

แบบมีข้อต่อยืดหยุ่นได้โดยใช้เทคนิค

แบ็กสเตปป์อิงอินเทลลิเจนท์

Control of a One-Link Flexible-Joint Robot Using Backstepping Intelligent Control

สิริชัย นิธิอุทัย¹

วิฑิต ฉัตรรัตนกุลชัย²

บทคัดย่อ

แขนกลที่มีข้อต่อยืดหยุ่นได้ คือแขนกลที่มีจุดเชื่อมต่อระหว่างแขนที่สามารถยืดหยุ่นได้เพื่อป้องกันความเสียหายจากการกระแทกหรือชนกันอย่างไม่ตั้งใจ แต่เนื่องจากมีความยืดหยุ่นเข้ามาเกี่ยวข้อง ทำให้แบบจำลองสมการการเคลื่อนที่ของแขนกลที่มีข้อต่อยืดหยุ่นได้มีความซับซ้อนและในการหาแบบจำลองสมการการเคลื่อนที่ของแขนกลจากกฎพื้นฐานทางฟิสิกส์จะต้องตั้งสมมติฐานมากมายในการสร้างสมการ ทำให้แบบจำลองสมการการเคลื่อนที่ของแขนกลที่หาได้ไม่ตรงกับ การเคลื่อนที่ของแขนกลจริง จึงทำให้มีประสิทธิภาพการควบคุมลดลง

งานวิจัยนี้อธิบายเกี่ยวกับการออกแบบการควบคุมแขนกลหนึ่งแขนที่มีข้อต่อยืดหยุ่นได้ด้วยวิธีแบ็กสเตปป์อิงอินเทลลิเจนท์ ซึ่งใช้พื้นฐานการควบคุมแบบแบ็กสเตปป์อิงและใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการประมาณค่าฟังก์ชันจากสมการการเคลื่อนที่ที่ทำให้ไม่ต้องใช้สมการการเคลื่อนที่ที่ถูกต้องแม่นยำในการออกแบบการควบคุมซึ่งทำได้ยากมาก และสามารถนำวิธีการควบคุมนี้ไปประยุกต์ใช้กับการควบคุมระบบอื่น ๆ ที่มีความซับซ้อนของระบบมากหรือระบบที่ไม่สามารถหาสมการการเคลื่อนที่ที่แน่นอน

¹ นิสิตปริญญาโท สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตบางเขน

² อาจารย์ ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตบางเขน

ผลการเปรียบเทียบการจำลองวิธีการควบคุมนี้กับแขนกลเทียบกับวิธีการควบคุมแบบ Backstepping เพียงอย่างเดียวที่สมมุติว่ามีสมการการเคลื่อนที่ของแขนกลที่ตรงกันอย่างสมบูรณ์กับแขนกลจริง พบว่า วิธีการควบคุมแบบ Backstepping เพียงอย่างเดียวซึ่งใช้สมการการเคลื่อนที่ในการออกแบบการควบคุมนั้นมีประสิทธิภาพการควบคุมที่ดีกว่า แต่เมื่อทดลองกับแขนกลจริงพบว่าวิธีการควบคุมนี้มีประสิทธิภาพดีกว่เนื่องจากแบบจำลองสมการการเคลื่อนที่ที่หาได้ไม่ตรงกับแขนกลจริงอย่างสมบูรณ์

คำสำคัญ: แขนกลที่มีข้อต่อยืดหยุ่นได้, แบ็กสตีปป์อิงเทลลิเจนท์

Abstract

Flexible-joint robot manipulator is a manipulator that has flexibility at its joint to prevent damage from unintentional collision and impact. Having flexibility at its joint, the mathematical model of the manipulator is complicated. Finding this mathematical model from physical laws is difficult and requires many assumptions. As a result, the mathematical model is inaccurate and does not match the actual robot dynamic well. The control design from this inaccurate model has less efficiency.

This research presents control system design of a flexible-joint robot manipulator using backstepping intelligent method. Using backstepping structure and neural net-

works to approximate plant functions, the mathematical model from the physical laws, which is difficult to obtain accurately, is not required. This method can also be applied to other systems that are complicated, whose models are difficult to obtain accurately.

Simulation result of applying the backstepping intelligent method are compared with that of applying the backstepping method designed from exact model. The comparison shows that the backstepping method delivers better performance than the backstepping intelligent method because the design was performed on the exact model. However, actual experiments show the contrast. The backstepping intelligent method delivers better performance in actual experiments due to the fact that the model does not match the actual system perfectly.

Key words: Flexible joint robot manipulator, Backstepping intelligent

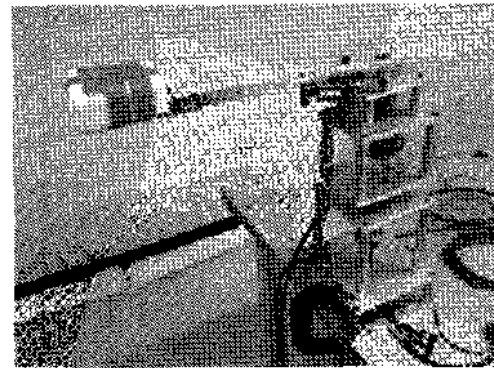
1. คำนำ

ในปัจจุบันได้มีการพัฒนาหุ่นยนต์ให้เข้ามามีบทบาทในอุตสาหกรรมมากขึ้นเนื่องจากปัจจัยต่าง ๆ เช่น ค่าแรงที่สูงขึ้น หรือความชำนาญที่มีไม่เพียงพอ โดยหุ่นยนต์ได้ถูกนำมาทดแทนแรงงานคน ทั้งในด้านของการเพิ่มผลผลิตและการลดอัตราการเสียชีวิตในงานที่มีอันตรายสูงเช่น งานยกเหล็กเข้าเตาหลอม งานที่เกี่ยวข้องกับสารเคมี งานประกอบ งานบรรจุผลิตภัณฑ์ งานเชื่อม งานตัด ฯลฯ

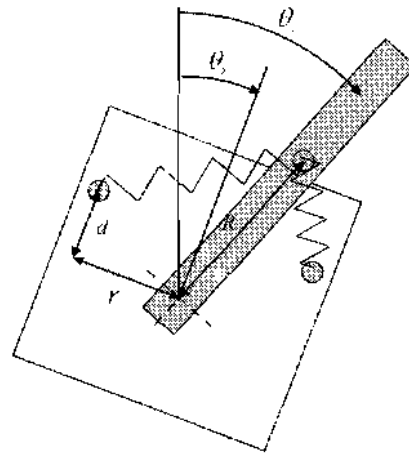
แขนกลเป็นหนึ่งในส่วนประกอบของหุ่นยนต์ที่เลียนแบบช่วงแขนของมนุษย์ ใช้สำหรับยก หยิบจับ หรือเคลื่อนย้ายวัตถุหรืออุปกรณ์ต่าง ๆ ถ้าในขณะที่ใช้งานแขนกลมีการเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูงอาจเกิดการกระแทกขึ้นที่ปลายแขนกลเนื่องจากอุบัติเหตุ ซึ่งอาจทำให้เกิดความเสียหายต่อชิ้นงานหรือบุคคลได้ ดังนั้นถ้าจุดหมุนหรือข้อต่อของแขนกลสามารถยืดหยุ่นได้ ก็อาจจะดูดซับแรงบางส่วนจากการชนกระแทกทำให้สามารถลดความสูญเสียจากอุบัติเหตุได้ แต่ปัญหาเรื่องการควบคุมความแม่นยำของแขนกลแบบมีข้อต่อยืดหยุ่นได้นั้นสามารถทำได้ยากเนื่องจากแบบจำลองสมการการเคลื่อนที่ของแขนกลที่มีข้อต่อยืดหยุ่นได้ อยู่ในรูปของสมการไม่เชิงเส้นซึ่งการเคลื่อนที่แบบไม่เป็นเชิงเส้นนั้นมีความยากมากในการคำนวณและไม่สามารถหาค่าที่แน่นอนได้ ด้วยสาเหตุนี้จึงมีผู้คิดค้นการควบคุมความแม่นยำของแขนกลที่มีข้อต่อยืดหยุ่นได้ด้วยวิธีการต่าง ๆ มากมาย เช่น การใช้ PID controller, feedback linearization [10], adaptive control [1, 13], intelligent system [2, 5, 6, 11, 12, 14], singular perturbation [3, 8], integral manifold, backstepping [9] ฯลฯ ซึ่งในงานวิจัยนี้การควบคุมที่พิจารณา คือ การควบคุมแขนกลหนึ่งแขนแบบมีข้อต่อยืดหยุ่นได้โดยใช้เทคนิคการควบคุมแบบ Backstepping ร่วมกับการใช้โครงข่ายประสาทเทียม ในการประมาณค่าตัวแปรที่ไม่สามารถหาค่าที่แน่นอนได้ ทำให้ไม่ต้องใช้สมการการเคลื่อนที่ที่ถูกต้องแม่นยำในการออกแบบการควบคุมซึ่งทำได้ยากมาก และสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับการควบคุมอุปกรณ์อื่น ๆ ที่มีความซับซ้อนของระบบมากหรือระบบที่ไม่สามารถหา

