

การออกแบบและสร้างเครื่องตรวจจับเครื่องมือผ่าตัดโดยใช้ Faster R-CNN Design and Development of a Surgical Instrument Detection System using Faster R-CNN

โพธิ์ สินชู^{*1}, ชลัยรัตน์ อธิชุนหวงศ์¹, สุวนันท์ บัวรอด¹ และ ยุทธนา ปิติธีรภาพ²
Po Sinchoo^{*1}, Chalairat Arthichoonhawong¹, Suwanan Buarod¹
& Yutthana Pititheeraphab²

¹สาขาวิชาวิศวกรรมชีวการแพทย์ คณะวิทยาศาสตร์สุขภาพ มหาวิทยาลัยคริสเตียน

²สาขาวิชาวิศวกรรมชีวการแพทย์ มหาวิทยาลัยรังสิต

¹Department of Biomedical Engineering, College of Health Sciences, Christian University of Thailand

²College of Biomedical Engineering, Rangsit University

Submitted 13/03/2026 ; Revised 16/04/2026 ; Accepted 23/04/2026

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อออกแบบและพัฒนาเครื่องมือช่วยตรวจจับและนับอุปกรณ์ผ่าตัดด้วยเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ เพื่อลดความผิดพลาดจากการนับด้วยมนุษย์และเพิ่มความถูกต้องในกระบวนการทำงานทางการแพทย์ อุปกรณ์ที่ศึกษา ได้แก่ กรรไกรผ่าตัด คีมมัดผ่าตัด และคีมหนีบ โดยใช้โมเดลตรวจจับวัตถุ Faster R-CNN บนโปรแกรม MATLAB เป็นแกนหลักของระบบกระบวนการวิจัยประกอบด้วยการจัดเตรียมชุดข้อมูลภาพและกำหนดป้ายกำกับของอุปกรณ์ผ่าตัด การแบ่งข้อมูลสำหรับการฝึกและการทดสอบ และการฝึกโมเดล Faster R-CNN เพื่อให้ระบบสามารถตรวจจับตำแหน่ง จำแนกประเภท และนับจำนวนอุปกรณ์ได้แบบอัตโนมัติ จากนั้นทดสอบประสิทธิภาพภายใต้เงื่อนไขที่แตกต่างกัน ได้แก่ จำนวนและตำแหน่งการวางอุปกรณ์ในภาพ รวมถึงลักษณะพื้นหลัง เพื่อประเมินความสามารถของระบบเมื่อสภาพแวดล้อมมีความซับซ้อนเพิ่มขึ้น ผลการทดลอง พบว่าระบบสามารถตรวจจับและจำแนกประเภทอุปกรณ์ผ่าตัดได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยเฉพาะเมื่อใช้พื้นหลังสีขาวซึ่งให้ความแม่นยำสูงอยู่ที่ 95% อย่างไรก็ตาม เมื่อเพิ่มจำนวนอุปกรณ์ในภาพหรือเปลี่ยนพื้นหลังเป็นสีเขียวยุติประสิทธิภาพมีแนวโน้มลดลง โดยเด่นชัดด้านความครบถ้วนในการตรวจจับและความถูกต้องในการนับ สะท้อนข้อจำกัดของโมเดลในสภาพแวดล้อมที่ซับซ้อนมากขึ้น ทั้งนี้ ระบบที่พัฒนาขึ้นมีศักยภาพในการประยุกต์ใช้ในสภาพแวดล้อมที่มีการควบคุม และเป็นแนวทาง ต่อยอดสู่ระบบอัจฉริยะด้านการแพทย์ในอนาคต

คำสำคัญ: ปัญญาประดิษฐ์ อุปกรณ์ผ่าตัด การประมวลผลภาพ

***ผู้ประสานงานหลัก (Corresponding Author)**

E-mail: pohsinchoo@gmail.com

Abstract

This study aims to design and develop an AI-based tool for detecting and counting surgical instruments to reduce human counting errors and improve accuracy in medical workflows. The target instruments include surgical scissors, scalpel handles, and forceps, and the proposed system uses a Faster R-CNN object detection model implemented in MATLAB as the core method. The research process includes preparing an image dataset, labeling the instruments, splitting the data into training and testing sets, and training the Faster R-CNN model so that the system can automatically localize, classify, and count instruments. The system is then evaluated under different conditions, including varying the number and positions of instruments in each image and changing background characteristics, to assess performance as the environment becomes more complex. Experimental results show that the system can effectively detect and classify surgical instruments, particularly with a white background, which yields a high accuracy rate of 95%. However, performance tends to decrease when more instruments are present in the image or when the background is changed to green, especially in terms of detection completeness and counting accuracy, reflecting the model's limitations under more challenging visual conditions. Overall, the developed system demonstrates potential for practical use in controlled environments and provides a foundation for the future development of intelligent medical systems.

