บทที่ 2

ผลงานวิจัยที่ผ่านมา

บทนี้กล่าวถึงผลงานวิจัยที่ผ่านมาซึ่งแบ่งเป็นผลงานทางด้านข่ายงานนิวรัลโดยทั่วไป, ผลงานทางด้านข่ายงานนิวรัลในวิศวกรรมเคมี และผลงานทางด้านข่ายงานนิวรัลในการควบคุมกระบวนการ โดยผลงานเหล่านี้ได้มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง ซึ่งการนำข่ายงานนิวรัลไปประยุกต์ใช้กับการควบคุมกระบวนการเริ่มขึ้นตั้งแต่ปลายทศวรรษที่ 1980 ตัวอย่างที่นำข่ายงานนิวรัลไปใช้ในการควบคุมกระบวนการได้แก่ การควบคุมแบบเอ็นไอเอ็มซี (nonlinear internal model control) การควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟ (neural adaptive control) และการควบคุมแบบทำนายแบบจำลอง (model predictive control)

2.1 ผลงานทางด้านข่ายงานนิวรัลโดยทั่วไป

McCulloch และ Pitts (1943) ซึ่งเป็นผู้บุกเบิกของข่ายงานนิวรัล ได้เสนอตรรกเทร็สโฮลด์ (threshold logic) ซึ่งเป็นแบบจำลองของข่ายงานนิวรัลแบบแรก แบบจำลองของ McCulloch และ Pitts ใช้ได้กับระบบเชิงเส้นเท่านั้น เนื่องจากมีเพียงนิวรอนเพียงหน่วยเดียว, ไม่มีการเชื่อมโยงกับนิวรอนหน่วยอื่น และมีค่าน้ำหนักคงที่

Rosenblatt (1958) เสนอข่ายงานที่ปรับค่าน้ำหนักได้ที่เรียกว่า "เปอร์เซปตรอน (perceptron)" ข่ายงานนี้มีชั้นของน้ำหนักชั้นเดียว ฟังก์ชันมูลฐานเป็นฟังก์ชันเชิงเส้น และฟังก์ชันกระตุ้นเป็นฟังก์ชันแบบไม่ต่อเนื่องซึ่งได้แก่ฟังก์ชันแบบสเต็พ

Werbos (1974) เสนออัลกอริธึมการกระจายย้อนกลับ (backpropagation algorithm) ซึ่งเป็นวิธีของการฝึกข่ายงานนิวรัลที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบเดลตาทั่วไป (generalized delta rule, GDR) สำหรับการคำนวณเกรเดียนท์แต่ในขณะนั้นยังไม่เป็นที่แพร่หลาย หลังจากนั้น Rumelhart (1986) และคณะเสนออัลกอริธึมการกระจายย้อนกลับอีกครั้งจนเป็นที่รู้จักกันอย่างกว้างขวาง

Darpa (1988) ให้คำจำกัดความข่ายงานนิวรัลว่าเป็น "ระบบซึ่งประกอบด้วยหลาย ๆ องค์ประกอบ, การดำเนินงานในรูปแบบขนาน, ฟังก์ชันของมันถูกกำหนดโดยโครงสร้างของข่ายงาน, ค่าน้ำหนัก, และจำนวนนิวรอน"

Leonard และ Kramer (1990) เสนอการเรียนรู้โดยการใช้โมเมนตัมซึ่งช่วยเร่งการเรียนรู้ของข่ายงานได้เร็วกว่าการใช้อัลกอริธึมการกระจายย้อนกลับ

2.2 ผลงานทางด้านข่ายงานนิวรัลในวิศวกรรมเคมี

Willis, Massimo, Montague, Tham, และ Morris (1991) ศึกษาการสร้างแบบจำลองโดยใช้ข่ายงานนิวรัล กระบวนการที่จะสร้างแบบจำลองมี 2 กระบวนการคือกระบวนการการหมัก (fermentation process) ซึ่งจะใช้ข่ายงานนิวรัลทำการประมาณค่าความเข้มข้นของมวลของจุลินท

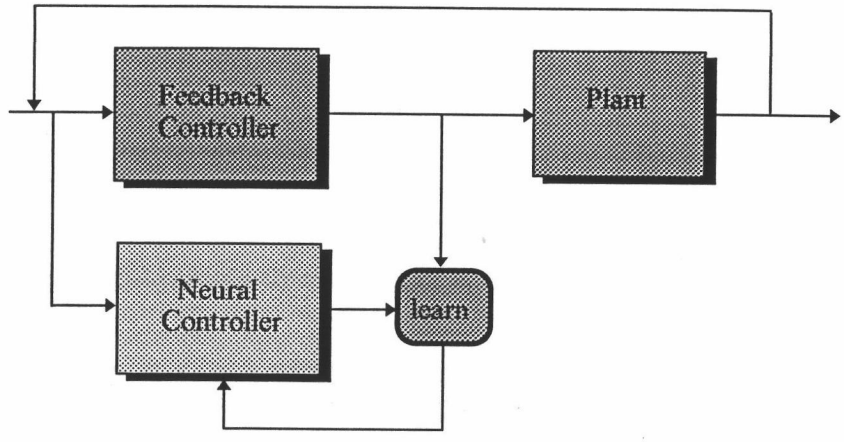
รีย์ (biomass concentration) และกระบวนการที่ 2 คือหอกลั่น ซึ่งจะประมาณค่าขององค์ประกอบของผลผลิตที่ยอดหอ

Chitra (1992) กล่าวถึงการประยุกต์ของข่ายงานนิวรัลในวิศวกรรมเคมี ซึ่งข่ายงานนิวรัลเป็นสาขาที่เจริญเติบโตมากที่สุดสาขาหนึ่งในปัญญาประดิษฐ์ เทคโนโลยีทางข่ายงานนิวรัลเหมาะสมที่จะแก้ปัญหาในอุตสาหกรรมเคมี เนื่องจากความสามารถในการประยุกต์ได้หลากหลาย และความสามารถที่จะเรียนรู้ความสัมพันที่ซับซ้อนและเป็นแบบไม่เชิงเส้น แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ใช้เซตของสมการอธิบายกระบวนการสามารถอธิบายได้เพียงปรากฏการณ์พื้นฐาน แต่ไม่ได้รวมถึงอิทธิพลอื่น ๆ เช่นเครื่องมือที่แตกต่างกัน, ฤดู, ความชื้น และสิ่งรบกวน (noise) ข่ายงานนิวรัลสามารถเรียนรู้ความสัมพันที่ซับซ้อนแบบไม่เชิงเส้น หรือแม้แต่ข้อมูลอินพุทที่มีสิ่งรบกวน ข่ายงานนิวรัลเหมาะสมอย่างมากสำหรับการแก้ปัญหาในอุตสาหกรรมเคมี เนื่องจากสามารถนำไปประยุกต์ในด้านต่าง ๆ ได้หลากหลายเช่น การแยกแยะข้อมูลที่มีสิ่งรบกวน, การทำนายสภาวะของตลาด, การแยกแยะองค์ประกอบของสายป้อน, การวิเคราะห์องค์ประกอบทางเคมี, การทำนายคุณสมบัติของวัสดุ และแบบจำลองของกระบวนการ นอกจากนี้เทคโนโลยีข่ายงานนิวรัลสามารถช่วยเหลือ การวิเคราะห์, การทำนาย, และการออพติไมซ์สมรรถนะของกระบวนการ