สมการการเคลื่อนที่ที่แน่นอนได้

วิธีการ



ภาพที่ 1 แขนกลจริงที่ใช้ในการทดลอง



ภาพที่ 2 โครงสร้างของแขนกลแบบหนึ่งแขนที่มีข้อต่อยืดหยุ่นได้

แขนกลแบบหนึ่งแขนที่มีข้อต่อยืดหยุ่นได้ที่ใช้ในการทดลองนี้แขนกลนี้ตั้งอยู่ที่ห้อง Control of robot and vibration laboratory (CRV Lab) ดิกล RDIPt แขนกลนี้มีลักษณะการเคลื่อนที่ในแนวระนาบ ข้อต่อถูกทำให้ยืดหยุ่นได้โดยการติดสปริงระหว่างแขนกลและ hub ทั้งสองข้าง มี eucoeder#1 ติดตั้งอยู่ระหว่างจุดหมุนของแขนกลและ hub

สำหรับวัตุมุมที่แขนกลหมุนไปเนื่องจากแรงเฉื่อย เทียบกับ hub (θ_1) มี encoder#2 ติดตั้งอยู่ที่เพลลาของมอเตอร์สำหรับวัตุมุมที่ hub หมุนไป เทียบกับฐานซึ่งยึดติดกับโต๊ะ (θ_2) มอเตอร์เป็น ชนิดกระแสตรงมีเฟืองอัตราทด 64:1 ติดอยู่ที่ ระหว่างมอเตอร์และ hub และได้เพิ่มสิ่งรบกวน จากภายนอก (d_n) โดยติดกล่องซึ่งบรรจุเหรียญ จำนวนหนึ่งที่ปลายของแขนกล

สมการการเคลื่อนที่ของแขนกลได้จากการเปรียบเทียบกับทดลองกับแขนกลจริงคือ

$$\begin{aligned} \ddot{\theta}_1 &= -352.748\theta_1 - 2.8402\dot{\theta}_1 + 352.748\theta_2 + 2.8402\dot{\theta}_2 \\ \ddot{\theta}_2 &= 460.721\theta_1 + 3.3298\dot{\theta}_1 - 460.721\theta_2 - 50\dot{\theta}_2 + 180u \end{aligned} \quad (1)$$

ถ้าให้ $x_1 = \theta_1$, $x_2 = \dot{\theta}_1$, $x_3 = \theta_2$, $x_4 = \dot{\theta}_2$

สามารถเปลี่ยนให้อยู่ในรูป state space ได้ดังนี้

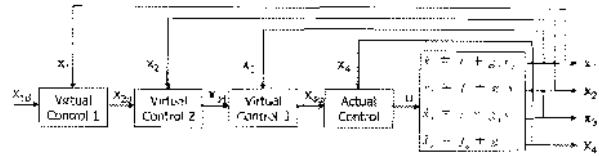
$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -352.748 & -2.8402 & 352.748 & 2.8402 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 460.721 & 3.3298 & -460.721 & -50 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 180 \end{bmatrix} u \quad (2)$$

ซึ่งไม่ตรงกับแขนกลจริงอย่างสมบูรณ์ แต่ค่อนข้างใกล้เคียง ซึ่งในงานวิจัยนี้ไม่จำเป็นต้องใช้สมการการเคลื่อนที่ในการออกแบบการควบคุม แต่ได้แสดงสมการการเคลื่อนที่ของแขนกลนี้เพื่อใช้ในการพิสูจน์ประสิทธิภาพการควบคุมของการควบคุมแบบ Backstepping ซึ่งต้องใช้สมการการเคลื่อนที่ที่ถูกต้องแม่นยำในการออกแบบการควบคุม และใช้ในการจำลองการเคลื่อนที่ของแขนกล ดังนั้นในการจำลองการควบคุมแขนกลแบบ Backstepping จึงลมนุมติให้สมการการเคลื่อนที่ของแขนกลที่หาได้ตรงกับแขน

กลจริงอย่างสมบูรณ์

1. การออกแบบการควบคุม

1.1 Backstepping control [7]



ภาพที่ 3 โครงสร้างการควบคุมแบบ Backstepping กับระบบสมการกำลัง 4 (4^{th} -order system)

Backstepping เป็นวิธีหนึ่งในการออกแบบการควบคุม ซึ่งใช้ทฤษฎีของ Lyapunov Stability โดยจะแบ่งระบบควบคุมทั้งหมดเป็นระบบควบคุมย่อย ๆ ที่ต่อเนื่องกัน เรียกว่า virtual control และ actual control ซึ่ง virtual control และ actual control นี้จะทำหน้าที่ออกแบบ input ของแต่ละสมการให้เคลื่อนที่ตามเส้นทางที่กำหนด ตัวอย่างเช่น ต้องการให้ x_1 เคลื่อนที่ตามเส้นทางของ x_{1d} , virtual control ที่ 1 ก็จะออกแบบ x_{2d} ซึ่งเป็นเป้าหมายการเคลื่อนที่ของ x_2 ที่ทำให้ x_1 เคลื่อนที่ตามเส้นทางของ x_{1d} ได้ใกล้เคียงที่สุด เป็นต้น ทำให้สามารถออกแบบเส้นทางการเคลื่อนที่ของแต่ละสมการได้ตามต้องการ

ให้ลมการการเคลื่อนที่ของแขนกลนี้อยู่ในรูป strict feedback ที่ไม่มีการเพิ่มสิ่งรบกวนคือ

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= f_1(x_1) + g_1(x_1)x_2 \\ \dot{x}_2 &= f_2(x_1, x_2) + g_2(x_1, x_2)x_3 \\ &\vdots \\ \dot{x}_m &= f_m(x_1, x_2, \dots, x_m) + g_m(x_1, x_2, \dots, x_m)u \end{aligned}$$

ขั้นตอนที่ 1

ให้ค่าคลาดเคลื่อนคือ $e_1 = x_1 - x_{1d}$ และ $e_2 = x_2 - x_{2d}$ หาอนุพันธ์ได้

$$\begin{aligned} \dot{e}_1 &= \dot{x}_1 - \dot{x}_{1d} \\ \dot{e}_1 &= f_1 + g_1 x_2 - \dot{x}_{1d} \\ \dot{e}_1 &= f_1 + g_1 e_2 + g_1 x_{2d} - \dot{x}_{1d} \end{aligned}$$

ให้ Lyapunov function คือ

$$\begin{aligned} V_1 &= \frac{1}{2} e_1^2 \\ \dot{V}_1 &= e_1 \dot{e}_1 \\ \dot{V}_1 &= e_1 [f_1 + g_1 e_2 + g_1 x_{2d} - \dot{x}_{1d}] \end{aligned}$$

เลือก x_{2d} ที่ทำให้ $\dot{V}_1 < 0$ คือ

$$x_{2d} = g_1^{-1} [-f_1 + \dot{x}_{1d} - c_1 e_1] \quad (3)$$

แทนค่ากลับได้

$$\dot{V}_1 = -c_1 e_1^2 + g_1 e_1 e_2 < 0$$

เมื่อ $c_1 > 0$ ส่วนพจน์ของ $g_1 e_1 e_2$ จะถูกหักล้างในขั้นตอนถัดไป

ขั้นตอนที่ i เมื่อ $(2 \leq i \leq m-1)$

ให้ค่าคลาดเคลื่อนคือ $e_i = x_i - x_{id}$ และ $e_{(i+1)} = x_{(i+1)} - x_{(i+1)d}$ หาอนุพันธ์ได้

$$\begin{aligned} \dot{e}_i &= \dot{x}_i - \dot{x}_{id} \\ \dot{e}_i &= f_i + g_i x_{(i+1)} - \dot{x}_{id} \\ \dot{e}_i &= f_i + g_i e_{(i+1)} + g_i x_{(i+1)d} - \dot{x}_{id} \end{aligned}$$

