

บทที่ 4

แบบจำลองไม่เชิงเส้นของกระบวนการผลิตน้ำแข็งซอง

4.1 บทนำ

แบบจำลองไม่เชิงเส้นเป็นแบบจำลองที่อธิบายความสัมพันธ์ของสัญญาณขาเข้า และสัญญาณขาออกของระบบแบบจำลองอาจมีโครงสร้างหลากหลาย ในที่นี้ เรานำเสนอหลักการทั่วไปของการระบุเอกลักษณ์แบบจำลองไม่เชิงเส้น ที่มีโครงสร้างเรียกว่า แบบจำลองไม่เชิงเส้น NARX ในการหาแบบจำลองนี้ พิจารณาสัญญาณขาเข้า สัญญาณขาออก และอันดับของแบบจำลองเพื่อหาแบบจำลองที่เป็นไปได้ทั้งหมด แล้วเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดโดยใช้เงื่อนไขบนดัชนีที่เรียกว่า อัตราส่วนลดความผิดพลาดของการจำลองผล (Simulation Error Reduction Ratio, SERR)

4.2 การระบุเอกลักษณ์ของแบบจำลองไม่เชิงเส้น NARX

พิจารณาโครงสร้างทั่วไปของแบบจำลอง [10]

$$\hat{y}(t) = f^l(\psi(t))$$

เมื่อ $\hat{y}(t)$ เป็นสัญญาณออกที่ทำนายได้จากระบบในเวลา t , $\psi(t)$ เป็นเวกเตอร์ที่แสดงถึงข้อมูลในอดีตของแบบจำลองที่มีหลายรูปแบบดังนี้

- เมื่อ $\psi(t) = [u(t-1), \dots, u(t-n)]$ เราเรียกแบบจำลองนี้ว่า แบบจำลอง NFIR
- เมื่อ $\psi(t) = [(u(t-1), \dots, u(t-n), y(t-1), \dots, y(t-n))]$ เราเรียกแบบจำลองนี้ว่า แบบจำลอง NARX
- เมื่อ $\psi(t) = [(u(t-1), \dots, u(t-n), y(t-1), \dots, y(t-n), \epsilon(t-1), \dots, \epsilon(t-n))]$ เมื่อ $\epsilon(t) = y(t) - \hat{y}(t)$ เราเรียกแบบจำลองนี้ว่า แบบจำลอง NARMAX

และ $f^l(\cdot)$ เป็นการกระจายฟังก์ชันพหุนามที่มีอันดับของความไม่เชิงเส้น l ซึ่งเขียนความสัมพันธ์ได้ดังนี้

$$f^l(\psi(t)) \cong \sum_{i=1}^{n_\theta} \theta_i \phi_i(t)$$

เมื่อ $\phi_i(t)$ เป็นเอกนามที่มีอันดับน้อยกว่าหรือเท่ากับ l ของตัวแปรภายใน $\psi(t)$ และ θ_i เป็นสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการกระจายโดยที่ n_θ เป็นจำนวนเทอมที่ได้จากการกระจาย ซึ่งเมื่อกำหนดให้ l เท่ากับ 1 แบบจำลองที่ได้ก็จะเป็นแบบจำลองเชิงเส้นนั่นเอง โดยในส่วนี้จะนำเสนอการระบุเอกลักษณ์ของแบบจำลอง NARX ซึ่งแสดงเป็นผังงานได้ดังรูปที่ 4.1 มีขั้นตอนการทำงานได้ดังนี้

1. รับสัญญาณเข้า-ออกที่วัดได้จากระบบจริง
2. กำหนดค่าพารามิเตอร์และข้อมูลที่ใช้ในการระบุเอกลักษณ์ของแบบจำลองในรูปที่ 4.2 ดังนี้
 - (a) กำหนดค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นที่ใช้ระบุเอกลักษณ์ของแบบจำลอง
 - (b) กำหนดข้อมูลที่ใช้ในการระบุเอกลักษณ์ (modeling data) และตรวจสอบความแม่นยำของแบบจำลอง (validating data)
 - (c) สร้างสัญญาณเข้าสู่แบบจำลองให้เลือกที่อาจเกิดขึ้น (possible candidate regressor) โดยพิจารณา

$$\hat{y}(t) = f^l(y(t-1), \dots, y(t-n_y), u(t-1), \dots, u(t-n_u)) \quad (4.1)$$

เมื่อ $\hat{y}(t)$ คือแบบจำลองของระบบจริงในเวลา t , f เป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้นที่เหมาะสม, l เป็นอันดับสูงสุดของฟังก์ชัน n_u และ n_y เป็นเวลาดูดอดยมากที่สุดของสัญญาณเข้าและออกตามลำดับ เราสามารถเขียนเซตของสัญญาณเข้าสู่แบบจำลองให้เลือกที่อาจเกิดขึ้นของ (4.1) ดังนี้

$$V^i(t) = \{v_1^i(t), v_2^i(t), \dots, v_{n+1-i}^i(t)\}$$

เมื่อ i แทนลำดับการวนซ้ำ (iteration) ดังนั้น v_{n+1-i}^i คือสัญญาณเข้าสู่แบบจำลองให้เลือกลำดับที่ $n+1-i$ ในลำดับการวนซ้ำที่ i โดยที่ n เป็นจำนวนเทอมให้เลือกที่มากที่สุดหาได้จาก [11]

$$n = \sum_{z=0}^l \binom{n_y + n_u + z - 1}{z}$$

3. กำหนดฟังก์ชันจุดประสงค์เริ่มต้น $J = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \|y(t)\|^2$ เมื่อ N เป็นจำนวนข้อมูลที่ใช้ระบุเอกลักษณ์ของแบบจำลอง
4. เราสามารถระบุเอกลักษณ์ของแบบจำลองให้เลือก [10] ในแต่ละแบบจำลองได้ดังรูปที่ 4.3 มีขั้นตอนการทำงานดังนี้
 - (a) กำหนดให้ \hat{y}_j คือแบบจำลองให้เลือกลำดับที่ j
 - (b) แบบจำลองให้เลือกทั้งหมดเป็นดังนี้

$$\hat{y}_j(t) = \begin{cases} \theta_1 v_j^1(t) & \text{for } i = 1 \\ \theta_1 s_1(t) + \dots + \theta_{i-1} s_{i-1}(t) + \theta_i v_j^i(t) & \text{for } i > 1 \end{cases}$$