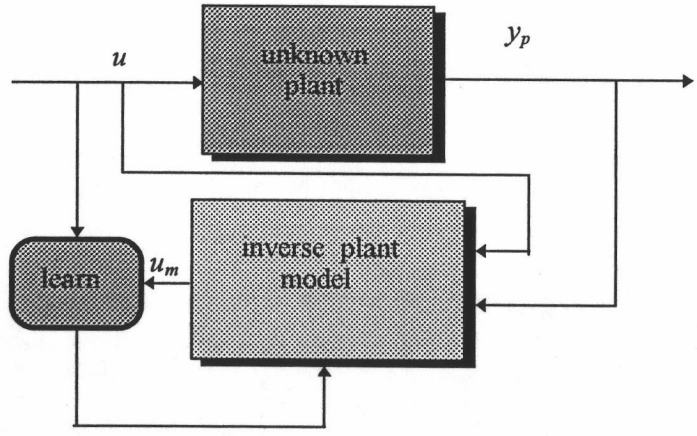
2.3 ผลงานทางด้านข่ายงานนิวรัลในการควบคุมกระบวนการ

Kawato, Furukawa และ Suzuki (1987) ได้เสนอโครงสร้างการเรียนรู้สำหรับ แบบจำลองไดนามิกแบบผกผันซึ่งแสดงในรูปที่ 2.1 โดยกระบวนการมีความเสถียรที่สภาวะเริ่มต้น ในวิธีการเรียนรู้นั้นตัวควบคุมแบบป้อนกลับ (feedback controller) ถูกวางขนานกับตัวควบคุมแบบนิวรัล โดยโครงสร้างนี้นำไปประยุกต์สำหรับระบบหุ่นยนต์ ข่ายงานนิวรัลถูกฝึกแบบออนไลน์โดยกระจายค่าผิดพลาดย้อนกลับ ข้อเสียคือวิธีการนี้ไม่สามารถประยุกต์ได้ในทางปฏิบัติกับระบบควบคุมกระบวนการ การวนซ้ำหนึ่งรอบในระบบหุ่นยนต์ใช้เวลาสองสามวินาที ในขณะที่ในระบบควบคุมกระบวนการอาจใช้เวลาสองถึงสามชั่วโมงดังนั้นสำหรับโครงสร้างนี้การสร้างตัวควบคุมแบบนิวรัลไม่สามารถใช้ได้ในทางปฏิบัติ

Psaltis, Sideris และ Yamamura (1989) เสนอโครงสร้างการเรียนรู้ของตัวควบคุมจากงานนิวรัลสองโครงสร้างคือโครงสร้างการเรียนรู้แบบผกผันโดยทางตรง (direct inverse learning) ซึ่งนำไปฝึกข่ายงานที่เป็นตัวควบคุมในขั้นตอนการฝึกแบบออฟไลน์โดยแสดงในรูปที่ 2.2 และโครงสร้างการเรียนรู้แบบผกผันโดยทางอ้อม (indirect inverse learning) ซึ่งนำไปฝึกข่ายงานที่เป็นตัวควบคุมในขั้นตอนการฝึกแบบออนไลน์โดยแสดงในรูปที่ 2.3 สำหรับการเรียนรู้แบบผกผันโดยทางตรงข่ายงานนิวรัลถูกฝึกเพื่อเรียนรู้ไดนามิกของแบบจำลองแบบผกผัน (inverse model) การเรียนรู้แบบผกผันโดยทางอ้อมแตกต่างจากการเรียนรู้แบบผกผันโดยทางตรง เนื่องจากค่าความผิดพลาดที่ข่ายงานใช้ในการเรียบนรู้แทนที่จะเปรียบเทียบเอาท์พุทจากตัวควบคุมกับค่าเป้าหมายของเอาท์พุทจากตัวควบคุม แต่ใช้ค่าเอาท์พุทของแบบจำลองของ



รูปที่ 2.1 โครงสร้างการฝึกตัวควบคุม (Kawato, 1987)



รูปที่ 2.2 โครงสร้างการเรียนรู้แบบผกผันโดยทางตรง (direct inverse learning)

กระบวนการ (y_m) กับเอาท์พุทของกระบวนการ(y_p) แทน และนำค่าผิดพลาดนี้มาแก้ไขแบบจำลองของตัวควบคุม

Narenda และ Parthasarathy (1990) เสนอการควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟ (neural adaptive) ซึ่งแสดงในรูปที่ 2.4 โดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบไดนามิกแบบผกผันของแบบจำลองโดยทางอ้อม ข่ายงานนิวรัล 2 ข่ายงานถูกใช้ในวิธีการควบคุมซึ่งข่ายงานแรกเป็นแบบจำลองและอีกข่ายงานหนึ่งเป็นตัวควบคุม ขั้นตอนการเรียนรู้แบ่งเป็น 2 ขั้นตอน ขั้นตอนแรกคือการฝึกข่ายงานให้เรียนรู้ไดนามิกของกระบวนการ สำหรับขั้นตอนที่ 2 จะฝึกข่ายงานนิวรัลที่เป็นตัวควบคุมเพื่อเรียนรู้การควบคุมที่ต้องการ โดยให้ค่าผิดพลาดกระจายย้อนกลับผ่านแบบจำลอง ผลการทดสอบพบว่าตัวควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟสามารถควบคุมกระบวนการแบบไม่เชิงเส้นได้เป็นอย่างดี

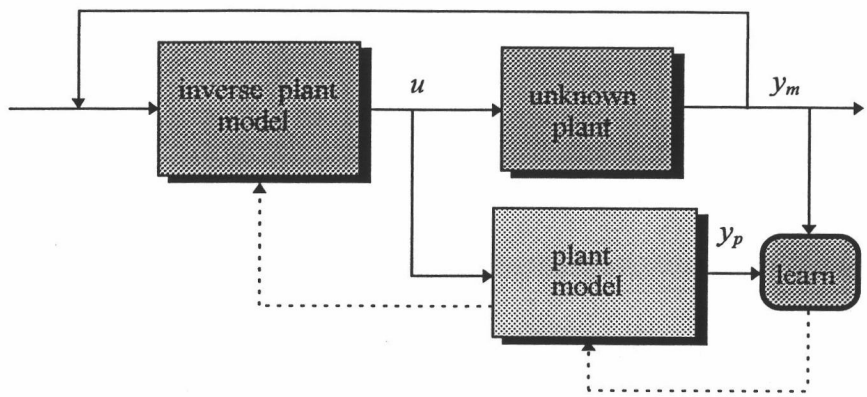
Khalid และ Omatu (1992) ใช้ข่ายงานนิวรัลในการควบคุมอุณหภูมิของเครื่องอังน้ำ (water bath) โดยทำการฝึกข่ายงานโดยใช้โครงสร้างการเรียนรู้แบบจำลองแบบผกผันโดยทางตรง หลังจากการฝึกแล้วข่ายงานซึ่งเป็นตัวควบคุมนำไปใช้ควบคุมกระบวนการซึ่งแสดงในรูปที่ 2.5 Khalid ทดสอบอินพุทเวคเตอร์ในหลาย ๆ กรณีคือ

