

ระบบจำแนกโรคแพะโดยใช้โมเดล YOLO

Goat disease classification system using YOLO model

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและประเมินประสิทธิภาพของระบบตรวจจับโรคในแพะจากภาพถ่าย โดยใช้โมเดล YOLO (You Only Look Once) ซึ่งเป็นโมเดลสำหรับการตรวจจับวัตถุแบบเรียลไทม์ ในงานวิจัยนี้ได้จัดประเภทโรคแพะออกเป็น 4 กลุ่ม ได้แก่ โรคเท้าปากเปื่อย โรคข้ออักเสบ โรคฝีดาษ และ ไม่มีโรค ดังนั้นทำการ Augmentation โดยใช้ Roboflow ซึ่งได้จำนวนรูปภาพทั้งหมดจำนวน 2212 ภาพ ข้อมูลรูปภาพเหล่านี้ถูกนำไปสร้างโมเดลการเรียนรู้ด้วย YOLO หลังจากนั้นได้นำโมเดลไปทดสอบกับ 90 ภาพ เพื่อประเมินความสามารถในการทำนายประเภทของโรค ผลการประเมินถูกวิเคราะห์โดยใช้ ความแม่นยำ และ F1-score ผลการทดสอบพบว่า ความแม่นยำมีค่า 0.81 และ F1-Score ได้ค่าเฉลี่ย 0.58 ซึ่ง โมเดลสามารถตรวจจับโรคข้ออักเสบและ โรคฝีดาษได้อย่างแม่นยำพบว่า ค่าเฉลี่ย F1-score ของโรคข้ออักเสบมีค่า 0.92 โรคเท้าปากเปื่อยมีค่า 0.84 และโรคฝีดาษมีค่า 0.82 และ แพะปกติ ซึ่งอาจเกิดจากความคล้ายคลึงกันของลักษณะภาพและสภาพแสง ผลลัพธ์ดังกล่าวสะท้อนให้เห็นถึงศักยภาพของโมเดล YOLO ในการประยุกต์ใช้กับงานด้านปศุสัตว์และการเฝ้าระวังโรคสัตว์ในอนาคต

คำสำคัญ: YOLO, การตรวจจับโรคแพะ, การมองเห็นด้วยคอมพิวเตอร์, ปัญญาประดิษฐ์

ABSTRACT

This research aims to develop and evaluate the effectiveness of a goat disease detection system based on image analysis using the YOLO (You Only Look Once) model, which is a real-time object detection algorithm. In this study, goat diseases were classified into four categories: Foot-and-Mouth Disease, Arthritis, Goat Pox,

and Healthy. Data augmentation was performed using Roboflow, resulting in a total of 2,212 images. These images were used to train a YOLO-based deep learning model. The trained model was then evaluated using a test set of 90 images to assess its ability to predict disease categories. Model performance was analyzed using Accuracy and F1-score metrics. The experimental results showed that the model achieved an overall accuracy of 0.81 and an average F1-score of 0.58. The model demonstrated high detection performance for Arthritis and Goat Pox, with average F1-scores of 0.92 and 0.82, respectively. Additionally, Foot-and-Mouth Disease achieved an F1-score of 0.84. However, the model exhibited lower performance in distinguishing healthy goats, which may be attributed to similarities in visual characteristics and variations in lighting conditions. These findings highlight the potential of the YOLO model for application in livestock disease detection and animal health surveillance systems in future agricultural and veterinary practices.

Keywords: YOLO, Goat Disease Detection, Computer Vision, Artificial Intelligence

1. บทนำ

แพะเป็นสัตว์เศรษฐกิจที่มีความสำคัญต่อเกษตรกร โดยเฉพาะในภาคเกษตรกรรมทางภาคเหนือ จังหวัดเชียงราย พบว่าการเลี้ยงแพะเป็นอาชีพทางเลือกที่ได้รับความนิยมเพิ่มขึ้น ในหลายพื้นที่ของจังหวัด เนื่องจากแพะเป็นสัตว์ที่เลี้ยงง่าย ใช้ต้นทุนต่ำ และสามารถปรับตัวเข้ากับสภาพภูมิประเทศแบบภูเขาของภาคเหนือได้ดี อีกทั้งยังให้ผลผลิตที่หลากหลาย เช่น เนื้อ นม และปุ๋ยคอก ซึ่งมีความต้องการทางการตลาดสูง โดยเฉพาะใน

พื้นที่ชายแดนและชุมชนมุสลิมที่นิยมบริโภคเนื้อแพะ กรมปศุสัตว์ได้มีการส่งเสริมการเลี้ยงแพะเพื่อเพิ่มรายได้ให้เกษตรกรรายย่อยในจังหวัดเชียงรายอย่างต่อเนื่อง ทำให้แพะกลายเป็นสัตว์เศรษฐกิจสำคัญของพื้นที่ และมีบทบาทต่อความมั่นคงทางอาหารและเศรษฐกิจในระดับชุมชน[1] ดังนั้น การนำเทคโนโลยีอัลกอริทึม มาประยุกต์ใช้ในการวินิจฉัยโรคในแพะจึงเป็นแนวทางที่สามารถช่วยเหลือเกษตรกรในการลดต้นทุนและเพิ่มผลผลิตของฟาร์มได้อย่างมีประสิทธิภาพ ไม่เพียงแต่ช่วยให้การดูแลแพะเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น แต่ยังช่วยลดความเสี่ยงจากการระบาดของโรคและยกระดับมาตรฐานการเลี้ยงสัตว์ให้มีคุณภาพมากยิ่งขึ้น

