

ระบบอัจฉริยะสำหรับหุ่นยนต์สองขา

Computational Intelligence for Biped Robotic Systems

หทัยเทพ วงศ์สุวรรณ¹, จิต เหล่าวัฒนา²

Hataitep Wongsuwarn, Djitt Laowattana

ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล¹, สถาบันวิทยาการหุ่นยนต์ภาคสนาม², มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

91 ถ.ประชาธิปไตย แขวงบางมด เขตทุ่งครุ กรุงเทพฯ 10140

โทร. 0-2470-9339 โทรสาร 0-2470-9691

E-mail hataitep@fibo.kmutt.ac.th, djitt@fibo.kmutt.ac.th

บทคัดย่อ

ทำอย่างไรจึงสามารถควบคุมให้หุ่นยนต์สองขาสามารถเดินแบบพลวัติในท่าต่างๆได้ หนทางแบบหนึ่งคือการพัฒนาวิธีการที่สามารถเรียนรู้ได้ด้วยตัวเองเพื่อใช้ในการปรับสมดุลในการเคลื่อนที่แบบพลวัติของหุ่นยนต์สองขา บทความนี้ได้นำเสนอระบบควบคุมแบบอัจฉริยะอันได้แก่ ข่ายงานระบบประสาท ตรรกศาสตร์คลุมเครือ หรือกลไกเชิงพันธุกรรม และการนำระบบต่างมารวมกันเพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับระบบหุ่นยนต์สองขา โดยเริ่มต้นกล่าวถึงกลไกการทำงาน ข้อดีและข้อเสียของแต่ละแบบที่นำมาใช้กับหุ่นยนต์สองขา จากนั้นบรรยายถึงรูปแบบการรวมตัวกันของข่ายงานระบบประสาท ตรรกศาสตร์คลุมเครือ และกลวิธีเชิงวิวัฒนาการที่นำมาใช้กับหุ่นยนต์สองขา ในแต่ละแบบรวมถึงข้อดีข้อเสียด้วย ต่อจากนั้นบรรยายถึงระบบอัจฉริยะแบบใหม่ ซึ่งเกิดจากการนำข่ายงานระบบประสาท ตรรกศาสตร์คลุมเครือ มารวมกัน และทดสอบระบบดังกล่าวบนคอมพิวเตอร์ เพื่อเป็นพื้นฐานในการวิจัยหุ่นยนต์สองขาต่อไปในอนาคต

Abstract

This paper addresses applications of intelligent control techniques: neural networks, fuzzy logic and genetic algorithms and their related hybrid methods: neuro-fuzzy networks, neuro-genetic and fuzzy-genetic algorithms. These techniques and computing methods are currently used in most of biped and humanoid robotic systems. This paper summaries basic principles and concepts of intelligent controls, implemented in humanoid robotics as well as recent algorithms being devised for advanced control of humanoid robots. Subsequently, we determine a relationship between joint trajectories and located forces on robot's foot through a neuro-fuzzy technique. In addition, we propose our method for force control at foot and a discussion pertaining to some problems for controlling humanoid robots is included herein.

1. คำนำ

การขยายตัวทางอุตสาหกรรมมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ เพื่อให้การผลิตเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพ อุตสาหกรรมการผลิตแบบอัตโนมัติ

จึงเข้ามามีบทบาทในวงการอุตสาหกรรม เทคโนโลยีหุ่นยนต์ (Robotic Technology) ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของอุตสาหกรรมการผลิตแบบอัตโนมัติได้นำมาช่วยในการผลิตโดยหุ่นยนต์ส่วนใหญ่เป็นแขนกลชนิดคืออยู่กับที่ (Fixed Robot) แต่เนื่องจากการผลิตบางประเภทต้องการการขนย้าย เช่น การขนถ่ายวัตถุดิบที่มีความร้อนสูง การนำวัตถุดิบเข้าสู่สายการผลิต หรือแม้กระทั่ง การสำรวจในพื้นที่อันตรายเป็นต้นทำให้หุ่นยนต์แบบเคลื่อนที่ (Mobile Robot) ถูกนำมาใช้กับงานดังกล่าว

โดยทั่วไปหุ่นยนต์แบบเคลื่อนที่ที่นิยมนำมาใช้เป็นแบบหุ่นยนต์แบบเคลื่อนที่ด้วยล้อ (Wheeled Robot) และหุ่นยนต์แบบเคลื่อนที่ด้วยขา (Walking Robot) หุ่นยนต์แบบเคลื่อนที่ด้วยล้อที่ใช้กันอย่างแพร่หลายมีตั้งแต่ล้อเดี่ยวไปจนถึงหลายล้อเพื่อใช้ในการขับเคลื่อนให้หุ่นยนต์ไปยังตำแหน่งและทิศทางที่ต้องการ โดยทั่วไปหุ่นยนต์แบบล้อสามารถเคลื่อนที่ในพื้นที่ที่ค่อนข้างราบเรียบได้ดี แต่หุ่นยนต์แบบล้อไม่เหมาะสมกับภูมิประเทศที่สลับซับซ้อนและขรุขระ ดังนั้นหุ่นยนต์ที่เคลื่อนที่ด้วยขา จึงมีความเหมาะสมกับภูมิประเทศดังกล่าวมากกว่าหุ่นยนต์ที่เคลื่อนที่ด้วยล้อ โดยสามารถเคลื่อนที่ได้ในภูมิประเทศที่มีความขรุขระ พื้นที่ต่างๆ หุ่นยนต์ที่เคลื่อนที่ด้วยขาที่ทำการวิจัยมาตั้งแต่อดีต จนถึงปัจจุบันมีจำนวนตั้งแต่หนึ่งขาเป็นต้นไป ยิ่งจำนวนขาน้อยยิ่งส่งผลให้ความคล่องตัวในการเคลื่อนที่มีมากขึ้นเท่านั้น หุ่นยนต์ที่เคลื่อนที่ด้วยขาสองขา (Humanoid Robot) มีความสามารถในการเคลื่อนที่ (Mobility) ได้ดีกว่า [1] หุ่นยนต์ที่เคลื่อนที่ด้วยขาแบบอื่น

ในหลายๆรูปแบบหุ่นยนต์สองขาสมัยใหม่ทั้งหลายที่ต้องปฏิสัมพันธ์ทางพลวัตกับสิ่งแวดล้อมรอบๆตัว ระบบหุ่นยนต์สองขาได้พัฒนาอย่างต่อเนื่อง มาตั้งแต่อดีต T. McGeer [2] ทำการวิเคราะห์แบบจำลองทางพลศาสตร์และสร้างหุ่นยนต์สองขา จากนั้นได้ทดลองให้หุ่นยนต์เดินลงจากพื้นเอียงโดยอาศัยพลังงานจากแรงโน้มถ่วงเท่านั้น นอกจากนั้นยังสามารถติดตั้งตัวกำเนิดพลังงานเข้าไปในตัวหุ่นยนต์ได้ เพื่อให้หุ่นยนต์เดินบนพื้นราบได้อย่างคล่องแคล่วและมีประสิทธิภาพ M. H. Raibert [3] ทำการสร้างและทดสอบหุ่นยนต์ที่มีการเคลื่อนที่แบบกระโดดตั้งแต่หนึ่งขาจนถึงสี่ขาโดยอาศัยการสปริงตัวของขาและควบคุมช่วงกระโดดของหุ่นยนต์โดยการปรับมุมของขาขณะลอยตัวอยู่ในอากาศ เหตุผลคือต้องการหุ่นยนต์ที่ต้องการการทำงานร่วมกับมนุษย์ได้ ดังเช่นหุ่นยนต์ของบริษัทฮอนด้า [4] ที่ปรากฏตัวครั้งแรกในปี 1986 คือ P1 และ

พัฒนาต่อมาเป็น P2, P3, ASIMO ในปัจจุบัน ซึ่งได้เป็นแรงกระตุ้นให้นักวิทยาศาสตร์ทั่วโลก ได้สนใจพัฒนาหุ่นยนต์สองขามากขึ้น อาทิเช่น บ. Kitano symbiotic system[5] ร่วมกับ บ. Murata Manufacturing พัฒนาหุ่นยนต์ชื่อ Morph เพื่อนำไปใช้แทนมนุษย์ในสถานการณ์หรือสถานที่อันตรายต่างๆ

เพื่อให้หุ่นยนต์สามารถทำงานได้อย่างถูกต้องในสภาวะแวดล้อมต่างๆ จึงได้มีการนำเอาระบบอัจฉริยะแบบต่างๆ มาประยุกต์ใช้ โดยมีจุดประสงค์เพื่อให้หุ่นยนต์สามารถปรับตัวตามสภาพแวดล้อมรอบตัว และสามารถรับความรู้จากคน เพื่อให้สามารถทำงานได้หลากหลายขึ้น โดยพื้นฐานเบื้องต้นในการทำให้หุ่นยนต์ฉลาดขึ้น ก็คือการนำอุปกรณ์ตรวจวัดต่างๆ อาทิเช่น อุปกรณ์วัดแรงที่เท้า อุปกรณ์วัดการทรงตัว อุปกรณ์วัดความเร็วความเร่งของตัว รวมไปถึงการนำระบบการมองมาติดตั้งกับหุ่นยนต์ เพื่อให้สามารถมองเห็นสภาวะแวดล้อมรอบตัวได้ นอกจากนี้ในกรณีที่หุ่นยนต์ต้องพบกับสภาวะแวดล้อมที่ไม่เคยประสบมาก่อน หุ่นยนต์ต้องปรับตัวได้ โดยสามารถรับความรู้ใหม่โดยอาศัยขบวนการเรียนรู้แบบต่างๆ เช่น ขบวนการระบบประสาท (Neural Network, NN) ตรรกศาสตร์คลุมเครือ (Fuzzy Logic System, FL) และการคำนวณเชิงวิวัฒนาการ (Evolutionary Computation, EC) นั้นมีส่วนสำคัญมากในการพัฒนาหุ่นยนต์ ให้สามารถปรับตัวและเรียนรู้ให้เข้ากับสิ่งแวดล้อมและรับความรู้ใหม่ๆ ได้ นอกจากนี้ยังสามารถรวมแต่ละแบบเข้าด้วยกันเพื่อให้มีประสิทธิภาพในการประยุกต์ใช้งานมากยิ่งขึ้น

2. ปัญหาที่พบในการควบคุมหุ่นยนต์สองขา

ในการพัฒนาหุ่นยนต์สองขานั้น ก็ยังคงมีการวิจัยในเรื่องของการพัฒนา ตัวขับเคลื่อน (Actuator) ระบบตรวจวัด วัสดุศาสตร์ ตัวสะสมพลังงาน ระบบควบคุมทั้งทาง Hardware และ Software อยู่ ปัญหาหลักในการควบคุมหุ่นยนต์ก็คือความไม่เป็นเชิงเส้นทางพลวัตของระบบหุ่นยนต์ มีสูง ทำให้การหาสมการคณิตศาสตร์ที่อธิบายปรากฏการณ์พฤติกรรมของหุ่นยนต์ยาก การสังเคราะห์รูปแบบการเคลื่อนที่ที่ขาขององศาอิสระของตัวหุ่น เพื่อให้เดินได้อย่างมีประสิทธิภาพรวมทั้งเมื่อเดินและวิ่ง การเดินของหุ่นยนต์แบ่งได้เป็นสามแบบคือ การเดินแบบสถิตศาสตร์ (Static) ซึ่งมีการเคลื่อนที่ที่ช้ามากเพื่อให้รักษาสถิตโดยพิจารณาจากจุดรวมมวล (Center of Gravity) ที่ต้องอยู่ในฝ่าเท้าตลอดเวลา การเดินแบบพลวัต หุ่นยนต์จะมีเท้าและข้อเท้าที่ใหญ่พอ สามารถเดินได้เร็วกว่าแบบสถิต ส่วนแบบที่สามเป็นแบบพลวัตบริสุทธิ์ (Pure Dynamics) หุ่นยนต์จะไม่มีฝ่าเท้า ดังนั้นในกรณีนี้หุ่นยนต์จะไม่สามารถเดินได้แบบสถิต เนื่องจากการเดินแบบพลวัตนั้นจุดศูนย์กลางมวลไม่จำเป็นต้องอยู่ในฝ่าเท้า ปัญหาการควบคุมการเดินแบบพลวัตจึงมีความซับซ้อนกว่าสถิต แต่ก็ทำให้หุ่นยนต์สามารถเดินได้เร็วกว่า ปัญหาที่สำคัญในการเดินก็คือ เสถียรภาพในการเดิน ดังนั้นสมรรถนะที่นิยมใช้สำหรับหุ่นยนต์สองขา ก็คือ Zero Moment Point (ZMP) [6]