ให้ Lyapunov function คือ

$$\begin{aligned} V_i &= V_{(i-1)} + \frac{1}{2} e_i^2 \\ \dot{V}_i &= \dot{V}_{(i-1)} + e_i \dot{e}_i \\ \dot{V}_i &= \dot{V}_{(i-1)} + e_i [f_i + g_i e_{(i+1)} + g_i x_{(i+1)d} - \dot{x}_{id}] \end{aligned}$$

เลือก $x_{(i+1)d}$ ที่ทำให้ $\dot{V}_i < 0$ คือ

$$x_{(i+1)d} = g_i^{-1} [-f_i + \dot{x}_{id} - c_i e_i - g_{(i-1)} e_{(i-1)}] \quad (4)$$

จะได้

$$\dot{V}_i = \left(\sum_{k=1}^i -c_k e_k^2 \right) + g_i e_i e_{(i+1)} < 0$$

เมื่อ $c_k > 0, k=1,2,\dots,i$ ส่วนพจน์ของ $g_i e_i e_{(i+1)}$ จะถูกหักล้างในขั้นตอนถัดไป

ขั้นตอนที่ m

ให้ค่าคลาดเคลื่อนคือ $e_m = x_m - x_{md}$ หาอนุพันธ์ได้

$$\begin{aligned} \dot{e}_m &= \dot{x}_m - \dot{x}_{md} \\ \dot{e}_m &= f_m + g_m u - \dot{x}_{md} \end{aligned}$$

ให้ Lyapunov function คือ

$$\begin{aligned} V_m &= V_{(m-1)} + \frac{1}{2} e_m^2 \\ \dot{V}_m &= \dot{V}_{(m-1)} + e_m \dot{e}_m \\ \dot{V}_m &= \dot{V}_{(m-1)} + e_m [f_m + g_m u - \dot{x}_{md}] \end{aligned}$$

เลือก u ที่ทำให้ $\dot{V}_m < 0$ คือ

$$u = g_m^{-1} \left[-f_m + \dot{x}_{md} - c_m e_m - g_{(m-1)} e_{(m-1)} \right] \quad (5)$$

จะได้

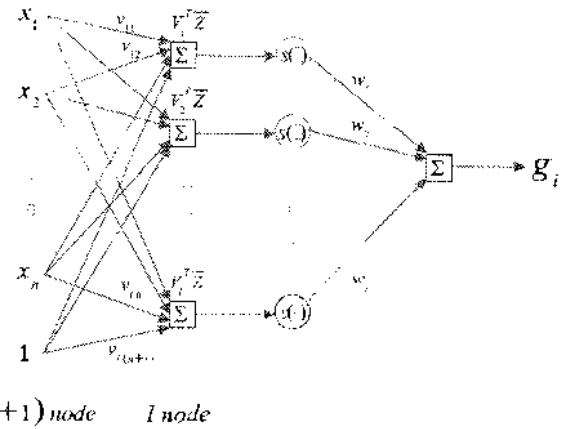
$$\dot{V}_m = \left(\sum_{k=1}^m -c_k e_k^2 \right) < 0$$

เมื่อ $c_k > 0$, $k = 1, 2, \dots, m$

จากทฤษฎีของเสถียรภาพ Lyapunov ในหนังสือของ Hassan K.K. (2002) [7] จะแสดงว่า ค่าคลาดเคลื่อนทั้งหมดจะเข้าสู่ศูนย์แบบเชิงเส้นกำกับ (zero asymptotically)

แต่วิธีการควบคุมวิธีนี้มีข้อเสียคือจะต้องรู้ฟังก์ชันของแบบจำลองสมการการเคลื่อนที่ของระบบทั้งหมดก่อนจึงจะสามารถออกแบบการควบคุมได้ ซึ่งการหาแบบจำลองสมการการเคลื่อนที่ที่ถูกต้องแม่นยำนั้นทำได้ยากมาก และไม่สามารถหาค่าที่แน่นอนของโมเมนต์ความเฉื่อย ค่าความยืดหยุ่นของสปริง และค่าความฝืดของจุดหมุนของแขนกลที่อยู่ในฟังก์ชัน f_i และ g_i จากสมการการเคลื่อนที่ของแขนกลที่อยู่ในรูปของ strict feedback form ได้ จึงใช้ three layer neural network ในการประมาณค่าฟังก์ชันเหล่านี้ แต่จากการควบคุมแบบ backstepping นั้นมีฟังก์ชัน \hat{g}_i^{-1} อยู่ในสมการการควบคุม เมื่อฟังก์ชัน \hat{g}_i มีค่าเข้าใกล้ 0 จะทำให้ control input มีค่าใหญ่มากและในบางขั้นตอนจะเก็บค่าฟังก์ชัน \hat{g}_i เป็น 0 ทำให้ไม่สามารถควบคุมได้อย่างมีประสิทธิภาพ จึงแก้ปัญหาโดยใช้ three layer neural network ในการหา control input ที่ต้องการโดยตรงแทน จึงไม่มีส่วนของ inverse term ในสมการการควบคุม วิธีการนี้เรียกว่า direct method เนื่องจาก con-

trol input ที่ต้องการถูกประมาณค่าด้วย neural network โดยตรง



ภาพที่ 4 แสดงโครงสร้างของ three layer neural network

1.2 Backstepping intelligent : direct method

ขั้นตอนที่ 1

ให้ค่าคลาดเคลื่อนคือ $e_1 = x_1 - x_{1d}$ และ $e_2 = x_2 - x_{2d}$ หาอนุพันธ์ได้

$$\begin{aligned} \dot{e}_1 &= \dot{x}_1 - \dot{x}_{1d} \\ \dot{e}_2 &= f_1 + g_1(x_2 + d_{d1}) - \dot{x}_{1d} \\ \dot{e}_3 &= f_1 + g_1 e_2 + g_1 x_{2d} + g_1 d_{d1} - \dot{x}_{1d} \end{aligned}$$

ให้ x_{2d} คือ virtual control input สมมติว่าถ้ารู้ฟังก์ชัน $f_1(\bullet)$ และ $g_1(\bullet)$ แล้ว และไม่มีสิ่งรบกวนจะสามารถเลือก virtual control input คือ

$$x_{2d}^* = -c_1 e_1 - g_1^{-1} [f_1^* - \dot{x}_{1d}]$$

กำหนดให้ฟังก์ชัน Lyapunov คือ $V = 0.5g_1^{-1}e_1^2 > 0$ ค่าประมาณของฟังก์ชัน h_1 คือ เมื่อ $g_1^{-1} > 0$ เราจะได้

$$\hat{h}_1 = \hat{W}_1^T S_1(\hat{V}_1^T \bar{Z}_1) \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \dot{V} &= c_1 g_1^{-1} \dot{e}_1 + 0.5(\hat{g}_1^{-1}) e_1^2 \\ &= c_1 g_1^{-1} (f_1 + g_1 x_2 - \dot{x}_{1d}) + 0.5(\hat{g}_1^{-1}) e_1^2 \\ &= c_1 g_1^{-1} (f_1 + g_1 [-c_1 e_1 - g_1^{-1} [f_1^* - \dot{x}_{1d}]] - \dot{x}_{1d}) \\ &\quad + 0.5(\hat{g}_1^{-1}) e_1^2 \\ &= -c_1 e_1^2 + 0.5(\hat{g}_1^{-1}) e_1^2 \end{aligned}$$

ถ้ากำหนดให้ $g_i > 0$ และ $\|(\hat{g}_i^{-1})\| \leq g_{i,u}$

โดย $i = 1, \dots, m$

และเลือก $c_i > 0.5g_{i,u}$ จากทฤษฎี Lyapunov จะได้ว่า ค่าคลาดเคลื่อน e_i จะมีค่าเข้าสู่ศูนย์อย่างแน่นอน แต่เนื่องจากเราไม่รู้ค่าฟังก์ชัน $f_1(\bullet)$ และ $g_1(\bullet)$ ทำให้เราไม่สามารถแทน x_{2d}^* เป็น virtual input ที่ออกแบบไว้ได้ ดังนั้นจึงกำหนดให้

$$h_1^*(Z_1) \triangleq g_1(x_1)^{-1} [f_1(x_1) - \dot{x}_{1d}]$$

ได้

$$\begin{aligned} x_{2d}^* &= -c_1 e_1 - g_1^{-1} [f_1^* - \dot{x}_{1d}] \\ &= -c_1 e_1 - h_1^* \end{aligned}$$

