เว็บแอปพลิเคชันอัจฉริยะสำหรับจำแนกและทำนายระยะเวลาการสุกของกล้วยหอมทองเพื่อลดขยะอาหาร

กันต์ เอี่ยมชัยมงคล*, ณภัทร รณเกียรติ, พิชยินทร์ อินทรวงศ์ศักดิ์, และ จุฑาวรรณ ตรีชัย

โรงเรียนอัสสัมชัญ ถนนเจริญกรุง แขวงบางรัก เขตบางรัก กรุงเทพมหานคร ประเทศไทย

**Corresponding author: kaneamchaimongkol@gmail.com*

บทคัดย่อ

กล้วยหอมทองเป็นผลไม้เศรษฐกิจที่สำคัญของประเทศไทย ที่ผ่านมาการระบุระยะเวลาการสุกต้องอาศัยประสบการณ์เฉพาะบุคคล ทำให้ประสบปัญหาการสูญเสียจากการคัดแยกที่ไม่เหมาะสมมากกว่า 30% ของผลผลิต งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องและการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อจำแนกความสุกของกล้วยหอมทองออกเป็น 4 ระยะ ได้แก่ ดิบ ห่าม สุก และงอม พร้อมทั้งพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันสำหรับทำนายระยะเวลาการสุก โดยใช้วิธีการเก็บข้อมูลค่าความหวาน (Brix) และอุณหภูมิแวดล้อมเพื่อสร้างความเชื่อมั่นในแบบจำลอง

ผลการดำเนินงานพบว่า สภาพแวดล้อมมีผลต่อการสุกอย่างมีนัยสำคัญ โดยกล้วยที่เก็บในบ้านมีค่าความหวาน (ค่า Brix) เพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็วและต่อเนื่องกว่ากล้วยที่เก็บนอกบ้าน เนื่องจากอุณหภูมินอกบ้านมีความผันผวนมากกว่า ส่วนการดำเนินงานพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันนั้น ใช้โมเดล YOLO ในการตรวจจับวัตถุ ใช้ Teachable Machine ในการจำแนกประเภท และ ใช้เครื่องมือ Random Forest ในการทำนายระยะเวลาการสุกโดยอ้างอิงจากอุณหภูมิและเวลาหลังการเก็บเกี่ยว ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าสีและลักษณะภายนอกมีความสัมพันธ์โดยตรงกับค่าความหวานอย่างมีนัยสำคัญ โดยเว็บแอปพลิเคชันต้นแบบนี้ช่วยให้เกษตรกรสามารถจำแนกและทำนายระยะเวลาการสุกของกล้วยหอมทองได้ ส่งผลให้การบริหารจัดการผลผลิตมีประสิทธิภาพสูงสุด ช่วยลดขยะอาหารและเพิ่มมูลค่าทางเศรษฐกิจในอนาคต

คำสำคัญ: กล้วยหอมทอง / การจำแนกความสุก / การทำนายระยะเวลาการสุก / เว็บแอปพลิเคชัน / การลดขยะอาหาร

An intelligent web application for classifying and predicting the ripeness period of 'Hom Thong' bananas to reduce food waste

Kan Eamchaimongkol*, Naphat Ronnakiat, Pichayin Intharawongsak, and Juthawan Treechai

Assumption College Charoenkrung Road, Bangrak, Bangkok, Thailand

**Corresponding author: kaneamchaimongkol@gmail.com*

Abstract

This article presents 'Hom Thong' banana is a vital economic fruit in Thailand, but it faces over 30% post-harvest loss due to improper sorting. As ripeness identification typically relies on individual experience, this project aims to develop Machine Learning and Deep Learning models to classify banana ripeness into four stages: unripe, half-ripe, ripe, and overripe. Additionally, a web application was developed to predict the ripeness period using sweetness (Brix) and ambient temperature data to ensure model reliability.

The results indicate that environmental factors significantly affect ripening; bananas stored indoors showed a faster and more consistent increase in Brix values compared to those stored outdoors, where temperatures fluctuated. The web application integrates YOLO for object detection, Teachable Machine for classification, and Random Forest for predicting the ripening timeframe based on temperature data. Findings confirm that external appearance and color directly correlate with average Brix values. This prototype application will assist farmers in efficient produce management, thereby reducing food waste and enhancing economic value in the future.