กรณีที่ 1: $I(k) = f\{ y(k)\}$

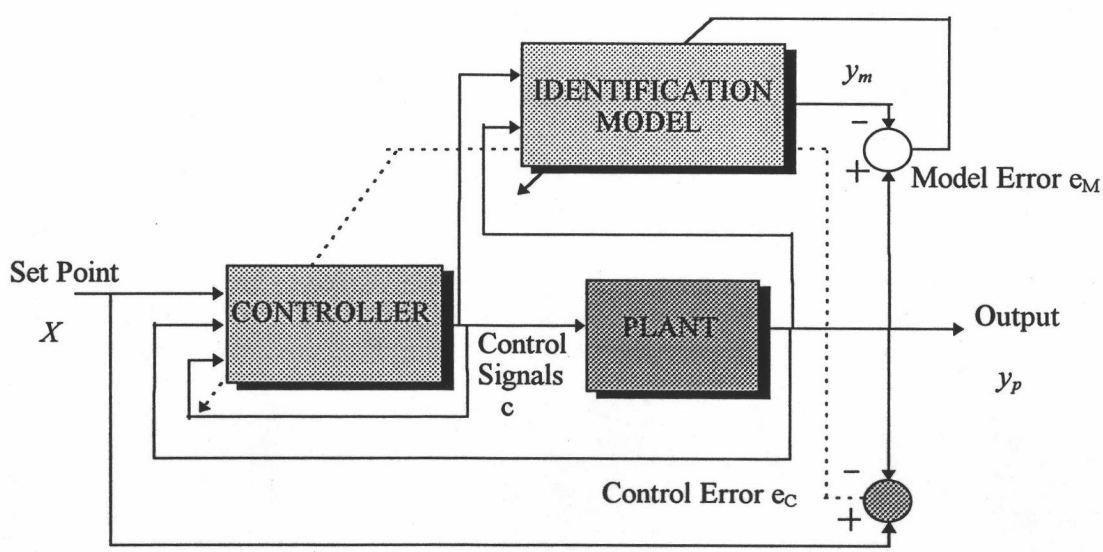
กรณีที่ 2: $I(k) = f\{ y(k), y(k\text{-}1)\}$

กรณีที่ 3: $I(k) = f\{ y(k), y(k\text{-}1), y(k\text{-}2)\}$

กรณีที่ 4: $I(k) = f\{ y(k), y(k\text{-}1), y(k\text{-}2), y(k\text{-}3)\}$



รูปที่ 2.3 โครงสร้างการเรียนรู้แบบผกผันโดยทางอ้อม (indirect inverse learning)

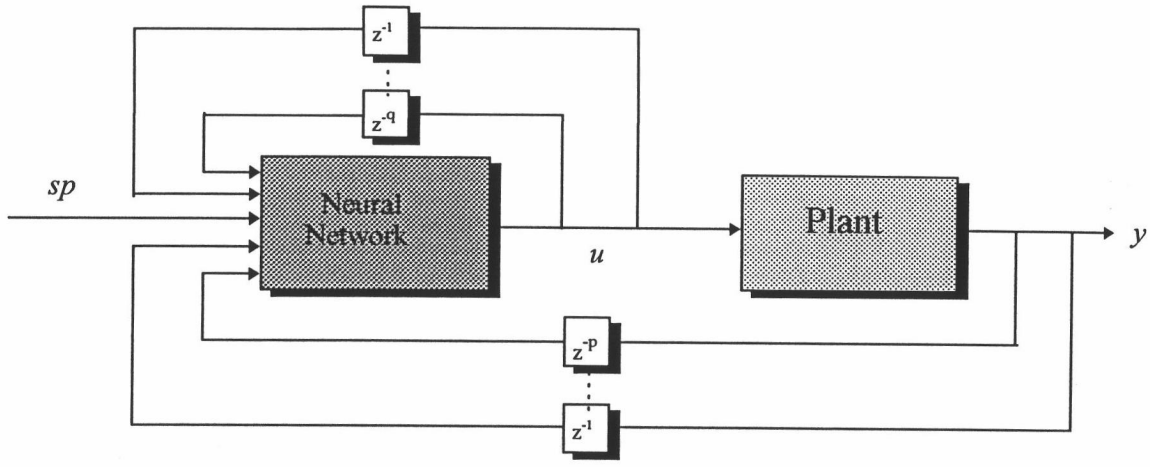


รูปที่ 2.4 โครงสร้างการควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟ (Narenda, 1990)

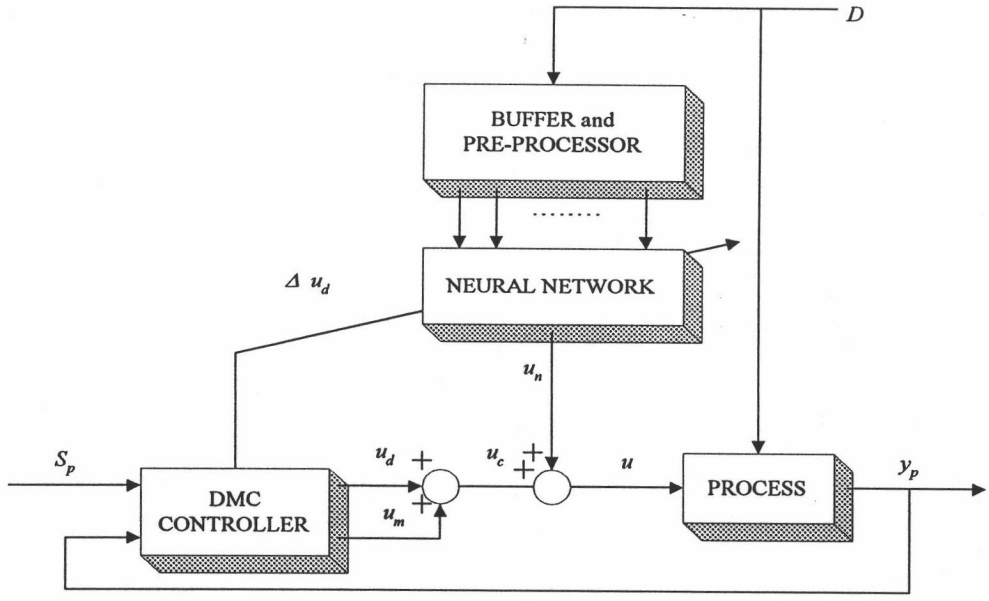
กรณีที่ 5: $I(k) = f\{ y(k), y(k\text{-}1), u(k\text{-}1)\}$

