

## การวิเคราะห์และสังเคราะห์ของการควบคุมด้วยการเรียนรู้อันดับสูงกับ ฟิลเตอร์ในเวลาจริง

### Analysis and synthesis of real time high-order learning control with low pass filter

ปิยพัชร์ สมวิฑูร และ สาทิสส์ ทรงชน  
ภาควิชาวิศวกรรมระบบควบคุมและเครื่องมือวัด

และ

ศูนย์ปฏิบัติการวิจัยและพัฒนาหุ่นยนต์ภาคสนาม (ฟีโบ้) ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

91 ถ.ประชาธิปไตย แขวงบางมด เขตทุ่งครุ กทม.10140

โทรศัพท์ 0-2470-9339 โทรสาร 0-2470-9691 Email: songschon@fibo.kmutt.ac.th

Peeyapak SOMVITON and Szathys SONGSCHON

Department of Control System and Instrumentation Engineering

and

Center of Operational for Field Robotics Development (FIBO), Department of Mechanical Engineering

Faculty of Engineering, King Mongkut's University of Technology Thonburi

91 Pracha-u-tit Rd. Bangmod Tungkru Bangkok 10140 Thailand

Tel 0-2470-9339 Fax 0-2470-9691 Email: songschon@fibo.kmutt.ac.th

#### บทคัดย่อ

การควบคุมด้วยการเรียนรู้ทั่วไปใช้ค่าผิดพลาดจากการปฏิบัติการครั้งก่อนเพื่อปรับปรุงคำสั่งในการปฏิบัติการควบคุมระบบเพื่อลดค่าผิดพลาดติดตามในแต่ละรอบของปฏิบัติการแบบซ้ำๆ เราอาจพิจารณาใช้ค่าผิดพลาดในรอบปัจจุบัน ณ ตำแหน่งเวลาก่อนปัจจุบัน ร่วมด้วยในการปรับปรุงคำสั่งในรอบที่กำลังปฏิบัติการควบคุมระบบอยู่ ซึ่งเราเรียกว่า การควบคุมด้วยการเรียนรู้อันดับสูง ในบางกรณีอาจจะยากในการสร้างตัวควบคุมดังกล่าวให้ได้เกณฑ์ความเสถียร ในกรณีนี้เราอาจพิจารณาใช้ฟิลเตอร์แบบผ่านต่ำร่วมด้วย ในบทความนี้ได้เสนอวิธีวิเคราะห์และสร้างระบบการควบคุมด้วยวิธีการเรียนรู้อันดับสูงเมื่อใช้และไม่ใช้ฟิลเตอร์ ในเวลาจริง วิธีนี้สามารถใช้ได้กับระบบการควบคุมด้วยวิธีการเรียนรู้แบบทั่วไปด้วยเช่นกัน

**คำสำคัญ:** การควบคุมด้วยการเรียนรู้อันดับสูง, การควบคุมในเวลาจริง, ฟิลเตอร์ผ่านต่ำ

#### Abstract

General learning control uses error from last repetition to adjust command in current repetition to decrease tracking error in each repetition. It is possible to consider using error in current repetition in previous time step(s) as well as error from last repetition for updating command in the current repetition which

refers to high order learning control. In some cases, it is difficult to satisfy stability conditions of such controllers. When the stability condition is violent, we can use real time low pass filter to stabilize the system. In this paper, we create a method to analyze and synthesize real time high order learning control with/without filter. The methods also work in case of general learning control.

**Keywords:** high order learning control, real time control, low pass filtering

#### 1. บทนำ

จุดประสงค์หลักที่สำคัญอันหนึ่งในการควบคุมแบบป้อนกลับก็คือการติดตามวิถีที่ต้องการ (desired trajectory or setpoint) ขอบเขตของการควบคุมด้วยการเรียนรู้ (learning control, LC) นั้นใช้กับสถานการณ์ที่ต้องให้คำสั่ง (command) กับระบบแบบเป็นรอบซ้ำๆกันซึ่งตัวควบคุมด้วยการเรียนรู้จะตรวจความผิดพลาดในการติดตาม (tracking error) ของระบบในแต่ละรอบของปฏิบัติการที่เกิดขึ้นและปรับปรุงคำสั่งให้กับระบบเพื่อลดความผิดพลาดในการติดตามในรอบถัดไปโดยอัตโนมัติ

การควบคุมด้วยการเรียนรู้ (learning control, LC) [1-5] ของระบบควบคุม มีพื้นฐานความคิดมาจากการใช้การควบคุมแบบอินทิกรัลประยุกต์ใช้ในโดเมนการทำซ้ำ (repetition domain) เพื่อที่จะปรับปรุง

