บทที่ 4

ผลการทดลอง

โครงงานปริญญานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอแอปพลิเคชันการตรวจจับสิ่งของภายในบ้านด้วยการเรียนรู้เชิงลึก (Household Detection Using Deep Learning) ซึ่งบทความนี้จะประเมินประสิทธิภาพที่ได้จากโมเดลด้วยชุดข้อมูลตรวจสอบ

4.1 การประเมินประสิทธิภาพโมเดล

ในการจำแนกสิ่งของภายในบ้านได้ประยุกต์ใช้ร่วมกับสถาปัตยกรรม CNN โดยผู้จัดทำได้เลือกสถาปัตยกรรม YOLOv5n เป็นโมเดลที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด โดยในการประเมินจะใช้ตาราง confusion matrix ในการทดลองครั้งนี้ โดยใช้ชุดข้อมูลเดียวกัน

การประเมินประสิทธิภาพด้วย mAP50 (mean Average Precision at IoU 0.5) ในการวัดประสิทธิภาพ YOLOV5n จะใช้ชุดข้อมูลสำหรับการ Test ของของสิ่งภายในบ้านทั้งหมด 24 ชนิด คิดเป็น 10 เปอร์เซ็นต์ของทั้งหมด

จากการวัดประสิทธิภาพ YOLOV5n รายละเอียดประกอบไปด้วยดังนี้

- Class คือ รายชื่อคลาสทั้งหมดภายในโมเดล
- Images คือ จำนวนรูปภาพนำมาทดสอบ
- Instances คือ จำนวนอ็อบเจ็กต์ภายในภาพที่นำมาทดสอบ
- P (Precision) คือ อัตราส่วนของวัตถุที่ถูกตรวจจับไว้ถูกต้องเมื่อเทียบกับจำนวนวัตถุทั้งหมดที่ระบุว่าถูกตรวจจับหาค่าได้โดย

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positives}}{(\text{True Positives} + \text{False Positives})}$$

- R (Recall) คือ อัตราส่วนของวัตถุที่ถูกตรวจจับไว้ถูกต้องเมื่อเทียบกับจำนวนวัตถุทั้งหมดที่อยู่ในภาพและถูกตรวจจับไว้ถูกต้อง

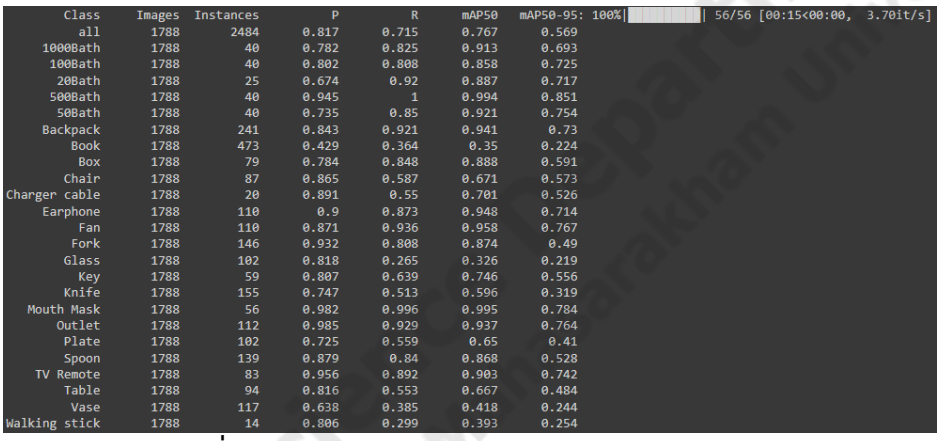
$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positives}}{(\text{True Positives} + \text{False Negative})}$$

