บทที่ 4

โครงสร้างของแบบจำลอง โครงสร้างการควบคุมแบบนิวรัล และการระบุกระบวนการ

ในบทนี้จะกล่าวถึงโครงสร้างของแบบจำลองของข่ายงานนิวรัลซึ่งมีอยู่ 4 โครงสร้าง (Brown, 1994) ได้แก่ แบบจำลองกระบวนการ, แบบจำลองแบบผกผันโดยทางตรง, แบบจำลองแบบผกผันโดยทางอ้อม และแบบจำลองโอปะเรเตอร์ หลังจากนั้นกล่าวถึงโครงสร้างการควบคุมแบบต่าง ๆ ซึ่งได้แก่ การควบคุมแบบมีการชี้นำ, การควบคุมแบบผกผันโดยทางตรงและการควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟ ท้ายสุดกล่าวถึงการระบุกระบวนการซึ่งมีอยู่สองโครงสร้างคือแบบจำลองแบบไม่กลับกระแส และแบบจำลองแบบกลับกระแส

4.1 โครงสร้างการเรียนรู้ของแบบจำลอง

แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาเรื่องระบบควบคุมมีอยู่ 4 แบบ (Brown, 1994) คือ โครงสร้างของแบบจำลองกระบวนการ (structure of plant model), โครงสร้างของแบบจำลองแบบผกผันโดยทางตรง (structure of direct inverse model), โครงสร้างของแบบจำลองแบบผกผัน

โดยทางอ้อม (structure of indirect inverse model) และโครงสร้างของแบบจำลองแบบโอปะเรเตอร์ (structure of operator model)

4.1.1 โครงสร้างของแบบจำลองกระบวนการ

แบบจำลองของกระบวนการทั่ว ๆ ไปเป็นที่ต้องการหลายเหตุผลด้วยกันคือเพื่อใช้ภายในลูพการควบคุมแบบป้อนกลับ (feedback control loop) ซึ่งต้องการการประมาณค่าของเอาท์พุทของกระบวนการเพื่อทำนายสมรรถนะของกระบวนการซึ่งเอาท์พุทของมันไม่สามารถหาได้เนื่องจากการหน่วงเวลา (time delay) โครงสร้างนี้ซึ่งแสดงในรูปที่ 4.1 เป็นโครงสร้างพื้นฐานที่ง่าย สัญญาณการควบคุมที่ใช้เป็นอินพุทของกระบวนการ และสัญญาณเอาท์พุทของกระบวนการที่ถูกหน่วงเวลาอย่างเหมาะสมแล้ว ได้มาจากการสุ่มตัวอย่างแล้วนำมา สร้างอินพุทเวคเตอร์ (input vector) ของข่ายงาน อินพุทเวคเตอร์คือค่าอินพุทของกระบวนการในปัจจุบัน และค่าอินพุทของกระบวนการในอดีตซึ่งนำมาใช้เป็นอินพุทให้แก่ข่ายงาน ในบางครั้งอาจใช้ค่าเอาท์พุทของกระบวนการในอดีตนำใช้เป็นอินพุทเวคเตอร์ด้วย ค่าความแตกต่างระหว่างเอาท์พุทของข่ายงานและเอาท์พุทของกระบวนการมาใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก เพื่อลดค่าผิดพลาดระหว่างเอาท์พุทของข่ายงานกับเอาท์พุทของกระบวนการ

$$\varepsilon_y(t) = y_p(t) - y_m(t) \tag{4.1}$$

เมื่อ $y_p(t)$ คือเอาท์พุทของกระบวนการ และ $y_m(t)$ คือเอาท์พุทของข่ายงานที่เวลา t การเรียนรู้ถูกกำหนดเพื่อลดค่าผลรวมของค่าผิดพลาดยกกำลังสอง (Sum Square Error, SSE) ให้มีค่าน้อยที่สุด และ ฟังก์ชันพลังงาน (energy function) นี้จะหาได้โดย

$$J_y = E(\varepsilon_y^2(t)) \tag{4.2}$$

4.1.2 โครงสร้างของแบบจำลองแบบผกผันโดยทางตรง

การสร้างแบบจำลองแบบผกผันโดยทางตรงคือเพื่อสร้างตัวควบคุม การฝึกข่ายงานต้องการข้อมูลของกระบวนการที่สามารถผกผันได้ หรือกระบวนการที่ไม่สามารถผกผันได้แต่อินพุทของกระบวนการสามารถผกผันได้ในช่วงที่สนใจซึ่งโครงสร้างแสดงในรูปที่ 4.2 ฟังก์ชันพลังงานคือ

$$J_u = E(\varepsilon_u^2(t)) \tag{4.3}$$

เมื่อ $\varepsilon_u(t) = u(t) - u_m(t)$ โดยที่ $u(t)$ คือสัญญาณการควบคุม และ $u_m(t)$ คือเอาท์พุทของข่ายงาน สำหรับกระบวนการที่มีอินพุทหนึ่งค่า และเอาท์พุทหนึ่งค่า ค่าผิดพลาดในสัญญาณการควบคุม สัมพันธ์กับค่าผิดพลาดในเอาท์พุทของกระบวนการดังนี้คือ