ปัจจุบันได้มีหลายงานวิจัยที่ศึกษาการจำแนกโรคผิวหนัง เช่น บทความของ MUSA GENEMO ได้เสนอวิธีการแบ่งส่วนและจำแนกโรคโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (CNN) จำนวน 10 ชั้น [2] บทความของ WORKEE GETACHEW MINTESNOT ได้มีการศึกษาเกี่ยวกับโรคผิวหนังในโค 4 ชนิด ได้แก่ โรคลมพิษ โรคผิวหนังติดเชื้อจากเชื้อรา โรคผิวหนังติดเชื้อจากเชื้อจุลินทรีย์ และโรคหิด จำแนกประเภทด้วย SVM โดยเลือกใช้เทคนิค HOG เพราะสามารถทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงของภาพ [3] บทความของ ELIAS GIRMA ได้นำเสนอการสร้างโมเดลการตรวจจับโรคลมพิษผิวหนังโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน (CNN) สำหรับการสกัดคุณลักษณะและ SVM สำหรับการจำแนกประเภท [4] บทความของ Joseph Redmon และ Ali Farhadi ได้เสนอโมเดล YOLO (You Only Look Once) ซึ่งเป็นเทคโนโลยีการตรวจจับวัตถุแบบเรียลไทม์ที่มีประสิทธิภาพสูง โมเดล YOLO มีจุดเด่นในด้านความเร็วในการประมวลผลและสามารถตรวจจับวัตถุหลายประเภทในภาพเดียวได้พร้อมกัน จึงถูกนำมาประยุกต์ใช้ในหลายสาขา เช่น การแพทย์ การเกษตร และระบบเฝ้าระวังอัจฉริยะ [5] บทความของ Ahmad และคณะ ได้ประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (CNN) เพื่อจำแนกโรคผิวหนังในสัตว์เลี้ยง โดยเฉพาะในปศุสัตว์ ซึ่งผล

การศึกษาพบว่า การใช้ Deep Learning สามารถช่วยเพิ่มความแม่นยำในการตรวจจับโรคได้อย่างมีนัยสำคัญ และมีศักยภาพในการนำไปใช้ในภาคเกษตรกรรมจริง [6]

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องข้างต้น จะเห็นได้ว่าเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ เช่น โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (CNN) และ SVM ถูกนำมาใช้ในการจำแนกโรคผิวหนังของสัตว์อย่างแพร่หลาย ซึ่งช่วยเพิ่มความแม่นยำและลดระยะเวลาในการวินิจฉัยโรค การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีเหล่านี้ในแพะยังมีข้อจำกัดอยู่หลายประการ เช่น ความแตกต่างของลักษณะผิวหนังในแต่ละสายพันธุ์ สภาพแวดล้อมของฟาร์มที่ส่งผลต่อภาพถ่าย และข้อจำกัดของข้อมูลที่ใช้ในการฝึกโมเดล ดังนั้น เพื่อให้การวินิจฉัยโรคในแพะมีประสิทธิภาพมากขึ้น งานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นการนำอัลกอริทึมการมองเห็นผ่านกล้อง ของ YOLO (You Only Look Once) มาใช้ในการตรวจจับและจำแนกโรคผิวหนังของแพะ โดยมีเป้าหมายเพื่อพัฒนาเครื่องมือที่สามารถช่วยเกษตรกรในการเฝ้าระวังสุขภาพสัตว์ได้อย่างแม่นยำและรวดเร็ว ลดความเสี่ยงของการระบาดของโรค และเพิ่มประสิทธิภาพในการเลี้ยงสัตว์ ซึ่งจะนำไปสู่การลดต้นทุนและเพิ่มผลผลิตให้กับอุตสาหกรรมปศุสัตว์ในระยะยาว

2. วัตถุประสงค์

2.1 เพื่อพัฒนาโมเดลปัญญาประดิษฐ์แบบ YOLO สำหรับการตรวจจับและจำแนกโรคในแพะจากภาพถ่ายอย่างอัตโนมัติ

2.2 เพื่อประเมินความแม่นยำของโมเดลในการจำแนกโรคแพะในแต่ละประเภท โดยใช้ค่าการวัดผลจาก ความแม่นยำ และ F1-Score

2.3 เพื่อนำไปประยุกต์ใช้ในการสนับสนุนการเฝ้าระวังและวินิจฉัยโรคในสัตว์แบบอัตโนมัติ เพื่อช่วยลดเวลาและความผิดพลาดของมนุษย์

3. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

3.1 ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI)

ปัญญาประดิษฐ์เป็นสาขาของวิทยาการคอมพิวเตอร์ที่มุ่งพัฒนาเครื่องจักรหรือระบบให้สามารถเรียนรู้และตัดสินใจได้

เหมือนมนุษย์ โดยเฉพาะในงานด้านการรู้จำภาพ (Image Recognition) และการจำแนกประเภทวัตถุ (Object Classification) เทคโนโลยี AI สามารถนำมาใช้ในงานเกษตรอัจฉริยะ เช่น การตรวจจับโรคในสัตว์จากภาพถ่าย เพื่อช่วยลดภาระงานของเจ้าหน้าที่และเพิ่มความรวดเร็วในการตรวจวินิจฉัย [7]

3.2 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

การเรียนรู้เชิงลึกเป็นเทคนิคหนึ่งในปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้น (Artificial Neural Networks) โดยเฉพาะโครงข่ายแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) ซึ่งมีความสามารถสูงในการประมวลผลและสกัดคุณลักษณะจากภาพ (Feature Extraction) โมเดล YOLO ที่ใช้ในการศึกษานี้ก็เป็นหนึ่งในสถาปัตยกรรมที่อิงอยู่บนพื้นฐานของ CNN [8]

3.3 การตรวจจับวัตถุ (Object Detection)

การตรวจจับวัตถุเป็นกระบวนการระบุวัตถุชนิดใดปรากฏอยู่ในภาพ และอยู่ที่ตำแหน่งใด โดยมีองค์ประกอบสำคัญ 2 ส่วนคือ

