

บทที่ 3

แบบจำลองพีชชีและตัวควบคุมพีชชี

ในบทนี้กล่าวถึงลักษณะของแบบจำลองและตัวควบคุมพีชชี โดยเริ่มต้นจากชนิดของแบบจำลองพีชชี ซึ่งในแต่ละชนิดจะมีโครงสร้างและรูปแบบของกฎที่ต่างกันไป ต่อมาเป็นการกล่าวถึงวิธีการสร้างแบบจำลองพีชชี โครงสร้างของแบบจำลองพีชชี อัลกอริทึมของพีชชีคลัสเตอร์ริง วิธีการระบุแบบจำลองพีชชีซึ่งประกอบด้วยการระบุโครงสร้างและพารามิเตอร์ของแบบจำลอง การระบุแบบจำลองกระทำโดยใช้ข้อมูลอินพุต-เอาต์พุตของกระบวนการ และเทคนิคการระบุ เช่น พีชชีคลัสเตอร์ริงและวิธีกำลังสองน้อยที่สุด ถัดมาเป็นเนื้อหาในส่วนของตัวควบคุมพีชชี ซึ่งกล่าวถึงวิธีการออกแบบตัวควบคุมพีชชี อธิบายถึงตัวควบคุมพีชชีลอจิกแบบผู้เชี่ยวชาญซึ่งออกแบบโดยใช้ความรู้และประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญ สุดท้ายกล่าวถึงตัวควบคุมพีชชีแบบใช้โมเดลที่ออกแบบโดยใช้แบบจำลองพีชชี

3.1 บทนำ

หลักการของการสร้างแบบจำลองของระบบเป็นการหาความสัมพันธ์ของการส่งระหว่างตัวแปรอินพุตและเอาต์พุต ในปัจจุบันการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบที่มีความซับซ้อน ความไม่แน่นอนและไม่เชิงเส้นสูง อาจจำเป็นต้องใช้เวลานานหรือไม่อาจหาได้ในเชิงคุณภาพ ดังนั้นแบบจำลองพีชชีจึงเป็นอีกทางเลือกหนึ่งในการสร้างแบบจำลองกระบวนการ ทั้งนี้เนื่องจากประสบความสำเร็จในการประยุกต์ใช้กับกระบวนการที่ซับซ้อน อีกทั้งในปัจจุบันได้มีการศึกษาและ

ประยุกต์ใช้ตัวควบคุมแบบใช้โมเดลมากขึ้น และในส่วนของตัวควบคุมฟัซซียังมีพัฒนาการเป็น ตัวควบคุมแบบใช้โมเดลมากขึ้น ทั้งนี้เนื่องจากความซับซ้อนของกระบวนการเองทำให้การ ออกแบบตัวควบคุมฟัซซีจากความรู้ของผู้เชี่ยวชาญเป็นไปได้ยาก ดังนั้นตัวควบคุมฟัซซีแบบใช้ โมเดลจึงมีบทบาทมากขึ้น ในที่นี้แบบจำลองฟัซซีเปรียบเสมือนเป็นฐานความรู้ของตัวควบคุม ตัวควบคุมที่ออกแบบโดยอาศัยแบบจำลองจำเป็นต้องมีแบบจำลองที่ถูกต้องและเหมาะสมที่ สามารถทำนายค่าเอาต์พุตและพฤติกรรมของระบบ ได้อย่างถูกต้อง

วิธีการสร้างแบบจำลองฟัซซีสามารถออกแบบได้โดยตรงจากผู้เชี่ยวชาญ โดยอาศัยความรู้ และประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญเอง แต่ในบางครั้งอาจขาดข้อมูลความรู้หรือความเข้าใจในบาง ส่วนของกระบวนการ หรือผู้เชี่ยวชาญอาจออกแบบกฎได้ไม่ครอบคลุมทั้งหมด ดังนั้นจึงได้มีการ พัฒนาวิธีการสร้างแบบจำลองฟัซซีจากข้อมูลเชิงตัวเลขของกระบวนการ การสร้างแบบจำลองฟัซซีจาก ข้อมูลอินพุต-เอาต์พุตจำเป็นต้องอาศัยเทคนิคการระบุหา (Identification) แบบจำลอง ในงานวิจัยนี้ ใช้วิธีการฟัซซีคลัสเตอร์เพื่อระบุหาแบบจำลองฟัซซี และประยุกต์ใช้วิธีการนี้กับกระบวนการที่มีความ ไม่เชิงเส้น ซึ่งมีค่าเกณฑ์ของกระบวนการเปลี่ยนแปลงตามสภาวะปฏิบัติการ กระบวนการนี้เป็น ระบบดังทรงกลม นอกจากนี้ได้ออกแบบตัวควบคุมฟัซซีแบบใช้โมเดลโดยอาศัยแบบจำลองฟัซซีที่ สร้างขึ้น

3.2 แบบจำลองฟัซซี

แบบจำลองฟัซซีเป็นแบบจำลองระบบที่แสดงด้วยการอธิบายโดยใช้ภาษา ซึ่งอาศัยหลักการ ของฟัซซีลอจิก โดยปกติแล้วการอธิบายด้วยภาษานี้เป็นการแสดงความสัมพันธ์ของอินพุตและเอาต์พุต ในรูปของกฎทางภาษา ซึ่งอยู่ในลักษณะของกฎฟัซซีแบบมีเงื่อนไขถ้า-แล้ว (Fuzzy if-then rule)

แสดงได้ดังนี้

$$\text{If (ส่วนเงื่อนไข) Then (ส่วนผล)} \quad (3.1)$$

โดยที่ส่วนเงื่อนไขและส่วนผลสรุปของกฎเป็นประพจน์แบบฟัซซี โดยส่วนเงื่อนไขอาจประกอบด้วยประพจน์ฟัซซีหลายๆ ประพจน์เชื่อมกันด้วยตัวเชื่อมเชิงตรรก นอกจากนี้ประพจน์แบบฟัซซีอาจประกอบด้วยนิเสธหรือคำขยายได้อีกด้วย แต่เพื่อให้ง่ายแก่ความเข้าใจจะทำการพิจารณากรณี

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } x_2 \text{ is } A_2 \text{ Then } y \text{ is } B \quad (3.2)$$

โดยที่ A_1 , A_2 และ B เป็นฟัซซีเซต (รายละเอียดและนิยามของฟัซซีเซตดูได้ในภาคผนวก ก) ซึ่งกำหนดคุณลักษณะด้วยฟังก์ชันสมาชิก $\mu_{A_1}(x_1)$, $\mu_{A_2}(x_2)$ และ $\mu_B(y)$ ตามลำดับ ตัวแปรระบบจะถูกแบ่งออกไปเป็นช่วงของฟัซซีโดยใช้ฟังก์ชันสมาชิก (Membership function) จากสมการที่ (3.2) ตัวแปรที่ปรากฏในส่วนของเงื่อนไขของกฎฟัซซีเรียกว่าตัวแปรส่วนเงื่อนไข (Antecedent variable) เช่นอินพุต x_1 และ x_2 ส่วนตัวแปรที่ปรากฏในส่วนผลของกฎเรียกว่าตัวแปรส่วนผลสรุป (Consequent variable) เช่นเอาต์พุต y ตัวแปรเหล่านี้จะถูกพาร์ทิชัน (Partition) ออกเป็นช่วงของฟัซซีซึ่งนิยามบนช่วงของวาทยเอกภพ (Universe of discourse) โดยใช้ฟังก์ชันสมาชิก (Membership function) กฎแต่ละข้อจะแสดงการส่งช่วงฟัซซี (Fuzzy region) จากปริภูมิของส่วนเงื่อนไขไปยังปริภูมิของส่วนผล สมการ (3.2) สามารถเขียนในรูปความสัมพันธ์ฟัซซีได้ดังนี้

$$R = (A_1 * A_2) \rightarrow B \quad (3.3)$$

โดยที่ $*$ เป็นตัวเชื่อมประพจน์ฟัซซี t-norm ส่วน \rightarrow เป็นฟังก์ชันการแจกแจงผลฟัซซี ซึ่งเป็นการเชื่อมแบบมีเงื่อนไข ส่วนฟังก์ชันการเป็นสมาชิกของ R กำหนดได้ดังนี้

$$\mu_R = \mu_{A_1}(x_1) * \mu_{A_2}(x_2) \rightarrow \mu_B(y) \quad (3.4)$$

3.3 ชนิดของแบบจำลองฟัซซี

ชนิดของแบบจำลองฟัซซีสามารถแบ่งได้ 3 ชนิดโดยพิจารณาจากโครงสร้างและรูปแบบของกฎฟัซซีดังนี้

3.3.1 แบบจำลองฟัซซีเชิงภาษา (Linguistic fuzzy model)

แนวคิดของการสร้างแบบจำลองเชิงภาษาถูกแนะนำโดย Zadeh (1965) ต่อมา Mamdani (1974) และผู้ร่วมงานได้ประยุกต์ใช้ในการควบคุมกระบวนการที่มีไดนามิก ดังนั้นในบางครั้งอาจเรียกแบบจำลองฟัซซีชนิดนี้ว่าแบบจำลองฟัซซีแบบ Mamdani ซึ่งหมายถึงรูปแบบกฎฟัซซีจะเป็นประพจน์ฟัซซีทั้งในส่วนเงื่อนไขและส่วนผลสรุปของกฎ

