

การจดจำท่าทางมือสำหรับหุ่นยนต์ช่วยรักษาความปลอดภัย

Hand Gesture Recognition for a Security Robot

สยาม เจริญเสียง¹ และวุฒิชัย วิศาลคุณา²

ศูนย์ปฏิบัติการพัฒนาหุ่นยนต์ภาคสนาม ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล
คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

91 ถ. ประชาอุทิศ บางมด ทุ่งครุ จ.กรุงเทพฯ 10140

โทร 0-2470-9339 โทรสาร 0-2470-9691 E-mail: siam@fibo.kmutt.ac.th¹, boywuttichai@fibo.kmutt.ac.th²

Siam CHAROENSEANG¹ and Wuttichai VISARNKUNA²

Center of Operation for Field Robotics Development, Department of Mechanical Engineering,

Faculty of Engineering, King Mongkut's University of Technology Thonburi

91 Pracha-u-tit Rd. Bangmod Tungkrui Bangkok 10140 Thailand

Tel: 0-2470-9339 FAX: 0-2470-9691 E-mail: siam@fibo.kmutt.ac.th¹, boywuttichai@fibo.kmutt.ac.th²

บทคัดย่อ

ในงานวิจัยนี้ได้นำเสนอการควบคุมหุ่นยนต์โดยใช้ท่าทางมือเป็นคำสั่งให้กับหุ่นยนต์ช่วยรักษาความปลอดภัยเคลื่อนที่ไปในทิศทางที่ต้องการ โดยในขั้นตอนการสอนและจดจำท่าทางมือของผู้ใช้นั้นได้นำวิธีคิดเดนมาร์คอฟโมเดล (Hidden Markov Models) มาประยุกต์ใช้ ซึ่งข้อมูลที่ใช้ในการสอนและการจดจำท่าทางมือประกอบด้วยการงอของนิ้วทั้งห้านิ้วและมุมในการหมุนของข้อมือโดยรับข้อมูลผ่านถุงมือป้อนข้อมูล (Data Glove) โดยข้อมูลนี้จะผ่านกระบวนการประมวลผลเบื้องต้นเพื่อเตรียมข้อมูลให้เหมาะสมกับวิธีคิดเดนมาร์คอฟโมเดล ซึ่งภายหลังจากที่ผู้ใช้ได้ทำการสอนท่าทางมือให้กับระบบแล้วผู้ใช้สามารถทำการควบคุมหุ่นยนต์ได้โดยใช้ท่าทางมือแบบเดียวกับที่ทำการสอน โดยท่าทางมือที่ผู้ใช้สามารถกำหนดได้อย่างอิสระ และจากผลการทดสอบการจดจำพบว่าระบบสามารถหาท่าทางมือที่เหมาะสมกับท่าทางมือที่ถูกสอนไปแล้ว เพื่อใช้เป็นคำสั่งในการควบคุมหุ่นยนต์

Abstract

In this research, we propose an interactive gesture-based interface for training the commands of a security robot. A Hidden Markov Model is used for recognizing user's hand gestures to map with robot commands. All training data such as finger flexures and hand orientation are captured by using a Data Glove. Those data inputs are then sequenced and fed to the Hidden Markov Model engine for mapping with robot commands. Consequently, a user can control the robot using the trained hand gesture commands. This system allows any user to create his or

her own hand gesture commands for the robot. The experimental results show that the system can find the best match between the hand gestures and the robot commands.

1. บทคัดย่อ

โดยทั่วไปหุ่นยนต์ที่พบเห็นกันส่วนใหญ่ นั้นความสามารถของหุ่นยนต์เกิดจากการที่มนุษย์ทำการเขียนโปรแกรมเพื่อให้หุ่นยนต์ทำงานอย่างที่ต้องการ แต่จะพบปัญหาที่ตามมา คือเมื่อต้องการจะทำการปรับเปลี่ยนหรือเพิ่มความสามารถของหุ่นยนต์ในภายหลัง จะต้องทำการปรับเปลี่ยนแก้ไขโปรแกรมไว้ล่วงหน้า ระบบไม่สามารถที่จะเรียนรู้การปรับเปลี่ยนแบบออนไลน์ได้ ทำให้เสียเวลาในการทำงานเป็นผลทำให้งานเสร็จช้าลง งานวิจัยนี้จึงได้มีการคิดค้นในเรื่องของการเรียนรู้การปรับเปลี่ยนขั้นตอนการทำงานแบบออนไลน์ เพื่อเพิ่มความสะดวกและลดเวลาในการแก้ไขโปรแกรม และได้เพิ่มความสามารถในการเชื่อมต่อระหว่างผู้ใช้กับระบบ โดยการใช้ท่าทางมือในการควบคุมการทำงานของระบบ