- mAP50 คือ ค่าเฉลี่ยของค่า Precision ที่คำนวณด้วยอัตราส่วน Precision-Recall Curve ที่ถูกวัดที่การตรวจจับวัตถุด้วยค่าความมั่นใจ (confidence) ที่ระบุว่าถูกตรวจจับในระดับความมั่นใจขั้นต่ำที่ 0.5 ในช่วงความจำเพาะและความสเปซิฟิก (IoU) ระหว่าง 0.5 ถึง 1.0. ค่า mAP50 จะแสดงประสิทธิภาพของระบบตรวจจับวัตถุที่ถูกตรวจจับด้วยความมั่นใจที่อยู่ในช่วง 0.5 ถึง 1.0

Computer Science Department
Faculty of Informatics, Mahasarakham University

- mAP50-95 คือ ค่าเฉลี่ยของค่า Precision ที่คำนวณในช่วงความมั่นใจ (confidence) ที่ระบุว่าถูกตรวจจับในช่วงความจำเพาะและความสเปซิฟิก (IoU) ระหว่าง 0.5 ถึง 0.95 ค่า mAP50-95 จะสรุปประสิทธิภาพของระบบตรวจจับวัตถุในการตรวจจับด้วยความมั่นใจที่อยู่ในช่วงกว้าง ค่า mAP50-95 ที่สูงแสดงถึงระบบตรวจจับวัตถุที่มีความเชื่อมั่นและความแม่นยำสูงในการระบุวัตถุที่มีการเคลื่อนไหวหรือมีรูปร่างที่เปลี่ยนแปลง

จากการประเมินประสิทธิภาพสถาปัตยกรรม YOLOv5n จำนวนคลาส 24 คลาส รูปภาพที่นำมาใช้ในการทดลอง 1788 รูป และอ็อบเจ็กต์ภายในภาพ 2484 อ็อบเจ็กต์ ประสิทธิภาพ YOLOV5n มีค่า mAP50 = 0.767 ดังภาพประกอบที่ 4.1 และตารางที่ 4.1



Class	Images	Instances	P	R	mAP50	mAP50-95: 100% 56/56 [00:15<00:00, 3.70it/s]
all	1788	2484	0.817	0.715	0.767	0.569
1000Bath	1788	40	0.782	0.825	0.913	0.693
100Bath	1788	40	0.802	0.808	0.858	0.725
20Bath	1788	25	0.674	0.92	0.887	0.717
500Bath	1788	40	0.945	1	0.994	0.851
50Bath	1788	40	0.735	0.85	0.921	0.754
Backpack	1788	241	0.843	0.921	0.941	0.73
Book	1788	473	0.429	0.364	0.35	0.224
Box	1788	79	0.784	0.848	0.888	0.591
Chair	1788	87	0.865	0.587	0.671	0.573
Charger cable	1788	20	0.891	0.55	0.701	0.526
Earphone	1788	110	0.9	0.873	0.948	0.714
Fan	1788	110	0.871	0.936	0.958	0.767
Fork	1788	146	0.932	0.808	0.874	0.49
Glass	1788	102	0.818	0.265	0.326	0.219
Key	1788	59	0.807	0.639	0.746	0.556
Knife	1788	155	0.747	0.513	0.596	0.319
Mouth Mask	1788	56	0.982	0.996	0.995	0.784
Outlet	1788	112	0.985	0.929	0.937	0.764
Plate	1788	102	0.725	0.559	0.65	0.41
Spoon	1788	139	0.879	0.84	0.868	0.528
TV Remote	1788	83	0.956	0.892	0.903	0.742
Table	1788	94	0.816	0.553	0.667	0.484
Vase	1788	117	0.638	0.385	0.418	0.244
Walking stick	1788	14	0.806	0.299	0.393	0.254