รูปแบบของกฎฟัซซีแบบจำลองฟัซซีนี้มีลักษณะคล้ายกฎฟัซซีที่ใช้ในการควบคุมกระบวนการในสมัยแรกเริ่ม รูปแบบของกฎฟัซซีแสดงได้ดังนี้

$$\text{If } x \text{ is } A \text{ Then } y \text{ is } B \quad (3.5)$$

ตัวอย่างของกฎฟัซซี ถ้า... แล้ว ที่แสดงข้างบนนี้ ประกอบด้วย 2 ส่วนด้วยกัน ในส่วนของประพจน์ $x \text{ is } A$ เรียกว่าส่วนเงื่อนไข (Antecedent) และในส่วนของ $y \text{ is } B$ เรียกว่าส่วนผลสรุป (Consequent) ส่วน x และ y นั้นเรียกว่า ตัวแปรทางภาษา ซึ่งแสดงค่าทางภาษาโดยใช้ฟัซซีเซตบนโดเมน $X \subset R^n$ และ $Y \subset R^m$ ตามลำดับ A และ B เป็นเทอมทางภาษาซึ่งมักบอกความหมายของตัวแปรทางภาษา เช่น อุณหภูมิสูง, ความดันต่ำ ฯลฯ เทอมทางภาษา (A_i) นี้จะนิยามบนโดเมนของหนึ่งตัวแปร ซึ่งอาจมีหลายๆ เทอมทางภาษาใน 1 ตัวแปรก็ได้ และการสะสมของของฟัซซีเซต $[A_1, A_2, \dots, A_m]$ นี้เรียกว่า ฟัซซีพาร์ติชัน (Fuzzy partition)

ในกรณีที่มีหลายตัวแปรอินพุต กฎฟัซซีที่แสดงในสมการ 3.5 สามารถเขียนในอีกรูปแบบหนึ่งได้ดังสมการ 3.6

$$R^k : \text{If } x_1 \text{ is } A_{1,k} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{n,k}, \dots \text{ Then } y \text{ is } B_k \quad (3.6)$$

ยกตัวอย่างเช่น

$$\text{If } x_1 \text{ is small and } x_2 \text{ is medium}, \dots \text{ Then } y \text{ is Big} \quad (3.7)$$

โดยทั่วไปแล้วตัวดำเนินการที่นิยมใช้คือตัวดำเนินการ *Min* ซึ่งใช้เป็นตัวเชื่อมการร่วมกันและการแจกแจงเหตุผล และใช้ตัวดำเนินการ *Max* สำหรับรวมกลุ่มกฎต่างๆ ในฐานกฎ ซึ่งเป็นการอนุมานด้วยผลประกอบการ *Max-Min* จำนวนกฎฟัซซีในแบบจำลองฟัซซีชนิดนี้จะเป็นฟังก์ชันแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลกับขนาดของปริภูมิ (Space dimension) ของตัวแปรอินพุต

3.3.2 แบบจำลองความสัมพันธ์ฟัซซี (Fuzzy relational model)

กฎความสัมพันธ์ฟัซซีเป็นการประยุกต์มาจากกฎแบบ Mamdani แต่มีความแตกต่างกันที่การแสดงโครงสร้างกฎ โครงสร้างกฎของแบบจำลองความสัมพันธ์ฟัซซีแสดงโดยใช้ความสัมพันธ์ฟัซซี (R) ซึ่งเป็นการส่งจากฟัซซีเซตของอินพุต A_i ไปยังฟัซซีเซตของเอาต์พุต B_i ยกตัวอย่างเช่นแบบจำลองที่มีหนึ่งตัวแปรอินพุตและหนึ่งตัวแปรเอาต์พุต ซึ่ง $x \in X$ และ $y \in Y$ โดยกำหนดให้

$$A = \{A_1, A_2, \dots, A_M\} \quad (3.8)$$

$$B = \{B_1, B_2, \dots, B_N\} \quad (3.9)$$

$$R = [r_{ij}]_{M \times N} \quad (3.10)$$

โดยที่ A เป็นการสะสมของฟัซซีเซตซึ่งนิยามบนโดเมน X

B เป็นการสะสมของฟัซซีเซตซึ่งนิยามบนโดเมน Y

R เป็นความสัมพันธ์ฟัซซีที่นิยามการส่งจากเซตของเทอมทางภาษาของตัวแปรอินพุท A ไปยังเทอมทางภาษาของตัวแปรเอาต์พุท B , $R: A \rightarrow B$

ฟัซซีเซต X สำหรับอินพุท x แบบคริสป์ เขียนดังสมการที่ (3.11) ซึ่งแสดงค่าระดับความเป็นสมาชิกในแต่ละเทอมทางภาษา (Linguistic terms) ได้ดังนี้

$$X = \{\mu_{A_1}(x), \mu_{A_2}(x), \dots, \mu_{A_M}(x)\} \quad (3.11)$$

ดังนั้นฟัซซีเซต Y ของเอาต์พุทที่สอดคล้องกันเขียนได้ดังนี้

$$Y = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_N\} \quad (3.12)$$

สามารถหาได้โดยใช้การประกอบของความสัมพันธ์ฟัซซี

$$Y = X \circ R \quad (3.13)$$

ฟัซซีเซต Y จำเป็นต้องทำคิฟัซซีฟิเคชันดังสมการที่ (3.14)

$$b_i = \frac{\sum_{q=1}^{N_q} \mu_{B_i}(y_q) y_q}{\sum_{q=1}^{N_q} \mu_{B_i}} \quad (3.14)$$

โดยที่ N_q เป็นจำนวนของระดับการแบ่งแยก (Discretization levels)

ค่าเอาต์พุทแบบคริสป์ y_o ของแบบจำลองความสัมพันธ์ฟัซซีคำนวณได้โดยใช้ค่าเฉลี่ยแบบถ่วงน้ำหนักของ b_i คำนวณได้โดยใช้สมการที่ (3.15)

$$y_o = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_i b_i}{\sum_{i=1}^N \mu_i} \quad (3.15)$$

ความสัมพันธ์ฟัซซีที่แสดงในเทอมของกฎถ้า-แล้ว มีค่าเทียบเท่ากับกฎฟัซซีในสมการ (3.6) ของแบบจำลองฟัซซีเชิงภาษา ในกฎแต่ละข้อของแบบจำลองความสัมพันธ์ฟัซซีจะรวมค่า

ความเป็นสมาชิกในฟัซซีเซต (B) ด้วยน้ำหนักที่แตกต่างกัน การให้น้ำหนักสามารถปรับจนละเอียดได้โดยไม่จำเป็นต้องเปลี่ยนฟัซซีเซตอ้างอิง

ตัวอย่างของแบบจำลองความสัมพันธ์ฟัซซี

พิจารณาแบบจำลองที่มีหนึ่งตัวแปรอินพุตและหนึ่งตัวแปรเอาต์พุต ทั้งตัวแปรอินพุตและเอาต์พุตถูกพาร์ทิชันออกเป็นสามฟัซซีเซตอ้างอิง คือ *Low*, *Medium*, *High* และเขียนความสัมพันธ์ฟัซซี R ได้ดังสมการที่ (3.16)

$$R = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.4 & 0.1 \\ 0.3 & 1.0 & 0.1 \\ 0.0 & 0.6 & 1.0 \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

จากความสัมพันธ์ฟัซซี R สามารถเขียนกฎฟัซซีได้ 3 ข้อด้วยกันดังนี้

R^1 : If x is Low Then y is Low (0.9), Medium (0.4), High (0.1)

R^2 : If x is Medium Then y is Low (0.3), Medium (1.0), High (0.1)

R^3 : If x is High Then y is Low (0.0), Medium (0.6), High (1.0)

3.3.2 แบบจำลองฟัซซีแบบ Takagi-Sugeno

แบบจำลองฟัซซีชนิดนี้ถูกนำเสนอโดย Takagi กับ Sugeno (1985) รูปแบบของกฎแสดงได้ดังสมการที่ (3.17)

$$R^i : \text{If } x_1 \text{ is } A'_1 \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A'_n \text{ Then } y^i = f_i(x_1, \dots, x_n) \quad (3.17)$$

พิจารณาส່วนของเงื่อนไขของกฎพบว่ารูปแบบเหมือนในแบบจำลอง Mamdani ส่วนผลสรุปของกฎฟัซซีแสดงด้วยฟังก์ชัน f_i ของอินพุต x_i เช่น f_i เป็นฟังก์ชันโพลิโนเมียลของอินพุต x_i โดยปกติแล้วฟังก์ชัน f_i มักนิยมแสดงด้วยความสัมพันธ์เชิงเส้นเช่น

$$R^i : \text{If } x_1 \text{ is } A_1^i \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_n^i \text{ Then } y^i = c_0^i + c_1^i x_1 + \dots + c_n^i x_n \quad (3.18)$$

ขณะที่ y^i เป็นค่าเอาต์พุตจากการแจกแจงเหตุสุด (Implication) ของกฎที่ i และ A_j^i เป็นฟัซซีเซตที่แสดงลักษณะโดยใช้ฟังก์ชันสมาชิก c_j^i เป็นค่าพารามิเตอร์ของส่วนผลสรุปสามารถหาได้โดยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด

กำหนดให้อินพุตแบบคริสป์เป็น (x_1, \dots, x_n) ดังนั้นค่าเอาต์พุตของแบบจำลองฟัซซีอนุมานได้โดยใช้การเฉลี่ยโดยน้ำหนัก (Weighted average) ของ y^i ดังนี้

$$Y = \frac{\sum_{i=1}^k w^i y^i}{\sum_{i=1}^k w^i} \quad (3.19)$$

โดยที่ k เป็นจำนวนของกฎฟัซซี

y^i เป็นเอาต์พุตของกฎข้อ i

w^i เป็นค่าความเป็นสมาชิกทั้งหมดของส่วนเงื่อนไขของการแจกแจงเหตุสุดสำหรับตัวแปรอินพุต ซึ่งนิยามโดยใช้สมการที่ (3.20)

$$w^i = \prod_{k=1}^n A_k^i(x_k) \quad (3.20)$$

ตัวอย่างของแบบจำลองฟัซซีแบบ Takagi-Sugeno

$$R^i : \text{If } x_1 \text{ is small and } x_2 \text{ is big Then } y^i = 0.001 + 0.200x_1 + 1.023x_2 \quad (3.21)$$

