

Deep Convolutional Neural Networks and Image Processing for Classification of guppy gender and counting

Narongrit Piromnok^{1,*}, Surasit Songma¹

ABSTRACT

This research aimed to 1) compare the effectiveness of using deep convolutional neural networks to classify the gender of guppy fish from images taken at different angles, and 2) test the efficiency of counting guppy fish using image processing technology with a dataset of 19,665 images captured in the real environment in Mueang Nakhon Pathom and Nakhon Chai Si districts, Nakhon Pathom province. The data were processed and analyzed using Python software with deep convolutional neural networks and image processing technology. The results revealed that the classification of guppy fish gender from side-view images using deep convolutional neural networks The highest average accuracy value was obtained: mAP = 0.98. This was followed by images that combined both top and side views, and then by top-view images, respectively. A detailed consideration found that side-view images provided the highest accuracy as they distinctly displayed the fish body, color, and tail fin. Furthermore, the efficiency of counting guppy fish using image processing technology with images taken under LED lighting resulted in a root mean squared error of 1.92, which is lower than images captured under natural light. This is because LED lighting allows clearer image captures and consistent light control throughout the day. The research outcomes can be integrated with hardware to develop a system for classifying gender and counting guppy fish. This will assist guppy fish breeders in accurately, swiftly, and effectively segregating by gender and counting their guppy fish populations.

Keywords: Quantification, gender classification, guppy fish, convolutional neural network, side-view images

Published Online: 15 January 2024

ISSN: 2730-3829

N. Piromnok^{1,*}

¹Faculty of Science and Technology,
Suandusit University
(narongrit.piromnok@gmail.com)

S. Songma¹

¹Faculty of Science and Technology
Suandusit University
(surasit.songma@gmail.com)

^{*}Corresponding Author

Received date: 28 September 2023

Revised date: 14 November 2023

Revised date: 21 November 2023

Revised date: 4 December 2023

Accepted date: 27 December 2023

โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึกและการประมวลผลภาพ สำหรับการจำแนกเพศและนับจำนวนปลาหางนกยูง

ณรงค์ฤทธิ์ ภิรมย์นก^{1,*} สุระสิทธิ์ ทรงม้า¹

บทคัดย่อ

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ 1) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกเพศปลาหางนกยูงจากภาพในมุมมองที่ต่างกันด้วยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึก และ 2) เพื่อทดสอบประสิทธิภาพการนับจำนวนปลาหางนกยูงด้วยการใช้เทคโนโลยีการประมวลผลภาพ โดยใช้ชุดข้อมูลภาพถ่ายปลาหางนกยูง จำนวน 19,665 ภาพ จากพื้นที่จริงในเขตอำเภอเมืองนครปฐม และอำเภอนครชัยศรี จังหวัดนครปฐม ประมวลผล และวิเคราะห์ข้อมูลผ่านโปรแกรมภาษาไพทอนด้วยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึก และเทคโนโลยีการประมวลผลภาพ ผลการวิจัยพบว่าการจำแนกเพศปลาหางนกยูงจากภาพในมุมมองด้านข้าง ด้วยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึก ได้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยมากที่สุด $mAP = 0.98$ รองลงมาคือจากภาพถ่ายผสมทั้งมุมมองด้านบนและด้านข้าง และภาพถ่ายจากมุมมองด้านบน ตามลำดับ เมื่อพิจารณาในรายละเอียดจะพบว่าภาพถ่ายปลาหางนกยูงด้านข้างจะได้ความแม่นยำดีที่สุด เนื่องจากเป็นภาพที่เห็นลำตัว สี ครีบหาง ชัดเจนที่สุด และประสิทธิภาพการนับจำนวนปลาหางนกยูงด้วยการใช้เทคโนโลยีการประมวลผลภาพ โดยใช้ชุดข้อมูลภาพถ่ายปลาหางนกยูงที่ได้จากการใช้แสงไฟจากหลอดไฟแอลอีดี มีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง เท่ากับ 1.92 น้อยกว่าการใช้แสงจากธรรมชาติ เนื่องจากสามารถถ่ายภาพได้ชัดเจน และสามารถควบคุมปริมาณแสงได้ตลอดทุกช่วงเวลาตลอดทั้งวัน ทั้งนี้ผลการวิจัยสามารถนำไปใช้บูรณาการเข้ากับฮาร์ดแวร์ เพื่อทำเป็นระบบในการจำแนกเพศ และนับจำนวนปลาหางนกยูง ซึ่งจะช่วยให้ผู้เลี้ยงปลาหางนกยูงสามารถคัดแยกเพศและนับจำนวนปลาหางนกยูงได้อย่างถูกต้อง รวดเร็ว และมีประสิทธิภาพต่อไป

คำสำคัญ: ตรวจนับจำนวน จำแนกเพศ ปลาหางนกยูง โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน ภาพด้านข้าง

Published Online: 15 มกราคม 2567

ISSN: 2730-3829

ณรงค์ฤทธิ์ ภิรมย์นก^{1,*}

¹ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี

มหาวิทยาลัยสวนดุสิต

(narongrit.piromnok@gmail.com)

สุระสิทธิ์ ทรงม้า¹

¹ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี

มหาวิทยาลัยสวนดุสิต

(surasit.songma@gmail.com)

**Corresponding Author*

Received date: 28 กันยายน 2566

Revised date#1: 14 พฤศจิกายน 2566

Revised date#2: 21 พฤศจิกายน 2566

Revised date#3: 4 ธันวาคม 2566

Accepted date: 27 ธันวาคม 2566

1. บทนำ

ปริมาณและมูลค่าการส่งออกสัตว์น้ำสวยงามของประเทศไทย โดยมีการจัดอันดับสัตว์น้ำสวยงาม ปลากัดเป็น สัตว์น้ำสวยงามที่มีปริมาณการถูกส่งออกในปี 2564 สูงที่สุดคิดเป็นจำนวน 1,651,217 ตัว และมีมูลค่า 17,679,719 บาท รองลงมาได้แก่ ปลาหางนกยูง ที่มีปริมาณการถูกส่งออกเป็นอันดับที่สอง คิดเป็นจำนวน 948,111 ตัว และมีมูลค่า 2,730,333 บาท (Suvarnabhumi Airport Aquatic Animal Checkpoint, 2021)

