

โครงร่างวิทยานิพนธ์

(THESIS PROPOSAL)

ชื่อเรื่อง (ภาษาไทย)	การนำทางของหุ่นยนต์ในพื้นที่ปิดที่มีความหนาแน่น
ชื่อเรื่อง (ภาษาอังกฤษ)	Robot Navigation In Closed Crowded Area
เสนอโดย	นาย สุทัตไฉนย์ หล้าธรรม
รหัสนิสิต	5970343021
หลักสูตร	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
ภาควิชา	วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
คณะ	วิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
สถานที่ติดต่อ	ภาควิชาคอมพิวเตอร์ วิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
โทรศัพท์	08-3279-9833
อีเมลล์	sutassanai.l@gmail.com
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผศ. ดร.นันทินี นิภาพันธ์
คำสำคัญ (ภาษาไทย)	
คำสำคัญ (ภาษาอังกฤษ)	

การนำทางของหุ่นยนต์ในพื้นที่ปิดที่มีความหนาแน่น

(Robot Navigation In Closed Crowded Area)

นายสุทัศน์ ไนย หล้าธรรม

1. ที่มาและความสำคัญของปัญหา

การนำหุ่นยนต์มาใช้งานในงานที่จะต้องปฏิบัติร่วมกับมนุษย์นั้น เป็นปัญหาปัจจุบันที่ท้าทายเนื่องจากมนุษย์นั้นยังไม่คุ้นชินกับหุ่นยนต์ การตอบโต้ปฏิสัมพันธ์กับหุ่นยนต์สำหรับมนุษย์ยังเป็นเรื่องใหม่และยังมีปัญหาที่จะต้องทำการวิจัยอยู่ไม่ว่าจะเป็นทางด้านกายภาพโดยตรงเช่นการหยิบจับ การส่งต่อวัตถุ หรือทางด้านสังคมเช่นการเว้นระยะห่างระหว่าง บุคคลกับหุ่นยนต์เมื่อต้องใช้พื้นที่ร่วมกัน

ปัญหาการนำทางของหุ่นยนต์ร่วมกับมนุษย์นั้น ก็เป็นปัญหาที่สำคัญมากอีกปัญหาหนึ่ง เนื่องจากการนำทางของหุ่นยนต์นั้นเป็นปัญหาที่มีการแก้ไขมาอย่างยาวนาน โดยการที่เราสามารถแก้ปัญหานี้ให้หุ่นยนต์นำทางหลบสิ่งกีดขวางหรือนำทางร่วมกันระหว่างหุ่นยนต์สองตัวนั้น ยังไม่เพียงพอที่จะนำมาประยุกต์ใช้กับปัญหาหุ่นยนต์นำทางร่วมกับมนุษย์ได้โดยตรง เนื่องจากมนุษย์มีข้อจำกัดในการรับรู้ อีกทั้งยังมีปฏิสัมพันธ์กับสิ่งต่างๆ รอบตัว เช่นวัตถุ หรือ มนุษย์ด้วยกันเอง อีกทั้งมนุษย์ยังมีการทิ้งระยะห่างที่เหมาะสมซึ่งเปลี่ยนไปตามสภาพแวดล้อมที่เปลี่ยนไปอีกด้วย

เมื่อพิจารณาถึงปัญหาการนำทางของหุ่นยนต์ร่วมกับมนุษย์นั้น สิ่งหนึ่งที่สำคัญที่จะทำให้เราแก้ปัญหานี้ได้คือเราจะต้องมีความสามารถในการทำนายเส้นทางการเดินของมนุษย์ได้อย่างแม่นยำ เพื่อให้หุ่นยนต์จะสามารถสร้างเส้นทางการเดินของตนเองให้สอดคล้องกับเส้นทางการเดินของมนุษย์ที่เกี่ยวข้องได้ ถ้าเราสามารถทำนายการเดินของมนุษย์ได้อย่างแม่นยำแล้วนั้น หุ่นยนต์ย่อมสามารถนำทางร่วมกันกับมนุษย์ได้อย่างราบรื่น

หนึ่งในปัญหาย่อยของการนำทางของหุ่นยนต์ร่วมกับมนุษย์นั้น คือการที่สภาพแวดล้อมจริง ที่มีมนุษย์เดินทางร่วมกันอย่างหนาแน่นนั้นมักจะไม่มีพื้นที่ว่างมากเพียงพอสำหรับหุ่นยนต์ที่จะนำทางผ่านไปได้ จนเกิดปัญหาที่เรียกว่า freezing robot problem[1] ซึ่งแนวทางหลักในการแก้ปัญหานี้จะเจาะจงไปว่าในสถานการณ์จริง มนุษย์ควรจะทำางร่วมกับหุ่นยนต์ด้วย กล่าวคือ มนุษย์ควรหลบหรือหลีกเลี่ยงให้หุ่นยนต์ในทำนองที่คล้ายคลึงเมื่อมนุษย์หลบและหลีกเลี่ยงให้กันเองเมื่อจำเป็น ซึ่งสมมติฐานนี้ถูกนำไปปรับใช้กับ