3.4 วิธีการสร้างแบบจำลองพีชชี

แบบจำลองพีชชีสามารถสร้างได้สองวิธีดังนี้

3.4.1 แบบจำลองพีชชีจากความรู้และประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญ

หลักการพื้นฐานของการสร้างแบบจำลองพีชชีถูกเสนอโดย Zadeh ซึ่งเป็นการสร้างแบบจำลองพีชชีโดยตรงจากความรู้ของผู้เชี่ยวชาญซึ่งเรียกว่า วิธีการโดยตรง (Direct approach) วิธีการนี้เป็นการแสดงเชิงภาษา (Linguistic description) โดยใช้ภาษาทางธรรมชาติ แล้วใช้ทฤษฎีการประมาณด้วยเหตุผล การอธิบายเชิงภาษานี้แสดงในรูปแบบกฎทางภาษา (Linguistic rule) ซึ่งมีลักษณะเป็นกฎเงื่อนไขที่ได้มาจากความรู้ของผู้เชี่ยวชาญโดยตรง ในบางครั้งอาจมีข้อจำกัดในการออกแบบกฎอยู่บ้าง เช่นผู้เชี่ยวชาญอาจออกแบบกฎได้ไม่ครอบคลุมทั้งหมด หรือในบางกรณีที่มีความรู้ของผู้เชี่ยวชาญไม่เป็นจริงจะทำให้ได้แบบจำลองที่ไม่ถูกต้อง ดังนั้นจึงได้มีการพัฒนาวิธีการสร้างแบบจำลองที่เป็นทางการที่สามารถใช้ข้อมูลเชิงตัวเลขของระบบแทนความรู้ของมนุษย์ รายละเอียดของวิธีการสร้างแบบจำลองพีชชีจากผู้เชี่ยวชาญ มีวิธีการที่คล้ายคลึงกับการออกแบบตัวควบคุมพีชชีลอจิกแบบผู้เชี่ยวชาญ

3.4.2 แบบจำลองพีชชีจากข้อมูลเชิงตัวเลขของกระบวนการ

แบบจำลองพีชชีสามารถสร้างได้จากข้อมูลอินพุต-เอาต์พุตของกระบวนการร่วมกับเทคนิคการระบุแบบจำลองที่เหมาะสม ปัญหาในการระบุแบบจำลองพีชชีประกอบด้วยการระบุโครงสร้าง (Structure identification) และการระบุพารามิเตอร์ (Parameter identification) ของแบบจำลอง เช่นการเลือกตัวแปรอินพุต-เอาต์พุต จำนวนของฟังก์ชันสมาชิกของตัวแปร รูปร่างและค่าพารามิเตอร์ของฟังก์ชันสมาชิก จำนวนของกฎในฐานกฎ ฯลฯ วิธีการหนึ่งที่น่าจะประยุกต์ใช้

เพื่อทำการสร้างแบบจำลองฟuzzyจากข้อมูลอินพุต-เอาต์พุต คือ ฟuzzyคลัสเตอร์ อัลกอริทึมของฟuzzyคลัสเตอร์เป็นอัลกอริทึมแบบไม่มีการชี้แนะ (Unsupervised algorithms) ซึ่งทำการจัดข้อมูลออกไปเป็นกลุ่ม อย่างไรก็ตามก่อนที่จะมีการประยุกต์ใช้ฟuzzyคลัสเตอร์ จำเป็นต้องมีการระบุปัญหาของโครงสร้างก่อน เช่นการระบุตัวแปรอินพุต-เอาต์พุต การกำหนดจำนวนกลุ่ม ซึ่งจำนวนกลุ่มจะเป็นตัวกำหนดจำนวนกฎฟuzzyอีกที

3.5 โครงสร้างของแบบจำลองฟuzzy

แบบจำลองฟuzzyมีชื่อเรียกที่ต่างกันขึ้นอยู่กับโครงสร้างและรูปแบบของกฎถ้า-แล้ว ในงานวิจัยนี้จะทำการระบุแบบจำลองฟuzzyที่มีโครงสร้างกฎฟuzzyแบบ Tankagi-Sugeno โดยใช้ข้อมูลอินพุต-เอาต์พุต โดยที่ส่วนเงื่อนไขของกฎฟuzzyแสดงโดยใช้ฟuzzyเซต แต่ในส่วนผลสรุปของกฎอยู่ในรูปแบบของฟังก์ชันเชิงเส้นที่แสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรอินพุตและเอาต์พุต

โครงสร้างทั่วไปของแบบจำลองไม่เชิงเส้น แสดงได้ด้วยฟังก์ชัน f ซึ่งเป็นการส่งระหว่างตัวแปรอินพุต-เอาต์พุต สามารถเขียนความสัมพันธ์ได้ดังนี้

$$y(k+1) = f(y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)) \quad (3.22)$$

โดยที่ $y(k), \dots, y(k-n+1)$ และ $u(k), \dots, u(k-m+1)$ เป็นตัวแปรเอาต์พุตและอินพุตของแบบจำลองที่มีการตามหลังกัน (lag) ตามลำดับ ค่า n และ m เป็นตัวเลขที่แสดงถึงอันดับของแบบจำลอง

พิจารณาแบบจำลองไม่เชิงเส้นในสมการที่ (3.22) สามารถเขียนแบบจำลองฟuzzyแบบ Takagi-Sugeno ได้ดังนี้

$$\begin{aligned}
 R_i : & \text{ If } y(k) \text{ is } A_{i,1} \text{ and } y(k-1) \text{ is } A_{i,2} \text{ and, ... } y(k-n+1) \text{ is } A_{i,n} \text{ and} \\
 & u(k-1) \text{ is } B_{i,1} \text{ and, ..., } u(k-m+1) \text{ is } B_{i,m} \text{ Then} \\
 & y(k+1) = g_i(y(k), y(k-1), \dots, u(k), u(k-1), \dots)
 \end{aligned} \tag{3.23}$$

ค่าเอาต์พุตทั้งหมดของแบบจำลอง (Overall model output) คำนวณได้จากค่าเฉลี่ยแบบถ่วงน้ำหนักของแต่ละกฎ ดังสมการที่ (3.24)

$$y(k+1) = \frac{\sum_{i=1}^K \beta_i \cdot g_i(\cdot)}{\sum_{i=1}^K \beta_i} \tag{3.24}$$

โดยที่ β_i เป็นดีกรีการเป็นสมาชิกของผลลัพธ์ทั้งหมด (Degree of fulfillment) ในส่วนเงื่อนไขของ กฎข้อ i

K เป็นจำนวนกฎทั้งหมด

โดยปกติแล้วแบบจำลองฟัซซีแบบ Takagi-Sugeno มักแทนส่วนผลสรุปของกฎหรือฟังก์ชัน g ในสมการที่ (3.23) ด้วยสมการความสัมพันธ์แบบความเชิงเส้น ซึ่งเขียนได้ดังนี้

$$\begin{aligned}
 R_i : & \text{ If } y(k) \text{ is } A_{i,1} \text{ and } y(k-1) \text{ is } A_{i,2} \text{ and, ... } y(k-n+1) \text{ is } A_{i,n} \text{ and} \\
 & u(k-1) \text{ is } B_{i,1} \text{ and, ..., } u(k-m+1) \text{ is } B_{i,m} \text{ Then} \\
 & \text{ then } y(k+1) = \sum_{j=1}^n a_{ij} y(k-i+1) + \sum_{j=1}^m b_{ij} u(k-i+1) + c_i,
 \end{aligned} \tag{3.25}$$

โดยที่ a_{ij}, b_{ij}, c_i เป็นค่าพารามิเตอร์ของกฎข้อที่ i ซึ่งสามารถหาได้จากข้อมูลอินพุต-เอาต์พุต และวิธีกำลังสองน้อยที่สุด

3.6 ฟัซซีคลัสเตอร์ริง

วิธีการระบุหาแบบจำลองฟัซซีโดยใช้วิธีฟัซซีคลัสเตอร์ริง มีที่มาจากวิเคราะห์ข้อมูล (Data analysis) และแพทเทิร์นเรคคอกนิชัน (Pattern recognition) ซึ่งเป็นการหาโครงสร้างของ

ข้อมูล แนวความคิดพื้นฐานของคลัสเตอร์เป็นการจัดกลุ่มข้อมูลออกเป็นกลุ่มย่อย โดยใช้หลักการของระดับความเป็นสมาชิก (Graded of membership) เพื่อแสดงค่าดีกรีของวัตถุซึ่งเป็นเวกเตอร์ลักษณะ (Feature vectors) ที่มีความคล้ายคลึงกับวัตถุต้นแบบ (Prototypical object) ระดับของความคล้ายคลึงกันสามารถคำนวณได้โดยใช้การวัดระยะทางที่เหมาะสม ด้วยวิธีการนี้เวกเตอร์ลักษณะสามารถถูกจัดกลุ่มได้ โดยใช้หลักการที่ว่าเวกเตอร์ภายในกลุ่มเดียวกันต้องมีความคล้ายคลึงกันและเวกเตอร์ที่อยู่ต่างกลุ่มกันให้มีความไม่คล้ายคลึงกัน (Dissimilar) เท่าที่จะเป็นไปได้