Keywords: Hom Thong Banana / Ripeness classification / Ripening prediction / Web application / Food waste reduction

1. บทนำ

ประเทศไทยมีพื้นที่ปลูกกล้วยหอมทองทั้งหมด 80,716.38 ไร่ พื้นที่ให้ผลผลิตแล้ว จำนวน 47,842.61 ไร่ เกษตรกรจำนวน 17,207 ครัวเรือน มีผลผลิตทั้งสิ้น 154,011.06 ตัน ผลผลิตเฉลี่ย 3,219.12 กิโลกรัม/ไร่ ต้นทุนการผลิต 5,687 บาท/ตัน โดยแหล่งเพาะปลูกกล้วยหอมทอง ที่สำคัญมีพื้นที่เพาะปลูกกล้วยหอมทอง มากที่สุด 5 อันดับแรกในปี 2565 คือ จังหวัด เพชรบุรี 13,818.24 ไร่, จังหวัดปทุมธานี 13,382.02 ไร่, จังหวัดชุมพร 7,433 ไร่, จังหวัดสระบุรี 6,132.5 ไร่ และจังหวัดสุราษฎร์ธานี 4,598.60 ไร่ มีพื้นที่รวม 45,364.36 ตามลำดับ มีผลผลิตรวม 108,714.59 ตัน คิดเป็นร้อยละ 70 ของผลผลิตทั้งหมด มีผลผลิตเฉลี่ย 2,396.47 กิโลกรัม/ไร่ [1] นอกจากนี้ กล้วยหอมยังเป็นพืชเศรษฐกิจสำคัญของไทย [2] รายงานว่า กล้วยหอมเป็นสายพันธุ์ที่นิยมส่งออกมากที่สุด โดยเฉพาะกล้วยหอมทอง ประเทศไทยส่งออกกล้วยหอมคิดเป็นมูลค่ากว่า 2,800 ล้านบาท/ปี โดยตลาดหลักคือจีน ญี่ปุ่น และเกาหลีใต้ ทั้งนี้ กระบวนการคัดแยกผลผลิตในปัจจุบันยังอาศัยการประเมินความสุกของกล้วยหอมทองด้วยสายตามนุษย์ เป็นวิธีการที่ขาดความแม่นยำและเป็นอัตวิสัย (subjective) ส่งผลให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการคัดแยกผลผลิต การสูญเสียรายได้ และความไม่สม่ำเสมอของสินค้าที่ส่งถึงผู้บริโภค ปัญหานี้เป็นส่วนหนึ่งของการสูญเสียผลผลิตหลังการเก็บเกี่ยว (post-harvest loss) ซึ่งข้อมูลจาก FAO (องค์การอาหารและเกษตรแห่งสหประชาชาติ) [3] ระบุว่าในกลุ่มประเทศกำลังพัฒนาอาจสูงถึง 20-40% ของผลผลิตทั้งหมด

ดังนั้น ผู้วิจัยจึงได้ทำการพัฒนาเว็บแอปพลิเคชัน (Web Application) ที่สามารถจำแนกและทำนายระยะเวลาการสุกของกล้วยหอมทองได้อย่างแม่นยำและสะดวกต่อการใช้งาน ซึ่งผู้ใช้สามารถเข้าถึงได้ผ่านเบราว์เซอร์บนอุปกรณ์ใดก็ได้ โดยในปัจจุบันงานวิจัยส่วนใหญ่มักเน้นการใช้แบบจำลองเดียว (Single Model) เช่น Convolutional Neural Networks (CNN) เพื่อจำแนกความสุกของผลไม้จากคุณลักษณะทางภาพเพียงอย่างเดียว อาจมีข้อจำกัดเมื่อนำไปใช้งานจริงในสภาพแวดล้อมที่ควบคุมไม่ได้ งานวิจัยนี้จึงนำเสนอแนวทางบูรณาการแบบจำลองหลายรูปแบบ (Multi-model Integration) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงาน โดยการนำ YOLO มาใช้เพื่อตรวจจับวัตถุและตัดภาพกล้วยออกจากพื้นหลังที่ซับซ้อน ช่วยลดสัญญาณรบกวนก่อนส่งต่อให้ Teachable Machine ทำการจำแนกความสุก นอกจากนี้ ยังแตกต่างจากงานวิจัยทั่วไปโดยการผนวก Random Forest เข้ามาเพื่อประมวลผลข้อมูลเชิงตัวเลขจากสภาพแวดล้อมจริง จะช่วยยกระดับจากการเป็นเพียงระบบจำแนกภาพ (Classification) ไปสู่ระบบทำนายอนาคต (Prediction) ที่มีความแม่นยำและตอบโจทย์การใช้งานของเกษตรกรอย่างแท้จริง

2. วัตถุประสงค์

1. เพื่อพัฒนาโมเดลการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning Model) สร้างแบบจำลองที่สามารถ จำแนกความสุกของกล้วยได้จากภาพถ่าย โดยใช้ข้อมูลจากภาพกล้วยหอมทองในแต่ละระยะของ ความสุก (เช่น ดิบ, ห่าม, สุก, งอม)
2. เพื่อพัฒนาเว็บแอปพลิเคชั่น ให้ผู้ใช้สามารถถ่ายภาพกล้วยและรับการวิเคราะห์ผลได้ทันที
3. เพื่อทำนายระยะเวลาการสุกของกล้วยหอมทอง

3. ขอบเขตของการศึกษา

งานวิจัยนี้เป็นการนำเครื่องมือทางเทคโนโลยีมาช่วยในการศึกษาและทำนายระยะเวลาการสุกของกล้วยหอมทอง โดยมีขอบเขตของการศึกษาดังนี้

1. ศึกษาโมเดลการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning Model) เพื่อสร้างแบบจำลองที่สามารถจำแนกความสุกของกล้วยจากภาพถ่าย
2. ศึกษาลักษณะการสุกของกล้วย โดยแบ่งระยะการสุกของกล้วยเป็น ดิบ ห่าม สุก และงอม

4. วิธีการศึกษา

4.1 การรวบรวมข้อมูล

4.1.1 ได้มีการรวบรวมข้อมูลภาพถ่ายจำนวน 1,200 ภาพ (300 ภาพต่อระยะการสุก ได้แก่ ดิบ, ห่าม, สุก, งอม) โดยมีรายละเอียดการควบคุมสภาพแวดล้อมดังนี้

4.1.1.1 ถ่ายภาพในสภาพแสงธรรมชาติ และแสงสว่างภายในอาคาร เพื่อให้โมเดลมีความทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงของความเข้มแสงในสภาพแวดล้อมการใช้งานจริง

4.1.1.2 มีการใช้ภาพจากหลายมุมมอง ทั้งด้านหน้า ด้านข้าง และด้านเฉียง เพื่อให้ครอบคลุมลักษณะสีผิวและจุดสีน้ำตาลที่ชัดเจน

4.1.1.3 ในกระบวนการฝึกฝนได้มีการหมุนภาพ และปรับความสว่าง เพื่อช่วยให้โมเดลสามารถจดจำคุณลักษณะของกล้วยหอมทองได้แม่นยำขึ้นแม้ภาพที่ได้รับจากผู้ใช้งานจะมีความหลากหลาย

4.1.2 ใช้เครื่องวัดความหวาน (Brix Refractometer) วัดค่าความหวานของกล้วยแต่ละตัวอย่าง ในทุกระยะการสุกทุกวัน เพื่อเป็นข้อมูลเปรียบเทียบ (วันที่, ค่าของระดับน้ำตาล) และบันทึกข้อมูลไว้ในตาราง

4.1.3 เก็บค่าอุณหภูมิในพื้นที่การเก็บตัวอย่างกล้วยหอมทองทุกวัน วันละหลายครั้งมาหาค่าเฉลี่ย เพื่อสร้างความแม่นยำในการทำนายระยะเวลาการสุกของกล้วย

4.2 การพัฒนาโมเดล

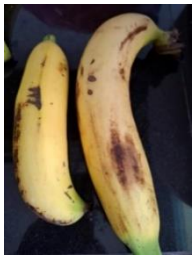
ในขั้นตอนนี้ เราจะนำข้อมูลที่เตรียมไว้เข้าสู่ Teachable Machine โดย

4.2.1 ใช้ Teachable Machine เพื่อฝึกสอนโมเดลด้วยภาพถ่ายกล้วย 300 ภาพ ต่อระยะการสุก โดยจะแบ่งระยะการสุกของกล้วยออกเป็น 4 ระยะ ได้แก่ 1. กล้วยสีเขียว (กล้วยดิบ) 2. กล้วยสีเขียวปนเหลือง (กล้วยห่าม) 3. กล้วยสีเหลือง (กล้วยสุก) และ 4. กล้วยสีเหลือปนน้ำตาล (กล้วยงอม) (รูปที่ 1-4)

รูปที่ 1 กล้วยดิบ

รูปที่ 2 กล้วยห่าม

รูปที่ 3 กล้วยสุก



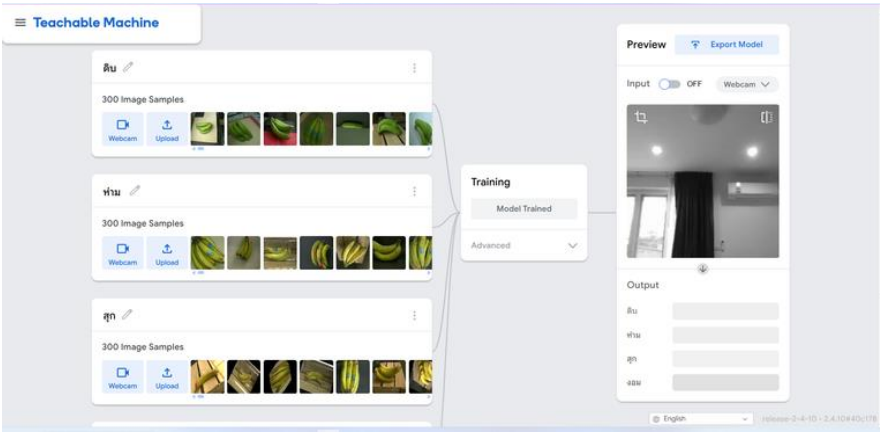
รูปที่ 4 กล้วยงอม

4.2.2 นำภาพเข้าสู่ Teachable Machine โดยแต่ละโฟลเดอร์จะถูกแบ่งเป็นกลุ่มความสุกตามที่ต้องการฝึกฝน (Train Model) เมื่อข้อมูลพร้อมแล้ว จะเริ่มกระบวนการฝึกฝน โมเดลจะทำการเรียนรู้จากคุณลักษณะของภาพแต่ละภาพในทุกชั้นเรียน เช่น สี, รูปร่าง, และลักษณะพื้นผิว เพื่อสร้างรูปแบบการจำแนก