เมื่อ $[\theta_1 \dots \theta_{i-1}]$ คือพารามิเตอร์ที่เลือกได้ในลำดับการวนซ้ำที่ 1 ถึง $i-1$, $[s_1 \dots s_{i-1}]^T$ คือสัญญาณเข้าสู่แบบจำลองให้เลือกในลำดับการวนซ้ำที่ 1 ถึง $i-1$ จากนั้นประมาณค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดของแบบจำลองได้ดังรูปที่ 4.4 มีขั้นตอนการทำงานดังนี้

i. กำหนดค่าพารามิเตอร์เริ่มต้น

$$\theta = \begin{cases} \theta_1 & \text{for } i = 1 \\ [\theta_1 \dots \theta_i] & \text{for } i > 1 \end{cases}$$

ii. คำนวณฟังก์ชันจุดประสงค์

$$J(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \|y(t) - \hat{y}_j(t)\|^2$$

iii. คำนวณเกรเดียนต์

$$g = J'(\theta) = -\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [y(t) - \hat{y}_j(t)]h(t)$$

$$\text{เมื่อ } h(t) = \frac{\partial}{\partial \theta} \hat{y}_j(t)$$

iv. คำนวณเมทริกซ์ปรับปรุงทิศทาง การลู่เข้าของคำตอบ (Search direction)

$$d = R^{-1}g$$

เมื่อใช้ทิศทางเลอเวนเบิร์ก-มาควาร์ด (Levenberg-Marquardt direction) จะได้

$$R = H + \delta I$$

โดยที่ $H = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N hh^T$ และ δ คือขนาดของการก้าว

v. คำนวณขนาดความยาวของการก้าวตามรอยถอยหลัง (Backtracking line search, μ) [12] ดังรูปที่ 4.5 ซึ่งจะรับค่า พารามิเตอร์เริ่มต้นได้แก่ μ , α , β จากนั้นเปรียบเทียบเงื่อนไขดังนี้

$$J(\theta + \mu R) < J(\theta) + \alpha \mu g^T d \quad (4.2)$$

ถ้าเป็นจริงจะยอมรับค่า μ นี้ แต่ถ้าไม่เป็นจริงจะปรับค่า μ ด้วย $\mu = \beta \mu$ แล้วปรับปรุงพารามิเตอร์ใหม่ดังนี้

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) - \mu d$$

เมื่อ $\hat{\theta}(k+1)$ เป็นเวกเตอร์ของพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้ในครั้งที่ $k+1$ จากนั้นส่งค่าพารามิเตอร์นี้เข้าสู่ (4.2) อีกครั้งโดยวนซ้ำจนกว่าจะได้ค่า μ ที่ยอมรับได้

vi. เมื่อได้ค่า μ ที่ยอมรับได้แล้ว เราจะปรับปรุงพารามิเตอร์ใหม่จาก

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) - \mu d$$

vii. ตรวจสอบเงื่อนไขการหยุดประมาณค่าพารามิเตอร์ $\|g\| < \epsilon_3$ ในแต่ละ j ดังนี้

- ถ้า norm ของ g มีค่ามากกว่า ϵ_3 จะกลับไปปรับปรุงค่าพารามิเตอร์อีกครั้ง
- ถ้า norm ของ g มีค่าน้อยกว่า ϵ_3 แล้วจะยอมรับพารามิเตอร์นั้นเป็นพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดของแบบจำลองให้เลือกในลำดับนั้น ($\hat{y}_j(t)$)

(c) นำแบบจำลองที่มีค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดของ $\hat{y}_j(t)$ มาคำนวณค่า SERR (r) [13] ดังนี้

$$r = \frac{MSSE(M_1) - MSSE(M_2)}{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N y^2(t)} \quad (4.5)$$

เมื่อ MSSE (mean square simulation error) คือค่ากำลังสองของความผิดพลาดเฉลี่ยจากการจำลอง เขียนได้ดังนี้

$$MSSE(M_1) = \begin{cases} 0 & \text{for } i = 1 \\ \frac{1}{N} \left[\sum_{t=1}^N \|y(t) - y_1(t)\|^2 \right] & \text{for } i > 1 \end{cases}$$

เมื่อ $y_1(t) = \theta_1 s_1(t) + \dots + \theta_{i-1} s_{i-1}(t)$ และ

$$MSSE(M_2) = \begin{cases} \frac{1}{N} \left[\sum_{t=1}^N \|y(t) - \theta_i v_j^i(t)\|^2 \right] & \text{for } i = 1 \\ \frac{1}{N} \left[\sum_{t=1}^N \|y(t) - y_2(t)\|^2 \right] & \text{for } i > 1 \end{cases}$$

เมื่อ $y_2(t) = y_1(t) + \theta_j^i(t)$

(d) ตรวจสอบเงื่อนไขการวนซ้ำของ j ดังนี้

- ถ้า $j \leq n + 1 - i$ แล้วให้ปรับปรุงค่า $j \leftarrow j + 1$ เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองถัดไป
- ถ้า $j > n + 1 - i$ แล้ว เราจะเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดจากแบบจำลองให้เลือกที่มีค่า r มากที่สุด ดังนั้นสัญญาณออกของการระบุเอกลักษณ์ของแบบจำลองประกอบด้วยแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดและฟังก์ชันจุดประสงค์ที่คำนวณได้ (J_i)

5. เปรียบเทียบฟังก์ชันจุดประสงค์ที่คำนวณได้จากแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดดังนี้