ฟัซซีคลัสเตอร์เป็นเทคนิคที่นำมาประยุกต์ใช้ในการระบุนหาโครงสร้างของแบบจำลองฟัซซี หลักการของฟัซซีคลัสเตอร์เป็นการจัดกลุ่มชุดของข้อมูลความสัมพันธ์ของอินพุต-เอาต์พุต ซึ่งใช้หลักการของการวัดระดับความคล้ายคลึงกันของข้อมูลโดยใช้มาตรวัดระยะทาง ด้วยนิยามของมาตรวัดระยะทางที่ต่างกันทำให้ฟัซซีคลัสเตอร์มีชื่อเรียกที่ต่างกัน ไปเช่น ฟัซซีซี-มีนคลัสเตอร์ (Fuzzy c-mean clustering) ใช้มาตรวัดระยะทางแบบยูคลิด (Euclidean distance measure) (Bezdek, 1981) ส่วนฟัซซีจีเคคลัสเตอร์ (Fuzzy GK clustering: Gustafson–Kessel clustering) จะใช้มาตรวัดระยะทางแบบปรับตัวได้ (Gustafson and Kessel, 1979) ในงานวิจัยนี้จะประยุกต์ใช้ฟัซซีจีเคคลัสเตอร์เพื่อระบุแบบจำลองฟัซซีแบบ Takagi-Sugeno ของกระบวนการไม่เชิงเส้น

อัลกอริธึมโดยทั่วไปของฟัซซีจีเคคลัสเตอร์แสดงได้ดังนี้

ให้ $I = \{u(j), y(j)\}$, $j = 1, 2, \dots, N$ เป็นเซตของข้อมูลอินพุต-เอาต์พุต และ N เป็นจำนวนข้อมูล โดยทำการพิจารณาแบบจำลองรีเกรสชันแบบไม่เชิงเส้น (Nonlinear regression model)

กำหนดให้โครงสร้างของแบบจำลองหรืออันดับของแบบจำลอง (Model order) เป็น n, m จะได้เมทริกซ์ข้อมูลสำหรับใช้ในฟัซซีคลัสเตอร์ดังสมการที่ (3.26)

$$x_j = [y(j), y(j-1), \dots, y(j-n+1), u(j), u(j-1), \dots, u(j-m+1), y(j+1)]^T \quad (3.26)$$

ให้ $d = n+m$ เป็นขนาดของปริภูมิของข้อมูล

$X = \{x_j / j = 1, 2, \dots, N\}$ เป็นเซตของข้อมูลในปริภูมิ $d: R^d$

$V = \{v_j / j = 1, 2, \dots, K\}$ เป็นเซตของจุดศูนย์กลางกลุ่ม (Cluster centers) ซึ่งมีจำนวน K กลุ่มในปริภูมิ d, R^d

$v_i = [v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,d}]^T$ เป็นเมทริกซ์ของจุดศูนย์กลางกลุ่ม i

$U = \{ \mu_{ij} / i = 1, 2, \dots, K, j = 1, 2, \dots, N \}$ เรียกว่าฟังก์ชันพาร์ติชันเมทริกซ์ (Fuzzy partition matrix)

$\mu_{ij} \in [0, 1]$ เป็นค่าที่แสดงถึงระดับความเป็นสมาชิกของข้อมูล (x_j) ในจุดศูนย์กลางของกลุ่ม i (v_i) และมีเงื่อนไขบังคับตามสมการที่ (3.27)

$$\sum_{i=1}^K \mu_{ij} = 1, \quad \forall j = 1, \dots, N \quad (3.27)$$

ฟังก์ชันวัตถุประสงค์เป็นวิธีออปติไมเซชันคือมีจุดมุ่งหมายเพื่อทำการออปติไมซ์ออบเจกทีฟฟังก์ชัน (Objective function) ตามสมการที่ (3.28) ให้มีค่าต่ำสุด

$$J(X, V, U) = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m D^2(x_j, v_i) \quad (3.28)$$

โดยที่ v_i เป็นจุดศูนย์กลางของกลุ่ม i

m เป็นค่านำหนักแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล ; $m \in [1, \infty]$ ปกติให้ $m = 2$

$D^2(x_j, v_i)$ เป็นระยะทางระหว่างข้อมูลที่จุด j (x_j) และ จุดศูนย์กลางกลุ่ม i (v_i) ซึ่งนิยาม

โดยใช้โพซิทีฟดีฟิไนท์เมทริกซ์ (Positive definite matrix, M_i) ตามสมการที่ (3.29)

$$D^2(x_j, v_i) = (x_j - v_i)^T M_i (x_j - v_i) \quad (3.29)$$

$$M_i = |F_i|^{1/d} F_i^{-1} \quad (3.30)$$

และ F_i เป็นโควาเรียนซ์เมทริกซ์ (Covariance matrix) ที่นิยามโดยสมการที่ (3.31)

$$F_i = \frac{\sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m (x_j - v_i)(x_j - v_i)^T}{\sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m} \quad (3.31)$$

อัลกอริทึมของพีชชีคลัสเตอร์ริง

- 1) กำหนดจำนวนกลุ่ม (K) และเซตของข้อมูล
- 2) กำหนดพีชชีพาร์ทิชันเมทริกซ์เริ่มต้น (U)
- 3) คำนวณหาค่าจุดศูนย์กลางกลุ่มโดยใช้สมการที่ (3.32)

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m} \quad (3.32)$$

- 4) คำนวณหาค่าโควาเรียนซ์เมทริกซ์ของกลุ่มใหม่โดยใช้สมการที่ (3.31)
- 5) คำนวณค่าระยะทางโดยใช้สมการที่ (3.29)
- 6) ปรับค่าพีชชีพาร์ทิชันเมทริกซ์ (U) ใหม่โดยใช้สมการที่ (3.33)

$$\mu_{ij} = \frac{D^2(x_j, v_i)^{-1/(m-1)}}{\sum_{l=1}^K D^2(x_j, v_l)^{-1/(m-1)}} \quad (3.33)$$

ถ้า $D^2(x_j, v_i) = 0$ สำหรับบางกรณีที่ $i = q$ แล้วให้ $\mu_{qj} = 1$ และ $\mu_{ij} = 0 \quad \forall i \neq q$

- 7) ทำการวนซ้ำจนกระทั่ง $|u_l - u_{l-1}| \leq \epsilon$, l จำนวนครั้งของการวน, ϵ เป็นค่าเงื่อนไข

ของความผิดพลาด $|\cdot|$ เป็นค่านอร์ม (Norm) ของเมทริกซ์ที่เหมาะสม

ผลลัพธ์ที่ได้จากพีชคณิตสแควร์เป็นพีชคณิตชั้นแมทริกซ์ (U) ซึ่งแสดงถึงค่าระดับความเป็นสมาชิกของข้อมูลแต่ละจุดในแต่ละกลุ่ม โดยที่แต่ละกลุ่มเปรียบเสมือนกฎแต่ละข้อในแบบจำลองพีชคณิต

ตัวอย่างพีชคณิตชั้นแมทริกซ์ U

กำหนดให้เซตของข้อมูลเป็น $X = \{x_1, \dots, x_{15}\}$, c เป็นจำนวนกลุ่มกำหนดให้เท่ากับ 2 m มีค่าเท่ากับ 2 ดังนั้นพีชคณิตชั้นแมทริกซ์จะมีขนาดเท่ากับ 2×15 เช่น

$$U = \begin{bmatrix} 0.842 & 0.146 & 0.754 & 0.854 & \dots & 0.255 \\ 0.158 & 0.854 & 0.246 & 0.146 & \dots & 0.745 \end{bmatrix} \quad (3.34)$$

3.7 การระบุนาแบบจำลองพีชคณิต

การระบุนาแบบจำลองพีชคณิตแบ่งเป็น 2 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนแรกเป็นการระบุนาโครงสร้างของแบบจำลอง ส่วนขั้นตอนที่ 2 เป็นการระบุนาพารามิเตอร์ของแบบจำลอง

3.7.1 การระบุนาโครงสร้างแบบจำลอง

การระบุนาโครงสร้างของแบบจำลองสามารถหาได้จากข้อมูลอินพุต-เอาต์พุต โดยใช้เทคนิคการระบุนาที่เหมาะสม ปัญหาของการระบุนาโครงสร้างของแบบจำลองพีชคณิตประกอบด้วย การกำหนดตัวแปรในส่วนเงื่อนไขของกฎพีชคณิต (Antecedent variable) การกำหนดจำนวนกฎที่เหมาะสมและการหารูปร่างและค่าพารามิเตอร์ของฟังก์ชันสมาชิกของตัวแปรในส่วนเงื่อนไขปัญหาใน 2 กรณีหลังนี้สามารถทำได้โดยประยุกต์ใช้พีชคณิตสแควร์ วิธีการในการกำหนดของแต่ละปัญหาแสดงได้ดังนี้

1. การกำหนดตัวแปรในส่วนเงื่อนไขของกฎ

การกำหนดตัวแปรในส่วนเงื่อนไขของกฎ เป็นขั้นตอนแรกของการระบุหาโครงสร้าง และมีความสำคัญต่อความถูกต้องและสมรรถนะของแบบจำลอง เนื่องจากว่าถ้าทำการเลือกตัวแปร มากหรือน้อยเกินไป อาจส่งผลถึงค่าความถูกต้องของแบบจำลอง ดังนั้นจึงจำเป็นต้องเลือกตัวแปร ให้เหมาะสม ตัวแปรที่เลือกมักเป็นตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อค่าเอาต์พุต

วิธีการกำหนดตัวแปรในส่วนเงื่อนไขของกฎฟัซซี สามารถกระทำได้จากการลองผิดลอง ถูกหรือประยุกต์ใช้เทคนิคต่าง ๆ เช่น Takagi และ Sugeno (1985) เสนอวิธีการค้นหาแบบฮิวริสติก (Heuristic search) ซึ่งเป็นการหาแบบไม่ใช้หลักการ แต่ทำโดยวิธีการรวมกันแบบมีทางเลือก (Combinatorial approach) วิธีการนี้ไม่เหมาะที่จะใช้กับระบบที่มีจำนวนตัวแปรหลายๆ เนื่องจากว่า ถ้าจำนวนตัวแปรเพิ่มมีมาก จะมีผลทำให้วิธีการเลือกตัวแปรมีมากขึ้นตาม ต่อมา Sugeno และ Yasukawa (1993) ได้เสนอวิธีจีเอ็มดีเอช (GMDH: Group method of data handling) ซึ่งเป็นวิธีการ รวมกันแบบมีทางเลือกคล้ายวิธีฮิวริสติกแต่จะประยุกต์ใช้เกณฑ์สม่ำเสมอ (Regularity criterion, RC) เพื่อช่วยลดจำนวนของทางเลือกลง ต่อมา Emami และผู้ร่วมงานท่านอื่น (1996) ได้เสนอวิธีการใหม่ สำหรับใช้กับระบบที่มีตัวแปรหลายๆ โดยสามารถช่วยลดเวลาในการกำหนดตัวแปรในส่วน เงื่อนไขได้มาก