จังหวัดนครปฐมเป็นแหล่งผลิตสัตว์น้ำเศรษฐกิจแหล่งใหญ่แห่งหนึ่งของประเทศไทย ผลผลิตสัตว์น้ำได้จากภาค การเพาะเลี้ยงสัตว์น้ำที่มีทั้งปริมาณผลผลิตและความหลากหลายชนิดพันธุ์ ซึ่งปลาหางนกยูง (*Poecilia reticulata* (Peters, 1859) เป็นสัตว์น้ำสวยงามที่มีตลาดกว้างใหญ่ทั้งในประเทศและต่างประเทศ โดยพื้นที่แหล่งผลิตที่สำคัญใน ประเทศไทยอยู่ในเขตอำเภอเมืองนครปฐม และอำเภอนครชัยศรี จังหวัดนครปฐม (Nakhon Pathom Provincial Fisheries Office, 2023)

การจำแนกเพศและการนับจำนวนปลาสวยงาม ถือเป็นขั้นตอนสำคัญของการเพาะพันธุ์ปลาหางนกยูง เพราะ เป็นขั้นตอนก่อนการจำหน่ายปลาหางนกยูง ซึ่งโดยปกติจะใช้แรงงานคนในการคัดแยกเพศจะทำในช่วงอายุประมาณ 3 สัปดาห์ และนับจำนวนปลา จะทำในขั้นตอนการจำหน่ายในช่วงอายุประมาณ 3-4 เดือน โดยวิธีการส่วนใหญ่จะเป็น การใช้ทัพพีหรือช้อนขนาดใหญ่ในการตักปลาทีละ 1-5 ตัว ใส่ภาชนะแยกเพศและคัดขนาดเพื่อนำไปเลี้ยงต่อ และก่อน จะจำหน่ายก็ต้องนับจำนวนอีก 1 ครั้ง ซึ่งคนนับจะต้องมีสมาธิและความอดทนในการนับเป็นผลทำให้เกิดความล้า สะสมกับสายตาของผู้นับ ทำให้จำเป็นต้องมีการพักสายตาหรือมีการสับเปลี่ยนผู้นับเป็นระยะ ๆ คณะผู้วิจัยจึงมีแนวคิด ในการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึกสำหรับการจำแนกเพศปลาหางนกยูง และใช้เทคนิคการ ประมวลผลภาพสำหรับนับจำนวนปลาหางนกยูง เพื่อช่วยให้ผู้เลี้ยงปลาหางนกยูงสามารถคัดแยกเพศและนับจำนวน ปลาหางนกยูงได้อย่างถูกต้อง รวดเร็ว และมีประสิทธิภาพต่อไป

วัตถุประสงค์

1. เพื่อประเมินประสิทธิภาพการจำแนกเพศปลาหางนกยูงจากภาพในมุมมองที่ต่างกัน ด้วยการใช้โครงข่าย ประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึก
2. เพื่อประเมินความแม่นยำในการนับจำนวนปลาหางนกยูงด้วยการใช้เทคโนโลยีการประมวลผลภาพ

2. วิธีการวิจัย

วิธีการดำเนินงานวิจัยระบบประเมินภาพตัดขวางของปลาทองสายพันธุ์ต่าง ๆ ด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกนี้ ผู้วิจัยได้ทำตามลำดับขั้นตอน ดังนี้ 1. การศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย 2. การศึกษาเทคนิคที่เกี่ยวข้องและการ พัฒนาโมเดล

1) การศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย

ในการทำวิจัย เรื่อง โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึกสำหรับการจำแนกเพศและนับจำนวนปลา หางนกยูง ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาค้นคว้าทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยดังนี้

1.1 ศึกษาข้อมูลเกี่ยวกับปลาหางนกยูง ปลาหางนกยูงเป็นปลาสวยงามเป็นปลากัดลูกเป็นตัว และมีถิ่นกำเนิดทางทวีปอเมริกา ไตแถบเวเนซุเอลา หมู่เกาะคาริเบียนของประเทศบาร์บาโดสและในแถบลุ่มน้ำเมซอน ในธรรมชาติอาศัยอยู่ในแหล่ง น้ำจืดและน้ำกร่อยที่เป็นแหล่งน้ำนิ่งจนถึงน้ำไหลเรื่อย ๆ ปลาตัวผู้มีขนาด 3-5 เซนติเมตร ตัวเมียมีขนาด 5-7 เซนติเมตร ปลาหางนกยูงที่นิยมเลี้ยงเป็นปลาสวยงาม (Fancy supplies) เป็นปลาที่จัดอยู่ในกลุ่มเดียวกับปลากินยุง (Mosquito Fish) ซึ่งเป็นกลุ่มปลาที่มีอวัยวะช่วยหายใจ ทำให้สามารถอยู่ในน้ำที่มีออกซิเจนน้อย ๆ ได้ดี (Raya, 2015) ความแตกต่างลักษณะเพศของปลาหางนกยูง ที่สามารถสังเกตได้จากลักษณะภายนอกได้ คือ

1.1.1. ขนาดของลำตัว เพศเมียมีขนาดลำตัวค่อนข้างใหญ่และกว้าง เพศผู้ลำตัวเล็กเรียว

1.1.2. ความยาวของครีบ เพศผู้มีครีบหลังและครีบหางยาวกว่าปลาเพศเมีย โดยมีครีบหางยาวเกือบเท่าความยาวลำตัว เพศเมียครีบหางจะสั้นปลายมน

1.1.3. สีของลำตัวและครีบ เพศผู้ลำตัวและครีบมีสีส้มเข้มสดใส เพศเมียลำตัวมักไม่มีสีส้มแต่อาจมีสีและลวดลายที่ครีบหางเล็กน้อย ๆ

1.1.4. อวัยวะสืบพันธุ์ เพศผู้มีอวัยวะสืบพันธุ์ลักษณะเป็นท่อยาว ๆ เรียกท่อส่งน้ำเชื้อซึ่งเจริญมาจากครีบกันและอยู่ใต้ครีบท้อง ดังนั้นปลาเพศผู้จึงไม่มีครีบกัน เพศเมียมีครีบกันตามปกติ

