การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมเครื่องกลแห่งประเทศไทยครั้งที่ 20
18-20 ตุลาคม 2549 จังหวัดนครราชสีมา

การควบคุมแบบจำลองหุ่นยนต์สี่ขาโดยใช้ข่ายงานระบบประสาทแบบป้อนกลับ

Control of A Four-Legged Robot Model Using A Back-Propagation Neural Networks

กฤษณะ สีพนมวัน [1*] เบญจพร ลิ้มธรรมาภรณ์ [1**] และ สถาพร ลักษณะเจริญ [2***]
[1]ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์ประยุกต์
[2]ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกลและการบิน-อวกาศ คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ เขตบางซื่อ กรุงเทพฯ 10800
โทรศัพท์ 0-2913-2500 ต่อ 8303, 8312 โทรสาร 0-2586-9541
อีเมล์ *krist49ers@yahoo.com **blt@kmitnb.ac.th ***STL@kmitnb.ac.th

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการพัฒนาโปรแกรมที่ใช้ควบคุมแบบจำลองหุ่นยนต์สี่ขา โดยใช้เทคนิคของข่ายงานระบบประสาทแบบป้อนกลับ (Back-Propagation Neural Networks) บนระบบปฏิบัติการลินุกซ์ทะเลเวอร์ชัน 5.5 แบบจำลองหุ่นยนต์ใช้ Open Dynamics Engine (ODE) ในการพัฒนา ข้อมูลเข้าสำหรับข่ายงานระบบประสาทคือสถานะท่าทางของแบบจำลองหุ่นยนต์ ส่วนข้อมูลออกคือการควบคุมข้อต่อ จากการทดลองปรับโครงสร้างและพารามิเตอร์พบว่าข่ายงานระบบประสาทสามารถเรียนรู้ชุดข้อมูลที่รวบรวมได้ทั้งหมด จากการใช้ชุดข้อมูลในการฝึกสอน 50 เปอร์เซ็นต์ โดยโครงสร้างที่เหมาะสมคือ มีชั้นซ่อน 1 ชั้น ใช้จำนวนนิวรอน 40 หน่วย ใช้การเปลี่ยนค่าอัตราการเรียนรู้ 2 ค่าคือ 0.01 และ 0.05 และใช้จำนวนรอบในการฝึกสอน 500,000 รอบ

Abstract

This paper presents the delevopment of a control program for a four legged robot model using a back propagation neural networks running on LinuxTLE 5.5. This work also used Open Dynamics Engine (ODE) to display the robot model. The neural network takes inputs from the robot postures status and output is the joint control. From the experiment in tuning structures and parameters of networks, we found that the neural networks can learn from 50% training data. The appropriate structure has one hidden layer with 40 neurons. In addition, the two values of learning rates are 0.01 and 0.05 and 500,000 training cycles.

Keywords: legged robot, linux, neural network, Back Propagation, Open Dynamics Engine (ODE)

1. บทนำ

ปัจจุบันได้มีการนำหุ่นยนต์มาใช้เพื่ออำนวยความสะดวกในชีวิตประจำวันมากขึ้น โดยหุ่นยนต์ที่นิยมนำมาใช้มักเคลื่อนที่โดยใช้ล้อ เนื่องจากล้อทำให้หุ่นยนต์สามารถเคลื่อนที่ได้อย่างรวดเร็วและใช้อุปกรณ์ในการขับเคลื่อนไม่มาก ทำให้ควบคุมการเคลื่อนที่ได้ง่าย แต่การเคลื่อนที่แบบใช้ล้อมักจะเกิดปัญหาเมื่อพบกับสภาพพื้นที่ไม่เรียบหรือไม่เหมาะกับการใช้ล้อ เช่น มีสิ่งกีดขวาง พื้นที่เป็นร่อง เป็นต้น

หุ่นยนต์ที่ใช้ขาในการเคลื่อนที่ (Legged Robot) จึงถูกสร้างขึ้นเพื่อแก้ปัญหาเรื่องสภาพพื้นที่ไม่เหมาะสมกับการใช้ล้อ โดยหุ่นยนต์ที่มีสี่ขา (Quadruped Robot) มีความเหมาะสมที่สุดเพราะจำนวนขาที่ไม่มากเกินไปและเพียงพอที่จะทำให้ทรงตัวอยู่ได้ และจากการพิจารณาลักษณะของสัตว์สี่เท้าประเภทต่างๆ พบว่า สัตว์เลื้อยคลานมีความสามารถในการทรงตัว ที่ดีมาก เนื่องจากมีขาสั้นและเดินแบบคลาน (Crawling Gait) ทำให้สามารถรักษาจุดศูนย์กลางมวลบนพื้นฐานการทรงตัวที่เป็นรูปสามเหลี่ยม ดังนั้นหุ่นยนต์สี่ขาลักษณะคล้ายสัตว์เลื้อยคลานจึงมีความเหมาะสมสำหรับใช้ในการวิจัยการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์มีขา [1] [2]

