บทที่ 3

การควบคุมระบบพลวัตแบบปรับได้ด้วยโครงข่ายเวฟเล็ต

บทนี้กล่าวถึงการนำโครงข่ายเวฟเล็ตมาใช้กับการควบคุมระบบพลวัต ซึ่งวิธีการควบคุมจะเป็นการชดเชยแบบปรับได้โดยใช้โครงข่ายเวฟเล็ตในการป้อนสัญญาณควบคุมเพื่อลดความแตกต่างของผลตอบจากระบบหรือกระบวนการหนึ่ง ๆ กับแบบจำลองที่ระบุ ซึ่งจะเสนอดังต่อไปนี้

ลักษณะการควบคุม

การควบคุมแบบปรับได้ (adaptive control) นั้น สามารถแบ่งตามลักษณะการควบคุมได้หลายชนิด ยกตัวอย่างเช่น

- ชนิดมีตารางในการปรับค่าอัตราขยาย (Gain Scheduling)
- ชนิดมีแบบจำลองอ้างอิง (Model-Reference)
- ชนิดปรับตัวเอง (Self-Tuning) และ
- ชนิดควบคุมคู่ขนาน (Dual Control)

ในที่นี้จะขอกล่าวถึงการควบคุมโดยการป้อนสัญญาณที่สามารถชดเชยผลตอบอันเกิดจากค่าที่ต่างกันระหว่างพารามิเตอร์ของกระบวนการและแบบจำลองที่ระบุ (nominal model) หนึ่งเพื่อให้มีผลตอบเหมือนหรือใกล้เคียงกับผลตอบจากแบบจำลองดังกล่าวเมื่อกระบวนการและแบบจำลองอยู่ในสภาวะเริ่มต้น (initial conditions) เดียวกัน

วิธีการควบคุมในงานวิจัยนี้ประกอบไปด้วยแบบจำลองที่ระบุ และวิธีการปรับค่าพารามิเตอร์ของตัวชดเชย แบบจำลองที่ระบุใช้สำหรับเป็นแนวทางในการปรับค่าพารามิเตอร์ของตัวชดเชยเพื่อให้กระบวนการหรือระบบที่ต้องการการควบคุมอันมีค่าพารามิเตอร์แตกต่างกับแบบจำลองที่ระบุให้มีผลตอบสนองตามแบบจำลองเมื่อมีสภาวะเริ่มต้นเดียวกัน ส่วนวิธีการปรับค่าพารามิเตอร์ของตัวชดเชยนั้น จะปรับในทิศทางที่ทำให้ระบบตอบสนองเหมือนหรือใกล้เคียงกับแบบจำลองให้มากที่สุด

ต่อไปนี้จะกล่าวถึงวิธีควบคุมระบบในลักษณะข้างต้นโดยมีโครงข่ายเวฟเล็ตอันได้จากการฝึกฝนการเรียนรู้ที่จะให้สัญญาณชดเชยที่เหมาะสมแก่กระบวนการอันมีค่าพารามิเตอร์แตกต่างไปดังกล่าว

กำหนดกระบวนการมีอันดับเป็น n ดังนี้

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{f}[\mathbf{x}(k)] + \mathbf{h}[\mathbf{x}(k)] \cdot u(k) \tag{3-1}$$

โดยที่ $\mathbf{x}(\bullet) \in \Re^n$; $\mathbf{f}[\bullet], \mathbf{h}[\bullet]: \Re^n \rightarrow \Re^n$; $u(\bullet)$ เป็นสัญญาณควบคุม

กำหนดให้แบบจำลองที่ระบุ (nominal model) มีอันดับเป็น n ดังสมการ (3-2)

$$\mathbf{x}_m(k+1) = \mathbf{f}_m[\mathbf{x}(k)] + \mathbf{h}_m[\mathbf{x}(k)] \cdot u_m(k) \tag{3-2}$$

โดยที่ $\mathbf{x}_m(k+1) \in \Re^n$; $\mathbf{f}_m[\bullet], \mathbf{h}_m[\bullet]: \Re^n \rightarrow \Re^n$; $u_m(k)$ เป็นสัญญาณควบคุมที่ขึ้นกับตัวแปรสถานะ $\mathbf{x}(k)$ และสัญญาณอ้างอิง $r(k)$ และจะเป็นผลให้แบบจำลองที่ระบุมีผลตอบเป็น $\mathbf{x}_m(k+1)$

จากที่กล่าวมาข้างต้น จะเห็นว่าปัญหาของการควบคุมก็เหมือนกับการควบคุมโดยทั่ว ๆ ไป นั่นคือการหาสัญญาณควบคุม $u(k)$ ที่เหมาะสมที่จะทำให้กระบวนการมีผลตอบ $\mathbf{x}(k+1)$ ใกล้เคียงกับ $\mathbf{x}_m(k+1)$ นั่นเอง