แบบจำลองเส้นทางการเดินของมนุษย์เพื่อให้สามารถประยุกต์ใช้กับสถานการณ์ที่หุ่นยนต์ต้องนำทางในบริเวณที่มนุษย์อยู่กันอย่างหนาแน่น

สำหรับวิธีการแก้ปัญหาที่มีอยู่แล้วนั้น มักจะเจาะจงที่ว่าเราจะทำอะไร ที่จะทำนายเส้นทางการเดินของมนุษย์ได้ เราจึงจำเป็นต้องกำหนดข้อมูลขาเข้าที่สำคัญที่ใช้ในการทำนายซึ่งได้แก่ตำแหน่งปัจจุบันของคุณ ความเร็วปัจจุบันของคุณ และเป้าหมายปัจจุบันของคุณ

วิทยานิพนธ์นี้เจาะจงพิจารณาปัญหาในกรณีที่เป็นพื้นที่ปิด เนื่องจากเราจะมีข้อมูลความหนาแน่นของคุณต่อขนาดพื้นที่อย่างแม่นยำ ซึ่งแบบจำลองเส้นทางการเดินของคุณจะถูกพัฒนาให้ใช้ข้อมูลนี้ เพื่อที่แบบจำลองจะได้ผลลัพธ์เส้นทางการเดินของคุณในกรณีที่เป็นพื้นที่ปิดได้อย่างแม่นยำมากขึ้น ซึ่งจะส่งผลให้การนำทางของหุ่นยนต์ใช้เวลาน้อยลงและมีประสิทธิภาพดียิ่งขึ้นกว่าเดิม

2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 การทำนายเส้นทางการเดินของคุณ

มีความพยายามทำนายเส้นทางการเดินของคุณ เพื่อที่เราจะใช้เส้นทางการเดินของคุณที่เราทำนายได้นั้นมาใช้ในการนำทางของคุณเองโดยได้มีการเริ่มทำไว้ใน [2,3,4] ซึ่งเป็นแบบจำลองที่ให้ผลลัพธ์เป็นความน่าจะเป็นของเส้นทางการเดินของคุณซึ่งข้อมูลที่ใช้คือตำแหน่งปัจจุบันของคุณที่ได้มาจากเครื่องมือตรวจจับ ซึ่งสมมติฐานคือบุคคลย่อมมีเส้นทางการเดินที่เป็นแบบแผน

นอกจากนี้ยังมีการทำนายเส้นทางการเดินของคุณโดยใช้สิ่งที่เรียกว่า Social Force Model ใน [5] ซึ่งเป็นการนำทฤษฎีที่คิดค้นไว้ใน [6] มาประยุกต์ใช้ กล่าวคือ มีสมมติฐานที่ว่าทำนายเส้นทางการเดินของคุณโดยใช้แค่ตำแหน่งปัจจุบัน และความเร็วของคนนั้นเป็นไปได้ยากและไม่แม่นยำในระยะยาว เพราะบุคคลมีความไวสูงในการตอบสนองต่อสิ่งแวดล้อมรอบๆตัวไม่ว่าจะเป็นหุ่นยนต์ วัตถุ หรือแม้แต่บุคคลอื่น ซึ่งการตอบสนองของคุณนั้นสามารถเขียนในรูปของแรงที่กระทำต่อคุณนั้น ซึ่งแรงที่กระทำจะขึ้นอยู่กับสภาพแวดล้อมโดยรอบรวมถึงเป้าหมายของคุณเองด้วย แรงลัพธ์ที่ได้จะนำมาใช้คำนวณเป็น ความเร่ง และคำนวณต่อเป็นความเร็วเพื่อทำนายเส้นทางการเดินของคุณต่อไป

หลังจากได้มีการเสนอแนวคิด Social Force Model ได้มีการปรับปรุงแนวคิดการทำนายเส้นทางการเดินของคุณ ใน [7] เนื่องจากแนวคิด Social Force Model ยังไม่ให้ผลลัพธ์ได้ตรงกับผลการทดลองจริง จึงได้มีการพัฒนาให้ใช้ ทั้งความเร็ว ความเร่ง และลักษณะเด่นอื่นๆ เพื่อให้ได้ระบบที่ทำนายเส้นทางการเดินสอดคล้องกับสภาพการเดินจริงของมนุษย์

2.2 แบบจำลองเส้นทางการเดินของคุณที่มีความร่วมมือกับหุ่นยนต์

นอกจากการที่เราจะสามารถทำนายเส้นทางการเดินของคุณได้อย่างถูกต้องแล้ว เรายังจะต้องคำนึงถึงวิธีการนำทางที่ทำให้ทั้งคนและหุ่นยนต์สามารถเดินทางร่วมกันได้ ใน [9] ได้เริ่มต้นที่จะศึกษาความสัมพันธ์ในการนำทางของหุ่นยนต์กับมนุษย์โดยคำนึงถึงตำแหน่งที่หุ่นยนต์จะนำทางเทียบกับบุคคล และสอบถามความคิดเห็นว่าคุณรู้สึกอย่างไรเมื่อหุ่นยนต์นำทางในรูปแบบต่างๆกัน ต่อมาใน [10] ได้สร้างระบบที่จะคำนึงถึงตำแหน่งการยืน