อย่างไรก็ตามการควบคุมหุ่นยนต์สี่ขาโดยการโปรแกรมเงื่อนไขล่วงหน้าเป็นเรื่องค่อนข้างยาก เนื่องจากสภาพแวดล้อมในธรรมชาติมีความหลากหลายและเปลี่ยนแปลงได้ ดังนั้นจึงได้นำการควบคุมแบบข่ายงานระบบประสาท (Neural Network Controller) ซึ่งเป็นการควบคุมแบบหนึ่งที่ได้แรงบันดาลใจมาจากธรรมชาติ โดยข่ายงานระบบประสาทเป็นการจำลองแบบของเซลล์ประสาทในสมองส่วนของการรับรู้ การคิดในสิ่งมีชีวิต ให้อยู่ในรูปของสมการคณิตศาสตร์ ซึ่งเป็นเทคนิคแบบหนึ่งที่ช่วยในการควบคุม หรือการเรียนรู้ของหุ่นยนต์ ทำให้หุ่นยนต์สามารถทำงานได้อย่างชาญฉลาด และสามารถปรับเปลี่ยนรูปแบบการทำงานให้เหมาะสมกับสภาพแวดล้อมที่เข้าไปทำงานได้

งานวิจัยเกี่ยวกับการเคลื่อนที่โดยอัตโนมัติของหุ่นยนต์ มักกล่าวถึงการออกแบบและสร้างหุ่นยนต์ รวมทั้งการใช้แบบจำลองสำหรับทดสอบการทำงานของแนวคิดที่เสนอ Zhang [3] ใช้ข่ายงาน

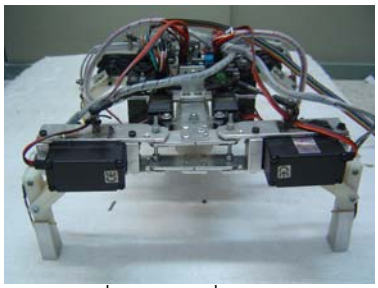
ระบบประสาทรูปแบบหนึ่งคือ Central Pattern Generator (CPG) ในการควบคุมหุ่นยนต์สี่ขาให้สามารถเคลื่อนที่ข้ามผ่านสิ่งกีดขวางได้ในระดับความเร็วปานกลาง โดยทำการออกแบบส่วนของเท้าของหุ่นยนต์ให้สามารถปรับตัวเข้ากับสภาพพื้นได้อย่างอัตโนมัติ Honglak และคณะ [4] เสนอการใช้เทคนิค Hierarchical reinforcement learning ในการควบคุมหุ่นยนต์สี่ขาให้สามารถเดินข้ามสิ่งกีดขวางในการทดลองซึ่งมีลักษณะและรูปแบบต่างไปจากสิ่งกีดขวางในขั้นตอนของการฝึกสอน Arndt [5] ศึกษาการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์บนพื้นและสิ่งกีดขวางตามธรรมชาติ โดยใช้เทคนิคของข่ายงานระบบประสาท เน้นที่ระบบการรับรู้ของหุ่นยนต์เปรียบเทียบกับแมงป่อง โดยนำมาประยุกต์เพื่อติดตั้งระบบสัมผัสต่างๆ เข้ากับหุ่นยนต์ Gary [6] ใช้ Genetic Algorithm (GA) ในการวิวัฒนาการข่ายงานระบบประสาท เพื่อให้สามารถควบคุมการเดินของหุ่นยนต์ 6 ขา (Hexapod) ได้ โดยการนำโครงสร้างของข่ายงานระบบประสาทแปลงให้อยู่ในรูปของโครโมโซมแล้วใช้กระบวนการวิวัฒนาการของปรับค่าพารามิเตอร์ภายในโครโมโซมเพื่อให้ได้เป็นโครโมโซมคำตอบ ซึ่งก็คือโครงสร้างของข่ายงานระบบประสาทที่สามารถแก้ปัญหาตามฟังก์ชันความเหมาะที่กำหนดได้

2. การควบคุมแบบจำลองหุ่นยนต์ด้วยข่ายงานระบบประสาท

การพัฒนาโปรแกรมควบคุมแบบจำลองโดยอาศัยเทคนิควิธีการทางข่ายงานระบบประสาทประกอบด้วย การสร้างแบบจำลองสามมิติของหุ่นยนต์สี่ขาโดยใช้ ODE การทดลองเพื่อเลือกโครงสร้างข่ายงานประสาทที่เหมาะสม และการประยุกต์ข่ายงานระบบประสาทเข้ากับโปรแกรมควบคุมแบบจำลองสามมิติของหุ่นยนต์

