



ระบบเฝ้าระวังอาการก่อนคลอดของแม่สุกร โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก

Farrowing Monitoring System for Sows Using Deep Learning Techniques

สุธีรา พึงสวัสดิ์^{1*} จันเพ็ญ บางสำรวจ¹ พงศกร บำรุงไทย² และ พันธกร พนาพิทักษ์กุล³¹คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยหัวเฉียวเฉลิมพระเกียรติ สมุทรปราการ 10540²ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตศรีราชา ชลบุรี 20230³คณะสัตวแพทยศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย กรุงเทพฯ 10330Suteera Puengsawad^{1*}, Janpen Bangsumruaj¹, Pongsakon Bamrunghai², and
Pantagon Panapitukkul³¹Faculty of Science and Technology, Huachiew Chalermprakiet University, Samutprakarn 10540²Department of Mechanical Engineering, Faculty of Engineering, Kasetsart University Sriracha Campus,
Chonburi 20230³Faculty of Veterinary Science, Chulalongkorn University, Bangkok 10330

*Corresponding author: aj-tarn@hotmail.com

Received: 9 July 2024/ Revised: 10 October 2024/ Accepted: 15 October 2024

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มุ่งพัฒนาระบบเฝ้าระวังอาการก่อนคลอดของแม่สุกรด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกร่วมกับการเก็บรวบรวมข้อมูลจากการสัมภาษณ์และศึกษาพฤติกรรมแม่สุกรในฟาร์มสุกรที่จังหวัดนครปฐม โดยใช้อัลกอริทึม YOLOv7 และ Deep SORT ในการตรวจจับและติดตามการเคลื่อนไหวของวัตถุ จากนั้นแสดงผลไปยังโปรแกรมประยุกต์บนเว็บไซต์และแจ้งเตือนความผิดปกติผ่านแอปพลิเคชันไลน์ จากการทดสอบความถูกต้องและแม่นยำโดยเปรียบเทียบกับคนพบว่า การประมวลผลภาพและท่าทางมีความถูกต้องเฉลี่ยร้อยละ 96.34 ส่วนการแจ้งเตือนผู้เลี้ยงสุกรมีความถูกต้องเฉลี่ยร้อยละ 96.50 แสดงให้เห็นว่าระบบนี้สามารถใช้งานได้จริงในสภาพแวดล้อมคอกสุกรทั่วไป อย่างไรก็ตามหากต้องการนำไปใช้ในโรงเรือนภาคอุตสาหกรรม จำเป็นต้องปรับการเรียนรู้ของโมเดลจากฟาร์มสุกรในสถานที่จริงอีกครั้งเพื่อให้เกิดความแม่นยำในการตรวจจับมากขึ้น

คำสำคัญ: แม่สุกร การคลอดลูก การเรียนรู้เชิงลึก การติดตามวัตถุ การตรวจจับวัตถุ

Abstract

This research aims to develop a surveillance system for monitoring prepartum symptoms in sows using deep learning techniques combined with interviews and pig behavior observations in Nakhon Pathom province. The system uses YOLOv7 and Deep SORT for object detection and tracking. When a sow moves, the data was recorded via a web application, which sends abnormality alerts through the LINE application. For accuracy testing, the system data were compared with manually recorded data by human. The results



showed that achieved an average accuracy of 96.34%, while alert accuracy for pig farmers averaged 96.5%. These results indicated that the system is practically applicable in typical pig pen environments. However, to implement it in industrial-scale facilities, the model must be retrained with data from real farm environments.

Keyword: Sows, Farrowing, Deep learning, Deep Sort, YOLO

บทนำ

การเลี้ยงสุกรถือเป็นธุรกิจที่สามารถสร้างรายได้และมีความสำคัญต่อเกษตรกรไทย ปัจจุบันรูปแบบการเลี้ยงสุกรในประเทศไทยได้เปลี่ยนแปลงไปอย่างชัดเจน จากระบบการเลี้ยงแบบพื้นบ้านสู่การเลี้ยงในรูปแบบเชิงพาณิชย์หรืออุตสาหกรรม [1] ในการผลิตสุกร ช่วงการคลอด (Farrowing หรือ Parturition) ถือเป็นช่วงที่มีความสำคัญอย่างยิ่ง เนื่องจากเกี่ยวข้องกับความปลอดภัยของทั้งแม่สุกรและลูกสุกร ปัญหาหลายอย่างสามารถเกิดขึ้นได้ทั้งในช่วงก่อน ระหว่างและหลังคลอด ซึ่งอาจนำไปสู่การตายของแม่สุกรหรือลูกสุกร ในกรณีที่เลวร้ายที่สุดอาจทำให้เกิดปัญหาสุขภาพหลังคลอด เช่น ลูกสุกรมีน้ำหนักแรกคลอดต่ำ หรือแม่สุกรมีระยะฟื้นตัวหลังคลอดนานขึ้น ดังนั้นการเฝ้าระวังอาการผิดปกติตั้งแต่ระยะก่อนคลอดจึงมีความสำคัญอย่างยิ่ง เพื่อให้สามารถวินิจฉัยและแก้ไขปัญหาได้อย่างทันท่วงที โดยทั่วไปผู้เลี้ยงสุกรมักนอนเฝ้าดูแม่สุกรในคอก แต่ไม่สามารถติดตามอาการของแม่สุกรได้ตลอด 24 ชั่วโมง โดยเฉพาะในช่วงเวลากลางคืนทำให้แม่และลูกสุกรมีความเสี่ยงที่จะได้รับอันตรายในช่วงเวลาดังกล่าว [2] มีการศึกษาพบว่าอัตราการตายของลูกสุกรก่อนหย่านมทั่วโลกอยู่ในช่วงร้อยละ 10-20 [3-7] ส่วนในประเทศไทยจากการศึกษาของมรกดและเผด็จ [8] ในระหว่างเดือนมกราคม 2552 ถึงเดือนธันวาคม 2555 พบว่ามีค่าเฉลี่ยอัตราการตายประมาณร้อยละ 14.50 โดยส่วนมากร้อยละ 50-80 มักพบอัตราการตายในช่วงสัปดาห์แรกหลังคลอด โดยเฉพาะอย่างยิ่งในช่วง 3 วันแรกถือเป็นช่วงวิกฤติที่สุด [9] ปัจจัยที่เป็นสาเหตุของการตายของลูกสุกรแรกคลอดสามารถแบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม ได้แก่ ลูกสุกร (เช่น ความอ่อนแอ เพศ และน้ำหนักแรกคลอด) แม่พันธุ์ (เช่น นม น้ำเหลือง ลำดับท้อง ความเครียด และอาหาร) และสิ่งแวดล้อม (เช่น ฤดูกาล อุณหภูมิ โรคเชื้อ และจัดการ) [10] แต่สาเหตุหลักของการตายมักเกิดจากการคลอดและการถูกแม่สุกรทับ รองลงมาคือความอ่อนแอเนื่องจากน้ำหนักแรกคลอดต่ำ และอันดับสามคือการตายเนื่องจากโรค