การทำงานของตัวเอียงอัตโนมัติเมื่อเกิดความผิดพลาดเกิดขึ้นในการทำงานที่ซ้ำเดิม การควบคุมด้วยการเรียนรู้พิจารณาการทำงานที่ต้องการการติดตามวิถีที่ต้องการซ้ำเดิมหลาย ๆ รอบและในแต่ละรอบของคำสั่งสั้นสุดลง ระบบจะเริ่มกลับทำงานใหม่โดยเริ่มจากค่าเริ่มต้น(initial condition)เดิม ซึ่งเป็นการควบคุมระบบที่มีช่วงเวลาการทำงานจำกัด (finite time) หลักการทำงานของควบคุมด้วยการเรียนรู้หนึ่งจึงเป็นการปรับปรุงคำสั่งที่ให้กับระบบควบคุมแทนที่จะปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ของระบบควบคุม การปรับปรุงคำสั่งที่ให้กับระบบควบคุมนั้นทำได้โดยใช้ค่าของความผิดพลาดจากการควบคุมในคาบการทำงานที่ผ่านมา มาปรับปรุงการทำงานในรอบการทำงานในปัจจุบัน Longman และคณะ [6] ได้แสดงให้เห็นถึงเสถียรภาพของการควบคุมด้วยทั้งสองชนิดซึ่งมีผลโดยตรงมาจากการตอบสนองเชิงความถี่ของระบบควบคุม และได้นำเสนอการประยุกต์ใช้ฟิลเตอร์ไร้เฟส (zero phase filter) เพื่อที่ใช้ในการลดทอนสัญญาณของคำสั่งที่มีองค์ประกอบของสัญญาณความถี่สูงซึ่งเป็นสาเหตุของความไม่เสถียรในการควบคุมด้วยการเรียนรู้ อย่างไรก็ตามการประยุกต์ใช้ฟิลเตอร์ไร้เฟสนั้นจะนำคำสั่งมาปรับปรุงตลอดทั้งช่วงของคาบคำสั่งเนื่องจากการทำฟิลเตอร์ไร้เฟสนั้นสามารถทำได้ในกระบวนการแบบช่วง (batch process) ซึ่งต้องป้อนข้อมูลทั้งช่วงเดินหน้าและถอยกลับซึ่งไม่อาจทำได้ในเวลาจริง การปฏิบัติการในเวลาจริงนั้นเป็นธรรมชาติกว่าในการประยุกต์ใช้งานจริงซึ่งอาจใช้ฟิลเตอร์ผ่านต่ำกับการควบคุมด้วยการเรียนรู้ เนื่องจากการควบคุมด้วยการเรียนรู้เริ่มปฏิบัติการด้วยค่าเริ่มต้นเดิมที่มีช่วงเวลาการทำงานจำกัดในแต่ละรอบ เมื่อพิจารณาในโดเมนการกระทำซ้ำจากรอบปัจจุบันกับรอบถัดไปอิทธิพลของมูมเฟสสะสมไม่อาจทำให้ระบบขาดเสถียรภาพในรอบถัดไป

ในบทความนี้มีจุดประสงค์หลักที่จะนำเสนอถึงการประยุกต์ใช้ฟิลเตอร์แบบผ่านต่ำเช่นฟิลเตอร์บัตเตอร์กับตัวควบคุมด้วยการเรียนรู้อันดับสูงในเวลาจริงโดยที่ทำการปรับปรุงแบบต่อเนื่องทุก ๆ ช่วงเวลา และแสดงถึงประสิทธิภาพในการติดตามวิถีที่ต้องการ ซึ่งบทความนี้ได้กล่าวถึงทฤษฎีของการควบคุมประเภทนี้ และแสดงผลการจำลองแบบเชิงตัวเลขเพื่อศึกษาถึงปัจจัยที่มีผลต่อความเสถียรภาพและการเรียนรู้ของตัวควบคุมประเภทนี้

## 2. แหล่งที่มาของความผิดพลาดในการติดตาม

การใช้การควบคุมแบบป้อนกลับด้วยวิธีคลาสสิกซึ่งป้อนคำสั่งเดิมให้ระบบ กับปัญหาที่มีการทำงานเป็นรอบซ้ำ ๆ เดิม นั้น จะทำให้มีความผิดพลาดของวิถีติดตาม (trajectory tracking error) เกิดขึ้นซ้ำแล้วซ้ำเล่า เมื่อพิจารณาตัวแปรดังจะกล่าวต่อไปนี้ในรูปของผลแปลง  $z$  ซึ่งกำหนดให้  $U(z)$  เป็นสัญญาณอินพุตที่ป้อนให้กับระบบควบคุมแบบดิจิทัล  $G(z)$ ,  $Y_d(z)$  เป็นแนววิถีที่ต้องการ (desired trajectory) ซึ่งเป็นคาบ,  $W(z)$  เป็นค่าของสัญญาณรบกวนแบบกำหนดได้ซึ่งมีคาบเดียวกับ  $Y_d(z)$  เราจะเขียนได้ว่า

$$Y(z) = G(z)U(z) + W(z) \quad (1)$$

เมื่อ  $Y(z)$  เป็นสัญญาณเอาต์พุตที่ออกมาจะระบบ  $E(z) = Y_d(z) - Y(z)$  เป็นความผิดพลาดในการติดตาม (tracking error) ที่เกิดขึ้น โดยปกติการควบคุมแบบป้อนกลับ จะให้คำสั่งด้วย

เอาต์พุตที่ต้องการ (desired output)  $U(z) = Y_d(z)$  เราจะเห็นได้ว่าจาก (1) เอาต์พุตจริง  $Y(z)$  จะมีสาเหตุมาจาก

1.) สมมติว่าเราทราบตัวแบบแม่นยำตรงของพลานต์  $G(z)$  การแปลงผกผัน  $z$  ของ (1) ได้จากผลบวกผลการประสาน (convolution sum) ของการแปลงผกผัน  $z$  ของ  $G(z)$  และ  $Y_d(z)$  ดังนั้นความผิดพลาดในการติดตามแบบกำหนดได้จะเกิดขึ้นในแต่ละเอาต์พุตที่ต้องการ ซึ่งเราจะกล่าวถึงการควบคุมด้วยการเรียนรู้เพื่อพยายามกำจัดความผิดพลาดติดตามแบบกำหนดได้