เนื่องจากพารามิเตอร์ที่ต่างกันของแบบจำลองกับกระบวนการ $u = u_m$ จึงไม่สามารถทำให้ $\mathbf{x}(k+1)$ มีค่าเหมือนกันกับ $\mathbf{x}_m(k+1)$ ได้เมื่อมีค่าเริ่มต้น $\mathbf{x}(k)$ เดียวกัน ดังนั้นจึงใช้โครงข่ายเวฟเล็ตช่วยในการคำนวณสัญญาณควบคุมที่สามารถชดเชยผลจากผลต่างดังกล่าว โดยให้

$$u = u_m + u_e \tag{3-3}$$

เมื่อ u_e คือสัญญาณที่ได้จากโครงข่ายเวฟเล็ต

กำหนดให้

$$\mathbf{e}(k) = \mathbf{x}(k) - \mathbf{x}_m(k) \tag{3-4}$$

เมื่อนำ (3-2) ลบออกจาก (3-1) โดยอาศัย (3-4) ได้

$$\mathbf{e}(k+1) = \mathbf{f}[\mathbf{x}(k)] + \mathbf{h}[\mathbf{x}(k)] \cdot \left(u_e(k) + u_m(k)\right) - \mathbf{f}_m[\mathbf{x}(k)] - \mathbf{h}_m[\mathbf{x}(k)] \cdot u_m(k) \quad (3\text{-}5)$$

จาก (3-5) การที่จะทำให้พจน์ทางซ้ายของสมการข้างต้นมีค่าเป็นศูนย์ได้นั้น u_e จะต้องมีค่าเป็น

$$u_e(k) = -\mathbf{h}[\mathbf{x}(k)]^T \cdot \left\{\mathbf{h}[\mathbf{x}(k)] \cdot \mathbf{h}[\mathbf{x}(k)]^T\right\}^{-1} \cdot \left\{\mathbf{f}[\mathbf{x}(k)] - \mathbf{f}_m[\mathbf{x}(k)] - \mathbf{h}_m[\mathbf{x}(k)] \cdot u_m(k)\right\} - u_m(k) \quad (3\text{-}6)$$

แต่ในบางครั้ง $\mathbf{f}[\mathbf{x}(k)]$ และ $\mathbf{h}[\mathbf{x}(k)]$ นั้นอาจไม่สามารถหาได้เพราะไม่ทราบค่าแน่นอนสำหรับค่าพารามิเตอร์ของกระบวนการในขณะนั้น ๆ หรืออาจมีความสัมพันธ์ไม่เชิงเส้น (nonlinear) กับตัวแปรสถานะหรือแม้กระทั่งกับตัว $u_e(k)$ เอง ซึ่งด้วยเหตุนี้เองที่ทำให้การหา $u_e(k)$ เป็นไปได้ไม่ง่ายนัก หรือแทบไม่ได้เลย

จาก (3-6) จะเห็นได้ว่า u_e เป็นฟังก์ชันของ $\mathbf{x}$ และ u_m ซึ่งถ้า u_e เป็นสัญญาณที่ได้จากโครงข่ายเวฟเล็ตที่ผ่านการเรียนรู้สัญญาณ (3-6) แล้วโครงข่ายเวฟเล็ตที่ได้นี้จะสามารถทำให้กระบวนการมีผลตอบสนองใกล้เคียงกับแบบจำลองที่ระบุได้

เพื่อให้โครงข่ายเวฟเล็ตเรียนรู้สัญญาณดังกล่าว กำหนดให้ฟังก์ชันต้นทุนในการเรียนรู้เป็น

$$J(\theta(l)) = \frac{1}{2} \cdot \sum_{k=1}^{m} \left(\mathbf{e}(k)^T \cdot \mathbf{P} \cdot \mathbf{e}(k)\right) \quad (3\text{-}7)$$

โดยที่ l คือครั้งที่ในการปรับพารามิเตอร์ θ ของโครงข่ายเวฟเล็ต $\mathbf{P}$ เป็นเมตริกซ์บวกแน่นอน (positive definite matrix) และ m คือจำนวนขั้นเวลาในการควบคุม

จากที่กล่าวมาข้างต้น เมื่อการปรับพารามิเตอร์ θ ของโครงข่ายเวฟเล็ตทำให้ (3-7) มีค่าต่ำสุดแล้ว โครงข่ายเวฟเล็ตที่ได้จะสามารถทำให้กระบวนการ (3-1) มีผลตอบเหมือนหรือคล้ายกับผลตอบจาก (3-2) ได้

