

ระบบการตรวจจับคนสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบบุหรี่ด้วยเทคโนโลยีโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก
แบบผสม

จิรายุส บุญสุข

TNII

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
บัณฑิตศึกษา สาขาเทคโนโลยีวิศวกรรม
สถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่น
ปีการศึกษา 2567

SMOKE DETECTION SYSTEM FOR PROHIBITED SMOKING AREAS USING HYBRID DEEP
LEARNING

Jirayus Boonsuk

TNII

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of Requirements
for The Degree of Master of Engineering Program in Engineering Technology
Graduate Studies

Thai-Nichi Institute of Technology

Academic Year 2024

หัวข้อวิทยานิพนธ์

ระบบการตรวจจับคนสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบบุหรี่ด้วยเทคโนโลยี
โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกแบบผสม

โดย

จิรายุส บุญสุข

สาขาวิชา

เทคโนโลยีวิศวกรรม

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

อัทนา เชนไธยะ

บัณฑิตศึกษา สถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่น อนุมัติให้บัณฑิตวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่ง
ของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

.....รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.วรากร ศรีเชวงทรัพย์)

วันที่.....เดือน.....พ.ศ.....

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ

(รองศาสตราจารย์.ดร.ณัฐฉา เตไพบา)

.....กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์.ดร.กันติชา กิตติพิรัช)

.....กรรมการ

(ดร.ชัยไชย วรรณบุรณ์)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

(ดร.อัทนา เชนไธยะ)

จิรายุส บุญสุข : ระบบการตรวจจับคนสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบบุหรี่ด้วยทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกแบบผสม อาจารย์ที่ปรึกษา : ดร.อัฒนา เชนโตะ, 172 หน้า.

ในปัจจุบันการสูบบุหรี่ในสาธารณะยังคงเป็นปัญหาที่ยังแก้ไขไม่ได้และถูกละเลยและมองว่ายังเป็นปัญหาที่เล็กน้อยแต่ส่งผลกระทบต่อมนุษย์ในทางอ้อม ผู้วิจัยจึงมุ่งเน้นงานวิจัยเครื่องมือที่ช่วยให้การตรวจจับคนสูบบุหรี่ในที่ห้ามสูบและแจ้งเตือนแก่ผู้ดูแลแบบเรียลไทม์ เพื่อให้ผู้ดูแลได้รับรู้และมีหลักฐานของผู้สูบบุหรี่ แต่แน่นอนว่ามีหลายงานวิจัยที่ค้นคว้าและออกแบบระบบที่คล้ายกัน แต่ก็ยังคงติดปัญหาในเรื่องของความแม่นยำและความสามารถของโมเดลที่ใช้ งาน ผู้วิจัยจึงมองเห็นปัญหาที่เกิดขึ้นและต้องการที่จะพัฒนาเครื่องมือ รวมไปถึงการออกแบบระบบใหม่เพื่อให้ได้ระบบที่มีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยใช้ทฤษฎี Hybrid Deep Learning เข้ามาเป็นส่วนหนึ่งในการวิจัยในครั้งนี้ รวมไปถึงการวิจัยเชิงทดลองที่นำข้อมูลตัวอย่างภาพมาฝึกสอนกับโมเดลควบคู่กับโมเดล YOLOv5, YOLOv8 และ YOLO11 เพื่อหาโมเดลที่ดีที่สุดในการจำแนกข้อมูลที่แตกต่างกันว่าจะมีผลกระทบต่อประสิทธิภาพหรือไม่และทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการฝึกสอนและทำการเลือกโมเดลที่ดีที่สุด ไปใส่ในระบบที่ออกแบบมาเพื่อตรวจจับคนสูบบุหรี่ในที่ห้ามสูบและแจ้งเตือนแก่ผู้ดูแลให้ได้รับรู้อย่างรวดเร็ว

บัณฑิตศึกษา

สาขาวิชา เทคโนโลยีวิศวกรรม

ปีการศึกษา 2567

ลายมือชื่อนักศึกษา

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา

JIRAYUS BOONSUK : SMOKE DETECTION FOR PROHIBITED SMOKING AREAS USING
HYBRID DEEP LEARNING. ADVISOR : DR. ADNA SANTO, 172 PP.

Smoking in public places remains a persistent issue, often overlooked despite existing regulations. To address this, the researcher proposes a real-time detection system to identify individuals smoking in restricted areas and alert authorities immediately, while also capturing evidence of the violation. Although prior studies have explored similar systems, many still face challenges related to accuracy and model performance. This research aims to overcome those limitations by redesigning the system using a Hybrid Deep Learning approach. An experimental method is employed, using image datasets to train and evaluate object detection models such as YOLOv5, YOLOv8, and YOLOv11. The study investigates how data set variations influence model performance and compares the effectiveness of each model. The goal is to identify the most accurate model for integration into a practical detection system that can notify responsible personnel in real time and support law enforcement efforts effectively.

Graduate Studies

Field of Engineering of Technology

Academic Year 2024

Student's Signature.....

Advisor's Signature.....

กิตติกรรมประกาศ

รายงานวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้สำเร็จลุล่วงด้วยดี เนื่องจากความกรุณาและความช่วยเหลืออย่างดียิ่งจาก ดร. อัดนา เซนโตะ ที่ท่านได้เสียสละเวลาอันมีค่ายิ่ง ในการให้คำปรึกษาการดำเนินงานวิจัยตลอดจนได้ตรวจสอบและแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆอันเป็นประโยชน์และได้แนะนำข้อเสนอแนะต่างๆในการทำงานวิจัยที่นำไปปรับใช้ในชีวิตประจำวัน รวมไปถึงอาจารย์คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่น รวมถึงอาจารย์ทุกท่านที่มีได้กล่าวนามที่ให้ความอนุเคราะห์ที่ให้ความช่วยเหลือในด้านต่างๆ และคอยให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์กับงานวิจัย ทำให้งานวิจัยนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ขอขอบพระคุณทาง บริษัท เอ็นเซอร์โซลดิ้ง จำกัด ที่ให้โอกาสและมอบทุนสนับสนุนในการศึกษาและทำวิจัยในครั้งนี้ ผู้ศึกษาขอกราบขอบพระคุณเป็น อย่างสูงไว้ ณ โอกาสนี้

สุดท้ายนี้ผู้วิจัยหวังเป็นอย่างยิ่งว่า งานวิจัยฉบับนี้จะเป็นประโยชน์ต่อผู้ศึกษาไม่มากก็น้อย ซึ่งขอกราบขอบพระคุณ ครอบครัว พี่ๆ ที่ทำงาน และเพื่อนๆ ทุกคนทั้งผู้ที่กล่าวนามและมีได้กล่าวนามที่คอยให้กำลังใจ ให้คำปรึกษาและสนับสนุนในการทำงาน จนดำเนินงานสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

จิรายุส บุญสุข

TNI

TAI - NICHU INSTITUTE OF TECHNOLOGY

สารบัญ

บทที่	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญรูป.....	ฎ
บทที่	
1 บทนำ.....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญ.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	1
1.3 ขอบเขตของการวิจัย.....	2
1.4 แผนงานและระยะเวลาดำเนินการ.....	3
1.5 ผลที่คาดว่าจะได้รับ.....	4
2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.1 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	10
2.3 เครื่องมือและเทคโนโลยีที่ใช้ในงานวิจัย.....	26
3 วิธีการดำเนินงานวิจัย.....	28
3.1 แนวคิดและทฤษฎีที่นำเสนอ.....	28
3.2 ขั้นตอนการทดลอง.....	29
3.3 การดำเนินการวิจัยและเก็บข้อมูล.....	30
3.4 การทำการทดลอง.....	32
3.5 ตัวชี้วัดที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของโมเดล.....	43

สารบัญ (ต่อ)

บทที่	หน้า
4 ผลการทดสอบและการอภิปรายผล	44
4.1 ผลการทดลอง	44
4.2 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt	44
4.2.1 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 50 ส่วน 50	45
4.2.2 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 60 ส่วน 40	52
4.2.3 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 70 ส่วน 30	59
4.2.4 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 80 ส่วน 20	66
4.2.5 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 90 ส่วน 10	73
4.3 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov8n.pt	80
4.3.1 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 50 ส่วน 50	80
4.3.2 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 60 ส่วน 40	87
4.3.3 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 70 ส่วน 30	94
4.3.4 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 80 ส่วน 20	101
4.3.5 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 90 ส่วน 10	108
4.4 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolo11n.pt	116
4.4.1 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูลที่ 50 ส่วน 50	116
4.4.2 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูลที่ 60 ส่วน 40	123
4.4.3 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูลที่ 70 ส่วน 30	131
4.4.4 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูลที่ 80 ส่วน 20	138
4.4.5 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูลที่ 90 ส่วน 10	145
4.5 ตารางเปรียบเทียบข้อมูลผลของการทดสอบการฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt, yolov8n.pt และ yolo11n.pt	152
4.6 การทดสอบการตรวจจับจากภาพวิดีโอ	156
4.7 การทดสอบระบบการตรวจจับและแจ้งเตือน	157

สารบัญ (ต่อ)

บทที่	หน้า
5	สรุปผลและข้อเสนอแนะ..... 159
5.1	สรุปผลการวิจัย..... 159
5.2	ข้อเสนอแนะ..... 159
บรรณานุกรม.....	161
ภาคผนวก.....	163
ภาคผนวก ก.บทความการประชุมวิชาการ	164
ประวัติย่อผู้วิจัย.....	172



สารบัญตาราง

ตาราง	หน้า
1.1 แผนงานและระยะเวลาดำเนินการวิจัย.....	2
2.1 เปรียบเทียบงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	21
2.2 Confusion Matrix.....	28



สารบัญรูป

รูป	หน้า
2.1	โครงสร้างโมเดล yolo..... 6
2.2	โครงสร้างของ (RNN) Recurrent Neural Network..... 7
2.3	หน้าเพจของ www.marksen.ai 8
2.4	หน้าเพจของ Google Colaba..... 9
2.5	Line Massage API..... 10
2.6	โครงสร้างการตรวจจับการสูบบุหรี่..... 11
2.7	ผลการตรวจจับของระบบการตรวจจับคนสูบบุหรี่..... 11
2.8	การแบ่งตามจำนวนเฟรมต่อเวลาและการแบ่งการวัดความเข้มเข้มเฉลี่ย 12
2.9	เงื่อนไขที่เกี่ยวข้องกับพฤติกรรมการสูบบุหรี่..... 13
2.10	แผนภาพกระจายสำหรับผู้สูบบุหรี่และผลการประเมินประสิทธิภาพการทำงานของโมเดล . 13
2.11	แผนภาพแนวคิดและระบบของการตรวจจับคนสูบบุหรี่และการแจ้งเตือนและผลลัพธ์ การแจ้งเตือน 14
2.12	ผลการตรวจจับ (a,d) ผลการตรวจจับควัน (b,e) ผลการตรวจจับควันเล็กและบาง (c,f) ผลการตรวจจับไม่มีควัน..... 15
2.13	แบบจำลองระบบตรวจจับควันบุหรี่..... 16
2.14	แบบจำลอง Inception-ResNet-V2 สำหรับการจำแนกประเภทผู้สูบบุหรี่..... 16
2.15	การทำนายที่ถูกต้อง (ก) positives และ (ข) negatives การทำนายที่ไม่ถูกต้อง..... 17
2.16	แบบจำลอง 3DCNN แบบซ้อนหลัก 18
2.17	ผลการเปรียบเทียบของแต่ละ Human motion..... 18
2.18	ตัวอย่างตารางค่าผลการทดลองของ Cigarette Detection in Images Based on Yolov8 19
2.19	ผลลัพธ์การตรวจจับของโมเดล Yolov8 และ โมเดล Yolov5 19
2.20	ตัวอย่างอุปกรณ์ตรวจจับ..... 20
3.1	Hybrid Deep Learning Smoking Detection..... 28
3.2	หน้าเพจของ Google Colaba..... 29

สารบัญรูป (ต่อ)

รูป	หน้า
3.3	โครงสร้างการจัดรูปแบบของไฟล์ Data_set_2025 31
3.4	ตัวอย่างไฟล์โมเดลที่ผู้วิจัยได้เลือกมาทำการฝึกสอน ได้แก่ yolov5, yolov8 และ yolov5 32
3.5	ตัวอย่างของข้อมูล Dataset ที่ทำการปรับขนาด 640x480..... 33
3.6	การกำหนด Class labels ในโปรแกรม marksen.ai 33
3.7	กำหนดกรอบ labels ในภาพทุกภาพที่เก็บรวบรวมมาทั้งหมดตามคลาส 34
3.8	โครงสร้างของการจัดรูปแบบของ Data_set_2025 34
3.9	เข้าโปรแกรม Google Colab และเขียนโค้ดคำสั่ง 35
3.10	พิมพ์โค้ดติดตั้งตัวโมเดล yolov5n.pt , yolov8n.pt และ yolo11n.pt 35
3.11	พิมพ์โค้ดติดตั้งตัวโมเดล torch เชื่อมต่อกับ GPU 36
3.12	พิมพ์โค้ดการฝึกสอนและการกำหนดโมเดล, กำหนดชุดข้อมูล, และกำหนดจำนวนรอบ และการกำหนดการจัดเก็บไฟล์ผลลัพธ์การฝึกสอน 36
3.13	ระบบกำลังทำการฝึกสอนโมเดล 37
3.14	กระบวนการฝึกสอนคอมพิวเตอร์เสร็จสิ้นจะมีผลลัพธ์ขึ้นมา..... 37
3.15	ผลลัพธ์จากการฝึกสอนการตรวจจับการสูบบุหรี่ ของโมเดล yolov...n ที่ทำการย้ายไป เก็บไว้ที่ Google Drive เพื่อป้องกันการสูญหาย 38
3.16	ผลลัพธ์จากการฝึกสอนการตรวจจับการสูบบุหรี่ ของโมเดล yolov5n.pt , yolov8n.pt และ yolo11n.pt 39
3.17	พิมพ์โค้ดใน Google Colab เพื่อทำการตรวจจับคนสูบบุหรี่กับวิดีโอตัวอย่างและวิดีโอ จำลอง เหตุการณ์..... 40
3.18	ผลลัพธ์ของการตรวจจับคนสูบบุหรี่ของโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 จำนวน การฝึกสอน 100 รอบ กับวิดีโอตัวอย่างผลลัพธ์จะเก็บที่/content/runs/detect/ predict2/Test1.avi..... 40
3.19	โครงสร้างของระบบตรวจจับคนสูบบุหรี่และแจ้งเตือน 41
3.20	พิมพ์โค้ดชุดคำสั่งในการตรวจจับคนสูบบุหรี่ และ ทำการรันระบบตรวจจับคนสูบบุหรี่..... 42
3.21	ผลลัพธ์การตรวจจับคนสูบบุหรี่ จาก Google Colab..... 42
3.22	ผลลัพธ์การแจ้งเตือนที่ระบบ Line Application 43
4.1	ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของการฝึกสอน โมเดล Yolov5n.pt 44

สารบัญรูป (ต่อ)

รูป	หน้า
4.2 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 50 ส่วน 50	45
4.3 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ	45
4.4 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ	47
4.5 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ	48
4.6 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ	50
4.7 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอน จำนวน 150 รอบ	51
4.8 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 50 ส่วน 50	52
4.9 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ	52
4.10 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ	54
4.11 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ	55
4.12 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ	57
4.13 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอน จำนวน 150 รอบ	58
4.14 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 70 ส่วน 30	59
4.15 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวน 100 รอบ	59
4.16 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวน 100 รอบ	61

สารบัญรูป (ต่อ)

รูป	หน้า
4.17 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ	62
4.18 กราฟแสดงค่า Confusion Matrix ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ	64
4.19 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ	65
4.20 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 80 ส่วน 20	66
4.21 กำหนดกรอบ labels ในภาพทุกภาพที่เก็บรวบรวมมาทั้งหมดตามคลาส	66
4.22 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ	68
4.23 ภาพที่ 66 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ	69
4.24 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ	71
4.25 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ	72
4.26 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 90 ส่วน 10	73
4.27 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ	73
4.28 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ	75
4.29 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 จำนวนการฝึกสอน 100 รอบ	76
4.30 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ	78
4.31 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ	79

สารบัญรูป (ต่อ)

รูป	หน้า
4.32 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของการฝึกสอน โมเดล yolov8n.pt	80
4.33 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov8n.pt.....	80
4.34 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ.....	81
4.35 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ.....	82
4.36 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ.....	84
4.37 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ	85
4.38 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอน จำนวน 50 รอบ.....	87
4.39 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 60 ส่วน 40	87
4.40 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ.....	88
4.41 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ.....	89
4.42 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ.....	91
4.43 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ.....	92
4.44 พิมพ์โค้ดติดตั้งตัวโมเดล yolov5n.pt , yolov8n.pt และ yolo11n.รูปผลลัพธ์จากกา ทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ.....	94
4.45 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 70 ส่วน 30	94
4.46 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 การฝึกสอนจำนวน 50 รอบ.....	95

สารบัญรูป (ต่อ)

รูป	หน้า
4.47 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวนการฝึกสอน 50 รอบ.....	96
4.48 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวนการฝึกสอน 50 รอบ.....	98
4.49 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวนการฝึกสอน 50 รอบ.....	99
4.50 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวนการฝึกสอน 50 รอบ	101
4.51 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 80 ส่วน 20.....	101
4.52 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ	102
4.53 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ	103
4.54 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 จำนวนการฝึกสอน 100 รอบ	105
4.55 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ	106
4.56 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 การฝึกสอน จำนวน 100 รอบ	108
4.57 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 90 ส่วน 10.....	108
4.58 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 50 รอบ.....	109
4.59 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 50 รอบ	110
4.60 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 จำนวนการฝึกสอน 50 รอบ.....	112

สารบัญรูป (ต่อ)

รูป	หน้า
4.61 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 50 รอบ.....	113
4.62 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 50 รอบ	115
4.63 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของการฝึกสอน โมเดล YOLOv11n.pt.....	116
4.64 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50.....	116
4.65 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ.....	117
4.66 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 การฝึกสอนจำนวน 50 รอบ.....	118
4.67 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ.....	120
4.68 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ	121
4.69 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอน จำนวน 50 รอบ.....	123
4.70 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40.....	123
4.71 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ.....	124
4.72 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ.....	126
4.73 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ.....	127
4.74 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ.....	129
4.75 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอน จำนวน 150 รอบ	130

สารบัญรูป (ต่อ)

รูป	หน้า
4.76 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30.....	131
4.77 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 การฝึกสอนจำนวน 150 รอบ	131
4.78 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวนการฝึกสอน 150 รอบ.....	133
4.79 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวนการฝึกสอน 150 รอบ	134
4.80 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวนการฝึกสอน 50 รอบ.....	136
4.81 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวนการฝึกสอน 150 รอบ	137
4.82 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20.....	138
4.83 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ	138
4.84 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 จำนวนการฝึกสอน 50 รอบ.....	140
4.85 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 จำนวนการฝึกสอน 50รอบ	141
4.86 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 จำนวนการฝึกสอน 50 รอบ.....	143
4.87 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 จำนวนการฝึกสอน 50 รอบ	144
4.88 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ.....	145
4.89 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100รอบ.....	145

สารบัญรูป (ต่อ)

รูป	หน้า
4.90 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ.....	147
4.91 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ.....	148
4.92 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ.....	150
4.93 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ	151
4.94 รูปผลลัพธ์ค่าต่างๆของโมเดล yolov5n.pt ในชุดข้อมูลที่แตกต่างกัน.....	152
4.95 รูปผลลัพธ์ค่าต่างๆของโมเดล yolov8n.pt ในชุดข้อมูลที่แตกต่างกัน.....	153
4.96 รูปผลลัพธ์ค่าต่างๆของโมเดล yolo11n.pt ในชุดข้อมูลที่แตกต่างกัน	153
4.97 รูปผลลัพธ์ค่าต่างๆของโมเดล yolov5n.pt, yolov8n.pt และ yolo11n.pt ที่คัดกรองโดยเลือกชุด ข้อมูลที่ดีที่สุดในแต่ละชุดข้อมูล โดยวัดจากค่า F1 Score ที่วัดถึงประสิทธิภาพของโมเดลในแต่ละชุดข้อมูล.....	154
4.98 รูปผลลัพธ์ค่าต่างๆของโมเดล yolov5n.pt, yolov8n.pt และ yolo11n.pt ที่คัดกรองโดยเลือก โมเดลที่ดีที่สุดโดยวัดจากค่า F1 Score ที่วัดถึงประสิทธิภาพของโมเดลแต่ละโมเดล	154
4.99 กราฟเชิงเส้นเปรียบเทียบโมเดล yolov5n.pt, yolov8n.pt และ yolo11n.pt ค่า Accuracy, Precision, Recall, mAP50, F1-Score	155
4.100 รูปผลลัพธ์โมเดลที่ดีที่สุด โมเดล yolo11n.pt และชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 100.....	155
4.101 รูปผลลัพธ์การนำวิดีโอตัวอย่าง ให้โมเดล yolov11n ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบตรวจจับ และมีผลลัพธ์ออกมาถูกต้อง	156
4.102 รูปโครงสร้างของระบบตรวจจับคนสูบบุหรี่	157
4.103 การทดสอบระบบในการตรวจจับคนสูบบุหรี่ใน Google Colab และเชื่อมต่ออุปกรณ์ กล้องที่เชื่อมต่อกับ Laptop	157
4.104 ผลลัพธ์การแจ้งเตือนคนสูบบุหรี่ผ่าน Line Application	158

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

ในปัจจุบันนี้ปัญหาค้นหาคนสูบบุหรี่จากคนที่สูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบ บริเวณที่มีคนอาศัยอยู่จำนวนมาก เช่น สวนสาธารณะ, ป้ายรถเมล์, ห้องน้ำสาธารณะ, สถานศึกษา ผู้วิจัยจึงมุ่งเน้นเรื่องการตรวจจับคนสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบ โดยใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เข้ามาเป็นเครื่องมือในการตรวจจับและส่งข้อมูลแจ้งเตือน เพื่อนำข้อมูลไปใช้ประโยชน์ในด้านอื่นต่อไปและช่วยแก้ปัญหาที่เกิดขึ้น รวมไปถึงการออกแบบระบบที่ใช้ต้นทุนที่ต่ำ ดังนั้นงานวิจัยนี้มุ่งเน้นไปสู่การพัฒนาระบบการตรวจจับคนสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบโดยจะมีการใช้หลักทฤษฎี (Hybrid Deep learning Model) ที่จะเข้ามาช่วยให้ตัวผลลัพธ์และกระบวนการฝึกสอนและตรวจจับคนสูบบุหรี่มีประสิทธิภาพเพิ่มมากขึ้น โดยในส่วนนี้การวิจัยนี้จะมี ส่วนประกอบสำคัญ 3 ส่วน ได้แก่ 1.ส่วนของการออกแบบระบบการตรวจจับคนสูบบุหรี่ 2. ส่วนงานของการออกแบบอัลริทึมในการฝึกสอนโมเดลและตรวจจับคนสูบบุหรี่และคนไม่สูบบุหรี่ ในที่นี้ผู้วิจัยได้นำทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Learning) มาใช้เพื่อออกแบบโมเดลสำหรับการตรวจจับคนสูบบุหรี่ในที่ห้ามสูบ รวมไปถึงการคัดแยกองค์ประกอบของคนสูบบุหรี่ เช่น คนสูบบุหรี่, คนไม่สูบบุหรี่, บุหรี่ เพราะฉะนั้นแล้วในโมเดลของ Deep learning และ RNN ประกอบด้วยหลายส่วนรวมกันเรียกว่า (Hybrid Deep learning Model) หรือ โมเดลการเรียนรู้เชิงลึกแบบผสม เพื่อทำให้โมเดลสามารถที่จะเรียนรู้ลักษณะทางกายภาพต่างๆของมนุษย์และสิ่งๆที่ผู้วิจัยต้องการ ตรวจจับคนสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบ 3. ส่วนสุดท้ายคือการออกแบบระบบการแจ้งเตือน เพื่อให้กับผู้วิจัยและนำข้อมูลมาใช้ประโยชน์และนำไปต่อยอดในด้านอื่นๆต่อไป

1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา

1. เพื่อพัฒนาแบบจำลองทางคอมพิวเตอร์ที่สามารถตรวจจับคนสูบบุหรี่และบุหรี่
2. เพื่อค้นหาและพัฒนาโมเดลของโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Learning) ตรวจจับคนสูบบุหรี่ด้วยโมเดล YOLO
3. เพื่อพัฒนาระบบตรวจจับคนสูบบุหรี่และสามารถแจ้งเตือนแก่ผู้ใช้งาน
4. เพื่อพัฒนาเครื่องมือต้นแบบในตรวจจับคนสูบบุหรี่

1.3 ขอบเขตของการศึกษา

1. ระบบการตรวจจับคนสูบบุหรี่จะพัฒนาขึ้นบนระบบคอมพิวเตอร์และอุปกรณ์กล้อง
2. ระบบการตรวจจับคนสูบบุหรี่จะสามารถทำนายคนสูบบุหรี่, บุหรี่และสามารถแยกคนไม่สูบบุหรี่ในบริเวณที่กำหนด
3. ระบบการตรวจจับคนสูบบุหรี่นี้ใช้ชุดข้อมูลฝึกสอนเป็นภาพนิ่ง โดยประกอบภาพคนสูบบุหรี่, คนไม่สูบบุหรี่และบุหรี่
4. ระบบการตรวจจับคนสูบบุหรี่นี้ใช้วีดีโอจำลองเพื่อการทดสอบผลลัพธ์และประสิทธิภาพของโมเดล
5. ระบบการตรวจจับคนสูบบุหรี่นี้ใช้วีดีโอจำลอง เพื่อการทดสอบผลลัพธ์ของระบบการตรวจจับคนสูบบุหรี่ในบริเวณที่กำหนด



1.4 แผนงานและระยะเวลาดำเนินการ

ตารางที่ 1.1 ตารางแผนงานและระยะเวลาดำเนินการวิจัย

ขั้นตอนการดำเนินงาน	พ.ศ. 2566			พ.ศ. 2567												พ.ศ. 2568				
	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	4	5
1. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง																				
2. ศึกษาโครงสร้างแบบจำลอง และองค์ความรู้ที่เกี่ยวข้องใน การพัฒนาแบบจำลองศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้องและงานวิจัยอ้างอิง																				
3. พัฒนาแบบจำลองการฝึกสอนโมเดลต้นแบบ																				
4. ทดสอบแบบฝึกสอนโมเดล จำลองครั้งที่ 1																				
5. ปรับแต่งพัฒนาโครงสร้าง และเปรียบเทียบโมเดลแบบจำลอง																				
6. ออกแบบระบบและการเก็บข้อมูลและการประเมินผล																				
8. ทดสอบระบบครั้งที่ 1																				
9. วิเคราะห์และสรุปผลการ ทดลอง																				
10. เขียนสรุปเล่มงานวิจัยและนำเสนอผลงาน																				
11. ตีพิมพ์วารสารวิชาการ																				

1.5 ผลที่คาดว่าจะได้รับ

1. ช่วยตรวจจับคนสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบ
2. เกิดเครื่องมือในการตรวจจับคนสูบบุหรี่และมีการแจ้งเตือนแก่ผู้ใช้งาน
3. สามารถรับรู้ประสิทธิภาพของโมเดล YOLO ว่าโมเดลรุ่นไหนมีประสิทธิภาพที่ดีที่สุด
4. เกิดเครื่องมือที่สามารถตรวจจับคนสูบบุหรี่ได้ ตลอด 24 ชั่วโมง
5. เป็นระบบที่สามารถนำไปต่อยอดในเชิงอุตสาหกรรมได้



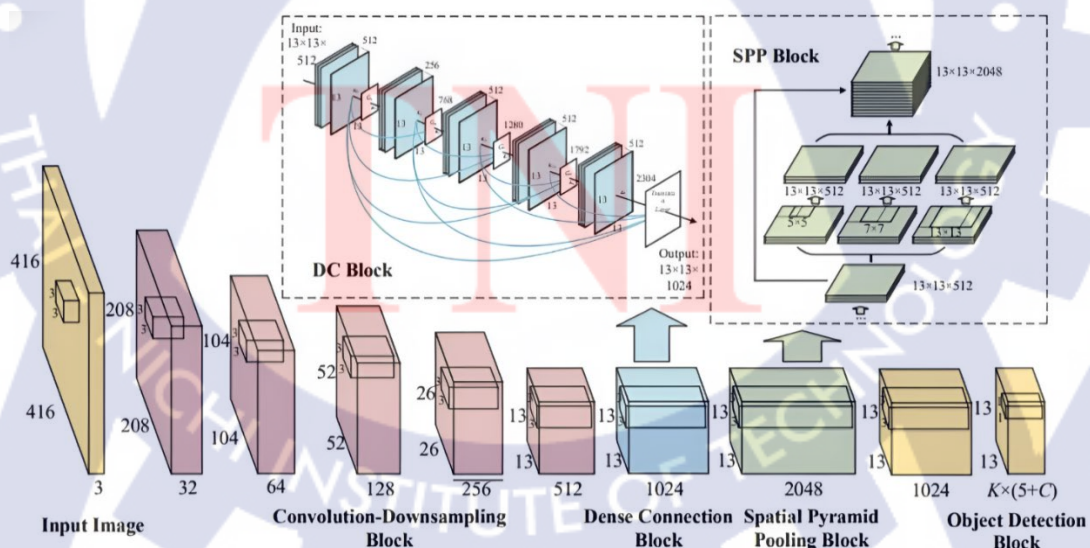
บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

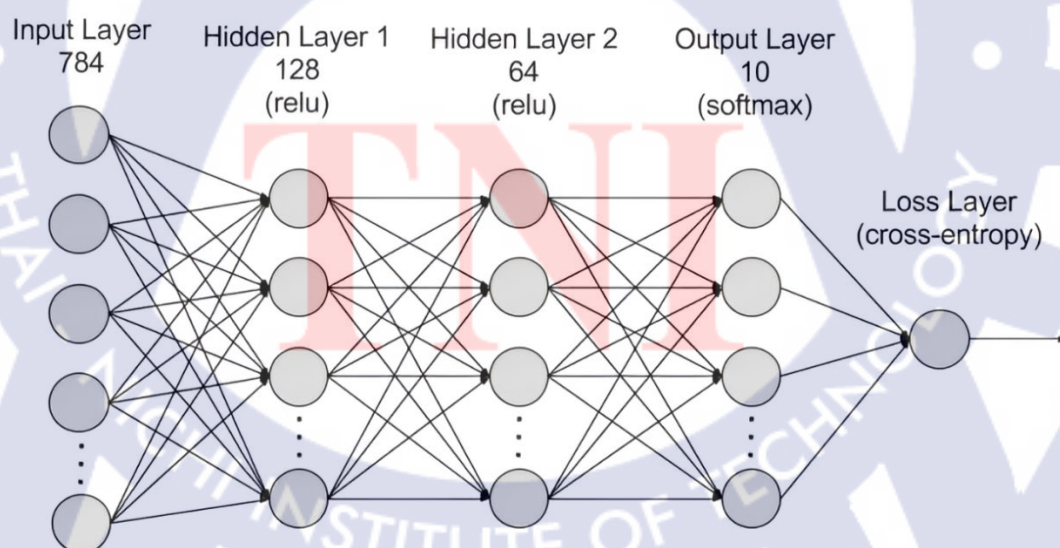
YOLO นั้นก็คือ You Only Look Once หรือ YOLO โดยได้รับแนวคิดจาก Google Net ซึ่งเป็นการประยุกต์ใช้ความพิเศษของโครงข่ายประสาทเทียมในการแบ่งภาพออกเป็นส่วนๆ พร้อมกับมีการทำนายขอบเขตและความน่าจะเป็นของแต่ละส่วนของกรอบล้อมรอบวัตถุ จะถูกกำหนดตามความน่าจะเป็นที่การคาดการณ์ไว้ อัลกอริทึม YOLO จะแบ่งภาพออกเป็นตาราง $N \times N$ ช่อง โดยที่แต่ละช่องจะมีการคาดเดาไว้เพียงวัตถุเดียว โดยการนำ non-maxima suppression algorithm มาประยุกต์ใช้ซึ่งการตรวจพบหนึ่งวัตถุต่อเซลล์กริด จะไม่คำนึงถึงจำนวนกรอบและไม่จำกัดจำนวนกรอบแต่จะนับเฉพาะกรอบที่มั่นใจเท่านั้น โดยทั่วไปแล้ว YOLO จะใช้ ImageNet สำหรับในขั้น pre-training แล้วใช้ชุดข้อมูลการตรวจจับเป้าหมายสำหรับในขั้น training นอกจากนี้ยัง ได้มีการปรับปรุงหลายอย่างในสถาปัตยกรรม YOLO จึงเกิดเป็น Yolo2 และ Yolo3 ทำให้มีความแม่นยำในการตรวจจับเพิ่มมากขึ้นและยังคงไว้ซึ่งความเร็วในการตรวจจับวัตถุที่สูงมาก ตัวอย่างเช่น ใน Yolo3 ได้มีการใช้ 18 ตัวแปรของสถาปัตยกรรม Darknet และมีการฝึกจำนวน 53 เลเยอร์ด้วยชุดข้อมูล ImageNet dataset ซึ่งเป็น Pascal VOC dataset ดังนั้นจึงทำให้ Yolo3 มีประสิทธิภาพเหนือกว่าอัลกอริทึมการตรวจจับส่วนใหญ่ที่เป็นแบบ เรียวลโหม่ การเพิ่มการเชื่อมต่อและการสุ่มตัวอย่างทำให้สามารถตรวจจับภาพวัตถุที่มีอัตราส่วนต่างกันได้ถึง 3 แบบ ทำให้ Yolo3 ฉลาดขึ้นและยังสามารถตรวจจับวัตถุขนาดเล็กได้ แต่อาจมีการความเร็วในการประมวลผลที่ช้า กว่าเวอร์ชันก่อนหน้านี้ได้อธิบายถึง Yolo4 และ Yolo5 ไว้ว่า Yolo4 ได้เปิดตัวในปี 2020 มีการปรับปรุงความแม่นยำเฉลี่ย (Mean Average Precision: mAP) ขึ้นร้อยละ 10 และค่าความเร็วในหน่วยเฟรมต่อวินาที (Frame Per Second: FPS) ขึ้นร้อยละ 12 เมื่อเทียบกับ Yolo3 ซึ่งความแตกต่างที่สำคัญระหว่าง Yolo4 กับ Yolo3 ก็คือ โครงสร้างโครงข่าย (network structure) และการเพิ่มเทคนิควิธีการ โดย Yolo4 ได้เปลี่ยนแกนหลัก (backbone) จาก Darknet53 เป็น CSPDarknet53 และเพิ่มเทคนิควิธีการต่างๆ เช่น adopted, Random Erase, Cutout, Hide and Seek, Grid Mask, MixUp, Cut mix, Self-Adversarial Training, Class label smoothing, และ Mosaic data augmentation เป็นต้น ส่วน Yolo5 ได้เปิดตัวในไม่นานมานี้ด้วยการให้ source code ไว้ใน GitHub ซึ่งมีความ แตกต่างกัน 5 ประการ คือ ประการแรก Yolo5 มีการใช้งานฟังก์ชัน leaky relu เพียงฟังก์ชันเดียว (ใน CBL module) ส่วน

Yolo4 มีการใช้งานทั้งฟังก์ชัน leaky relu (ใน CBLmodule) และฟังก์ชัน mish (ใน CBM module) Yolo5 ใช้ Focus ซึ่งเป็นโมดูลใหม่และเป็นจุดเริ่มต้นของ backbone โดยมีการแบ่งภาพที่รับเข้ามาออกเป็น 4 ส่วนเล็ก ๆ แล้วนำมาประกอบกันในชั้น convolution ประการที่สาม Yolo5 ใช้ CSPNet 2 โมดูลทั้งใน backbone และ neck ตามลำดับ ในการรวม feature maps ตั้งแต่เริ่มต้นจนถึงสิ้นสุด เพื่อลดการคำนวณและรักษาความถูกต้องของการประมวลผล การใช้ CSP2_x ในชั้น neck เป็นการเพิ่มประสิทธิภาพ ให้กับ Yolo5 เมื่อเทียบกับ Yolo4 ประการที่สี่ Yolo5 ใช้ Ciou loss เป็นฟังก์ชันสำหรับ regression loss ใน การสร้างกล่องรอบวัตถุ แทนการใช้ GloU loss ใน Yolo4 เพื่อแก้ปัญหาการคำนวณขอบเขตที่ไม่ซับซ้อนกัน และ Ciou ยังเป็นการพิจารณาถึงปัจจัยทางเรขาคณิต 3 ด้าน ได้แก่ พื้นที่ทับซ้อน ระยะทาง และอัตราส่วนภาพ ทำให้ การจำแนกวัตถุกรณีที่ยากลำบากทำได้ดีขึ้น มีความเร็วและความแม่นยำมากขึ้น ประการสุดท้าย Yolo5 ใช้ Pytorch ในขั้นตอน training processing ซึ่งมีความเหมาะสมกว่าการใช้ Darknet โดยโครงสร้างการทำงานของ Yolo4 และ Yolo5 ผู้วิจัยได้เลือกใช้ Yolo5 (You Only Look Once Version 5) มีหลายโมเดลหรือหลายขนาด โดยโมเดลที่มีขนาดใหญ่ที่สุดก็คือ Yolo5x ซึ่งเป็นโมเดลที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าในเกือบทุกกรณี แต่เนื่องจากมี พารามิเตอร์ที่มากกว่าจึงต้องใช้หน่วยความจำ CUDA (Compute Unified Device Architecture) มากขึ้นในการ ฝึกระบบให้เกิดการเรียนรู้ (training) และมีการทำงานที่ช้าลง ดังนั้น Yolo5s และ Yolo5mเหมาะกับการปรับใช้บน มือถือ (mobile) ส่วน Yolo5l และ Yolo5x เหมาะสำหรับการปรับใช้บนคลาวด์ (cloud)



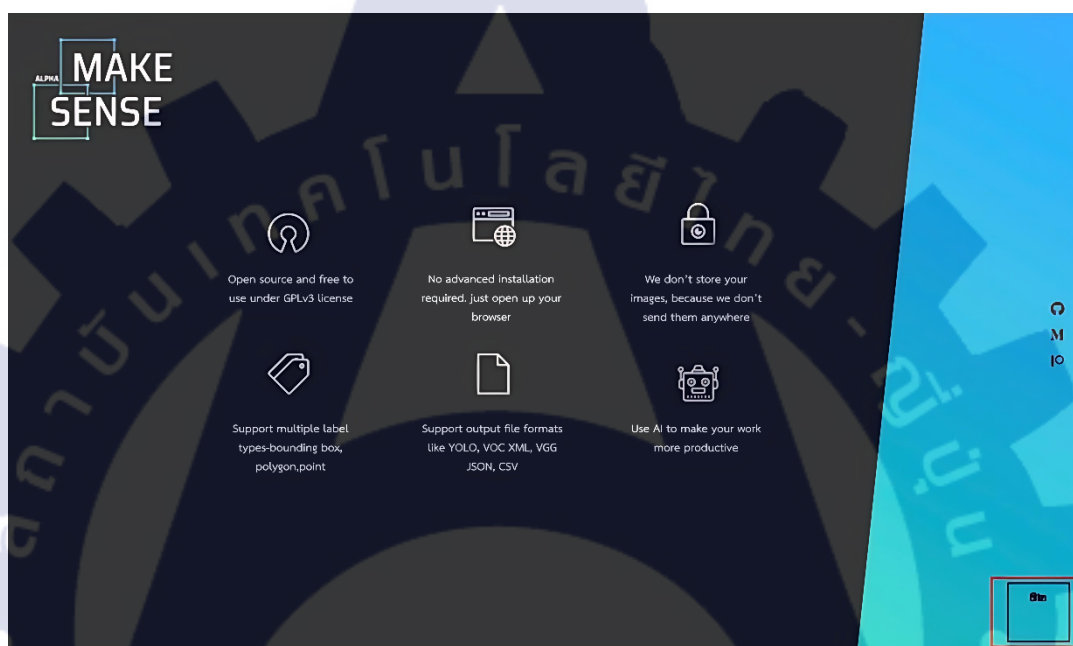
รูปที่ 2.1 โครงสร้างโมเดล yolo

นิเวศน์เวิร์กแบบวนกลับ (RNN) เป็นโมเดลที่ป้อนข้อมูลที่ได้รับจากการฝึกฝนเพื่อประมวลผล และแปลงข้อมูลอินพุตเป็นเอาต์พุตข้อมูลตามลำดับเฉพาะข้อมูลตามลำดับก็คือข้อมูล เช่น คำหรือประโยครวมไปถึงข้อมูลแบบอนุกรมเวลา ซึ่งส่วนประกอบตามลำดับจะสัมพันธ์กันตามความหมายที่ซับซ้อนและกฎไวยากรณ์ RNN เป็นระบบซอฟต์แวร์ที่ประกอบด้วยส่วนประกอบที่เชื่อมต่อกันมากมายที่เลียนแบบวิธีที่มนุษย์แปลงข้อมูลตามลำดับ เช่น การแปล ข้อความจากภาษาหนึ่งเป็นอีกภาษาหนึ่ง RNN ส่วนใหญ่ถูกแทนที่ด้วยปัญญาประดิษฐ์ (AI) และโมเดลภาษาขนาดใหญ่ (LLM) ซึ่งมีประสิทธิภาพในการประมวลผลข้อมูลมากขึ้นตามลำดับ RNN มักมีลักษณะเฉพาะด้วย สถาปัตยกรรมแบบหนึ่งต่อหนึ่ง: ลำดับอินพุตหนึ่งลำดับเชื่อมโยงกับเอาต์พุตเดียวอย่างไรก็ตาม คุณสามารถปรับเปลี่ยนการกำหนดค่าต่างๆ ได้อย่างยืดหยุ่นเพื่อวัตถุประสงค์เฉพาะ ต่อไปนี้เป็นประเภท RNN ทั่วไปประเภทต่างๆ One-to-many ประเภท RNN นี้จะแซนแนลหนึ่งอินพุตไปยังหลายเอาต์พุต โดยช่วยให้สามารถใช้งานด้านภาษา เช่น คำบรรยายภาพ โดยการสร้างประโยคจากคำหลักคำเดียว Many-to-many โมเดลนี้ใช้หลายอินพุตเพื่อ ทำนายเอาต์พุตหลายรายการ ตัวอย่างเช่น คุณสามารถสร้างโปรแกรมแปลภาษาด้วย RNN ซึ่งจะวิเคราะห์ประโยค และจัดโครงสร้างคำในภาษาอื่นอย่างถูกต้อง Many-to-one อินพุตหลายตัวถูกแมปไปยังเอาต์พุต สิ่งนี้มีประโยชน์ ในการใช้งาน เช่น การวิเคราะห์ความรู้สึก โดยที่โมเดลคาดการณ์ความรู้สึกของลูกค้า เช่น เชิงบวก เชิงลบ และ เป็นกลาง จากความรู้สึกที่ได้รับ



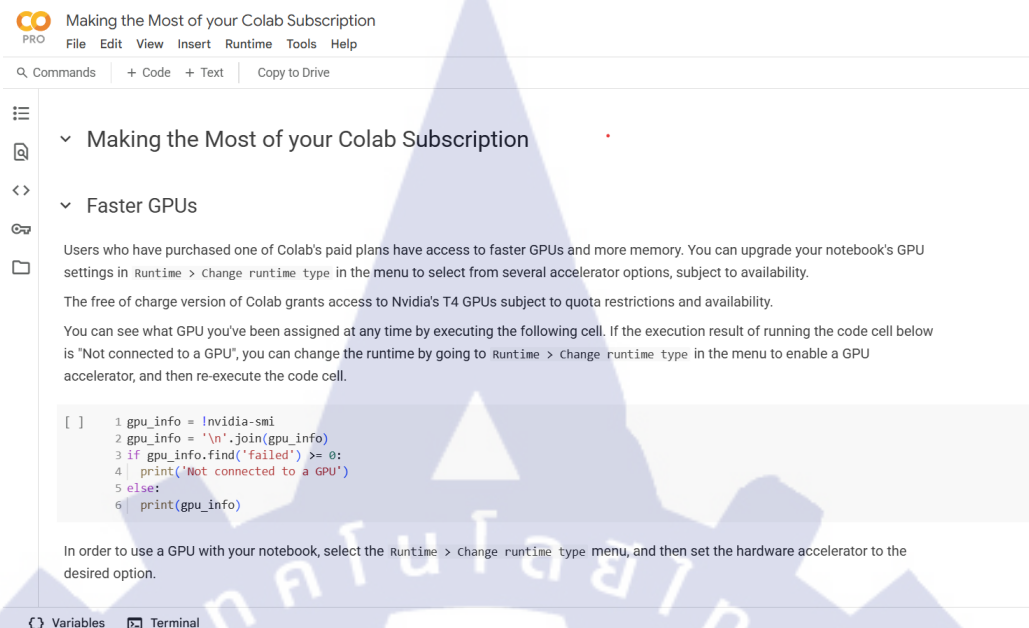
รูปที่ 2.2 โครงสร้างของ (RNN) Recurrent Neural Network

Marksen.ai เป็นเครื่องมือออนไลน์ที่ช่วยในการติดป้ายกำกับภาพ (image annotation) เพื่อเตรียมข้อมูล สำหรับโครงการวิชันคอมพิวเตอร์ (computer vision) MAKESENSE.AI เครื่องมือนี้สามารถลดเวลาที่ใช้ในการติด ป้ายกำกับภาพ โดยมีการผสมรวมโมเดล AI ล่าสุด เช่น YOLOv5 เพื่อให้คำแนะนำและทำงานอัตโนมัติใน กิจกรรมที่ซ้ำซากและน่าเบื่อ GITHUB.COM นอกจากนี้ ผู้ใช้ยังสามารถดาวน์โหลดป้ายกำกับที่เตรียมไว้ในหลาย รูปแบบที่รองรับ เช่น YOLO, VOC XML, VGG JSON และ CSV



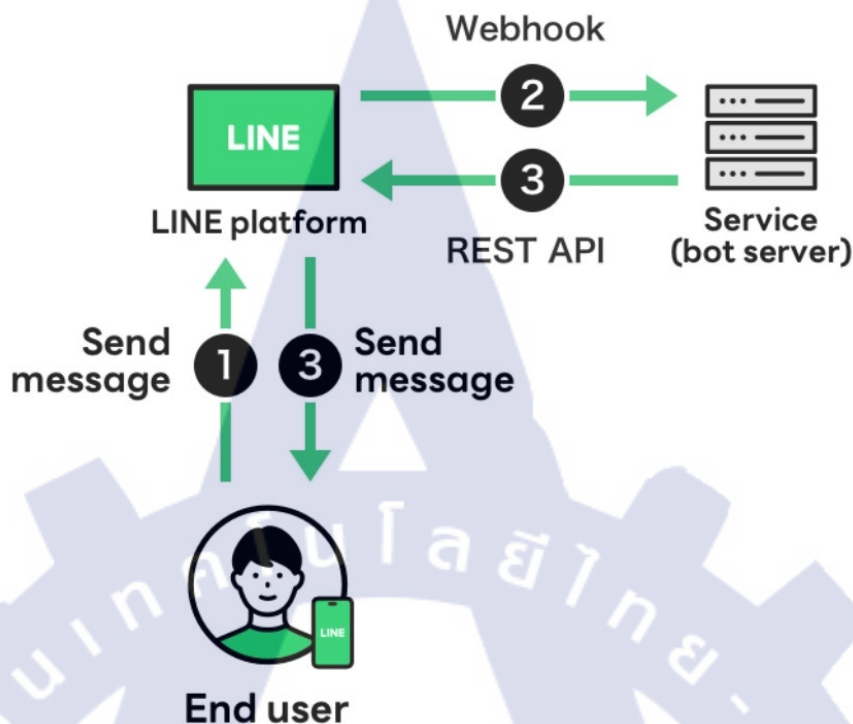
รูปที่ 2.3 หน้าเพจของ www.marksen.ai

Google Colab หรือ (Google Colaboratory) เป็นบริการ Software as a Service (SaaS) เป็นโฮสต์ โปรแกรม Jupyter Notebook บน Cloud จาก Google Google Colab ใช้งานยังไง เราสามารถใช้ Google Colab สร้าง Notebook เขียนโปรแกรมภาษา Python ได้ฟรี ๆ และแถมยังมี GPU, TPU ให้เราได้ใช้ฟรีอีก ทีละ 12 ชั่วโมงแต่ก็ต้องมีการซื้อแพคเกจเพื่ออัปเกรดจอให้ผู้ใช้สามารถใช้งานได้ยาวนาน ในขณะนี้ Google Colab มี GPU ให้เราใช้ดังนี้ Nvidia Tesla K80, Nvidia Tesla T4, Nvidia Tesla P100 (ดีที่สุด)



รูปที่ 2.4 หน้าเพจของ Google Colaba

Line Message API คือ API หรือเครื่องมือที่ทำหน้าที่เป็นตัวกลางที่จะเชื่อมต่อ Server ของเราเข้ากับห้อง แชตของ LINE ทำให้ผู้ใช้งานสามารถเขียนโปรแกรมเพื่อสร้างบริการที่ต้องการ ผ่านการส่งข้อความและโต้ตอบกับ ผู้ใช้ในลักษณะ Chatbot นั้นเอง โดยนอกจาก Chatbot แล้ว ยังสามารถพัฒนาระบบต่าง ๆ ให้มาอยู่ใน Ecosystem ของ LINE เพื่อช่วยสร้างประสบการณ์ใหม่ ๆ ให้ลูกค้าได้ เช่น LIFF, LINE Beacon เป็นต้น สามารถ ส่งข้อความโดยตรงหา users บน LINE Official Account ได้ตลอด 24 ชั่วโมง ซึ่งความพิเศษคือข้อความบาง รูปแบบสามารถส่งได้จาก LINE Bot เท่านั้น ผู้ใช้งานทั่วไปไม่สามารถส่งเองได้ มีรูปแบบข้อความให้เลือก หลากหลาย ได้แก่ Text message (ข้อความตัวอักษร) Sticker message (สติ๊กเกอร์) Image message (รูปภาพ) Video message (วิดีโอ) Audio message (ข้อความเสียง) Location message (ตำแหน่งที่ อยู่) Imagemap message (รูปภาพที่ออกแบบกราฟฟิกและระบุพิกัดในการฝึกลิงก์ได้ตามต้องการ) Template message (ชุดข้อความที่ออกแบบ Layout มาสำหรับ LINE Bot) Flex Message

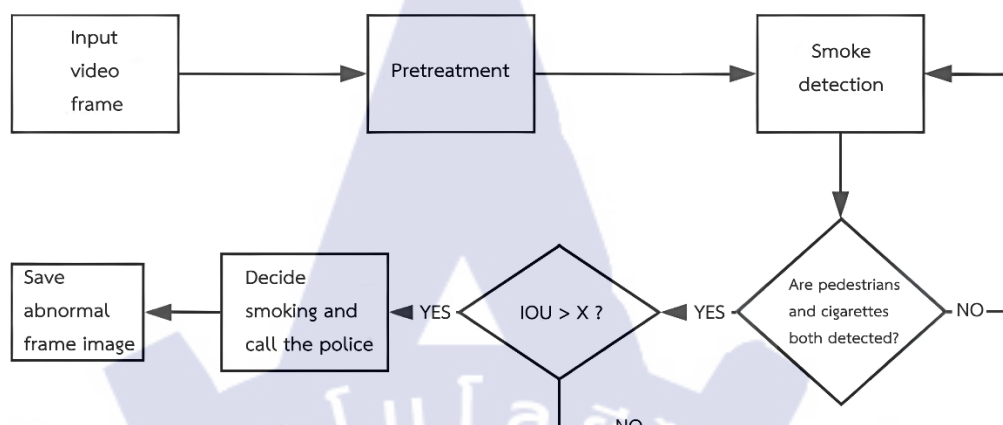


รูปที่ 2.5 Line Message API

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การสูบบุหรี่จะก่อให้เกิดอันตรายร้ายแรงต่อสุขภาพและของผู้คนรอบข้าง การสูบบุหรี่นั้นไม่เพียงแต่เป็นอันตรายต่อสุขภาพเท่านั้น แต่ยังรวมถึงอันตรายจากไฟไหม้ด้วยเพลิงไหม้ประมาณ 20% เกิดขึ้นจากการสูบบุหรี่ ในแต่ละครั้งต่อปี การบังคับให้สัมผัสควันบุหรี่มือสองในที่สาธารณะที่มีการระบายอากาศไม่ดี เช่น ในลิฟต์โดยสารและรถเมล์ก็รุนแรง นอกจากนี้การ ชะลอตัวอย่างรวดเร็วของรถไฟความเร็วสูง อันเนื่องมาจากสาเหตุการสูบบุหรี่ความล่าช้าในการดำเนินงาน อุบัติเหตุไฟไหม้ที่เกิดจากการสูบบุหรี่เป็นเรื่องปกติของผู้คนทั่วไป และการสูบบุหรี่มักถูกโพสต์ในที่สาธารณะส่วนใหญ่ อย่างไรก็ตามยังมีผู้สูบบุหรี่จำนวนมากในประเทศจีนที่สูบบุหรี่ในที่สาธารณะ และหากสามารถระบุบุหรี่ที่อยู่ในมือ ได้ก่อนเริ่มสูบบุหรี่ ค่าเตือนเหล่านี้สามารถเลิกสูบบุหรี่ได้ การบันทึกพฤติกรรมการสูบบุหรี่ก็จะสามารถช่วยลดการ สูบบุหรี่ได้อย่างมากในที่สาธารณะ ดังนั้นการตรวจจับการสูบบุหรี่จึงมีความสำคัญในที่สาธารณะบางแห่ง โดยแบบ อัลกอริธึมแบบดั้งเดิมมีการตรวจจับเป้าหมายที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการตรวจจับ แต่กลับประสบปัญหา ความเร็วต่ำ อัตราการตรวจจับผิดพลาดสูง รวมถึงมีการสูญเสียลักษณะของเป้าหมายขนาดเล็กได้ง่าย และลักษณะ ทั่วไปและความทนทานต่ำ

เพื่อแก้ไขปัญหาเหล่านี้ You Only Look Once ที่ได้รับการปรับปรุงให้ดีขึ้นมีการ ออกแบบโมเดลการตรวจจับการสูบบุหรี่แบบเรียลไทม์ที่ใช้เวอร์ชัน 4 (Yolo4) [1]



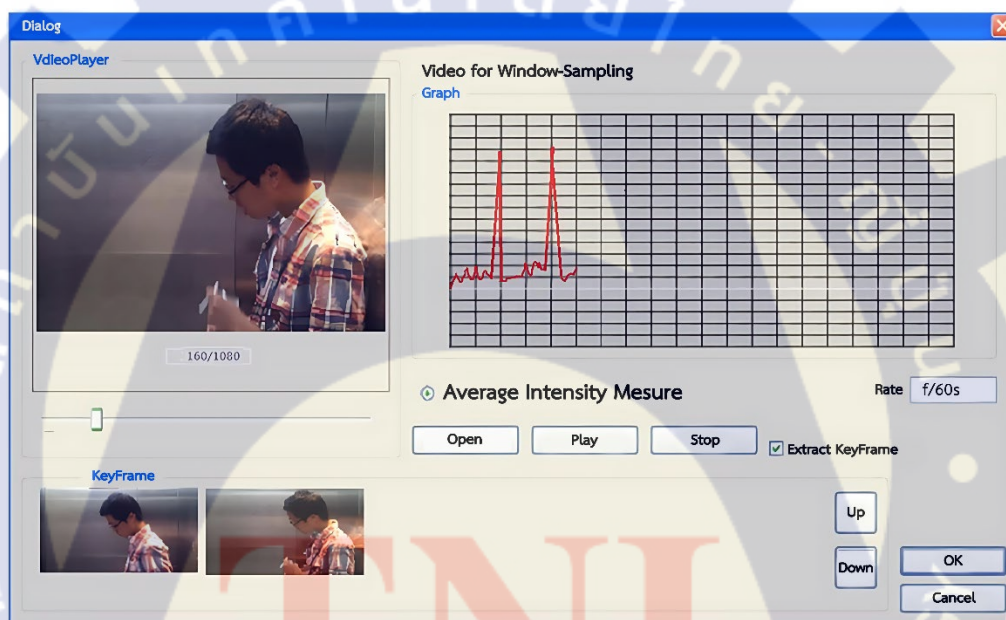
รูปที่ 2.6 โครงสร้างการตรวจจับการสูบบุหรี่



รูปที่ 2.7 ผลการตรวจจับของระบบการตรวจจับคนสูบบุหรี่

เนื่องจากรูปร่างและขนาดของบุหรี่ยี่มีขนาดเล็ก ทำให้การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อปรับปรุงโครงสร้างเครือข่ายตามอัลกอริทึม Yolo4 เราได้แนะนำฟังก์ชันที่เป็นนวัตกรรมใหม่สำหรับการปรับแต่ง และเพิ่มกลไกความสนใจและสุดท้ายก็ปรับปรุงความแม่นยำของการตรวจจับเป้าหมายที่มีขนาดเล็กและมีความเร็วในการทำนายโมเดล ประการแรก การจัดกลุ่มเคมีนได้รับการปรับปรุงใหม่

สำหรับเก้ากลุ่มที่แตกต่างกัน กลุ่มลำดับความสำคัญบนพีเจอร์ทั้งสามเลเยอร์และสาขาขนาดใหญ่ บางสาขาในเครือข่ายดั้งเดิมถูกตัดออกอย่างเหมาะสมตามสถานการณ์จากการรวมกลุ่มจากนั้นจึงเพิ่ม สาขาขนาดเล็กและขนาดกลางที่เหลือ หลังจากการสุ่มตัวอย่างแต่ละสาขาจะถูกรวมกับข้อมูลระดับสูง เพื่อสร้างเลเยอร์ในการตรวจจับขนาดใหม่ เนื่องจากมีเสียงรบกวนประเภทต่างๆ การรบกวนการ ตรวจจับบุหรี่ยังอาศัยคอมพิวเตอร์วิทัศน์ได้อย่างง่ายดายโดยการตรวจจับที่ผิดพลาดมักเกิดขึ้นเนื่องจาก การตรวจจับบุหรี่ยังเป็นการตรวจจับเป้าหมายขนาดเล็กและใช้ชุดข้อมูลที่สร้างขึ้นเองบนอัลกอริธึม Yolo4 ที่ปรับปรุงแล้วสำหรับการฝึกรูปภาพ เมื่อเทียบกับการตรวจจับเป้าหมาย มาตรฐานอัลกอริธึม เช่น Yolo3, SSD และ barrister RCNN อัลกอริธึมนี้มีความแม่นยำสูงและความเร็วในการ ตรวจจับ มากกว่า [2]



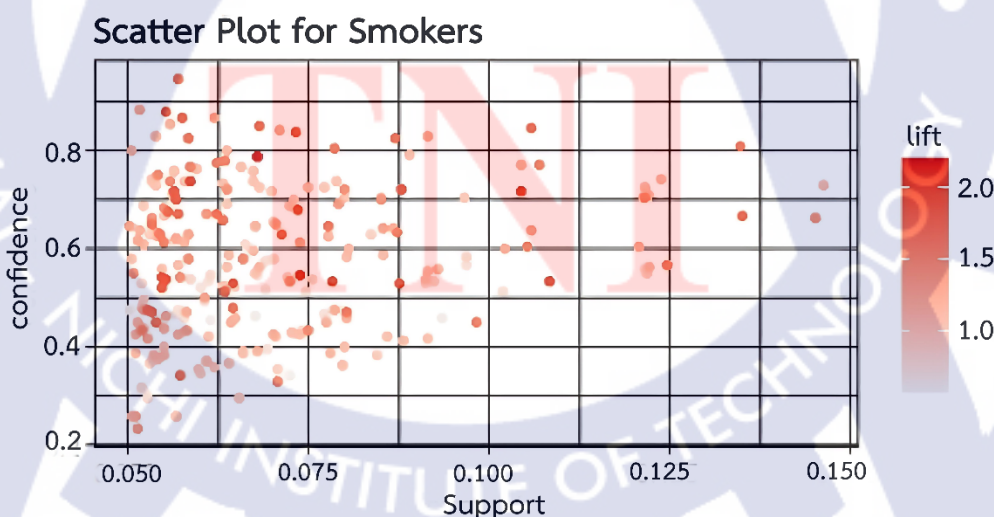
รูปที่ 2.8 การแบ่งตามจำนวนเฟรมต่อเวลาและการแบ่งการวัดความเข้มข้นเฉลี่ย

ในประเทศตุรกี วิธีการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้ดูแลและไม่ได้รับการดูแลคนที่สูบบุหรี่ ใน การศึกษานี้ C4.5 และ Random Forest (RF) ได้รับการฝึกรูปภาพให้ทำนายพฤติกรรมการสูบบุหรี่ และ ใช้อัลกอริธึม Apriorism เพื่อ ตรวจจับความสัมพันธ์ใช้ความไว ความจำเพาะ ความแม่นยำ ค่าทำนาย เชิงบวก (PPV) และการวัดค่า f เพื่อเปรียบเทียบการแสดงผลของนางแบบภายใต้การดูแล แบบสำรวจ สัมภาษณ์ด้านสุขภาพของตุรกีปี 2019 ถูกนำมาใช้ กับขนาดตัวอย่าง 17084 เพื่อทำนายพฤติกรรม การสูบบุหรี่และหาปัจจัยที่มีผลต่อการสูบบุหรี่และประเมินประสิทธิภาพด้วยภาษาโปรแกรม R ตาม

กฎของสมาคม เพศ อายุ และการบริโภคเครื่องดื่มแอลกอฮอล์เป็นตัวแปรได้มากที่สุด คุณสมบัติของพฤติกรรมสูบบุหรี่ สมาคมกำหนดพฤติกรรมสูบบุหรี่ การไม่สูบบุหรี่ และการเลิกบุหรี่ นอกจากนี้ยังพบว่าอัลกอริทึม RF ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า C4.5 อัลกอริทึม แนะนำให้ใช้รุ่น RF ซึ่งมีประสิทธิภาพดีกว่าด้วยความแม่นยำ 0.909 ความจำเพาะ 0.965, และความไว 0.782, PPV 0.908 และค่า f-measure 0.840 สำหรับ ข้อมูลการสำรวจด้านสุขภาพและการใช้วิธีการเรียนรู้ของเครื่องกับข้อมูลนี้ในประเทศไทย นอกจากนี้ยังเป็นการบ่งชี้ว่าเครื่องสามารถเรียนรู้และวิเคราะห์ชุดข้อมูลดังกล่าวได้ [3]

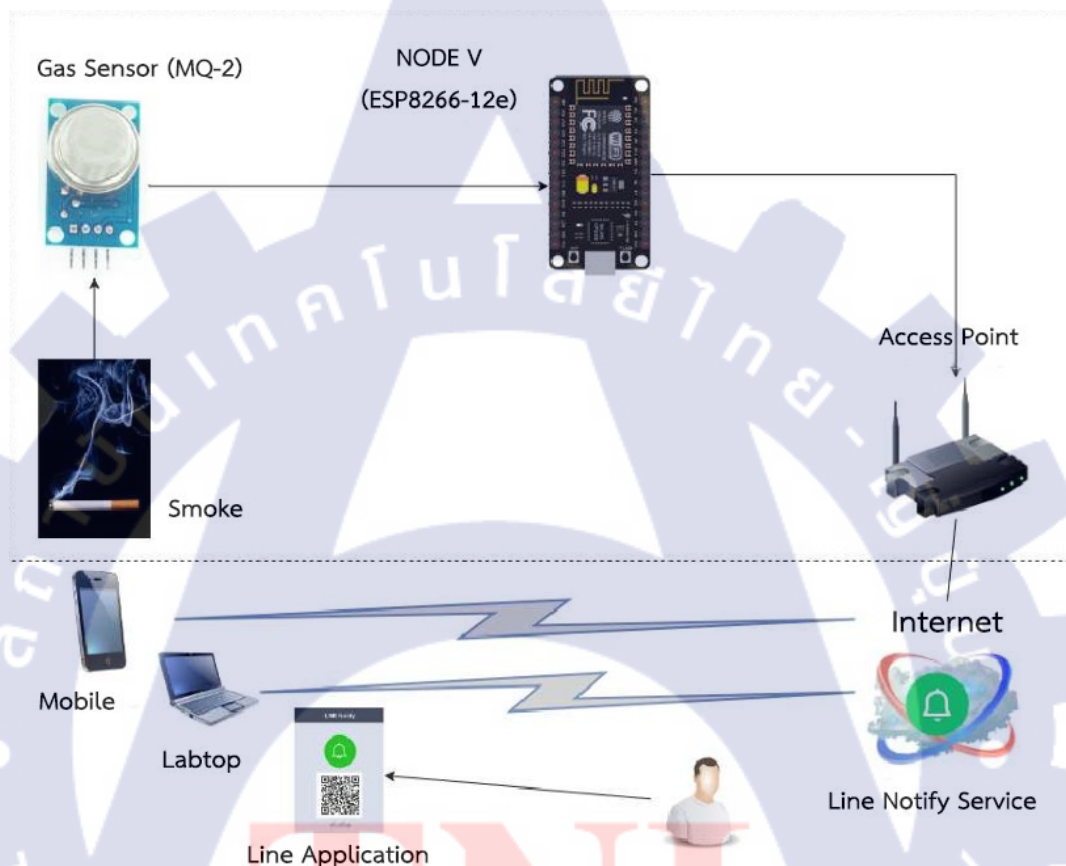
Smoking Behaviour	lhs	rhs	support	confidence	coverage	lift	count
Smokers	Gender=1, MaritalStatus=2, NewBMI=2, Alcohol=1, NewWorkingStatus=1	NewSmoking=1	0.02001873	0.6909091	0.02897448	2.256450	342
Non-Smokers	Gender=2, Daily Activity=1, Alcohol=2, NewAge=1, NewWorkingStatus=4	Smokers	0.02417467	0.9582367	0.02522828	1.768638	413
Quit Smokers	Gender=1, MaritalStatus=2, NewAge=6,	NewSmoking=3	0.02089675	0.5368421	0.03892531	3.531540	357