เพื่อป้องกันความเสียหายดังกล่าวผู้เลี้ยงสุกรจึงเฝ้าสังเกตอาการต่าง ๆ และการเคลื่อนไหวของแม่สุกรแต่อย่างไรก็ตามผู้เลี้ยงไม่สามารถเฝ้าสังเกตได้ตลอดเวลา ปัจจุบันจึงมีการนำเทคโนโลยีมาประยุกต์ใช้ในการเลี้ยง เช่น การใช้เทคโนโลยีลอราแวนเป็นตัวกลางในการสื่อสารข้อมูลจากเซนเซอร์ชนิดต่าง ๆ เช่น เซนเซอร์วัดอุณหภูมิ ความชื้น กำลังไฟฟ้า และการวัดน้ำหนักของสุกรจากกล้อง รวมถึงติดตามพฤติกรรมของสุกรและสภาพแวดล้อม [11] ในสัตว์ชนิดอื่นก็มีการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีเช่นกัน เช่น การควบคุมระบบฟาร์มไก่ด้วยมือถือ การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีอินเทอร์เน็ตประสาทรพสิ่ง (Internet of Things, IoT) ในการควบคุมอุณหภูมิและความชื้นเพื่อควบคุมผลผลิตให้มีประสิทธิภาพสูง [12]

นอกจากนี้ยังมีการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาช่วยในการเฝ้าระวังสัตว์ต่าง ๆ รัก น้ำใสและคณะ [13] ได้ทดลองใช้ You Only Look Once (YOLO) เพื่อจดจำวัตถุซึ่งในกรณีนี้คือ ฐ แล้วแจ้งเตือนไปยังเจ้าของบ้านทันทีเมื่อมีบุกรุกเข้ามาซึ่งเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพสูงเนื่องจากมีความรวดเร็ว แม่นยำ และให้ค่าความถูกต้องเฉลี่ยมากกว่าร้อยละ 80 นอกจากนี้ยังมีการนำ YOLO ไปใช้งานอีกหลาย ๆ ด้านไม่ว่าจะเป็นการนับจำนวนนกแอ่นกินรังด้วย YOLO Object Detection ร่วมกับการใช้เทคโนโลยี IoT โดยใช้บอร์ด Raspberry Pi ร่วมกับกล้องถ่ายภาพความร้อน FLIR Lepton 3.5 แล้วนำภาพที่ถ่ายได้มาผ่านกระบวนการตรวจจับวัตถุด้วยภาพ (Image Detection) โดยใช้ YOLOv3 เพื่อตรวจจับจำนวนนกบนภาพ [14] การติดตามการเคลื่อนที่ของยานพาหนะ ที่มีความแม่นยำสูงในการแยกประเภทยานพาหนะ (รถยนต์ รถจักรยานยนต์ และรถบรรทุก) โดยใช้ YOLOv5 ร่วมกับ DeepSORT [15] และยังพบว่าการใช้ YOLOv8 ร่วมกับ ByteTrack หรือ BoT-SORT สามารถตรวจจับและจำแนกประเภทยานพาหนะแบบอัตโนมัติได้ถึง 11 ประเภท [16] อย่างไรก็ตามจากการศึกษาที่ผ่านมาจะเห็นว่าการใช้

เทคโนโลยีเพื่อช่วยเฝ้าระวังการคลอดของสุกรก่อนช่วงน้อยและการใช้ลอรานานี้มีข้อจำกัดในเรื่องตำแหน่งการติดตั้งที่อาจจะไม่สะดวกต่อการทำความสะอาดคอก ปัญหาด้านความร้อน และการหาแหล่งพลังงานที่ไม่เหมาะสมภายในคอก ส่วน YOLO นั้นยังไม่มีนำมาประยุกต์ใช้ในการเฝ้าระวังติดตามสุกร

ดังนั้นผู้วิจัยจึงมีแนวคิดในการพัฒนาระบบเฝ้าระวังอาการก่อนคลอดของแม่สุกร โดยใช้ YOLO ร่วมกับเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกในการตรวจจับตำแหน่งและจำแนกท่าทางการเคลื่อนไหวของแม่สุกรก่อนคลอด การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) [17] เป็นส่วนหนึ่งของการเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning) และมีพื้นฐานมาจากโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) ซึ่งเป็นวิธีที่ออกแบบมาเพื่อให้เครื่องจักรสามารถเรียนรู้ได้โดยอิงจากระบบประสาทของมนุษย์ ข้อมูลจะถูกป้อนเข้าสู่ชั้นรับข้อมูล (Input Layer) จากนั้นจะถูกประมวลผลในชั้นซ่อน (Hidden Layer) และผลลัพธ์จะถูกนำเสนอในชั้นแสดงผล (Output Layer) โดยวัตถุประสงค์ในการศึกษาครั้งนี้คือเพื่อพัฒนาเครื่องมือในการเฝ้าระวังอาการก่อนคลอดของแม่สุกรจากท่าทางการเคลื่อนไหว และทำการประเมินผลระบบ ระบบที่พัฒนาจะใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกในการตรวจจับตำแหน่ง ท่าทางเคลื่อนไหวของแม่สุกร และบันทึกข้อมูลเพื่อแสดงสถิติผ่านเว็บไซต์ นอกจากนี้ยังแจ้งเตือนผ่านแอปพลิเคชันไลน์ของผู้เลี้ยงสุกร ในกรณีพบความผิดปกติ ผู้เลี้ยงสุกรจะได้รับข้อมูลการเคลื่อนไหวของแม่สุกรและการแจ้งเตือนเพื่อให้ความช่วยเหลือในการช่วยคลอดได้ทันเวลาที่ ลดความสูญเสียที่จะเกิดกับแม่และลูกสุกร

วิธีดำเนินการวิจัย

1. ศึกษาข้อมูลที่เกี่ยวข้อง

1.1 พฤติกรรมแม่สุกรก่อนคลอด

แม่สุกรอุ้มท้องประมาณ 114 วัน หลังจากการผสมพันธุ์จะถูกแยกมาเลี้ยงในชองอุ้มท้องเพื่อความสะดวกในการดูแลความปลอดภัยของแม่และลูกสุกรในท้อง เมื่อใกล้ถึงช่วงคลอดประมาณ 7-15 วันก่อนครบกำหนดคลอด แม่สุกรจะถูกย้ายจากชองอุ้มท้องไปยังชองคลอดที่สะอาด มีอากาศถ่ายเทและมีน้ำหยดช่วยให้เย็นสบาย มีผู้เลี้ยงที่มีประสบการณ์ในการดูแลอย่างใกล้ชิด พร้อมให้ความช่วยเหลือในการช่วยคลอดได้ทันเวลาที่ เพื่อลดความสูญเสียที่จะเกิดกับแม่และลูกสุกร

แม่สุกรที่ใกล้คลอดจะแสดงอาการหลายอย่าง เช่น กระวนกระวาย ไม่อยู่นิ่ง ผุดลุกผุดนอน กัดคอก และตะกุกพินคอก นอกจากนี้ยังอาจมีพฤติกรรมอื่น ๆ ในแม่สุกรบางตัว เช่น ส่งเสียงร้อง เวลาตึมน้ำ ถ่ายปัสสาวะหรือถ่ายอุจจาระบ่อยขึ้น เป็นต้น พฤติกรรมการยืนของแม่สุกรในช่วงก่อนคลอด 8 ชั่วโมง จะพบว่าแม่สุกรยืนมากที่สุดถึง 28 ครั้ง นอกจากนี้ยังแสดงพฤติกรรมการสร้างรัง กล้ามเนื้อสวาป พันท้องและหางหดตัว อัตราการหายใจเพิ่มขึ้นจากปกติที่ 25-30 ครั้งต่อนาที เป็นมากกว่า 80 ครั้งต่อนาที [18, 19]