ในการพิจารณาทางด้านชีววิทยาการเดินของมนุษย์ ประกอบด้วย การเดินสองแบบผสมผสานกันคือ การเดินตามจังหวะปกติ

(Rhythmic Walking) และการเดินตอบสนองต่อสิ่งเร้า (Reflexive Action) โดยรูปแบบการเดินแบบพลวัตก็คือ การเดินตามจังหวะและเป็นคาบอย่างสม่ำเสมอต่อเวลา ดังนั้นจากเรื่องนี้จึงต้องออกแบบท่าทางการเดินของหุ่นยนต์แบบพลวัต โดยอาศัยรูปแบบการเคลื่อนที่ที่เหมาะสม (Optimal Feed forward Motion) โดยไม่คำนึงถึงสิ่งรบกวน (Disturbances) เสียก่อน ส่วนการตอบสนองต่อสิ่งเร้า นั้น เป็นการตอบสนองอย่างรวดเร็ว จากการควบคุมป้อนกลับที่อาศัยข้อมูลจากอุปกรณ์ตรวจวัดต่างๆ ในตัวหุ่นยนต์ สิ่งนี้นำมาประยุกต์ใช้ในกรณีที่มีสิ่งรบกวนจากภายนอก เมื่อสภาพพื้นที่ไม่ราบเรียบ ดังนั้นในส่วนนี้จึงต้องใช้กลวิธีที่สามารถปรับตัวได้และเรียนรู้ได้ นั่นคือระบบอัจฉริยะต่าง ๆ นั้นเอง

ในการควบคุมหุ่นยนต์สองขาให้เคลื่อนที่ตามที่กำหนดนั้นต้องคำนึงถึงสภาวะสมดุลโดยพิจารณาจาก ZMP และยังคงต้องทราบถึงแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบซึ่งเป็นแบบจำลองของหุ่นยนต์สองขาแบบหนึ่งที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองคณิตศาสตร์ของตัวหุ่น โดยจุดประสงค์หลักก็เพื่อให้มีการเคลื่อนที่ใกล้เคียงมนุษย์มากที่สุด มีผู้ทำวิจัยด้านนี้มาหลายปี ดังตัวอย่างบทความต่อไปนี้ T. McGeer [2] ทำการวิเคราะห์แบบจำลองทางพลศาสตร์และสร้างหุ่นยนต์สองขา จากนั้นได้ทดลองให้หุ่นยนต์เดินลงจากพื้นเอียงโดยอาศัยพลังงานจากแรงโน้มถ่วงเท่านั้น นอกจากนั้นยังสามารถติดตั้งตัวกำเนิดพลังงานเข้าไปในตัวหุ่นยนต์ได้เพื่อให้หุ่นยนต์เดินบนพื้นราบได้อย่างคล่องแคล่วและมีประสิทธิภาพ M. H. Raibert [3] ทำการสร้างและทดสอบหุ่นยนต์ที่มีการเคลื่อนที่แบบกระโดดตั้งแต่หนึ่งขาจนถึงสี่ขาโดยอาศัยการสปริงตัวของขา และควบคุมช่วงกระโดดของหุ่นยนต์โดยการปรับมุมของขาขณะลอยตัว อยู่ในอากาศ A. Takanishi และคณะ [7-9] แห่งภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล มหาวิทยาลัยวาเซดะ ได้วิเคราะห์แบบจำลองทางพลศาสตร์และสร้างหุ่นยนต์สองขาชื่อ WABIAN โดยการทรงตัวของหุ่นยนต์ใช้หลักการควบคุมการเคลื่อนที่ของลำตัว (Trunk Motion) และการควบคุมการวางตำแหน่งเท้าของหุ่นยนต์ เพื่อให้จุดโมเมนต์รวมเป็นศูนย์ (Zero Moment Point :ZMP) [6] อยู่ในบริเวณพื้นที่ของฝ่าเท้า ต่อมาได้ทำการออกแบบกลไกควบคุมการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์โดยใช้สปริงเพื่อเลียนแบบการทำงานของกล้ามเนื้อมนุษย์ C. Shih และ W. A. Gruver [10] ทำการออกแบบระบบควบคุมหุ่นยนต์สองขาที่มีจำนวน 12 องศาความเป็นอิสระ โดยพิจารณาการควบคุมในช่วงที่ขาทั้งสองข้างติดอยู่กับพื้นและใช้หลักการควบคุมแบบป้อนกลับของสถานะแบบเชิงเส้น (Linear State Feedback) ต่อมา K. Mitobe และคณะ [11] แห่งมหาวิทยาลัยยามากาตะ ประเทศญี่ปุ่น ได้ทดสอบการควบคุมแบบป้อนกลับเชิงเส้นของสถานะ (State Feedback Linearization) กับหุ่นยนต์สองขาที่มีการเคลื่อนที่เฉพาะระนาบด้านข้าง S. Kajita และ K. Tani [12] สร้างหุ่นยนต์สองขาชื่อ Meltran 2 ที่มีจำนวนหกองศาความเป็นอิสระและพัฒนาแบบควบคุมโดยใช้ทฤษฎี Linear inverted pendulum mode ซึ่งพิจารณาจุดศูนย์กลางมวลของหุ่นยนต์อยู่ที่บริเวณสะโพกและไม่พิจารณามวลของขาทั้งสองข้าง ซึ่งเมื่อหุ่นยนต์ขึ้นหรือเดินก็สามารถอาศัยหลักการควบคุมการทรงตัวเช่นเดียวกันกับ Inverted Pendulum K. Hirai, M. Hirose, Y. Haikawa และ

T. Takenaka [13] แห่งศูนย์วิจัย Wako บริษัทฮอนด้า ได้ทำการวิจัยสร้างหุ่นยนต์สองขาที่มีชื่อว่า Honda Humanoid Robot หุ่นยนต์ตัวนี้มีโครงสร้างและมีความสามารถในการเคลื่อนที่คล้ายคนมากที่สุด นอกจากนั้นยังสามารถรักษาความสมดุลแบบพลศาสตร์ (Dynamic Stability) ขณะเดินแบบปกติ เดินขึ้นบนพื้นเอียง เดินบนพื้นผิวขรุขระและเดินขึ้นลงบันได การเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์สามารถทำได้โดยการวางแผนการเดินโดยการโปรแกรมล่วงหน้า และจากการใช้วิธีควบคุมทางไกล อย่างไรก็ตามต้นทุนการสร้างหุ่นยนต์ของบริษัทฮอนด้า สูงมากถึง 300 ล้านดอลลาร์สหรัฐ

3. ระบบอัจฉริยะผสมสำหรับหุ่นยนต์สองขา

การประยุกต์ใช้ระบบควบคุมแบบอัจฉริยะนั้น มีทฤษฎีที่เกี่ยวข้องหลายรูปแบบคือ ข่ายงานระบบประสาท (Neural Network) ระบบตรรกศาสตร์แบบคลุมเครือ (Fuzzy Logic System) กลวิธีการถ่ายทอดพันธุกรรม (Genetics) และกลวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) โดยนำ Soft-computing ที่เป็นการรวมกันระหว่างหลักการของข่ายงานระบบประสาท (Neural Network) ระบบตรรกศาสตร์แบบคลุมเครือ (Fuzzy Logic System) และกลวิธีการถ่ายทอดพันธุกรรม (Genetic Algorithm) มาออกแบบระบบควบคุมลักษณะการเดิน (Gait Generation) ของหุ่นยนต์สองขาทั้งแบบสถิต (Statics) และแบบพลวัต (Dynamics) เช่น Neural-fuzzy Network Neural-genetic Fuzzy-genetic เป็นต้น ที่ต้องนำแต่ละแบบมารวมกันก็เพื่อจะได้นำข้อดีของแต่ละแบบมารวมกัน ซึ่งจะอธิบายต่อไป

ในปัจจุบันได้มีการนำข่ายงานระบบประสาท (Neural Network) ตรรกศาสตร์คลุมเครือ (Fuzzy Logic) และกลวิธีการพันธุกรรม (Genetic Algorithm) มาใช้ในการควบคุมและหาเส้นทางการเดินของหุ่นยนต์สองขา ซึ่งพิสูจน์แล้วว่าผลการเดินที่ดีกว่าการเดินแบบดั้งเดิม (Classical Control) ที่ต้องอาศัยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของตัวหุ่นยนต์ซึ่งหาได้ยากเนื่องจากมีความไม่เป็นเชิงเส้นและมีความซับซ้อนมากกว่าสูง ยิ่งถ้าคำนึงถึงสภาพแวดล้อมรอบๆ ตัวหุ่นที่เปลี่ยนแปลงไป เช่น ทางเรียบ ทางขรุขระ พื้นเอียง ก็ยิ่งทำให้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของหุ่นยนต์ชนิดที่ยังยากออกไป ในงานวิจัยจึงได้นำข้อดีต่างๆ ของปัญญาประดิษฐ์ทั้งสามแบบ มารวมกันซึ่งเรียกว่า Soft-computing อาทิเช่น Neuro-Fuzzy หรือ Genetic Optimization of Fuzzy Rule เป็นต้น มาสร้างเป็นระบบใหม่ในการเส้นทางการเดินของหุ่นยนต์ที่ดีที่สุด ทั้งในแง่ของการเคลื่อนที่ราบรื่น มีเสถียรภาพ และประหยัดพลังงานให้มากที่สุด ระบบผสมระหว่างระบบอัจฉริยะแบบต่างๆ ได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้กับการสังเคราะห์ท่าทางการเดินของหุ่นยนต์และควบคุมหุ่นยนต์สองขา เช่น Jih-Gau-Juang [14] ได้ทำการศึกษาวิจัยถึงการสร้างแบบแผนการเรียนรู้ลักษณะเส้นทางการเดินของหุ่นยนต์สองขาโดยใช้ Fuzzy Modeling Neural Network แบบแผนการเรียนรู้สร้างลักษณะการเดินโดยกำหนดเส้นทางเดินอ้างอิง อาทิเช่น ระยะการก้าวที่ต้องการ ความสูงในการยกขา และเวลาที่ใช้นในแต่ละก้าว แบบแผนที่นำเสนอนี้ใช้ตัวควบคุมแบบฟัซซี่ ร่วมกับแบบจำลอง