จากสมการที่ (4.1) คูณด้วย $u(t) - u_m(t)$ ทั้งเศษและส่วน จะได้

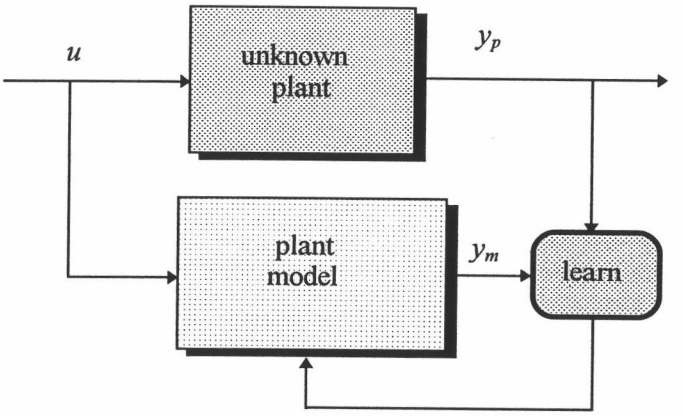
$$\varepsilon_y(t) = \frac{y_p(t) - y_m(t)}{u(t) - u_m(t)} u(t) - u_m(t)$$

ดังนั้น

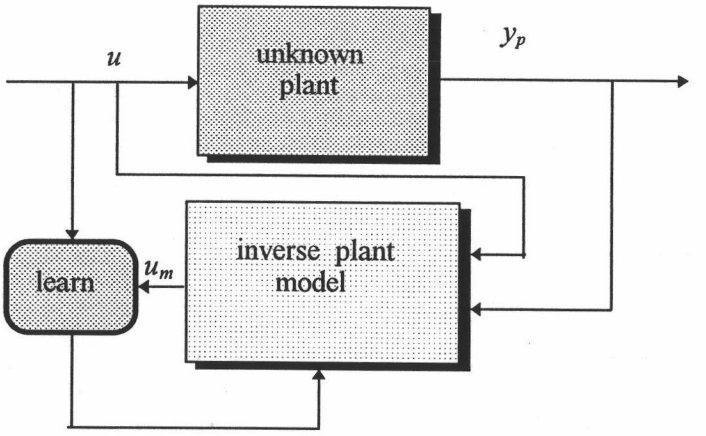
$$\varepsilon_y(t) = \frac{dy(t)}{du(t)} \varepsilon_u(t) \tag{4.4}$$

เมื่อ dy/du เป็นอนุพันธ์ของกระบวนการหรือ Jacobian ดังนั้นฟังก์ชันพลังงานทั้งสองที่แสดงในสมการ (4.2) และ (4.3) สามารถประมาณให้มีความสัมพันธ์กันโดย

$$J_y = E\left(\left(\frac{dy(t)}{du(t)}\right)^2 \varepsilon_u^2(t)\right) \tag{4.5}$$



รูปที่ 4.1 โครงสร้างการเรียนรู้ของแบบจำลองกระบวนการ



รูปที่ 4.2 โครงสร้างการเรียนรู้ของแบบจำลองแบบผกผันโดยทางตรง

ถ้าค่าผิดพลาดของเอาท์พุทไม่สัมพันธ์กันกับ Jacobian สมการ (4.5) ทำให้ง่ายขึ้นโดยผลของ Jacobian สามารถรวมเข้าไปในอัตราการเรียนรู้ (learning rate) จะได้สมการ (4.6)

$$J_y = E\left(\left(\frac{dy(t)}{du(t)}\right)^2\right)J_u \tag{4.6}$$

ดังนั้นฟังก์ชันพลังงาน, J_y มีความสัมพันธ์กับฟังก์ชันพลังงาน, J_u ตามสมการที่ (4.6) แบบจำลองแบบผกผันโดยทางตรงใช้เพื่อสร้างตัวควบคุม แต่เนื่องจากแบบจำลองนี้ต้องการสัญญาณการควบคุมเป็นเป้าหมายในการฝึกข่ายงาน และในการระหว่างการควบคุมจะไม่ทราบค่าสัญญาณการควบคุมนี้ ดังนั้นแบบจำลองนี้จึงสามารถฝึกข่ายงานแบบออฟไลน์เท่านั้น

4.1.3 โครงสร้างของแบบจำลองแบบผกผันโดยทางอ้อม

Jordan และ Rumelhart (1991) ได้ศึกษาแบบจำลองนี้ซึ่งต้องใช้แบบจำลองแบบป้อนไปข้างหน้า (feedforward model) ของกระบวนเข้ามาช่วย ความแตกต่างระหว่างเอาท์พุทของกระบวนการกับเอาท์พุทที่ต้องการถูกใช้เป็นสัญญาณค่าความผิดพลาดโดยย้อนกลับผ่านแบบจำลองแบบกระบวนการ เพื่อปรับค่าแมทริกซ์ของน้ำหนักของแบบจำลองแบบผกผันโดยทางอ้อมซึ่งแสดงในรูปที่ 4.3 อัลกอริธึมการเรียนรู้พยายามทำให้ SSE ของเอาท์พุทของกระบวนการมีค่าต่ำที่สุด