3.3.1 การจำแนกวัตถุ (Classification) — บอกว่าภาพเป็นวัตถุประเภทใด

3.3.2 การระบุตำแหน่ง (Localization) — บอกตำแหน่งวัตถุในภาพผ่านกรอบสี่เหลี่ยม (Bounding Box) เทคนิคนี้ถูกใช้ในหลายสาขา เช่น การตรวจจับใบหน้า การจราจรอัจฉริยะ และในงานวิจัยนี้ใช้เพื่อตรวจจับบริเวณที่เกิดโรคในแพะ

3.4 โมเดล YOLO (You Only Look Once)

YOLO เป็นอัลกอริทึมการตรวจจับวัตถุที่มีความเร็วและความแม่นยำสูง โดยหลักการคือโมเดลจะประมวลผลภาพเพียงครั้งเดียว (“You Only Look Once”) และทำนายได้พร้อมกันทั้งตำแหน่ง (Bounding Box) และประเภทของวัตถุ (Class) ในปัจจุบัน YOLO ได้ถูกพัฒนามาหลายรุ่น เช่น YOLOv5, YOLOv8 และ YOLO11 ซึ่งแต่ละรุ่นจะมีการปรับปรุงความแม่นยำ ความเร็ว และโครงสร้างเครือข่ายให้มีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น ในโครงการนี้ได้ใช้ YOLO รุ่นล่าสุดเพื่อฝึกโมเดลตรวจจับโรคแพะ 3 ประเภท ได้แก่ Arthritis, Foot and Mouth, และ Lumpy Skin [9]

3.5 การประเมินผลโมเดลจากความสับสน (Confusion Matrix)

Confusion Matrix เป็นเครื่องมือที่ใช้วัด Confusion Matrix เป็นเครื่องมือสำคัญที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลจำแนกประเภท โดยจะแสดงการเปรียบเทียบระหว่าง “ค่าจริง (True)” และ “ค่าที่โมเดลทำนาย (Predicted)” เพื่อให้เห็นจำนวนครั้งที่โมเดลทำนายถูกหรือผิดในแต่ละคลาส ข้อมูลจาก Confusion Matrix สามารถนำไปคำนวณตัวชี้วัดด้านประสิทธิภาพหลายประเภท

3.6 การประเมินผลรายคลาส (Per-Class Performance Metrics)

การประเมินประสิทธิภาพของโมเดลจำแนกประเภทแบบหลายคลาส (Multi-Class Classification) ไม่เพียงใช้ค่า ความแม่นยำ รวมทั้งระบบเท่านั้น แต่ยังจำเป็นต้องประเมินผล รายคลาส (Per-Class Metrics) เพื่อดูว่าโมเดลทำงานได้ดีหรือไม่ดีในคลาสใดเป็นพิเศษ

ในการคำนวณค่าต่าง ๆ เช่น Precision, Recall, F1-Score และ ความแม่นยำ สำหรับแต่ละคลาส จะใช้ค่าที่ได้จาก Confusion Matrix โดยคิดแบบ One-vs-All กล่าวคือ แต่ละคลาสจะถูกเปรียบเทียบกับคลาสอื่น ๆ ทั้งหมด ในที่นี้จะใช้คลาส Arthritis(a) ในการยกตัวอย่างการคำนวณ

3.6.1. ค่าความเที่ยงตรงเฉพาะคลาส (Per-Class Precision)

ค่าความเที่ยงตรงเฉพาะคลาสใช้วัดความสามารถของโมเดลในการทำนายคลาส i ได้ถูกต้อง ว่า “เมื่อโมเดลทำนายว่าเป็นโรคนี้แล้ว ตรงกับความจริงกี่ครั้ง” ดังสมการ 1

$$Precision(a) = \frac{TP(a)}{TP(a) + FP(a)} = \frac{11}{11 + 0} = 1.000 \quad (1)$$

3.6.2. ค่าความครอบคลุมเฉพาะคลาส (Per-Class Recall)

Recall วัดความสามารถของโมเดลในการตรวจพบข้อมูลคลาส i ว่า “จากจำนวนรูปที่เป็นโรคนี้จริง ๆ โมเดลตรวจพบได้ครบเท่าใด” ดังสมการ 2

$$Recall(a) = \frac{TP(a)}{TP(a) + FN(a)} = \frac{11}{11 + 2} = 0.846 \quad (2)$$

3.6.3 ค่า F1-Score

F1-Score เป็นค่าเฉลี่ยเชิงฮาร์โมนิกระหว่าง Precision และ Recall เหมาะสำหรับวัดประสิทธิภาพของโมเดลในคลาสที่มีปัญหาทั้ง “ทำนายผิด” และ “ตรวจพลาด” ค่าต่ำ ดังสมการ 3

$$F1(a) = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} = \frac{1.692}{1.846} = 0.916 \quad (3)$$

3.6.4 ค่า ความแม่นยำ เฉพาะคลาส (Per-Class Accuracy)

ความแม่นยำ เฉพาะคลาสเป็นค่าที่ใช้วัดความถูกต้องโดยรวมของโมเดลในการจำแนกข้อมูลของคลาส i ทั้งในกรณีที่โมเดลสามารถทำนายเป็นคลาสนั้นได้ถูกต้อง (True Positive) และกรณีที่โมเดลทำนายว่า “ไม่ใช่คลาสนั้น” ได้ถูกต้อง (True Negative) จึงเป็นตัวชี้วัดที่สะท้อนภาพรวมของความสามารถในการจำแนกคลาสดังกล่าว แม้ในสถานการณ์ที่จำนวนข้อมูลไม่สมดุลก็ตาม ดังสมการ 4