การคิดค้นเรื่องการจดจำท่าทางมือเริ่มขึ้นครั้งแรกในช่วงต้นของปี 1980 และได้รับการพัฒนาอย่างต่อเนื่องมา จนกระทั่งนักวิจัยชื่อ Thad Starner [1] ได้เสนอการจดจำท่าทางมืออเมริกาแบบเวลาจริง (Real-time) นอกจากนี้นักวิจัยชื่อ Wu Jiangqin, Gao Wen, Song Yibo, Liu Wei และ Pang Bo [2] ได้เสนอวิธีเพื่อที่จะทำให้ระบบสามารถเรียนรู้และจดจำท่าทางได้โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ค (Neural network) และวิธีคิดเดนมาร์คอฟโมเดล ต่อมาได้มีการนำเทคนิคการจดจำท่าทางไปประยุกต์ใช้ในงานประเภทต่าง ๆ ตัวอย่างเช่น นักวิจัย 4 คนคือ Yoshinori Kuno, Teruhisa Murashima, Nobutaka Shimada และ

Yoshiaki Shirai [3] ได้สร้างรถเข็นคนพิการที่สามารถเรียนรู้และเข้าใจท่าทางของผู้ใช้ว่าต้องการควบคุมไปในทิศทางใดได้

ในงานวิจัยนี้ ได้นำเสนอวิธีในการสอนเพื่อให้ระบบสามารถจดจำท่าทางมือที่ใช้ในการควบคุมหุ่นยนต์ โดยระบบนี้สามารถที่จะเข้าใจท่าทางมือชุดใหม่ที่ใช้กระทำได้โดยไม่ต้องทำการแก้ไขโปรแกรมใหม่ ซึ่งวิธีที่ใช้ในการสอนและการทดสอบการจดจำท่าทางมือที่เป็นคำสั่งของหุ่นยนต์คือวิธีอิตเดนมาร์คอฟโมเดล ซึ่งเป็นวิธีที่ได้รับความนิยมและประสบความสำเร็จในการจดจำเสียง

2. ส่วนประกอบของระบบ

ในระบบการจดจำท่าทางมือสำหรับควบคุมหุ่นยนต์ช่วยรักษาความปลอดภัยประกอบด้วย 2 ส่วนหลัก คือ ส่วนอุปกรณ์และส่วนที่ใช้ในการสอนและทดสอบการจดจำ

2.1 ส่วนอุปกรณ์

อุปกรณ์หลักที่ใช้ในงานวิจัยนี้มี 2 ส่วนหลัก คือ ถุงมือป้อนข้อมูล (Data Glove) และหุ่นยนต์ช่วยรักษาความปลอดภัย (Security Robot) [4]

2.1.1 ถุงมือป้อนข้อมูล

ระบบนี้รับข้อมูลในการทำท่าทางมือของผู้ใช้โดยใช้ถุงมือป้อนข้อมูล รุ่น 5DT ถุงมือป้อนข้อมูลนี้มีลักษณะภายนอกเป็นผ้าไลครา (Lycra) และภายในถุงมือป้อนข้อมูลประกอบด้วยไฟเบอร์ออฟติก เซนเซอร์ 5 ตัว เพื่อใช้วัดการงอของนิ้วแต่ละนิ้ว และเซนเซอร์ที่ใช้วัดมุมในการหมุนของข้อมืออีก 2 ตัว

2.2.2 หุ่นยนต์ช่วยรักษาความปลอดภัย

หุ่นยนต์ช่วยรักษาความปลอดภัยแสดงดังรูปที่ 1 เป็นหุ่นยนต์ที่ใช้ในการทดสอบการเรียนรู้และทดสอบการจดจำท่าทางมือของผู้ใช้ที่ใช้ในการควบคุมหุ่นยนต์