รูปที่ 2.9 เงื่อนไขที่เกี่ยวข้องกับพฤติกรรมสูบบุหรี่



ภาพที่ 2.10 แผนภาพกระจายสำหรับผู้สูบบุหรี่และผลการประเมินประสิทธิภาพการทำงานของโมเดล

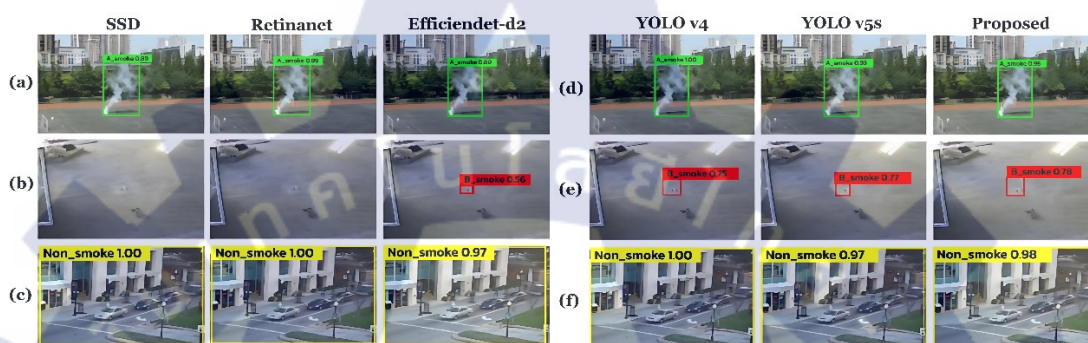
ต่อมาในการวิจัยขั้นต่อไปของงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาในด้านการศึกษาและทำการออกแบบเครื่องตรวจจับควันบุหรี่ในอาคาร ในเขตปลอดภัยพื้นที่ใช้งาน Gas Sensor (MQ-2), NodeMCU V2 (ESP8266-12e) และ LINE API ที่จะตรวจ พบเกินระดับที่ระบุข้อความจะถูกส่งผ่านโปรแกรม LINE ไปที่แจ้งให้เจ้าหน้าที่หรือผู้ดูแลอาคารทราบ [4]



รูปที่ 2.11 แผนภาพแนวคิดและระบบของการตรวจจับควันบุหรี่และการแจ้งเตือนและผลลัพธ์การแจ้งเตือน

วิธีการตรวจจับควันที่มีประสิทธิภาพซึ่งจะผสมผสานกลไกระบบการเตือนเข้ากับมีการเสนออัลกอริทึมการสูมตัวอย่างแบบใหม่ เพื่อจัดการกับการตรวจจับควันที่มีขนาดเล็กและในช่วงระยะแรกของเพลิงไหม้เริ่มแรกวิธีโอแบบออฟไลน์ทั่วไปเชื้อเพลิงถูกนำไปใช้ในขณะที่ยกมันเริ่มไหม้หลังจากนั้นข้อมูลวิดีโอต้นฉบับได้รับการประมวลผลล่วงหน้า เพื่อให้ได้ข้อมูลในรูปแบบรูปภาพที่เป็นชุดข้อมูลควันปกติในสถานการณ์ที่แตกต่างกันและชุดข้อมูลไร้ควันในสถานการณ์ที่แตกต่างกัน จะถูกรวมเข้าด้วยกันและทำการสร้างชุดข้อมูลควันใหม่ที่สมบูรณ์ โดยแบ่งออกเป็นชุดข้อมูลการฝึกอบรม

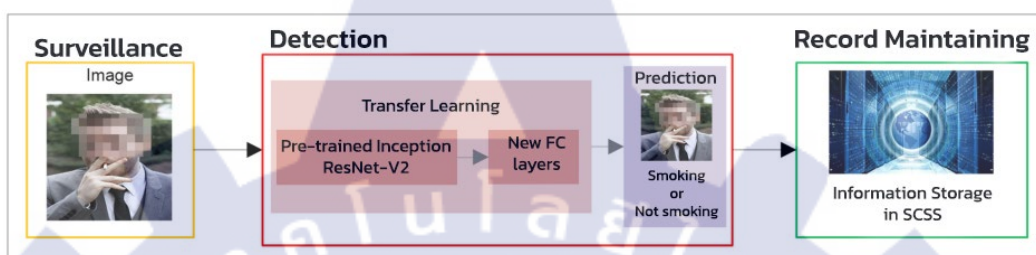
การตรวจสอบและการทดสอบ ต่อไปตามเครือข่าย YOLOv5s โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหมุนคือ ออกแบบใหม่และมีกลไกความสนใจรวมกับพื้นที่และช่องทางเพิ่ม กลไกความสนใจถูกใช้หลังจากโมดูล C3 ในการ รวมคุณลักษณะต่อไปการอัปเดตปลิงครั้งแรกของพีเจอร์ฟิวชันเน็ตเวิร์กถูกแทนที่ด้วยการอัปเดตปลิงแบบใหม่ จากนั้นชุดการฝึกจะถูกนำมาใช้ในการฝึกพร้อมกับประสาทเทียมแบบใหม่เพื่อให้ได้รูปแบบการตรวจจับควันและสุดท้ายประเภทของโมเดลการตรวจจับควันปกติ ควันน้อย และไม่มีควัน [5]



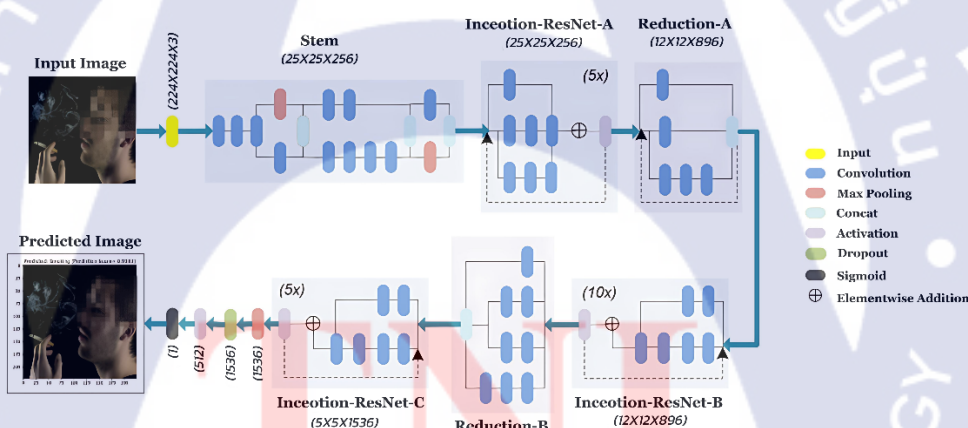
รูปที่ 2.12 ผลการตรวจจับ (a,d) ผลการตรวจจับควัน (b,e) ผลการตรวจจับควันเล็กน้อยและบาง (c,f) ผลการตรวจจับไม่มีควัน

การที่จะตรวจจับผู้สูบบุหรี่ในพื้นที่ปลอดบุหรี่นั้นค่อนข้างจะทำได้ยากเนื่องจากมีไดนามิกของสภาพแวดล้อมสูง ทั้งอุปสรรคสภาพบรรยากาศที่เปลี่ยนแปลงและการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล เหล่านี้ปัจจัยต่างๆ มีอิทธิพลอย่างมากต่อขั้นตอนการ พัฒนาอัลกอริธึมอัตโนมัติสำหรับการตรวจจับผู้สูบบุหรี่แบบเรียลไทม์ ดังนั้นเราจึงเสนอแอปพลิเคชันการเฝ้าระวัง ที่ใช้ AI ใหม่เพื่อปรับปรุงสภาพแวดล้อมในเมืองอัจฉริยะด้วยการตรวจจับผู้สูบบุหรี่ในพื้นที่ต้องห้ามและดำเนิน มาตรการที่เข้มงวดกับพวกเขา งานนี้มุ่งเน้นไปที่การดำเนินงานของระบบตรวจจับผู้สูบบุหรี่โดย CNN ในพื้นที่ต้องห้าม เราถือว่ากลไกการเก็บบันทึกผู้ฝ่าฝืนใน SCSS นั้นอยู่นอกเหนือขอบเขตงานปัจจุบัน ที่ภาพรวมของ ระบบตรวจจับผู้สูบบุหรี่การเฝ้าระวังพื้นที่ปลอดบุหรี่อย่างต่อเนื่อง ทำให้มั่นใจได้ถึงกฎระเบียบที่เข้มงวด กลไกการทำงานของระบบตรวจจับผู้สูบบุหรี่แสดงไว้ในรูปที่ 2.14 เมื่อบุคคลการยืนหรือนั่งในพื้นที่สาธารณะทั้งในร่มหรือ กลางแจ้งจะหยิบบุหรี่ยและไฟออกมากการเฝ้าระวังอย่างต่อเนื่องจะตรวจจับการละเมิดการไม่สูบบุหรี่ผ่านทางระบบตรวจจับอัตโนมัติจาก CNN ระบบตรวจจับจะถ่ายภาพของผู้คนเป็นข้อมูลป้อนเข้าสู่แบบจำลองของ CNN และคาดการณ์ว่าบุคคลนั้นเป็นเช่นนั้นหรือไม่สูบบุหรี่หรือไม่แล้วจึงแจ้งเตือนหน่วยงานหรือบุคคลที่เกี่ยวข้องให้ ขอให้บุคคลนั้น

สูบบุหรี่ ภาพจะถูกถ่ายทุกครั้งจากระบบเฝ้าระวังตรวจพบบุคคล ในพื้นที่ปลอดบุหรี่เพื่อตรวจหาผู้ฝ่าฝืน นี้สามารถบูรณาการเข้ากับระบบการให้คะแนนเครดิตทางสังคม (SCSS) ซึ่งการละเมิดที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ก่อนหน้านี้ สามารถเกิดขึ้นได้ตรวจสอบแล้วหากบุคคลนั้นฝ่าฝืนสูบบุหรี่จะต้องเสียค่าปรับผู้สูบบุหรี่ในเขตปลอดบุหรี่ ในทางตรงกันข้ามหากไม่มีประวัติการสูบบุหรี่มาก่อนฝ่าฝืนจะมีการส่งคำเตือนและสามารถอัปเดตฐานข้อมูลได้ตามนั้น [6]



รูปที่ 2.13 แบบจำลองระบบตรวจจับควันบุหรี่

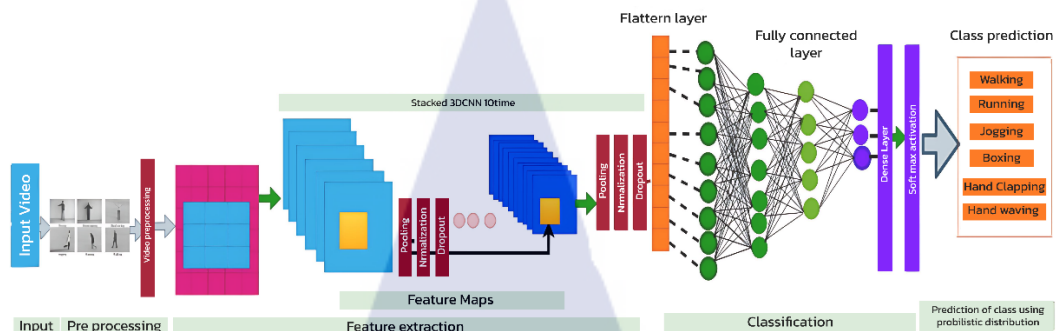


รูปที่ 2.14 แบบจำลอง Inception-ResNet-V2 สำหรับการจำแนกประเภทผู้สูบบุหรี่

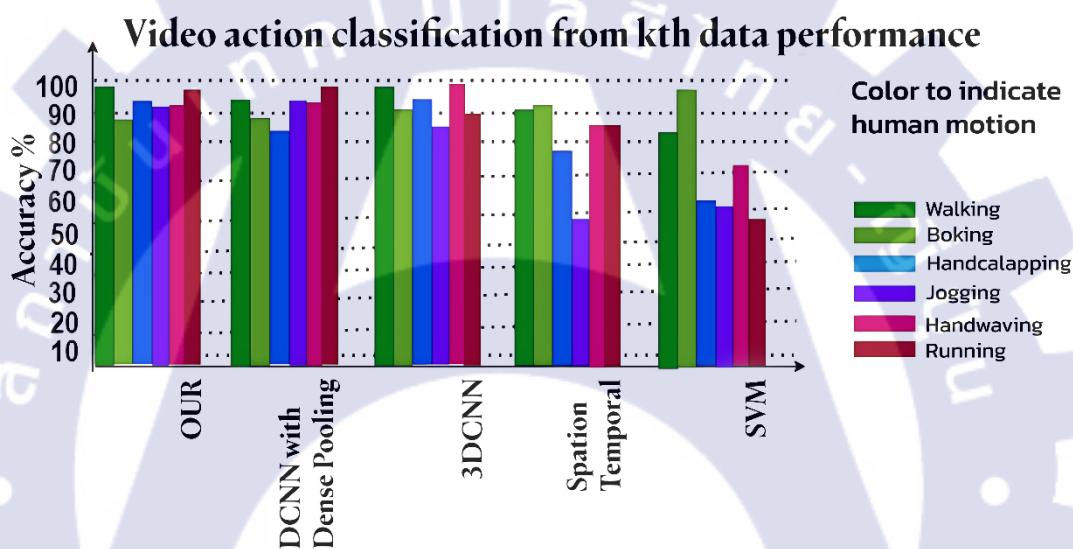


รูปที่ 2.15 การทำนายที่ถูกต้อง (ก) positives และ (ข) negatives การทำนายที่ไม่ถูกต้อง

ในปัจจุบันมีผู้ใช้อินเทอร์เน็ตเพิ่มขึ้นอย่างมากและมีแบนด์วิธเพียงพอในปีที่ผ่านมา. เนื่องจากมีการเชื่อมต่ออินเทอร์เน็ตมีราคาไม่แพงมากข้อมูลการแชร์ (ข้อความ เสียง และวิดีโอ) ได้รับความนิยมและรวดเร็วขึ้นนี้ จะต้องตรวจสอบเนื้อหาวิดีโอเพื่อจัดประเภทเพื่อวัตถุประสงค์ที่ต่างกัน สำหรับผู้ใช้มีแนวทางการเรียนรู้ของ เครื่องหลายวิธีสำหรับการจัดหมวดหมู่วิดีโอได้รับการพัฒนาเพื่อประหยัดเวลาและพลังงานของผู้ใช้งาน ในการใช้โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกการเรียนรู้พฤติกรรมของมนุษย์กลายเป็นประเด็นยอดนิยมในช่วงไม่กี่ปีที่ผ่านมาแม้ว่า จะมีความก้าวหน้าที่สำคัญในด้านการรับรู้วิดีโอยังคงมีความท้าทายมากมายในขอบเขตของวิดีโอที่ต้องเอาชนะ Convolutional Neural Networks (CNN) เป็นที่รู้จักกันดีว่าต้องการอินพุตรูปภาพขนาดคงที่ ซึ่งจำกัดโครงสร้าง เครือข่ายและลดการระบุตัวตนความแม่นยำ. แม้ว่าปัญหานี้จะได้รับการแก้ไขแล้วในโลกของภาพถ่ายยังไม่ได้รับการแก้ไขในส่วน of วิดีโอ เรานำเสนอสืบซ้อนกันเครือข่ายแบบสามมิติ (3D) ที่ใช้การรวมกลุ่มแบบพีระมิดเชิง พื้นที่เพื่อจัดการกับปัญหาอินพุตของเฟรมวิดีโอขนาดคงที่ในวิดีโอการยอมรับ. โครงสร้างเครือข่ายประกอบด้วย สามส่วนตามชื่อแนะนำ: 3DCNN, Dense Net และ SPP Net แบบซ้อนกันสืบขึ้น ชุดข้อมูลของKTHถูกใช้เพื่อทดสอบอัลกอริทึมของเราและผลการทดลองพบว่าของเราโมเดลมีประสิทธิภาพเหนือกว่าโมเดลที่มีอยู่ในขอบเขต พฤติกรรมทางวิดีโอระบุตัวตนด้วยความแม่นยำของมาร์จิ้น 2% [7]



รูปที่ 2.16 แบบจำลอง 3DCNN แบบซ้อนหลัก



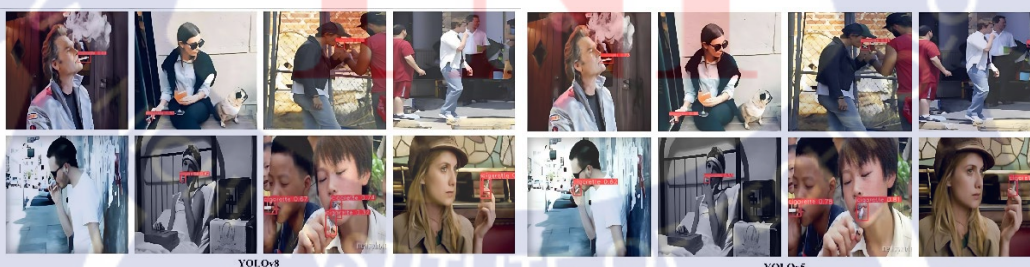
รูปที่ 2.17 ผลการเปรียบเทียบของแต่ละ Human motion

LINE API ให้บริการที่เรียกว่า LINE Notify ที่สามารถส่งข้อความหรือประกาศไปยังแอปพลิเคชัน LINE ที่บริการที่ใช้เป็น HTTP POST ทั่วไป โทเค็นการเข้าถึงคือใช้เป็นรหัสเมื่อใช้ LINE API และTridentTD_LineNotify Library พร้อมใช้งานสำหรับ ESP8266 และESP32 สามารถส่งได้ทั้งข้อความ สติ๊กเกอร์ และรูปภาพพร้อม URL ในการ วิจัยนี้ NodeMCU จะส่งข้อความเกี่ยวกับการทำงานสถานะเมื่อตรวจพบเกินระดับที่กำหนดไปยัง API บริการ. จากนั้นการแจ้งเตือนจะถูกส่งไปยังแอปพลิเคชัน LINE [8] พวกเขา กำลังศึกษาการลงทุนเพื่อพัฒนาและทดสอบ การตรวจจับอัตโนมัติของ Cigarette ในรูปภาพที่ใช้ในปัจจุบันทางเรียนรู้รูปแบบต่างๆ เช่น YOLOv5 และ YOLOv8 ความพยายามของนักเรียนเหล่านี้คือการปรับปรุงความถูกต้องแม่นยำและเกี่ยวข้องกับการรับรู้วัตถุที่

เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ซึ่งสามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของสิ่งเหล่านั้นได้เผยแพร่, และวิเคราะห์เนื้อหาสื่อและสนับสนุนการต่อต้านการสูบบุหรี่ Tobacco ใช้ Poses a serious ทำให้เกิดโรคภัยไข้เจ็บมากมายและส่งผลให้เสียชีวิตหลายล้านคนต่อปี ขั้นสูงเทคโนโลยีทำหน้าที่เสมือนเพื่อนร่วมชั้นและปัญญาประดิษฐ์ที่เสนอเทคโนโลยีใหม่ๆ เพื่อประสิทธิภาพที่มากขึ้นการติดตามและวิเคราะห์สามารถช่วยแก้ไขผลกระทบเชิงลบจากการใช้งานได้ ผล การฝึกอบรมปรากฏว่าแบบจำลอง Love มีความแม่นยำถึง 87.4% และแบบจำลอง Love มีความแม่นยำถึง 89.6% สรุปได้ว่า บทความที่กล่าวถึงนี้เป็น การสำรวจการใช้แบบจำลอง Love ในภาพเพื่อระบุบุหรี่ ไม่เพียงแต่มี ส่วนสนับสนุนความรู้ที่มีอยู่เท่านั้นกำลังวิเคราะห์ความคิดเห็นของผู้อื่น YOLOv8 และ YOLOv5 models, thereby providing มีคุณค่าสำหรับการวิจัยในอนาคต [9]

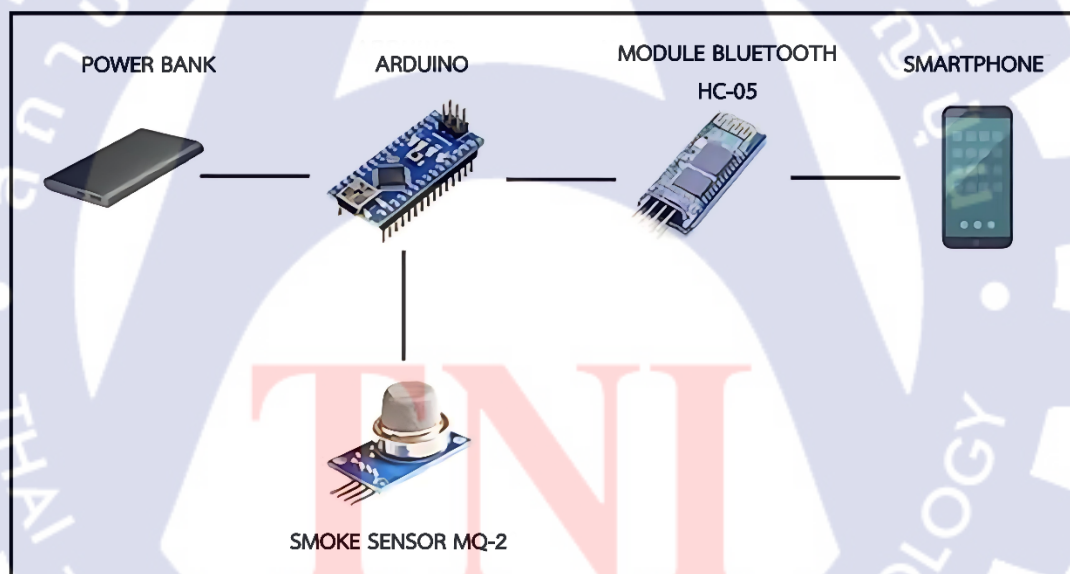
Model	Parameters	mAP(50)	mAP(50-95)
YOLOv8n	3011043	0.822	0.390
YOLOv8s	11135987	0.877	0.415
YOLOv8m	25856899	0.845	0.416
YOLOv8l	43630611	0.867	0.416
YOLOv8x	68153571	0.874	0.429
YOLOv5n	2508659	0.834	0.406
YOLOv5s	9122579	0.846	0.396
YOLOv5m	25065715	0.896	0.434
YOLOv5l	53164115	0.889	0.417
YOLOv5x	97200371	0.881	0.412

รูปที่ 2.18 ตัวอย่างตารางค่าผลการทดลองของ Cigarette Detection in Images Based on YOLOv8



รูปที่ 2.19 ผลลัพธ์การตรวจจับของโมเดล YOLOv8 และ โมเดล YOLOv5

การสูบบุหรี่เป็นความเสี่ยงด้านสุขภาพที่ไม่สามารถหลีกเลี่ยงได้มากที่สุด และส่งผลให้มีผู้เสียชีวิตหลายล้านคนต่อปีทั่วโลก การประยุกต์ใช้วิธีที่มีการชักจูงใจนั้นออกแบบมาเพื่อเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมของบุคคล โดยปกติจะใช้ในลักษณะเฉพาะ โดยมีการใช้แอปพลิเคชันโทรศัพท์มือถือและระบบส่งข้อความหลายรายการเพื่อส่งเสริมการเลิกบุหรี่ แต่อย่างไรก็ตามการแทรกแซงส่วนใหญ่ใช้รายงานตนเองของผู้ที่เข้าร่วมเพื่อติดตามการบริโภคและการหลีกเลี่ยงบุหรี่ ซึ่งอาจไม่แม่นยำหรือเป็นกลาง แต่ข้อเสนอก่อนหน้านี้มีการใช้เซ็นเซอร์เพื่อติดตามการเคลื่อนไหวของมือและข้อมูลบริบทอื่นๆ เพื่อตรวจจับการสูบบุหรี่หรือใช้เครื่องมือเพื่อตรวจจับควันหรือหายใจคาร์บอนมอนอกไซด์ บทความนี้เสนออุปกรณ์สวมใส่ราคาถูกที่ อาจสวมใส่ในกระเป๋าเสื้อด้านหน้าหรือติดไว้กับเสื้อผ้าเพื่อตรวจจับควันและควันบุหรี่มือสอง นอกจากนี้ อุปกรณ์ ดังกล่าวยังรวมเข้ากับการประยุกต์ใช้ที่ชักจูงใจเพื่อส่งเสริมการเลิกบุหรี่ อุปกรณ์ดังกล่าวได้รับการประเมินผ่านการ ทดลองเพื่อตรวจจ็ับว่าสามารถตรวจจับภาวะการสูบบุหรี่โดยตรงแบบไม่สูบบุหรี่ และไม่สูบบุหรี่ได้หรือไม่ ผลลัพธ์ นั้นมีแนวโน้มดี และอาจช่วยปรับปรุงการติดตามบุหรี่ในการประยุกต์ใช้ที่ชักจูงใจได้ [10]



รูปที่ 2.20 ตัวอย่างอุปกรณ์ตรวจจับ

ตารางที่ 2.1 ตารางเปรียบเทียบงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ลำดับ ที่	ชื่องานวิจัย	ปัญหา	สิ่งที่ผู้เขียนนำเสนอ	สิ่งที่ผู้เขียนติด ปัญหา
1	Design of Intelligent Detection System for Smoking Based on Improved YOLOv4	แบบอัลกอริธึมแบบดั้งเดิม มีปัญหาความเร็วต่ำ อัตราการตรวจจับผิดพลาดสูง	แบบอัลกอริธึมมาปรับปรุงและพัฒนา	การตรวจจับผิดพลาดและการเลือกผิดพลาดเนื่องจากไม่มีชุดข้อมูลเกี่ยวกับควันบุหรี่ จึงไม่ได้มีการนำมาพิจารณาในการเลือกการทดสอบควันบุหรี่ร่วมกันเพื่อระบุการสูบบุหรี่
2	Detection of Smoking in Elevator Using Average Intensity Measure	การสูบบุหรี่ในลิฟต์อาจทำร้ายเด็กและสตรีที่อ่อนแอได้ กฎหมายห้ามสูบบุหรี่	วิจัยเกี่ยวกับข้อมูลหลักฐานทางนิติวิทยาศาสตร์ ตรวจจับการเปลี่ยนแปลงจากการวัดความเข้มเฉลี่ยและการตรวจจับผู้สูบบุหรี่ในลิฟต์	ส่วนกรณีของเสื้อผ้าสีขาวจะไม่ถูกตรวจพบเนื่องจากโดเมนของเสื้อผ้าดังกล่าวตั้งอยู่ในตำแหน่ง 200 และ 300

ตารางที่ 2.1 ตารางเปรียบเทียบงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ลำดับ ที่	ชื่องานวิจัย	ปัญหา	สิ่งที่ผู้เขียนนำเสนอ	สิ่งที่ผู้เขียน ติดปัญหา
3	A hybrid machine learning approach in predicting smoking behavior: The case of Turkey	ทำนายพฤติกรรมการสูบบุหรี่และพิจารณาปัจจัยที่มีผลต่อการสูบบุหรี่การวิเคราะห์ข้อมูลและการประเมินประสิทธิภาพดำเนินการ	วิเคราะห์พฤติกรรม การสูบบุหรี่ของผู้คนที่มียุ 15 ปีขึ้นไปในตุรกี และ Random Forest (RF) ได้รับการฝึกให้ทำนายพฤติกรรม การสูบบุหรี่ และใช้อัลกอริทึม apriorist เพื่อตรวจจับ	มีข้อจำกัดบางประการเกี่ยวกับคุณลักษณะที่ใช้ในการวิเคราะห์ เช่น สถานะการสูบบุหรี่ของผู้ปกครองและประเภทของผู้ตอบแบบสอบถามในการวิเคราะห์
4	Cigarette Smoke Detectors for Non-Smoking Areas in the Building	ตรวจจับควันบุหรี่สำหรับเขตปลอดบุหรี่ภายในอาคาร	ศึกษาและออกแบบเครื่องตรวจจับควันบุหรี่สำหรับเขตปลอดบุหรี่ภายในอาคารเพื่อนำไปใช้ในการตรวจจับควันในสถานที่ต่างๆ จะทำการส่ง SMS แจ้งเตือนไปยังผู้ดูแลระบบผ่าน LINE API	การเพิ่มพื้นที่สำหรับเครื่องตรวจจับควันหรือติดกล้องเพื่อส่งภาพแบบเรียลไทม์ไปยังสมาร์ตโฟนและอุปกรณ์

ตารางที่ 2.1 ตารางเปรียบเทียบงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ลำดับ ที่	ชื่องานวิจัย	ปัญหา	สิ่งที่ผู้เขียนนำเสนอ	สิ่งที่ผู้เขียน ติดปัญหา
5	Efficient Smoke Detection Based on YOLOv5s	ความแม่นยำ ในการ ตรวจจับควัน ไฟ ที่เกิดจาก ไฟไหม้	ได้รับการปรับปรุงซึ่ง รวมกลไกการให้ความ สนใจและอัลกอริทึม การอัปเดตพลังที่ ได้รับการปรับปรุง เพื่อแก้ปัญหาควัน ขนาดเล็กและบางใน ระยะเริ่มต้นของไฟ	ปรับปรุง เพื่อให้ได้ ข้อมูลโดย ละเอียด เกี่ยวกับควัน เช่น สารที่ เผาไหม้ที่ทำให้ เกิดควัน และความเร็ว ของการ แพร่กระจาย ของควัน
6	CNN-Based Smoker Classification and Detection in Smart City Application	ปัญหาด้าน การเฝ้าระวัง พื้นที่ปลอด บุหรี่โดย แนะนำกรอบ การทำงาน สำหรับระบบ ตรวจจับผู้สูบบุหรี่ที่ใช้ AI สำหรับพื้นที่ ปลอดบุหรี่ใน เมืองอัจฉริยะ	ตรวจจับผู้สูบบุหรี่ที่ใช้ AI นี้ ชุดข้อมูลภาพ การตรวจจับผู้สูบบุหรี่ ที่จัดทำขึ้นใหม่ ประกอบด้วยสอง คลาส ได้แก่ การสูบบุหรี่และการไม่สูบบุหรี่นอกจากนี้ เพื่อ จำแนกภาพการสูบบุหรี่และการไม่สูบบุหรี่ เราได้เสนอโซลูชันที่อิงตามการ เรียนรู้การถ่ายโอน โดยใช้โมเดล InceptionResNetV2	ไม่มีข้อมูล

ตารางที่ 2.1 ตารางเปรียบเทียบงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ลำดับ ที่	ชื่องานวิจัย	ปัญหา	สิ่งที่ผู้เขียนนำเสนอ	สิ่งที่ผู้เขียน ติดปัญหา
7	New Hybrid Deep Learning Method to Recognize Human Action from Video	ปัญหาการ อินพุตวิดีโอที่ ขนาดคงที่ ซึ่ง จำกัด โครงสร้าง เครือข่ายและ ลดความ แม่นยำในการ ระบุตัวตน	เครือข่ายคอนโวลูชัน สามมิติ (3D) ที่ซ้อน กันสิบชั้นโดยอิงจาก การรวมกลุ่มตาม พีระมิดเชิงพื้นที่เพื่อ จัดการกับ ปัญหาอินพุตของ เฟรมวิดีโอขนาดคงที่ ในการจดจำวิดีโอ	ไม่สามารถ จัดการ พีเจอร์ จำนวนมาก พร้อมกันได้ ใช้เวลาในการ ฝึกกับการ เรียนรู้เชิงลึก นานกว่า และมีความ แม่นยำต่ำ เมื่อจัดการ กับวิดีโอ หลายระดับ
8	LINE Messenger as a Transport Layer to Distribute Messages to Partner Instant Messaging	ปัญหาที่เกิด ขึ้นกับ ระบบ Messaging API	ซึ่งในกรณีนี้ใช้ LINE Messenger เป็น ระบบการส่งข้อความ โต้ตอบแบบทันทีหลัก เพื่อส่งข้อความไปยัง ระบบการส่งข้อความ โต้ตอบแบบทันที	ไม่มีข้อมูล
9	Cigarette Detection in Images Based on YOLOv8	การพัฒนา โมเดลที่ แม่นยำและมี ประสิทธิภาพ มากขึ้น	พัฒนาและทดสอบ การตรวจจับอัตโนมัติ ของบุหรี่ในรูปภาพ โดยใช้รูปแบบการ เรียนรู้เช่นเดียวกับ Yolov5 และYolov8	ไม่มีข้อมูล

ตารางที่ 2.1 ตารางเปรียบเทียบงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ลำดับ ที่	ชื่องานวิจัย	ปัญหา	สิ่งที่ผู้เขียนนำเสนอ	สิ่งที่ผู้เขียน ติดปัญหา
10	SAS4P: Providing automatic smoking detection for a persuasive smoking cessation application	การเปลี่ยนพฤติกรรมของบุคคลโดยปกติจะใช้เฉพาะวิธีใดวิธีหนึ่ง มีการใช้แอปพลิเคชันโทรศัพท์มือถือและระบบส่งข้อความ	ตรวจจับควันและควันบุหรี่มือสอง นอกจากนี้ อุปกรณ์ดังกล่าวยังรวมเข้ากับการประยุกต์ใช้การโน้มน้าวใจเพื่อส่งเสริมการเลิกบุหรี่ อุปกรณ์ดังกล่าวได้รับการประเมินผ่านการทดลองเพื่อตรวจจับว่าสามารถตรวจจับสถานะการสูบบุหรี่โดยตรง แบบไม่สูบบุหรี่	ไม่สามารถระบุระยะทางสูงสุดที่เซ็นเซอร์ MQ-2 วัดควันได้อย่างน่าเชื่อถือ ข้อจำกัดที่เกี่ยวข้องอีกประการหนึ่งคือ เครื่องรมควันที่เราใช้เป็นเพียงเครื่องพื้นฐานและทำจากพลาสติกและลูกโป่งยาง แม้ว่าเราจะไม่ตรวจพบการเปลี่ยนแปลงใดๆ กับเครื่องนี้ในระหว่างการทดลอง

2.3 เครื่องมือและเทคโนโลยีที่ใช้ในงานวิจัย

โดยการวิเคราะห์ข้อมูลผู้วิจัยได้นำทฤษฎี Intersection over Union (IoU) เป็นดัชนีที่ใช้ในการประเมินการทับซ้อนระหว่างกรอบขอบเขตจริงบนภาพ (Ground Truth Box) และกรอบขอบเขตที่คาดการณ์ไว้ (Predicted Box) โดยวิเคราะห์ว่าการตรวจจับนั้นถูกต้อง (True Positive) หรือไม่ถูกต้อง (False Positive) สูตรการคำนวณ แสดงในภาพ

$$IOU = \frac{TP}{(TP+FP+FN)} \quad (1)$$

True Positive (TP) หมายถึง สิ่งที่ทำนายตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้น ในกรณีที่ทำนายไว้ว่า จริงและสิ่งที่เกิดขึ้น คือ จริง True Negative (TN) หมายถึง สิ่งที่ทำนายตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้น ในกรณีที่ทำนายไว้ว่า ไม่จริงและสิ่งที่เกิดขึ้น คือ ไม่จริง False Positive (FP) หมายถึง สิ่งที่ทำนายไม่ตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้น คือทำนายว่า จริง แต่สิ่งที่เกิดขึ้น คือ ไม่จริง False Negative (FN) หมายถึง สิ่งที่ทำนายไม่ตรงกับที่ที่เกิดขึ้นจริง คือทำนายว่าไม่จริงแต่สิ่งที่เกิดขึ้น คือ จริง

Accuracy (ค่าความถูกต้อง) เป็นค่าที่แสดงถึงค่าความถูกต้องในการทำนายที่ตรงกับความเป็นจริง ดังแสดงใน สมการ (2)

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

Precision (ค่าความแม่นยำ) เป็นการเปรียบเทียบการทำนายที่ถูกต้องว่าเป็นจริงและที่เกิดขึ้นจริง (TP) กับ การ ทำนายว่าจริงแต่สิ่งที่เกิดขึ้นกลับไม่จริง (FP) ดังแสดงในสมการ (3)

$$Precision = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

Recall (ค่าความถูกต้อง) เป็นความถูกต้องของการทำนายว่าจะเป็นจริง เทียบกับจำนวนครั้งของเหตุการณ์ทั้ง ทำนายและเกิดขึ้นว่าเป็นจริง ดังแสดงในสมการ (4)

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

F1 score (ค่าประสิทธิภาพของโมเดล) เป็นค่าที่ได้จากการเอาค่า precision และ recall มาคำนวณรวมกัน (F1 สร้างขึ้นมาเพื่อเป็น single metric ที่วัดความสามารถของโมเดล ไม่ต้องเลือกระหว่าง precision, recall เพราะ เฉลี่ยให้แล้ว) $F1 = 2 * [(precision * recall) / (precision + recall)]$ F1 score (ค่าคะแนน F1) เป็นค่าเฉลี่ยแบบ harmonic mean มีหลักการคำนวณแบบ single metric เพื่อคำนวณความสมดุลระหว่างค่า precision และ recall ดังแสดงในสมการ (5)

$$F1\ Score = \frac{2 \times (\frac{TP}{TP+FN} \times \frac{TP}{TP+FN})}{(\frac{TP}{TP+FN} + \frac{TP}{TP+FN})} \quad (5)$$

mean Average Precision (mAP) (ค่าความแม่นยำเฉลี่ย) เป็นการหาค่ากลางของค่าความแม่นยำเฉลี่ย สามารถคำนวณได้จริง จากพื้นที่ใต้กราฟของ Precision กับ Recall ครบ โดยจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ถ้าเป็น 1 นี้ Perfect เลยกราฟ ของ Precision จะหน้าตาเป็น สีเหลี่ยม คือมี Precision เป็น 1 และ Recall เป็น 1 ดัง แสดงในสมการ (6)

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N AP_k \quad (6)$$

Confusion Matrix (ตารางประเมินประสิทธิภาพของ Classification) ตารางที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของ Classification ML รูปแบบต่างๆ ด้วยการประเมินค่าจริง (Actual value) เทียบกับค่าที่ได้จากผลลัพธ์ของ ML model หรือค่าที่คาดการณ์ไว้ (Predicted Value) แล้วสรุปค่าออกมาในรูปแบบของตารางเมทริกซ์ที่ประกอบด้วยค่า True negative (TN), False positive (FP), False negative (FN) และ True positive (TP)

ตารางที่ 2.2 ตาราง Confusion Matrix

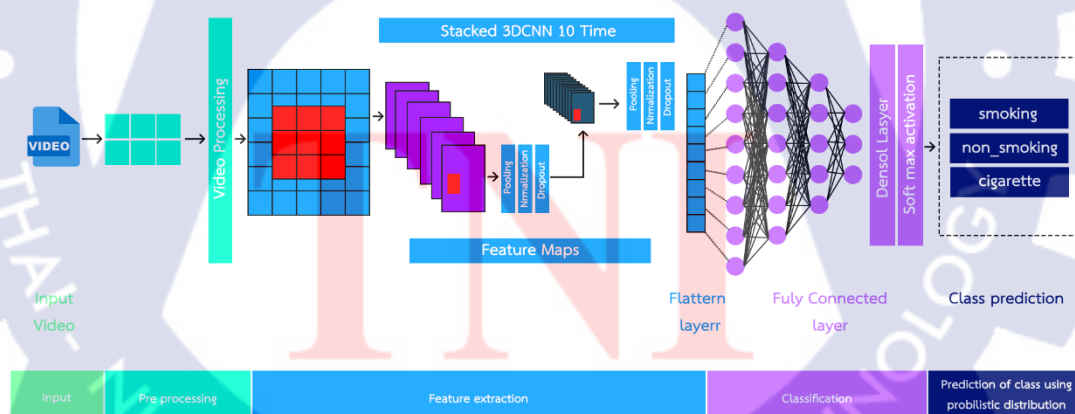
	Actually Positive (1)	Actually Negative (0)
Predicted Positive (1)	True Positive (TPs)	False Positive (FPs)
Predicted Negative (0)	False Negative (FNs)	True Negative (TNs)

บทที่ 3

วิธีการดำเนินงานวิจัย

3.1 แนวคิดและทฤษฎีที่นำเสนอ

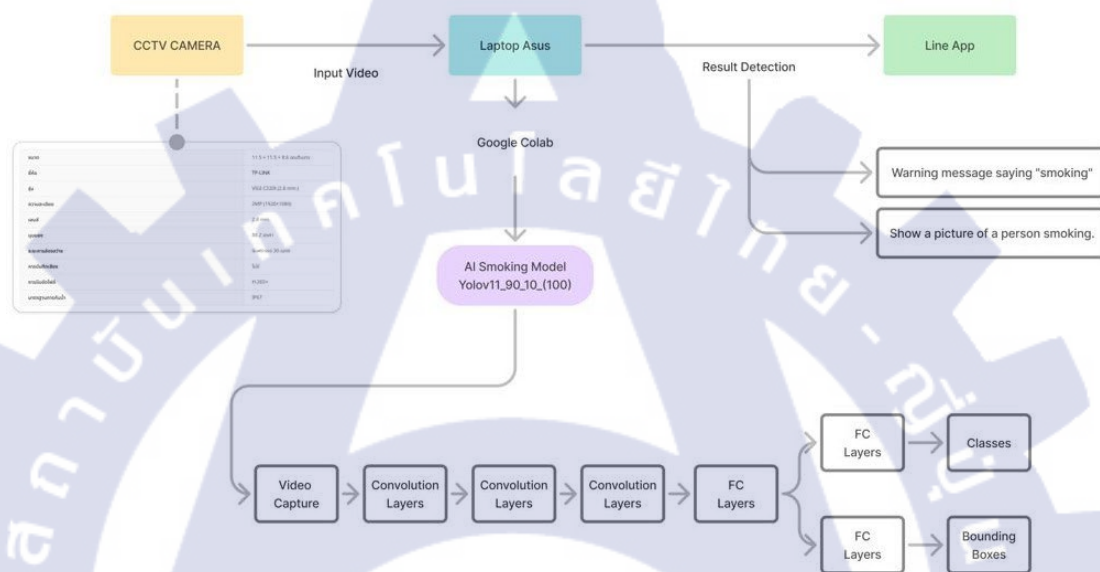
แนวคิดการตรวจจับคนสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบ การสูบบุหรี่บ่อยๆเป็นประจำอาจจะทำให้เกิดโรคต่างๆ เช่น มะเร็ง (ของปอด คอปาก กล้องเสียง กระเพาะอาหาร กระเพาะปัสสาวะ กระดูกเชิงกราน ท่อไต และตับอ่อน) หัวใจขาดเลือดโรค หลอดเลือดสมอง โรคปอดอุดกั้นเรื้อรัง การคลอดบุตรทารกที่มีน้ำหนักมาก การแท้งบุตร การคลอดก่อนกำหนด และอื่นๆ[1] ไฟไหม้เนื่องจากการสูบบุหรี่ยังสามารถเกิดขึ้นได้อย่างกว้างขวางในรูปแบบต่างๆ มากมาย การสูบบุหรี่เป็นสาเหตุพื้นฐานของการเพิ่มการเกิดเพลิงไหม้ด้วยพฤติกรรมสากล[5] จึงมีแนวคิดที่จะลดปัญหาเหล่านี้รวม ไปถึงการออกแบบระบบให้มีความทันสมัยรวดเร็ว โดยเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัยและรวบรวมข้อมูลจากการสังเกต เช่น คนสูบบุหรี่,คนไม่สูบบุหรี่,บุหรืโดยผู้วิจัยจะใช้ภาพจากอินเทอร์เน็ต เพื่อมาทำการฝึกสอนให้คอมพิวเตอร์ สามารถตรวจจับคนสูบบุหรี่ได้และสามารถตรวจจับบุหรืได้โดยใช้ทฤษฎี Hybrid Deep Learning เป็นทฤษฎีที่น่าทฤษฎีหลายๆ ทฤษฎีนำมาผสมและใช้รวมกันโดยจะสามารถเพิ่มประสิทธิภาพให้กับโมเดลมีความละเอียดในการ วิเคราะห์และเรียนรู้ผลได้มากขึ้นตัวอย่างดังภาพด้านล่าง



รูปที่ 3.1 Hybrid Deep Learning smoking Detection

และใช้เว็บ makesense.ai เป็นเครื่องมือในการกำหนดให้ label เพื่อนำไปเทรตให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้ และตรวจจับ ต่อไป รวมถึงใช้โมดูล yolov5 เป็นโมเดลพื้นฐานเป็นเครื่องมือในการตรวจจับและแยกประเภทของข้อมูล ในส่วน ต่อมาเครื่องมือที่ใช้ในการเขียนโค้ดและปรับแต่งออกออร์ทิม ผู้วิจัยได้ใช้

Jupyter lab ในการเขียนโค้ดและ ออกแบบอกริทึม ร่วมด้วยกับโปรแกรม Google Colab ที่ใช้ในการฝึกสอนคอมพิวเตอร์ รวมไปถึงการใช้ทดสอบ ผลลัพธ์ในการตรวจจับคนสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบ เมื่อได้โมเดลที่มีความแม่นยำต่อมาก็ปรับใช้กล้อง ในการเก็บข้อมูลการจำลองสถานที่ห้ามสูบและกำหนดพื้นที่จำลองสถานการณ์การสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบและ มีการออกแบบระบบแจ้งเตือนโดยใช้ Line Message API แจ้งเตือนและบันทึกรูปภาพและส่งข้อความแจ้งเตือนให้ผู้วิจัยได้ทราบตามวัตถุประสงค์ของงานวิจัย



รูปที่ 3.2 โครงสร้าง Result Smoking Detection

3.2 ขั้นตอนการทดลอง

ขั้นตอนที่ 1 : ผู้วิจัยเก็บรวบรวมรูปภาพที่เกี่ยวข้องและวิดีโอจากอินเทอร์เน็ตจำนวน 2400 รูป แบ่งเป็นรูปคนสูบบุหรี่ 1200 รูป และคนไม่สูบบุหรี่ 1200 รูป

ขั้นตอนที่ 2 : ผู้วิจัยนำรูปภาพที่รวบรวมมากำหนด labels แต่ละประเภท

ขั้นตอนที่ 3 : ผู้วิจัยทำการฝึกสอนคอมพิวเตอร์ด้านการตรวจจับ คนสูบบุหรี่, คนที่ไม่สูบบุหรี่และบุหรี่

ขั้นตอนที่ 4 : ผู้วิจัยนำวิดีโอและภาพตัวอย่างคนสูบบุหรี่มาทำการฝึกสอนการตรวจจับ

ขั้นตอนที่ 5 : ผู้วิจัยทำการดูผลลัพธ์และตรวจสอบความผิดพลาดที่เกิดขึ้นครั้งที่ 1

ขั้นตอนที่ 6 : ผู้วิจัยทำการปรับแก้ชุดข้อมูลการฝึกสอนและพัฒนา

ขั้นตอนที่ 7 : ผู้วิจัยทำการเปรียบเทียบและคัดเลือกโมเดลที่มีประสิทธิภาพที่สุดมาใช้

ขั้นตอนที่ 8 : ผู้วิจัยออกแบบระบบการแจ้งเตือนผ่านระบบ Line Message API

ขั้นตอนที่ 9 : ผู้วิจัยทดสอบระบบการตรวจจับคนสูบบุหรี่

ขั้นตอนที่ 10 : การแจ้งเตือนผ่านระบบ Line Message API การตรวจจับคนสูบบุหรี่

ขั้นตอนที่ 11 : ผู้วิจัยทำการวิเคราะห์ผลการทดลองและทำการสรุปผลการทดลอง

3.3 การดำเนินการวิจัยและเก็บข้อมูล

การดำเนินงานวิจัยผู้วิจัยได้เริ่มต้นจากการค้นหารรณกรรมที่เกี่ยวข้องทั้งเรื่องของการตรวจจับคนสูบบุหรี่และผลกระทบที่เกิดขึ้นจากการสูบบุหรี่และได้นำทฤษฎีต่างๆที่เกี่ยวข้องกับการฝึกสอนคอมพิวเตอร์นำมาปรับใช้ในงานวิจัยครั้งนี้ และในส่วนต่อมาผู้วิจัยก็ได้เริ่มทำการเก็บข้อมูลรูปภาพคนสูบบุหรี่จำนวน 1200 ภาพ และคนไม่สูบบุหรี่จำนวน 1200 ภาพ จากอินเทอร์เน็ตแล้วนำไปปรับขนาดของภาพก่อนจะนำจัดทำเป็น Dataset ที่ชื่อไฟล์ว่า Data_set_2025 และ มีไฟล์ย่อย 1. ไฟล์ Images เอาไว้เก็บรูปภาพ 2. ไฟล์ Label เอาไว้เก็บไฟล์ labels ที่ทำการกำหนดประเภทของ Class ที่แบ่งออกเป็น 3 Class ได้แก่ 1.smoking 2.non_smoking 3.cigarette โดยผู้วิจัยได้กำหนดชุดข้อมูลจำนวน 5 รูป ได้แก่ชุดข้อมูล 50:50, 60:40, 70:30, 80:20, 90:10 รายละเอียดตามข้อมูลด้านล่าง

ชุดข้อมูลที่ 1 รูปภาพทั้งหมดจำนวน 2400 รูป จะแบ่งเป็นไฟล์ images โดยจะมีไฟล์ย่อย 2 ไฟล์ 1. ไฟล์ train จะเก็บรูปภาพจำนวน 1200 ภาพ และ 2.ไฟล์ val เก็บไฟล์รูปภาพ 1200 ภาพ ต่อมาคือ ไฟล์ label จะมีไฟล์ย่อย 2 ไฟล์ 1.ไฟล์ train จะเก็บไฟล์ Text Document (.txt) จำนวน 1200 ไฟล์ และ 2.ไฟล์ val จะเก็บไฟล์ Text Document (.txt) 1200 ไฟล์ โดยแบ่งแยกรูปคนสูบบุหรี่และคนไม่สูบบุหรี่เท่ากัน 50:50

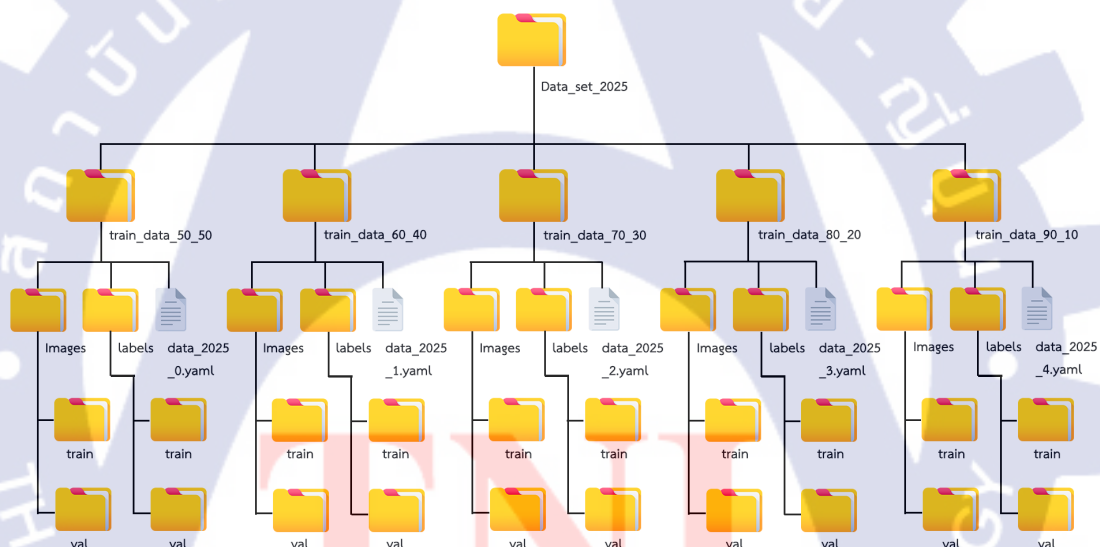
ชุดข้อมูลที่ 2 รูปภาพทั้งหมดจำนวน 2400 รูป จะแบ่งเป็นไฟล์ images โดยจะมีไฟล์ย่อย 2 ไฟล์ 1. ไฟล์ train จะเก็บรูปภาพจำนวน 1440 ภาพ และ 2.ไฟล์ val เก็บไฟล์รูปภาพ 960 ภาพ ต่อมาคือ ไฟล์ label จะมีไฟล์ย่อย 2 ไฟล์ 1.ไฟล์ train จะเก็บไฟล์ Text Document (.txt) จำนวน 1440 ไฟล์ และ 2.ไฟล์ val จะเก็บไฟล์ Text Document (.txt) 960 ไฟล์ โดยแบ่งแยกรูปคนสูบบุหรี่และคนไม่สูบบุหรี่เท่ากัน 60:40

ชุดข้อมูลที่ 3 รูปภาพทั้งหมดจำนวน 2400 รูป จะแบ่งเป็นไฟล์ images โดยจะมีไฟล์ย่อย 2 ไฟล์ 1. ไฟล์ train จะเก็บรูปภาพจำนวน 1680 ภาพ และ 2.ไฟล์ val เก็บไฟล์รูปภาพ 720 ภาพ ต่อมาคือ ไฟล์ label จะมีไฟล์ย่อย 2 ไฟล์ 1.ไฟล์ train จะเก็บไฟล์ Text Document (.txt) จำนวน

1680 ไฟล์ และ 2 ไฟล์ val จะเก็บไฟล์ Text Document (.txt) 720 ไฟล์ โดยแบ่งแยกกลุ่มคนสูบบุหรี่และคนไม่สูบบุหรี่เท่ากัน 70:3

ชุดข้อมูลที่ 4 รูปภาพทั้งหมดจำนวน 2400 รูป จะแบ่งเป็นไฟล์ images โดยจะมีไฟล์ย่อย 2 ไฟล์ 1. ไฟล์ train จะเก็บรูปภาพจำนวน 1920 ภาพ และ 2. ไฟล์ val เก็บไฟล์รูปภาพ 480 ภาพ ต่อมาคือ ไฟล์ label จะมีไฟล์ย่อย 2 ไฟล์ 1. ไฟล์ train จะเก็บไฟล์ Text Document (.txt) จำนวน 1920 ไฟล์ และ 2. ไฟล์ val จะเก็บไฟล์ Text Document (.txt) 480 ไฟล์ โดยแบ่งแยกกลุ่มคนสูบบุหรี่และคนไม่สูบบุหรี่เท่ากัน 80:20

ชุดข้อมูลที่ 5 รูปภาพทั้งหมดจำนวน 2400 รูป จะแบ่งเป็นไฟล์ images โดยจะมีไฟล์ย่อย 2 ไฟล์ 1. ไฟล์ train จะเก็บรูปภาพจำนวน 2160 ภาพ และ 2. ไฟล์ val เก็บไฟล์รูปภาพ 240 ภาพ ต่อมาคือ ไฟล์ Label จะมีไฟล์ย่อย 2 ไฟล์ 1. ไฟล์ train จะเก็บไฟล์ Text Document (.txt) จำนวน 2160 ไฟล์ และ 2. ไฟล์ val จะเก็บไฟล์ Text Document (.txt) 240 ไฟล์ 90:10



รูปที่ 3.3 โครงสร้างการจัดรูปแบบของไฟล์ Data_set_2025

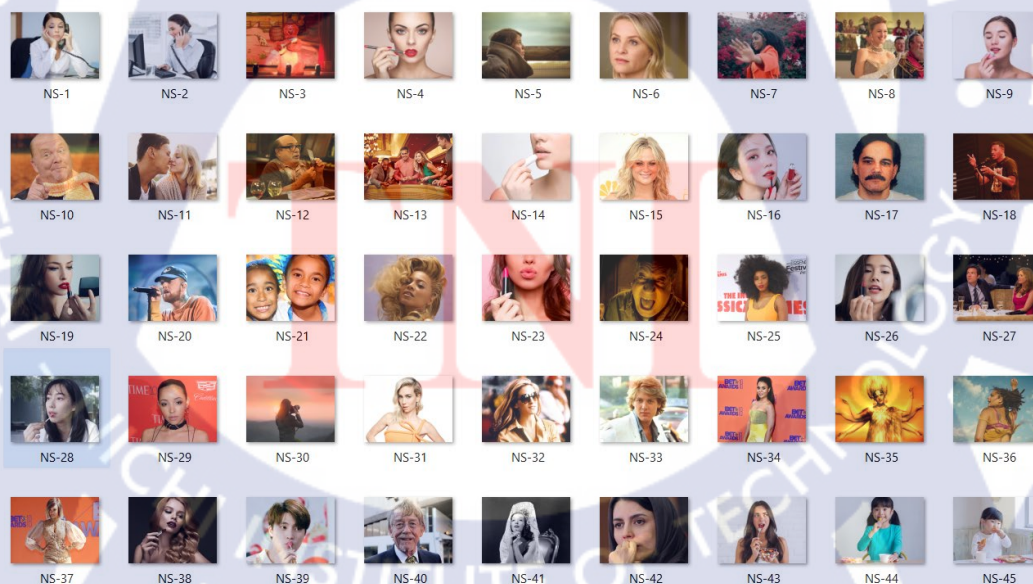
ผู้วิจัยได้เลือกโมเดลที่จะทำการฝึกสอนจำนวน 3 โมเดล และ 4 ขนาด ได้แก่ yolov5, yolov8 และ yolo11 และขนาดไซด์ของโมเดลขนาด n เนื่องจากมีประสิทธิภาพในการฝึกสอนข้อมูลรวดเร็วกว่าขนาดอื่น ผู้วิจัยจึงเลือกมาทดลองและเปรียบเทียบกับโมเดลในแต่ละเวอร์ชัน เพื่อที่ผู้วิจัยต้องการทราบว่าแต่ละตัวเวอร์ชันของโมเดลที่เลือกมานั้น มีประสิทธิภาพและมีความสามารถในการฝึกสอนข้อมูลแตกต่างกันมากหรือน้อยกว่ากันอย่างไร เมื่อทำการทดลองทั้งหมดแล้วก็จะนำโมเดลที่มีผลลัพธ์ที่ดีที่สุดไปใช้งานกับระบบที่ออกแบบไว้



รูปที่ 3.4 ตัวอย่างไฟล์โมเดลที่ผู้วิจัยได้เลือกมาทำการฝึกสอน ได้แก่ yolov5, yolov8 และ yolo11

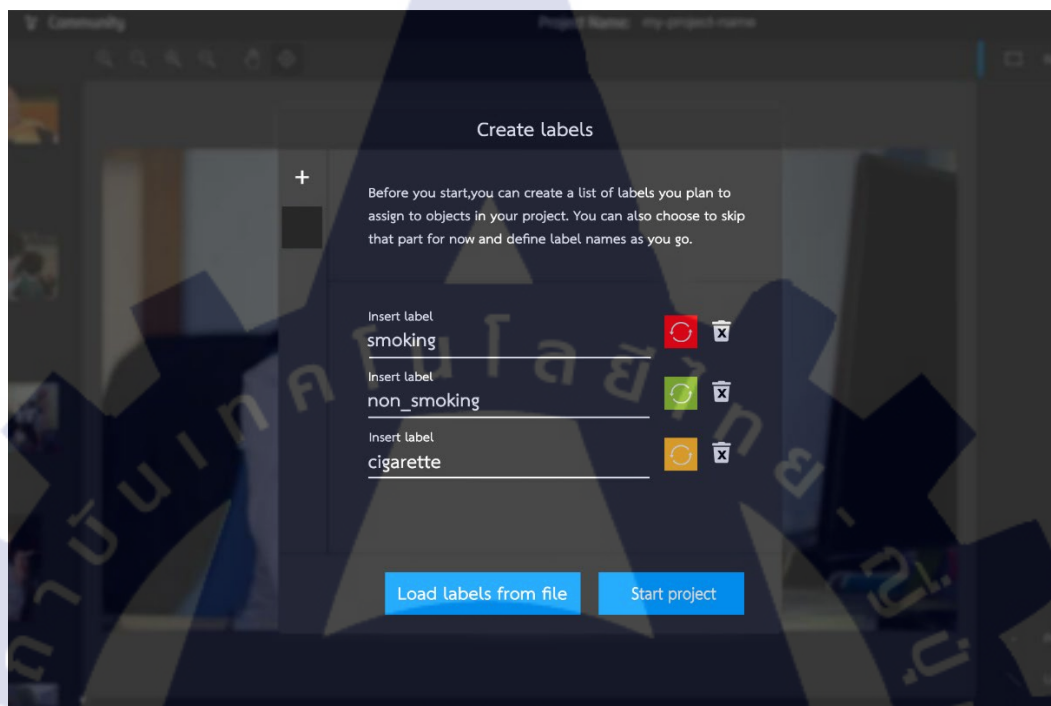
3.4 การทำการทดลอง

ขั้นตอนที่ 1 : เตรียมชุดข้อมูล Dataset รูปภาพจำนวน 2400 รูป โดยแบ่งออกเป็น 1. ภาพคนกำลังสูบบุหรี่และมีบุหรี่ในภาพ จำนวน 1200 ภาพ 2. ภาพคนไม่สูบบุหรี่จำนวน 1200 ภาพ และต้องทำการปรับขนาดภาพเป็นไซด์ 640x480 รวมไปถึงชุดข้อมูลวิดีโอตัวอย่างคนสูบบุหรี่ที่ต้องใช้ในการทดสอบการตรวจจับของปัญญาประดิษฐ์ที่สร้างขึ้น และนำไปทดลองต่อไปต่อมาใน

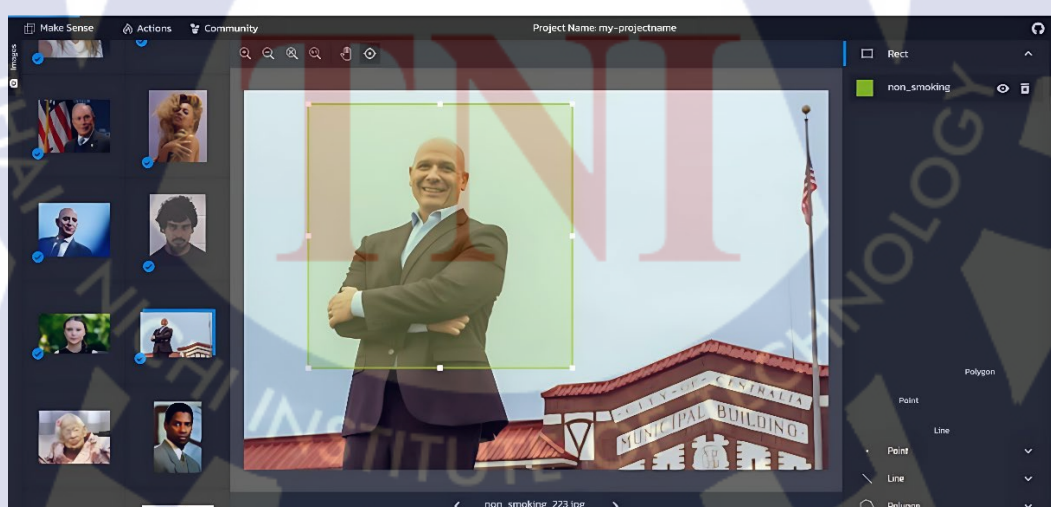


รูปที่ 3.5 ตัวอย่างของข้อมูล Dataset ที่ทำการปรับขนาด 640x480

ขั้นตอนที่ 2 : ทำการกำหนดกรอบ label แต่ละรูปภาพ โดยจะแบ่งออกเป็น 3 labels ได้แก่ 1.smoking (กรอบสีแดง), 2.non_smoking (กรอบสีเขียว), และ 3.cigarette (กรอบสีเหลือง) ในโปรแกรม marksen.ai จำนวนรูปทั้งหมดที่ผู้วิจัยได้ดาวน์โหลดมา ตามรูปด้านล่าง