2.) การรบกวน  $W(z)$  ซึ่งจะผลิตความผิดพลาดในการติดตามอีกแหล่งหนึ่ง การรบกวนนี้สามารถเป็นการรบกวนแบบสุ่ม (random disturbance) ซึ่งในบทความนี้จะไม่กล่าวถึง การรบกวนสามารถเป็นแบบกำหนดได้และเป็นแบบคาบได้ในหลาย ๆ สถานการณ์ เมื่อเราให้คำสั่งกับระบบซึ่งการควบคุมด้วยการเรียนรู้สามารถกำจัดผลของการรบกวนส่วนนี้ได้

3.) ความไม่แน่นอนของพลานต์  $G(z)$  เป็นอีกสาเหตุหนึ่งที่ทำให้เกิดความผิดพลาดในการติดตามและการขาดความเสถียรของระบบ แต่การใช้การควบคุมด้วยการเรียนรู้จะทำให้ระบบทนทานต่อการขาดความเสถียรมากกว่า

## 3. การควบคุมด้วยการเรียนรู้ทั่วไปในโดเมนของการกระทำซ้ำ

พิจารณาสมการผลต่างสืบเนื่อง (difference equation) ของระบบอันดับที่  $n$  ในปริภูมิสแตต [7] สมการ (1) สามารถเขียนได้เป็น

$$\begin{aligned} x(k+1) &= A_s x(k) + B_s u(k) \\ y(k) &= C_s x(k) + w(k) \end{aligned} \quad (2)$$

เมื่อ  $A_s, B_s, C_s$  เป็นเมทริกซ์อธิบายถึงพลวัตของระบบ,  $k$  แทนเวลาที่  $t = kT$  เมื่อ  $T$  คือเวลาในการซัดตัวอย่าง,  $x(k), y(k)$  เป็นเวกเตอร์สแตตของระบบ และเอาต์พุตตามลำดับ,  $u(k)$  เป็นคำสั่งที่ให้กับระบบ หรือสัญญาณในการควบคุมระบบ พิจารณาปัญหาในช่วงเวลาจำกัด,  $t = pT$ , สมการ (2) สามารถเขียนอยู่ในรูปของผลบวกประสานได้ว่า

$$y(k) = C_s A_s^{k-1} x(0) + \sum_{i=0}^{k-1} h_s(k-i) u(i) + w(k) \quad (3)$$

$$k = 1, 2, \dots, p, \quad h_s(i) = C_s A_s^{i-1} B_s, \quad i = 1, 2, \dots, p$$

นิยามให้  $\delta_j \bullet = (\bullet)_j - (\bullet)_{j-1}$  เมื่อ  $j$  แทนจำนวนรอบในการกระทำซ้ำ  $y_j$  แทนสแตตเวกเตอร์ของเอาต์พุต  $p$  ลำดับเวลาซึ่งสมาชิกตัวแรกเริ่มจาก  $y_j(1)$  ของรอบที่  $j$   $u_j$  แทนสแตตเวกเตอร์ของอินพุต  $p$  ลำดับเวลาซึ่งสมาชิกตัวแรก เริ่มจาก  $u_j(0)$  ของรอบที่  $j$  สมการ (3) สามารถเขียนได้ว่า

$$\delta_j y = P_s \delta_j u; \quad P_s = \begin{bmatrix} h(1) & 0 & \dots & 0 \\ h(2) & h(1) & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ h(p-1) & h(p-2) & \dots & h(1) \end{bmatrix} \quad (4)$$

สมการการควบคุมด้วยการเรียนรู้ทั่วไปสามารถเขียนอยู่ในรูป

$$\delta_j u = u_j - u_{j-1} = L_1 e_{j-1}; \quad e_j = y_d - y_j \quad (5)$$

เพื่อเป็นประโยชน์ในการวิเคราะห์ในหัวข้อถัดไป เราจะพิจารณาตัวแบบในการควบคุมด้วยการเรียนรู้ทั่วไปในรูปของ

$$u_j(k) = u_{j-1}(k) + \phi_1 e_{j-1}(k + \gamma) \quad (6)$$

โดยที่  $\gamma$  คือมุมเฟสสำหรับหน้าบวกหนึ่ง

#### 4. การควบคุมด้วยการเรียนรู้อันดับสูง

จากการปรับปรุงคำสั่งด้วยวิธีการเรียนรู้ทั่วไปในสมการที่ (5) ซึ่งใช้ข้อมูลจากคำสั่งและค่าผิดพลาดติดตามในรอบที่  $j-1$  เท่านั้น เราอาจสร้างกฎการควบคุมด้วยการเรียนรู้ซึ่งใช้ข้อมูลของค่าผิดพลาดในรอบปัจจุบันร่วมด้วยในการปรับปรุงคำสั่งซึ่งจะเขียนในรูปเมทริกซ์ได้เป็น

$$u_j = u_{j-1} + L_1 e_{j-1} + L_2 e_j \quad (7)$$

และในทำนองเดียวกัน เพื่อเป็นประโยชน์ในการวิเคราะห์เปรียบเทียบกับกับตัวแบบในการควบคุมด้วยการเรียนรู้ทั่วไป เราจะพิจารณาเฉพาะการควบคุมด้วยการเรียนรู้อันดับสูงในรูปของ

$$u_j(k) = u_{j-1}(k) + \phi_1 e_{j-1}(k + \gamma) + \phi_2 e_j(k - \alpha) \quad (8)$$