และมุมมองการเห็นของมนุษย์ เพื่อที่จะออกแบบเส้นทางของหุ่นยนต์ให้สอดคล้องกัน แต่ในระบบนี้ก็ยังคงถือว่ามนุษย์เป็นเสมือนสิ่งกีดขวางชิ้นหนึ่ง

ต่อมาใน [11] ได้เริ่มมีการทดลองที่จะให้หุ่นยนต์มีเส้นทางการเดินที่มีความร่วมมือกับมนุษย์ โดยกำหนดให้หุ่นยนต์มีสมมติฐานที่ว่า มนุษย์จะรับรู้ถึงการนำทางของหุ่นยนต์และพยายามดัดแปลงเส้นทางการเดินของตนเองให้สอดคล้องกับหุ่นยนต์ และเมื่อหุ่นยนต์นำทางต่อไปและพบว่าสมมติฐานนี้ไม่เป็นจริง หุ่นยนต์จะเป็นฝ่ายเปลี่ยนแปลงเส้นทางการเดินของตนเองให้สอดคล้องกับบุคคลที่ไม่เปลี่ยนแปลงเส้นทางการเดินของตนเอง

นอกจากนั้นใน [12] ยังได้มีการสร้างวิธีการนำทางของหุ่นยนต์โดยพยายามลอกเลียนแบบวิธีการเดินของมนุษย์โดยมีสมมติฐานที่ว่าถ้าหุ่นยนต์มีวิธีการนำทางคล้ายคลึงกับมนุษย์ บุคคลจะสามารถคาดเดาพฤติกรรมของหุ่นยนต์ได้และส่งผลให้บุคคลและหุ่นยนต์สามารถเดินทางร่วมกันได้ และใน [13] ได้มีการพัฒนาแนวคิดต่อเพื่อทำนายวิธีการที่บุคคลจะโต้ตอบกับหุ่นยนต์ในกรณีที่ทั้งสองเดินสวนกันในมุมที่ต่างกัน เพื่อที่จะทำนายเส้นทางการเดินในกรณีที่ต้องหลบในกรณีที่เดินสวนกัน

3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการสร้างแบบจำลองที่ทำนายเส้นทางการเดินของบุคคลในพื้นที่ที่หนาแน่นนั้นมีการเริ่มต้นตั้งต้นมาจากปัญหาของการนำทางของหุ่นยนต์หลายตัว ยกตัวอย่างเช่นใน[14] ที่มีแนวคิดที่ว่าหุ่นยนต์แต่ละตัวย่อมรับรู้ถึงสถานะของหุ่นยนต์ตัวอื่นและมีการสร้างเส้นทางการเดินที่สอดคล้องกัน ซึ่งการที่จะสร้างทางเดินที่สอดคล้องกันได้นั้นย่อมเกิดมาจากการที่หุ่นยนต์แต่ละตัวรับรู้ตำแหน่งและความเร็วรวมถึงสถานะของหุ่นยนต์ทั้งหมดที่เหลือและทำการทำนายเส้นทางการเดินของหุ่นยนต์ที่เหลือทั้งหมด แล้วใช้เส้นทางการเดินเหล่านั้นเพื่อคำนวณเส้นทางการเดินของตนเองให้ไม่เกิดการทับซ้อนระหว่างหุ่นยนต์

ใน [15] ซึ่งได้ต่อยอดออกมากลายเป็น [16] และ [17] ได้นำ Social Force Model มาต่อยอดเพื่อใช้สำหรับการนำทางของหุ่นยนต์ในสถานะที่มีบุคคลอยู่อย่างหนาแน่น โดยแนวคิดวิจัยใช้แนวคิด Social Force Model เป็นฐานก่อนจะเพิ่มแบบจำลองเส้นทางการเดินของมนุษย์ลงไปเพื่อที่จะใช้ทำนายเส้นทางการเดินทั้งหมดของบุคคลที่หุ่นยนต์รับรู้และใช้ผลลัพธ์เส้นทางการเดินที่ได้สำหรับคำนวณแรงผลักจาก Social Force Model เพื่อที่จะใช้คำนวณเส้นทางการเดินของหุ่นยนต์ต่อไป ซึ่งใน [17] ได้นำเสนอทฤษฎีที่ต่อยอด Social Force Model คือ Extended Social Force Model ซึ่งได้มีการเพิ่มแรงที่เกิดมาจากกลุ่มคนในสถานการณ์ที่มีคนอยู่อย่างหนาแน่นเข้าไปคำนวณด้วย ตามสมการด้านล่าง

$$\mathbf{F}_r^{\text{esfm}} = \mathbf{F}_r^h + \mathbf{F}_r^o + w_{hh}\mathbf{F}_r^{hh} + w_{ho}\mathbf{F}_r^{ho} + w_{hg}\mathbf{F}_r^{hg}$$

