หอสมุดกลาง สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 3

ตัวควบคุมทำนายแบบจำลองโดยอาศัยข่ายงานระบบประสาท

ตั้งแต่ช่วง ค.ศ. 1980 เป็นต้นมา ตัวควบคุมทำนายแบบจำลอง (model predictive controller) เป็นตัวควบคุมที่ได้รับความเชื่อถือ และใช้งานอย่างแพร่หลายในวงการอุตสาหกรรม ซึ่งตัวควบคุมชนิดนี้มีลักษณะพิเศษ คือ สามารถควบคุมกระบวนการที่ให้ผลตอบสนองที่ดี และคงทนต่อความไม่แน่นอนของกระบวนการ ทั้งยังสามารถควบคุมระบบไม่มีเสถียรภาพได้ ตัวควบคุมแบบนี้มีลักษณะการทำงาน คือ การใช้แบบจำลองทำนายผลตอบสนองล่วงหน้าของกระบวนการ เพื่อสังเคราะห์ลำดับของสัญญาณควบคุมที่เหมาะสม เพื่อให้ผลตอบสนองเป็นไปตามที่ได้ออกแบบไว้ [9]

ตัวควบคุมทำนายแบบจำลอง เป็นตัวควบคุมที่อาศัยแบบจำลองของกระบวนการเพื่อทำนายลำดับผลตอบสนองของกระบวนการ สำหรับนำไปใช้ในการสร้างสัญญาณควบคุม โดยพิจารณาจากค่าของฟังก์ชันจุดประสงค์ที่ประกอบด้วยส่วนของความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าปรับตั้งและผลตอบสนองที่ได้จากการทำนายด้วยแบบจำลอง และส่วนของสัญญาณควบคุมที่สร้างขึ้นเพื่อสร้างสัญญาณควบคุมที่เหมาะสมที่ทำให้ฟังก์ชันจุดประสงค์นี้มีค่าต่ำสุด

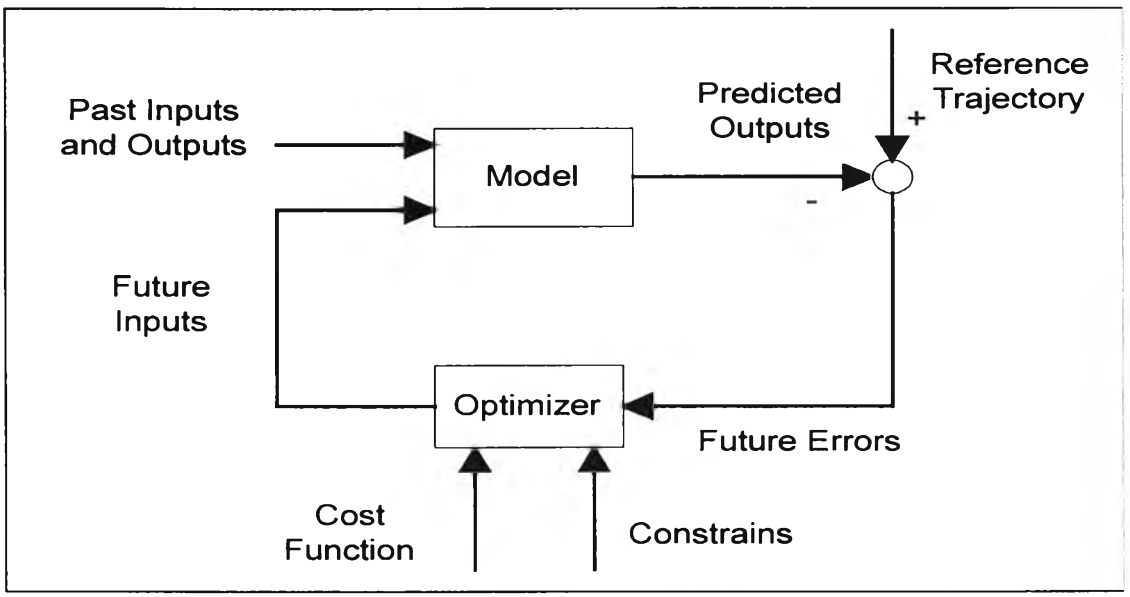
จากการศึกษาทำให้ทราบว่าตัวควบคุมทำนายแบบจำลองสามารถควบคุมกระบวนการที่มีลักษณะพลวัตต่างๆได้อย่างกว้างขวาง ทั้งกระบวนการที่มีพลวัตช้า และลักษณะพลวัตที่เร็ว มีความไม่แน่นอนของพารามิเตอร์และค่าประวิงเวลาของกระบวนการได้ดี เช่น การประยุกต์ใช้ตัวควบคุมทำนายแบบจำลองในระบบการผลิตปูนซีเมนต์ เพื่อควบคุมอุณหภูมิของระบบซึ่งมีผลต่อคุณภาพของปูนซีเมนต์ที่ได้ ในการควบคุมเครื่องอบแห้ง เพื่อควบคุมอุณหภูมิของอากาศที่ใช้สำหรับอบผลิตภัณฑ์หรือในการควบคุมแขนกลอ่อนตัว และมีการนำไปใช้ในการควบคุมอุณหภูมิของน้ำในกระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อน ให้ผลการควบคุมดี สามารถกำจัดผลของสัญญาณรบกวนได้ดี จากตัวอย่างที่กล่าวมาส่วนใหญ่เป็นกระบวนการที่มีความไม่แน่นอนสูง ลักษณะพลวัตและค่าประวิงเวลามีการเปลี่ยนแปลงตามจุดทำงาน [8]