#### 5. เสถียรภาพของการควบคุมด้วยการเรียนรู้ทั่วไปและการควบคุมด้วยการเรียนรู้อันดับสูง

พิจารณาสมการการควบคุมด้วยการเรียนรู้อันดับสูง (8) ในรูปของผลแปลง  $z$

$$U_j(z) = U_{j-1}(z) + \phi_1 z^\gamma E_{j-1}(z) + \phi_2 z^{-\alpha} E_j(z) \quad (9)$$

จากสมการ (1) เขียน

$$\begin{aligned} Y_j(z) - Y_{j-1}(z) &= G(z)[U_j(z) - U_{j-1}(z)] \\ \delta_j Y(z) &= G(z)\delta_j U(z) \end{aligned} \quad (10)$$

สังเกตว่า  $\delta_j Y(z) = -\delta_j E(z)$  แทนพจน์  $\delta_j U(z) = \phi_1 z^\gamma E_{j-1}(z) + \phi_2 z^{-\alpha} E_j(z)$  ลงในสมการ(10) จากนั้นจัดรูปใหม่จะเขียนได้ว่า

$$\begin{aligned} E_j(z) &= S_1(z)E_{j-1}(z) \\ S_1(z) &= \frac{(1 - \phi_1 z^\gamma G(z))}{(1 + \phi_2 z^{-\alpha} G(z))} \end{aligned} \quad (11)$$

ซึ่งเราพิจารณาเฉพาะกรณีระบบแบบมีชนวน (causal) ซึ่ง  $S_1(z)$  อาจถูกมองว่าเป็นฟังก์ชันถ่ายโอนจากค่าผิดพลาดติดตามในรอบที่  $j-1$  ไปสู่ค่าผิดพลาดติดตามในรอบที่  $j$  ถ้าเราต้องการค่าผิดพลาดนี้ลดลงทางเดียวเราจะเขียนเป็นเกณฑ์ในการลู่เข้าได้ว่า

$$|S_1(e^{i\omega T})| < 1, \quad 0 < \omega \leq \text{ความถี่ในควิสิสต์} \quad (12)$$

ในกรณีของการควบคุมด้วยการเรียนรู้ทั่วไปในรูปสมการที่ (6) นั้นสามารถทำได้ในทำนองเดียวกัน ซึ่งจะได้เกณฑ์ในการลู่เข้าดังนี้

$$\begin{aligned} |S_2(e^{i\omega T})| &< 1 \\ S_2(z) &= 1 - \phi_1 z^\gamma G(z) \end{aligned}, \quad 0 < \omega \leq \text{ความถี่ในควิสิสต์} \quad (13)$$

สังเกตว่า (13) สามารถหาได้จาก (12) กรณี  $\phi_2 = 0$

#### 6. การใช้ฟิลเตอร์แบบผ่านต่ำกับการควบคุมด้วยการเรียนรู้อันดับสูงและการควบคุมด้วยการเรียนรู้ทั่วไป

ในบางกรณีเราไม่สามารถหาค่า  $\phi_1, \gamma$  ให้สอดคล้อง (13) กรณีใช้การควบคุมด้วยการเรียนรู้ทั่วไปในรูปสมการที่ (6) และค่า  $\phi_1, \phi_2, \gamma, \alpha$  ให้สอดคล้อง (12) กรณีใช้การควบคุมด้วยการเรียนอันดับสูง ในหัวข้อ

นี้เสนอการวิเคราะห์การใช้ฟิลเตอร์แบบมีชนวน (causal filter) ซึ่งสามารถประยุกต์ใช้ได้ในเวลาจริงเช่นฟิลเตอร์บัตเตอร์แบบผ่านต่ำ พิจารณาสมการผลต่างสืบเนื่องของฟิลเตอร์บัตเตอร์อันดับที่  $m$  ในปริภูมิสแตต

$$\begin{aligned} \bar{x}(k+1) &= A\bar{x}(k) + Bv(k) \\ \bar{v}(k) &= C\bar{x}(k) + Dv(k) \end{aligned} \quad (14)$$

สมการ (14) สามารถเขียนในได้ในรูปของผลบวกประสานดังนี้

$$\bar{v}(i) = CA^i \bar{x}(0) + \sum_{\tau=0}^i h(k-\tau)v(\tau) \quad (15)$$

$$h(0) = D, h(i) = CA^{i-1}B, i=1,2,3,\dots, p-1$$

การควบคุมด้วยการเรียนรู้ทั่วไป (6) เมื่อใช้กับฟิลเตอร์สามารถเขียนได้ว่า

$$u_j(k) = f^*[u_{j-1}(k) + \phi_1 e_{j-1}(k + \gamma)] \quad (16)$$

เมื่อ  $f$  คือฟิลเตอร์และ  $*$  คือสัญลักษณ์ของการประสาน และในทำนองเดียวกันการควบคุมด้วยการเรียนรู้ทั่วไป (8) เมื่อใช้กับฟิลเตอร์สามารถเขียนได้ว่า

$$u_j(k) = f^*[u_{j-1}(k) + \phi_1 e_{j-1}(k + \gamma) + \phi_2 e_j(k - \alpha)] \quad (17)$$