เราจะประมาณค่าของ h_1^* นี้โดยใช้ three layer neural network [4] โดยกำหนดให้ ค่าจริงของฟังก์ชัน h_1 คือ

$$h_1 = W_1^{*T} S_1(V_1^{*T} \bar{Z}_1) + \varepsilon_1 \quad (6)$$

และค่าคลาดเคลื่อนจากการประมาณค่าคือ

$$\begin{aligned} & \hat{W}_1^T S_1(\hat{V}_1^T \bar{Z}_1) - W_1^{*T} S_1(V_1^{*T} \bar{Z}_1) \\ &= \hat{W}_1^T (\hat{S}_1 - \hat{S}_1^* \hat{V}_1^T \bar{Z}_1) + \hat{W}_1^T \hat{S}_1^* \hat{V}_1^T \bar{Z}_1 + d_{u1} \quad (8) \end{aligned}$$

เมื่อ

$$\hat{S} = S(\hat{V}^T \bar{Z})$$

$$\hat{S}' = \text{diag} \{ \hat{s}'_1, \hat{s}'_2, \dots, \hat{s}'_i \}$$

$$\hat{s}'_i = s'(v_i^T \bar{Z}) = \left. \frac{d[s(z_d)]}{dz_d} \right|_{z_d = v_i^T \bar{Z}}$$

$$s(z_i) = 1 / (1 + e^{-z_i})$$

และ

$$|d_{u1}| \leq \|V^*\|, \|Z\hat{W}^* \hat{S}'\|_F + \|W^*\| \|\hat{S}' \hat{V}^T \bar{Z}\| + |W^*| \quad (9)$$

จะได้

$$x_{2d}^* = -c_1 e_1 - \hat{W}_1^{*T} S_1(\hat{V}_1^{*T} \bar{Z}_1) - \varepsilon_1$$

เนื่องจากไม่รู้ค่าของ W_1^* และ V_1^* ให้ \hat{W}_1^* เป็นค่าประมาณของ W_1^* และ \hat{V}_1^* เป็นค่าประมาณ V_1^* จะได้ virtual control คือ

$$x_{2d} = -c_1 e_1 - \hat{W}_1^{*T} S_1(\hat{V}_1^{*T} \bar{Z}_1) + u_{2d,ssc} \quad (10)$$

เราเพิ่ม variable control structure ($u_{2d,ssc}$) เพื่อ

หักล้างกับสิ่งรบกวนจากภายนอก d_u , ค่าคลาดเคลื่อนจากการประมาณค่าฟังก์ชัน \mathcal{E}_1 และ residual term d_u

ได้อนุพันธ์ของ e_1 คือ

$$\begin{aligned} \dot{e}_1 &= \dot{x}_1 - \dot{x}_{1d} \\ &= f_1 + g_1(x_2 + d_{o1}) - \dot{x}_{1d} \\ &= f_1 + g_1 e_2 + g_1 x_{2d} + g_1 d_{o1} - \dot{x}_{1d} \\ &= f_1 + g_1 e_2 + g_1 d_{o1} - \dot{x}_{1d} \\ &\quad + g_1 [-c_1 e_1 - \hat{W}_1^T S_1 (\hat{V}_1^T \bar{Z}_1) + u_{2disc}] \\ &= f_1 + g_1 e_2 + g_1 [-c_1 e_1 - \hat{W}_1^T S_1 (V_1^{*T} \bar{Z}_1) \\ &\quad - \tilde{W}_1^T (\hat{S}_1 - \hat{S}_1^* \hat{V}_1^T \bar{Z}_1) - \tilde{W}_1^T \hat{S}_1^* \hat{V}_1^T \bar{Z}_1 - d_{u1} \\ &\quad + u_{2disc}] + g_1 d_{o1} - \dot{x}_{1d} \\ &= f_1 + g_1 e_2 + g_1 [-c_1 e_1 - g_1^{-1} [f_1 - \dot{x}_{1d}] + \mathcal{E}_1 \\ &\quad - \tilde{W}_1^T (\hat{S}_1 - \hat{S}_1^* \hat{V}_1^T \bar{Z}_1) - \hat{W}_1^T \hat{S}_1^* \hat{V}_1^T \bar{Z}_1 - d_{u1} \\ &\quad + u_{2disc}] + g_1 d_{o1} - \dot{x}_{1d} \\ &= g_1 [e_2 - c_1 e_1 + \mathcal{E}_1 - \tilde{W}_1^T (\hat{S}_1 - \hat{S}_1^* \hat{V}_1^T \bar{Z}_1) \\ &\quad - \hat{W}_1^T \hat{S}_1^* \hat{V}_1^T \bar{Z}_1 - d_{u1} + u_{2disc} + d_{o1}] \end{aligned}$$

ให้ Lyapunov function คือ

$$V_1 = \frac{1}{2} g_1^{-1} e_1^2 + \left[\frac{1}{2} \tilde{W}_1^T \Gamma_{W_1}^{-1} \tilde{W}_1 \right] + \left[\frac{1}{2} \hat{V}_1^T \Gamma_{V_1}^{-1} \hat{V}_1 \right] + \left[\frac{1}{2} \tilde{K}_1^T \Gamma_{K_1}^{-1} \tilde{K}_1 \right]$$

เมื่อ $\Gamma_{W_1}, \Gamma_{V_1}, \Gamma_{K_1} > 0$

อนุพันธ์ของ V_1 จะได้

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &= e_1 g_1^{-1} \dot{e}_1 + 0.5 (\hat{g}_1^{-1}) \dot{e}_1^2 + \left[\tilde{W}_1^T \Gamma_{W_1}^{-1} \dot{\tilde{W}}_1 \right] \\ &\quad + \left[\hat{V}_1^T \Gamma_{V_1}^{-1} \dot{\hat{V}}_1 \right] + \left[\tilde{K}_1^T \Gamma_{K_1}^{-1} \dot{\tilde{K}}_1 \right] \\ &= e_1 [e_2 - c_1 e_1 + \mathcal{E}_1 - \tilde{W}_1^T (\hat{S}_1 - \hat{S}_1^* \hat{V}_1^T \bar{Z}_1) \\ &\quad - \hat{W}_1^T \hat{S}_1^* \hat{V}_1^T \bar{Z}_1 - d_{u1} + u_{2disc} + d_{o1}] \\ &\quad + 0.5 (\hat{g}_1^{-1}) \dot{e}_1^2 + \left[\tilde{W}_1^T \Gamma_{W_1}^{-1} \dot{\tilde{W}}_1 \right] \\ &\quad + \left[\hat{V}_1^T \Gamma_{V_1}^{-1} \dot{\hat{V}}_1 \right] + \left[\tilde{K}_1^T \Gamma_{K_1}^{-1} \dot{\tilde{K}}_1 \right] \end{aligned}$$

ถ้ากำหนดให้

$$\dot{\tilde{W}}_1 = \dot{\hat{W}}_1 = \Gamma_{W_1} (\hat{S}_1 - \hat{S}_1^* \hat{V}_1^T \bar{Z}_1) e_1$$

$$\dot{\hat{V}}_1 = \dot{\tilde{V}}_1 = \Gamma_{V_1} \bar{Z}_1 \tilde{W}_1^T \hat{S}_1^* e_1$$

จะได้

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &= e_1 [e_2 - c_1 e_1 + \mathcal{E}_1 - d_{u1} + u_{2disc} + d_{o1}] \\ &\quad + 0.5 (\hat{g}_1^{-1}) \dot{e}_1^2 + \left[\tilde{K}_1^T \Gamma_{K_1}^{-1} \dot{\tilde{K}}_1 \right] \\ &= e_1 e_2 - c_1 e_1^2 + e_1 \mathcal{E}_1 - e_1 d_{u1} + e_1 u_{2disc} + e_1 d_{o1} \\ &\quad + 0.5 (\hat{g}_1^{-1}) \dot{e}_1^2 + \left[\tilde{K}_1^T \Gamma_{K_1}^{-1} \dot{\tilde{K}}_1 \right] \\ &\leq e_1 e_2 - c_1 e_1^2 + |e_1 \mathcal{E}_1| + |e_1 d_{u1}| + |e_1 d_{o1}| + e_1 u_{2disc} \\ &\quad + 0.5 (\hat{g}_1^{-1}) \dot{e}_1^2 + \left[\tilde{K}_1^T \Gamma_{K_1}^{-1} \dot{\tilde{K}}_1 \right] \\ &= e_1 e_2 - c_1 e_1^2 + |e_1| [| \mathcal{E}_1 | + |d_{u1}| + |d_{o1}|] + e_1 u_{2disc} \\ &\quad + 0.5 (\hat{g}_1^{-1}) \dot{e}_1^2 + \left[\tilde{K}_1^T \Gamma_{K_1}^{-1} \dot{\tilde{K}}_1 \right] \end{aligned}$$