1.2 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

การเรียนรู้เชิงลึก คือวิธีการเรียนรู้แบบอัตโนมัติที่เลียนแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทของมนุษย์ โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นในการเรียนรู้จากข้อมูลตัวอย่าง ข้อมูลที่เรียนรู้จะถูกนำไปใช้ในการตรวจจับรูปแบบหรือจัดหมวดหมู่ [20] ในงานวิจัยนี้ได้ใช้การเรียนรู้เชิงลึกในการวิเคราะห์รูปร่างและท่าทางของสุกร เช่น ท่ายืน ท่านอน และท่านั่ง ทำให้ระบบสามารถเข้าใจและประเมินข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ

1.3 DeepSORT

DeepSORT เป็นอัลกอริทึมสำหรับการติดตามวัตถุ (Object Tracking) ในภาพเคลื่อนไหว ซึ่งรวมการตรวจจับและติดตามเข้าด้วยกันอย่างมีประสิทธิภาพ โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกเป็นพื้นฐาน อัลกอริทึมนี้ได้รับความนิยมในการติดตามวัตถุ เช่น รถยนต์ในระบบรักษาความปลอดภัยทางถนน หรือบุคคลในวิดีโอที่มีคนจำนวนมาก [21]

การติดตามใช้วิธีการแบบ two-step โดยเริ่มจากการตรวจจับวัตถุในภาพและสร้างคุณลักษณะ (Feature) เพื่อกำหนดตำแหน่ง จากนั้นใช้แบบจำลองเชื่อมต่อ (Matching Model) เพื่อจับคู่ระหว่างเฟรม โดยอาศัยข้อมูลจากการตรวจจับและคุณลักษณะในการปรับปรุงการจับคู่และติดตามในเฟรมถัดไป [22]



1.4 YOLO Model

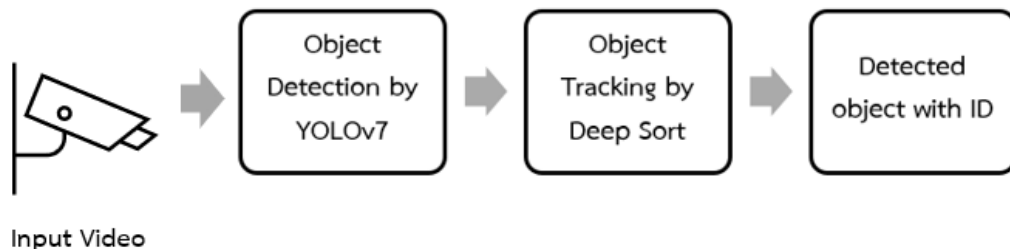
YOLO (You Only Look Once) เป็นอัลกอริทึมที่ใช้สำหรับการตรวจจับวัตถุในภาพ ซึ่งพัฒนาโดยใช้โปรแกรม C++ สำหรับปัญญาประดิษฐ์แบบโครงข่ายประสาท (Neural Network) ด้วยความสามารถในการทำงานบนหน่วยประมวลผล CUDA ของ GPU ทำให้สามารถประมวลผลภาพได้อย่างแม่นยำและรวดเร็วภายใต้โครงข่ายประสาทชุดเดียว YOLO สามารถทำนายชนิดของวัตถุและตำแหน่งได้พร้อมกัน อีกทั้งยังสามารถแยกแยะภาพวาด ภาพถ่าย หรือวัตถุจากพื้นหลัง รวมถึงคาดเดาวัตถุที่กระจัดกระจายในภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพ [23]

2. ประชากรและพื้นที่วิจัย

แม่สุกระยะอุ้มท้อง จำนวน 5 ตัว จากฟาร์มสุกร จังหวัดนครปฐม และ ศูนย์สัตว์ทดลอง จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

3. การพัฒนาปัญญาประดิษฐ์

จากการศึกษาบทความและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ได้รวบรวมข้อมูลเพื่อนำมาปรับใช้ในงานวิจัยนี้ ไม่ว่าจะเป็นอุปกรณ์ฮาร์ดแวร์หรือซอฟต์แวร์ที่เกี่ยวข้อง รวมถึงอัลกอริทึมที่เหมาะสม โดยเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในการตรวจจับการเคลื่อนไหว ด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก ซึ่งจำลองรูปแบบการประมวลผลของสมองมนุษย์ โดยมีขั้นตอนวิธีแสดงดังภาพที่ 1



ภาพที่ 1 ขั้นตอนการทำงานของปัญญาประดิษฐ์

3.1 การตรวจจับวัตถุด้วยอัลกอริทึม YOLOv7 (Object Detection by YOLOv7)

ในการตรวจจับวัตถุ เลือกใช้อัลกอริทึม YOLOv7 เนื่องจากเป็นเทคโนโลยีที่เหมาะสมสำหรับการตรวจจับวัตถุในงานที่ต้องการทั้งความเร็วในการประมวลผลและความแม่นยำสูง ทำให้สามารถใช้ในการงานที่ต้องการการตรวจจับวัตถุแบบเรียลไทม์ได้ รวมถึงใช้ทรัพยากรในการประมวลผลน้อยและมีความยืดหยุ่นในการปรับขนาดของโมเดล ซึ่งเหมาะสมกับงานวิจัยที่ใช้ภาพเคลื่อนไหวที่ต้องการการตรวจจับแบบเรียลไทม์ [24] ขั้นตอนประกอบด้วย

1) **การตั้งค่าการทดลอง** ผู้วิจัยมีความสนใจในการเก็บข้อมูลแม่สุกในโรงเรือน โดยทำเก็บรวบรวมท่าทางของแม่สุกจากกล้องวงจรปิดทางด้านหน้า ภาพที่ได้จะเป็นภาพเคลื่อนไหวและเฉพาะส่วนที่ทำการตรวจจับได้เท่านั้น เพื่อการจำแนกที่แม่นยำและรวดเร็ว ท่าทางการเคลื่อนไหวที่เก็บข้อมูล ประกอบด้วย 3 ท่าทาง ได้แก่ ทำยืน ทำนอน และทำนั่ง จำนวน 60 วัน ได้วิดีโอจำนวน 120 ไฟล์

2) **การปรับขนาด** ในกระบวนการเก็บ dataset จะทำการรับภาพจากกล้อง โดยแต่ละภาพถูกปรับขนาดความละเอียดเป็น 640x640 พิกเซล ด้วยเครื่องมือ Roboflow