Keywords: artificial intelligence, surgical instrument, image processing

บทนำ

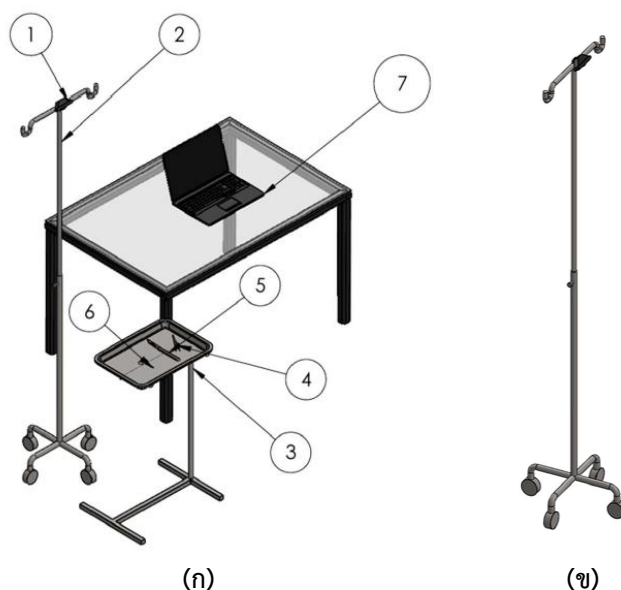
อุปกรณ์ผ่าตัดพื้นฐาน เช่น กรรไกรผ่าตัด ด้ามมีดผ่าตัด และคีมหนีบ เป็นเครื่องมือสำคัญในการดำเนินการผ่าตัดในทุกสาขาทางการแพทย์ ซึ่งต้องได้รับการตรวจสอบและจัดการอย่างถูกต้องทั้งก่อนและหลังการใช้งาน เพื่อให้สอดคล้องกับมาตรฐานด้านความปลอดภัยและลดความผิดพลาดในห้องผ่าตัด [1–3] จากการปฏิบัติงานจริงพบว่า การตรวจนับอุปกรณ์ด้วยวิธีดั้งเดิมที่อาศัยแรงงานมนุษย์เพียงอย่างเดียวอาจก่อให้เกิดข้อผิดพลาดคล่อง โดยเฉพาเมื่ออุปกรณ์มีรูปร่างคล้ายคลึงกันหรือถูกจัดวางในลักษณะที่บดบังกัน ทำให้การตรวจนับทำได้ยากและขาดความแม่นยำ ซึ่งปัญหาดังกล่าวส่งผลโดยตรงต่อความปลอดภัยของผู้ป่วยและคุณภาพของกระบวนการผ่าตัดในภาพรวม [5–7] แม้ว่าจะมีการนำเทคโนโลยีด้านการจัดการอุปกรณ์หรือการตรวจสอบแบบกึ่งอัตโนมัติมาใช้ในบางโรงพยาบาล แต่ขั้นตอนดังกล่าวยังไม่สามารถรองรับการตรวจแยกอุปกรณ์ที่มีลักษณะใกล้เคียงกันได้ อย่างมีประสิทธิภาพ เช่น กรรไกรผ่าตัดและคีมหนีบซึ่งมักถูกวางซ้อนกัน หรือด้ามมีดผ่าตัดที่มีรูปทรงแคบและถูกมองข้ามได้ง่ายในสภาพแสงที่ไม่เหมาะสม ความซับซ้อนของกระบวนการตรวจสอบเหล่านี้ทำให้บุคลากรทางการแพทย์ต้องใช้เวลา ความรอบคอบ และสมาธิสูง ส่งผลให้ประสิทธิภาพของงานลดลงและเพิ่มโอกาสการเกิดข้อผิดพลาดที่มีผลต่อความปลอดภัยของผู้ป่วย นอกจากนี้ ข้อจำกัดดังกล่าวยังสะท้อนให้เห็นถึงความจำเป็นของวิธีการตรวจสอบที่สามารถทำงานได้อย่างต่อเนื่อง แม่นยำ และลดการพึ่งพาการตรวจสอบด้วยมนุษย์เพียงอย่างเดียวซึ่งงานวิจัยครั้งนี้จึงมีแนวคิดในการออกแบบและพัฒนาระบบตรวจนับอุปกรณ์ผ่าตัดโดยใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence; AI) เพื่อยกระดับมาตรฐานความปลอดภัยในการผ่าตัด ลดความเสี่ยงจากข้อผิดพลาดที่เกิดจากมนุษย์ และเพิ่มประสิทธิภาพในการตรวจสอบเครื่องมือผ่าตัดให้มีความแม่นยำ รวดเร็ว และเชื่อถือได้มากยิ่งขึ้น โดยอาศัยการวิเคราะห์ภาพและการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) ในการจำแนกและระบุชนิดของอุปกรณ์ผ่าตัดจากภาพถ่าย ซึ่งจะช่วยลดภาระงานของบุคลากรทางการแพทย์และสนับสนุนกระบวนการตรวจสอบให้เป็นไปอย่างมีระบบมากขึ้นการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในลักษณะดังกล่าวจึงถือเป็นแนวทางที่มีศักยภาพในการพัฒนาระบบสนับสนุนด้านความปลอดภัยในห้องผ่าตัด และสามารถนำไปต่อยอดเพื่อปรับปรุงกระบวนการจัดการอุปกรณ์ทางการแพทย์ในอนาคตได้อย่างเหมาะสม [8–10]

วัตถุประสงค์

1. เพื่อพัฒนาและออกแบบระบบตรวจนับอุปกรณ์ผ่าตัดโดยใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการจำแนกและตรวจนับอุปกรณ์ผ่าตัด
2. เพื่อหาประสิทธิภาพของระบบตรวจนับอัตโนมัติ โดยพิจารณาความแม่นยำ ความรวดเร็ว และความเสถียรในการตรวจนับอุปกรณ์ผ่าตัด

วิธีดำเนินการวิจัย

การออกแบบและสร้างเครื่องตรวจนับอุปกรณ์ผ่าตัดโดยใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ผ่านโปรแกรม Solidworks [4] ขั้นตอนแรกเริ่มต้นที่ศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง และออกแบบโครงสร้างเครื่องแสดงดังภาพที่ 1ก



ภาพที่ 1 (ก) เครื่องตรวจจับอุปกรณ์ผ่าตัด (ข) เสาตั้งกลิ้งสำหรับอุปกรณ์ตรวจจับ

กำหนดให้หมายเลข ดังต่อไปนี้

หมายเลข 1 กลิ้ง OKER รุ่น HD-T566

หมายเลข 2 เสาตั้งกลิ้ง

หมายเลข 3 โต๊ะสำหรับวางอุปกรณ์ผ่าตัด

หมายเลข 4 Forceps

หมายเลข 5 Surgical scalpel

หมายเลข 6 Surgical scissors

หมายเลข 7 คอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการประมวลผล

จากภาพที่ 1ข คือ การออกแบบเสาตั้งกลิ้งสำหรับอุปกรณ์ตรวจจับ รูปแบบตั้งพื้นพร้อมล้อช่วยให้สามารถเคลื่อนย้ายตำแหน่งกลิ้งได้สะดวกโดยไม่ต้องใช้อุปกรณ์ เหมาะกับการทดลองหลายสภาพแวดล้อม และยังช่วยลดการสั่นสะเทือนเมื่อทำการบันทึกภาพโครงสร้างเสาที่ปรับระดับความสูงได้ทำให้สามารถควบคุมระยะห่างระหว่างกลิ้งกับอุปกรณ์ผ่าตัดได้อย่างแม่นยำและคงที่ ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญต่อความถูกต้องของข้อมูลภาพในการฝึกและทดสอบโมเดลปัญญาประดิษฐ์ การออกแบบให้มีจุดยึดกลิ้งที่มั่นคงและโครงสร้างแข็งแรงช่วยลดความคลาดเคลื่อนของมุมมองภาพ ส่งผลให้ระบบตรวจจับและจำแนกอุปกรณ์ผ่าตัดมีความเสถียรและความแม่นยำสูงขึ้น

การฝึกและการพัฒนาโมเดลสำหรับสร้างเครื่องตรวจจับอุปกรณ์ผ่าตัดโดยใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ การฝึกและพัฒนาโมเดลตรวจจับอุปกรณ์ผ่าตัดโดยใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในงานวิจัยนี้ดำเนินการตามกระบวนการอย่างเป็นระบบ เพื่อให้ได้โมเดลที่สามารถเรียนรู้ลักษณะของอุปกรณ์ผ่าตัดจากข้อมูลภาพจริงและนำไปใช้ในการทดสอบได้อย่างเหมาะสม กระบวนการดังกล่าวครอบคลุมตั้งแต่การจัดเตรียมข้อมูลภาพ การกำหนดป้ายกำกับข้อมูล การฝึกโมเดลตรวจจับวัตถุด้วยโมเดล Faster R-CNN ไปจนถึงการบันทึกโมเดลที่ผ่านการฝึกสำหรับนำไปใช้ในขั้นตอนการทดสอบ

การเก็บรวบรวมข้อมูลภาพ (image acquisition)