Hunt และคณะ (1992) เสนอว่าโครงสร้างของแบบจำลองแบบผกผันโดยทางอ้อมสามารถนำมาใช้ในการสร้างตัวควบคุม แต่ก็อาจมีความรอบัสต์ (robustness) น้อยกว่าตัวควบคุมที่มีการเรียนรู้ตัวอื่น ๆ ในกรณีที่ไม่มีข้อมูลป้อนกลับ (feedback information) Brown และ

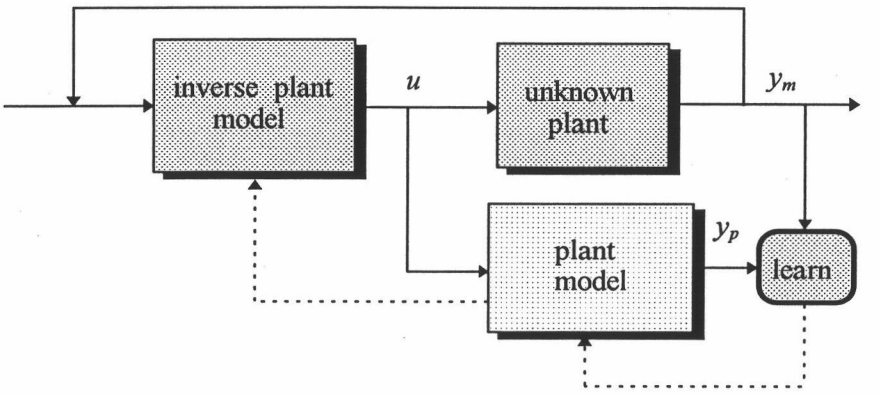
Harris (1994) แนะนำว่าสามารถแก้ไขข้อบกพร่องนี้ได้โดยการดัดแปลง (adaptation) แบบจำลองแบบผกผันให้มีการฝึกแบบออนไลน์

4.1.4 โครงสร้างของแบบจำลองโอปะเรเตอร์

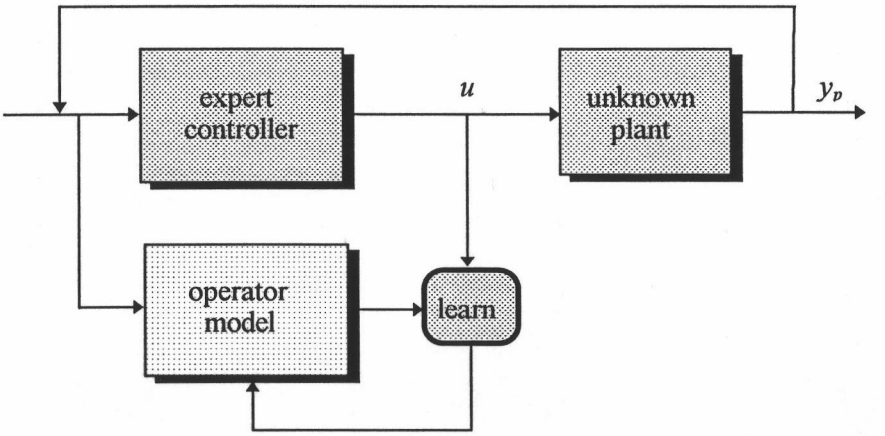
Shepanki และ Macy (1978) ได้เสนอการสร้างตัวควบคุมนี้ซึ่งเรียนรู้จากผู้เชี่ยวชาญ (expert) อัลกอริธึมการเรียนรู้ทำงานขนานกับโอปะเรเตอร์ผู้ซึ่งมีความชำนาญ และการตอบสนองจะสร้างเอาท์พุทได้ตามต้องการดังแสดงในรูปที่ 4.4 ซึ่งใช้เพื่อฝึกข่ายงาน เนื่องจากโอปะเรเตอร์กระทำต่ออินพุทที่คล้าย ๆ กันแตกต่างกัน ดังนั้นสัญญาณที่ใช้ฝึกจึงมีสัญญาณรบกวนจำนวนมาก ด้วยเหตุผลดังกล่าวจึงจำเป็นต้องกรองสัญญาณเหล่านี้เสียก่อนที่จะนำไปฝึกข่ายงาน แบบจำลองชนิดนี้มีข้อจำกัดที่ว่าโอปะเรเตอร์ที่เป็นมนุษย์ในแต่ละคนจะมีทักษะในการควบคุมแตกต่างกันไป ดังนั้นตัวควบคุมที่ได้จึงขึ้นอยู่กับทักษะของโอปะเรเตอร์แต่ละคน

4.2 โครงสร้างของการควบคุมแบบนิวรัล (Neural control)