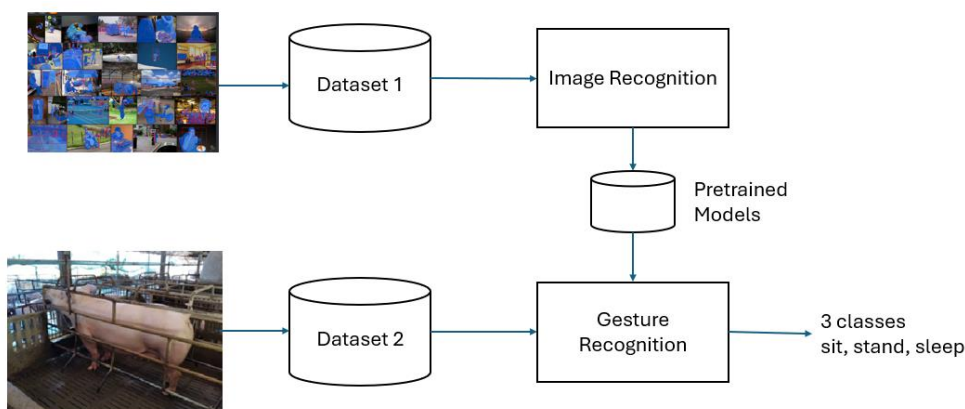
3) **การอนุมาน** ชุดข้อมูลถูกแบ่งออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดฝึกฝน ชุดตรวจสอบความถูกต้อง และสำหรับชุดทดสอบ โดยใช้เครื่องมือ Roboflow หลังจากที่ได้โมเดลได้รับการฝึกฝนด้วยชุดฝึกฝนแล้ว ชุดตรวจสอบความถูกต้องจะใช้เพื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดลและปรับปรุงพารามิเตอร์ จากนั้นชุดทดสอบจะถูกใช้เพื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดลต่อข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยเห็นมาก่อน ในงานวิจัยนี้ใช้ภาพ จำนวน 4,190 ภาพ และเพิ่มเติมภาพจาก Coco dataset จำนวน 1,943 ภาพ โดยแบ่งท่าทางเป็น ทำนั่ง จำนวน 2,086 ภาพ ทำนอน จำนวน 1,979 ภาพ และทำยืน จำนวน 2,068 ภาพ เพื่อให้มีท่าทาง ลักษณะจากภายนอกที่มากขึ้น

4) การปรับแต่งและเพิ่มประสิทธิภาพของไฮเปอร์พารามิเตอร์ ใช้การกำหนดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์สามชุด

- (1) ไฮเปอร์พารามิเตอร์ชุดที่ 1 มีอัตราการเรียนรู้ (LR) 0.01 ขนาดแบทช์ 64 และจำนวนรอบ 50
- (2) ไฮเปอร์พารามิเตอร์ชุดที่ 2 มีอัตราการเรียนรู้ 0.02 ขนาดแบทช์ 32 และจำนวนรอบ 75
- (3) ไฮเปอร์พารามิเตอร์ชุดที่ 3 มีอัตราการเรียนรู้ 0.03 ขนาดแบทช์ 16 และจำนวนรอบ 100

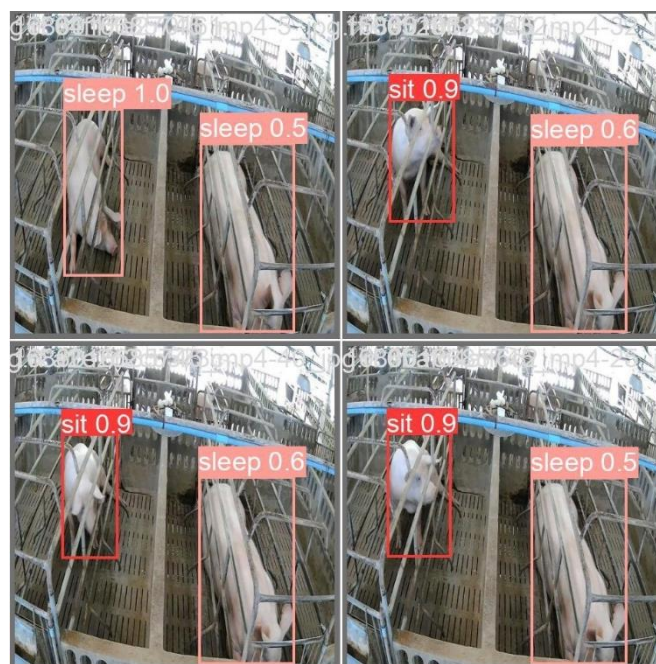
5) **Data Augmentation** ทำการเพิ่มปริมาณและความหลากหลายของข้อมูล ด้วยการปรับเปลี่ยนด้วยการหมุนภาพ กลับภาพซ้ายขวา ย่อ ปรับสี เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของข้อมูลสำหรับการฝึกฝน และทำให้เป็นบรรทัดฐาน (Normalize) ก่อนนำเข้าโปรแกรมผลในโมเดล

6) **การฝึกฝนโมเดล** ทำการแปลงภาพที่ได้จากขั้นตอนการเก็บ dataset เป็นข้อมูลเวกเตอร์เฉพาะของแต่ละท่าทาง โดยยึดหลักการทำงานของ YOLOv7 [25] สามารถแบ่งได้ 3 Classes ประกอบไปด้วย ท่ายืน ท่านอน และท่านั่ง ด้วยการเรียนรู้เชิงถ่ายโอนข้อมูล (Transfer Learning) เพื่อช่วยลดระยะเวลาในการฝึกระบบคอมพิวเตอร์ [26] ดังภาพที่ 2



ภาพที่ 2 ภาพรวมของการเรียนรู้เชิงถ่ายโอนข้อมูล (Transfer Learning)

จากภาพที่ 2 หากมีโมเดลที่ถูกฝึกมาแล้วในการจำแนกภาพท่าทาง โดยที่โมเดลยังคงใช้ความรู้พื้นฐานที่ได้รับจากการฝึกฝนเดิมในการจำแนกวัตถุในภาพ



ภาพที่ 3 ผลลัพธ์การตรวจจับวัตถุด้วย อัลกอริทึม YOLOv7



7) **ทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล** ระบบจะรับภาพจากกล้องเพื่อค้นหาท่าทาง โดยเปรียบเทียบท่าทางของสุกร จากกล้องกับต้นแบบทั้งหมดที่เก็บไว้ โดยใช้วิธีทางสถิติจากค่าเวกเตอร์เฉพาะระหว่างท่าทางจากกล้องและต้นแบบ จากนั้นจะนำท่าทางที่มีความคล้ายคลึงมากที่สุดมาแสดงผล จากการตรวจสอบความแม่นยำของโมเดลพบว่า ค่า mAP (Mean Average Precision) มากกว่า 0.75 โดยผลลัพธ์ที่ได้คือ Boundary box ในภาพ ซึ่งจะนำไปใช้ต่อไปในการตรวจจับวัตถุตามโมเดลที่แสดงในภาพที่ 3 และทำการตรวจสอบความแม่นยำ ในแต่ละชุดข้อมูลที่ถูกแบ่งด้วยวิธี K-fold cross validation โดยตามแนวแถวของตารางแสดงจำนวนรอบของ K คือจำนวน 10 รอบ และตามแนวคอลัมน์ของตารางแสดงค่าความถูกต้อง ค่าความแม่นยำ ค่าความถูกต้องของ Model โดยพิจารณาแยกทีละคลาส สามารถแยกค่าประสิทธิภาพของระบบประกอบไปด้วย ท่านั่ง ท่านอน และทำอื่น สามารถสรุปผลประสิทธิภาพของระบบโดยแยกตามท่าทาง ได้ดังตารางที่ 1

