บทที่ 4

บทสรุปและข้อเสนอแนะ

บทสรุป

จุดประสงค์ของการศึกษาวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นการศึกษาการประยุกต์เครือข่ายนิวรอล เพื่อใช้ในการชดเชยแบบปรับได้ของแขนกล ซึ่งทำงานอยู่ในสภาวะการเปลี่ยนแปลงค่าพารามิเตอร์ อันได้แก่ มวลของโหลด (Δm_2) ตำแหน่งของจุดศูนย์กลาง-มวลของข้อต่อที่ 2 (Δlc_2)และโมเมนต์ความเฉื่อยของข้อต่อที่ 2 (ΔI_2) เครือข่ายนิวรอลที่ใช้เป็นเครือข่ายนิวรอลชนิด Backpropagation (BNN) BNN เป็นเครือข่ายนิวรอลซึ่งมีความสามารถในการประมาณค่าฟังก์ชัน มีการเรียนรู้แบบใช้การแนะนำ(supervised learning)และมีการเชื่อมต่อแบบป้อนไปข้างหน้า การเรียนรู้ของ BNN เป็นการแปลงข้อมูลความรู้ให้อยู่ในรูปพารามิเตอร์ของ BNN ได้แก่ ค่าน้ำหนัก ค่าน้ำหนักไบแอส และค่าสัมประสิทธิ์ของฟังก์ชันซิกมอยด์โดยใช้อัลกอริทึม Backpropagation

การชดเชยแบบปรับได้ด้วย BNN ได้ใช้หลักการจากทฤษฎีการประมาณค่าฟังก์ชัน คือ ฟังก์ชันต่อเนื่อง $\overset{\Lambda}{f}(x)$ ใดๆ ซึ่งประกอบด้วยตัวแปร x และพารามิเตอร์ p สามารถประมาณค่าได้ในรูป (Sanner,1992)

$$\overset{\Lambda}{f}(x) \cong \sum_{i=1}^{N} \overset{\Lambda}{b}_i \cdot \overset{\Lambda}{Y}_i(x) \qquad (4\text{-}1)$$

โดยที่ N คือจำนวนพจน์

$\overset{\Lambda}{b}_i$ คือค่าสัมประสิทธิ์ของพจน์ที่ i

$\overset{\Lambda}{Y}_i(x)$ คือฟังก์ชันมูลฐาน(basis function)ของพจน์ที่ i ของฟังก์ชัน $\overset{\Lambda}{f}(x)$

เมื่อพารามิเตอร์ p ของ $\overset{\Lambda}{f}(x)$ มีการเปลี่ยนแปลงอย่างไม่ทราบค่า แทน $\overset{\Lambda}{f}(x)$ ที่ค่าพารามิเตอร์เปลี่ยนแปลงนี้ด้วยฟังก์ชัน $f(x)$ จาก(4-1)สามารถประมาณค่าความแตกต่างระหว่างฟังก์ชันที่เกิดจากการเปลี่ยนแปลงค่าพารามิเตอร์ ได้คือ

$$f(x) - \overset{\Lambda}{f}(x) \cong \sum_{i=1}^{N} \tilde{b}_i \cdot \overset{\Lambda}{Y}_i(x) \qquad (4\text{-}2)$$

โดยที่ $\tilde{b}_i$ คือค่าสัมประสิทธิ์ของพจน์ที่ i

การชดเชยแบบปรับได้ด้วย BNN ได้ใช้หลักการจากสมการ(4-2)สำหรับสร้างตัวชดเชย และใช้การปรับค่าสัมประสิทธิ์ของฟังก์ชันมูลฐานแทนการปรับค่าพารามิเตอร์ของตัวชดเชย การชดเชยทำโดยใช้ BNN เรียนรู้ฟังก์ชันของสมการค่าความผิดพลาดของแขนกล ซึ่งมีการเปลี่ยนแปลงค่าพารามิเตอร์ให้อยู่ในรูปสมการ(4-2) และปรับค่าน้ำหนักชั้นนอกสุดของ BNN ด้วยอัลกอริทึม Backpropagation เพื่อลดค่าความผิดพลาดของตำแหน่งลงเข้าใกล้ศูนย์ นอกจากนี้ได้วิเคราะห์เสถียรภาพของการชดเชยแบบปรับได้ เพื่อพิสูจน์ว่าการชดเชยแบบปรับได้ด้วย BNN สามารถลดค่าความผิดพลาดของตำแหน่งลงเข้าใกล้ศูนย์ ซึ่งได้แสดงไว้ในบทที่ 3 ในหัวข้อการวิเคราะห์เสถียรภาพ

การชดเชยแบบปรับได้สามารถควบคุมตำแหน่งได้ผลดี เมื่อค่าโหลดของแขนกลเปลี่ยนแปลงในช่วง [0 Kg , 5 Kg] เมื่อค่าโหลดเปลี่ยนแปลงมากกว่า 5 Kg ทำให้ผลตอบการควบคุมตำแหน่งมีการพุ่งเกิน(overshoot)และการแกว่งก่อนเข้าสู่สถานะอยู่ตัวดังแสดงในรูป 3-3 ถึง 3-12 ของบทที่ 3 การแก้ปัญหาการพุ่งเกินและการแกว่งได้ใช้การชดเชยแบบปรับได้ด้วย BNN ร่วมกับการเลือกตัวควบคุมที่มีค่าพารามิเตอร์กระจายอยู่ในช่วงการทำงาน ซึ่งทำให้การพุ่งเกินและการแกว่งก่อนเข้าสู่สถานะอยู่ตัวลดลง ดังแสดงในรูป 3-14 ถึง 3-23 ของบทที่ 3