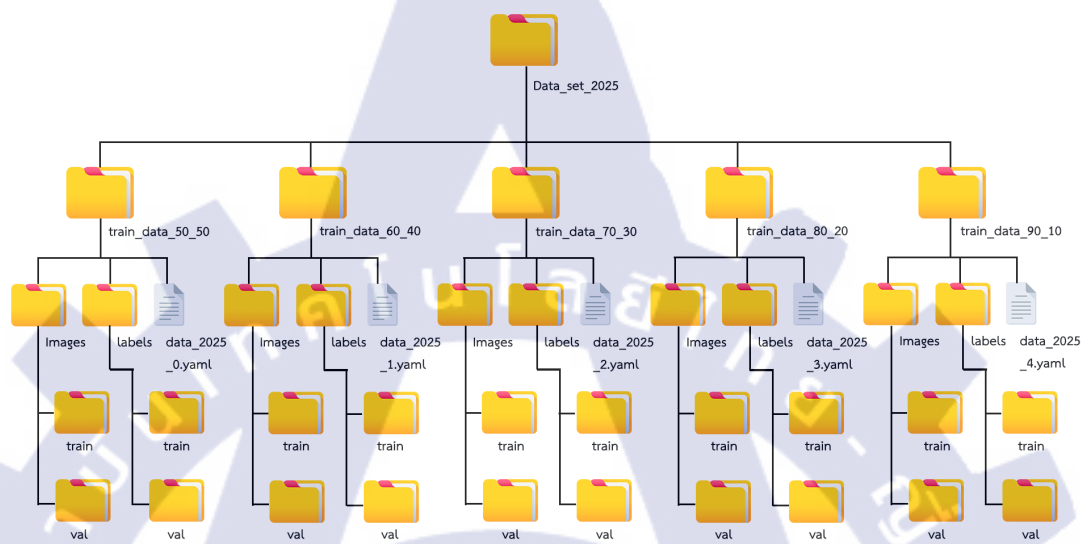


รูปที่ 3.6 การกำหนด Class labels ในโปรแกรม marksen.ai



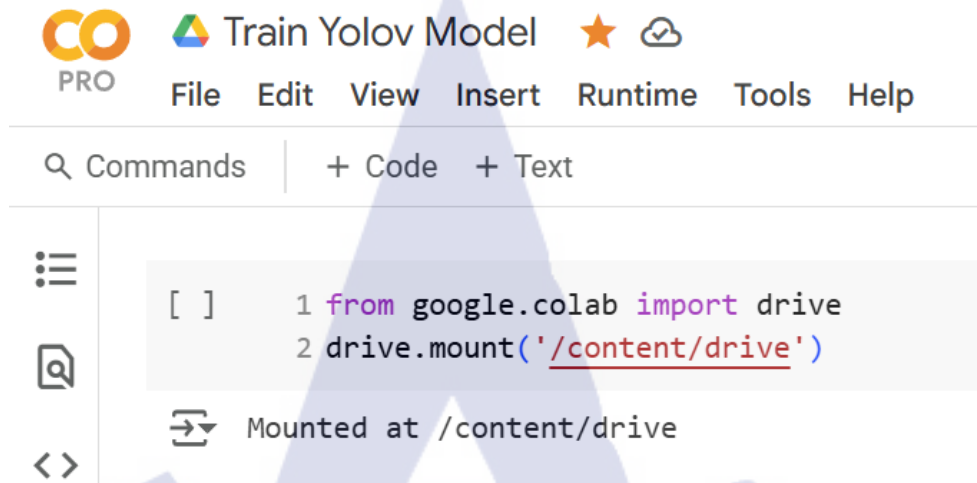
รูปที่ 3.7 กำหนดกรอบ labels ในภาพทุกภาพที่เก็บรวบรวมมาทั้งหมดตามคลาส

ขั้นตอนที่ 3 : การจัดไฟล์ชุดข้อมูลโดยภาพ ที่นำมากำหนดกรอบ labels และจะนำไปใส่ลงในโฟลเดอร์ตามโครงสร้างดังภาพตามด้านล่างโดยจะจัดเป็น 2 ไฟล์ใหญ่ คือ ไฟล์ images และ ไฟล์ label โดยข้างในไฟล์ทั้ง 2 ตัวนี้ จะมี ไฟล์อีก 2 ตัวก็คือ ไฟล์ Train และ ไฟล์ val ทางผู้วิจัยได้กำหนดรูปแบบไว้ 5 รูปแบบ ก็คือ 50:50 , 60:40 , 70:30 , 80:20 , 90:10

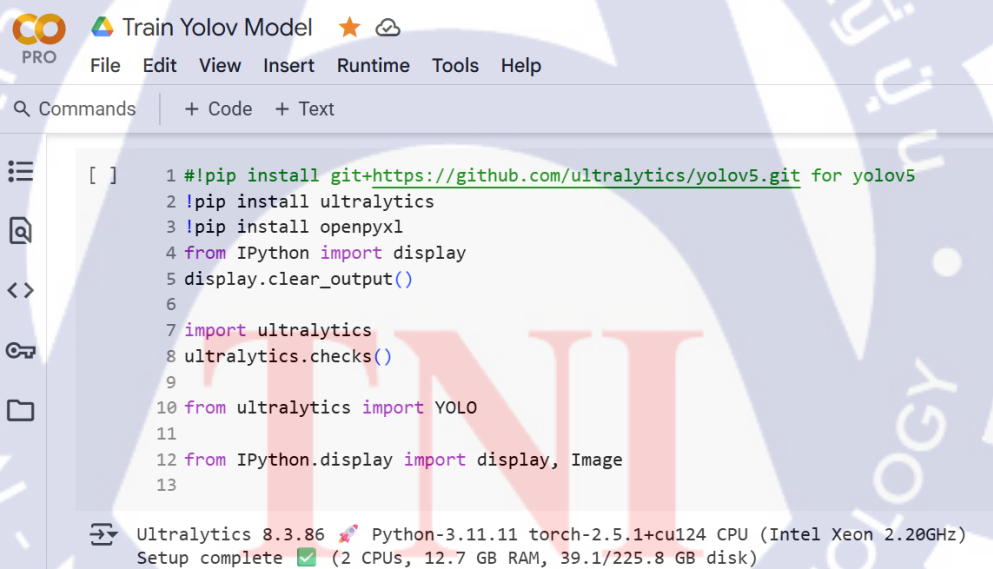


รูปที่ 3.8 โครงสร้างของการจัดรูปแบบของ Data_set_2025

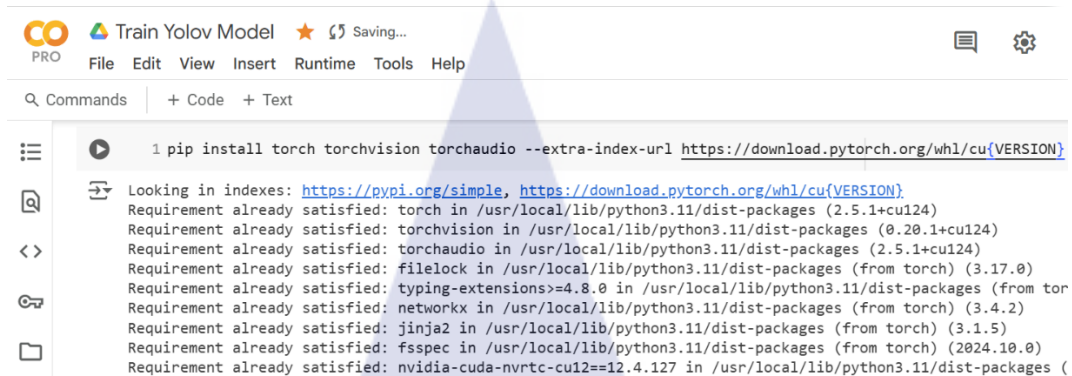
ขั้นตอนที่ 4 : เข้าโปรแกรม Google Colab และสร้าง New Note Book และพิมพ์โค้ดที่เขียนไว้เพื่อกำหนดการฝึกสอนและเก็บข้อมูล โดยเริ่มจากการเชื่อมต่อเข้ากับ Google Drive ที่เก็บข้อมูล Data_set_2025 ที่ใช้ฝึกสอนและโมเดลทั้ง 3 โมเดล



รูปที่ 3.9 เข้าโปรแกรม Google Colab และเขียนโค้ดคำสั่ง
ขั้นตอนที่ 5 : ทำการพิมพ์โค้ด ติดตั้งตัวชุดโมเดลของ yolov5n.pt , yolov8n.pt และ
yolo11n.pt และกดรันโค้ด



รูปที่ 3.10 พิมพ์โค้ดติดตั้งตัวโมเดล yolov5n.pt , yolov8n.pt และ yolo11n.pt



```

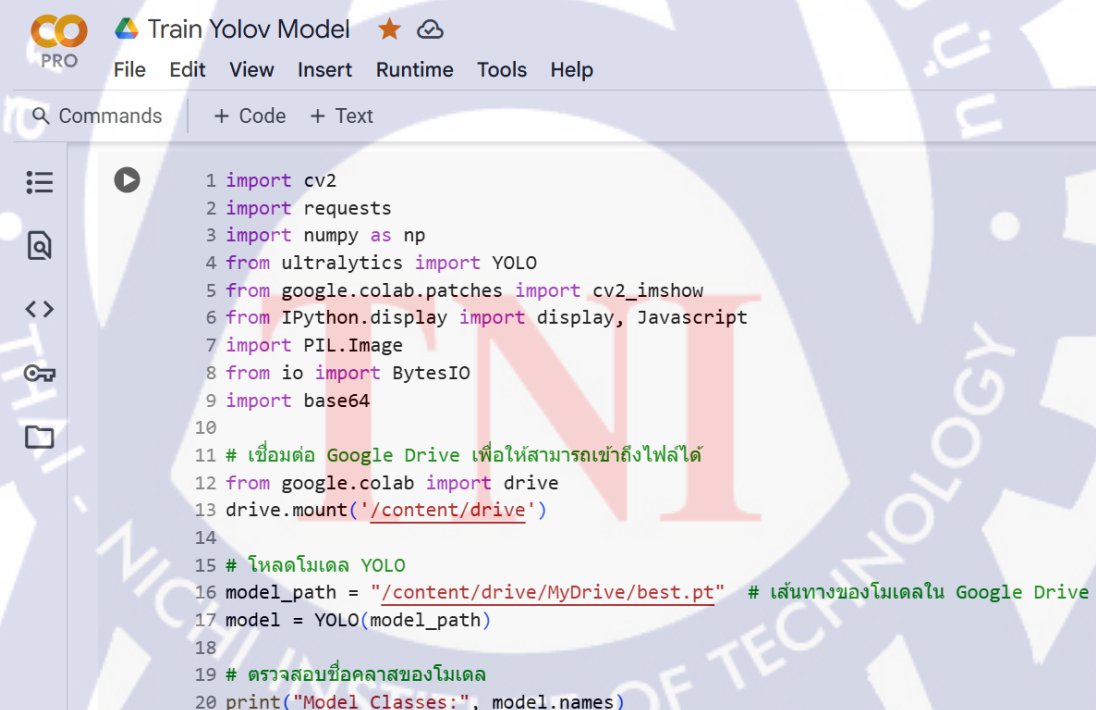
1 pip install torch torchvision torchaudio --extra-index-url https://download.pytorch.org/whl/cu{VERSION}

Looking in indexes: https://pypi.org/simple, https://download.pytorch.org/whl/cu{VERSION}
Requirement already satisfied: torch in /usr/local/lib/python3.11/dist-packages (2.5.1+cu124)
Requirement already satisfied: torchvision in /usr/local/lib/python3.11/dist-packages (0.20.1+cu124)
Requirement already satisfied: torchaudio in /usr/local/lib/python3.11/dist-packages (2.5.1+cu124)
Requirement already satisfied: filelock in /usr/local/lib/python3.11/dist-packages (from torch) (3.17.0)
Requirement already satisfied: typing-extensions>=4.8.0 in /usr/local/lib/python3.11/dist-packages (from torch) (4.12.0)
Requirement already satisfied: networkx in /usr/local/lib/python3.11/dist-packages (from torch) (3.4.2)
Requirement already satisfied: Jinja2 in /usr/local/lib/python3.11/dist-packages (from torch) (3.1.5)
Requirement already satisfied: fsspec in /usr/local/lib/python3.11/dist-packages (from torch) (2024.10.0)
Requirement already satisfied: nvidia-cuda-nvrtc-cu12==12.4.127 in /usr/local/lib/python3.11/dist-packages (

```

รูปที่ 3.11 พิมพ์โค้ดติดตั้งตัวโมเดล torch เชื่อมต่อกับ GPU

ขั้นตอนที่ 6 : พิมพ์โค้ดคำสั่งการฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt , yolov8n.pt และ yolo11n.pt และใช้ชุดข้อมูล 50:50, 60:40, 70:30, 80:20, 90:10 และ จำนวนรอบการฝึกสอน 50 รอบ, 100 รอบ, และ 150 รอบและ ข้อมูลผลลัพธ์ของการฝึกสอนได้ Accuracy, Precision, Recall, mAP50, และ F1-Score

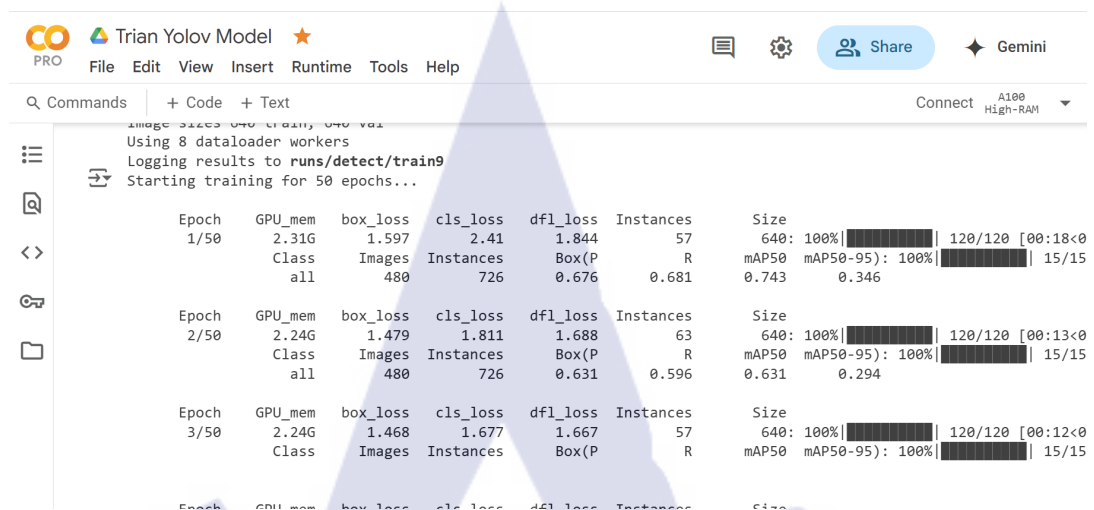


```

1 import cv2
2 import requests
3 import numpy as np
4 from ultralytics import YOLO
5 from google.colab.patches import cv2_imshow
6 from IPython.display import display, Javascript
7 import PIL.Image
8 from io import BytesIO
9 import base64
10
11 # เชื่อมต่อ Google Drive เพื่อให้สามารถเข้าถึงไฟล์ได้
12 from google.colab import drive
13 drive.mount('/content/drive')
14
15 # โหลดโมเดล YOLO
16 model_path = "/content/drive/MyDrive/best.pt" # เส้นทางของโมเดลใน Google Drive
17 model = YOLO(model_path)
18
19 # ตรวจสอบชื่อคลาสของโมเดล
20 print("Model Classes:", model.names)

```

รูปที่ 3.12 พิมพ์โค้ดการฝึกสอนและการกำหนดโมเดล, กำหนดชุดข้อมูล, และกำหนดจำนวนรอบ และการกำหนดการจัดเก็บไฟล์ผลลัพธ์การฝึกสอน



รูปที่ 3.13 ระบบกำลังทำการฝึกสอนโมเดล

50 epochs completed in 0.269 hours.
Optimizer stripped from runs/detect/train9/weights/last.pt, 5.5MB
Optimizer stripped from runs/detect/train9/weights/best.pt, 5.5MB

Validating runs/detect/train9/weights/best.pt...

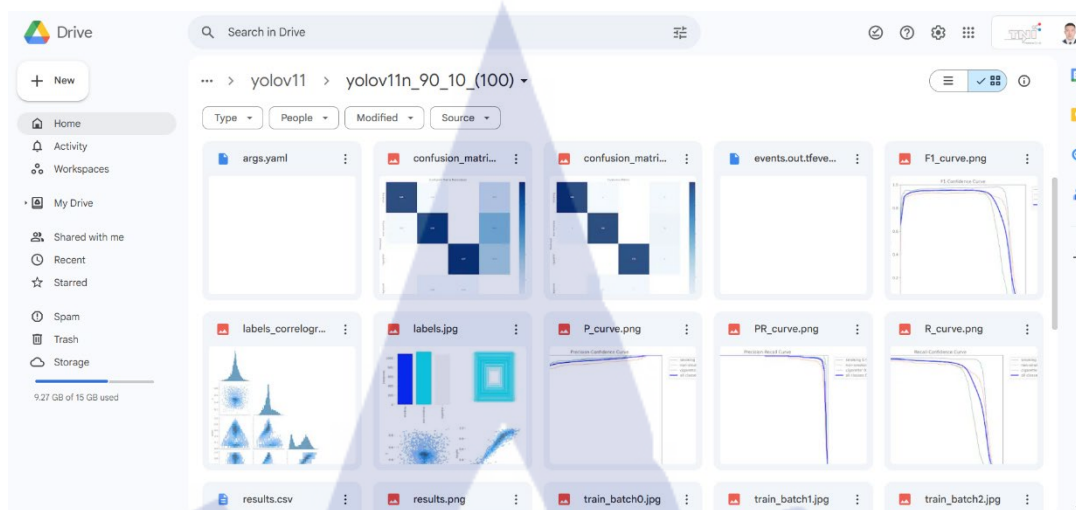
Ultralytics 8.3.86 Python-3.11.11 torch-2.5.1+cu124 CUDA:0 (NVIDIA A100-SXM4-40GB, 40507MiB)
YOLO11n summary (fused): 100 layers, 2,582,737 parameters, 0 gradients, 6.3 GFLOPs

Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95)
all	440	667	0.939	0.941	0.97	0.638
smoking	220	220	0.951	0.973	0.981	0.727
non-smoking	220	227	0.915	0.916	0.968	0.65
cigarette'	220	220	0.949	0.933	0.963	0.538

Speed: 0.1ms preprocess, 0.5ms inference, 0.0ms loss, 1.5ms postprocess per image
Results saved to runs/detect/train9

รูปที่ 3.14 กระบวนการฝึกสอนคอมพิวเตอร์เสร็จสิ้นจะมีผลลัพธ์ขึ้นมา

ขั้นตอนที่ 7 : เมื่อรันการฝึกสอนข้อมูลเสร็จและข้อมูลจะถูกเก็บไว้ที่ runs/detect/train (ตามลำดับ) ผู้วิจัยได้ทำการเปลี่ยนชื่อเป็น yolov...n_(ชุดข้อมูล)_(จำนวนรอบการฝึกสอน) และทำการย้ายไปเก็บไว้ที่ Google Drive เพื่อป้องกันการสูญหาย โดยไฟล์ที่จะได้นั้นก็จะมีข้อมูลของการฝึกสอนเช่น ค่าความแม่นยำ, ค่าความถูกต้อง, ค่าการทำนายว่าเป็นจริง, ค่าประสิทธิภาพของคลาสแต่ละคลาส รวมไปถึงรูปตัวอย่างชุดข้อมูลที่มีการฝึกสอนและมีการทำนาย



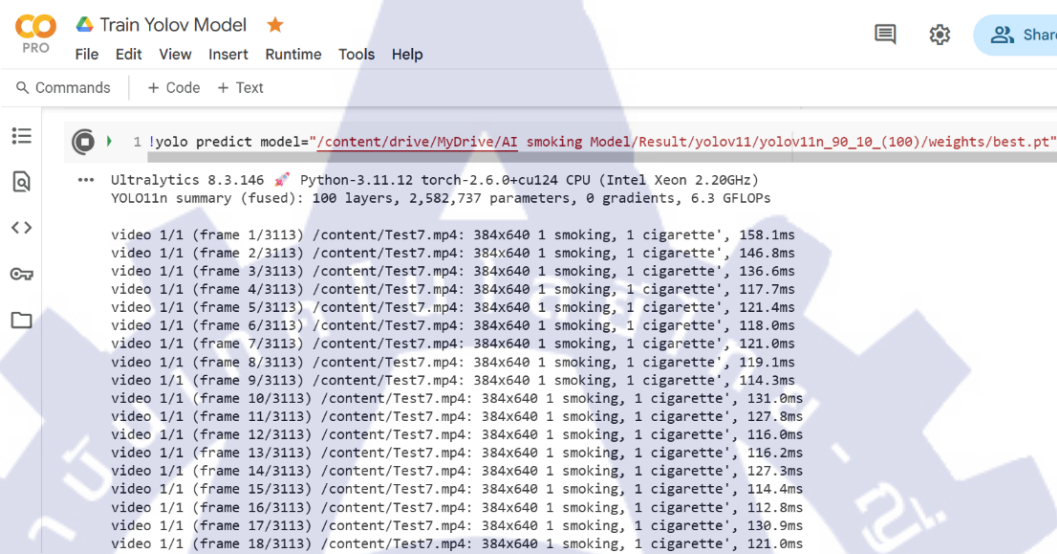
รูปที่ 3.15 ผลลัพธ์จากการฝึกสอนการตรวจจับการสูญบุหรี ของโมเดล yolov...n ที่ทำการย้ายไปเก็บไว้ที่ Google Drive เพื่อป้องกันการสูญหาย

ขั้นตอนที่ 8 : เมื่อทำการฝึกสอนจนครบเรียบร้อยแล้ว ทุกโมเดลและจำนวนชุดข้อมูล รวมไปถึงจำนวนรอบ ผู้วิจัยได้นำข้อมูลผลการฝึกสอนมาใส่ในตารางเพื่อที่ทำการจดบันทึกและเปรียบเทียบผลลัพธ์ในการฝึกสอนโดยจะนำข้อมูลทั้งหมดไปใส่ในตาราง Excell โดยเริ่มใส่ข้อมูลจากผลลัพธ์โมเดล yolov5 และก็ตามด้วย yolov8 และท้ายสุดก็คือ yolo11 ผู้วิจัยก็จะได้ผลลัพธ์การฝึกสอนของแต่ละโมเดลตามภาพด้านล่าง

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
50 : 50	yolov5n.pt	50	0.923	0.918	0.898	0.933	0.908
	yolov5n.pt	100	0.897	0.904	0.87	0.927	0.887
	yolov5n.pt	150	0.920	0.926	0.895	0.932	0.910
60 : 40	yolov5n.pt	50	0.713	0.714	0.769	0.785	0.740
	yolov5n.pt	100	0.767	0.766	0.772	0.836	0.769
	yolov5n.pt	150	0.760	0.816	0.769	0.827	0.792
70 : 30	yolov5n.pt	50	0.927	0.714	0.769	0.785	0.777
	yolov5n.pt	100	0.927	0.766	0.772	0.836	0.803
	yolov5n.pt	150	0.760	0.816	0.769	0.827	0.797
80 : 20	yolov5n.pt	50	0.713	0.714	0.769	0.785	0.777
	yolov5n.pt	100	0.767	0.766	0.772	0.836	0.803
	yolov5n.pt	150	0.760	0.816	0.769	0.827	0.797
90 : 10	yolov5n.pt	50	0.713	0.714	0.769	0.785	0.777
	yolov5n.pt	100	0.767	0.766	0.772	0.836	0.803
	yolov5n.pt	150	0.760	0.816	0.769	0.827	0.797
Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
50 : 50	yolo11n.pt	50	0.937	0.921	0.904	0.954	0.912
	yolo11n.pt	100	0.927	0.919	0.894	0.945	0.906
	yolo11n.pt	150	0.907	0.895	0.884	0.932	0.889
60 : 40	yolo11n.pt	50	0.940	0.911	0.918	0.962	0.914
	yolo11n.pt	100	0.933	0.907	0.911	0.949	0.909
	yolo11n.pt	150	0.933	0.923	0.915	0.954	0.919
70 : 30	yolo11n.pt	50	0.943	0.907	0.931	0.966	0.919
	yolo11n.pt	100	0.940	0.910	0.915	0.945	0.912
	yolo11n.pt	150	0.947	0.918	0.928	0.957	0.923
80 : 20	yolo11n.pt	50	0.937	0.938	0.911	0.952	0.924
	yolo11n.pt	100	0.913	0.907	0.88	0.943	0.893
	yolo11n.pt	150	0.933	0.915	0.903	0.95	0.909
90 : 10	yolo11n.pt	50	0.957	0.939	0.941	0.97	0.940
	yolo11n.pt	100	0.967	0.964	0.943	0.976	0.953
	yolo11n.pt	150	0.967	0.961	0.943	0.969	0.952
Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
50 : 50	yolov8n.pt	50	0.933	0.918	0.91	0.95	0.914
	yolov8n.pt	100	0.903	0.908	0.898	0.936	0.903
	yolov8n.pt	150	0.913	0.888	0.89	0.931	0.889
60 : 40	yolov8n.pt	50	0.933	0.907	0.913	0.957	0.910
	yolov8n.pt	100	0.937	0.914	0.915	0.953	0.914
	yolov8n.pt	150	0.913	0.906	0.887	0.94	0.896
70 : 30	yolov8n.pt	50	0.937	0.925	0.922	0.959	0.923
	yolov8n.pt	100	0.923	0.899	0.891	0.943	0.895
	yolov8n.pt	150	0.923	0.910	0.89	0.941	0.900
80 : 20	yolov8n.pt	50	0.937	0.907	0.873	0.94	0.890
	yolov8n.pt	100	0.937	0.928	0.917	0.947	0.922
	yolov8n.pt	150	0.917	0.887	0.851	0.935	0.869
90 : 10	yolov8n.pt	50	0.933	0.964	0.94	0.977	0.952
	yolov8n.pt	100	0.950	0.958	0.927	0.968	0.942
	yolov8n.pt	150	0.960	0.959	0.942	0.969	0.950

รูปที่ 3.16 ผลลัพธ์จากการฝึกสอนการตรวจจับการสูบบุหรี่ ของโมเดล yolov5n.pt , yolov8n.pt และ yolo11n.pt

ขั้นตอนที่ 9 : เมื่อผู้วิจัยได้ผลลัพธ์แล้วผู้วิจัยได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการฝึกสอน ในเรื่องของความแม่นยำ ความถูกต้อง ข้อผิดพลาดของผลลัพธ์ในการฝึกสอนจากนั้นก็ทำการเลือกโมเดลที่ดีที่สุดนำมาทดสอบการตรวจจับกับวิดีโอตัวอย่างและวิดีโอจำลอง โดยการพิมพ์โค้ดใน Google Colab กำหนดที่อยู่ของโมเดลและที่อยู่ของวิดีโอตัวอย่าง



```

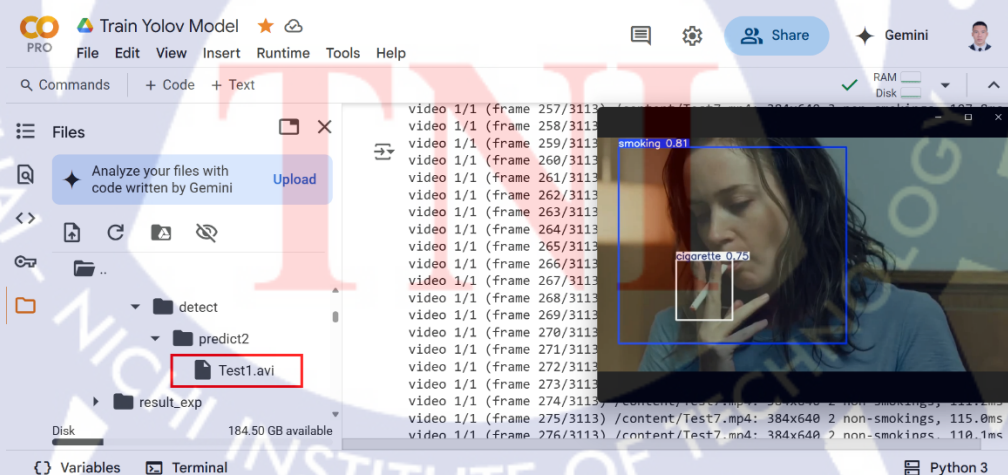
1 !yolo predict model="/content/drive/MyDrive/AI smoking Model/Result/yolov11/yolov11n_90_10_100/weights/best.pt"

... Ultralytics 8.3.146 Python-3.11.12 torch-2.6.0+cu124 CPU (Intel Xeon 2.20GHz)
YOLOv11n summary (fused): 100 layers, 2,582,737 parameters, 0 gradients, 6.3 GFLOPs

video 1/1 (frame 1/3113) /content/Test7.mp4: 384x640 1 smoking, 1 cigarette', 158.1ms
video 1/1 (frame 2/3113) /content/Test7.mp4: 384x640 1 smoking, 1 cigarette', 146.8ms
video 1/1 (frame 3/3113) /content/Test7.mp4: 384x640 1 smoking, 1 cigarette', 136.6ms
video 1/1 (frame 4/3113) /content/Test7.mp4: 384x640 1 smoking, 1 cigarette', 117.7ms
video 1/1 (frame 5/3113) /content/Test7.mp4: 384x640 1 smoking, 1 cigarette', 121.4ms
video 1/1 (frame 6/3113) /content/Test7.mp4: 384x640 1 smoking, 1 cigarette', 118.0ms
video 1/1 (frame 7/3113) /content/Test7.mp4: 384x640 1 smoking, 1 cigarette', 121.0ms
video 1/1 (frame 8/3113) /content/Test7.mp4: 384x640 1 smoking, 1 cigarette', 119.1ms
video 1/1 (frame 9/3113) /content/Test7.mp4: 384x640 1 smoking, 1 cigarette', 114.3ms
video 1/1 (frame 10/3113) /content/Test7.mp4: 384x640 1 smoking, 1 cigarette', 131.0ms
video 1/1 (frame 11/3113) /content/Test7.mp4: 384x640 1 smoking, 1 cigarette', 127.8ms
video 1/1 (frame 12/3113) /content/Test7.mp4: 384x640 1 smoking, 1 cigarette', 116.0ms
video 1/1 (frame 13/3113) /content/Test7.mp4: 384x640 1 smoking, 1 cigarette', 116.2ms
video 1/1 (frame 14/3113) /content/Test7.mp4: 384x640 1 smoking, 1 cigarette', 127.3ms
video 1/1 (frame 15/3113) /content/Test7.mp4: 384x640 1 smoking, 1 cigarette', 114.4ms
video 1/1 (frame 16/3113) /content/Test7.mp4: 384x640 1 smoking, 1 cigarette', 112.8ms
video 1/1 (frame 17/3113) /content/Test7.mp4: 384x640 1 smoking, 1 cigarette', 130.9ms
video 1/1 (frame 18/3113) /content/Test7.mp4: 384x640 1 smoking, 1 cigarette', 121.0ms

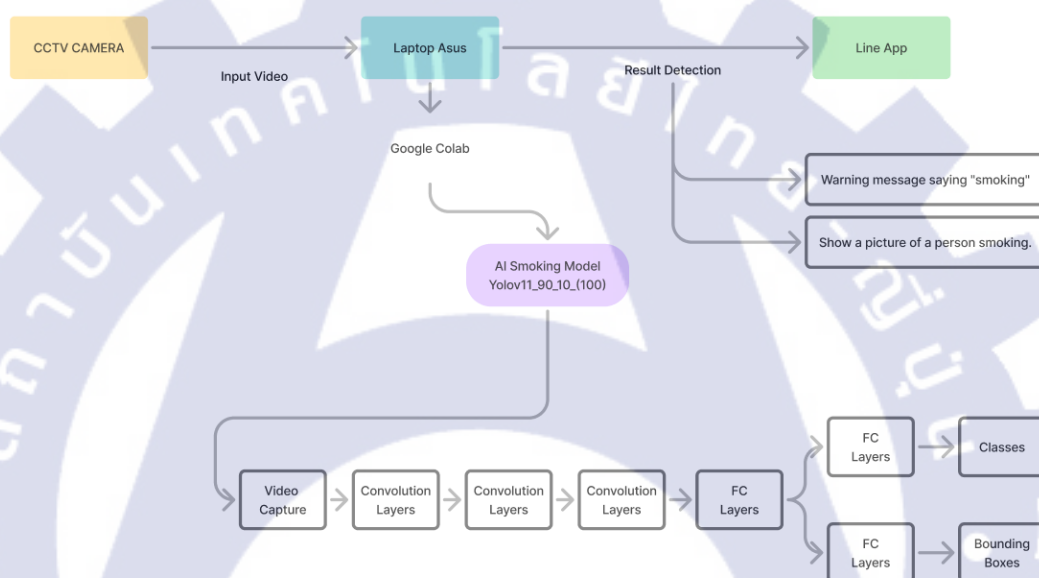
```

รูปที่ 3.17 พิมพ์โค้ดใน Google Colab เพื่อทำการตรวจจับคนสูบบุหรี่กับวิดีโอตัวอย่างและวิดีโอจำลอง เหตุการณ์



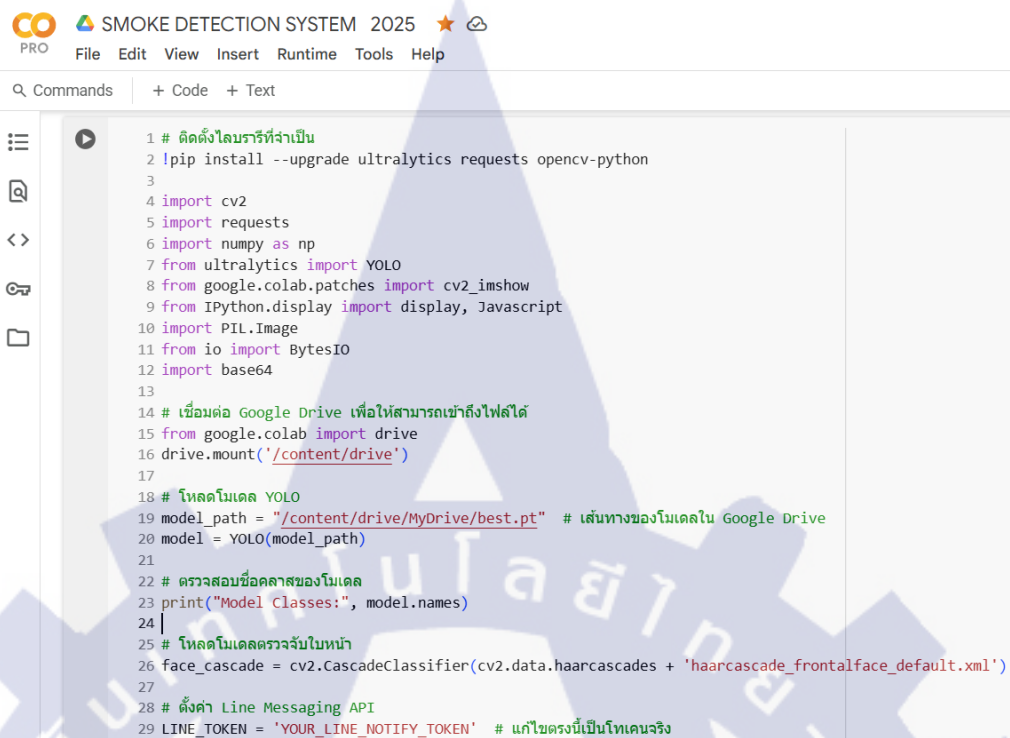
รูปที่ 3.18 ผลลัพธ์ของการตรวจจับคนสูบบุหรี่ของโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 จำนวน การฝึกสอน 100 รอบ กับวิดีโอตัวอย่างผลลัพธ์จะเก็บที่/ content/runs/detect/predict2/Test1.avi

ขั้นตอนที่ 10 : เมื่อได้ผลลัพธ์ที่การตรวจจับของโมเดลกับวิดีโอตัวอย่างแล้ว ก็ทำการนำโมเดลไปใส่ในระบบตรวจจับคนสูบบุหรี่ที่ผู้วิจัยได้ทำการออกแบบตามภาพโครงสร้างตามรูปด้านล่าง โดยโครงสร้างของระบบจะเริ่มจากการที่ กล้องตรวจจับภาพในเฟรมและทำการตรวจจับคนสูบบุหรี่ เมื่อตรวจพบเจอคนสูบบุหรี่ อัลกอริทึมของโมเดลก็จะทำงานเริ่มจากการลดขนาดภาพและกำหนดจุดเด่น และทำการเปรียบเทียบและเชื่อมโยงภาพย่อยๆ แต่ละภาพและก็นำมาว่าภาพที่ผมเจอนั้น เป็นคลาสประเภทไหนเมื่อตรวจจับเจอคนสูบบุหรี่ ระบบจะบันทึกภาพตัวอย่างและส่งข้อความไปที่ Line Message API ผู้วิจัยก็จะได้ข้อมูลของคนสูบบุหรี่ที่ระบบตรวจจับได้ แต่ถ้าตรวจไม่พบระบบก็จะไม่มีการแจ้งเตือน



รูปที่ 3.19 โครงสร้างของระบบตรวจจับคนสูบบุหรี่และแจ้งเตือน

ขั้นตอนที่ 11 : ผู้วิจัยได้เขียนโค้ดชุดคำสั่งในการตรวจจับคนสูบบุหรี่ดังรูปภาพด้านล่างและได้เชื่อมต่อเข้ากับ Line Message API เพื่อให้ระบบสามารถทำการแจ้งเตือนเมื่อพบคนสูบบุหรี่ เป็นรูปแบบข้อความและมีการบันทึกภาพตัวอย่างส่งเข้าที่ Line Message API เพื่อแจ้งเตือนที่หน้า App Line

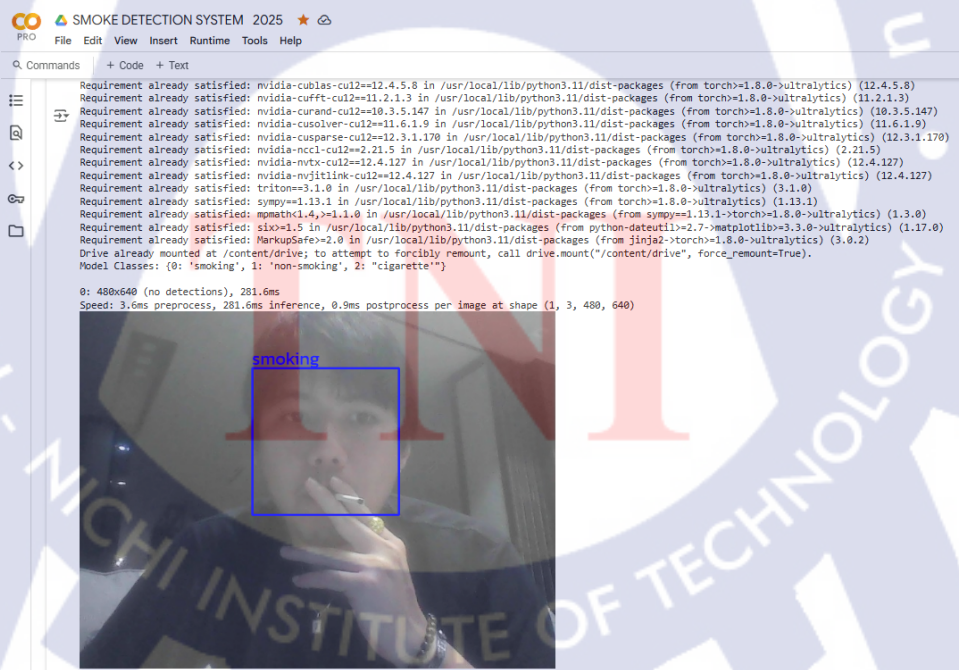


```

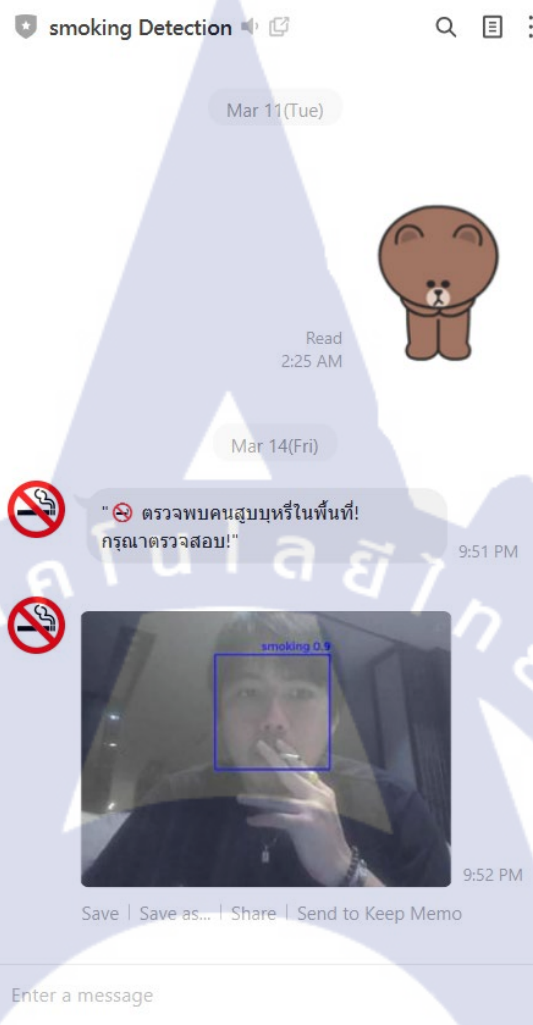
1 # ติดตั้งไลบรารีที่จำเป็น
2 !pip install --upgrade ultralytics requests opencv-python
3
4 import cv2
5 import requests
6 import numpy as np
7 from ultralytics import YOLO
8 from google.colab.patches import cv2_imshow
9 from IPython.display import display, Javascript
10 import PIL.Image
11 from io import BytesIO
12 import base64
13
14 # เชื่อมต่อ Google Drive เพื่อให้สามารถเข้าถึงไฟล์ได้
15 from google.colab import drive
16 drive.mount('/content/drive')
17
18 # โหลดโมเดล YOLO
19 model_path = "/content/drive/MyDrive/best.pt" # เส้นทางของโมเดลใน Google Drive
20 model = YOLO(model_path)
21
22 # ตรวจสอบชื่อคลาสของโมเดล
23 print("Model classes:", model.names)
24
25 # โหลดโมเดลตรวจสอบใบหน้า
26 face_cascade = cv2.CascadeClassifier(cv2.data.haarcascades + 'haarcascade_frontalface_default.xml')
27
28 # ตั้งค่า Line Messaging API
29 LINE_TOKEN = 'YOUR_LINE_NOTIFY_TOKEN' # แก้ไขตรงนี้ให้เป็นโทเคนจริง

```

รูปที่ 3.20 พิมพ์โค้ดชุดคำสั่งในการตรวจจับคนสูบบุหรี่ และ ทำการรันระบบตรวจจับคนสูบบุหรี่



รูปที่ 3.21 ผลลัพธ์การตรวจจับคนสูบบุหรี่ จาก Google Colab



รูปที่ 3.22 ผลลัพธ์การแจ้งเตือนที่ระบบ Line Application

3.5 ตัวชี้วัดที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของโมเดล

การประเมินผลของงานวิจัยนี้จะมุ่งเน้นไปที่การใช้ตัวชี้วัดที่สำคัญสำหรับการประเมินผลลัพธ์ของประสิทธิภาพของโมเดล yolov5n.pt , yolov8n.pt และ yolo11n.pt ได้แก่ Accuracy, Precision, Recall, mAP50, และ F1-Score และ IoU ซึ่งใช้ในการวัดความแม่นยำ และประสิทธิภาพในการตรวจจับข้อบกพร่องของโมเดลสามรุ่น yolov5n.pt , yolov8n.pt และ yolo11n.pt รวมไปถึงชุดข้อมูลที่แตกต่างกัน การประเมินนี้ครอบคลุมโมเดลและชุดข้อมูล 5 รูปแบบ เพื่อให้ได้ข้อมูลเชิงลึกที่เกี่ยวกับความแม่นยำและความสามารถในการจำแนกวัตถุรวมถึงประสิทธิภาพของ Performance Metrics โดยหลังจากการฝึกสอนจะมีข้อมูลผลลัพธ์ที่สามารถนำมาเปรียบเทียบกับค่าต่างๆได้ และนำไปใส่ตารางหรือทำเป็นกราฟเปรียบเทียบเพื่อให้การตัดสินใจและเปรียบเทียบง่ายขึ้น

บทที่ 4

ผลการทดลองและการอภิปรายผล

4.1 ผลการทดลอง

หลังจากที่ผู้วิจัยทำการทดลองฝึกสอนโมเดลทั้ง 3 ตัว ได้แก่ yolov5n.pt , yolov8n.pt และ yolo11n.pt และผู้วิจัยได้กำหนดชุดข้อมูลไว้ 5 รูปแบบ ได้แก่ ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50, 60 ส่วน 40, 70 ส่วน 30, 80 ส่วน 20 และ 90 ส่วน 10 รวมไปถึงจำนวนรอบ รอบละ 3 รูปแบบ ได้แก่ 50 รอบ, 100 รอบ, 150 พอทำการฝึกสอนข้อมูลทั้งหมดแล้วผู้วิจัยคัดเลือกโมเดลที่ดีที่สุดจากการฝึกสอน และนำโมเดลต้นแบบที่ดีที่สุดนำไปทดสอบกับวิดีโอตัวอย่างและเหตุการณ์จำลอง ผลปรากฏว่าโมเดล yolov11n.pt ชุดข้อมูล 90:10 จำนวนการฝึกสอน จำนวน 100 รอบ มีผลลัพธ์และประสิทธิภาพที่ดีที่สุด ผู้วิจัยจึงนำไปใส่ในระบบที่มีฟังก์ชันการแจ้งเตือน Line Application ที่ผู้วิจัยได้ทำการออกแบบ ผลลัพธ์การฝึกสอนที่ออกมา นั้นมีข้อแตกต่างกันตามรูปภาพด้านล่าง

4.2 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt

ผลการทดสอบโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50, 60 ส่วน 40, 70 ส่วน 30, 80 ส่วน 20 และ 90 ส่วน 10 รวมไปถึงจำนวนรอบ รอบละ 3 รูปแบบ ได้แก่ 50 รอบ, 100 รอบ, 150

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
50 : 50	yolov5n.pt	50	0.923	0.918	0.898	0.933	0.908
	yolov5n.pt	100	0.897	0.904	0.87	0.927	0.887
	yolov5n.pt	150	0.920	0.926	0.895	0.932	0.910
60 : 40	yolov5n.pt	50	0.713	0.714	0.769	0.785	0.740
	yolov5n.pt	100	0.767	0.766	0.772	0.836	0.769
	yolov5n.pt	150	0.760	0.816	0.769	0.827	0.792
70 : 30	yolov5n.pt	50	0.927	0.714	0.769	0.785	0.777
	yolov5n.pt	100	0.927	0.766	0.772	0.836	0.803
	yolov5n.pt	150	0.760	0.816	0.769	0.827	0.797
80 : 20	yolov5n.pt	50	0.713	0.714	0.769	0.785	0.777
	yolov5n.pt	100	0.767	0.766	0.772	0.836	0.803
	yolov5n.pt	150	0.760	0.816	0.769	0.827	0.797
90 : 10	yolov5n.pt	50	0.713	0.714	0.769	0.785	0.777
	yolov5n.pt	100	0.767	0.766	0.772	0.836	0.803
	yolov5n.pt	150	0.760	0.816	0.769	0.827	0.797

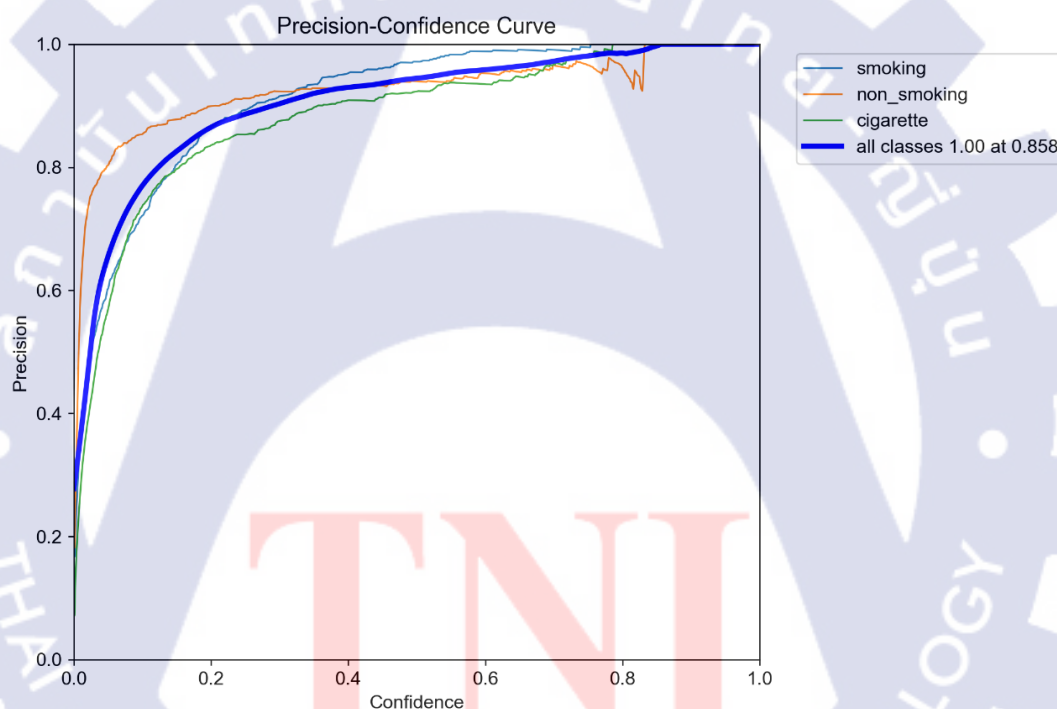
รูปที่ 4.1 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของการฝึกสอน โมเดล Yolov5n.pt

4.2.1 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 50 ส่วน 50

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
50 : 50	yolov5n.pt	50	0.923	0.918	0.898	0.933	0.908
	yolov5n.pt	100	0.897	0.904	0.87	0.927	0.887
	yolov5n.pt	150	0.920	0.926	0.895	0.932	0.910

รูปที่ 4.2 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 50 ส่วน 50

ในรูปที่ 4.2 จะเห็นว่าโมเดลที่ดีที่สุดก็คือ yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 50 ส่วน 50 จำนวนรอบการฝึกสอน 150 รอบ มีผลการทดลองฝึกสอนตามด้านล่างนี้

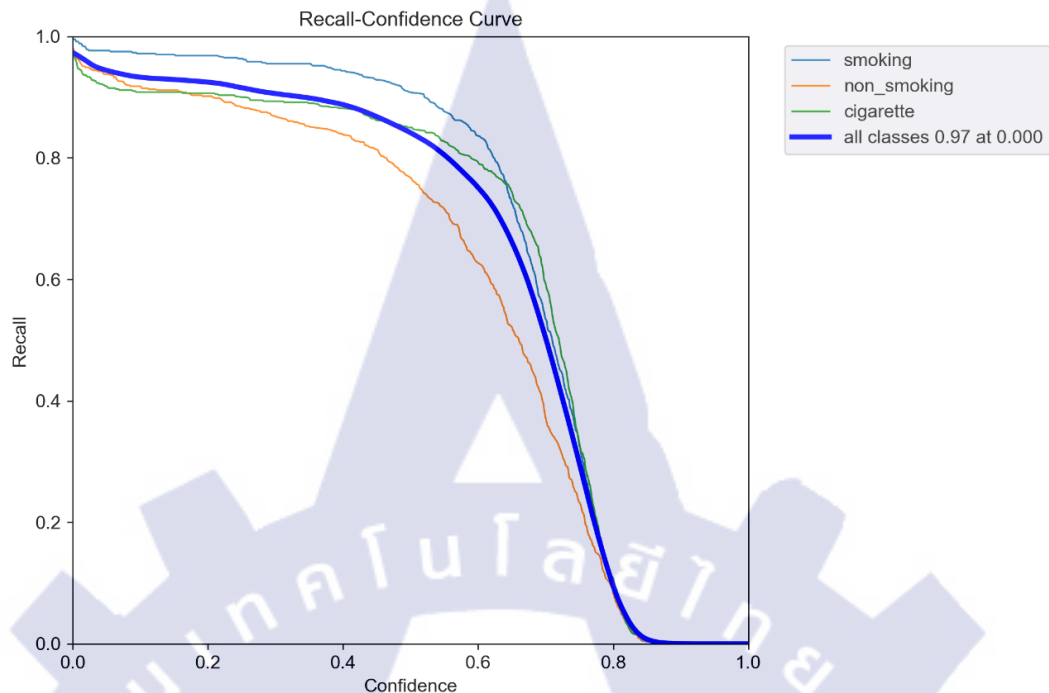


รูปที่ 4.3 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ

ภาพด้านบนนี้เป็นกราฟ "Precision-Confidence Curve" ซึ่งผลลัพธ์มาจากการฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ ซึ่งจำแนกวัตถุในกลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking", "non_smoking" และ "cigarette" กราฟจะแสดงเส้นโค้งต่างๆและจำแนกค่า ซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความน่าจะเป็นว่าการจำแนกมีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่า Confidence มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Precision" คือ ความแม่นยำ (ความถี่ที่ผลการจำแนกถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในคลาสใดคลาสหนึ่ง) โดยค่า Precision มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถแยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดี ยิ่งค่า Precision มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไรแสดงว่า ค่า Precision มีความแม่นยำสูง

- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Precision ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถ สังเกตได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.947
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Precision สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟ แนวโน้มของเส้นนี้จะคล้ายกับ เส้นสีฟ้า แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันเล็กน้อยเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.928
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Precision สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมากในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.902
- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Precision สูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence สูงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.926

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ มีประสิทธิภาพสูงในการจำแนกวัตถุในแต่ละคลาสเมื่อมีค่า Confidence อยู่ในระดับสูง แต่หากลองสังเกตเส้นกราฟของคลาส "non_smoking" และ "cigarette" อาจต้องได้รับการปรับปรุงเล็กน้อยเนื่องจากการสวิงของค่า Precision ในช่วง Confidence ที่ 0.8



รูปที่ 4.4 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ

ภาพที่แสดงเป็นกราฟ " Recall-Confidence " ซึ่งมาจากการฝึกโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ ใช้ในการจำแนกวัตถุในกลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" ซึ่งกราฟจะแสดงเส้นโค้งต่างๆ และจำแนกค่าซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความ น่าจะเป็นว่า การจำแนกถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยมีค่าช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Recall" คือ อัตราส่วนของจำนวนวัตถุที่ตรวจพบถูกต้องเทียบกับจำนวนวัตถุทั้งหมดในภาพมีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 (ผลการจำแนกความถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในทุกคลาส) ยิ่งค่า Recall มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไร ก็แสดงว่าค่า Recall มีความถูกต้องสูง

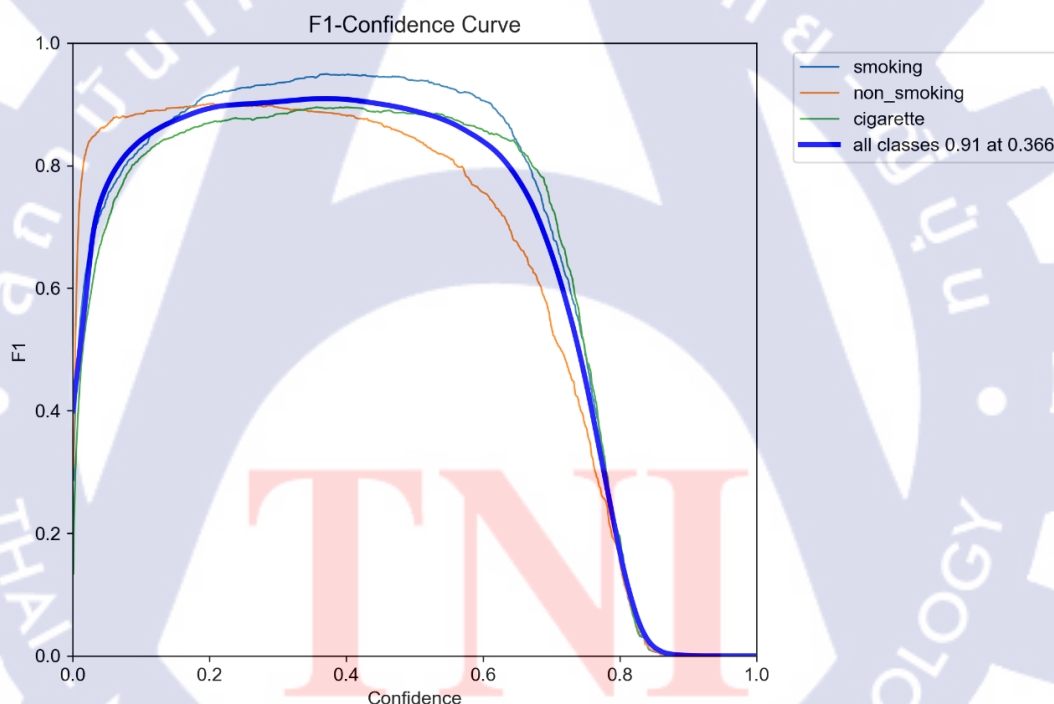
- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Recall สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถสังเกตได้ว่ามีแนวโน้มที่เพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตามค่า Confidence ที่เพิ่มขึ้น และมีอัตราลดลงในช่วง ของค่า Confidence ที่ 0.7 มีค่าอยู่ที่ 0.952

- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Recall สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้อยู่ต่ำที่สุด และมีค่า Recall ลดลงช่วง Confidence ที่ 0.5 มีค่าอยู่ที่ 0.848

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Recall สำหรับการตรวจจับบุหรี่โดยโมเดลทำได้ดีมาก ในช่วงที่ Confidence ที่สูงขึ้น แต่ค่า Recall มีอัตราลดลงในช่วงของค่า Confidence ที่ 0.7 มีค่าอยู่ที่ 0.885

- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่า Recall ของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Recall ไม่ค่อยสูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence สูงขึ้นเข้าใกล้ 1 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อค่า Confidence ที่ไม่เกิน 0.7 มีค่าอยู่ที่ 0.898

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ มีความสามารถในการตรวจจับความถูกต้องของวัตถุในแต่ละคลาสได้ค่อนข้างดี โดยวัดจากค่า Recall ที่มีอัตราสูงขึ้นใกล้ 1 แต่ก็เมื่อค่าความมั่นใจ Confidence สูงขึ้นเกิน 0.7 ค่า Recall ก็จะลดลง เป็นตัวบ่งชี้ได้ว่า ยิ่งค่าความมั่นใจมากความถูกต้องก็ลดน้อยลง

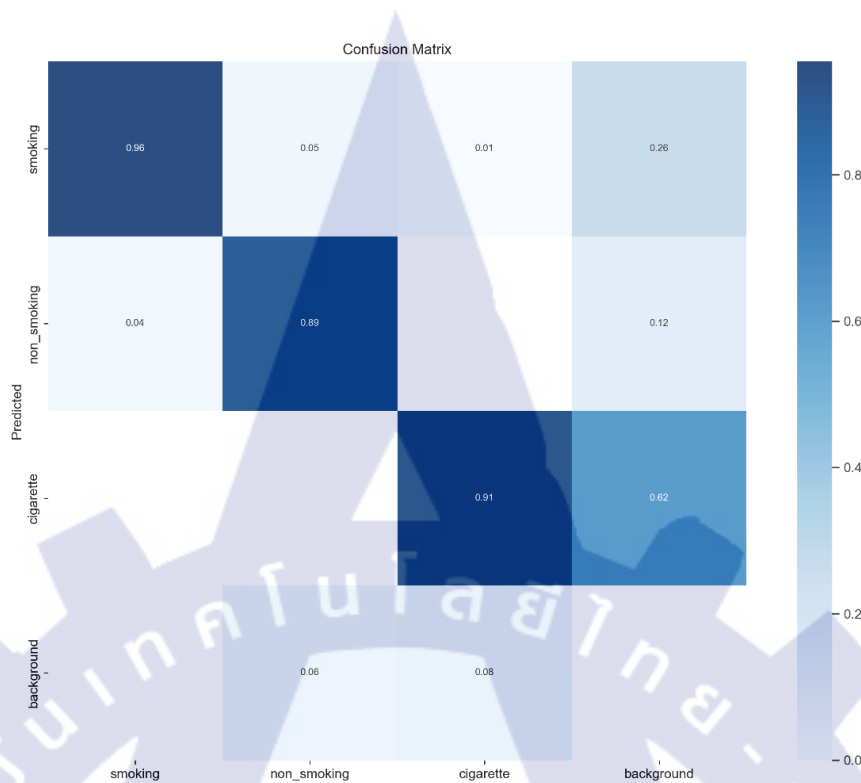


รูปที่ 4.5 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ

กราฟที่แสดงอยู่เป็นกราฟ " F1-Confidence Curve " ซึ่งเป็นกราฟที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลโดยการวัดจากค่าความเชื่อมั่น (Confidence) เทียบกับค่า F1-score สำหรับแต่ละคลาสที่ใช้ในการทดสอบโมเดล yolov5n.pt และข้อมูลที่ถูกจัดได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking" , "non_smoking" และ "cigarette" แกนแนวนอน X จะแสดงค่าความเชื่อมั่น (Confidence) โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นค่าที่โมเดลให้ความมั่นใจในการทำนายแต่ละคลาส แกนแนวตั้ง Y แสดงค่า F1-Score โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นการรวมค่าความแม่นยำ (Precision) และ การตรวจจับผลลัพธ์ที่ถูกต้อง (Recall) มาอยู่ในค่าเดียวกันถ้าค่ายิ่งสูงหมายถึงประสิทธิภาพของโมเดลดี

- เส้นสีน้ำเงิน (smoking) แสดงค่า F1-score ค่าประสิทธิภาพของคลาส smoking สังเกตได้ว่าค่า F1-score มีประสิทธิภาพสูงขึ้นเมื่อค่าความเชื่อมั่น Confidence ที่ 0.2-0.7 และมีค่าประสิทธิภาพลดลงที่ค่าความเชื่อมั่น Confidence ที่ 0.7 มีค่าอยู่ที่ 0.949
- เส้นสีส้ม (non_smoking) F1-score ค่าประสิทธิภาพของคลาส non_smoking สังเกตได้ว่าค่า F1-score มีประสิทธิภาพสูงขึ้นเมื่อค่าความเชื่อมั่น Confidence ที่ 0.1-0.6 และมีค่าประสิทธิภาพลดลงที่ค่าความเชื่อมั่น Confidence ที่ 0.6 มีค่าอยู่ที่ 0.886
- เส้นสีเขียว (cigarette) F1-score ค่าประสิทธิภาพของคลาส cigarette สังเกตได้ว่าค่า F1-score มีประสิทธิภาพสูงขึ้นเมื่อค่าความเชื่อมั่น Confidence ที่ 0.1-0.6 และมีค่าประสิทธิภาพลดลงที่ค่าความเชื่อมั่น Confidence ที่ 0.7 มีค่าอยู่ที่ 0.893
- เส้นสีฟ้าเข้ม (all classes) F1-score ค่าประสิทธิภาพของคลาส cigarette สังเกตได้ว่าค่า F1-score มีประสิทธิภาพสูงขึ้นเมื่อค่าความเชื่อมั่น Confidence ที่ 0.1-0.6 และมีค่าประสิทธิภาพลดลงที่ค่าความเชื่อมั่น Confidence ที่ 0.7 มีค่าอยู่ที่ 0.91

สรุป: เส้นแต่ละเส้นในกราฟแสดงถึงประสิทธิภาพของโมเดล ในการทำนายตามคลาสต่างๆ เมื่อความเชื่อมั่นปรับตัวสูงขึ้นค่า F1-score มีการปรับตัวลดลง แสดงถึงว่า หากมีความเชื่อมั่นที่สูง ประสิทธิภาพของโมเดลจะลดต่ำลง ในกราฟจะเห็นว่าเส้นของ non_smoking มีอัตรา F1-score ต่ำที่สุด



รูปที่ 4.6 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอนชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ

จากกราฟตาราง Confusion Matrix ที่แสดงไว้ด้านบนเป็นการประเมินประสิทธิภาพและการตรวจจับของโมเดล yolov5n.pt ที่ใช้ชุด ข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ ในกราฟจะแสดงการจำแนกออกเป็น 4 ประเภท ได้แก่ (smoking, non-smoking, cigarette, Background) แกนแนวดิ่งแสดงค่าการทำนาย (Predicted) จะแสดงผลการทำนายจาก โมเดล yolov5n.pt ว่าทำนายว่าเป็นคลาสไหน ซึ่งจะมีคลาสเดียวกันกับแกนแนวนอน ค่าความถูกต้อง (True) ส่วนค่าสีในแต่ละช่องและตัวเลข แสดงจำนวนและสัดส่วนในรูปแบบ (เปอร์เซ็นต์) ของการทำนายในแต่ละกล่องตัวเลขที่สูงจะมีสีเข้มแสดงถึงการ ทำนายถูกต้องมากส่วนตัวเลขต่ำและมีสีอ่อนแสดงถึงการทำนายผิดพลาดบ่อย

- ช่อง smoking = มีค่า 0.96 หมายถึงโมเดลทำนายคลาส "smoking" ได้ถูกต้อง 96% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "smoking"
- ช่อง non_smoking = 0.89 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "non_smoking" ถูกต้อง 89% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส " non_smoking "

- ช่อง cigarette = 0.91 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "cigarette" ได้ถูกต้อง 93% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "cigarette"

- ช่อง background = 0.06 คลาสของ non_smoking 0.08 คลาสของ cigarette

สรุป: กราฟ Confusion Matrix ของโมเดล yolov5n.pt ที่กำหนดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ มีความแม่นยำในการทำนายคลาส "smoking", "non_smoking" และ "cigarette" ค่อนข้างสูงและมีประสิทธิภาพแต่ยังมีข้อผิดพลาดในการทำนายคลาส "background" ผิดเป็น "cigarette" อยู่มากถึง 62% ซึ่งอาจต้อง ปรับปรุงคลาสของ cigarette การฝึกโมเดลเพื่อให้แยกแยะได้ดียิ่งขึ้น.