1.1.5. จุดดำบริเวณส่วนท้อง เพศเมียมีจุดหรือวงที่บริเวณท้ายของส่วนท้องซึ่งเป็นบริเวณที่มีผนังค่อนข้างบาง ถ้าเป็นแม่ปลาที่มีไข่ค่อนข้างแก่สามารถสังเกตจุดสีดำซึ่งเป็นลูกตาของลูกปลาในไข่ปลาได้ชัดเจน (Rodloi, 2022)

การคัดแยกเพศปลาโดยลูกปลาที่จะแยกเพศได้จะทำในช่วงอายุประมาณ 3 สัปดาห์ขึ้นไปซึ่งจะสังเกตเพศได้ชัดเจน เมื่อคัดแยกเพศแล้วจะเลี้ยงต่อไปจนมีอายุประมาณ 3-4 เดือน เมื่อปลามีขนาดที่เหมาะสมจะทำการนับจำนวนปลาเพื่อส่งจำหน่ายต่อไป

1.2 การศึกษาเทคนิคต่างๆ ของการพัฒนาโมเดลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network หรือ CNN)

โครงข่ายประสาทเทียมในปัจจุบันมีการประยุกต์ใช้อย่างแพร่หลายในการแก้ไขปัญหาที่หลากหลาย เช่น การพยากรณ์การเข้าศึกษาต่อของนักศึกษาโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นแบบแพร่ย้อนกลับ (Chaiwachiragompol A., Luangmaneeerote S., Tasuntia J., Nabumroong B., 2022) และระบบประเมินราคาโทรศัพท์รับจำนำด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Nakvijitpaitoon and Tanawong 2022) เป็นต้น นอกจากนี้โครงข่ายประสาทเทียมประเภทหนึ่งที่ถูกนำมาใช้ในงาน Computer Vision หรือวิเคราะห์รูปภาพ เช่น การจำแนกรูปภาพ (Image Classification), การตรวจจับวัตถุ (Object Detection), เรียนรู้จดจำใบหน้า (Face Recognition) เป็นต้น เป็นโครงข่ายประสาทเทียมประเภทหนึ่งที่มีข้อดีคือ มีระดับความแม่นยำที่สูงมากในการจำแนกประเภท CNN แบ่งงานออกเป็นหลายชั้น โดยมีสามชั้นหลัก ได้แก่ ชั้น Convolutional ชั้น Pooling และชั้น Full Connected เลเยอร์ Convolutional ใช้เพื่อแยกคุณสมบัติข้อมูลที่จะใช้สำหรับการฝึกอบรม จากนั้นเลเยอร์การรวมกลุ่มจะใช้เพื่อสร้างตัวกรองใหม่ตามกฎที่ต้องการ และสุดท้ายเลเยอร์ที่เชื่อมต่อกันอย่างสมบูรณ์ก็คือ MLP (Multilayer Perceptron) ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของเลเยอร์เทียม โครงข่ายประสาทเทียมและประกอบด้วยเซลล์ประสาทจำนวนหนึ่งเชื่อมโยงกันด้วยการเชื่อมต่อกับ Weights โดย CNN เป็นรูปแบบหนึ่งของ Multilayer Perceptron ที่ได้รับแรงบันดาลใจจากโครงข่ายประสาทเทียมของมนุษย์เช่นเดียวกับโครงข่ายประสาทเทียม (Indolia, Goswami, Mishra, and Asopa. 2018)

1.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Rathi และคณะ (2017) ได้ศึกษา เรื่อง การจำแนกชนิดพันธุ์ปลาได้น้ำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันและการเรียนรู้เชิงลึก โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อแนะนำวิธีการจำแนกประเภทปลาแบบอัตโนมัติ การจำแนกประเภทปลาที่มีความแม่นยำสูงเป็นสิ่งจำเป็นเพื่อให้เข้าใจพฤติกรรมของปลาได้ดียิ่งขึ้น เนื่องจากการจำแนกประเภทได้น้ำทำให้เกิดความท้าทายเพราะมีองค์ประกอบหลายอย่างเข้ามาเกี่ยวข้อง เช่น เกิด noise ภายในภาพ การบิดเบือนของภาพ คุณภาพของภาพ และการบดบัง วิธีการนี้ใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน การเรียนรู้เชิงลึก และการประมวลผลภาพ โดยผลการทดลองได้ความแม่นยำ 96.29% (Rathi, Jain, & Indu, 2017)

Khai และคณะ (2022) ได้ศึกษา เรื่อง การตรวจจับสัตว์ได้น้ำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ซึ่งใช้ภาพกึ่งเป็นภาพในการทดสอบ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาวิธีการนับจำนวนกึ่งที่มีประสิทธิภาพซึ่งเกษตรกรสามารถนำไปใช้ในฟาร์มได้ โดยใช้ข้อมูลภาพที่ทดลองเป็นภาพลွှ่งกึ่งที่ถูกจำแนกเป็นแบ่งออกเป็น 3 ประเภทตามความหนาแน่นของกึ่ง ได้แก่ ความหนาแน่นต่ำ ความหนาแน่นปานกลาง และความหนาแน่นสูง โดยการสอบเทียบพารามิเตอร์เพื่อค้นหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมและจัดเตรียมปรับปรุงโมเดลเครือข่ายคอนโวลูชัน (Mask R-CNN) เป็นผลให้โมเดล Mask R-CNN ที่ปรับปรุงแล้ว โดยผลการทดลองมีความแม่นยำสูงถึง 97.48% (Khai, Abdullah, Hasan, and Tarmizi, 2022)

Gururaj และคณะ (2022) ได้ศึกษาเรื่อง การจัดเตร็ดม่ม่วงด้วยการเรียนรู้เชิงลึกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและการมองเห็นของคอมพิวเตอร์ โดยบทความนี้เน้นที่การเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดเตร็ดม่ม่วงอัตโนมัติ โดยทำการจัดเตร็ดหลายระดับ โดยใช้เทคนิค Deep Learning, Computer Vision และการประมวลผลภาพในการจัดเตร็ดคุณภาพม่ม่วงเป็นสามคลาส คือ ไม่ดี ปานกลาง และดี การศึกษาใช้พินธุ์ม่ม่วง 3 สายพินธุ์ที่เป็นที่นิยมในรัฐทามิลนาดู คือ พินธุ์ Banganapalli พินธุ์ Neelam และพินธุ์ Rumanii ระบบที่เสนอมาโดยใช้คุณสมบัติที่สกัดออกมาจาก CNN เพิ่มประสิทธิภาพของระบบด้วยความแม่นยำถึง 93.23% สำหรับการระบุพินธุ์ และ 95.11% สำหรับการจัดเตร็ดคุณภาพ (Gururaj, Vinod, & Vijayakumar, 2022)