ทำให้สภาพแวดล้อมทั้งหมดที่หุ่นยนต์รับรู้สามารถ ทำให้อยู่ใน เวกเตอร์แรงสองมิติ ซึ่งทำให้สามารถคำนวณแรงผลักสุดท้ายจากการรวมแรงทั้งหมดที่กระทำต่อหุ่นยนต์ได้

ใน [18] ได้มีการนำเสนอสิ่งที่เรียกว่า Socially Acceptable Behavior กล่าวคือนอกจากการที่หุ่นยนต์จะสามารถนำทางร่วมกับมนุษย์ได้แล้วนั้น หุ่นยนต์ยังต้องพิจารณาถึงลักษณะนิสัยของมนุษย์ซึ่งมีความซับซ้อนมากกว่าหุ่นยนต์ กล่าวคือ สำหรับหุ่นยนต์การที่เราสามารถสร้างเส้นทางการเดินที่ทำให้หุ่นยนต์ของเราไม่ไปชนกับสิ่งกีดขวางหรือหุ่นยนต์ตัวอื่นและสามารถไปถึงเป้าหมายได้ ถือเป็นสิ่งที่ยอมรับได้ แต่สำหรับมนุษย์แล้วนั้น เส้นทางการเดินมีลักษณะอื่นๆที่มากกว่าแค่การเดินอย่างไม่ชน หนึ่งในลักษณะสำคัญนั้นคือการที่มนุษย์มี

ระยะห่างระหว่างบุคคลหรือ social distance เป็นอีกหนึ่งข้อกำหนดด้วย งานวิจัยนี้ได้นำข้อกำหนดนี้ไปพัฒนา Social Force Model ให้รวมข้อกำหนดนี้ลงไปด้วย

ใน [19] ซึ่งเป็นการต่อยอดมาจาก [11] ได้สรุปการนำทางของหุ่นยนต์สถานะที่มีบุคคลหนาแน่นไว้ว่า ระบบที่มีบุคคลอยู่หนาแน่นนั้นหุ่นยนต์ต้องได้รับความร่วมมือจากมนุษย์กล่าวคือ ถ้าหุ่นยนต์พยายามสร้างเส้นทางการเดินของตนเองให้ไม่ซ้อนทับกับเส้นทางการเดินของบุคคลตามงานวิจัยที่ทำกันมาก่อนหน้านั้น เมื่ออยู่ในสถานะที่มีบุคคลหนาแน่น หุ่นยนต์ย่อมไม่สามารถสร้างเส้นทางได้ ดังนั้นแบบจำลองใหม่นี้จะกำหนดให้เมื่อหุ่นยนต์และมนุษย์มีเส้นทางการเดินที่ใกล้กัน มนุษย์จะให้ความร่วมมือแก่หุ่นยนต์และเราสามารถอนุมานว่าเส้นทางการเดินของมนุษย์นั้นจะถูกบีบให้เหลือเดินได้เฉพาะที่หุ่นยนต์ไม่เคลื่อนที่ไปเท่านั้น ต่างจากแบบจำลองก่อนหน้านี้ที่มีความเชื่อว่าหุ่นยนต์ควรหลบให้มนุษย์เคลื่อนที่ไปก่อนเสมอ สมมติฐานนี้ถูกตั้งมาแก้ปัญหาการนำทางของหุ่นยนต์ในพื้นที่ที่มีบุคคลหนาแน่นโดยเฉพาะ

นอกจากการใช้แบบจำลองที่ได้คิดค้นขึ้นมาแล้วนั้น ยังมีความพยายามจะปรับแบบจำลองให้สามารถใช้เครือข่ายการเรียนรู้ช่วยในการปรับแก้แบบจำลอง ยกตัวอย่างใน [20] มีการใช้แบบจำลอง LSTM เพื่อที่จะทำนายเส้นทางการเดินของมนุษย์ ซึ่งได้ผลลัพธ์ที่น่าสนใจคือสามารถสร้างแบบจำลองที่แม่นยำกว่า Social Force Model ได้ในบางกรณีชุดข้อมูล นอกจากนั้นยังมีการพยายามสร้างแบบจำลองโดยใช้เครือข่ายเรียนรู้เพื่อที่จะเลียนแบบการเดินของมนุษย์ ใน [21] งานวิจัยนี้สร้างแบบจำลองการนำทางของหุ่นยนต์โดยพยายามให้มีความคล้ายคลึงกับมนุษย์ โดยมีสมมติฐานที่ว่ามนุษย์คุ้นชินกับการเดินร่วมกับมนุษย์เอง ดังนั้นถ้าหุ่นยนต์สามารถนำทางได้คล้ายคลึงกับมนุษย์ย่อมทำให้การเดินทางร่วมกันดียิ่งขึ้น ใน [22] ซึ่งพัฒนาต่อมาใน [23] ได้สร้างงานวิจัยการนำทางสำหรับหุ่นยนต์หลายตัว โดยมุ่งหวังว่าเราจะสามารถทำนายการเคลื่อนที่ของมนุษย์ให้เสมือนเป็นหุ่นยนต์ตัวหนึ่งได้ วิธีการที่ใช้คือการสร้างโครงข่ายเรียนรู้แล้วจำลองการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์หลายตัวพร้อมกัน โดยที่หุ่นยนต์แต่ละตัวต่างทำงานแยกกันโดยสมบูรณ์ ใน [23] ได้มีการเพิ่มระยะห่างหุ่นยนต์เข้าไปในแบบจำลองเพื่อที่จะเลียนแบบระยะห่างบุคคลในสภาพแวดล้อมจริง ที่มนุษย์แต่ละคนย่อมต้องทิ้งระยะห่างระหว่างกัน