โครงสร้างการควบคุมโดยใช้ข่ายงานนิวรัลมีผู้เสนอหลายโครงสร้างซึ่งได้กล่าวไว้ในบทที่ 2 ในที่นี้จะกล่าวถึงโครงสร้างที่เป็นพื้นฐานซึ่งได้แก่โครงสร้างการควบคุมแบบมีการชี้นำ กับโครงสร้างการควบคุมแบบผกผันโดยทางตรง และกล่าวถึงโครงสร้างที่จะใช้ในงานวิจัยนี้ซึ่งก็คือโครงสร้างการควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟ



รูปที่ 4.3โครงสร้างการเรียนรู้ของแบบจำลองแบบผกผันโดยทางอ้อม



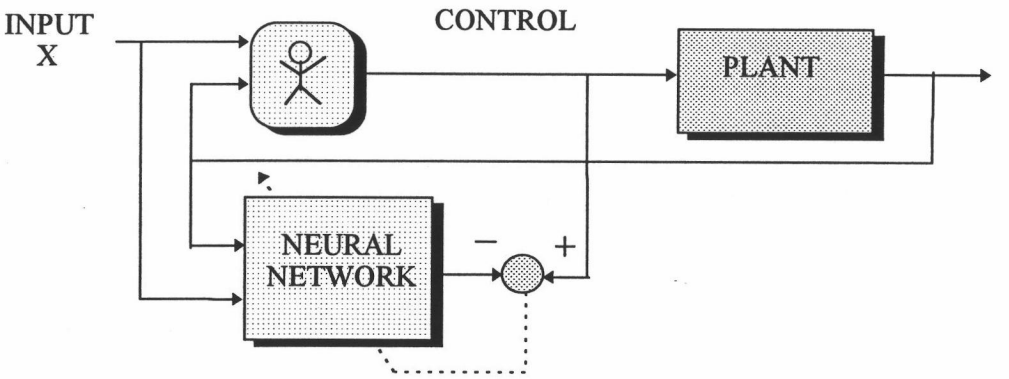
รูปที่ 4.4 โครงสร้างการเรียนรู้ของแบบจำลองโอปะเรเตอร์

4.2.1 โครงสร้างของการควบคุมแบบมีการชี้นำ (Supervised control)

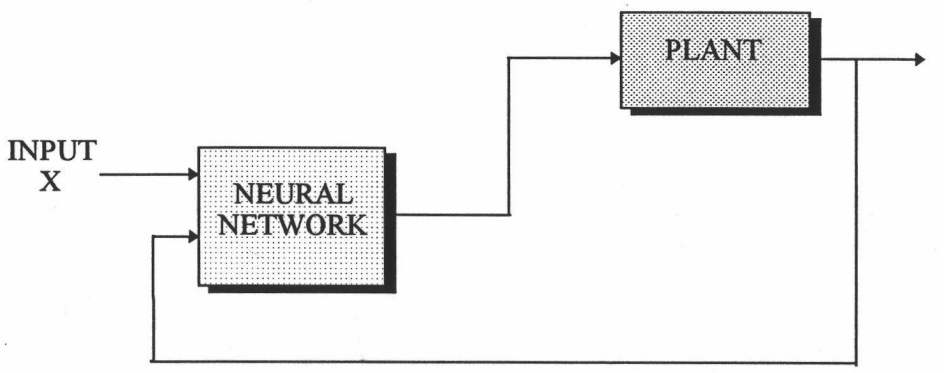
ข่ายงานนิวรัลเลียนแบบการทำงานของมนุษย์ผู้ซึ่งกำลังปฏิบัติหน้าที่และควบคุมกระบวนการแทนเครื่องจักร รูปที่ 4.5 (a) แสดงโครงสร้างการควบคุมแบบมีการชี้นำ โดยข่ายงานและมนุษย์ได้รับอินพุท, X และเอาท์พุทจากระบบ เอาท์พุทของข่ายงานถูกเปรียบเทียบกับเอาท์พุทของมนุษย์ และผลต่างอันนี้ถูกป้อนกลับเพื่อเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนักของข่ายงานในทิศทางที่ลดค่าผิดพลาด เมื่อข่ายงานมีการตอบสนองเหมือนมนุษย์แล้วการฝึกจะสิ้นสุดลง มนุษย์ออกจากลูพการควบคุมและย้ายการควบคุมไปให้ข่ายงานดังในรูปที่ 4.5 (b) การควบคุมแบบมีการชี้นำทำได้ง่ายทั้งในด้านแนวความคิดและปฏิบัติ อย่างไรก็ตามการควบแบบนี้ขึ้นกับสมรรถนะในการควบคุมของมนุษย์ซึ่งแต่ละคนจะมีความแตกต่างกัน

4.2.2 โครงสร้างของการควบคุมแบบผกผันโดยทางตรง (Direct inverse control)