ดำเนินการบันทึกภาพอุปกรณ์ผ่าตัด 3 ประเภท ได้แก่ กรรไกรผ่าตัด คีมมิดผ่าตัด และ คีมหนีบโดยใช้กล้อง OKER รุ่น HD-T566 ภายใต้สภาพแวดล้อมการทดลองที่ควบคุมได้ กำหนดเงื่อนไขการถ่ายภาพให้มีความหลากหลาย เช่น ระยะห่างระหว่างกล้องกับวัตถุ และรูปแบบการจัดวางอุปกรณ์ เพื่อให้ข้อมูลภาพสะท้อนลักษณะการใช้งานจริง ภาพทั้งหมดถูกจัดเก็บในรูปแบบไฟล์ดิจิทัล จำนวน 606 ภาพ ซึ่งแบ่งออกเป็น 202 ภาพต่อ 1 เครื่องมือ เพื่อนำไปใช้ในการสร้างชุดข้อมูลสำหรับการฝึกโมเดล แสดงดังภาพที่ 2



ภาพที่ 2 ตัวอย่างข้อมูลภาพอุปกรณ์ผ่าตัดหลังการเตรียมและคัดเลือกข้อมูล

การฝึกโมเดลตรวจจำวัตถุ (model training)

ดำเนินการฝึกโมเดลตรวจจำวัตถุโดยใช้สถาปัตยกรรม Faster R-CNN ร่วมกับโครงข่าย ResNet-18 เป็นโครงสร้างพื้นฐานสำหรับการสกัดคุณลักษณะของภาพ การฝึกโมเดลดำเนินการแบบฝึกตั้งแต่เริ่มต้น (training from scratch) โดยไม่ใช้ค่าน้ำหนักที่ผ่านการฝึกมาก่อน กำหนดพารามิเตอร์การฝึก ได้แก่ การทดสอบทั้งหมด 112 รอบ จากจำนวนรูปภาพทั้งหมด 606 ภาพ

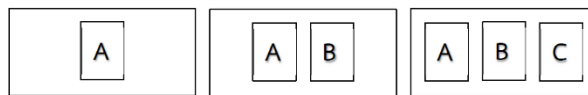
ผลการวิจัย

ผลการทดลองของระบบตรวจจำอุปกรณ์ผ่าตัดที่พัฒนาด้วยเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ โดยใช้โมเดล Faster R-CNN ร่วมกับโครงข่าย ResNet-18 เป็นโครงสร้างพื้นฐาน ผลการทดลองถูกวิเคราะห์ทั้งในเชิงปริมาณจากค่าตัวชี้วัดมาตรฐานของงานตรวจจำวัตถุ และในเชิงคุณภาพจากภาพผลลัพธ์การตรวจจำเพื่อสะท้อนประสิทธิภาพและข้อจำกัดของระบบภายใต้เงื่อนไขการทดลองที่กำหนด

ผลการทดสอบเครื่องตรวจจำอุปกรณ์ผ่าตัดโดยใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์

การทดสอบประสิทธิภาพของระบบตรวจจำอุปกรณ์ผ่าตัดในงานวิจัยนี้ ดำเนินการโดยใช้ชุดข้อมูลทดสอบที่แยกออกจากชุดฝึกและชุดตรวจสอบตามขั้นตอนที่อธิบายไว้ในวิธีการดำเนินงานวิจัย โดยทำการประเมินผลภายใต้เงื่อนไขที่แตกต่างกันทั้งในด้านจำนวนตำแหน่งการวางอุปกรณ์และสีพื้นหลังของภาพ เพื่อศึกษาความสามารถของระบบในการตรวจจำและนับจำนวนอุปกรณ์ผ่าตัด ได้แก่

คีมหนีบ กรรไกรผ่าตัด และด้ามมีดผ่าตัด ในสภาพแวดล้อมที่มีระดับความซับซ้อนแตกต่างกัน ผลการทดลองถูกนำเสนอในรูปแบบตารางที่ 1 ถึงตารางที่ 6 โดยกำหนดให้แต่ละเงื่อนไขทำการทดสอบซ้ำจำนวน 20 รอบ ในตำแหน่งการวางอุปกรณ์ที่แตกต่างกัน (ตำแหน่ง a-c) เพื่อสะท้อนความเสถียรของระบบในการทำงาน จากผลการทดสอบภายใต้พื้นหลังสีขาว (ตารางที่ 1-3) พบว่าระบบสามารถตรวจจับอุปกรณ์ได้ในระดับที่น่าพอใจเมื่อจำนวนตำแหน่งการวางอุปกรณ์มีน้อย อย่างไรก็ตาม เมื่อเพิ่มจำนวนตำแหน่งการวางเป็น 2 และ 3 ตำแหน่ง แสดงดังภาพที่ 3 ความผิดพลาดในการตรวจจับและการนับจำนวนอุปกรณ์มีแนวโน้มเพิ่มขึ้น โดยเฉพาะในกรณีของกรรไกรผ่าตัด ซึ่งมีลักษณะรูปร่างเรียวยาวและใกล้เคียงกับคีมหนีบ ส่งผลให้โมเดลเกิดความสับสนในการจำแนกประเภทอุปกรณ์เมื่อเปลี่ยนเงื่อนไขการทดสอบเป็นพื้นหลังสีเขียวย (ตารางที่ 4-6)



ภาพที่ 3 ตัวอย่างการวางอุปกรณ์ผ่าตัดตำแหน่ง A B C ในพื้นหลังสีขาวและพื้นหลังสีเขียวย

จากตารางที่ 1 พบว่าระบบสามารถตรวจจับคีมหนีบและด้ามมีดผ่าตัดได้ในระดับที่น่าพอใจ โดยมีจำนวนการตรวจจับถูกต้องใกล้เคียงกับจำนวนครั้งที่ทำการทดสอบ อย่างไรก็ตาม การตรวจจับกรรไกรมีความคลาดเคลื่อนสูง โดยไม่สามารถตรวจจับได้ถูกต้องในทุกครั้งของการทดลอง

ตารางที่ 1 ผลการทดสอบการตรวจจับอุปกรณ์ผ่าตัด 1 ชิ้น ต่อ 1 ตำแหน่ง พื้นหลังสีขาว

คีมหนีบ		กรรไกร		มีดผ่าตัด	
นับถูกต้อง	นับผิดพลาด	นับถูกต้อง	นับผิดพลาด	นับถูกต้อง	นับผิดพลาด
A	A	A	A	A	A
10	10	0	20	10	10

จากตารางที่ 2 พบว่าเมื่อเพิ่มจำนวนตำแหน่งการวางอุปกรณ์เป็น 2 ตำแหน่ง ความถูกต้องในการตรวจจับของระบบมีแนวโน้มลดลง โดยเฉพาะในกรณีของกรรไกร ซึ่งไม่สามารถตรวจจับได้ถูกต้องในทุกตำแหน่ง

ตารางที่ 2 ผลการทดสอบการตรวจจับอุปกรณ์ผ่าตัด 1 ชิ้น ต่อ 2 ตำแหน่ง พื้นหลังสีขาว

คีมหนีบ				กรรไกร				มีดผ่าตัด			
นับถูกต้อง		นับผิดพลาด		นับถูกต้อง		นับผิดพลาด		นับถูกต้อง		นับผิดพลาด	
A	B	A	B	A	B	A	B	A	B	A	B
9	12	11	8	0	0	20	20	12	11	8	9