ผลการทดสอบพบว่า กรณีที่ 2 แสดงสมรรถนะที่ดีที่สุดซึ่งให้ค่าผิดพลาดน้อยที่สุด เนื่องจากมีเอาท์พุทของกระบวนการที่ถูกหน่วงเวลา 1 ค่า ดังนั้นข่ายงานนี้สามารถทำงานได้อย่างรวดเร็วเพื่อเปลี่ยนเอาท์พุทของกระบวนการ ดังนั้นโครงสร้างในกรณีที่ 2 เป็นโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับเครื่องอังน้ำ เมื่อนำตัวควบคุมจากข่ายงานนิวรัลมาเปรียบเทียบกับตัวควบคุมแบบพีไอดีพบว่าสมรรถนะของข่ายงานดีกว่าตัวควบคุมแบบพีไอดีเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงเซ็ทพอยท์แบบสเต็ฟ และมีการรบกวนเกิดขึ้น

Lee และ Park (1992) เสนอวิธีการควบคุมแบบป้อนไปข้างหน้า (feedforward control) ที่ใช้กับการควบคุมแบบทำนายแบบจำลอง (model predictive control) ในวิธีการควบคุมนี้ข่ายงานนิวรัลถูกเชื่อมต่อในแนวขนานกับตัวควบคุมแบบทำนายแบบจำลอง (MPC) การควบคุมโดยวิธีนี้นำไปประยุกต์กับการควบคุมหอกลั่น และการควบคุมเครื่องปฏิกรณ์แบบไม่เชิงเส้น (nonlinear reactor control) ในวิธีการนี้การควบคุมแบบป้อนไปข้างหน้าที่ใช้ข่ายงานนิวรัลจะนำไปใช้ร่วมกับการควบคุมแบบทำนายแบบจำลองโดยมีสมมุติฐานว่า ตัวรบกวนหลัก ๆ (major disturbance) สามารถวัดได้ รูปที่ 2.6 แสดงโครงสร้างนี้ของวิธีนี้ จุดประสงค์ของการฝึกข่ายงานคือเพื่อหาค่าน้ำหนักที่ทำให้ข่ายงานสร้างสัญญาณการควบคุม, u เพื่อลดค่าผิดพลาดยกกำลังสอง, $\|S_p - y_p\|^2$ โดยที่ S_p คือ ค่าเซ็ทพอยท์ และ y_p คือ เอาท์พุทของกระบวนการ อย่างไรก็ตามไม่สามารถประยุกต์อัลกอริธึมการกระจายย้อนกลับได้โดยตรงเนื่องจากไม่รู้ค่าเป้าหมายของเอาท์พุทของตัวควบคุม ดังนั้นจึงใช้วิธีทางอ้อมโดยผลรวมของเอาท์พุทของข่ายงาน,



รูปที่ 2.5 โครงสร้างการควบคุมโดยใช้ข่ายงานนิวรัลแบบไม่มีการฝึกแบบออนไลน์



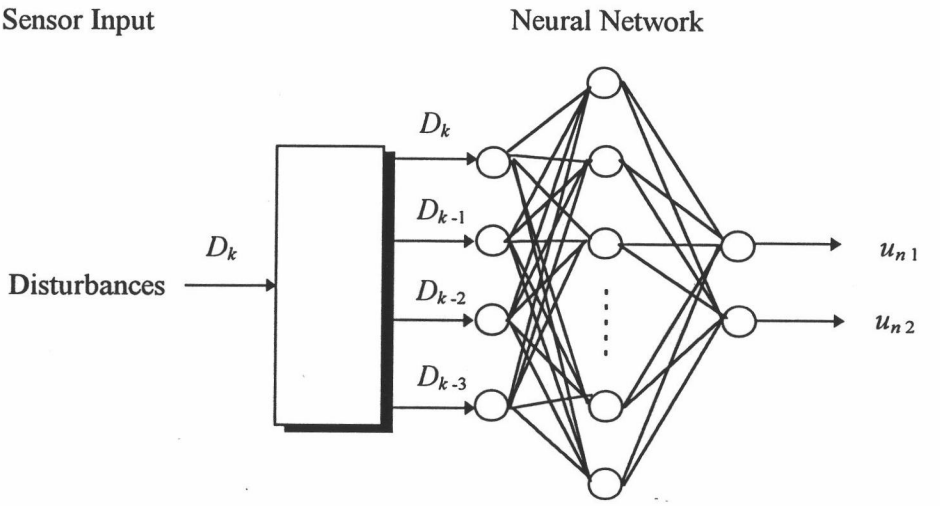
รูปที่ 2.6 โครงสร้างการควบคุมที่รวมข่ายงานนิวรัลไว้ในตัวควบคุมแบบดีแอ็มซี (DMC)

u_n และเอาท์พุทของตัวควบคุมคือ Δu_d ซึ่งใช้เป็นค่าเป้าหมายในการฝึกข่ายงาน ดังนั้นค่าเป้าหมายที่เวลา k คือ

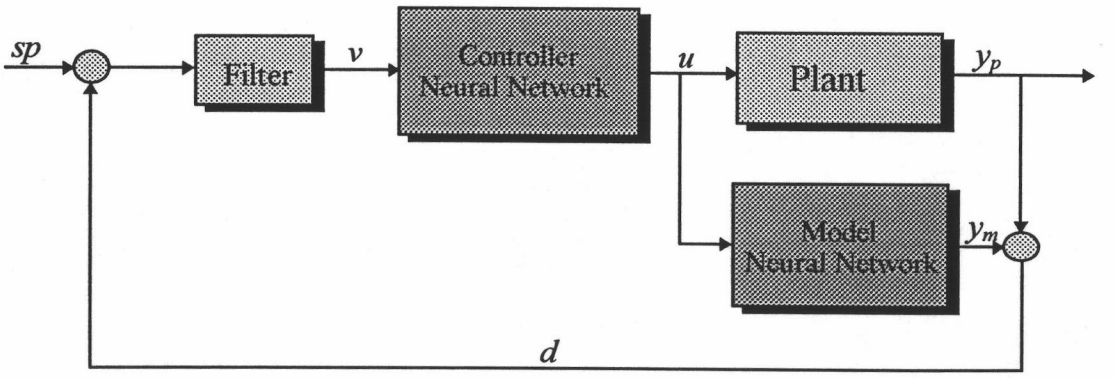
$$T(k) = u_n(k\text{-}1) + \Delta u_d (k)$$

รูปที่ 2.7 แสดงโครงสร้างของข่ายงานนิวรัล ผลการทดลองพบว่าตัวควบคุมแบบดีเอ็มซี (DMC) ที่ใช้ข่ายงานนิวรัลเป็นตัวควบคุมแบบป้อนไปข้างหน้ามีสมรรถนะที่ดีกว่าการใช้ตัวควบคุมแบบดีเอ็มซีเพียงอย่างเดียว