ภาพประกอบที่ 4.1 ผลการประเมินประสิทธิภาพสถาปัตยกรรม YOLOv5n

ตารางที่ 4.1 ผลการประเมินประสิทธิภาพสถาปัตยกรรม YOLOv5n

Class	Images	Instances	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
all	1788	2484	0.817	0.715	0.767	0.569
1000Baht	1788	40	0.782	0.825	0.913	0.693
100Baht	1788	40	0.802	0.808	0.858	0.725
20Baht	1788	25	0.674	0.92	0.887	0.717
500Baht	1788	40	0.945	1	0.994	0.851
50Baht	1788	40	0.735	0.85	0.921	0.754
Backpack	1788	241	0.843	0.921	0.941	0.73
Book	1788	473	0.429	0.364	0.35	0.224
Box	1788	79	0.784	0.848	0.888	0.591
Chair	1788	87	0.865	0.587	0.671	0.573

ตารางที่ 4.1 ผลการประเมินประสิทธิภาพสถาปัตยกรรม YOLOv5n(ต่อ)

Class	Images	Instances	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
Charger cable	1788	20	0.891	0.55	0.701	0.526
Earphone	1788	110	0.9	0.873	0.948	0.714
Fan	1788	110	0.871	0.936	0.958	0.767
Fork	1788	146	0.932	0.808	0.874	0.49
Glass	1788	102	0.818	0.265	0.326	0.219
Key	1788	59	0.807	0.639	0.746	0.556
Knife	1788	155	0.747	0.513	0.596	0.319
Mouth Mask	1788	56	0.982	0.996	0.995	0.784
Outlet	1788	112	0.985	0.929	0.937	0.764
Plate	1788	102	0.725	0.559	0.65	0.41
Spoon	1788	139	0.879	0.84	0.868	0.528
TV Remote	1788	83	0.956	0.892	0.903	0.742
Table	1788	94	0.816	0.553	0.667	0.484
Vase	1788	117	0.638	0.385	0.418	0.244
Walking stick	1788	14	0.806	0.299	0.393	0.254

คลาสที่มีค่า mAP50 มากที่สุด คือ Mouth Mask ซึ่งมีค่าอยู่ที่ 0.995

คลาสที่มีค่า mAP50 น้อยที่สุด คือ Glass ซึ่งมีค่าอยู่ที่ 0.326

Confusion matrix ประกอบไปด้วยดังนี้

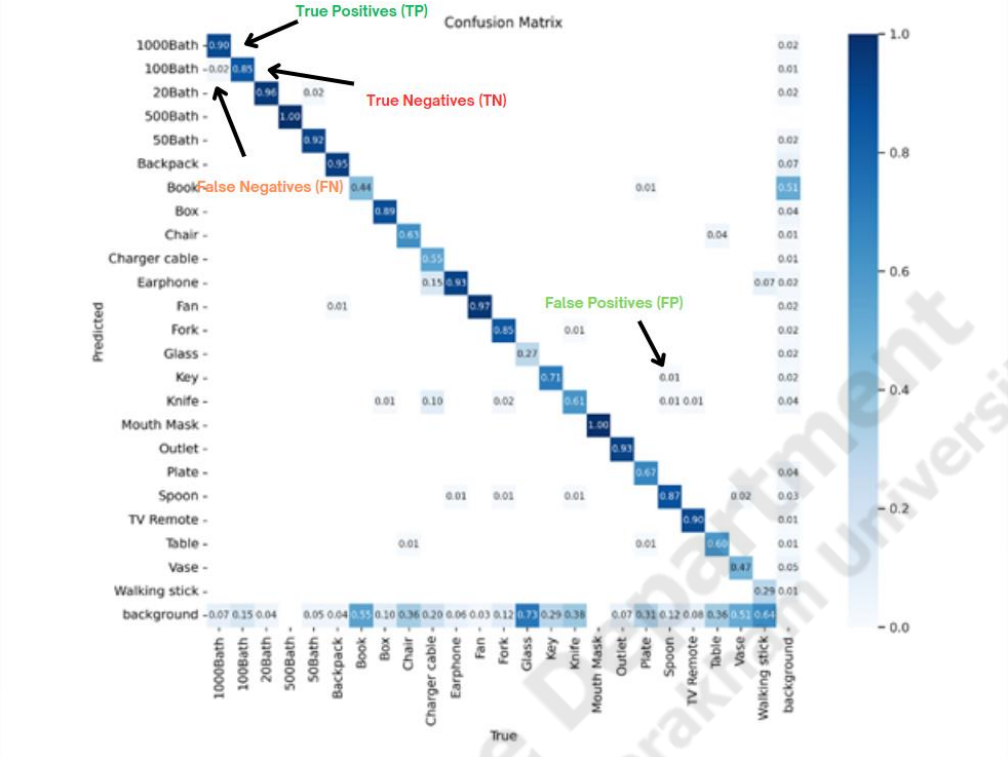
- True Positives (TP) คือ ทำนายว่าข้อมูลนั้นเป็นคลาสที่เราสนใจ และผลข้อมูลนั้นเป็นคลาสที่เราสนใจตามข้อมูลจริง