ต่อมามีนักวิจัยหลายท่านเสนอแนวคิดที่จะนำข่ายงานระบบประสาทมาสร้างแบบจำลองสำหรับตัวควบคุมชนิดนี้ ซึ่งข่ายงานระบบประสาทมีความสามารถในการจำลองความสัมพันธ์ต่างๆได้ดี โดยไม่ต้องใช้สมการทางคณิตศาสตร์ที่ยุ่งยากซับซ้อน อาศัยเพียงข้อมูลสัญญาณเข้าและ

สัญญาณออกของกระบวนการ และจากการประยุกต์ใช้แบบจำลองที่สร้างจากข่ายงานระบบประสาทกับตัวควบคุมทำนายแบบจำลองในการควบคุมกระบวนการต่างๆ พบว่าสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพของตัวควบคุมทำนายแบบจำลองให้ดีขึ้น ยกตัวอย่างเช่น Draeger, Engell และ Ranke [12] นำข่ายงานระบบประสาทมาใช้ร่วมกับแบบจำลองเชิงเส้น เพื่อชดเชยส่วนที่ไม่เชิงเส้นของกระบวนการสำหรับตัวควบคุมทำนายแบบจำลองในการควบคุมค่าความเป็นกรดเบสในปฏิริยาเคมี และจากการเปรียบเทียบกับตัวควบคุม PI พบว่าสามารถกำจัดผลของสัญญาณรบกวนได้ดีกว่าตัวควบคุม PI Su และ McAvoy [37] ได้ศึกษาการนำข่ายงานระบบประสาทไปใช้กับตัวควบคุมทำนายแบบจำลองในการควบคุมระบบหอกลั่น พบว่าสามารถกำจัดผลของสัญญาณรบกวนได้ดี Willis, Montague, Massimo, Tham และ Morris [44] ได้ศึกษาการนำข่ายงานระบบประสาทไปใช้กับตัวควบคุมทำนายแบบจำลองในการควบคุมระบบหอกลั่น และเปรียบเทียบผลการควบคุมกับตัวควบคุม PI พบว่าให้ผลการควบคุมต่อการเปลี่ยนจุดทำงานและการกำจัดผลของสัญญาณรบกวนดีกว่าตัวควบคุม PI Koivisto, Kimpimaki และ Koivo [24] ศึกษาการใช้โครงสร้างตัวควบคุมทำนายแบบจำลองที่อาศัยข่ายงานระบบประสาทในการควบคุมระบบแลกเปลี่ยนความร้อน พบว่าสามารถควบคุมผลตอบสนองให้เข้าสู่ค่าปรับตั้งได้รวดเร็ว และกำจัดผลของสัญญาณรบกวนได้ดีอีกด้วย

ในบทนี้จะกล่าวถึงลักษณะโดยทั่วไปของตัวควบคุมทำนายแบบจำลอง ลักษณะโดยทั่วไปของข่ายงานระบบประสาทและโครงสร้างการทำนายผลตอบสนองล่วงหน้าของกระบวนการโดยอาศัยข่ายงานระบบประสาท

