

# DRIVER DROWSINESS DETECTION

ตรวจจับอาการหลับในขณะขับรถ

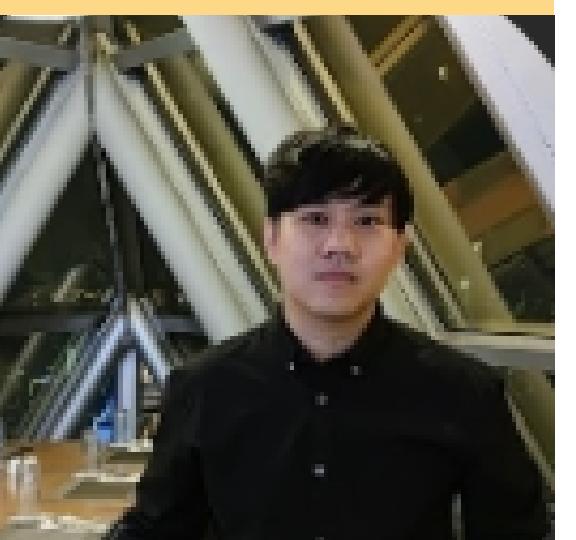
# TEAM MEMBERS

Data Management



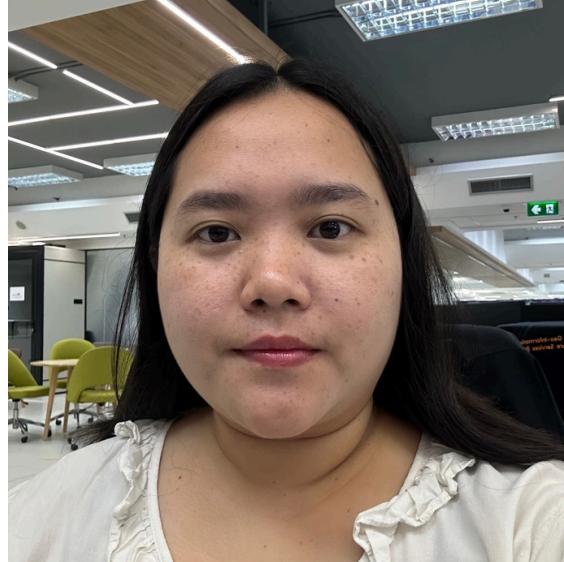
นางสาวนันธ์พร ราชชุม្ឈ  
รหัสนิสิต 6714450141

Data Management



นายณัฐวัตร ราชชุม្ឈ  
รหัสนิสิต 6714450125

Model Development



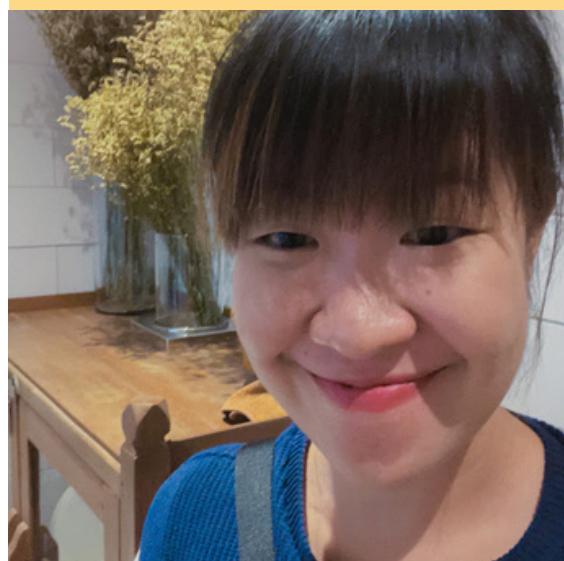
นางสาวกนกวรรณ ไพบูลย์  
รหัสนิสิต 6714450010

Model Development



นางสาวจุฬาลักษณ์ วนะรัตน์  
รหัสนิสิต 6714450028

System Integration & Testing



นางสาวพัชรี ปวงศ์  
รหัสนิสิต 6714450168

System Integration & Testing



นายเจนณรงค์ สามงามยา  
รหัสนิสิต 6714450184

# TEAM MEMBERS

| บทบาทหลัก                    | ชื่อ-นามสกุล        | รหัสนักศึกษา | รายละเอียดงาน   |
|------------------------------|---------------------|--------------|---|
| Data Management              | นันธ์พร ราชมณฑ์     | 6714450141   | <ul style="list-style-type: none"> <li>หาชุดข้อมูลสาธารณะ (Public Datasets) เพื่อใช้ในการเทรนโมเดล</li> </ul>   |
| Model Development            | กนกวรรณ ไพบูลย์     | 6714450010   | <ul style="list-style-type: none"> <li>ตั้งค่าสภาพแวดล้อม (Environment Setup)</li> <li>ฝึกฝนโมเดล (Model Training)</li> <li>ทดลองปรับจูนพารามิเตอร์ (Hyperparameter Tuning)</li> <li>การวิเคราะห์ข้อผิดพลาดของโมเดล (Error Analysis)</li> </ul> |
|                              | จุฬาลักษณ์ วนะรัตน์ | 6714450028   |   |
|                              | ณัฐวัตร ราชมณฑ์     | 6714450125   |   |
| System Integration & Testing | พัชรี ปวงใจ         | 6714450168   | <ul style="list-style-type: none"> <li>พัฒนาแอปพลิเคชันมือถือ Android สำหรับแจ้งเตือนด้วยเสียงแบบเรียลไทม์</li> </ul>   |
|                              | เจนณรงค์ สามงามยา   | 6714450184   |   |

# PROBLEM

- **ง่วงแล้วขับ (Drowsy Driving)** เป็นหนึ่งในสาเหตุสำคัญของการเกิดอุบัติเหตุบนท้องถนนทั่วโลก ซึ่งมักนำไปสู่การบาดเจ็บรุนแรงและเสียชีวิต
- **อุบัติเหตุร้ายแรง** การหลับในเพียง 4-5 วินาทีขณะขับรถด้วยความเร็ว 90 กม./ชม. เป็นช่วงเวลาที่นานพอที่จะก่อให้เกิดโศกนาฏกรรมได้
- **สถิติที่น่ากังวล** ในแต่ละปีมีอุบัติเหตุหลายแสนครั้งที่มีสาเหตุมาจากการที่ผู้ขับขี่มีอาการง่วง อ่อนเพลีย หรือหลับใน โดยกลุ่มเสี่ยงที่สุดคือ ผู้ขับขี่รถบรรทุกเพื่อการขนส่ง, ผู้ที่ทำงานเป็นกะ, และผู้ที่ขับรถทางไกลเป็นประจำ
- **ตรวจจับได้ยาก** แตกต่างจากการเม้าเลี้ยวขึ้บซึ่งสามารถตรวจจับระดับแอลกอฮอล์ได้ ความง่วงเป็นสภาวะภายในที่สังเกตและพิสูจน์ได้ยาก ทำให้ผู้ขับขี่มักจะฟืนขับต่อไปโดยไม่รู้ตัวว่าตนเองอยู่ในภาวะเสี่ยงสูงสุด

ปัญหาเหล่านี้แสดงให้เห็นถึงความจำเป็นในการพัฒนาระบบที่สามารถตรวจจับและแจ้งเตือนผู้ขับขี่ได้แบบเรียลไทม์ ก่อนที่จะเกิดอุบัติเหตุ

# OBJECTIVES

เพื่อแก้ไขปัญหาดังกล่าว โครงการนี้จึงมีวัตถุประสงค์ที่ชัดเจนดังนี้

1. **พัฒนาระบบตรวจจับความง่วงของผู้ขับขี่** สร้างแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ (AI Model) โดยใช้เทคนิค Deep Learning และ Computer Vision เพื่อวิเคราะห์ลักษณะทางกายภาพที่บ่งบอกถึงความง่วง เช่น การหาย และการปิดตาจากภาพวิดีโอแบบเรียลไทม์
2. **ให้การแจ้งเตือนที่ทันท่วงที** ออกแบบและสร้างระบบแจ้งเตือน (Alert System) ทั้งในรูปแบบเสียงและภาพ ที่สามารถเตือนผู้ขับขี่ได้อย่างมีประสิทธิภาพเมื่อตรวจพบสัญญาณของความง่วง
3. **มีความแม่นยำสูงและทำงานได้จริง** ตั้งเป้าให้ระบบมีความแม่นยำ (Accuracy) ในการจำแนกสภาพง่วงและตื่นตัวไม่ต่ำกว่า 90% และสามารถทำงานบนอุปกรณ์ประมวลผลขนาดเล็ก เพื่อให้สามารถนำไปใช้งานในรถยนต์จริงได้