4.2.3 หลังจากฝึกฝนเสร็จสิ้น ทำการทดสอบโมเดลใน Teachable Machine โดยใช้ตัวอย่างกล้วยจริงเพื่อดูว่าโมเดลสามารถจำแนกได้อย่างถูกต้องหรือไม่

4.2.4 เมื่อโมเดลมีความแม่นยำมากกว่า 85% แล้ว ให้ส่งออกโมเดลในรูปแบบที่เหมาะสมกับการใช้งานบนเว็บแอปพลิเคชัน ได้แก่ TensorFlow.js

ทั้งนี้ แบบจำลองการจำแนกประเภท (Classification Model) ถูกพัฒนาผ่านโครงสร้าง Neural Network ของ Teachable Machine และส่งออกในรูปแบบ TensorFlow.js เพื่อรองรับการทำงานบนเว็บแอปพลิเคชัน โดยมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ (Hyperparameters) ในการฝึกฝนเพื่อให้ได้ความแม่นยำสูงสุด (Accuracy > 85%) Epochs กำหนดไว้ที่ 50 รอบ เพื่อให้โมเดลได้เรียนรู้รูปแบบสีผิวที่ซับซ้อนในระยะกล้วยห่ามและกล้วยสุกได้อย่างเพียงพอโดยไม่เกิดการ Overfitting Batch Size ใช้ขนาด 16 เพื่อความสมดุลระหว่างความเร็วในการฝึกฝนและความเสถียรของความแม่นยำ Learning Rate กำหนดไว้ที่ 0.001 เพื่อให้การปรับค่าน้ำหนัก (Weight) ในเครือข่ายประสาทเทียมเป็นไปอย่างละเอียดและมีประสิทธิภาพในการแยกแยะความแตกต่างระหว่าง "สีเหลืองปนเขียว" ของกล้วยห่าม และ "สีเหลือง" ของกล้วยสุก



รูปที่ 5 Teachable Machine

4.3 การวัดค่าน้ำตาล

วัดค่าน้ำตาลในกล้วยหอมตัวอย่างซึ่งเป็นกล้วยหอมดิบมาวัดค่าน้ำตาลตั้งแต่วันแรก และวัดค่าน้ำตาลของกล้วยหอมใบนั้นทุก ๆ วันเพื่อนำมาใช้เป็นข้อมูลยืนยันว่ากล้วยหอมระยะใดมีค่าน้ำตาลเท่าใด ซึ่งวิธีการวัดค่าน้ำตาลนั้นจะนำเนื้อกล้วยบดละเอียดมาวางบนเครื่อง Refractometer (รูปที่ 6) เพื่อให้อ่านค่าน้ำตาลซึ่งมีหน่วยเป็น องศา Brix เช่นหากวัดค่าน้ำตาลได้ 5 Brix หมายถึง มีน้ำตาลอยู่ 5 กรัมในเนื้อกล้วย 100 กรัม

รูปที่ 6 Refractometer

ได้ทำการทดลองบันทึกสีเปลือกกล้วยและค่าน้ำตาลของกล้วย 2 กลุ่ม โดยกลุ่มที่ 1 วางไว้ในบ้าน ส่วนกลุ่มที่ 2 วางไว้นอกบ้าน ซึ่งจะบันทึกทุกวันตั้งแต่กล้วยยังดิบจนกระทั่งกล้วยงอม โดยแสดงไว้ในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 สีของเปลือกกล้วยและค่าน้ำตาลในกล้วยในวันต่าง ๆ

วันที่	ในบ้าน			นอกบ้าน		
	ค่า Brix	สีเปลือก	ลักษณะ	ค่า Brix	สีเปลือก	ลักษณะ
1	7.5	เขียว	ดิบ	5.4	เขียว	ดิบ
2	17.8	เขียวปนเหลือง	ห่าม	5.6	เขียวปนเหลืองเล็กน้อย	ดิบ
3	26	เหลือง	สุก	12.2	เขียวปนเหลืองเล็กน้อย	ห่าม
4	27.1	เหลืองปนน้ำตาล	งอม	23.6	เหลือง	สุก
5	29	น้ำตาลมากกว่าเหลือง	งอมมาก	24.6	เหลืองปนน้ำตาล	งอม

4.4 การวัดอุณหภูมิ

จะนำกล้วยดิบ 2 หวี วางไว้ในบ้านและนอกบ้านเพื่อวัดอุณหภูมิภายนอกโดยใช้บอร์ด Cucumber RS (รูปที่ 7) และการบันทึกอุณหภูมิทั้งวัน เพื่อหาค่าอุณหภูมิเฉลี่ยทั้งวันทั้งในและนอกบ้าน