จาก สมการที่ (9) จะได้

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 \leq & e_1 e_2 - c_1 e_1^2 + |e_1| \left[|e_1| + \|V_1^*\|_F \left\| \bar{Z}_1 \hat{W}_1^T \hat{S}_1 \right\|_F \right. \\ & \left. + \|W_1^*\| \left\| \hat{S}_1^T \bar{Z}_1 \right\| + |W_1^*|_1 + |d_{o1}| \right] \\ & + e_1 u_{2,disc} + 0.5(\hat{g}_1^{-1}) e_1^2 + \left[\bar{K}_1^T \Gamma_{K_1}^{-1} \dot{\bar{K}}_1 \right] \end{aligned}$$

ให้

$$K_1^* = \begin{bmatrix} \|V_1^*\|_F \\ \|W_1^*\| \\ \|W_1^*\|_1 + \varepsilon_{1U} + d_{o1U} \end{bmatrix}$$

$$\varphi_1 = \begin{bmatrix} \left\| \bar{Z}_1 \hat{W}_1^T \hat{S}_1 \right\|_F \\ \left\| \hat{S}_1^T \bar{Z}_1 \right\| \\ 1 \end{bmatrix}$$

ได้

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 \leq & e_1 e_2 - c_1 e_1^2 + |e_1| K_1^* \varphi_1 + e_1 u_{2,disc} \\ & + 0.5(\hat{g}_1^{-1}) e_1^2 + \left[\bar{K}_1^T \Gamma_{K_1}^{-1} \dot{\bar{K}}_1 \right] \end{aligned}$$

ให้

$$u_{2,disc} = -\hat{K}_1^T \varphi_1 \operatorname{sgn}(e_1)$$

ได้

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 \leq & e_1 e_2 - c_1 e_1^2 + |e_1| K_1^* \varphi_1 - |e_1| \hat{K}_1^T \varphi_1 \\ & + 0.5(\hat{g}_1^{-1}) e_1^2 + \left[\bar{K}_1^T \Gamma_{K_1}^{-1} \dot{\bar{K}}_1 \right] \end{aligned}$$

ให้

$$\dot{\bar{K}}_1 = |e_1| \Gamma_{K_1} \varphi_1$$

จะได้

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 \leq & e_1 e_2 - c_1 e_1^2 + |e_1| K_1^* \varphi_1 - |e_1| \hat{K}_1^T \varphi_1 \\ & + 0.5(\hat{g}_1^{-1}) e_1^2 + \left[|e_1| \bar{K}_1^T \varphi_1 \right] \\ = & e_1 e_2 - c_1 e_1^2 + 0.5(\hat{g}_1^{-1}) e_1^2 \\ \leq & e_1 e_2 - c_1 e_1^2 + 0.5 g_{1U} e_1^2 \end{aligned}$$

พจน์ของ $e_1 e_2$ จะถูกหักล้างในขั้นตอนถัดไป

ขั้นตอนที่ i ($2 \leq i \leq m-i$)

ให้ค่าคลาดเคลื่อนคือ

$$e_i = x_i - x_{id} \quad \text{และ} \quad e_{(i+1)} = x_{(i+1)} - x_{(i+1)d}$$

หาอนุพันธ์ได้

$$\begin{aligned} \dot{e}_i &= \dot{x}_i - \dot{x}_{id} \\ \dot{e}_i &= f_i + g_i(x_i + d_{oi}) - \dot{x}_{id} \\ \dot{e}_i &= f_i + g_i e_{(i+1)} + g_i x_{(i+1)d} + g_i d_{oi} - \dot{x}_{id} \end{aligned}$$

ให้ $x_{(i+1)d}^*$ คือ virtual control input สมมติว่า

ถ้าเรารู้ฟังก์ชัน $f_i(\bullet)$ และ $g_i(\bullet)$ แล้ว และไม่มีสิ่งรบกวนเราสามารถเลือก virtual control input คือ

$$x_{(i+1)d}^* = -e_{(i+1)} - c_i e_i - g_i^{*-1} [f_i^* - \dot{x}_{id}]$$

ให้ $h_i^* \triangleq g_i(x_i)^{-1} [f_i(x_i) - \dot{x}_{id}]$ ได้

$$x_{(i+1)d}^* = -e_{(i+1)} - c_i e_i - h_i^*$$

ประมาณค่าของ h_i^* นี้โดยใช้ three layer neural network ได้

$$\dot{x}_{(i+1)d}^* = -e_{(i+1)}^* - c_i e_i^* - W_i^{*T} S_i (V_i^{*T} \bar{Z}_i) - \varepsilon_i$$

เมื่อ

เนื่องจากไม่รู้ค่าของ W_i^* และ V_i^* , ให้ \hat{W}_i เป็นค่าประมาณของ W_i^* และ \hat{V}_i เป็นค่าประมาณ V_i^* จะได้ virtual control คือ

$$x_{(i+1)d}^* = -e_{(i+1)}^* - c_i e_i^* - \hat{W}_i^T S_i (\hat{V}_i^T \bar{Z}_i) + u_{(i+1)d}^{des} \quad (11)$$

จะได้อนุพันธ์ของ e_i คล้ายกับขั้นตอนที่แล้วคือ

$$\begin{aligned} \dot{e}_i = & g_i \left[e_{(i-1)} - e_{(i-1)} - c_i e_i + \varepsilon_i \right. \\ & - \tilde{W}_i^T (\hat{S}_i - \hat{S}_i^T \bar{Z}_i) - \tilde{W}_i^T \hat{S}_i \tilde{V}_i^T \bar{Z}_i \\ & \left. - d_{in} + u_{(i-1)d}^{des} + d_{in} \right] \end{aligned}$$

ให้ Lyapunov function คือ

$$\begin{aligned} V_i = & V_{(i-1)} + \frac{1}{2} g_i^{-1} e_i^2 + \left[\frac{1}{2} \tilde{W}_i^T \Gamma_{W_i}^{-1} \tilde{W}_i \right] \\ & + \left[\frac{1}{2} \tilde{V}_i^T \Gamma_{V_i}^{-1} \tilde{V}_i \right] + \left[\frac{1}{2} \tilde{K}_i^T \Gamma_{K_i}^{-1} \tilde{K}_i \right] \end{aligned}$$

เมื่อ $\Gamma_{W_i}, \Gamma_{V_i}, \Gamma_{K_i} > 0$

ถ้ากำหนดให้

$$\dot{\tilde{W}}_i = \dot{\hat{W}}_i = \Gamma_{W_i} (\hat{S}_i - \hat{S}_i^T \bar{Z}_i) e_i$$

$$\dot{\tilde{V}}_i = \dot{\hat{V}}_i = \Gamma_{V_i} \bar{Z}_i \hat{W}_i^T \hat{S}_i^T e_i$$

$$\dot{\tilde{K}}_i = |e_i| \Gamma_{K_i} \varphi_i$$

และ

$$u_{(i+1)d}^{des} = -\dot{\tilde{K}}_i^T \varphi_i \operatorname{sgn}(e_i)$$

$$K_i^* = \begin{bmatrix} \|V_i^*\|_{\mathcal{F}} \\ \|W_i^*\| \\ \|W_i^*\| + \varepsilon_{iU} + d_{inU} \end{bmatrix}$$

$$\varphi_i = \begin{bmatrix} \|\bar{Z}_i \hat{W}_i^T \hat{S}_i^T\|_{\mathcal{F}} \\ \|\hat{S}_i \hat{V}_i^T \bar{Z}_i\| \\ 1 \end{bmatrix}$$

จะได้อนุพันธ์ของ V_i คือ

$$\dot{V}_i \leq e_i e_{(i+1)} - \sum_{k=1}^i c_k e_k^2 + \sum_{k=1}^i 0.5 g_{kU} e_k^2$$