- ถ้าฟังก์ชันจุดประสงค์ที่คำนวณได้มีค่าแตกต่างจากค่าเดิมอย่างมีนัยสำคัญ (ϵ_1) หรือค่าที่ได้ต่ำเพียงพอจนยอมรับได้ (ϵ_2) แล้วจึงตรวจสอบความแม่นยำของแบบจำลองในข้อที่ 6
- ถ้าฟังก์ชันจุดประสงค์ที่คำนวณได้มีค่าไม่แตกต่างจากค่าเดิมอย่างมีนัยสำคัญ หรือฟังก์ชันจุดประสงค์ยังคงมีค่าสูง ให้กำจัดแบบจำลองที่เลือกมาได้ทิ้งไป

6. ตรวจสอบความแม่นยำของแบบจำลองดังรูปที่ 6 อธิบายได้ดังนี้

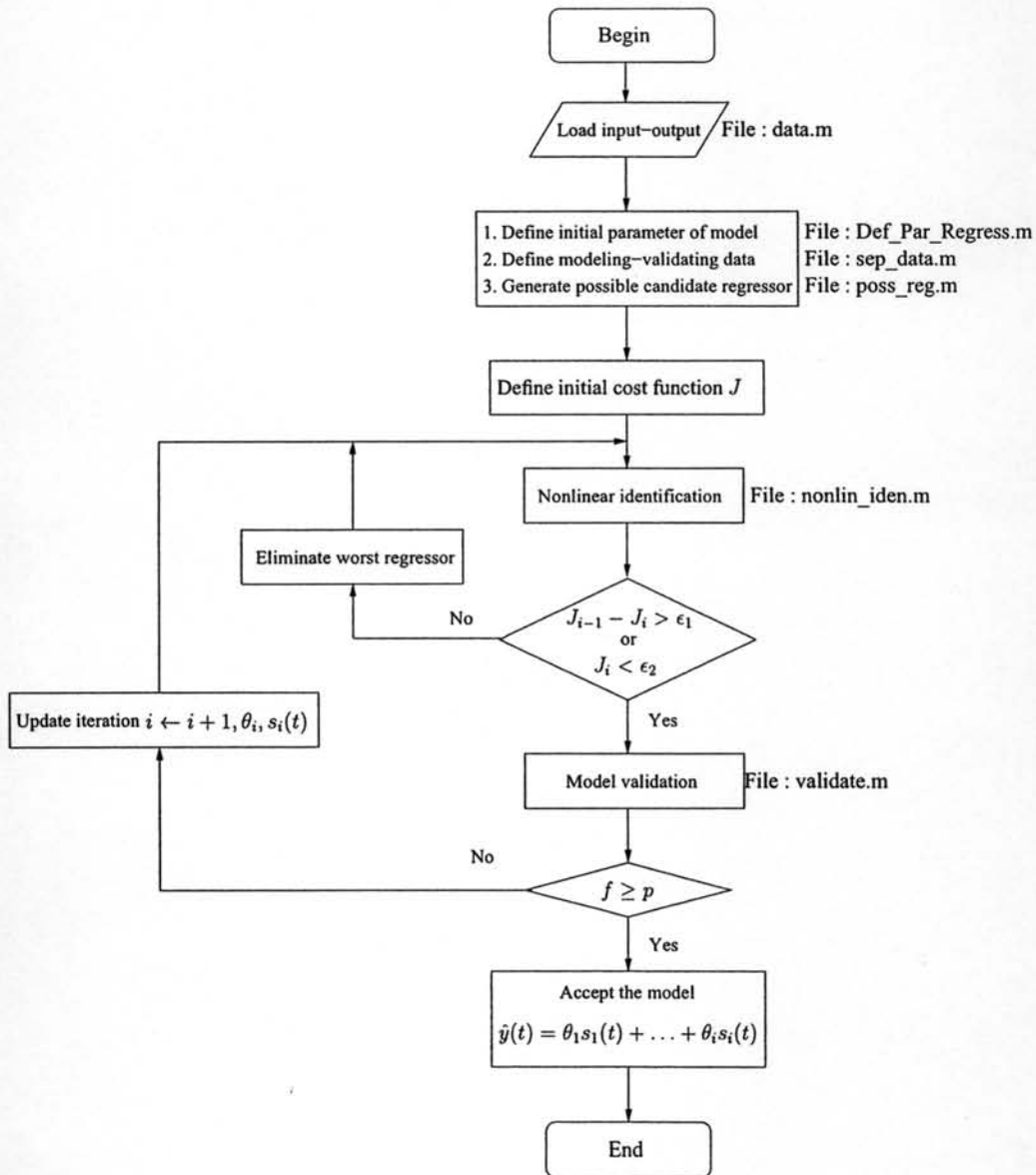
(a) นำแบบจำลองจากข้อ 5 มาคำนวณสัญญาณออกโดยใช้ข้อมูลการตรวจสอบความแม่นยำจากข้อที่ 2(b)

(b) คำนวณความแม่นยำของแบบจำลองที่ได้ (f) เทียบกับสัญญาณออกที่วัดได้จากระบบจริงโดย

$$f(\%) = 100 \times \left(1 - \frac{\|\hat{y}(t) - y(t)\|}{\|y(t) - y(t)\|} \right) \quad (4.6)$$

7. เปรียบเทียบความแม่นยำของแบบจำลองที่คำนวณได้ กับความแม่นยำของแบบจำลองที่ยอมรับได้ (p) ดังนี้