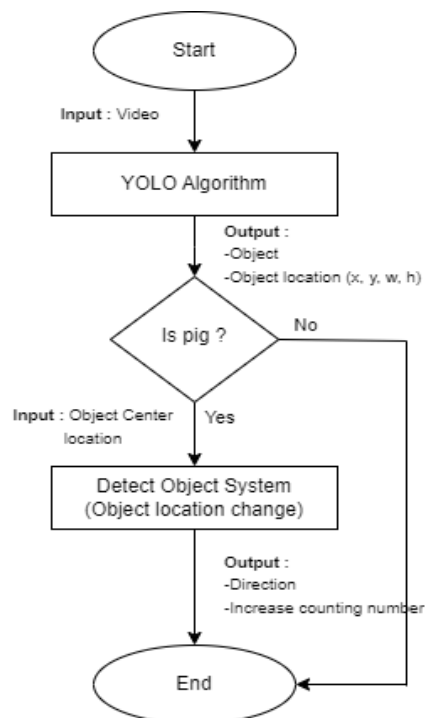
ตารางที่ 1 ผลการวัดประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูล

		Predicted class		
		1 (sit)	2 (sleep)	3 (stand)
Actual class	1 (sit)	0.951	0.049	0
	2 (sleep)	0.026	0.913	0.061
	3 (stand)	0	0.012	0.988

จากตารางที่ 1 พบว่า ท่าทางการยืนมีความแม่นยำมากที่สุด โดยมีท่านั่ง และท่านอน แม่นยำน้อยตามลำดับ

3.2 การติดตามวัตถุด้วยอัลกอริทึม Deep Sort (Object Tracking by Deep Sort)

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาอัลกอริทึม Deep SORT ซึ่งเป็นการติดตามวัตถุหลายวัตถุโดยอาศัยการเรียนรู้เชิงลึก โดยสามารถติดตามวัตถุได้ตลอดเวลา แม้ว่าวัตถุเหล่านั้นจะถูกบดบังหรือมองเห็นได้เพียงบางส่วนก็ตาม ระบบนี้ใช้ข้อมูลลักษณะที่ปรากฏและสัญญาณการเคลื่อนไหวร่วมกันเพื่อติดตามวัตถุแบบเรียลไทม์ โดยการรวม YOLOv7 เข้ากับ Deep SORT จะทำงานโดยใช้ YOLOv7 เพื่อตรวจจับวัตถุในแต่ละเฟรมของสตรีมวิดีโอ จากนั้นจึงส่งวัตถุที่ตรวจจับได้ไปยัง Deep SORT ซึ่งจะเชื่อมโยงวัตถุต่าง ๆ ในแต่ละเฟรมและติดตามวัตถุเหล่านั้นเมื่อเวลาผ่านไป การรวมการตรวจจับวัตถุทั้งสองเข้าด้วยกันทำให้ระบบสามารถติดตามวัตถุหลายรายการแบบเรียลไทม์ได้ แม้จะอยู่ในภาพที่ซับซ้อน

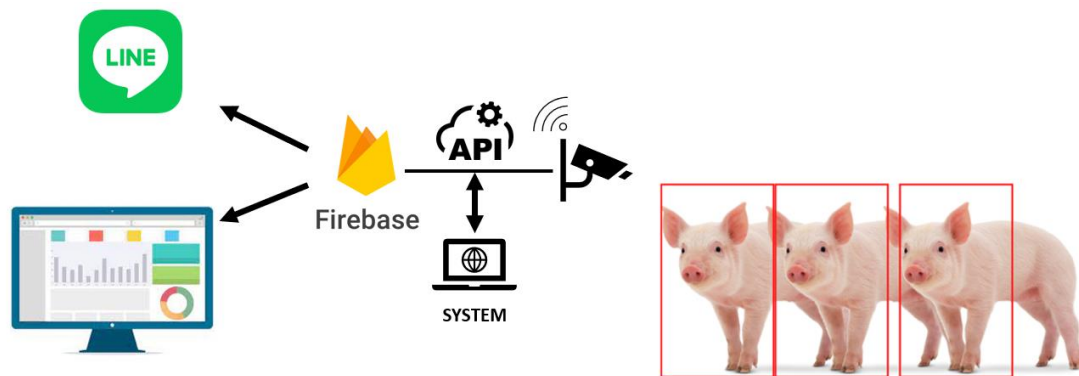


ภาพที่ 4 ขั้นตอนการติดตามแบบหลายวัตถุ

จากภาพที่ 4 เมื่อทำการตรวจจับวัตถุด้วย YOLOv7 จะได้ผลลัพธ์เป็นค่าตำแหน่งพื้นที่ของวัตถุ (x, y, w, h) และจำแนกท่าทางของสุกร Deep SORT จะประมาณค่าตำแหน่งถัดไปเพื่อเชื่อมโยงกับตำแหน่งและขอบเขตของวัตถุที่ตรวจพบ โดยจะมีการอัปเดตข้อมูลและค่าต่าง ๆ ในระบบ เมื่อมีการเปลี่ยนท่าทางการเคลื่อนไหวของแม่สุกร ระบบจะทำการจัดเก็บข้อมูลจำนวนท่าทางการเคลื่อนไหวและหมายเลขสุกรลงในฐานข้อมูล Firebase Realtime เพื่อแสดงผลผ่านเว็บไซต์ นอกจากนี้ ระบบจะส่งการแจ้งเตือนผ่านแอปพลิเคชันไลน์ในกรณีที่มีจำนวนการเคลื่อนไหวผิดปกติ หรือหากไม่มีการเคลื่อนไหวของสุกร

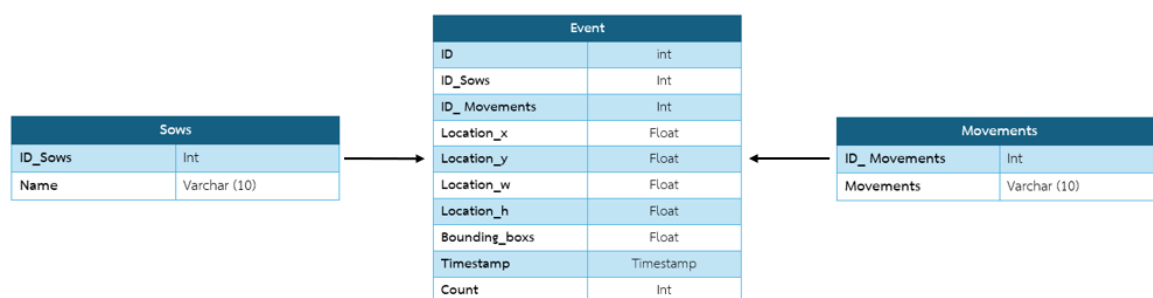
4. การพัฒนาระบบ

จากการวิเคราะห์ระบบงาน ทำให้ได้ส่วนประกอบต่าง ๆ ของระบบ ซึ่งผู้พัฒนาได้ออกแบบ ระบบงานทั้งในส่วนของแผนภาพการออกแบบภาพรวมของระบบ แสดงดังภาพที่ 5



ภาพที่ 5 ภาพรวมของระบบเฝ้าระวังอาการก่อนคลอดของแม่สุกร โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก

ในส่วนของอุปกรณ์ ผู้ใช้งานทำการติดตั้งกล้องวงจรปิดภายในโรงเรือนของสุกร ระบบจะทำการติดต่อผ่าน API ของกล้องวงจรปิด เพื่อทำการเรียกดูข้อมูลภาพแบบเรียลไทม์จากกล้อง ผ่านการประมวลผลของระบบ ระบบจะทำการตรวจจับตำแหน่ง และท่าทางการเคลื่อนไหวของแม่สุกร เก็บเข้าสู่ฐานข้อมูล Firebase Realtime ที่มีโครงสร้าง ดังภาพที่ 6



ภาพที่ 6 โครงสร้างฐานข้อมูลของระบบเฝ้าระวังอาการก่อนคลอดของแม่สุกรโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก

ผลการวิจัย

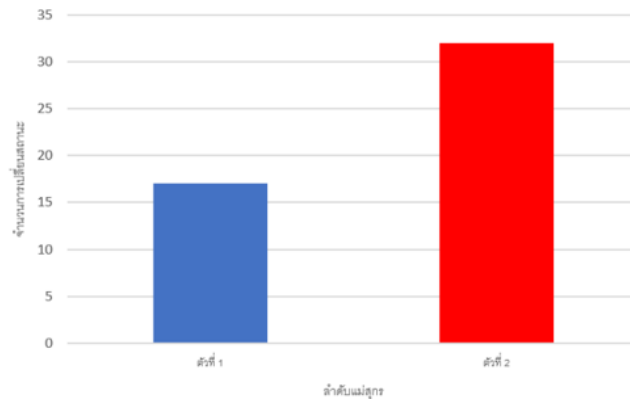
ผลการดำเนินงานของการพัฒนาเครื่องมือในการเฝ้าระวังอาการก่อนคลอดของแม่สุกรจากท่าทางการเคลื่อนไหว

ผู้วิจัยได้พัฒนาเว็บไซต์สำหรับการแสดงสถิติข้อมูลการเคลื่อนไหวท่าทางของแม่สุกร โดยทำการติดต่อกับฐานข้อมูล Firebase Realtime โดยแสดงข้อมูลตารางประจำวันและแสดงสถิติในรูปแบบแผนภูมิแท่งดังภาพที่ 7



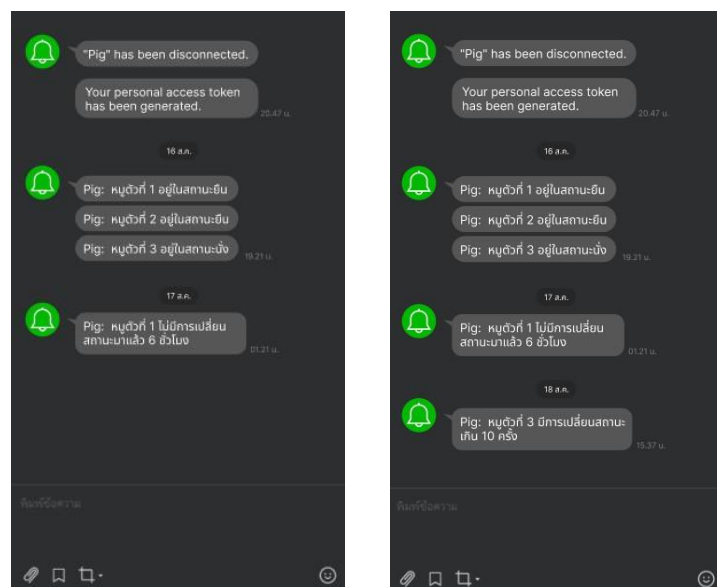
Day: 28 Month: มิถุนายน Year: 2566

วันที่	ตัวที่	จำนวนการเปลี่ยนสถานะ	จำนวนการนั่ง	จำนวนการนอน	จำนวนการอื่น
วันที่ 28 มิถุนายน 2566	1	17	3	8	6
วันที่ 28 มิถุนายน 2566	2	32	14	10	8



ภาพที่ 7 หน้าจอการแสดงผลสถิติการเคลื่อนไหวของแม่สุกรในรูปแบบตารางและแผนภูมิแท่ง

ระบบจะส่งการแจ้งเตือนผ่านแอปพลิเคชันไลน์ ในกรณีที่มีจำนวนการเคลื่อนไหวผิดปกติ หรือหากไม่มีการเคลื่อนไหวของแม่สุกร ซึ่งการแจ้งเตือนมี 2 กรณี ได้แก่ 1) แม่สุกรไม่มีความเคลื่อนไหวเป็นเวลา 3 ชั่วโมง และ 2) แม่สุกรมีจำนวนการนั่งมากกว่า 10 ครั้งต่อวัน ดังภาพที่ 8



ภาพที่ 8 การแจ้งเตือนผ่านแอปพลิเคชันไลน์

ผู้ดูแลสุกรสามารถเรียกดูข้อมูลการเคลื่อนไหวของแม่สุกรในรูปแบบสถิติผ่านเว็บไซต์ โดยแบ่งข้อมูลเป็นท่าทางการเคลื่อนไหวในรูปแบบตาราง และมีการรวมสถิติในรูปแบบแผนภูมิแท่ง



ผลการประเมินการประมวลผลภาพและแสดงท่าทาง

ผู้วิจัยได้ทำการทดลองตรวจสอบการจำแนกจำนวนการเคลื่อนไหวของระบบเปรียบเทียบกับการจำแนกจำนวนการเคลื่อนไหวจากกล้องด้วยคน ในระยะเวลา 7 วัน จากกล้องตัวที่ 2 ซึ่งมีแม่สุกรจำนวน 2 ตัว ประกอบไปด้วย 1) แม่สุกรท้องอ่อน 2) แม่สุกรใกล้คลอด มีกำหนดคลอดในวันที่ 28 มิถุนายน 2566 ดังแสดงข้อมูลในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ผลการตรวจสอบความถูกต้องจำนวนการเคลื่อนไหวของแม่สุกรโดยเปรียบเทียบระหว่างการจำแนกด้วยคนกับการจำแนกด้วยระบบ

วันที่	ลำดับสุกร	การจำแนกจำนวนด้วยระบบ	การจำแนกจำนวนด้วยคน	ความถูกต้อง
22 มิถุนายน 2566	1	13	12	91.70
	2	22	20	90.00
23 มิถุนายน 2566	1	12	12	100.00
	2	34	33	96.97
24 มิถุนายน 2566	1	13	13	100.00
	2	36	36	100.00
25 มิถุนายน 2566	1	11	10	90.00
	2	33	35	94.30
26 มิถุนายน 2566	1	13	12	91.70
	2	30	29	96.60
27 มิถุนายน 2566	1	13	13	100.00
	2	36	36	100.00
28 มิถุนายน 2566	1	17	17	100.00
	2	40	39	97.50
ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง				96.34

จากตารางที่ 2 พบว่า ผลการตรวจสอบความถูกต้องของการนับจำนวนการเคลื่อนไหวของแม่สุกรโดยการเปรียบเทียบระหว่างการจำแนกด้วยคนกับการจำแนกด้วยระบบ มีค่าเฉลี่ยความถูกต้องอยู่ที่ร้อยละ 96.34 โดยแม่สุกรที่ตั้งท้องอ่อนมีอัตราการเคลื่อนไหวน้อยกว่าแม่สุกรที่ใกล้คลอด