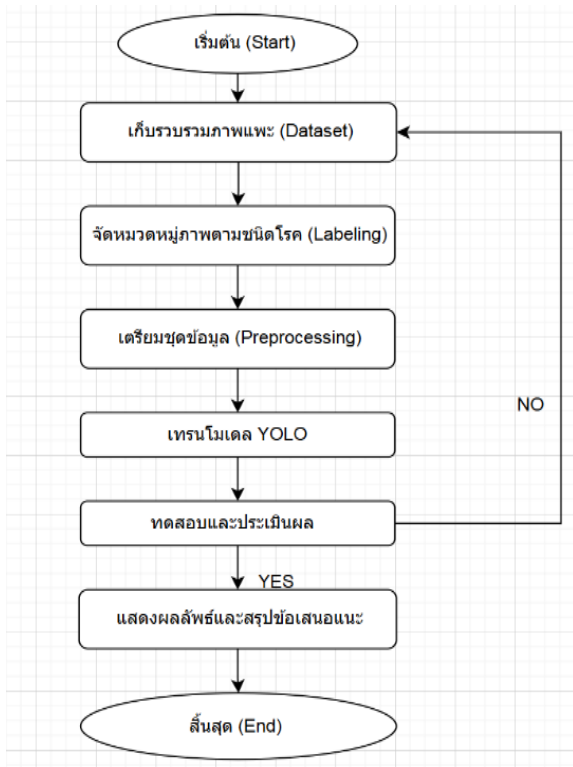
$$\begin{aligned} Accuracy(a) &= \frac{TP(a) + TN(a)}{TP(a) + TN(a) + FP(a) + FN(a)} \\ &= \frac{11 + 85}{11 + 85 + 0 + 2} = \frac{96}{98} = 0.980 \end{aligned} \quad (4)$$

4. วิธีดำเนินการวิจัย

การทำวิจัยเรื่อง ระบบตรวจจับและจำแนกโรคแพะโดยใช้โมเดล YOLO และการประเมินผลด้วย Confusion Matrix มีหลักการและขั้นตอนการ ดำเนินการ ดังภาพ 1 กระบวนการทำงาน ประกอบด้วยขั้นตอนสำคัญดังนี้

1. เริ่มต้น (Start) เป็นการกำหนดวัตถุประสงค์และขอบเขตของงานวิจัย เพื่อกำหนดขั้นตอนการดำเนินการทั้งหมด
2. เก็บรวบรวมภาพแพะ (Dataset Collection) ดำเนินการรวบรวมภาพแพะจากหลายแหล่ง ทั้งภาพที่มีรอยโรคและภาพแพะปกติ เพื่อนำมาใช้เป็นข้อมูลสำหรับสร้างชุดข้อมูล (Dataset)
3. จัดหมวดหมู่ภาพตามชนิดโรค (Labeling) ทำการติดป้ายกำกับ (Label) โดยใช้แพลตฟอร์ม Roboflow เพื่อระบุชนิดของโรค เช่น *Arthritis*, *Foot and Mouth*, *Lumpy Skin* และ *Background* พร้อมกำหนดกรอบ Bounding Box รอบบริเวณรอยโรค

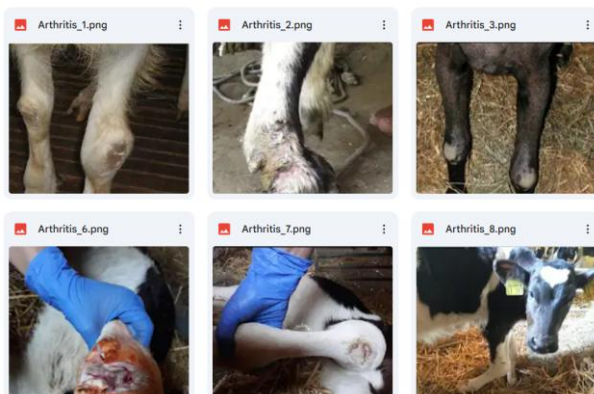
4. เตรียมชุดข้อมูล (Preprocessing) ทำการปรับขนาดภาพให้อยู่ในรูปแบบมาตรฐาน (เช่น 640×640 พิกเซล) รวมถึงแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ส่วน ได้แก่ ชุดฝึก (Train set), ชุดตรวจสอบ (Validation set) และชุดทดสอบ (Test set) พร้อมทั้งดำเนินการเพิ่มข้อมูล (Data Augmentation) เพื่อเพิ่มความหลากหลายของภาพ
5. เทรนโมเดล YOLO (Model Training) นำข้อมูลที่เตรียมไว้มาฝึกโมเดล YOLO โดยกำหนดพารามิเตอร์ เช่น จำนวนรอบการฝึก (Epoch), ค่า Learning Rate และ Batch Size เพื่อให้โมเดลเรียนรู้ลักษณะของรอยโรคได้อย่างมีประสิทธิภาพ
6. ทดสอบและประเมินผล (Testing and Evaluation) ทดสอบโมเดลกับชุดข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน (Test set) พร้อมคำนวณค่าประสิทธิภาพ เช่น ความแม่นยำ, Precision, Recall, F1-Score และ mAP เพื่อตรวจสอบความสามารถของโมเดลในการจำแนกรโรค
7. แสดงผลลัพธ์และสรุปข้อเสนอแนะ (Result and Discussion) นำผลลัพธ์การประเมินมาวิเคราะห์และเปรียบเทียบกับสรุปข้อเสนอแนะสำหรับการพัฒนาโมเดลในอนาคต
8. สิ้นสุด (End) เป็นการสรุปผลการดำเนินงานและจัดทำรายงานฉบับสมบูรณ์



ภาพ 1 flowchart แสดงขั้นตอนการทำงาน

4.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล (Data Collection)

เก็บภาพแพะจากแหล่งข้อมูลออนไลน์เว็บไซต์ roboflow ครบคลุม 3 กลุ่มอาการโรค คือ Arthritis มีทั้งหมด 342 ภาพ Foot and Mouth มีทั้งหมด 237 ภาพ และ Lumpy Skin มีทั้งหมด 1,942 ภาพ รวมถึงกลุ่ม Background (แพะปกติ) ภาพทั้งหมดจัดเก็บใน Google Drive เพื่อใช้ในการเทรนโมเดล ดังภาพ 2