รูปที่ 7 บอร์ด Cucumber RS

4.5 การพัฒนาเว็บแอปพลิเคชัน

4.5.1 ออกแบบส่วนติดต่อผู้ใช้ (UI) ออกแบบหน้าตาของเว็บแอปพลิเคชันให้ใช้งานง่ายและเป็นมิตรต่อผู้ใช้

4.5.2 พัฒนาส่วนหน้าบ้าน (Frontend) ใช้ภาษาและเฟรมเวิร์กสำหรับเว็บ เช่น HTML, CSS, และ JavaScript

4.5.3 บูรณาการโมเดล AI นำโมเดลที่ส่งออกมาจาก Teachable Machine มาฝังในโค้ดของเว็บแอปพลิเคชัน เพื่อให้สามารถประมวลผลภาพที่ผู้ใช้อัปโหลดได้โดยตรงในเบราว์เซอร์

4.5.4 พัฒนาส่วนหลังบ้าน (Backend) พัฒนาส่วนควบคุมเบื้องหลังด้วยภาษาโปรแกรม ได้แก่ Python (Flask) จัดการการทำงานเบื้องหลัง

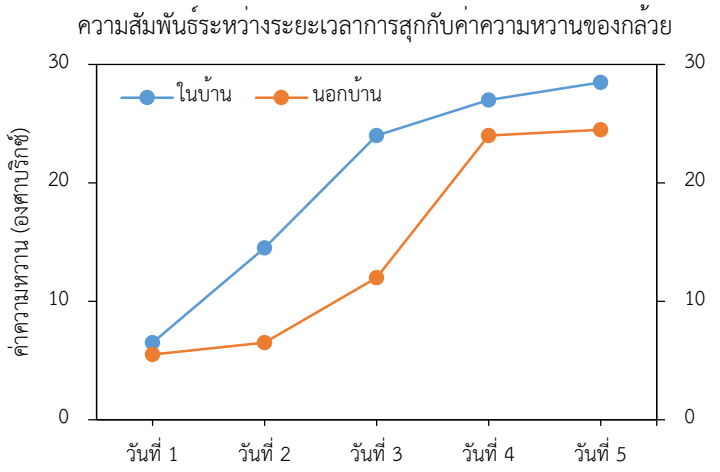
4.5.5 การแสดงผลลัพธ์ สร้างหน้าจอเพื่อแสดงผลการจำแนกความสุกของกล้วย

4.6 การทำนายระยะเวลาการสุก

ทำนายระยะเวลาการสุกของกล้วยหอมทอง ตั้งแต่ระยะกล้วยดิบ ไปจนถึงกล้วยสุกโดยใช้ข้อมูลการเก็บอุณหภูมิร่วมกับระดับความสุกของกล้วยในแต่ละระยะการสุก

5. ผลการศึกษาและอภิปรายผล

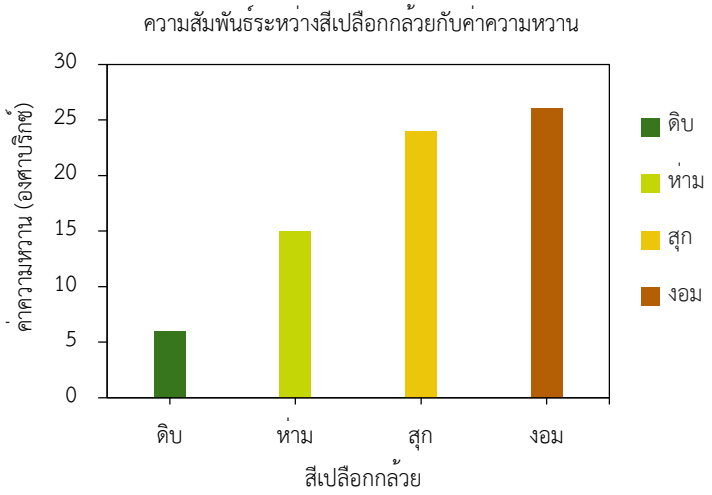
5.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล การเก็บข้อมูลค่าความหวาน (Brix) ของกล้วยหอมทองที่เก็บในบ้านและนอกบ้าน ได้ผลดังรูปที่ 8