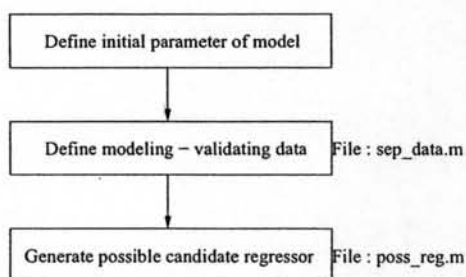
- ถ้าความแม่นยำของแบบจำลองที่คำนวณได้ มีค่ามากกว่าความแม่นยำของแบบจำลองที่ยอมรับได้แล้ว เราจะยอมรับว่าแบบจำลองนี้สามารถนำไปใช้ทดแทนแบบจำลองแท้จริงของระบบได้
- ถ้าความแม่นยำของแบบจำลองที่คำนวณได้ มีค่าน้อยกว่าความแม่นยำของแบบจำลองที่ยอมรับได้แล้ว เราจะเพิ่มลำดับการวนซ้ำอีกหนึ่งลำดับแล้วกลับไประบุเอกลักษณ์ของแบบจำลองในข้อที่ 4 อีกครั้งหนึ่ง



รูปที่ 4.1: ผังงานการระบุเอกลักษณ์ของแบบจำลองไม่เชิงเส้น NARX

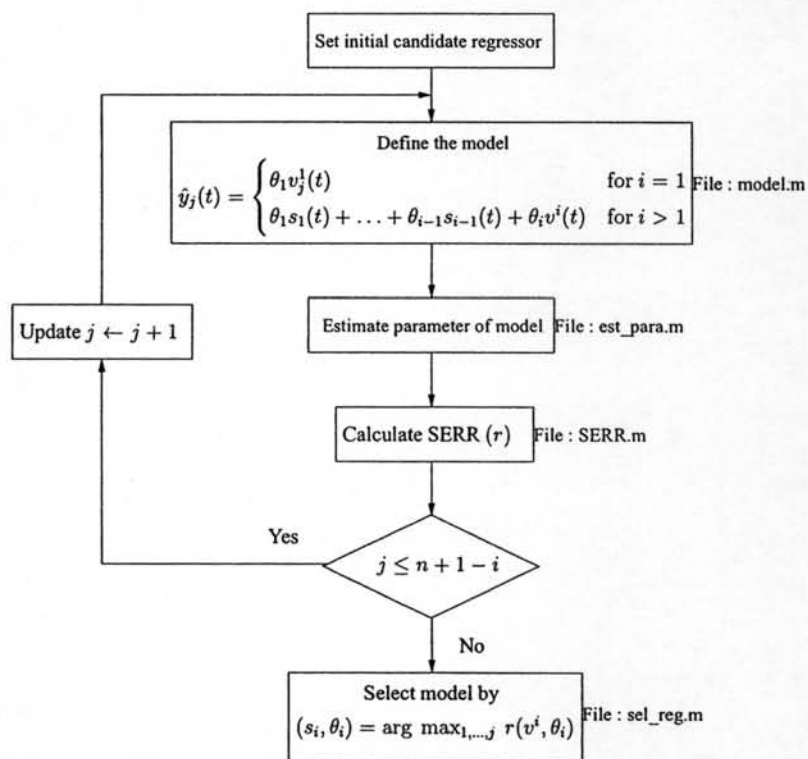
โดยผังงานการระบุเอกลักษณ์ของแบบจำลองไม่เชิงเส้น NARX สามารถแบ่งได้เป็น 5 ส่วนคือ

1. ฟังก์ชันกำหนดค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นดังรูปที่ 4.2



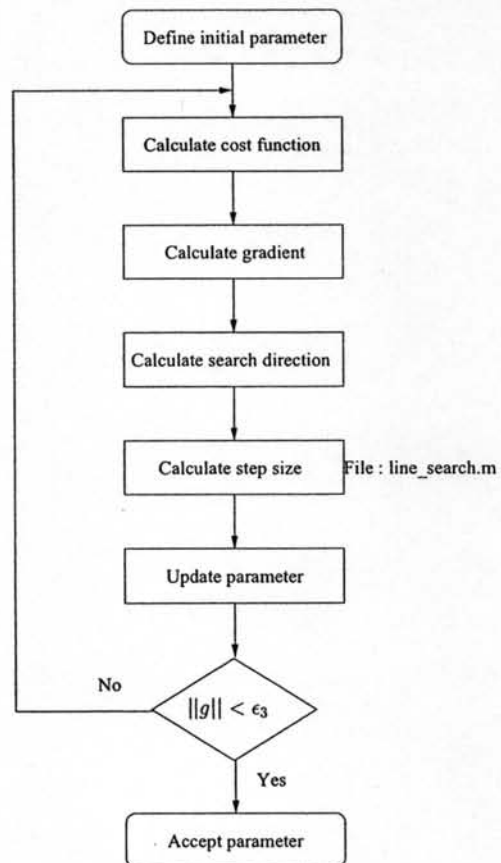
รูปที่ 4.2: ฟังก์ชันกำหนดค่าพารามิเตอร์เริ่มต้น

2. ฟังก์ชันการเลือกสัญญาณที่เหมาะสมที่สุด (selected regressor) ดังรูปที่ 4.3



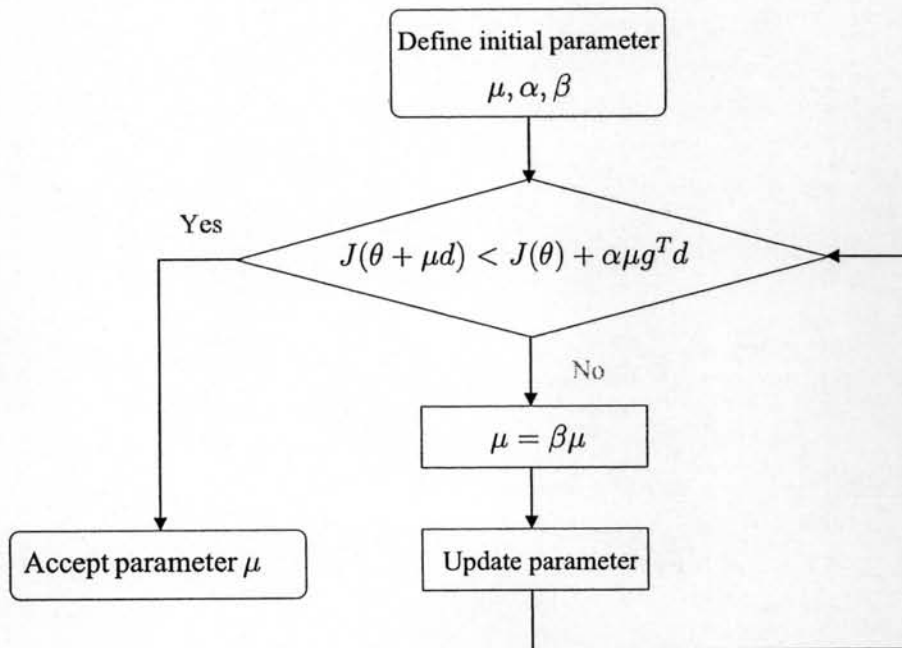
รูปที่ 4.3: ฟังก์ชันการเลือกสัญญาณที่เหมาะสมที่สุด