วิธีการที่กล่าวมาข้างต้นเป็นการเรียนรู้ก่อนการใช้งานจริง โดยมีข้อมูลขาเข้าของโครงข่ายเป็น $\mathbf{x}$ และ u_m และมีข้อมูลขาออกเป็น u_e กล่าวคือ

$$u_e(k) = g_\theta\left(\mathbf{x}(k), u_m(k)\right) \tag{3-8}$$

เมื่อ θ คือพารามิเตอร์ทั้งหมดของโครงข่ายที่ต้องปรับ และมีฟังก์ชันต้นทุนเป็นดัง (3-7)

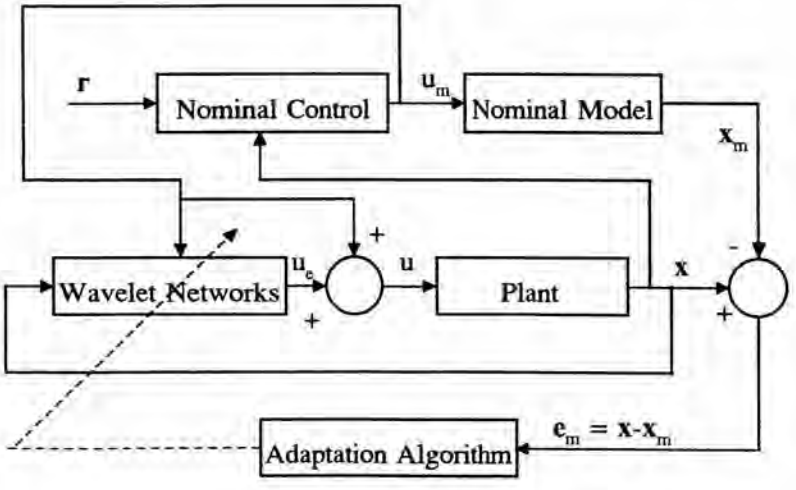
เมื่อการเรียนรู้ก่อนการใช้งานจริงเสร็จสิ้นลง โครงข่ายที่ทำให้ (3-7) มีค่าน้อยที่สุดก็จะถูกนำมาใช้ แต่ในการใช้งานนั้น ค่าพารามิเตอร์ของกระบวนการก็อาจจะแตกต่างไปจากค่าที่ใช้ในการเรียนรู้ก่อนการใช้งาน และอีกทั้งสัญญาณอ้างอิงที่ใช้จริงก็อาจแตกต่างไปเช่นกัน ดังนั้นจึงต้องมีการปรับค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายในขณะใช้งานจริงด้วย

ในการปรับค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายในขณะใช้งานนั้น ดังได้กล่าวไว้ในบทที่แล้วว่าจะใช้วิธีโมเมนตัมและ DBD โดยมีฟังก์ชันต้นทุนเป็นดังนี้

$$J_{On-line} = \frac{1}{2} \cdot \left(\mathbf{e}(k)^T \cdot \widetilde{\mathbf{P}} \cdot \mathbf{e}(k)\right) \tag{3-9}$$

$\widetilde{\mathbf{P}}$ เป็นเมตริกซ์บวกแน่นอนซึ่งอาจมีค่าเหมือนหรือต่างกันกับ $\mathbf{P}$ ใน (3-7) ก็ได้ ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับความต้องการที่จะลดค่าผิดพลาดตัวใดใน $\mathbf{e}(k)$

จากที่กล่าวมาข้างต้น จะได้ระบบโดยรวมดังรูปที่ 3-1



รูปที่ 3-1 วิธีการควบคุมโดยการชดเชยแบบปรับได้ด้วยโครงข่ายเวฟเล็ต

วิธีการวิจัย

วิธีการวิจัยสามารถแบ่งเป็นขั้นตอนได้ดังนี้

1. เริ่มด้วยการกำหนดแบบจำลองที่ระบุ (nominal model) ขึ้นมาดัง (3-2)
2. ทำการคำนวณหาลักษณะการควบคุม $u_m(k)$ เพื่อให้ได้ผลตอบ $\mathbf{x}_m(k+1)$ เมื่อป้อนสัญญาณอ้างอิงหนึ่ง ๆ ที่ต้องการ
3. กำหนดจำนวนเวฟลอนให้แก่โครงข่ายเวฟเล็ต
4. นำโครงข่ายที่ได้มาฝึกฝน (train) โดยใช้ฟังก์ชันต้นทุน (3-7) จนกระทั่งได้ค่าต่ำที่สุด
5. นำโครงข่ายที่ได้จากการฝึกฝนข้างต้นมาใช้งาน โดยการปรับค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีโมเมนตัม หรือ DBD วิธีใดวิธีหนึ่ง และใช้ฟังก์ชันต้นทุน (3-9) ในระหว่างการใช้งาน

ในบทต่อไปจะได้ยกตัวอย่างกระบวนการอย่างง่าย วิธีการฝึกฝนและควบคุมโครงข่ายเวฟเล็ต รวมทั้งผลการใช้โครงข่ายกับกระบวนการตัวอย่าง