ผกผันเชิงเส้นของหุ่นยนต์ (Linearized Inverse Biped Model) และใช้ข่ายงานระบบประสาทหลายชั้นแบบป้อนไปข้างหน้า ในการควบคุมลักษณะการก้าวเดินของหุ่นยนต์ โดยขั้นตอนการเรียนรู้ของข่ายงานระบบประสาทนี้ใช้กลวิธีป้อนกลับตามเวลา (Backpropagation Through Time) โดยแบบจำลองเชิงเส้นผกผันจะเป็นตัวส่งค่าความผิดพลาดไปให้ข่ายงานระบบประสาท ในงานวิจัยนี้ได้นำจำลองผลการทดสอบกับหุ่นยนต์ให้เดินไปตามเส้นทางที่กำหนดได้ Changjiu Zhou [15] ได้สังเคราะห์ท่าทางการเดินของหุ่นยนต์สองขา โดยพิจารณาถึงเงื่อนไขของการรักษาเสถียรภาพในการเดินแบบพลวัต เงื่อนไขของแรงภายในและเงื่อนไขทางรูปร่างเป็นสำคัญของการเดินบนพื้นที่ไม่แน่นอน ตัวสังเคราะห์ท่าทางการเดินจะรับค่าสถานะของการเดิน ระยะก้าว ความเร็วในการเดิน และระยะการยกขาเพื่อไปสร้างเส้นท่าทางการเคลื่อนที่ของแต่ละข้อต่อของหุ่นยนต์ เขาได้ออกแบบระบบตรรกศาสตร์คลุมเครือแบบเรียนรู้เชิงบังคับและกลวิธีการเรียนรู้สำหรับหุ่นยนต์สาขาในระบบสามมิติ และได้ทำการทดลองกับหุ่นยนต์จริง Robo-Erectus ในการกำหนดรูปแบบการเดิน อาทิเช่น การเดินบนพื้นเรียบ กพื้นเอียงและการเตะบอล เป็นต้น Ozkan Bebek and Kemalettin Erbatır [16] ได้เสนอการปรับค่าตรรกศาสตร์คลุมเครือแบบพันธุกรรมสำหรับค่าตัวแปรหนึ่งตัวเพื่อใช้ในการสร้างท่าทางการเดินต่างๆ ระบบตรรกศาสตร์นี้เป็นแบบสามชั้นตามหลักการของข่ายงานระบบประสาท และใช้การเรียนรู้แบบแพร่กระจายกลับเพื่อปรับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ จากการจำลองทางคอมพิวเตอร์นั้นสำหรับการปรับเพียงตัวแปรในเรื่องของรูปแบบการเดินสำหรับหุ่นยนต์ 12 องศาอิสระได้ผลดี แต่ยังมีปัญหาเมื่อปรับหลายตัวแปรพร้อมกันอยู่ D. Kim, S.J. Seo และ G. T. Park [17] ได้เสนอวิธีการนำระบบนิวโรฟัซซี่แบบ ANFIS มาใช้ในการหาความสัมพันธ์ระหว่างการเคลื่อนที่แต่ละข้อต่อของหุ่นยนต์สองขาและค่าของ ZMP ซึ่งเป็นเงื่อนไขการเดินอย่างมีเสถียรภาพทางพลวัต ระบบนิวโรฟัซซี่ดังกล่าวทำการเรียนรู้ความสัมพันธ์นี้โดยการปรับค่าฟังก์ชันสมาชิกและค่าตัวแปรต่างๆ ในระบบ ข้อมูลที่นำมาสอนได้แก่ข้อมูลการเดินบนพื้นราบ พื้นเอียงขึ้น 10 องศา และลง 10 องศา และได้นำมาเปรียบเทียบกับวิธีการทางสถิติ (Statistical Regression) พบว่าระบบนิวโรฟัซซี่มีค่าเฉลี่ยความผิดพลาด (MSE) ต่ำกว่าวิธีการทางสถิติ ส่วน K. Nagasaka, A. Konno, M. Inaba และ H. Inoue [18] เราสามารถประยุกต์รวม GA และ NN เข้าด้วยกันเป็นระบบควบคุมแบบ neuro-GA เพื่อใช้ในการควบคุมการเคลื่อนที่ของขาที่แกว่งของหุ่นยนต์ 16 องศาอิสระ โดยเริ่มจากการใช้ NN ในการเรียนรู้การแกว่งของขาโดยอาศัยข้อมูลจากการมอง ในสภาพแวดล้อมความจริงเสมือน (Virtual Working Environment) เพื่อเพิ่มความเร็วในการเรียนรู้ของหุ่นยนต์แทนที่จะทดลองจริงก่อน จากการเรียนรู้แบบนี้สามารถเพิ่มระยะก้าวให้สูงขึ้น ข่ายงานระบบประสาทรับค่าจากระบบการมอง และส่งค่าคือมุมของข้อเท้า (Knee) ส่วน GA นั้นใช้การหาค่าถ่วงน้ำหนักของข่ายงานระบบประสาททั้งสี่ชั้น ค่าฟังก์ชันความฟิตที่ใช้คือความสูงของจุดศูนย์กลางถ่วงน้ำหนัก (Center of Gravity) ในสถานะเริ่มต้นและสถานะ

สุดท้าย ด้วยกลไกนี้ก็นำไปทดสอบกับหุ่นยนต์จริงพบว่าได้ผลการควบคุมที่ดี ในบทความนี้ T. Fukuda, Y. Komata และ T. Arakawa [19] ได้ใช้ GA ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของข่ายงานระบบประสาทแบบ recurrent ที่ใช้ในการสร้างท่าทางการเดินของหุ่นยนต์ ที่มีเสถียรภาพขึ้น ค่าข้อมูลขาเข้าของ NN คือตำแหน่ง ZMP ที่อ่านได้จากตัววัดแรงที่ฝ่าเท้า (Force Sensor) ส่วนข้อมูลขาออกคือ มุมและความเร็วที่ใช้ในการเคลื่อนที่แบบมีเสถียรภาพ ค่า Fitness ของ GA คือ ผลรวมกำลังสองของอัตราการเปลี่ยนแปลงค่า ZMP ที่ต้องการ ในบทความนี้ใช้สร้างท่าเดินสำหรับการเดินบนพื้นเอียง ซึ่งประสบความสำเร็จเป็นอย่างดี

จากที่กล่าวมาทั้งหมดเป็นเพียงตัวอย่างงานวิจัยที่ได้นำระบบอัจฉริยะแบบต่างๆ แสดงให้เห็นถึงศักยภาพในการนำมาประยุกต์ใช้กับหุ่นยนต์สองขาในเรื่องต่างอาทิเช่น Off-line Trajectory Planning และ Online Trajectory สังเคราะห์ท่าทางและควบคุมการเดินแบบสถิตย์และพลวัตี รวมไปถึงการวิ่งอีกด้วย [20]

4. การออกแบบระบบนิเวศน์เพื่อใช้ในการควบคุมการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์สองขา

เพื่อออกแบบรูปแบบการเดินของหุ่นยนต์ (Gait Generation) ให้สามารถควบคุมหุ่นยนต์สองขาให้มีการเดินที่มีเสถียรภาพและมั่นคงต่อสภาวะแวดล้อมที่ซับซ้อน เช่นทางชัน ขึ้นบันได ทางขรุขระ เป็นต้น และประหยัดพลังงานให้มากที่สุด จึงได้นำแนวความคิดเกี่ยวกับกลวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) โดยนำการคำนวณเชิงอ่อน (Soft-computing) มาออกแบบระบบควบคุมลักษณะการเดิน (Gait Generation) ของหุ่นยนต์สองขาทั้งแบบสถิต (Statics) และแบบพลวัต (Dynamics) ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้มีระบบนิเวศน์ที่สามารเรียนรู้ด้วยตัวเองและสามารถจดจำรูปแบบความ ไม่เป็นเชิงเส้นของระบบพลวัตทางกลต่างๆ ได้จากการศึกษาค้นคว้าผลงานที่ผ่านมาทำให้สามารถสรุปได้ว่า ระบบนิเวศน์ที่ควรออกแบบควรเริ่มจากระบบนิเวศน์ Takagi-Sugeno [39] ซึ่งเราสามารถสร้างระบบนี้จากข้อมูลทางตัวเลข (Numerical Data) หรือจากข้อมูลเชิงบรรยาย (Knowledge Base) ได้

ระบบนิเวศน์แบบ Takagi-Sugeno-Kang นั้น โดยพื้นฐานจะมีจำนวนกฎน้อย ก็สามารถบรรยายความซับซ้อนของระบบพลวัตที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ และน้อยกว่าระบบฟัซซี่แบบ Mamdani [21] สำหรับระบบนิเวศน์แบบลำดับที่ 1 มีรูปแบบสมการสำหรับ K กฎ ดังต่อไปนี้

$$R_i : \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2} \text{ and } \dots \text{ and } A_{im} \quad (1)$$

$$\text{then } y_i = a_i^T x + b_i, \quad i = 1, 2, \dots, K$$

เมื่อ R_i คือ กฎข้อที่ i $x_1, x_2, \dots, x_m$ คือ ชุดข้อมูลขาเข้า (Input Variables) $A_{i1}, A_{i2}, \dots, A_{im}$ คือ ฟัซซี่เซตที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลขาเข้า y_i คือ ข้อมูลขาออก ซึ่งได้จากสมการเชิงเส้นในแต่ละกฎ และ a_i, b_i คือ ค่าคงที่ของส่วน consequent ในกฎของฟัซซี่ ตัวอย่างเช่นระบบนิเวศน์ที่มี ตัวแปร และ กฎ สมการที่ 1 จะเป็นดังนี้

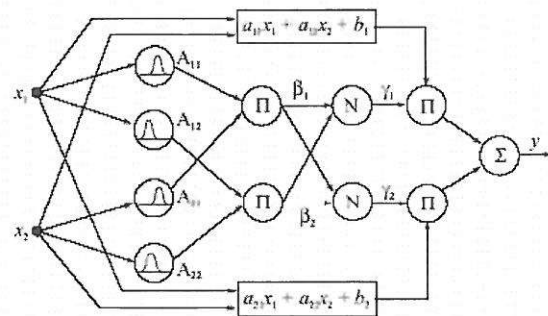
$$R_1 : \text{If } x_1 \text{ is } A_{11} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{12} \quad (2)$$

$$\text{then } y_1 = a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + b_1$$

$$R_2 : \text{If } x_1 \text{ is } A_{21} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{22}$$

$$\text{then } y_2 = a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + b_2$$

และมีโครงสร้างข่ายงานดังรูปที่ 5



รูปที่ 5 ตัวอย่างระบบนิเวศน์ฟัซซี่แบบ Takagi-Sugeno ลำดับที่ 1 สำหรับ 2 กฎ [21]

และสมการขาออก ซึ่งหาโดยใช้การเฉลี่ยค่าน้ำหนักของแต่ละกฎ เป็นดังนี้

$$y = \frac{\sum_{i=1}^K \beta_i(\bar{x}) y_i}{\sum_{i=1}^K \beta_i(\bar{x})} = \frac{\sum_{i=1}^K \beta_i(\bar{x}) (a_i^T \bar{x} + b_i)}{\sum_{i=1}^K \beta_i(\bar{x})} \quad (3)$$

$$= \sum_{i=1}^K \gamma_i(\bar{x}) (a_i^T \bar{x} + b_i)$$

เมื่อ $\beta_i(\bar{x})$ คือ Degree of Fulfillment ของกฎข้อที่ i และ $\gamma_i(\bar{x})$ เป็นการทำให้ normalize ของ $\beta_i(\bar{x})$: ซึ่งเราเรียกค่านี้นี้ว่า Basis Function Expansion

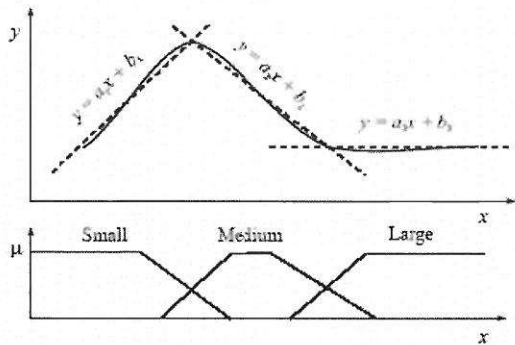
ในการเลือกสมการสมาชิก (Membership Function) เราควรเลือก สมการที่มีความต่อเนื่อง (Continuous Function) เพื่อสะดวกในการใช้กรรมวิธีทางคณิตศาสตร์เพื่อหาค่าที่เหมาะสม ในที่นี้เราเลือกสมการ Gaussian ซึ่งมีลักษณะสมการ ดังต่อไปนี้

$$u_{A_{ij}}(x_j, c_{ij}, \sigma_{ij}) = \exp\left(-\frac{(x_j - c_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}\right) \quad (4)$$

เมื่อ ค่า c_{ij}, σ_{ij} ซึ่งเป็นค่าคงที่สำหรับสมการ Gaussian นั้น เราต้องทำการหาค่าและเมื่อเขียนในรูปของค่า Degree of Fulfillment จะได้ค่า γ_i^j ดังนี้

$$\gamma_i(\bar{x}) = \frac{\prod_{j=1}^p \exp\left(-\frac{(x_j - c_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}\right)}{\sum_{i=1}^K \prod_{j=1}^p \exp\left(-\frac{(x_j - c_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}\right)} \quad (5)$$

จากสมการข้างต้นที่ได้กล่าวมาแล้วนั้น ทำให้เราสามารถออกแบบส่วน Antecedent หรือส่วนหน้าของกฎเงื่อนไขให้มีส่วนทับกัน (Overlap) ทำให้ระบบนิวโรฟัซซี่แบบนี้เหมาะกับการประมาณค่าฟังก์ชันของระบบพลวัตได้ดี ดังรูปที่ 6 เห็นได้ว่าสามารถใช้ประมาณค่าสมการไม่เป็นเชิงเส้นได้เป็นอย่างดี