3.1 ตัวควบคุมทำนายแบบจำลอง



รูปที่ 3.1 *โครงสร้างตัวควบคุมทำนายแบบจำลอง [1]*

ตัวควบคุมทำนายแบบจำลอง [9] (ดูได้จาก [1] เช่นกัน) ซึ่งมีโครงสร้างดังรูปที่ 3.1 เป็นการควบคุมระบบโดยอาศัยแบบจำลองของระบบมาทำนายผลตอบในอนาคต เพื่อคำนวณหาสัญญาณควบคุม ตัวควบคุมแบบนี้ประกอบด้วยส่วนที่สำคัญ 3 ส่วนคือ แบบจำลองของกระบวนการ ฟังก์ชันจุดประสงค์ และกฎการควบคุม โดยทั่วไปการควบคุมทำนายแบบจำลองมีหลายรูปแบบแตกต่างกันไปตามส่วนต่างๆ ของทั้ง 3 ส่วนดังที่กล่าวมาอาศัยแนวคิดหลักดังต่อไปนี้

1. ทำนายผลตอบสนองกระบวนการจากแบบจำลองในช่วงเวลาหนึ่ง

2. คำนวณลำดับของสัญญาณควบคุมที่ทำให้ฟังก์ชันจุดประสงค์มีค่าน้อยที่สุด โดยฟังก์ชันจุดประสงค์ J มีนิยามดังนี้

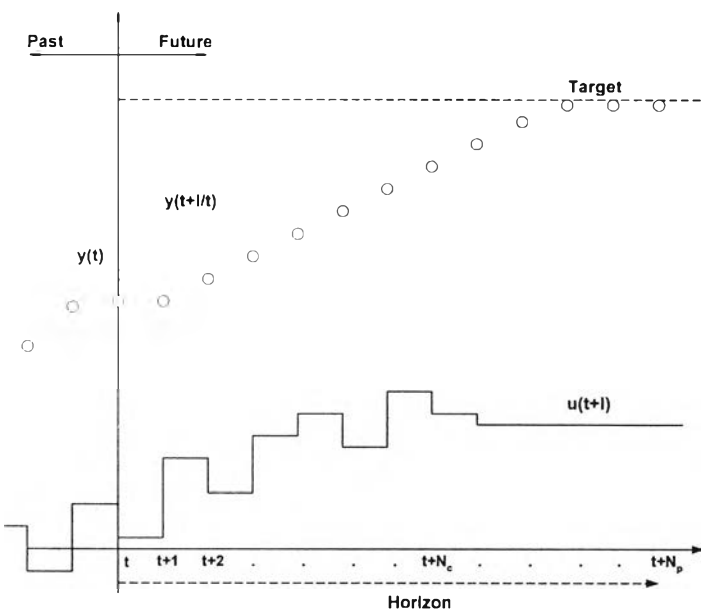
$$J=\frac{1}{2}\sum_{j=N_1}^{N_2}\left[r(t+j)-y(t+j)\right]^2+\frac{1}{2}\lambda\sum_{j=0}^{N_u-1}\left[\Delta u(t+j)\right]^2,\ \ \Delta u(t)=u(t)-u(t-1) \quad (3.1)$$

โดยที่ $y(t)$ คือ สัญญาณออก $u(t)$ คือ สัญญาณควบคุม $r(t)$ คือ สัญญาณอ้างอิง λ คือการถ่วงน้ำหนักสัญญาณควบคุม N_1 คือ เส้นขอบการทำนายต่ำสุด (minimum prediction horizon) N_2

คือ เส้นขอบการทำนายสูงสุด (maximum prediction horizon) และ N_u คือ เส้นขอบควบคุม (control horizon)

3. ในแต่ละครั้งของการควบคุม สัญญาณควบคุมลำดับแรกที่คำนวณได้จะนำไปใช้กับกระบวนการเท่านั้น

จากแนวคิดหลักข้างต้น มีจุดประสงค์เพื่อควบคุมให้ลำดับของผลตอบสนองในอนาคตของกระบวนการใกล้เคียงกับเป้าหมายที่ต้องการที่สุด ซึ่งแตกต่างจากจุดประสงค์ในการควบคุมของตัวควบคุมแบบพื้นฐานที่ต้องการให้ผลตอบสนองของกระบวนการที่เกิดจากการป้อนสัญญาณควบคุมที่เวลาปัจจุบัน เข้าใกล้เป้าหมายที่ต้องการมากที่สุด