จากตารางที่ 3 พบว่าการเพิ่มตำแหน่งการวางอุปกรณ์เป็น 3 ตำแหน่ง ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการตรวจจับเพิ่มสูงขึ้นอย่างชัดเจน โดยเฉพาะอุปกรณ์ที่มีรูปร่างยาวและมีลักษณะใกล้เคียงกัน

ตารางที่ 3 ผลการทดสอบการตรวจจับอุปกรณ์ผ่าตัด 1 ชิ้น ต่อ 3 ตำแหน่ง พื้นหลังสีขาว

คิมหนีบ						กรรไกร						มีดผ่าตัด					
นับถูกต้อง			นับผิดพลาด			นับถูกต้อง			นับผิดพลาด			นับถูกต้อง			นับผิดพลาด		
A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	B	C
7	12	13	13	8	7	13	4	12	7	16	16	9	10	10	11	10	10

จากตารางที่ 4 พบว่าเมื่อเปลี่ยนสีพื้นหลังเป็นสีเขียว ความถูกต้องในการตรวจจับของระบบลดลงเมื่อเทียบกับพื้นหลังสีขาว โดยเฉพาะในกรณีของกรรไกรซึ่งไม่สามารถตรวจจับได้ถูกต้องในทุกครั้งของการทดลอง แสดงให้เห็นว่าสีพื้นหลังของภาพมีผลต่อคุณลักษณะเชิงภาพที่โมเดลใช้ในการจำแนกอุปกรณ์ผ่าตัด และอาจส่งผลให้เกิดการตรวจจับผิดพลาดหรือการตรวจจับเกินได้ง่ายขึ้น

ตารางที่ 4 ผลการทดสอบการตรวจจับอุปกรณ์ผ่าตัด 1 ชิ้น ต่อ 1 ตำแหน่ง พื้นหลังสีเขียว

คิมหนีบ		กรรไกร		มีดผ่าตัด	
นับถูกต้อง		นับผิดพลาด		นับถูกต้อง	
A		A		A	
6		14		13	
		0		7	

จากตารางที่ 5 พบว่าเมื่อเพิ่มทั้งจำนวนตำแหน่งการวางอุปกรณ์และเปลี่ยนสีพื้นหลังความแม่นยำของระบบลดลงอย่างชัดเจน โดยพบความผิดพลาดในการตรวจจับเพิ่มขึ้นในทุกประเภทอุปกรณ์ สภาพแวดล้อมที่มีความซับซ้อนมากขึ้น

ตารางที่ 5 ผลการทดสอบการตรวจจับอุปกรณ์ผ่าตัด 1 ชิ้น ต่อ 2 ตำแหน่ง พื้นหลังสีเขียว

คิมหนีบ				กรรไกร				มีดผ่าตัด			
นับถูกต้อง		นับผิดพลาด		นับถูกต้อง		นับผิดพลาด		นับถูกต้อง		นับผิดพลาด	
A	B	A	B	A	B	A	B	A	B	A	B
8	3	12	17	0	0	20	20	17	5	3	15

จากตารางที่ 6 พบว่าภายใต้เงื่อนไขที่มีความซับซ้อนสูงสุด ทั้งในด้านจำนวนตำแหน่งการวางอุปกรณ์และสีพื้นหลัง ระบบมีอัตราการตรวจจับผิดพลาดและการตรวจจับเกินสูงสุด แสดงให้เห็นถึงข้อจำกัดของโมเดลในการรับมือกับสภาพแวดล้อมที่มีความแปรปรวนสูง

ตารางที่ 6 ผลการทดสอบการตรวจจับอุปกรณ์ผ่าตัด 1 ชิ้น ต่อ 3 ตำแหน่ง พื้นหลังสีเขียว

คิมหนีบ						กรรไกร						มีดผ่าตัด					
นับถูกต้อง			นับผิดพลาด			นับถูกต้อง			นับผิดพลาด			นับถูกต้อง			นับผิดพลาด		
A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	B	C
4	15	7	16	5	13	0	0	0	20	20	20	17	12	9	3	8	11

การวิเคราะห์ผลการทดลองและประสิทธิภาพของระบบตรวจจับอุปกรณ์ผ่าตัด

การวิเคราะห์ผลการทดลองในหัวข้อนี้พิจารณาจากค่าตัวชี้วัดเชิงสถิติหลัก ได้แก่ true positive rate (TPR), precision (ความเที่ยงตรง), recall (ความครบถ้วน), accuracy (ความแม่นยำ) และ F1-score โดยผลการทดลองแสดงในตารางที่ 7–12 ภายใต้เงื่อนไขที่แตกต่างกันทั้งจำนวนตำแหน่งการวางอุปกรณ์ผ่าตัดในภาพ (1–3 ตำแหน่ง) และลักษณะพื้นหลังของภาพ (พื้นหลังสีขาวและพื้นหลังสีเขียว) เพื่อวิเคราะห์ผลกระทบของความซับซ้อนของฉากต่อประสิทธิภาพของระบบตรวจจับ ทั้งนี้การแปลผลค่าทางสถิติพิจารณาร่วมกับผลการนับ “นับถูกต้อง/นับผิดพลาด” เพื่อสะท้อนการทำงานของระบบอย่างครบถ้วนทั้งด้านการจำแนกชนิดและความถูกต้องของจำนวนที่ตรวจจับได้จากผลการทดลอง พบว่าค่า precision มีค่าสูงมากในทุกเงื่อนไขการทดสอบ (100.00%) สะท้อนว่ากรอบการตรวจจับที่ระบบรายงานเมื่อผ่านเกณฑ์คะแนนความเชื่อมั่นสามารถจำแนกชนิดของอุปกรณ์ผ่าตัดได้ถูกต้องทั้งหมด อย่างไรก็ตาม ค่า precision ที่สูงไม่ได้หมายความว่าระบบสามารถตรวจจับอุปกรณ์ได้ครบถ้วนหรือมีความถูกต้องเชิงการนับในทุกกรณี โดยเมื่อพิจารณาร่วมกับค่า recall, accuracy และ TPR พบว่า ยังคงมีบางสถานการณ์ที่ระบบไม่สามารถตรวจจับอุปกรณ์ได้ครบทุกตำแหน่ง โดยเฉพาะกรณีที่อุปกรณ์มีการจัดวางใกล้กัน เกิดการทับซ้อน หรือมีฉากหลังที่ทำให้ขอบวัตถุแยกจากพื้นหลังได้ยาก