2. การกำหนดจำนวนกฎฟัซซีที่เหมาะสม

พิจารณาอัลกอริทึมฟัซซีคลาสเตอร์จึงพบว่าจำเป็นต้องมีการกำหนดจำนวนกลุ่มเริ่มต้นก่อน โดยที่จำนวนกฎฟัซซีจะมีค่าเท่ากับจำนวนกลุ่มที่กำหนด ในงานวิจัยนี้จะใช้วิธีการออปติไมซ์เพื่อ ระบุหาจำนวนกลุ่มหรือกฎฟัซซีที่เหมาะสม โดยประยุกต์ใช้เกณฑ์ $S(c)$ เพื่อใช้เป็นเกณฑ์ตัดสินใจ สมการของเกณฑ์ $S(c)$ แสดงดังในสมการที่ (3.35)

$$S(c) = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^K (\mu_{ij})^m (\|x_j - v_i\|^2 - \|v_i - \bar{x}\|^2) \quad (3.35)$$

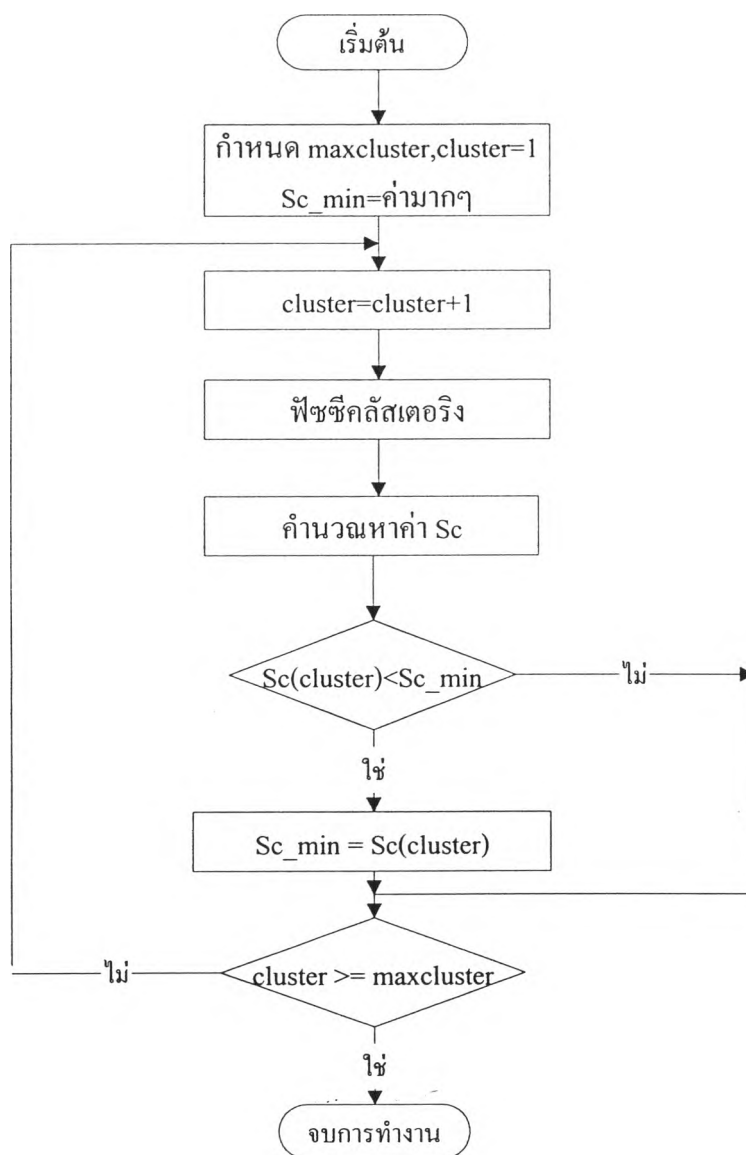
- โดยที่ N เป็นจำนวนของข้อมูล
- K เป็นจำนวนกลุ่ม, $K > 2$
- \bar{x} เป็นค่าเฉลี่ยของ x_j , $j = 1, 2, \dots, N$
- x_j เป็นแมทริกซ์ของข้อมูลที่อธิบายไว้ในสมการที่ (3.26)
- v_i เป็นแมทริกซ์ของจุดศูนย์กลางของกลุ่ม i
- $\|\cdot\|$ เป็นค่า Norm (Norm)
- μ_{ij} เป็นค่าระดับความเป็นสมาชิกของข้อมูลในกลุ่ม i
- m มีค่าเท่ากับ 2

ค่าเกณฑ์นี้เป็นการพิจารณาค่าความแตกต่างระหว่างค่าความแปรปรวนของข้อมูลภายในกลุ่ม กับค่าความแปรปรวนของกลุ่มเอง ดังนั้นคลัสเตอร์ที่เหมาะสมจึงเป็นการพิจารณาให้ค่าความแปรปรวนในแต่ละกลุ่มมีค่าต่ำสุดและให้ค่าความแปรปรวนระหว่างกลุ่มมีค่าสูงสุด แผนภาพการทำงานของกระบวนการแบบจำลองฟัซซีโดยใช้ฟัซซีคลัสเตอร์แสดงได้ดังรูปที่ 3.1

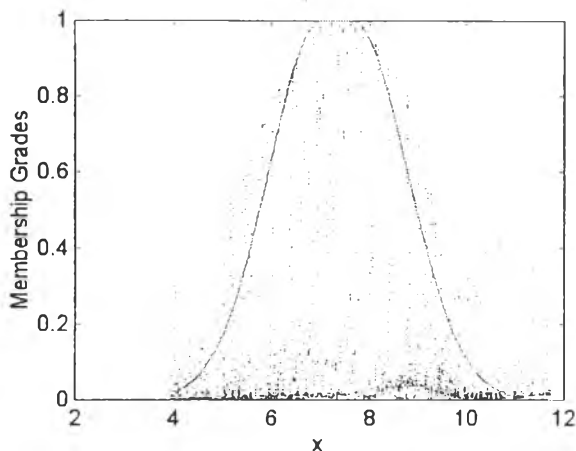
3. การกำหนดฟังก์ชันสมาชิกในส่วนเงื่อนไขของกฎ

การกำหนดฟังก์ชันสมาชิกในส่วนเงื่อนไขของกฎ ทำโดยใช้ฟัซซีพาร์ทิชันแมทริกซ์ ซึ่งได้จากการฟัซซีคลัสเตอร์ข้อมูล ฟัซซีพาร์ทิชันแมทริกซ์แสดงถึงค่าระดับความเป็นสมาชิกของข้อมูลแต่ละจุดในแต่ละกลุ่ม โดยที่แต่ละกลุ่มเปรียบเสมือนกฎแต่ละข้อของแบบจำลองฟัซซี การหาฟังก์ชันสมาชิกของตัวแปรในส่วนเงื่อนไขของแต่ละกฎ ทำโดยการฉาย (Projecting) หรือพล็อตฟัซซีพาร์ทิชันแมทริกซ์ของแต่ละกฎไปยังแกนของแต่ละตัวแปร ดังแสดงในรูปที่ 3.2 ผลของการ

ฉายไปยังแต่ละแกนทำให้ได้ฟังก์ชันสมาชิกที่มีค่าความเป็นสมาชิกที่ไม่ราบเรียบ ดังนั้นจึงประยุกต์ใช้การกรองเพื่อกรองค่าให้มีความราบเรียบ เพื่อให้การอนุมานกฎฟัซซีเป็นไปได้ง่าย ดังนั้นจึงควรที่จะเลือกประมาณด้วยฟังก์ชันที่ง่ายเช่น ฟังก์ชันรูปสามเหลี่ยม ฟังก์ชันรูปสี่เหลี่ยมคางหมู และฟังก์ชันเอ็กซ์โพเนนเชียล



รูปที่ 3.1 แผนภาพแสดงการทำงานของการทำงานของการกำหนดจำนวนกฎฟัซซีที่เหมาะสม



รูปที่ 3.2 วิธีการกำหนดฟังก์ชันสมาชิกจากฟuzzyพาร์ทชันเมทริกซ์

3.7.2 การระบุพารามิเตอร์ของแบบจำลอง

ค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองฟuzzyประกอบด้วยค่าพารามิเตอร์ในส่วนเงื่อนไขของกฎ (Antecedent variable) และค่าพารามิเตอร์ในส่วนผลสรุปของกฎ (Consequent parameter) ค่าพารามิเตอร์ของฟังก์ชันสมาชิกในส่วนเงื่อนไขทำการระบุได้โดยใช้ฟuzzyคัลคูลัสตอริง ส่วนค่าพารามิเตอร์ในส่วนผลสรุปของกฎ หรือค่าสัมประสิทธิ์เชิงเส้นของแบบจำลองฟuzzyแบบ Takagi-Sugeno สามารถหาได้โดยการประยุกต์ใช้วิธีการกำลังสองน้อยที่สุด วิธีนี้จะให้ค่าพารามิเตอร์ของส่วนเงื่อนไขเหมาะสม (Optimum consequence parameter) ที่ทำให้ค่าดรรชนีสมรรถนะ (Performance index) มีค่าต่ำสุด โดยที่ค่าดรรชนีสมรรถนะเป็นค่ารากของกำลังสองเฉลี่ย (Root mean squared errors)