รูปที่ 8 ความสัมพันธ์ระหว่างระยะเวลาการสุกกับค่าความหวานของกล้วย

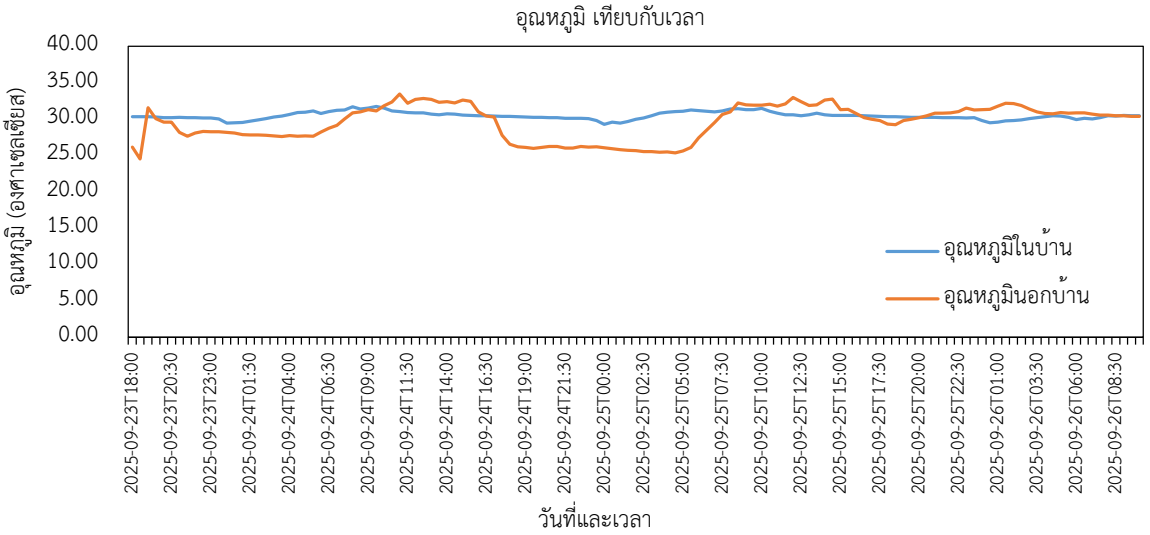
จากกราฟแสดงให้เห็นว่ากล้วยที่เก็บ "ในบ้าน" มีค่า Brix เพิ่มขึ้นเร็วกว่ากล้วยที่เก็บ "นอกบ้าน" โดยเฉพาะในช่วงวันที่ 2 ถึง 3 ซึ่งเป็นผลมาจากอุณหภูมิที่คงที่และเอื้อต่อการสุก กล้วยที่เก็บนอกบ้าน มีค่า Brix เพิ่มขึ้นช้ากว่า เนื่องจากอุณหภูมิผันผวนและมีลมถ่ายเทมาก ทำให้กล้วยสุกช้าลง

จากภาพจะเห็นว่า สีและลักษณะภายนอกของกล้วยหอมทองมีความสัมพันธ์โดยตรงกับค่าความหวาน โดยยิ่งกล้วยสุกมีสีเหลืองมากเท่าไหร่ ค่าความหวานก็จะยิ่งสูงขึ้นตามลำดับ (รูปที่ 9)



รูปที่ 9 ความสัมพันธ์ระหว่างสีเปลือกกล้วยกับค่าความหวาน

จากภาพอธิบายได้ว่าอุณหภูมิเป็นปัจจัยสำคัญที่เร่งให้กล้วยหอมทองสุก สภาพแวดล้อมภายในบ้านที่มีอุณหภูมิที่ค่อนข้างคงที่และสูงกว่าอุณหภูมิต่ำสุดนอกบ้านทำให้กล้วยสุกเร็วขึ้น และจากการสังเกตพบว่าพื้นที่เก็บตัวอย่างกล้วยที่มีอุณหภูมิที่สูงและสม่ำเสมอจะทำให้กล้วยสุกทั้งหวีพร้อมกันทุกลูก ส่วนตัวอย่างกล้วยที่เก็บไว้นอกบ้านจะมีการผันผวนของอุณหภูมิสูงกว่าในบ้าน โดยเฉพาะช่วงกลางคืนที่อุณหภูมิจะลดลงจะไปชะลอกระบวนการสุกทางชีวเคมี ทำให้การเปลี่ยนสีเป็นไปช้ากว่าเมื่อเทียบกับกล้วยในบ้าน และลักษณะการสุกของกล้วยในหนึ่งหวีจะสุกไม่พร้อมกันทุกลูก (รูปที่ 10)