ใน [24] ซึ่งพัฒนาต่อมาเป็น [25] นั้นได้นำ Extended Social Force Model ซึ่งมีปัญหาเมื่อนำมาปรับใช้กับกลุ่มบุคคล เนื่องจากกรณีที่แต่ละบุคคลทำกับหุ่นยนต์นั้นมีโอกาสที่จะหักล้างกันเองจนเกิดเหตุการณ์ที่หุ่นยนต์เดินตัดกลุ่มบุคคล ซึ่งเป็นกรณีที่ไม่ควรเกิดขึ้น ผู้วิจัยจึงได้นำ Hybrid Reciprocal Velocity Obstacle ซึ่งใช้ทิศและความเร็วปัจจุบันมาสร้างความเป็นไปได้ของเส้นทางการเดิน ซึ่งเมื่อนำมาใช้ร่วมกันกับ Extended Social Force

Model แล้วนั้นจะให้ผลลัพธ์เส้นทางการเดินของหุ่นยนต์ที่ดีกว่า ซึ่งงานวิจัยนี้ได้เสนอเป็นวิธีการใหม่ชื่อว่า Proactive Social Motion Model ซึ่งผู้วิจัยได้เจาะจงไปยังผลลัพธ์ในแง่ของความปลอดภัยในการนำทางของหุ่นยนต์ เนื่องจากวิธีนี้จะพยายามหลบบุคคลก่อนที่บุคคลจะมีเส้นทางการเดินร่วมกับหุ่นยนต์ รวมถึงมีการเพิ่มแรงที่คำนวณมาจากระยะห่างระหว่างบุคคลและหุ่นยนต์ที่เหมาะสมเทียบเท่าระยะห่างระหว่างบุคคลด้วยกันเอง

4 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

เพื่อคิดค้น ปรับปรุง แบบจำลองที่ทำนายเส้นทางการเดินของบุคคลในพื้นที่ปิด ซึ่งแบบจำลองจะใช้ความหนาแน่นของบุคคลต่อขนาดของพื้นที่เป็นข้อมูลสำคัญ โดยเน้นผลลัพธ์ไปที่ความเร็วที่ใช้ในการนำทางเป็นสำคัญ

5 แนวคิดของการวิจัยและวิธีการดำเนินงาน

5.1) แนวคิดของการวิจัย

เนื่องจากแนวคิดของแบบจำลองที่มีอยู่นั้น ไม่ได้ใช้ค่าความหนาแน่นของจำนวนบุคคลต่อขนาดของพื้นที่ เนื่องจาก แบบจำลองนั้นถูกออกแบบให้ใช้ในกรณีที่มีคนหนาแน่นโดยทั่วไป ซึ่งการจะวัดค่าความหนาแน่นของจำนวนบุคคลนั้นทำได้ยากถ้าบริเวณที่ทำนายไม่ใช่พื้นที่ปิด การวัดความหนาแน่นของพื้นที่ทั่วไปย่อมให้ค่าความหนาแน่นที่นำไปใช้ไม่ได้ เพราะบุคคลไม่จำเป็นที่จะต้องโดนบังคับอยู่ในบริเวณพื้นที่ที่เราสังเกตเท่านั้น บุคคลสามารถเดินและเปลี่ยนตำแหน่งไปยังพื้นที่ด้านนอกได้ รวมถึงเป้าหมายที่แท้จริงอาจจะอยู่นอกบริเวณสังเกตอีกด้วย

เมื่อพิจารณาถึงกรณีพื้นที่ปิด กล่าวคือบริเวณที่มีอาณาเขตชัดเจนและบุคคลไม่สามารถเคลื่อนที่ระหว่างอาณาเขตนี้ได้ สถานการณ์เช่นนี้ทำให้เกิดกรณีที่เราสามารถวัดความหนาแน่นของบุคคลต่อพื้นที่ได้อย่างแม่นยำ เพราะเราสามารถกำหนดขนาดพื้นที่ได้อย่างชัดเจน รวมถึงปริมาณบุคคลที่อยู่ในพื้นที่อีกด้วย