ซึ่งจะเห็นได้ว่า (16) หรือ (17) เมื่อใช้ร่วมกับ (15) สามารถปฏิบัติได้ในเวลาจริง

#### 7. เสถียรภาพของการควบคุมด้วยการเรียนรู้ทั่วไปและการควบคุมด้วยการเรียนรู้อันดับสูงเมื่อใช้ฟิลเตอร์ผ่านต่ำ

พิจารณาระบบการควบคุมด้วยการเรียนรู้อันดับสูงแบบเชิงเส้นตรงชนิดไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา (linear time invariant) เมื่อใช้ฟิลเตอร์ (17) ในรูปของผลแปลง  $z$  สามารถแสดงได้ด้วย

$$U_j(z) - F(z)U_{j-1}(z) = F(z)[\phi_1 z^\gamma E_{j-1}(z) + \phi_2 z^{-\alpha} E_j(z)] \quad (18)$$

$$Y_j(z) - F(z)Y_{j-1}(z) = G(z)[U_j(z) - F(z)U_{j-1}(z)] \quad (19)$$

สมการ (19) เพื่อความสะดวกพิจารณากรณี  $W(z) = 0$  โดยการเติมพจน์  $-Y_d(z) + Y_d(z) + F(z)Y_d(z) - F(z)Y_d(z) = 0$  ทางซ้ายมือของสมการ (19), แทนค่าทางขวามือของ (18) ลงใน (19) แล้วจัดรูปใหม่ ซึ่งเขียนได้ว่า

$$E_j(z) = S_3(z)E_{j-1}(z) + \frac{1 - F(z)}{1 + \phi_2 z^{-\alpha} F(z)G(z)} Y_d(z) \quad (20)$$

$$S_3(z) = \frac{F(z)[1 - \phi_1 z^\gamma G(z)]}{1 + \phi_2 z^{-\alpha} F(z)G(z)}$$

สมการ (20) เมื่อ  $j$  มีค่ามากเพียงพอ และ  $Y_d(z) = 0$  มองได้เป็นสมการเอกพันธ์ซึ่งเป็นตัวกำหนดเสถียรภาพของระบบ ในทำนองเดียวกับ (12) ถ้าเราต้องการค่าผิดพลาดนี้ลดลงทางเดียวเราจะเขียนเป็นเกณฑ์ในการลู่เข้าได้ว่า

$$|S_3(e^{i\omega T})| < 1, \quad 0 < \omega \leq \text{ความถี่ในควิสิสต์} \quad (21)$$

ในกรณีของการควบคุมด้วยการเรียนรู้ทั่วไปเมื่อใช้ฟิลเตอร์ในรูปสมการที่ (16) นั้นสามารถทำได้ในทำนองเดียวกัน ซึ่งจะให้ผลสมมูลกับ (18)-(21) กรณีให้  $\phi_2 = 0$  ซึ่งเกณฑ์ในการลู่เข้าสามารถเขียนได้ดังนี้

$$\begin{aligned} |S_4(e^{i\omega T})| &< 1 \\ S_4(z) &= F(z)[1 - \phi_1 z^\gamma G(z)] \end{aligned}, \quad 0 < \omega \leq \text{ความถี่ในควิสิสต์} \quad (22)$$

## 8. ผลการจำลองแบบเชิงตัวเลข

ผลการจำลองแบบทุกตัวอย่างในบทความนี้ได้ใช้วิธีที่ต้องการเป็นไปตามสมการ  $y_d(kT) = 1 - \cos(2\pi kT/1000)$ ,  $T = 0.07$ ,  $k = 1, 2, 3, \dots, 1000$  อัตราขยายการเรียนรู้  $\phi_1 = 1$

### 8.1 การควบคุมด้วยการเรียนรู้ทั่วไปอันดับสูงของโตะ $X - Y$

ตัวอย่างอันแรกนี้ได้ใช้แบบจำลองของการเคลื่อนที่ของโตะ  $X - Y$  ที่สร้างขึ้นจากข้อมูลที่ได้ในทดลองด้วยวิธีการระบุเอกลักษณ์ระบบ (system identification) ซึ่งได้แบบจำลองของการเคลื่อนที่ในแนว  $X$  ดังนี้

$$G_x(z) = \frac{1.051z^2 - 0.2898z - 0.0151}{z^3 - 0.1893z^2 - 0.08447z + 0.02021} \quad (23)$$

รูปที่ 1 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคุณลักษณะขนาด  $|S_2(e^{i\omega T})|$  กับความถี่แอมพลิจูด  $\omega T / \pi$  จากรูปจะเห็นว่า  $\gamma = 1$  จะทำให้ระบบมีความเสถียรตามเกณฑ์ในการลู่อเข้า (13) ในรูปที่ 2 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคุณลักษณะขนาด  $|S_1(e^{i\omega T})|$  กับความถี่แอมพลิจูด  $\omega T / \pi$  เมื่อใช้  $\phi_1 = 1, \gamma = 1, \phi_2 = 0.5$ , และ  $\alpha = 1$  รูปที่ 3 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคุณลักษณะขนาด  $|S_{1d}(e^{i\omega T})|$ ,  $S_{1d}(z) = 1 + \phi_2 z^{-\gamma} G_x(z)$  ซึ่งเป็นพจน์ที่ทำให้  $|S_1(e^{i\omega T})|$  ต่างจาก  $|S_2(e^{i\omega T})|$  กับความถี่แอมพลิจูด  $\omega T / \pi$  เมื่อใช้  $\phi_2 = 0.5$ , และ  $\alpha = 1$  และรูปที่ 4 แสดงผลของ ERMS ที่ได้ทั้งในกรณีของการใช้การควบคุมด้วยการเรียนรู้ทั่วไปและกรณีการใช้การควบคุมด้วยการเรียนรู้อันดับสูง กับจำนวนรอบในการทำซ้ำ  $j$