รูปที่ 3.2 *แนวคิดของตัวควบคุมทำนายแบบจำลอง [9]*

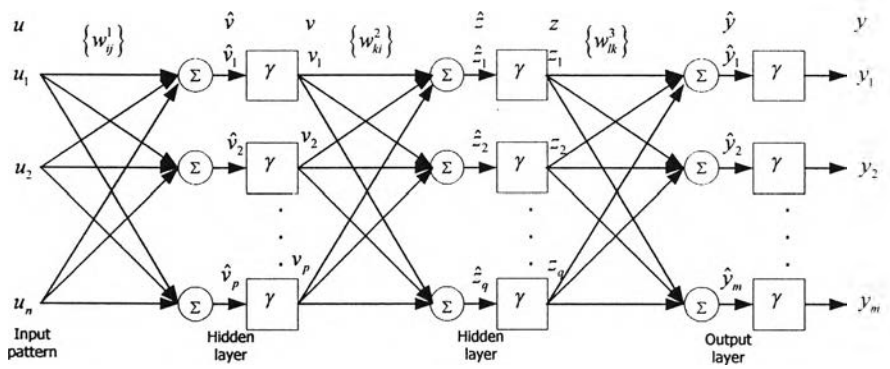
เนื่องจากพารามิเตอร์สำหรับการออกแบบตัวควบคุมแบบนี้มีหลายตัว ดังนั้นการเลือกกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆอย่างเป็นระบบจะช่วยในการหาค่าที่เหมาะสมง่ายขึ้น สำหรับระบบที่มีเสถียรภาพมีการศึกษาค่าเริ่มต้นของพารามิเตอร์ N_1, N_2, N_u สำหรับตัวควบคุมที่ทำให้ระบบยังมีเสถียรภาพ [13] ดังนี้ พารามิเตอร์ N_u กำหนดให้เท่ากับ 1 และ N_1 จะขึ้นอยู่กับค่าประวิงเวลา (time delay) หรือ d ที่น้อยที่สุดของกระบวนการ กำหนดค่า N_1 จากความสัมพันธ์ $N_1 h = d$ N_2 จะขึ้นอยู่กับช่วงเวลาขาขึ้นของกระบวนการ (rise time) หรือ T_r กำหนดค่า N_2 จากความสัมพันธ์ $N_2 h = T_r$ เมื่อ h คือค่าเวลาการชักตัวอย่าง

3.2 ข่ายงานระบบประสาท

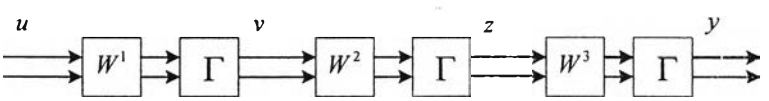
ข่ายงานระบบประสาท (neural network) ซึ่งถูกพัฒนาขึ้นเพื่อเลียนแบบความสามารถของระบบประสาททางชีวภาพ (biological neural) โครงสร้างของข่ายงานระบบประสาทนั้นมีด้วยกันหลายโครงสร้าง แต่ทุกๆโครงสร้างก็มีข้อดีที่สำคัญๆร่วมกันยกตัวอย่างเช่น [36]

1. คุณลักษณ์ที่สำคัญที่สุดของข่ายงานระบบประสาทคือ ความสามารถในการประมาณฟังก์ชันต่อเนื่องแบบไม่เชิงเส้น (nonlinear continuous function) ใดๆในระดับความแม่นที่ต้องการได้ ด้วยคุณลักษณ์นี้ข่ายงานระบบประสาทจึงถูกนำไปใช้ในการหาแบบจำลองของระบบไม่เชิงเส้นเพื่อนำไปประยุกต์ใช้ในการสังเคราะห์หาตัวควบคุมต่อไป

2. ข่ายงานระบบประสาทสามารถมีหลายสัญญาณเข้าและหลายสัญญาณออก จึงสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับระบบหลายตัวแปร (multivariable system) ได้ง่าย



รูปที่ 3.3 *ข่ายงานระบบประสาทแบบหลายชั้นซึ่งมีสองชั้นซ่อนภายใน [29]*



รูปที่ 3.4 *แผนผังภาพของข่ายงานระบบประสาทแบบหลายชั้นซึ่งมีสองชั้นซ่อนภายใน [29]*

ข่ายงานระบบประสาทแบบหลายชั้น (multilayer neural network) ดังแสดงในรูปที่ 3.3 เป็นตัวอย่างหนึ่งของโครงสร้างของข่ายงานระบบประสาท ประกอบไปด้วย ชั้นสัญญาณเข้าหนึ่งชั้น ชั้นสัญญาณออกหนึ่งชั้น และชั้นซ่อนภายในสองชั้น เพื่อให้เข้าใจง่ายขึ้น โครงสร้างในรูปที่ 3.3 เขียนแทนด้วยแผนผังภาพในรูปที่ 3.4 ซึ่งประกอบด้วยเมทริกซ์ถ่วงน้ำหนักสามตัว คือ W^1,