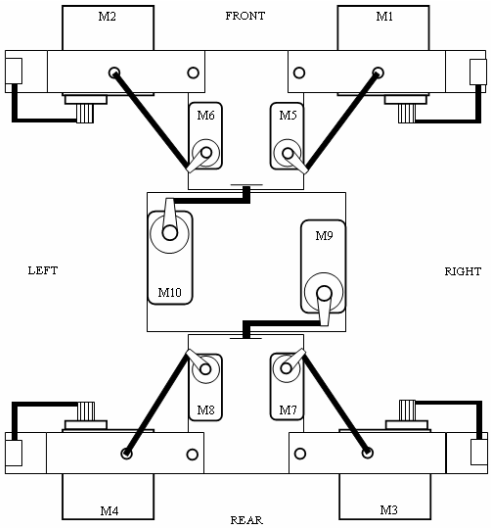
2.1 แบบจำลองหุ่นยนต์สี่ขา

แบบจำลองหุ่นยนต์สี่ขาที่ใช้ในการทดลอง จำลองแบบในด้านรูปร่างและกลไกการเคลื่อนที่มาจากหุ่นยนต์สี่ขา QNB-I ดังแสดงในรูปที่ 1 ซึ่งเป็นหุ่นยนต์สี่ขาที่มีลักษณะการเคลื่อนที่คล้ายสัตว์เลื้อยคลาน ออกแบบและสร้างโดยนักศึกษาสาขาวิศวกรรมเครื่องกล สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ โครงสร้างของหุ่นยนต์ทำจากอลูมิเนียมและพลาสติก ขับเคลื่อนโดยอาศัยเซอร์โวมอเตอร์จำนวน 10 ตัว มีขนาดกว้าง 27.5 เซนติเมตร ยาว 24.5 เซนติเมตร และสูง 12 เซนติเมตร



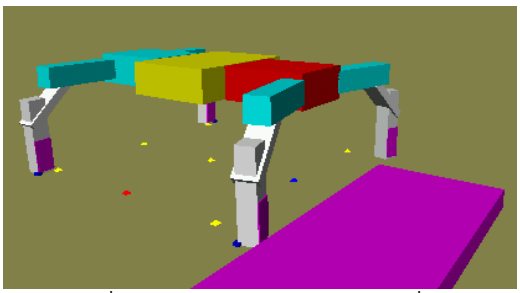
รูปที่ 1 หุ่นยนต์สี่ขา QNB-I

เซอร์โวมอเตอร์ทั้ง 10 ตัว ถูกใช้ในกลไกการทำงานหลัก 3 ส่วนคือ กลไกการยกขา ใช้เซอร์โวมอเตอร์ 4 ตัวเพื่อควบคุมการยกขาแต่ละข้าง กลไกการก้าวขา ใช้เซอร์โวมอเตอร์ 4 ตัว เพื่อควบคุมการก้าวขาแต่ละข้าง และกลไกการบิดตัว ใช้เซอร์โวมอเตอร์ 2 ตัว เพื่อควบคุมการบิดลำตัวส่วนหน้าและลำตัวส่วนหลัง โดยเมื่อเซอร์โวมอเตอร์ทำงานแขนของเซอร์โวมอเตอร์จะทำหน้าที่ขยับส่วนประกอบของหุ่นยนต์ที่มันเชื่อมต่ออยู่ ตำแหน่งการติดตั้งเซอร์โวมอเตอร์และส่วนประกอบของหุ่นยนต์แสดงดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 ส่วนประกอบและโครงสร้างของหุ่นยนต์ QNB-I

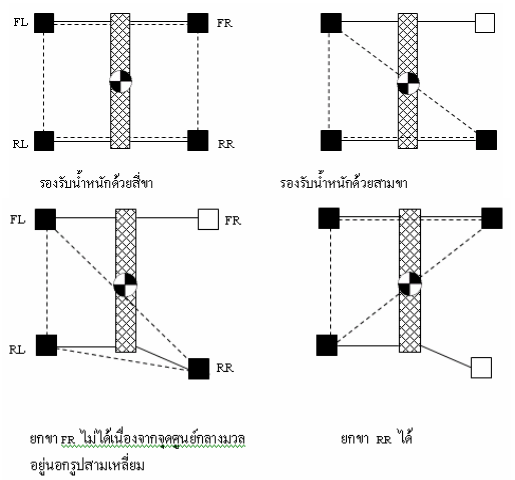
Open Dynamics Engine (ODE) เป็นเครื่องมือที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองสามมิติของหุ่นยนต์ สามารถทำการจำลองสภาพทางฟิสิกส์ที่เกิดขึ้นได้อย่างถูกต้องและมีมาตรฐาน ซึ่งเป็นที่ยอมรับและถูกนำไปใช้งานอย่างแพร่หลาย วัตถุสามมิติของ ODE รูปทรงสี่เหลี่ยมถูกใช้เป็นส่วนประกอบหลักของแบบจำลอง นำมาเชื่อมต่อกันด้วย joint ชนิดที่เหมาะสมตามโครงสร้างของหุ่นยนต์จริง โดยในการเชื่อมต่อวัตถุแต่ละชิ้นเข้าด้วยกันจะใช้จุดเชื่อมต่อแบบบานพับ (Hinge Joint) แล้วทำการกำหนดแกนที่จะให้วัตถุที่เชื่อมต่อด้วยหมุนรอบ ODE ใช้จำลองทั้งหุ่นยนต์สี่ขา พื้น และสิ่งกีดขวาง ดังแสดงในรูปที่ 3