จากของสังเกตนี้ จึงทำให้เกิดแนวคิดที่ว่า ในกรณีพื้นที่ปิด เราควรจะวัดความหนาแน่นของบุคคลต่อพื้นที่มาใช้เพื่อทำนายลักษณะการเดินของบุคคล ปรับปรุงแบบจำลองการเดินของบุคคลที่มีอยู่แล้วนั้นให้ดียิ่งขึ้นเมื่อนำมาใช้ในกรณีพื้นที่ปิด แบบจำลองเดิมที่ใช้การกำหนดตำแหน่งปลายทางเองนั้นควรจะถูกแก้ไขให้เป็นการกำหนดตำแหน่งปลายทางที่ขึ้นอยู่กับ ระดับความหนาแน่นของบุคคลในพื้นที่นั้นๆ โดยสมมติฐานที่มีคือ เป้าหมายของบุคคลย่อมต้องมีน้ำหนักมากสำหรับบริเวณที่มีความหนาแน่นน้อย

วิทยานิพนธ์นี้จึงนำเสนอแบบจำลองใหม่ สำหรับทำนายเส้นทางเดินของบุคคลในกรณีที่เป็นพื้นที่ปิดที่มีความหนาแน่นของบุคคลมาก โดยแบบจำลองนี้จะใช้ระดับความหนาแน่นของบุคคลต่อพื้นที่เป็นข้อมูลที่ใช้คำนวณการกระจายความเป็นไปได้ของเส้นทางเดินของบุคคล โดยเราจะมุ่งเน้นเพื่อหุ่นยนต์สามารถเดินทางร่วมกับคนโดยใช้เวลาน้อยที่สุด

5.2) การวัดผลการทดลอง

การทดลองในวิทยานิพนธ์นี้ จะถูกแบ่งเป็นสองส่วนดังนี้

- 1) การทดลองเพื่อปรับแก้ค่าตัวแปรในแบบจำลอง และทดสอบสมมติฐานที่ตั้งไว้ โดยเมื่อเราได้แบบจำลองเส้นทางการเดินของบุคคลแล้วนั้น เราจะนำหุ่นยนต์ที่บังคับด้วยมนุษย์นำไปนำทางร่วมกับสภาพแวดล้อมในลิฟจริง และบันทึกผลการทดลองโดยบันทึกตำแหน่งการเคลื่อนที่ของบุคคลทั้งหมดในลิฟในช่วงเวลาตั้งแต่หุ่นยนต์เริ่มเดินจนเดินเข้าไปในลิฟ เพื่อทดสอบว่าบุคคลจะมีการเคลื่อนที่ได้ตรงกับที่แบบจำลองของเราทำนายหรือไม่ โดยมีความสัมพันธ์และความคลาดเคลื่อนมากน้อยเพียงใด เพื่อที่เราจะได้ปรับแก้ค่าตัวแปรในแบบจำลองของเราให้สอดคล้องกับค่าที่วัดได้จริง รวมถึงเราจะสามารถวิเคราะห์ผลเส้นทางการเดินจริงว่า มนุษย์มีการเดินที่สอดคล้อง กับสมมติฐานต่างๆที่เราได้ และใช้ในการสร้างแบบจำลองหรือไม่ เพื่อเป็นการยืนยันว่าแบบจำลองที่สร้างขึ้นมานั้นสอดคล้องกับข้อเท็จจริง
- 2) การทดลองเพื่อเปรียบเทียบระหว่างแบบจำลองใหม่ และแบบจำลองเดิมที่มีอยู่ก่อนหน้า จากข้อที่หนึ่ง เมื่อเราได้แบบจำลองใหม่ที่ถูกแก้ไขค่าตัวแปรแล้ว และทดสอบสมมติฐานว่าแบบจำลองสร้างมาจากสมมติฐานที่ถูกต้อง เราจึงใช้แบบจำลองใหม่นำทางหุ่นยนต์โดยที่เราจะใช้พื้นฐานการนำทางของ trautman เป็นฐานกลางแต่ใช้แบบจำลองของเราเป็นตัวทำนายเส้นทางการเดินของบุคคล ซึ่งเราจะนำหุ่นยนต์ไปทดสอบในสภาพที่บุคคลอยู่อย่างหนาแน่น โดยเรานิยามว่า สภาพที่บุคคลอยู่อย่างหนาแน่น คือสภาพที่ความหนาแน่นคือจำนวนของบุคคลต่อขนาดของพื้นที่นั้นมากกว่า 0.3 คนต่อตารางเมตรขึ้นไป โดยเราจะวัดเวลาที่หุ่นยนต์จะใช้การนำทางทั้งกระบวนการ ต่อความหนาแน่นของบุคคล โดยเรานิยามกระบวนการดังนี้
 - a. ประตูลิฟเปิด
 - b. บุคคลที่อยู่ในลิฟเดินออกมาจากลิฟทั้งหมด
 - c. หุ่นยนต์และบุคคลที่อยู่ด้านนอกเข้าลิฟไป
 - d. ประตูลิฟปิด