รูปที่ 4.7 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ

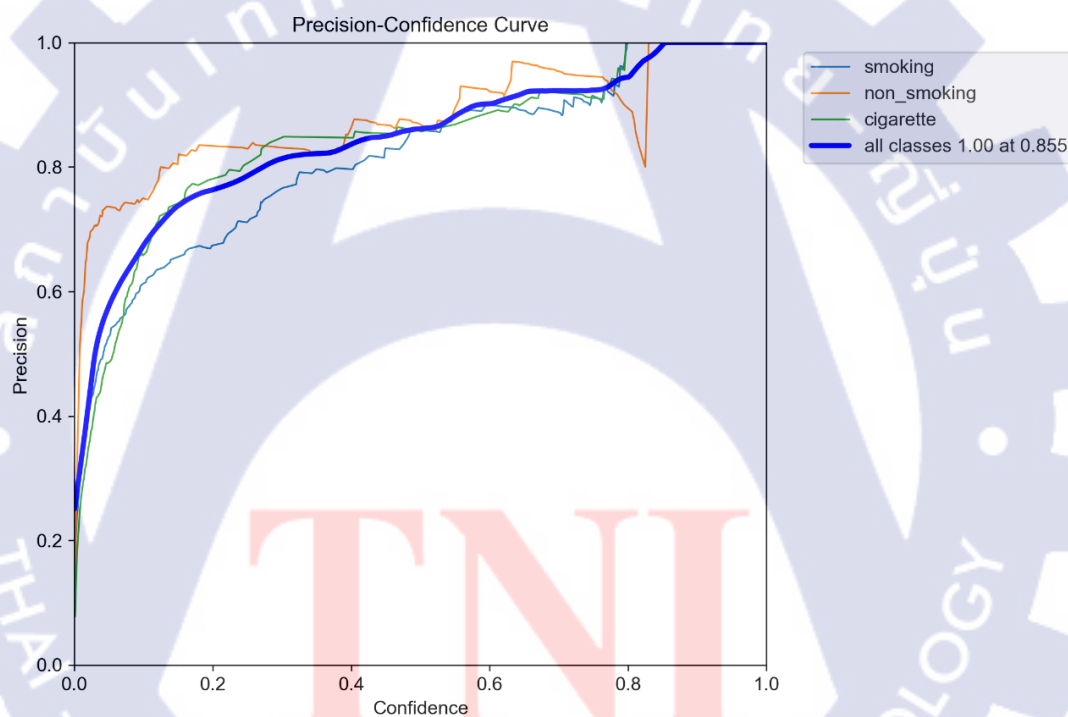
รูปนี้ก็คือผลลัพธ์จากฝึกสอนและการทดสอบโมเดล yolov5n.pt ว่ามีการตรวจจับรูปที่คนสูบบุหรี่ ที่มีการใช้ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ ในภาพก็จะแสดงให้เห็นว่า การตรวจจับมีความแม่นยำในระดับหนึ่ง โดยยิ่งค่าที่ปรากฏในภาพมีจำนวน ใกล้เคียง 1 ก็แสดงว่ามีความถูกต้องและแม่นยำ

4.2.2 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 60 ส่วน 40

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
60 : 40	yolov5n.pt	50	0.713	0.714	0.769	0.785	0.740
	yolov5n.pt	100	0.767	0.766	0.772	0.836	0.769
	yolov5n.pt	150	0.760	0.816	0.769	0.827	0.792

รูปที่ 4.8 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 50 ส่วน 50

ในรูปที่ 4.8 จะเห็นว่าโมเดลที่ดีที่สุดก็คือ yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 60 ส่วน 40 จำนวนรอบการฝึกสอน 150 รอบ มีผลการทดลองฝึกสอนตามด้านล่างนี้

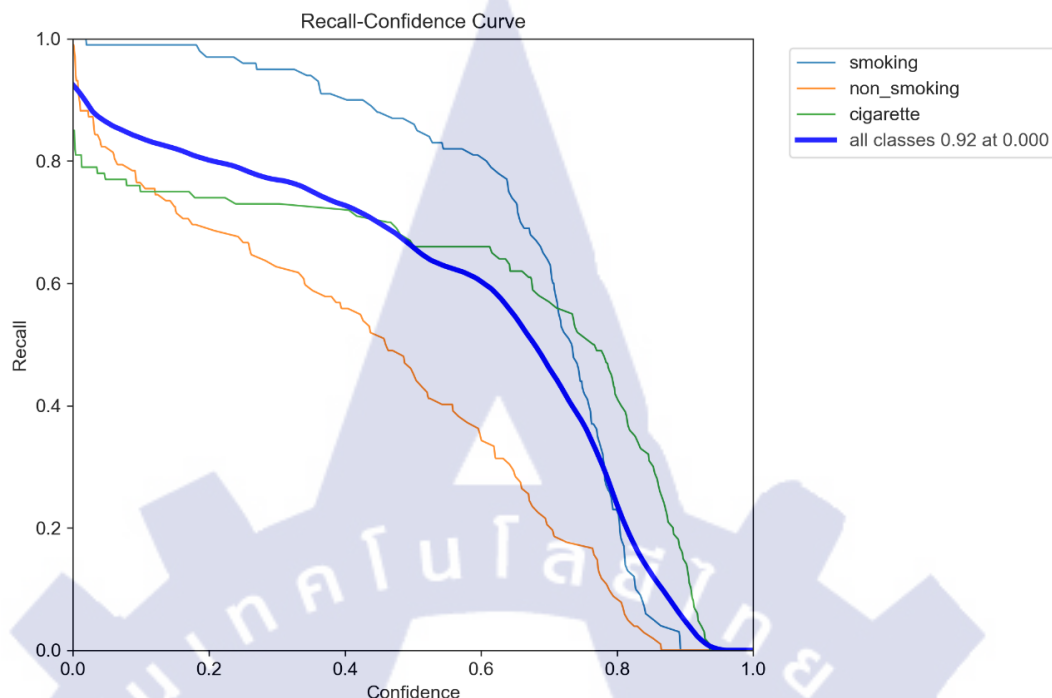


รูปที่ 4.9 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ

ภาพด้านบนนี้เป็นกราฟ "Precision-Confidence Curve" ซึ่งผลลัพธ์มาจากการฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ ซึ่งจำแนกวัตถุในกลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking", "non_smoking" และ "cigarette" กราฟจะแสดงเส้นโค้งต่างๆและจำแนกค่า ซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความน่าจะเป็นว่าการจำแนกมีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่า Confidence มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Precision" คือ ความแม่นยำ (ความถี่ที่ผลการจำแนกถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในคลาสใดคลาสนั้น) โดยค่า Precision มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถแยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดี ยิ่งค่า Precision มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไรแสดงว่า ค่า Precision มีความแม่นยำสูง

- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Precision ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ซึ่งสามารถ สังเกตได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มี ค่าอยู่ที่ 0.767
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Precision สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้จะคล้ายกับ เส้นสีฟ้า แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันเล็กน้อยเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.831
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Precision สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมากในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.849
- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Precision สูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence สูงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.855

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ ที่ฝึกสอนมีประสิทธิภาพ สูงในการจำแนกวัตถุในแต่ละคลาส เมื่อ Confidence อยู่ในระดับสูง แต่ข้อสังเกตสำคัญคือคลาสของ smoking มี ค่า Precision 0.767 อาจเป็นเพราะตัวพฤติกรรมของคนสูบบุหรี่นั้นมีลักษณะคล้ายกันจึงทำให้ความแม่นยำใน การฝึกสอนลดน้อยลง



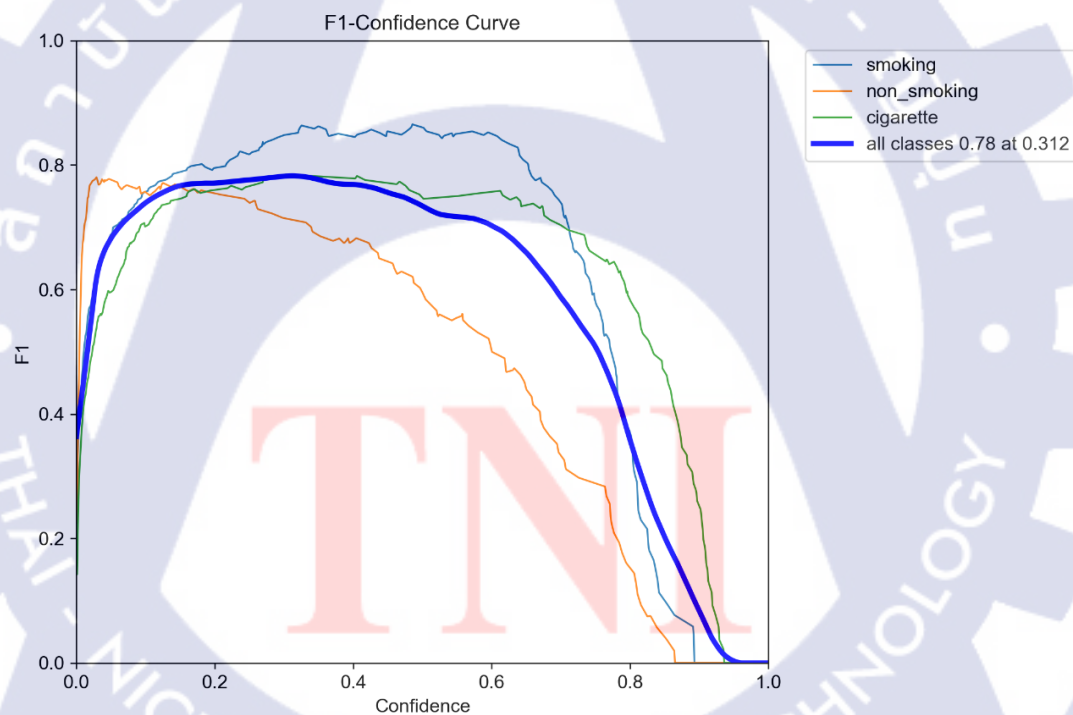
รูปที่ 4.10 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ

ภาพที่แสดงเป็นกราฟ " Recall-Confidence " ซึ่งมาจากการฝึกโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ ใช้ในการจำแนกวัตถุในกลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" ซึ่งกราฟจะแสดงเส้นโค้งต่างๆ และจำแนกค่าซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความ น่าจะเป็นว่า การจำแนกถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยมีค่าช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Recall" คือ อัตราส่วนของจำนวนวัตถุที่ตรวจพบถูกต้องเทียบกับจำนวนวัตถุทั้งหมดในภาพมีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 (ผลการจำแนกความถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในทุกคลาส) ยิ่งค่า Recall มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไร แสดงว่า ค่า Recall มีความถูกต้องสูง

- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Recall ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ซึ่งสามารถสังเกต ได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.95

- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Recall สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้อยู่ต่ำที่สุด แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันมากเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.626
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Recall สำหรับการตรวจจับบุหรี่โดยโมเดลทำได้ดีมาก ในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.730
- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Recall ไม่ค่อยสูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence ลดลงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.92

สรุป: ได้ว่า โมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ มีความสามารถในการ ตรวจจับความถูกต้องของวัตถุในภาพได้ค่อนข้างดี (Recall สูง) แม้ว่าความมั่นใจจะสูงขึ้นแต่ค่า Confidence ต่ำ แต่ในคลาสของ Smoking มีค่าที่สูงที่สุด ถ้าเทียบกับคลาสอื่นๆ ด้วยกัน เป็นเพราะว่า ตัวรูปภาพมีความชัดเจน การฝึกสอนจึงมีความถูกต้องมากที่สุด

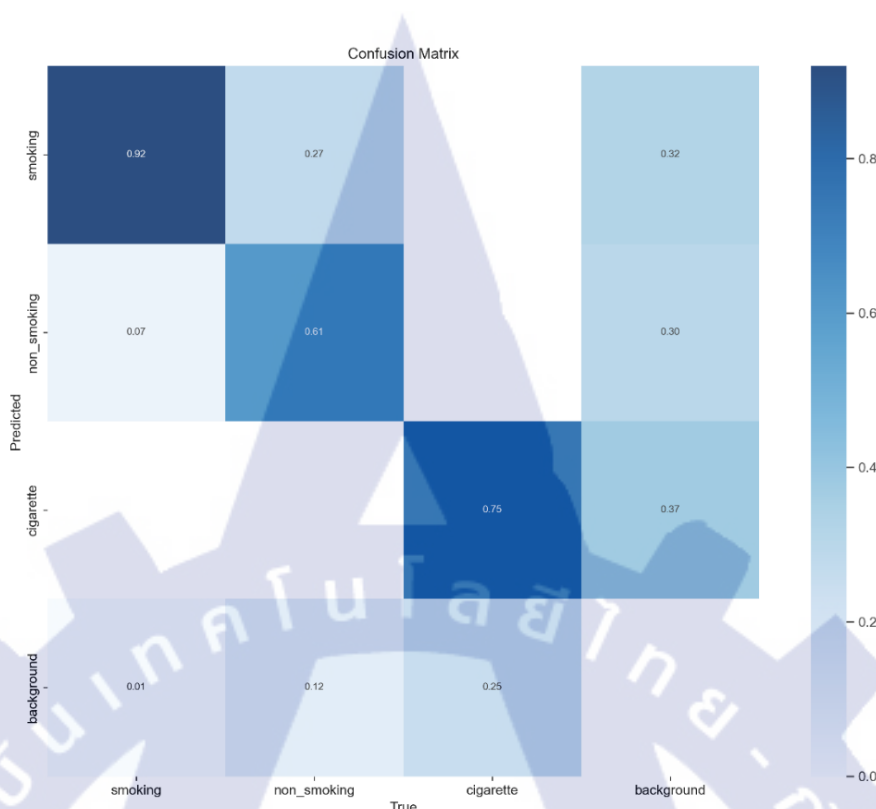


รูปที่ 4.11 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ

กราฟที่แสดงอยู่เป็นกราฟ " F1-Confidence Curve " ซึ่งเป็นกราฟที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลโดยการวัดจากค่าความเชื่อมั่น (Confidence) เทียบกับค่า F1-score สำหรับแต่ละคลาสที่ใช้ในการทดสอบโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ และข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" แกนแนวนอน X จะแสดงค่าความเชื่อมั่น (Confidence) โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นค่าที่โมเดลให้ความมั่นใจในการทำนายแต่ละคลาส แกนแนวตั้ง Y แสดงค่า F1-Score โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นการรวมค่าความแม่นยำ (Precision) และ การตรวจจับผลลัพธ์ที่ถูกต้อง (Recall) มาอยู่ในค่าเดียวกันถ้าค่ายังสูงหมายถึงประสิทธิภาพของโมเดลดี

- เส้นสีน้ำเงิน (smoking) แสดงค่า F1-score ที่แตกต่างกันสำหรับคลาส "smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.848
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "non_smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.714
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "cigarette" มีค่าอยู่ที่ 0.785
- เส้นสีฟ้าเข้ม (all classes) แสดงค่า F1-score ที่เป็นค่าเฉลี่ยของทุกคลาส โดยระบุว่าค่าความเชื่อมั่นที่เหมาะสมที่สุดคือ 0.4 ซึ่งให้ค่า F1-score สูงสุดคือ 0.78

สรุป: เส้นแต่ละเส้นในกราฟแสดงถึงผลลัพธ์ของโมเดลในการทำนายคลาสต่างๆ เมื่อความเชื่อมั่นเปลี่ยนแปลงที่ ความเชื่อมั่นใกล้ 0.4 โมเดลให้ค่า F1 ที่สูงที่สุดสำหรับการทำนายทุกคลาส (เส้นสีฟ้าเข้ม) โดยรวมค่า F1 จะสูงเมื่อ ค่าความเชื่อมั่นอยู่ในช่วง 0.2 ถึง 0.8 และเริ่มลดลงเมื่อค่าความเชื่อมั่นสูงกว่า 0.8 สิ่งนี้บ่งบอกว่าโมเดลสามารถ ทำงานได้ดีในช่วงความเชื่อมั่นที่อยู่ราว 0.4 - 0.8 ในคลาสของ non_smoking คงต้องปรับปรุงข้อมูลเพื่อให้มี ประสิทธิภาพมากขึ้น



ภาพที่ 4.12 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ

จากกราฟตาราง Confusion Matrix ที่แสดงไว้ด้านบนเป็นการประเมินประสิทธิภาพและการตรวจจับของโมเดล yolov5n.pt ที่ใช้ชุด ข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ ในกราฟจะแสดงการจำแนกออกเป็น 4 ประเภท ได้แก่ (smoking, non-smoking, cigarette, Background) แกนแนวตั้งแสดงค่าการทำนาย (Predicted) จะแสดงผลการทำนายจาก โมเดล yolov5n.pt ว่าทำนายว่าเป็นคลาสไหน ซึ่งจะมีคลาสเดียวกันกับแกนแนวนอน ค่าความถูกต้อง (True) ส่วนค่าสีในแต่ละช่องและตัวเลข แสดงจำนวนและสัดส่วนในรูปแบบของ(เปอร์เซ็นต์) ของการทำนายในแต่ละกล่องตัวเลขที่สูงจะมีสีเข้มแสดงถึงการ ทำนายถูกต้องมากส่วนตัวเลขต่ำและมีสีอ่อนแสดงถึงการทำนายผิดพลาดบ่อย

- ช่อง smoking = 0.92 หมายถึงโมเดลทำนายคลาส "smoking" ได้ถูกต้อง 92% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "smoking"
- ช่อง non_smoking = 0.61 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "non_smoking" ถูกต้อง 61% ข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส " non_smoking "

- ช่อง cigarette = 0.75 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "cigarette" ได้ถูกต้อง 75% ข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "cigarette"
- ช่อง background = 0.01 แสดงว่าโมเดลทำนายเป็นฉากหลัง 0.1% ในคลาสของ smoking และ 0.12 แสดงว่า โมเดลทำนายคลาสฉากหลัง 12% ในคลาสของ non_smoking และ 0.25 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาสฉากหลัง 25% ในคลาสของ cigarette กรณีนี้คือการทำนายผิดพลาด

สรุป: จากการดู Confusion Matrix จะเห็นได้ว่า: โมเดล yolov5n.pt มีความแม่นยำสูงในคลาส "smoking" (92%) ในการทำนายคลาสที่ถูกต้องอย่างไรก็ตาม มีการสับสนระหว่างคลาส "cigarette" และ "background" ประมาณ (37%) ซึ่งอาจบ่งบอกว่าโมเดลอาจต้องการการปรับปรุงข้อมูลในส่วนนี้ เพื่อลดการทำนายผิดโมเดลยังมี การสับสนในบางส่วนระหว่าง "smoking" และ "non_smoking" ซึ่งอาจเกิดจากลักษณะภาพที่คล้ายกันหรือ ทำทางที่คล้ายกัน



รูปที่ 4.13 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ

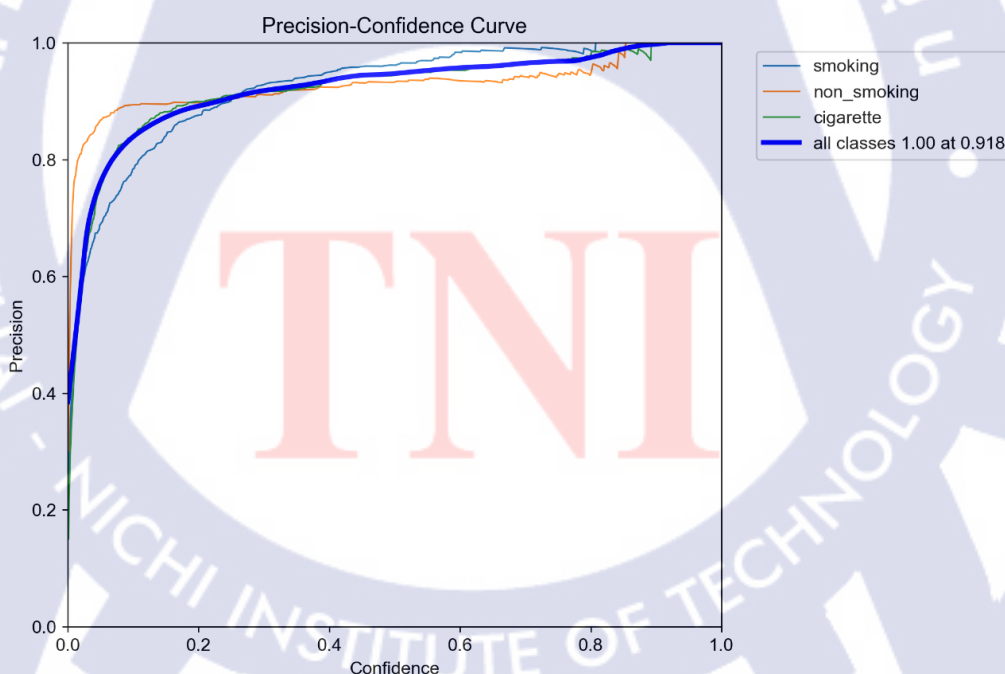
รูปนี้ก็คือผลลัพธ์จากการทดสอบโมเดล yolov5n.pt ว่ามีการตรวจจับรูปที่คนสูบบุหรี่ ที่มีการใช้ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ ในภาพก็จะแสดงให้เห็นว่า การตรวจจับมีความแม่นยำในระดับหนึ่ง โดยยิ่งค่าที่ปรากฏในภาพมีจำนวนใกล้เคียง 1 มาก ก็แสดงว่ามีความถูกต้องและแม่นยำมาก

4.2.3 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 70 ส่วน 30

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
70 : 30	yolov5n.pt	50	0.927	0.714	0.769	0.785	0.777
	yolov5n.pt	100	0.927	0.766	0.772	0.836	0.803
	yolov5n.pt	150	0.760	0.816	0.769	0.827	0.797

รูปที่ 4.14 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 70 ส่วน 30

ในรูปที่ 4.14 จะเห็นว่าโมเดลที่ดีที่สุดก็คือ yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 70 ส่วน 30 จำนวนรอบการฝึกสอน 100 รอบ มีผลการทดลองตามด้านล่างนี้

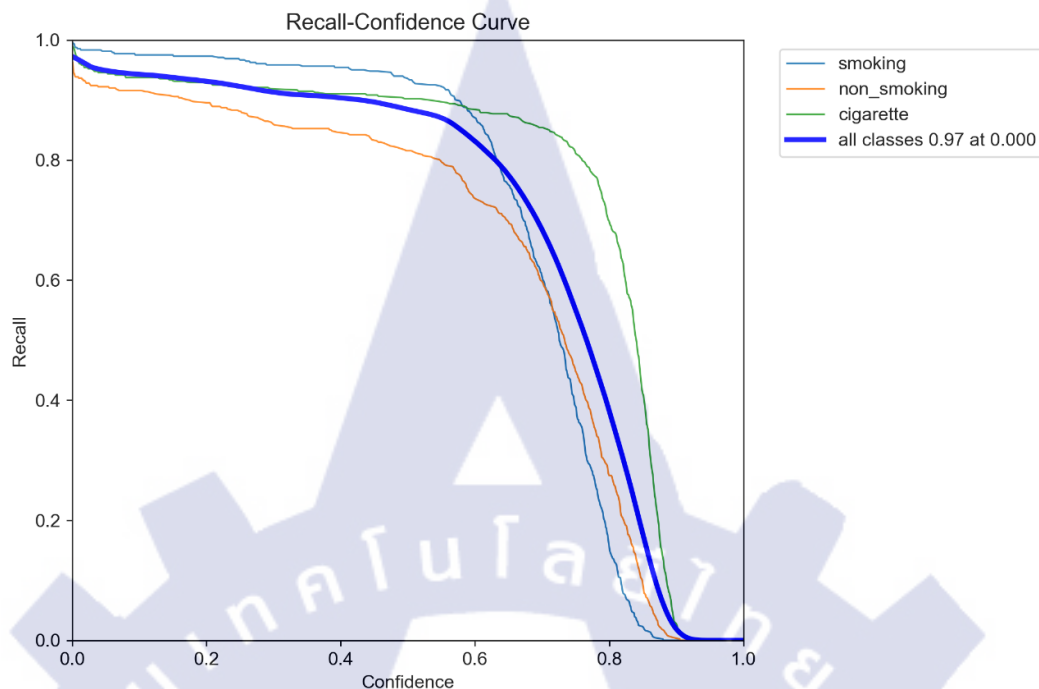


รูปที่ 4.15 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวน 100 รอบ

ภาพด้านบนนี้เป็นกราฟ "Precision-Confidence Curve" ซึ่งผลลัพธ์มาจากการฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ซึ่งจำแนกวัตถุในกลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking", "non_smoking" และ "cigarette" กราฟจะแสดงเส้นโค้งต่างๆและจำแนกค่า ซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความน่าจะเป็นว่าการจำแนกมีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่า Confidence มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Precision" คือ ความแม่นยำ (ความถี่ที่ผลการจำแนกถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในคลาสใดคลาสหนึ่ง) โดยค่า Precision มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถแยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดี ยิ่งค่า Precision มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไรแสดงว่า ค่า Precision มีความแม่นยำสูง

- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Precision ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถ สังเกตได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.745
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Precision สำหรับคนไม่สูบบุหรี่จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้จะคล้ายกับ เส้นสีฟ้าแต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันเล็กน้อยเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.827
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Precision สำหรับการตรวจจับบุหรี่โดยโมเดลทำได้ดีมากในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.726
- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Precision สูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence สูงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.918

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ที่ฝึกสอนมีความแม่นยำ ในระดับปานกลางการจำแนกวัตถุในแต่ละคลาส เมื่อ Confidence อยู่ในระดับปานกลาง และมีความแม่นยำ ใกล้เคียงกัน



รูปที่ 4.16 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวน 100 รอบ

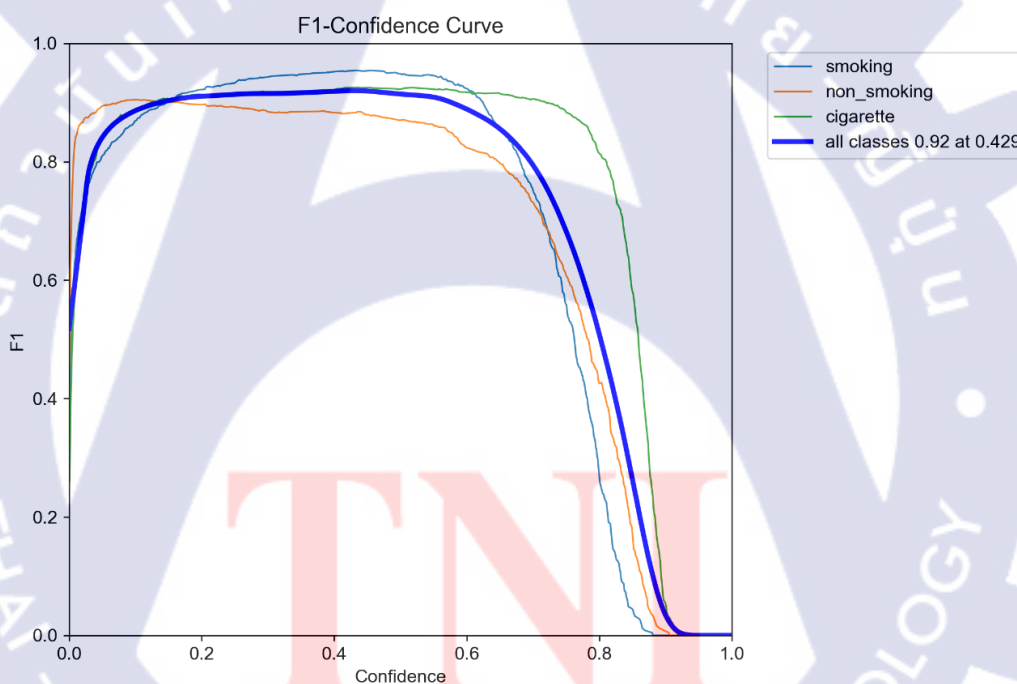
ภาพที่แสดงเป็นกราฟ " Recall-Confidence " ซึ่งมาจากการฝึกโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ใช้ในการจำแนกวัตถุในกลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" ซึ่งกราฟจะแสดงเส้นโค้งต่างๆ และจำแนกค่าซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความ น่าจะเป็นว่า การจำแนกถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยมีค่าช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Recall" คือ อัตราส่วนของจำนวนวัตถุที่ตรวจพบถูกต้องเทียบกับจำนวนวัตถุทั้งหมดในภาพมีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 (ผลการจำแนกความถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในทุกคลาส) ยิ่งค่า Recall มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไร แสดงว่า ค่า Recall มีความถูกต้องสูง

- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Recall ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับคนสูบบุหรี่ซึ่งสามารถสังเกต ได้ว่าเส้นกราฟช่วงแรกมีค่า Recall และคงที่และลดลงเรื่อย ๆ ในช่วงของค่า Confidence ที่ 0.6 กว่าๆ และลดลงจนถึง 0 ในช่วง Confidence ที่ 0.9 มีค่าอยู่ที่ 0.94

- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Recall สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับคนไม่สูบบุหรี่จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้อยู่ต่ำที่สุดของทุกๆเส้นกราฟ มีค่า Recall ที่คงที่และมีอัตราลดลงแนวตั้ง ในช่วง Confidence ที่ 0.6 และลดลงเรื่อย ๆ จนถึง 0 ในช่วง Confidence ที่ 0.9 มีค่าอยู่ที่ 0.637

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Recall สำหรับการตรวจจับบุหรี่ กราฟแนวโน้มของเส้นนี้ทำได้ดีมาก ค่า Recall คงที่ และมีอัตราลดลงในช่วงที่ Confidence และลดลงเรื่อย ๆ จนถึง 0 มีค่าอยู่ที่ 0.74
- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Recall ไม่ค่อยสูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence ลดลงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.97

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolo5n.pt ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ มีความสามารถในการ ตรวจจับความถูกต้องของวัตถุในภาพได้ค่อนข้างดี (Recall สูง) แม้ว่าความมั่นใจจะสูงขึ้นแต่ค่า Confidence ต่ำ แต่ในคลาสของ Smoking มีค่าที่สูงที่สุด ถ้าเทียบกับคลาสอื่นๆ ด้วยกัน เป็นเพราะว่า ตัวรูปภาพมีความชัดเจน การฝึกสอนจึงมีความถูกต้องมากที่สุด



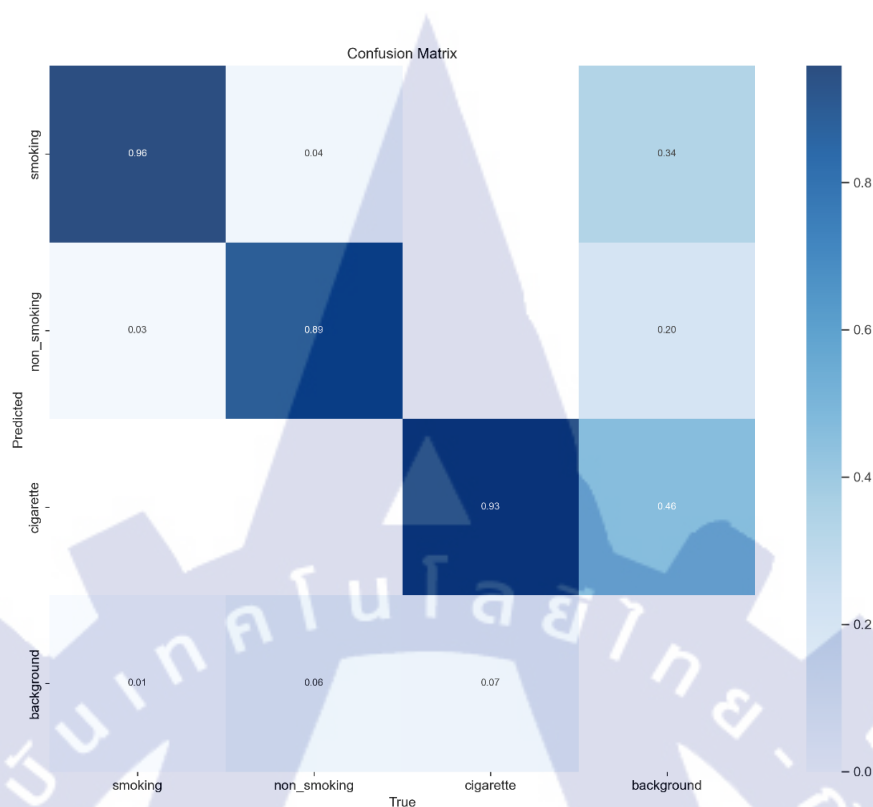
รูปที่ 4.17 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

กราฟที่แสดงอยู่เป็นกราฟ " F1-Confidence Curve " ซึ่งเป็นกราฟที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลโดยการวัดจากค่าความเชื่อมั่น (Confidence) เทียบกับค่า F1-score สำหรับแต่ละคลาสที่ใช้ในการทดสอบโมเดล yolo5n.pt ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 100

รอบ และข้อมูลที่ถูกวิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking", "non_smoking" และ "cigarette" แกนแนวนอน X จะแสดงค่าความเชื่อมั่น (Confidence) โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นค่าที่โมเดลให้ความมั่นใจในการทำนายแต่ละคลาส แกนแนวตั้ง Y แสดงค่า F1-Score โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นการรวมค่าความแม่นยำ (Precision) และ การตรวจจับผลลัพธ์ที่ถูกต้อง (Recall) มาอยู่ในค่าเดียวกันถ้าค่ายิ่งสูงหมายถึงประสิทธิภาพของโมเดลดี

- เส้นสีน้ำเงิน (smoking) แสดงค่า F1-score ที่แตกต่างกันสำหรับคลาส "smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.831
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "non_smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.719
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "cigarette" มีค่าอยู่ที่ 0.732
- เส้นสีฟ้าเข้ม (all classes) แสดงค่า F1-score ที่เป็นค่าเฉลี่ยของทุกคลาส โดยระบุว่าค่าความเชื่อมั่นที่เหมาะสม ที่สุดคือ 0.429 ซึ่งให้ค่า F1-score สูงสุดคือ 0.92

สรุป: เส้นแต่ละเส้นในกราฟแสดงถึงผลลัพธ์ของโมเดลในการทำนายคลาสต่างๆ เมื่อความเชื่อมั่นเปลี่ยนแปลงที่ ความเชื่อมั่นใกล้ 0.4 โมเดลให้ค่า F1 ที่สูงที่สุดสำหรับการทำนายทุกคลาส (เส้นสีฟ้าเข้ม) โดยรวมค่า F1 จะสูงเมื่อ ค่าความเชื่อมั่นอยู่ในช่วง 0.1 ถึง 0.8 และเริ่มลดลงเมื่อค่าความเชื่อมั่นสูงกว่า 0.8 สิ่งนี้บอกว่าโมเดลสามารถทำงานได้ดีในช่วงความเชื่อมั่นที่อยู่ราว 0.36 - 0.92



รูปที่ 4.18 กราฟแสดงค่า Confusion Matrix ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

จากกราฟตาราง Confusion Matrix ที่แสดงไว้ด้านบนเป็นการประเมินประสิทธิภาพและการตรวจจับของโมเดล yolov5n.pt ที่ใช้ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ในกราฟจะแสดงการจำแนกออกเป็น 4 ประเภท ได้แก่ (smoking, non-smoking, cigarette, Background) แกนแนวนอนแสดงค่าการทำนาย (Predicted) จะแสดงผลการทำนายจาก โมเดล yolov5n.pt ว่าทำนายว่าเป็นคลาสไหน ซึ่งจะมีคลาสเดียวกันกับแกนแนวนอน ค่าความถูกต้อง (True) ส่วนค่าสีในแต่ละช่องและตัวเลข แสดงจำนวนและสัดส่วนในรูปแบบ (เปอร์เซ็นต์) ของการทำนายในแต่ละกล่องตัวเลขที่สูงจะมีสีเข้มแสดงถึงการ ทำนายถูกต้องมากส่วนตัวเลขต่ำและมีสีอ่อนแสดงถึงการทำนายผิดพลาดบ่อย

- ช่อง smoking = 0.96 หมายถึงโมเดลทำนายคลาส "smoking" ได้ถูกต้อง 96% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "smoking"
- ช่อง non_smoking = 0.89 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "non_smoking" ได้ถูกต้อง 89% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "non_smoking"

- ช่อง cigarette = 0.93 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "cigarette" ได้ถูกต้อง 93% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "cigarette "
 - ช่อง background = 0.01 แสดงว่าโมเดลทำนายเป็นฉากหลัง 0.1% ในคลาสของ smoking และ 0.06 แสดงว่า โมเดลทำนายคลาสฉากหลัง 0.6% ในคลาสของ non_smoking และกรณีนี้คือการทำนายผิดพลาด 0.07 แสดง ว่าโมเดลทำนายเป็นฉากหลัง 0.7% ในคลาสของ cigarette
- สรุป: จากการดู Confusion Matrix สามารถสรุปได้ว่า: โมเดล yolov5n.pt มีความแม่นยำสูงในคลาส "smoking" (96%) และ "cigarette" (93%) ในการทำนายคลาสที่ถูกต้องอย่างไรก็ตาม โมเดลมีการสับสนระหว่าง "cigarette" และ "background" ในระดับปานกลาง (46%) ซึ่งบ่งบอกถึงความจำเป็นในการปรับปรุงโมเดลเพื่อให้ สามารถแยกแยะภาพพื้นหลังออกจากวัตถุ "cigarette" ได้ดีขึ้นโมเดลยังมีการสับสนเล็กน้อยระหว่างคลาส "smoking" และ "non_smoking" ซึ่งอาจเกิดจากลักษณะภาพที่คล้ายกันในบางกรณี



รูปที่ 4.19 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

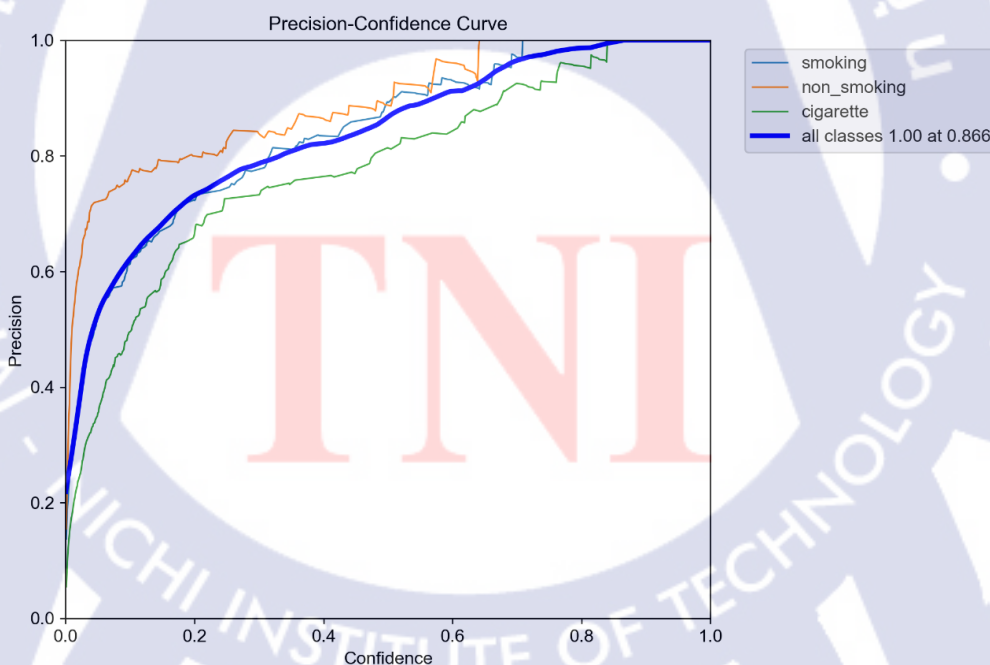
รูปนี้ก็คือผลลัพธ์จากการทดสอบโมเดล yolov5n.pt ว่ามีการตรวจจับรูปที่คนสูบบุหรี่ ที่มีการใช้ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ในภาพก็จะแสดงให้เห็นว่า การตรวจจับมีความแม่นยำในระดับหนึ่ง โดยยิ่งค่าที่ปรากฏในภาพมีจำนวนใกล้เคียง 1 มาก ก็แสดงว่ามีความถูกต้องและแม่นยำมาก

4.2.4 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 80 ส่วน 20

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
80 : 20	yolov5n.pt	50	0.713	0.714	0.769	0.785	0.777
	yolov5n.pt	100	0.767	0.766	0.772	0.836	0.803
	yolov5n.pt	150	0.760	0.816	0.769	0.827	0.797

รูปที่ 4.20 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 80 ส่วน 20

ในรูปที่ 4.20 จะเห็นว่าโมเดลที่ดีที่สุดก็คือ yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 80 ส่วน 20 จำนวนรอบการฝึกสอน 100 รอบ มีผลการทดลองตามด้านล่างนี้

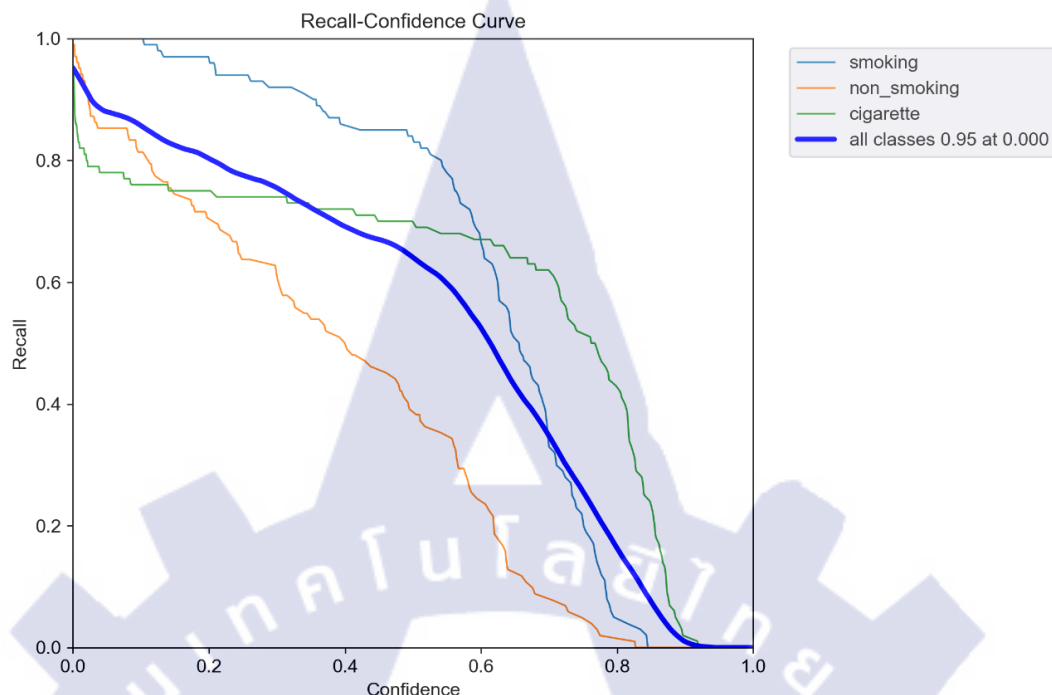


รูปที่ 4.21 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 จำนวน 100 รอบ

ภาพด้านบนนี้เป็นกราฟ "Precision-Confidence Curve" ซึ่งผลลัพธ์มาจากการฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ซึ่งจำแนกวัตถุในกลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking", "non_smoking" และ "cigarette" กราฟจะแสดงเส้นโค้งต่างๆและจำแนกค่า ซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความน่าจะเป็นว่าการจำแนกมีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่า Confidence มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Precision" คือ ความแม่นยำ (ความถี่ที่ผลการจำแนกถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในคลาสใดคลาสนั้น) โดยค่า Precision มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถแยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดี ยิ่งค่า Precision มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไรแสดงว่า ค่า Precision มีความแม่นยำสูง

- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Precision ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถ สังเกตได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มี ค่าอยู่ที่ 0.745
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Precision สำหรับคนไม่สูบบุหรี่จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้จะคล้ายกับ เส้นสีฟ้า แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันเล็กน้อยเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.827
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Precision สำหรับการตรวจจับบุหรี่โดยโมเดลทำได้ดีมากในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.726
- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Precision สูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence สูงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.866

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบที่ฝึกสอนมีประสิทธิภาพ สูงในการจำแนกวัตถุในแต่ละคลาส เมื่อ Confidence อยู่ในระดับสูง และมีความแม่นยำใกล้เคียงกัน แต่จะมี ปัญหาในคลาสของ cigarette ที่ต้องการปรับปรุงข้อมูลให้มีความแม่นยำมากขึ้น ในส่วนของตัววัตถุในเรื่องของ ขนาด



รูปที่ 4.22 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

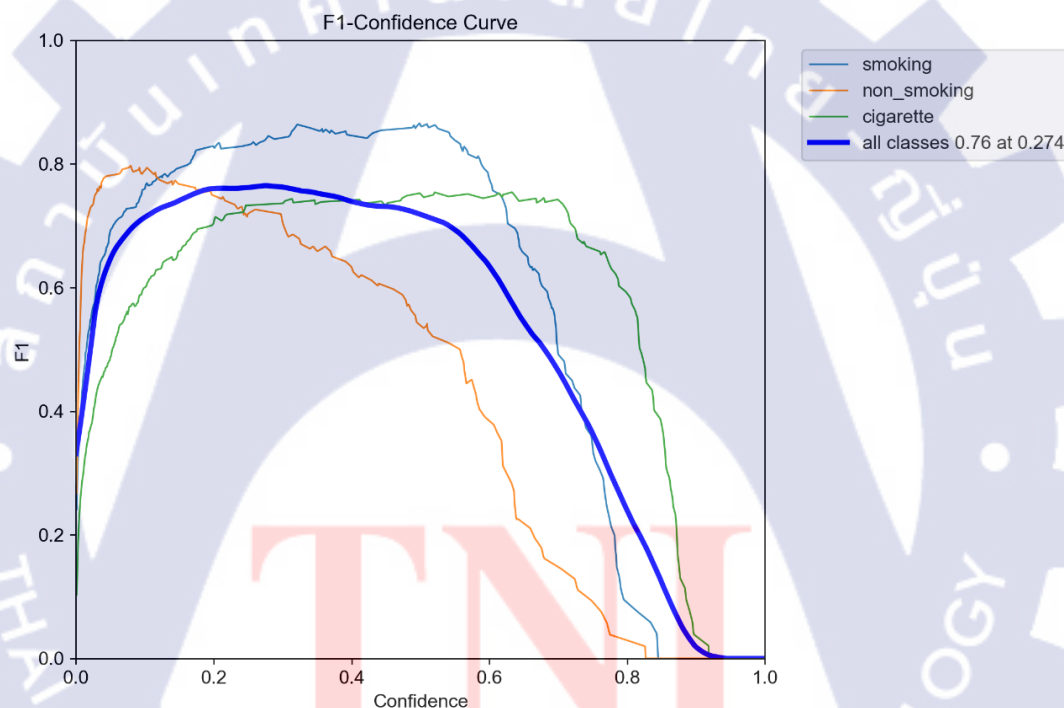
ภาพที่แสดงเป็นกราฟ " Recall-Confidence " ซึ่งมาจากการฝึกโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ใช้ในการจำแนกวัตถุในกลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" ซึ่งกราฟจะแสดงเส้นโค้งต่างๆ และจำแนกค่าซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความ น่าจะเป็นว่า การจำแนกถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยมีค่าช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Recall" คือ อัตราส่วนของจำนวนวัตถุที่ตรวจพบถูกต้องเทียบกับจำนวนวัตถุทั้งหมดในภาพมีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 (ผลการจำแนกความถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในทุกคลาส) ยิ่งค่า Recall มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไร แสดงว่า ค่า Recall มีความถูกต้องสูง

- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Recall ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถสังเกต ได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.94
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Recall สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้อยู่ต่ำที่สุด แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันมากเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.637

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Recall สำหรับการตรวจจับบุหรี่โดยโมเดลทำได้ดีมาก ในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.74

- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Recall ไม่ค่อยสูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence ลดลงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.00

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 และการฝึกสอนจำนวน 100 มีความสามารถในการ ตรวจจับความถูกต้องของวัตถุในภาพได้ค่อนข้างดี (Recall สูง) แม้ว่าความมั่นใจจะสูงขึ้นแต่ค่า Confidence ต่ำ แต่ในคลาสของ non_smoking มีค่าค่อนข้างน้อยอาจเป็นเพราะว่าตัวรูป มีความคล้ายกับคลาสอื่นจึงทำให้ความ ถูกต้องผิดพลาดมากกว่า คลาสอื่นๆ

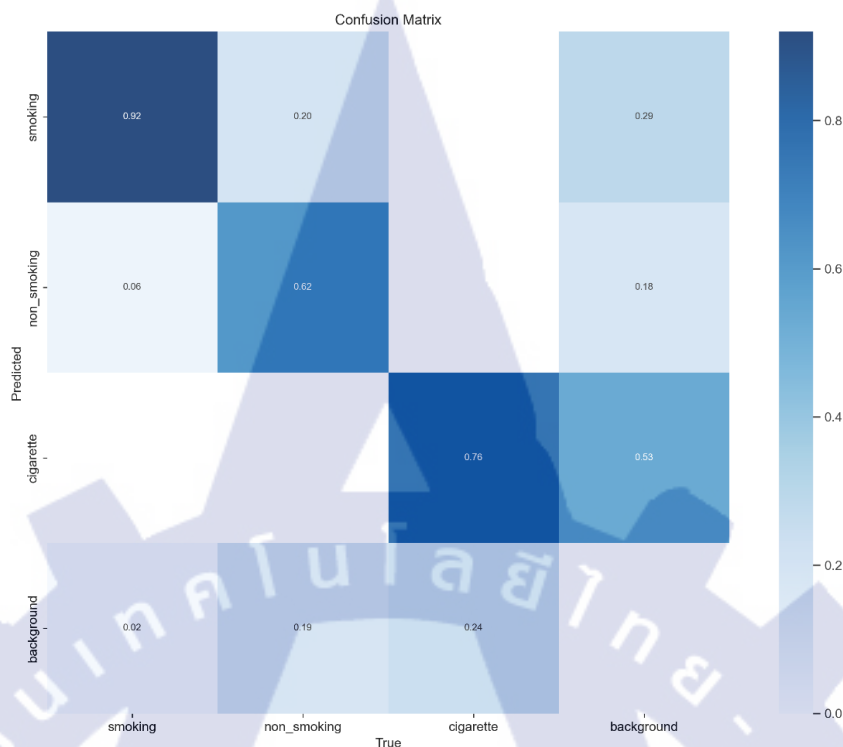


รูปที่ 4.23 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

กราฟที่แสดงอยู่เป็นกราฟ " F1-Confidence Curve " ซึ่งเป็นกราฟที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลโดยการวัดจากค่าความเชื่อมั่น (Confidence) เทียบกับค่า F1-score สำหรับแต่ละคลาสที่ใช้ในการทดสอบโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ และข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" แกนแนวนอน X จะแสดงค่าความเชื่อมั่น (Confidence) โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นค่าที่โมเดลให้ความมั่นใจในการทำนายแต่ละคลาส แกนแนวตั้ง Y แสดงค่า F1-Score โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นการรวมค่าความแม่นยำ (Precision) และ การตรวจจับผลลัพธ์ที่ถูกต้อง (Recall) มาอยู่ในค่าเดียวกันถ้าค่ายังสูงหมายถึงประสิทธิภาพของโมเดลดี

- เส้นสีน้ำเงิน (smoking) แสดงค่า F1-score ที่แตกต่างกันสำหรับคลาส "smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.831
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "non_smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.719
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "cigarette" มีค่าอยู่ที่ 0.732
- เส้นสีฟ้าเข้ม (all classes) แสดงค่า F1-score ที่เป็นค่าเฉลี่ยของทุกคลาส โดยระบุว่าค่าความเชื่อมั่นที่เหมาะสมที่สุดคือ 0.274 ซึ่งให้ค่า F1-score สูงสุดคือ 0.76

สรุป: เส้นแต่ละเส้นในกราฟแสดงถึงผลลัพธ์ของโมเดลในการทำนายคลาสต่างๆ เมื่อความเชื่อมั่นเปลี่ยนแปลงที่ ความเชื่อมั่นใกล้ 0.2 โมเดลให้ค่า F1 ที่สูงที่สุดสำหรับการทำนายทุกคลาส (เส้นสีฟ้าเข้ม) โดยรวมค่า F1 จะสูงเมื่อ ค่าความเชื่อมั่นอยู่ในช่วง 0.2 ถึง 0.7 และเริ่มลดลงเมื่อค่าความเชื่อมั่นสูงกว่า 0.7 สิ่งนี้บอกว่าโมเดลสามารถทำงานได้ดีในช่วงความเชื่อมั่นที่อยู่ราว 0.2 - 0.7



รูปที่ 4.24 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

จากกราฟตาราง Confusion Matrix ที่แสดงไว้ด้านบนเป็นการประเมินประสิทธิภาพและการตรวจจับของโมเดล yolo5n.pt ที่ใช้ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ในกราฟจะแสดงการจำแนกออกเป็น 4 ประเภท ได้แก่ (smoking, non-smoking, cigarette, Background) แกนแนวตั้งแสดงค่าการทำนาย (Predicted) จะแสดงผลการทำนายจาก โมเดล yolo5n.pt ว่าทำนายว่าเป็นคลาสไหน ซึ่งจะมีคลาสเดียวกันกับแกนแนวนอน ค่าความถูกต้อง (True) ส่วนค่าสีในแต่ละช่องและตัวเลข แสดงจำนวนและสัดส่วนในรูปแบบของ(เปอร์เซ็นต์) ของการทำนายในแต่ละกล่องตัวเลขที่สูงจะมีสีเข้มแสดงถึงการ ทำนายถูกต้องมากส่วนตัวเลขต่ำและมีสีอ่อนแสดงถึงการทำนายผิดพลาดบ่อย

- ช่อง smoking = 0.92 หมายถึงโมเดลทำนายคลาส "smoking" ได้ถูกต้อง 92% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "smoking"
- ช่อง non_smoking = 0.62 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "non_smoking" ถูกต้อง 62% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "non_smoking"

- ช่อง cigarette = 0.76 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "cigarette" ได้ถูกต้อง 76% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "cigarette"

- ช่อง background = 0.02 แสดงว่าโมเดลทำนายเป็นฉากหลัง 0.2% ในคลาสของ smoking และ 0.19 แสดงว่า โมเดลทำนายคลาสฉากหลัง 19% ในคลาสของ non_smoking และ 0.24 แสดงว่าโมเดลทำนายเป็นฉากหลัง 24% ในคลาสของ cigarette กรณีนี้คือการทำนายผิดพลาด

สรุป: จากการดู Confusion Matrix สามารถสรุปได้ว่า: โมเดล yolov5n.pt มีความแม่นยำสูงในคลาส "smoking" (92%) ในการทำนายคลาสที่ถูกต้องอย่างไรก็ตาม โมเดลมีการสับสนระหว่าง "cigarette" และ "background" ค่อนข้างสูง (53%) ซึ่งบ่งบอกถึงความจำเป็นในการปรับปรุงโมเดลเพื่อให้สามารถแยกแยะภาพพื้น หลังออกจากวัตถุ "cigarette" ได้ดีขึ้นโมเดลยังมีการสับสนเล็กน้อยระหว่างคลาส "smoking" และ "non_smoking" ซึ่งอาจเกิดจากลักษณะภาพที่คล้ายกันในบางกรณี



รูปที่ 4.25 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

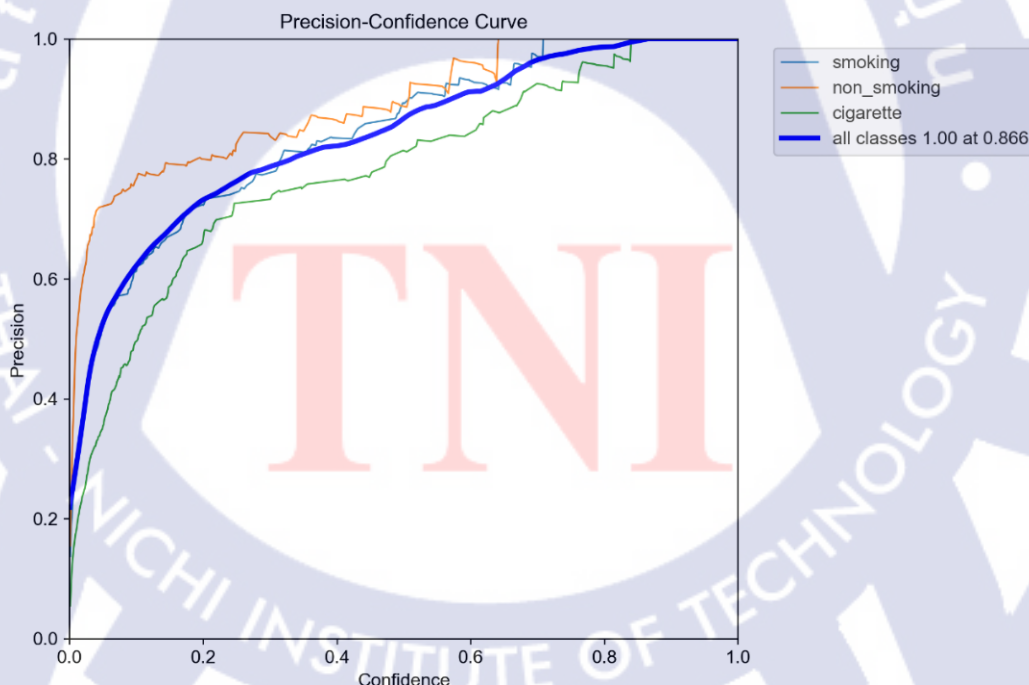
รูปนี้ก็คือผลลัพธ์จากการทดสอบโมเดล yolov5n.pt ว่ามีการตรวจจับรูปที่คนสูบบุหรี่ ที่มีการใช้ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ในภาพก็จะแสดงให้เห็นว่า การตรวจจับมีความแม่นยำในระดับหนึ่ง โดยยิ่งค่าที่ปรากฏในภาพมีจำนวนใกล้เคียง 1 มาก ก็แสดงว่ามีความถูกต้องและแม่นยำมาก

4.2.5 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 90 ส่วน 10

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
90 : 10	yolov5n.pt	50	0.713	0.714	0.769	0.785	0.777
	yolov5n.pt	100	0.767	0.766	0.772	0.836	0.803
	yolov5n.pt	150	0.760	0.816	0.769	0.827	0.797

รูปที่ 4.26 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 90 ส่วน 10

ในรูปที่ 4.26 จะเห็นว่าโมเดลที่ดีที่สุดก็คือ yolov5n.pt ชุดข้อมูลที่ 90 ส่วน 10 จำนวนรอบการฝึกสอน 100 รอบ มีผลการทดลองตามด้านล่างนี้

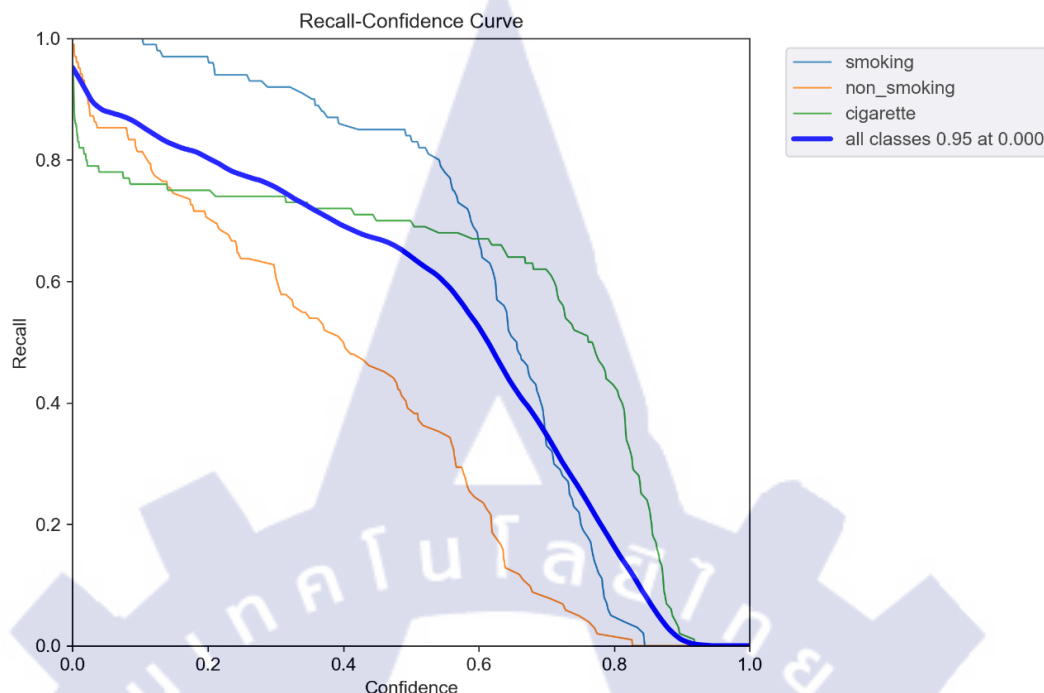


รูปที่ 4.27 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

ภาพด้านบนนี้เป็นกราฟ "Precision-Confidence Curve" ซึ่งผลลัพธ์มาจากการฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ซึ่งจำแนกวัตถุในกลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking", "non_smoking" และ "cigarette" กราฟจะแสดงเส้นโค้งต่างๆและจำแนกค่า ซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความน่าจะเป็นว่าการจำแนกมีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่า Confidence มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Precision" คือ ความแม่นยำ (ความถี่ที่ผลการจำแนกถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในคลาสใดคลาสหนึ่ง) โดยค่า Precision มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถแยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดี ยิ่งค่า Precision มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไรแสดงว่า ค่า Precision มีความแม่นยำสูง

- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Precision ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถ สังเกตได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มี ค่าอยู่ที่ 0.745
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Precision สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้จะคล้ายกับ เส้นสีฟ้า แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันเล็กน้อยเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.827
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Precision สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมากในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.726
- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Precision สูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence สูงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.866

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ที่ฝึกสอนมีประสิทธิภาพ สูงในการจำแนกวัตถุในแต่ละคลาส เมื่อ Confidence อยู่ในระดับสูง และมีความแม่นยำใกล้เคียงกัน แต่จะมี ปัญหาในคลาสของ cigarette ที่ต้องการปรับปรุงข้อมูลให้มีความแม่นยำมากขึ้น ในส่วนของตัววัตถุในเรื่องของ ขนาด



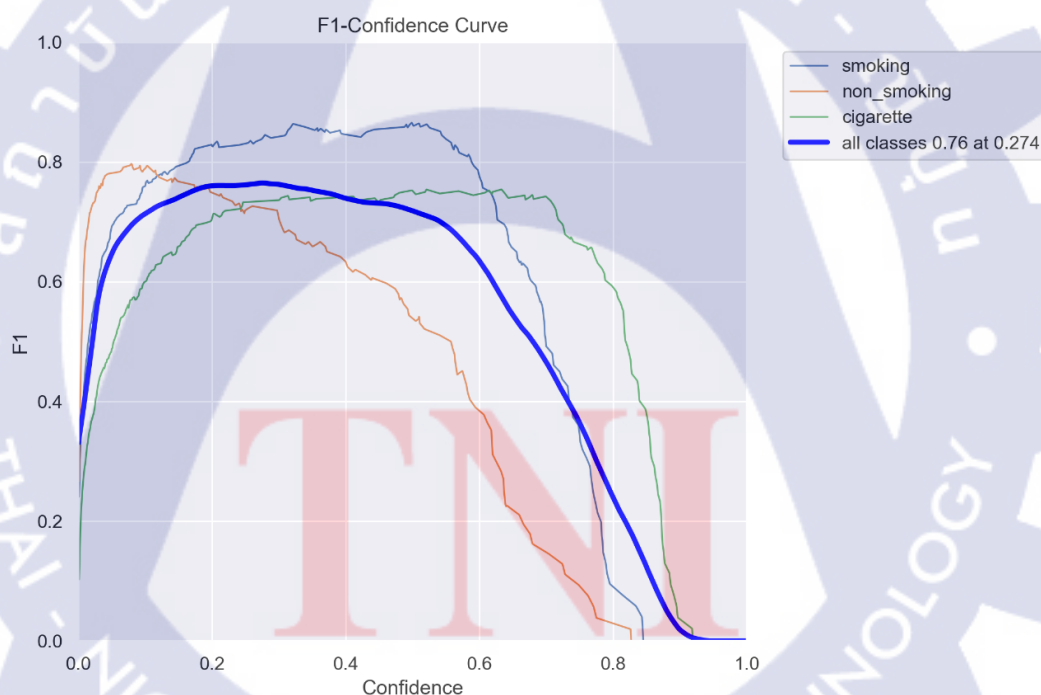
รูปที่ 4.28 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

ภาพที่แสดงเป็นกราฟ " Recall-Confidence " ซึ่งมาจากการฝึกโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ใช้ในการจำแนกวัตถุในกลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" ซึ่งกราฟจะแสดงเส้นโค้งต่างๆ และจำแนกค่าซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความ น่าจะเป็นว่า การจำแนกถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยมีค่าช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Recall" คือ อัตราส่วนของจำนวนวัตถุที่ตรวจพบถูกต้องเทียบกับจำนวนวัตถุทั้งหมดในภาพมีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 (ผลการจำแนกความถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในทุกคลาส) ยิ่งค่า Recall มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไร แสดงว่า ค่า Recall มีความถูกต้องสูง

- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Recall ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถสังเกต ได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.94

- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Recall สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้อยู่ต่ำที่สุด แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันมากเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.637
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Recall สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมาก ในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.74
- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Recall ไม่ค่อยสูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence ลดลงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.00

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 มีความสามารถในการตรวจจับ ความถูกต้องของวัตถุในภาพได้ค่อนข้างดี (Recall สูง) แม้ว่าความแม่นยำจะสูงขึ้น แต่ค่า Confidence ต่ำ แต่ใน คลาสของ non_smoking มีค่าค่อนข้างน้อยอาจเป็นเพราะว่าตัวรูป มีความคล้ายกับคลาสนอื่นจึงทำให้ความถูกต้อง ผิดพลาดมากกว่า คลาสนอื่นๆ