รูปที่ 3 แบบจำลองสามมิติของหุ่นยนต์สี่ขา

2.2 บริเวณรองรับน้ำหนักของหุ่นยนต์

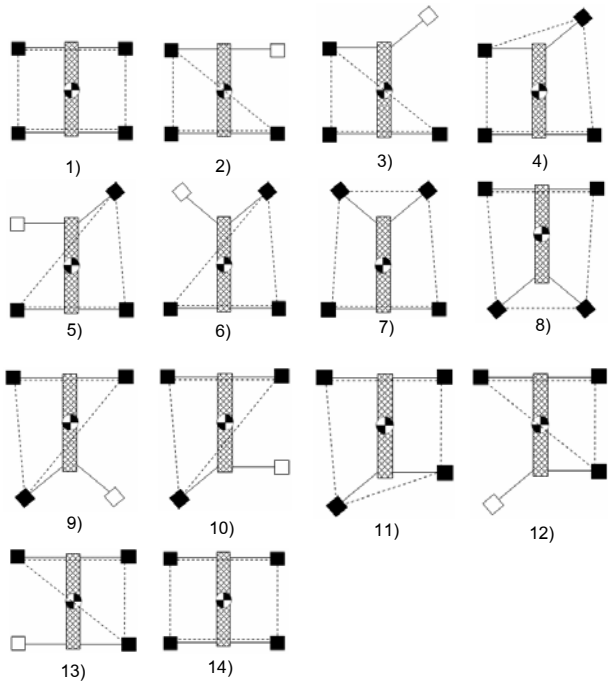
การเดินแบบ Crawling Gait ที่ใช้ในการทดลองใช้สามขาสำหรับรองรับน้ำหนัก และใช้หนึ่งขาในการก้าวเพื่อไปอยู่ในตำแหน่งใหม่ การรองรับน้ำหนักด้วยสามขาอาจส่งผลให้หุ่นยนต์เสียการทรงตัวได้ถ้าจุดศูนย์กลางมวลของหุ่นยนต์ไม่อยู่ในบริเวณรองรับ ดังนั้นในการยกขาเพื่อก้าวจำเป็นต้องคำนึงถึงตำแหน่งของสามขาที่ใช้รองรับน้ำหนักด้วย [2] [7] ดังแสดงในรูปที่ 4



รูปที่ 4 การจัดวางขาและบริเวณรองรับน้ำหนักของแบบจำลองหุ่นยนต์

2.3 ท่าทางการเดินของหุ่นยนต์

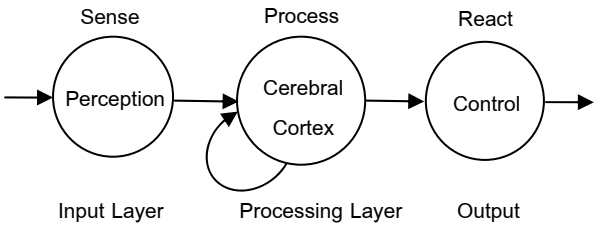
เมื่อพิจารณาเรื่องบริเวณรองรับน้ำหนักที่เปลี่ยนแปลงเมื่อต้องทรงตัวโดยใช้ 3 ขา สามารถสร้างรูปแบบการเดินแบบ Crawling Gait สำหรับแบบจำลองหุ่นยนต์สี่ขา โดยในรูปที่ 5 แสดงขั้นตอนการเดินบนพื้นราบที่ไม่มีสิ่งกีดขวาง



รูปที่ 5 ขั้นตอนการเดินแบบ Crawling Gait

2.4 การทดลองข่ายงานประสาท

โครงสร้างของสมองมนุษย์นั้นซับซ้อนมาก แต่สามารถพิจารณาให้ง่ายขึ้นได้โดยมองการทำงานของสมองให้เป็นแบบลำดับชั้น ดังแสดงในรูปที่ 6 โดยชั้นสำหรับข้อมูลเข้าใช้แทนการรับรู้ของมนุษย์ เช่น ระบบสัมผัสต่างๆ ชั้นของการประมวลผลคือการประมวลผลข้อมูลเข้า ส่วนชั้นข้อมูลออกคือพฤติกรรมที่แสดงออกเพื่อตอบสนองกับสิ่งแวดล้อมที่มากระทบ [8]



รูปที่ 6 รูปแบบการทำงานของสมองอย่างง่าย

รูปแบบของข่ายงานประสาทที่ใช้ในการทดลองเป็นแบบป้อนไปหน้าหลายชั้น (Multi Layer Perceptron) ใช้เทคนิคการฝึกสอนข่ายงานแบบป้อนกลับ (Back Propagation) ซึ่งเป็นเทคนิคที่นิยมใช้มากที่สุด โครงสร้างของข่ายงานแบบป้อนไปหน้าหลายชั้นประกอบด้วย ชั้นข้อมูลเข้า (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นข้อมูลออก (Output Layer) ซึ่งจำนวนชั้นซ่อน และจำนวนนิวรอน (Neurons) ในชั้นซ่อนนั้นไม่มีกฎเกณฑ์แน่นอนในการกำหนด โดยจะขึ้นอยู่กับผู้ใช้ที่จะกำหนดให้เหมาะสมกับปัญหา เช่นเดียวกับค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ของการฝึกสอนข่ายงานแบบป้อนกลับ เป็นการยากในการที่จะหาค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสมกับปัญหา ดังนั้นวิธีการทั่วไปในการหาค่าอัตราการเรียนรู้คือการทดลองปรับเปลี่ยนค่าไปเรื่อย ๆ จนกว่าจะได้ค่าที่เหมาะสมกับปัญหานั้นๆ ซึ่งมักจะเริ่มต้นการทดลองโดยใช้ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.1