สมมติให้แบบจำลองฟuzzyชนิด Takagi-Sugeno แสดงได้เป็นกฎเงื่อนไขดังนี้

$$\begin{aligned}
 R^1 : & \text{If } x_1 \text{ is } A_1^1, \dots, \text{and } x_k \text{ is } A_k^1 \quad \text{Then } y = p_0^1 + p_1^1 \cdot x_1 + \dots + p_k^1 \cdot x_k \\
 & \vdots \\
 R^n : & \text{If } x_1 \text{ is } A_1^n, \dots, \text{and } x_k \text{ is } A_k^n \quad \text{Then } y = p_0^n + p_1^n \cdot x_1 + \dots + p_k^n \cdot x_k
 \end{aligned}
 \tag{3.36}$$

ค่าเอาต์พุตของ แบบจำลองหาได้จากสมการ (3.37)

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n (A_1^i(x_1) \wedge \dots \wedge A_n^i(x_n)) \cdot (p_0^i + p_1^i \cdot x_1 + \dots + p_k^i \cdot x_k)}{\sum_{i=1}^n (A_1^i(x_1) \wedge \dots \wedge A_n^i(x_n))} \quad (3.37)$$

$$\beta_i = \frac{(A_1^i(x_1) \wedge \dots \wedge A_n^i(x_n))}{\sum_{i=1}^n (A_1^i(x_1) \wedge \dots \wedge A_n^i(x_n))} \quad (3.38)$$

$$y = \sum_{i=1}^n \beta_i (p_0^i + p_1^i \cdot x_1 + \dots + p_k^i \cdot x_k) \quad (3.39)$$

$$y = \sum_{i=1}^n (p_0^i \cdot \beta_i + p_1^i \cdot x_1 \cdot \beta_i + \dots + p_k^i \cdot x_k \cdot \beta_i) \quad (3.40)$$

จากสมการที่ (3.40) เราสามารถหาค่าพารามิเตอร์ $p_0^i, p_1^i, \dots, p_k^i, i = 1, 2, \dots, n$ โดยใช้วิธีการกำลังสองน้อยที่สุด ดังนี้

กำหนดให้เซตของข้อมูลอินพุต-เอาต์พุต เป็น $x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{kj} \rightarrow y_j, j = 1, \dots, m$

X เป็นเมทริกซ์ที่มีขนาด $(m \times n(k+1))$ แสดงในสมการที่ (3.41)

Y เป็น เวกเตอร์เอาต์พุตที่แสดงดังสมการที่ (3.43)

$$X = \begin{bmatrix} \beta_{11}, \dots, & \beta_{n1}, x_{11} \cdot \beta_{11}, \dots, & x_{11} \cdot \beta_{n1}, \dots \\ \cdot & \dots, & x_{11} \cdot \beta_{n1}, \dots, & x_{k1} \cdot \beta_n \\ \cdot & & & \cdot \\ \beta_{1m}, \dots, & \beta_{nm}, x_{1m} \cdot \beta_{1m}, \dots, & x_{1m} \cdot \beta_{1m}, \dots & \cdot \\ & \dots, & x_{k1} \cdot \beta_{1m}, \dots, & x_{k1} \cdot \beta_{nm} \end{bmatrix} \quad (3.41)$$

$$\beta_{ij} = \frac{(A_{i1}(x_{1j}) \wedge \dots \wedge A_{ik}(x_{kj}))}{\sum_j (A_{i1}(x_{1j}) \wedge \dots \wedge A_{ik}(x_{kj}))} \quad (3.42)$$

โดยที่ Λ เป็น ตัวประกอบการ *Min*

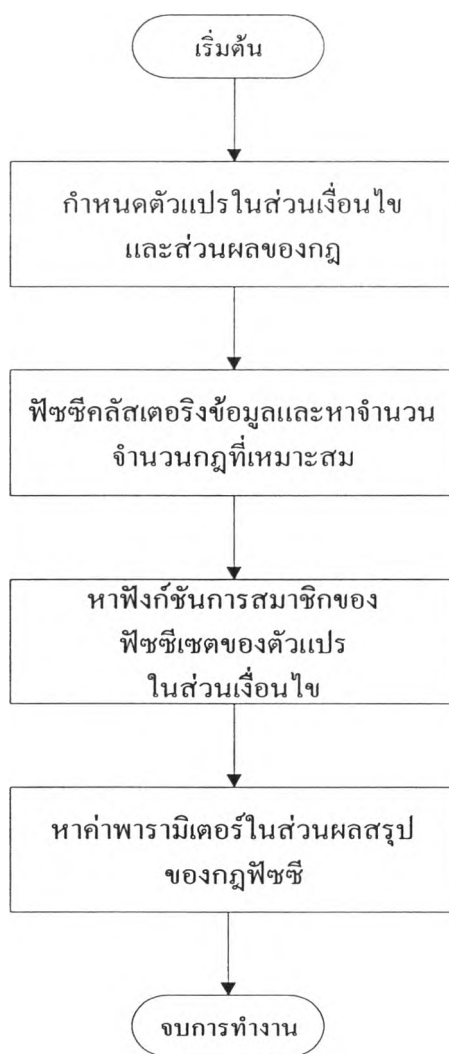
$$Y = [y_1, \dots, y_m]^T \quad (3.43)$$

$$P = [p_0^1, \dots, p_0^n, p_1^1, \dots, p_1^n, p_k^1, \dots, p_k^n]^T \quad (3.44)$$

ดังนั้นเวกเตอร์พารามิเตอร์ (P) คำนวณได้จาก สมการที่(3.45)

$$P = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (3.45)$$

แผนภาพการระบุหาแบบจำลองฟิชชีสรูปได้ดังรูปที่ 3.3



รูปที่ 3.3.แผนภาพแสดงขั้นตอนการระบุหาแบบจำลองฟิชชี

3.8 ตัวควบคุมฟuzzy

ตัวควบคุมฟuzzyถูกประยุกต์ใช้ครั้งแรก โดย Mamdani (1974) การควบคุมโดยใช้ตัวควบคุมฟuzzyมีอัลกอริทึมแบบฐานความรู้ (Knowledge-based algorithm) ที่อธิบายด้วยทฤษฎีทางฟuzzyลอจิก การออกแบบตัวควบคุมฟuzzyในสมัยแรกๆ เป็นการออกแบบโดยอาศัยข้อมูลความรู้และประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญ โดยผู้ออกแบบเป็นผู้ตั้งกฎการควบคุมเอง แต่ในบางครั้งการออกแบบกฎอาจทำได้ไม่ครอบคลุม หรือขาดข้อมูลความรู้ในบางส่วนของกระบวนการ ดังนั้นจึงมีการพัฒนาวิธีการออกแบบตัวควบคุมฟuzzyจากแบบจำลองฟuzzy ซึ่งเรียกตัวควบคุมชนิดนี้ว่าตัวควบคุมฟuzzyแบบใช้โมเดล โดยที่แบบจำลองเปรียบเสมือนเป็นฐานความรู้ของตัวควบคุม ดังนั้นตัวควบคุมที่อาศัยแบบจำลองจำเป็นต้องมีแบบจำลองที่มีความถูกต้องและเหมาะสม เพื่อให้สามารถทำนายค่าเอาต์พุทและพฤติกรรมของระบบได้อย่างถูกต้อง

3.9 วิธีการออกแบบตัวควบคุมฟuzzyลอจิก

ระบบการควบคุมโดยใช้ฟuzzyลอจิก คือระบบควบคุมที่อิงกับฐานกฎฟuzzy ซึ่งเซตของกฎเหล่านี้แสดงถึงกลไกการตัดสินใจในการควบคุมกระบวนการ เพื่อลดผลกระทบต่างๆ ที่เข้าสู่ระบบ การออกแบบกฎการควบคุมของตัวควบคุมฟuzzyลอจิกในสมัยแรกๆ เป็นการออกแบบโดยใช้ความรู้ความเข้าใจ หรือประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญ แต่ในปัจจุบันได้มีการเสนอวิธีการออกแบบตัวควบคุมฟuzzyไว้หลายวิธี ซึ่งพอจะสรุปได้ดังนี้

1) วิธีการ โดยตรง (Direct approach)

วิธีการนี้เป็นการออกแบบกฎฟuzzyจากวิธีการควบคุมกระบวนการของมนุษย์ โดยที่กฎและฟังก์ชันสมาชิกถูกออกแบบโดยผู้เชี่ยวชาญ ตัวควบคุมฟuzzyประเภทนี้มักเรียกว่า ตัวควบคุมฟuzzyเชิงภาษา

(Linguistic fuzzy controller) ในการที่จะให้ได้สมรรถนะการควบคุมที่ดีนั้น อาจจำเป็นต้องมีการทดลองและทดสอบกฎการควบคุมหลายๆ ครั้ง ซึ่งอาจจำเป็นต้องมีการลดหรือเพิ่มกฎ แต่อย่างไรก็ตามการอธิบายของผู้เชี่ยวชาญอาจจะไม่สมบูรณ์หรือไม่ถูกต้องได้ ทั้งนี้อาจเป็นผลเนื่องมาจากข้อจำกัดหรือขาดข้อมูลความรู้ในบางส่วนของกระบวนการเอง

2) วิธีการออกแบบโดยใช้ข้อมูลอินพุต-เอาต์พุตของการควบคุมของผู้ปฏิบัติการ

วิธีการนี้เกิดจากการที่ผู้ปฏิบัติการสามารถดำเนินการการควบคุมได้อย่างถูกต้องโดยใช้ความรู้ ความชำนาญและประสบการณ์ โดยที่ผู้ปฏิบัติกรมิได้รู้ถึงแบบจำลองของกระบวนการเลย ซึ่งในบางครั้งอาจไม่สามารถระบุวิธีการตัดสินใจของการควบคุมออกมาได้ในลักษณะของค่าหรือข้อความที่เหมาะสมได้ ในกรณีเช่นนี้กฎการควบคุมอาจสรุปได้จากข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตของการปฏิบัติการ

3) วิธีการออกแบบโดยใช้จากแบบจำลองพีชชี

วิธีการนี้เริ่มต้นด้วยการหาแบบจำลองพีชชีของกระบวนการขึ้นมาก่อน แล้วทำการสร้างกฎการควบคุมพีชชีจากการวิเคราะห์แบบจำลองนั้น แม้ว่าวิธีการนี้จะค่อนข้างยุ่งยากซับซ้อนแต่ให้สมรรถนะที่ดีและเชื่อถือได้

4) วิธีออกแบบโดยอาศัยการเรียนรู้

วิธีนี้เป็นการกำหนดให้ตัวควบคุมสามารถเรียนรู้เองว่ากฎหรือพารามิเตอร์ที่สำคัญเช่นฟังก์ชันสมาชิกที่เหมาะสมควรเป็นอย่างไร แล้วทำการปรับให้ได้ค่าที่เหมาะสม โดยดูจากค่าสมรรถนะของการควบคุม ในปัจจุบันได้มีการศึกษาและประยุกต์ใช้นิวรัลเน็ตเวิร์กร่วมกับพีชชีลอจิกเพื่อสร้างตัวควบคุมนิวโร-พีชชี (Neuro-fuzzy controller) โดยเป็นการอาศัยข้อดีด้านความสามารถ

ในการเรียนรู้จากนิเวศน์ที่เวิร์ก และความสามารถในการตีความได้ดีหรือการจัดการข้อมูลซึ่งไม่ชัดเจนของระบบฟัซซีลอจิก

3.10 ตัวควบคุมฟัซซีลอจิกแบบผู้เชี่ยวชาญ

ตัวควบคุมฟัซซีลอจิกเป็นการอาศัยแนวคิดของการสร้างอัลกอริธึมของการควบคุม โดยใช้กฎเชิงตรรก (Logical rules) ซึ่งเป็นการพยายามที่จะเพิ่มประสิทธิภาพของอัลกอริธึมของการควบคุมแบบทั่วไป (Conventional control algorithms) อัลกอริธึมการควบคุมที่ใช้กฎเชิงตรรกนี้มีลักษณะคล้ายแนวคิดแบบมนุษย์ ทฤษฎีฟัซซีเซตถูกใช้เป็นเครื่องมือในการอธิบายอัลกอริธึมเชิงภาษา และได้มีการประยุกต์ใช้ฟัซซีลอจิกในการควบคุมระบบที่มีความซับซ้อน ซึ่งตัวควบคุมนี้สร้างจากความรู้และประสบการณ์ของมนุษย์หรือผู้เชี่ยวชาญ

กฎเชิงภาษาเป็นส่วนสำคัญของตัวควบคุมฟัซซีลอจิก ซึ่งเป็นการอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอินพุทและเอาต์พุทโดยแสดงในรูปกฎแบบมีเงื่อนไข โดยทั่วไปแล้วสามารถแสดงตัวควบคุมฟัซซีลอจิกในรูปแบบที่คล้ายกับกฎการควบคุมแบบทั่วไปได้ดังนี้

$$u(k) = F(e(k), e(k-1), \dots, e(k-v), u(k-1), u(k-2), \dots, u(k-v)) \quad (3.46)$$

โดยที่ ฟังก์ชัน F เป็นการอธิบายโดยใช้กฎเงื่อนไข ซึ่งไม่ได้มีความหมายเป็นทรานสเฟอร์ฟังก์ชันหรือสมการเชิงอนุพันธ์แต่อย่างใด

ตัวควบคุมฟัซซีลอจิกที่อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณควบคุม $\Delta u(k)$ กับ ค่าความผิดพลาด $e(k)$ และการเปลี่ยนแปลงของความผิดพลาด $\Delta e(k)$ สามารถเขียนกฎการควบคุมได้ดังนี้

$$\Delta u(k) = F(e(k), \Delta e(k)) \quad (3.47)$$

$$\Delta u(k) = u(k) - u(k-1) \quad (3.48)$$

$$\Delta e(k) = e(k) - e(k-1) \quad (3.49)$$

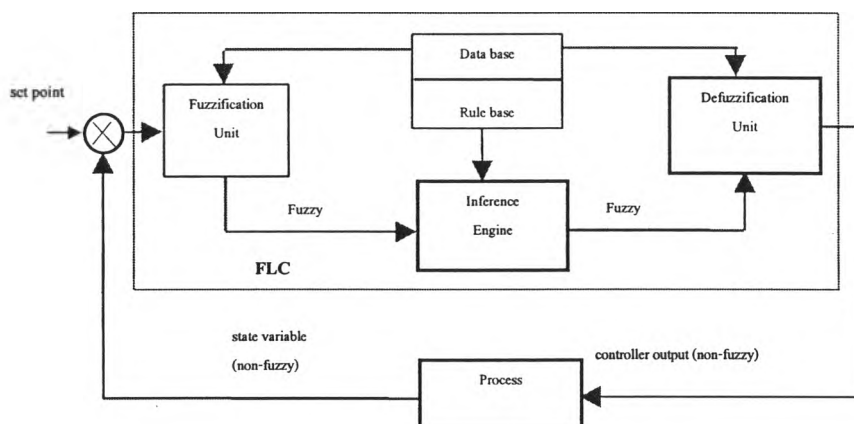
โดยที่สมมติให้ $v=1$ ค่าเอาต์พุทของตัวควบคุม $u(k)$ สามารถหาได้ดังนี้

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) \quad (3.50)$$

ยกตัวอย่างเช่น

If $e(k)$ is negative and $\Delta e(k)$ is positive Then $\Delta u(k)$ is zero

โครงสร้างหลักของตัวควบคุมฟัซซีลอจิกแสดงได้ในรูปที่ 3.4 ซึ่งแสดงขั้นตอนที่สำคัญของตัวควบคุมฟัซซีลอจิกได้แก่ กระบวนการฟัซซีฟิเคชัน กระบวนการอนุมาน กระบวนการดีฟัซซี (รายละเอียดเพิ่มเติมดูในภาคผนวก ก)



รูปที่ 3.4 โครงสร้างโดยทั่วไปของตัวควบคุมแบบฟัซซีลอจิก

ตัวแปรกระบวนการจะถูกวัดและเปรียบเทียบกับค่าเซ็ทพอยท์เพื่อใช้แสดงสถานการณ์ของการควบคุม จากนั้นจะทำการสเกล (Scaling) ด้วยแฟกเตอร์การสเกล (Scaling factors) ของอินพุท

แล้วแปลงค่าตัวแปรให้อยู่ในขอบเขตของวาทย์เอกภพของพีชชีอินพุทนั้นๆ ค่าที่ได้จากการเชื่อมโยงจะถูกเปลี่ยนให้อยู่ในรูปของตัวแปรพีชชีภายในกระบวนการพีชชีพีเคชันโดยการแทนค่าลงในฟังก์ชันสมาชิกที่ได้นิยามไว้สำหรับแต่ละพีชชีเซต ตัวแปรพีชชีที่ได้จะถูกส่งเข้าสู่หน่วยอนุมานเพื่อทำการอนุมานกับกฎการควบคุมที่อยู่ในรูปแบบของข้อความ “IF-THEN” เพื่อให้ได้ข้อสรุปที่เป็นพฤติกรรมควบคุม ข้อสรุปพีชชีที่ได้จะถูกเปลี่ยนกลับให้อยู่ในรูปของค่าตัวแปรแบบคริสพ์ ซึ่งจะใช้เป็นเอาต์พุทของตัวควบคุมโดยกระบวนการดีพีชชีพีเคชัน แล้วทำการเปลี่ยนเรนจ์ (Range) ให้อยู่ในเอกภพสัมพัทธ์ของตัวแปรเอาต์พุทและสเกลค่าด้วยแฟกเตอร์การสเกลไปเป็นสัญญาณปรับกระบวนการ

สิ่งที่ต้องคำนึงในการออกแบบฐานความรู้

ก) การเลือกตัวแปรอินพุทและเอาต์พุท

การออกแบบตัวควบคุมพีชชีลอจิกนั้น ขั้นตอนแรกจำเป็นที่จะต้องรู้ถึงจำนวนของตัวแปรอินพุทและเอาต์พุทที่ใช้ในตัวควบคุม ซึ่งจำนวนของตัวแปรเหล่านี้จะขึ้นอยู่กับความซับซ้อนของกระบวนการที่ถูกควบคุม สำหรับตัวควบคุมแบบพีชชีลอจิกที่ใช้ในระบบมัลติอินพุท-ซิงเกิลเอาต์พุท ในลักษณะของตัวควบคุมแบบพีไอดี ตัวแปรอินพุทจะได้แก่ ความผิดพลาดจากกระบวนการ (e), ผลรวมของความผิดพลาด Σe และอนุพันธ์ของความผิดพลาด (de) ตัวแปรเหล่านี้จะเขียนได้เป็นเวกเตอร์ของตัวแปรอินพุท E โดยที่ $E = [e, \Sigma e, de]$ และ ตัวแปรเอาต์พุทของตัวควบคุมคือการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณควบคุม (Δu) หรือสัญญาณควบคุม (u)

ข) การกำหนดฟังก์ชันสมาชิก

ฟังก์ชันสมาชิกสำหรับพีชชีเซตนั้น จะนิยามโดยสองวิธี คือ นิยามโดยตัวเลข วิธีนี้จะเป็นการกำหนดคิกริของการเป็นสมาชิกของแต่ละพีชชีเซตในลักษณะของเวกเตอร์ของจำนวนซึ่งจะมี