ถ้ากระบวนการสามารถแทนได้ด้วยฟังก์ชันที่ผันกลับได้ ข่ายงานนิวรัลจะสามารถนำมาใช้เป็นตัวควบคุมได้ รูปที่ 4.6 (a) แสดงถึงขั้นตอนการฝึกโดยข่ายงานได้เรียนรู้ฟังก์ชันแบบผกผันของกระบวนการ ข่ายงานได้รับเอาท์พุทจากกระบวนการเป็นอินพุท ความแตกต่างระหว่างเอาท์พุทของตัวควบคุมแบบนิวรัลกับอินพุทของกระบวนการคือค่าสัญญาณความผิดพลาด (error signal) ซึ่งถูกใช้เพื่อปรับค่าน้ำหนักของข่ายงานโดยใช้อัลกอริธึมการกระจายย้อนกลับ (backpropagation algorithm) เมื่อข่ายงานได้รับการฝึกแล้วกระบวนการจะถูกควบคุมโดยโครงสร้างที่แสดงในรูปที่ 4.6 (b) เมื่อการรวมกันของ $F(F^{-1}) = 1$ เอาท์พุทของกระบวน

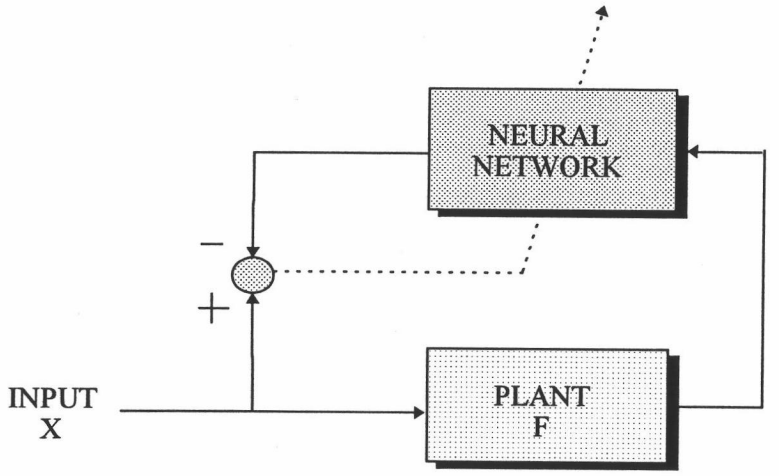


(a)

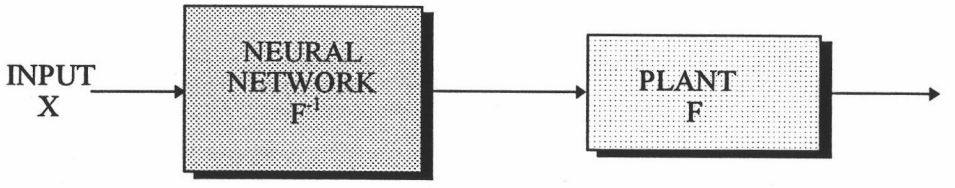


(b)

รูปที่ 4.5 การควบคุมแบบมีการชี้นำ (a) ช่วงการฝึกข่ายงาน (b) การปฏิบัติการแบบอัตโนมัติ



(a)



(b)

รูปที่ 4.6 (a) การเรียนรู้อินเวอร์สฟังก์ชัน (b) การควบคุมโดยใช้อินเวอร์สฟังก์ชัน

การจึงเท่ากับอินพุท, X ในกรณีที่ฟังก์ชันของกระบวนการไม่สามารถผันกลับได้ วิธีนี้ไม่สามารถใช้ได้เนื่องจากอาจมีอินพุทของกระบวนการมากกว่าหนึ่งตัว ที่ให้เอาท์พุทค่าเดียวกัน

4.2.3 โครงสร้างของการควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟ (Neural adaptive control)

โครงสร้างการควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟแบ่งเป็นสองโครงสร้างคือโครงสร้างการควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟแบบเชิงเส้น และการควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟแบบไม่เชิงเส้น

ก. โครงสร้างการควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟแบบเชิงเส้น

Narendra (1989) แสดงให้เห็นถึงวิธีการทั่วไปที่ใช้ในการควบคุมแบบอะแดพทีฟที่เสถียรของระบบเชิงเส้นที่เปลี่ยนไปตามเวลา โครงสร้างที่แสดงในรูปที่ 4.7 เรียกว่าโครงสร้างการควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟแบบเชิงเส้นโดยใช้การเรียนรู้โดยทางตรง ซึ่งวิธีนี้ไม่สามารถใช้กับกระบวนการแบบไม่เชิงเส้นได้ เนื่องจากไม่สามารถหาการเปลี่ยนแปลงคุณสมบัติของการตอบสนองของตัวควบคุมเพื่อทำให้ค่าผิดพลาดสำหรับการควบคุมมีค่าน้อยที่สุด