Behera และคณะ (2021) ได้ศึกษา เรื่อง การจำแนกสถานะความสูงงอมของมะละกอโดยอาศัยวิธีการเรียนรู้ของเครื่องและวิธีการโอนการเรียนรู้ วัตถุประสงค์ของบทความนี้คือการเสนอวิธีใหม่ในการจำแนกความสูงงอมของมะละกอโดยไม่ทำลายผลไม้ การจัดเตร็ดมะละกอวิธีการเดิมจะใช้การมองด้วยตาของมนุษย์เป็นกระบวนการที่เสียเวลาและทำลายผลไม้ การทดลองจัดทำขึ้นมาจากภาพตัวอย่างมะละกอ 300 ภาพ ซึ่งประกอบด้วยระยะความสูงงอม ทั้งสามอย่างละ 100 ภาพ ต่อระยะความสูงงอม ด้วยความแม่นยำ 100% และเวลาในการฝึกสอน 0.0995 วินาที ด้วยวิธีการโอนการเรียนรู้ VGG19 ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดด้วยความแม่นยำ 100% และเวลาในการฝึกสอน 1 นาที 52 วินาที วิธีการจำแนกระยะความสูงงอมของมะละกอที่เสนอมาโดยใช้วิธีการ VGG19 โดยตามวิธีการโอนการเรียนรู้มีความแม่นยำ 100% ซึ่งสูงขึ้น 6% จากวิธีการที่มีอยู่เดิม (Behera, Rath, and Sethy, 2021)

Khamnipat และคณะ (2022) ได้ศึกษา เรื่อง โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันสำหรับการจำแนกภาพดอกกรัก โดยมีวัตถุประสงค์ 1) เพื่อสร้างโมเดลจำแนกภาพด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันสำหรับการจำแนกภาพดอกกรักดี ดอกกรักเสีย และ 2) เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลที่พัฒนา วิธีการประกอบด้วย 3 ส่วน ได้แก่ 1) การได้มาซึ่งภาพ 2) การสร้างโมเดลจำแนกดอกกรัก และ 3) การนำโมเดลไปใช้กับชุดข้อมูลภาพดอกกรักอื่น ๆ ชุดข้อมูลสำหรับสร้างโมเดลได้จากกล้องดิจิตอลมิลเลอร์เลสโดยใช้ ดอกกรักสีขาว จำนวน 800 ดอก 2 กลุ่มได้ แก่ กลุ่มดอกดี 400 ดอก และกลุ่มดอกเสีย 400 ดอก ใช้เป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอนโมเดล 640 ดอก ข้อมูลสำหรับทดสอบโมเดล 160 ดอก โมเดลได้ค่าความถูกต้องร้อยละ 93 สร้างชุดข้อมูลภาพจากกล้องโทรศัพท์มือถือ และชุดข้อมูลภาพจากเซนเซอร์รับภาพร่วมกับเลนส์คุณภาพสูงของราสเบอร์รี่พาย โดยใช้โครงสร้างและค่าพารามิเตอร์ของโมเดลเดียวกัน และทำการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องกับโมเดลที่สร้างจากเว็บที่เอเปิลแมชชีน พบว่าได้ค่าความถูกต้องร้อยละ 98 (Khamnipat, Pramote, 2022)

Thipchote และคณะ (2021) ได้ศึกษา เรื่อง การวิเคราะห์ผ้าไหมมัดหมี่ของจังหวัดขอนแก่นโดยคอนโวลูชันนอล นิวรอน เน็ตเวิร์ค โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อจัดทำโปรแกรมสำหรับจำแนกลายผ้าไหมมัดหมี่ของจังหวัดขอนแก่น โดยโปรแกรมสามารถระบุลายผ้าไหมมัดหมี่ของจังหวัดขอนแก่นได้อย่างถูกต้อง ด้วยวิธี คอนโวลูชันนอล นิวรอน เน็ตเวิร์ค (Convolutional neuron network : CNN) พัฒนาโดย ภาษาไพธอน เวอร์ชัน 3.6.7 การดำเนินงานใช้ข้อมูลลายผ้าไหมต้นแบบ สำหรับให้เครื่องเรียนรู้ 572 ไฟล์ภาพ แบ่งเป็น 4 ลาย ลายละ 143 ไฟล์ภาพ ได้แก่ ผ้าไหมลายหมี่เต่า ผ้าไหมลายแมงมุม ผ้าไหมลายหัวโจ้ว และผ้าไหมลายกงเจ็ดสาย โดยแบ่งข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้แบบครอสวาลิเดชันเทส (Cross validation test) ชนิดเคเท่ากับ 5 (5 k-folds) กำหนดรอบการเรียนรู้ 100 รอบ ต่อ 1 โฟลด์ ผลการดำเนินงานพบว่าโปรแกรมสามารถระบุลายผ้าไหมของจังหวัดขอนแก่นได้อย่างถูกต้อง โดยมีค่าความแม่นยำ รวมอยู่ที่ร้อยละ 85 (Thipchote, and Kokaew, 2021)

จากงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึกสำหรับการจำแนกเพศและนับจำนวนปลาหางนกยูงนั้น Rathi และคณะ (2017) ได้ศึกษา เรื่อง การจำแนกชนิดพันธุ์ปลาได้น้ำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันและการเรียนรู้เชิงลึก ซึ่งสอดคล้องกับ Khai และคณะ (2022) ที่ได้ศึกษา เรื่อง การตรวจจับและการนับสัตว์ได้น้ำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ที่เป็นการใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน ในการจำแนกและตรวจนับกุ้ง โดยทั้งสองเรื่องได้ผลความแม่นยำสูงกว่าร้อยละ 95 ทั้งสองเรื่อง และ Gururaj และคณะ (2022) ได้ศึกษา เรื่อง การจัดเตร็ดม่ม่วงด้วยการเรียนรู้เชิงลึกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและการมองเห็นของ