# TARGET USERS & NEEDS

กลุ่มผู้ใช้เป้าหมายหลักของระบบนี้ ได้แก่

- ผู้ขับขี่รถยนต์ส่วนบุคคล โดยเฉพาะผู้ที่ต้องขับรถทางไกลเพื่อเดินทางกลับบ้าน ท่องเที่ยว หรือทำงาน
- ผู้ขับขี่รถเพื่อการพาณิชย์ เช่น คนขับรถบรรทุก, คนขับรถโดยสาร, และคนขับรถแท็กซี่ ซึ่งมักต้องขับรถเป็นเวลากัน  
และมีความเสี่ยงสูง
- บริษัทขนส่งและโลจิสติกส์ ที่ต้องการเพิ่มความปลอดภัยให้กับพนักงานและทรัพย์สินของบริษัท

## ความต้องการหลักของผู้ใช้ (User Needs)

- ความน่าเชื่อถือ ต้องการระบบที่แจ้งเตือนได้อย่างแม่นยำ ไม่แจ้งเตือนผิดพลาดบ่อยจนน่ารำคาญ (Low False Positives)
- การใช้งานง่าย ระบบควรทำงานโดยอัตโนมัติ ไม่รบกวนสมาร์ตโฟนในการขับขี่ และไม่ต้องมีการตั้งค่าที่ซับซ้อน
- การเตือนที่มีประสิทธิภาพ การแจ้งเตือนต้องดังและชัดเจนพอที่จะปลุกผู้ขับขี่จากภาวะเมาท์ได้ทันที

# PROBLEM & OBJECTIVES

## DATASET DETAILS

ชื่อ: Driver Monitoring System Dataset

แหล่งที่มา: Roboflow Universe

รายละเอียด: ประกอบด้วยภาพใบหน้าผู้ขับขี่ในสถานการณ์ต่างๆ พร้อมป้ายกำกับ (Annotation) 8 คลาส ได้แก่ Distracted, Drinking, Drowsy, Eating, PhoneUse, SafeDriving, Seatbelt และ Smoking

ขนาดภาพ: 640 x 640

### ทำไมถึงเลือกชุดข้อมูลนี้

- มีคลาสที่ตรงกับพฤติกรรมการหลับในที่เราต้องการตรวจจับโดยตรง
- ข้อมูลมีจำนวนมากเพียงพอสำหรับการเทรนโมเดลและมีคลาสที่สอดคล้องกับความต้องการ เช่นมีคลาสการใช้โทรศัพท์ หรือ การเสียสมาธิ ทำให้โมเดลไม่เพียงแต่ตรวจจับอาการหลับในได้เท่านั้น แต่ยังสามารถตรวจจับอาการอื่นๆที่บ่งบอกความไม่พร้อมของการขับรถให้ผู้ขับขี่ได้รู้ตัวด้วย
- พร้อมใช้งาน เป็นข้อมูลที่มีการทำ Annotation ไว้แล้ว ช่วยลดเวลาในการเตรียมข้อมูลได้อย่างมาก
- มีทำ Data Augmentations แล้ว

# PROBLEM & OBJECTIVES

## DATASET DETAILS

### ข้อจำกัดของข้อมูล

#### 1. ความไม่สมดุลของข้อมูล (Class Imbalance)

- ปัญหา: จำนวนรูปภาพในคลาส SafeDriving จะมีมากกว่าคลาส Drowsy หลายเท่า เพราะพฤติกรรมง่วงเกิดขึ้นน้อยกว่า
- ผลกระทบ: โดยเฉพาะในชั้นเรียนรู้ที่จะพยายามจำภาพที่เป็น SafeDriving ไว้ก่อน เพราะมีโอกาสผิดพลาดสูงกว่า ทำให้ตรวจจับความง่วงได้ไม่ดีเท่าที่ควร (Low Recall for drowsy class)

#### 2. ขาดความหลากหลาย (Lack of Diversity)

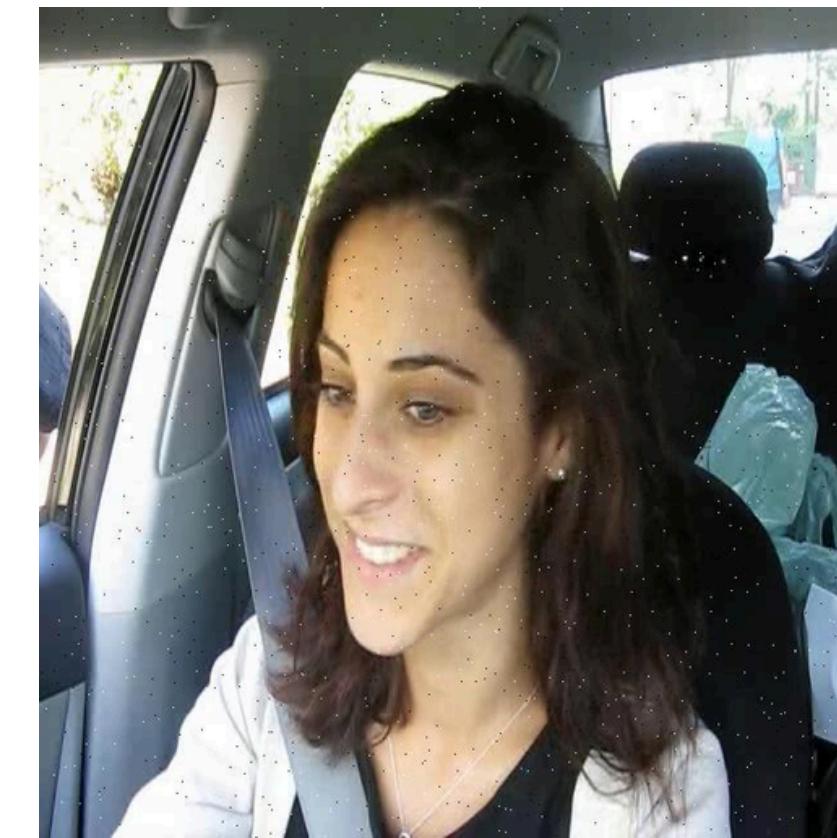
- ปัญหา: รูปภาพส่วนใหญ่อาจมาจากการถ่ายรูปเดียว, สภาพแสง, หรือกลุ่มคนที่ไม่หลากหลาย
- ผลกระทบ: โดยเฉพาะในสถานการณ์จริงที่แตกต่างออกไป เช่น การขับรถตอนกลางคืนหรือมุ่งหน้าที่ติดตั้งในรถต่างกัน