Nahas, Henson และ Seborg (1992) ได้เสนอกลวิธีการควบคุมแบบจำลองภายในแบบไม่เชิงเส้น (nonlinear internal model control, NIMC) สำหรับแบบจำลองแบบนิวรัล ข่ายงานถูกฝึกเพื่อเรียนรู้ไดนามิกแบบผกผันของกระบวนการซึ่งแสดงในรูปที่ 2.8 ข่ายงานนิวรัลแบบสามชั้นใช้เพื่อระบุแบบจำลองแบบไม่เชิงเส้นจากข้อมูลอินพุทและเอาท์พุท ตัวควบคุมแบบเอ็นไอเอ็มซี (NIMC controller) ซึ่งประกอบด้วยตัวควบคุมแบบผกผัน และ ฟิลเตอร์ โครงสร้างการควบคุมแบบเอ็นไอเอ็มซีรับประกันว่าจะไม่เกิดออฟเซต แต่ว่าใช้ได้กับกระบวนการที่มีการผกผันที่คงตัว การทดสอบตัวควบคุมจะทดสอบกับกระบวนการแบบไม่เชิงเส้นอย่างมาก (highly nonlinear process) 2 กระบวนการซึ่งได้แก่เครื่องปฏิกรณ์ถังกวนแบบต่อเนื่อง (CSTR) และกระบวนการปรับ pH ให้เป็นกลาง (pH neutralization process) ผลการทดสอบตัวควบคุมแบบเอ็นไอเอ็มซีกับตัวควบคุมแบบพีไอดีพบว่า ตัวควบคุมแบบเอ็นไอเอ็มซีมีสมรรถนะที่ดีกว่าตัวควบคุมแบบพีไอดีทั้งในสถาวะที่มีการรบกวน และมีการเปลี่ยนแปลงเซ็ทพอยท์แบบสเต็พ



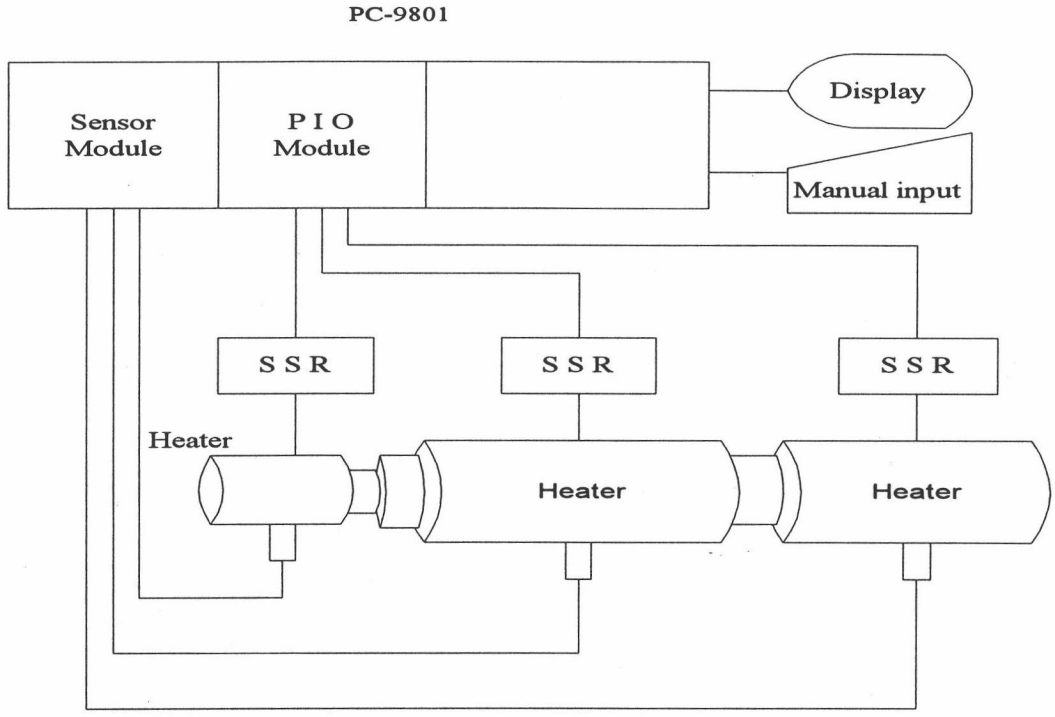
รูปที่ 2.7 โครงสร้างของข่ายงานนิวรัลที่ใช้เป็นตัวควบคุมแบบป้อนไปข้างหน้า



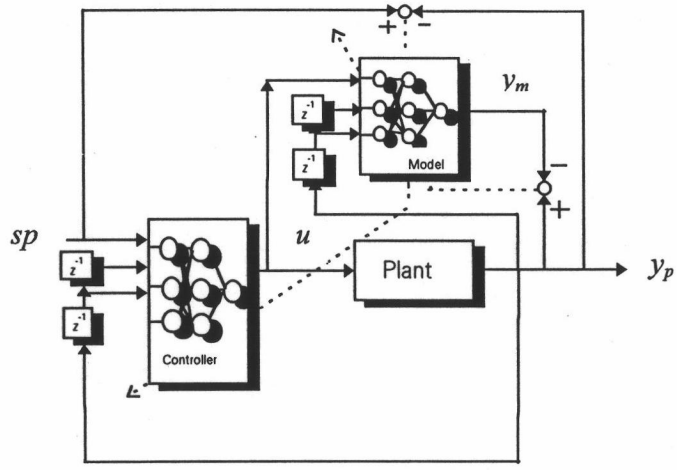
รูปที่ 2.8 โครงสร้างของตัวควบคุมแบบเอ็นไอเอ็มซี

Khalid, Omatu และ Yusof (1993) พัฒนาวิธีการควบคุมโดยใช้ข่ายงานนิวรัลกับกระบวนการเตาหลอมพลาสติกซึ่งแสดงในรูปที่ 2.9 วิธีการนี้ใช้อัลกอริธึมการกระจายย้อนกลับ (backpropagation) ซึ่งประกอบไปด้วยแบบจำลองแบบนิวรัล (neural model) และ ตัวควบคุมแบบนิวรัล (neural controller) ซึ่งแสดงในรูปที่ 2.10 Khalid ทำการฝึกแบบจำลองแบบนิวรัลโดยใช้เพียงค่าอินพุท และเอาท์พุทของกระบวนการ ในวิธีการนี้แบบจำลองและตัวควบคุมแบบนิวรัลจะเรียนรู้แบบออนไลน์ด้วย เพื่อให้มีสมรรถนะเพิ่มขึ้นซึ่งวิธีการนี้สามารถใช้กับระบบที่มีความเสถียรในขณะที่ลูพเปิด (open-loop stable) การทดลองนี้ทดสอบตัวควบคุมแบบนิวรัลกับตัวควบคุมแบบพีไอดีโดยเปรียบเทียบเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงเซ็ทพอยท์, มีการรบกวนเกิดขึ้นและ พารามิเตอร์มีการเปลี่ยนแปลง ผลการทดลองพบว่าการควบคุมโดยใช้ข่ายงานนิวรัลมีความทนทาน (robustness) และสมรรถนะ (performance) ที่ดีกว่าตัวควบคุมแบบพีไอดี