คอมพิวเตอร์ โดยการแบ่งคลาสเป็น 3 คลาส คือ ไม่ดี ปานกลาง จากมะม่วง 3 สายพันธุ์ ซึ่งให้ผลความแม่นยำ 93.23% สำหรับการระบุพันธุ์ และ 95.11% สำหรับการจัดเกรดคุณภาพ สอดคล้องกับงานวิจัยของ Behera และคณะ (2021) ที่ได้ศึกษา เรื่อง การจำแนกสถานะความสุกงอมของมะละกอโดยอาศัยวิธีการเรียนรู้ของเครื่องและวิธีการโอนการเรียนรู้ เพื่อหาวิธีการใหม่ในการจำแนกความสุกงอมของมะละกอโดยไม่ทำลายผลไม้ โดยทดลองจากภาพตัวอย่างมะละกอ 300 ภาพ ซึ่งประกอบด้วยระยะความสุกงอม ทั้งสามอย่างละ 100 ภาพ ต่อระยะความสุกงอม ซึ่งได้ผลความแม่นยำถึง 100% รวมทั้งงานวิจัยของ (Khamnipat และคณะ (2022) ได้ศึกษา เรื่องโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันสำหรับการจำแนกภาพดอกกรัก โดยใช้ภาพดอกกรักสีขาว จำนวน 800 ดอก แบ่งเป็น 2 กลุ่ม ได้แก่ กลุ่มดอกดี 400 ดอก และกลุ่มดอกเสีย 400 ดอก โดยการทดลองพบว่าได้ค่าความถูกต้องร้อยละ 98 สอดคล้องกับงานวิจัยของ (Thipchote และคณะ 2021) ได้ศึกษา เรื่องการวิเคราะห์ผ้าไหมมัดหมี่ของจังหวัดขอนแก่นโดยคอนโวลูชันนอล นิวรอน เน็ตเวิร์ค ใช้ข้อมูลลายผ้าไหมต้นแบบ 4 ลาย ซึ่งผลการดำเนินงานพบว่าโปรแกรมสามารถระบุลายผ้าไหมของจังหวัดขอนแก่นได้อย่างถูกต้อง โดยมีค่าความแม่นยำ รวมอยู่ที่ร้อยละ 85 จากงานวิจัยข้างต้นทั้งหมด จะเห็นได้ว่า การนำโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันมาประยุกต์ใช้กับงานที่เป็นลักษณะการคัดแยก จำแนกสิ่งต่าง ๆ เช่น ปลา หรือผลไม้ นั้นให้ค่าความแม่นยำที่สูงมาก ทำให้มั่นใจได้ว่าจะสามารถใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันในการจำแนกเพศปลาหางนกยูง และสามารถใช้เทคโนโลยีการประมวลผลภาพ มาใช้ในการพัฒนาระบบการตรวจนับจำนวนและจำแนกเพศปลาหางนกยูงได้เป็นอย่างดี

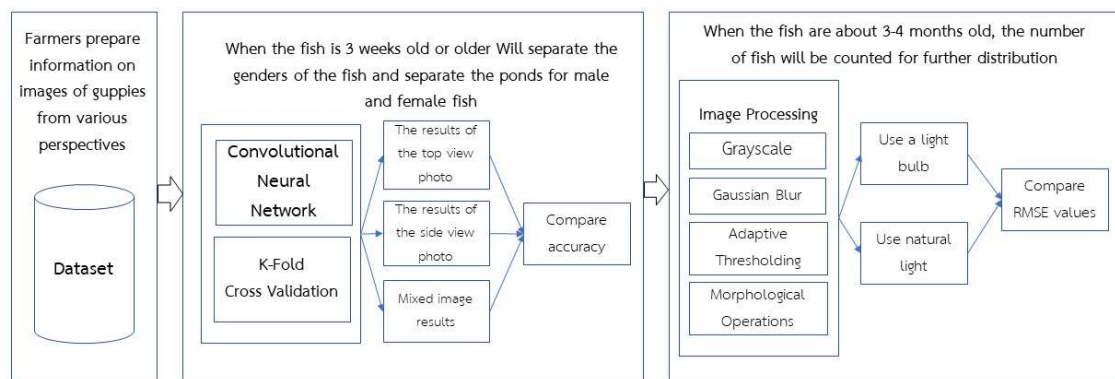


Figure 1. Shows the conceptual framework.

จาก Figure 1 ในขั้นตอนการพัฒนาการระบบการจำแนกเพศและนับจำนวนปลาในงานวิจัยนี้จะแยกการทำงานจากกันเนื่องจากในการทำงานของเกษตรกรผู้เพาะเลี้ยงปลาหางนกยูงเพื่อการจำหน่ายนั้น จะมีการคัดแยกเพศปลาโดยลูกปลาที่จะแยกเพศได้จะทำในช่วงอายุประมาณ 3 สัปดาห์ โดยเกษตรกรผู้เลี้ยงปลาหางนกยูงจะทำการเก็บภาพ Dataset ที่ได้จากการถ่ายภาพปลาหางนกยูงจากมุมมองต่าง ๆ คือ ภาพเป็นมุมมองด้านบน ด้านข้าง และด้านบน-ด้านข้างผสมกัน และนำภาพมาผ่านการประมวลผลโดยใช้ CNN และ K-Fold Cross Validation เพื่อเปรียบเทียบค่าความแม่นยำ โดยในส่วนนี้จะต้องแยกปลาออกจากกันคนละบ่อเพื่อเลี้ยงต่อจนมีอายุประมาณ 3-4 เดือน ซึ่งในงานวิจัยนี้เป็นเพียงการวัดประสิทธิภาพของการจำแนกเพศเท่านั้น ยังไม่ได้มีกลไกในการแยกเพศปลาออกจากกันจริง ๆ ซึ่งในการวิจัยในระยะต่อไปสามารถพัฒนากลไกของการคัดแยกเพศปลาให้ไหลไปลงในแต่ละบ่อ ซึ่งต้องไม่ให้เกิดอันตรายกับตัวปลา เมื่อปลาครบอายุ 3-4 เดือน และมีขนาดที่เหมาะสมแล้ว จะทำการนับจำนวนปลาหางนกยูงโดยใช้วิธีการประมวลผลภาพโดยใช้สภาพแสงที่แตกต่างกันคือใช้หลอดไฟกับใช้แสงธรรมชาติเพื่อเปรียบเทียบผลการนับ และเมื่อนับจำนวนแล้วจะบรรจุใส่ถุงและส่งจำหน่ายทันที