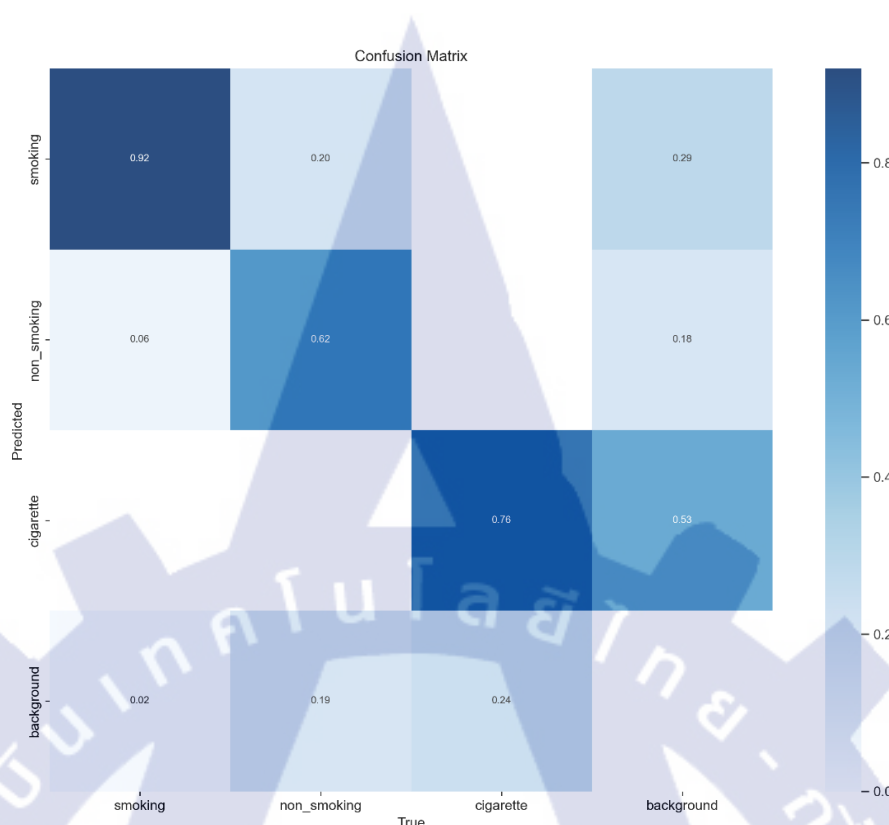


รูปที่ 4.29 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 จำนวนการฝึกสอน 100 รอบ

กราฟที่แสดงอยู่เป็นกราฟ " F1-Confidence Curve " ซึ่งเป็นกราฟที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลโดยการวัดจากค่าความเชื่อมั่น (Confidence) เทียบกับค่า F1-score สำหรับแต่ละคลาสที่ใช้ในการทดสอบโมเดล yolov5n.pt ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ และข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" แกนแนวนอน X จะแสดงค่าความเชื่อมั่น (Confidence) โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นค่าที่โมเดลให้ความมั่นใจในการทำนายแต่ละคลาส แกนแนวตั้ง Y แสดงค่า F1-Score โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นการรวมค่าความแม่นยำ (Precision) และ การตรวจจับผลลัพธ์ที่ถูกต้อง (Recall) มาอยู่ในค่าเดียวกันถ้าค่ายังสูงหมายถึงประสิทธิภาพของโมเดลดี

- เส้นสีน้ำเงิน (smoking) แสดงค่า F1-score ที่แตกต่างกันสำหรับคลาส "smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.831
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "non_smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.719
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "cigarette" มีค่าอยู่ที่ 0.732
- เส้นสีฟ้าเข้ม (all classes) แสดงค่า F1-score ที่เป็นค่าเฉลี่ยของทุกคลาส โดยระบุว่าค่าความเชื่อมั่นที่เหมาะสมที่สุดคือ 0.274 ซึ่งให้ค่า F1-score สูงสุดคือ 0.76

สรุป: เส้นแต่ละเส้นในกราฟแสดงถึงผลลัพธ์ของโมเดลในการทำนายคลาสต่างๆ และเมื่อความเชื่อมั่นเปลี่ยนแปลงที่ ความเชื่อมั่นใกล้ 0.2 โมเดลให้ค่า F1 ที่สูงที่สุดสำหรับการทำนายทุกคลาส (เส้นสีฟ้าเข้ม)โดยรวมค่า F1 จะสูงเมื่อ ค่าความเชื่อมั่นอยู่ในช่วง 0.2 ถึง 0.7 และเริ่มลดลงเมื่อค่าความเชื่อมั่นสูงกว่า 0.7 สิ่งนี้บอกว่าโมเดลสามารถทำงานได้ดีในช่วงความเชื่อมั่นที่อยู่ราว 0.2 - 0.7



รูปที่ 4.30 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอนชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

จากกราฟตาราง Confusion Matrix ที่แสดงไว้ด้านบนเป็นการประเมินประสิทธิภาพและการตรวจจับของโมเดล yolov5n.pt ที่ใช้ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ในกราฟจะแสดงการจำแนกออกเป็น 4 ประเภท ได้แก่ (smoking, non-smoking, cigarette, Background) แกนแนวตั้งแสดงค่าการทำนาย (Predicted) จะแสดงผลการทำนายจาก โมเดล yolov5n.pt ว่าทำนายว่าเป็นคลาสไหน ซึ่งจะมีคลาสเดียวกันกับแกนแนวนอน ค่าความถูกต้อง (True) ส่วนค่าสีในแต่ละช่องและตัวเลข แสดงจำนวนและสัดส่วนในรูปแบบ(เปอร์เซ็นต์) ของการทำนายในแต่ละกล่องตัวเลขที่สูงจะมีสีเข้มแสดงถึงการ ทำนายถูกต้องมากส่วนตัวเลขต่ำและมีสีอ่อนแสดงถึงการทำนายผิดพลาดบ่อย

- ช่อง smoking = 0.92 หมายถึงโมเดลทำนายคลาส "smoking" ได้ถูกต้อง 92% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "smoking"
- ช่อง non_smoking = 0.62 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "non_smoking" ถูกต้อง 62% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส " non_smoking "

- ช่อง cigarette = 0.76 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "cigarette" ได้ถูกต้อง 76 ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "cigarette"
 - ช่อง background = 0.02 แสดงว่าโมเดลทำนายเป็นฉากหลัง 0.2% ในคลาสของ smoking และ 0.19 แสดงว่า โมเดลทำนายคลาสฉากหลัง 19% ในคลาสของ non_smoking และ 0.24 แสดงว่าโมเดลทำนายเป็นฉากหลัง 24% ในคลาสของ cigarette กรณีนี้คือการทำนายผิดพลาด
- สรุป: จากการดู Confusion Matrix สามารถสรุปได้ว่า: โมเดล yolov5n.pt มีความแม่นยำสูงในคลาส "smoking" (92%) ในการทำนายคลาสที่ถูกต้องอย่างไรก็ตาม โมเดลมีการสับสนระหว่าง "cigarette" และ "background" ค่อนข้างสูง (53%) ซึ่งบ่งบอกถึงความจำเป็นในการปรับปรุงโมเดลเพื่อให้สามารถแยกแยะภาพพื้น หลังออกจากวัตถุ "cigarette" ได้ดีขึ้นโมเดลยังมีการสับสนเล็กน้อยระหว่างคลาส "smoking" และ "non_smoking" ซึ่งอาจเกิดจากลักษณะภาพที่คล้ายกันในบางกรณี



รูปที่ 4.31 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

รูปนี้ก็คือผลลัพธ์จากการทดสอบโมเดล yolov5n.pt ว่ามีการตรวจจับรูปที่คนสูบบุหรี่ ที่มีการใช้ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ในภาพก็จะแสดงให้เห็นว่า การตรวจจับมีความแม่นยำในระดับหนึ่ง โดยยิ่งค่าที่ปรากฏในภาพมีจำนวนใกล้เคียง 1 มาก ก็แสดงว่ามีความถูกต้องและแม่นยำมาก

4.3 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov8n.pt

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
50 : 50	yolov8n.pt	50	0.933	0.918	0.91	0.95	0.914
	yolov8n.pt	100	0.903	0.908	0.898	0.936	0.903
	yolov8n.pt	150	0.913	0.888	0.89	0.931	0.889
60 : 40	yolov8n.pt	50	0.933	0.907	0.913	0.957	0.910
	yolov8n.pt	100	0.937	0.914	0.915	0.953	0.914
	yolov8n.pt	150	0.913	0.906	0.887	0.94	0.896
70 : 30	yolov8n.pt	50	0.937	0.925	0.922	0.959	0.923
	yolov8n.pt	100	0.923	0.899	0.891	0.943	0.895
	yolov8n.pt	150	0.923	0.910	0.89	0.941	0.900
80 : 20	yolov8n.pt	50	0.937	0.907	0.873	0.94	0.890
	yolov8n.pt	100	0.937	0.928	0.917	0.947	0.922
	yolov8n.pt	150	0.917	0.887	0.851	0.935	0.869
90 : 10	yolov8n.pt	50	0.933	0.964	0.94	0.977	0.952
	yolov8n.pt	100	0.950	0.958	0.927	0.968	0.942
	yolov8n.pt	150	0.960	0.959	0.942	0.969	0.950

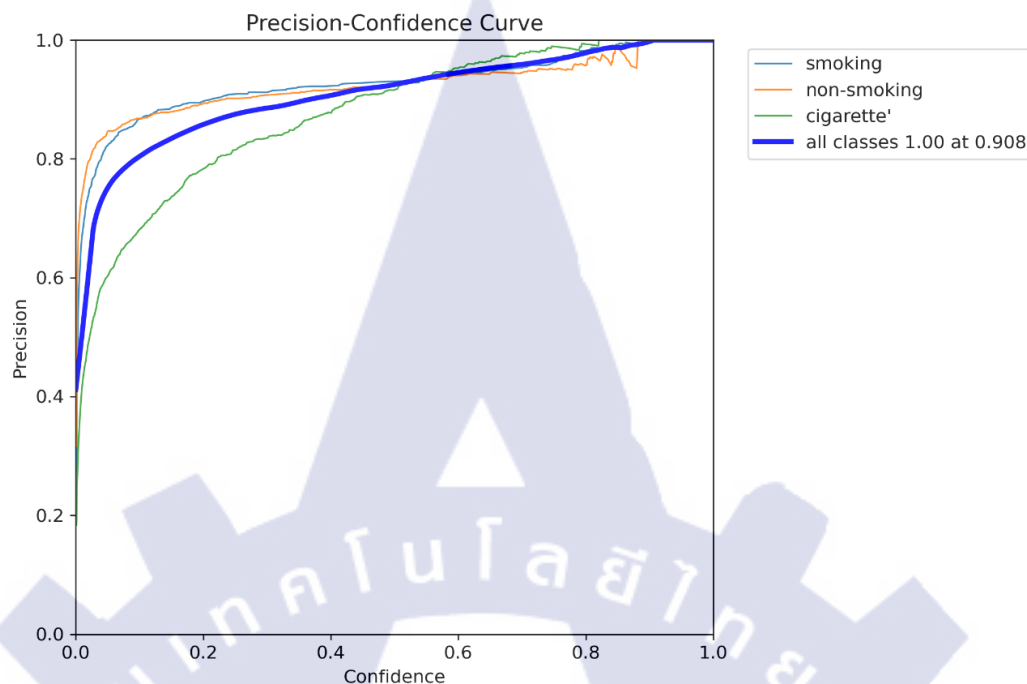
รูปที่ 4.32 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของการฝึกสอน โมเดล yolov8n.pt

4.3.1 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 50 ส่วน 50

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
50 : 50	yolov8n.pt	50	0.933	0.918	0.91	0.95	0.914
	yolov8n.pt	100	0.903	0.908	0.898	0.936	0.903
	yolov8n.pt	150	0.913	0.888	0.89	0.931	0.889

รูปที่ 4.33 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov8n.pt

ในรูปที่ 4.33 จะเห็นว่าโมเดลที่ดีที่สุดก็คือ yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 50 ส่วน 50 จำนวนรอบการฝึกสอน 50 รอบ มีผลการทดลองตามด้านล่างนี้



รูปที่ 4.34 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ

ภาพด้านบนนี้เป็นกราฟ "Precision-Confidence Curve" ซึ่งผลลัพธ์มาจากการฝึกสอนโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ซึ่งจำแนกวัตถุในกลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking", "non_smoking" และ "cigarette" กราฟจะแสดงเส้นโค้งต่างๆและจำแนกค่า ซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความน่าจะเป็นว่าการจำแนกมีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่า Confidence มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Precision" คือ ความแม่นยำ (ความถี่ที่ผลการจำแนกถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในคลาสใดคลาสนั้น) โดยค่า Precision มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถแยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดี ยิ่งค่า Precision มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไรแสดงว่า ค่า Precision มีความแม่นยำสูง

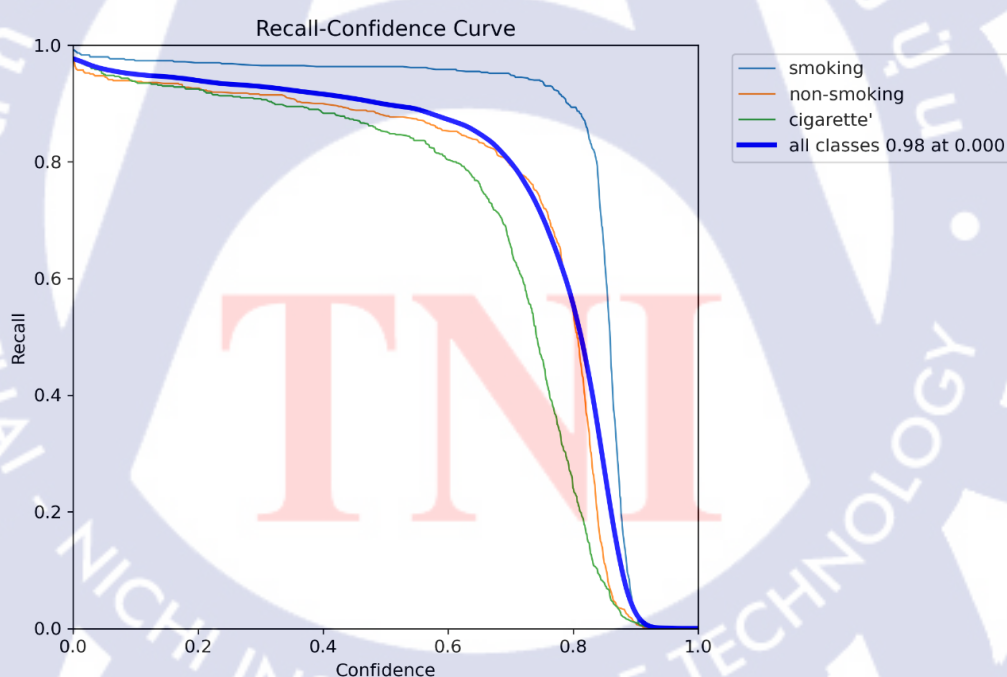
- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Precision ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถ สังเกตได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มี ค่าอยู่ที่ 0.928

- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Precision สำหรับคนไม่สูบบุหรี่จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้จะคล้ายกับ เส้นสีฟ้า แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันเล็กน้อยเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.920

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Precision สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมากในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.905

- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Precision สูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence สูงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.918

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ที่ฝึกสอนมีประสิทธิภาพ สูงในการจำแนกวัตถุในแต่ละคลาส เมื่อ Confidence อยู่ในระดับสูง



รูปที่ 4.35 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ

ภาพที่แสดงเป็นกราฟ " Recall-Confidence " ซึ่งมาจากการฝึกโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ใช้ในการจำแนกวัตถุในกลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" ซึ่งกราฟจะแสดงเส้นโค้งต่างๆ และจำแนกค่าซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความ น่าจะเป็นว่า การจำแนกถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยมีค่าช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Recall" คือ อัตราส่วนของจำนวนวัตถุที่ตรวจพบถูกต้องเทียบกับจำนวนวัตถุทั้งหมดในภาพมีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 (ผลการจำแนกความถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในทุกคลาส) ยิ่งค่า Recall มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไร แสดงว่า ค่า Recall มีความถูกต้องสูง

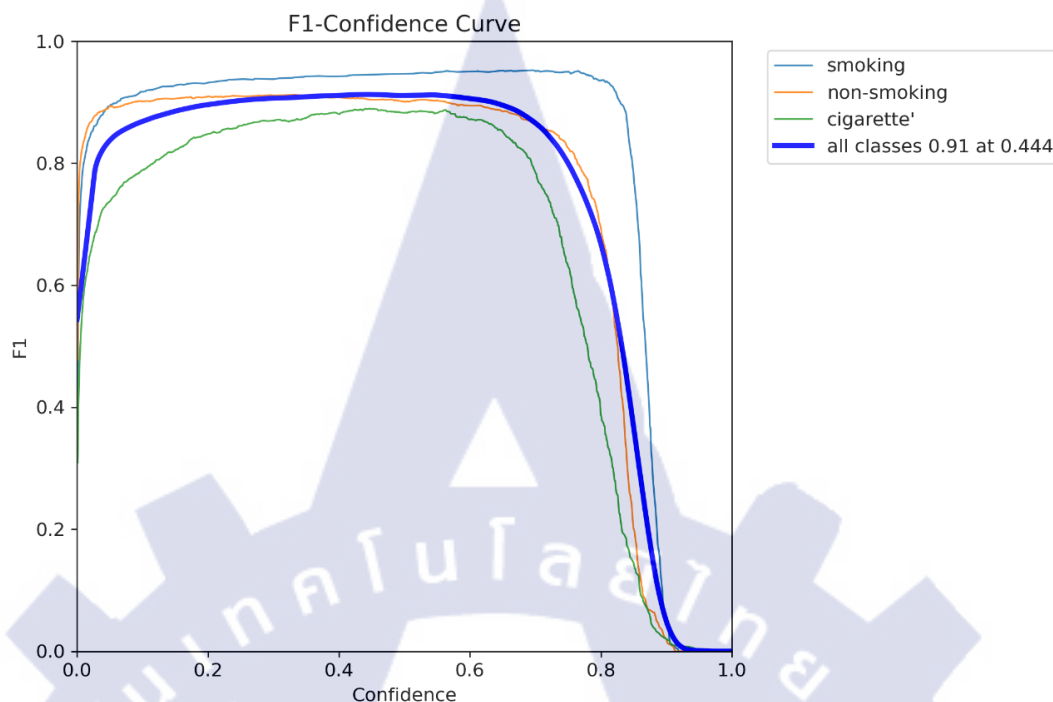
- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Recall ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถสังเกต ได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.963

- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Recall สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้อยู่ต่ำที่สุด แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันมากเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.891

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Recall สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมาก ในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.874

- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Recall ไม่ค่อยสูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence ลดลงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.98

สรุป: ได้ว่า โมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ มีความสามารถในการ ตรวจจับความถูกต้องของวัตถุในภาพได้ค่อนข้างดี (Recall สูง) แม้ว่าความมั่นใจจะสูงขึ้นแต่ค่า Confidence ต่ำ



รูปที่ 4.36 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ

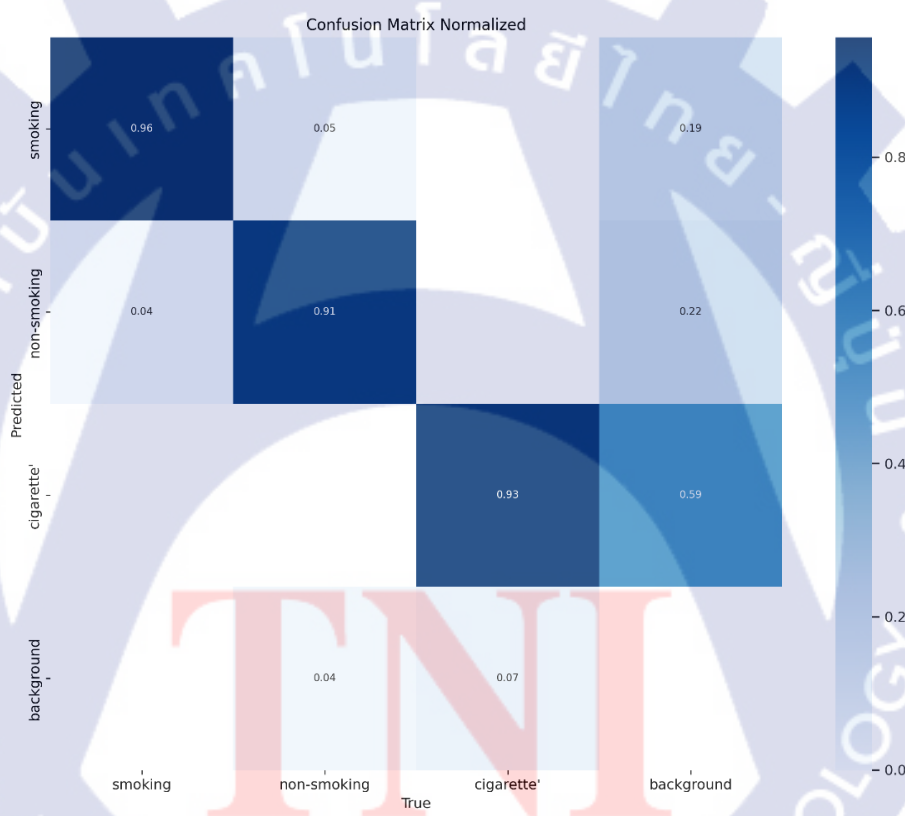
กราฟที่แสดงอยู่เป็นกราฟ " F1-Confidence Curve " ซึ่งเป็นกราฟที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลโดยการวัดจากค่าความเชื่อมั่น (Confidence) เทียบกับค่า F1-score สำหรับแต่ละคลาสที่ใช้ในการทดสอบโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ และข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" แกนแนวนอน X จะแสดงค่าความเชื่อมั่น (Confidence) โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นค่าที่โมเดลให้ความมั่นใจในการทำนายแต่ละคลาส แกนแนวตั้ง Y แสดงค่า F1-Score โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นการรวมค่าความแม่นยำ (Precision) และ การตรวจจับผลลัพธ์ที่ถูกต้อง (Recall) มาอยู่ในค่าเดียวกันถ้าค่ายิ่งสูงหมายถึงประสิทธิภาพของโมเดลดี

- เส้นสีน้ำเงิน (smoking) แสดงค่า F1-score ที่แตกต่างกันสำหรับคลาส "smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.945
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "non_smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.905

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "cigarette" มีค่าอยู่ที่ 0.889

- เส้นสีฟ้าเข้ม (all classes) แสดงค่า F1-score ที่เป็นค่าเฉลี่ยของทุกคลาส โดยระบุว่าค่าความเชื่อมั่นที่เหมาะสม ที่สุดคือ 0.444 ซึ่งให้ค่า F1-score สูงสุดคือ 0.91

สรุป: เส้นในกราฟแต่ละเส้นจะแสดงถึงประสิทธิภาพผลลัพธ์ของโมเดลในการทำนายคลาสต่างๆ เมื่อความเชื่อมั่นเปลี่ยนแปลงที่ ความเชื่อมั่นใกล้ 0.444 โมเดลให้ค่า F1 ที่สูงที่สุดสำหรับการทำนายทุกคลาส (เส้นสีฟ้าเข้ม)โดยรวมค่า F1 จะสูง เมื่อค่าความเชื่อมั่นอยู่ในช่วง 0.2 ถึง 0.8 และเริ่มลดลงเมื่อค่าความเชื่อมั่นสูงกว่า 0.8 สิ่งนี้บอกว่าโมเดลสามารถทำงานได้ดีในช่วงความเชื่อมั่นที่อยู่ราวๆ 0.3 - 0.8



รูปที่ 4.37 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอนชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ

จากกราฟตาราง Confusion Matrix ที่แสดงไว้ด้านบนเป็นการประเมินประสิทธิภาพและการตรวจจับของโมเดล yolov8n.pt ที่ใช้ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ในกราฟจะแสดงการจำแนกออกเป็น 4 ประเภท ได้แก่ (smoking, non-smoking, cigarette, Background) แกนแนวตั้งแสดงค่าการทำนาย (Predicted) จะแสดงผลการทำนายจาก โมเดล yolov8n.pt ว่าทำนายว่าเป็นคลาสไหน ซึ่งจะมีคลาสเดียวกันกับแกนแนวนอน ค่าความถูกต้อง (True) ส่วนค่าสีในแต่ละช่องและตัวเลข แสดงจำนวนและสัดส่วนในรูปแบบ(เปอร์เซ็นต์) ของการทำนายในแต่ละกล่องตัวเลขที่สูงจะมีสีเข้มแสดงถึงการ ทำนายถูกต้องมากส่วนตัวเลขต่ำและมีสีอ่อนแสดงถึงการทำนายผิดพลาดบ่อย

- ช่อง smoking = 0.96 หมายถึงโมเดลทำนายคลาส "smoking" ได้ถูกต้อง 96% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "smoking"
- ช่อง non_smoking = 0.91 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "non_smoking" ถูกต้อง 91% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส " non_smoking "
- ช่อง cigarette = 0.93 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "cigarette" ได้ถูกต้อง 93% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส " cigarette "
- ช่อง background = 0.04 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาสมากหลัง 0.4% ในคลาสของ non_smoking และ 0.07 แสดงว่าโมเดลทำนายเป็นฉากหลัง 0.7% ในคลาสของ cigarette กรณีนี้คือการทำนายผิดพลาด

สรุป: กราฟ Confusion Matrix โมเดล yolov8n.pt ที่กำหนดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ มีความแม่นยำในการทำนายคลาส "smoking", "non_smoking" และ "cigarette" ค่อนข้างสูงและมีประสิทธิภาพแต่ยังมีข้อผิดพลาดในการทำนายคลาส "background" ผิดเป็น "cigarette" อยู่มาก ซึ่งอาจต้องปรับปรุง การฝึกโมเดลเพื่อให้แยกแยะได้ดียิ่งขึ้น.



รูปที่ 4.38 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ

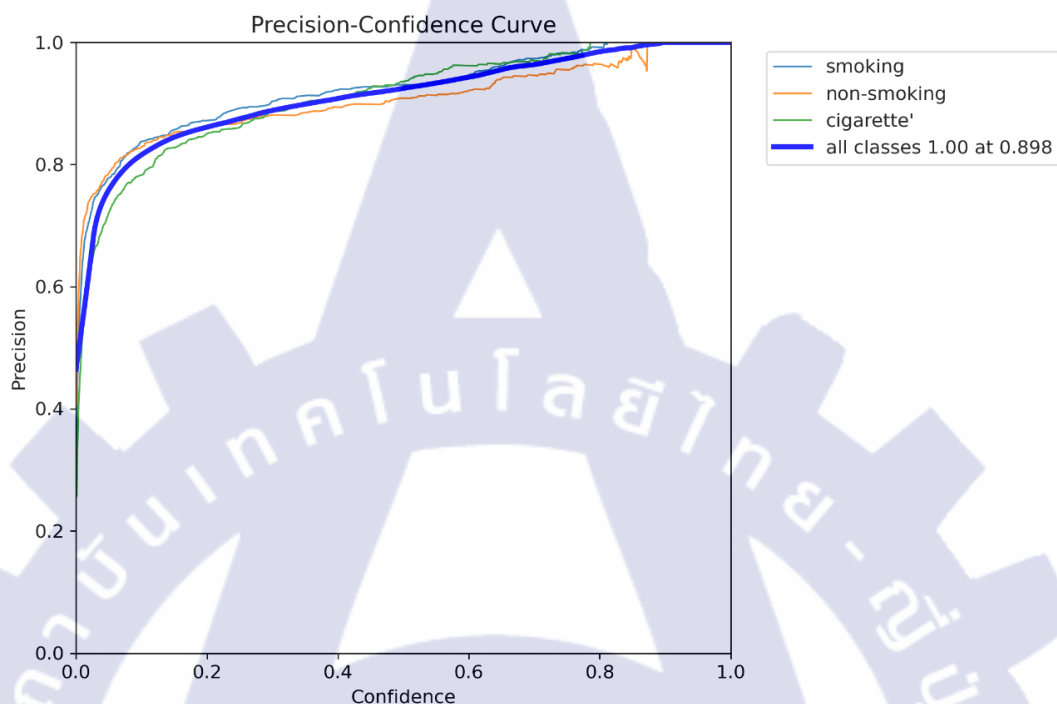
รูปนี้ก็คือผลลัพธ์จากการทดสอบโมเดล yolov8n.pt ว่ามีการตรวจจับรูปที่คนสูบบุหรี่ ที่มีการใช้ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ในภาพก็จะแสดงให้เห็นว่า การตรวจจับมีความแม่นยำในระดับหนึ่ง โดยยิ่งค่าที่ปรากฏในภาพมีจำนวนใกล้เคียง 1 มาก ก็แสดงว่ามีความถูกต้องและแม่นยำมาก

4.3.2 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 60 ส่วน 40

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
60 : 40	yolov8n.pt	50	0.933	0.907	0.913	0.957	0.910
	yolov8n.pt	100	0.937	0.914	0.915	0.953	0.914
	yolov8n.pt	150	0.913	0.906	0.887	0.94	0.896

รูปที่ 4.39 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 60 ส่วน 40

ในรูปที่ 4.39 จะเห็นว่าโมเดลที่ดีที่สุดก็คือ yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 60 ส่วน 40 จำนวนรอบการฝึกสอน 100 รอบ มีผลการทดลองตามด้านล่างนี้

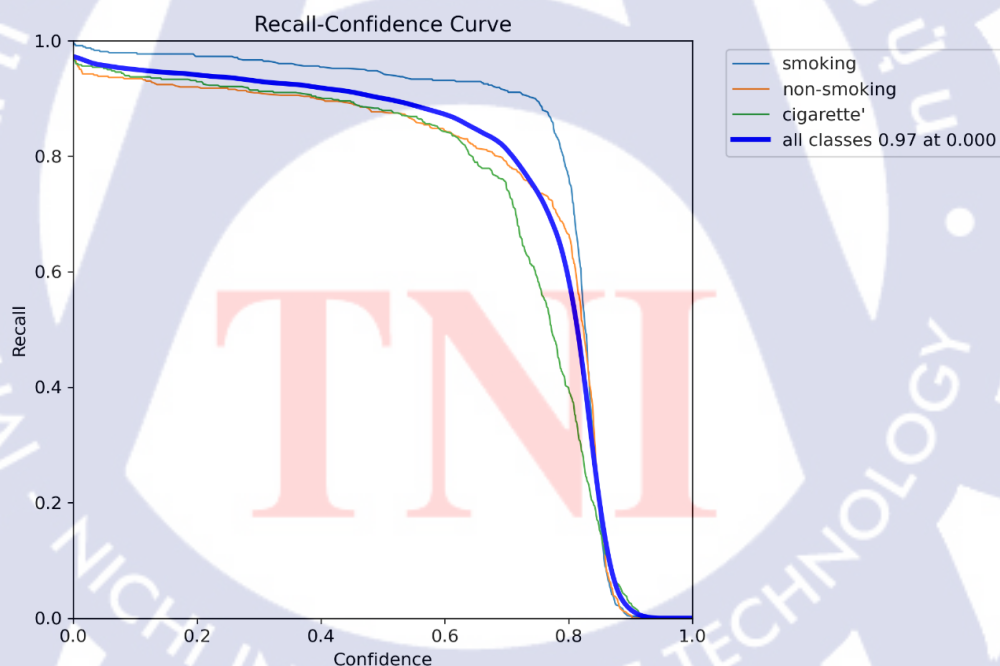


รูปที่ 4.40 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

ภาพด้านบนนี้เป็นกราฟ "Precision-Confidence Curve" ซึ่งผลลัพธ์มาจากการฝึกสอนโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ซึ่งจำแนกวัตถุในกลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking", "non_smoking" และ "cigarette" กราฟจะแสดงเส้นโค้งต่างๆและจำแนกค่า ซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความน่าจะเป็นว่าการจำแนกมีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่า Confidence มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Precision" คือ ความแม่นยำ (ความถี่ที่ผลการจำแนกถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในคลาสใดคลาสหนึ่ง) โดยค่า Precision มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถแยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดี ยิ่งค่า Precision มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไรแสดงว่า ค่า Precision มีความแม่นยำสูง

- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Precision ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถ สังเกตได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มี ค่าอยู่ที่ 0.926
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Precision สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้จะคล้ายกับ เส้นสีฟ้า แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันเล็กน้อยเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.899
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Precision สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมากในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.917
- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Precision สูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence สูงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.898

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 60 ส่วน 40 จำนวนรอบการฝึกสอน 100 รอบ ที่ฝึกสอนมี ประสิทธิภาพสูงในการจำแนกวัตถุในแต่ละคลาส เมื่อ Confidence อยู่ในระดับสูง



รูปที่ 4.41 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

ภาพที่แสดงเป็นกราฟ " Recall-Confidence " ซึ่งมาจากการฝึกโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ซึ่งใช้ในการจำแนกวัตถุใน กลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้ กำหนดไว้ 3 คลาส "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" ซึ่งกราฟจะแสดงเส้นโค้ง ต่างๆ สำหรับแต่ละคลาสที่จำแนกค่าซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" หรือความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่า ความ น่าจะเป็นว่าการจำแนกถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Recall" ซึ่ง หมายถึงอัตราส่วนของจำนวนวัตถุที่ตรวจพบถูกต้องเทียบกับจำนวนวัตถุ ทั้งหมดในภาพหรือความมั่นใจ โดยค่ามี ช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 (ผลการจำแนกความถูกต้องเมื่อโมเดล ทำนายวัตถุในทุกลาส) ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถ แยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดีทั้งหมด

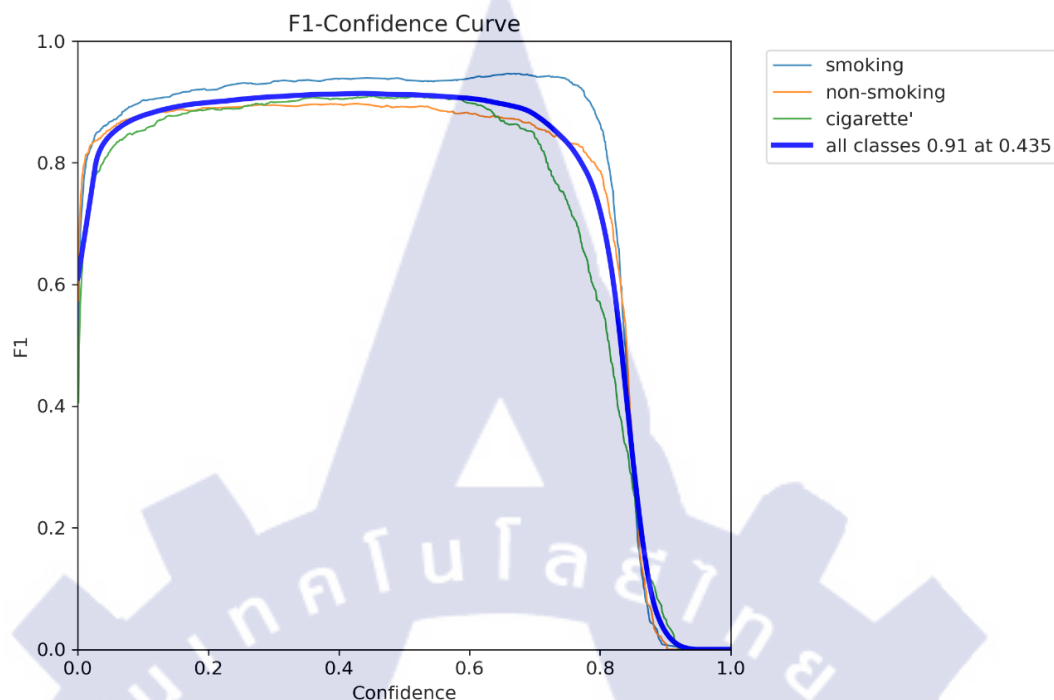
- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Recall ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถสังเกต ได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.952

- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Recall สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของ เส้นนี้อยู่ต่ำที่สุด แต่ดู เหมือนจะมีการแปรผันมากเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.895

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Recall สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมาก ในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.898

- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Recall ไม่ค่อยสูง มาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence ลดลงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาส ได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.97

สรุป: ได้ว่า โมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 60 ส่วน 40 จำนวนรอบการฝึกสอน 100 รอบ มีความสามารถในการ ตรวจจับความถูกต้องของวัตถุในภาพได้ดีมาก (Recall สูง) แม้ว่าความมั่นใจจะ สูงขึ้นแต่ค่า Confidence ต่ำ



รูปที่ 4.42 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

กราฟที่แสดงอยู่เป็นกราฟ " F1-Confidence Curve " ซึ่งเป็นกราฟที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลโดยการวัดจากค่าความเชื่อมั่น (Confidence) เทียบกับค่า F1-score สำหรับแต่ละคลาสที่ใช้ในการทดสอบโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ และข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" แกนแนวนอน X จะแสดงค่าความเชื่อมั่น (Confidence) โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นค่าที่โมเดลให้ความมั่นใจในการทำนายแต่ละคลาส แกนแนวตั้ง Y แสดงค่า F1-Score โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นการรวมค่าความแม่นยำ (Precision) และการตรวจจับผลลัพธ์ที่ถูกต้อง (Recall) มาอยู่ในค่าเดียวกันถ้าค่ายิ่งสูงหมายถึงประสิทธิภาพของโมเดลดี

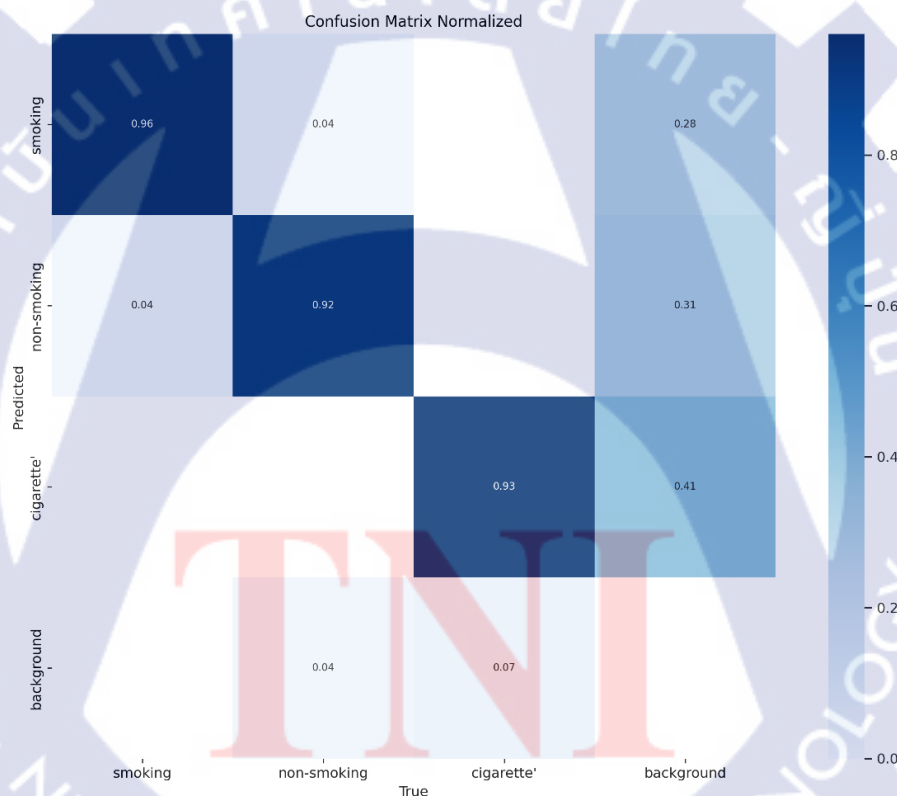
- เส้นสีน้ำเงิน (smoking) แสดงค่า F1-score ที่แตกต่างกันสำหรับคลาส "smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.938
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "non_smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.896

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "cigarette" มีค่าอยู่ที่

0.907

- เส้นสีฟ้าเข้ม (all classes) แสดงค่า F1-score ที่เป็นค่าเฉลี่ยของทุกคลาส โดยระบุว่าค่าความเชื่อมั่นที่เหมาะสมที่สุดคือ 0.435 ซึ่งให้ค่า F1-score สูงสุดคือ 0.91

สรุป: เส้นในกราฟแต่ละเส้นจะแสดงถึงประสิทธิภาพผลลัพธ์ของโมเดลในการทำนายคลาสต่างๆ เมื่อความเชื่อมั่นเปลี่ยนแปลงที่ ความเชื่อมั่นใกล้ 0.435 โมเดลให้ค่า F1 ที่สูงที่สุดสำหรับการทำนายทุกคลาส (เส้นสีฟ้าเข้ม) โดยรวมค่า F1 จะสูง เมื่อค่าความเชื่อมั่นอยู่ในช่วง 0.4 ถึง 0.8 และเริ่มลดลงเมื่อค่าความเชื่อมั่นสูงกว่า 0.8 สิ่งนี้บอกว่าโมเดลสามารถทำงานได้ดีในช่วงความเชื่อมั่นที่อยู่ราว 0.4 - 0.8

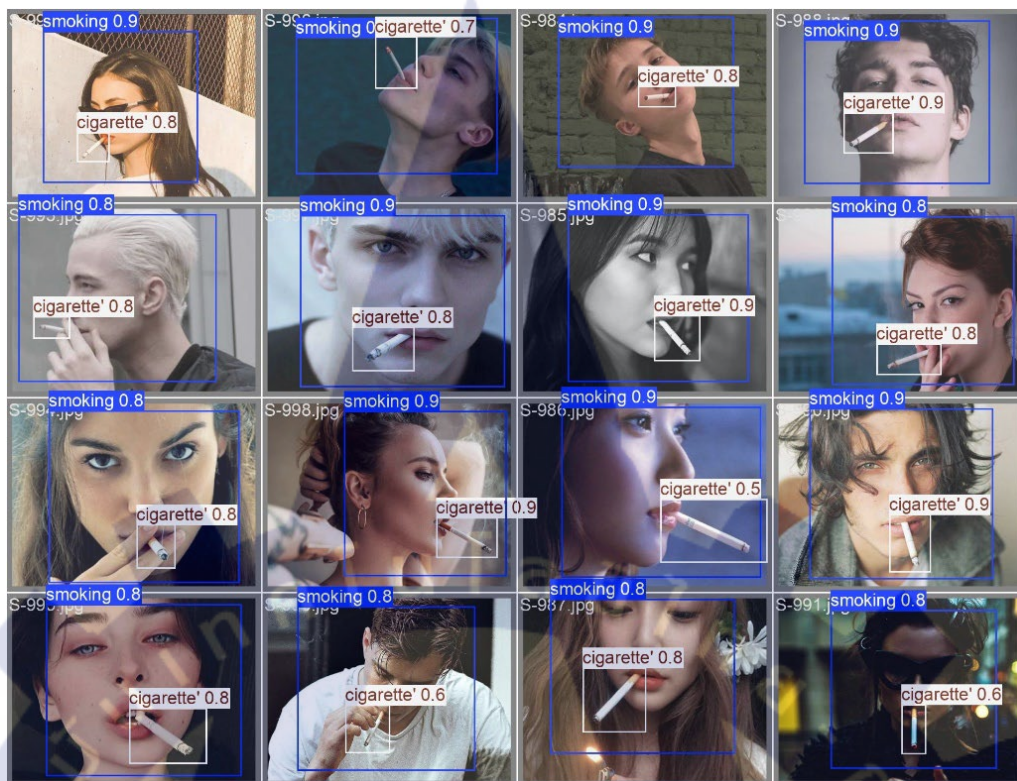


รูปที่ 4.43 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

จากกราฟตาราง Confusion Matrix ที่แสดงไว้ด้านบนเป็นการประเมินประสิทธิภาพและการตรวจจับของโมเดล yolov8n.pt ที่ใช้ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ในกราฟจะแสดงการจำแนกออกเป็น 4 ประเภท ได้แก่ (smoking, non-smoking, cigarette, Background) แกนแนวตั้งแสดงค่าการทำนาย (Predicted) จะแสดงผลการทำนายจาก โมเดล yolov8n.pt ว่าทำนายว่าเป็นคลาสไหน ซึ่งจะมีคลาสเดียวกันกับแกนแนวนอน ค่าความถูกต้อง (True) ส่วนค่าสีในแต่ละช่องและตัวเลข แสดงจำนวนและสัดส่วนในรูปแบบ(เปอร์เซ็นต์) ของการทำนายในแต่ละกล่องตัวเลขที่สูงจะมีสีเข้มแสดงถึงการ ทำนายถูกต้องมากส่วนตัวเลขต่ำและมีสีอ่อนแสดงถึงการทำนายผิดพลาดบ่อย

- ช่อง smoking = 0.96 หมายถึงโมเดลทำนายคลาส "smoking" ได้ถูกต้อง 96% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "smoking"
- ช่อง non_smoking = 0.92 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "non_smoking" ถูกต้อง 92% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส " non_smoking "
- ช่อง cigarette = 0.93 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "cigarette" ได้ถูกต้อง 93% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส " cigarette "
- ช่อง background = 0.04 แสดงว่าโมเดลทำนายเป็นฉากหลัง 0.4% ในคลาสของ non_smoking และ 0.70 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาสฉากหลัง 0.7% ในคลาสของ cigarette กรณีนี้คือการทำนายผิดพลาด

สรุป: จากการดู Confusion Matrix จะเห็นได้ว่า: โมเดล yolov8n.pt มีความแม่นยำสูงในคลาส "smoking" (96%) "non_smoking" (92%) และ "cigarette" (93%) ในการทำนายคลาสที่ถูกต้องอย่างไรก็ตาม มีการสับสน ระหว่างคลาส "cigarette" และ "background" ระดับปานกลาง (41%) ซึ่งอาจบ่งบอกว่าโมเดลอาจต้องการการปรับปรุงในส่วนนี้เพื่อลดการทำนายผิดโมเดลยังมีการสับสนในบางส่วนระหว่าง "smoking" และ "non_smoking" ซึ่งอาจเกิดจากลักษณะภาพที่คล้ายกันหรือท่าทางที่คล้ายกัน



รูปที่ 4.44 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

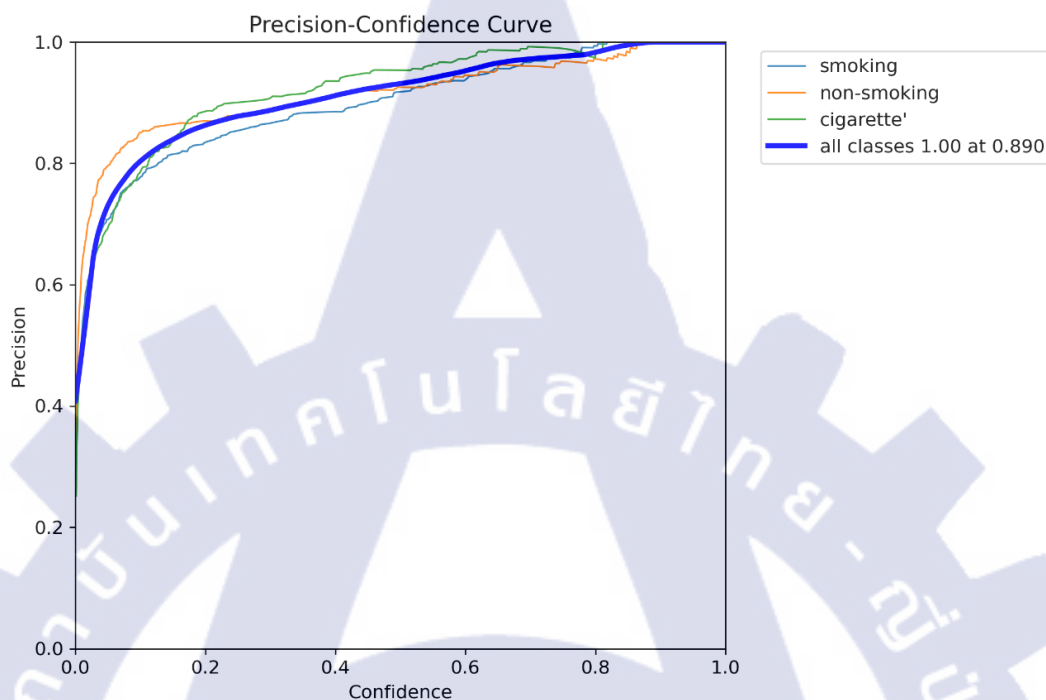
นี่ก็คือผลลัพธ์จากการทดสอบโมเดล yolov8n.pt ว่ามีการตรวจจับรูปที่คนสูบบุหรี่ ที่มีการใช้ชุดข้อมูล 60:40 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ในภาพก็จะแสดงให้เห็นว่า การตรวจจับมีความแม่นยำระดับที่ดี โดยยิ่งค่าที่ ปรากฏในภาพมีจำนวนใกล้เคียง 1 มาก ก็แสดงว่ามีความถูกต้องและแม่นยำมาก

4.3.3 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 70 ส่วน 30

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
70 : 30	yolov8n.pt	50	0.937	0.925	0.922	0.959	0.923
	yolov8n.pt	100	0.923	0.899	0.891	0.943	0.895
	yolov8n.pt	150	0.923	0.910	0.89	0.941	0.900

รูปที่ 4.45 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 70 ส่วน 30

ในภาพที่ 88 จะเห็นว่าโมเดลที่ดีที่สุดก็คือ yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 70 ส่วน 30 จำนวนรอบการฝึกสอน 50 รอบ มีผลการทดลองตามด้านล่างนี้



รูปที่ 4.46 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 การฝึกสอนจำนวน 50 รอบ

ภาพด้านบนนี้เป็นกราฟ "Precision-Confidence Curve" ซึ่งผลลัพธ์มาจากการฝึกสอนโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ซึ่งจำแนกวัตถุในกลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking", "non_smoking" และ "cigarette" กราฟจะแสดงเส้นโค้งต่างๆและจำแนกค่า ซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความน่าจะเป็นว่าการจำแนกมีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่า Confidence มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Precision" คือ ความแม่นยำ (ความถี่ที่ผลการจำแนกถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในคลาสใดคลาสหนึ่ง) โดยค่า Precision มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถแยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดี ยิ่งค่า Precision มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไรแสดงว่า ค่า Precision มีความแม่นยำสูง

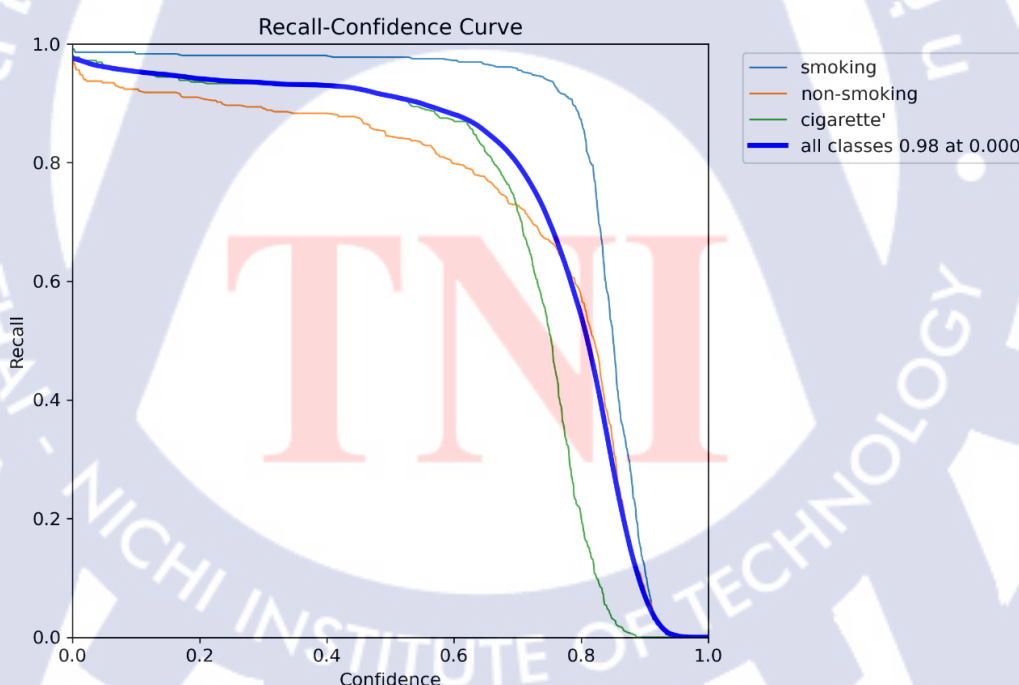
- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Precision ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถ สังเกตได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.902

- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Precision สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้จะคล้ายกับ เส้นสีฟ้าแต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันเล็กน้อยเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.919

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Precision สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมากในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.953

- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Precision สูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence สูงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.890

สรุป: ได้ว่าโมเดล Yolo8n ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวนรอบการฝึกสอน 50 รอบ ที่ฝึกสอนมีประสิทธิภาพสูงใน การจำแนกวัตถุในแต่ละคลาส เมื่อ Confidence อยู่ในระดับสูง และมีความแม่นยำใกล้เคียงกัน

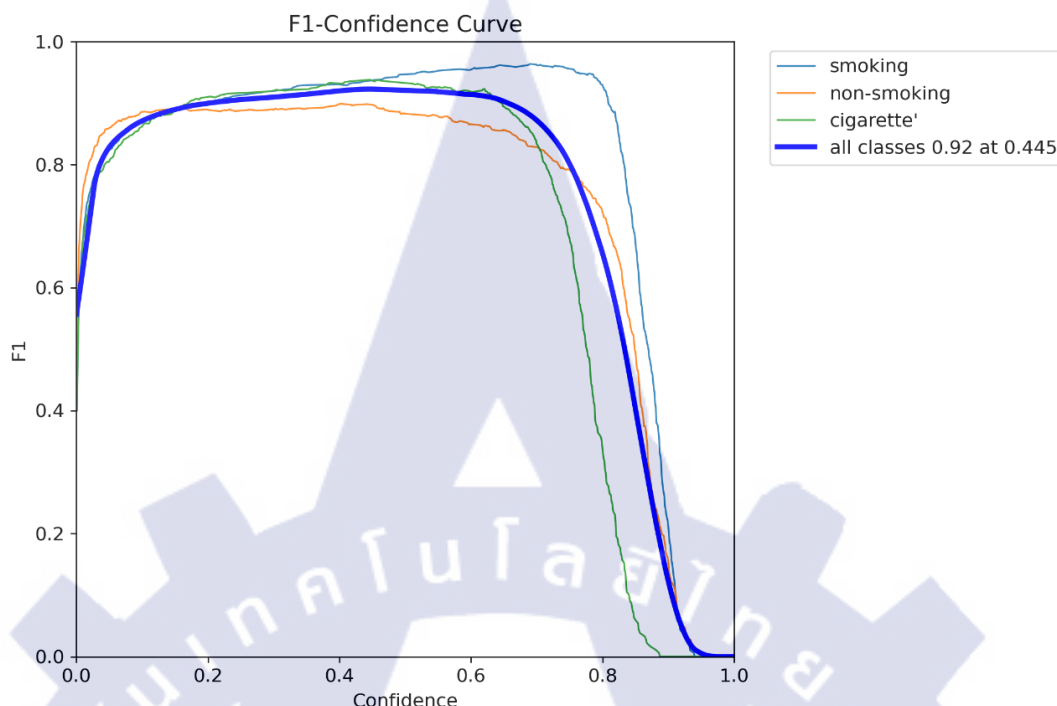


รูปที่ 4.47 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวนการฝึกสอน 50 รอบ

ภาพที่แสดงเป็นกราฟ " Recall-Confidence " ซึ่งมาจากการฝึกโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ซึ่งใช้ในการจำแนกวัตถุใน กลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" ซึ่งกราฟจะแสดงเส้นโค้ง ต่างๆ สำหรับแต่ละคลาสที่จำแนกค่าซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" หรือความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความ น่าจะเป็นว่าการจำแนกถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Recall" ซึ่ง หมายถึงอัตราส่วนของจำนวนวัตถุที่ตรวจพบถูกต้องเทียบกับจำนวนวัตถุทั้งหมดในภาพหรือความมั่นใจ โดยค่ามี ช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 (ผลการจำแนกความถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในทุกคลาส) ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถ แยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดีทั้งหมด

- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Recall ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถสังเกต ได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.978
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Recall สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้อยู่ต่ำที่สุด แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันมากเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.867
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Recall สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมากในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.922
- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Recall ไม่ค่อยสูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence ลดลงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.98

สรุป: ได้ว่า โมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 70 ส่วน 30 จำนวนรอบการฝึกสอน 50 รอบ มีความสามารถในการ ตรวจจับความถูกต้องของวัตถุในภาพได้ค่อนข้างดี (Recall สูง) แม้ว่าความมั่นใจจะสูงขึ้นแต่ค่า Confidence ต่ำ แต่ในคลาสของ non_smoking มีค่าที่สูงที่สุด ถ้าเทียบกับคลาสอื่นๆ ด้วยกัน เป็นเพราะว่า ตัวรูปภาพมีความ ชัดเจนการฝึกสอนจึงมีความถูกต้องมากที่สุด



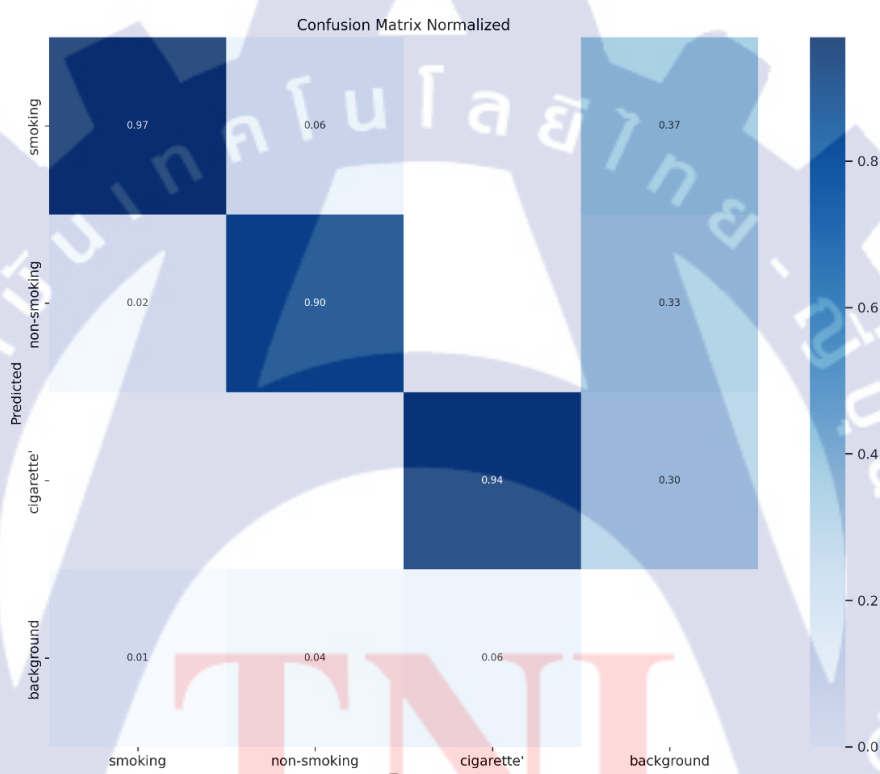
รูปที่ 4.48 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวนการฝึกสอน 50 รอบ

กราฟที่แสดงอยู่เป็นกราฟ " F1-Confidence Curve " ซึ่งเป็นกราฟที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลโดยการวัดจากค่าความเชื่อมั่น (Confidence) เทียบกับค่า F1-score สำหรับแต่ละคลาสที่ใช้ในการทดสอบโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ และข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" แกนแนวนอน X จะแสดงค่าความเชื่อมั่น (Confidence) โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นค่าที่โมเดลให้ความมั่นใจในการทำนายแต่ละคลาส แกนแนวตั้ง Y แสดงค่า F1-Score โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นการรวมค่าความแม่นยำ (Precision) และการตรวจจับผลลัพธ์ที่ถูกต้อง (Recall) มาอยู่ในค่าเดียวกันถ้าค่ายังสูงหมายถึงประสิทธิภาพของโมเดลดี

- เส้นสีน้ำเงิน (smoking) แสดงค่า F1-score ที่แตกต่างกันสำหรับคลาส "smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.938
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "non_smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.892
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "cigarette" มีค่าอยู่ที่ 0.937

- เส้นสีฟ้าเข้ม (all classes) แสดงค่า F1-score ที่เป็นค่าเฉลี่ยของทุกคลาส โดยระบุว่าค่าความเชื่อมั่นที่เหมาะสม ที่สุดคือ 0.445 ซึ่งให้ค่า F1-score สูงสุดคือ 0.92

สรุป: เส้นในกราฟแต่ละเส้นจะแสดงถึงประสิทธิภาพผลลัพธ์ของโมเดลในการทำนายคลาสต่างๆ เมื่อความเชื่อมั่นเปลี่ยนแปลงที่ ความเชื่อมั่นใกล้ 0.445 โมเดลให้ค่า F1 ที่สูงที่สุดสำหรับการทำนายทุกคลาส (เส้นสีฟ้าเข้ม) โดยรวมค่า F1 จะสูง เมื่อค่าความเชื่อมั่นอยู่ในช่วง 0.1 ถึง 0.8 และเริ่มลดลงเมื่อค่าความเชื่อมั่นสูงกว่า 0.8 สิ่งนี้บอกว่าโมเดลสามารถทำงานได้ดีในช่วงความเชื่อมั่นที่อยู่ราว 0.445 - 0.9



รูปที่ 4.49 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอนชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวนการฝึกสอน 50 รอบ

จากกราฟตาราง Confusion Matrix ที่แสดงไว้ด้านบนเป็นการประเมินประสิทธิภาพและการตรวจจับของโมเดล yolov8n.pt ที่ใช้ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ในกราฟจะแสดงการจำแนกออกเป็น 4 ประเภท ได้แก่ (smoking, non-smoking, cigarette, Background) แกนแนวตั้งแสดงค่าการทำนาย (Predicted) จะแสดงผลการทำนายจาก โมเดล

yolov8n.pt ว่าทำนายว่าเป็นคลาสไหน ซึ่งจะมีคลาสเดียวกันกับแกนแนวนอน ค่าความถูกต้อง (True) ส่วนค่าสีในแต่ละช่องและตัวเลข แสดงจำนวนและสัดส่วนในรูปแบบ(เปอร์เซ็นต์) ของการทำนายในแต่ละกล่องตัวเลขที่สูงจะมีสีเข้มแสดงถึงการ ทำนายถูกต้องมากส่วนตัวเลขต่ำและมีสีอ่อนแสดงถึงการทำนายผิดพลาดบ่อย

- ช่อง smoking = 0.97 หมายถึงโมเดลทำนายคลาส "smoking" ได้ถูกต้อง 97% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "smoking"
- ช่อง non_smoking = 0.90 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "non_smoking" ถูกต้อง 90% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส " non_smoking "
- ช่อง cigarette = 0.94 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "cigarette" ได้ถูกต้อง 94% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส " cigarette "
- ช่อง background = 0.01 แสดงว่าโมเดลทำนายเป็นฉากหลัง 0.1% ในคลาสของ smoking และ 0.04 แสดงว่า โมเดลทำนายเป็นฉากหลัง 0.4% ในคลาสของ non_smoking และ 0.06 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาสฉากหลัง 0.6% ในคลาสของ cigarette กรณีนี้คือการทำนายผิดพลาด

สรุป: จากการดู Confusion Matrix สามารถสรุปได้ว่า: โมเดล yolov8n.pt มีความแม่นยำสูงในคลาส "smoking" (97%), "non_smoking" (90%) และ "cigarette" (94%) ในการทำนายคลาสที่ถูกต้องอย่างไรก็ตาม โมเดลมีการสับสนระหว่าง "smoking" และ "background" (37%) และอีก 2 คลาส ซึ่งบ่งบอกถึงความจำเป็นใน การปรับปรุงโมเดลในเรื่องของข้อมูล เพื่อให้สามารถแยกแยะภาพพื้นหลังออกจากทั้ง 3 คลาส ได้ดีขึ้น

TNI

THAI - NICHI INSTITUTE OF TECHNOLOGY



รูปที่ 4.50 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวนการฝึกสอน 50 รอบ