### 8.2 การควบคุมด้วยการเรียนรู้ทั่วไปอันดับสูงเมื่อใช้ฟิลเตอร์ผ่านต่ำในเวลาจริงของแบบจำลองระบบหุ่นยนต์

ตัวอย่างที่สองนี้แสดงการวิเคราะห์การควบคุมด้วยการเรียนรู้ทั่วไปและอันดับสูงเมื่อใช้ฟิลเตอร์ผ่านต่ำในเวลาจริงซึ่งใช้แบบจำลองของข้อต่อหุ่นยนต์ RRC [7] ที่มีฟังก์ชันถ่ายโอนคือ

$$G_r(s) = \left( \frac{8.8}{s + 8.8} \right) \left( \frac{37^2}{s^2 + 2(0.5)(37)s + 37^2} \right) \quad (24)$$

ในบทความนี้ใช้ค่าการสุ่มชักสัญญาณ 14.29 เฮิรท์หรือ  $T = 0.07$  วินาที ซึ่ง  $G_r(z) = (1 - z^{-1})Z\{G_r(s)/s\}$  และใช้ฟิลเตอร์บัตเตอร์เวิร์ทแบบต่ำผ่านอันดับที่ 5 ที่ความถี่ตัดเท่ากับ 2.14 Hz

รูปที่ 5 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคุณลักษณะขนาด  $|S_2(e^{i\omega T})|$  กับความถี่แอมพลิจูด  $\omega T / \pi$  ที่  $\phi_1 = 1$  และ  $\gamma = 1, 2, 3, 4, 5$  จากรูปที่ 5 สมมติเลือกกรณี  $\gamma = 1$  ซึ่งจะทำให้ระบบทำลายความเสถียรตามเกณฑ์ในการลู่อเข้า (13) ในการวิเคราะห์ใช้ฟิลเตอร์ในเวลาจริงซึ่งแสดงได้ดังรูปถัดไป (รูปที่ 8) ในรูปที่ 6 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคุณลักษณะขนาด  $|S_1(e^{i\omega T})|$  กับความถี่แอมพลิจูด  $\omega T / \pi$  เมื่อใช้  $\phi_1 = 1, \gamma = 1$ , และ  $\alpha = 1$  กรณีใช้ค่า  $\phi_2 = 0.2, 0.5, 0.7, 1$  ซึ่งจะเห็นว่าค่า  $\phi_2 = 0.2$  ทำให้ระบบทำลายความเสถียรตามเกณฑ์ในการลู่อเข้า (12) น้อยที่สุด รูปที่ 7 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคุณลักษณะขนาดของ  $|S_{1d}(e^{i\omega T})|$ , เมื่อ  $S_{1d}(z) = 1 + \phi_2 z^{-\gamma} G_r(z)$  ซึ่งเป็นพจน์ที่ทำให้  $|S_1(e^{i\omega T})|$  ต่างจาก  $|S_2(e^{i\omega T})|$  กับความถี่แอมพลิจูด

$\omega T / \pi$  เมื่อใช้  $\alpha = 1$  และ  $\phi_2 = 0.2, 0.5, 0.7, 1$  รูปที่ 8 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างคุณลักษณะขนาด  $|S_3(e^{i\omega T})|$ , และ  $|S_4(e^{i\omega T})|$  กับความถี่แอมพลิจูด  $\omega T / \pi$  เมื่อใช้  $\phi_1 = 1, \phi_2 = 0.2, \gamma = 1$  และ  $\alpha = 1$  ซึ่งใช้ความถี่ตัด 2.14 Hz ก่อนที่คุณลักษณะขนาดจะมากกว่าหนึ่ง ซึ่งจะให้ผลในการทำงานเดียวกันกับรูปที่ 5 เมื่อเราใช้ค่าพารามิเตอร์ในรูปที่ 8 ในการออกแบบตัวควบคุมแบบนี้

## 9. บทสรุป

ในบทความนี้ได้แสดงการวิเคราะห์ระบบควบคุมด้วยการเรียนรู้อันดับสูงและการเรียนรู้ทั่วไปซึ่งเป็นกรณีเฉพาะของการเรียนรู้อันดับสูงเมื่อ  $\phi_2 = 0$  ในเวลาจริงทั้งกรณีไม่ใช้และใช้ฟิลเตอร์ผ่านต่ำ จากการวิเคราะห์ความเสถียรของระบบสำหรับแบบจำลองของโตะ  $X - Y$  เราได้สร้างตัวควบคุมด้วยการเรียนรู้อันดับสูงและการเรียนรู้ทั่วไปแบบไม่ใช้ฟิลเตอร์ ซึ่งให้ค่าผิดพลาดในการติดตามในระดับที่ต่ำมาก สำหรับในกรณีที่ไม่สามารถทำให้ระบบเสถียรได้โดยวิธีข้างต้นเช่นกรณีของแบบจำลองของระบบหุ่นยนต์ RRC เช่นกรณีที่  $\phi_1 = 1, \phi_2 = 0.2, \gamma = 1$  และ  $\alpha = 1$  ซึ่งจากการวิเคราะห์ความเสถียรของระบบที่สร้างขึ้นบอกว่าเราอาจใช้ควบคุมด้วยการเรียนรู้อันดับสูงหรือการเรียนรู้ทั่วไปร่วมด้วยฟิลเตอร์ผ่านต่ำในเวลาจริงสำหรับการติดตามวิถีที่ต้องการเพื่อลดค่าผิดพลาดในการติดตามได้ในทำนองเดียวกัน