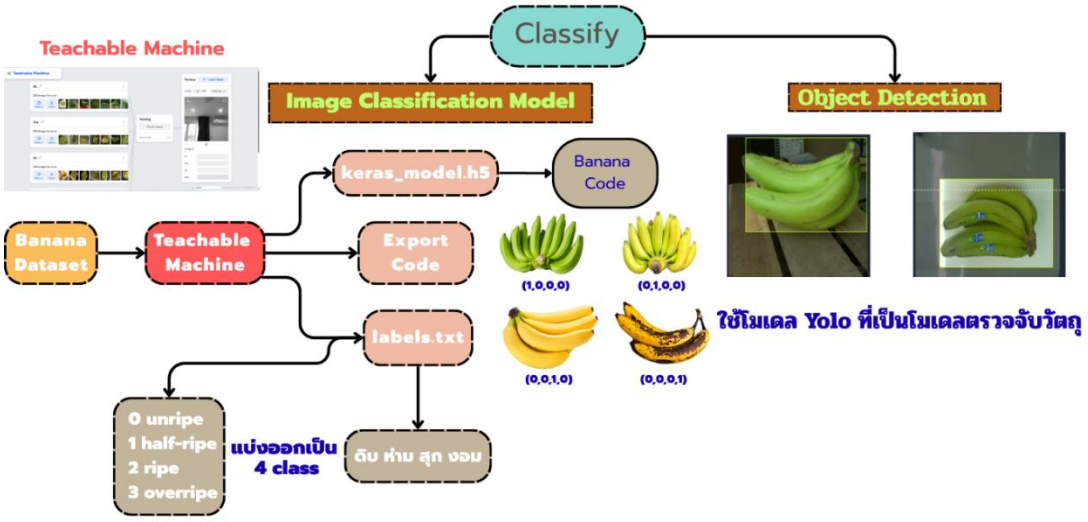


รูปที่ 10 เปรียบเทียบค่าอุณหภูมิในบ้านและนอกบ้าน

5.2 การพัฒนาโมเดล

5.2.1 โมเดลการจำแนกความสุกของกล้วยหอมทอง (Classification) (รูปที่ 11)

จากการดำเนินงานทำให้ได้โมเดลการจำแนกความสุกของกล้วยหอมทองแบ่งเป็น 4 ระดับ ได้แก่ ดิบ ห่าม สุก และงอม



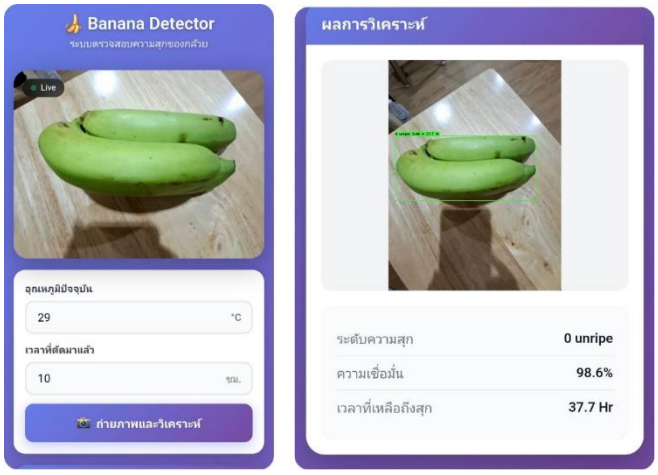
รูป 11 การจำแนกความสุกของกล้วยหอมทอง

5.2.2 การทำนายระยะเวลาการสุกของกล้วยหอมทอง (Prediction)

จากการทำนายระยะเวลาการสุกของกล้วยหอมทอง 100 ลูก พบว่า มีการทำนายคลาดเคลื่อนโดยประมาณ 5 ชั่วโมง ซึ่งวัดผลความคลาดเคลื่อนด้วย Mean Absolute Error (MAE) โดยค่าเฉลี่ยของความแตกต่างระหว่างเวลาที่ทำนายกับเวลาที่สุกจริง มีความคลาดเคลื่อนเพียงเล็กน้อยเมื่อเทียบกับวงจรการสุกทั้งหมดของกล้วยหอมทองที่ใช้เวลาหลายวัน สะท้อนถึงความแม่นยำของแบบจำลองในระดับที่นำไปใช้งานจริงได้ สามารถช่วยลดความเสี่ยงในการคัดเกรดกล้วยที่สุกเกินไป หรือยังไม่สุก ก่อนถึงมือผู้บริโภค

5.3 การพัฒนาเว็บแอปพลิเคชั่น

จากรูปที่ 12 แสดงเว็บแอปพลิเคชั่นที่ใช้ในการจำแนกและทำนายระยะเวลาการสุกของกล้วยหอมทอง โดยแสดงจำนวนชั่วโมงที่เหลือจากระดับความสุกปัจจุบันไปจนถึงระยะกล้วยสุก



รูปที่ 12 เว็บแอปพลิเคชั่น

5.4 การทดสอบความเชื่อมั่น

ดำเนินการทดสอบกล้วยหอมทองจำนวน 100 ลูก โดยแบ่งเป็น 4 คลาส (ดิบ, ห่าม, สุก, งอม) ทำการสุ่มตัวอย่างมาคลาสละ 25 ลูก ผลการทดสอบภาพรวมมีความแม่นยำ 90% รายละเอียดดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 Confusion Matrix

จริง \ ทำนาย	ดิบ	ห่าม	สุก	งอม
ดิบ	25	0	0	0
ห่าม	2	21	2	0
สุก	0	1	22	2
งอม	0	0	3	22

จากตารางแสดงประสิทธิภาพของการทำนาย โดยแบ่งออกเป็น 4 คลาส ตามระดับการสุกของกล้วย ดังนี้