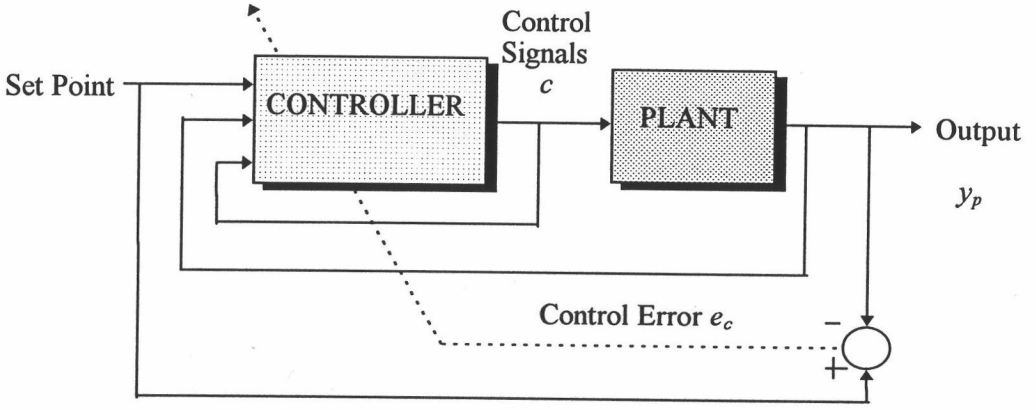
Narendra ได้ขยายงานนี้เพื่อไปใช้กับการประยุกต์ของข่ายงานนิวรัลแบบไม่เชิงเส้นซึ่งใช้โครงสร้างที่คล้ายกับระบบควบคุมแบบอะแดพทีฟที่เป็นเชิงเส้น โดยมีข่ายงานแบบไม่เชิงเส้นแทนองค์ประกอบที่เป็นเชิงเส้น ในที่นี้ค่าผิดพลาดสำหรับการควบคุม (control error) e_c ซึ่งเป็นความแตกต่างระหว่างเอาท์พุทของกระบวนการกับเอาท์พุทที่ต้องการถูกทำให้มีค่าต่ำ

สุดโดยการป้อนกลับไปให้แก่ตัวควบคุม ซึ่งถูกใช้เพื่อเปลี่ยนคุณสมบัติของตัวควบคุมในทิศทางที่ลดค่าผิดพลาดโดยจะกล่าวโดยละเอียดในหัวข้อถัดไป

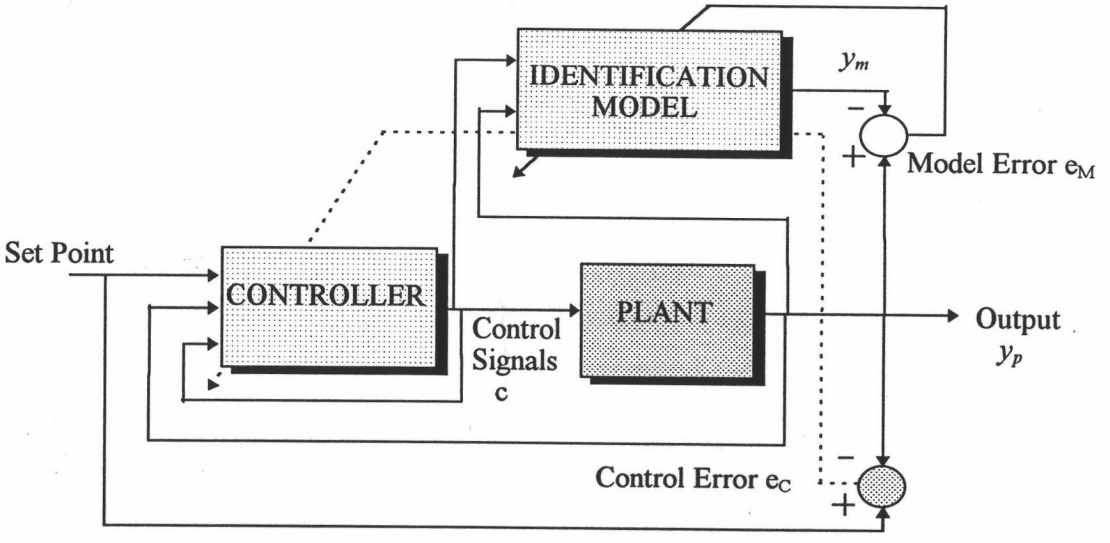
ข. การควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟแบบไม่เชิงเส้น

รูปที่ 4.8 แสดงโครงสร้างการควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟแบบไม่เชิงเส้นโดยใช้โครงสร้างการเรียนรู้โดยทางอ้อม โครงสร้างนี้ใช้ได้ทั้งกระบวนการแบบเชิงเส้นและไม่เชิงเส้น และต้องการแบบจำลองที่ได้จากข่ายงานนิวรัล ในระหว่างการฝึกทั้งแบบจำลองที่ได้จากข่ายงานและกระบวนการได้รับอินพุทค่าเดียวกัน ค่าผิดพลาดซึ่งก็คือค่าเอาท์พุทของแบบจำลองที่เบี่ยงเบนไปจากเอาท์พุทของกระบวนการถูกกระจายย้อนกลับเพื่อปรับค่าน้ำหนัก เมื่อได้รับการฝึกแล้วเอาท์พุทของแบบจำลองจะใกล้เคียงกับเอาท์พุทของกระบวนการ