#### 3. ไม่มีรูปที่ detection ของสาขางานผู้ขับขี่มีการการสัปหงก

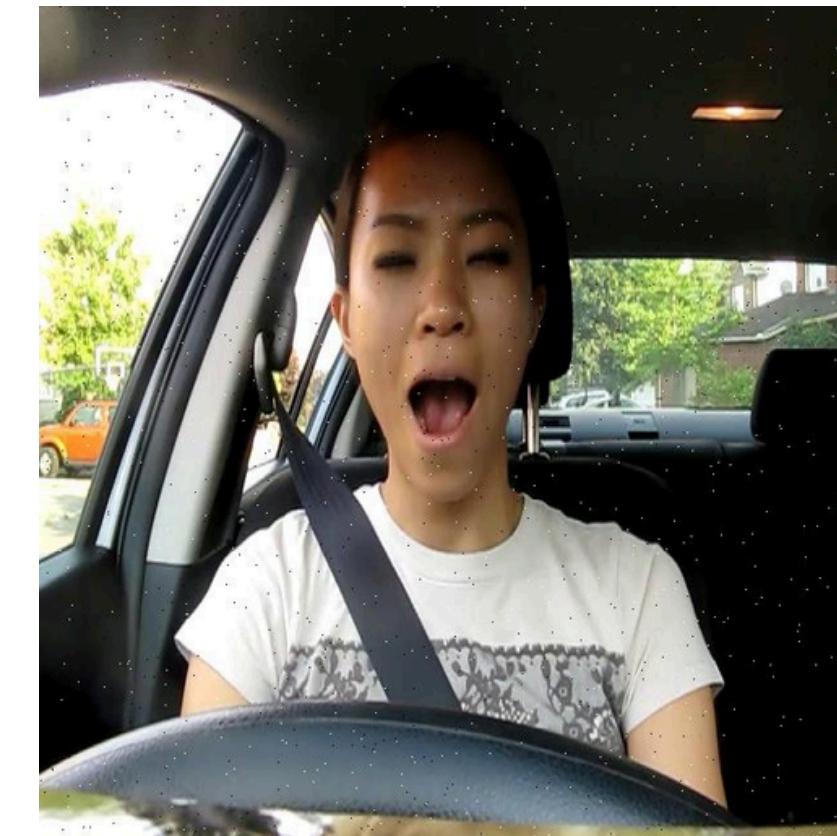
- ผลกระทบ: โดยเฉพาะในกรณีที่เทคโนโลยีไม่สามารถจัดการกับภาพที่ผู้ขับขี่มีการสัปหงก และไม่สามารถแจ้งเตือนผู้ขับขี่ให้รู้สึกตัวได้

# SAMPLE DATA

SafeDriving

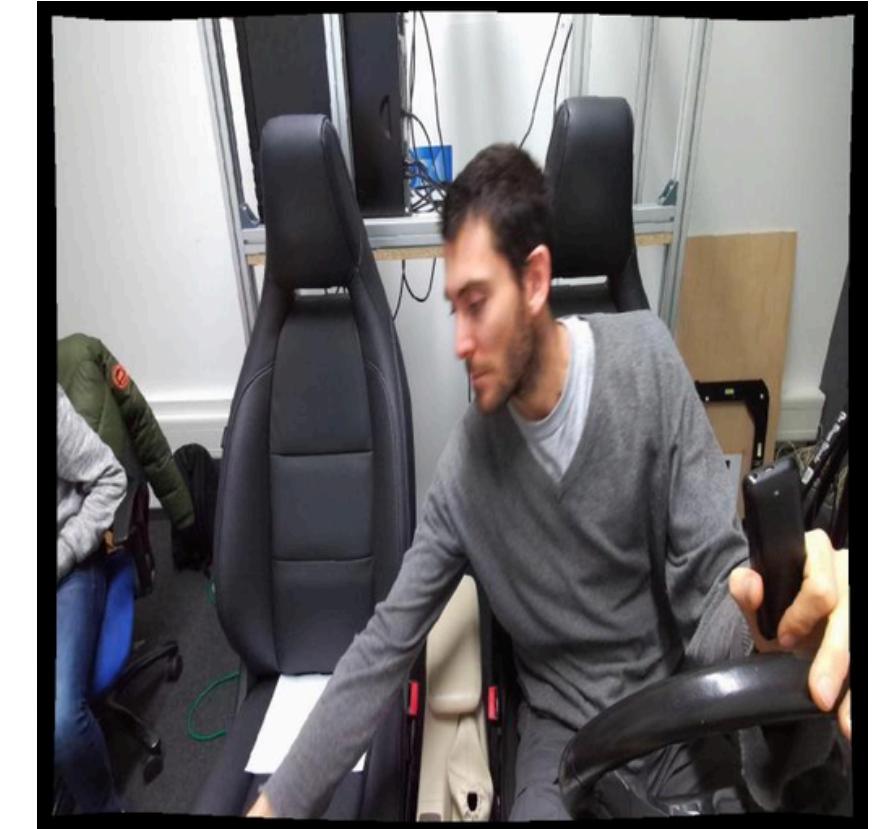
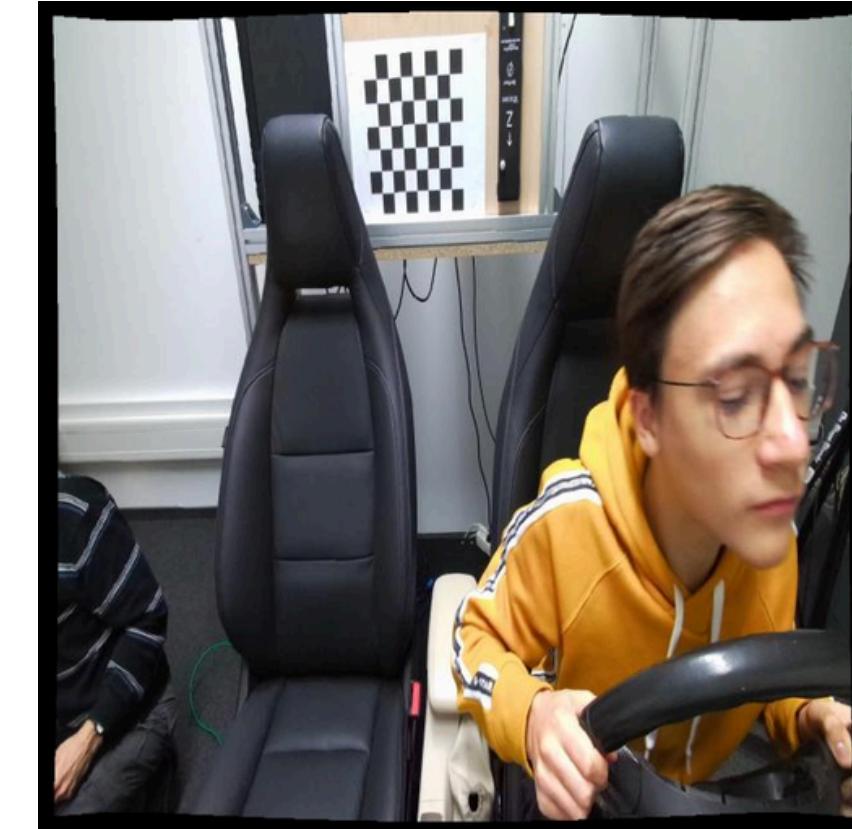
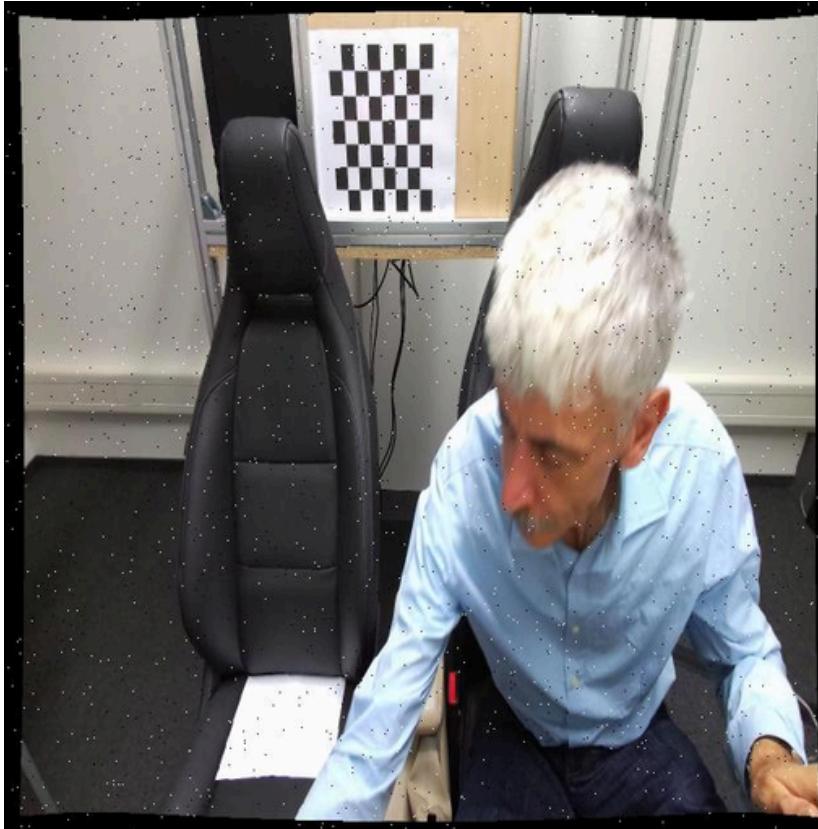