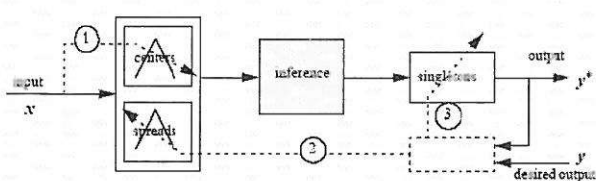
รูปที่ 6 การประมาณสมการไม่เป็นเชิงเส้น ของระบบนิวโรฟัซซี่ [22]

ในการออกแบบระบบนิวโรฟัซซี่แบบ Takagi-Sugeno ให้สามารถสร้างตัวเองได้เองและสามารถปรับเปลี่ยนตัวไปตามข้อมูลขาเข้าและขาออก รวมถึงสามารถนำไปใช้แบบ Online Learning เราสรุปขั้นตอนสำคัญได้ 3 ขั้นตอน ด้วยกันคือ

1. การสร้างกฎขึ้นมาอย่างอัตโนมัติในตอนเริ่มต้น (Initial Structure Identification)
2. การหาค่าพารามิเตอร์ของระบบในส่วน Consequence ของแต่ละกฎ
3. การปรับโครงสร้างของระบบนิวโรฟัซซี่ ว่าควรจะเพิ่มหรือลดจำนวนกฎ

ในขบวนการที่ 1 และ 2 นั้นเป็นขบวนการที่เรียกว่า ขบวนการเรียนรู้ (Learning Process) ซึ่งกระทำได้สองรูปแบบก็คือ ใช้การเรียนรู้แบบมีผู้ช่วยสอน โดยใช้ข้อมูลทางคณิตศาสตร์ ซึ่งเป็นการเรียนรู้โดยใช้ข้อมูลในอดีต (Off-line Training) และการเรียนรู้ที่อาศัยข้อมูลในปัจจุบัน ซึ่งเรียกว่าการเรียนรู้แบบทันที (Online Training) รูปแบบกระบวนการเรียนรู้ในขั้นที่ 1 และ 2 ดังรูปที่ 7

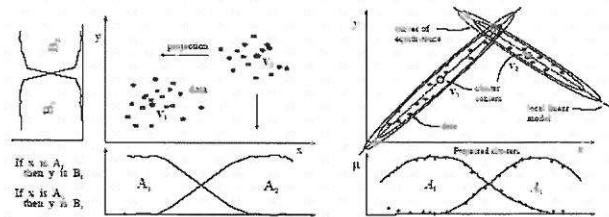
ส่วนในขบวนการที่ 3 นั้น เป็นขบวนการที่อาศัยการเรียนรู้โดยใช้ข้อมูลในปัจจุบัน มาเป็นตัวพิจารณาว่าควรมีการปรับปรุงโครงสร้างของระบบนิวโรฟัซซี่อย่างไร ในที่นี้คือขบวนการเพิ่มหรือลดจำนวนกฎนั่นเอง



รูปที่ 7 ตัวอย่างกระบวนการเรียนรู้ของระบบนิวโรฟัซซี่

แบบ Takagi-Sugeno

โดยในงานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นไปที่การประยุกต์ความรู้ของผู้เชี่ยวชาญและข้อมูลที่สามารถหาได้ของระบบนั้นๆ มาทำการสร้างเป็นระบบนิวโรฟัซซี่แบบอัตโนมัติ โดยการเลือกจำนวนข้อมูลขาเข้าและออกนั้นจะเป็นหน้าที่ของผู้เชี่ยวชาญ ส่วนการหาจำนวนฟังก์ชันสมาชิก (Membership function) ค่อยข้อมูลขาเข้า และจำนวนกฎที่สอดคล้องกับข้อมูลขาเข้าแต่ละตัวนั้นจะถูกสร้างขึ้นมาจากโดยพิจารณาจากข้อมูลขาเข้าและออกของระบบที่เราสนใจ ในที่นี้เราใช้ฟังก์ชันสมาชิกแบบ Gaussian เป็นแบบเริ่มต้น ขบวนการในการเลือกแต่ละข้อมูลขาเข้าจะมีจำนวนฟังก์ชันสมาชิกที่ตัวนั้น เราอาศัยหลักการแบ่งกลุ่มช่วงข้อมูลโดยใช้วิธีการ clustering



(a) Rule-based interpretation of fuzzy clusters.

(b) Hyperellipsoidal fuzzy clusters.

รูปที่ 8 กระบวนการออกแบบ โครงสร้างของฟัซซี่โดยใช้วิธีการแบ่งกลุ่ม [22]

วิธีการแบ่งกลุ่ม(clustering) นิยมใช้มานานในเรื่องของการจำแนกวิเคราะห์ข้อมูล(data analysis) และการรู้จำรูปแบบ(pattern recognition) ซึ่งเป็นที่นิยมกันในงานระบบประสาท(Neural network) จุดประสงค์ของการแบ่งกลุ่มก็เพื่อแยกกลุ่มข้อมูลจำนวนมากออกเป็นกลุ่มย่อยโดยอาศัยหลักความคล้ายคลึงกัน(similarity)ซึ่งสามารถคำนวณได้จากวิธีการวัดระยะของข้อมูลที่เหมาะสม ทำให้สามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยพิจารณาระยะทางที่ใกล้เคียงกันของแต่ละข้อมูลแนวคิดของการแบ่งกลุ่มข้อมูลของระบบฟัซซี่(Fuzzy Clustering) แสดงดังรูปที่ 8 (a) จากรูปแสดงให้เห็นถึงข้อมูลถูกแบ่งออกเป็นสองกลุ่มย่อย คือ กลุ่ม v1 และ กลุ่ม v2 โดยใช้วิธีการวัดระยะ (Euclidean distance measure) แต่ละกลุ่มข้อมูล โดยแบ่งออกเป็นส่วนของระบบฟัซซี่ (fuzzy partition matrix) ออกเป็นกลุ่มๆ v_i ซึ่งแต่ละข้อมูล $[x_i, y_i]$ ถูกอธิบายในรูปของฟังก์ชันสมาชิก

กฎเงื่อนไขของฟัซซี่ สามารถที่จะสร้างขึ้นโดยพิจารณาเป็นบางส่วนๆ ตามกลุ่มที่แยกกัน ในรูปที่ 8 (a) แสดงถึงกลุ่มข้อมูลที่แบ่งแยกเป็นสองกลุ่มและกฎที่สร้างออกมาเป็นสองเช่นกัน แนวคิดของความคล้ายคลึงนั้นแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยอาศัยวิธีการวัดระยะ ตัวอย่างเช่นวิธีการวัดแบบเชิงเส้น (linear space, Bezdek 1981) [23] ที่เรียกว่า Fuzzy c-means หรือการวัดแบบวงรี(Ellipsoids, Gustafson and Kessel 1979) [22] ซึ่งวิธีการนี้ดังรูปที่ 8 (b) วิธีการทั้งสองมีข้อจำกัดตรงที่ว่าต้องกำหนดจำนวนกลุ่มข้อมูลทำให้ยังเกิดความผิดพลาดได้ง่ายในกรณีที่ผู้ใช้ผู้เชี่ยวชาญมีประสบการณ์ไม่เพียงพอส่วนวิธีการที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้คือวิธี Subtracting ซึ่งเป็นวิธีการใช้จำนวนกลุ่มข้อมูลที่รวดเร็วและแบ่งกลุ่มข้อมูลได้เองโดยไม่ต้องกำหนดจำนวนกลุ่มไว้ล่วงหน้า และที่ทำได้รวดเร็วเนื่องจากอาศัยการอ่านข้อมูลทั้งหมดเพียงครั้งเดียว จึงเป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับใช้ในการหาจำนวน

สมาชิกฟังก์ชัน (Membership Function) และจำนวนกฎเงื่อนไขที่สอดคล้องของระบบนิเวศวิทยาที่เริ่มต้น

Subtractive Clustering เป็นวิธีการการแบ่งกลุ่มข้อมูลที่ให้จุดข้อมูลมาสร้างจุดกึ่งกลางของกลุ่ม แทนวิธีการเดิมที่ใช้ตำแหน่งในพื้นที่ของกลุ่มข้อมูล โดยเริ่มจากการพิจารณาจุดข้อมูลซึ่งสมมุติว่ามี n ตัว $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ ในพื้นที่ M มิติ และถือว่าแต่ละจุดข้อมูลสามารถเป็นศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลย่อยๆ ได้ วิธีการในการเลือกจุดข้อมูลเพื่อมาหาตำแหน่งศูนย์กลางใช้วิธีวัดความหนาแน่นของแต่ละจุดข้อมูล x_i

$$D_i = \sum_{j=1}^n \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{(r_a/2)^2}\right), \quad (6)$$

เมื่อ r_a แทนค่าคงที่ที่บอกที่ใช้เป็นรัศมีในการวัดกลุ่มย่อยแต่ละกลุ่ม

หลังจากที่ทำการวัดความหนาแน่นของกลุ่มข้อมูล ค่าของข้อมูลใด ที่ให้ค่าความหนาแน่นสูงสุด ก็จะถูกเลือกเป็นศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลหนึ่ง ให้แทนข้อมูลตัวนั้นว่า x_{c1} และ D_{c1} แทนค่าความหนาแน่นของมัน ขั้นตอนต่อมาคือการวัดค่าความหนาแน่นใหม่โดยใช้สมการนี้แทน

$$D_i = D_i - D_{c1} * \exp\left(-\frac{\|x_i - x_{c1}\|^2}{(r_b/2)^2}\right), \quad (7)$$

เมื่อ r_b เป็นค่าคงที่ที่บอก

ดังนั้นจุดข้อมูลที่อยู่ใกล้กับศูนย์กลางข้อมูลในกลุ่มข้อมูลชุดหนึ่งก็จะถูกลดความสำคัญลงหรือมีค่าความหนาแน่นน้อยลงนั่นเอง เมื่อพิจารณาค่าความหนาแน่นของข้อมูลใหม่ก็จะได้ศูนย์กลางข้อมูลชุดถัดไปค่าที่ r_b โดยส่วนใหญ่มีค่า 1.5 r_a

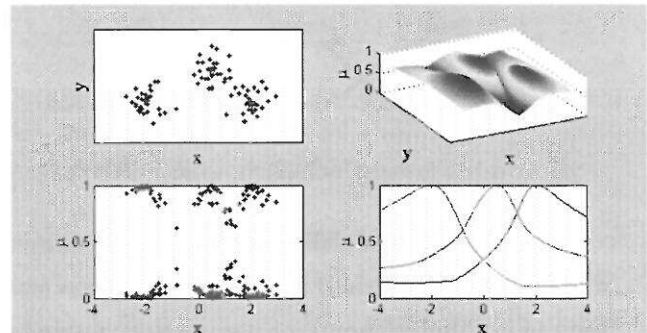
ขบวนการนี้จะกระทำซ้ำจนได้ค่าศูนย์กลางที่ครอบคลุมข้อมูลทั้งหมด หลังจากนั้นนำค่าศูนย์กลางของแต่ละข้อมูลไปใช้เป็นศูนย์กลางของแต่ละกฎในของระบบฟัซซี่ เราให้แต่ละศูนย์กลางคือ c_i ใน M มิติ โดยแต่ละ c_i นั้นจะมีสององค์ประกอบคือ p_i เป็นส่วนของข้อมูลขาเข้าและ q_i เป็นส่วนของข้อมูลขาออก ดังนั้นเราสามารถเขียนแต่ละข้อมูลอินพุตในรูปแบบของจำนวนฟัซซี่ (Degree of Fulfillment) ดังนี้

$$\mu_i = \exp\left(-\frac{\|x - p_i\|^2}{(r_a/2)^2}\right) \quad (8)$$

ตัวอย่างเช่นถ้าแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็นสามกลุ่ม เราสามารถเขียนส่วนฟังก์ชันสมาชิกของส่วนข้อมูลขาเข้า(Antecedent Part) และตัวแปรต่างๆในส่วนหลังของกฎ (Consequent Part) ของระบบนิเวศวิทยา Takagi-Sugeno ได้ดังนี้

$$\begin{aligned} \text{If } x \text{ is } A_1 \text{ then } y &= a_1x + b_1, \\ \text{If } x \text{ is } A_2 \text{ then } y &= a_2x + b_2, \\ \text{f } x \text{ is } A_3 \text{ then } y &= a_3x + b_3 \end{aligned} \quad (9)$$