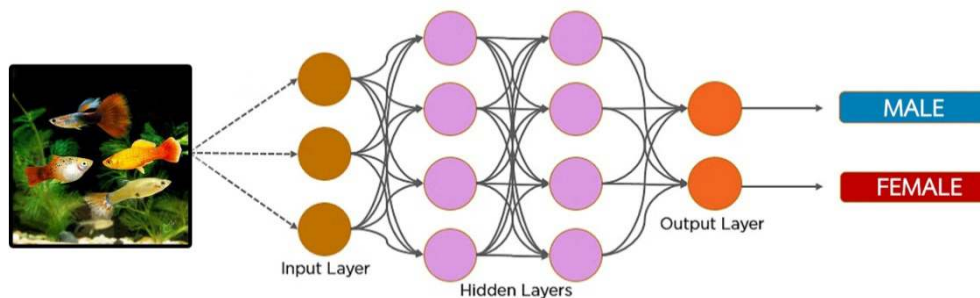


Figure 2. Shows the convolutional neural network process for guppies gender classification.

จาก Figure 2 กระบวนการโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเพื่อการจำแนกเพศปลาหางนกยูง ใช้ภาพปลาหางนกยูงตัวผู้และตัวเมียเป็นภาพนำเข้า ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) แบบซิกมอยด์ (Sigmoid function) ในขั้นตอนท้ายของโครงข่ายช่วยให้ได้ผลลัพธ์ที่เป็นความน่าจะเป็นในการจำแนกเพศของปลาหางนกยูงได้ในรูปแบบที่เหมาะสม โดยจำแนกปลาหางนกยูงออกเป็นเพศผู้และเพศเมีย

2) การศึกษาเทคนิคที่เกี่ยวข้องและการพัฒนาโมเดล

การวิจัยครั้งนี้ คณะผู้วิจัยได้ใช้วิธีการวิจัยเชิงทดลอง โดยเครื่องมือที่ใช้ในการทดลองประกอบไปด้วยเครื่องโน้ตบุ๊กคอมพิวเตอร์ ที่มีความเร็วของหน่วยประมวลผลกลาง (CPU) 3.30 GHz รุ่น Intel Core i7 - 11370H หน่วยความจำหลัก (RAM) ชนิด DDR4 ขนาด 32 GB ใช้ระบบปฏิบัติการวินโดวส์ 11 และใช้ภาษาไพทอน (Python) ในการเขียนโปรแกรม ผ่านโปรแกรมวิชวลสตูดิโอโค้ด (Visual studio code) ใช้ OpenCV เป็นไลบรารีสำหรับงานประมวลผลภาพ RoboFlow สำหรับการทำ Labelling และ WanDB รายงานผลการเรียนรู้ของโมเดล และใช้เทคนิคการประมวลผลภาพ (Images Processing) มาทำการประมวลผลเพื่อนับจำนวนปลา ซึ่งได้แบ่งขั้นตอนการดำเนินงานออกเป็น 3 ขั้นตอน ดังนี้

2.1 การรวบรวมข้อมูลและจัดเตรียมข้อมูล

คณะผู้วิจัยเก็บข้อมูลภาพถ่ายจากผู้ประกอบการเลี้ยงปลาหางนกยูงในอำเภอเมืองนครปฐมและอำเภอนครชัยศรี จังหวัดนครปฐม โดยใช้ชุดข้อมูลภาพถ่ายปลาหางนกยูง จำนวน 17,448 ภาพ แบ่งเป็น 1) ภาพมุมด้านบน (ภาพถ่ายทำมุม 90 องศา) จำนวน 8,750 ภาพ แบ่งเป็นเพศผู้ 4,473 ภาพ และเพศเมีย 4,277 ภาพ 2) ภาพถ่ายมุมมองด้านข้าง จำนวน 4,545 ภาพ แบ่งเป็นเพศผู้ 2,328 ภาพ และเพศเมีย 2,217 ภาพ และ 3) ภาพผสมทั้งมุมมองด้านบนและด้านข้าง (ภาพถ่ายทำมุม 45 องศา) จำนวน 6,370 ภาพ แบ่งเป็นเพศผู้ 3,024 ภาพ และเพศเมีย 3,346 ภาพ โดยภาพถ่ายมีขนาด 416 x 416 พิกเซล และมีปลาหางนกยูงจำนวน 2 เพศ คือ เพศผู้ (Male) และเพศเมีย (Female) ผสมอยู่ร่วมกันในภาพเดียว รายละเอียดดัง Table 1 และ Table 2

Table 1. The details of the number of photos of guppies.

No.	Perspective of photo	All photos		Selected photos	
		Quantity (pictures)	Ratio (%)	Quantity (pictures)	Ratio (%)
1	Top view (photo taken at a 90 degrees angle)	9,550	45.64	8,750	44.49
2	Side view photo	4,923	23.52	4,545	23.11
3	Mixed image of both top and side views. (Photo taken at an angle of 45 degrees)	6,450	30.82	6,370	32.39
Total		20,923	100.00	19,665	100.00

ทั้งนี้คณะผู้วิจัยได้มีการปรับภาพถ่ายโดยเลือกภาพที่มีความแตกต่างของปลา เช่น การเลือกภาพในเฟรมที่ไม่ติดกันมากนัก เพราะจะทำให้ภาพปลามีความใกล้เคียงกันมากเกินไป มาทำการตัดส่วนเกินของภาพออกไป (crop) และทำการหมุนภาพ (rotate) ให้ได้มุมที่เหมาะสมในการใช้เป็นภาพในการเรียนรู้ โดยแยกเป็นการถ่ายภาพโดยใช้แสงจากหลอดไฟแอลอีดีและใช้แสงจากธรรมชาติ

Table 2. The details on the number of photos of guppies (divided by gender).