แบบจำลองแบบนิวรัลถูกฝึกเพื่อจำลองพฤติกรรมของกระบวนการ โครงสร้างการควบคุมนี้จะเข้าใจได้ง่ายขึ้นโดยการสมมติว่าตัวควบคุม และแบบจำลองที่ได้จากข่ายงานนิวรัลเป็นข่ายงานแบบคาสเคด (cascade neural networks) ในรูปที่ 4.8 ถ้าค่าน้ำหนักของแบบจำลองที่ได้จากข่ายงานคงที่หลังจากได้รับการฝึกแล้ว น้ำหนักของตัวควบคุมจะถูกปรับโดยการกระจายย้อนกลับโดยผ่านแบบจำลองที่ได้จากข่ายงานนิวรัลตามเส้นทางที่เป็นเส้นประ



รูปที่ 4.7 การควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟแบบเชิงเส้น (Wasserman, 1993)



รูปที่ 4.8 การควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟแบบไม่เชิงเส้น

4.3 การระบุกระบวนการระบบ (System identification)

การควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟซึ่งใช้โครงสร้างการเรียนรู้โดยทางอ้อมต้องการฝึกแบบจำลองกระบวนการที่เลียนแบบลักษณะของอินพุท-เอาท์พุทของกระบวนการ ในกรณีนี้จะใช้กระบวนการที่มีอินพุท และเอาท์พุทเพียงตัวเดียวเพื่อให้ง่ายแก่การเข้าใจ และสมมติว่ากระบวนการเป็นมีค่าอินพุท และเอาท์พุทที่อยู่ในขอบเขต (bounded-input bounded-output) ในขั้นตอนแรกของการระบุกระบวนการคือหาโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับข่ายงานนิวรัล โครงสร้างที่ต้องกำหนดคือ จำนวนอินพุทเวคเตอร์ จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน และจำนวนชั้นซ่อน

แบบจำลองแบบนิวรัลมีอยู่ 2 โครงสร้างซึ่งมีความแตกต่างกันของการจัดการข้อมูลอินพุทกับเอาท์พุทที่สัมพันธ์สอดคล้องกันซึ่งได้แก่แบบจำลองแบบไม่กลับกระแสซึ่งแสดงในรูปที่ 4.9 และแบบจำลองแบบกลับกระแสซึ่งแสดงในรูปที่ 4.10 ซึ่งเอาท์พุทของข่ายงานถูกหน่วงเวลาอย่างเหมาะสมก่อนที่จะถูกป้อนกลับเป็นอินพุท โดย Z^{-1} หมายถึงการหน่วงเวลาไปหนึ่งหน่วยเวลา

กระบวนการที่ใช้อาจเป็นเป็นแบบสถิต (static) หรือไดนามิก (dynamic) ซึ่งจะใช้โครงสร้างของข่ายงานที่แตกต่างกันคือ

ก. แบบจำลองแบบไม่กลับกระแส (nonrecurrent model) ใช้สำหรับจำลองกระบวนการแบบสถิต (static process) ซึ่งเอาท์พุทของมันเป็นฟังก์ชันของอินพุทปัจจุบัน และในอดีต

และอินพุทเวคเตอร์ของข่ายงานนี้เป็นค่าอินพุทปัจจุบันและอินพุทในอดีตซึ่งแสดงในรูปที่ 4.9

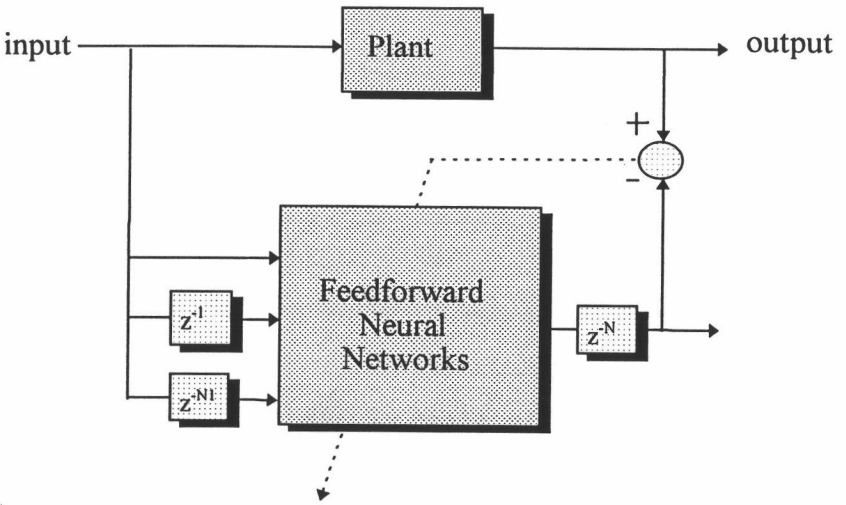
ข. แบบจำลองแบบกลับกระแส (recurrent model) ใช้สำหรับกระบวนการแบบไดนามิก (dynamic process) ซึ่งเอาท์พุทปัจจุบันของข่ายงานขึ้นกับค่าอินพุทในปัจจุบัน, อินพุทในอดีต และเอาท์พุทในอดีตซึ่งแสดงในรูปที่ 4.10 จำนวนของการหน่วงเวลาต้องการทั้งเส้นทางป้อนหน้า (forward) และป้อนกลับ (feedback) ซึ่งขึ้นอยู่กับคุณสมบัติของกระบวนการ