W^2, W^3 และตัวดำเนินการไม่เชิงเส้นในรูปเมทริกซ์ทแยง Γ ซึ่งสมาชิกใน Γ นี้เป็นฟังก์ชันล็อกซิกมอยด์ γ นั่นคือ $\gamma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ แต่ละชั้นของข่ายงานสามารถแสดงได้ด้วยตัวดำเนินการ

$$N_i[u] = \Gamma\left[W^i u\right] \tag{3.2}$$

และการแปลงจากสัญญาณเข้าไปเป็นสัญญาณออกของข่ายงานระบบประสาทแบบหลายชั้นสามารถเขียนแทนได้ด้วย

$$y = N[u] = \Gamma\left[W^3\Gamma\left[W^2\Gamma\left[W^1 u\right]\right]\right] = N_1 N_2 N_3[u] \tag{3.3}$$

เมทริกซ์ถ่วงน้ำหนัก W^1, W^2 และ W^3 จะถูกปรับค่าเพื่อทำให้ค่าของฟังก์ชันจุดประสงค์ของค่าความผิดพลาด ระหว่างสัญญาณออก y ของเครือข่าย กับสัญญาณออกที่ต้องการ y_d มีค่าน้อยที่สุด ซึ่งผลของการแปลงโดยใช้ฟังก์ชัน $N[u]$ นี้ เป็นการแปลงเวคเตอร์หนึ่งๆ ไปเป็นสัญญาณออกหนึ่งๆ ที่อยู่ในเซตของสัญญาณออกที่สอดคล้องกับสัญญาณเข้าที่อยู่ในเซตๆหนึ่ง โดยทั่วไปการแปลงแบบไม่ต่อเนื่อง อาทิเช่น กฎการแปลงแบบใกล้สุด (Nearest Neighbor Rule) ถูกนำมาใช้ในลำดับขั้นสุดท้าย เพื่อแปลงกลุ่มของสัญญาณเข้า ไปเป็นจุดในเซตของสัญญาณออกที่สอดคล้องกับสัญญาณออก และหากมองในรูปของระบบแล้ว โครงสร้างข่ายงานระบบประสาทแบบหลายชั้นนี้เป็นตัวแปลงไม่เชิงเส้นแบบหนึ่งที่มีเมทริกซ์ถ่วงน้ำหนักเป็นพารามิเตอร์

3.3 โครงสร้างของตัวทำนายด้วยข่ายงานระบบประสาท

จากความสามารถของข่ายงานระบบประสาทในการประมาณความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลเข้าและข้อมูลออกซึ่งอยู่ในรูปฟังก์ชันที่เวลา t โดยพิจารณาในระบบเวลาเต็มหน่วย ดังสมการ

$$y(t) = F[y(t-1),...,y(t-n),u(t-d),...,u(t-d-m)] \tag{3.4}$$

โดย d คือค่าประวิงเวลา m และ n คืออันดับของสัญญาณเข้าและสัญญาณออกที่เป็นข้อมูล ในที่นี้เราสมมติว่าเราทราบค่าการประวิงเวลาแน่นอน เมื่อ $F(t)$ เป็นฟังก์ชันที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลเข้า $y(t-1),...,y(t-n),u(t-d),...,u(t-d-m)$ และข้อมูลออก $y(t)$ ซึ่งอาจจะเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นหรือฟังก์ชันไม่เชิงเส้น

การประมาณผลตอบสนองของกระบวนการล่วงหน้าเพื่อชดเชยผลของการประวิงเวลาโดยตัวทำนายขั้นที่ d (d-step ahead predictor) [41] ซึ่งมีอยู่ 2 วิธี คือ

3.3.1 ตัวทำนายแบบเวียนเกิด (recursive predictor)