โดยแต่ละกลุ่มจะแสดงหนึ่งกฎในระบบนิเวศวิทยา Takagi-Sugeno ค่าฟังก์ชันสมาชิกสำหรับเซต A_1 A_2 และเซต A_3 จะถูกสร้างโดยใช้สมการที่ 9 ข้างต้น และเป็นดังรูปที่ 9 ซึ่งแสดงให้เห็นถึงการแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็นสามกลุ่ม จำนวนค่าสมาชิกฟังก์ชันแต่ละกลุ่ม ส่วนค่าตัวแปร a_i, b_i (Consequent Parameter) สามารถปรับค่าให้ถูกต้องโดยใช้วิธีการประมาณค่าเหมาะสมเช่นวิธีประมาณค่าแบบ Least Square



รูปที่ 9 รูปแบบโครงสร้างของฟัซซี่โดยใช้วิธีการแบ่งกลุ่มโดยออกเป็นสามกลุ่ม

Least - square Estimation of Consequents

เป็นวิธีการประมาณค่าตัวแปรที่สนใจวิธีการหนึ่ง ซึ่งให้ผลดีกว่าการใช้วิธีการ Gradient Descent โดยตัวแปรในส่วน consequent ที่ต้องการปรับค่าคือ a และ b โดยใช้ข้อมูลขาเข้าและออกของระบบ $\{(x_i, y_i) | i = 1, 2, 3, \dots, N\}$ โดยให้ $x_i \in \mathbb{R}^P$ เป็นเวกเตอร์ของข้อมูลขาเข้า และ y_i เป็นข้อมูลขาออก ดังนั้น $X \in \mathbb{R}^{N \times P}$ คือเมทริกซ์ที่มีค่า x_k^T อยู่ในแถวและ $y \in \mathbb{R}^N$ เป็นเวกเตอร์ของค่าเอาต์พุต y_k มีรูปแบบสมการดังนี้

$$X = [\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_N]^T \quad (10)$$

$$y = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T \quad (11)$$

ดังนั้นในส่วนการตีความเอาต์พุตของระบบฟัซซี่ (Defuzzification) ดังแสดงในสมการที่ 2 เราสมมุติให้ค่า $\Gamma_i \in \mathbb{R}^{N \times N}$ เป็นเมทริกซ์เชิงของค่าฟังก์ชันสมาชิกแบบปกติ $\gamma_i(x_k)$ ในสมการที่ 3 ที่มี k ค่า และสำหรับค่า x เราเพิ่มค่าอีกหนึ่งแถวเมทริกซ์ จะได้ $X_e = [X \ 1]$ นอกจากนี้ยังให้ X' เป็นเมทริกซ์ขนาด $\mathbb{R}^{N \times KN}$ โดยเป็นผลมาจากการคูณเมทริกซ์(product) ระหว่างเมทริกซ์ Γ_i และเมทริกซ์ X_e เราจะได้สมการของ X' ดังนี้

$$X' = [\Gamma_1 X_e, \Gamma_2 X_e, \dots, \Gamma_K X_e] \quad (12)$$

สามารถเขียนตัวแปรในส่วน Consequent ในรูปของเวกเตอร์ของ $\theta \in \mathbb{R}^{K(p+1)}$ ดังนี้

$$\theta = [a_1^T, b_1, a_2^T, b_2, \dots, a_K^T, b_K]^T \quad (13)$$

ให้ข้อมูล X, Y จากสมการที่ 3 เขียนในรูปเมทริกซ์ $y = X'\theta + \varepsilon$ จากสมการนี้เราสามารถหาค่าของค่า θ ได้ว่า

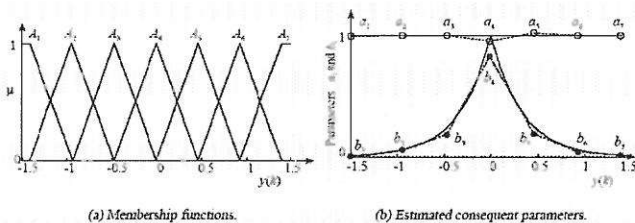
$$\theta = [(X')^T X']^{-1} (X')^T y \quad (14)$$

สมการที่ 14 นี้เป็นสมการการหาค่าที่เหมาะสมแบบน้อยสุด (Optimal Least Square) ซึ่งเหมาะกับโมเดลระบบแบบที่ใช้ทำนายค่า แต่วิธีการนี้จะทำให้ระบบนิวโรฟัซซี่ที่ได้เหมาะกับการหาค่าแบบเฉพาะที่ (local model estimator) ถ้าเราต้องการให้ถูกต้องมากยิ่งขึ้นเราก็ใช้รูปแบบการประมาณค่าด้วยวิธีถ่วงน้ำหนัก (Weight Least Squares Approach) สำหรับแต่ละกฎของฟัซซี่

ดังสมการ

$$[a_i^T, b_i]^T = [X_e^T \Gamma_i X_e]^{-1} X_e^T \Gamma_i y \quad (15)$$

ในกรณีนี้ ค่าตัวแปรในส่วน Consequent ของแต่ละกฎจะแยกจากกันอิสระ ดังตัวอย่างในรูปที่ 10 เป็นระบบฟัซซี่ที่มีฟังก์ชันสมาชิกเป็นรูปสามเหลี่ยม จำนวน 7 รูป นั่นคือจะมีกฎเงื่อนไข 7 กฎและมีค่าตัวแปรในส่วน Consequent ทั้งหมด 14 ตัว ($a_1, a_2, \dots, a_7, b_1, b_2, \dots, b_7$) โดยค่าเส้นปะในรูปที่ 10 (b) เป็นการประมาณค่าโดยใช้ Least Square



รูปที่ 10 (a) แสดงตัวอย่างฟังก์ชันสมาชิก (b) การประมาณค่าตัวแปร a และ b ของระบบฟัซซี่นี้ [22]

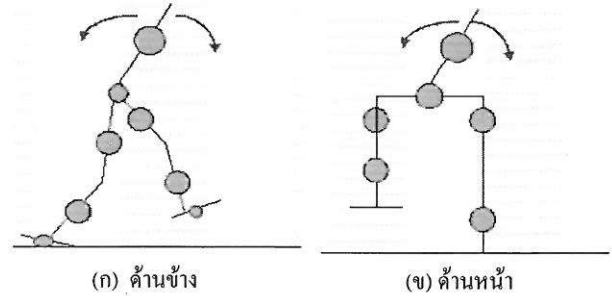
การปรับโครงสร้างของระบบนิวโรฟัซซี่ (Self-generation Procedure)

ขบวนการนี้เป็นขบวนการในการเพิ่มหรือลดจำนวนกฎเงื่อนไขรวมถึงตัวแปรในส่วน Consequence ของระบบนิวโรฟัซซี่เดิมที่ถูกสร้างขึ้นในขั้นตอนที่หนึ่งและสอง โดยความสำคัญของขั้นตอนนี้อยู่ที่ความเร็วในการเรียนรู้ เพื่อที่นำระบบดังกล่าวไปใช้ในการเรียนรู้แบบทันที (Online - learning) โดยมีขั้นตอนสำคัญสามขั้นตอนคือ

- 1) ค้นหาข้อมูลชุดใหม่ที่จะใส่ระบบว่าอยู่ในกลุ่มข้อมูลชุดไหน
- 2) ค้นหาหาค่าสมาชิกฟังก์ชันที่เหมาะสมกับข้อมูลชุดนั้น และ

3) ทำการปรับค่าตัวแปรในส่วน Consequent ของระบบนิวโรฟัซซี่เพื่อให้สอดคล้องกับข้อมูลชุดใหม่

จากการออกแบบระบบนิวโรฟัซซี่ดังกล่าวมานั้น สามารถนำระบบนี้ไปใช้ในงานแบบจำลองของระบบกายภาพหรือสร้างระบบควบคุมที่ซับซ้อนได้ โดยในนาระบบนิวโรฟัซซี่ดังกล่าวไปใช้ในการหารูปแบบการเคลื่อนที่ของลำตัวหุ่นยนต์ขนาดเล็กแบบ 8 ข้อต่อ โดยมีที่ขาสามแกนและลำตัวสองแกน โดยสร้างเป็นความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งของแรงที่กระทำที่ฝ่าเท้ากับการเคลื่อนที่ของสองแกนของลำตัว พบว่าระบบนิวโรฟัซซี่สามารถหาความสัมพันธ์ได้อย่างเหมาะสม [23]



รูปที่ 11 แบบจำลองหุ่นยนต์สองขาแบบแปดแกนหมุน

จากงานวิจัยดังกล่าวจึงได้ขยายผลมาทดลองกับหุ่นยนต์หุ่นยนต์ฮิวแมนนอยด์ ซึ่งจะได้กล่าวในหัวข้อต่อไป

5. เสถียรภาพในการเดินของหุ่นยนต์สองขาและการประยุกต์ใช้ระบบนิวโรฟัซซี่

ในการพัฒนาและวิจัยของหุ่นยนต์คล้ายมนุษย์หรือหุ่นยนต์สองขานั้น ให้สามารถเดินได้นั้น ต้องพัฒนาท่าทางการเดินสำหรับหุ่นยนต์ (Gait Synthesis) โดยท่าทางการเดินนั้นต้องสอดคล้องกับเสถียรภาพแบบพลวัตเสมอ นั่นคือพิจารณาในเรื่อง ZMP และ CG ไปพร้อมๆกันเพื่อนำไปหาฟังก์ชันแบบคาบเวลาของท่าทางการเดินต่อไป เราพบว่ามีความสำคัญสามตัวคือ ระยะการก้าว (Step Length) ระยะความสูงในการก้าว (Step Height) และระยะเวลาในแต่ละก้าว (Step Period) กล่าวคือ

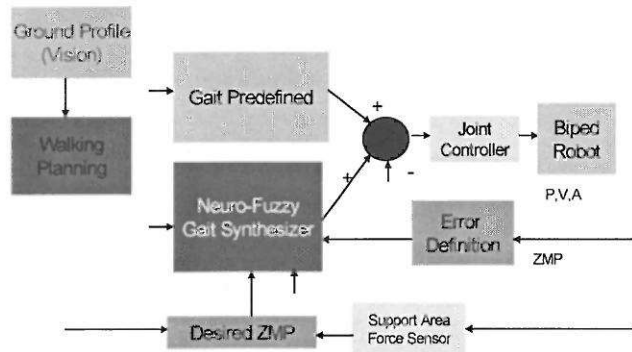
Step Length คือระยะในการก้าวจะชี้ให้เห็นถึงหุ่นยนต์สามารถเคลื่อนที่ได้ไกลแค่ไหนในแต่ละก้าว ซึ่งมีความสัมพันธ์โดยตรงกับการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์ ตัวแปรนี้ใช้เพื่อปรับค่าความไม่เสถียรภาพใน Sagittal Plane ว่าแต่ละก้าวว่ามีระยะมากหรือน้อย ของขาให้สัมพันธ์กับส่วนบนของหุ่นยนต์

Step Period คือระยะเวลาในแต่ละก้าวเพื่อสามารถควบคุมหุ่นยนต์ให้เคลื่อนที่เร็วหรือช้า ซึ่งมีความสัมพันธ์กับค่าความเร็วเฉลี่ยในส่วนของการก้าว ตัวแปรนี้ช่วยในการปรับค่าเสถียรภาพในแนว Lateral Plane ที่มากเกินไป โดยให้แน่ใจว่าเวลาในแนว Sagittal และ Lateral ตรงใกล้เคียงกัน โดยวัดจากเวลาในการที่เท้าสัมผัสพื้น เพื่อรักษาเสถียรภาพทั้งลงแนว ตัวอย่างเช่นเมื่อส่วนบนของหุ่นยนต์กำลังเคลื่อน

ตัวไปเร็วกว่าการก้าวขา ระบบจะปรับส่วนขาเพื่อให้สัมผัสกับส่วนบนของหุ่นยนต์

Step Length คือการควบคุมระยะความสูงในการก้าวคือการควบคุมความสูงที่มากที่สุดของเส้นทางของเท้า เพื่อช่วยให้สามารถปรับตัวในกรณีพื้นที่ไม่เรียบ ตัวอย่างเช่นถ้ามีสิ่งกีดขวางขวางหน้าหุ่นยนต์ก็สามารถเคลื่อนที่ข้ามสิ่งกีดขวางเหล่านี้ได้