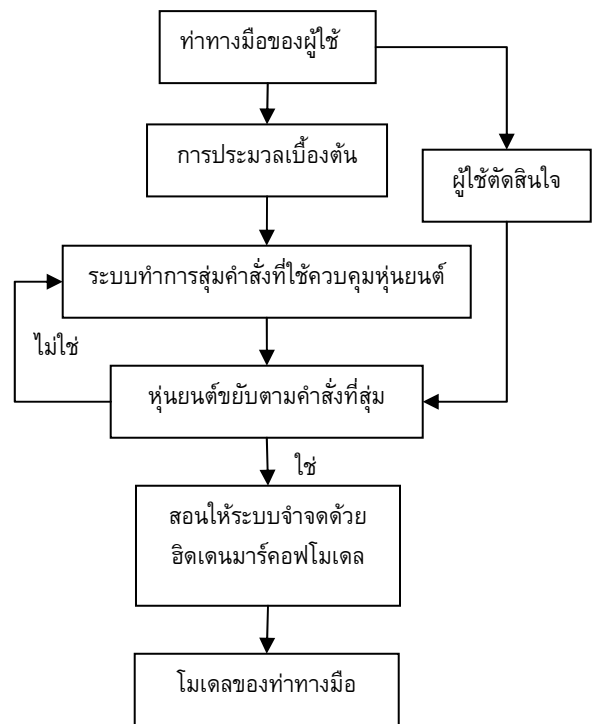


รูปที่ 1 หุ่นยนต์ช่วยรักษาความปลอดภัย

หุ่นยนต์ช่วยรักษาความปลอดภัยถูกออกแบบมาเพื่อใช้สำรวจพื้นที่อันตรายหรือทำการกู้ระเบิดหรือใช้ในพื้นที่ที่จำกัดการเคลื่อนที่ เนื่องจากว่าหุ่นยนต์สามารถเคลื่อนที่ได้ทุกทิศทาง โดยไม่ใช้พื้นที่มาก ในการกลับตัวเหมือนหุ่นยนต์สี่ล้อทั่วไป เพราะว่าลักษณะของล้อหุ่นยนต์เป็นล้อแบบอมนิโคเรกซ์นอลซึ่งวางตัวด้วยมุม 45 องศา



2.2 ส่วนที่ใช้ในการสอนและทดสอบการจดจำ

ระบบนี้สามารถที่จะทำการเรียนรู้และจดจำท่าทางมือที่ใช้กระทำได้ ซึ่งในตอนแรกระบบนี้จะไม่รู้มาก่อนว่าผู้ใช้ท่าทางมือทำนั้นเพื่อต้องการใช้บังคับหุ่นยนต์ในทิศทางใด ดังนั้นผู้ใช้ต้องทำการสอนท่าทางมือให้กับระบบเพื่อให้ระบบจดจำท่าทางมือ นั้น ซึ่งขั้นตอนการสอนมีลักษณะดังรูปที่ 2 คือในช่วงแรกเมื่อผู้ใช้ท่าทางมือในช่วงเวลาหนึ่งระบบจะทำการประมวลผลเบื้องต้น (Preprocessing) ก่อน เพื่อเตรียมข้อมูลให้เหมาะสม จากนั้นระบบจะทำการสุ่มคำสั่งในการเคลื่อนที่หุ่นยนต์เพื่อให้หุ่นยนต์เคลื่อนที่ไปในทิศทางที่ระบบสุ่มขึ้นมา จากนั้นผู้ใช้จะตัดสินใจเพื่อยืนยันคำสั่งที่ระบบทายขึ้นมาว่าใช่ตามความต้องการของผู้ใช้หรือไม่ โดยใช้ท่าทางมือยืนยันความถูกต้องให้กับระบบดังตารางที่ 1 ถ้าไม่ใช่ตามความต้องการของผู้ใช้ ระบบจะทำการสุ่มคำสั่งขึ้นมาใหม่ แต่ถ้าถูกต้องตามความต้องการของผู้ใช้ ผู้ใช้จะทำท่าทางเพื่อยืนยันว่าใช่ จากนั้นจะนำชุดข้อมูลนั้นมาทำการสอนให้ระบบจดจำโดยใช้วิธีอิตเดนมาร์คอฟโมเดล เพื่อทำการประมาณหาโมเดลที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลนั้น ซึ่งในงานวิจัยนี้จะแทนหนึ่งคำสั่งที่ใช้ควบคุมหุ่นยนต์ด้วย 1 โมเดล โดยทำการสอนเพื่อให้ระบบจดจำท่าทางมือทั้งหมด 5 คำสั่ง คือ เดินหน้า ถอยหลัง หมุนขวา หมุนซ้าย และหยุด



รูปที่ 2 ขั้นตอนการสอนให้ระบบจดจำท่าทางมือ

ตารางที่ 1 ท่าทางมือในการยืนยันความถูกต้องให้กับระบบ

คำสั่ง	ใช่	ไม่ใช่
ท่าทางมือ		

หลังจากขั้นตอนการสอนท่าทางมือให้กับระบบ ผู้ใช้สามารถควบคุมหุ่นยนต์ไปในทิศทางที่ต้องการได้โดยใช้ท่าทางมือแบบเดียวกับที่ได้ทำการสอน

3. การประมวลผลเบื้องต้น (Preprocessing)

การประมวลผลเบื้องต้น เป็นส่วนสำคัญในการเตรียมข้อมูลให้เหมาะสมเพื่อใช้ในการสอนและจดจำท่าทางมือ โดยขั้นตอนนี้ประกอบด้วย 2 ส่วนด้วยกันคือ การดึงลักษณะสำคัญ (Feature extraction) และการควอนไทซ์เวกเตอร์ (vector quantization)

3.1 การดึงลักษณะสำคัญ (Feature extraction)

ในงานวิจัยนี้ทำการวิเคราะห์ตัวแปรที่ใช้ในการจำแนกท่าทางมือที่ใช้ในการควบคุมหุ่นยนต์แต่ละท่าทั้งหมด 2 ตัวแปร คือ รูปร่างของมือและการหมุนของข้อมือ โดยอุปกรณ์ที่ใช้รับข้อมูลคือกล้องมือป้อนข้อมูล ซึ่งประกอบด้วยเซนเซอร์ทั้งหมด 5 ตัวที่สามารถบอกการงอของนิ้วทั้งห้าและเซนเซอร์วัดการหมุนของข้อมือ 2 มุม คือ มุมโรล (roll) และมุมพิทช์ (pitch) โดยทำการรับข้อมูลจากกล้องมือป้อนข้อมูลแบบไม่ต่อเนื่อง โดยระบบจะรับข้อมูลทุก 0.1 วินาที จากนั้นนำข้อมูลที่ได้นำเข้าขั้นตอนการควอนไทซ์เวกเตอร์ต่อไป

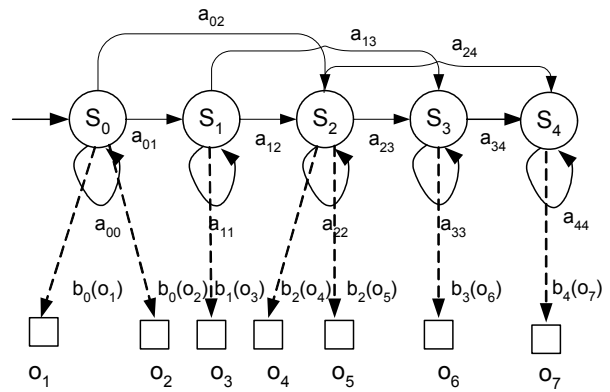
3.2 การควอนไทซ์เวกเตอร์ (Vector quantization)

เนื่องจากขั้นตอนการสอนและการทดสอบการจดจำโดยวิธีอิตเดนมาร์คอฟโมเดลใช้การประมวลผลที่ค่อนข้างมาก ดังนั้นก่อนที่จะนำข้อมูลเข้าสู่อิตเดนมาร์คอฟโมเดลจึงจำเป็นต้องลดขนาดของข้อมูลที่รับมาจากกล้องมือป้อนข้อมูลลง เพื่อที่จะทำให้การประมวลผลเร็วขึ้นและมีผลทำให้ระบบนี้เป็นแบบเวลาจริง (real time) มากขึ้นด้วย ในงานวิจัยนี้ได้ทำการลดจำนวนข้อมูลโดยนำวิธีควอนไทซ์เวกเตอร์มาประยุกต์ใช้ในการลดข้อมูลของท่าทาง โดยมีหลักการคือนำข้อมูลของท่าทาง (X_m) มาเชื่อมกันให้เป็นเวกเตอร์ จากนั้นคำนวณหาค่าความผิดพลาดระหว่างชุดรหัส (C_i) กับเวกเตอร์ข้อมูล ให้อยู่ในรูปของความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Mean Squared Error) แล้วหาชุดรหัสที่มีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดมาเป็นตัวแทนเวกเตอร์ข้อมูลชุดนั้น โดยที่ชุดรหัสถูกสร้างขึ้นมาก่อนโดยใช้วิธี LBG [5]

4. การประยุกต์ใช้อิตเดนมาร์คอฟโมเดล สำหรับการจดจำท่าทางมือเพื่อใช้ในการควบคุมหุ่นยนต์

อิตเดนมาร์คอฟโมเดลมีความสามารถในการเปลี่ยนคุณสมบัติตามเวลาแบบต่อเนื่องกันได้เช่นเดียวกับบากิสโมเดล (Bakis model) คือเป็นโมเดลในการเปลี่ยนสถานะจากสแตตเดิมไปสแตตถัดไป หรือย้อนไปสแตตก่อนหน้าหรือกลับมาสแตตเดิม ซึ่งพบว่าเหมาะสมที่จะนำมาใช้ในการจดจำท่าทางมือ เพราะสามารถทำการชดเชยความแตกต่างในด้านความเร็วในการทำท่าทางได้

ในงานวิจัยนี้ อิตเดนมาร์คอฟโมเดลรับข้อมูลจากขั้นตอนการประมวลผลเบื้องต้น โดยข้อมูลจะถูกแทนด้วยลำดับของเหตุการณ์ ($O = O_1, O_2, \dots, O_7$) โดยที่อิตเดนมาร์คอฟโมเดลประกอบด้วยตัวแปรต่าง ๆ ดังนี้ [5]



รูปที่ 3 ตัวอย่างโมเดลของท่าทางมือหนึ่งท่า

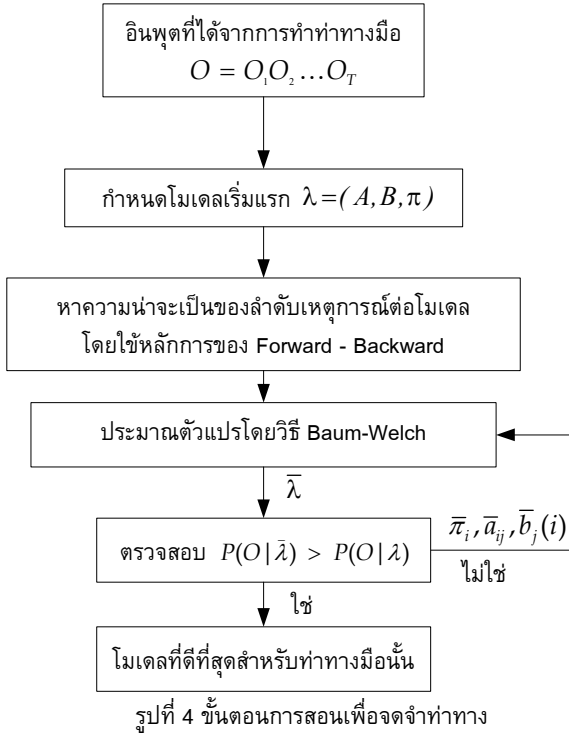
- N คือ จำนวนสแตต ในโมเดล สแตตจะเปลี่ยนไปตามเวลา t จำนวนสแตตที่ใช้ในการจดจำมีทั้งสิ้น 5 สแตต
- M คือ จำนวนของเหตุการณ์ต่อสแตต เหตุการณ์ที่ได้จะสอดคล้องกับอินพุตที่ป้อนให้กับโมเดล ในงานวิจัยนี้ใช้ $M = 7$
- a_{ij} คือ ความน่าจะเป็นในการเปลี่ยนสแตตจากสแตต i ไปสแตต j
- $b_i(O_j)$ คือ ค่าความน่าจะเป็นของเหตุการณ์ j ที่เกิดขึ้นในสแตต i
- π_i ความน่าจะเป็นที่จะเกิดสแตตแรก

ส่วนประกอบต่าง ๆ ของโมเดลสามารถรวมเข้าด้วยกัน แล้วแทนด้วย $\lambda = (A, B, \pi)$ ที่แสดงเป็นเซตของตัวแปร ที่เสร็จสมบูรณ์ของโมเดล ซึ่งในระบบนี้ 1 โมเดล แทนด้วยท่าทางมือ 1 ท่า จากรูปที่ 3 แสดงโมเดลของท่าทางมือ 1 ท่า โดยที่ 1 โมเดลประกอบด้วย 5 สแตต และมีลักษณะการเปลี่ยนสแตตแบบซ้ายไปขวา

ในการจดจำท่าทางมือโดยใช้อิตเดนมาร์คอฟโมเดล สามารถแบ่งออกเป็น 2 ส่วนด้วยกันคือ การสอนให้กับระบบและการทดสอบการจดจำของระบบ

4.1 การสอนให้กับระบบ (Training)

การสอนให้ระบบทำการจดจำท่าทางมือที่สอนเพื่อใช้ในการควบคุมหุ่นยนต์ เป็นการประมาณตัวแปรของโมเดลที่ดีที่สุดสำหรับท่าทางมือแต่ละท่า โดยจุดประสงค์ในการสอน คือ ต้องการโมเดลที่ดีที่สุดสำหรับท่าทางมือนั้น ซึ่งขั้นตอนการสอนให้กับระบบดังรูปที่ 4 โดยที่อินพุตของระบบ คือ ข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนการประมวลผลเบื้องต้น จากนั้นกำหนดโมเดลเริ่มแรก λ ซึ่งประกอบด้วย (A, B, π) จากนั้นคำนวณหาความน่าจะเป็นของอินพุตต่อโมเดลนั้น โดยใช้หลักการของ Forward-Backward เมื่อได้ความน่าจะเป็นของเหตุการณ์ต่อโมเดลนั้นแล้ว จึงเข้าสู่กระบวนการประมาณตัวแปร (Parameter estimation) ซึ่งใช้วิธีของ Baum-welch เพื่อทำการปรับโมเดลจนกระทั่งได้โมเดลที่ดีที่สุดสำหรับอินพุตนั้น หรืออีกนัยหนึ่งคือโมเดลที่ดีที่สุดสำหรับท่าทางค่านั้น



หลักการของ Forward-Backward เพื่อคำนวณหาความน่าจะเป็นของอินพุตต่อโมเดลมีรายละเอียดดังนี้
ในกระบวนการ Forward มีการกำหนดตัวแปร forward ดังนี้

$$\alpha_i(i) = P[o_1 o_2 \dots o_t, q_t = i | \lambda] \quad (1)$$

เริ่มต้น ให้ตัวแปร Forward มีค่า

$$\alpha_1(i) = \pi_i b_i(o_1) \quad 1 \leq i \leq N \quad (2)$$

หลังจากนั้นทำการคำนวณจนกระทั่งถึง $t = T-1$ ที่ทุกสแตท จากสมการ

$$\alpha_{t+1}(j) = \left[\sum_{all i} \alpha_t(i) a_{ij} \right] b_j(o_{t+1}) \quad 1 \leq t \leq T-1, 1 \leq i \leq N \quad (3)$$

ในขั้นตอนสุดท้ายหาค่าความน่าจะเป็นของโมเดลจากสมการ

$$P(O | \lambda) = \sum_{all i} \alpha_T(i) \quad (4)$$

ส่วนของกระบวนการ Backward ได้กำหนดตัวแปร Backward ดังนี้

$$\beta_t(i) = P[O_{t+1} O_{t+2} \dots O_T | q_t = S_i, \lambda] \quad (5)$$

เริ่มต้น ให้ตัวแปร Backward มีค่า

$$\beta_T(i) = 1, \quad 1 \leq i \leq N \quad (6)$$

หลังจากนั้นทำการคำนวณจนกระทั่ง $t = 1$ ที่ทุกสแตท จากสมการ

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j) \quad t=T-1, T-2, \dots, 1, \quad 1 \leq i \leq N \quad (7)$$

หลังจากกระบวนการ Forward-Backward แล้วเข้าสู่กระบวนการประมาณตัวแปร (Parameter estimation) โดยใช้วิธี Baum-Welch ซึ่งจะกำหนด $\xi_t(i,j)$ คือความน่าจะเป็นของการอยู่ในสแตท i ที่เวลา t และสแตท j ที่เวลา $t+1$

$$\xi_t(i, j) = \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)} \quad (5)$$

และ ตัวแปร $\gamma_t(i)$ เป็นความน่าจะเป็นของการอยู่ในสแตท i ที่เวลา t โดยที่โมเดล λ และลำดับของเหตุการณ์ O มีความสัมพันธ์กับ $\xi_t(i,j)$ โดยการบวกกันทุก j คือ

$$\gamma_t(i) = \sum_{all j} \xi_t(i, j) \quad (6)$$

ดังนั้นสแตทของการประมาณตัวแปรใหม่ (reestimation) ของ A, B, π คือ

$$\bar{\pi}_i = \gamma_1(i) \quad (7)$$

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)} \quad (8)$$

$$\bar{b}_j(i) = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j)}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(i)} \quad (9)$$

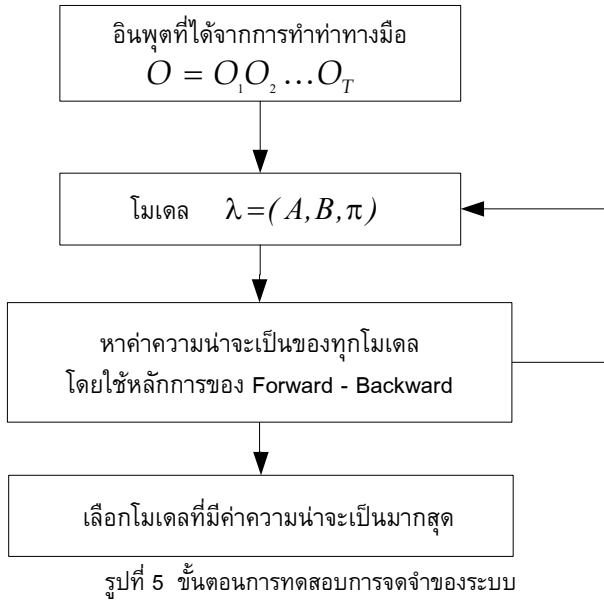
เพื่อทำการหาโมเดลที่เหมาะสมที่สุดสำหรับอินพุตนั้น โดยทำการตรวจสอบความน่าจะเป็นของโมเดลตัวใหม่เทียบกับโมเดลก่อนหน้าว่ามีความแตกต่างกันน้อยกว่าค่าที่กำหนดให้หรือไม่ ถ้าโมเดลตัวใหม่มีความน่าจะเป็นมากกว่าโมเดลก่อนหน้าน้อยกว่าค่าที่กำหนดไว้ จะให้โมเดลตัวใหม่เป็นโมเดลที่แทนดีที่สุดสำหรับอินพุตนั้น

4.2 การทดสอบการจดจำของระบบ (Testing)

หลังจากที่ได้ทำการสอนท่าทางมือให้กับระบบแล้ว จึงทำการทดสอบการจดจำของระบบ โดยการคำนวณหาความน่าจะเป็นของ

เหตุการณ์ต่อโมเดลโดยใช้หลักการของ Forward-Backward ในการคำนวณทุกโมเดล จากนั้นเลือกโมเดลที่มีความน่าจะเป็นสูงสุด ซึ่งคือท่าทางที่มีความเหมาะสมกับลำดับเหตุการณ์ที่เป็นอินพุตที่ได้จากขั้นตอนการประมวลผลเบื้องต้น ($O = O_1 O_2 \dots O_T$) รายละเอียดของขั้นตอนการทดสอบการจดจำของระบบดังรูปที่ 5

5. การทดลอง



ในงานวิจัยนี้ได้ทำการทดลองการจดจำท่าทางมือเพื่อใช้ในการควบคุมหุ่นยนต์รักษาความปลอดภัย โดยใช้ถุงมือป้อนข้อมูล (Data Glove) เป็นอุปกรณ์ในการรับข้อมูลจากการทำท่าทางของผู้ใช้

ในขั้นตอนการทดลอง ผู้ใช้จะทำการสอนท่าทางมือเพื่อให้ระบบทำการจดจำคำสั่งจำนวนทั้งสิ้น 5 คำสั่งด้วยกัน คือ เดินหน้า ถอยหลัง หมุนขวา หมุนซ้าย และหยุด โดยท่าทางมือแต่ละท่านั้นผู้ใช้สามารถกำหนดขึ้นมา หลังจากทำการสอนแล้วจึงทำการทดสอบการจดจำของระบบ โดยท่าทางมือในลักษณะเดียวกับที่ทำการสอนให้กับระบบ ซึ่งในการทดลองนี้ได้ทำการทดสอบกับผู้ใช้ 5 คน โดยแต่ละคนกำหนดท่าทางมือได้อย่างอิสระโดยไม่จำเป็นต้องเหมือนกัน

6. ผลการทดลอง

จากผลการทดลองที่ได้ดังแสดงในตารางที่ 2 จะเห็นว่าส่วนใหญ่มีการจดจำที่แม่นยำสูง ยกเว้นบางท่ามีการจดจำที่แม่นยำค่อนข้างต่ำ เพราะว่าระบบจดจำท่าทางมือผิดพลาด สาเหตุเนื่องจากลักษณะของมือที่ใช้ในการทดสอบมีลักษณะใกล้เคียงกัน รวมทั้งถุงมือป้อนข้อมูลมีเซนเซอร์ที่มีความเที่ยงตรงไม่มาก ทำให้ค่าที่รับมาจากถุงมือป้อนข้อมูลในท่าทางมือที่มีลักษณะคล้ายกันมีค่าใกล้เคียงกัน เป็นผลทำให้ระบบจดจำผิดไป เช่น จากตารางที่ 2 จะเห็นว่าท่าทางมือของคำสั่ง “หมุนขวา” และ “หมุนซ้าย” มีลักษณะใกล้เคียงกัน เป็นผลทำให้การจดจำมีความแม่นยำต่ำกว่าที่ควร แต่ในท่าทางมือที่มีลักษณะไม่ใกล้เคียงกับท่าทางมืออื่น จะมีการจดจำที่มีความแม่นยำสูงมาก ดังนั้นในการแก้ปัญหาการจดจำที่ผิดพลาด สามารถทำได้โดยการกำหนดท่าทางมือแต่ละท่าไม่ให้ใกล้เคียงกันหรืออาจจะทำการตัดแปลงถุงมือป้อนข้อมูลให้มีการตรวจจับการงอของนิ้วได้ถูกต้องแม่นยำขึ้น






7. สรุป

การจดจำท่าทางมือเพื่อใช้ในการควบคุมหุ่นยนต์ที่ได้นำเสนอไปแล้วนี้ ประกอบด้วยขั้นตอนการประมวลผลเบื้องต้นเพื่อเตรียมข้อมูลให้เหมาะสมและลดจำนวนข้อมูลที่ใช้ในขั้นตอนการสอนและทดสอบการจดจำของระบบโดยใช้ฮิดเดนมาร์คอฟโมเดล เพื่อทำให้ระบบมีความเป็นเวลาจริง (Real time) มากขึ้น

โดยในการทดลองได้ทำการทดสอบกับผู้ใช้ 5 คน โดยแต่ละคนสามารถกำหนดท่าทางมือที่ใช้ในการสอนได้อย่างอิสระ โดยทำการสอนท่าทางมือที่เป็นคำสั่งที่ใช้ในการควบคุมหุ่นยนต์ทั้งหมด 5 ท่าด้วยกัน คือ เดินหน้า ถอยหลัง หมุนขวา หมุนซ้าย และหยุด หลังจากทำการสอนให้ระบบจดจำแล้ว ได้ทำการทดสอบเพื่อหาประสิทธิภาพในการจดจำของระบบ ผลที่ได้พบว่ามีการจดจำที่แม่นยำ ซึ่งสามารถที่จะนำไปใช้ในการควบคุมหุ่นยนต์ได้อย่างสะดวก

ในงานวิจัยนี้สามารถนำไปพัฒนาความสามารถเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในส่วนต่าง ๆ ได้ เช่น ส่วนของการเชื่อมต่อระหว่างผู้ใช้กับระบบ โดยอาจจะเพิ่มเติมการจดจำท่าทางในส่วนของแขนด้วยหรืออาจจะเพิ่มการตรวจจับการหมุนของศีรษะของผู้ใช้เพื่อช่วยควบคุมทิศทางของกล้องด้วย ซึ่งจะช่วยให้การควบคุมหุ่นยนต์ทำได้มีประสิทธิภาพมากขึ้น

ตารางที่ 2 ผลการทดสอบในการจดจำท่าทางมือที่เป็นคำสั่งให้กับระบบ

คำสั่ง	เดินหน้า	ถอยหลัง	หมุนขวา	หมุนซ้าย	หยุด
ท่าทางมือ					
% ความแม่นยำ	91 %	92 %	60%	85%	97%

8. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณ นายทศพร บุญแท้ นักศึกษาปริญญาโท ศูนย์ปฏิบัติการพัฒนาหุ่นยนต์ภาคสนาม ภาควิชาวิศวกรรม เครื่องกล มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี ที่ให้ความช่วยเหลือและคำแนะนำเกี่ยวกับหุ่นยนต์ช่วยรักษาความปลอดภัย

9. เอกสารอ้างอิง

- [1] T. Stamer, J. Weaver, and A. Pentland, "Real-Time American Sign Language Recognition Using Desk and Wearable Computer Based Video", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 20(12), 1371-1375, 1998.
- [2] W. Jiangqin, G. Wen, S. Yibo, L. Wei and P. Bo, "A Simple Sign Language Recognition System" 1998. ICSP '98. 1998 Fourth International Conference on Signal Processing Proceedings, Harbin Inst. of Technology, China, October 1998.
- [3] Y. Kuno, T. Murashima, N. Shimada and Y. Shira, "Interactive Gesture Interface for Intelligent Wheelchairs" ICME 2000. 2000 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, 2000., Osaka Univ., Japan, August 2000.
- [4] D. Laowattana and T. Bunthae, "Security Enhancement through Robotics Technology:SEBOT", KMUTT Research and Development Journal, Vol. 25 No.1 pp. 15-34, 2002.
- [5] L.R. Rabiner, "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition", Proceeding of the IEEE, Vol. 77, pp.257-286, February 1989.