ชุดข้อมูลสำหรับข่ายงานประสาทได้จากการทดลองควบคุมแบบจำลองหุ่นยนต์สี่ขาให้เคลื่อนที่ไปข้างหน้า แล้วทำการบันทึกคู่ลำดับระหว่างข้อมูลสถานะท่าทางของแบบจำลองกับคำสั่งที่เหมาะสม โดยข้อมูลสถานะท่าทางของแบบจำลองคือ พารามิเตอร์ที่ใช้ควบคุมจุดหมุนของแบบจำลองหุ่นยนต์จำนวน 10 ค่า และค่าสถานะของการสัมผัสพื้นและสิ่งกีดขวางของขาแต่ละข้าง ข้างละ 2 ค่า จึงมีข้อมูลเข้าทั้งหมด 18 ค่า ส่วนคำสั่งที่เหมาะสมคือพารามิเตอร์ที่ส่งไปควบคุมจุดหมุนของแบบจำลอง ซึ่งกำหนดไว้จำนวน 23 คำสั่ง การทดลองการเดินของแบบจำลองทำใน 5 สถานการณ์คือ การเดินบนพื้นราบ การเดินข้ามสิ่งกีดขวางสำหรับขาแต่ละข้าง การเดินข้ามสิ่งกีดขวางขาด้านซ้าย-ขวา การเดินข้ามสิ่งกีดขวางขาด้านหน้า-หลัง และการเดินข้ามสิ่งกีดขวางทั้งสี่ขา โดยสิ่งกีดขวางมีลักษณะเป็นกล่องสี่เหลี่ยม มีความสูง 2 ระดับคือ 1.5 และ 3 เซนติเมตร จากการทดลองสามารถรวบรวมชุดข้อมูลที่เกิดขึ้นได้ 507 รายการ โดยนำมาแบ่งเป็นชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอน 50 เปอร์เซ็นต์ คือ 253 รายการ และใช้ข้อมูลที่เหลือจำนวน 254 รายการ สำหรับทดสอบข่ายงาน

โครงสร้างของข่ายงานและพารามิเตอร์สำหรับการฝึกสอนแสดงดังตารางที่ 1 และ 2 ตามลำดับ หลังจากทำการทดลองเพื่อหาโครงสร้างของข่ายงานระบบประสาทที่เหมาะสมกับปัญหาที่วิจัยได้แล้ว จะทำการบันทึกข้อมูลโครงสร้างของข่ายงานระบบประสาท และค่าน้ำหนักการเชื่อมโยงที่สามารถเรียนรู้การจำแนกชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบได้ดีที่สุดไว้ในไฟล์ข้อมูล ซึ่งค่าดีที่สุดที่ต้องการคือ 100 เปอร์เซ็นต์ นั่นคือเป็นโครงสร้างที่สามารถจำแนกชุดข้อมูลทั้งหมดทั้งที่ใช้สำหรับฝึกสอนและทดสอบได้อย่างถูกต้อง โดยใน

ขั้นตอนของการฝึกสอนข่ายงาน จะกำหนดจำนวนรอบที่ใช้ในการฝึกสอนและเป็นเงื่อนไขที่จะหยุดกระบวนการฝึกสอน

ตารางที่ 1 โครงสร้างของข่ายงานประสาท

โครงสร้าง	ค่า
จำนวนข้อมูลนำเข้า	18
จำนวนข้อมูลนำออก	23
จำนวนชั้นซ่อนของข่ายงาน	1
จำนวนหน่วยประมวลผลในข่ายงาน	15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50
ฟังก์ชันกระตุ้น	ฟังก์ชันเชิงตรรกะ

ตารางที่ 2 พารามิเตอร์สำหรับการฝึกสอนแบบป้อนกลับ

พารามิเตอร์	ค่า
ค่าอัตราการเรียนรู้	0.005, 0.01, 0.05, 0.1
จำนวนรอบการสอน	100000, 500000

การทดลองกับข่ายงานจะทำซ้ำ 10 ครั้งสำหรับทุกสถาปัตยกรรม และทำการหาค่าสูงสุด ค่าเฉลี่ยของประสิทธิภาพในการจำแนกชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบ

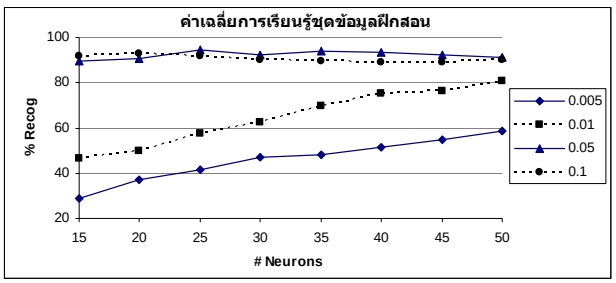
2.5 การประยุกต์ข่ายงานประสาทกับโปรแกรมควบคุม

โปรแกรมควบคุมจะอ่านค่าข้อมูลสถานะท่าทางของแบบจำลองหุ่นยนต์ จากนั้นจะส่งข้อมูลที่รวบรวมได้เข้าสู่การคำนวณของข่ายงานประสาทตามโครงสร้างที่บันทึกไว้ในไฟล์ข้อมูล ซึ่งในโปรแกรมควบคุมนี้ส่วนของข่ายงานประสาทจะทำเฉพาะขั้นตอนของ การป้อนไปข้างหน้า (Feed Forward) เท่านั้นข้อมูลที่ออกจากข่ายงานคือคำสั่งควบคุม ซึ่งนำไปควบคุมจุดหมุนของแบบจำลองหุ่นยนต์