ภายใต้เงื่อนไขพื้นหลังสีขาว (ตารางที่ 7–9) ระบบแสดงประสิทธิภาพโดยรวมอยู่ในระดับสูง โดยค่า recall, accuracy และ F1-score มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเมื่อจำนวนตำแหน่งเพิ่มจาก 1 เป็น 3 ตำแหน่ง สะท้อนว่าระบบสามารถตรวจจับตำแหน่งของอุปกรณ์ได้มากขึ้น อย่างไรก็ตาม พบว่าการเพิ่มจำนวนตำแหน่งยังส่งผลให้เกิดการตรวจจับซ้ำ (duplicate detection) ในบางกรณี ซึ่งกระทบต่อความถูกต้องเชิงการนับ แม้ว่าค่าตัวชี้วัดเชิงสถิติจะอยู่ในระดับสูงก็ตาม ในขณะที่กรณีพื้นหลังสีเขียว (ตารางที่ 10–12) ค่า recall, accuracy และ TPR ลดลงอย่างชัดเจน โดยเฉพาะเมื่อเพิ่มจำนวนตำแหน่งเป็น 2 และ 3 ตำแหน่ง สะท้อนว่าความซับซ้อนของฉากและลักษณะพื้นหลังมีผลต่อความสามารถของโมเดลในการแยกคุณลักษณะของอุปกรณ์ออกจากฉากหลัง ส่งผลให้เกิดทั้งการตรวจจับไม่ครบถ้วนและการตรวจจับซ้ำในบางตำแหน่ง แม้ค่า precision จะยังคงอยู่ในระดับสูง ทั้งนี้ ค่า TNR ที่มีค่าเป็น 0.00% ในทุกเงื่อนไขเกิดจากชุดข้อมูลทดสอบที่ประกอบด้วยภาพซึ่งมีอุปกรณ์ผ่าตัดอยู่จริงทั้งหมด

จากตารางที่ 7 พบว่าระบบมีค่า TPR เท่ากับ 90.00% แสดงว่าสามารถให้ผลการตรวจจับระดับภาพเป็น “ถูกต้อง” ได้ในภาพส่วนใหญ่ภายใต้เงื่อนไขที่มีความซับซ้อนต่ำ ค่า precision เท่ากับ 100.00% สะท้อนความถูกต้องของการจำแนกชนิด ขณะที่ค่า recall และ accuracy ที่ 90.00% แสดงว่ายังมีบางกรณีที่ระบบตรวจจับไม่ครบถ้วน ส่งผลให้ค่า F1-score อยู่ในระดับสูง

ตารางที่ 7 การวิเคราะห์ผลการทดลองอุปกรณ์ผ่าตัด 1 ชิ้น 1 ตำแหน่ง พื้นหลังสีขาว

ค่าทางสถิติ	ค่าที่ได้ (%)
True positive rate (TPR)	90.00
Precision	100.00
Recall	90.00
Accuracy	90.00
F1-score	94.74

จากตารางที่ 8 พบว่าค่า TPR, recall และ accuracy เพิ่มขึ้นเป็น 91.67% แสดงให้เห็นว่าการเพิ่มจำนวนตำแหน่งช่วยให้ระบบตรวจจับอุปกรณ์ได้มากขึ้น อย่างไรก็ตาม จากผลการนับยังพบการตรวจจับซ้ำในบางตำแหน่ง ส่งผลให้ความถูกต้องเชิงการนับอาจไม่สมบูรณ์ แม้ค่า F1-score จะอยู่ในระดับสูง

ตารางที่ 8 การวิเคราะห์ผลการทดลองอุปกรณ์ผ่าตัด 1 ชิ้น 2 ตำแหน่ง พื้นหลังสีขาว

ค่าทางสถิติ	ค่าที่ได้ (%)
True positive rate (TPR)	91.67
Precision	100.00
Recall	91.67
Accuracy	91.67
F1-score	95.65

จากตารางที่ 9 พบว่าระบบมีค่า TPR, recall และ accuracy เท่ากับ 95.00% และ ค่า F1-score เท่ากับ 97.44% แสดงถึงประสิทธิภาพที่สูงมากในการตรวจจับระดับภาพ อย่างไรก็ตาม เมื่อพิจารณาพร้อมกับผลการนับและภาพตัวอย่าง ยังพบการตรวจจับซ้ำในบางกรณี สะท้อนว่าค่าทางสถิติควรพิจารณาควบคู่กับการนับจริง

ตารางที่ 9 การวิเคราะห์ผลการทดลองอุปกรณ์ผ่าตัด 1 ชิ้น 3 ตำแหน่ง พื้นหลังสีขาว

ค่าทางสถิติ	ค่าที่ได้ (%)
True positive rate (TPR)	95.00
Precision	100.00
Recall	95.00
Accuracy	95.00
F1-score	97.44

จากตารางที่ 10 พบว่า ค่า TPR, recall และ accuracy ลดลงเหลือ 55.00% ภายใต้พื้นหลังสีเขียวกว่า แม้ค่า precision จะยังคงเท่ากับ 100.00% แสดงว่าระบบยังจำแนกชนิดได้ถูกต้อง แต่ไม่สามารถตรวจจับอุปกรณ์ได้ครบถ้วน ส่งผลให้ค่า F1-score ลดลงอย่างชัดเจน

ตารางที่ 10 การวิเคราะห์ผลการทดลองอุปกรณ์ผ่าตัด 1 ชิ้น 1 ตำแหน่ง พื้นหลังสีเขียว

ค่าทางสถิติ	ค่าที่ได้ (%)
True positive rate (TPR)	55.00
Precision	100.00
Recall	55.00
Accuracy	55.00
F1-score	70.97

จากตารางที่ 11 พบว่า ค่า TPR, recall และ accuracy เพิ่มขึ้นเป็น 61.67% เมื่อเพิ่มจำนวนตำแหน่งเป็น 2 ตำแหน่ง อย่างไรก็ตาม ค่าดังกล่าวยังอยู่ในระดับปานกลาง สะท้อนว่าพื้นหลังสีเขียวยังคงเป็นปัจจัยที่กระทบต่อประสิทธิภาพของระบบ

ตารางที่ 11 การวิเคราะห์ผลการทดลองอุปกรณ์ผ่าตัด 1 ชิ้น 2 ตำแหน่ง พื้นหลังสีเขียว

ค่าทางสถิติ	ค่าที่ได้ (%)
True Positive Rate (TPR)	61.67
Precision	100.00
Recall	61.67
Accuracy	61.67
F1-score	76.29

จากตารางที่ 12 พบว่า ค่า TPR, recall และ accuracy ลดลงเหลือ 58.33% เมื่อเพิ่มจำนวนตำแหน่งเป็น 3 ตำแหน่งภายใต้พื้นหลังสีเขียว แสดงให้เห็นว่าความซับซ้อนของฉากส่งผลโดยตรงต่อประสิทธิภาพของระบบ แม้ค่า precision จะยังคงอยู่ในระดับสูง

ตารางที่ 12 การวิเคราะห์ผลการทดลองอุปกรณ์ผ่าตัด 1 ชิ้น 3 ตำแหน่ง พื้นหลังสีเขียว

ค่าทางสถิติ	ค่าที่ได้ (%)
True positive rate (TPR)	58.33
Precision	100.00
Recall	58.33
Accuracy	58.33
F1-score	73.68