Drowsy

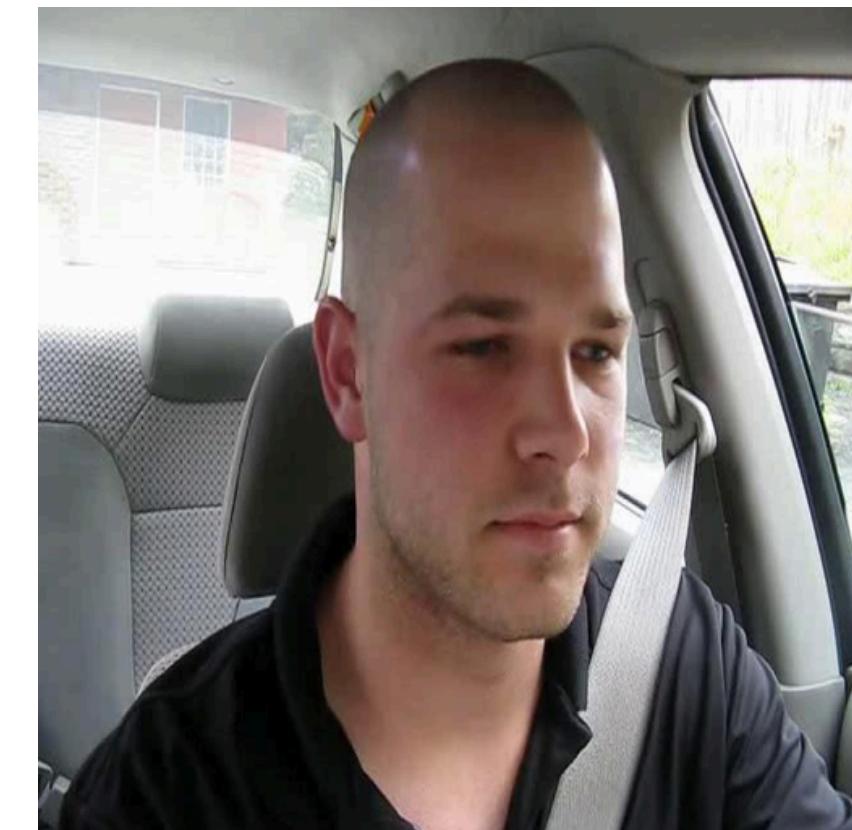


# SAMPLE DATA

Distracted

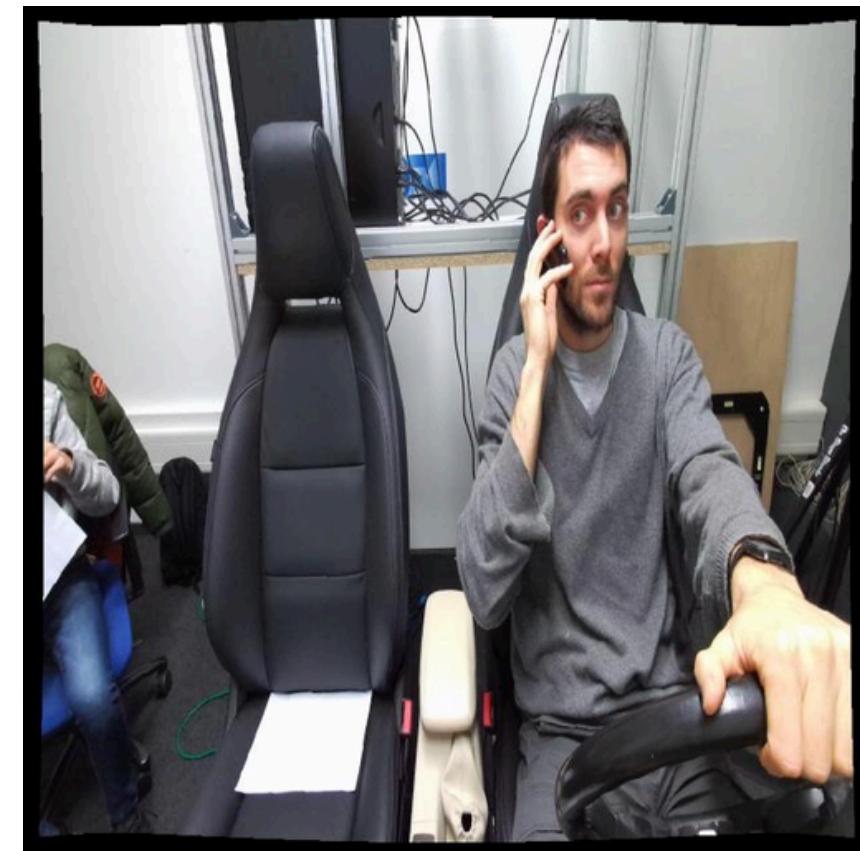


Seatbelt

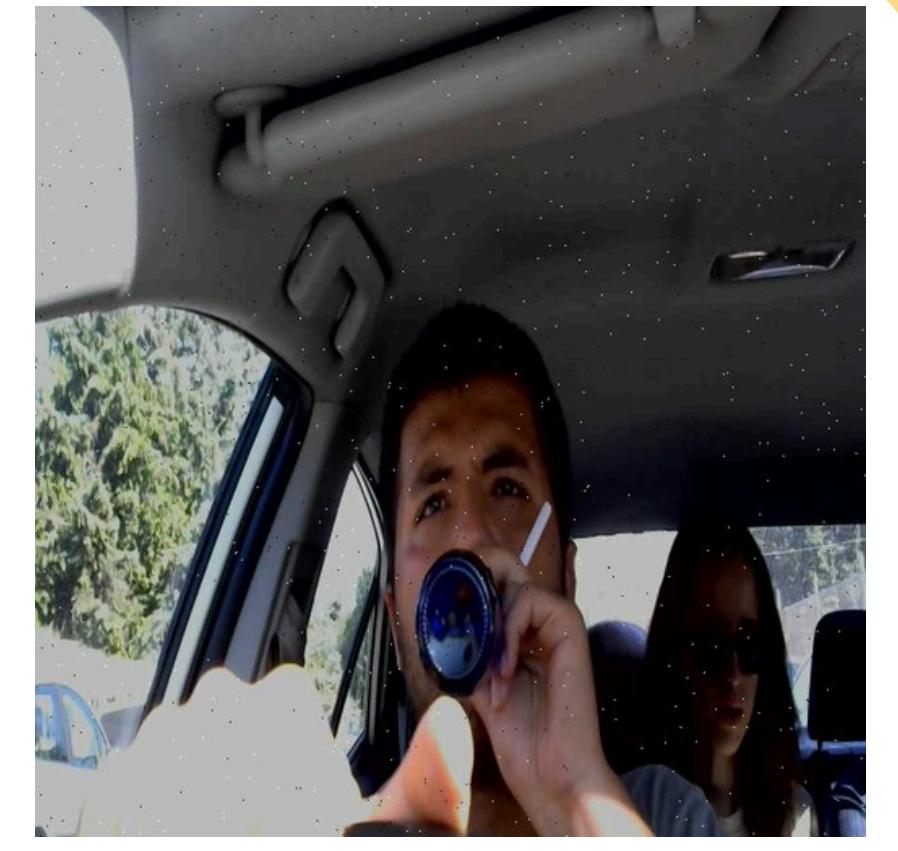
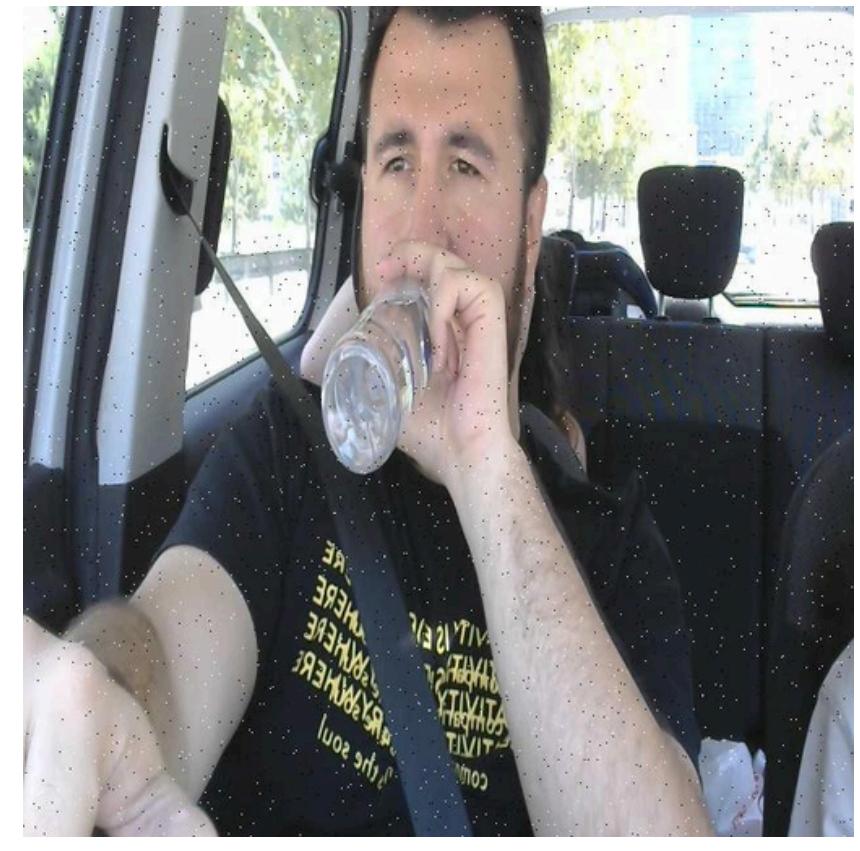