3. ฟังก์ชันการประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองดังรูปที่ 4.4



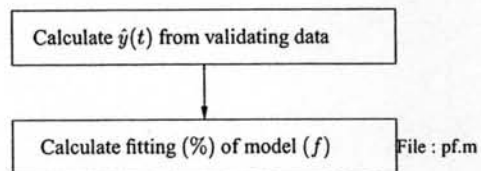
รูปที่ 4.4: ฟังก์ชันการประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง

4. ผังงานการหาขนาดการก้าวตามรอยถอยหลังดังรูปที่ 4.5



รูปที่ 4.5: ผังงานการหาขนาดการก้าวตามรอยถอยหลัง

5. ผังงานการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองดังรูปที่ 4.6



รูปที่ 4.6: ผังงานการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง

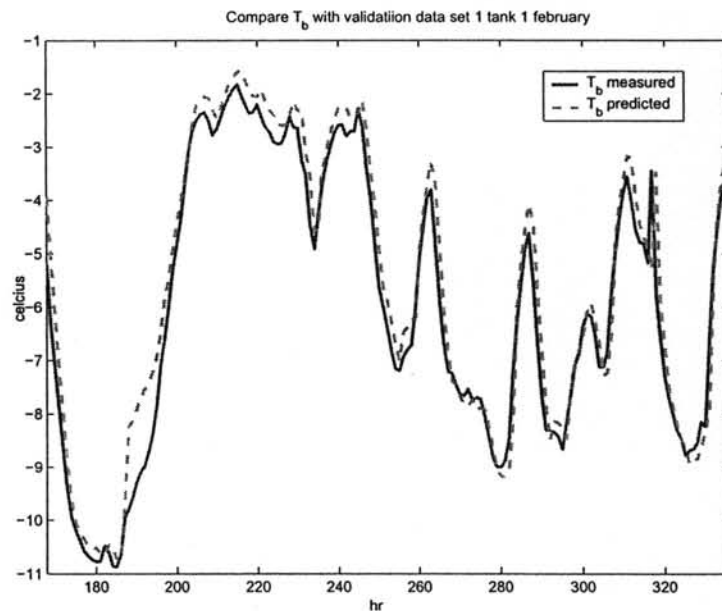
4.3 แบบจำลอง NARX ของกระบวนการผลิตน้ำแข็งซอง

จากผลลัพธ์ของการระบุเอกลักษณ์กระบวนการผลิตน้ำแข็งซองด้วยแบบจำลองเชิงเส้นพบว่า แบบจำลองเชิงเส้นที่ได้ไม่สามารถใช้เป็นตัวแทนกระบวนการผลิตน้ำแข็งซองได้ดีพอ ดังนั้นเราจึงระบุเอกลักษณ์กระบวนการผลิตน้ำแข็งซองอีกครั้งด้วยแบบจำลองไม่เชิงเส้น NARX โดยใช้ข้อมูลและเงื่อนไขการยอมรับเช่นเดียวกับการระบุเอกลักษณ์ด้วยแบบจำลองเชิงเส้น ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้เป็นดังนี้

1. ระบุเอกลักษณ์ของแบบจำลองส่วนแรกโดยใช้ข้อมูลชุดที่ 1 จากตารางที่ 3.1 ซึ่งก็คือสัญญาณ-เข้าออกของแบบจำลองที่ได้จากรูปที่ 3.19 แบบจำลองที่ได้จากข้อมูลระบุเอกลักษณ์ชุดนี้คือ

$$\hat{T}_b(t+1) = 0.8286T_b(t) + 0.0004W_{in}(t)T_b(t)$$

โดยที่ $\hat{T}_b(t+1)$ เป็นอุณหภูมิน้ำเกลือที่ทำนายได้ เมื่อนำแบบจำลองนี้มาตรวจสอบความแม่นยำกับข้อมูลตรวจสอบความแม่นยำชุดที่ 1 โดยแสดงผลเทียบกับอุณหภูมิน้ำเกลือที่วัดได้จริงดังรูปที่ 4.7



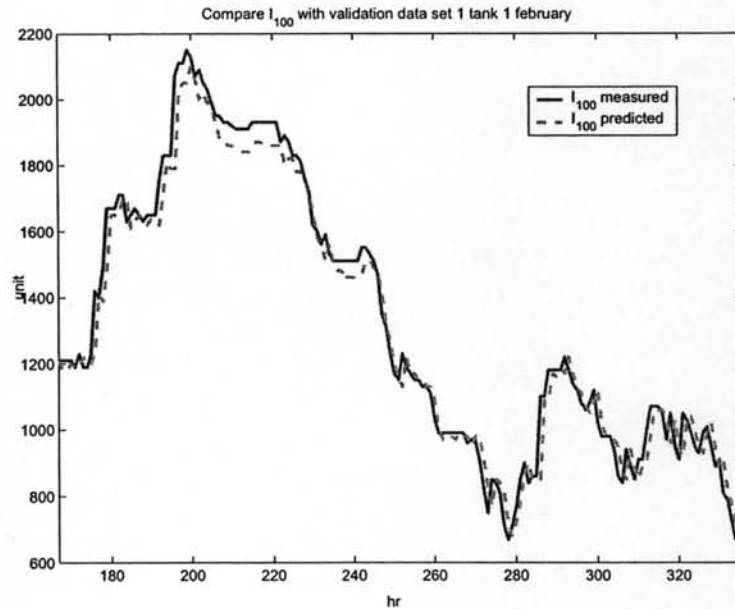
รูปที่ 4.7: อุณหภูมิน้ำเกลือที่วัดได้จริงกับที่ทำนายได้จากแบบจำลอง NARX ส่วนแรกเมื่อใช้ข้อมูลตรวจสอบความแม่นยำชุดที่ 1