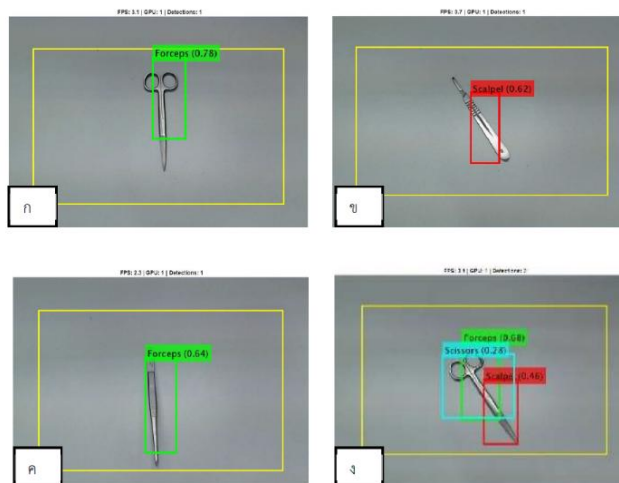
ตัวอย่างและการวิเคราะห์เชิงภาพของผลการตรวจจับอุปกรณ์ผ่าตัด

เพื่อแสดงให้เห็นความสัมพันธ์ระหว่างลักษณะของภาพทดสอบ สภาพแวดล้อมในการทดลอง และพฤติกรรมการทำงานของโมเดลตรวจจับอย่างเป็นรูปธรรม การนำเสนอผลในลักษณะนี้ช่วยให้สามารถอธิบายได้ทั้งกรณีที่ระบบทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ และกรณีที่เกิดข้อผิดพลาดหรือข้อจำกัดของโมเดล ซึ่งไม่สามารถอธิบายได้จากค่าทางสถิติเพียงอย่างเดียว

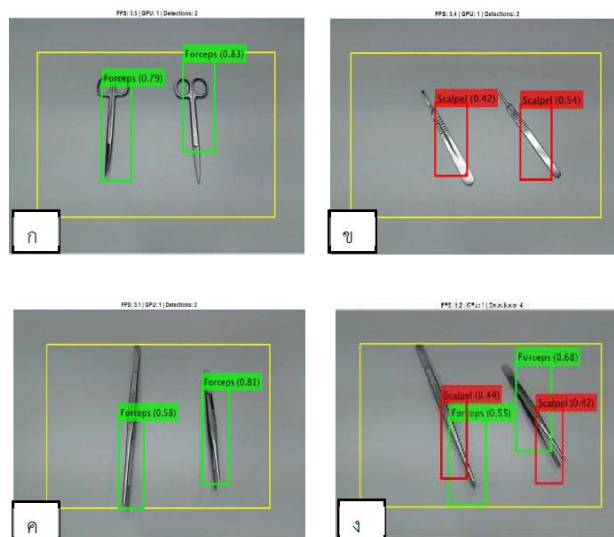
การวิเคราะห์ผลการตรวจจับจากภาพพื้นหลังสีขาว

จากผลการทดลองและการวิเคราะห์เชิงสถิติในระบบตรวจจับอุปกรณ์ผ่าตัดให้ประสิทธิภาพสูงเมื่อใช้ภาพที่มีพื้นหลังสีขาว โดยเฉพาะในด้านความถูกต้องในการตรวจจับและความครบถ้วนในการตรวจจับวัตถุ ซึ่งมีค่าอยู่ในระดับสูงอย่างสม่ำเสมอในทุกเงื่อนไขของจำนวนตำแหน่งอุปกรณ์ พื้นหลังสีขาวมีลักษณะเป็นฉากที่เรียบและมีความแตกต่างของสี (contrast) ชัดเจนเมื่อเทียบกับสีและพื้นผิวของอุปกรณ์ผ่าตัด ส่งผลให้โมเดลสามารถแยกคุณลักษณะเชิงภาพของอุปกรณ์ออกจากฉากหลังได้ง่าย ลดความสับสนระหว่างวัตถุกับพื้นหลัง และช่วยให้การระบุตำแหน่งกรอบตรวจจับมีความแม่นยำมากขึ้น นอกจากนี้ จากภาพตัวอย่างในรูปที่ 1 พบว่าการตรวจจับเกิน (false positive) เกิดขึ้นในระดับต่ำมาก ส่งผลให้ค่าความแม่นยำในการทำนายมีค่าสูงในทุกกรณีการทดสอบ ซึ่งสอดคล้องกับค่าทางสถิติที่แสดงในตารางที่ 7-9 อย่างไรก็ตาม ยังคงพบความคลาดเคลื่อนในบางกรณี โดยเฉพาะเมื่ออุปกรณ์มีการจัด

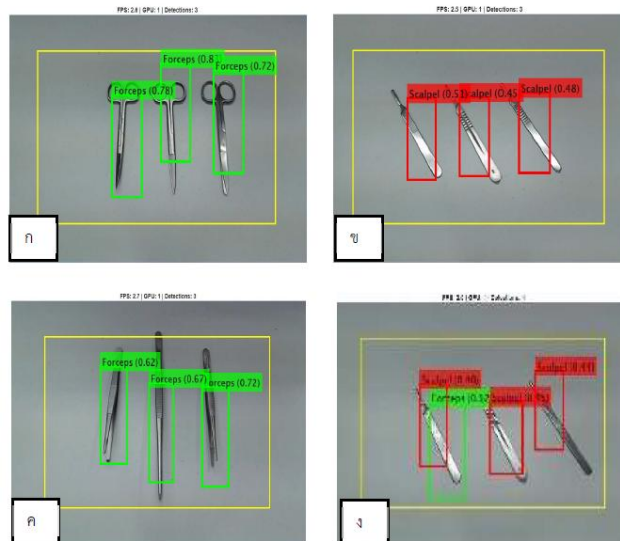
วางใกล้กันหรือเกิดการทับซ้อน ส่งผลให้เกิดการตรวจจับซ้ำหรือการระบุตำแหน่งกรอบตรวจจับคลาดเคลื่อนในบางตำแหน่ง แสดงดังภาพที่ 4-6



ภาพที่ 4 ตัวอย่างผลการตรวจจับอุปกรณ์ผ่าตัด 1 ชิ้นต่อ 1 ตำแหน่ง บนพื้นหลังสีขาว (ก) การตรวจจับกรรไกร 1 ชิ้นที่ผิวดลาด (ข) การตรวจจับคีมมัด 1 ชิ้นที่ถูกต้อง (ค) การตรวจจับคีมหนีบ 1 ชิ้นที่ถูกต้อง (ง) การตรวจจับอุปกรณ์ได้ถูกต้องแต่ทำนายผลผิวดลาด



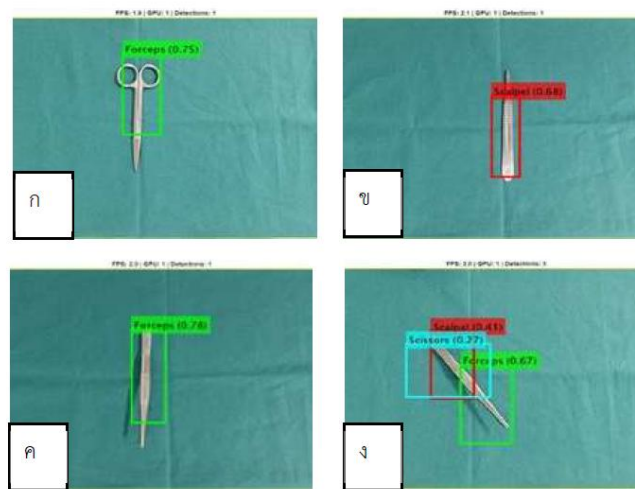
ภาพที่ 5 ตัวอย่างผลการตรวจจับอุปกรณ์ผ่าตัด 1 ชิ้นต่อ 2 ตำแหน่ง บนพื้นหลังสีขาว (ก) การตรวจจับกรรไกร 2 ชิ้นที่ผิวดลาด (ข) การตรวจจับคีมมัด 2 ชิ้นที่ถูกต้อง (ค) การตรวจจับคีมหนีบ 2 ชิ้นที่ถูกต้อง (ง) การตรวจจับอุปกรณ์ได้ถูกต้องแต่ทำนายผลผิวดลาด