3. ผลการทดลอง

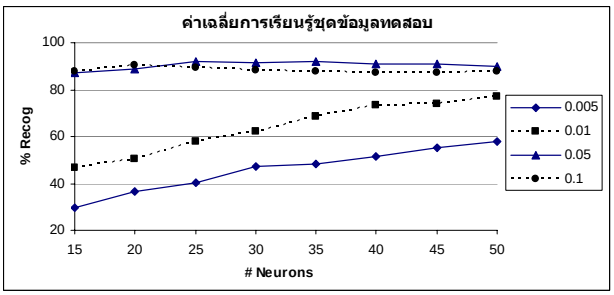
3.1 การทดลองข่ายงานประสาท

จากการทดลองใช้ข่ายงานประสาทด้วยโครงสร้างและพารามิเตอร์แบบต่าง ๆ ทำการบันทึกผลและสร้างเป็นกราฟเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนก ดังแสดงในรูปด้านล่างนี้



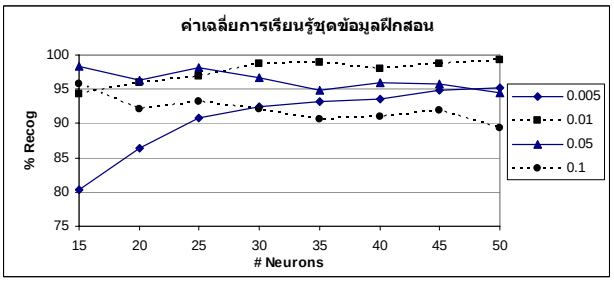
รูปที่ 7 กราฟเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกชุดข้อมูลฝึกสอนของข่ายงานที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้นทำการฝึกสอน 100,000 รอบ

กราฟในรูปที่ 7 แสดงให้เห็นว่าผลจากการฝึกสอนข่ายงาน 100,000 รอบ การใช้ค่าอัตราการเรียนรู้ 0.1 และ 0.05 ทำให้ประสิทธิภาพในการจำแนกชุดข้อมูลฝึกสอนดีกว่าการใช้ค่า 0.01 และ 0.005 สำหรับทุกจำนวนนิวรอนที่ใช้



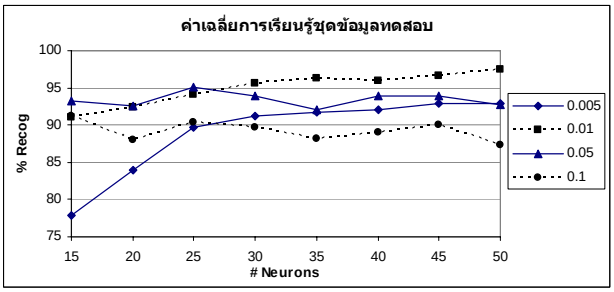
รูปที่ 8 กราฟเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกชุดข้อมูลทดสอบของข่ายงานที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้นทำการฝึกสอน 100,000 รอบ

กราฟในรูปที่ 8 แสดงให้เห็นว่าผลจากการฝึกสอนข่ายงาน 100,000 รอบ การใช้ค่าอัตราการเรียนรู้ 0.1 และ 0.05 ทำให้ประสิทธิภาพในการจำแนกชุดข้อมูลทดสอบได้ดีกว่าการใช้ค่า 0.01 และ 0.005 เช่นเดียวกับการใช้กับชุดข้อมูลฝึกสอน



รูปที่ 9 กราฟเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกชุดข้อมูลฝึกสอนของข่ายงานที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้นทำการฝึกสอน 500,000 รอบ

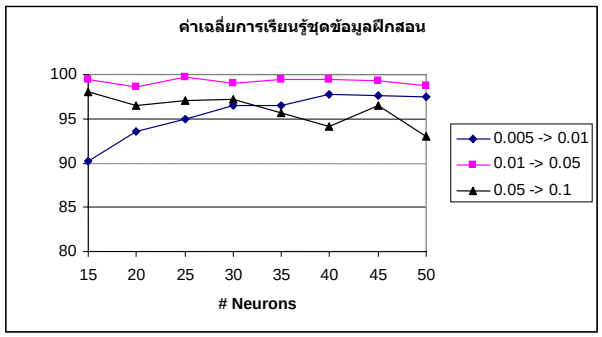
กราฟในรูปที่ 9 แสดงให้เห็นว่าผลจากการฝึกสอนข่ายงานเพิ่มเป็น 500,000 รอบ การใช้ค่าอัตราการเรียนรู้ 0.01 และใช้จำนวนนิวรอน 30 หน่วยขึ้นไป ให้ประสิทธิภาพการจำแนกดีกว่าค่าอัตราการเรียนรู้ค่าอื่น



รูปที่ 10 กราฟเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกชุดข้อมูลทดสอบของข่ายงานที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้นทำการฝึกสอน 500,000 รอบ