ซึ่งความหนาแน่นของบุคคลนั้น เราจะวัดจากจำนวนบุคคลที่เดินเข้าไป หาดด้วยขนาดของพื้นที่ลิฟที่เหลืออยู่โดยไม่นับรวมพื้นที่ของลิฟที่มีผู้จับจองแล้ว ในกรณีที่ลิฟยังมีผู้โดยสารบางส่วนอยู่

โดยผลลัพธ์เวลาที่ได้ เราจะนำเปรียบเทียบกับแบบจำลองสองแบบที่เราใช้เป็นต้นแบบในการพัฒนา คือของ trautman และ troung โดยเป้าหมายในการพัฒนาของเราคือ แบบจำลองของเราจะให้ผลลัพธ์เวลาที่น้อยกว่า ในความหนาแน่นของบุคคลที่เท่ากันเมื่อเทียบกับอีกสองแบบจำลอง และนอกจากนั้น แบบจำลองของเราจะให้ผลลัพธ์การนำทางสำเร็จต่อการนำทางทั้งหมดที่สูงกว่าสองแบบจำลอง โดยเรานิยาม การนำทางที่ไม่สำเร็จ คือการที่หุ่นยนต์ไม่สามารถขยับได้เป็นเวลามากกว่าสองวินาทีขึ้นไป โดยเราจะถือว่าหุ่นยนต์เกิดอาการ หุ่นยนต์แช่แข็ง เกิดขึ้น และนับเป็นการนำทางที่ไม่สำเร็จ

6 ขอบเขตงานวิจัย

- 1) งานวิจัยนี้จะพัฒนาแบบจำลองการทำนายทิศทางเดินของคนในพื้นที่ปิดที่มีความหนาแน่นเท่านั้น
- 2) งานวิจัยนี้จะทดสอบโดยใช้หุ่นยนต์ หนึ่ง ตัว เป็นตัวแปรควบคุม
- 3) งานวิจัยนี้จะทดสอบในลิฟสองตัว เป็นตัวแปรควบคุม
- 4) แบบจำลองจะมีข้อมูลตำแหน่งของคนอย่างครบถ้วนจากระบบภายนอก
- 5) งานวิจัยนี้จะวัดเวลาที่ใช้ในการนำทางของหุ่นยนต์

7 ขั้นตอนการดำเนินงาน

- 1) ศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการทำนายเส้นทางเดินของบุคคล รวมถึงแบบจำลองการเดินบุคคล
- 2) ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการจำลองการเดินของบุคคลศึกษาถึงข้อดีข้อเสีย และข้อจำกัดของแต่ละแบบจำลอง
- 3) สร้างสมมติฐานในการนำทางของหุ่นยนต์ในพื้นที่ปิดที่มีความหนาแน่น
- 4) ปรับปรุงแบบจำลองให้เป็นแบบจำลองใหม่เพื่อให้สอดคล้องกับสมมติฐานที่สร้างขึ้น
- 5) ทดสอบแบบจำลองใหม่ เพื่อปรับปรุงแก้ไขและทดสอบสมมติฐานที่ตั้งขึ้นว่าสอดคล้องกับข้อเท็จจริงหรือไม่
- 6) ทดสอบจับเวลาแบบจำลองใหม่ โดยเปรียบเทียบกับแบบจำลองที่มีอยู่แล้ว เพื่อเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในแต่ละแบบจำลองโดยมีตัวแปรควบคุมชุดเดียวกัน
- 7) สรุปผลการทดลอง

8 เอกสารอ้างอิง

- [1] Trautman, P., & Krause, A. (2010). Unfreezing the robot: Navigation in dense, interacting crowds. IEEE/RSJ 2010 International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS 2010 - Conference Proceedings, 797–803. <https://doi.org/10.1109/IROS.2010.5654369>
- [2] Bennewitz, M., Burgard, W., Cielniak, G., & Thrun, S. (2005). Learning motion patterns of people for compliant robot motion. International Journal of Robotics Research, 24(1), 31–48. <https://doi.org/10.1177/0278364904048962>
- [3] Ziebart, B. D., Ratliff, N., Gallagher, G., Mertz, C., Peterson, K., Bagnell, J. A., ... Srinivasa, S. (2009). Planning-based prediction for pedestrians. 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS 2009, 3931–3936. <https://doi.org/10.1109/IROS.2009.5354147>
- [4] Thompson, S., Horiuchi, T., & Kagami, S. (2009). A probabilistic model of human motion and navigation intent for mobile robot path planning. 2009 4th International Conference on Autonomous Robots and Agents, 663–668. <https://doi.org/10.1109/ICARA.2009.4803931>
- [5] Luber, M., Stork, J. A., Tipaldi, G. D., & Arras, K. O. (2010). People tracking with human motion predictions from social forces. Robotics and Automation (ICRA), 2010 IEEE International Conference On, 464–469. <https://doi.org/10.1109/ROBOT.2010.5509779>
- [6] Helbing, D., & Molnar, P. (1998). Social Force Model for Pedestrian Dynamics. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.51.4282>
- [7] Kuderer, M., Kretschmar, H., Sprunk, C., & Burgard, W. (2012). Feature-Based Prediction of Trajectories for Socially Compliant Navigation. Proceedings of Robotics: Science and Systems. <https://doi.org/10.15607/RSS.2012.VIII.025>