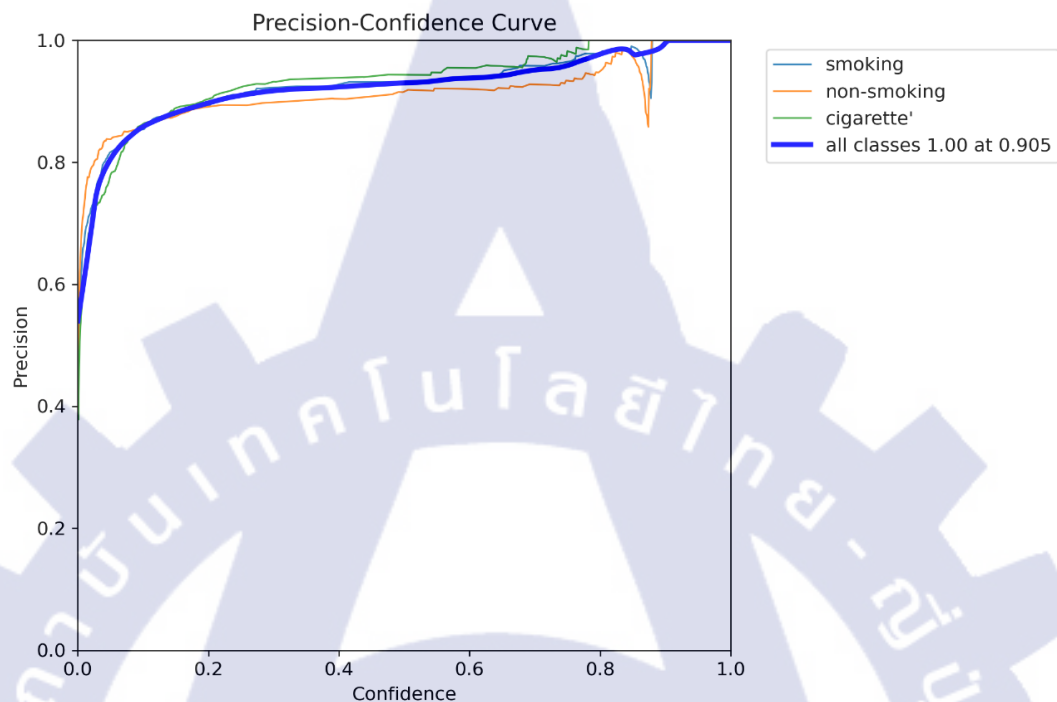
รูปนี้ก็คือผลลัพธ์จากการทดสอบโมเดล yolov8n.pt ว่ามีการตรวจจับรูปที่คนสูบบุหรี่ ที่มีการใช้ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 การฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ในภาพก็จะแสดงให้เห็นว่า การตรวจจับมีความแม่นยำในระดับหนึ่ง โดยยิ่ง ค่าที่ปรากฏในภาพมีจำนวนใกล้เคียง 1 มากเท่าไรก็แสดงว่า มีความถูกต้องและแม่นยำมาก

4.3.4 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 80 ส่วน 20

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
80 : 20	yolov8n.pt	50	0.937	0.907	0.873	0.94	0.890
	yolov8n.pt	100	0.937	0.928	0.917	0.947	0.922
	yolov8n.pt	150	0.917	0.887	0.851	0.935	0.869

รูปที่ 4.51 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 80 ส่วน 20

ในรูปที่ 4.51 จะเห็นว่าโมเดลที่ดีที่สุดก็คือ yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 80 ส่วน 20 จำนวนรอบการฝึกสอน 100 รอบ มีผลการทดลองตามด้านล่างนี้



รูปที่ 4.52 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

ภาพด้านบนนี้เป็นกราฟ "Precision-Confidence Curve" ซึ่งผลลัพธ์มาจากการฝึกสอนโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ซึ่งจำแนกวัตถุในกลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking", "non_smoking" และ "cigarette" กราฟจะแสดงเส้นโค้งต่างๆและจำแนกค่า ซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความน่าจะเป็นว่าการจำแนกมีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่า Confidence มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Precision" คือ ความแม่นยำ (ความถี่ที่ผลการจำแนกถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในคลาสใดคลาสหนึ่ง) โดยค่า Precision มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถแยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดี ยิ่งค่า Precision มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไรแสดงว่า ค่า Precision มีความแม่นยำสูง

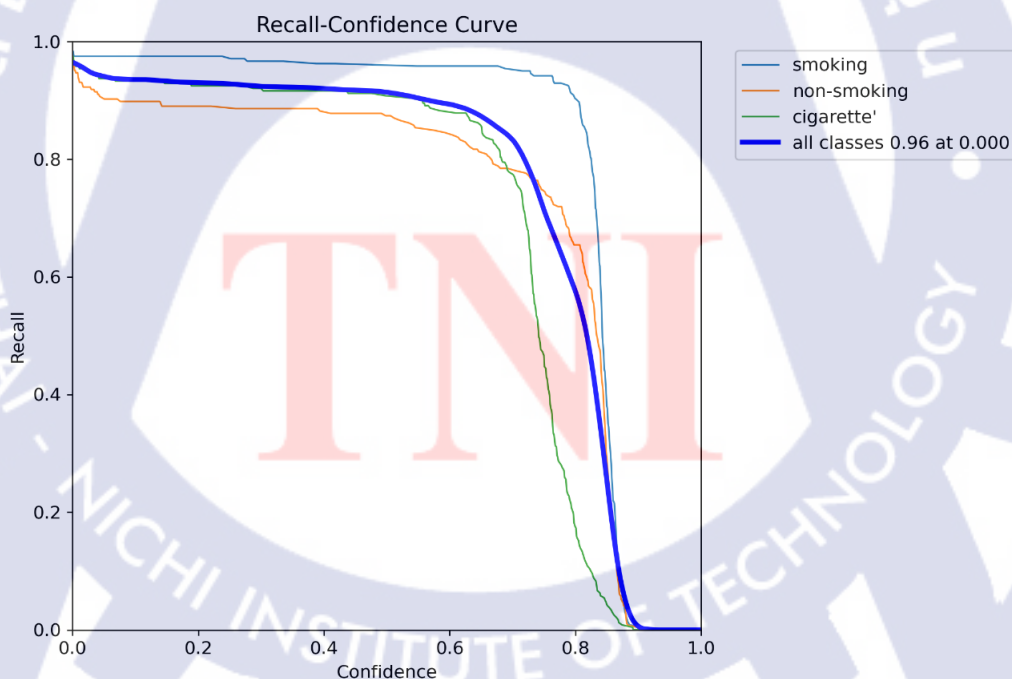
- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Precision ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถ สังเกตได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มี ค่าอยู่ที่ 0.932

- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Precision สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้จะคล้ายกับ เส้นสีฟ้า แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันเล็กน้อยเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.909

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Precision สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมากในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.942

- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Precision สูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence สูงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.905

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 80 ส่วน 20 จำนวนรอบการฝึกสอน 100 รอบ ที่ฝึกสอนมี ประสิทธิภาพสูงในการจำแนกวัตถุในแต่ละคลาส เมื่อ Confidence อยู่ในระดับสูง และมีความแม่นยำใกล้เคียงกัน



รูปที่ 4.53 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

ภาพที่แสดงเป็นกราฟ " Recall-Confidence " ซึ่งมาจากการฝึกโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ซึ่งใช้ในการจำแนกวัตถุใน กลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้ กำหนดไว้ 3 คลาส "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" ซึ่งกราฟจะแสดงเส้นโค้ง ต่างๆ สำหรับแต่ละคลาสที่จำแนกค่าซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" หรือความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่า ความ น่าจะเป็นว่าการจำแนกถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Recall" ซึ่ง หมายถึงอัตราส่วนของจำนวนวัตถุที่ตรวจพบถูกต้องเทียบกับจำนวนวัตถุ ทั้งหมดในภาพหรือความมั่นใจ โดยค่ามี ช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 (ผลการจำแนกความถูกต้องเมื่อโมเดล ทำนายวัตถุในทุกคลาส) ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถ แยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดีทั้งหมด

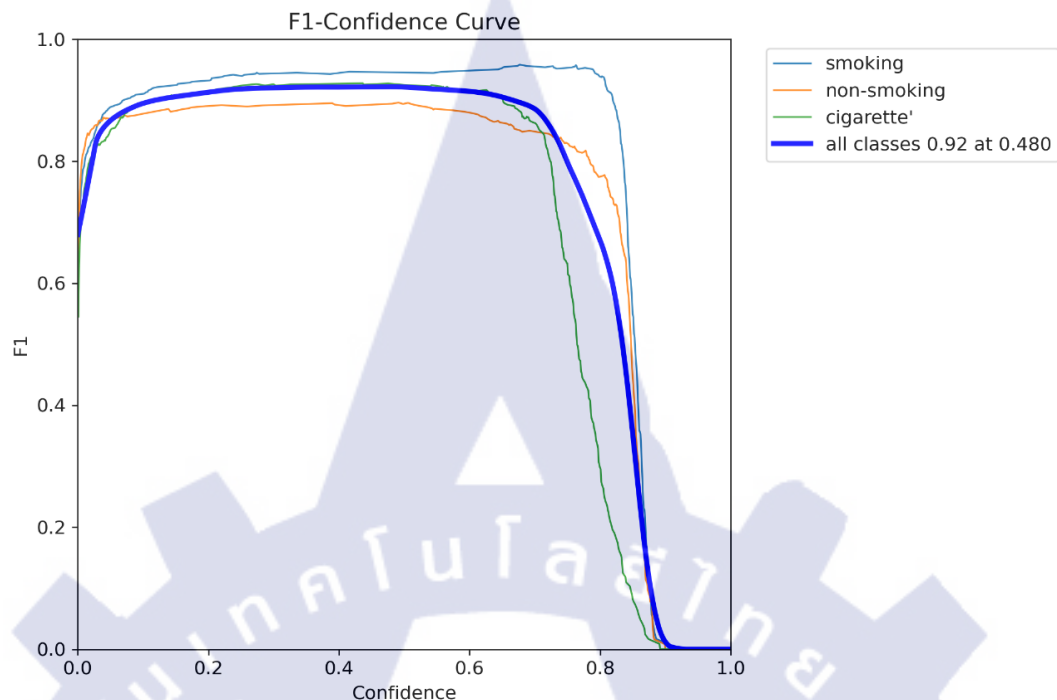
- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Recall ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถสังเกต ได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.961

- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Recall สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้อยู่ต่ำที่สุด แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันมากเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.878

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Recall สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมาก ในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.912

- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Recall ไม่ค่อยสูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence ลดลงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาส ได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.96

สรุป: ได้ว่า โมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 80 ส่วน 20 จำนวนรอบการฝึกสอน 100 รอบ มีความสามารถในการ ตรวจจับความถูกต้องของวัตถุในภาพได้ค่อนข้างดี (Recall สูง) แม้ว่าความ มั่นใจจะสูงขึ้นแต่ค่า Confidence ต่ำ แต่ในคลาสของ Non_smoking มีค่าค่อนข้างน้อยอาจเป็น เพราะตัวรูปมีความคล้ายกับคลาสนั้นจึงทำให้ความ ถูกต้องผิดพลาด



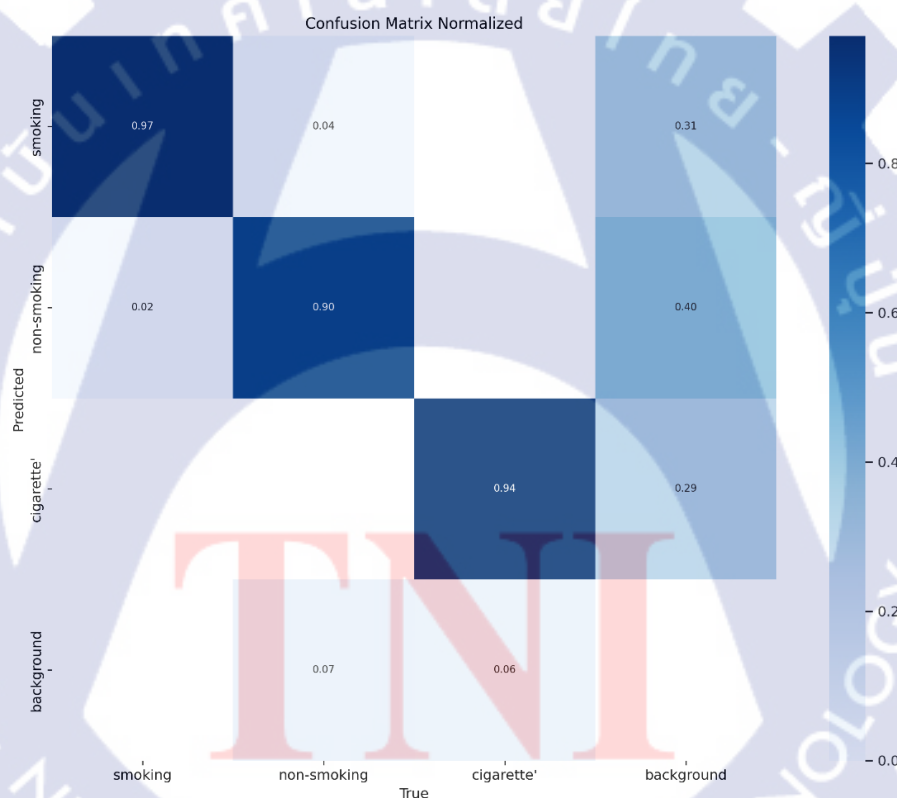
รูปที่ 4.54 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 จำนวนการฝึกสอน 100 รอบ

กราฟที่แสดงอยู่เป็นกราฟ " F1-Confidence Curve " ซึ่งเป็นกราฟที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลโดยการวัดจากค่าความเชื่อมั่น (Confidence) เทียบกับค่า F1-score สำหรับแต่ละคลาสที่ใช้ในการทดสอบโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ และข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" แกนแนวนอน X จะแสดงค่าความเชื่อมั่น (Confidence) โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นค่าที่โมเดลให้ความมั่นใจในการทำนายแต่ละคลาส แกนแนวตั้ง Y แสดงค่า F1-Score โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นการรวมค่าความแม่นยำ (Precision) และการตรวจจับผลลัพธ์ที่ถูกต้อง (Recall) มาอยู่ในค่าเดียวกันถ้าค่ายิ่งสูงหมายถึงประสิทธิภาพของโมเดลดี

- สีน้าเงิน (smoking) แสดงค่า F1-score ที่แตกต่างกันสำหรับคลาส "smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.946
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "non_smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.893

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "cigarette" มีค่าอยู่ที่ 0.926
- เส้นสีฟ้าเข้ม (all classes) แสดงค่า F1-score ที่เป็นค่าเฉลี่ยของทุกคลาส โดยระบุว่าค่าความเชื่อมั่นที่เหมาะสมที่สุดคือ 0.480 ซึ่งให้ค่า F1-score สูงสุดคือ 0.92

สรุป: เส้นในกราฟแต่ละเส้นจะแสดงถึงประสิทธิภาพผลลัพธ์ของโมเดลในการทำนายคลาสต่างๆ เมื่อความเชื่อมั่นเปลี่ยนแปลงที่ ความเชื่อมั่นใกล้ 0.4 โมเดลให้ค่า F1 ที่สูงที่สุดสำหรับการทำนายทุกคลาส (เส้นสีฟ้าเข้ม) โดยรวมค่า F1 จะสูงเมื่อ ค่าความเชื่อมั่นอยู่ในช่วง 0.1 ถึง 0.9 และเริ่มลดลงเมื่อค่าความเชื่อมั่นสูงกว่า 0.9 สิ่งนี้บ่งบอกว่าโมเดลสามารถทำงานได้ดีในช่วงความเชื่อมั่นที่อยู่ราว 0.36 - 0.9

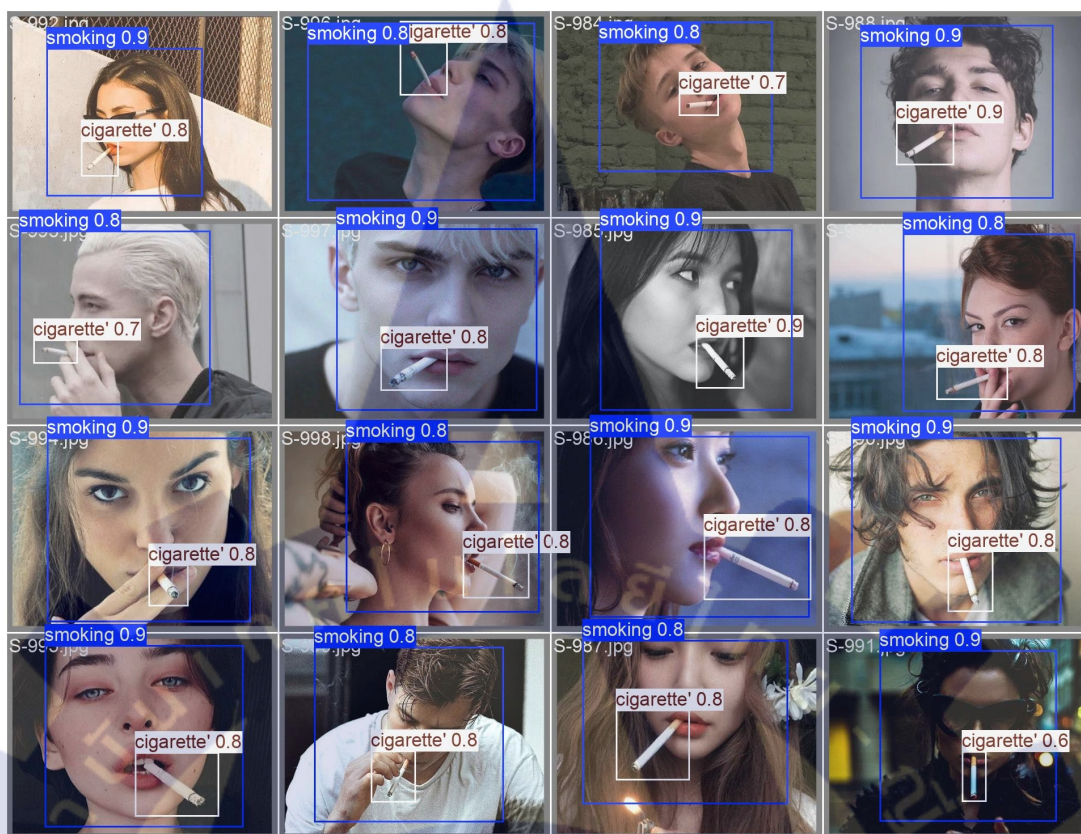


รูปที่ 4.55 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอนชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

จากกราฟตาราง Confusion Matrix ที่แสดงไว้ด้านบนเป็นการประเมินประสิทธิภาพและการตรวจจับของโมเดล yolo8n.pt ที่ใช้ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ในกราฟจะแสดงการจำแนกออกเป็น 4 ประเภท ได้แก่ (smoking, non-smoking, cigarette, Background) แกนแนวตั้งแสดงค่าการทำนาย (Predicted) จะแสดงผลการทำนายจาก โมเดล yolo8n.pt ว่าทำนายว่าเป็นคลาสไหน ซึ่งจะมีคลาสเดียวกันกับแกนแนวนอน ค่าความถูกต้อง (True) ส่วนค่าสีในแต่ละช่องและตัวเลข แสดงจำนวนและสัดส่วนในรูปแบบ(เปอร์เซ็นต์) ของการทำนายในแต่ละกล่องตัวเลขที่สูงจะมีสีเข้มแสดงถึงการ ทำนายถูกต้องมากส่วนตัวเลขต่ำและมีสีอ่อนแสดงถึงการทำนายผิดพลาดบ่อย

- ช่อง smoking = 0.97 หมายถึงโมเดลทำนายคลาส "smoking" ได้ถูกต้อง 97% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "smoking"
- ช่อง non_smoking = 0.90 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "non_smoking" ถูกต้อง 90% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส " non_smoking "
- ช่อง cigarette = 0.94 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "cigarette" ได้ถูกต้อง 94% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส " non_smoking "
- ช่อง background = 0.07 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาสนากหลัง 0.7% ในคลาสของ non_smoking และ 0.06แสดงว่าโมเดลทำนายเป็นนากหลัง 0.6% ในคลาสของ cigarette กรณีนี้คือการทำนายผิดพลาด

สรุป: จากการดู Confusion Matrix สามารถสรุปได้ว่า: โมเดล yolo8n.pt มีความแม่นยำสูงในคลาส "smoking" (97%) "non_smoking" (90%) และ "cigarette" (94%) ในการทำนายคลาสที่ถูกต้องอย่างไรก็ตาม โมเดลมีการสับสนระหว่าง "non_smoking" และ "background" ค่อนข้างสูง (40%) ซึ่งบ่งบอกถึงความจำเป็นใน การปรับปรุงโมเดลเพื่อให้สามารถแยกแยะภาพพื้นหลังออกจากวัตถุ " non_smoking " ได้ดีขึ้นโมเดลยังมีการ สับสนเล็กน้อยระหว่างคลาส "smoking" และ " cigarette " ซึ่งอาจเกิดจากลักษณะภาพที่คล้ายกันในบางกรณี



รูปที่ 4.56 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

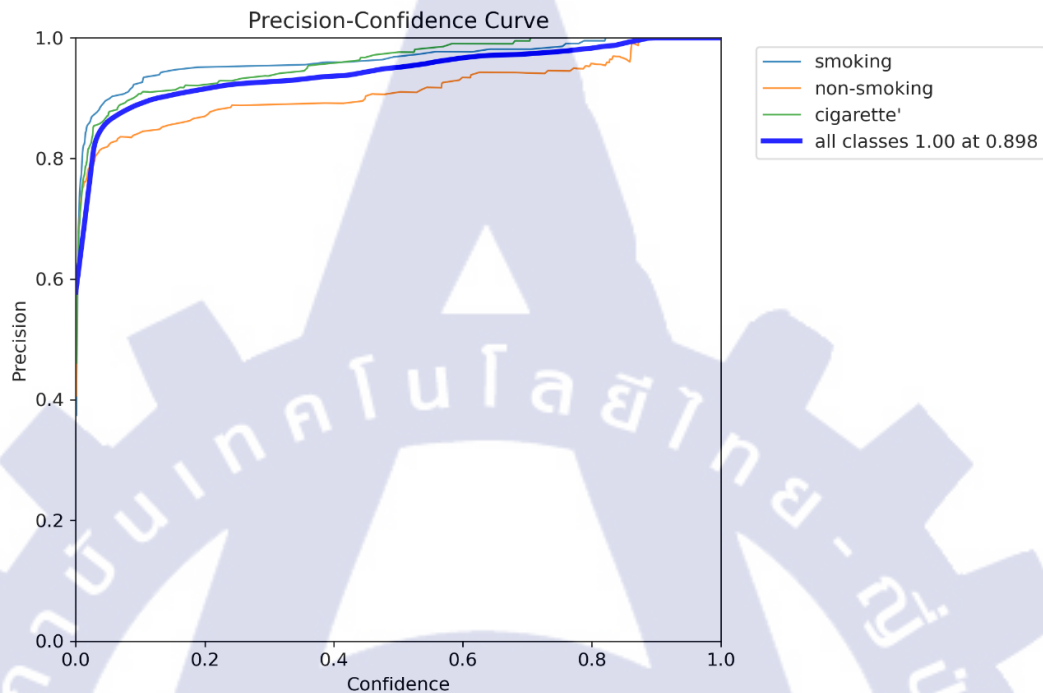
รูปนี้ก็คือผลลัพธ์จากการทดสอบโมเดล yolov8n.pt ว่ามีการตรวจจับรูปที่คนสูบบุหรี่ ที่มีการใช้ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 การฝึกสอนจำนวน 100 ในภาพก็จะแสดงให้เห็นว่า การตรวจจับมีความแม่นยำที่ดีมาก โดยยิ่งค่าที่ปรากฏในภาพมีจำนวนใกล้เคียง 1 มากเท่าไรก็แสดงว่า มีความถูกต้องและแม่นยำมาก

4.3.5 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 90 ส่วน 10

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
90 : 10	yolov8n.pt	50	0.933	0.964	0.94	0.977	0.952
	yolov8n.pt	100	0.950	0.958	0.927	0.968	0.942
	yolov8n.pt	150	0.960	0.959	0.942	0.969	0.950

รูปที่ 4.57 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 90 ส่วน 10

ในรูปที่ 4.57 จะเห็นว่าโมเดลที่ดีที่สุดก็คือ yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 90 ส่วน 10 จำนวนรอบการฝึกสอน 50 รอบ มีผลการทดลองตามด้านล่างนี้



รูปที่ 4.58 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 50 รอบ

ภาพด้านบนนี้เป็นกราฟ "Precision-Confidence Curve" ซึ่งผลลัพธ์มาจากการฝึกสอนโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ซึ่งจำแนกวัตถุในกลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking", "non_smoking" และ "cigarette" กราฟจะแสดงเส้นโค้งต่างๆและจำแนกค่า ซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความน่าจะเป็นว่าการจำแนกมีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่า Confidence มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Precision" คือ ความแม่นยำ (ความถี่ที่ผลการจำแนกถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในคลาสใดคลาสหนึ่ง) โดยค่า Precision มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งจะมีความสูงเมื่อโมเดลสามารถแยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดี ยิ่งค่า Precision มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไรแสดงว่า ค่า Precision มีความแม่นยำสูง

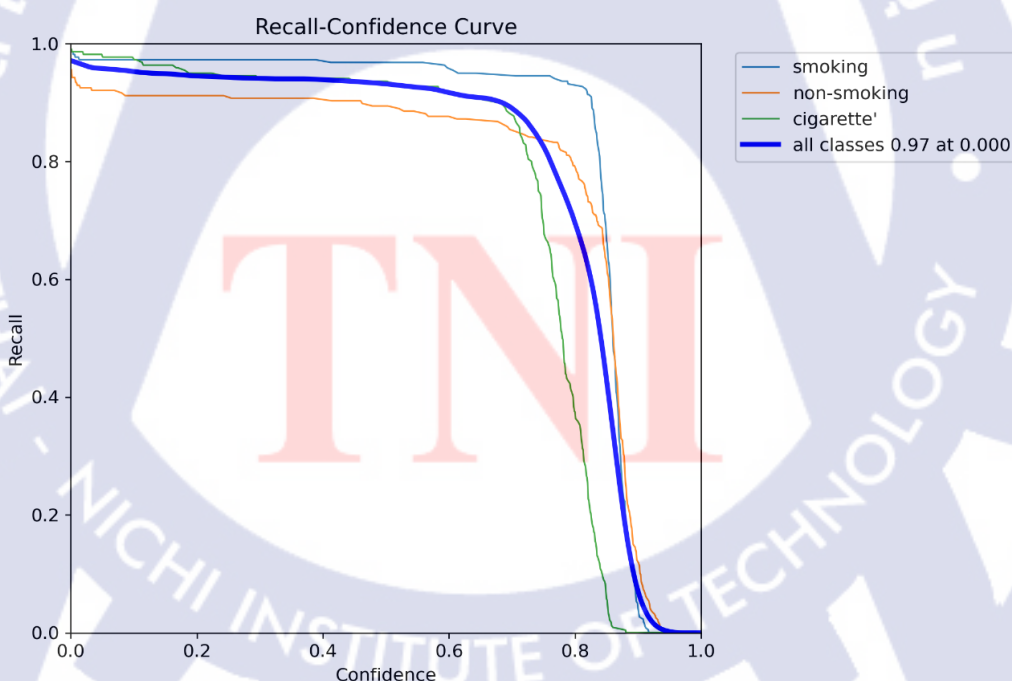
- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Precision ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถ สังเกตได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มี ค่าอยู่ที่ 0.967

- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Precision สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้จะคล้ายกับ เส้นสีฟ้า แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันเล็กน้อยเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.945

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Precision สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมากในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.981

- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Precision สูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence สูงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.905

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 90 ส่วน 10 จำนวนรอบการฝึกสอน 50 รอบ ที่ฝึกสอนมีประสิทธิภาพ สูงในการจำแนกวัตถุในแต่ละคลาส เมื่อ Confidence อยู่ในระดับสูง และมีความแม่นยำใกล้เคียงกัน



รูปที่ 4.59 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 50 รอบ

ภาพที่แสดงเป็นกราฟ " Recall-Confidence " ซึ่งมาจากการฝึกโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ซึ่งใช้ในการจำแนกวัตถุใน กลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" ซึ่งกราฟจะแสดงเส้นโค้ง ต่างๆ สำหรับแต่ละคลาสที่จำแนกค่าซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" หรือความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความ น่าจะเป็นว่าการจำแนกถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Recall" ซึ่ง หมายถึงอัตราส่วนของจำนวนวัตถุที่ตรวจพบถูกต้องเทียบกับจำนวนวัตถุทั้งหมดในภาพหรือความมั่นใจ โดยค่ามี ช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 (ผลการจำแนกความถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในทุกลาส) ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถ แยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดีทั้งหมด

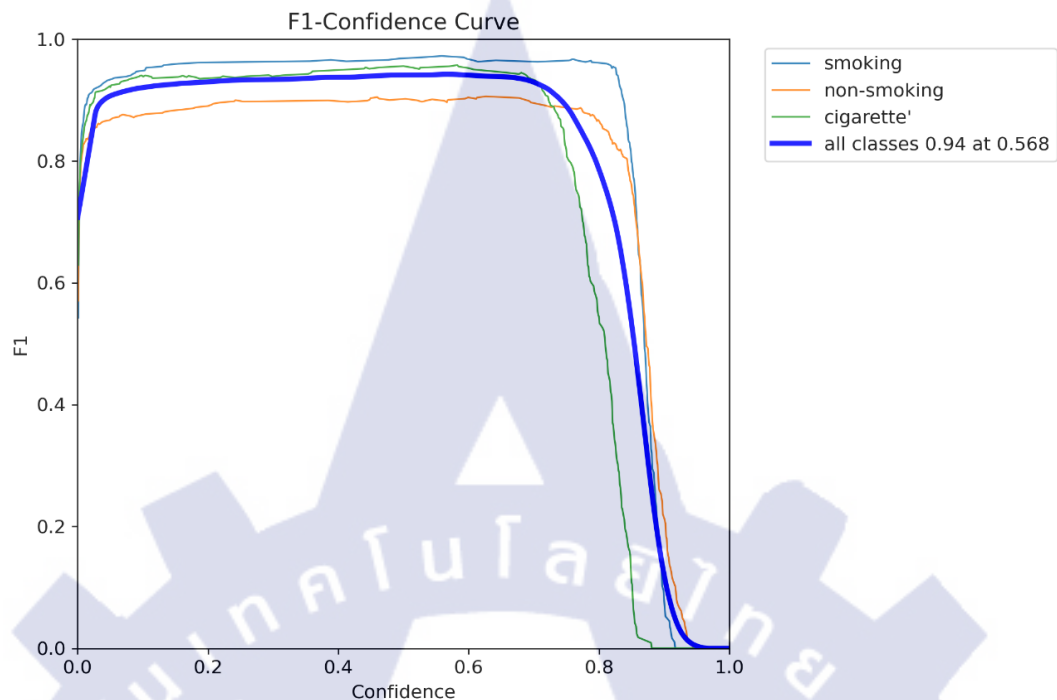
- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Recall ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถสังเกต ได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.982

- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Recall สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้อยู่ต่ำที่สุด แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันมากเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.905

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Recall สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมาก ในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.933

- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Recall ไม่ค่อยสูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence ลดลงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.96

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูลที่ 90 ส่วน 10 จำนวนรอบการฝึกสอน 50 รอบ มีความสามารถในการ ตรวจจับความถูกต้องของวัตถุในภาพได้ค่อนข้างดี (Recall สูง) แม้ว่าความมั่นใจจะสูงขึ้นแต่ค่า Confidence ต่ำ แต่ในคลาสของ Non_smoking มีค่าค่อนข้างน้อยอาจเป็นเพราะว่าตัวรูปมีความคล้ายกับคลาสนี้จึงทำให้ความ ถูกต้องผิดพลาด



รูปที่ 4.60 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 จำนวนการฝึกสอน 50 รอบ

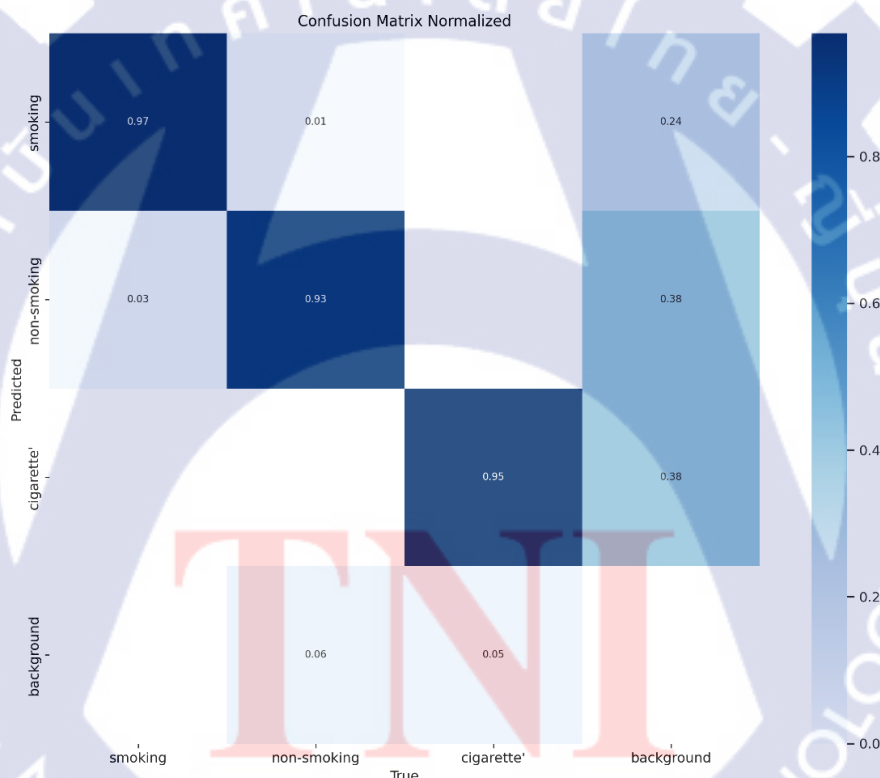
กราฟที่แสดงอยู่เป็นกราฟ " F1-Confidence Curve " ซึ่งเป็นกราฟที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลโดยการวัดจากค่าความเชื่อมั่น (Confidence) เทียบกับค่า F1-score สำหรับแต่ละคลาสที่ใช้ในการทดสอบโมเดล yolov8n.pt ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ และข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" แกนแนวนอน X จะแสดงค่าความเชื่อมั่น (Confidence) โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นค่าที่โมเดลให้ความมั่นใจในการทำนายแต่ละคลาส แกนแนวตั้ง Y แสดงค่า F1-Score โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นการรวมค่าความแม่นยำ (Precision) และการตรวจจับผลลัพธ์ที่ถูกต้อง (Recall) มาอยู่ในค่าเดียวกันถ้าค่ายิ่งสูงหมายถึงประสิทธิภาพของโมเดลดี

- เส้นสีน้ำเงิน (smoking) แสดงค่า F1-score ที่แตกต่างกันสำหรับคลาส "smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.946
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "non_smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.893

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "cigarette" มีค่าอยู่ที่ 0.926

- เส้นสีฟ้าเข้ม (all classes) แสดงค่า F1-score ที่เป็นค่าเฉลี่ยของทุกคลาส โดยระบุว่าค่าความเชื่อมั่นที่เหมาะสมที่สุดคือ 0.480 ซึ่งให้ค่า F1-score สูงสุดคือ 0.92

สรุป: เส้นในกราฟแต่ละเส้นจะแสดงถึงประสิทธิภาพผลลัพธ์ของโมเดลในการทำนายคลาสต่างๆ เมื่อความเชื่อมั่นเปลี่ยนแปลงที่ ความเชื่อมั่นใกล้ 0.4 โมเดลให้ค่า F1 ที่สูงที่สุดสำหรับการทำนายทุกคลาส (เส้นสีฟ้าเข้ม) โดยรวมค่า F1 จะสูงเมื่อ ค่าความเชื่อมั่นอยู่ในช่วง 0.1 ถึง 0.9 และเริ่มลดลงเมื่อค่าความเชื่อมั่นสูงกว่า 0.9 สิ่งนี้บ่งบอกว่าโมเดลสามารถทำงานได้ดีในช่วงความเชื่อมั่นที่อยู่ราว 0.36 - 0.9



รูปที่ 4.61 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอนชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 50 รอบ

จากกราฟตาราง Confusion Matrix ที่แสดงไว้ด้านบนเป็นการประเมินประสิทธิภาพและการตรวจจับของโมเดล yolov8n.pt ที่ใช้ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ในกราฟจะแสดงการจำแนกออกเป็น 4 ประเภท ได้แก่ (smoking, non-smoking, cigarette, Background) แกนแนวตั้งแสดงค่าการทำนาย (Predicted) จะแสดงผลการทำนายจาก โมเดล yolov8n.pt ว่าทำนายว่าเป็นคลาสไหน ซึ่งจะมีคลาสเดียวกันกับแกนแนวนอน ค่าความถูกต้อง (True) ส่วนค่าสีในแต่ละช่องและตัวเลข แสดงจำนวนและสัดส่วนในรูปแบบ(เปอร์เซ็นต์) ของการทำนายในแต่ละกล่องตัวเลขที่สูงจะมีสีเข้มแสดงถึงการ ทำนายถูกต้องมากส่วนตัวเลขต่ำและมีสีอ่อนแสดงถึงการทำนายผิดพลาดบ่อย

- ช่อง smoking = 0.97 หมายถึงโมเดลทำนายคลาส "smoking" ได้ถูกต้อง 97% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "smoking"
- ช่อง non_smoking = 0.90 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "non_smoking" ถูกต้อง 90% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "smoking"
- ช่อง cigarette = 0.94 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "cigarette" ได้ถูกต้อง 94% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "smoking"
- ช่อง background = 0.07 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาสฉากหลัง 0.7% ในคลาสของ non_smoking และ 0.06 แสดงว่าโมเดลทำนายเป็นฉากหลัง 0.6% ในคลาสของ cigarette กรณีนี้คือการทำนายผิดพลาด

สรุป: จากการดู Confusion Matrix สามารถสรุปได้ว่า: โมเดล yolov8n.pt มีความแม่นยำสูงในคลาส "smoking" (97%) "non_smoking" (90%) และ "cigarette" (94%) ในการทำนายคลาสที่ถูกต้องอย่างไรก็ตาม โมเดลมีการสับสนระหว่าง "non_smoking" และ "background" ปานกลาง (40%) ซึ่งบ่งบอกถึงความจำเป็นใน การปรับปรุงโมเดลเพื่อให้สามารถแยกแยะภาพพื้นหลังออกจากวัตถุ " non_smoking " ได้ดีขึ้นโมเดลยังมีการ สับสนเล็กน้อยระหว่างคลาส "smoking" และ " cigarette " ซึ่งอาจเกิดจากลักษณะภาพที่คล้ายกันในบางกรณี



รูปที่ 4.62 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 50 รอบ

รูปนี้ก็คือผลลัพธ์จากการทดสอบโมเดล yolov8n.pt ว่ามีการตรวจจับรูปที่คนสูบบุหรี่ ที่มีการใช้ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 50 ในภาพก็จะแสดงให้เห็นว่า การตรวจจับมีความแม่นยำที่ดีมาก โดยยิ่งค่าที่ปรากฏ ในภาพมีจำนวนใกล้เคียง 1 มากเท่าไรก็แสดงว่า มีความถูกต้องและแม่นยำมาก

4.4 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolo11n.pt

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
50 : 50	yolo11n.pt	50	0.937	0.921	0.904	0.954	0.912
	yolo11n.pt	100	0.927	0.919	0.894	0.945	0.906
	yolo11n.pt	150	0.907	0.895	0.884	0.932	0.889
60 : 40	yolo11n.pt	50	0.940	0.911	0.918	0.962	0.914
	yolo11n.pt	100	0.933	0.907	0.911	0.949	0.909
	yolo11n.pt	150	0.933	0.923	0.915	0.954	0.919
70 : 30	yolo11n.pt	50	0.943	0.907	0.931	0.966	0.919
	yolo11n.pt	100	0.940	0.910	0.915	0.945	0.912
	yolo11n.pt	150	0.947	0.918	0.928	0.957	0.923
80 : 20	yolo11n.pt	50	0.937	0.938	0.911	0.952	0.924
	yolo11n.pt	100	0.913	0.907	0.88	0.943	0.893
	yolo11n.pt	150	0.933	0.915	0.903	0.95	0.909
90 : 10	yolo11n.pt	50	0.957	0.939	0.941	0.97	0.940
	yolo11n.pt	100	0.967	0.964	0.943	0.976	0.953
	yolo11n.pt	150	0.967	0.961	0.943	0.969	0.952

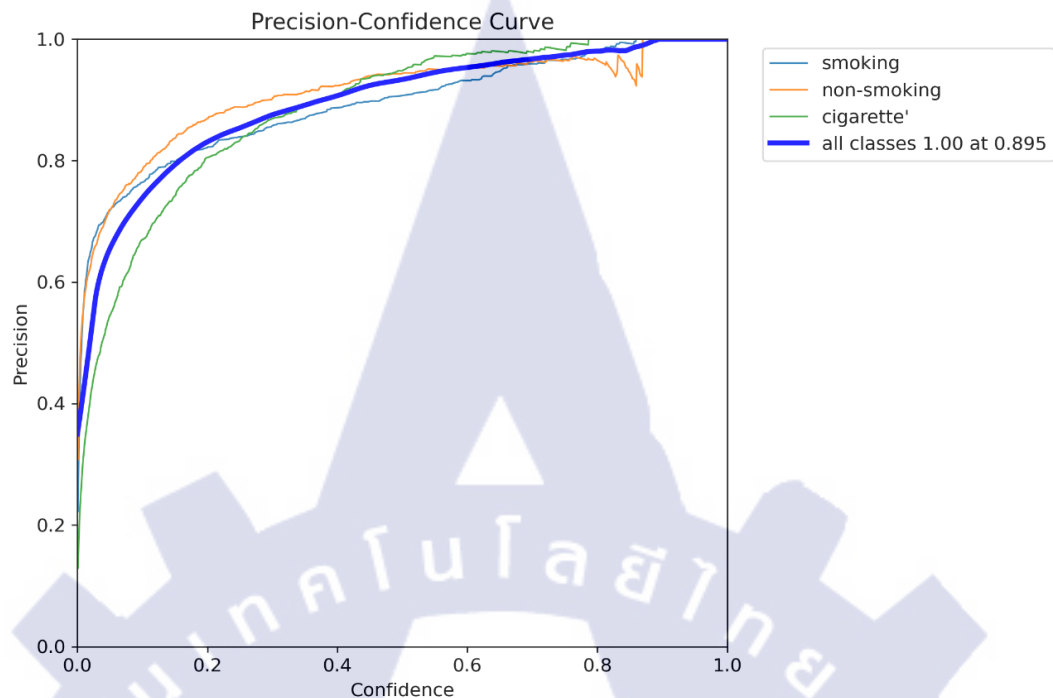
รูปที่ 4.63 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของการฝึกสอน โมเดล YOLOv11n.pt

4.4.1 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูลที่ 50 ส่วน 50

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
50 : 50	yolo11n.pt	50	0.937	0.921	0.904	0.954	0.912
	yolo11n.pt	100	0.927	0.919	0.894	0.945	0.906
	yolo11n.pt	150	0.907	0.895	0.884	0.932	0.889

รูปที่ 4.64 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50

ในรูปที่ 4.64 จะเห็นว่าโมเดลที่ดีที่สุดก็คือ yolo11n.pt ชุดข้อมูลที่ 50 ส่วน 50 จำนวนรอบการฝึกสอน 50 รอบ มีผลการทดลองตามด้านล่างนี้



รูปที่ 4.65 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ

ภาพด้านบนนี้เป็นกราฟ "Precision-Confidence Curve" ซึ่งผลลัพธ์มาจากการฝึกสอนโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ซึ่งจำแนกวัตถุในกลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking", "non_smoking" และ "cigarette" กราฟจะแสดงเส้นโค้งต่างๆและจำแนกค่า ซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความน่าจะเป็นว่าการจำแนกมีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่า Confidence มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Precision" คือ ความแม่นยำ (ความถี่ที่ผลการจำแนกถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในคลาสใดคลาสหนึ่ง) โดยค่า Precision มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถแยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดี ยิ่งค่า Precision มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไรแสดงว่า ค่า Precision มีความแม่นยำสูง

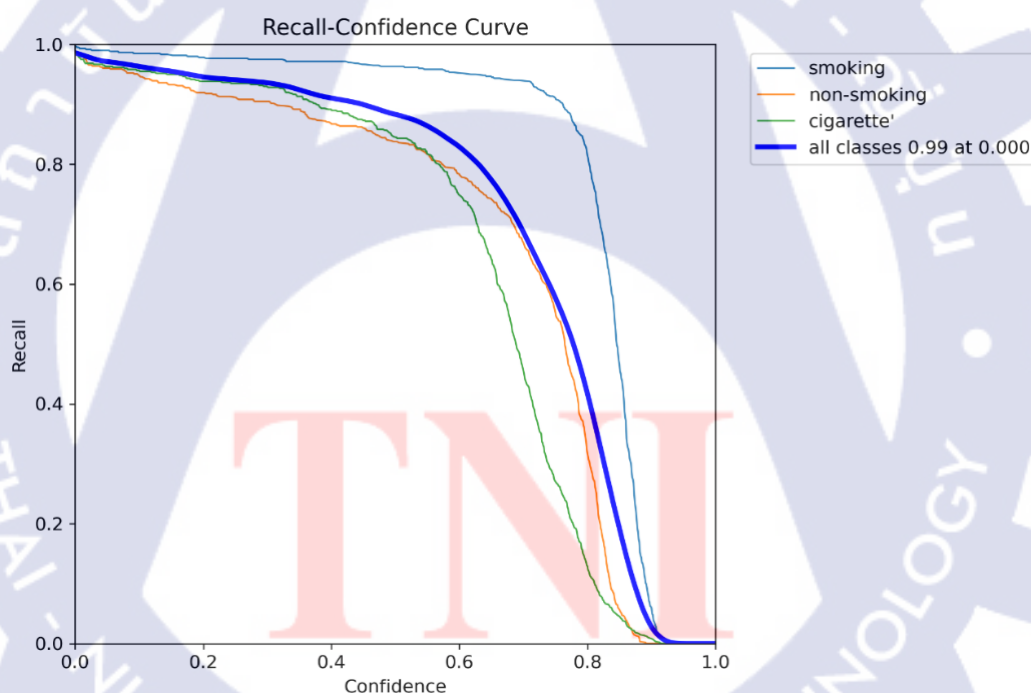
- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Precision ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถ สังเกตได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มี ค่าอยู่ที่ 0.896

- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Precision สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้จะคล้ายกับ เส้นสีฟ้า แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันเล็กน้อยเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.934

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Precision สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมากในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.934

- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Precision สูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence สูงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.895

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ที่ฝึกสอนมีประสิทธิภาพ สูงในการจำแนกวัตถุในแต่ละคลาส เมื่อ Confidence อยู่ในระดับสูง และ มีความแม่นยำใกล้เคียงกัน



รูปที่ 4.66 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 การฝึกสอนจำนวน 50 รอบ

ภาพที่แสดงเป็นกราฟ " Recall-Confidence " ซึ่งมาจากการฝึกโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ซึ่งใช้ในการจำแนกวัตถุใน กลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" ซึ่งกราฟจะแสดงเส้นโค้ง ต่างๆ สำหรับแต่ละคลาสที่จำแนกค่าซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" หรือความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความ น่าจะเป็นว่าการจำแนกถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Recall" ซึ่ง หมายถึงอัตราส่วนของจำนวนวัตถุที่ตรวจพบถูกต้องเทียบกับจำนวนวัตถุทั้งหมดในภาพหรือความมั่นใจ โดยค่ามี ช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 (ผลการจำแนกความถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในทุกลาส) ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถ แยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดีทั้งหมด

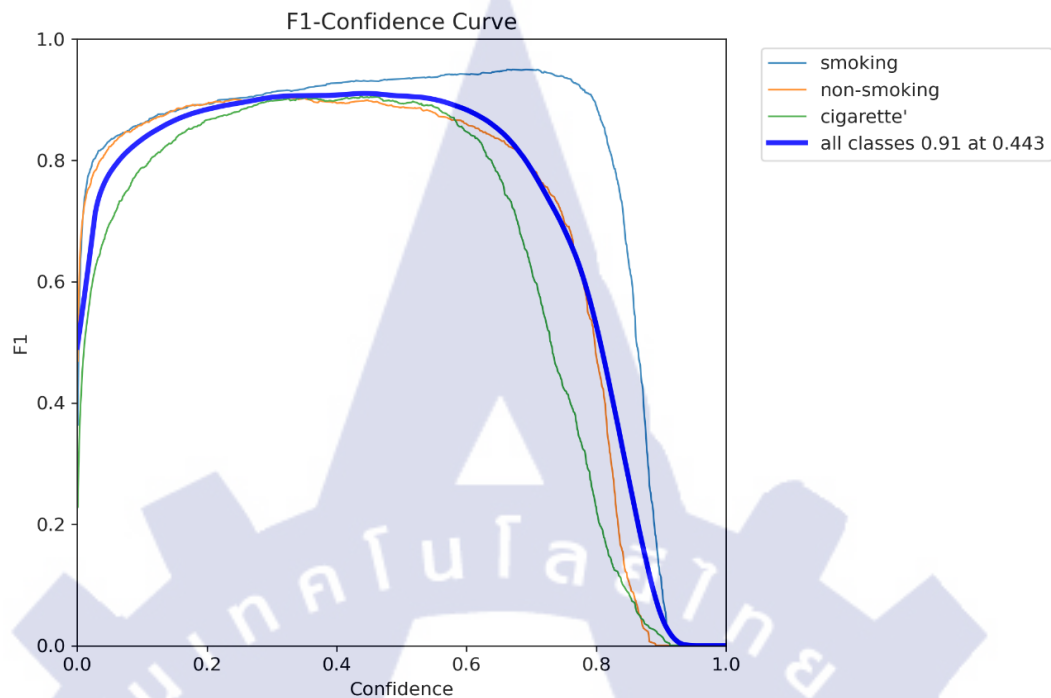
- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Recall ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถสังเกต ได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.969

- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Recall สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้อยู่ต่ำที่สุด แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันมากเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.864

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Recall สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมาก ในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.878

- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Recall ไม่ค่อยสูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence ลดลงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.99

สรุป: ได้ว่า โมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ มีความสามารถในการ ตรวจจับความถูกต้องของวัตถุในภาพได้ค่อนข้างดี (Recall สูง) แม้ว่าความมั่นใจจะสูงขึ้นแต่ค่า Confidence ต่ำ หากสังเกตเส้นกราฟของ (smoking) จะมีความถูกต้องมากที่สุด อาจเป็นเพราะว่าตัวชุดข้อมูลมีความถูกต้อง จำนวนมาก จึงทำให้เส้นกราฟมีค่ามากกว่า คลาสอื่นๆ



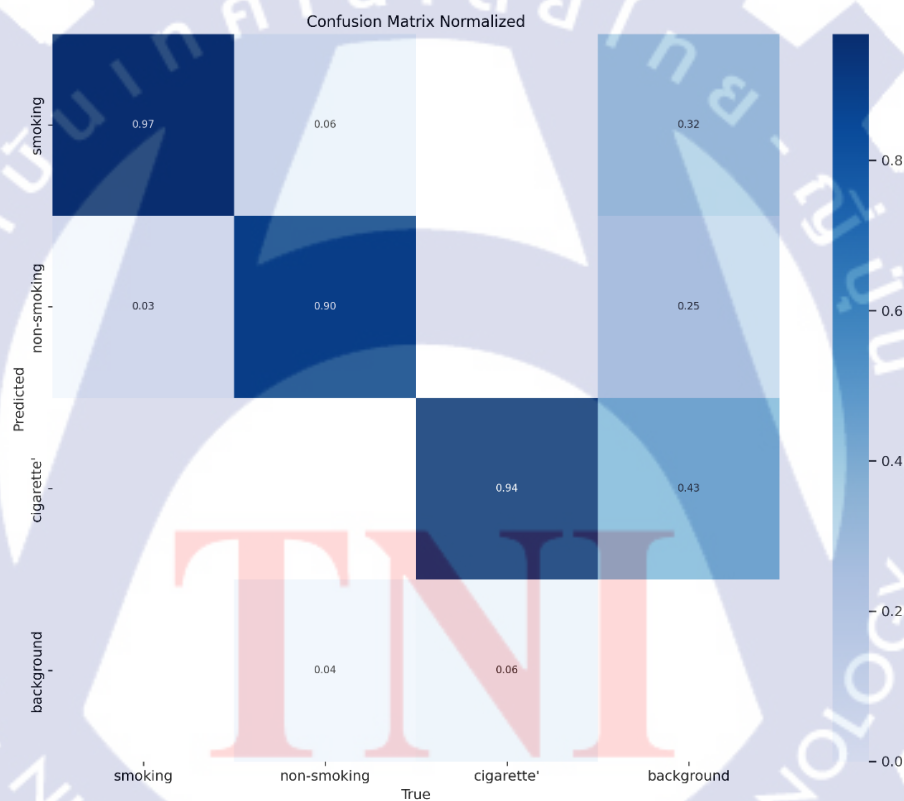
รูปที่ 4.67 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ

กราฟที่แสดงอยู่เป็นกราฟ " F1-Confidence Curve " ซึ่งเป็นกราฟที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลโดยการวัดจากค่าความเชื่อมั่น (Confidence) เทียบกับค่า F1-score สำหรับแต่ละคลาสที่ใช้ในการทดสอบโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ และข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" แกนแนวนอน X จะแสดงค่าความเชื่อมั่น (Confidence) โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นค่าที่โมเดลให้ความมั่นใจในการทำนายแต่ละคลาส แกนแนวตั้ง Y แสดงค่า F1-Score โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นการรวมค่าความแม่นยำ (Precision) และการตรวจจับผลลัพธ์ที่ถูกต้อง (Recall) มาอยู่ในค่าเดียวกันถ้าค่ายิ่งสูงหมายถึงประสิทธิภาพของโมเดลดี

- เส้นสีน้ำเงิน (smoking) แสดงค่า F1-score ที่แตกต่างกันสำหรับคลาส "smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.931
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "non_smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.897

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "cigarette" มีค่าอยู่ที่ 0.905
- เส้นสีฟ้าเข้ม (all classes) แสดงค่า F1-score ที่เป็นค่าเฉลี่ยของทุกคลาส โดยระบุว่าค่าความเชื่อมั่นที่เหมาะสม ที่สุดคือ 0.443 ซึ่งให้ค่า F1-score สูงสุดคือ 0.91

สรุป: เส้นในกราฟแต่ละเส้นจะแสดงถึงประสิทธิภาพผลลัพธ์ของโมเดลในการทำนายคลาสต่างๆ เมื่อความเชื่อมั่นเปลี่ยนแปลงที่ ความเชื่อมั่นใกล้ 0.443 โมเดลให้ค่า F1 ที่สูงที่สุดสำหรับการทำนายทุกคลาส (เส้นสีฟ้าเข้ม) โดยรวมค่า F1 จะสูง เมื่อค่าความเชื่อมั่นอยู่ในช่วง 0.2 ถึง 0.8 และเริ่มลดลงเมื่อค่าความเชื่อมั่นสูงกว่า 0.8 นี้บ่งบอกว่าโมเดลสามารถทำงานได้ดีในช่วงความเชื่อมั่นที่อยู่มาก 0.3 - 0.8



รูปที่ 4.68 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอนชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ

จากกราฟตาราง Confusion Matrix ที่แสดงไว้ด้านบนเป็นการประเมินประสิทธิภาพและการตรวจจับของโมเดล yolo11n.pt ที่ใช้ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ในกราฟจะแสดงการจำแนกออกเป็น 4 ประเภท ได้แก่ (smoking, non-smoking, cigarette, Background) แกนแนวตั้งแสดงค่าการทำนาย (Predicted) จะแสดงผลการทำนายจาก โมเดล yolov8n.pt ว่าทำนายว่าเป็นคลาสไหน ซึ่งจะมีคลาสเดียวกันกับแกนแนวนอน ค่าความถูกต้อง (True) ส่วนค่าสีในแต่ละช่องและตัวเลข แสดงจำนวนและสัดส่วนในรูปแบบ(เปอร์เซ็นต์) ของการทำนายในแต่ละกล่องตัวเลขที่สูงจะมีสีเข้มแสดงถึงการ ทำนายถูกต้องมากส่วนตัวเลขต่ำและมีสีอ่อนแสดงถึงการทำนายผิดพลาดบ่อย

- ช่อง smoking = 0.97 หมายถึงโมเดลทำนายคลาส "smoking" ได้ถูกต้อง 97% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "smoking"
- ช่อง non_smoking = 0.90 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "non_smoking" ถูกต้อง 90% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส " non_smoking "
- ช่อง cigarette = 0.94 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "cigarette" ได้ถูกต้อง 94% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส " cigarette "
- ช่อง background = 0.04 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาสนากหลัง 0.4% ในคลาสของ non_smoking และ 0.06แสดงว่าโมเดลทำนายเป็นนากหลัง 0.6% ในคลาสของ cigarette กรณีนี้คือการทำนายผิดพลาด

สรุป: จากการดู Confusion Matrix สามารถสรุปได้ว่า: โมเดล yolo11n.pt มีความแม่นยำสูงในคลาส "smoking" (97%) "non_smoking" (90%) และ "cigarette" (94%) ในการทำนายคลาสที่ถูกต้องอย่างไรก็ตาม โมเดลมีการสับสนระหว่าง "cigarette" และ "background" ปานกลาง (43%) ซึ่งบ่งบอกถึงความจำเป็นในการปรับปรุงโมเดล เพื่อให้มีความสามารถในการแยกแยะภาพพื้นหลังออกจากวัตถุ " non_smoking " ได้ดีขึ้นโมเดลยังมีการสับสน เล็กน้อยระหว่างคลาส "smoking" และ " cigarette " ซึ่งอาจเกิดจากลักษณะภาพที่คล้ายกันในบางกรณี



รูปที่ 4.69 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ

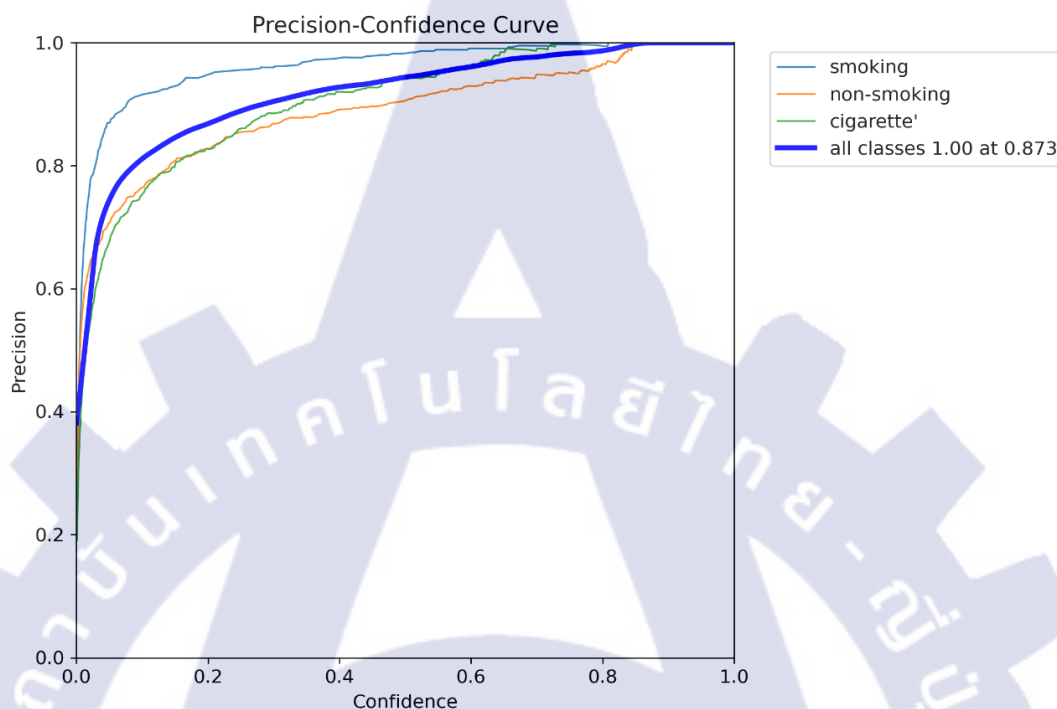
รูปนี้ก็คือผลลัพธ์จากการทดสอบโมเดล yolo11n.pt ว่ามีการตรวจจับรูปที่คนสูบบุหรี่ ที่มีการใช้ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 ในภาพก็จะแสดงให้เห็นว่า การตรวจจับมีความแม่นยำในระดับที่ดี โดยยิ่งค่าที่ปรากฏในภาพมีจำนวน ใกล้เคียง 1 มากเท่าไรก็แสดงว่า มีความถูกต้องและแม่นยำมาก

4.4.2 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูลที่ 60 ส่วน 40

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
60 : 40	yolo11n.pt	50	0.940	0.911	0.918	0.962	0.914
	yolo11n.pt	100	0.933	0.907	0.911	0.949	0.909
	yolo11n.pt	150	0.933	0.923	0.915	0.954	0.919

รูปที่ 4.70 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40

ในรูปที่ 4.70 จะเห็นว่าโมเดลที่ดีที่สุดก็คือ yolo11n.pt ชุดข้อมูลที่ 60 ส่วน 40 จำนวนรอบการฝึกสอน 150 รอบ มีผลการทดลองตามด้านล่างนี้

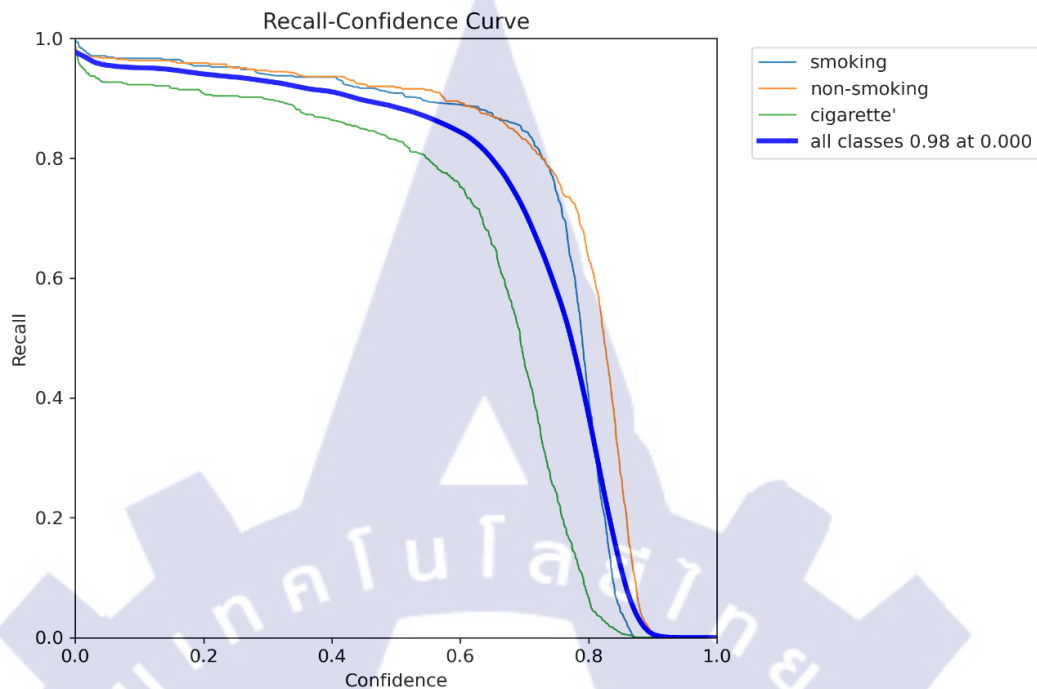


รูปที่ 4.71 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ

ภาพด้านบนนี้เป็นกราฟ "Precision-Confidence Curve" ซึ่งผลลัพธ์มาจากการฝึกสอนโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ ซึ่งจำแนกวัตถุในกลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking", "non_smoking" และ "cigarette" กราฟจะแสดงเส้นโค้งต่างๆและจำแนกค่า ซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความน่าจะเป็นว่าการจำแนกมีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่า Confidence มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Precision" คือ ความแม่นยำ (ความถี่ที่ผลการจำแนกถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในคลาสใดคลาสหนึ่ง) โดยค่า Precision มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถแยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดี ยิ่งค่า Precision มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไรแสดงว่า ค่า Precision มีความแม่นยำสูง

- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Precision ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถ สังเกตได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มี ค่าอยู่ที่ 0.972
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Precision สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้จะคล้ายกับ เส้นสีฟ้า แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันเล็กน้อยเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.884
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Precision สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมากในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.912
- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Precision สูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence สูงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.873

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ ที่ฝึกสอนมีประสิทธิภาพ ความแม่นยำสูง ในการจำแนกวัตถุในแต่ละคลาส เมื่อ Confidence อยู่ในระดับสูง แต่ข้อสังเกตสำคัญคือคลาส ของ non_smoking มีค่า Precision 0.884 อาจเป็นเพราะชุดข้อมูลของคนสูบบุหรี่และคนไม่สูบบุหรี่มีความ คล้ายกันจึงทำให้ คลาสของ non_smoking มีความแม่นยำน้อยลง