# SAMPLE DATA

PhoneUse



Drinking

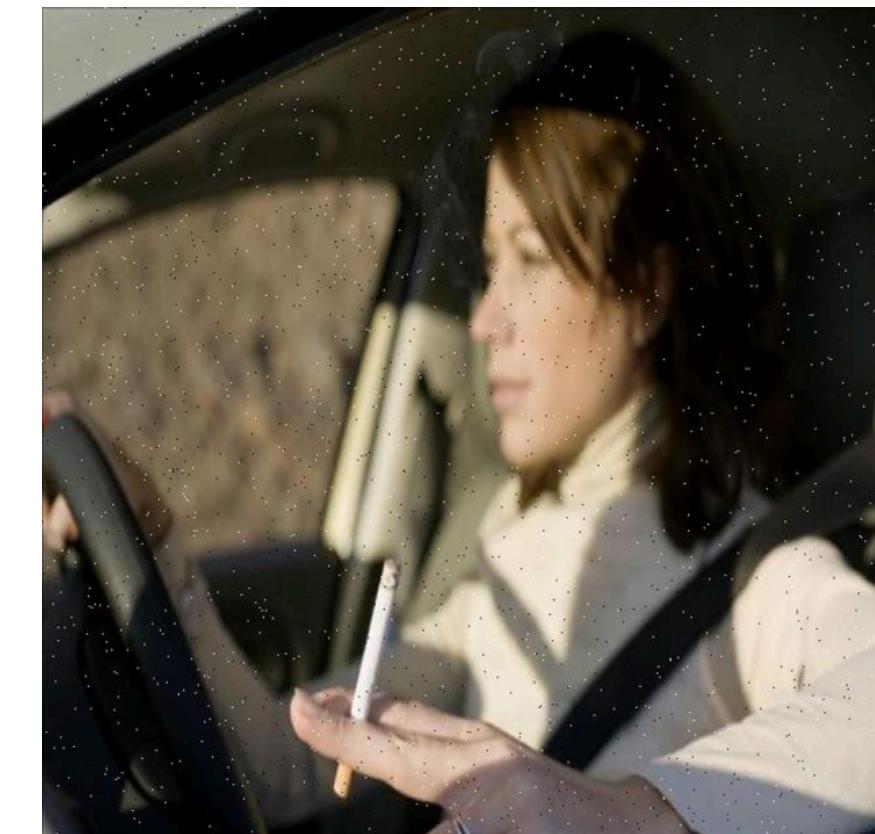


# SAMPLE DATA

Eating



Smoking



# METHODOLOGY & MODEL CHOICE

| Model        | ทำไมเลือกโมเดล  |
|--------------|---|
| YOLO         | <ul style="list-style-type: none"><li>เลือกใช้ YOLO เพราะเป็นโมเดลประเภท Object Detection ที่มีความสมดุลระหว่าง ความเร็ว (Speed) และ ความแม่นยำ (Accuracy) ซึ่ง จำเป็นอย่างยิ่งสำหรับงานที่ต้องการผลลัพธ์แบบเรียลไทม์อย่างการเตือนผู้ขับขี่</li><li>ที่เลือกรุ่น 'm' (Medium) เพราะเป็นเวอร์ชันที่ให้ความแม่นยำที่ดี โดยที่ยังคงความเร็วในการประมวลผลไว้ได้ ไม่หนักเกินไปเมื่อเทียบกับรุ่น 'x' (Extra Large) และแม่นย้ำกว่ารุ่น 'n' (Nano) ทำให้เป็นตัวเลือกที่เหมาะสมสำหรับการนำไปใช้งานจริงที่อาจมีข้อจำกัดด้านทรัพยากร</li></ul> |
| Faster R-CNN | <ul style="list-style-type: none"><li>เป็นโมเดล Object Detection แบบ Two-Stage ที่มี ความแม่นยำสูงมาก โดยเฉพาะในกรณีที่ต้องการตรวจจับวัตถุขนาดเล็กหรือซับซ้อน ซึ่ง เหมาะกับ dataset ที่มีการจัดวางตำแหน่งใบหน้าอย่างหลากหลาย เช่น ภาพผู้ขับในมุมกล้องต่างๆ</li><li>แต่ประมวลผลช้าและใช้เวลาในการเทรนนานกว่า YOLO มาก ไม่เหมาะสมกับงานแบบเรียลไทม์</li></ul>   |
| VGG16        | <ul style="list-style-type: none"><li>เนื่องจากลักษณะของปัญหานี้ต้องอาศัยการตรวจจับ รายละเอียดเล็ก ๆ บนใบหน้า</li><li>มีจุดเด่นตรงที่ใช้ convolution ขนาดเล็ก (<math>3 \times 3</math>) ต่อเนื่องหลายชั้น ซึ่งเหมาะสมกับการจับ feature ที่ละเอียด เช่น shape ของดวงตา</li><li>เป็นโมเดล Classification ซึ่งจะบอกได้แค่ว่าในภาพมีอาการง่วงหรือไม่ แต่ไม่สามารถระบุตำแหน่งของตาหรือปากได้ ทำให้การวิเคราะห์ พฤติกรรมต้องเนื่องทำได้ยากกว่า</li></ul>  |

# TRAINING SETUP & HYPERPARAMETERS

## การแบ่งข้อมูล (Train/Validation/Test Split)

- Train Set : 88% จำนวน 29,064 ภาพ
- Valid Set : 6% จำนวน 2,053 ภาพ
- Test Set : 6% จำนวน 1,952 ภาพ