## 10. กิตติกรรมประกาศ

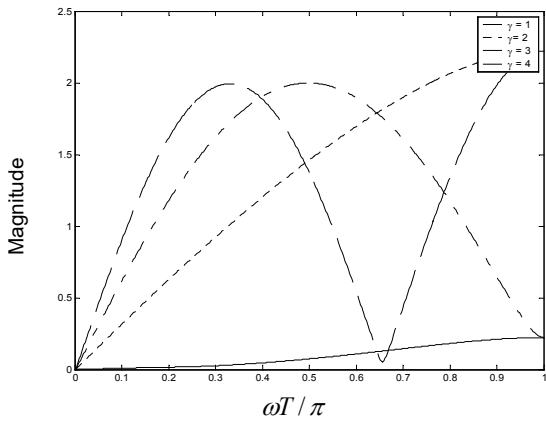
ผู้วิจัยขอขอบคุณบริษัทเทคซอสซิสเต็ม (ประเทศไทย) จำกัด ที่เอื้อเฟื้ออุปกรณ์ตลอดจนสนับสนุนข้อมูลของโปรแกรม MATLAB และบริษัทไรท์ไรท์ประเทศไทย (ReadRite Thailand: RRT) ที่เอื้อเฟื้ออุปกรณ์โตะ  $X - Y$  มา ณ โอกาสนี้

## 11. เอกสารอ้างอิง

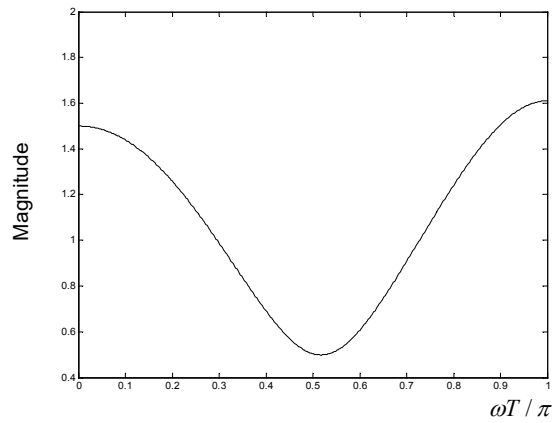
1. Uchiyama, M., "Formulation of high-speed motion pattern of a mechanical arm by trial (in Japanese)," *Transactions of the Society for Instrumentation and Control Engineer*, 1978, Vol. 14, pp. 706-712.
2. Arimoto, S., Kawamura, S., and Miyazaki, F., "Better operation of robots by learning." *Journal of Robotic System*, 1984, Vol.1, pp.123-140
3. Casalino, G. and Bartolini, G., "A learning procedure for the control movements of robotic manipulators," *IASTED Symposium on Robotics and Automation*, Amsterdam, The Netherlands, 1984, pp. 108-111.
4. Craig, J. J., "Adaptive control of manipulator through repeated trial," *Proceedings of the American Control Conference*, San Diego, USA, 1984, pp. 1566-1573.
5. Middleton, R. H., Goodwin, G. C. and Longman, R.W., "A method for improving the dynamic accuracy of a robot performing a repetitive task," University of Newcastle, Newcastle, Australia, Department of Electrical Engineering

Technical Report EE8546. Also , *International journal of Robotics Research*, 1989, Vol. 8, pp. 67-74.

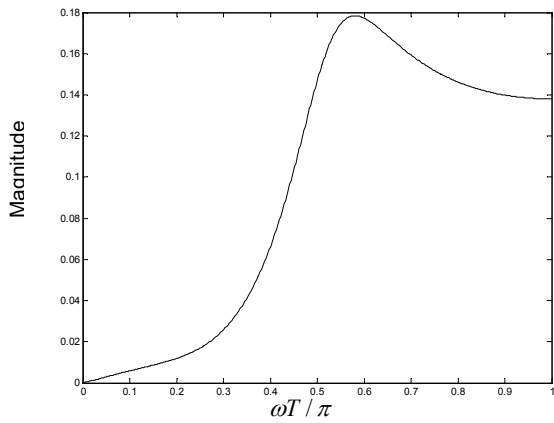
6. Longman, R. W., "Iterative learning control and repetitive control for engineering practice," *International Journal of Control*, 2000, Vol. 73, no. 10, pp. 930-954.
7. Longman, R.W. and Songchon, T., "Trade-offs in designing learning/repetitive controllers using zero-phase filtering for long term stabilization," *Advances in the Astronautical Sciences*, 1999, Vol.102, pp. 243-262.