Spieker, Chtourou และ Thibault (1993) ใช้ข่ายงานนิวรัลแบบป้อนไปข้างหน้าเพื่อจำลองกระบวนการที่เกี่ยวกับความร้อนแบบไดนามิก (dynamic thermal process) กระบวนการที่เกี่ยวกับความร้อนได้แก่ เครื่องระเหย (evaporator), กระบวนการที่มีการเปลี่ยนแปลงความร้อนอย่างรวดเร็ว (rapid thermal process), เครื่องเผา (calcinator) และเครื่องปฏิกรณ์ถังกวนแบบต่อเนื่อง 2 ถัง (continuous stirred two-tank reactor) สำหรับเครื่องปฏิกรณ์ถังกวนแบบต่อเนื่อง 2 ถังข่ายงานนิวรัลจะถูกฝึกเป็นตัวควบคุม โครงสร้างของข่ายงานที่ต้องพิจารณาคือจำนวนของนิวรอนในแต่ละชั้น จำนวนนิวรอนในชั้นอินพุท และชั้นเอาท์พุทซึ่งเป็นฟังก์ชันของ



รูปที่ 2.9 เตาหลอมพลาสติก



รูปที่ 2.10 วิธีการควบคุมแบบนิวรัล ที่ประกอบด้วยแบบจำลองแบบนิวรัล และตัวควบคุมแบบนิวรัล

จำนวนอินพุทและเอาท์พุทของกระบวนการ จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนหาได้จากการทดลองซึ่งคำนึงถึงความแม่นยำ และขนาดของข่ายงาน

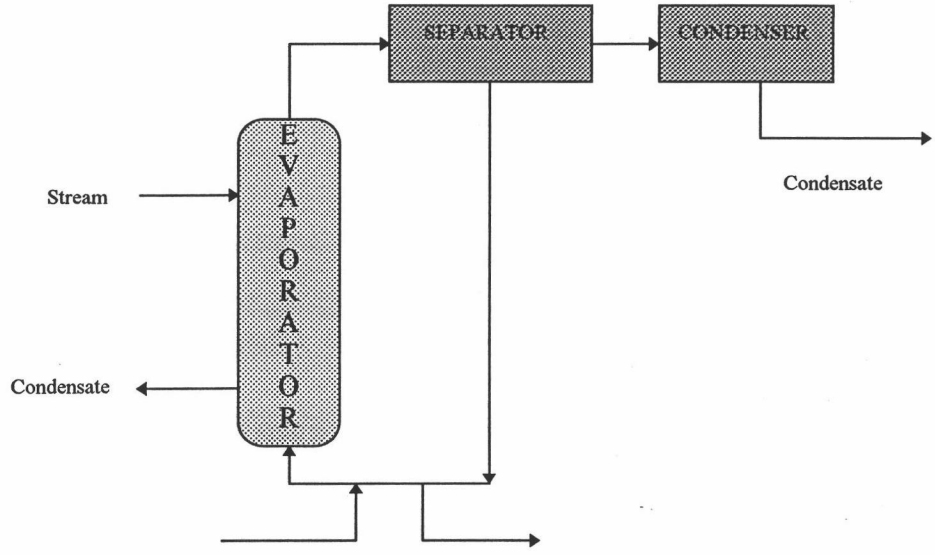
ผลการทดสอบพบว่าโครงสร้างของข่ายงานในแต่ละกระบวนการมีดังนี้คือ

ก. เครื่องระเหย (evaporator) เป็นกระบวนการแยกสารที่ใช้ในอุตสาหกรรมน้ำตาลซึ่งแสดงในรูปที่ 2.11 ระบบของเครื่องแยกสารประกอบด้วยเครื่องระเหย, เครื่องแยกสาร (separator) และเครื่องควบแน่น (condenser) หน้าที่ของเครื่องระเหยคือเพื่อเพิ่มความเข้มข้นของตัวถูกละลายซึ่งอยู่ในของผสมที่เป็นของเหลวโดยการระเหยตัวทำละลายออกจากสารผสม โครงสร้างแบบจำลองของข่ายงานมี 9 นิวรอนในชั้นอินพุท 3 นิวรอนในชั้นซ่อน และ 3 นิวรอนในชั้นเอาท์พุท อินพุทของข่ายงานคือ $y_i(t)$, $y_i(t\text{-}1)$ และ $u_i(t)$ (i=1,...,3), เมื่อ y =1,...,3), เมื่อ
ระดับของเครื่องแยกสาร, $y_2(t)$ คือองค์ประกอบของผลผลิต, $y_3(t)$ คือความดันที่ปฏิบัติงาน, $u_1(t)$ คืออัตราการไหลของผลผลิต, $u_2(t)$ คือความดันของไอน้ำ และ $u_3(t)$ คือ อัตราการไหลของน้ำหล่อเย็น

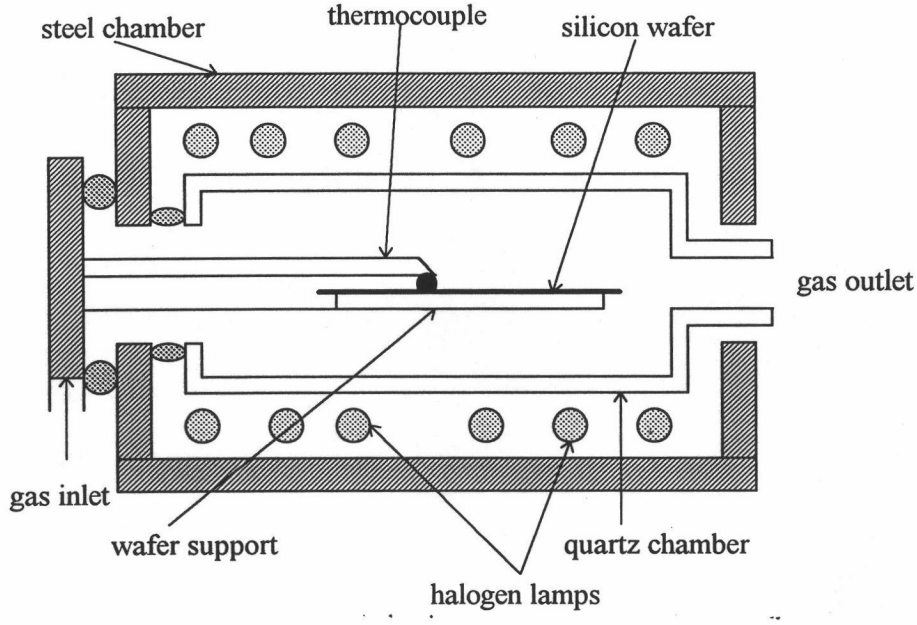
ข. กระบวนการที่มีการเปลี่ยนแปลงความร้อนอย่างรวดเร็ว (rapid thermal process, RTP) ใช้ในเทคโนโลยีทางไมโครอิเล็กทรอนิกส์ซึ่งแสดงในรูปที่ 2.12 โครงสร้างของข่ายงานมี 4 นิวรอนในชั้นอินพุทและ 3 นิวรอนในชั้นซ่อน อินพุทของข่ายงานคือ $y(t)$, $y(t\text{-}1)$, $u(t\text{-}2)$ และ $u(t\text{-}3)$ เมื่อ $y(t)$ และ $u(t)$ คืออุณหภูมิ และพลังงานความร้อนตามลำดับ