ผลการประเมินประสิทธิภาพการทำงานการแจ้งเตือนผ่านแอปพลิเคชันไลน์ผู้เลี้ยงสุกร

การทดลองตรวจสอบการแจ้งเตือนของระบบผ่านแอปพลิเคชันไลน์เปรียบเทียบกับการติดตามการเคลื่อนไหวของแม่สุกรจากกล้องด้วยคน การแจ้งเตือนแบ่งออกเป็น 2 กรณี 1) กรณีที่แม่สุกรไม่มีความเคลื่อนไหวเป็นเวลา 3 ชั่วโมง 2) แม่สุกรมีจำนวนการนั่งมากกว่า 10 ครั้งต่อวัน

กรณีที่ 1 การทดสอบเมื่อแม่สุกรไม่มีความเคลื่อนไหวเป็นเวลา 3 ชั่วโมง โดยนำวิดีโอจำนวน 3 ไฟล์มาวิเคราะห์ พบว่าระบบสามารถส่งการแจ้งเตือนไปยังแอปพลิเคชันไลน์ได้อย่างถูกต้องเมื่อไม่พบความเคลื่อนไหวของแม่สุกร โดยมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องอยู่ที่ร้อยละ 100 ดังแสดงข้อมูลในตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ผลการตรวจสอบความถูกต้องการแจ้งเตือนการไม่เคลื่อนไหวของแม่สุกร

ลำดับไฟล์	เวลาของไฟล์	แสดงการแจ้งเตือน	ความถูกต้อง
1	3 ชั่วโมง 9 นาที	1 ครั้ง	100.00
2	4 ชั่วโมง 32 นาที	1 ครั้ง	100.00
3	3 ชั่วโมง 47 นาที	1 ครั้ง	100.00
ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง			100.00



กรณีที่ 2 แม่สุกรมีการนั่งมากกว่า 10 ครั้งต่อวัน ได้ทำการทดลองตรวจสอบจำนวนการนั่งของแม่สุกรที่ใกล้คลอด เพียงตัวเดียวผ่านระบบ และเปรียบเทียบกับจำนวนการนั่งที่บันทึกได้จากกล้องด้วยตนเอง ดังที่แสดงในตารางที่ 4

ตารางที่ 4 ผลการตรวจสอบความถูกต้องการแจ้งเตือนจำนวนการนั่งของแม่สุกรโดยเปรียบเทียบระหว่างการนับจากคน กับการนับด้วยระบบ

วันที่	การนับจำนวนการนั่งด้วยระบบ	การนับจำนวนการนั่งด้วยคน	ความถูกต้อง
22 มิถุนายน 2566	10	8	75.00
23 มิถุนายน 2566	14	14	100.00
24 มิถุนายน 2566	14	14	100.00
25 มิถุนายน 2566	12	14	86.00
26 มิถุนายน 2566	11	10	90.00
27 มิถุนายน 2566	12	12	100.00
28 มิถุนายน 2566	18	18	100.00
ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง			93.00

โดยสรุปได้ว่า ระบบได้ส่งการแจ้งเตือนไปยังแอปพลิเคชันไลน์เมื่อแม่สุกรมีจำนวนการนั่งครบตามที่กำหนด ค่าเฉลี่ยความถูกต้องอยู่ที่ร้อยละ 93.00 โดยพบว่าความคลาดเคลื่อนในการนับของระบบเกิดขึ้นจาก 2 กรณี ได้แก่ 1) การเปลี่ยนท่าจากทำยืนเป็นทำนอน หรือจากทำนอนเป็นทำยืน ซึ่งบางครั้งแม่สุกรจะขยับตัวเป็นทำนั่งเพื่อรอเปลี่ยนท่า ทำให้ระบบเกิดการนับผิดพลาด และ 2) การที่แม่สุกรลุกนั่งในช่วงเวลาสั้น ๆ ทำให้ระบบไม่นับเป็นทำนั่ง

อภิปรายและสรุปผลการวิจัย

จากการพัฒนาระบบเฝ้าระวังอาการก่อนคลอดของแม่สุกรด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อตรวจจับท่าทางการเคลื่อนไหว พบว่าการติดตั้งกล้องวงจรปิดจากด้านหน้าเพื่อตรวจจับการเคลื่อนไหวมีความแม่นยำในระดับดีมาก ระบบสามารถประมวลผลข้อมูลเพื่อตรวจสอบอาการผิดปกติได้อย่างถูกต้อง นอกจากนี้ยังแจ้งเตือนไปยังแอปพลิเคชันไลน์และแสดงข้อมูลสถิติในเว็บไซต์ เพื่อให้ผู้เลี้ยงสุกรวิเคราะห์ข้อมูลได้สะดวกยิ่งขึ้น ซึ่งสอดคล้องกับผลการศึกษาของวิรัช กาฬภักดี และเยาวเรศ กาฬภักดี [27] ทำการศึกษาเรื่องระบบการเฝ้าระวังอาการผิดปกติของแม่สุกรอุ้มท้อง โดยการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีเซ็นเซอร์ร่วมกับเทคโนโลยีอินเทอร์เน็ต เพื่อพัฒนาระบบ พบว่าสามารถพัฒนาระบบที่บริหารจัดการข้อมูลที่เกี่ยวข้องได้ ประกอบด้วย ข้อมูลกรแม่สุกร ข้อมูลการแจ้งเตือนการเปลี่ยนพฤติกรรม ส่วนการประเมินผลการทำงานของระบบพบว่าระบบทำงานถูกต้องร้อยละ 100 สอดคล้องกับงานวิจัยที่ใช้อัลกอริทึม YOLOv7 และ Deep Sort ที่มีประสิทธิภาพในโมเดลการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการติดตามยานพาหนะและการตรวจจับจากภาพเคลื่อนไหว ภายใต้ภาวะต่าง ๆ เช่น การจราจรหนาแน่น เวลากลางวันได้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพ โดยอัลกอริทึมมีความแม่นยำในการติดตามสูง [28, 29] กล่าวคือระบบตรวจจับตำแหน่งและจำแนกท่าทางการเคลื่อนไหวของแม่สุกรทำการจัดเก็บข้อมูลการเคลื่อนไหว การแจ้งเตือนหากมีความผิดปกติของแม่สุกร ซึ่งระบบที่พัฒนาส่งผลให้ผู้เลี้ยงสุกรสามารถให้ความช่วยเหลือในการช่วยคลอดได้ทันท่วงทีลดความสูญเสียที่จะเกิดกับลูกสุกรได้

เอกสารอ้างอิง

1. กรมปศุสัตว์. แผนที่แสดงความหนาแน่นในการเลี้ยงสัตว์. ระบบเผยแพร่ภูมิสารสนเทศด้านปศุสัตว์ [อินเทอร์เน็ต]. 2563 [เข้าถึงเมื่อ 29 สิงหาคม 2566]. เข้าถึงได้จาก: <https://region7.dld.go.th/webnew/images/region7-2562/Yuttasart/dataanimal/province/pig.jpg>