ปัญหาที่เกิดขึ้น

1) ปัญหาหลักของการทำวิทยานิพนธ์เกี่ยวกับเครือข่ายนิวรอล คือการเรียนรู้ด้วย BNN จะใช้เวลานาน เช่น เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ข้อมูล 1250 ชุด จำนวน 10,000 รอบ สำหรับ BNN ขนาด 10x50x1 10x100x1 และ10x200x1 ใช้เวลาประมาณ 75 , 150 และ 300 ช.ม. ตามลำดับ บนเครื่อง HP Workstation รุ่น Apollo series 700
2) ความผิดพลาดเชิงเลขที่เกิดขึ้นเนื่องจากการเรียนรู้ของ BNN จำเป็นต้องแปลงพิสัย(range)ของข้อมูลเอาท์พุตให้อยู่ในช่วง [0.1,0.9] และการแปลงพิสัยของค่าเอาท์พุตของ BNN ให้อยู่ในพิสัยของข้อมูลเอาท์พุต ซึ่งทำให้ค่าผิดพลาดของการเรียนรู้ถูกขยายขึ้นเมื่อแปลงพิสัยของค่าเอาท์พุตไปสู่พิสัยที่ใหญ่กว่า

3) การกำหนดค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นมีผลต่อค่าผิดพลาดเฉลี่ยของการเรียนรู้ การกำหนดค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นได้แนะนำไว้ในขั้นตอนการเรียนรู้ของบทที่ 2

ข้อเสนอแนะ

ในปัจจุบันได้มีผู้เสนอเครือข่ายนิวรอลชนิด Wavelet (Wavelet Network หรือ WN) (Zhange,1992 ; Bakshi,1993) ซึ่งมีคุณสมบัติที่น่าสนใจคือ

1) คุณสมบัติ Locality ของฟังก์ชันปมนิวรอลชนิด WN คุณสมบัตินี้ทำให้ปมนิวรอลสามารถเข้ารหัสความรู้ได้อย่างชัดเจน ปริภูมิของความรู้(knowledge space) ทั้งหมดถูกแบ่งออกเป็นปริภูมิย่อยๆ WN จะกำหนดให้ปมนิวรอลชุดหนึ่งทำหน้าที่เข้ารหัสความรู้เฉพาะในปริภูมิย่อยๆนั้นโดยไม่ขึ้นกับปมนิวรอลชุดอื่น ต่างจากปมนิวรอลชนิด BNN ปมนิวรอลทุกปมทำหน้าที่เข้ารหัสความรู้ทั้งหมดร่วมกัน
2) คุณสมบัติ Orthonormality ของฟังก์ชันปมนิวรอลชนิด WN คุณสมบัตินี้ทำให้ WN สามารถเรียนรู้โดยใช้จำนวนปมนิวรอลน้อยกว่า BNN สำหรับการเรียนรู้ความรู้ชุดหนึ่งๆ
3) คุณสมบัติ Multiresolution ของ WN คุณสมบัตินี้ทำให้ WN สามารถเรียนรู้ข้อมูลความรู้ได้ละเอียดมากขึ้น กล่าวคือในปริภูมิย่อยบางปริภูมิที่มีความหนาแน่นของข้อมูลสูง WN ก็ใช้จำนวนปมมากและเพียงพอสำหรับปริภูมินั้น และใช้จำนวนปมนิวรอลน้อยและเพียงพอสำหรับปริภูมิที่มีความหนาแน่นของข้อมูลความรู้น้อย

จากคุณสมบัติ 3 ข้อนี้สามารถปรับปรุงการชดเชยแบบปรับได้ในด้าน

1) คุณสมบัติ Locality ทำให้การปรับค่าน้ำหนักชั้นนอกสุดของ WN มีการปรับค่าน้ำหนักเพียงบางค่าเท่านั้น เนื่องจากปมนิวรอลของ WN มีการจัดแบ่งการเข้ารหัสอย่างชัดเจนและไม่ขึ้นแก่กัน จึงมีเพียงบางปมเท่านั้นที่ได้รับการกระตุ้นจากข้อมูลอินพุตเพื่อปรับค่าน้ำหนัก
2) คุณสมบัติ Orthonormality ทำให้ WN สามารถเรียนรู้โดยใช้จำนวนปมน้อยเมื่อเทียบกับ BNN สำหรับการเรียนรู้ข้อมูลความรู้ชุดหนึ่งๆ
3) คุณสมบัติ Multiresolution ช่วยเพิ่มความละเอียดของการประมาณค่าฟังก์ชันด้วย WN และลดค่าผิดพลาดเฉลี่ยของการเรียนรู้ให้ต่ำลง