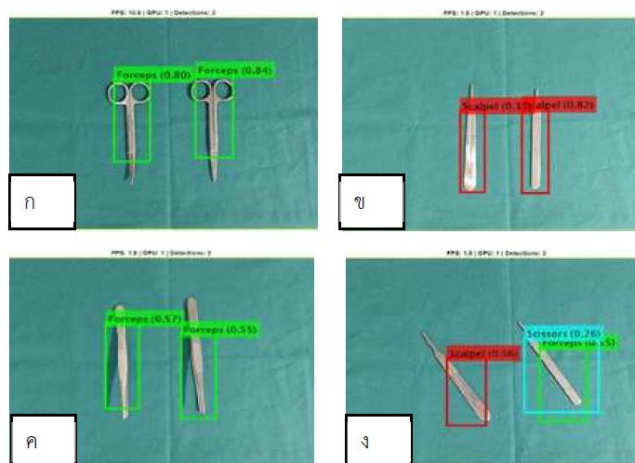
ภาพที่ 6 ตัวอย่างผลการตรวจจับอุปกรณ์ผ่าตัด 1 ชิ้นต่อ 3 ตำแหน่ง บนพื้นหลังสีขาว (ก) การตรวจจับกรรไกร 3 ชิ้นที่ผิดพลาด (ข) การตรวจจับคีมมีด 3 ชิ้นที่ถูกต้อง (ค) การตรวจจับคีมหนีบ 3 ชิ้นที่ถูกต้อง (ง) การตรวจจับอุปกรณ์ได้ถูกต้องแต่ทำนายผลผิดพลาด

การวิเคราะห์ผลการตรวจจับจากภาพพื้นหลังสีขาว

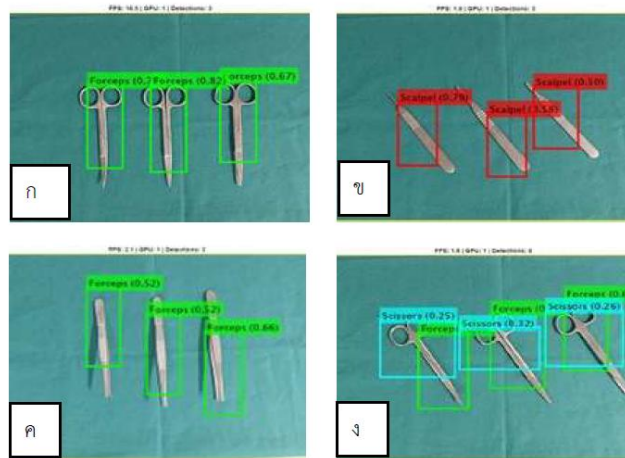
ประสิทธิภาพของระบบลดลงอย่างชัดเจนเมื่อเทียบกับกรณีพื้นหลังสีขาว โดยเฉพาะในด้านการครบถ้วนของการตรวจจับและความถูกต้องโดยรวม ซึ่งสอดคล้องกับค่าทางสถิติที่แสดงในตารางที่ 10-12 แม้ว่าค่าความแม่นยำในการทำนายจะยังคงอยู่ในระดับสูงก็ตามสาเหตุสำคัญของการลดลงของประสิทธิภาพมาจากลักษณะของพื้นหลังสีขาวที่มีโทนสีและค่าความเข้มใกล้เคียงกับบางส่วนของอุปกรณ์ผ่าตัด รวมถึงผลกระทบจากการสะท้อนแสงบนพื้นผิวโลหะของอุปกรณ์ ส่งผลให้โมเดลไม่สามารถแยกขอบเขตของวัตถุออกจากฉากหลังได้อย่างชัดเจนในบางกรณีจากภาพตัวอย่างพบทั้งกรณีการตรวจจับไม่ครบถ้วน (false negative) และการตรวจจับซ้ำในบางตำแหน่ง โดยเฉพาะเมื่อมีการจัดวางอุปกรณ์หลายตำแหน่งในภาพเดียวกัน ทำให้จำนวนการตรวจจับที่รายงานไม่สอดคล้องกับจำนวนอุปกรณ์จริง ผลการวิเคราะห์เชิงภาพดังกล่าวสอดคล้องกับผลการนับจำนวนในหัวข้อ 4.1 ซึ่งพบว่าอัตราการนับผิดพลาดเพิ่มขึ้นภายใต้เงื่อนไขพื้นหลังสีขาว และอธิบายได้ว่าค่าความครบถ้วนในการตรวจจับและค่า F1-score ในหัวข้อ 4.2 มีแนวโน้มลดลงเมื่อสภาพแวดล้อมมีความซับซ้อนมากขึ้น ทั้งนี้ผลลัพธ์ดังกล่าวสะท้อนข้อจำกัดของโมเดล Faster R-CNN ภายใต้ฉากหลังที่มีความแปรปรวนสูงและชี้ให้เห็นแนวทางในการปรับปรุงระบบในงานวิจัยต่อไป แสดงดังภาพที่ 7-9



ภาพที่ 7 ตัวอย่างผลการตรวจจับอุปกรณ์ผ่าตัด 1 ชิ้นต่อ 1 ตำแหน่ง บนพื้นหลังสีเขียว (ก) การตรวจจับกรรไกร 1 ชิ้นที่ผลิตพลาสติก (ข) การตรวจจับด้ามมีด 1 ชิ้นที่ถูกต้อง (ค) การตรวจจับคีมหนีบ 1 ชิ้นที่ถูกต้อง (ง) การตรวจจับอุปกรณ์ได้ถูกต้องแต่ทำนายผลผิดพลาด



ภาพที่ 8 ตัวอย่างผลการตรวจจับอุปกรณ์ผ่าตัด 1 ชิ้นต่อ 2 ตำแหน่ง บนพื้นหลังสีเขียว (ก) การตรวจจับกรรไกร 2 ชิ้นที่ผลิตพลาสติก (ข) การตรวจจับด้ามมีด 2 ชิ้นที่ถูกต้อง (ค) การตรวจจับคีมหนีบ 2 ชิ้นที่ถูกต้อง (ง) การตรวจจับอุปกรณ์ได้ถูกต้องแต่ทำนายผลผิดพลาด