2. ดำรง กิตติชัยศรี, อัจฉรา ภาณุรัตน์, จรัส สว่างทัพ, นฤมล สมคุณา. การพัฒนารูปแบบการเลี้ยงสุกรพื้นเมืองตามปรัชญาของเศรษฐกิจพอเพียงของเกษตรกรรายย่อยในลุ่มน้ำโขงตอนล่างโดยกระบวนการมีส่วนร่วม. แก่นเกษตร 2554;39(1):389-98.
3. Tuchscherer M, Puppe B, Tuchscherer A, Tiemann U. Early identification of neonates at risk: Traits of newborn piglets with respect to survival. Theriogenology 2000;54(3):371-88.
4. Koketsu Y, Takenobu S, Nakamura R. Prewaning mortality risks and recorded causes of death associated with production factors in swine breeding herds in Japan. J Vet Med Sci 2006;68(8):821-6.
5. KilBride AL, Mendl M, Statham P, Held S, Harris M, Cooper S, et al. A cohort study of weaning piglet mortality and farrowing accommodation on 122 commercial pig farms in England. Prev Vet Med 2012(3);104:281-91.
6. Kirkden RD, Broom DM, Andersen IL. Piglet mortality: The impact of induction of farrowing using prostaglandins and oxytocin. Anim Reprod Sci 2013;138(1):14-24.
7. Muns R, Nuntapaitoon M, Tummaruk P. Non-infectious causes of preweaning mortality in piglets. Livestock Sci 2016;184:46-57.
8. มรกต นันทไพฑูรย์, เติ้จ ธรรมรักษ์. อัตราการตายของลูกสุกรก่อนหย่านมในฟาร์มสุกรในประเทศไทยสัมพันธ์กับฤดูกาลจำนวนลูกที่เลี้ยง ลำดับท้องของแม่สุกรและน้ำหนักแรกคลอดของลูกสุกร. ใน: เอกสารประกอบการประชุมทางวิชาการของมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ครั้งที่ 51 วันที่ 5-7 กุมภาพันธ์ 2556. มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์. กรุงเทพฯ; หน้า 58-64.
9. Nuntapaitoon M, Tummaruk P. Piglets pre-weaning mortality in a commercial swine herd in Thailand. Trop Anim Health Prod 2015;47:1539-46.
10. Muns R, Tummaruk P. Management strategies in farrowing house to improve piglet preweaning survival and growth. Thai J Vet Med 2016;46(3):347-54.
11. วิทวัส สิริภูกุล, ฤทธิญา พนมเชิง, ลัญฉกร วุฒิสัทกุลกิจ, วิทยากร อัครวิเศษ, ชัยรัตน์ พงศ์พันธุ์ภณี. การพัฒนาดันแบบด้วยฟาร์มหมูอัจฉริยะด้วยลอราแวน. วารสารวิชาการ กสทช 2564;215-36.
12. ปวีญา สมทรง, สรณศิริ คณิตคิด, สุภาพร บรรดาศักดิ์. ระบบฟาร์มไก่ไข่อัจฉริยะที่ทำงานอัตโนมัติด้วยเซนเซอร์และควบคุมได้ด้วยมือถือ. RJST 2563;2(3):167-75.
13. จันธิรัก น้ำใส, ศรศักดิ์ ทาวงษ์, ภาณุ ดงทอง, ธนะพัฒน์ เขียวชาญวัฒนา, ศรุติ อัสวเรืองสุข. ระบบตรวจจับด้วยวิธีการ YOLO ในกรณีตัวอย่างงูเข้าที่ฟักอาศัย. UJET 2565;1(1):59-72.
14. สิริทัศน์ เลิศตระกูลถาวร. การพัฒนาระบบนับจำนวนนกแอ่นกินรังด้วย YOLO Object Detection ผ่านกล้องถ่ายภาพความร้อน. วิทยานิพนธ์หลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ, บัณฑิตวิทยาลัยสถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่น. กรุงเทพฯ; 2563.
15. วิษณุ, โกเมศ, ธนภัทร, ชังคะจิตร. การติดตามการเคลื่อนที่ของยานพาหนะบนเครื่องคอมพิวเตอร์สมรรถนะต่ำ โดยใช้โมเดลการเรียนรู้เชิงลึกและการติดตามแบบหลายวัตถุ. วารสารบัณฑิตวิทยาลัย 2565;1:18-30.
16. อัฐพงศ์, สังข์เพชร, วีระ, สอ้ง. ระบบตรวจจับและจำแนกประเภทยานพาหนะแบบอัตโนมัติ สำหรับถนนในเขตเมือง ด้วยหลักการโครงข่ายแบบคอนโวลูชัน. ใน: เอกสารประกอบการประชุมวิชาการวิทยาการข้อมูล ครั้งที่ 3 วันที่ 30 เมษายน 2566. มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ. กรุงเทพฯ; หน้า 109-31.
17. Qi D, Jianqin Y, Bin W, Wenqing Z. Deep learning based 2D human pose estimation: A survey. TST 2019;24(6):663-76.



18. Mazzoni C, Scollo A, Righi F, Bigliardi E, Di Ianni F, Bertocchi M, et al. Effects of three different designed farrowing crates on neonatal piglets crushing: Preliminary study. *Ital J Anim Sci* 2018;17(2):505-10.
19. Danholt L, Moustsen VA, Nielsen MBF, Kristensen AR. Rolling behaviour of sows in relation to piglet crushing on sloped versus level floor pens. *Livestock Sci* 2011;141(1):59-68.
20. Lee DH, Yoon SN. Application of artificial intelligence-based technologies in the healthcare industry: Opportunities and challenges. *Int J Environ Res Public Health* 2021;18(1):1-18.
21. Du Y, Zhao Z, Song Y, Zhao Y, Su F, Gong T, et al. StrongSORT: Make DeepSORT Great Again [Internet]. 2022 [cited 2024 Aug 29]. Available from: <https://arxiv.org/pdf/2202.13514.pdf>
22. Wojke N, Bewley A, Paulus D. Simple Online and Realtime Tracking with a Deep Association Metric. In: *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, September 17-20, 2017; Beijing, China; 2017. p. 3645-9.
23. Kharchenko V, Chyrka I. Detection of Airplanes on the Ground Using YOLO Neural Network. In: *Proceedings of the 17th International Conference on Mathematical Methods in Electromagnetic Theory (MMET)*; Jul 2-5, 2014; Kyiv, Ukraine; 2018. p. 294-7.
24. Zhu D, Wang M, Zou Q, Shen D, Luo J. Research on Fruit Category Classification Based on Convolution Neural Network and Data Augmentation. In: *Proceedings of the 13th International Conference on Anti-counterfeiting, Security, and Identification (ASID)*; Oct 25-7, 2019; Xiamen, China; 2019. p. 46-50.
25. Ge Z, Liu S, Wang F, Li Z, Sun J. YOLOx: Exceeding YOLO series in 2021. [Internet]. 2021 [cited 2024 Aug 29]. Available from: <https://arxiv.org/abs/2107.08430>
26. Liang G, Zheng L. A transfer learning method with deep residual network for pediatric pneumonia diagnosis. *CMPB* 2020;187:1049-64.
27. วิรัช กาฬภักดิ์, เขียวเรศ กาฬภักดิ์. ระบบการเฝ้าระวังอาการผิดปกติของแม่สุกรอุ้มท้อง. *APHE Journal* 2563;9(1):9-20.
28. Yadav VK, Yadav P, Sharma S. An Efficient Yolov7 and Deep Sort are Used in a Deep Learning Model for Tracking Vehicle and Detection. *J Xi'an Shiyou Univ Nat Sci Ed* 2022;18(11):759-63.
29. Yang F, Zhang X, Liu B. Video object tracking based on YOLOv7 and DeepSORT. *J Latex Class Files* 2015;14(8):2015-8.