จากที่กล่าวมาข้างต้นผลในเรื่องของระบบที่ไม่เป็นเชิงสูงของหุ่นยนต์และรูปแบบการเดินที่ต้องคำนึงถึงเสถียรภาพในการเดินทั้งแบบสถิตย์และพลวัต ทำให้การใช้ระบบควบคุมแบบดั้งเดิมที่ต้องใช้การหาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของตัวหุ่นยนต์ที่ถูกต้องทำได้ยาก ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงต้องนำระบบอัจฉริยะแบบนิวโรฟัซซี่มาสร้างเป็นระบบควบคุม ซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้พฤติกรรมของระบบพลวัตที่ซับซ้อนได้ เพื่อสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของตัวหุ่นยนต์ที่ถูกต้องมากขึ้น พร้อมทั้งสังเคราะห์รูปแบบการเดินที่สอดคล้องกับ ZMP นั้น ในเบื้องต้น มีลักษณะดังรูปที่ 12



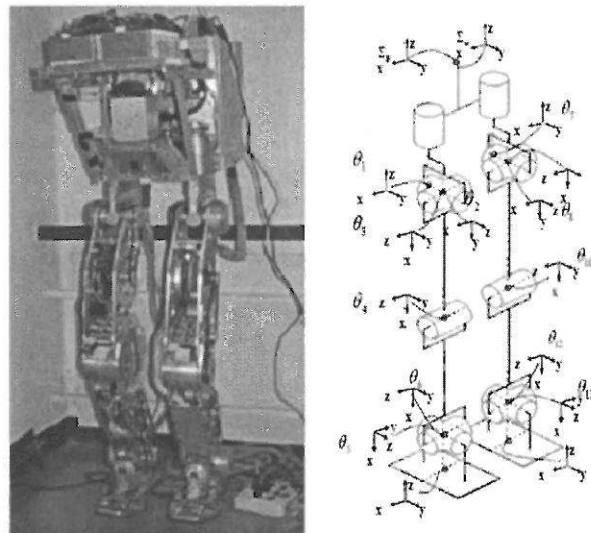
รูปที่ 12 แผนภาพส่วนที่สังเคราะห์ท่าทางการเดินของหุ่นยนต์

จากหุ่นระบบนิวโรฟัซซี่ที่ใช้ในส่วนของการสังเคราะห์ท่าทางการเดินของหุ่นยนต์ เรียกว่า “*Neuro-fuzzy Gait Synthesis*” ทำหน้าที่ในการสร้างรูปแบบการเคลื่อนที่ของแต่ละข้อต่อ โดยอาศัยข้อมูลที่ได้จาก Walking Pattern Generator อันได้แก่ค่าคงที่ต่างๆ เช่น ระยะแต่ละก้าว (Step Length) ความเร็วในการเดิน (Walking Speed) ระยะยกเท้าสูงสุด (Maximum Foot Lift) และส่งคำสั่งอ้างอิงค่าตำแหน่งและความเร็วของแต่ละข้อต่อของหุ่นยนต์ทั้ง 12 แกน โดยอาศัย โดยอาศัยข้อมูลเชิงบรรยายและข้อมูลที่เกิดในขณะหุ่นยนต์เคลื่อนคือค่าความผิดพลาดของตำแหน่งการเคลื่อนที่ของเท้าที่กระทำที่ฝ่าเท้า หรือ ZMP มาพิจารณาเพื่อมาทำการสอนระบบสังเคราะห์ท่าทางการเดินของหุ่นยนต์ เพื่อปรับเปลี่ยนโครงสร้างภายในของระบบนิวโรฟัซซี่นี้เอง

โดยในขั้นต้น สำหรับงานวิจัยนี้ได้นำระบบนิวโรฟัซซี่ที่ได้ออกแบบขึ้นมาทำการจำลองระบบทางกายภาพของหุ่นยนต์ฮิวแมนนอยด์ [24-25] โดยทำการเก็บข้อมูลอันได้แก่ ค่าตำแหน่ง ความเร็วและความเร่งของแต่ละข้อต่อของหุ่นยนต์ ตำแหน่งการเคลื่อนที่ของปลายเท้า รวมถึงตำแหน่งของแรงที่กระทำที่ฝ่าเท้า ในแต่ละรูปแบบการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์ เช่น การยืนอยู่กับที่ การเอียงตัวไปด้านข้างทั้งด้านซ้ายและขวา

การเอียงตัวไปด้านหน้าทั้งด้านหน้าและหลัง การยกขาซ้ายและขวา เป็นต้น และได้ทำการหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่กล่าวมา โดยแบ่งออกเป็นสี่รูปแบบความสัมพันธ์ได้แก่

- ความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งการเคลื่อนที่ของฝ่าเท้าหุ่นยนต์และตำแหน่งแรงที่กระทำที่ฝ่าเท้า โดยข้อมูลขาเข้าคือ ตำแหน่งในแนวแกน x, y, z ของแต่ละขา รวมทั้ง 6 ข้อมูล และข้อมูลขาออกคือตำแหน่งแรงที่กระทำที่ฝ่าเท้าในแนวแกน x, y ทั้งสองขา รวม 4 ข้อมูล
- ความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งของแรงที่กระทำที่ฝ่าเท้าและตำแหน่งการเคลื่อนที่ของฝ่าเท้าหุ่นยนต์ โดยข้อมูลขาเข้าคือ ตำแหน่งแรงที่กระทำที่ฝ่าเท้าในแนวแกน x, y ทั้งสองขา รวม 4 ข้อมูล และข้อมูลขาออกคือ ข้อมูลตำแหน่งในแนวแกน x, y, z ของแต่ละขา รวมทั้งหมด 6 ข้อมูล
- ความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งการเคลื่อนที่ของแต่ละข้อต่อและตำแหน่งของแรงที่กระทำที่ฝ่าเท้า โดยข้อมูลขาเข้าคือ ตำแหน่งการเคลื่อนที่ของแต่ละข้อต่อ $(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6, \theta_7, \theta_8, \theta_9, \theta_{10}, \theta_{11}, \theta_{12})$ รวมทั้งหมด 12 ข้อมูล และข้อมูลขาออกคือตำแหน่งแรงที่กระทำที่ฝ่าเท้าในแนวแกน x, y ทั้งสองขา รวม 4 ข้อมูล
- ความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งของแรงที่กระทำที่ฝ่าเท้า และตำแหน่งการเคลื่อนที่ของแต่ละข้อต่อ โดยข้อมูลขาเข้าคือ ตำแหน่งแรงที่กระทำที่ฝ่าเท้าในแนวแกน x, y ทั้งสองขา รวม 4 ข้อมูล และข้อมูลขาออกคือตำแหน่งการเคลื่อนที่ของแต่ละข้อต่อ $(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6, \theta_7, \theta_8, \theta_9, \theta_{10}, \theta_{11}, \theta_{12})$ รวมทั้งหมด 12 ข้อมูล



รูปที่ 13 หุ่นยนต์ฮิวแมนนอยด์ที่สร้างขึ้นที่ FIBO (ขวา)
ข้อต่อของหุ่นยนต์ฮิวแมนนอยด์ (ซ้าย) [24-25]

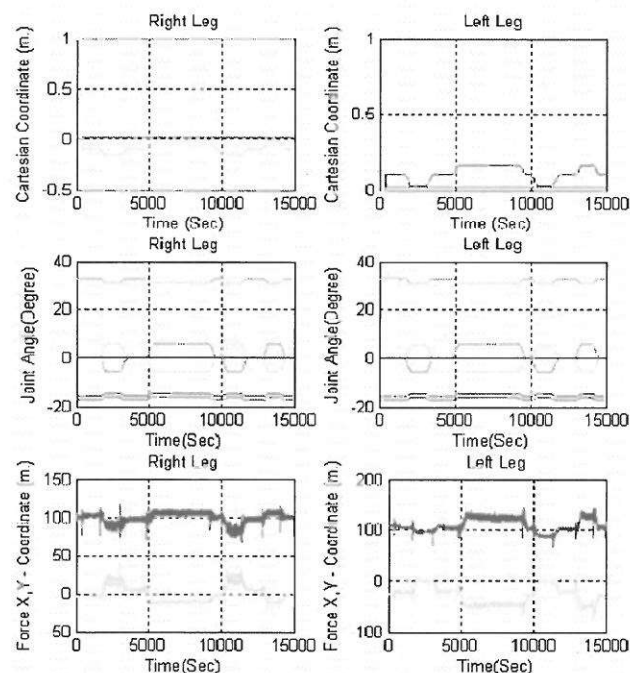
ในการพิจารณาว่าสามารถใช้ระบบนิวโรฟัซซีหาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลขาเข้าและข้อมูลขาออกนั้น สามารถใช้สมการที่ 17 ที่กล่าวต่อไปในการประเมินค่าความแม่นยำได้ ดังสมการ

$$VAF = 100\% * [1 - \frac{\text{var}(y1 - y2)}{\text{var}(y1)}] \quad (17)$$

โดยค่า Variance Accounted For (VAF) นี้ใช้ในการเปรียบเทียบสัญญาณสองสัญญาณ นั่นคือสัญญาณจากระบบจริง (y_1) และที่สามารถหาค่าได้จากระบบนิวโรฟัซซีของความสัมพันธ์นั้นๆ (y_2) ดังนั้นถ้าค่า VAF มีค่าต่ำ ก็แสดงว่าแบบจำลองด้วยระบบนิวโรฟัซซีหาความแม่นยำ

จากที่กล่าวมาจึงสามารถหาความสัมพันธ์ทั้งสี่แบบโดยใช้ระบบนิวโรฟัซซีในการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของความสัมพัทธ์เหล่านั้นได้ และสามารถนำไปใช้ประยุกต์กับระบบนิวโรฟัซซีในการสร้างระบบควบคุมและการสังเคราะห์ท่าทางการเดินของหุ่นยนต์ต่อไปได้

6. ผลการทดลอง



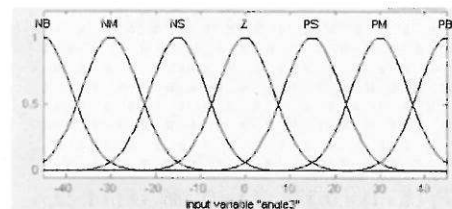
รูปที่ 14 ข้อมูลท่าทางการเดินของหุ่นยนต์ฮิวแมนนอยด์แยกเป็นขาขวาและซ้ายตามลำดับ

ในการทดลองนี้ ได้ทำการเคลื่อนที่หุ่นยนต์ในหลายรูปแบบ เช่น การยืนอยู่กับที่ การเอียงตัวไปด้านข้างทั้งด้านซ้ายและขวา การเอียงตัวไปด้านหน้าทั้งด้านหน้าและหลัง การยกขาซ้ายและขวา เป็นต้น และเก็บค่าข้อมูลอันได้แก่ ตำแหน่งการเคลื่อนที่ของปลายเท้า (Cartesian coordinate of foot) ค่าตำแหน่ง ความเร็วและความเร่งของแต่ละข้อต่อของหุ่นยนต์ (Joint angle of leg) รวมถึงตำแหน่งของแรงที่กระทำที่ฝ่าเท้า

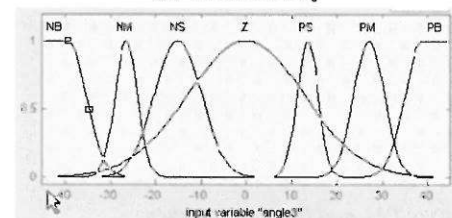
(Force x-y Coordinate of foot) ดังรูปที่ 14 เป็นลักษณะการเคลื่อนที่แบบขึ้นสองขาและโยกตัวไปซ้ายและขวา