ภาพ 2 ภาพตัวอย่างที่เก็บไว้ใน Google Drive

4.2 การเตรียมและติดป้ายกำกับข้อมูล (Data Labeling and Preparation)

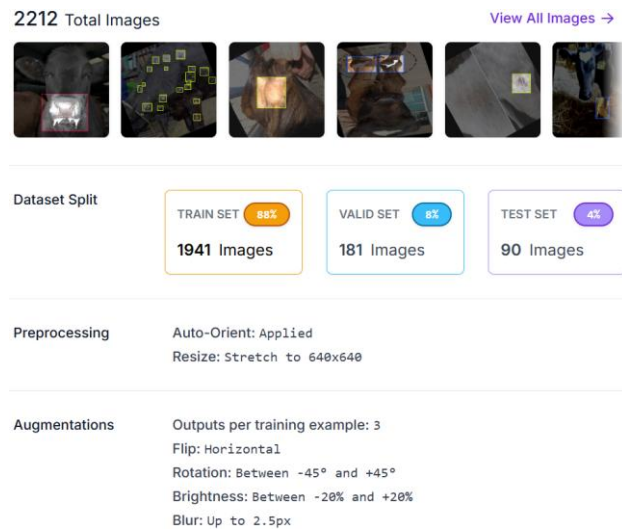
การเตรียมข้อมูลถือเป็นขั้นตอนสำคัญในการพัฒนาโมเดล YOLO สำหรับการตรวจจับและจำแนกโรคผิวหนังของแพะ ข้อมูลทั้งหมดได้รับการจัดเก็บและประมวลผลบนแพลตฟอร์ม Roboflow ซึ่งช่วยให้การจัดการข้อมูลภาพมีความเป็นระบบ ตั้งแต่ขั้นตอนการติดป้ายกำกับ (Labeling) การแบ่งชุดข้อมูล และการเพิ่มข้อมูล (Augmentation) เริ่มจากการใช้แพลตฟอร์ม Roboflow ในการกำหนด Bounding Box รอบบริเวณรอยโรคของแพะ เพื่อให้โมเดลสามารถเรียนรู้ลักษณะเฉพาะของโรคได้อย่างถูกต้อง โดยมีการตรวจสอบความถูกต้องของการติดป้ายหรือกำหนดคลาสอย่างละเอียด ข้อมูลทั้งหมดถูกจำแนกออกเป็น 4 คลาส ได้แก่ Arthritis มีทั้งหมด 342 ภาพ Foot and Mouth มีทั้งหมด 237 ภาพ Lumpy Skin มีทั้งหมด 1,942 ภาพ และ Background (ภาพแพะปกติ) มีทั้งหมด 200 ภาพ ดังภาพ 3



ภาพ 3 ภาพกรอบบริเวณโรค

ซึ่งแสดงการกำหนดกรอบ Bounding Box รอบรอยโรคของแพะ ข้อมูลทั้งหมดมีจำนวน 2,212 ภาพ แบ่งเป็น Train set 1,941 ภาพ (88%), Validation set 181 ภาพ (8%), และ Test set 90 ภาพ (4%) โดยมีการปรับขนาดภาพให้เป็น 640x640 พิกเซล และตั้งค่า Auto-Orient: Applied เพื่อให้ทุกภาพอยู่ในทิศทางเดียวกันก่อนนำเข้าโมเดล เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนรู้ ได้มีการประยุกต์ใช้เทคนิค Data Augmentation เพื่อขยายจำนวนข้อมูลและจำลองสภาพแวดล้อมที่แตกต่างกัน เช่น การกลับภาพแนวนอน (Flip Horizontal), การหมุนภาพระหว่าง -45° ถึง $+45^\circ$, การปรับความสว่างในช่วง -20% ถึง $+20\%$, และการเบลอภาพสูงสุด 2.5 พิกเซล ผลลัพธ์จากการเพิ่มข้อมูลนี้

ทำให้ชุดข้อมูลขยายจาก 2,212 ภาพเป็นประมาณ 6,636 ภาพ ซึ่งช่วยให้โมเดลสามารถเรียนรู้และจดจำรอยโรคได้แม่นยำมากขึ้น แม้ในสภาพแวดล้อมจริงที่มีความหลากหลาย เช่น แสงหรือมุมมองที่ต่างกัน ดังภาพที่ 3 แสดงการกระจายของจำนวนภาพในแต่ละคลาสหลังการทำ Data Augmentation ดังภาพ 4



ภาพ 4 ชุดข้อมูล

4.3 การฝึกสอนโมเดล (Model Training)

โดยการใช้ค่าเริ่มต้นของ YOLOv11 โดยมีการปรับค่าที่ดีที่สุดจากการทดลองใช้ weight เริ่มต้นจาก pretrained model กำหนดพารามิเตอร์การเทรน เช่น epochs = 50, batch = 8, imgsz = 640 เมื่อฝึกจนเสร็จ ระบบจะบันทึกไฟล์ best.pt สำหรับใช้ทำนาย ซึ่งผลลัพธ์การเรียนรู้ของโมเดลแสดงเมื่อเพิ่มจำนวน epochs เพิ่มมากขึ้นส่งผลให้ ความแม่นยำของโมเดลเพิ่มขึ้น แบ่งเป็น 2 ส่วน ได้แก่