รูปที่ 4.72 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ

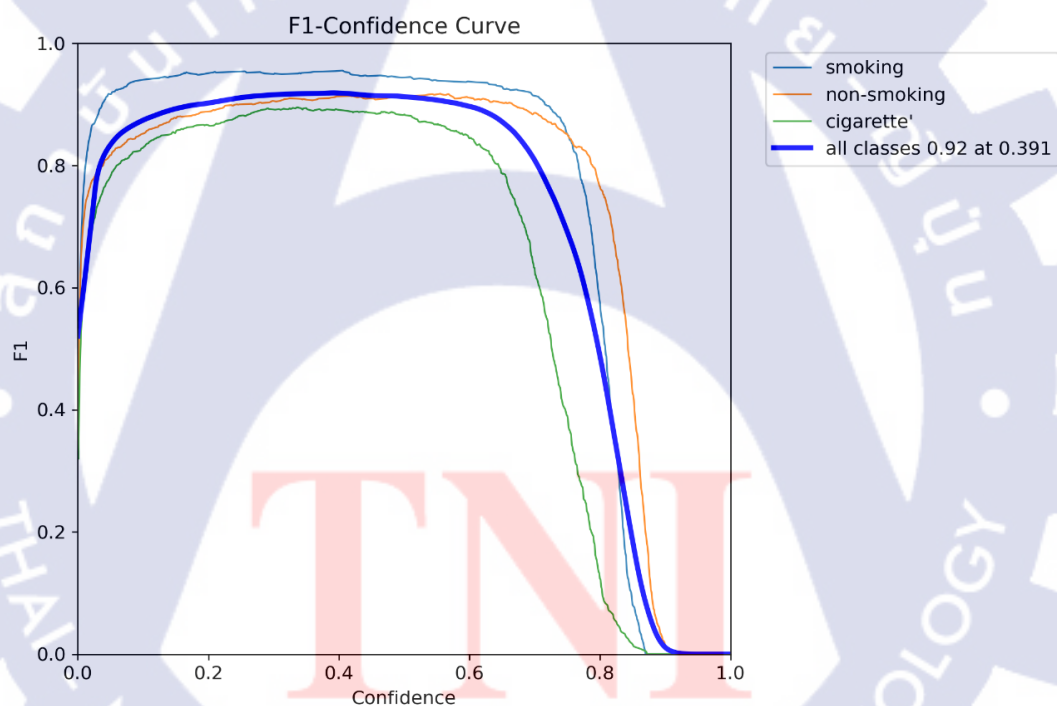
ภาพที่แสดงเป็นกราฟ " Recall-Confidence " ซึ่งมาจากการฝึกโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ ซึ่งใช้ในการจำแนกวัตถุใน กลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" ซึ่งกราฟจะแสดงเส้นโค้ง ต่างๆ สำหรับแต่ละคลาสที่จำแนกค่าซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" หรือความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความ น่าจะเป็นว่าการจำแนกถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Recall" ซึ่ง หมายถึงอัตราส่วนของจำนวนวัตถุที่ตรวจพบถูกต้องเทียบกับจำนวนวัตถุทั้งหมดในภาพหรือความมั่นใจ โดยค่ามี ช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 (ผลการจำแนกความถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในทุคคลาส) ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถ แยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดีทั้งหมด

- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Recall ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถสังเกต ได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.936
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Recall สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้อยู่ต่ำที่สุด แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันมากเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.936

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Recall สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมาก ในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.873

- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Recall ไม่ค่อยสูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence ลดลงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.98

สรุป: ได้ว่า โมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ มีความสามารถในการ ตรวจจับความถูกต้องของวัตถุในภาพได้ค่อนข้างดี (Recall) แม้ว่าความมั่นใจจะสูงขึ้นแต่ค่า Confidence ต่ำ แต่ ในคลาสของ cigarette เส้นต่ำที่สุดและค่าความถูกต้องก็น้อยกว่า คลาสอื่นๆ อาจเป็นเพราะ ตัวบุหรี่มีขนาดเล็ก จึงอาจตรวจจับสิ่งของอย่างอื่นแทนบุหรี่ จึงทำให้ค่า Recall ลดลง

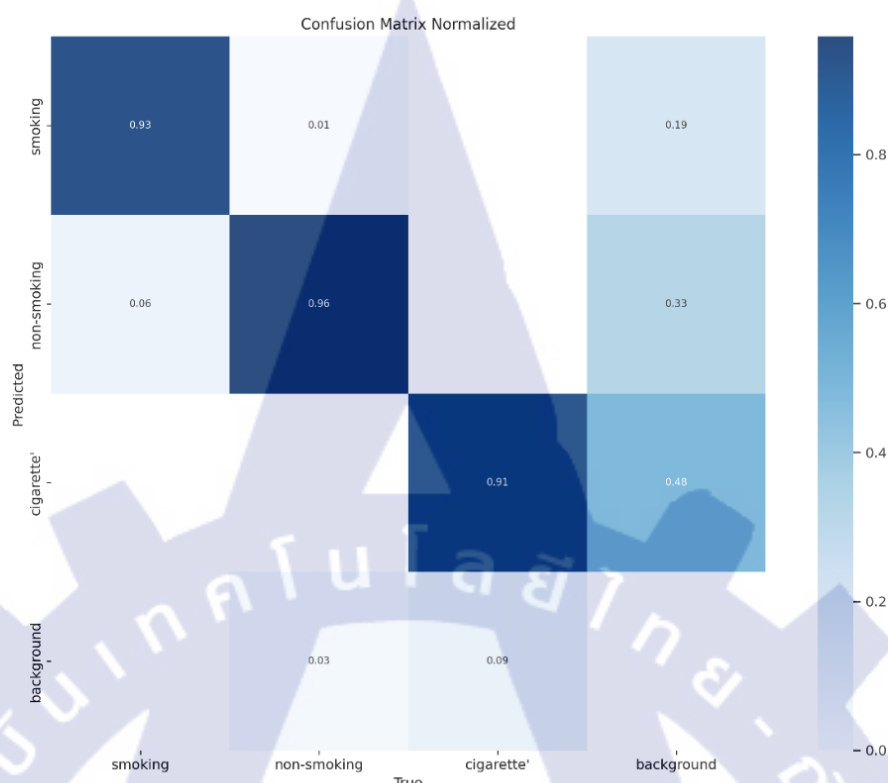


รูปที่ 4.73 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ

กราฟที่แสดงอยู่เป็นกราฟ " F1-Confidence Curve " ซึ่งเป็นกราฟที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลโดยการวัดจากค่าความเชื่อมั่น (Confidence) เทียบกับค่า F1-score สำหรับแต่ละคลาสที่ใช้ในการทดสอบโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ และข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" แกนแนวนอน X จะแสดงค่าความเชื่อมั่น (Confidence) โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นค่าที่โมเดลให้ความมั่นใจในการทำนายแต่ละคลาส แกนแนวตั้ง Y แสดงค่า F1-Score โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นการรวมค่าความแม่นยำ (Precision) และการตรวจจับผลลัพธ์ที่ถูกต้อง (Recall) มาอยู่ในค่าเดียวกันถ้าค่ายังสูงหมายถึงประสิทธิภาพของโมเดลดี

- เส้นสีน้ำเงิน (smoking) แสดงค่า F1-score ที่แตกต่างกันสำหรับคลาส "smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.953
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "non_smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.909
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "cigarette" มีค่าอยู่ที่ 0.892
- เส้นสีฟ้าเข้ม (all classes) แสดงค่า F1-score ที่เป็นค่าเฉลี่ยของทุกคลาส โดยระบุว่าค่าความเชื่อมั่นที่เหมาะสมที่สุดคือ 0.391 ซึ่งให้ค่า F1-score สูงสุดคือ 0.92

สรุป: เส้นในกราฟแต่ละเส้นจะแสดงถึงประสิทธิภาพผลลัพธ์ของโมเดลในการทำนายคลาสต่างๆ เมื่อความเชื่อมั่นเปลี่ยนแปลงที่ ความเชื่อมั่นใกล้ 0.391 โมเดลให้ค่า F1 ที่สูงที่สุดสำหรับการทำนายทุกคลาส (เส้นสีฟ้าเข้ม)โดยรวมค่า F1 จะสูง เมื่อค่าความเชื่อมั่นอยู่ในช่วง 0.2 ถึง 0.8 และเริ่มลดลงเมื่อค่าความเชื่อมั่นสูงกว่า 0.8 สิ่งนี้บ่งบอกว่าโมเดลสามารถทำงานได้ดีในช่วงความเชื่อมั่นที่อยู่ราว 0.2 - 0.8



รูปที่ 4.74 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอนชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ

จากกราฟตาราง Confusion Matrix ที่แสดงไว้ด้านบนเป็นการประเมินประสิทธิภาพและการตรวจจับของโมเดล yolo11n.pt ที่ใช้ชุดข้อมูล 50 ส่วน 50 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ในกราฟจะแสดงการจำแนกออกเป็น 4 ประเภท ได้แก่ (smoking, non-smoking, cigarette, Background) แกนแนวตั้งแสดงค่าการทำนาย (Predicted) จะแสดงผลการทำนายจาก โมเดล yolov8n.pt ว่าทำนายว่าเป็นคลาสไหน ซึ่งจะมีคลาสเดียวกันกับแกนแนวนอน ค่าความถูกต้อง (True) ส่วนค่าสีในแต่ละช่องและตัวเลข แสดงจำนวนและสัดส่วนในรูปแบบ(เปอร์เซ็นต์) ของการทำนายในแต่ละกล่องตัวเลขที่สูงจะมีสีเข้มแสดงถึงการ ทำนายถูกต้องมากส่วนตัวเลขต่ำและมีสีอ่อนแสดงถึงการทำนายผิดพลาดบ่อย

- ช่อง smoking = 0.93 หมายถึงโมเดลทำนายคลาส "smoking" ได้ถูกต้อง 93% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "smoking"
- ช่อง non_smoking = 0.96 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "non_smoking" ถูกต้อง 96% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส " non_smoking "

- ช่อง cigarette = 0.91 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "cigarette" ได้ถูกต้อง 91% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "non_smoking"
- ช่อง background = 0.03 แสดงว่าโมเดลทำนายเป็นฉากหลัง 0.3% ในคลาสของ non_smoking และ 0.09 แสดงว่าโมเดลทำนายฉากหลัง 0.9% ในคลาสของ cigarette กรณีนี้คือการทำนายผิดพลาด

สรุป: จากการดู Confusion Matrix จะเห็นได้ว่า: โมเดล yolo11n.pt มีความแม่นยำสูงในคลาส "smoking" (93%) และ "non_smoking" (96%) และ "cigarette" (91%) ในการทำนายคลาสที่ถูกต้องอย่างไรก็ตาม มีการ สับสนระหว่างคลาส "cigarette" และ "background" ปานกลาง (48%) ซึ่งอาจบ่งบอกว่าโมเดลอาจต้องการ การ ปรับปรุงในส่วนนี้เพื่อลดการทำนายผิดโมเดลยังมีการสับสนในบางส่วนระหว่าง "smoking" และ "non_smoking" ซึ่งอาจเกิดจากลักษณะภาพที่คล้ายกันหรือท่าทางที่คล้ายกัน



รูปที่ 4.75 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ

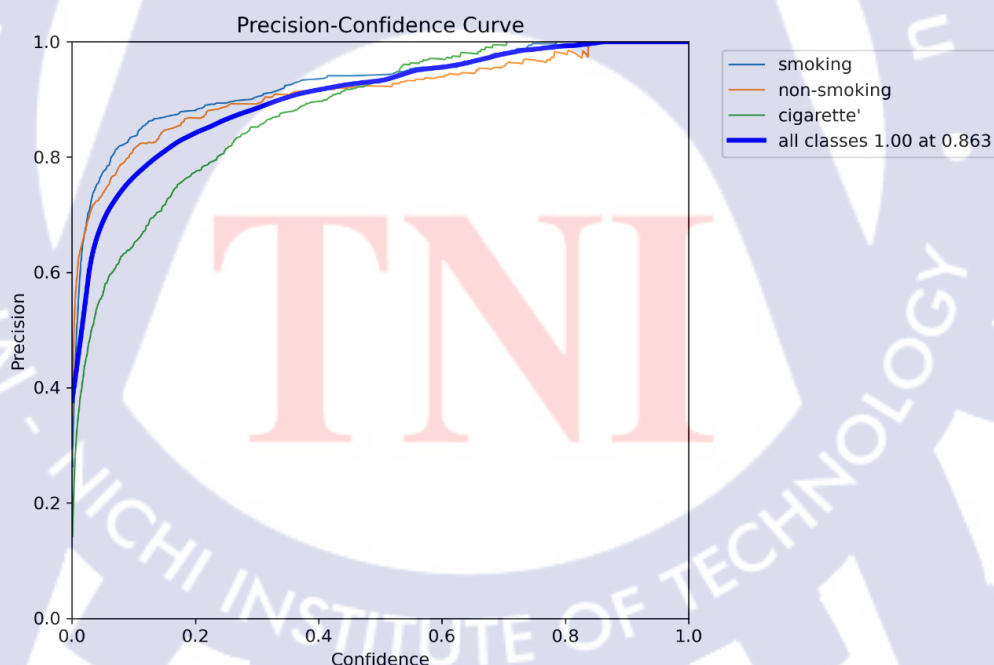
รูปนี้ก็คือผลลัพธ์จากการทดสอบโมเดล yolo11n.pt ว่ามีการตรวจจับรูปที่คนสูบบุหรี่ ที่มีการใช้ชุดข้อมูล 60 ส่วน 40 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ ในภาพก็จะแสดงให้เห็นว่า การตรวจจับมีความแม่นยำระดับที่ดีมาก โดยยิ่งค่าที่ปรากฏในภาพมีจำนวนใกล้เคียง 1 มาก ก็แสดงว่ามีความถูกต้องและแม่นยำมาก

4.4.3 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูลที่ 70 ส่วน 30

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
70 : 30	yolo11n.pt	50	0.943	0.907	0.931	0.966	0.919
	yolo11n.pt	100	0.940	0.910	0.915	0.945	0.912
	yolo11n.pt	150	0.947	0.918	0.928	0.957	0.923

รูปที่ 4.76 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30

ในรูปที่ 4.76 จะเห็นว่าโมเดลที่ดีที่สุดก็คือ yolo11n.pt ชุดข้อมูลที่ 70 ส่วน 30 จำนวนรอบการฝึกสอน 50 รอบ มีผลการทดลองตามด้านล่างนี้

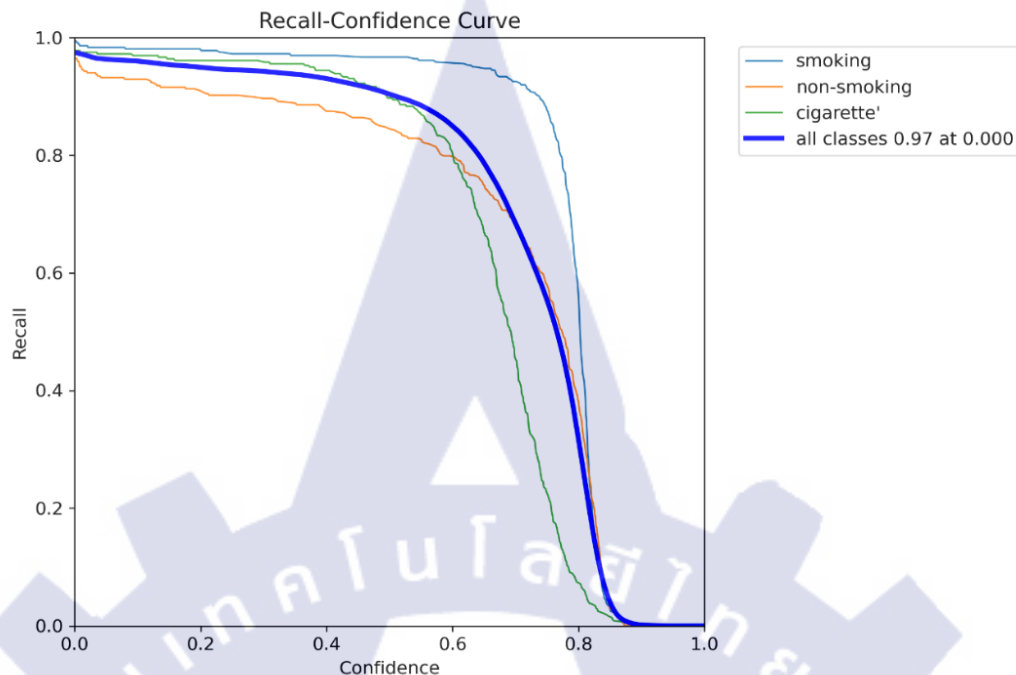


รูปที่ 4.77 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 การฝึกสอนจำนวน 150 รอบ

ภาพด้านบนนี้เป็นกราฟ "Precision-Confidence Curve" ซึ่งผลลัพธ์มาจากการฝึกสอน โมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ ซึ่งจำแนกวัตถุในกลุ่ม ข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking", "non_smoking" และ "cigarette" กราฟจะ แสดงเส้นโค้งต่างๆและจำแนกค่า ซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ ค่าความน่าจะเป็นว่าการจำแนกมีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่า Confidence มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Precision" คือ ความแม่นยำ (ความถี่ที่ผลการจำแนกถูกต้องเมื่อโมเดล ทำนายวัตถุในคลาสใดคลาสหนึ่ง) โดยค่า Precision มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดล สามารถแยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดี ยิ่งค่า Precision มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไรแสดงว่า ค่า Precision มีความแม่นยำสูง

- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Precision ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับ การสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถ สังเกตได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.873
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Precision สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้ม ของเส้นนี้จะคล้ายกับเส้นสีฟ้าแต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันเล็กน้อยเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.923
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Precision สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดี มากในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.925
- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Precision สูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence สูงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่าง แม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.895

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolo11n.pt ฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 การฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ที่ฝึกสอนมี ประสิทธิภาพสูงในการจำแนกวัตถุในแต่ละคลาส เมื่อ Confidence อยู่ในระดับสูง และมีความแม่นยำใกล้เคียงกัน แต่หากสังเกตในกราฟ คลาสของ smoking มีค่าความแม่นยำที่ต่ำ อาจเป็น เพราะตัวชุดข้อมูลที่เหมือนกันคลาสนon_smoking จึงทำให้ค่าความแม่นยำลดน้อยลง



รูปที่ 4.78 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวนการฝึกสอน 150 รอบ

ภาพที่แสดงเป็นกราฟ " Recall-Confidence " ซึ่งมาจากการฝึกโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ ซึ่งใช้ในการจำแนกวัตถุใน กลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" ซึ่งกราฟจะแสดงเส้นโค้ง ต่างๆ สำหรับแต่ละคลาสที่จำแนกค่าซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" หรือความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความ น่าจะเป็นว่าการจำแนกถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Recall" ซึ่ง หมายถึงอัตราส่วนของจำนวนวัตถุที่ตรวจพบถูกต้องเทียบกับจำนวนวัตถุทั้งหมดในภาพหรือความมั่นใจ โดยค่ามี ช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 (ผลการจำแนกความถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในทุกคลาส) ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถ แยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดีทั้งหมด

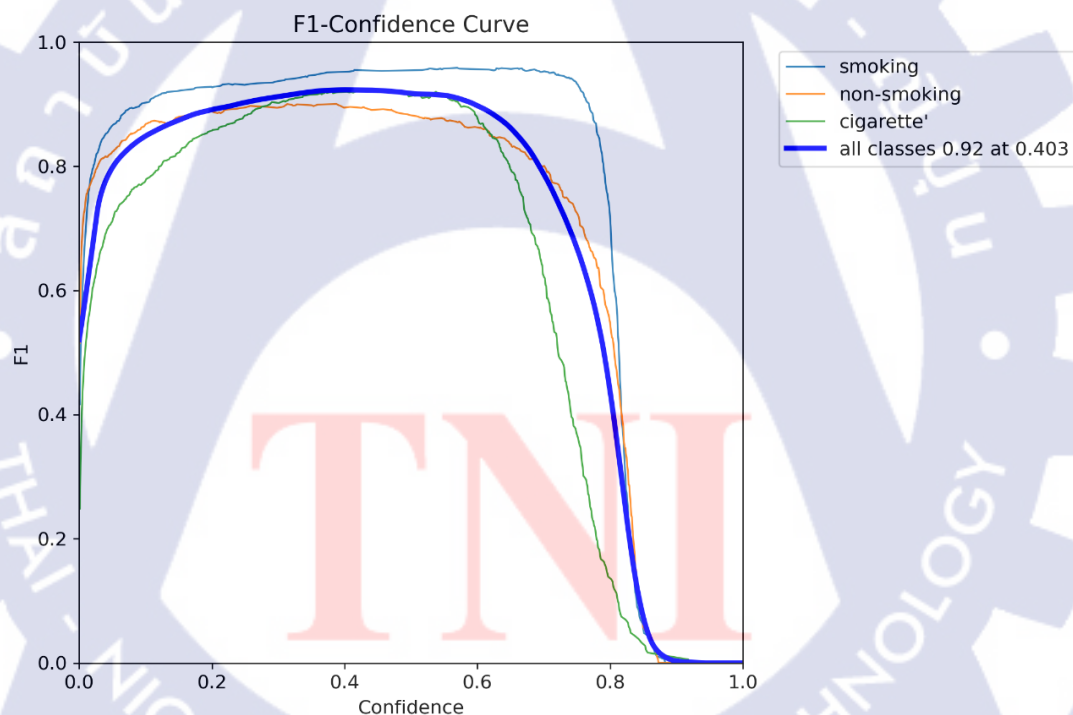
- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Recall ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถสังเกต ได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.981

- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Recall สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้อยู่ต่ำที่สุด แต่ดู เหมือนจะมีการแปรผันมากเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.877

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Recall สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมาก ในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.936

- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Recall ไม่ค่อยสูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence ลดลงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.98

สรุป: ได้ว่า โมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 การฝึกสอนจำนวน 150 รอบมีความสามารถในการ ตรวจจับความถูกต้องของวัตถุในภาพได้ค่อนข้างดี (Recall สูง) แม้ว่าจะความมั่นใจจะสูงขึ้นแต่ค่า Confidence ต่ำ แต่ในคลาสของ Smoking มีค่าที่สูงที่สุด ถ้าเทียบกับคลาสอื่นๆ ด้วยกัน เป็นเพราะว่า ตัวรูปภาพมีความชัดเจน การฝึกสอนจึงมีความถูกต้องมากที่สุด และ คลาสของ non_smoking มีค่าน้อยที่สุด และความถูกต้องลดลงเร็ว กว่าเส้นอื่น เป็นเพราะตัวชุดข้อมูลที่มีความคล้ายกับ คลาสของ Smoking จึงทำให้ความถูกต้องในคลาสนี้ต่ำ

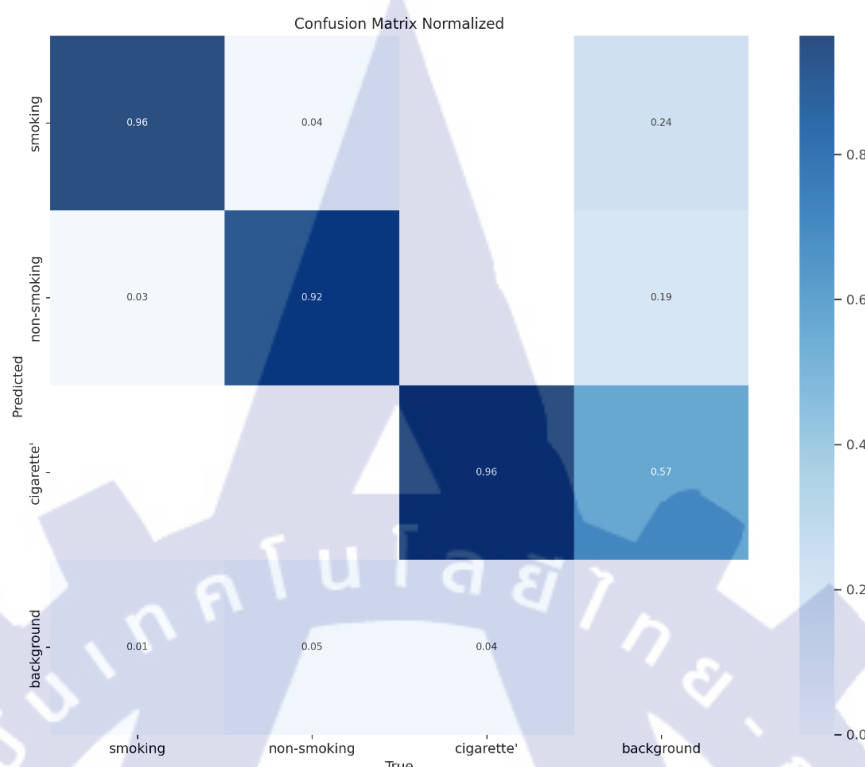


รูปที่ 4.79 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวนการฝึกสอน 150 รอบ

กราฟที่แสดงอยู่เป็นกราฟ " F1-Confidence Curve " ซึ่งเป็นกราฟที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลโดยการวัดจากค่าความเชื่อมั่น (Confidence) เทียบกับค่า F1-score สำหรับแต่ละคลาสที่ใช้ในการทดสอบโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ และข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" แกนแนวนอน X จะแสดงค่าความเชื่อมั่น (Confidence) โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นค่าที่โมเดลให้ความมั่นใจในการทำนายแต่ละคลาส แกนแนวตั้ง Y แสดงค่า F1-Score โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นการรวมค่าความแม่นยำ (Precision) และการตรวจจับผลลัพธ์ที่ถูกต้อง (Recall) มาอยู่ในค่าเดียวกันถ้าค่ายิ่งสูงหมายถึงประสิทธิภาพของโมเดลดี

- เส้นสีน้ำเงิน (smoking) แสดงค่า F1-score ที่แตกต่างกันสำหรับคลาส "smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.923
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "non_smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.899
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "cigarette" มีค่าอยู่ที่ 0.930
- เส้นสีฟ้าเข้ม (all classes) แสดงค่า F1-score ที่เป็นค่าเฉลี่ยของทุกคลาส โดยระบุว่าค่าความเชื่อมั่นที่เหมาะสมที่สุดคือ 0.319 ซึ่งให้ค่า F1-score สูงสุดคือ 0.92

สรุป: เส้นในกราฟแต่ละเส้นจะแสดงถึงประสิทธิภาพผลลัพธ์ของโมเดลในการทำนายคลาสต่างๆ เมื่อความเชื่อมั่นเปลี่ยนแปลงที่ ความเชื่อมั่นใกล้ 0.3 โมเดลให้ค่า F1 ที่สูงที่สุดสำหรับการทำนายทุกคลาส (เส้นสีฟ้าเข้ม)โดยรวมค่า F1 จะสูงเมื่อ ค่าความเชื่อมั่นอยู่ในช่วง 0.3 ถึง 0.9 และเริ่มลดลงเมื่อค่าความเชื่อมั่นสูงกว่า 0.8 สิ่งนี้บ่งบอกว่าโมเดลสามารถทำงานได้ดีในช่วงความเชื่อมั่นที่อยู่ราว 0.3 - 0.9



รูปที่ 4.80 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอนชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวนการฝึกสอน 50 รอบ

จากกราฟตาราง Confusion Matrix ที่แสดงไว้ด้านบนเป็นการประเมินประสิทธิภาพและการตรวจจับของโมเดล yolo11n.pt ที่ใช้ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ ในกราฟจะแสดงการจำแนกออกเป็น 4 ประเภท ได้แก่ (smoking, non-smoking, cigarette, Background) แกนแนวตั้งแสดงค่าการทำนาย (Predicted) จะแสดงผลการทำนายจาก โมเดล yolov8n.pt ว่าทำนายว่าเป็นคลาสไหน ซึ่งจะมีคลาสเดียวกันกับแกนแนวนอน ค่าความถูกต้อง (True) ส่วนค่าสีในแต่ละช่องและตัวเลข แสดงจำนวนและสัดส่วนในรูปแบบ(เปอร์เซ็นต์) ของการทำนายในแต่ละกล่องตัวเลขที่สูงจะมีสีเข้มแสดงถึงการ ทำนายถูกต้องมากส่วนตัวเลขต่ำและมีสีอ่อนแสดงถึงการทำนายผิดพลาดบ่อย

- ช่อง smoking = 0.98 หมายถึงโมเดลทำนายคลาส "smoking" ได้ถูกต้อง 98% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "smoking"
- ช่อง non_smoking = 0.90 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "non_smoking" ถูกต้อง 90%
- ช่อง cigarette = 0.95 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "cigarette" ได้ถูกต้อง 95%

• ช่อง background = 0.01 แสดงว่าโมเดลทำนายเป็นฉากหลัง 0.1% ในคลาสของ smoking และ 0.05 แสดงว่า โมเดลทำนายคลาสฉากหลัง 0.5% ในคลาสของ non_smoking และ 0.05 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาสฉากหลัง 0.5% ในคลาสของ cigarette กรณีนี้คือการทำนายผิดพลาด

สรุป: จากการดู Confusion Matrix สามารถสรุปได้ว่า: โมเดล yolo11n.pt มีความแม่นยำสูงในคลาส "smoking" (98%) และ "non_smoking" (90%) และ "cigarette" (95%) ในการทำนายคลาสที่ถูกต้องอย่างไร้ก็ ตาม โมเดลมีการสับสนระหว่าง "smoking" และ "background" (43%) ซึ่งบ่งบอกถึงความจำเป็นในการ ปรับปรุงโมเดลเพื่อให้สามารถแยกแยะภาพพื้นหลังออกจากคนสูบบุหรี่ให้ดีขึ้น



รูปที่ 4.81 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 จำนวนการฝึกสอน 150 รอบ

รูปนี้ก็คือผลลัพธ์จากการทดสอบโมเดล yolo11n.pt ว่ามีการตรวจจับรูปที่คนสูบบุหรี่ ที่มีการใช้ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 การฝึกสอนจำนวน 150 รอบ ในภาพก็จะแสดงให้เห็นว่า การตรวจจับมี

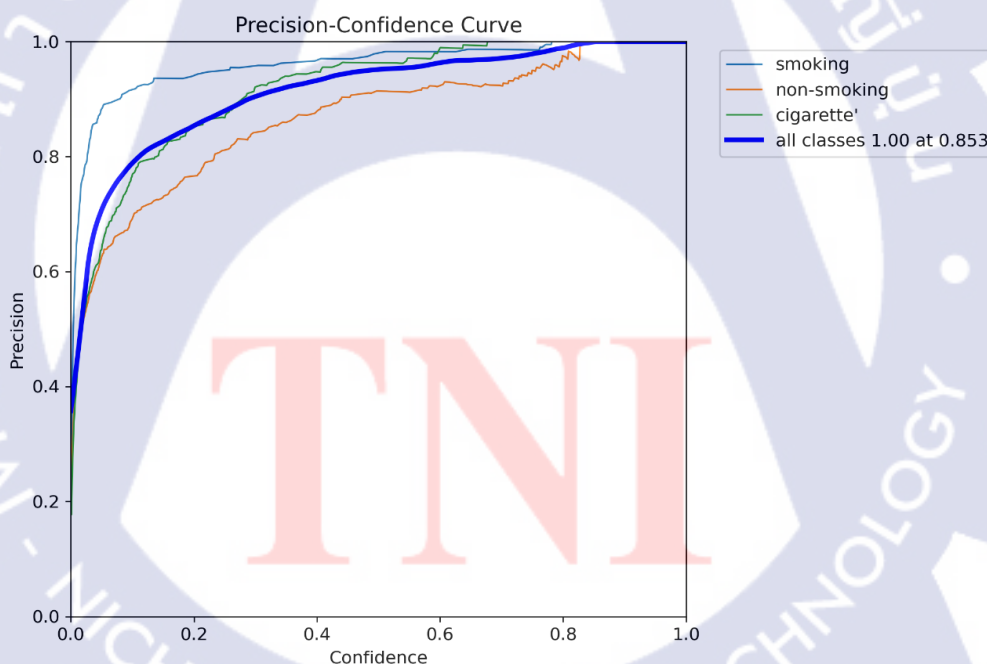
ความแม่นยำในระดับที่ดีมาก โดย ยิ่งค่าที่ปรากฏในภาพมีจำนวนใกล้เคียง 1 มากเท่าไรก็แสดงว่า มีความถูกต้องและแม่นยำมาก

4.4.4 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูลที่ 80 ส่วน 20

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
80 : 20	yolo11n.pt	50	0.937	0.938	0.911	0.952	0.924
	yolo11n.pt	100	0.913	0.907	0.88	0.943	0.893
	yolo11n.pt	150	0.933	0.915	0.903	0.95	0.909

รูปที่ 4.82 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20

ในรูปที่ 4.82 จะเห็นว่าโมเดลที่ดีที่สุดก็คือ yolo11n.pt ชุดข้อมูลที่ 80 ส่วน 20 จำนวนรอบการฝึกสอน 50 รอบ มีผลการทดลองตามด้านล่างนี้

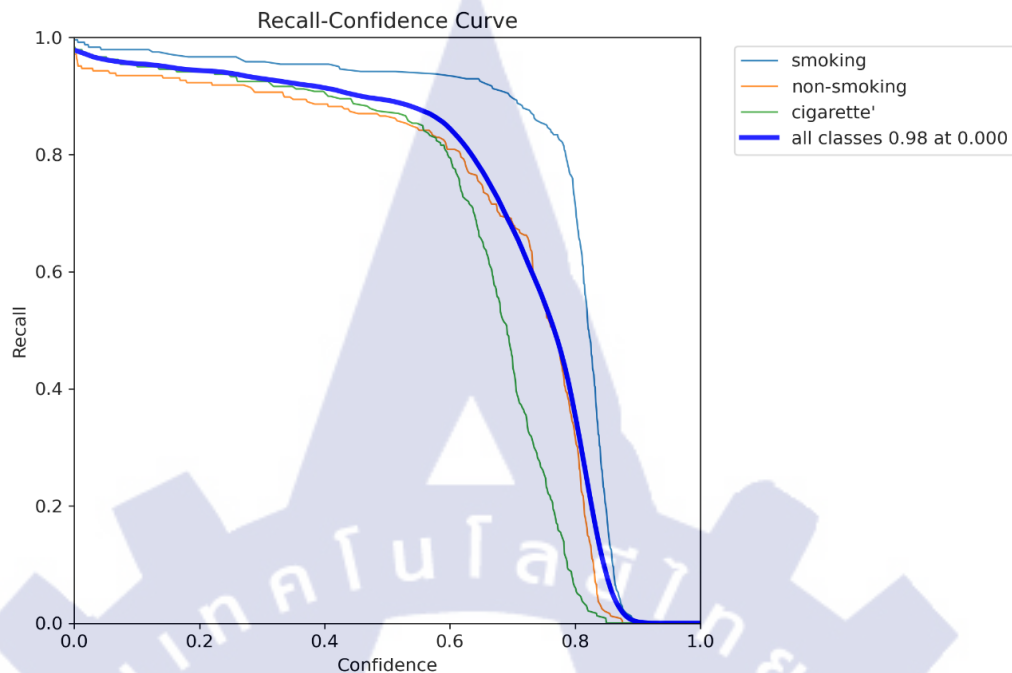


รูปที่ 4.83 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 การฝึกสอนจำนวน 50 รอบ

ภาพด้านบนนี้เป็นกราฟ "Precision-Confidence Curve" ซึ่งผลลัพธ์มาจากการฝึกสอน โมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ซึ่งจำแนกวัตถุในกลุ่ม ข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking", "non_smoking" และ "cigarette" กราฟจะ แสดงเส้นโค้งต่างๆและจำแนกค่า ซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ ค่าความน่าจะเป็นว่าการจำแนกมีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่า Confidence มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Precision" คือ ความแม่นยำ (ความถี่ที่ผลการจำแนกถูกต้องเมื่อโมเดล ทำนายวัตถุในคลาสใดคลาสหนึ่ง) โดยค่า Precision มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดล สามารถแยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดี ยิ่งค่า Precision มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไรแสดงว่า ค่า Precision มีความแม่นยำสูง

- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Precision ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับ การสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถ สังเกตได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ ตามConfidenceที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.97
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Precision สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้ม ของเส้นนี้จะคล้ายกับเส้นสีฟ้าแต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันเล็กน้อยเมื่อConfidenceสูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.887
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Precision สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดี มากในช่วงที่Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.956
- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Precision สูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence สูงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่าง แม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.853

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolo11n.pt ฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 การฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ที่ฝึกสอนมี ประสิทธิภาพสูงในการจำแนกวัตถุในแต่ละคลาส เมื่อ Confidence อยู่ในระดับสูง และมีความแม่นยำใกล้เคียงกัน แต่หากสังเกตในกราฟ คลาสของ non_smoking มีค่าความแม่นยำที่ต่ำ อาจเป็นเพราะตัวชุดข้อมูลที่เหมือนกัน คลาส smoking จึงทำให้ค่าความแม่นยำลดน้อยลง



รูปที่ 4.84 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 จำนวนการฝึกสอน 50 รอบ

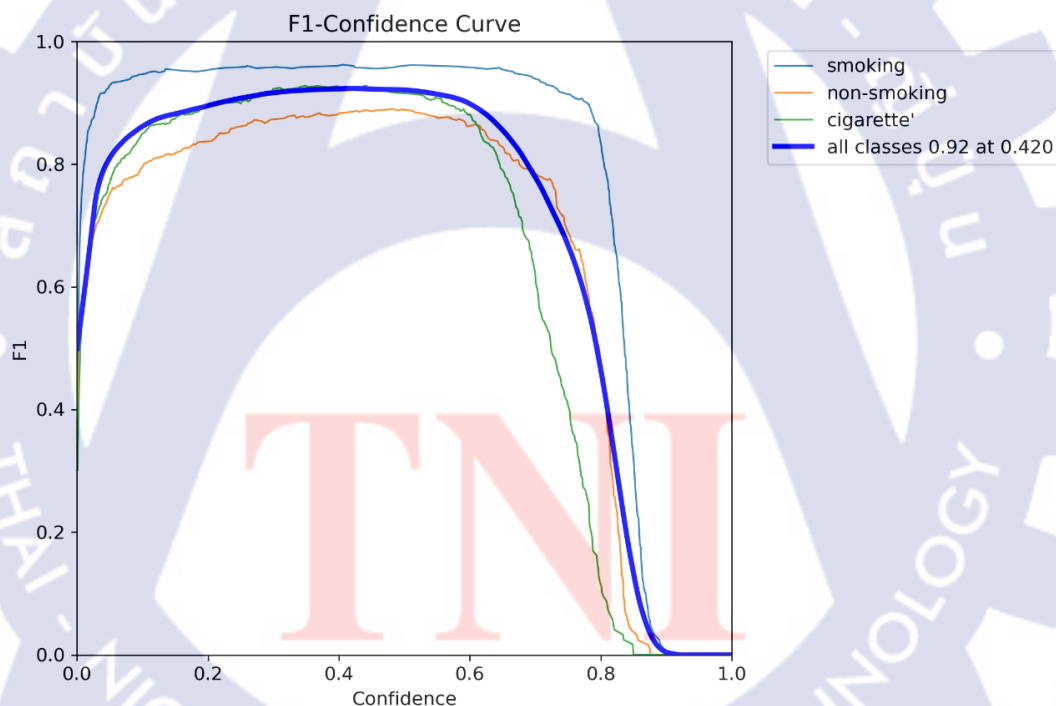
ภาพที่แสดงเป็นกราฟ " Recall-Confidence " ซึ่งมาจากการฝึกโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ซึ่งใช้ในการจำแนกวัตถุใน กลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" ซึ่งกราฟจะแสดงเส้นโค้ง ต่างๆ สำหรับแต่ละคลาสที่จำแนกค่าซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" หรือความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความ น่าจะเป็นว่าการจำแนกถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Recall" ซึ่ง หมายถึงอัตราส่วนของจำนวนวัตถุที่ตรวจพบถูกต้องเทียบกับจำนวนวัตถุทั้งหมดในภาพหรือความมั่นใจ โดยค่ามี ช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 (ผลการจำแนกความถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในทุกคลาส) ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถ แยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดีทั้งหมด

- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Recall ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถสังเกต ได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.953
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Recall สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้อยู่ต่ำที่สุด แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันมากเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.882

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Recall สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดีมาก ในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.898

- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Recall ไม่ค่อยสูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence ลดลงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.98

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 การฝึกสอนจำนวน 50 รอบมีความสามารถในการตรวจจับ ความถูกต้องของวัตถุในภาพได้ค่อนข้างดี (Recall สูง) แม้จะความมั่นใจจะสูงขึ้นแต่ค่า Confidence ต่ำ แต่ใน คลาสของ Smoking มีค่าที่สูงที่สุด ถ้าเทียบกับคลาสอื่นๆ ด้วยกัน เป็นเพราะว่า ตัวรูปภาพมีความชัดเจน การ ฝึกสอนจึงมีความถูกต้องมากที่สุด และ คลาสของ non_smoking มีค่าน้อยที่สุด และความถูกต้องลดลงเร็วกว่า เส้นอื่น เป็นเพราะตัวชุดข้อมูลที่มีความคล้ายกับ คลาสของ Smoking จึงทำให้ความถูกต้องในคลาสนี้น้อย

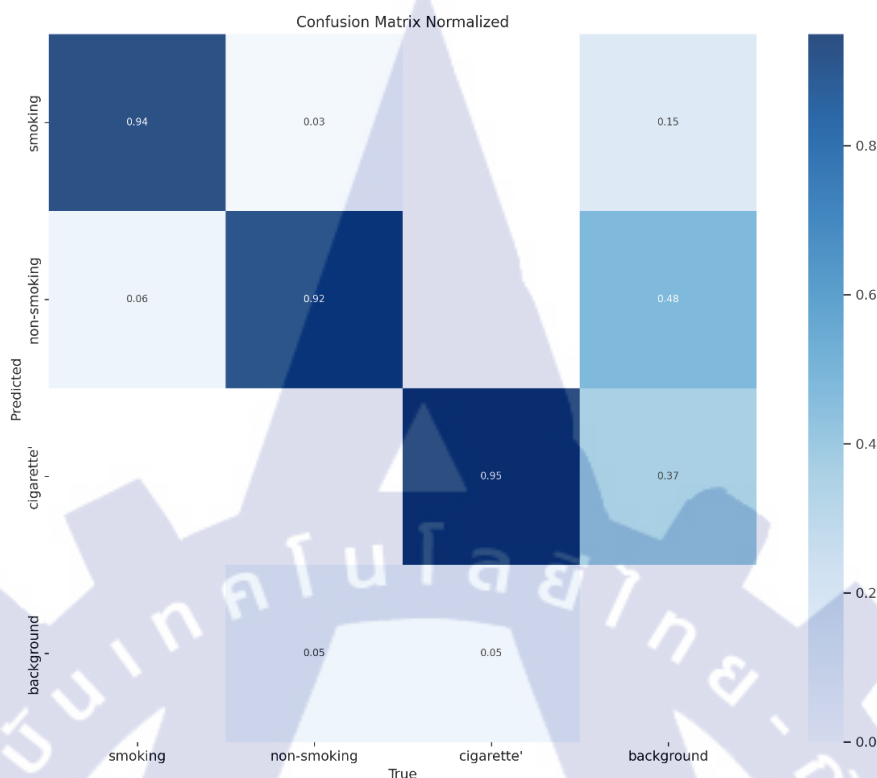


รูปที่ 4.85 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 จำนวนการฝึกสอน 50 รอบ

กราฟที่แสดงอยู่เป็นกราฟ " F1-Confidence Curve " ซึ่งเป็นกราฟที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลโดยการวัดจากค่าความเชื่อมั่น (Confidence) เทียบกับค่า F1-score สำหรับแต่ละคลาสที่ใช้ในการทดสอบโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 และการฝึกสอนจำนวน 50 รอบ และข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" แกนแนวนอน X จะแสดงค่าความเชื่อมั่น (Confidence) โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นค่าที่โมเดลให้ความมั่นใจในการทำนายแต่ละคลาส แกนแนวตั้ง Y แสดงค่า F1-Score โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นการรวมค่าความแม่นยำ (Precision) และการตรวจจับผลลัพธ์ที่ถูกต้อง (Recall) มาอยู่ในค่าเดียวกันถ้าค่ายังสูงหมายถึงประสิทธิภาพของโมเดลดี

- เส้นสีน้ำเงิน (smoking) แสดงค่า F1-score ที่แตกต่างกันสำหรับคลาส "smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.961
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "non_smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.884
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "cigarette" มีค่าอยู่ที่ 0.926
- เส้นสีฟ้าเข้ม (all classes) แสดงค่า F1-score ที่เป็นค่าเฉลี่ยของทุกคลาส โดยระบุว่าค่าความเชื่อมั่นที่เหมาะสมที่สุดคือ 0.420 ซึ่งให้ค่า F1-score สูงสุดคือ 0.92

สรุป: เส้นในกราฟแต่ละเส้นจะแสดงถึงประสิทธิภาพผลลัพธ์ของโมเดลในการทำนายคลาสต่างๆ เมื่อความเชื่อมั่นเปลี่ยนแปลงที่ ความเชื่อมั่นใกล้ 0.4 โมเดลให้ค่า F1 ที่สูงที่สุดสำหรับการทำนายทุกคลาส (เส้นสีฟ้าเข้ม)โดยรวมค่า F1 จะสูงเมื่อ ค่าความเชื่อมั่นอยู่ในช่วง 0.4 ถึง 0.9 และเริ่มลดลงเมื่อค่าความเชื่อมั่นสูงกว่า 0.9 สิ่งนี้บ่งบอกว่าโมเดลสามารถทำงานได้ดีในช่วงความเชื่อมั่นที่อยู่ราว 0.4 - 0.9



รูปที่ 4.86 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอนชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 จำนวนการฝึกสอน 50 รอบ

กราฟตาราง Confusion Matrix ที่แสดงไว้ด้านบนเป็นการประเมินประสิทธิภาพและการตรวจจับของโมเดล yolo11n.pt ที่ใช้ชุดข้อมูล 70 ส่วน 30 และการฝึกสอนจำนวน 150 รอบ ในกราฟจะแสดงการจำแนกออกเป็น 4 ประเภท ได้แก่ (smoking, non-smoking, cigarette, Background) แกนแนวดิ่งแสดงค่าการทำนาย (Predicted) จะแสดงผลการทำนายจาก โมเดล yolov8n.pt ว่าทำนายว่าเป็นคลาสไหน ซึ่งจะมีคลาสเดียวกันกับแกนแนวนอน ค่าความถูกต้อง (True) ส่วนค่าสีในแต่ละช่องและตัวเลข แสดงจำนวนและสัดส่วนในรูปแบบ(เปอร์เซ็นต์) ของการทำนายในแต่ละกล่อง ตัวเลขที่สูงจะมีสีเข้มแสดงถึงการ ทำนายถูกต้องมากส่วนตัวเลขต่ำและมีสีอ่อนแสดงถึงการทำนายผิดพลาดบ่อย

- ช่อง smoking = 0.94 หมายถึงโมเดลทำนายคลาส "smoking" ได้ถูกต้อง 94% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "smoking"
- ช่อง non_smoking = 0.92 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "non_smoking" ถูกต้อง

- ช่อง cigarette = 0.95 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "cigarette" ได้ถูกต้อง 95%
- ช่อง background = 0.05 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาสนอกหลัง 0.5% ในคลาสของ non_smoking และ 0.05 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาสนอกหลัง 0.5% ในคลาสของ cigarette กรณีนี้คือการทำนายผิดพลาด

สรุป: จากการดู Confusion Matrix สามารถสรุปได้ว่า: โมเดล yolo11n.pt มีความแม่นยำสูงในคลาส "smoking" (94%) และ "non_smoking" (92%) และ "cigarette" (95%) ในการทำนายคลาสที่ถูกต้องอย่างไรก็ตาม โมเดลมีการสับสนระหว่าง "non_smoking" และ "background" (48%) ซึ่งบ่งบอกถึงความจำเป็นในการ ปรับปรุงโมเดลเพื่อให้สามารถแยกแยะภาพพื้นหลังออกจากคนไม่สูบบุหรี่ให้ดีขึ้น



ภาพที่ 4.87 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 จำนวนการฝึกสอน 50 รอบ

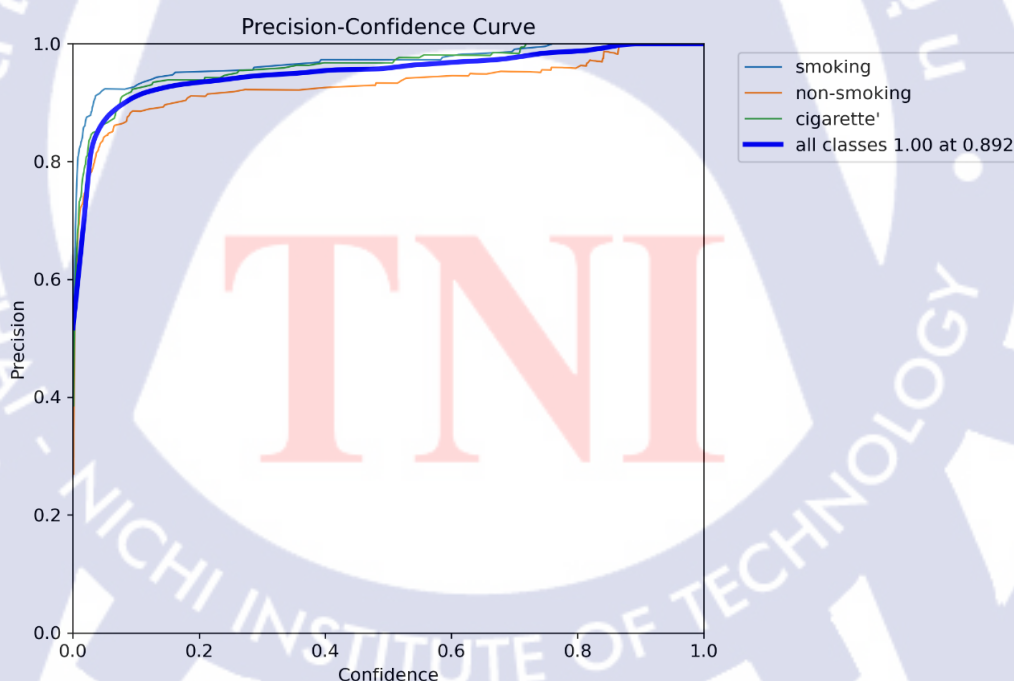
รูปนี้ก็คือผลลัพธ์จากการทดสอบโมเดล yolo11n.pt ว่ามีการตรวจจับรูปที่คนสูบบุหรี่ ที่มีการใช้ชุดข้อมูล 80 ส่วน 20 การฝึกสอนจำนวน 50 รอบ ในภาพก็จะแสดงให้เห็นว่า การตรวจจับมีความแม่นยำในระดับที่ดีมาก โดย ยิ่งค่าที่ปรากฏในภาพมีจำนวนใกล้เคียง 1 มากเท่าไรก็แสดงว่า มีความถูกต้องและแม่นยำมาก

4.4.5 ผลลัพธ์การฝึกสอนโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูลที่ 90 ส่วน 10

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
90 : 10	yolo11n.pt	50	0.957	0.939	0.941	0.97	0.940
	yolo11n.pt	100	0.967	0.964	0.943	0.976	0.953
	yolo11n.pt	150	0.967	0.961	0.943	0.969	0.952

รูปที่ 4.88 ผลลัพธ์ที่แสดงค่าต่างๆของโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10

ในรูปที่ 4.88 จะเห็นว่าโมเดลที่ดีที่สุดก็คือ yolo11n.pt ชุดข้อมูลที่ 90 ส่วน 10 จำนวนรอบการฝึกสอน 100 รอบ มีผลการทดลองตามด้านล่างนี้

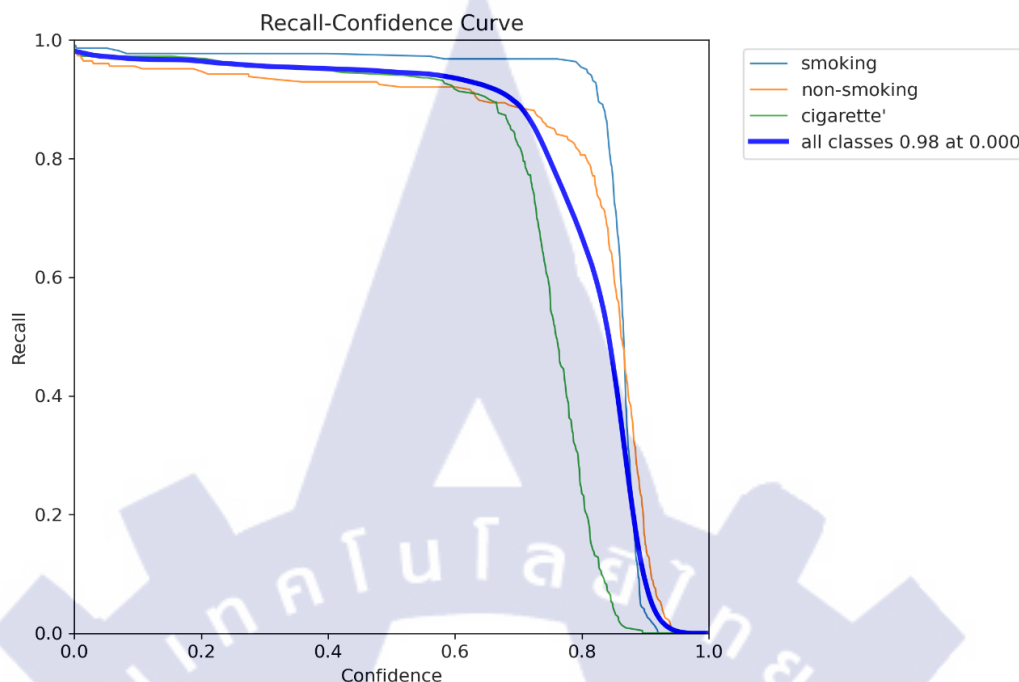


รูปที่ 4.89 กราฟแสดงค่า Precision ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

ภาพด้านบนนี้เป็นกราฟ "Precision-Confidence Curve" ซึ่งผลลัพธ์มาจากการฝึกสอน โมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ซึ่งจำแนกวัตถุในกลุ่ม ข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking", "non_smoking" และ "cigarette" กราฟจะ แสดงเส้นโค้งต่างๆและจำแนกค่า ซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" คือ ความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ ค่าความน่าจะเป็นว่าการจำแนกมีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่า Confidence มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Precision" คือ ความแม่นยำ (ความถี่ที่ผลการจำแนกถูกต้องเมื่อโมเดล ทำนายวัตถุในคลาสใดคลาสหนึ่ง) โดยค่า Precision มีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดล สามารถแยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดี ยิ่งค่า Precision มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไรแสดงว่า ค่า Precision มีความแม่นยำสูง

- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Precision ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับ การสูบบุหรี่ ซึ่งสามารถ สังเกตได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.973
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Precision สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้ม ของเส้นนี้จะคล้ายกับ เส้นสีฟ้าแต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันเล็กน้อยเมื่อ Confidence สูงขึ้นมีค่าอยู่ที่ 0.943
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Precision สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้ดี มากในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.976
- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Precision สูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence สูงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุกคลาสได้อย่าง แม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.892

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolo11n.pt ฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ที่ฝึกสอนมี ประสิทธิภาพสูงในการจำแนกวัตถุในแต่ละคลาส เมื่อ Confidence อยู่ในระดับสูง แต่ละ คลาสมีแนวโน้มคล้ายกัน ในระดับที่ดีมาก



รูปที่ 4.90 กราฟแสดงค่า Recall ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

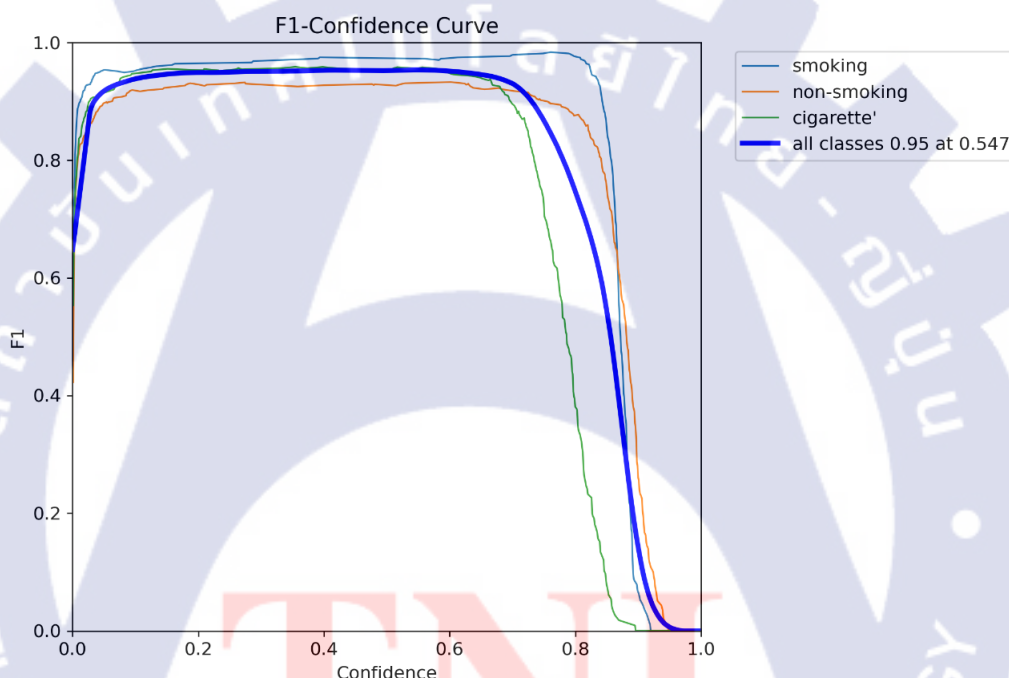
ภาพที่แสดงเป็นกราฟ " Recall-Confidence " ซึ่งมาจากการฝึกโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ซึ่งใช้ในการจำแนกวัตถุใน กลุ่มข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" ซึ่งกราฟจะแสดงเส้นโค้ง ต่างๆ สำหรับแต่ละคลาสที่จำแนกค่าซึ่งแกน X จะแสดงค่า "Confidence" หรือความเชื่อมั่นที่โมเดลให้ค่าความ น่าจะเป็นว่าการจำแนกถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ต่อมาในแกน Y แสดงค่า "Recall" ซึ่ง หมายถึงอัตราส่วนของจำนวนวัตถุที่ตรวจพบถูกต้องเทียบกับจำนวนวัตถุทั้งหมดในภาพหรือความมั่นใจ โดยค่ามี ช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 (ผลการจำแนกความถูกต้องเมื่อโมเดลทำนายวัตถุในทุคคลาส) ซึ่งจะมีค่าสูงเมื่อโมเดลสามารถ แยกแยะวัตถุในคลาสนั้นๆ ได้ดีทั้งหมด

- เส้นสีฟ้า (smoking) แสดงค่า Recall ต่อ Confidence สำหรับวัตถุที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ซึ่งสามารถสังเกต ได้ว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น และเข้าใกล้ค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.973
- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า Recall สำหรับคนไม่สูบบุหรี่ จากกราฟแนวโน้มของเส้นนี้อยู่ต่ำที่สุด แต่ดูเหมือนจะมีการแปรผันมากเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.921
- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า Recall สำหรับการตรวจจับบุหรี่ โดยโมเดลทำได้

มากในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6 ขึ้นไป มีค่าอยู่ที่ 0.937

- เส้นสีน้ำเงินเข้ม (all classes) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Recall ไม่ค่อย สูงมาก โดยเฉพาะในช่วง Confidence ลดลงใกล้ 1.0 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลสามารถจัดการกับทุก คลาสได้อย่างแม่นยำดีเมื่อ Confidence สูง มีค่าอยู่ที่ 0.98

สรุป: ได้ว่าโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบมี ความสามารถในการ ตรวจจับความถูกต้องของวัตถุในภาพได้ค่อนข้างดี (Recall สูง) แม้ว่าความมั่นใจ จะสูงขึ้นแต่ค่า Confidence ต่ำ ค่าความถูกต้อง คงที่ค่อนข้างนานและลดลงในช่วง Confidence 0.9 ใกล้เคียงกัน



รูปที่ 4.91 กราฟแสดงค่า F1 Scores ของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอน ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

กราฟที่แสดงอยู่เป็นกราฟ " F1-Confidence Curve " ซึ่งเป็นกราฟที่ใช้ประเมิน ประสิทธิภาพของโมเดลโดยการวัดจากค่าความเชื่อมั่น (Confidence) เทียบกับค่า F1-score สำหรับ แต่ละคลาสที่ใช้ในการทดสอบโมเดล yolo11n.pt ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ และข้อมูลที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ 3 คลาส ได้แก่ "smoking" ,"non_smoking" และ "cigarette" แกนแนวนอน X จะแสดงค่าความเชื่อมั่น (Confidence) โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นค่าที่โมเดล

ให้ความมั่นใจในการทำนายแต่ละคลาส แกนแนวตั้ง Y แสดงค่า F1-Score โดยค่ามีช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นการรวมค่าความแม่นยำ (Precision) และการตรวจจับผลลัพธ์ที่ถูกต้อง (Recall) มาอยู่ในค่าเดียวกันถ้าค่ายิ่งสูงหมายถึงประสิทธิภาพของโมเดลดี

- เส้นสีน้ำเงิน (smoking) แสดงค่า F1-score ที่แตกต่างกันสำหรับคลาส

"smoking" มีค่าอยู่ที่ 0.973

- เส้นสีส้ม (non_smoking) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "non_smoking"

มีค่าอยู่ที่ 0.921

- เส้นสีเขียว (cigarette) แสดงค่า F1-score สำหรับคลาส "cigarette" มีค่าอยู่ที่

0.937

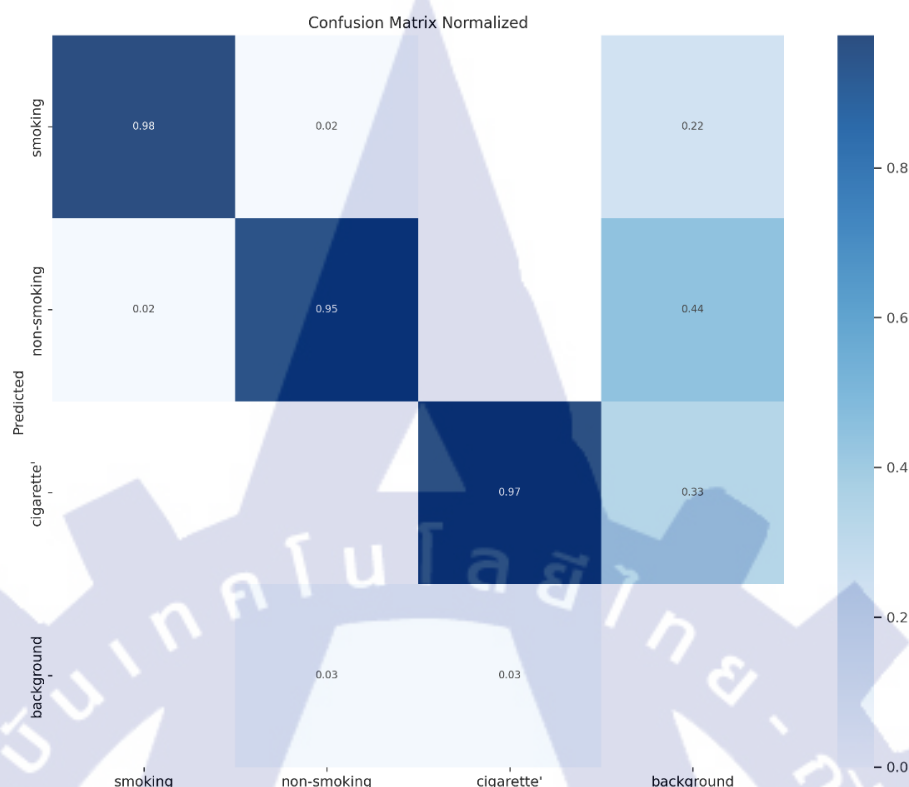
- เส้นสีฟ้าเข้ม (all classes) แสดงค่า F1-score ที่เป็นค่าเฉลี่ยของทุกคลาส โดย

ระบุว่าค่าความเชื่อมั่นที่เหมาะสมที่สุดคือ 0.547 ซึ่งให้ค่า F1-score สูงสุดคือ 0.95

สรุป: เส้นในกราฟแต่ละเส้นแสดงถึงประสิทธิภาพผลลัพธ์ของโมเดลในการทำนายคลาสต่างๆ เมื่อความเชื่อมั่นเปลี่ยนแปลงที่ ความเชื่อมั่นใกล้ 0.5 โมเดลให้ค่า F1 ที่สูงที่สุดสำหรับการทำนายทุกคลาส (เส้นสีฟ้าเข้ม) โดยรวมค่า F1 จะสูงเมื่อ ค่าความเชื่อมั่นอยู่ในช่วง 0.5 ถึง 0.9 และเริ่มลดลงเมื่อค่าความเชื่อมั่นสูงกว่า 0.9 สิ่งนี้บอกว่าโมเดลสามารถทำงานได้ดีในช่วงความเชื่อมั่นที่อยู่มาก 0.5 - 0.9

TNI

THAI - NICHI INSTITUTE OF TECHNOLOGY



รูปที่ 4.92 กราฟ Confusion Matrix แสดงคุณภาพของแต่ละคลาสผู้วิจัยทำการฝึกสอนชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

จากกราฟตาราง Confusion Matrix ที่แสดงไว้ด้านบนเป็นการประเมินประสิทธิภาพและการตรวจจับของโมเดล yolo11n.pt ที่ใช้ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ในกราฟจะแสดงการจำแนกออกเป็น 4 ประเภท ได้แก่ (smoking, non-smoking, cigarette, Background) แกนแนวตั้งแสดงค่าการทำนาย (Predicted) จะแสดงผลการทำนายจาก โมเดล yolov8n.pt ว่าทำนายว่าเป็นคลาสไหน ซึ่งจะมีคลาสเดียวกันกับแกนแนวนอน ค่าความถูกต้อง (True) ส่วนค่าสีในแต่ละช่องและตัวเลข แสดงจำนวนและสัดส่วนในรูปแบบ(เปอร์เซ็นต์) ของการทำนายในแต่ละกล่องตัวเลขที่สูงจะมีสีเข้มแสดงถึงการ ทำนายถูกต้องมากส่วนตัวเลขต่ำและมีสีอ่อนแสดงถึงการทำนายผิดพลาดบ่อย