## Hyperparameters ที่ใช้ในการเทรน YOLOv1m

- epochs : 50 เนื่องจากข้อมูลมีจำนวนมากจะทำให้การเทรนโมเดลใช้เวลานาน และ Hardware มีจำกัด
- Image Size: 640x640 pixels เนื่องจาก Yolo นั้นจำกัดขนาดภาพ Input size ของภาพไว้ที่ 640
- batch : 32 ส่งผลต่อความเสถียรของ gradient และการใช้ VRAM หากต้องการเพิ่ม Batch size มากกว่า 32 อาจจะต้องเพิ่มขนาดของ VRAM ซึ่งการทดสอบในโครงการนี้จะใช้แค่ 32
- Data Augmentation:
  - Flip Horizontal : ทำให้โมเดลเรียนรู้ว่าลักษณะของใบหน้าคนขับ ไม่ได้ขึ้นอยู่กับว่าจะหันซ้ายหรือขวา
  - Grayscale 15% : ให้โมเดลหันไปสนใจสิ่งที่สำคัญจริงๆ นั่นคือ Shape และ Features เช่น รูปทรงของดวงตาที่กำลังจะปิด แทนที่จะเป็นสี
  - Noise 0.9 % of pixels : ทำให้โมเดลทนทาน (Robust) ต่อสภาพแวดล้อมจริงมากขึ้น

# DEMO SCENARIOS

ระบบมีทั้งหมด 4 state ได้แก่

1 Safe - ขับขี่ปลอดภัย ได้แก่คลาส SafeDriving และ Seatbelt

2 Drowsy - ง่วงนอน ได้แก่คลาส Drowsy

3 Distracted - เสียสมาธิ ได้แก่คลาส Distracted, Drinking, Eating, PhoneUse และ smoking

4 Unknown - ไม่สามารถตรวจจับได้ กรณีที่ไม่สามารถตรวจจับได้ว่าเป็นคลาสอะไร เช่น ผู้ขับเกิดอาการสับหงก

จนไม่เห็นใบหน้า หรือกล้องอาจอยู่ในมุกหรือศาที่ไม่สามารถจับใบหน้าหรือภาพไม่ชัด เป็นต้น

# DEMO SCENARIOS : EASY (การทดสอบสภาพปกติ)

## Scenario 1: ขับขี่อย่างปลอดภัย (Safe Driving)

สถานการณ์: ผู้ขับขี่มีสมาร์ต มองตรงไปข้างหน้า ไม่ละสายตาจากถนนเป็นเวลานาน

ผลที่คาดหวัง: ระบบจะต้องระบุว่าเป็นสถานะ **Safe - ขับขี่ปลอดภัย** และ ไม่ส่งเสียงเตือนใดๆ

## Scenario 2: สังเกตสภาพแวดล้อม (Checking Mirrors)

สถานการณ์: ผู้ขับขี่หันไปมองกระจกซ้าย, กระจกขวา, หรือกระจกมองหลัง ซึ่งเป็นการขับขี่ที่ถูกต้องและปลอดภัย

ผลที่คาดหวัง: ระบบจะต้องเข้าใจว่านี่คือพฤติกรรมปกติ และ ไม่ตีความผิดว่าเป็นการเสียสมาธิหรือละสายตา

**เหตุผลที่เลือก:** สองสถานการณ์นี้คือ Baseline ของการขับขี่ที่ปลอดภัย ระบบจะต้องแยกแยะพฤติกรรมเหล่านี้ได้อย่างแม่นยำ เพื่อไม่ให้สร้างความรำคาญแก่ผู้ใช้ ซึ่งเป็นความต้องการพื้นฐานที่สุด คือ **"ระบบต้องไม่แจ้งเตือนมัว"**

# DEMO SCENARIOS : MEDIUM (การทดสอบการตรวจจับความง่วง)

Scenario: เริ่มมีอาการง่วง (Drowsy)

สถานการณ์: ผู้ขับขี่เริ่มมีพฤติกรรมบ่งชี้ถึงความง่วง เช่น หัวป່อย, ตาเริ่มปรือ หรือตาปิด อย่างต่อเนื่องเป็นเวลา 6 วินาที

ผลที่คาดหวัง: เมื่อครบ 6 วินาที ระบบจะต้องตรวจจับความผิดปกติได้ และทำการแจ้งเตือนด้วยเสียง แสดงสถานะ Drowsy (มีอาการง่วง)

เหตุผลที่เลือก: สถานการณ์นี้สะท้อนช่วงเวลาสำคัญในโลกจริง ก่อนที่ผู้ขับขี่จะเข้าสู่ภาวะหลับใน การตั้งเงื่อนไขเวลา 6 วินาที เป็นการสร้างสมดุลระหว่างการตรวจจับที่รวดเร็วและการป้องกันการเตือนที่ไวเกินไป เป็นการทดสอบว่าโมเดลสามารถวิเคราะห์พฤติกรรมต่อเนื่อง ได้จริงตามความต้องการของผู้ใช้ที่อยากจะถูกเตือนก่อนที่จะเพลオหลับไป

State aleart : drowsy (2 sec) → drowsy (2 sec) → drowsy (2 sec)

= Drowsy

เวลา 0s: drowsy (ครั้งที่ 1) - เก็บสถิติ

เวลา 2s: drowsy (ครั้งที่ 2) - เก็บสถิติ

เวลา 4s: drowsy (ครั้งที่ 3) -  แจ้งเตือน!

# DEMO SCENARIOS : HARD (สถานการณ์ที่ซับซ้อน)

Scenario: หลับในจนหน้าฟุบ

สถานการณ์: ผู้ขับขี่หลับในและฟุบหน้าลง หรือหันหน้าออกจากมุ่งกล้อง ทำให้ไม่สามารถตรวจจับใบหน้าได้โดยตรง เหตุการณ์นี้เกิดขึ้นต่อเนื่องเป็นเวลา 10 วินาที

ผลที่คาดหวัง: ระบบจะต้องอนุญาตให้ว่าการที่ใบหน้าหายไปจากมุ่งกล้องเป็นเวลานาน คือสภาวะอันตรายและการแจ้งเตือนด้วยเสียงที่ดังและชัดเจนที่สุด

เหตุผลที่เลือก: เพื่อทดสอบ Worst-case ที่จำลองการหลับในจนเกิดอุบัติเหตุจริง โดยให้ระบบตีความว่า การที่ใบหน้าหายไปไม่ใช่ข้อผิดพลาด แต่คือสัญญาณอันตราย เพื่อพิสูจน์ว่าระบบสามารถป้องกันอุบัติเหตุได้แม้ข้อมูลจะไม่สมบูรณ์