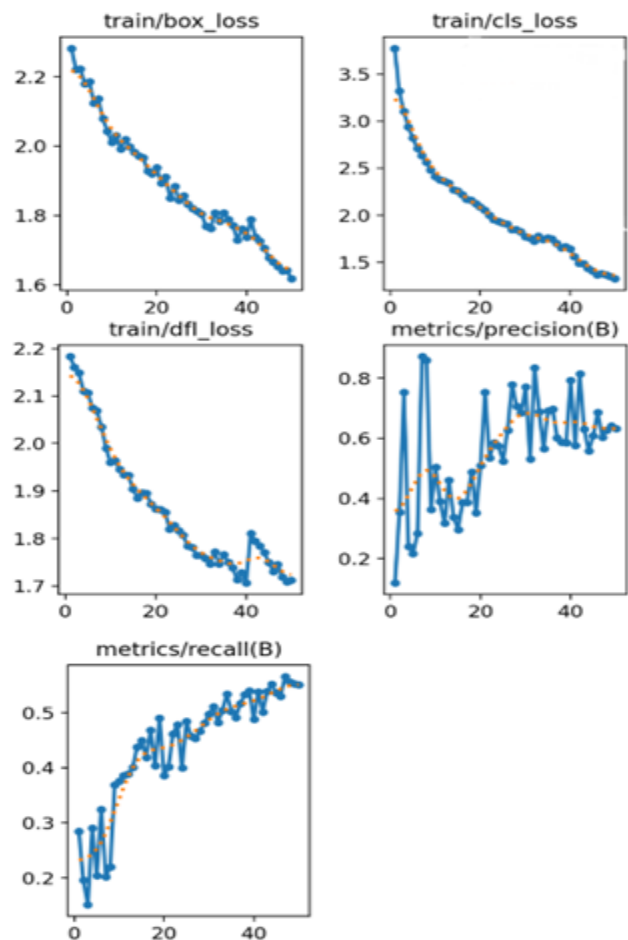
4.3.1 ผลการฝึกโมเดล YOLOv11 จาก Training Set แสดงกราฟผลการฝึกโมเดล YOLOv11 ซึ่งประกอบด้วยค่าความสูญเสีย (Loss) และค่าประสิทธิภาพ (Metrics) ของโมเดลในแต่ละรอบการฝึก (Epoch) โดยแบ่งออกเป็น 5 กราฟ ดังภาพ 5

แสดงผลจากชุดข้อมูลฝึก (Training set) ได้แก่

1. train/box_loss แสดงค่าความผิดพลาดของตำแหน่งกรอบ (Bounding Box Loss) ซึ่งมีแนวโน้มลดลงอย่างต่อเนื่อง แสดงว่าโมเดลสามารถระบุขอบเขตของรอยโรคได้แม่นยำมากขึ้นในแต่ละรอบการฝึก

2. train/cls_loss แสดงค่าความผิดพลาดของการจำแนกประเภท (Classification Loss) โดยค่า loss ลดลงต่อเนื่อง แสดงว่าโมเดลเรียนรู้การจำแนกรอยโรคในแต่ละคลาสได้ดีขึ้น
3. train/dfl_loss หรือ Distribution Focal Loss ใช้วัดความละเอียดของการจัดตำแหน่ง Bounding Box ให้ตรงกับบริเวณรอยโรค ซึ่งลดลงอย่างต่อเนื่องเช่นกัน
4. metrics/precision(B) แสดงค่าความเที่ยงตรง (Precision) หรือสัดส่วนของการทำนายที่ถูกต้องเมื่อโมเดลคาดว่าจะมีโรค จะเห็นว่าค่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นตลอดช่วงการฝึก หมายความว่าโมเดลลดการทำนายผิดพลาด (False Positive) ได้มากขึ้น

metrics/recall(B) แสดงค่าความครอบคลุม (Recall) คือสัดส่วนของรอยโรคจริงที่โมเดลสามารถตรวจจับได้ครบถ้วน กราฟมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง แสดงว่าโมเดลมีความสามารถในการตรวจจברอยโรคได้ครบถ้วนมากขึ้น

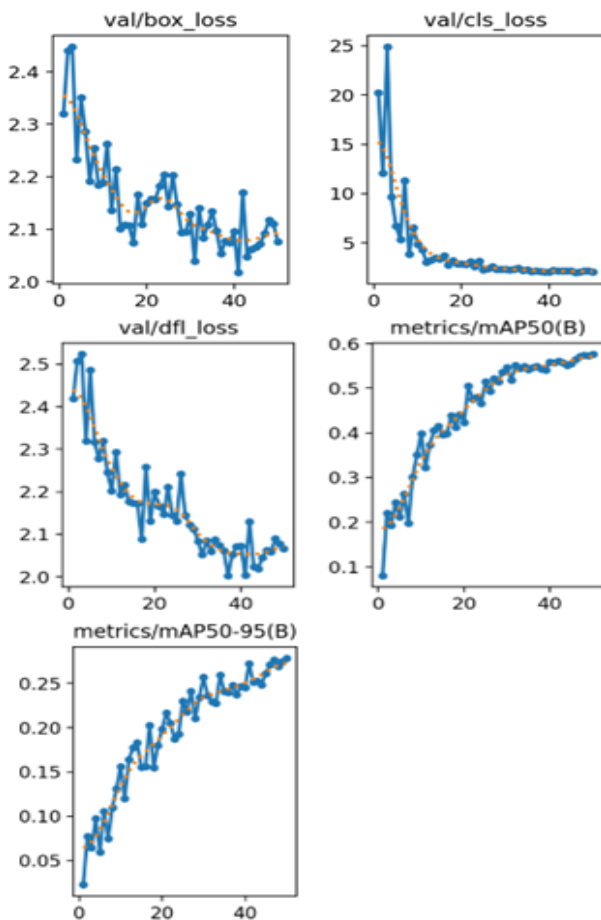


ภาพ 5 ผลการฝึกโมเดล YOLOv11 จาก Training Set

4.3.2 ผลการประเมินโมเดล YOLOv11 จาก Validation Set แสดงเป็นผลจากชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) เพื่อประเมินความสามารถของโมเดลที่ไม่ได้ใช้ในการฝึกโดยแบ่งออกเป็น 5 กราฟดังนี้ ดังภาพ 6