จากรูปที่ 4.7 เมื่อนำอุณหภูมิน้ำเกลือที่ทำนายได้จากแบบจำลองมาคำนวณความแม่นยำเทียบกับอุณหภูมิน้ำเกลือที่วัดได้จริงได้ร้อยละ 87.56 ซึ่งเป็นค่าความแม่นยำที่ยอมรับได้

2. ระบุเอกลักษณ์ของแบบจำลองส่วนที่สองโดยใช้ข้อมูลชุดที่ 1 จากตารางที่ 3.1 ซึ่งก็คือสัญญาณ-เข้าออกของแบบจำลองที่ได้จากรูปที่ 3.20 แบบจำลองที่ได้จากข้อมูลระบุเอกลักษณ์ชุดนี้คือ

$$\hat{I}_{100}(t+1) = 0.9584I_{100}(t) - 4.7913T_b(t)$$

โดยที่ $\hat{I}_{100}(t+1)$ เป็นจำนวนของน้ำแข็งคงเหลือภายในบ่อที่ทำนายได้ เมื่อนำแบบจำลองนี้มาตรวจสอบความแม่นยำกับข้อมูลตรวจสอบความแม่นยำชุดที่ 1 โดยแสดงผลเทียบกับจำนวนของน้ำแข็งคงเหลือภายในบ่อที่วัดได้จริงดังรูปที่ 4.8



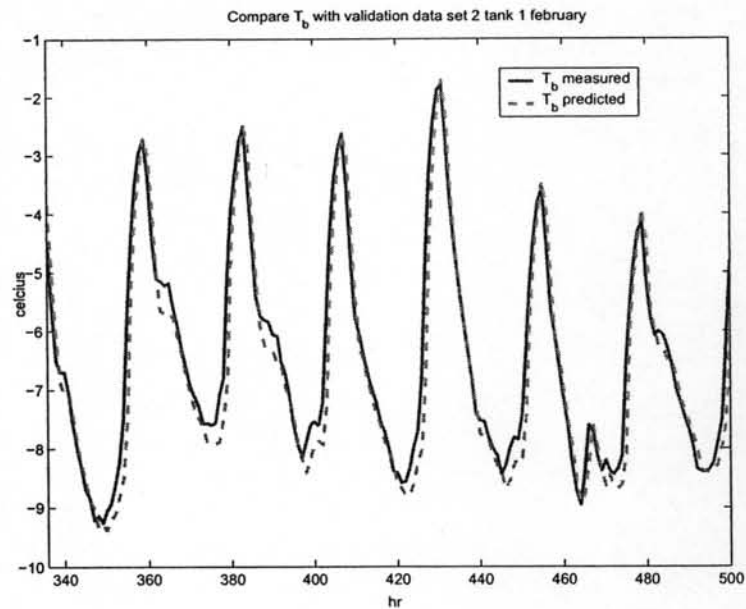
รูปที่ 4.8: จำนวนของน้ำแข็งคงเหลือภายในบ่อที่วัดได้จริงกับที่ทำนายได้จากแบบจำลอง NARX ส่วนที่สองเมื่อใช้ข้อมูลตรวจสอบความแม่นยำชุดที่ 1

จากรูปที่ 4.8 เมื่อนำจำนวนของน้ำแข็งคงเหลือภายในบ่อที่ทำนายได้จากแบบจำลองมาคำนวณความแม่นยำเทียบกับจำนวนของน้ำแข็งคงเหลือภายในบ่อที่วัดได้จริงได้ร้อยละ 84.05 ซึ่งเป็นค่าความแม่นยำที่ยอมรับได้

- ระบุเอกลักษณ์ของแบบจำลองส่วนแรกโดยใช้ข้อมูลชุดที่ 2 จากตารางที่ 3.1 ซึ่งก็คือสัญญาณ-เข้าออกของแบบจำลองที่ได้จากรูปที่ 3.20 แบบจำลองที่ได้จากข้อมูลระบุเอกลักษณ์ชุดนี้คือ

$$\hat{T}_b(t+1) = 1.149T_b(t) - 0.2007T_b(t-1) - 0.002997W_{in}(t) + 0.001917W_{in}(t-1)$$

เมื่อนำแบบจำลองนี้มาตรวจสอบความแม่นยำกับข้อมูลตรวจสอบความแม่นยำชุดที่ 2 โดยแสดงผลเทียบกับอุณหภูมิน้ำเกลือที่วัดได้จริงดังรูปที่ 4.9



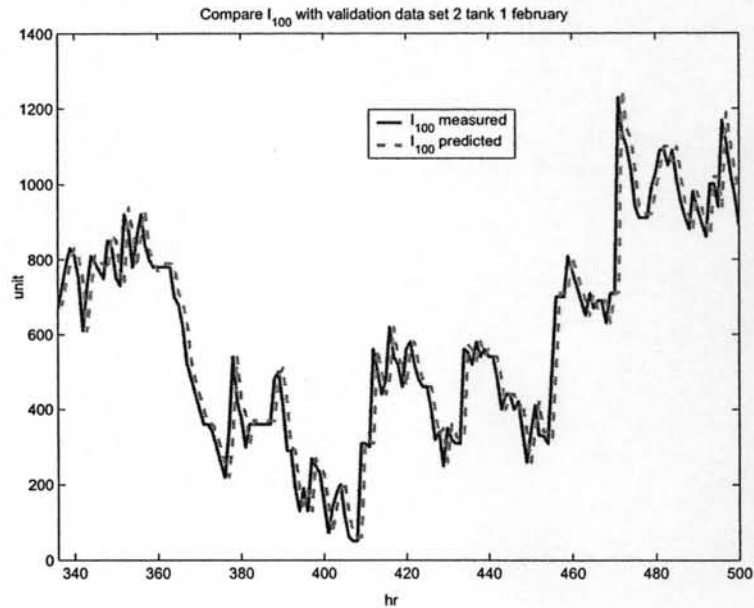
รูปที่ 4.9: อุณหภูมิน้ำเกลือที่วัดได้จริงกับที่ทำนายได้จากแบบจำลอง NARX ส่วนแรกเมื่อใช้ข้อมูลตรวจสอบความแม่นยำชุดที่ 2