- ช่อง smoking = 0.98 หมายถึงโมเดลทำนายคลาส "smoking" ได้ถูกต้อง 94% ของข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส "smoking"
- ช่อง non_smoking = 0.95 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "non_smoking" ถูกต้อง 92% ข้อมูลทั้งหมดที่เป็นคลาส " non_smoking "

- ช่อง cigarette = 0.97 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาส "cigarette" ได้ถูกต้อง 95%
- ช่อง background = 0.03 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาสมากหลัง 0.3% ในคลาสของ

non_smoking และ 0.03 แสดงว่าโมเดลทำนายคลาสมากหลัง 0.3% ในคลาสของ cigarette

สรุป: จากการดู Confusion Matrix สามารถสรุปได้ว่า: โมเดล yolo11n.pt มีความแม่นยำสูงในคลาส "smoking" (98%) และ "non_smoking" (95%) และ "cigarette" (97%) ในการทำนายคลาสที่ถูกต้องอย่างไรก็ตาม โมเดลมีการสับสนระหว่าง "non_smoking" และ "background" (44%) ซึ่งบ่งบอกถึงความจำเป็นในการปรับปรุงโมเดล



รูปที่ 4.93 รูปผลลัพธ์จากการทดสอบฝึกสอนโมเดล ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 และการฝึกสอนจำนวน 100 รอบ

รูปนี้ก็คือผลลัพธ์จากการทดสอบโมเดล yolo11n.pt ว่ามีการตรวจจับรูปที่คนสูบบุหรี่ ที่มีการใช้ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ในภาพก็จะแสดงให้เห็นว่า การตรวจจับมีความแม่นยำในระดับที่ดีมาก โดยยิ่งค่าที่ปรากฏในภาพมีจำนวนใกล้เคียง 1 มากเท่าไรก็แสดงว่า มีความถูกต้องและแม่นยำมาก

4.5 ตารางเปรียบเทียบข้อมูลผลของการทดสอบการฝึกสอนโมเดล yolov5n.pt, yolov8n.pt และ yolo11n.pt

เมื่อทำการฝึกสอนข้อมูลเสร็จสิ้นครบหมดทุกโมเดลแล้ว ผู้วิจัยได้นำผลลัพธ์ต่าง ๆ มาใส่ในตาราง Excell เพื่อทำการเปรียบเทียบให้เห็นถึงความแตกต่างของค่าผลลัพธ์และประสิทธิภาพของโมเดลในการฝึกสอนทั้งค่าเฉลี่ยของการฝึกสอนของข้อมูล รวมไปถึงการกำหนดกราฟเชิงเส้นของค่า Accuracy, Precision, Recall, mAP50, และ F1 Scores

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
50 : 50	yolov5n.pt	50	0.923	0.918	0.898	0.933	0.908
	yolov5n.pt	100	0.897	0.904	0.87	0.927	0.887
	yolov5n.pt	150	0.920	0.926	0.895	0.932	0.910
60 : 40	yolov5n.pt	50	0.713	0.714	0.769	0.785	0.740
	yolov5n.pt	100	0.767	0.766	0.772	0.836	0.769
	yolov5n.pt	150	0.760	0.816	0.769	0.827	0.792
70 : 30	yolov5n.pt	50	0.927	0.714	0.769	0.785	0.777
	yolov5n.pt	100	0.927	0.766	0.772	0.836	0.803
	yolov5n.pt	150	0.760	0.816	0.769	0.827	0.797
80 : 20	yolov5n.pt	50	0.713	0.714	0.769	0.785	0.777
	yolov5n.pt	100	0.767	0.766	0.772	0.836	0.803
	yolov5n.pt	150	0.760	0.816	0.769	0.827	0.797
90 : 10	yolov5n.pt	50	0.713	0.714	0.769	0.785	0.777
	yolov5n.pt	100	0.767	0.766	0.772	0.836	0.803
	yolov5n.pt	150	0.760	0.816	0.769	0.827	0.797

รูปที่ 4.94 รูปผลลัพธ์ค่าต่างๆของโมเดล yolov5n.pt ในชุดข้อมูลที่ต่างกัน

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
50 : 50	yolov8n.pt	50	0.933	0.918	0.91	0.95	0.914
	yolov8n.pt	100	0.903	0.908	0.898	0.936	0.903
	yolov8n.pt	150	0.913	0.888	0.89	0.931	0.889
60 : 40	yolov8n.pt	50	0.933	0.907	0.913	0.957	0.910
	yolov8n.pt	100	0.937	0.914	0.915	0.953	0.914
	yolov8n.pt	150	0.913	0.906	0.887	0.94	0.896
70 : 30	yolov8n.pt	50	0.937	0.925	0.922	0.959	0.923
	yolov8n.pt	100	0.923	0.899	0.891	0.943	0.895
	yolov8n.pt	150	0.923	0.910	0.89	0.941	0.900
80 : 20	yolov8n.pt	50	0.937	0.907	0.873	0.94	0.890
	yolov8n.pt	100	0.937	0.928	0.917	0.947	0.922
	yolov8n.pt	150	0.917	0.887	0.851	0.935	0.869
90 : 10	yolov8n.pt	50	0.933	0.964	0.94	0.977	0.952
	yolov8n.pt	100	0.950	0.958	0.927	0.968	0.942
	yolov8n.pt	150	0.960	0.959	0.942	0.969	0.950

รูปที่ 4.95 รูปผลลัพธ์ค่าต่างๆของโมเดล yolov8n.pt ในชุดข้อมูลที่ต่างกัน

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
50 : 50	yolo11n.pt	50	0.937	0.921	0.904	0.954	0.912
	yolo11n.pt	100	0.927	0.919	0.894	0.945	0.906
	yolo11n.pt	150	0.907	0.895	0.884	0.932	0.889
60 : 40	yolo11n.pt	50	0.940	0.911	0.918	0.962	0.914
	yolo11n.pt	100	0.933	0.907	0.911	0.949	0.909
	yolo11n.pt	150	0.933	0.923	0.915	0.954	0.919
70 : 30	yolo11n.pt	50	0.943	0.907	0.931	0.966	0.919
	yolo11n.pt	100	0.940	0.910	0.915	0.945	0.912
	yolo11n.pt	150	0.947	0.918	0.928	0.957	0.923
80 : 20	yolo11n.pt	50	0.937	0.938	0.911	0.952	0.924
	yolo11n.pt	100	0.913	0.907	0.88	0.943	0.893
	yolo11n.pt	150	0.933	0.915	0.903	0.95	0.909
90 : 10	yolo11n.pt	50	0.957	0.939	0.941	0.97	0.940
	yolo11n.pt	100	0.967	0.964	0.943	0.976	0.953
	yolo11n.pt	150	0.967	0.961	0.943	0.969	0.952

รูปที่ 4.96 รูปผลลัพธ์ค่าต่างๆของโมเดล yolo11n.pt ในชุดข้อมูลที่ต่างกัน

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
50 : 50	yolov5n.pt	150	0.920	0.926	0.895	0.932	0.910
60 : 40	yolov5n.pt	150	0.760	0.816	0.769	0.827	0.792
70 : 30	yolov5n.pt	100	0.927	0.766	0.772	0.836	0.803
80 : 20	yolov5n.pt	100	0.767	0.766	0.772	0.836	0.803
90 : 10	yolov5n.pt	100	0.767	0.766	0.772	0.836	0.803

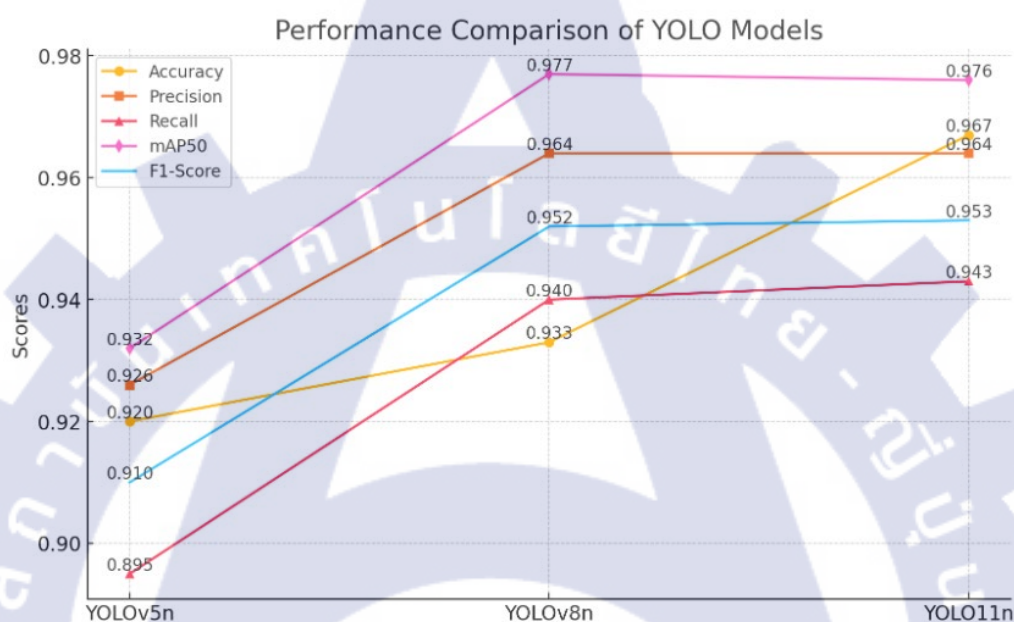
Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
50 : 50	yolov8n.pt	50	0.933	0.918	0.91	0.95	0.914
60 : 40	yolov8n.pt	100	0.937	0.914	0.915	0.953	0.914
70 : 30	yolov8n.pt	50	0.937	0.925	0.922	0.959	0.923
80 : 20	yolov8n.pt	100	0.937	0.928	0.917	0.947	0.922
90 : 10	yolov8n.pt	50	0.933	0.964	0.94	0.977	0.952

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
50 : 50	yolo11n.pt	50	0.937	0.921	0.904	0.954	0.912
60 : 40	yolo11n.pt	150	0.933	0.923	0.915	0.954	0.919
70 : 30	yolo11n.pt	50	0.943	0.907	0.931	0.966	0.919
80 : 20	yolo11n.pt	50	0.937	0.938	0.911	0.952	0.924
90 : 10	yolo11n.pt	100	0.967	0.964	0.943	0.976	0.953

รูปที่ 4.97 รูปผลลัพธ์ค่าต่างๆของโมเดล yolov5n.pt, yolov8n.pt และ yolo11n.pt ที่คัดกรองโดยเลือกชุด ข้อมูลที่ดีที่สุดในแต่ละชุดข้อมูล โดยวัดจากค่า F1 Score ที่วัดถึงประสิทธิภาพของโมเดลในแต่ละชุดข้อมูล

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
50 : 50	yolov5n.pt	150	0.920	0.926	0.895	0.932	0.910
90 : 10	yolov8n.pt	50	0.933	0.964	0.94	0.977	0.952
90 : 10	yolo11n.pt	100	0.967	0.964	0.943	0.976	0.953

รูปที่ 4.98 รูปผลลัพธ์ค่าต่างๆของโมเดล yolov5n.pt, yolov8n.pt และ yolo11n.pt ที่คัดกรองโดยเลือกโมเดลที่ดีที่สุด โดยวัดจากค่า F1 Score ที่วัดถึงประสิทธิภาพของโมเดลแต่ละโมเดล



รูปที่ 4.99 กราฟเชิงเส้นเปรียบเทียบโมเดล yolov5n.pt, yolov8n.pt และ yolo11n.pt ค่า Accuracy, Precision, Recall, mAP50, F1-Score,

สรุป:เมื่อผู้วิจัยนั้นได้ทำการฝึกสอนโมเดลครบเรียบร้อยแล้วและพบได้ว่าชุดข้อมูลที่แตกต่างกันมีผลต่อความแม่นยำและโมเดลรุ่นใหม่มีความสามารถในการตรวจจับได้ดีกว่าโมเดลตัวเก่า และ จำนวนรอบก็ส่งผลต่อความแม่นยำเช่นกัน และ ขนาดที่อาจมีผลต่อระยะเวลาประมวลผล และความละเอียดในการตรวจจับ แต่หากว่านั้นมีการฝึกสอนครบจนไม่ มีการเปลี่ยนแปลง ก็อาจถูกจำกัดจำนวนรอบได้ สรุปแล้วผู้วิจัยเลือกใช้โมเดล yolo11n.pt และชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอนจำนวน 100 รอบ ในการนำมาทดสอบกับวิดีโอจำลองสถานการณ์จริงและวิดีโอจากทางอินเทอร์เน็ต เพื่อทำการทดสอบประสิทธิภาพก่อนจะนำไปติดตั้งในระบบ

Data Set	Model	Accuracy	Epochs	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
90 : 10	YOLOv11n	0.967	100	0.964	0.943	0.976	0.953

รูปที่ 4.100 รูปผลลัพธ์โมเดลที่ดีที่สุด โมเดล yolo11n.pt และชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอน จำนวน 100

4.6 การทดสอบการตรวจจับจากภาพวิดีโอ

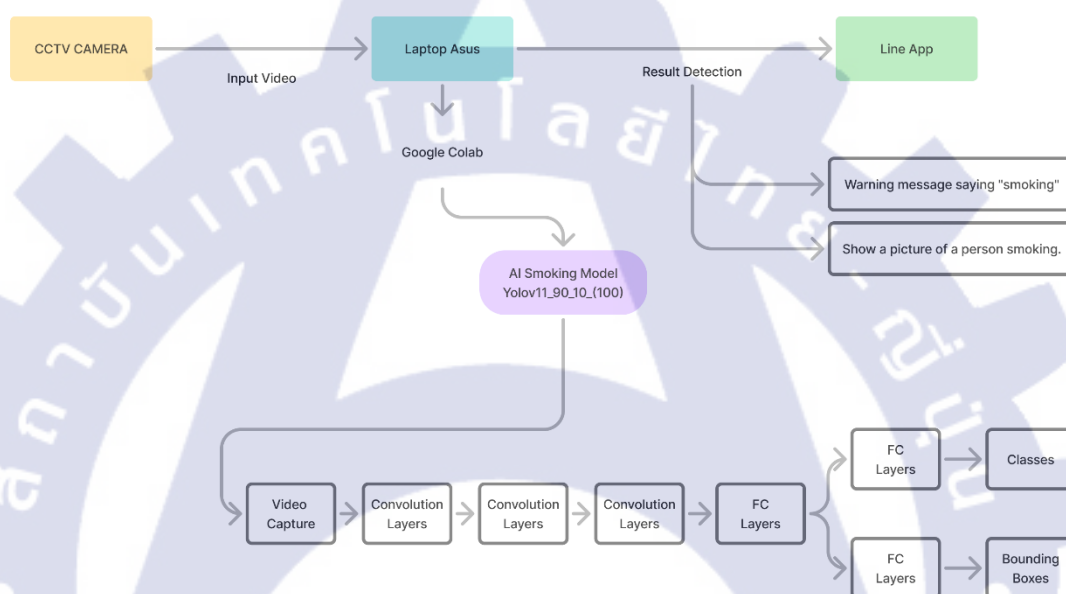


รูปที่ 4.101 รูปผลลัพธ์การนำวิดีโอตัวอย่าง ให้โมเดล yolov11n ชุดข้อมูล 90 ส่วน 10 การฝึกสอน จำนวน 100 รอบตรวจจับ และมีผลลัพธ์ออกมาถูกต้อง

ภาพด้านบนคือตัวอย่างการตรวจจับคนสูบบุหรี่โดยผู้วิจัยได้นำโมเดลที่มีประสิทธิภาพ ในด้านความแม่นยำ (Prediction) และความถูกต้อง (Recall) รวมไปถึงระยะเวลาในการเทรนที่รวดเร็วที่สุดมาใช้ทดสอบกับวิดีโอ ตัวอย่าง ผู้วิจัยได้เปรียบเทียบผล และเลือกใช้ โมเดล YOLOv11 ใน Dataset ที่อัตราส่วน 90 ส่วน 10 จำนวน 100 รอบ มาเป็นโมเดลในการตรวจจับคนสูบบุหรี่ ผลการตรวจจับออกมาค่อนข้างดี อาจมีการตรวจจับผิดพลาด ในบางจังหวะที่มีแสงน้อย และการเคลื่อนไหวที่รวดเร็วแต่ก็ยังมีข้อผิดพลาดในบางมุม หรือ บางท่าทางที่ผู้วิจัยอาจต้องทำการพัฒนาฐานข้อมูลให้มี

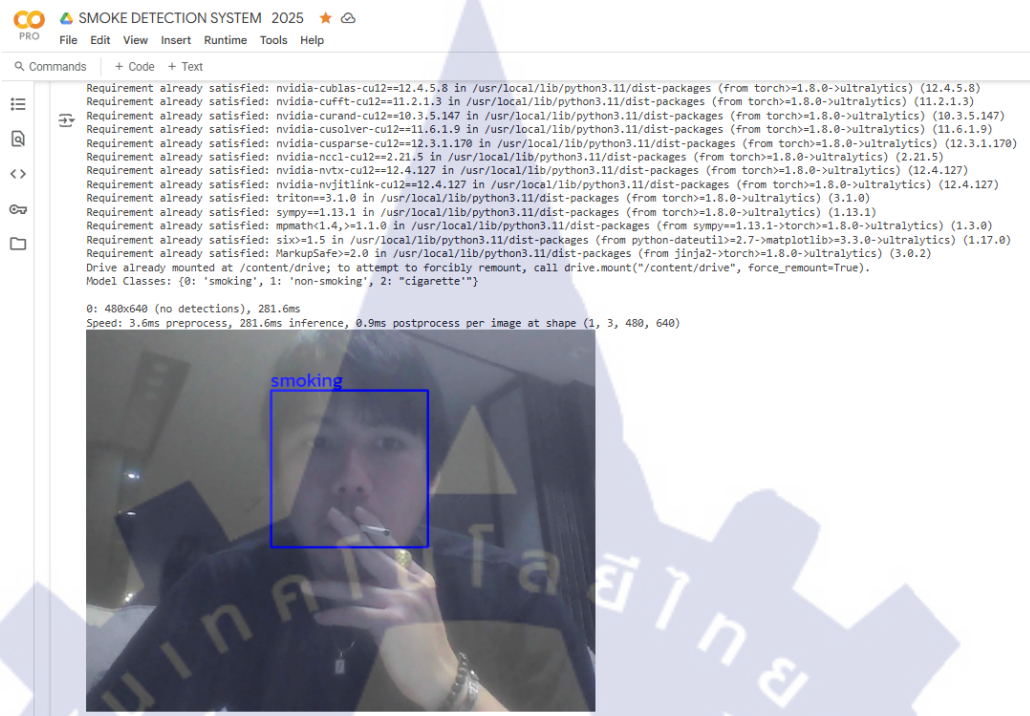
ความละเอียดมากขึ้น ตั้งแต่การขยับของใบหน้า ounge และ แสงเงา เพื่อให้การตรวจจับคนสูบบุหรี่มีคุณภาพที่มากขึ้นและแม่นยำขึ้น โดยผู้วิจัยนั้นได้สร้างสถานการณ์จำลองคนสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบบุหรี่ในหลากหลายสถานที่

4.7 การทดสอบระบบการตรวจจับและแจ้งเตือน



รูปที่ 4.102 รูปโครงสร้างของระบบตรวจจับคนสูบบุหรี่

เมื่อผู้วิจัยได้ทำการเลือกโมเดลที่ดีที่สุดมาแล้ว ก็นำโมเดลและโปรแกรม Google Colab ไปเชื่อมกับตัว Message API และใช้กล้องในการตรวจจับภาพและใช้เครื่องคอมพิวเตอร์ Laptop เป็นตัวประมวลผลและตรวจจับ โดยมีโมเดล yolov11n เป็นโมเดลในการตรวจจับและเมื่อตรวจจับคนสูบบุหรี่ได้แล้วจะแจ้งเตือนผล ที่ Line Message API โดยมีทั้งรูปภาพและข้อความระบุ เพื่อให้สามารถรับรู้ได้ว่าตัวระบบสามารถใช้งานได้ และสามารถแจ้งเตือนเพื่อให้ผู้วิจัยได้รับรู้



รูปที่ 4.103 การทดสอบระบบในการตรวจจับคนสูบบุหรี่ใน Google Colab และเชื่อมต่ออุปกรณ์
กล้องที่เชื่อมต่อกับ Laptop

smoking Detection



Mar 11(Tue)

Read
2:25 AM

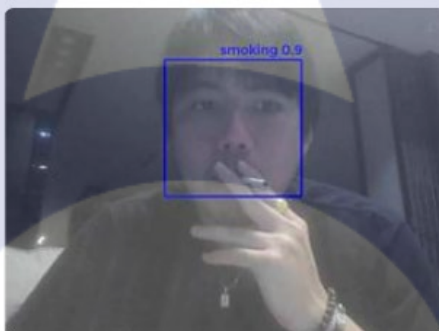


Mar 14(Fri)



"🚫 ตรวจพบคนสูบบุหรี่ในพื้นที่!
กรุณาตรวจสอบ!"

9:51 PM



9:52 PM

Save | Save as... | Share | Send to Keep Memo

Enter a message

รูปที่ 4.104 ผลลัพธ์การแจ้งเตือนคนสูบบุหรี่ผ่าน Line Application

บทที่ 5

บทสรุป ข้อเสนอแนะ บทวิจารณ์

5.1 สรุปผลการวิจัย

ในการวิจัยในครั้งสรุปผลได้ว่าระบบการตรวจจับคนสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบบุหรี่นั้นสามารถที่จะใช้โมเดล yolo11n.pt ในการฝึกสอนและทดสอบตรวจจับคนสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบได้ แต่ในเรื่องของผลลัพธ์และประสิทธิภาพและความแม่นยำนั้น ผู้วิจัยได้เลือกใช้ตัวโมเดล yolo11n.pt มากกว่า yolov5n.pt และ yolov8n.pt เนื่องจากผลการฝึกสอนมีความแม่นยำมากกว่าทั้งในเรื่องค่าความเชื่อมั่น ค่าความถูกต้องที่น่าจะเป็น รวมถึงค่าประสิทธิภาพของค่าความเชื่อมั่น และค่าประสิทธิภาพของคลาสแต่ละ คลาสที่ ผู้วิจัยได้ทำการกำหนดไว้ ผู้วิจัยจึงเลือกใช้ ในการนำมาทดสอบกับวิดีโอตัวอย่าง ที่ผู้วิจัยได้นำมาทดสอบผลลัพธ์ ของโมเดลที่เลือก ปรากฏว่าโมเดลมีความสามารถในการตรวจจับคนสูบบุหรี่ และตัวบุหรืได้อย่างดีและยังสามารถแยกบุคคลที่ไม่สูบบุหรี่ในสถานการณ์เดียวกันได้อีกด้วย แต่ก็ยังมีข้อผิดพลาดเล็กน้อยในการตรวจจับ เนื่องจากมีบางมุมมองที่อาจทำให้ลักษณะของตัวบุหรื และพฤติกรรมการสูบเปลี่ยนไปเนื่องจากข้อมูลอาจไม่ครอบคลุมสภาพแวดล้อมก็ส่งผลให้โมเดลไม่สามารถตรวจจับข้อมูลได้และเกิดผลลัพธ์ที่อาจผิดพลาดและยังคงต้องพัฒนาต่อในเรื่องของระบบและข้อมูล ที่นำมาใช้ในการทดสอบในงานวิจัยครั้งนี้ ในงานวิจัยนี้ นำเสนอแบบจำลองการทำนายค่าความหนักหน่วงของยาเสพติดที่ที่เสร็จสิ้นกระบวนการผสมสามารถเป็นประโยชน์ต่อโรงงานผลิตยาเสพติดที่มีการบันทึกค่าการเปลี่ยนแปลงต่างๆ ในกระบวนการผสม เนื่องจากช่วยเพิ่มประสิทธิภาพด้านการจัดการในโรงงาน และระบบการประกันคุณภาพส่งผลให้มีต้นทุนการผลิตลดลง อีกทั้งแบบจำลองยังสามารถปรับตัวไปตามข้อมูลที่เปลี่ยนแปลงไปในอนาคตได้

5.2 ข้อเสนอแนะ

1. โมเดลที่เลือกใช้นั้นควรเลือกโมเดลที่มีการพัฒนาและอัปเดตรุ่นปัจจุบันเพื่อให้มีความสามารถในการตรวจจับและฝึกสอนดีขึ้นรวมถึงแม่นยำและระยะเวลาในการตรวจจับ
2. ข้อมูลจะต้องมีการปรับแต่งให้มีลักษณะเดียวกัน เพื่อไม่ให้เกิดความผิดพลาดจากตัวข้อมูลที่นำมาใช้มากที่สุดและข้อมูลควรจะทำให้ชัดเจน เช่นการแยกบุคนสูบบุหรี่และคนไม่สูบบุหรี่แบบชัดเจน
3. ลักษณะของสภาพแวดล้อมมีส่วนสำคัญมาก ควรจะต้องระบุหรือกำหนดจุดที่แน่นอนเพื่อให้โมเดลมีความเสถียร มากที่สุดในแต่ละพื้นที่และความสว่างของตัวข้อมูลไม่ควรมืดจนเกินไป

4. ระยะทางจากกล้องสู่เป้าหมายมีผลต่อการคาดเคลื่อนของการตรวจจับเพราะขนาดที่
โดนตรวจจับอาจเล็ก จนเกินไปต้องปรับให้มีความเหมาะสมระยะการตรวจจับความจะไม่เกิน 50 เมตร

5. ปัจจัยภายนอกอาจจะมีผลต่อตัวระบบเช่น สัญญาณอินเทอร์เน็ต หรือ แม้แต่สภาพ
อากาศก็อาจส่งผลต่อตัวอุปกรณ์และความสามารถในการตรวจจับลดน้อยลงได้



บรรณานุกรม

TNI

บรรณานุกรม

- [1] D. Wang et al., "Design of intelligent detection system for smoking based on improved YOLOv4," *Sensors and Materials*, vol. 34, no. 8, pp. 3271, August 2022.
- [2] S.-Y. Shin and S.-W. Lee, "Detection of smoking in elevator using average intensity measure," *International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering*, vol. 10, no. 8, pp. 181–186, October 2015.
- [3] N. Tezcan et al., "A hybrid machine learning approach in predicting smoking behavior: The case of turkey," *Business and Management Studies: An International Journal*, vol. 11, no. 3, pp. 1152–1162, September 2023.
- [4] S. Panpaeng et al., "Cigarette smoke detectors for non-smoking areas in the building," 2018 22nd *International Computer Science*, vol.3 no.3 pp 205-208, November 2018.
- [5] H. Yin et al., "Efficient smoke detection based on YOLO v5s," *Mathematics*, vol. 10, no. 19, pp. 3493–3493, September 2022.
- [6] A. Khan et al., "CNN-based smoker classification and detection in smart city application," *Sensors*, vol. 22, no. 3, pp. 892, January 2022.
- [7] M. S. Islam et al., "New hybrid deep learning method to recognize human action from video," *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Computer dan Informatika*, vol. 7, no. 2, pp. 306, September 2021.
- [8] K. Darmaastawan et al., "Line messenger as a transport layer to distribute messages to partner instant messaging," *International Journal of Modern Education and Computer Science*, vol. 11, no. 3, pp. 1–9, March 2019.
- [9] Y. Bakhytov and C. Öz, "Cigarette detection in images based on YOLOv8," *Sakarya University Journal of Computer and Information Sciences*, vol. 7, no. 2, pp. 253–263, August 2024.
- [10] P. O. Rossel et al., "SAS4P: Providing automatic smoking detection for a persuasive smoking cessation application," *International Journal of Distributed Sensor Networks*, vol. 15, no. 11, pp. 123-125, November 2019.



ภาคผนวก

ภาคผนวก ก.
บทความการประชุมวิชาการ

TNII

การตรวจจับคนสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบบุหรี่ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกแบบผสม

SMOKE DETECTION FOR PROHIBITED SMOKING AREAS USING HYBRID DEEP LEARNING

จิรายุส บุญสุข, อัดนา เชนโต้
คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยี ไทย ยูนิเวน
กรุงเทพมหานคร

*Corresponding author: adna@tni.ac.th, bo.jirayus_st@tni.ac.th,

บทคัดย่อ: ในปัจจุบันการสูบบุหรี่ในที่สาธารณะยังคงเป็นปัญหาที่ยังแก้ไขไม่ได้ เราจึงมุ่งเน้นงานวิจัยเครื่องมือที่ช่วยการตรวจจับคนสูบบุหรี่ในที่ห้ามสูบ และแจ้งเตือนแก่ผู้ดูแล เพื่อให้ผู้ดูแลได้รับรู้และมีหลักฐานกับผู้สูบบุหรี่ แต่แน่นอนว่ามีหลายงานวิจัยที่ค้นคว้าและออกแบบระบบที่คล้ายกัน แต่ก็ยังคงติดปัญหาด้านความแม่นยำ ผู้วิจัยจึงมองเห็นปัญหาที่เกิดขึ้นและต้องการที่จะพัฒนาเครื่องมือ รวมไปถึงการออกแบบระบบใหม่เพื่อให้ได้ระบบที่มีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยใช้ทฤษฎี Hybrid Deep Learning เข้ามาเป็นส่วนหนึ่งในการวิจัยในครั้งนี้ รวมไปถึงการวิจัยเชิงทดลองที่นำข้อมูลตัวอย่างภาพมาฝึกสอนกับโมเดล YOLOv5 YOLOv8 และ YOLO11 เพื่อหาโมเดลที่ดีที่สุด และจำนวนชุดข้อมูลที่แตกต่างกัน ว่ามีผลกระทบต่อการฝึกสอนหรือไม่ และนำโมเดลที่ดีที่สุด ไปใส่ในระบบที่ออกแบบมาเพื่อตรวจจับคนสูบบุหรี่ในที่ห้ามสูบและแจ้งเตือนแก่ผู้ดูแลให้ได้รับรู้อย่างรวดเร็ว

คำสำคัญ : คนสูบบุหรี่, เขตห้ามสูบบุหรี่, Hybrid Deep Learning, yolo v5, yolo11

Abstract: Currently, smoking in public places remains an unresolved issue. Therefore, we focus our research on developing a tool that detects individuals smoking in restricted areas and alerts the authorities. This ensures that authorities are informed and have evidence against violators. While several studies have explored and designed similar systems, accuracy remains a challenge. Recognizing this issue, our research aims to improve detection tools and develop a more efficient system by integrating Hybrid Deep Learning techniques. This study includes experimental research using sample image data to train YOLOv5, YOLOv8, and YOLO11 models to determine the most effective one. Additionally, we analyze how different dataset sizes impact training performance. The best-performing model will be incorporated into a system designed to detect smoking violations in restricted areas and provide real-time alerts to authorities.

1. บทนำ

ในปัจจุบันนี้ปัญหาด้านสุขภาพร่างกายที่มีผลกระทบมาจากสภาพแวดล้อมรอบตัวและใช้ชีวิตประจำวันที่เราสูดดมควันบุหรี่จากคนที่สูบบุหรี่ใกล้ๆ ไม่ว่าจะเป็นสถานที่ห้ามสูบ สวนสาธารณะ หรือแม้กระทั่งภายในครัวเรือน ปัญหานี้ทำให้ผู้วิจัยมีแนวคิดเรื่องการตรวจจับคนสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบ เช่น สวนสาธารณะ, ป้ายรถเมล์, บริเวณเขตวัดวาโไฟ, ปีนน้ำมัน, ใกล้สถานศึกษา, และภายในครัวเรือน โดยใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เข้ามาเป็นเครื่องมือในการตรวจจับและส่งข้อมูลแจ้งเตือนเพื่อช่วยข้อมูลไปใช้ประโยชน์ในด้านอื่นต่อไป และช่วยแก้ปัญหาที่เกี่ยวข้องให้มีจำนวนคนน้อยลง รวมไปถึงต้นทุนที่ต่ำ ดังนั้นงานวิจัยนี้มุ่งเน้นไปสู่การพัฒนาระบบการตรวจจับคนสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบโดยใช้ทฤษฎี (Hybrid Deep learning Model) ที่จะเข้ามาช่วยให้ได้ผลลัพธ์และกระบวนการมีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยในส่วนนี้การวิจัยจะประกอบด้วยส่วนประกอบสำคัญ 3 ส่วน ได้แก่ 1. ส่วนของการออกแบบระบบการตรวจจับคนสูบบุหรี่ 2. ส่วนของการออกแบบและเปรียบเทียบอัลกอริทึมในการฝึกสอนและตรวจจับคนสูบบุหรี่และไม่สูบบุหรี่ ในที่นี้ผู้วิจัยได้นำทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Learning) มาใช้เพื่อออกแบบโมเดลสำหรับการตรวจจับคนสูบบุหรี่ในที่ห้ามสูบ รวมไปถึงการคัดแยกองค์ประกอบของคนสูบบุหรี่ เช่น คนสูบบุหรี่, คนไม่สูบบุหรี่, บุหรี่ เพราะฉะนั้นแล้วโมเดลของ Deep learning และการตรวจสอบความซับซ้อนของโมเดล RNN และประกอบด้วยหลายๆ ส่วนรวมกันเรียกว่า (Hybrid Deep learning Model) หรือ โมเดลการเรียนรู้เชิงลึกแบบผสม เพื่อให้สามารถเรียนรู้ลักษณะทางกายภาพต่างๆ ของมนุษย์และสิ่งที่มีผู้วิจัยต้องการตรวจจับ ดังที่ได้กล่าวมาข้างต้น 3. ส่วนสุดท้ายคือการออกแบบระบบการแจ้งเตือน ให้กับผู้วิจัยและนำข้อมูลมาใช้ประโยชน์และนำไปพัฒนางานวิจัยต่อยอดในด้านอื่นๆต่อไป

II. วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อพัฒนาแบบจำลองทางคอมพิวเตอร์ที่สามารถตรวจจับคนสูบบุหรี่
2. เพื่อค้นหาและพัฒนาโมเดลของโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Learning) สำหรับใช้งานตรวจจับคนสูบบุหรี่ ด้วยโมเดล yolo
3. เพื่อพัฒนาระบบตรวจจับคนสูบบุหรี่และสามารถแจ้งเตือนแก่ผู้ใช้งาน
4. เพื่อพัฒนาเครื่องมือต้นแบบในการตรวจจับคนสูบบุหรี่

III. วิธีดำเนินการวิจัย

III.1 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การสูบบุหรี่หรือการสูบบุหรี่อื่นๆจะก่อให้เกิดอันตรายร้ายแรงต่อสุขภาพของมนุษย์ การสูบบุหรี่นั้นไม่เพียงแต่เป็นอันตรายต่อสุขภาพเท่านั้นแต่ยังรวมถึงอันตรายจากไฟไหม้ด้วยเฉลี่ยในประมาณ 20% การบังคับให้สูบบุหรี่จากคนอื่นในที่สาธารณะที่มีการระบายอากาศไม่ดี เช่น ในลิฟต์โดยสารและโรงแรมมีกลิ่นแรงอย่างใดก็ตามก็ยังมีผู้สูบบุหรี่จำนวนมากในประเพณีที่สูบบุหรี่ในที่สาธารณะ และหากสามารถระบุผู้ที่อยู่ในมือได้ การบังคับให้สูบบุหรี่ก็จะสามารถช่วยลดการสูบบุหรี่ได้อย่างมาก โดยแบบจำลองวิธีแบบดั้งเดิมมีการตรวจจับเป้าหมายที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการตรวจจับ แต่กลับประสบปัญหาความเร็วต่ำอัตราการตรวจจับผิดพลาดสูง รวมถึงมีการสูญเสียลักษณะของเป้าหมายขนาดเล็กได้ง่ายและความทนทานต่ำ เพื่อแก้ไขปัญหานี้ You Only Look Once ที่ได้รับการปรับปรุงให้ดีขึ้นมีการออกแบบโมเดลการตรวจจับการสูบบุหรี่แบบเรียลไทม์ที่เรียกว่า YOLOv4[1] เนื่องจากรูปร่างและขนาดของบุหรี่ย่อยๆ การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อปรับปรุงโครงสร้างเครือข่ายตามอัลกอริทึม YOLOv4 เราได้แนะนำฟังก์ชันที่เป็นวัฏจักรใหม่สำหรับการปรับแต่ง เพิ่มกลไกความสนใจและสุดท้ายปรับปรุงความแม่นยำของการตรวจจับเป้าหมายขนาดเล็กและความเร็วในการทำนายโมเดลและการรวมการจับกลุ่มคนได้รับการปรับปรุงใหม่สำหรับกลุ่มที่แตกต่างกัน กล่าวคือค่าความสำคัญบนฟีเจอร์ที่สนใจและเลเยอร์ และสาขาขนาดใหญ่บางสาขาในเครือข่ายดั้งเดิมถูกตัดออกอย่างเหมาะสมตามสถานการณ์การรวมกลุ่ม จากนั้นจึงเพิ่มสาขาขนาดเล็กและขนาดกลางเพื่อหลีกเลี่ยงจากการสูญเสียข้อมูล แต่สาขาจะถูกรวมกับข้อมูลระดับสูงซึ่งมีความหมายเพื่อสร้างเลเยอร์การตรวจจับขนาดเล็กใหม่ เนื่องจากมีเลเยอร์รวมกันประเภทต่างๆ การรวมกันการตรวจจับบุหรี่ย่อยๆคอมพิวเตอร์วิทัศน์ได้อย่างง่ายดาย การตรวจจับผิดพลาดมักเกิดขึ้นเนื่องจากการตรวจจับบุหรี่ย่อยๆเป็นการตรวจจับเป้าหมายขนาดเล็ก ในการศึกษาพื้นฐานของแนวคิดพื้นฐานของทฤษฎีการตรวจจับเป้าหมายบุหรี่ย่อยๆเป็นเป้าหมายการตรวจจับและการรับรู้ อัลกอริทึมใช้ชุดข้อมูลที่สร้างขึ้นเองบนอัลกอริทึม YOLOv4 ที่ปรับปรุงแล้วสำหรับการฝึกอบรม เมื่อเทียบกับการตรวจจับเป้าหมายมาตรฐาน อัลกอริทึมเช่น YOLOv3, SSD และ barrister RCNN อัลกอริทึมนี้มีความแม่นยำสูงและความเร็วในการตรวจจับมากกว่า[2] ในประเทศที่สูบบุหรี่ วิธีการเรียนรู้ของเครื่องมีผู้ดูแลและไม่ได้รับการดูแล ในการศึกษา C4.5 และ Random Forest (RF) ได้รับการฝึกอบรมให้ทำนายพฤติกรรม การสูบบุหรี่ และใช้อัลกอริทึม Apriorism เพื่อตรวจจับความสัมพันธ์ที่มีความ

ไว ความจำเพาะ ความแม่นยำ ค่าทำนายเชิงบวก (PPV) และการวัดค่า f เพื่อเปรียบเทียบการแสดงของนางแบบภายใต้การดูแล แบบสำรวจสัมภาษณ์ด้านสุขภาพของครูปี 2019 ถูกนำมาใช้กับขนาดตัวอย่าง 17084 เพื่อทำนายพฤติกรรมสูบบุหรี่และหาปัจจัยที่มีผลต่อการสูบบุหรี่ วิเคราะห์ข้อมูลและประเมินประสิทธิภาพด้วยภาษาโปรแกรม R โดยอาร์สตูดิโอ ตามกฎของสมาคม เพศ อายุ และการบริโภคเครื่องดื่มแอลกอฮอล์เป็นตัวแปรในโมเดลที่ดีที่สุด คุณสมบัติของพฤติกรรมสูบบุหรี่ สมาคมกำหนดพฤติกรรมสูบบุหรี่ การไม่สูบบุหรี่ และการเลิกบุหรี่ นอกจากนี้ยังพบว่าอัลกอริทึม RF ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า C4.5 อัลกอริทึม แนะนำให้ใช้ RF ซึ่งมีประสิทธิภาพดีกว่าด้วยความแม่นยำ 0.909 ความจำเพาะ 0.965, และความไว 0.782, PPV 0.908 และค่า f-measure 0.840 สำหรับการทำนายพฤติกรรมสูบบุหรี่ การศึกษานี้มีส่วนช่วยในวรรณกรรมที่ครอบคลุมระดับชาติที่ครอบคลุมที่สุดข้อมูลการสำรวจด้านสุขภาพและการใช้วิธีการเรียนรู้ของเครื่องกับข้อมูลนี้ในครูปี[3] งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาการศึกษาและการออกแบบเครื่องตรวจจับคนสูบบุหรี่ในอาคารในเขตปลอดบุหรี่ที่ใช้งาน Gas Sensor (MQ-2), NodeMCU V2 (ESP8266-12e) และ LINE API ที่จะตรวจพบและระดับที่ระบุข้อความจะถูกส่งผ่านโปรแกรม LINE ไปที่แจ้งให้เจ้าหน้าที่หรือผู้ดูแลอาคารทราบ[4] วิธีการตรวจจับบุหรี่ย่อยๆมีประสิทธิภาพซึ่งเสนอกลไกการเตือนเจ้าหน้าที่การเสนออัลกอริทึมการสุ่มตัวอย่างแบบใหม่เพื่อการตรวจจับคนขนาดเล็ก ในสถานการณ์ที่แตกต่างกับกฎรวมเข้าด้วยกันสร้างชุดข้อมูลวันที่ย่อยๆ แบ่งออกเป็นชุดข้อมูลการฝึกอบรม การตรวจสอบ และการทดสอบ ต่อไปตามเครือข่าย YOLOv5s โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบใหม่ได้ออกแบบใหม่และมีกลไกความสนใจรวมกับพื้นที่และช่องทางเพิ่ม กลไกความสนใจใช้หลังจากโมดูล C3 ในการรวมคุณสมบัติ ต่อไปการอัปเดตเชิงลึกครั้งแรกของฟีเจอร์ฟิวชันเปิดเวิร์กถูกแทนที่ด้วยการอัปเดตเชิงลึกแบบใหม่ จากนั้นชุดการฝึกจะถูกนำมาใช้ในการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมแบบใหม่เพื่อให้ได้รูปแบบการตรวจจับคน บุหรี่ขนาดเล็กและขนาดกลางการตรวจจับคนเป็นรูปแบบที่ชัดเจน คนเล็ก และคนไม่[5] การตรวจจับผู้สูบบุหรี่ในพื้นที่ปลอดบุหรี่นั้นทำได้ยากเนื่องจากมีคุณสมบัติของภาพแวดล้อมสูง อุปกรณ์การตรวจจับที่เปลี่ยนแปลงและการเปลี่ยนแปลงความถูกต้อง หากมีปัจจัยต่างๆ มีอิทธิพลอย่างมากต่อขั้นตอนการพัฒนาอัลกอริทึมอัตโนมัติสำหรับการตรวจจับผู้สูบบุหรี่แบบเรียลไทม์ ดังนั้นเราจึงเสนอแอปพลิเคชันการเฝ้าระวังที่ใช้ AI ใหม่เพื่อปรับปรุงสภาพแวดล้อมในเมืองอัจฉริยะด้วยการตรวจจับผู้สูบบุหรี่ในพื้นที่ที่ต้องห้ามและดำเนินการที่เข้มงวด การเฝ้าระวังพื้นที่ปลอดบุหรี่อย่างต่อเนื่องทำให้มั่นใจได้ถึงกฎระเบียบที่เข้มงวด กลไกการทำงานของระบบตรวจจับผู้สูบบุหรี่แสดงการตรวจจับการละเมิดการไม่สูบบุหรี่ผ่านทางระบบตรวจจับอัตโนมัติจาก CNN ระบบตรวจจับจะถ่ายภาพของผู้คนเป็นข้อมูลป้อนเข้าสู่แบบจำลองของ CNN และคาดการณ์ว่าบุคคลนั้นเป็นเช่นนั้นหรือไม่สูบบุหรี่หรือไม่แล้วจึงแจ้งเตือนหน่วยงานหรือบุคคลที่เกี่ยวข้องให้ขอให้บุคคลนั้นสูบบุหรี่นั้น ภาพจะถูกถ่ายทุกครั้งที่ระบบเฝ้าระวังตรวจพบบุคคล ในพื้นที่ปลอดบุหรี่เพื่อตรวจจากผู้ฝ่าฝืน นี้สามารถบูรณาการเข้ากับระบบการให้คะแนนเครดิตทางสังคม(SCSS) ซึ่งการละเมิดที่เกี่ยวข้องกับการสูบบุหรี่ก่อนหน้าจะสามารถเกิดขึ้นได้ตรวจสอบ

แล้วถ้าหากบุคคลนั้นไม่ผ่านการสแกน จะต้องเสียค่าปรับผู้สแกนหรือในชุดปลดล็อคหรือ ในทางตรงกันข้ามหากไม่มีประวัติการสแกนหรือมีค่าก่อนผ่านจะมี การส่งค่าเตือนและสามารถอัปเดตฐานข้อมูลได้ตามนั้น[6] ในปัจจุบันมีผู้ใช้ อินเทอร์เน็ตเพิ่มขึ้นอย่างมากและมีแนวโน้มที่จะเพิ่มในปีที่ผ่านมา เนื่องจาก การเชื่อมต่ออินเทอร์เน็ตมีราคาไม่แพงมากข้อมูลการแชร์ (ข้อความ เสียง และวิดีโอ) ได้รับความนิยมและรวดเร็วขึ้น แนวทางการเรียนรู้ของเครื่อง หลายวิธีสำหรับการจัดหมวดหมู่วิดีโอได้รับการพัฒนาเพื่อประหยัดเวลาและ พลังงานของผู้ใช้ การใช้โครงข่ายประสาทเทียมจึงมีบทบาทสำคัญในการรับรู้พฤติกรรมของ มนุษย์เป็นประเด็นยอดนิยมในช่วงไม่กี่ปีที่ผ่านมาแม้ว่าจะมีความก้าวหน้าที่สำคัญในด้านการรับรู้วิดีโอซึ่งมีความท้าทายมากมาย ในเรื่องของขอบเขต วิธีโอทีต้องทำวิธีอื่นๆเช่น Convolutional Neural Networks (CNN) เป็น ที่รู้จักกันดีว่าต้องการอินพุตรูปภาพขนาดคงที่ ซึ่งจำกัดโครงข่ายประสาทเทียม และลดการระบุตัวตนความแม่นยำ แม้ว่าปัญหานี้จะได้รับการแก้ไขแล้วใน โลกของภาพถ่ายยังไม่ได้รับการแก้ไขในส่วนของการวิดีโอ เรายกเสนอเครือข่าย แบบสามมิติ(3D) ที่ใช้การรวมกลุ่มแบบพหุมิติซึ่งพื้นที่เพื่อจัดการกับปัญหา อินพุตของเฟรมวิดีโอขนาดคงที่ในวิดีโอโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย ส่วนคำนวณเชิงแนวนอน: 3DCNN, DenseNet และ SPPNet แบบซ้อนกัน สิบชั้นชุดข้อมูล KTH ถูกใช้เพื่อทดสอบอัลกอริธึมของเราและการทดลอง พบว่าของเราไม่เลวไปกว่าประสิทธิภาพเหนือกว่าโมเดลที่มีอยู่ในขอบเขตของ พฤติกรรมทางวิดีโอระดับต้นด้วยความแม่นยำของมารจีน2%(7) LINE API ให้บริการที่เรียกว่า LINE Notify ที่สามารถส่งข้อความหรือประกาศไปยัง แอปพลิเคชัน LINE ที่บริการที่ใช้เป็น HTTP POST ที่ไม่มีโพเคการเข้าถึง ให้เป็นฟรีเมื่อใช้ LINE API และ TridnetTD_LineNotify Library พร้อมใช้ งานสำหรับ ESP8266 และESP32 สามารถส่งได้ทั้งข้อความ สติ๊กเกอร์ และ รูปภาพพร้อม URL ในการวิจัยนี้ NodeMCU จะส่งข้อความเกี่ยวกับการ ทำงานสถานะเมื่อตรวจพบเกินระดับที่กำหนดไปยัง APIบริการ จากนั้นการ แจ้งเตือนจะถูกส่งไปยังแอปพลิเคชัน LINE [8]

III.1 เครื่องมือที่ใช้ในการวิเคราะห์และการประมวลผลข้อมูล

III.1.1 YOLO (You Only Look Once)

คือ You Only Look Once หรือ YOLO คือเทคนิคที่เน้นการประมวลผล แบบเรียลไทม์ โดยได้รับแนวคิดจาก Google Net ซึ่งเป็นภาพประยุกต์ใช้ ความพิเศษของโครงข่ายประสาทเทียมในการแบ่งภาพออกเป็นส่วนๆ พร้อมกับทำนายขอบเขตและความน่าจะเป็นของแต่ละส่วนผู้วิจัยได้เลือกใช้ โมเดล yolo11n เพราะมีความแม่นยำสูงค่า mAP ของ yolo11n เปรียบเท่า กับ yolo5n และสูงกว่า yolo5n ในด้านประสิทธิภาพใช้เวลาในการ ประมวลผลเท่ากับ yolo5n (เร็วกว่า yolo5n) และใช้ทรัพยากรน้อยกว่า ทำให้เหมาะสมสำหรับการใช้งานจริงที่ต้องการความเร็วและความแม่นยำ

Model	Size (Pixel)	mAP@0.5:0.95	Speed (FPS)	Speed (ms)	Params (M)	Flops (B)
yolo5n	640	30.5	56.1 ± 0.8	1.5 ± 0.0	2.6	6.5
yolo5n	640	37.3	80.4	1.47	3.2	8.7
yolo11n	640	30.5	56.1 ± 0.8	1.5 ± 0.0	2.6	6.5

ตารางที่ 1 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดล YOLO 3 รุ่น

III.1.1.1 Intersection over Union (IoU)

เป็นดัชนีที่ใช้ในการประเมินการทับซ้อนระหว่างกรอบขอบเขตจริงบนภาพ โดยวิเคราะห์ว่าการตรวจจับนั้นถูกต้อง (True Positive) หรือไม่ถูกต้อง (False Positive) ดังแสดงในสมการ 1

$$IOU = \frac{TP}{(TP+FP+FN)} \quad (1)$$

III.1.1.2 Accuracy (ค่าความถูกต้อง)

เป็นค่าที่แสดงถึงค่าความถูกต้องในการทำนายที่ตรงกับความเป็นจริง ดัง แสดงในสมการ (2)

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

III.1.1.3 Precision (ค่าความแม่นยำ)

เป็นการเปรียบเทียบการทำนายที่ถูกต้องว่าเป็นจริงและที่เกิดขึ้นจริง (TP) กับ การทำนายว่าจริงแต่สิ่งที่เกิดขึ้นกลับไม่จริง (FP) ดังแสดงในสมการ (3)

$$Precision = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

III.1.1.4 Recall (ค่าความถูกต้อง)

เป็นความถูกต้องของการทำนายว่าเป็นจริง เทียบกับจำนวนครั้งของ เหตุการณ์ที่ทั้งทำนายและเกิดขึ้นว่าเป็นจริง ดังแสดงในสมการ (4)

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

III.1.1.5 F1 score

เป็นค่าที่ได้จากการเอาค่า precision และ recall มาคำนวณรวมกัน (F1 สร้างขึ้นมาเพื่อเป็น single metric ที่วัดความสามารถของ ดังแสดงใน สมการ 5

$$F1\ Score = \frac{2 \times (\frac{TP}{TP+FN} \times \frac{TP}{TP+FN})}{(\frac{TP}{TP+FN} + \frac{TP}{TP+FN})} \quad (5)$$

III.1.1.6 mean Average Precision (mAP)

เป็นการหาค่ากลางของค่าความแม่นยำเฉลี่ยสามารถคำนวณได้จริงจาก พื้นที่ใต้กราฟของ Precision กับ แสดงในสมการ 6

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N AP_k \quad (6)$$

III.1.1.7 Confusion Matrix (ตารางประเมินประสิทธิภาพของ Classification) ตารางที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของ Classification ML รูปแบบต่างๆ ด้วยการประเมินค่าจริง (Actual value) เทียบกับค่าที่ได้จาก

ผลลัพธ์ของ ML model หรือค่าที่คาดการณ์ไว้ (Predicted Value) แล้วสรุปค่าออกมาในรูปแบบของตารางเมทริกซ์ที่ประกอบด้วยค่า True negative (TN), False positive (FP), False negative (FN) และ True positive (TP)

III.III Google Colab

Google Colab เป็นบริการ Software as a Service (SaaS) เป็นโฮสต์โปรแกรม Jupyter Notebook บน Cloud จาก Google เราสามารถใช้ Google Colab สร้าง Notebook เขียนโปรแกรมภาษา Python ได้ฟรี ๆ และแถมยังมี GPU, TPU ผู้ใช้ได้ใช้เครื่องมือในการประมวลผลข้อมูล

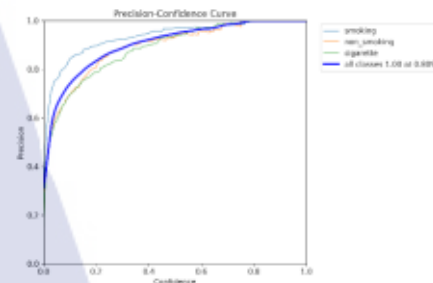
IV. ผลการวิจัย

หลังจากที่ผู้วิจัยทำการทดลองฝึกสอนโมเดล yolo5n.pt, yolo5n.pt และ yolo11n.pt และใช้ Dataset รูปภาพจำนวน 2400 รูป และมีการแบ่งข้อมูล รูปคนที่กำลังสูบบุหรี่จำนวน 1200 รูป และ รูปคนไม่สูบบุหรี่จำนวน 1200 รูปและทำการกำหนดคลาส จำนวน 3 คลาส ได้แก่ 1. smoking 2. non_smoking 3. cigarette รวมไปถึงการกำหนดชุดข้อมูลไว้ 5 รูปแบบ ได้แก่ 50 ส่วน 50, 60 ส่วน 30, 70 ส่วน 30, 80 ส่วน 20, และ 90 ส่วน 10 ที่แบ่งชุดข้อมูลแบบนี้เพื่อทำการตรวจสอบว่าจำนวนข้อมูลที่แตกต่างกันมีผลทำให้โมเดลมีประสิทธิภาพมากขึ้นหรือไม่และจำนวนรอบการฝึกสอน 3 แบบ ได้แก่ 50 รอบ, 100 รอบ, 150 รอบ, หลังจากการฝึกสอนข้อมูลทั้งหมดแล้วผู้วิจัยคัดเลือกโมเดลที่ดีที่สุดและนำไปใช้ในระบบการตรวจจับคนสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบบุหรี่ต่อไป

Data Set	Model	Epochs	Accuracy	Precision	Recall	mAP50	F1-Score
50 : 50	yolo5n.pt	100	0.920	0.926	0.895	0.932	0.910
90 : 10	yolo11n.pt	50	0.933	0.964	0.94	0.977	0.952
90 : 10	yolo11n.pt	100	0.967	0.964	0.943	0.975	0.953

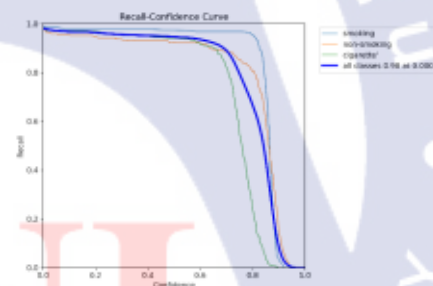
ตารางที่ 2 ตารางผลการเทรนที่ ดีที่สุด 3 โมเดล

จากตารางที่ 1 เป็นผลการทดลองที่คัดเลือกมาจากการฝึกสอนโมเดลทั้ง 3 โมเดล ก็คือ yolo5n.pt yolo5n.pt และ yolo11n.pt ตามเงื่อนไขทั้งชุดข้อมูลและจำนวนรอบที่กำหนดไว้ และได้ผลลัพธ์ค่าต่างๆ และเลือกโมเดลที่มีค่าประสิทธิภาพมากที่สุด นำมาใช้ในระบบตรวจจับคนสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบบุหรี่โดยผลลัพธ์ของโมเดลที่ได้นี้มีค่าการฝึกสอนตามรูปกราฟในบทความถัดไป



รูปที่ 1 Precision yolo11n.pt ชุดข้อมูลที่ 90:10 จำนวนรอบการฝึกสอน 100

รูปกราฟด้านบนนี้คือกราฟ Precision ซึ่งเป็นกราฟที่บอกค่าความแม่นยำในการฝึกสอนของโมเดลแต่ละตัวโดย จะมีเส้นกราฟ 4 เส้น ก็คือ 1. Class smoking (เส้นสีฟ้า) สังเกตได้ว่าเส้นกราฟมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นในช่วงแรกและค่อยปรับตัวขึ้นตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้น มีค่าสูงสุดอยู่ที่ 0.942 2. Class non_smoking (เส้นสีส้ม) สังเกตได้ว่ากราฟแนวโน้มของเส้นนี้จะเห็นว่าค่า Precision ปรับขึ้นตาม Confidence ที่สูงขึ้น โดยมีแนวโน้มการเพิ่มขึ้นเรื่อยและมีค่าสูงสุดอยู่ที่ 0.914 3. Class cigarette (เส้นสีเขียว) สังเกตได้ว่ากราฟแนวโน้มของเส้นนี้สำหรับตรวจสอบจับบุหรี่ โดยโมเดลนี้มีค่า Precision สูงในช่วง Confidence ประมาณ 0.2 และมีค่าสูงสุดที่ 0.892 4. all classes (เส้นสีฟ้าเข้ม) แสดงค่าของทุกคลาสรวมกัน ซึ่งมีค่า Precision ปรับขึ้นตามค่า Confidence โดยเฉพาะในช่วง Confidence ที่ 8.0 กว่า จะมีค่าเป็น 1 ซึ่งเป็นข้อสรุปว่าโมเดลนี้มีค่า Precision ค่อยๆปรับขึ้นตาม Confidence มีค่าสูงสุดอยู่ที่ 0.916



รูปที่ 2 Recall yolo11n.pt ชุดข้อมูลที่ 90:10 จำนวนรอบการฝึกสอน 100

รูปกราฟด้านบนนี้คือกราฟ Recall ซึ่งเป็นกราฟที่บอกค่าความถูกต้องในการฝึกสอนของโมเดลแต่ละตัวโดย จะมีเส้นกราฟ 4 เส้น ก็คือ 1. Class smoking (เส้นสีฟ้า) สังเกตได้ว่าเส้นกราฟมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อยๆตาม Confidence ที่เพิ่มขึ้นมีค่าอยู่ที่ 0.973 2. Class non_smoking (เส้นสีส้ม) สังเกตได้ว่าเส้นกราฟมีแนวโน้มอยู่ต่ำที่สุด และมีการแปรผันมากเมื่อ Confidence สูงขึ้น มีค่าอยู่ที่ 0.921 3. Class cigarette (เส้นสีเขียว) สังเกตได้ว่าเส้นกราฟจะขึ้นมากในช่วงที่ Confidence สูงตั้งแต่ประมาณ 0.6



รูปที่ 7 รูปผลลัพธ์การตรวจจับคนสูบบุหรี่



รูปที่ 8 รูปผลลัพธ์การแจ้งเตือนตรวจจับคนสูบบุหรี่

V. สรุปและอภิปรายผล

การวิจัยในครั้งนี้สรุปผลได้ว่าการตรวจจับคนสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบบุหรี่สามารถใช้โมเดล YOLOv ในการฝึกสอนและทดสอบได้ แต่ในเรื่องของประสิทธิภาพและความแม่นยำนั้น ผู้วิจัยได้เลือกใช้ตัวโมเดล YOLOv11 มากกว่า YOLOv8 และ YOLOv5 เนื่องจากผลการฝึกสอนมีความแม่นยำมากกว่าทั้งในเรื่องค่าความเชื่อมั่น ค่าความน่าจะเป็น ค่าประสิทธิภาพของค่าความเชื่อมั่น และค่าประสิทธิภาพของคลาสแต่ละคลาสที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ ผู้วิจัยจึงเลือกใช้ ในการนำมาทดสอบกับวิดีโอตัวอย่างที่ผู้วิจัยได้ดาวน์โหลดมาจากอินเทอร์เน็ตและจำลองสถานการณ์จริง ปรากฏว่าโมเดลมีความสามารถในการตรวจจับคนสูบบุหรี่ และตัวผู้ห้ได้เป็นอย่างดีและยังสามารถแยกบุคคลที่ไม่สูบบุหรี่ในสถานการณ์เดียวกันได้ และสามารถแจ้งเตือนให้แก่ผู้ใช้งานได้จากระบบที่ออกแบบ ข้อจำกัดในงานวิจัยในครั้งนี้ ก็คือเรื่องของแสงและความสว่างของตัวเหตุการณ์ในจำลองรวมไปถึงระยะที่ทำให้ระบบตรวจจับนั้นเกิดความผิดพลาดและวัตถุบางชนิดที่มีความคล้ายคลึงกับตัวผู้ห้ที่ส่งผลทำให้ระบบนั้นตรวจจับผิดพลาดเช่นกัน ข้อเสนอแนะหากจะพัฒนาให้ระบบตัวนี้ดีขึ้นจำเป็นต้องใช้ข้อมูลในการตรวจจับวัตถุมากขึ้น และการเพิ่มคลาสในส่วนของการละเมิดข้อกำหนดทางกฎหมาย และการใช้ฮาร์ดแวร์ที่มีความละเอียดมากขึ้น รวมไปถึงการพัฒนาบนบอร์ดขนาดเล็กเพื่อนำไปใช้งานได้ในหลากหลายสถานที่

กิตติกรรมประกาศ

รายงานวิจัยฉบับนี้สำเร็จลงด้วยดีเนื่องจากความรู้และความช่วยเหลืออย่างดียิ่งจาก ดร. อิศนา เชื้อโธ๊ะ ท่านได้เสียสละเวลาอันมีค่ายิ่งในการให้คำปรึกษาการดำเนินงานวิจัย ตลอดจนได้ตรวจสอบและแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆอันเป็นประโยชน์ ในการจัดทำ วิทยานิพนธ์ตั้งแต่เริ่มดำเนินการจนกระทั่งดำเนินการเสร็จสมบูรณ์ ผู้ศึกษาขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ โอกาสนี้ และขอขอบคุณ บริษัท เอ็นเซิร์ฟโอสต์ จำกัด ที่ให้ทุนสนับสนุนในการศึกษาและทำวิจัยในครั้งนี้ ผู้ศึกษาขอกราบขอบพระคุณเป็น อย่างสูงไว้ ณ โอกาสนี้

บรรณานุกรม

- [1] D. Wang, J. Yang, and F.-H. Hou, "Design of Intelligent Detection System for Smoking Based on Improved YOLOv4," *Sensors and Materials*, vol. 34, no. 8, p. 3271, Aug. 2022.
- [2] S.-Y. Shin and S.-W. Lee, "Detection of Smoking in Elevator Using Average Intensity Measure," *International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering*, vol. 10, no. 8, pp. 181–186, Oct. 2015.
- [3] Nuray Tezcan, Gökçe Karahan Adalı, and Anıl Burcu ÖZYURT SERİM, "A hybrid machine learning approach in predicting smoking behaviour: The case of Turkey," *Business and Management Studies: An International Journal*, vol. 11, no. 3, pp. 1152–1162, Sep. 2023.
- [4] S. Panpaeng, P. Phanpeang, and E. Metharak, "Cigarette Smoke Detectors for Non-Smoking Areas in the Building," *2018 22nd International Computer Science and Engineering Conference (ICSE)*, Nov. 2018.
- [5] H. Yin, M. Chen, W. Fan, Y. Jin, Shahbaz Gul Hassan, and S. Liu, "Efficient Smoke Detection Based on YOLO v5s," *Mathematics*, vol. 10, no. 19, pp. 3493–3493, Sep. 2022.
- [6] A. Khan, S. Khan, B. Hassan, and Z. Zheng, "CNN-Based Smoker Classification and Detection in Smart City Application," *Sensors*, vol. 22, no. 3, p. 892, Jan. 2022.
- [7] M. S. Islam, S. Sultana, and M. J. Islam, "New Hybrid Deep Learning Method to Recognize Human Action from Video," *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer dan Informatika*, vol. 7, no. 2, p. 306, Sep. 2021.
- [8] Developers.Line.me. (2018). Messaging API. [online] Available at: <https://developers.line.me/messaging-api/overview> [Accessed 25 Feb. 2018].







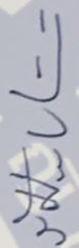
มอบเกียรติบัตรฉบับนี้ไว้เพื่อแสดงว่า

จิรายุส บุญสุข, อดนา เซโนโตะ

ได้นำเสนอบทความเรื่อง

การตรวจจับคนสูบบุหรี่ในสถานที่ห้ามสูบบุหรี่ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกแบบผสม

ในงานประชุมสหวิทยาการระดับชาติสถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่น ครั้งที่ 11 (TNIAC2025)
จัดโดย สมาคมส่งเสริมเทคโนโลยี (ไทย-ญี่ปุ่น) (TPA),
IEEE Computational Intelligence Society Thailand Chapter,
สมาคมปัญญาประดิษฐ์ประเทศไทย (AIAT) และ สถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่น (TNI)
ระหว่างวันที่ 22-23 พฤษภาคม 2568



รองศาสตราจารย์รังสรรค์ เลิศไณสัถย์
ประธานกรรมการจัดอันดับศึกดี TNIAC2025