แสดงผลการประเมินโมเดล (Validation Set) ได้แก่

1. val/box_loss, val/cls_loss, และ val/dfl_loss มีแนวโน้มลดลงคล้ายกับชุดฝึก แสดงว่าโมเดลไม่มีอาการ Overfitting และสามารถเรียนรู้ได้อย่างสม่ำเสมอ
2. metrics/mAP50(B) เป็นค่าเฉลี่ยของความแม่นยำ (Mean Average Precision) ที่ระดับ IoU = 0.5 มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง ซึ่งบ่งชี้ว่าโมเดลสามารถตรวจจับวัตถุได้แม่นยำ
3. metrics/mAP50-95(B) เป็นค่าเฉลี่ยของ mAP ในช่วง IoU 0.5–0.95 แสดงให้เห็นว่าโมเดลมีความสามารถในการตรวจจับได้แม่นยำในทุกขนาดของรอยโรค



ภาพ 6 ผลการประเมินโมเดล YOLOv11 จาก Validation Set

4.4 การทดสอบและประเมินผล (Testing & Evaluation)

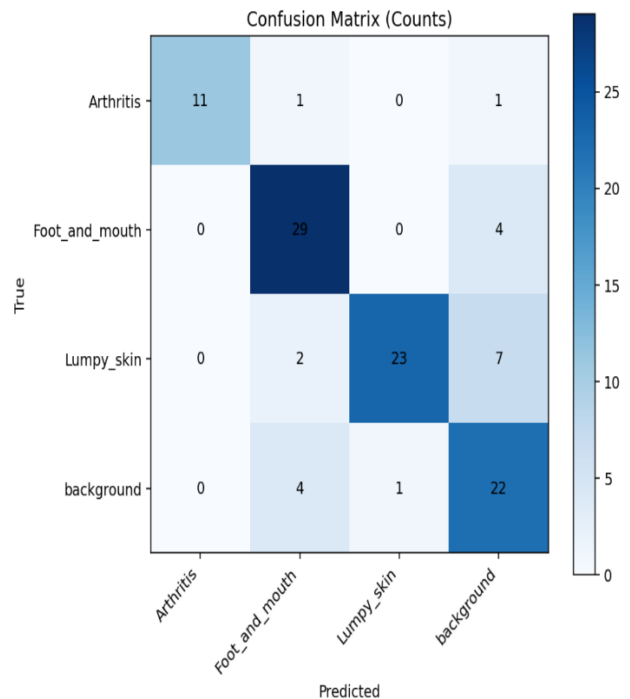
4.4.1 ใช้ภาพใหม่ 90 ภาพ เพื่อทดสอบความสามารถของโมเดล

4.4.2 นำผลการทำนายมาสร้างเป็น ตาราง Confusion Matrix

4.4.3 วิเคราะห์ความถูกต้อง โดยใช้ ความแม่นยำ, Precision, Recall, F1-score

4.4.4 ผลการทดลองจากการเอาโมเดลไปทดสอบกับภาพแพะรูปใหม่ 90 รูป ดังภาพ 7

ภาพ 7 ความแม่นยำของโมเดล



5. ผลการวิจัยและอภิปรายผล

5.1 ผลการวิจัย

การวิจัยเรื่อง “ระบบตรวจจับและจำแนกโรคแพะโดยใช้โมเดล YOLO และการประเมินผลด้วย Confusion Matrix” มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและประเมินความสามารถของโมเดลในการจำแนกโรคแพะจากภาพถ่าย โดยข้อมูลที่ใช้ประกอบด้วยภาพจำนวน 2,212 ภาพ แบ่งเป็น Train set 1,941 ภาพ (88%) Validation set 181 ภาพ (8%) และ Test set 90 ภาพ (4%) พร้อมทำการติดป้ายกำกับด้วย Roboflow และเพิ่มข้อมูลด้วยการพลิกภาพ หมุนภาพ ปรับความสว่าง และเบลอภาพ เพื่อเพิ่มความหลากหลายของข้อมูลก่อนนำไปฝึกโมเดล YOLOv11 (epochs = 50, batch = 8, imgsz = 640)

ผลการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลโดยพิจารณา F1-score แบบรายคลาส พบว่าโมเดลสามารถจำแนกโรค Arthritis ได้ดีที่สุด โดยมี F1-score เท่ากับ 0.92 รองลงมาคือ Foot and Mouth 0.84 และ Lumpy Skin 0.82 ส่วนคลาส Background มีค่า F1-score ต่ำที่สุดเท่ากับ 0.72 เนื่องจากข้อมูลพื้นหลังมีความหลากหลายสูงและอาจมีลักษณะบางประการที่ทำให้โมเดลสับสนกับบริเวณรอยโรค

จากผลการทดลองโดยรวมพบว่า โมเดล YOLOv11 มีประสิทธิภาพในระดับปานกลางถึงดี สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการตรวจจ็โรคแพะได้จริงในระดับหนึ่ง และมีศักยภาพที่จะต่อยอดสู่ระบบช่วยวินิจฉัยโรคอัตโนมัติในฟาร์มได้ในอนาคต

5.2 อภิปรายผลการวิจัย

ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า โมเดล YOLOv11 สามารถจำแนกโรค Arthritis ได้แม่นยำที่สุด เนื่องจากโรคนี้มีลักษณะเฉพาะ เช่น ข้อต่อบวม หรือขาเปี้ยว ซึ่งเป็นจุดสังเกตที่โดดเด่น โมเดลจึงสามารถเรียนรู้ลักษณะภาพได้ดี ในทางกลับกัน โรค Foot and Mouth และ Lumpy Skin มีลักษณะภาพที่ใกล้เคียงกัน เช่น แผลพุพองหรือปมหนองบนผิวหนัง ทำให้โมเดลมีแนวโน้มเกิดการสับสน (misclassification)