จากรูปที่ 4.9 เมื่อนำอุณหภูมิน้ำเกลือที่ทำนายได้จากแบบจำลองมาคำนวณความแม่นยำเทียบกับอุณหภูมิน้ำเกลือที่วัดได้จริงได้ร้อยละ 73.85 ซึ่งเป็นค่าความแม่นยำที่ยอมรับได้

4. ระบุเอกลักษณ์ของแบบจำลองส่วนที่สองโดยใช้ข้อมูลชุดที่ 2 จากตารางที่ 3.1 ซึ่งก็คือสัญญาณ-เข้าออกของแบบจำลองที่ได้จากรูปที่ 3.22 แบบจำลองที่ได้จากข้อมูลระบุเอกลักษณ์ชุดนี้คือ

$$\hat{I}_{100}(t+1) = 0.9836I_{100}(t) - 0.0026T_b(t)I_{100}(t)$$

เมื่อนำแบบจำลองนี้มาตรวจสอบความแม่นยำกับข้อมูลตรวจสอบความแม่นยำชุดที่ 2 โดยแสดงผลเทียบกับจำนวนของน้ำแข็งคงเหลือภายในบ่อที่วัดได้จริงดังรูปที่ 4.10



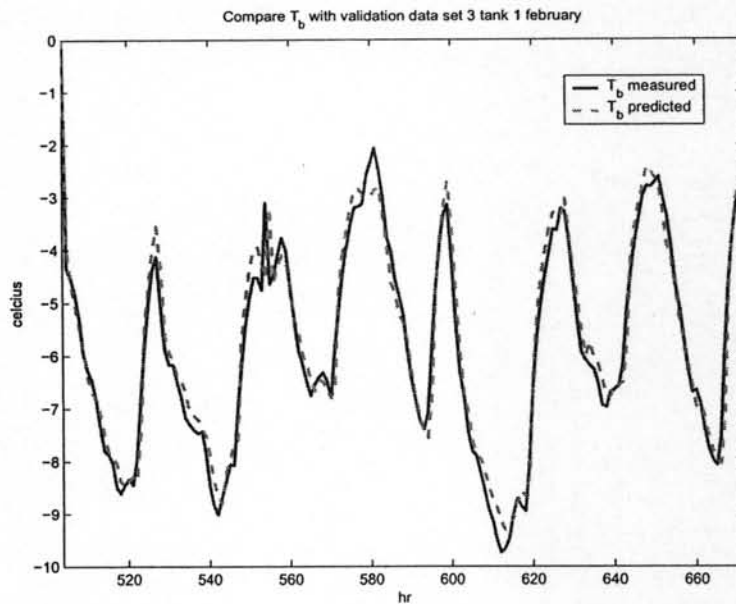
รูปที่ 4.10: จำนวนของน้ำแข็งคงเหลือภายในบ่อที่วัดได้จริงกับที่ทำนายได้จากแบบจำลอง NARX ส่วนที่สองเมื่อใช้ข้อมูลตรวจสอบความแม่นยำชุดที่ 2

จากรูปที่ 4.10 เมื่อนำจำนวนของน้ำแข็งคงเหลือภายในบ่อที่ทำนายได้จากแบบจำลอง มาคำนวณความแม่นยำเทียบกับ จำนวนของน้ำแข็งคงเหลือภายในบ่อที่วัดได้จริง ได้ร้อยละ 70.64 ซึ่งเป็นค่าความแม่นยำที่ยอมรับได้

5. ระบุเอกลักษณ์ของแบบจำลองส่วนแรกโดยใช้ข้อมูลชุดที่ 3 จากตารางที่ 3.1 ซึ่งก็คือสัญญาณ-เข้าออกของแบบจำลองที่ได้จากรูปที่ 3.24 แบบจำลองที่ได้จากข้อมูลระบุเอกลักษณ์ชุดนี้คือ

$$\hat{T}_b(t+1) = 0.8104T_b(t) - 0.0029W_{in}(t)$$

เมื่อนำแบบจำลองนี้มาตรวจสอบความแม่นยำกับข้อมูลตรวจสอบความแม่นยำชุดที่ 3 โดยแสดงผลเทียบกับอุณหภูมิน้ำเกลือที่วัดได้จริงดังรูปที่ 4.11