จากความสามารถของข่ายงานระบบประสาทในการประมาณความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลเข้าและข้อมูลออกซึ่งอยู่ในรูปฟังก์ชันดังที่กล่าวไปแล้วข้างต้น ภายใต้เงื่อนไขที่ว่าตัวประมาณที่อาศัยข่ายงานระบบประสาทสามารถประมาณฟังก์ชันความสัมพันธ์ $F(t)$ ได้ถูกต้อง เราจะนำตัวประมาณฟังก์ชันที่อาศัยข่ายงานระบบประสาทนี้ไปใช้ในการทำนายผลตอบสนองล่วงหน้าของระบบจากฟังก์ชันนี้ เพื่อชดเชยผลของการประวิงเวลา โดยเขียนในรูปสมการของการประมาณล่วงหน้าที่เวลา $t+1$, $t+2$,... ได้ดังนี้

$$\hat{y}(t+1) = F[y(t),...,y(t-n+1),u(t-d+1),...,u(t-d-m+1)]$$
$$\hat{y}(t+2) = F[\hat{y}(t+1),...,y(t-n+2),u(t-d+2),...,u(t-d-m+2)]$$

จนกระทั่งถึงที่เวลา $t+d$ เมื่อ d เป็นค่าการประวิงเวลา

$$\hat{y}(t+d) = F[\hat{y}(t+d-1),...,\hat{y}(t+d-n),...,u(t),...,u(t-m)] \tag{3.5}$$

โดยที่ $\hat{y}(t+d-i) = y(t+d-i)$ สำหรับ $d-i \le 0$ $(i=1,...,n)$

เราสามารถประมาณผลตอบสนองของกระบวนการที่มีการประวิงเวลาได้ แต่จำเป็นที่จะต้องอาศัยการคำนวณค่อนข้างมากเนื่องจากต้องทำการคำนวณแบบเวียนเกิด เพื่อประมาณผลตอบสนองล่วงหน้าของกระบวนการ

3.3.2 ตัวทำนายแบบไม่เวียนเกิด (non-recursive predictor)

วิธีที่จะใช้ในการประมาณผลตอบสนองของกระบวนการที่มีการประวิงเวลา นอกจากการใช้วิธีแบบเวียนเกิด (recurive predictor) แล้วยังมีวิธีแบบไม่เวียนเกิด (non-recursive predictor) ซึ่งจัดความสัมพันธ์ของข้อมูลเข้าและข้อมูลออกอยู่ในรูปฟังก์ชัน ดังนี้

$$\hat{y}(t+i) = F[y(t),...,y(t-n+1),u(t+i-d),..,u(t-d-m+1)], \quad i=1,2,..,d \tag{3.6}$$

โดยอาศัยข้อมูลเข้าเป็นสัญญาณออกและสัญญาณเข้าที่สามารถวัดได้จากอดีตถึงเวลาปัจจุบัน (t) โดย m และ n เป็นอันดับของสัญญาณเข้าและสัญญาณออกที่ใช้เป็นข้อมูลในการประมาณความสัมพันธ์ซึ่งอยู่ในรูปฟังก์ชัน การประมาณฟังก์ชันด้วยวิธีนี้จะทำให้การคำนวณง่ายขึ้น เนื่องจากไม่ต้องคำนวณแบบเวียนเกิด เป็นจำนวน d ครั้งเพื่อประมาณผลตอบสนองล่วงหน้า แต่โครงสร้างแบบนี้ใช้ข้อมูลในการประมาณฟังก์ชันค่อนข้างมาก และหากจำเป็นที่จะต้องทำการประมาณผลตอบสนองของระบบที่มีการประวิงเวลายาวนาน จะทำให้ขนาดโครงสร้างของข่ายงานระบบ

ประสาทที่ใช้มีขนาดใหญ่ ซึ่งหมายถึงฟังก์ชันที่จะทำการประมาณจะมีความซับซ้อนมากขึ้น การฝึกและการปรับตัวของข่ายงานระบบประสาทจะมีความยุ่งยาก และซับซ้อนมากขึ้นเช่นกัน

ตัวทำนายแบบเวียนเกิดจะทำงานได้ดีแม้จะมีการทำนายในช่วงยาว (long range prediction) ส่วนตัวทำนายแบบไม่เวียนเกิดจะทำงานได้ดีเฉพาะในช่วงการทำนายที่สั้นเท่านั้น แต่จะใช้เวลาในการคำนวณน้อยกว่าตัวทำนายแบบเวียนเกิด เพราะการทำนายแต่ละขั้นเป็นอิสระต่อกัน [38] (ดูได้จาก [1] เช่นกัน) ในการเลือกโครงสร้างของข่ายงานระบบประสาทในการประมาณผลตอบสนองล่วงหน้าของกระบวนการในการทดลองต่อไป จะใช้ตัวทำนายแบบเวียนเกิด เนื่องจากใช้โครงสร้างของข่ายงานระบบประสาทที่เล็กกว่า และมีความสามารถในการทำนายผลตอบสนองในช่วงยาวได้ดี