- True Negatives (TN) คือ ไม่ทำนายว่าข้อมูลนั้นเป็นคลาสที่เราสนใจ และผลข้อมูลนั้นไม่เป็นคลาสที่เราสนใจตามข้อมูลจริง

- False Positives (FP) คือ ทำนายว่าข้อมูลนั้นเป็นคลาสที่เราสนใจ แต่ผลข้อมูลนั้นไม่เป็นคลาสที่เราสนใจตามข้อมูลจริง

- False Negatives (FN) คือ ไม่ทำนายว่าข้อมูลนั้นเป็นคลาสที่เราสนใจ แต่ผลข้อมูลนั้นเป็นคลาสที่เราสนใจตามข้อมูลจริง

Computer Science Department
Faculty of Informatics, Mahasarakham University



ภาพประกอบที่ 4.2 การประเมินด้วย confusion matrix ของ YOLOv5n

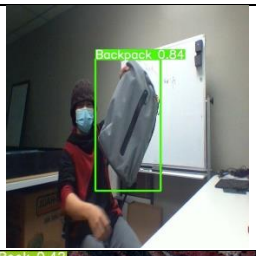
จากการทดลองดังกล่าวสามารถแสดงภาพตัวอย่างที่ได้จากการตรวจจับผลลัพธ์ โดยยกตัวอย่างได้ดังตารางที่ 4.1 ตัวอย่างผลการตรวจจับ

ตารางที่ 4.2 ตัวอย่างผลการตรวจจับ

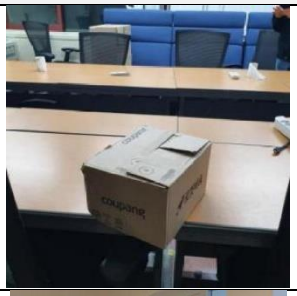
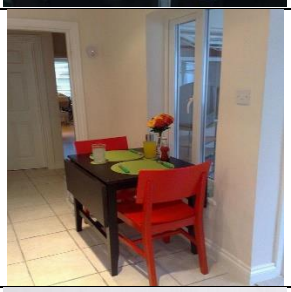
Class	รูปภาพ	ผลทำนายจากสถาปัตยกรรม		
		mAP50	YOLOv5n	ผลเฉลย
1000Baht		0.913		1000Baht
100Baht		0.858		100Baht

Computer Science Department
Faculty of Informatics, Mahasarakham University

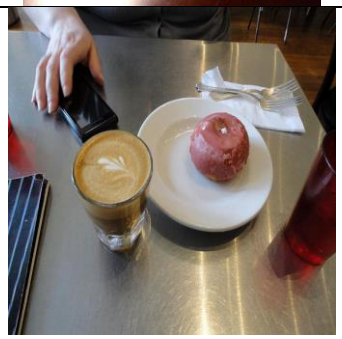
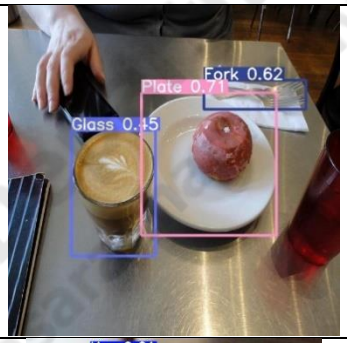
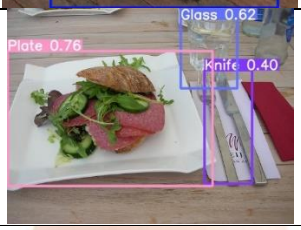
ตารางที่ 4.2 ตัวอย่างผลการตรวจจับ(ต่อ)