พจน์ของ $e_i e_{(i+1)}$ จะถูกหักล้างในขั้นตอนถัดไป

ขั้นตอนที่ m ซึ่งเป็นขั้นตอนสุดท้าย

ให้ค่าคลาดเคลื่อนคือ $e_m = x_m - x_{md}$ หา

อนุพันธ์ได้

$$\dot{e}_m = \dot{x}_m - \dot{x}_{md}$$

$$\dot{e}_m = f_m + g_m (u + d_{in}) - \dot{x}_{md}$$

ให้ u คือ virtual control input สมมติว่าถ้าเรารู้ฟังก์ชัน $f_m(\bullet)$ และ $g_m(\bullet)$ แล้ว และไม่มีสิ่งรบกวน เราสามารถเลือก virtual control input คือ

$$u^* = -e_{(m-1)}^* - c_m e_m^* - g_m^{-1} [f_m^* - \dot{x}_{md}]$$

ให้ $h_m^* \triangleq g_m(x_m)^{-1} [f_m(x_m) - \dot{x}_{md}]$ ได้

$$u^* = -e_{(m-1)}^* - c_m e_m^* - h_m^*$$

ประมาณค่าของ h_m^* นี้โดยใช้ three layer neural network ได้

$$u_{(m+1)divc} = -\hat{K}_m^T \phi_m \operatorname{sgn}(e_m)$$

$$u^* = -e_{(m-1)} - c_m e_m - W_m^{*T} S_m (V_m^{*T} \bar{Z}_m) - \varepsilon_m \quad \text{เมื่อ}$$

เนื่องจากไม่รู้ค่าของ W_m^* และ V_m^* , ให้ \hat{W}_m เป็นค่าประมาณของ W_m^* และ \hat{V}_m เป็นค่าประมาณ V_m^* จะได้ virtual control คือ

$$K_m^* = \begin{bmatrix} \|V_m^*\|_F \\ \|W_m^*\| \\ \|W_m^*\|_1 + \varepsilon_m U + d_{amU} \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$u = -e_{(m-1)} - c_m e_m - \hat{W}_m^T S_m (\hat{V}_m^T \bar{Z}_m) + u_{(m+1)divc} \quad (12)$$

จะได้อนุพันธ์ของ e_m คล้ายกับขั้นตอนที่แล้วคือ

$$\phi_m = \begin{bmatrix} \|\bar{Z}_m \hat{W}_m^T \hat{S}_m\|_F \\ \|\hat{S}_m^T \hat{V}_m^T \bar{Z}_m\| \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} \dot{e}_m = g_m & \left[-e_{(m-1)} - c_m e_m + \varepsilon_m \right. \\ & \left. - \tilde{W}_m^T (\hat{S}_m - \hat{S}_m^T \hat{V}_m^T \bar{Z}_m) - \hat{W}_m^T \hat{S}_m^T \hat{V}_m^T \bar{Z}_m \right. \\ & \left. - d_{am} + u_{(m+1)divc} + d_{am} \right] \end{aligned}$$

จะได้อนุพันธ์ของ V_m คือ

ให้ Lyapunov function คือ

$$\dot{V}_m \leq -\sum_{k=1}^m c_k e_k^2 + \sum_{k=1}^m 0.5 g_{kU} e_k^2$$

$$\begin{aligned} V_m = V_{(m-1)} & + \frac{1}{2} g_m^{-1} e_m^2 + \left[\frac{1}{2} \tilde{W}_m^T \Gamma_{W_m}^{-1} \tilde{W}_m \right] \\ & + \left[\frac{1}{2} \tilde{V}_m^T \Gamma_{V_m}^{-1} \tilde{V}_m \right] + \left[\frac{1}{2} \tilde{K}_m^T \Gamma_{K_m}^{-1} \tilde{K}_m \right] \end{aligned}$$

เมื่อ $\Gamma_{W_m}, \Gamma_{V_m}, \Gamma_{K_m} > 0$

ถ้ากำหนดให้

$$\dot{\tilde{W}}_m = \dot{W}_m = \Gamma_{W_m} (\hat{S}_m - \hat{S}_m^T \hat{V}_m^T \bar{Z}_m) e_m$$

$$\dot{\tilde{V}}_m = \dot{V}_m = \Gamma_{V_m} \bar{Z}_m \hat{W}_m^T \hat{S}_m^T e_m$$

$$\dot{\tilde{K}}_m = |e_m| \Gamma_{K_m} \phi_m$$

ถ้าให้ $c_k > 0, k = 1, 2, \dots, m$ จะได้ $\dot{V}_m \leq 0$ ซึ่งจากทฤษฎีของเสถียรภาพ Lyapunov ในหนังสือของ Hassan K.K. (2002) [7] จะแสดงว่า ค่าคลาดเคลื่อนทั้งหมดจะเข้าสู่ศูนย์แบบเชิงเส้นกำกับ (zero asymptotically)

ผลและวิจารณ์

ในการทดลองได้ใช้โปรแกรม Labview ในการควบคุมและเก็บข้อมูลจากการทดลองกับแขนกลจริงและโปรแกรม Matlab ในการจำลองการเคลื่อนที่ของแขนกล โดยเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการควบคุมสองแบบคือ การควบคุมแบบ Backstepping และ Backstepping

Intelligent : Direct method โดยมีเป้าหมายคือควบคุมมุมของแขนกล (θ_i) ให้เคลื่อนที่ตามเส้นทางที่กำหนด (x_{id}) ซึ่งได้จากการใช้ square wave ที่มีขนาด 1 radian มีคาบเวลา 10 วินาที ผ่าน filter $1 / (s+5)^3$ และมีช่วงเวลาในการเก็บ ค่า (sampling time) = 0.001 วินาที

1. การควบคุมแบบ Backstepping

วิธีการควบคุมแบบ Backstepping ได้อธิบายการออกแบบไว้ในส่วนที่ 1.1 จะได้สมการการควบคุมดังนี้

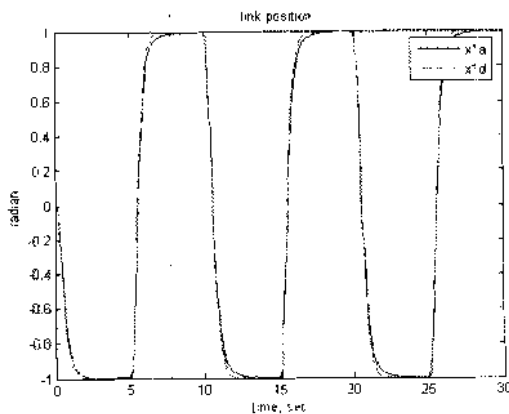
$$\begin{aligned} \dot{x}_{2d} &= g_1^{-1} [-f_1 + \dot{x}_{1d} - c_1 e_1] \\ \dot{x}_{3d} &= g_2^{-1} [-f_2 + \dot{x}_{2d} - c_2 e_2 - g_1 e_1] \\ \dot{x}_{4d} &= g_3^{-1} [-f_3 + \dot{x}_{3d} - c_3 e_3 - g_2 e_2] \\ u &= g_4^{-1} [-f_4 + \dot{x}_{4d} - c_4 e_4 - g_3 e_3] \end{aligned}$$

เมื่อ $e_i = x_i - x_{id}$, $i=1,2,3,4$ คือค่าคลาดเคลื่อนของแต่ละสมการ

ค่า controller gain คือ

$$c_1 = 4, c_2 = 4, c_3 = 15000, c_4 = 14$$

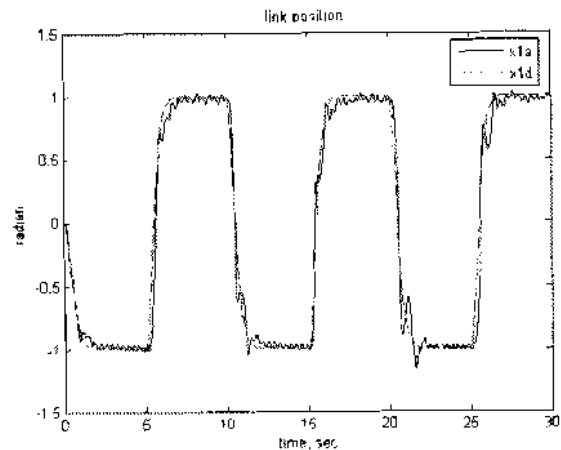
ได้ผลการจำลองการเคลื่อนที่ของแขนกลดังภาพที่ 5