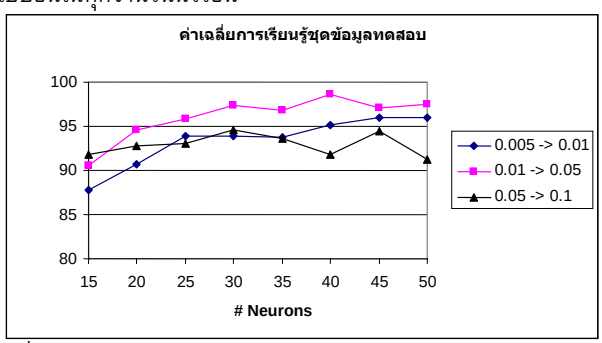
กราฟในรูปที่ 10 แสดงให้เห็นว่าการใช้ค่าอัตราการเรียนรู้ 0.01 และใช้จำนวนนิวรอน 30 หน่วยขึ้นไปในการฝึกสอน 500,000 รอบ ยังคงสามารถจำแนกชุดข้อมูลทดสอบได้ดีกว่าค่าอื่น เช่นเดียวกับการใช้จำแนกชุดข้อมูลฝึกสอน

สำหรับการทดลองกับข่ายงานระบบประสาทที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้น ทำการฝึกสอน 100,000 รอบ ผลลัพธ์แสดงเป็นกราฟในรูปที่ 7 และ 8 พบว่าการใช้ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และมีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนตั้งแต่ 25 หน่วยขึ้นไปมีประสิทธิภาพในการจำแนกชุดข้อมูลทดสอบได้ดีที่สุด ส่วนการฝึกสอนจำนวน 500,000 รอบ แสดงผลลัพธ์ในรูปที่ 9 และ 10 พบว่าการใช้ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.01 และมีจำนวนหน่วยประมวลผลในชั้นซ่อนตั้งแต่ 30 หน่วยขึ้นไปมีประสิทธิภาพในการจำแนกชุดข้อมูลทดสอบได้ดีที่สุด



รูปที่ 11 กราฟเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกชุดข้อมูลฝึกสอน โดยใช้การเปลี่ยนค่าอัตราการเรียนรู้ ทำการฝึกสอน 500,000 รอบ

กราฟในรูปที่ 11 แสดงให้เห็นว่าการเปลี่ยนค่าอัตราการเรียนรู้จาก 0.01 เป็น 0.05 ในขั้นตอนของการฝึกสอนข่ายงาน ช่วยให้ข่ายงานมีประสิทธิภาพในการจำแนกดีที่สุด โดยดีกว่าการเปลี่ยนค่าแบบอื่นในทุกจำนวนนิวรอน



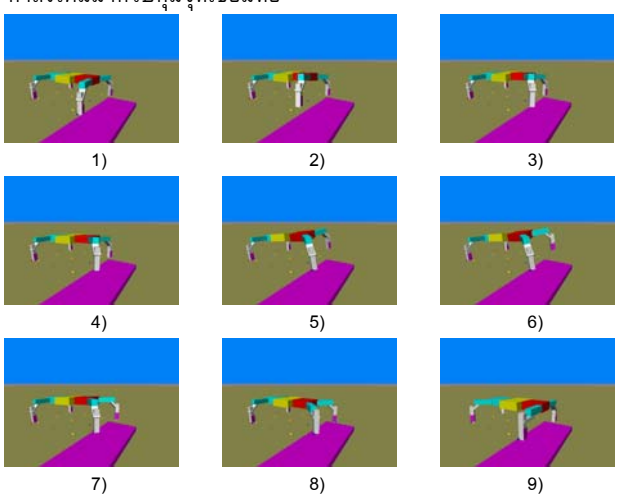
รูปที่ 12 กราฟเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกชุดข้อมูลทดสอบ โดยใช้การเปลี่ยนค่าอัตราการเรียนรู้ ทำการฝึกสอน 500,000 รอบ

กราฟในรูปที่ 12 แสดงให้เห็นว่าการเปลี่ยนค่าอัตราการเรียนรู้จาก 0.01 เป็น 0.05 ยังคงทำให้ประสิทธิภาพในการจำแนกดีกว่าการเปลี่ยนแบบอื่น แต่เริ่มมองเห็นความแตกต่างของจำนวนนิวรอนที่มีผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกมากขึ้น

สำหรับการทดลองกับข่ายงานระบบประสาทที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้น ใช้ค่าอัตราการเรียนรู้ 2 ค่าทำการสอน 500,000 รอบ พบว่าการใช้ค่าอัตราการเรียนรู้เริ่มต้นเท่ากับ 0.01 และปรับเป็น 0.05 ทำให้ข่ายงานมีประสิทธิภาพในการจำแนกชุดข้อมูลได้ดีที่สุด ทั้งชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบ โดยโครงสร้างที่จำแนกชุดข้อมูลฝึกสอนได้ดีที่สุดคือ ใช้นิวรอนจำนวน 25 หน่วย ส่วนโครงสร้างที่จำแนกชุดข้อมูลทดสอบได้ดีที่สุดคือ ใช้นิวรอนจำนวน 40 หน่วย แต่ประสิทธิภาพในการใช้จำแนกชุดข้อมูลทดสอบจะน้อยกว่าการใช้จำแนกชุดข้อมูลฝึกสอน

