไปพร้อมกัน เพื่อแก้ปัญหาการเกิด “over fitting” ซึ่งหมายถึง โครงข่ายที่มีรอบการเรียนรู้ที่สูงเกินไปทำให้เกิดการจดจำค่าของชุดข้อมูล แต่จะไม่มีการเรียนรู้ โดยจะให้ผลทดสอบที่สูงในข้อมูลชุดสอน แต่เมื่อนำชุดทดสอบมาตรวจสอบจะให้ผลทดสอบที่ต่ำ โดยในการศึกษาครั้งนี้จะตั้งข้อกำหนดในการหยุดการสอน เมื่อโครงข่ายเรียนรู้ได้ 10,000 รอบ หรือค่าความผิดพลาดที่ชุดทดสอบมีค่าเท่ากับ 0.01

3.3.4 การตรวจสอบความถูกต้องของโครงข่าย

การประเมินผลจากการทำนายโดยใช้โครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ สามารถใช้สถิติในการทดสอบความถูกต้อง ซึ่งสถิติที่ใช้ในการวัดความผิดพลาดระหว่างผลการทำนายและข้อมูลจริงจากชุดตรวจสอบความถูกต้อง (Validate set) คือ ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean square error, RMSE)

1) ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean square error, RMSE) สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (3.5)

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(t_p - o_p\right)^2} \qquad (3.5)$$

โดยที่ O_p = ข้อมูลจริงที่ได้จากจุดตรวจวัด

t_p = ข้อมูลที่ได้จากการทำนายด้วยโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์

N = จำนวนชุดข้อมูลที่ใช้ในการคำนวณ

โดยใช้เกณฑ์การพิจารณายอมรับโครงข่าย คือ ต้องเป็นโครงข่ายที่มีลำดับที่ (rank) ที่น้อยที่สุด โดยนำค่า RMSE ของกรณีที่พิจารณาหนึ่ง ๆมาทดสอบความแตกต่างของ ผลของชั้นซ่อนและจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสม

3.4 การสร้างแบบจำลองระบบผสมโครงข่ายประสาทเทียมฟัซซี่

จาก input และ output ที่ได้จากหัวข้อที่ผ่านมา จะได้ว่า เราจะสร้าง ANFIS ที่มี 5 input node และ 1 output node กระบวนการสร้าง โดย โครงสร้างของ Fuzzy Inference System แบบ Sugeno (Sugeno FIS structure) ขั้นตอนในการสร้างโมเดลอธิบายได้ดังนี้:

3.4.1 สร้างโครงสร้างเริ่มต้น FIS (Initial FIS structure) จากข้อมูล Training โดยใช้วิธีการที่เรียกว่า subtractive clustering ในขั้นตอนนี้จะทำการสร้างกลุ่มของข้อมูลซึงกลุ่มข้อมูลที่ได้จะเป็นตัวกำหนดจำนวน rule และ จำนวน antecedent membership function ซึ่งวิธีการ subtractive clustering มีขั้นตอนดังนี้

1. กำหนดรัศมีของ cluster โดยในงานนี้ ตั้งค่ารัศมีในแต่ละมิติของข้อมูล
2. คำนวณค่าความหนาแน่นของแต่ละจุด input x_i

$$P(x_i) = \sum_{j}^{n} e^{-\frac{4}{5}\|x_i - x_j\|}$$

3. เลือกจุดข้อมูลที่ให้ค่าความหนาแน่นมากที่สุดเป็น center ของ cluster แรก

4. เอาข้อมูลที่อยู่ภายใน cluster ออก เพื่อเอาข้อมูลที่เหลือ มาหา center ของ cluster ต่อไป

5. ทำซ้ำในข้อ 3-4 จนได้ว่าไม่เหลือจุดที่จะหา center ของ cluster ได้อีกต่อไป

หลังจากที่ได้ Cluster ของข้อมูลแล้วจะทำให้เราได้ โครงสร้างเริ่มต้น FIS โดยที่ input membership function ที่ใช้ คือ 'gaussmf' และ output membership function คือ linear โดยในขั้นตอนนี้สามารถทำได้โดยการใช้ ฟังก์ชันใน MATLAB toolbox ดังนี้

in_fis = genfis2(Inp, Tar,radius);
Inp = ข้อมูล input ในงานนี้มี 5 มิติ
Tar = ค่า BOD
radius = รัศมีของcluster ในงานนี้ radius =0.25 เท่ากันในทุกมิติ
in_fis = โครงส้ราง FIS เริ่มต้นที่ได้จากข้อมูล

3.4.2. Learning algorithm จากโครงสร้าง FIS ในรูป 2.7 มีค่าตัวแปรที่จะใช้ใน model อยู่ 2 กลุ่มคือ ตัวแปรที่ใช้ใน input membership ฟังชัน เรียกว่า premise parameter และตัวแปรที่ใช้ใน output layer ของ linear ฟังก์ชัน เรียกว่า consequent parameter โดยกระบวนการเรียนเป็นการเรียนรู้แบบผสม (hybrid learning algorithm) ระหว่างวิธีการ least-squares method และ gradient descent method สามารถอธิบายได้ดังนี้

1.สำหรับ forward pass of learning ตั้งค่าเริ่มต้นของ premise parameter จากนั้นคำนวณหาค่า consequent parameter โดยใช้วิธการ least-squares method

2.สำหรับ backward pass of learning, คำนวณ error ระหว่าง observed BOD และ output BOD จากนั้นคำนวณค่าอนุพันธ์ยกกำลังสองของค่า error เทียบกับแต่ละ node ของ output ค่าย้อนกลับไปจนถึง input layer, โดย ปรับค่า premise parameter โดยใช้วิธีการ gradient descent

3. ทำ 1-2 ซ้ำจนกระทั่งค่า error ตำกว่า error goal หรือจำนวนรอบการทำซ้ำเกินกว่าจำนวนรอบสูงสุด จึงหยุดกระบวนการ learning

โดยในขั้นตอนนี้สามารถทำได้โดยการใช้ ฟังก์ชันใน MATLAB toolbox ดังนี้

[out_fis,error] = anfis(trnData,in_fis,[epoch gold]);
trnData = เมทริก [input target]
in_fis = โครงสร้าง FIS เริ่มต้นที่ได้จากก่อนหน้า
epoch = จำนวนรอบการทำซ้ำสูงสุด (งานนี้ ตั้งค่า 1000)
gold = error goal
out_fis = โครงสร้าง FIS ที่ได้
error = root mean square error ของ training data error(งานวิจัยนี้ ตั้งค่า 0.0)