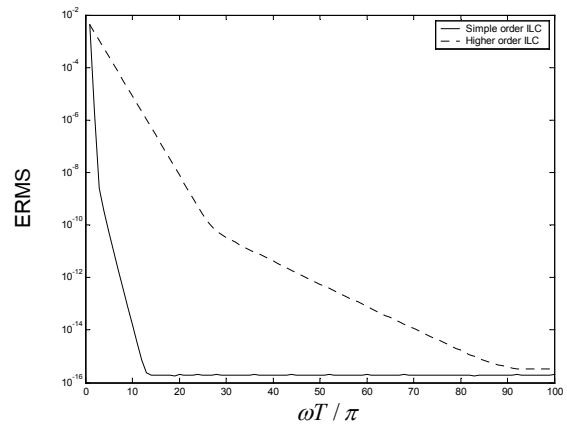
รูปที่ 1 แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง  $|S_2(e^{j\omega T})|$  และ  $\omega T / \pi$  ของ  $G_x(z)$



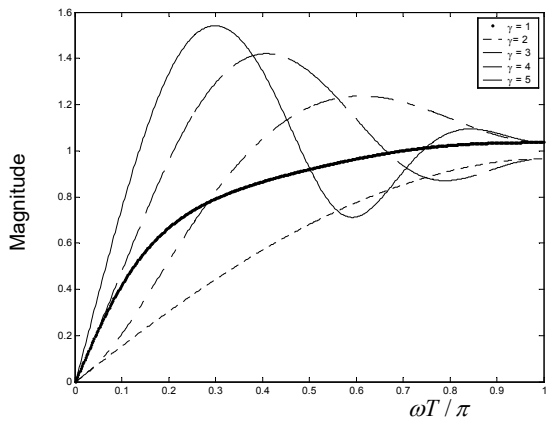
รูปที่ 3 แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง  $|S_{1d}(e^{j\omega T})|$  และ  $\omega T / \pi$  ของ  $G_x(z)$  เมื่อใช้  $\varphi_2 = 0.5$  และ  $\alpha = 1$



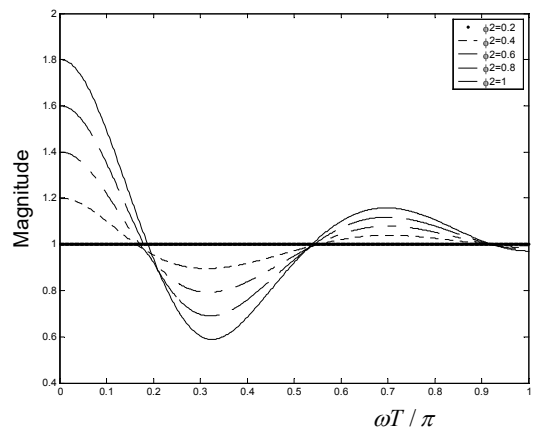
รูปที่ 2 แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง  $|S_1(e^{j\omega T})|$  และ  $\omega T / \pi$  ของ  $G_x(z)$  เมื่อใช้  $\varphi_1 = 1, \gamma = 1, \varphi_2 = 0.5$  และ  $\alpha = 1$



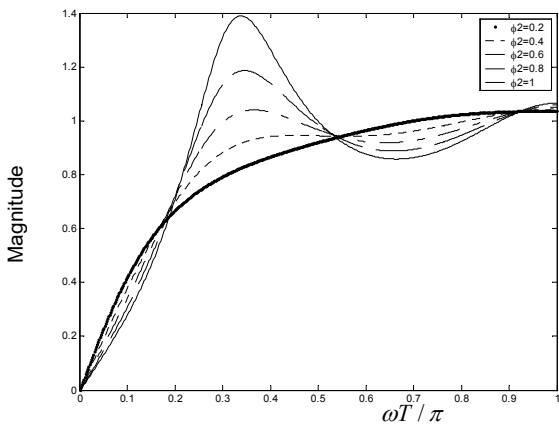
รูปที่ 4 แสดงผลของ ERMS กับโดเมนในการทำซ้ำ  $j$  ของ การควบคุมใน(6),(8)เมื่อใช้  $\varphi_1 = 1, \gamma = 1, \varphi_2 = 0.5$  และ  $\alpha = 1$



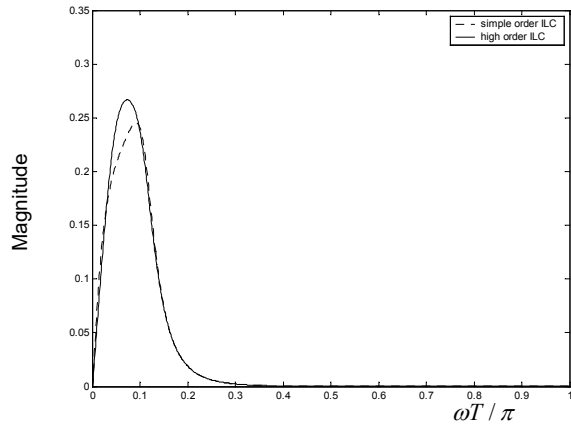
รูปที่ 5 แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง  $|S_2(e^{j\omega T})|$  และ  $\omega T / \pi$  ของ  $G_r(z)$



รูปที่ 7 แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง  $|S_{1d}(e^{j\omega T})|$  และ  $\omega T / \pi$  ของ  $G_r(z)$  เมื่อ  $\alpha = 1$



รูปที่ 6 แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง  $|S_1(e^{j\omega T})|$  และ  $\omega T / \pi$  ของ  $G_r(z)$  เมื่อใช้  $\phi_1 = 1, \gamma = 1$  และ  $\alpha = 1$



รูปที่ 8 แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง  $|S_3(e^{j\omega T})|, |S_4(e^{j\omega T})|$  และ  $\omega T / \pi$  เมื่อใช้  $\phi_1 = 1, \gamma = 1, \phi_2 = 0.2, \alpha = 1, \omega_c = 2.14\text{Hz}$