3.2 การทดลองควบคุมแบบจำลอง

หลังจากได้โครงสร้างของข่ายงานที่มีประสิทธิภาพในการจำแนกดีที่สุด และค่าน้ำหนักการเชื่อมโยงแล้ว นำมาประยุกต์เข้ากับโปรแกรมแสดงผลของแบบจำลองหุ่นยนต์เพื่อส่งคำสั่งไปควบคุมการเดินของแบบจำลอง โดยตัวอย่างการเคลื่อนที่ของแบบจำลองแสดงในรูปที่ 13 ซึ่งเป็นการแสดงสถานะท่าทางของแบบจำลองที่เปลี่ยนไปเมื่อมีการส่งคำสั่งใหม่มาควบคุมจุดเชื่อมต่อ



รูปที่ 13 ตัวอย่างการเดินของแบบจำลองหุ่นยนต์

4. บทสรุป

สำหรับการฝึกสอนข่ายงานประสาท ค่าอัตราการเรียนรู้ จำนวนรอบในการฝึกสอน และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน ต่างมีผลต่อประสิทธิภาพในการจำแนกข่ายงาน โดยงานวิจัยนี้พบว่าข่ายงานประสาทที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้น เมื่อเพิ่มจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนมากขึ้น ใช้จำนวนรอบการสอนที่มากขึ้นส่งผลให้ข่ายงานมีประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลได้ดีขึ้น โดยค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสมกับข่ายงานที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้นและใช้รอบการฝึกสอน 100,000 รอบคือค่า 0.05 แต่เมื่อเพิ่มจำนวนรอบการสอนเป็น 500,000 รอบ ค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสมคือ 0.01 ส่วนการใช้ค่าอัตราการเรียนรู้ 2 ค่าคือ 0.01 และ 0.05 ทำการฝึกสอน 500,000 รอบ โครงสร้างที่จำแนกชุดข้อมูลฝึกสอนได้ดีที่สุดคือ ใช้หน่วยประมวลผลจำนวน 25 หน่วย ซึ่งจำแนกได้ค่าสูงสุดเท่ากับ 100 % ค่าเฉลี่ยได้เท่ากับ 99.76 % ส่วนโครงสร้างที่จำแนกชุดข้อมูลทดสอบได้ดีที่สุดคือ ใช้หน่วยประมวลผลจำนวน 40 หน่วย ซึ่งจำแนกได้ค่าสูงสุดเท่ากับ 100% ค่าเฉลี่ยได้เท่ากับ 98.58% ซึ่งการปรับเปลี่ยนค่าอัตราการเรียนรู้ในระหว่างการฝึกสอนช่วยให้ข่ายงานมีประสิทธิภาพมากขึ้น

ค่าน้ำหนักการเชื่อมโยงที่บันทึกได้จากข่ายงานที่มีประสิทธิภาพในการจำแนกดีที่สุด คือจำแนกข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบได้ทั้งหมด สามารถนำมาใช้ควบคุมแบบจำลองหุ่นยนต์สี่ขาให้เดินไปข้างหน้าและเดินข้ามสิ่งกีดขวางได้อย่างสมบูรณ์ตามต้องการ

สำหรับแนวทางการนำไปประยุกต์ใช้ในงานจริงนั้น อาจทำได้ใน 2 ลักษณะคือ 1) เพื่อใช้เป็นต้นแบบสำหรับสร้างหุ่นยนต์จริงต่อไป เนื่องจากแบบจำลองสามารถสร้างได้ง่าย ปรับเปลี่ยนได้ตามต้องการ และไม่เสียค่าใช้จ่ายด้านฮาร์ดแวร์ 2) ใช้แสดงลักษณะท่าทางของ

หุ่นยนต์จริงตามข้อมูลที่อ่านได้จากหุ่นยนต์ เช่น ในกรณีการควบคุมหุ่นยนต์จากระยะไกล แบบจำลองจะช่วยให้ผู้ควบคุมเข้าใจลักษณะท่าทางของหุ่นยนต์ที่ควบคุมได้ง่ายกว่าการอ่านค่าตัวเลข

เอกสารอ้างอิง

[1] Kawee Suwannasit and Sathaporn Laksanacharoen, 2004. A Bio-Inspired Hybrid Leg-Wheel Robot, IEEE Tencon2004,Chiangmai, Thailand, November 21-24.

[2] Shigeo Hirose, 1984. A Study of Design and Control of a Quadruped Walking Vehicle, The Int. J. Robotics Research ,3, 2, pp.113-133.

[3] Z. Zhang, Y. Fukuoka, and H. Kimura, 2003. Adaptive running of a quadruped robot on irregular terrain based on biological concepts, in International Conference on Robotics and Automation, pp. 2043–2048.

[4] Honglak Lee. et al., 2006. Quadruped Robot Obstacle Negotiation via Reinforcement Learning. To appear in the 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2006).

[5] Arndt von Twickel., 2004. Obstacle perception by scorpions and robots From biology to robotics via physical simulation and evolving neural networks. Diploma Thesis, Faculty of Mathematics and Science, University of Bonn.

[6] Gary B. Parker, Zhiyi Li, 2003. Evolving Neural Networks for Hexapod Leg Controller.” Proceedings of the 2003 IEEURSJ intl Conference on Intelligent Robots and Systems, Las Vegas. Nevada October , pp. 1376 – 1381.

[7] Shugen Ma. Et al., 2005. Omnidirectional Static Walking of a Quadruped Robot. IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS, VOL. 21, NO. 2, APRIL, pp. 152 – 161.

[8] Jones M. Tim., 2003. AI application programming. Massachusetts, Charls river media, inc.