ภาพที่ 9 ตัวอย่างผลการตรวจจับอุปกรณ์ผ่าตัด 1 ชิ้นต่อ 3 ตำแหน่ง บนพื้นหลังสีเขียว (ก) การตรวจจับกรรไกร 3 ชิ้นที่ผิดพลาด (ข) การตรวจจับด้ามมีด 3 ชิ้นที่ถูกต้อง (ค) การตรวจจับคีมหนีบ 3 ชิ้นที่ถูกต้อง (ง) การตรวจจับอุปกรณ์ได้ถูกต้องแต่ทำนายผลผิดพลาด

อภิปรายผลการวิจัย

งานวิจัยนี้มีข้อจำกัดบางประการที่ควรพิจารณาในการตีความผลการทดลองและการนำระบบไปประยุกต์ใช้งานจริง ดังนี้ ประการแรก ชุดข้อมูลภาพที่ใช้ในการฝึกและทดสอบโมเดลยังมีความหลากหลายจำกัด ทั้งในด้านลักษณะพื้นหลังและสภาพแวดล้อมการถ่ายภาพ เนื่องจากการเก็บภาพอุปกรณ์ผ่าตัดในสภาพแวดล้อมที่ใกล้เคียงกับห้องผ่าตัดจริงมีข้อจำกัดด้านสถานที่ ความปลอดภัย และข้อกำหนดทางการแพทย์ ส่งผลให้โมเดลมีประสิทธิภาพสูงในกรณีพื้นหลังสีขาว แต่ประสิทธิภาพลดลงอย่างชัดเจนเมื่อเปลี่ยนเป็นพื้นหลังสีเขียว

ประการที่สอง สภาพแสงในห้องปฏิบัติการทั่วไปแตกต่างจากสภาพแสงในห้องผ่าตัดจริงอย่างมีนัยสำคัญ โดยแสงในห้องผ่าตัดมีความเข้มสูงและมีทิศทางเฉพาะ ส่งผลให้เกิดการสะท้อนของแสงบนพื้นผิวโลหะของอุปกรณ์ผ่าตัด การสะท้อนดังกล่าวอาจบดบังลักษณะสำคัญของวัตถุ และทำให้ลักษณะภาพที่โมเดลเรียนรู้แตกต่างจากข้อมูลที่ใช้ฝึก ส่งผลต่อความแม่นยำในการตรวจจับและการระบุขอบเขตของกรอวัตถุ

ประการที่สาม การทดลองในงานวิจัยนี้พิจารณาภายใต้เงื่อนไขที่จำนวนอุปกรณ์ในภาพยังอยู่ในระดับจำกัด แม้จะมีการทดสอบหลายตำแหน่ง แต่ยังไม่ครอบคลุมกรณีที่มีอุปกรณ์จำนวนมาก การทับซ้อนกันอย่างซับซ้อน หรือการบังกันในระดับที่ใกล้เคียงกับสถานการณ์ใช้งานจริงในห้องผ่าตัด ซึ่งอาจส่งผลให้ประสิทธิภาพของระบบลดลงเมื่อความซับซ้อนของฉากเพิ่มขึ้น

ประการสุดท้าย งานวิจัยนี้ใช้โมเดล Faster R-CNN เพียงรูปแบบเดียว และฝึกโมเดลจากชุดข้อมูลที่จัดเตรียมขึ้นเฉพาะ โดยยังไม่ได้มีการเปรียบเทียบกับโมเดลตรวจจับวัตถุประเภทอื่น หรือการปรับแต่งโครงสร้างโมเดลในหลายรูปแบบ ทำให้ผลลัพธ์ที่ได้สะท้อนประสิทธิภาพภายใต้เงื่อนไขที่กำหนดไว้ในงานวิจัยนี้เป็นหลัก

สรุปผลการวิจัย

ระบบตรวจจับอุปกรณ์ผ่าตัดที่พัฒนาขึ้นสามารถทำงานได้ตามวัตถุประสงค์ของงานวิจัยและแสดงศักยภาพในการนำไปใช้เป็นเครื่องมือสนับสนุนการตรวจจับและการนับอุปกรณ์ผ่าตัดในสภาพแวดล้อมที่มีการควบคุมได้จริง ทั้งนี้ ผลการทดลองยังชี้ให้เห็นถึงข้อจำกัดของระบบภายใต้สภาพแวดล้อมที่มีความซับซ้อน ซึ่งสามารถนำไปใช้เป็นแนวทางในการพัฒนาและปรับปรุงระบบในอนาคต

เอกสารอ้างอิง

- [1] นภวรี จันทวงศ์. (2559). เครื่องมือผ่าตัดทางสูติศาสตร์และนรีเวช [ออนไลน์], สืบค้นจาก <https://w1.med.cmu.ac.th/obgyn/lecturestopics/topic-review/4581/> (25 มกราคม 2568).
- [2] สำนักงานพัฒนาธุรกรรมทางอิเล็กทรอนิกส์. (2564). ปัญญาประดิษฐ์ในการให้บริการของภาครัฐ [ออนไลน์], สืบค้นจาก <https://www.etda.or.th/Useful-Resource/Knowledge-Sharing/Articles/AI-in-Government-Services.aspx> (25 มกราคม 2568).
- [3] Ahmed, F. A., Yousef, M., Ahmed, M. A., Ali, H. O., Mahboob, A., Ali, H., Shah, Z., Aboumarzouk, O., Al Ansari, A., & Balakrishnan, S. (2025). Deep learning for surgical instrument recognition and segmentation in robotic-assisted surgeries: A systematic review. *Artificial Intelligence Review*, 58(1), 1–31.
- [4] Dassault Systèmes. (2026). SOLIDWORKS 2026 [Software]. [online], retrieved from <https://www.solidworks.com> (28 มกราคม 2568).
- [5] Deol, E. S., Henning, G., Basourakos, S., Vasdev, R. M. S., Sharma, V., Kavoussi, N. L., Karnes, R. J., Leibovich, B. C., Boorjian, S. A., & Khanna, A. (2024). Artificial intelligence model for automated surgical instrument detection and counting: An experimental proof-of-concept study. *Patient Safety in Surgery*, 18(24), 1–8.
- [6] Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital image processing* (4th ed.). Pearson Education.
- [7] Hfocus. (2562). แนว 6 วิธีลดสิ่งแปลกปลอมตกค้างในร่างกายผู้ป่วยหลังผ่าตัด พร้อมเผยที่พบมากที่สุดคือผ้าก๊อช. [ออนไลน์], สืบค้นจาก <https://www.hfocus.org/content/2019/09/17691> (28 มกราคม 2568).
- [8] Lelachaicharoeanpan, J., & Vongbunyong, S. (2021). Classification of surgical devices with artificial neural network approach (pp. 154–159). In 7th International Conference on Engineering, Applied Sciences and Technology (ICEAST). IEEE.
- [9] Dynamic Intelligence Asia. (ม.ป.ป.). Machine learning และ deep learning คืออะไร เรียนรู้ต่างกันอย่างไร [ออนไลน์], สืบค้นจาก <https://www.dia.co.th/articles/machine-learning-vs-deep-learning/> (28 มกราคม 2568).
- [10] MathWorks. (2023). trainFasterRCNNObjectDetector. [online], retrieved from <https://www.mathworks.com/help/vision/ref/trainfasterrcnnobjectdetector.html> (28 มกราคม 2568).