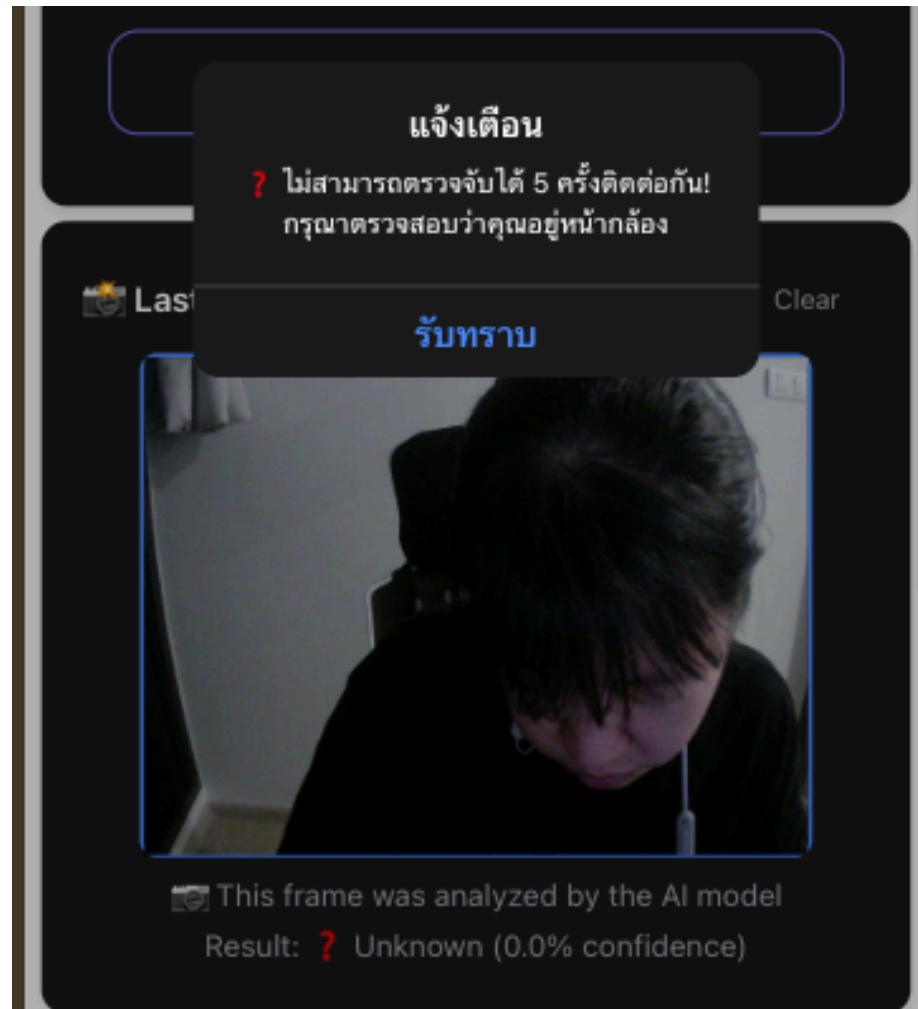
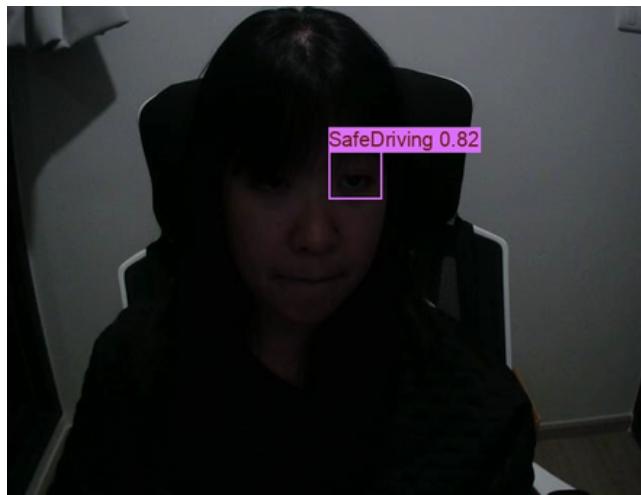
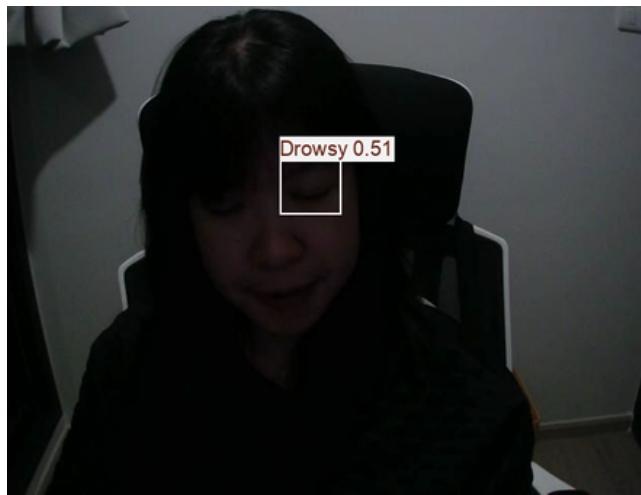
State alert : unknown (2s) → unknown (2s) → unknown (2s) → unknown (2s) → unknown (2s) = Unknown

Unknown detected 5 ครั้ง (10s) →  แจ้งเตือน + เสียงดัง + เริ่มนับ 10s

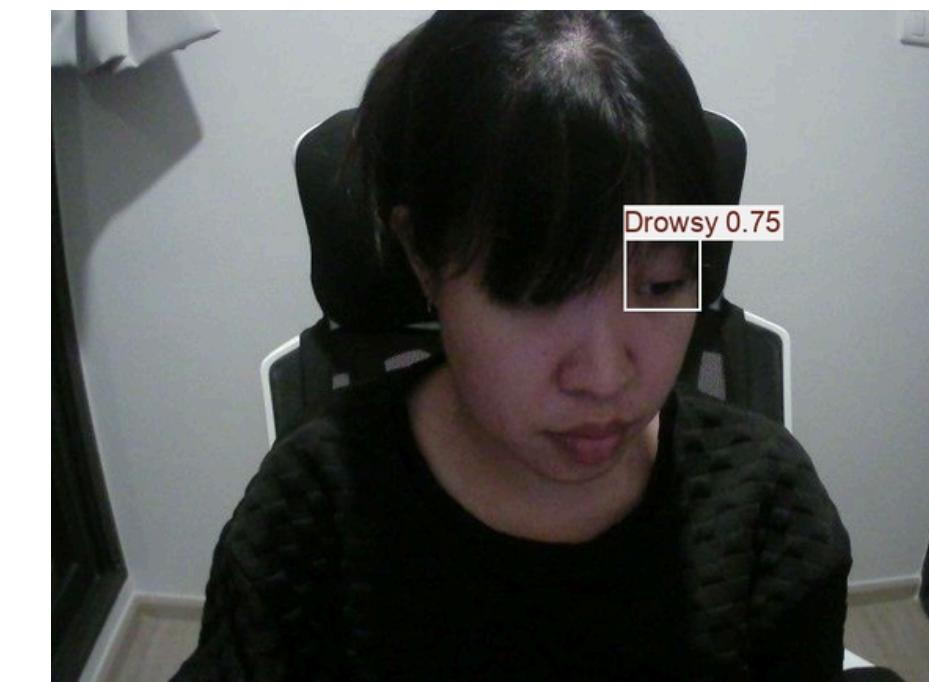
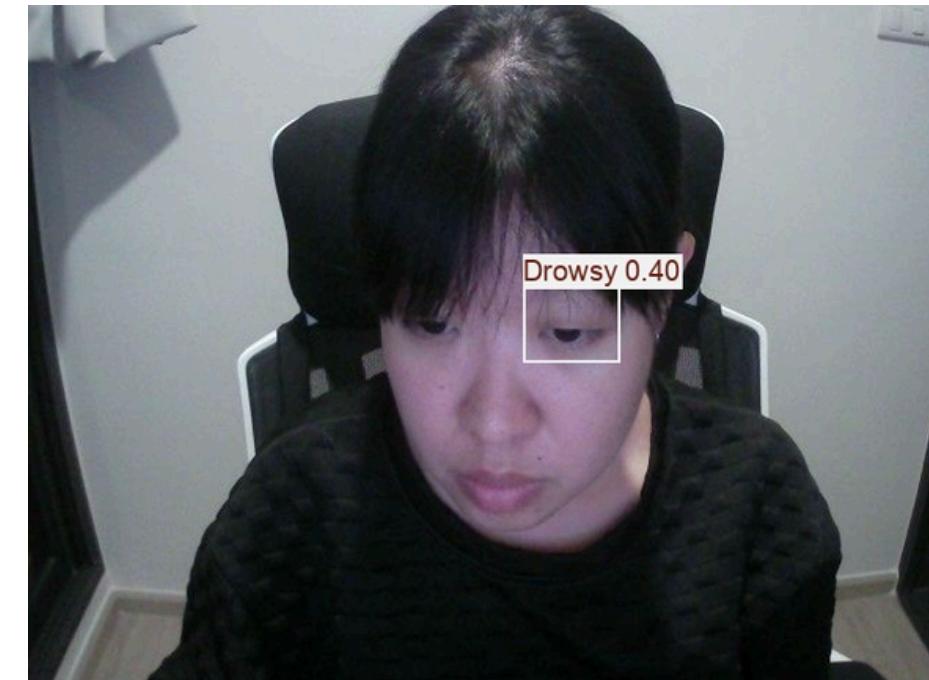
- ถ้า detect สถานะอื่น → หยุดเสียง
- ถ้ากด "รับทราบ" → หยุดเสียง
- ถ้าครบ 10s → หยุดระบบอัตโนมัติ เพราะถือว่าผู้ใช้งานอาจจะไม่ได้อยู่หน้ากล้อง