Class	รูปภาพ	ผลทำนายจากสถาปัตยกรรม		
		mAP50	YOLOv5n	ผลเฉลย
20Baht		0.887		20Baht
500Baht		0.994		500Baht
50Baht		0.921		50Baht
Backpack		0.941		Backpack
Book		0.35		Book

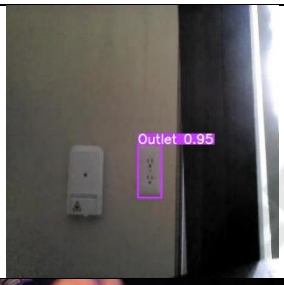
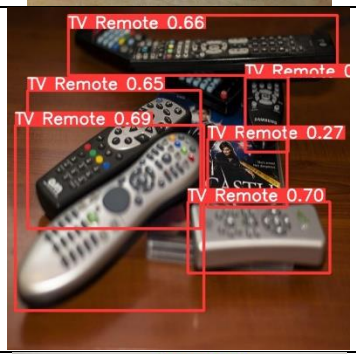
ตารางที่ 4.2 ตัวอย่างผลการตรวจจับ(ต่อ)

Class	รูปภาพ	ผลทำนายจากสถาปัตยกรรม		
		mAP50	YOLOv5n	ผลเฉลย
Box		0.888		Box
Chair		0.671		Chair
Charger cable		0.701		Charger cable
Earphone		0.948		Earphone
Fan		0.958		Fan

ตารางที่ 4.2 ตัวอย่างผลการตรวจจับ(ต่อ)

Class	รูปภาพ	ผลทำนายจากสถาปัตยกรรม		
		mAP50	YOLOv5n	ผลเฉลย
Fork		0.874		Fork
Glass		0.326		Glass
Key		0.746		Key
Knife		0.596		Knife
Mouth Mask		0.995		Mouth Mask

ตารางที่ 4.2 ตัวอย่างผลการตรวจจับ(ต่อ)

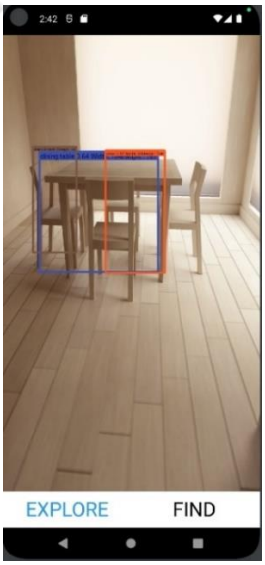
Class	รูปภาพ	ผลทำนายจากสถาปัตยกรรม		
		mAP50	YOLOv5n	ผลเฉลย
Outlet		0.937		Outlet
Plate		0.65		Plate
Spoon		0.868		Spoon
TV Remote		0.903		TV Remote
Table		0.667		Table

ตารางที่ 4.2 ตัวอย่างผลการตรวจจับ(ต่อ)

Class	รูปภาพ	ผลทำนายจากสถาปัตยกรรม		
		mAP50	YOLOv5n	ผลเฉลย
Vase		0.418		Vase
Walking stick		0.393		Walking stick