ค. เครื่องเผา (calcinator) ทำหน้าที่เผาสารประกอบคาร์บอน และ สารปนเปื้อนที่อยู่ในสารฟอสเฟต (phosphate) เครื่องเผาประกอบด้วยเครื่องปฏิกรณ์แบบฟลูอิดไดซ์เบด (fluidized bed reactor) ซึ่งมีปฏิกิริยาเคมีของฟอสเฟตเกิดขึ้นซึ่งแสดงในรูปที่ 2.13 อุณหภูมิที่เกิดปฏิกิริยา

หอสมุดกลาง สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



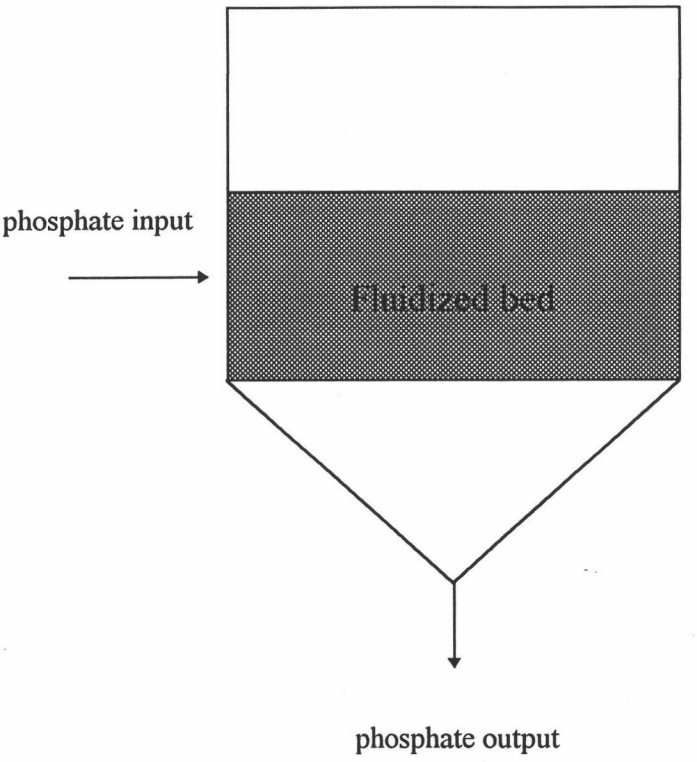
รูปที่ 2.11 เครื่องระเหย (evaporator)



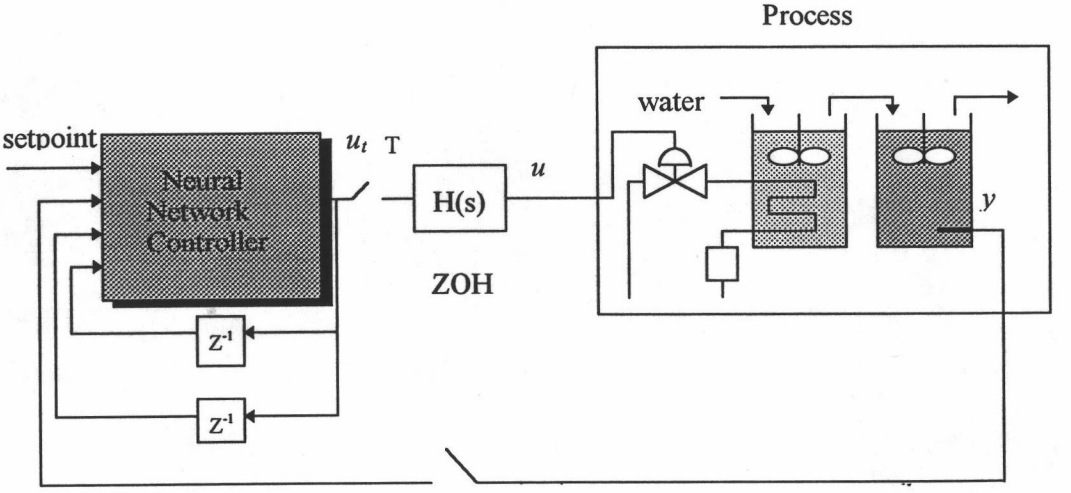
รูปที่ 2.12 กระบวนการที่มีการเปลี่ยนแปลงความร้อนอย่างรวดเร็ว (rapid thermal process)

ต้องสูงเพียงพอ ถ้าอุณหภูมิในเครื่องปฏิกรณ์แบบฟลูอิดไดซ์เบดต่ำเกินไปจะให้ผลผลิตที่ไม่ดี แต่ถ้าอุณหภูมิสูงเกินไปทำให้เสียพลังงานโดยเกินความจำเป็น และอาจทำให้เครื่องมือสึกกร่อนเร็วขึ้น โครงสร้างของข่ายงานมี 3 นิวรอนในชั้นอินพุทและ 3 นิวรอนในชั้นซ่อน อินพุทของข่ายงานคือ $y(t)$, $y(t\text{-}1)$ และ $u(t\text{-}1)$ เมื่อ $y(t)$ และ $u(t)$ คืออุณหภูมิของเครื่องเผา และอัตราการไหลของเชื้อเพลิงตามลำดับ

ง. เครื่องปฏิกรณ์ถังกวนแบบต่อเนื่อง 2 ถัง (continuous stirred two-tank reactor) สร้างขึ้นที่ Laval University เพื่อทดสอบโครงสร้างการควบคุมแบบต่าง ๆ เครื่องมือประกอบด้วยถังกวนแบบต่อเนื่อง 2 ถัง ในแต่ละถังมีปริมาตรเท่ากับ 15 ลิตร การทดสอบต้องการให้อุณหภูมิของถังที่ 2, $y(t)$ มีค่าคงที่โดยปรับการเปิดวาล์ว, $u(t)$ ซึ่งใช้ปรับความดันของไอน้ำในเครื่องแลกเปลี่ยนความร้อนที่ติดตั้งไว้ในถังกวนถังแรก ตัวควบคุมจากข่ายงานนิวรัลซึ่งแสดงในรูปที่ 2.14 โครงสร้างของข่ายงานมี 4 นิวรอนในชั้นอินพุทและ 3 นิวรอนในชั้นซ่อน อินพุทของข่ายงานคือ $y(t+d)$, $y(t)$, $u(t\text{-}1)$ และ $u(t\text{-}2)$ เมื่อ $y(t)$ และ $u(t)$ คืออุณหภูมิของถังที่ 2 และเปอร์เซ็นต์ของการเปิดวาล์ว ผลการทดลองพบว่าตัวควบคุมที่เป็นข่ายงานนิวรัลแบบป้อนไปข้างหน้าเพียงตัวเดียวมีสมรรถนะไม่ดีเท่าที่ควร เนื่องจากแบบจำลองแบบผกผัน (inverse model) อาจจะมีความถูกต้องไม่เพียงพอ หรือกระบวนการอาจเปลี่ยนแปลงไปจากตอนที่ทำการระบุกระบวนการ ดังนั้น Spieker จึงแนะนำว่าการเพิ่มแบบจำลองที่ได้จากข่ายงานโดยวางขนานกับกระบวนการสามารถแก้ไขค่าผิดพลาดที่สภาวะคงตัว และการปรับน้ำหนักของข่ายงานแบบออนไลน์สามารถชดเชยการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการได้