- [8] Pellegrini, S., Ess, A., Schindler, K., & Van Gool, L. (2009). You'll never walk alone: Modeling social behavior for multi-target tracking. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, (iccv), 261–268. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2009.5459260>
- [9] Sisbot, E. A., Alami, R., Simeon, T., Dautenhahn, K., Walters, M., Woods, S., ... Nehaniv, C. (2005). Navigation in the presence of humans. Proceedings of 2005 5th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, 2005, 181–188. <https://doi.org/10.1109/ICHR.2005.1573565>
- [10] Sisbot, E. A., Marin-Urias, K. F., Alami, R., & Siméon, T. (2007). A human aware mobile robot motion planner. IEEE Transactions on Robotics, 23(5), 874–883. <https://doi.org/10.1109/TRO.2007.904911>
- [11] Trautman, P., Ma, J., Murray, R. M., & Krause, A. (2013). Robot navigation in dense human crowds: The case for cooperation. Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2153–2160. <https://doi.org/10.1109/ICRA.2013.6630866>
- [12] Guzzi, J., Giusti, A., Gambardella, L. M., Theraulaz, G., & Di Caro, G. A. (2013). Human-friendly robot navigation in dynamic environments. Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation, 423–430. <https://doi.org/10.1109/ICRA.2013.6630610>
- [13] Silva, G., & Fraichard, T. (2017). Human robot motion: A shared effort approach. 2017 European Conference on Mobile Robots, ECMR 2017. <https://doi.org/10.1109/ECMR.2017.8098695>
- [14] Knepper, R. A., & Rus, D. (2012). Pedestrian-inspired sampling-based multi-robot collision avoidance. Proceedings - IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication, 94–100. <https://doi.org/10.1109/ROMAN.2012.6343737>

- [15] Ferrer, G., Garrell, A., & Sanfeliu, A. (2013). Robot companion: A social-force based approach with human awareness-navigation in crowded environments. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 1688–1694. <https://doi.org/10.1109/IROS.2013.6696576>
- [16] Ferrer, G., & Sanfeliu, A. (2014). Behavior estimation for a complete framework for human motion prediction in crowded environments. Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation, 5940–5945. <https://doi.org/10.1109/ICRA.2014.6907734>
- [17] Ferrer, G., & Sanfeliu, A. (2014). Proactive kinodynamic planning using the Extended Social Force Model and human motion prediction in urban environments. 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, (Iros), 1730–1735. <https://doi.org/10.1109/IROS.2014.6942788>
- [18] Shiomi, M., Zanlungo, F., Hayashi, K., & Kanda, T. (2014). Towards a Socially Acceptable Collision Avoidance for a Mobile Robot Navigating Among Pedestrians Using a Pedestrian Model. International Journal of Social Robotics, 6(3), 443–455. <https://doi.org/10.1007/s12369-014-0238-y>
- [19] Trautman, P., Ma, J., Murray, R. M., & Krause, A. (2015). Robot navigation in dense human crowds: Statistical models and experimental studies of human-robot cooperation. International Journal of Robotics Research, 34(3), 335–356. <https://doi.org/10.1177/0278364914557874>
- [20] Alahi, A., Goel, K., Ramanathan, V., Robicquet, A., Fei-Fei, L., & Savarese, S. (2016). Social LSTM: Human Trajectory Prediction in Crowded Spaces. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 961–971. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.110>
- [21] Kim, B., & Pineau, J. (2016). Socially Adaptive Path Planning in Human Environments Using Inverse Reinforcement Learning. International Journal of Social Robotics, 8(1), 51–66. <https://doi.org/10.1007/s12369-015-0310-2>

[22] Chen, Y. F., Liu, M., Everett, M., & How, J. P. (2016). Decentralized Non-communicating Multiagent Collision Avoidance with Deep Reinforcement Learning. ArXiv Preprint ArXiv:1609.07845.

[23] Chen, Y. F., Everett, M., Liu, M., & How, J. P. (2018). Socially Aware Motion Planning with Deep Reinforcement Learning, 1343–1350. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1703.08862v2>

[24] Truong, X.-T., & Ngo, T.-D. (2016). Dynamic Social Zone based Mobile Robot Navigation for Human Comfortable Safety in Social Environments. International Journal of Social Robotics, 8(5), 663–684. <https://doi.org/10.1007/s12369-016-0352-0>

[25] Truong, X. T., & Ngo, T. D. (2017). Toward Socially Aware Robot Navigation in Dynamic and Crowded Environments: A Proactive Social Motion Model. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 14(4), 1743–1760. <https://doi.org/10.1109/TASE.2017.2731371>