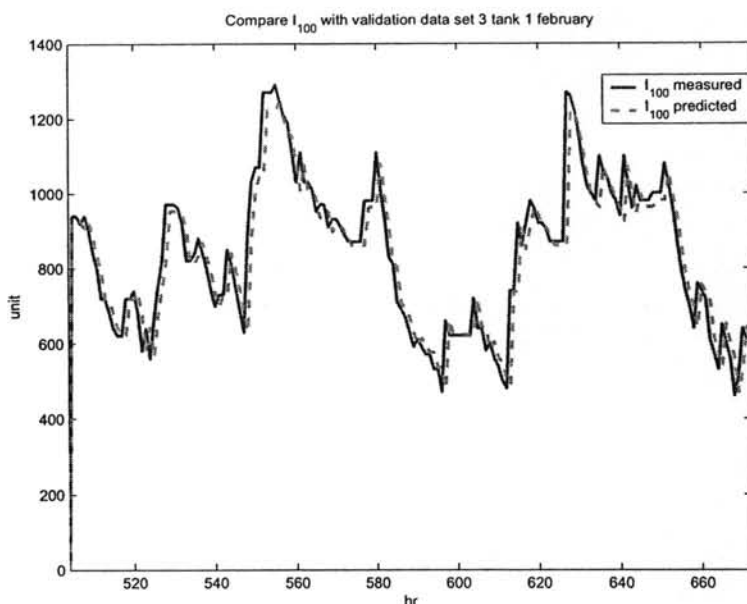
รูปที่ 4.11: อุณหภูมิน้ำเกลือที่วัดได้จริงกับที่ทำนายได้จากแบบจำลอง NARX ส่วนแรกเมื่อใช้ข้อมูลตรวจสอบความแม่นยำชุดที่ 3

จากรูปที่ 4.11 เมื่อนำอุณหภูมิน้ำเกลือที่ทำนายได้จากแบบจำลองมาคำนวณความแม่นยำเทียบกับอุณหภูมิน้ำเกลือที่วัดได้จริงได้ร้อยละ 80.04 ซึ่งเป็นค่าความแม่นยำที่ยอมรับได้

6. ระบุเอกลักษณ์ของแบบจำลองส่วนที่สองโดยใช้ข้อมูลชุดที่ 3 จากตารางที่ 3.1 ซึ่งก็คือสัญญาณ-เข้าออกของแบบจำลองที่ได้จากรูปที่ 3.24 แบบจำลองที่ได้จากข้อมูลระบุเอกลักษณ์ชุดนี้คือ

$$\hat{I}_{100}(t+1) = 0.9836I_{100}(t) - 0.0026T_b(t)I_{100}(t)$$

เมื่อนำแบบจำลองนี้มาตรวจสอบความแม่นยำกับข้อมูลตรวจสอบความแม่นยำชุดที่ 3 โดยแสดงผลเทียบกับจำนวนของน้ำแข็งคงเหลือภายในบ่อที่วัดได้จริงดังรูปที่ 4.12



รูปที่ 4.12: จำนวนของน้ำแข็งคงเหลือภายในบ่อที่วัดได้จริงกับที่ทำนายได้จากแบบจำลอง NARX ส่วนที่สองเมื่อใช้ข้อมูลตรวจสอบความแม่นยำชุดที่ 3

จากรูปที่ 4.12 เมื่อนำจำนวนของน้ำแข็งคงเหลือภายในบ่อที่ทำนายได้จากแบบจำลอง มาคำนวณความแม่นยำเทียบกับ จำนวนของน้ำแข็งคงเหลือภายในบ่อที่วัดได้จริง ได้ร้อยละ 60.29 ซึ่งเป็นค่าความแม่นยำที่ยอมรับได้

เราสามารถเขียนสรุปแบบจำลองและค่าความแม่นยำของแบบจำลองแต่ละส่วน จากข้อมูลตรวจสอบความแม่นยำของแบบจำลองแต่ละชุดได้ดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1: แบบจำลอง NARX และความแม่นยำของแบบจำลองแต่ละส่วนจากข้อมูลตรวจสอบความแม่นยำแต่ละชุด

แบบจำลองส่วนที่	ข้อมูลตรวจสอบความแม่นยำชุดที่	แบบจำลอง	ความแม่นยำ (%)
1	1	$\hat{T}_b(t+1) = 0.8286T_b(t) + 0.0004W_{in}(t)T_b(t)$	87.56
2	1	$\hat{I}_{100}(t+1) = 0.9584I_{100}(t) - 4.7913T_b(t)$	84.05
1	2	$\hat{T}_b(t+1) = 1.149T_b(t) - 0.2007T_b(t-1) - 0.002997W_{in}(t) + 0.001917W_{in}(t-1)$	84.14
2	2	$\hat{I}_{100}(t+1) = 0.9836I_{100}(t) - 0.0026T_b(t)I_{100}(t)$	70.64
1	3	$\hat{T}_b(t+1) = 0.8104T_b(t) - 0.0029W_{in}(t)$	80.04
2	3	$\hat{I}_{100}(t+1) = 0.9836I_{100}(t) - 0.0026T_b(t)I_{100}(t)$	60.29

ดังนั้นแบบจำลอง NARX ทั้งสองส่วนที่หาได้นี้สามารถนำมาใช้ทดแทนกระบวนการผลิตน้ำแข็งของได้ทั้งหมด เนื่องจากความแม่นยำที่คำนวณได้ผ่านเกณฑ์ที่ยอมรับได้

4.4 สรุป

เนื่องจากแบบจำลองเชิงเส้นที่ได้จากบทที่ผ่านมา ไม่สามารถใช้เป็นแบบจำลองกระบวนการผลิตน้ำแข็งของได้ในบางกรณี ดังนั้นเราจึงระบุเอกลักษณ์ของกระบวนการผลิตน้ำแข็งของใหม่ด้วยแบบจำลองไม่เชิงเส้น NARX ซึ่งใช้ดัชนีสมรรถนะความผิดพลาดจากการจำลองผลเป็นตัวเลือกรูปแบบของแบบจำลองที่เหมาะสม ผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองไม่เชิงเส้น NARX ให้ค่าความแม่นยำมากกว่าหรือเท่ากับแบบจำลองเชิงเส้นในทุกกรณี (สังเกตได้จากตารางที่ 4.1) และในบางกรณีแบบจำลอง NARX ที่ได้มีค่าเท่ากับแบบจำลองเชิงเส้นที่หาได้จากบทที่ผ่านมา ดังนั้นเพื่อการหาแบบจำลองที่ให้ค่าความแม่นยำสูงสุด เราสามารถใช้การระบุเอกลักษณ์ด้วยแบบจำลอง NARX ซึ่งสามารถครอบคลุมการระบุเอกลักษณ์ด้วยแบบจำลองเชิงเส้นด้วย