จำนวนมิติที่ขึ้นอยู่กับระดับของการตัดสินใจในเอกภพสัมพัทธ์ วิธีที่สอง คือการนิยามด้วยฟังก์ชันวิธีนี้คือกรีของความเป็นสมาชิกของฟuzzyเซตนั้นจะเป็นในลักษณะของฟังก์ชัน รูปร่างของฟังก์ชันสมาชิกที่เป็นที่นิยมมากได้แก่ ฟังก์ชันรูปสามเหลี่ยม ฟังก์ชันรูปสี่เหลี่ยมคางหมู และฟังก์ชันรูประฆัง เนื่องจากว่าสามารถอธิบายได้ในรูปฟังก์ชันและพารามิเตอร์ได้ง่าย ใช้หน่วยความจำน้อยและจัดการได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ค) การกำหนดแฟกเตอร์ในการสเกล

ค่าแฟกเตอร์ในการสเกล จะใช้ในการแปลงค่าของตัวแปรอินพุตทางกายภาพให้อยู่ในนอร์มัลไลซ์โดเมน และแปลงค่านอร์มัลไลซ์ของตัวแปรเอาต์พุตเป็นค่าทางกายภาพ ดังนั้นแฟกเตอร์การสเกลจึงมีความสำคัญต่อสมรรถนะของตัวควบคุม และเสถียรภาพของระบบ

ง) การพาร์ติชันปริภูมิอินพุตและเอาต์พุต

การกำหนดจำนวนของฟuzzyเซตในปริภูมิของแต่ละตัวแปรจำเป็นต้องกำหนดให้เหมาะสมเนื่องจากจำนวนของฟuzzyเซตที่นิยมสำหรับแต่ละตัวแปรจะมีผลโดยตรงต่อจำนวนมากที่สุดของกฎฟuzzy ซึ่งจำนวนฟuzzyเซตที่เหมาะสมจะขึ้นอยู่กับความยากง่ายและความแม่นยำในการควบคุมที่ต้องการ โดยส่วนมากแล้วจะใช้การพิจารณาจากประสบการณ์และการลองผิดลองถูก

3.11 ตัวควบคุมฟuzzyแบบใช้โมเดล (Fuzzy model-based controller)

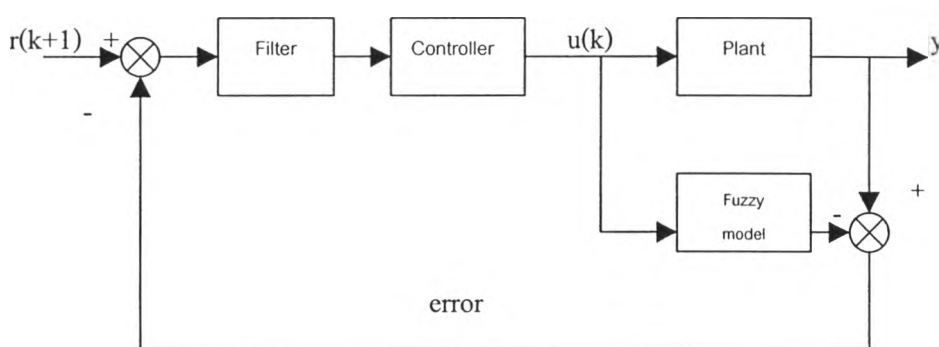
การออกแบบตัวควบคุมฟuzzyลอจิกโดยวิธีทางตรง เป็นการออกแบบกฎการควบคุมโดยอาศัยผู้เชี่ยวชาญ แต่ในบางครั้งอาจพบปัญหาคือกฎที่ได้จากการออกแบบอาจไม่ครอบคลุมเหตุการณ์ทั้งหมดได้ หรือขาดข้อมูลความรู้ของกระบวนการในบางส่วน ดังนั้นจึงมีการพัฒนาการออกแบบตัวควบคุมฟuzzyจากแบบจำลองฟuzzy แบบจำลองเปรียบเสมือนเป็นฐานความรู้ของตัวควบคุม

ดังนั้นตัวควบคุมที่อาศัยแบบจำลอง จึงจำเป็นต้องมีแบบจำลองที่ถูกต้องและเหมาะสมที่สามารถทำนายค่าเอาต์พุตและพฤติกรรมของระบบได้อย่างถูกต้อง

งานวิจัยนี้เป็นการออกแบบตัวควบคุมฟัซซีโดยอาศัยแบบจำลองฟัซซีที่ระบุได้ในหัวข้อ

3.7 ตัวควบคุมฟัซซีแบบใช้โมเดลมีลักษณะโครงสร้างคล้ายตัวควบคุมแบบใช้โมเดลภายในทั่วไป

(Conventional internal model based controller: IMC) ดังแสดงในรูปที่ 3.5 ซึ่งประกอบด้วย กระบวนการ แบบจำลอง ตัวกรอง และตัวควบคุม



รูปที่ 3.5 โครงสร้างการควบคุมด้วยตัวควบคุมฟัซซีแบบใช้โมเดล

อัลกอริทึมของการออกแบบตัวควบคุมแบบใช้โมเดล

ให้แบบจำลองฟัซซีในสมการที่ (3.22) สามารถเขียนในรูปแบบของแบบจำลองหลายตัวแปร อินพุตหนึ่งตัวแปรเอาต์พุต (MISO NARX model) ดังนี้

$$y(k+1) = f(x(k)) + g(x(k))u(k) \quad (3.51)$$

โดยที่ $x(k) \in X \subset R^n$

$$x(k) = [y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] \quad (3.52)$$

ดังนั้นสามารถเขียนแบบจำลองฟัซซีแบบ Takagi-Sugeno ได้ดังนี้

$$R' : \text{If } x(k) \text{ is } A_i, \text{ Then } y(k+1) = a_i^T x(k) + b_i u(k) + c_i \quad (3.53)$$

โดยที่ i เป็นจำนวนกฎฟัซซี; $i = 1, 2, \dots, K$

A_i เป็นเมตริกซ์แบบหลายมิติ (Multidimensional) ของค่าฟัซซีเซตของตัวแปรในส่วนเงื่อนไขซึ่งนิยามโดยใช้ฟังก์ชันสมาชิก

$$\mu_{A_i}(x) : R^n \rightarrow [0,1] \quad (3.54)$$

โดยที่ $a_i \in R^n, b_i, c_i \in R$ เป็นค่าพารามิเตอร์ในส่วนผลสรุปของกฎที่ i

K เป็นจำนวนของกฎฟัซซีในฐานกฎ

ค่าเอาต์พุต $y(k+1)$ สามารถหาได้จากสมการ (3.55)

$$y(k+1) = \lambda_i(k)(a_i^T x(k) + b_i u(k) + c_i) \quad (3.55)$$

โดยที่ $\lambda_i(k)$ เป็นค่าออร์มัลไลซ์ของระดับการเป็นสมาชิกทั้งหมดในส่วนเงื่อนไขของกฎ i

$$\lambda_i(k) = \frac{\mu_{A_i}(x(k))}{\sum_{j=1}^K \mu_{A_j}(x(k))} \quad (3.56)$$

การคำนวณหาค่าเอาต์พุตของตัวควบคุม $u(k)$ ที่ทำให้เอาต์พุตของกระบวนการที่เวลาถัดไปมีค่าเท่ากับค่าเอาต์พุตที่ต้องการหรือที่อ้างอิง (Desired (reference) output: $r(k+1)$) กระทำได้

โดยการผกผัน (Inverse) สมการที่ (3.51)

$$u(k) = \frac{y(k+1) - f(x(k))}{g(x(k))} \quad (3.57)$$

แทนค่า $y(k+1)$ ในสมการ (3.57) ด้วยค่า $r(k+1)$ ดังนั้นจะได้ว่า

$$u(k) = \frac{r(k+1) - \sum_{i=1}^K \lambda_i(x(k))(a_i x(k) + c_i)}{\sum_{i=1}^K \lambda_i(x(k))b_i} \quad (3.58)$$

โครงสร้างการควบคุมโดยใช้ตัวควบคุมพีชชีแบบใช้โมเดลแสดงในรูปที่ 3.5 สัญญาณอ้างอิง r จะถูกรองสัญญาณโดยใช้ตัวกรองอันดับหนึ่ง บทบาทของตัวกรองในการควบคุมแบบใช้โมเดล เพื่อกรองค่าสัญญาณรบกวนจากการวัด (Measurement noise) และเพื่อให้เกิดเสถียรภาพของการควบคุม สมการของตัวกรองที่ใช้ในกระบวนการควบคุมแสดงได้ดังนี้

$$r(k) = [r(k-1) \times O_{sf}] + [r(k) \times (1 - O_{sf})] \quad (3.59)$$

$$error(k) = [error(k-1) \times O_{er}] + [error(k) \times (1 - O_{er})] \quad (3.60)$$

โดยที่ k เป็นเวลาดีสครีต

O_{sf} เป็นแฟกเตอร์ของการจูนที่กำหนดอัตราการเปลี่ยนของเซ็ทพอยท์

O_{er} เป็นแฟกเตอร์การจูนที่กำหนดอัตราการเปลี่ยนของความผิดพลาด

3.12 บทสรุป

บทนี้เป็นการกล่าวถึงลักษณะของแบบจำลองพีชชีและอัลกอริทึมของพีชชีคัลส์เตอร์ริง และวิธีการระบุแบบจำลองพีชชีของกระบวนการซึ่งประกอบด้วยวิธีการระบุโครงสร้างและพารามิเตอร์ของแบบจำลอง นอกจากนี้ยังเสนออัลกอริทึมของการออกแบบตัวควบคุมพีชชีแบบใช้โมเดล เนื้อหาในบทนี้จะนำไปใช้ในบทที่ 4 ซึ่งเป็นการประยุกต์ใช้เพื่อระบุแบบจำลองพีชชีและตัวควบคุมพีชชีลอจิกของกระบวนการที่ศึกษา