No.	Perspective of photo	Selected photos	
		Male (picture)	Female (picture)
1	Top view (photo taken at a 90 degrees angle)	4,473	4,277
2	Side view photo	2,328	2,217
3	Mixed image of both top and side views (Photo taken at an angle of 45 degrees)	3,024	3,346
Total		9,825	9,840

จาก Table 2 แสดงรายละเอียดจำนวนภาพถ่ายปลาหางนกยูง จะเป็นภาพปลาหางนกยูงที่คัดเลือกมาใช้ และแบ่งแยกตามเพศ และแสดงในมุมมองภาพแบบต่าง ๆ

2.2 การสร้างตัวแบบ (Modeling)

การในการศึกษาค้นคว้าครั้งนี้ เริ่มต้นจากการศึกษาหาข้อมูลจากกลุ่มผู้ประกอบการเพาะเลี้ยงปลาหางนกยูงในอำเภอเมืองนครปฐม และอำเภอนครชัยศรี จังหวัดนครปฐม และเก็บข้อมูลภาพถ่ายของปลาหางนกยูง เพื่อใช้เป็นข้อมูลสำหรับการวิจัย โดยการสร้างโมเดลแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ดังนี้

2.2.1. การใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึกสำหรับการจำแนกเพศปลาหางนกยูง คณะผู้วิจัยเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึกในการจำแนกเพศปลาหางนกยูง เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันมีความสามารถในการจดจำรูปแบบและความสัมพันธ์ทางพื้นที่ของข้อมูลได้ดี ทำให้เหมาะสมกับงานตรวจจับและจำแนกวัตถุ (Object detection and classification) มากกว่าแบบอื่น ๆ เหตุผลที่ CNN มีประสิทธิภาพในงานเหล่านี้เพราะสามารถจดจำรูปแบบที่ซับซ้อนได้ดี และมีสมรรถนะในการประมวลผลข้อมูลที่มีความซับซ้อนได้อย่างรวดเร็วและมีประสิทธิภาพ การเขียนโปรแกรมด้วยภาษาไพทอน ผ่านทางโปรแกรมวิชวลสตูดิโอโค้ด ใช้ OpenCV เป็นไลบรารีสำหรับงานประมวลผลภาพ RoboFlow สำหรับการทำให้ Labelling เพื่อเตรียมสร้าง Dataset ที่ใช้ในการเรียนรู้และส่งออกในรูปแบบ YOLOv5 PyTorch และใช้ WanDB ในการสร้างรายงานผลออกมาเป็นภาพหรือกราฟ โดยแบ่งมุมมองของภาพถ่ายออกเป็น 3 ด้าน คือ ภาพมุมมองด้านบน ภาพมุมมองด้านข้าง และภาพทั้งสองมุมมอง เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกเพศปลาหางนกยูง

Table 3. The configuring hyperparameters (hyperparameter).

Hyperparameter name	Configuration
Batch size: The size of the batch used to train the model	16
epochs: Number of model training rounds	100 epochs
optimizer: Optimizer options (e.g., SGD, Adam)	SGD
lr0 (learning rate initial)	0.01
lrf (learning rate final)	0.01
Weight decay: Weight decay value used to prevent overfitting	0.0005
Warmup epochs: Number of epochs used for warmup	3.0
Anchor threshold: Threshold value for selecting anchor boxes	4.0

จาก Table 3 แสดงการกำหนดค่า hyperparameter ที่สำคัญของระบบโดยการกำหนดค่า Hyperparameter เป็นการปรับแต่งและปรับปรุงประสิทธิภาพของโมเดลตรวจจับวัตถุ โดยการตั้งค่าต่าง ๆ ที่เหมาะสมสามารถช่วยให้โมเดลสามารถตรวจจับวัตถุได้ดีมากขึ้น

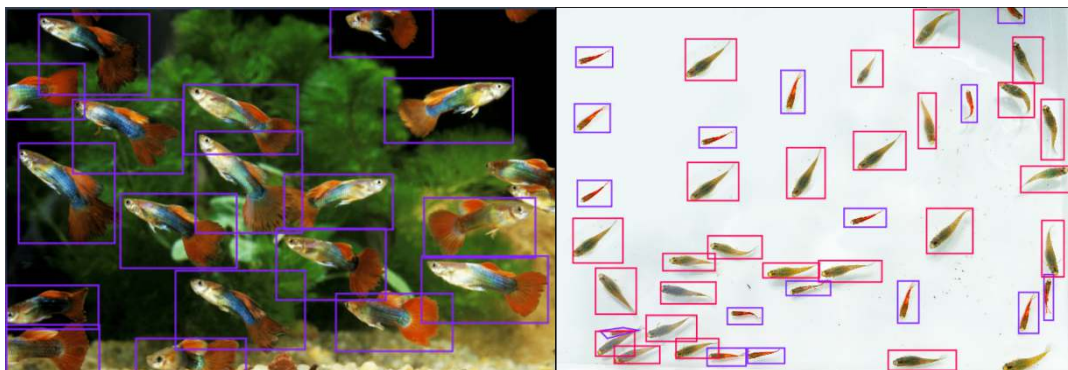


Figure 3. Shows the creating a label for a guppy class.

จาก Figure 3 การสร้าง Label ของคลาสของปลาหางนกยูง จะใช้ภาพถ่ายปลาหางนกยูงแต่ละมุมมองมาทำการ Label ผ่าน wandb.ai เพื่อระบุเพศของปลาหางนกยูงว่าเป็นเพศผู้หรือเพศเมียก่อนนำไปฝึกโมเดลต่อไป