4.3.1 แบบจำลองแบบไม่กลับกระแส (Nonrecurrent model)

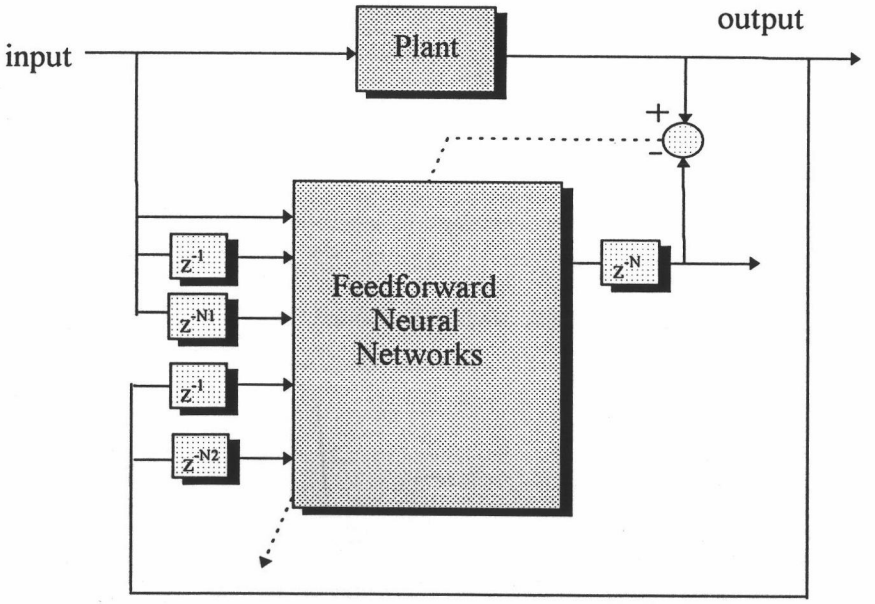
การหาแบบจำลองของระบบที่ใช้เทคนิคการป้อนข้อมูลแบบไม่กลับกระแสเป็นการนำข้อมูลที่ใช้ป้อนเข้าสู่กระบวนการมาหน่วงเวลาตามช่วงระยะเวลาที่ต้องการ จำนวนของการหน่วงเวลาเท่ากับจำนวนของนิวรอนในชั้นอินพุท โดยที่จะไม่มีค่าเอาท์พุทจากกระบวนการมาใช้เพื่อเป็นข้อมูลในการป้อนให้กับนิวรอนในชั้นอินพุท ซึ่งแสดงในรูปที่ 4.9

4.3.2 แบบจำลองแบบกลับกระแส (Recurrent model)

การหาแบบจำลองของระบบนี้ โดยการนำข้อมูลที่ใช้ป้อนเข้าสู่ระบบกับเอาท์พุทของกระบวนการมาหน่วงเวลาก่อนป้อนเข้าสู่ชั้นอินพุทของข่ายงาน ซึ่งวิธีการนี้เป็นที่นิยมมากที่สุด เนื่องจากค่าเป้าหมายในอดีตของระบบจะเป็นตัวช่วยกำหนดแนวทางในการเรียนรู้โดยทำให้มีทิศทางในการหาคำตอบได้รวดเร็วซึ่งดังในรูปที่ 4.10 ดังนั้นจึงใช้วิธีการนี้สร้างแบบจำลอง และตัวควบคุมแบบนิวรัลในงานวิจัยนี้



รูปที่ 4.9 แบบจำลองแบบไม่กลับกระแส



รูปที่ 4.10 แบบจำลองแบบกลับกระแส

4.4 บทสรุป

ในบทนี้เป็นบทที่สำคัญสำหรับการนำข่ายงานนิวรัลไปประยุกต์ใช้ในระบบควบคุม ซึ่งสิ่งที่ต้องคำนึงถึงคือโครงสร้างของข่ายงานที่เหมาะสม ในกระบวนการหนึ่ง ๆ จะมีโครงสร้างของข่ายงานแตกต่างกันไป ไม่ว่าจะเป็นจำนวนอินพุทเวคเตอร์, จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน และจำนวนชั้นซ่อน โครงสร้างการเรียนรู้มี 4 โครงสร้าง โครงสร้างการควบคุมมีอยู่ 3 โครงสร้าง และการระบุกระบวนการมี 2 โครงสร้าง สำหรับการระบุกระบวนการกระบวนการที่ใช้ระบบควบคุมในงานวิจัยนี้เป็นแบบไดนามิก ดังนั้นแบบจำลองแบบกลับกระแสจึงเป็นโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับงานวิจัยนี้