

การพัฒนาระบบกำหนดเป้าหมายของหุ่นยนต์โบว์ลิ่งอัตโนมัติด้วยการนำทางเชิงสายตาและกลยุทธ์ตามภารกิจ Development of a Targeting System for an Autonomous Bowling Robot with Visual Servoing and Mission-Based Strategies

จักรินทร์ ถิ่นนคร¹ สาธิต รุ่งสว่าง¹ ปฎิภาณ ห่วงศรี^{1*} กฤษณ์ รัชชภูมิ¹ และนนทสิทธิ์ บุปผาใสศิริ¹

¹สาขาวิชาวิศวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา

Jakarin_t@rmutl.ac.th sathit_r@rmutl.ac.th padipan@rmutl.ac.th* krittrachapum@rmutl.ac.th nontasit2411@gmail.com

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการออกแบบระบบหุ่นยนต์โบว์ลิ่งอัตโนมัติสำหรับการแข่งขันที่มีข้อจำกัดด้านเวลาและความซับซ้อน โดยพัฒนาระบบกำหนดเป้าหมายแบบไฮบริด (Hybrid Targeting System) บน NI myRIO ซึ่งผสมผสานกลยุทธ์การนำทางด้วยภาพ (Visual Servoing) และตรรกะเรขาคณิต (Geometric Logic) สำหรับภารกิจพิเศษ พร้อมระบบการมองเห็นเชิงรุก (Active Vision) เพื่อเพิ่มความแม่นยำในสภาพที่มุมมองถูกบดบัง ผลการทดลองแสดงค่าเบี่ยงเบนเฉลี่ย 4.10 – 6.38 พิกเซล (Pixel) และอัตราความสำเร็จของภารกิจ 80.83% สะท้อนถึงประสิทธิภาพของแนวทางการออกแบบที่สมดุลทั้งด้านความเร็วและความแม่นยำในการปฏิบัติงานอัตโนมัติ

คำสำคัญ: หุ่นยนต์โบว์ลิ่ง, การนำทางเชิงสายตา, การมองเห็นเชิงรุก, กลยุทธ์ชี้เป้า, NI myRIO

Abstract

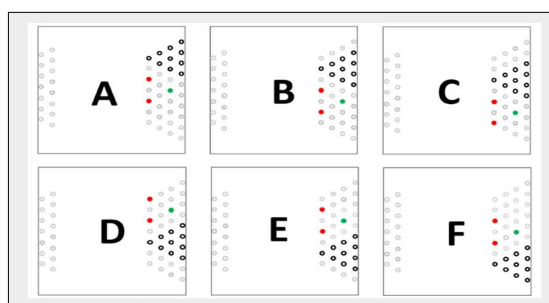
This paper presents the design and development of an autonomous bowling robot system for time-constrained and complex competition tasks. A Hybrid Targeting System was implemented on the NI myRIO embedded platform, combining two main strategies: visual servoing using Pin 7 as a continuous reference, and geometric logic for calculating the midpoint between red pins in special tasks. To enhance reliability under occlusion, an Active Vision mechanism was integrated. Experimental results demonstrated high targeting accuracy with an average deviation of 4.10 – 6.38 Pixel, and the robot successfully completed randomly assigned tasks with an overall success rate of 80.83%. These results confirm that the proposed hybrid approach effectively balances decision-making speed with robustness in dynamic environments.

Keywords: Bowling Robot, Visual Servoing, Active Vision, Heuristic Strategy, NI myRIO

1. บทนำ

ในยุคปัจจุบันที่ระบบอัตโนมัติและหุ่นยนต์ (Automation and Robotics) มีบทบาทสำคัญอย่างยิ่ง ความท้าทายได้เปลี่ยนจากการสร้างหุ่นยนต์ที่ทำงานซ้ำๆ ไปสู่การสร้างหุ่นยนต์ที่สามารถปฏิบัติภารกิจที่ซับซ้อนและเปลี่ยนแปลงได้ (Dynamic Tasks) ภายใต้เงื่อนไขที่จำกัด เช่น การแข่งขันหุ่นยนต์ ซึ่งต้องการทั้งความแม่นยำ, ความเร็ว, และความสามารถในการปรับตัวตามสถานการณ์

กรณีศึกษาของหุ่นยนต์โบว์ลิ่งสำหรับการแข่งขัน ในงานวิจัยนี้ เป็นตัวอย่างที่ชัดเจนของความท้าทายดังกล่าว ปัญหาไม่ได้จำกัดอยู่แค่การโยนลูกโบว์ลิ่งให้โดนพิน แต่คือการที่หุ่นยนต์ต้องเผชิญกับ รูปแบบภารกิจที่ถูกสุ่มขึ้นมา (ดังแสดงในรูปที่ 1) และต้องปฏิบัติตามภารกิจย่อยหลายอย่างให้สำเร็จภายในเวลาที่จำกัดเพียง 240 วินาที การใช้แนวทางที่พยายามทำความเข้าใจภาพรวมทั้งหมดของสนามในทุกขั้นตอนอาจไม่มีประสิทธิภาพและไม่รวดเร็วพอต่อการแข่งขัน แข่งขัน

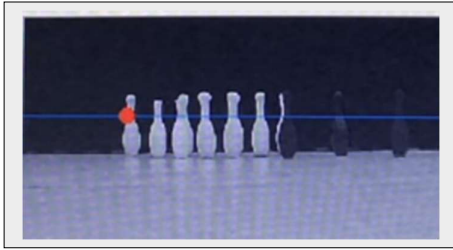


รูปที่ 1 รูปแบบการจัดวางพินโบว์ลิ่ง ใช้สำหรับการสุ่มภารกิจในการแข่งขัน

เพื่อรับมือกับความท้าทายด้านประสิทธิภาพและความเร็ว งานวิจัยนี้เสนอการพัฒนาระบบกำหนดเป้าหมายแบบไฮบริด (Hybrid Targeting System) ที่ผสมผสานความเร็วของกลยุทธ์ชี้เป้าเข้ากับความแข็งแกร่งของระบบแก้ปัญหา ประกอบด้วย 2 กลไกหลัก

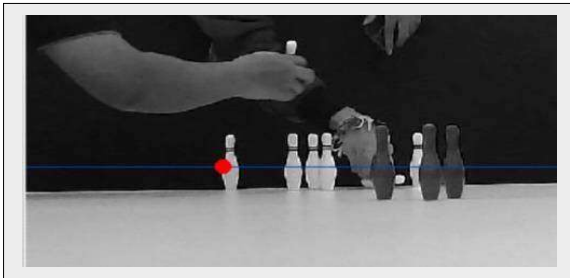
1. กลยุทธ์ชี้เป้าเชิงสายตา (Visual Heuristic Strategy) เป็นกลไกการทำงานหลัก ระบบถูกโปรแกรมให้รู้ว่าจะต้องมองหาอะไร สำหรับแต่ละภารกิจ เช่น การใช้เทคนิค การนำทางเชิงสายตา (Visual Servoing) เพื่อ

ติดตามตำแหน่งของพินซ้ายสุด ดังแสดงในรูปที่ 2 อย่างต่อเนื่องสำหรับการ
ภารกิจทั่วไป หรือการใช้ ตรรกะเชิงเรขาคณิต เพื่อคำนวณหาจุดกึ่งกลาง
ระหว่างพินสีแดงสำหรับการกึ่งพิเศษ วิธีการนี้ช่วยลดภาระการประมวลผล
และทำให้หุ่นยนต์ตัดสินใจได้อย่างรวดเร็ว



รูปที่ 2 ลักษณะการตรวจจับตำแหน่งพินซ้ายสุด

2.กลไกแก้ไขปัญหาด้วยการมองเห็นเชิงรุก (Active Vision Recovery Mechanism) ในกรณีที่จุดอ้างอิง ที่จำเป็นสำหรับกลยุทธ์หลัก
ถูกบดบัง ระบบ Active Vision จะถูกเรียกใช้งานโดยอัตโนมัติในฐนาะ
ระบบสำรอง เพื่อสั่งให้หุ่นยนต์เคลื่อนที่ในแนวแกน X หรือปรับทิศทาง
องศา ของด้านหน้าหุ่นยนต์โบว์ลิ่ง จนกว่าจะพบมุมมองใหม่ที่สามารถ
มองเห็นจุดอ้างอิงนั้นได้ ดังแสดงในรูปที่ 3 แล้วจึงกลับเข้าสู่การทำงานของ
กลยุทธ์หลักต่อไป



รูปที่ 3 ระบบ Active Vision สั่งให้หุ่นยนต์เคลื่อนที่ ตามแนวแกน X หรือ
ปรับทิศทางองศาของหุ่นยนต์โบว์ลิ่ง กรณีกลยุทธ์หลักถูกบดบัง

2. วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1. เพื่อออกแบบและสร้างอัลกอริทึมสำหรับกำหนดเป้าหมาย
โดยใช้หลักการนำทางเชิงสายตา (Visual Servoing) และการคำนวณจุด
กึ่งกลางเชิงเรขาคณิต (Geometric Midpoint Calculation)
2. เพื่อพัฒนาระบบการมองเห็น (Vision System) ที่สามารถ
ตรวจจับและระบุตำแหน่งของจุดอ้างอิงที่สำคัญ (Key Reference
Pins) สำหรับป้อนข้อมูลให้แต่ละกลยุทธ์ได้อย่างแม่นยำ
3. เพื่อทดสอบและประเมินประสิทธิภาพของระบบหุ่นยนต์แบบ
องค์รวม ในการปฏิบัติการกิจจำลองการแข่งขันตามรูปแบบสม โดย
วัดผลจากความแม่นยำในการเล็งเป้าหมาย, อัตราความสำเร็จของ
ภารกิจ, และเวลาที่ใช้

3. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

3.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

3.1.1 ทฤษฎีการประมวลผลภาพเพื่อการตรวจจับวัตถุ (Image
Processing Theories for Object Detection)

การที่หุ่นยนต์จะสามารถรับรู้ สภาพแวดล้อมได้นั้น จำเป็นต้อง
อาศัยเทคนิคการประมวลผลภาพที่แข็งแกร่งและมีประสิทธิภาพเพื่อสกัด
ข้อมูลที่สำคัญออกมาจากภาพที่ได้รับ เทคนิคพื้นฐานที่ใช้ในงานวิจัยนี้
ประกอบด้วย

1) การแปลงปริภูมิสี (HSV Color Space) ระบบสี HSV เป็น
แบบจำลองที่แยกองค์ประกอบของสี (Hue), ความสดของสี (Saturation),
และ "ความสว่าง" (Value) ออกจากกัน ซึ่งแตกต่างจากระบบสี RGB การ
แยกความสว่างออกมามีประโยชน์อย่างยิ่งในสภาพแวดล้อมจริงที่ความ
สว่างของแสงอาจไม่คงที่ ทำให้การกรองวัตถุตามสี (Color Thresholding)
มีความทนทานต่อเงาและแสงสะท้อนสูงกว่า ดังที่ปรากฏในงานวิจัยด้าน
การคัดแยกผลไม้ [4] ซึ่งนิยมใช้ปริภูมิสี HSV เพื่อแยกสีของผลไม้ออกจาก
ใบไม้ภายใต้สภาพแสงธรรมชาติ

2) การวิเคราะห์กลุ่มพิกเซล (Blob Analysis) เป็นกระบวนการ
หลักในการค้นหาและวัดคุณสมบัติของวัตถุที่แยกออกมาได้ เช่น ตำแหน่ง
จุดศูนย์กลาง (Centroid) ซึ่งใช้ในการระบุทิศทางของวัตถุ และพื้นที่ (Area)
เพื่อใช้กรองวัตถุบริเวณที่มีขนาดเล็กหรือใหญ่ผิดปกติทิ้งไป ซึ่งเป็นเทคนิค
มาตรฐานที่ถูกใช้อย่างแพร่หลายในระบบอัตโนมัติ เช่น ในงาน หุ่นยนต์
คัดแยกวัตถุดิบสายพาน (อ้างอิงงานวิจัยที่ 3)

3.1.2 ทฤษฎีหุ่นยนต์เคลื่อนที่และการควบคุมเชิงสายตา (Mobile
Robotics and Visual Control Theories)

1) จลนศาสตร์ของหุ่นยนต์ที่ใช้ล้อ Omni-directional หุ่นยนต์ใน
งานวิจัยนี้ใช้ล้อแบบ Omni ซึ่งให้ความสามารถในการเคลื่อนที่แบบ
Holonomic คือสามารถเคลื่อนที่ไปในแนวแกน X (ซ้าย-ขวา) และหมุน
รอบตัวเองได้พร้อมกันโดยไม่ต้องหันหัวรถก่อน แบบจำลองทาง
จลนศาสตร์ (Kinematic Model) คือชุดสมการที่ใช้แปลงคำสั่งการ
เคลื่อนที่ระดับสูง (เช่น ขยับไปทางขวา 10 cm) ให้กลายเป็นความเร็วของ
มอเตอร์แต่ละล้อ ซึ่งเป็นกลไกพื้นฐานที่ทำให้การทำ Active Vision และ
Visual Servoing เป็นไปได้

2) การนำทางเชิงสายตา (Visual Servoing) นี้คือทฤษฎีหลักที่อยู่
เบื้องหลังกลยุทธ์ของหุ่นยนต์ในงานวิจัยนี้ Visual Servoing คือเทคนิค
การใช้ข้อมูลภาพแบบต่อเนื่อง (Real-time Visual Feedback) เพื่อ
ควบคุมการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์ หลักการคือการคำนวณ ค่าความ
ผิดพลาด ระหว่างตำแหน่งปัจจุบันของจุดอ้างอิงในภาพกับตำแหน่งที่
ต้องการ แล้วสร้างคำสั่งควบคุมเพื่อลดค่าความผิดพลาดนั้นให้เป็นศูนย์
แนวคิดนี้ถูกนำไปใช้อย่างแพร่หลาย เช่นใน หุ่นยนต์เทียบท่าเรืออัตโนมัติ
[1] ที่ใช้มาร์เคอร์เป็นจุดอ้างอิง หรือใน หุ่นยนต์นำทางในไรโรเกษตร [7] ที่
ใช้ร่องปลูกเป็นเส้นอ้างอิง ซึ่งในงานวิจัยของเรา ได้ประยุกต์ใช้หลักการนี้

โดยใช้พินโบว์ลิ่งซ้ายสุด เป็นจุดอ้างอิงในการนำทางหุ่นยนต์เข้าสู่ตำแหน่งโยนที่เหมาะสม

3) กลยุทธ์ขึ้นน้ำและการตัดสินใจ (Heuristic Strategies) ในการแข่งขันที่มีเวลาจำกัด การพยายามวิเคราะห์ข้อมูลทั้งหมดอาจไม่มีประสิทธิภาพพอ แนวทางการใช้กลยุทธ์ขึ้นน้ำ (Heuristics) หรือกฎที่กำหนดไว้ล่วงหน้าเพื่อแก้ปัญหาเฉพาะหน้าอย่างรวดเร็วจึงเป็นทางเลือกที่เหมาะสม ดังจะเห็นได้จาก หุ่นยนต์ฟุตบอล RoboCup (อ้างอิงงานวิจัยที่ 2) ที่มุ่งเน้นการตรวจจับเฉพาะลูกบอลและประตูเพื่อตัดสินใจ หรือในหุ่นยนต์ตรวจสอบชิ้นงานอุตสาหกรรม [6] ที่เคลื่อนไปตรวจสอบเฉพาะจุดสำคัญ งานวิจัยนี้จึงได้นำแนวคิดดังกล่าวมาออกแบบกลยุทธ์การกำหนดเป้าหมายตามภารกิจ (A-F) เพื่อให้หุ่นยนต์สามารถเลือกวิธีการทำงานที่เหมาะสมและรวดเร็วที่สุดได้

3.1.3 การแก้ปัญหาการบดบังด้วยการมองเห็นเชิงรุก (Solving Occlusion with Active Vision)

ปัญหาการบดบัง (Occlusion) เป็นหนึ่งในความท้าทายที่สำคัญที่สุดในงานแมชชีนวิชัน ดังที่พบในงานวิจัยด้าน การเก็บเกี่ยวผลไม้ [4] ที่ใบไม้มักจะบังผล หรือปัญหา Bin Picking [8] ที่ชิ้นส่วนซ้อนทับกันอย่างสมบูรณ์

ในขณะที่หลายงานวิจัยพยายามแก้ปัญหาด้วยกล้อง 3 มิติ หรือ AI ที่ซับซ้อน อีกแนวทางหนึ่งที่เป็นที่ยอมรับคือการใช้ การมองเห็นเชิงรุก (Active Vision) เพื่อเปลี่ยนมุมมองและค้นหาข้อมูลที่ขาดหายไป ดังเช่นใน หุ่นยนต์สำรวจพื้นที่ [5] ที่เคลื่อนที่เพื่อมองให้เห็นส่วนที่ยังไม่ถูกสร้างในแผนที่ หรืองานวิจัย การติดตามวัตถุ [7] ที่มีพฤติกรรมการค้นหา เมื่อเป้าหมายหายไป ในงานวิจัยนี้ เราได้ประยุกต์ใช้แนวคิดดังกล่าว โดยกำหนดให้ Active Vision ทำหน้าที่เป็นกลไกสำรวจเพื่อแก้ปัญหา โดยเฉพาะจะทำงานก็ต่อเมื่อจุดอ้างอิงที่จำเป็นต่อกลยุทธ์หลัก ถูกบดบังหรือตำแหน่งของพินที่ 7 ได้ถูกนับแต้มไปแล้ว

3.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

3.2.1 [1] M. F. A. K. M. Z. H. Khan และคณะ ปี 2022 กล่าวถึง การสร้างระบบที่ไดรอนสามารถบินลงจอดเพื่อสลับแบตเตอรี่ก้อนใหม่และบินขึ้นต่อได้เองโดยอัตโนมัติ เพื่อเพิ่มระยะเวลาการทำงานหุ่นยนต์เคลื่อนที่สำหรับเทียบท่าขารจอตโนมติ โดยใช้ระบบการมองเห็น (Vision) เพื่อตรวจจับและระบุตำแหน่งของแท่นสลับแบตเตอรี่ (Docking Station) จากนั้นใช้เทคนิค Visual Servoing เพื่อนำทางไดรอนให้ลดระดับและลงจอดได้อย่างแม่นยำในตำแหน่งที่ต้องการ โดยงานวิจัยนี้ได้นำเทคนิค Visual Servoing กำหนดจุดอ้างอิงในการปรับตำแหน่งของหุ่นยนต์แบบต่อเนื่องในการตรวจจับพินตำแหน่งหมายเลข 7 เป็นจุดอ้างอิงในการนำทางหุ่นยนต์เข้าสู่ตำแหน่งการโยนที่เหมาะสม

3.2.2 [2] T. L. T. Lun และคณะ ปี 2023 กล่าวถึงหุ่นยนต์สามารถตรวจจับลูกบอลและประตูในสนาม และวางแผนการเคลื่อนที่เพื่อทำคะแนนในการแข่งขัน RoboCup จากนั้นใช้เทคนิค ระบบ Vision ปรับจูนเพื่อตรวจจับเฉพาะวัตถุที่สำคัญที่สุดในสนาม (ลูกบอล, ประตูสีฟ้า,

ประตูสีเหลือง) โดยใช้การแบ่งแยกสี (Color Segmentation) เป็นหลัก จากนั้นใช้ กลยุทธ์ขึ้นน้ำ (Heuristic) ง่ายๆ แต่มีประสิทธิภาพสูงมาใช้งาน โดยงานวิจัยนี้ได้นำเทคนิค กลยุทธ์ขึ้นน้ำ (Heuristic) มาใช้ในการกำหนดกลยุทธ์ที่ประสบความสำเร็จและรวดเร็วในการทำภารกิจ

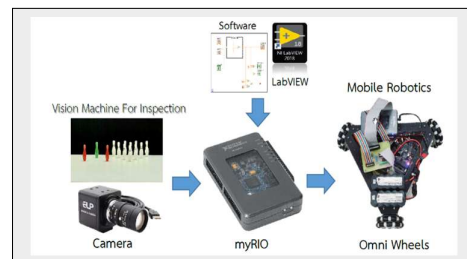
3.2.3 [3] S. Afaz และคณะ ปี 2023 กล่าวถึงการค้นหามะเขือเทศที่สุกพร้อมเก็บในโรงเรือน จากนั้นใช้เทคนิคการผสมผสานเทคนิคต่างๆ โดยมี การใช้ปริภูมิสี HSV เป็นหัวใจสำคัญในการแยกสีแดงของมะเขือเทศออกจากสีเขียวของใบและกิ่ง แม้จะอยู่ภายใต้สภาพแสงที่เปลี่ยนแปลง โดยงานวิจัยนี้ได้นำเทคนิค มาใช้ในการวิเคราะห์สีของพินโบว์ลิ่ง ในการตรวจจับของกล่องหุ่นยนต์โบว์ลิ่ง

4. วิธีการดำเนินงาน

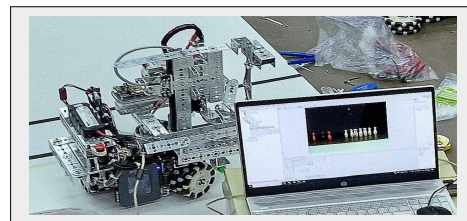
4.1 การออกแบบโครงสร้างของระบบ

ระบบหุ่นยนต์ที่พัฒนาขึ้นนี้ถูกออกแบบบนสมองกลฝังตัว (Embedded System) ที่มีหน่วยประมวลผลหลักอยู่บนตัวหุ่นยนต์ ทำให้สามารถปฏิบัติการได้ด้วยตนเองอย่างอิสระ การทำงานของระบบใช้ NI myRIO ทำหน้าที่เป็นศูนย์กลางรับข้อมูลจากกล้อง (Input), ประมวลผลตรรกะทั้งหมด (Processing), และส่งคำสั่งไปยังมอเตอร์เพื่อควบคุมการเคลื่อนที่ (Output)

แนวคิดโครงสร้างของระบบแสดงดัง รูปที่ 4 และภาพการสร้างระบบจริงตามโครงสร้างดังกล่าวซึ่งแสดงการเชื่อมต่อระหว่างฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ที่ใช้จริงแสดงใน รูปที่ 5



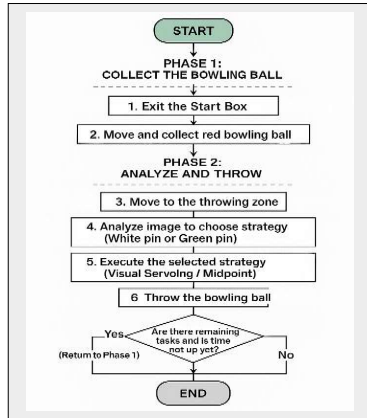
รูปที่ 4. โครงสร้างของระบบหุ่นยนต์โบว์ลิ่ง



รูปที่ 5 แสดงการเชื่อมต่อระหว่างฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ที่ใช้จริง

4.2 ขั้นตอนการดำเนินงานของหุ่นยนต์

ลำดับการทำงานของหุ่นยนต์ในหนึ่งภารกิจเต็มรูปแบบถูกออกแบบเป็นขั้นตอนที่ชัดเจน เพื่อให้สามารถทำงานซ้ำได้อย่างน่าเชื่อถือภายใต้ข้อจำกัดด้านเวลา โดยมีตรรกะการทำงานหลักคือการเก็บลูกโบว์ลิ่ง, การเคลื่อนที่, การวิเคราะห์เป้าหมายตามภารกิจ, และการโยน ซึ่งสามารถสรุปเป็นแผนผังการทำงาน (Flowchart) ได้ดังรูปที่ 6

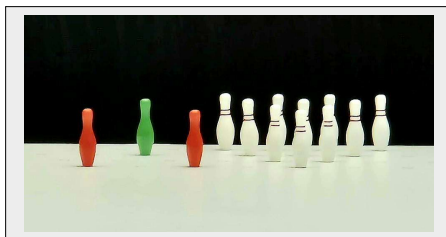


รูปที่ 6 แผนผังการทำงาน

4.3 การออกแบบอัลกอริทึมหลัก

อัลกอริทึมทั้งหมดถูกออกแบบโดยมุ่งเน้นที่ประสิทธิภาพและความเร็วในการประมวลผลบนบอร์ด myRIO

4.3.1 Vision Algorithm ระบบถูกออกแบบให้สามารถจำแนกวัตถุตามสีได้หลายชนิด ดังแสดงในรูปที่ 7 ซึ่งประกอบด้วยลูกโบว์ลิ่งสีแดง และพินสีขาว, แดง และเขียว โดยใช้วิธีการกรองสีในปริภูมิสี HSV ร่วมกับการดำเนินการทางสัญญาณวิทยาเพื่อความแม่นยำ จากนั้นจึงใช้วิธี Blob Analysis เพื่อสกัดข้อมูลพิกัดและคุณลักษณะของวัตถุแต่ละชิ้น



รูปที่ 7. วัตถุเป้าหมายสีต่างๆ ที่ระบบต้องสามารถจำแนกได้

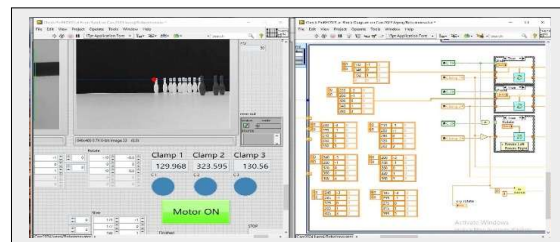
4.3.2 Strategic Targeting Algorithms ระบบมีกลยุทธ์หลัก 2 รูปแบบคือ

1) Visual Servoing ใช้สำหรับภารกิจพินขาว โดยระบบจะค้นหาพินสีขาวที่อยู่ซ้ายสุดเสมอ และใช้ตำแหน่งของมันเป็นจุดอ้างอิงในการควบคุมการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์แบบต่อเนื่องจนกว่าจะเข้าสู่ตำแหน่งโยนที่เหมาะสม

2) Geometric Midpoint ใช้สำหรับภารกิจพินเขียว โดยระบบจะหาตำแหน่งพินแดงที่อยู่ซ้ายสุดเสมอ และคำนวณหาจุดกึ่งกลางของพินสีเขียวโดยอาศัย ค่าออฟเซต(Offset) ในแนวแกน X ที่มีระยะห่างคงที่ (ซึ่งเป็นค่าที่ทราบล่วงหน้าจากการวัดในสนาม) จากพินสีแดงอ้างอิงนั้น เพื่อใช้เป็นเป้าหมายสำหรับการโยนลูกโบว์ลิ่ง

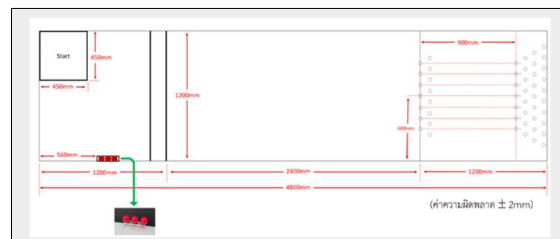
โดยทั้งกลยุทธ์หลักทั้ง 2 รูปแบบ เมื่อมีปัญหาการบังคับหรือไม่สามารถตรวจพบจุดอ้างอิง พินที่อยู่ซ้ายสุดได้ ระบบ Active Vision จะถูกเรียกใช้งาน โดยการเปลี่ยนมุมมองของกล้องในลักษณะที่กำหนดไว้ล่วงหน้า ตามการเคลื่อนที่แบบ Holonomic ของล้อ Omni กล่าวคือระบบจะสั่งให้หุ่นยนต์ เคลื่อนที่สไลด์ในแนวแกน X ไปทางด้านข้างเป็นระยะทางคงที่ และหยุดการเคลื่อนที่หากระบบตรวจพบจุดอ้างอิง (พินที่อยู่ซ้ายสุด) ที่เจอ โดยจะส่งการควบคุมกลับไปยังอัลกอริทึมหลัก (Visual Servoing) เพื่อโยนเป้าหมายต่อไป

4.3.3 Implementation in LabVIEW การทำงานของอัลกอริทึมทั้งหมดถูกพัฒนาขึ้นบนโปรแกรม LabVIEW 2018 ดังแสดงในรูปที่ 8 ซึ่งประกอบด้วย 2 ส่วนหลักคือ Front Panel สำหรับควบคุมและแสดงผล และ Block Diagram สำหรับตรรกะการทำงาน ในส่วนของ Block Diagram (ฝั่งขวา) แสดงให้เห็นถึงการไหลของข้อมูล (Dataflow) โดยข้อมูลพิกัดของวัตถุที่ตรวจจับได้จาก Vision VI จะถูกส่งมาในรูปแบบของ Array จากนั้นข้อมูลจะถูกนำไปประมวลผลผ่านชุดของ Case Structure ซึ่งทำหน้าที่เป็นตรรกะในการตัดสินใจตามกลยุทธ์ที่นำ ที่ได้ออกแบบไว้ ผลลัพธ์จากการตัดสินใจจะถูกส่งออกไปเป็นคำสั่งควบคุมมอเตอร์โดยตรง (เช่น Slide, Rotate)



รูปที่ 8. อัลกอริทึมของโปรแกรมหุ่นยนต์โบว์ลิ่ง

5. ผลการทดลองและวิเคราะห์



รูปที่ 9. แผนผังแสดงคุณลักษณะและขนาดของสนามแข่งขัน

จากรูปที่ 9 การกำหนดพื้นที่สนามในการทำภารกิจของหุ่นยนต์ โบว์ลิง ผลการทดลองที่ได้จากการดำเนินงานตามรูปแบบที่กำหนดของงานวิจัย โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินประสิทธิภาพของระบบวิเคราะห์และตัดสินใจสำหรับหุ่นยนต์โบว์ลิงที่ได้พัฒนาขึ้น การทดลองได้ถูกออกแบบและแบ่งออกเป็น 3 ส่วนหลัก เพื่อประเมินประสิทธิภาพในแต่ละมิติ ตั้งแต่ความแม่นยำของอัลกอริทึมพื้นฐานไปจนถึงการปฏิบัติการกิจในภาพรวม ซึ่งผลลัพธ์จากการทดลองแต่ละส่วนจะถูกนำเสนอในตารางที่ 1, 2, และ 3 ตามลำดับ

5.1 ผลการทดสอบความแม่นยำของอัลกอริทึมพื้นฐาน

การทดลองนี้มีเป้าหมายเพื่อทดสอบความแม่นยำของอัลกอริทึมการคำนวณหลักสองกลยุทธ์ เพื่อเป็นการยืนยันความน่าเชื่อถือของการคำนวณของหุ่นยนต์ ก่อนนำไปประยุกต์ใช้ในการกิจที่ซับซ้อนขึ้น โดยผลการทดลองแสดงค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยจากการเปรียบเทียบตำแหน่งที่คำนวณได้กับตำแหน่งจริงในสนาม ดังแสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 การประเมินความแม่นยำของอัลกอริทึมคำนวณเป้าหมายพื้นฐาน

ประเภทกลยุทธ์	เงื่อนไขการทดสอบตำแหน่งของหุ่นยนต์	พิกัดเป้าหมายกำหนด (X, Y)	พิกัดเป้าหมายจริงจำนวน 10 ครั้ง/รูปแบบ (เฉลี่ย)	ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Pixel) จำนวน 10 ครั้ง/รูปแบบ
โยนพินสีขาวตำแหน่งที่กำหนด (จากพิกัดพินสีขาวซ้ายสุด)	รูปแบบ A พินขาวฝั่งซ้ายสุด	(90, 250)	(90.58,250)	4.7
	รูปแบบ B พินขาวฝั่งซ้ายสุด	(90, 250)	(92.63,250)	5.49
	รูปแบบ C พินขาวฝั่งซ้ายสุด	(90, 250)	(92.61,250)	5.43
	รูปแบบ D พินขาวฝั่งซ้ายสุด	(90, 250)	(92.59,250)	6.38
	รูปแบบ E พินขาวฝั่งซ้ายสุด	(90, 250)	(92.61,250)	5.49
	รูปแบบ F พินขาวฝั่งซ้ายสุด	(90, 250)	(92.10,250)	5.22
ภารกิจพิเศษพินเขียว ("จุดกึ่งกลาง") จาก	รูปแบบ A พินแดงฝั่งซ้ายสุด	(240, 280)	(242.40,280)	5.93
	รูปแบบ B พินแดงฝั่งซ้ายสุด	(240, 280)	(243.30,280)	4.61
การหาตำแหน่งพินสีแดงซ้ายสุด	รูปแบบ C พินแดงฝั่งซ้ายสุด	(240, 280)	(242.80,280)	4.10
	รูปแบบ D พินแดงฝั่งซ้ายสุด	(240, 280)	(239.50,280)	4.11
พินสีแดงซ้ายสุด	รูปแบบ E พินแดงฝั่งซ้ายสุด	(240, 280)	(238.10,280)	4.61
	รูปแบบ F พินแดงฝั่งซ้ายสุด	(240, 280)	(237.90,280)	6.21

5.1.1 จากตารางที่ 1 พบว่าอัลกอริทึมการคำนวณเป้าหมายทั้งสองกลยุทธ์มีความแม่นยำสูง โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (จากการทดสอบ 10 ครั้งต่อรูปแบบ) อยู่ในช่วง 4.10 – 6.38 พิกเซล (Pixel) ซึ่งถือว่าน้อยมาก ผลลัพธ์นี้ยืนยันว่าตรรกะการคำนวณพื้นฐานของระบบมีความถูกต้อง โดยระบบพิกัดของกล้อง (0,0) จะอยู่ที่มุมบนซ้ายของภาพ และเป็นที่น่าสังเกตว่า ความคลาดเคลื่อนทั้งหมดเกิดขึ้นในแกนนอน (X) เท่านั้น ในขณะที่การคำนวณแกนตั้ง (Y) มีความแม่นยำสมบูรณ์

5.2 ผลการทดสอบประสิทธิภาพการปฏิบัติการกิจตามรูปแบบสุ่ม (A-F)

การตรวจสอบความแม่นยำของอัลกอริทึมพื้นฐานแล้ว การทดลองส่วนที่สองได้ประเมินประสิทธิภาพของหุ่นยนต์ในการรับมือกับสถานการณ์

การแข่งขันจริงทั้ง 6 รูปแบบ (A-F) การทดลองนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อวัดผลความสามารถของระบบในการเลือกใช้กลยุทธ์ที่ถูกต้อง, ความแม่นยำในการเล็ง, และอัตราความสำเร็จของภารกิจในแต่ละรูปแบบ ผลการทดลองสรุปได้ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 การประเมินประสิทธิภาพการปฏิบัติการกิจตามรูปแบบสุ่ม (A-F) จากการทดสอบ 10 รอบ

รูปแบบภารกิจ (จากเฟรม 2)	ความแม่นยำในการเล็งเป้าหมาย (ค่าคลาดเคลื่อนต่ำสุด (Pixel))	ความแม่นยำในการเล็งเป้าหมาย (ค่าคลาดเคลื่อนสูงสุด (Pixel))	จำนวนที่ต้องใช้เฉลี่ย (จาก 10 ครั้ง)	อัตราความสำเร็จของภารกิจ (%)
A	1.17	11.5	5.93	70%
B	1.06	6.50	4.61	80%
C	0.06	15.50	4.10	80%
D	0.50	10.50	4.11	50%
E	0.06	19.50	4.61	30%
F	0.50	13.50	6.21	60%

(อ้างอิงข้อมูลจากภารกิจ เล็งพินเป้าหมายซ้ายสุด/พินสีเขียว)

5.2.1 วิเคราะห์ผล ผลการทดลองในตารางที่ 2 แสดงถึงประสิทธิภาพของหุ่นยนต์ในการปฏิบัติการกิจจริงตามรูปแบบสุ่ม A-F (โดยมุ่งเน้นที่ภารกิจ 'พินสีเขียว') พบว่า 'อัตราความสำเร็จ' มีความผันแปรสูง โดยรูปแบบ B และ C มีประสิทธิภาพดีที่สุด 80% ในขณะที่รูปแบบ E มีความท้าทายที่สุด 30% ในด้านความแม่นยำ (หน่วยเป็นพิกเซล) พบว่าค่าคลาดเคลื่อนสูงสุดเกิดขึ้นในรูปแบบ E ค่า 19.50 พิกเซล ซึ่งค่าความคลาดเคลื่อนสูงสุดนี้สูงกว่าในตารางที่ 1 อย่างชัดเจน เนื่องจากตารางที่ 1 เป็นการทดสอบความแม่นยำของอัลกอริทึมแบบ แบบคงที่ (Static) ในขณะที่ตารางที่ 2 เป็นผลลัพธ์จากการปฏิบัติการกิจจริง (Dynamic) ซึ่งรวมผลกระทบจากการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์และการทำงานของ Active Vision ด้วย สำหรับข้อมูล จำนวนที่ต้องใช้ Active Vision เฉลี่ย พบว่ารูปแบบ F มีการเรียกใช้งานบ่อยที่สุด 6.21 ครั้ง ตามมาด้วยรูปแบบ A มีการเรียกใช้งาน 5.93 ครั้ง และรูปแบบ C ใช้น้อยที่สุด 4.10 ครั้ง ข้อมูลนี้ยืนยันว่าระบบ Active Vision ถูกเรียกใช้งานจริงในสภาวะการทดสอบที่แตกต่างกัน

5.3 ผลการทดสอบประสิทธิภาพโดยรวมของภารกิจ

การประเมินประสิทธิภาพของระบบในภาพรวมทั้งหมด โดยการจำลองการแข่งขันเต็มรูปแบบภายใต้ข้อจำกัดด้านเวลา 4 นาที เพื่อวัดตัวชี้วัดประสิทธิภาพหลัก (KPIs) ที่สะท้อนถึงความเร็ว, ความสำเร็จ, และความเสถียรของหุ่นยนต์ในทางปฏิบัติ ผลการทดลองจากการจำลองการแข่งขันทั้งหมด 10 รอบ (1 รอบ จะมีการสุ่มสนามตามแบบที่กำหนด 3 ครั้ง) สรุปค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานได้ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 สรุปผลการทดสอบประสิทธิภาพโดยรวมจากการแข่งขันเต็มรูปแบบ (10 รอบ)

ตัวชี้วัดประสิทธิภาพ (KPI)	ค่าเฉลี่ย (Average)	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Std. Dev.)
เวลาที่ใช้ต่อ 1 ภารกิจในการทดสอบ โยนหินสีขาว และโยนหินสีเขียว (วินาที)	31.14	19.83
อัตราความสำเร็จของภารกิจรวมทุกรูปแบบ (%)	80.83%	23.59
คะแนนเฉลี่ยต่อการแข่งขัน	61.95	18.02

5.3.1 วิเคราะห์จากผลการทดลองในตารางที่ 3 ซึ่งสรุปภาพรวมสมรรถนะของหุ่นยนต์จากการแข่งขันจำลอง 10 รอบ พบว่าระบบสามารถทำงานได้บรรลุผลลัพธ์ในระดับที่ดี ในด้านเวลาที่ใช้ต่อ 1 ภารกิจ (ทั้งโยนหินขาวและเขียว) มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 31.14 วินาที อย่างไรก็ตาม ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Std. Dev.) ค่อนข้างสูงถึง 19.83 ซึ่งบ่งชี้ว่าเวลายังมีความผันผวน ไม่สม่ำเสมอในแต่ละภารกิจ ทั้งนี้อัตราความสำเร็จของภารกิจรวมทุกรูปแบบ อยู่ที่ 80.83% ถือเป็นข้อพิสูจน์ที่ชัดเจนว่าแนวทางการออกแบบระบบไฮบริดนี้ใช้งานได้จริงและบรรลุผลสำเร็จ สำหรับการนำคะแนนเฉลี่ย (สมมติ) มาใช้เป็นหนึ่งในตัวชี้วัดประสิทธิภาพหลัก (KPI) เพื่อแปลผลอัตราการสำเร็จภารกิจให้อยู่ในบริบทของผลลัพธ์การแข่งขันจริงนั้น หุ่นยนต์สามารถทำคะแนนเฉลี่ยต่อการแข่งขัน ได้ 61.95 คะแนน

6. สรุปและอภิปราย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและประเมินประสิทธิภาพของระบบหุ่นยนต์โบลิ่งอัตโนมัติที่สามารถปฏิบัติการการแข่งขันที่ซับซ้อนและมีเวลาจำกัดได้สำเร็จ โดยได้นำเสนอแนวทางการแก้ปัญหาแบบไฮบริดที่ผสมผสานระหว่าง กลยุทธ์ชี้เป้าเชิงสายตา (Visual Heuristic/Servoing) และกลไกแก้ไขปัญหาด้วยการมองเห็นเชิงรุก (Active Vision Recovery Mechanism)

จากผลการทดลอง สามารถสรุปผลการทำงานของระบบที่พัฒนาขึ้นได้ดังนี้

- 1) ด้านความแม่นยำของอัลกอริทึม การคำนวณเป้าหมายมีความแม่นยำในเชิงเรขาคณิตสูง โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเพียง 4.10 – 6.38 พิกเซล ซึ่งยืนยันความถูกต้องของตรรกะการคำนวณ
- 2) ด้านประสิทธิภาพในภารกิจ ระบบสามารถเลือกใช้กลยุทธ์ที่ถูกต้องและปฏิบัติตามรูปแบบสุ่ม (A-F) ได้สำเร็จ โดยมีอัตราความสำเร็จของภารกิจโดยรวมอยู่ที่ 80.83% ที่สำคัญระบบ Active Vision สามารถทำงานได้สำเร็จในการแก้ไขปัญหามองถูกบดบัง ซึ่งเป็นกลไกที่ช่วยให้หุ่นยนต์สามารถมองเห็นได้จากสภาวะการมองที่กำลั้มเหลว
- 3) ด้านประสิทธิภาพโดยรวม ในการจำลองการแข่งขันเต็มรูปแบบจำนวน 10 รอบ หุ่นยนต์ใช้เวลาเฉลี่ย 31.14 วินาที ต่อ 1 ภารกิจย่อย และทำคะแนนเฉลี่ยได้ 61.95 คะแนน ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่า ระบบหุ่นยนต์ที่พัฒนาขึ้นนี้บรรลุวัตถุประสงค์ในการสร้างและทดสอบระบบที่ใช้กลยุทธ์แบบไฮบริดได้สำเร็จ และแสดงให้เห็นถึงศักยภาพในการทำงานจริง

แม้ว่าประสิทธิภาพโดยรวมยังมีหัวข้อสำหรับงานวิจัยที่สามารถพัฒนาต่อไปได้อีกในอนาคต

7. ข้อเสนอแนะ

เสนอแนวทางการพัฒนาต่อยอด การปรับปรุงอัลกอริทึมให้สามารถรับมือกับรูปแบบที่ซับซ้อนขึ้น หรือมีการใช้ Machine Learning เพื่อปรับค่าการโยนให้แม่นยำขึ้นจากข้อมูลเก่า

สำหรับข้อเสนอแนะในการพัฒนาระบบในอนาคตนอกจากนี้ แม้ว่าในงานวิจัยนี้จะเลือกใช้ หินช่ายสุด (หิน 7) เป็นจุดอ้างอิงหลักเพียงจุดเดียวเพื่อความสม่ำเสมอของตรรกะในการควบคุม การพัฒนาระบบเพิ่มเติมให้มีความยืดหยุ่นโดยการใช้หินอ้างอิงอื่น ในกรณีที่หินหลักถูกบดบังอย่างรุนแรง ก็เป็นแนวทางที่น่าสนใจในการเพิ่มความทนทานของระบบต่อไป

8. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณสาขาวิชาวิศวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา ที่ได้สนับสนุนข้อมูลในการดำเนินงานวิจัย

เอกสารอ้างอิง

[1] M. F. A. K. M. Z. H. Khan, M. A. A. Saad, and M. A. R. Sarkar, “Development of an autonomous solar-powered battery swapping and charging station for drones,” in Proc. 25th Int. Conf. Comput. Inf. Technol. (ICCIT), Cox’s Bazar, Bangladesh, 2022, pp. 783–788.

[2] T. L. T. Lun, K. L. Paing, N. A. K. K. Thet, T. T. Zin, and W. A. Hlaing, “Vision-based object detection and path planning of soccer robot in RoboCup SSL,” in Proc. 26th Int. Conf. Comput. Inf. Technol. (ICCIT), Cox’s Bazar, Bangladesh, 2023, pp. 1–6.

[3] X. Li, Y. Chai, T. T. K. Vu, Y. Hu, Z. Hawari, and C. K. Tan, “A vision-based robotic sorting system for recyclable waste,” in Proc. 18th Int. Conf. Ubiquitous Robots (UR), Gangneung, Korea (South), 2021, pp. 518–523.

[4] S. Afaz, B. K. Deb, M. T. I. Bhuiyan, and M. A. R. Ahad, “A fused approach for mature tomato detection in complex environment of a greenhouse,” in Proc. Int. Conf. Electr., Comput. Commun. Eng. (ECCE), Chittagong, Bangladesh, 2023, pp. 1–6.

[5] L. Liu, Z. Wang, Z. Wang, J. Cui, and S. Shen, “Lifelong-SLAM: A method for unified map fusion and online place recognition for active SLAM,” in Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Autom. (ICRA), Yokohama, Japan, 2024, pp. 7643–7650.

[6] J. Shen, P. Song, X. Wen, Y. Xiao, and Y. Luo, “A vision-guided robot system for intelligent welding of complex-

- shaped workpieces,” IEEE Trans. Ind. Informat., vol. 18, no. 10, pp. 7058–7067, Oct. 2022.
- [7] Z. Zhuang, Y. Li, H. He, Z. Gao, T. Xu, and Z. Li, “An autonomous navigation system for agricultural mobile robots in complex orchard environments,” Comput. Electron. Agric., vol. 222, Art. no. 109033, Jul. 2024.
- [8] C. Li, J. Zhou, S. Huang, F. Kong, and X. Wang, “A 3D vision-based robotic bin-picking system for closely-packed and occluded objects,” IEEE Trans. Autom. Sci. Eng., vol. 21, no. 1, pp. 582–595, Jan. 2024.

ประวัติผู้เขียน



จักรรินทร์ ถิ่นนคร

ประวัติการศึกษา : ปริญญาโท วิศวกรรมศาสตร
มหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า
มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
ประวัติการทำงาน : อาจารย์ประจำหลักสูตร

วิศวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะ
วิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
งานวิจัยที่สนใจ : Sensor and Transducer, Mobile Robotic,
Automation system



สาธิต รุ่งสว่าง

ประวัติการศึกษา : ปริญญาโท วิศวกรรมศาสตร
มหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมระบบ มหาวิทยาลัย
เทคโนโลยีสุรนารี
ประวัติการทำงาน : อาจารย์ประจำหลักสูตร

วิศวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะ
วิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
งานวิจัยที่สนใจ : Automation System, Manufacturing System,
Simulation System, Robot 3D Printing



ปฎิภาณ ห่วงศร

ประวัติการศึกษา : ปริญญาโท วิศวกรรมศาสตร
มหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัย
เทคโนโลยีราชมงคลล้านนา
ประวัติการทำงาน : อาจารย์ประจำหลักสูตร

วิศวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะ
วิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
งานวิจัยที่สนใจ : Automation system ,Industrial Robot, Machine
Vision และ Ai



กฤษฎ์ รัชชภูมิ

ประวัติการศึกษา : ปริญญาโท วิศวกรรมศาสตร
มหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัย
เทคโนโลยีราชมงคลล้านนา

ประวัติการทำงาน : นักวิชาการการศึกษา สังกัด
คณะวิศวกรรมศาสตร์มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา เชียงใหม่
งานวิจัยที่สนใจ : Three-port DC–DC converters