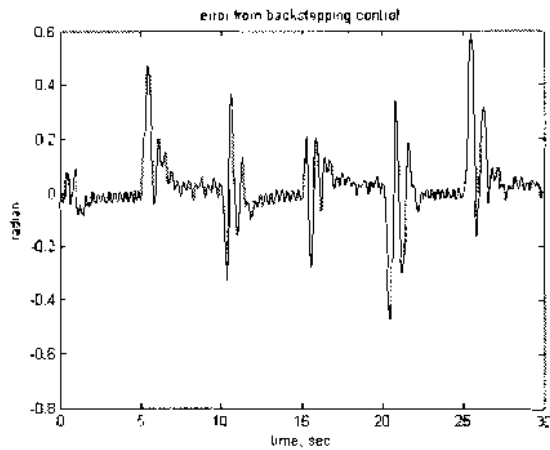
ภาพที่ 5 ผลการจำลองการเคลื่อนที่ของแขนกลด้วยวิธี Backstepping เพียงอย่างเดียว

จากการใช้ฟังก์ชัน f_i และ g_i ที่สมมุติว่าตรงกันกับแขนกลจริงในการออกแบบผลการควบคุมและสมการการเคลื่อนที่ของแขนกลจึงทำให้ผลการจำลองการเคลื่อนที่ของแขนกลมีประสิทธิภาพการควบคุมที่ดีมาก ซึ่งจะเห็นว่ามุมของการจำลองการเคลื่อนที่ของแขนกลสามารถเคลื่อนที่ได้ตามเส้นทางเคลื่อนที่ที่ออกแบบไว้ได้อย่างใกล้เคียงมาก เมื่อเส้นทึบคือ เส้นทางเคลื่อนที่ที่ออกแบบไว้ และเส้นประคือ การจำลองการเคลื่อนที่ของแขนกล

แต่เนื่องจากสมการการเคลื่อนที่ของแขนกลที่หาได้นั้นไม่ตรงกันอย่างสมบูรณ์กับแขนกลจริงจึงทำให้ผลการทดลองควบคุมแบบ Backstepping เพียงอย่างเดียวกับแขนกลจริงมีการล้น ดังแสดงในภาพที่ 6 เมื่อเส้นทึบคือเส้นทางเคลื่อนที่ที่ออกแบบไว้ และเส้นประคือ การเคลื่อนที่ของแขนกลจริง



ภาพที่ 6 แสดงผลการเคลื่อนที่จริงของแขนกลด้วยวิธี Backstepping เพียงอย่างเดียว



ภาพที่ 7 ค่าความคลาดเคลื่อนของวิธีการควบคุมแบบ backstepping กับแขนกลจริง

ภาพที่ 7 แสดงค่าความคลาดเคลื่อนของการเคลื่อนที่ของแขนกล (e_i) จากวิธีการควบคุมแบบ backstepping กับแขนกลจริง ซึ่งมีค่าความคลาดเคลื่อนสูงสุด (peak) คือ 0.5861 radian และมีค่าเฉลี่ยกำลังสอง (root mean square : RMS) ของค่าคลาดเคลื่อนคือ 0.1165 radian

2. การควบคุมแบบ Backstepping Intelligent : Direct method

วิธีการควบคุมแบบ backstepping Intelligent : Direct method ได้อธิบายวิธีการออกแบบการควบคุมไว้ในส่วนที่ 1.2 จะได้สมการการควบคุมคือ

$$\begin{aligned} \dot{x}_{2,d} &= -c_1 e_1 - \hat{W}_1^T S_1(\hat{V}_1^T \bar{Z}_1) + u_{2,dvsc} \\ \dot{x}_{3,d} &= -e_1 - c_2 e_2 - \hat{W}_2^T S_2(\hat{V}_2^T \bar{Z}_2) + u_{3,dvsc} \\ \dot{x}_{4,d} &= -e_2 - c_3 e_3 - \hat{W}_3^T S_3(\hat{V}_3^T \bar{Z}_3) + u_{4,dvsc} \\ \dot{u} &= -e_3 - c_4 e_4 - \hat{W}_4^T S_4(\hat{V}_4^T \bar{Z}_4) + u_{5,dvsc} \end{aligned}$$

และสมการการเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนัก (weight) คือ

$$\begin{aligned} \dot{\hat{W}}_i &= \dot{W}_i = \Gamma_{W_i} (\hat{S}_i - \hat{S}_i^T \hat{V}_i^T \bar{Z}_i) e_i \\ \dot{\hat{V}}_i &= \dot{V}_i = \Gamma_{V_i} \bar{Z}_i \hat{W}_i^T \hat{S}_i^T e_i \\ \dot{\hat{K}}_i &= |e_i| \Gamma_{K_i} \phi_i \end{aligned}$$

โดย

$$K_i^* = \begin{bmatrix} \|V_i^*\|_F \\ \|W_i^*\| \\ \|W_i^*\|_1 + \varepsilon_{iW} + d_{iW} \end{bmatrix}$$

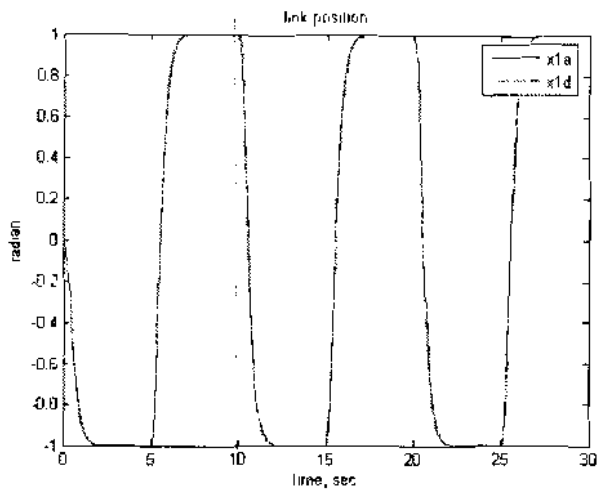
$$\phi_i = \begin{bmatrix} \|\bar{Z}_i \hat{W}_i^T \hat{S}_i^T\|_F \\ \|\hat{S}_i^T \hat{V}_i^T \bar{Z}_i\| \\ 1 \end{bmatrix}^T$$

เมื่อ $e_i = x_i - x_{i,d}$ $i = 1, 2, 3, 4$, คือค่าคลาดเคลื่อนของแต่ละสมการ ค่า controller gain คือ

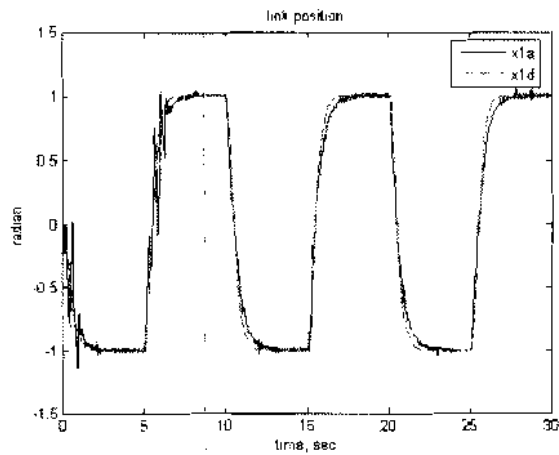
$$c_1 = 4, c_2 = 0.05, c_3 = 7, c_4 = 0.1$$

$$\Gamma_{W_2} = 10, \Gamma_{W_4} = 10, \Gamma_{V_2} = 0.1, \Gamma_{K_4} = 10$$

ผลจากการจำลองการควบคุมแบบ backstepping Intelligent : Direct method ได้แสดงในภาพที่ 8 ซึ่งมีประสิทธิภาพการควบคุมที่ดีมากสังเกตได้จากมุมจากการจำลองของแขนกลสามารถเคลื่อนที่ตามเส้นทางที่กำหนดได้อย่างใกล้เคียงมากเมื่อเล่นทียบ คือ เส้นทางเคลื่อนที่ที่ออกแบบไว้ และเล่นประ คือ การจำลองการเคลื่อนที่ของแขนกล



ภาพที่ 8 ผลการจำลองการเคลื่อนที่ของ link ด้วยการควบคุมแบบ backstepping Intelligent : Direct method