จากนั้นนำข้อมูลที่เก็บมาไว้เพื่อสร้างความสัมพันธ์ ระหว่างข้อมูลขาเข้าและขาออกเป็นสี่แบบ ตามที่เสนอในหัวข้อที่ 5 เพื่อนำไปใช้ในการเรียนรู้ของระบบนิวโรฟัซซีทั้งสี่แบบต่อไป ตัวอย่างเช่นรูปแบบความสัมพันธ์แบบ ก. โดยข้อมูลขาเข้าคือ ตำแหน่งเส้นทางการเคลื่อนที่ของแต่ละข้อต่อ ($\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6, \theta_7, \theta_8, \theta_9, \theta_{10}, \theta_{11}, \theta_{12}$) และข้อมูลขาออกคือตำแหน่งของ ZMP (RFP_x, RFP_y) ซึ่งในที่นี้คือตำแหน่งของแรงที่กระทำที่ฝ่าเท้าตัวเอง ตัวอย่างฟังก์ชันสมาชิกฟัซซี (membership function) เป็นดังรูปที่ 15 แสดงถึงค่าฟังก์ชัน ก่อนและหลังการเรียนรู้โดยใช้กลุ่มข้อมูลข้างต้น โดยในรูปคือตัวแปร องศาที่ 3 (θ_3 or angle3) ของหุ่นยนต์ ซึ่งแสดงในรูปเซตของฟัซซีที่เกิดจากขั้นตอนการใช้ Subtractive Clustering ดังนี้

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Negative Big}(NB), \text{Negative Medium}(NM), \\ \text{Negative Small}(NS), \text{Zero}(Z), \text{Positive Small}(PS), \\ \text{Positive Medium}(PM), \text{Positive Big}(PB) \end{array} \right\}$$



(ก) ก่อนการเรียนรู้



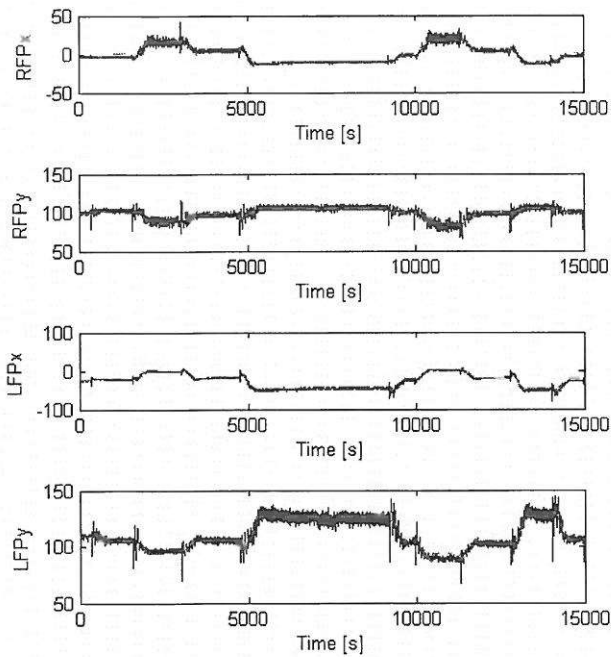
(ข) หลังการเรียนรู้

รูปที่ 15 แสดงค่าฟังก์ชันสมาชิกที่ตำแหน่งข้อต่อที่ 3 (θ_3) ก่อน (ก).

และ หลัง (ข) การเรียนรู้

ซึ่งเห็นได้ว่า เมื่อระบบนิวโรฟัซซีได้รับการเรียนรู้แล้ว ก็จะปรับค่าฟังก์ชันสมาชิกให้สอดคล้องกับความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลขาเข้าและขาออก โดยจะเป็นลักษณะเช่นนี้กับทุกๆตัวแปรขาเข้าทั้ง 12 ตัว

ส่วนรูปที่ 16 แสดงถึงค่าข้อมูลขาออกที่ได้เปรียบกันระหว่างระบบนิวโรฟัซซีและข้อมูลจริงโดย RFP_x คือตำแหน่งแรงในแนวแกน x ที่ขาขวา RFP_y คือตำแหน่งแรงในแนวแกน y ที่ขาขวา ส่วน LFP_x และ LFP_y แทนตำแหน่งในฝ่าเท้าซ้ายตัวเอง โดยเส้นสีน้ำเงินคือข้อมูลจริง และเส้นสีชมพู ที่อยู่ภายในเส้นสีน้ำเงินนั้น คือข้อมูลที่ได้ออกจากระบบนิวโรฟัซซี ซึ่งแสดงให้เห็นว่าระบบนิวโรฟัซซีนี้ สามารถหาความสัมพันธ์ ระหว่างข้อมูลการเดินของหุ่นยนต์ฮิวแมนนอยด์ กับแรงกระทำที่ฝ่าเท้าของหุ่นยนต์ ซึ่งแสดงถึงตำแหน่งของ Zero Moment Point (ZMP) ได้อย่างดี



รูปที่ 16 แสดงค่าข้อมูลขาออกที่ได้เปรียบกันระหว่างระบบนิวโรฟัซซี่และข้อมูลจริง

if $\theta_3(k)$ is NB and $\theta_6(k)$ is NB then

$$RFP_x(k+1) = 0.37\theta_3(k) + 0.05\theta_6(k) + 2.14,$$

if $\theta_3(k)$ is NM and $\theta_6(k)$ is NB then

$$RFP_x(k+1) = 0.33\theta_3(k) + 0.18\theta_6(k) + 1.27,$$

if $\theta_3(k)$ is NS and $\theta_6(k)$ is NB then

$$RFP_x(k+1) = 0.91\theta_3(k) + 0.06\theta_6(k) + 0.23,$$

if $\theta_3(k)$ is Z and $\theta_6(k)$ is NB then

$$RFP_x(k+1) = 0.40\theta_3(k) + 0.03\theta_6(k) + 5.63,$$

if $\theta_3(k)$ is PS and $\theta_6(k)$ is NB then

$$RFP_x(k+1) = 0.83\theta_3(k) + 0.09\theta_6(k) + 0.03,$$

if $\theta_3(k)$ is PM and $\theta_6(k)$ is NB then

$$RFP_x(k+1) = 0.55\theta_3(k) + 0.07\theta_6(k) + 1.03,$$

if $\theta_3(k)$ is PB and $\theta_6(k)$ is NB then

$$RFP_x(k+1) = 0.46\theta_3(k) + 0.02\theta_6(k) + 2.14, \text{ and etc.}$$

if $\theta_3(k)$ is NB and $\theta_6(k)$ is NB then

$$RFP_y(k+1) = 0.24\theta_3(k) + 0.05\theta_6(k) + 1.29,$$

if $\theta_3(k)$ is NM and $\theta_6(k)$ is NB then

$$RFP_y(k+1) = 0.27\theta_3(k) + 0.09\theta_6(k) + 1.01$$

if $\theta_3(k)$ is NS and $\theta_6(k)$ is NB then

$$RFP_y(k+1) = 0.31\theta_3(k) + 0.11\theta_6(k) + 0.45,$$

if $\theta_3(k)$ is Z and $\theta_6(k)$ is NB then

$$RFP_y(k+1) = 0.32\theta_3(k) + 0.07\theta_6(k) + 4.80,$$

if $\theta_3(k)$ is PS and $\theta_6(k)$ is NB then

$$RFP_y(k+1) = 0.40\theta_3(k) + 0.22\theta_6(k) + 3.01,$$

if $\theta_3(k)$ is PM and $\theta_6(k)$ is NB then

$$RFP_y(k+1) = 0.11\theta_3(k) + 0.12\theta_6(k) + 5.01,$$

if $\theta_3(k)$ is PB and $\theta_6(k)$ is NB then

$$RFP_y(k+1) = 0.67\theta_3(k) + 0.09\theta_6(k) + 2.3, \text{ and etc.}$$

ซึ่งเป็นตัวอย่างกฎของฟัซซี่ของระบบนิวโรฟัซซี่สร้างขึ้นมาโดยเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลขาเข้าและออกเพียงบางส่วนที่อธิบายกฎฟัซซี่ขององศาที่ 3 และ องศาที่ 6 ที่ให้ค่าเอาต์พุต (RFP_x, RFP_y)

เราใช้สมการคำนวณค่าดัชนีสมรรถนะ (VAF) ของค่าที่ได้ระหว่างระบบนิวโรฟัซซี่ (Neuro-Fuzzy, NF) กับข้อมูลจริงสำหรับความสัมพันธ์ทั้งสี่แบบ นอกจากนี้ยังได้ทำการเปรียบเทียบการหาความสัมพันธ์ทั้งสี่แบบกับระบบอัจฉริยะอื่น อันได้แก่ข่ายงานระบบประสาทแบบป้อนไปข้างหน้า (Feed-Forward Neural Network, NN) ซึ่งมีโครงสร้างแบบชั้นซ่อน (Hidden layer) หนึ่งชั้น จำนวน 30 โหนด ที่มีการเรียนรู้ด้วยวิธีป้อนกลับ (Backpropagation) โดยใช้กลวิธีแบบ Scaled Conjugate Gradient ทำการเรียนรู้ทั้งหมด 5,000 รอบ กับความสัมพันธ์ทั้งสี่แบบ ได้ผลการทดลองดังนี้ สามารถสรุปได้ดังนี้

ก. ความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งการเคลื่อนที่ของฝ่าเท้าหุ่นยนต์และตำแหน่งแรงที่กระทำที่ฝ่าเท้า

$$VAF_{1,NF} = [93.88 \quad 80.77 \quad 97.68 \quad 90.65]^T$$

$$VAF_{1,NN} = [93.18 \quad 63.25 \quad 97.25 \quad 87.88]^T$$

ข. ความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งของแรงที่กระทำที่ฝ่าเท้าและตำแหน่งการเคลื่อนที่ของฝ่าเท้าหุ่นยนต์

$$VAF_{2,NF} = [93.21 \quad 77.97 \quad 50.90 \quad 90.35 \quad 78.02 \quad 50.47]^T$$

$$VAF_{2,NN} = [88.57 \quad -18.07 \quad 0.255 \quad 83.54 \quad -8.83 \quad 0.33]^T$$

ค. ความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งการเคลื่อนที่ของแต่ละข้อต่อและตำแหน่งของแรงที่กระทำที่ฝ่าเท้า

$$VAF_{3,NF} = [97.95 \quad 85.07 \quad 99 \quad 94.24]$$

$$VAF_{3,NN} = [97.36 \quad 75.57 \quad 98.45 \quad 91.77]$$

ง. ความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งของแรงที่กระทำที่ฝ่าเท้าและตำแหน่งการเคลื่อนที่ของแต่ละข้อต่อ

$$VAF_{4,NF} = [97.38 \quad 85.07 \quad 87.06 \quad 87.55$$

$$97.35 \quad 76.55 \quad 97.32 \quad 85.33$$

$$86.11 \quad 87.33 \quad 97.12 \quad 72.31]^T$$

$$VAF_{4,NN} = [98.80 \quad 95.50 \quad 96.29 \quad 96.41$$

$$98.61 \quad 8.72 \quad 98.74 \quad 94.88$$

$$96.04 \quad 96.46 \quad 98.60 \quad -113.35]^T$$

จากค่าดัชนีสมรรถนะทั้งสี่แบบพบว่าโดยรวมระบบนิวโรฟัซซี่สามารถหาความสัมพันธ์ได้ดีกว่าข่ายงานระบบประสาทจึงเป็นการที่เหมาะสมในการที่จะใช้ระบบนิวโรฟัซซี่ในการออกแบบระบบต่าง ๆ ต่อไป

นอกจากนี้ยังเห็นได้ว่ารูปแบบความสัมพันธ์ทั้งสองมีค่าต่ำ อันเนื่องมาจากผลของสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นที่อุปกรณ์วัดแรงที่ฝ่าเท้า ดังนั้นได้ทำการทดลองเพิ่มโดยใช้โปรแกรม (Software) ตัวกรองสัญญาณย่านความถี่ต่ำแบบ Butterworth เข้าช่วย และใช้ระบบนิวโรฟัซซี่เรียนรู้ใหม่พบว่าค่าดัชนีสมรรถนะมีค่าสูงขึ้น แสดงให้เห็นว่าสัญญาณรบกวนมีผลต่อการนำค่าแรงที่กระทำที่ฝ่าเท้าไปใช้งานต่อไป โดยค่าดัชนีสมรรถนะที่ได้ใหม่ ตัวอย่างเช่นในรูปแบบความสัมพันธ์ที่ ข หรือ 2 มีดังนี้

$$VAF_{2, Filter} = \begin{bmatrix} 94 & .73 & 88 & .88 & 70 & .75 & 94 & .92 \\ 88 & .49 & 70 & .07 \end{bmatrix}^T$$