4.2 ตัวอย่างการตรวจจับบน Mobile Application

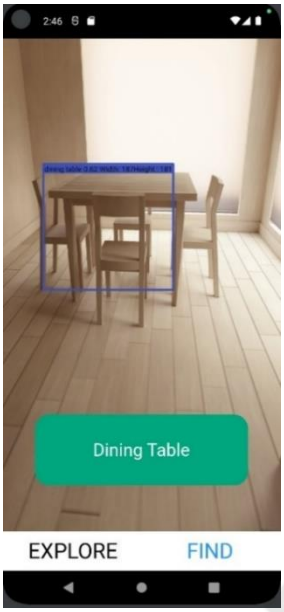
การทำงานโมเดลกับ mobile application ในโหมด Explore ดังภาพประกอบที่ 4.3



ภาพประกอบที่ 4.3 ตัวอย่างการตรวจจับบน Mobile Application ในโหมด Explore

การทำงานโมเดลกับ mobile application ในโหมด Find ดังภาพประกอบที่ 4.4

Computer Science Department
Faculty of Informatics, Mahasarakham University



ภาพประกอบที่ 4.4 ตัวอย่างการตรวจจับบน Mobile Application ในโหมด Find

4.3 สรุปและวิเคราะห์ผลการทดลอง

จากการทดลองในการประเมินประสิทธิภาพโมเดล โดยการทดลองจากชุดข้อมูลรูป จากภาพประกอบที่ 4.1 และภาพประกอบที่ 4.2 พบว่า YOLOv5n มีค่า mAP50 เป็น 76 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งมีค่าค่อนข้างดีแต่ก็ยังไม่ดีมากนัก เนื่องจากยังมีคลาสที่มีค่า mAP50 ต่ำกว่า 0.5 ซึ่งประกอบไปด้วยดังตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 คลาสที่มีค่า mAP50 ต่ำกว่า 0.5

Class	mAP50
Book	0.35
Glass	0.326
Vase	0.418
Walking stick	0.393

สาเหตุที่ทำให้ค่า mAP50 ต่ำ

- ความมั่นใจ (Confidence) ต่ำ ความมั่นใจในการระบุวัตถุที่ต่ำสามารถทำให้ระบบตรวจจับวัตถุตรวจจับของต่าง ๆ ด้วยความมั่นใจที่น้อยลง โดยการระบุเป็น False Positives หรือไม่ระบุวัตถุที่มีอยู่ในภาพ ทำให้ค่า Precision ลดลงและส่งผลต่ำลงในค่า mAP50

- การระบุขอบเขต (Bounding Box) ไม่ถูกต้อง การระบุขอบเขตที่ไม่ถูกต้องสามารถทำให้ระบบตรวจจับวัตถุไม่สามารถเทียบเท่ากับความจริง ซึ่งส่งผลต่ำลงในค่า Precision และ Recall

Computer Science Department
Faculty of Informatics, Mahasarakham University

- การระบุวัตถุที่หลากหลาย การระบุวัตถุที่มีรูปร่างหรือลักษณะที่หลากหลายและที่ซับซ้อน สามารถทำให้ระบบตรวจจับวัตถุมีความยากลำบากในการระบุและติดตาม ทำให้ค่า Precision และ Recall ลดลง

- ภาพที่มีการแซงแสงหรือสภาพแวดล้อมที่แปลประหลาด สภาพแวดล้อมและการแสงที่ไม่ดี สามารถทำให้ระบบตรวจจับวัตถุมีประสิทธิภาพที่ต่ำ โดยทำให้เกิดข้อผิดพลาดในการระบุและติดตามวัตถุ

- ข้อมูลการฝึกอบรมไม่เพียงพอ คุณภาพของชุดข้อมูลการฝึกอบรมส่วนใหญ่สำคัญในการสร้างระบบตรวจจับวัตถุที่มีประสิทธิภาพ หากชุดข้อมูลไม่ครอบคลุมวัตถุที่หลากหลายหรือมีข้อมูลซับซ้อนน้อย หรือมีข้อมูลซับซ้อนน้อยสามารถทำให้ระบบมีความประสิทธิภาพต่ำ

Computer Science Department
Faculty of Informatics, Mahasarakham University