รูปที่ 2.13 เครื่องเผา (calcinator)



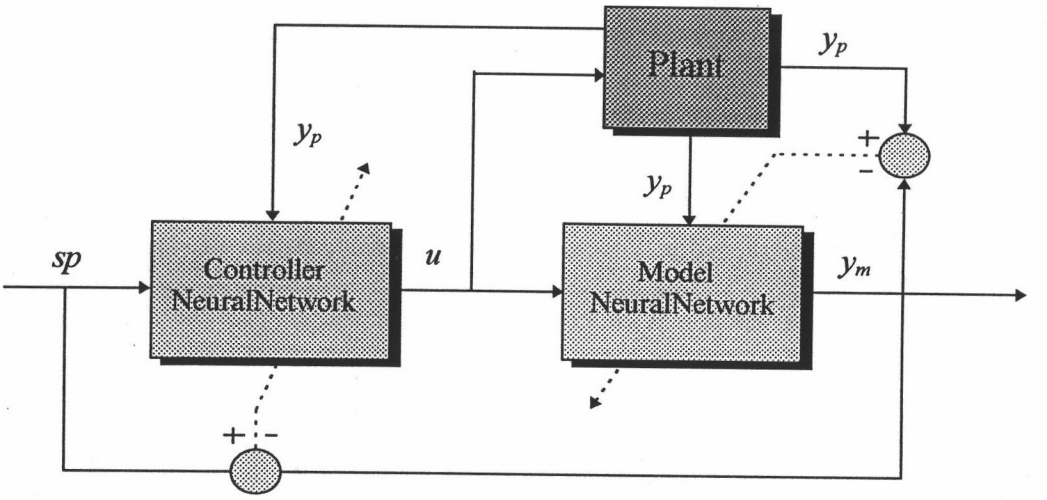
รูปที่ 2.14 เครื่องปฏิกรณ์ถังกวนแบบต่อเนื่อง 2 ถัง (CSTR)

สุรพล คำสุภา (1995) ได้ศึกษาการทำแบบจำลองโดยใช้ข่ายงานนิวรัล สุรพลศึกษาโครงสร้างของข่ายงานซึ่งมีอยู่สองโครงสร้างคือ แบบจำลองแบบไม่กลับกระแส และแบบจำลองแบบกลับกระแส พบว่าแบบจำลองแบบกลับกระแสเป็นโครงสร้างที่ข่ายงานได้เรียนรู้ได้รวดเร็วกว่าเนื่องจากค่าเป้าหมายในอดีตเป็นตัวช่วยกำหนดแนวทางในการเรียนรู้โดยทำให้มีทิศทางในการหาคำตอบได้รวดเร็ว พารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องเช่น ค่าอัตราการเรียนรู้, ค่าโมเมนตัม และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน ต้องเลือกตามแต่ละกรณี โครงสร้างของข่ายงานนิวรัลที่มีจำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้น พบว่าโครงสร้างดังกล่าวไม่ได้ช่วยในด้านความรวดเร็วในการเรียนรู้ของข่ายงาน

ในทางตรงกันข้ามข่ายงานต้องคำนวณค่าน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างนิวรอนมากขึ้น ทำให้เสียเวลาในการเรียนรู้มากกว่าการใช้ข่ายงานที่มีชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียว อย่างไรก็ตามโครงสร้างที่มีชั้นซ่อนมากกว่า 1 ชั้นอาจเหมาะสมกับระบบอื่นที่ซับซ้อนมากกว่า

Emmanouilides และ Petrou (1997) ใช้การควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟ โดยใช้ข่ายงานนิวรัลซึ่งถูกฝึกแบบออนไลน์ การเรียนรู้ของตัวควบคุมและแบบจำลองแบบนิวรัล ใช้วิธีของ Narenda และ Parthasarathy แต่มีความแตกต่างกันตรงที่สัญญาณความผิดพลาดที่ใช้ฝึกตัวควบคุมคือผลต่างระหว่างเซ็ทพอยท์กับเอาท์พุทของข่ายงาน (s_p-y_m) แทนที่จะเป็นผลต่างระหว่างเซ็ทพอยท์กันเอาท์พุทของกระบวนการ (s_p-y_p) อัลกอริธึมที่ใช้ในการฝึกข่ายงานเป็นอัลกอริธึมการหาแบบสุ่ม (random search algorithm) ซึ่งเป็นการสุ่มค่าน้ำหนักขึ้นมาและทดสอบว่าค่าน้ำหนักที่สุมขึ้นมานี้ให้ค่าผิดพลาดน้อยกว่าค่าน้ำหนักเดิมหรือไม่ ถ้าให้ผิดพลาดน้อยกว่าก็ใช้ค่าน้ำหนักที่สุ่มได้แทนในทางกลับกันถ้าให้ค่าผิดพลาดมากกว่าก็ใช้ค่าน้ำหนักเดิม กระบวน

การที่ต้องการควบคุมคือการย่อยโดยไม่ใช้อากาศ (anaerobic digestion) ซึ่งเป็นกระบวนการทางชีวเคมีแบบไม่เชิงเส้น (nonlinear biochemical process) ดังนั้นการใช้ตัวควบคุมแบบพีไอดีซึ่งนำไปควบคุมกระบวนการนี้จึงเป็นไปได้ยาก ผลของการทดลองที่ใช้โครงสร้างการควบคุมประเภทนี้ซึ่งแสดงในรูปที่ 2.15 พบว่าสามารถควบคุมกระบวนการนี้ได้เป็นอย่างดี



รูปที่ 2.15 โครงสร้างการควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟของกระบวนการย่อยแบบไม่ใช้อากาศ

2.4 บทสรุป

การพัฒนาข่ายงานนิวรัลที่ใช้ในระบบควบคุมได้มีเริ่มมีการพัฒนาตั้งแต่ปลายทศวรรษที่ 80 ในช่วงแรก ๆ ข่ายงานงานนิวรัลถูกนำไปประยุกต์กับการสร้างแบบจำลองของกระบวนการ หลังจากนั้นข่ายงานได้นำไปใช้กับระบบควบคุม ซึ่งได้การควบคุมแบบเอ็นไอเอ็มซี, การควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟ และการควบคุมแบบทำนายแบบจำลอง แนวโน้มการนำข่ายงาน

นิวรัลที่ประยุกต์ใช้กับระบบควบคุมคือการพัฒนาอัลกอริธึมใหม่ ๆ ที่เร็ว, ทนทานต่อสัญญาณรบกวน, และเสถียร ในเวลาเดียวกันอาจมีการพัฒนารูปแบบสมการคณิตศาสตร์เพื่อพิจารณาเสถียรภาพ (stability) และ คุณสมบัติการลู่เข้า (convergence properties) ของข่ายงาน เช่น ความสามารถในการควบคุม (controability), ความสามารถในการสังเกต (observability) และ ความสามารถในการระบุกระบวนการ (identifiability)