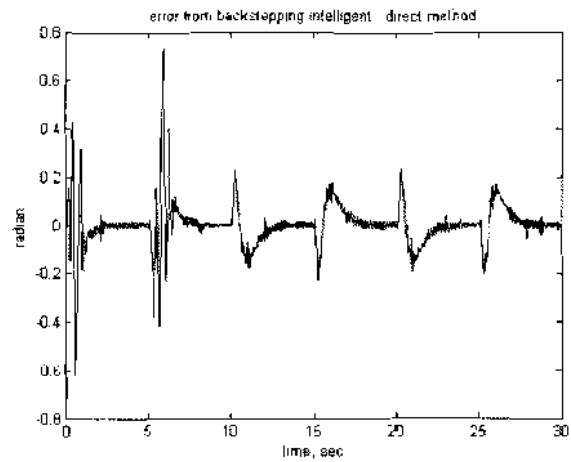


ภาพที่ 9 แสดงผลการเคลื่อนที่จริงของ link ด้วยการควบคุมแบบ backstepping Intelligent : Direct method

ภาพที่ 9 แสดงผลการควบคุมแบบ backstepping Intelligent : Direct method กับ แขนกลจริงซึ่งเคลื่อนที่ตามเส้นทางที่กำหนดได้ดีพอสมควร จะมีการเรียนรู้ในช่วงแรก ทำให้เกิด

การลั่น แต่หลังจากนั้นสามารถควบคุมได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อเส้นทึบ คือ เส้นทางการเคลื่อนที่ที่ออกแบบไว้ และ เส้นประ คือ การเคลื่อนที่ของแขนกลจริง

ภาพที่ 10 แสดงค่าความคลาดเคลื่อนของการเคลื่อนที่ของแขนกล (e_1) จากวิธีการควบคุมแบบ backstepping intelligent : direct method กับ แขนกลจริง ซึ่งมีค่าความคลาดเคลื่อนสูงสุดคือ 0.7303 radian และมีค่าเฉลี่ยกำลังสอง (root mean square : RMS) ของค่าคลาดเคลื่อนคือ 0.0968 radian



ภาพที่ 10 ค่าความคลาดเคลื่อนของวิธีการควบคุมแบบ backstepping intelligent : direct method กับ แขนกลจริง

เมื่อเปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนจากการทดลองจริงกับ แขนกลที่มีข้อต่อยึดหยุ่นได้ พบว่า วิธีการควบคุมแบบ backstepping intelligent : direct method มีค่าความคลาดเคลื่อนสูงสุด (peak) มากกว่าวิธีการควบคุมแบบ backstepping เนื่องจากมีการเรียนรู้ของระบบในช่วงต้น แต่มีค่า

เฉลี่ยกำลังสอง (root mean square) ของค่าคลาดเคลื่อนน้อยกว่า ซึ่งแสดงว่า ในการทดลองนี้วิธีการควบคุมแบบ backstepping intelligent : direct method มีประสิทธิภาพการควบคุมที่ดีกว่าวิธีการควบคุมแบบ backstepping

สรุป

งานวิจัยนี้ได้เสนอวิธีการควบคุมแขนกลแบบหนึ่งแขนที่มีข้อต่อยืดหยุ่นได้โดยไม่ต้องรู้ค่าที่ถูกต้องแม่นยำของฟังก์ชันในสมการการเคลื่อนที่ของแขนกลซึ่งหาได้ยากมาก ด้วยวิธีการควบคุมแบบ Backstepping Intelligent ที่ใช้พื้นฐานการออกแบบการควบคุมแบบ Backstepping และใช้การประมาณค่าฟังก์ชันที่ไม่รู้ในสมการการเคลื่อนที่ของแขนกลด้วย three-layer Neural Network แบ่งได้เป็น 2 กรณีคือการประมาณค่าฟังก์ชันที่ไม่รู้ของสมการการเคลื่อนที่ของแขนกลที่อยู่ในสมการการควบคุม เรียกว่า indirect method และประมาณค่าฟังก์ชันของสมการการควบคุมโดยตรง เรียกว่า direct method ในกรณีของ Indirect method นั้นมีการประมาณค่าของ inverse term ที่อยู่ในสมการการควบคุม ซึ่งอาจจะมีการเก็บค่าเป็นคูนัย ทำให้สมการการควบคุมมีขนาดใหญ่มากจึงไม่สามารถควบคุมแขนกลให้เคลื่อนที่อย่างมีประสิทธิภาพได้ ส่วนในกรณีของ Direct method นั้นได้ประมาณค่าฟังก์ชันของสมการการควบคุมโดยตรงจึงสามารถกำจัดส่วนของ inverse term ที่อยู่ในสมการการควบคุมได้ ทำให้สามารถควบคุมแขนกลให้เคลื่อนที่อย่างมีประสิทธิภาพได้

เมื่อเปรียบเทียบการออกแบบการควบคุมแบบที่ใช้และไม่ใช้สมการการเคลื่อนที่ของ

แขนกลแล้ว จะเห็นว่าการออกแบบการควบคุมแบบที่ใช้สมการการเคลื่อนที่ของแขนกลนั้นมีประสิทธิภาพการควบคุมที่ดีมากเมื่อรู้ค่าทั้งหมดของฟังก์ชันในสมการการเคลื่อนที่ของแขนกลที่ถูกต้องแม่นยำ ซึ่งสังเกตได้จากผลการทดลองในส่วนของกราฟแสดงการควบคุมการเคลื่อนที่ของแขนกลแบบ Backstepping เพียงอย่างเดียว แต่การหาฟังก์ชันที่ถูกต้องแม่นยำของสมการการเคลื่อนที่ของแขนกลนั้นทำได้ยากมากและมักจะไม่ตรงกับของจริงจึงทำให้มีประสิทธิภาพการควบคุมที่ลดลง แต่จะไม่มีผลกระทบต่อวิธีการออกแบบการควบคุมแบบ Indirect และ Direct Backstepping Intelligent เนื่องจากวิธีนี้ไม่ได้ใช้สมการการเคลื่อนที่ของแขนกลในการออกแบบการควบคุม

เอกสารอ้างอิง

- [1] Chao, L., C.C. Chien and J.E.S. Jean. 2008. Adaptive task-space regulation of rigid-link flexible-joint robots with uncertain kinematics. Automatica 44 : 1806-1814.
- [2] Chatlatanagulchai, W. 2006. Backstepping Intelligent Control Applied to a Flexible Joint Robot Manipulator. Ph.D. Thesis, Purdue University.
- [3] Ge, S.S. 1996. Adaptive controller design for flexible joint manipulators. Automatica 32 : 273-278.
- [4] Ge.S.S. 1998. Nonlinear adaptive control using neural networks and its application to CSTR systems. Journal of

- Process Control 9 (1998) : 313-323.
- [5] Ge, S.S., C.C. Hang, T.H. Lee and T. Zhang. 2002. Stable Adaptive Neural Network Control. Kluwer, The Netherlands.
- [6] Gong, J.Q., and B. Yao. 2001. Neural network adaptive robust control of nonlinear systems in semi-strict feedback form. Automatica 37 : 1149-1160.
- [7] Hassan, K.K. 2002. Nonlinear Systems. Prentice Hall.
- [8] Huang, L., S.S. Ge and T.H. Lee. 2006. Position/force control of uncertain constrained flexible joint robots. Mechatronics 16 : 111-120.
- [9] Jong, H.O. and S.L. Jin. 1997. Control of flexible joint robot system by backstepping design approach, pp. 3435-3440. IEEE International Conference on Robotics and Automation, April 1997, Albuquerque, New Mexico
- [10] Krikochoritis, T.E. and S.G. Tzafestas. 2001. Control of flexible joint robot using neural networks. IMA Journal of Mathematical Control and Information 18 : 269-280.
- [11] Kwan, C. and F.L. Lewis. 2000. Robust backstepping control of nonlinear systems using neural networks. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics 30 : 753-766.
- [12] Min, J.L., and K.C. Young. 2004. An adaptive neurocontroller using RBFN for robot manipulators. IEEE Transactions on Industrial Electronics 51 : 711-717.
- [13] Tian, L. 1998. Adaptive and Robust Control of Flexible Joint Robots with Joint Torque Feedback. Ph.D. Thesis, University of Toronto.
- [14] Wang, W.Y., Y.G. Leu and C. C. Hsu. 2001. Robust adaptive fuzzy-neural control of nonlinear dynamical systems using generalized projection update law and variable structure controller. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics 31 : 140-147.