# INSIGHTS AFTER DEMO

ตัวอย่างที่ทำงานดีเกินคาด



ตัวอย่างที่ระบบล้มเหลว



# PROS/CONS & COMPARISON

## ข้อดี (Pros)

- **ตอบสนองได้แบบ Real-time** YOLO ถูกออกแบบมาให้ทำงานได้รวดเร็วมาก ซึ่งจำเป็นอย่างยิ่งสำหรับระบบความปลอดภัยที่ต้องแจ้งเตือนทันทีที่เกิดเหตุการณ์
- **ความแม่นยำสูง (High Accuracy)**: เมื่อเทียบกับวิธี Computer Vision แบบดั้งเดิม Deep Learning (อย่าง YOLO) มีความทันทันต่อสภาพแวดล้อมที่แตกต่างกัน, การใส่แวนต้า, หรือการแสดงสีหน้าเล็กน้อยได้ดีกว่ามาก
- **ไม่รบกวนผู้ใช้ (Non-intrusive)**: เป็นข้อดีที่สำคัญที่สุด ระบบทำงานโดยใช้เพียงกล้อง ไม่จำเป็นต้องให้ผู้ช่วยสวมใส่เซ็นเซอร์ใดๆ บนร่างกาย

# PROS/CONS & COMPARISON

## ข้อเสีย (Cons)

- **ข้อเสียที่สำคัญ:** ระบบจะลืมเหลวทันทีหากกล้องไม่สามารถจับภาพใบหน้าของผู้ขึบขี่ได้ชัดเจน (เช่น มือบัง, สวมหมวกกันน้ำ, อนามัย, แสงย้อนจ้า)
- **ข้อจำกัดของ 2D:** การวิเคราะห์จากภาพ 2 มิติ อาจทำให้เกิดการตีความผิดพลาดได้ เช่น การหันไปมองกระจกข้างอย่างรวดเร็วอาจดูคล้ายกับการสัป昏ก
- **ความเสี่ยงต่อการแจ้งเตือนที่ผิดพลาด (False Positives):** โมเดลอาจตรวจจับ "การหา" ทั้งที่ผู้ขับขี่แค่เบื่อแต่ไม่ได้ง่วง หรือตรวจจับ "การปิดตา" ทั้งที่ผู้ขับขี่แค่กระพริบตาหรือหัวเราะ ซึ่งอาจสร้างความรำคาญได้

# PROS/CONS & COMPARISON

เมื่อเทียบกับแนวทางอื่นๆ ที่เป็นที่รู้จัก:

## 1. เทียบกับ Physiological Sensors (เช่น คลื่นสมอง EEG, คลื่นหัวใจ ECG):

- **YOLO ใช้งานง่ายกว่า:** เซ็นเซอร์เหล่านี้แม่นยำที่สุด (เป็น Gold Standard) เพราะวัดความง่วงจากการร่างกายโดยตรง แต่ไม่สามารถใช้งานได้จริง ในชีวิตประจำวัน เพราะผู้ขับขี่ต้องสวมอุปกรณ์ที่รบกวนการขับขี่

## 2. เทียบกับ Vehicle-based Sensors (เช่น การตรวจจับการส่ายของรถ, การหักพวงมาลัย):

- **YOLO เตือนได้เร็วกว่า:** ระบบที่ติดมากับรถ (เช่น Lane Departure Warning) เป็น ตัวบ่งชี้แบบตามหลัง (Lagging Indicator) หมายความว่าระบบจะเตือนก็ต่อเมื่อ "เกิดความผิดพลาด" ในการขับขี่ (เช่น รถเริ่มเบนออกจากเลน) แล้ว
- ระบบของเราเป็นตัวบ่งชี้ล่วงหน้า (Leading Indicator) ที่เตือนก่อนที่ความผิดพลาดนั้นจะเกิดขึ้น

# CONCLUSION

ผลการสาธิต (Demo) ได้พิสูจน์ให้เห็นว่าระบบ "Driver Drowsiness Detection" ที่พัฒนาขึ้น สามารถทำงานได้จริงตามที่ออกแบบไว้ในทุกสถานการณ์

- **(ระดับง่าย) การขับขี่ปกติ:** ระบบแสดงให้เห็นถึงความน่าเชื่อถือ โดยสามารถแยกแยะการขับขี่ที่ปลอดภัย (มองตรง, มองกระจก) ได้อย่างถูกต้อง ไม่มีการแจ้งเตือนที่ผิดพลาด (False Positive) ซึ่งตอบโจทย์ผู้ใช้ที่ไม่ต้องการความรำคาญ
- **(ระดับปานกลาง) การตรวจจับความง่วง:** ระบบสามารถตรวจจับสัญญาณเริ่มต้นของความง่วง (การหัว, ตาปรือ) และทำการแจ้งเตือนได้สำเร็จเมื่อพฤติกรรมเกิดขึ้นต่อเนื่องตามเกณฑ์ที่กำหนด
- **(ระดับซับซ้อน) การหลับใน:** นี่คือ Insight ที่สำคัญที่สุด ระบบแสดงให้เห็นถึงความฉลาด (Robustness) โดยสามารถตีความ "การที่ใบหน้าหายไปจากกล้อง" (เช่น การฟุบหน้าหลับ) ว่าเป็นสถานการณ์ฉุกเฉิน และส่งเสียงเตือนดังได้ทันที ซึ่งเป็นหัวใจสำคัญในการป้องกันอุบัติเหตุจริง

# CONCLUSION

ผลลัพธ์จากโครงการนี้สามารถบรรลุวัตถุประสงค์หลักที่ตั้งไว้ได้ครบถ้วน

1. [✓] **พัฒนาระบบตรวจจับความง่วง:** เราได้สร้างและฝึกโมเดล AI (YOLOv11m) ที่สามารถวิเคราะห์การหาและการปิดของดวงตาได้สำเร็จ โดยทำงานได้แบบ Real-time ตามที่แสดงใน Demo
2. [✓] **ให้การแจ้งเตือนที่ทันท่วงที:** ระบบแจ้งเตือน (Alert System) ด้วยเสียง ถูกออกแบบและเชื่อมต่อกับโมเดลได้อย่างสมบูรณ์ สามารถเตือนผู้ขับขี่ได้ทันทีเมื่อตรวจพบสัญญาณอันตราย
3. [✓] **มีความแม่นยำสูงและทำงานได้จริง:** โมเดลที่เลือกใช้มีความสมดุลระหว่างความเร็วและความแม่นยำ ทำให้สามารถนำไปใช้งานบนอุปกรณ์ประมวลผลขนาดเล็กในรถยนต์จริงได้

# แนวการปรับปรุงและต่อยอดในอนาคต (FUTURE WORK)

## 1. เพิ่มความน่าเชื่อถือ (Address "Reliability")

- ปัญหา: โมเดลอาจยังสับสนในบางกรณี (Edge Cases) เช่น การ "ร้องเพลง" ที่คล้าย "การหา" หรือการ "หัวเราะ" ที่คล้าย "การหลับตา"
- แนวทาง: เก็บข้อมูล (Data) ของพฤติกรรมที่ colum เครื่อเหล่านี้เพิ่ม และใช้เทคนิค Data Augmentation ที่ซับซ้อนขึ้น เพื่อลด False Positive ให้น้อยที่สุด

## 2. พัฒนาระบบแจ้งเตือนอัจฉริยะ (Address "Effective Alert")

- ปัญหา: การเตือนด้วยเสียงดังอาจไม่ใช้วิธีที่ดีที่สุดเสมอไป
- แนวทาง: เชื่อมต่อระบบเข้ากับอุปกรณ์อื่น เช่น Smartwatch เพื่อสั่นเตือนที่ข้อมือ (ไม่รบกวนผู้โดยสาร) หรือเชื่อมต่อกับระบบของรถยนต์เพื่อ ปรับแอร์ให้เย็นลง หรือ ลดเสียงเพลง เพื่อการตื้นผู้ขับขี่