ปัจจัยที่อาจส่งผลต่อความแม่นยำของโมเดล ได้แก่:

- 5.2.1 ความไม่สมดุลของจำนวนภาพในแต่ละคลาส
- 5.2.2 ความหลากหลายของภาพ เช่น แสง มุมกล้อง หรือพื้นหลังที่แตกต่างกัน
- 5.2.3 การติดป้ายกำกับ ที่อาจมีความคลาดเคลื่อนบางส่วน

เมื่อเปรียบเทียบกับงานวิจัยก่อนหน้านี้ YOLO ยังคงมีประสิทธิภาพที่ดีในระดับใช้งานจริง โดยเฉพาะเมื่อพิจารณาความเร็วในการประมวลผลแบบเรียลไทม์ ซึ่งเป็นข้อได้เปรียบสำคัญเหนือโมเดลแบบ CNN หรือ SVM

6. สรุป

งานวิจัยนี้พัฒนาโมเดล YOLOv11 เพื่อใช้ในการตรวจจ็โรคและจำแนกโรคแพะจากภาพถ่าย โดยอาศัยข้อมูลภาพจำนวน 2,212 ภาพครอบคลุมโรคที่สำคัญ ได้แก่ Arthritis, Foot and Mouth, Lumpy Skin และคลาส Background การเตรียมข้อมูล การติดป้ายกำกับ และการทำ Augmentation ถูก

ดำเนินการอย่างเป็นระบบเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของข้อมูลก่อนนำไปฝึกโมเดล

ผลการประเมินโดยใช้ F1-score พบว่าโมเดลมีความสามารถสูงในการจำแนกโรค Arthritis และสามารถจำแนกโรค Foot and Mouth และ Lumpy Skin ได้ในระดับดี แม้จะมีความคล้ายคลึงของลักษณะโรค ทำให้บางกรณีเกิดความสับสน ขณะที่คลาส Background มีผลลัพธ์ต่ำที่สุด ซึ่งสะท้อนถึงความท้าทายในการจำแนกข้อมูลที่ไม่มียอยโรคชัดเจน ทั้งนี้ผลลัพธ์โดยรวมชี้ว่า YOLOv11 สามารถนำมาใช้ในการตรวจจ็โรคแพะได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่าเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์สามารถช่วยสนับสนุนการเฝ้าระวังโรคในฟาร์มแพะได้อย่างมีประสิทธิภาพ ช่วยลดภาระงานในการตรวจสุขภาพสัตว์ เพิ่มความรวดเร็ว และสนับสนุนแนวคิด Smart Agriculture การพัฒนาโมเดลนี้จึงเป็นจุดเริ่มต้นที่ดีในการนำเทคโนโลยีมาช่วยภาคเกษตรกรรม และสามารถต่อยอดสู่ระบบวินิจฉัยโรคอัตโนมัติหรือระบบติดตามสุขภาพสัตว์แบบเรียลไทม์ในอนาคต

7. เอกสารอ้างอิง

- [1] สำนักงานปศุสัตว์จังหวัดเชียงราย. “การส่งเสริมการเลี้ยงแพะในจังหวัดเชียงราย.” กรมปศุสัตว์, (2566). [ออนไลน์]. [สืบค้นวันที่ 21 กันยายน 2568] จาก <https://www.dld.go.th/th/index.php/th/region-5/chiangrai>
- [2] Musa Genemo. “Detecting High-risk Area for Lumpy Skin Disease in Cattle Using Deep Learning Feature.” *Advances in Artificial Intelligence Research (AAIR)*, Vol. 3, No. 1, pp. 27–35, (2566). [ออนไลน์]. [สืบค้นวันที่ 22 กันยายน 2568] จาก <https://dergipark.org.tr/en/pub/aaair/issue/75850/1164731>
- [3] Workee Getachew Mintesnot. *Cattle Skin Diseases Identification Model Using Machine Learning Approach*. MSc. Thesis, Bahir Dar Institute of Technology, Bahir Dar University, Ethiopia, (2564). [ออนไลน์]. [สืบค้นวันที่ 22

กัณยายน 2568] จาก
<http://ir.bdu.edu.et/handle/123456789/12408>

[4] Elias Girma. *Identify Animal Lumpy Skin Disease Using Image Processing and Machine Learning*. MSc. Thesis, St. Mary's University, Ethiopia, (2564). [ออนไลน์]. [สืบค้นวันที่ 22 กันยายน 2568] จาก
https://repository.smuc.edu.et/bitstream/123456789/6916/1/Revised__Elias_Girma_thesis_paper-2021.pdf

[5] Redmon, J., & Farhadi, A. "YOLOv3: An Incremental Improvement." *arXiv preprint arXiv:1804.02767*, (2561). [ออนไลน์]. [สืบค้นวันที่ 22 กันยายน 2568] จาก
<https://arxiv.org/abs/1804.02767>

[6] Ahmad, I., Basit, A., Iqbal, J., & Malik, A. "Detection of Livestock Skin Diseases Using Deep Convolutional Neural Networks." *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 187, 106279, (2564). [ออนไลน์]. [สืบค้นวันที่ 22 กันยายน 2568] จาก
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106279>

[7] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, และ Ali Farhadi. "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection." *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 779–788, (2559). [ออนไลน์]. [สืบค้นวันที่ 21 พฤษภาคม 2568] จาก <https://arxiv.org/abs/1506.02640>

[8] Yann LeCun, Yoshua Bengio, และ Geoffrey Hinton. "Deep Learning." *Nature*, Vol. 521, pp. 436–444, (2558). [ออนไลน์]. [สืบค้นวันที่ 3 ธันวาคม 2568] จาก
<https://www.nature.com/articles/nature14539>

[9] Ultralytics. "Ultralytics YOLO Documentation." (2566). [ออนไลน์]. [สืบค้นวันที่ 21 พฤษภาคม 2568] จาก
<https://docs.ultralytics.com>