จากการทดลองกับหลายรูปแบบการเคลื่อนที่ พบว่าได้ผลดัชนีสมรรถนะใกล้เคียงกันทำให้เป็นไปได้ที่สามารถนำระบบนิวโรฟิซซ์ที่ออกแบบไว้มาใช้ในการสร้างระบบสร้างท่าทางการเดินของหุ่นยนต์ด้วยระบบนิวโรฟิซซ์ต่อไป

7. สรุปการวิจัย

ในบทความนี้ได้นำเสนอระบบอัจฉริยะ (Intelligent System) หรือระบบการคำนวณเชิงอ่อน (Soft computing, SC) คือ ขบวนการในการออกแบบและพัฒนาแบบอัจฉริยะ เพื่อใช้ในการหาคำตอบของระบบที่เราสนใจภายใต้การอาศัยความสามารถของมนุษย์ในเรื่องของการใช้เหตุผลและการปรับตัวในสภาวะการที่ไม่แน่นอนและไม่ถูกต้อง การคำนวณเชิงอ่อนนี้ประกอบด้วยวิธีการหลายวิธี อาทิเช่น ข่ายงานระบบประสาท (Neural Network, NL) ตรรกศาสตร์คลุมเครือ (Fuzzy Logic, FL) เป็นต้น ได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในเรื่องของหุ่นยนต์สองขาในด้านต่างๆ อาทิเช่น แทนระบบควบคุมแบบดั้งเดิมหรือปรับค่าต่างๆของระบบควบคุม รวมไปถึงการเป็นระบบควบคุมการเคลื่อนที่แบบอัจฉริยะต่างๆ นอกจากนั้นยังนำไปใช้ในการหาท่าทางการเดินของหุ่นยนต์สองขาที่เหมาะสมทั้งที่เป็นการเดินแบบสถิตย์และแบบพลวัตได้อีกด้วย

และในบทความนี้ได้เสนอระบบนิวโรฟิซซ์แบบใหม่ที่มีความสามารถในการหาความสัมพันธ์ของระบบหลายข้อมูลขาเข้าและหลายข้อมูลขาออกได้ และนำระบบดังกล่าวได้ทำการประยุกต์ใช้ระบบนิวโรฟิซซ์แบบใหม่เพื่อนำไปใช้กับการสังเคราะห์ท่าทางการเดินของหุ่นยนต์ฮิวแมนนอยด์ โดยในเบื้องต้นในการทดลองหาแบบจำลองทางพลวัตของหุ่นยนต์สองขา พบว่าผลการทดลองนี้ ระบบนิวโรฟิซซ์สามารถสร้างฟังก์ชันสมาชิกที่เหมาะสมและกฎของฟิซซ์ที่เหมาะสมให้สอดคล้องกับกลุ่มข้อมูลขาเข้าและออก ซึ่งเกี่ยวข้องกับลักษณะการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์สองขา และตำแหน่งแรงกระทำที่ฝ่าเท้าของหุ่นยนต์ได้ จึงทำให้สามารถพัฒนาระบบนิวโรฟิซซ์ดังกล่าวนี้มาใช้ในการสร้างระบบสังเคราะห์ท่าทางการเดินของหุ่นยนต์ได้ นอกจากนี้ความสามารถในการจำลองระบบทางพลวัตที่ซับซ้อนนี้โดยพิจารณาจากความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลขาเข้าและออกนี้ ยังสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับระบบ (Physical Model) แบบอื่นๆได้อีก

8. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณศูนย์เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์แห่งชาติ (National Electronics and Computer Technology Center : NECTEC หรือเนคเทค) ที่ให้เงินทุนสนับสนุนทุนวิจัยหุ่นยนต์ฮิวแมนนอยด์ และคุณฐิติศักดิ์ จันทร์พรหม คุณไพศาล สุวรรณเทพ คุณบัณฑิต สุวรรณ นักศึกษาปริญญาโท สถาบันวิทยาการหุ่นยนต์ภาคสนาม (FIBO) ที่มีส่วนร่วมในการออกแบบและสร้างหุ่นยนต์ฮิวแมนนอยด์ขึ้นมา

เอกสารอ้างอิง

- [1] R. S. Fred and F. Z. Yuan., "How many Degrees-of-freedom does a biped need?," *IEEE Workshop on Intelligent Robots and Systems*, 1990.
- [2] T. McGeer, "Passive Dynamic Walking," *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 9, No. 2, April 1990. pp. 62-82.
- [3] M. H. Raibert . " Legged Robot That Balance," *The MIT Press*, Cambridge, Massachusetts, America, 1986.
- [4] H. Kazuo, H. Masato, H. Yuji and T. Toru, "The Development of Honda Humanoid Robot," *In Proc. IEEE 1998 International Conference on Robotics & Automation*, May, 1998, pp. 1321-1326
- [5] www.symbio.jst.go.jp
- [6] Vokobratovic, M. and Borovac, B. "Zero moment point – thirty-five years of its life", *Int. Journal of Humanoid Robotics*, Vol. 1(1), pp. 157-173 (2004).
- [7] A. Takanishi and others, "Realization of Dynamic Biped Walking Stabilized with Trunk Motion," *Robotic, Man and cyber system*. September, 1988.
- [8] J. Yamaguchi and A. takanishi, "Design of Biped Walking Robots Having Antagonistic Driven Joints Using Nonlinear Spring Mechanism," *Proc. IROS*, 1997, pp. 251-259.
- [9] J. Yamaguchi, D. Nishino and A. Takanishi, "Realization of Dynamic Biped Walking Varying Joint Stiffness Using Antagonistic Driven Joints," *IEEE Transaction on Automatic Control*, May 1998, pp. 2022-2029.
- [10] C. Shih and W. A. Gruver, "Control of a Biped Robot in the Double-Support Phase," *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 22, No. 4, July/August 1992, pp. 729-735.
- [11] K. Mitobe, N. Mori and Y. Nasu, "Nonlinear Feedback Control of a Biped Walking Robot", *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1995, pp. 2865-2870.
- [12] S. Kajita and K. Tani, "Experimental Study of Biped Dynamic Walking," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, February, 1996.
- [13] K. Hirai, M. Hirose, Y. Haikawa and T. Takenaka, "The Development of Honda Humanoid Robot," *in Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, May, 1998, pp. 1321-1326.
- [14] Jih-Gau Juang, "Intelligent locomotion control on sloping surfaces," *Information Sciences*, Vol 147, 2002, pp. 229-243 .
- [15] Z. Tang, C. Zhou and Z. Sun, "Trajectory planning for smooth transition of a biped robot ," *in Proceedings. ICRA '03. IEEE*

International Conference on Robotics and Automation, Vol. 2, 14-19 Sept. 2003, Pp. 2455 – 2460.

[16] O. Bebek and K. Erbatır, "A fuzzy system for gait adaptation of biped walking robots," in *Proceedings of 2003 IEEE Conference on Control Applications (CCA 2003)*, Vol.1, 23-25 June, 2003, pp 669-674.

[17] D. Kim, S.J. Seo and G. T. Park, "Zero moment point trajectory modeling of a biped walking robot using an adaptive neuro-fuzzy system," *IEE Proc. Control Theory Application*, Vol. 152, No. 4, July 2005.

[18] K. Nagasaka, A. Konno, M. Inaba and H. Inoue, "Acquisition of Visually Guided Swing Motion Based on –Genetic Algorithms and Neural Networks in Two Armed Bipedal Robot," *Proc. of IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation*, Albuquerque, April 1997, pp. 2944-2949.

[19] T. Fukuda, Y. Komata and T. Arakawa, "Stabilization Control of Biped Locomotion Robot Based Learning with Gas having Self-adaptive Mutation and Recurrent Neural Network," *Proc. of IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation*, Albuquerque, April 1997, pp. 217-222.

[20] D. Katic and M. Vukobratovic, "Intelligent Soft-Computing Paradigms for Humanoid Robots," *Proc. 2002 IEEE/RSJ Intl. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, EPFL, Switzerland, Oct 2002, pp. 2533-2538.

[21] T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control," In *Proc. IEEE Transaction on SMC*, 1985, pp. 116-132.

[22] R. Babuska, "Neuro-fuzzy methods for modeling and identification," In *Recent Advances in intelligent Paradigms and Application*, Springer-Verlag, 2003, pp. 161-186.

[23] H. Wongsuwan and D. Laowattana, "Bipedal Gait Synthesizer Using Adaptive Neuro-fuzzy Network", in the *First Asia International Symposium on Mechatronics (AISM 2004)*, Xi'an, China, September, 27-30, 2004.

[24] นายไพศาล สุวรรณเทพ, "การออกแบบเพื่อรักษาสมดุลแบบพลศาสตร์ของกลไกโครงสร้างมนุษย์", *วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมเครื่องกล, คณะวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี*, พ.ศ. 2545, หน้า 69 – 72.

[25] H. Wongsuwan and D. Laowattana, "Experimental Study for FIBO Humanoid Robot," in *IEEE Intl. Conf. Robotics, Automation and Mechatronics (accepted)*.

หทัยเทพ วงศ์สุวรรณ จบปริญญาตรีวิศวกรรมศาสตร (เกียรตินิยม) จาก



สาขาวิศวกรรมเครื่องกลมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรีเมื่อปีพ.ศ. 2536 หลังจากนั้นทำงานเป็นวิศวกรด้านหุ่นยนต์อุตสาหกรรม ที่ บ. ABB และวิศวกรเครื่องกลที่ บ. ชีโนไฟเอนจิเนียริงแอนด์คอนสตรัคชั่น ตามลำดับ จากนั้นได้ศึกษาคณะระดับปริญญาโทสาขาวิศวกรรมเครื่องกลจาก

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี จบการศึกษา 2542 ปัจจุบันกำลังศึกษาต่อระดับปริญญาเอก สาขาวิศวกรรมเครื่องกล จากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี โดยทำงานวิจัยร่วมกับสถาบันหุ่นยนต์ภาคสนาม (FIBO) มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี ในหัวข้อเรื่องการนำระบบอัจฉริยะมาใช้ในการออกแบบท่าทางการเดินของหุ่นยนต์สองขา และได้ทำวิจัยด้านระบบควบคุมหุ่นยนต์สองขาที่ Biomechatronic group, Media lab, จากสถาบันเทคโนโลยีแห่งมลรัฐแมสซาชูเซตส์ (เอ็มไอที) สหรัฐอเมริกา นอกจากนั้นยังมีความสนใจและเชี่ยวชาญในด้านระบบหุ่นยนต์สองขา แมคคาทรอนิกส์ ระบบการผลิตอัตโนมัติ ระบบอัจฉริยะเช่นข่ายงานระบบประสาท วิศวกรรมคอมพิวเตอร์ เป็นต้น



ดร. ชิต เหล่าวัฒนา จบปริญญาตรีวิศวกรรมศาสตร (เกียรตินิยม) จากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี ได้รับทุนมอนโรโซ รัฐบาลญี่ปุ่นไปศึกษาและทำวิจัยด้านหุ่นยนต์ที่มหาวิทยาลัยเกียวโต ประเทศญี่ปุ่น เข้าศึกษาคณะระดับปริญญาเอกที่มหาวิทยาลัยคาร์เนกีเมลลอน สหรัฐอเมริกา ด้วยทุนฟูลไบรท์ และจากบริษัท AT&T

ได้รับประกาศนียบัตรด้านการจัดการเทคโนโลยีจากสถาบันเทคโนโลยีแห่งมลรัฐแมสซาชูเซตส์ (เอ็มไอที) สหรัฐอเมริกา ภายหลังจบการศึกษา ดร. ชิต ได้กลับมาเป็นอาจารย์สอนที่มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี และเป็นผู้ก่อตั้งสถาบันวิทยาการหุ่นยนต์ภาคสนาม หรือที่คนทั่วไปรู้จักในนาม "ฟิโบ (FIBO)" เป็นหน่วยงานหนึ่งในมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี เพื่อทำงานวิจัยพื้นฐาน และประยุกต์ด้านเทคโนโลยีหุ่นยนต์ ตลอดจนให้คำปรึกษานักวิจัยหน่วยงานรัฐบาล เอกชน และบริษัทข้ามชาติ (Multi-national companies) ในประเทศไทย ด้านการลงทุนทางเทคโนโลยี การใช้งานเทคโนโลยีอัตโนมัติขั้นสูง และการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศอย่างมีประสิทธิภาพ