- กล้วยดิบ มีความแม่นยำ 100% ทำนายถูกต้องทั้ง 25 ลูก
- กล้วยห่าม มีความแม่นยำ 84% ทำนายถูกต้อง 21 ลูก ทำนายว่าดิบ 2 ลูก และทำนายว่าสุก 2 ลูก

- กล้วยสุก มีความแม่นยำ 88% ทำนายถูกต้อง 22 ลูก ทำนายว่าห่าม 1 ลูก และทำนายว่างอม 2 ลูก
- กล้วยงอม มีความแม่นยำ 88% ทำนายถูกต้อง 22 ลูก ทำนายว่าสุก 3 ลูก

ทั้งนี้ จะเห็นได้ว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพสูงในการจำแนกคลาสที่มีลักษณะเด่นชัด แต่คลาสที่มีลักษณะใกล้เคียงกันหรือเป็นช่วงเปลี่ยนผ่านมีแนวโน้มเกิดความคลาดเคลื่อนมากกว่า

จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าโมเดลสามารถจำแนกระยะความสุกของกล้วยได้ในระดับที่น่าพอใจ โดยมีค่า Accuracy โดยรวมประมาณ 90% เมื่อพิจารณาในระดับรายคลาสจาก Confusion Matrix และค่า Precision, Recall และ F1-score มีรายละเอียดดังนี้

ในคลาส “ดิบ” มีค่า Recall เท่ากับ 1.00 และ F1-score สูงถึง 0.96 แสดงให้เห็นว่าโมเดลสามารถตรวจจับกล้วยดิบได้ครบถ้วนโดยไม่มีการผิดพลาด (False Negative = 0) ซึ่งสอดคล้องกับลักษณะทางกายภาพของกล้วยดิบที่มีสีเขียวเข้มและมีความแตกต่างจากระยะอื่นอย่างชัดเจน ทำให้โมเดลสามารถแยกแยะได้ง่าย ในทางตรงกันข้าม คลาส “ห่าม” มีค่า Recall ต่ำที่สุด (0.84) แม้ว่าจะมีค่า Precision สูง (0.95) แสดงให้เห็นว่าโมเดลมีแนวโน้มเกิดข้อผิดพลาดในการตรวจจับกล้วยห่ามบางส่วน โดยมักสับสนกับคลาส “ดิบ” และ “สุก” เนื่องจากเป็นช่วงเปลี่ยนผ่านของสี จากสีเขียวเป็นสีเหลือง ส่งผลให้ลักษณะเชิงภาพมีความไม่ชัดเจน สำหรับคลาส “สุก” พบว่ามีค่า Precision ต่ำที่สุด (0.81) เมื่อเทียบกับคลาสอื่น แสดงว่าเมื่อโมเดลทำนายว่าเป็น “สุก” ยังมีโอกาสทำนายผิดพลาดค่อนข้างสูง เนื่องมาจากการสับสนกับคลาส “งอม” ซึ่งมีลักษณะของจุดสีน้ำตาลบนผิวคล้ายคลึงกัน ส่งผลให้เกิด False Positive ในคลาสนี้มากกว่าคลาสอื่น ในคลาส “งอม” F1-score = 0.90 แต่ยังคงพบความสับสนกับคลาส “สุก” เนื่องจากมีลักษณะทางกายภาพที่คล้ายกันบางจุด (ตารางที่ 3)

ตารางที่ 3 การวิเคราะห์ค่า Precision, Recall และ F1-score

Class	Precision	Recall	F1-score
ดิบ	0.93	1.00	0.96
ห่าม	0.95	0.84	0.89
สุก	0.81	0.88	0.84
งอม	0.92	0.88	0.90

6. สรุปผลการศึกษา

ผลการศึกษาพบว่า การเลือกใช้โครงสร้างแบบ Hybrid ที่ผสมผสานทั้ง Computer Vision (YOLO, Teachable Machine) และ Predictive Modeling (Random Forest) สำหรับกล้วยหอมทองโดยเฉพาะ ช่วยแก้ปัญหาการประเมินความสุกที่เป็นอัตวิสัยและขาดความแม่นยำในอดีต นวัตกรรมนี้ไม่เพียงแต่ให้ผลลัพธ์ในการจำแนกที่แม่นยำเท่านั้น แต่ยังสร้างมูลค่าเพิ่มผ่านการทำนายระยะเวลาการสุกที่แม่นยำ ซึ่งถือเป็นก้าวสำคัญที่เหนือกว่างานวิจัยในอดีต และเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการลดขยะอาหารและบริหารจัดการผลผลิตทางการเกษตรอย่างเป็นระบบ

เอกสารอ้างอิง

[1] กรมส่งเสริมการเกษตร. (2565). คู่มือการปลูกและการตลาดกล้วยหอมทองเพื่อการส่งออก. กระทรวงเกษตรและสหกรณ์.

[2] สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร (สศก.). (2566). สถานการณ์สินค้าเกษตรที่สำคัญและแนวโน้มปี 2566.

[3] FAO (Food and Agriculture Organization). (2023). FAOSTAT – Banana production statistics in Thailand.