2.2.2. การนับจำนวนปลาหางนกยูงด้วยการใช้เทคโนโลยีการประมวลผลภาพ การพัฒนาส่วนการนับจำนวนปลาหางนกยูง ใช้เทคนิคการประมวลผลภาพดิจิทัล (digital image processing) ในการพัฒนา โดยในขั้นตอนการถ่ายภาพจะทำการจัดเตรียมอุปกรณ์สำหรับการถ่ายภาพที่เหมาะสมโดยถ่ายภาพจากกล้องโดยใช้แสงไฟจากหลอดไฟแอลอีดี เพื่อให้ภาพสว่างขึ้น และใช้ภาชนะสีขาวในการใส่ปลาเพื่อทำการถ่ายภาพ เพื่อนำมาใช้ในการประมวลผลภาพดิจิทัลเพื่อตรวจนับจำนวนปลาหางนกยูง โดยการแปลงสีภาพโดยโปรแกรมแปลงภาพสีเป็นภาพเทา (grayscale) เพื่อลดความซับซ้อนของข้อมูลภาพ และทำให้การประมวลผลง่ายขึ้น ใช้เทคนิค Gaussian Blur เป็นการลดสัญญาณรบกวนในภาพซึ่งทำให้ภาพมีความพร้อมสำหรับการประมวลผลในขั้นตอนถัดไป และใช้เทคนิค binary เป็นกระบวนการในการประมวลผลภาพที่ทำให้ภาพมีเพียงสองค่าสีคือขาวและดำใช้โปรแกรม adaptive thresholding ช่วยที่สามารถแปลงภาพในสภาพแสงที่ไม่สม่ำเสมอได้ดีกว่าการใช้ binary thresholding เพียงอย่างเดียว morphological operations เป็นเทคนิคที่มุ่งเน้นไปที่การเปลี่ยนแปลงโครงสร้างของวัตถุในภาพโดยอาศัย geometry ดำเนินการทางมอร์โฟโลยี โดยส่วนใหญ่ใช้กับภาพขาวดำ และเป็นส่วนสำคัญในการปรับปรุงและวิเคราะห์วัตถุที่อยู่ในภาพและช่วยในการตรวจจับปลาที่อยู่ติดกัน และการหาเส้นขอบโดยใช้ findContours เพื่อหาเส้นขอบของพื้นที่สีดำ ซึ่งคาดว่าเป็นปลาในภาพ ในส่วนของการหาประสิทธิภาพการทำงานของโปรแกรมจะทำการคำนวณค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย หรือ root mean square error (RMSE) เพื่อประเมินประสิทธิภาพของการตรวจนับวัตถุและแสดงผลต่อไป

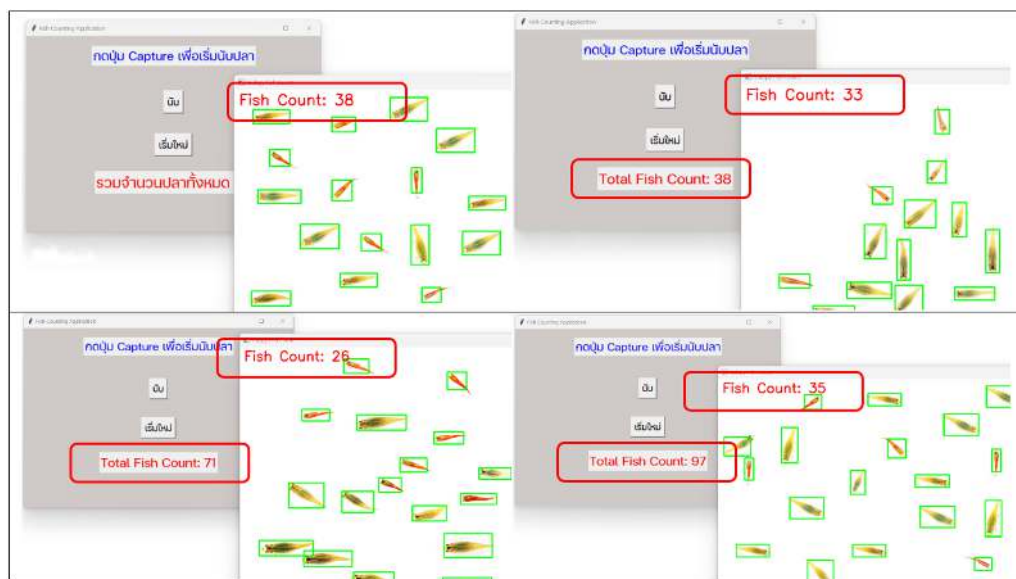


Figure 4. Shows a work window and guppies count results.

จาก Figure 4 แสดงตัวอย่างหน้าต่างการทำงานของแอปพลิเคชัน และแสดงผลของการตรวจนับจำนวนปลาหางนกยูง ที่แสดงการนับและการรวมจำนวนปลาหางนกยูงที่นับได้ เพื่อความสะดวกรวดเร็วของเกษตรกรในการนับจำนวนปลาหางนกยูง

2.3 การประเมินประสิทธิภาพโมเดลการจำแนกเพศปลาหางนกยูง (Evaluation)

จากการศึกษาค้นคว้างานวิจัยที่เกี่ยวข้อง พบว่านักวิจัยโดยส่วนใหญ่จะมีหลักการวัดประสิทธิภาพซึ่งสอดคล้องกับ Chutichaimetha และคณะ (2022) ซึ่งทำวิจัย เรื่อง การตรวจนับจำนวนจิ้งหรีดด้วยวิธีการประมวลผลภาพดิจิทัล สำหรับใช้ในวิสาหกิจชุมชนการเลี้ยงจิ้งหรีด โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์สำหรับการนับจำนวนจิ้งหรีดด้วยวิธีการประมวลผลภาพ พัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์ด้วยภาษา Python โดยใช้ Scikit-image เป็นโมดูลหลักในการประมวลผลภาพ สุ่มจิ้งหรีด จำนวน 200 กรัม แล้วนำมาจัดเรียงบนถาดทดลอง ถ่ายภาพจิ้งหรีดในถาดทดลองดังกล่าวโดยใช้ขนาดความละเอียดภาพ 1108×1478 พิกเซล แล้วจึงส่งภาพดังกล่าวไปทดสอบนับจำนวนจิ้งหรีดด้วยโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นจากการทดสอบซ้ำจำนวน 10 ครั้ง พบว่า โปรแกรมที่พัฒนาสามารถนับจำนวนจิ้งหรีดได้อย่างแม่นยำโดยมีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (RMSE) อยู่ในช่วงระหว่าง 3.91 ถึง 6.92 (Chutichaimetha, Kaewtrakulphong, Paosang, Sermsak, and Jesadathamsathi, 2022)

2.3.1. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกเพศปลาหางนกยูงจากภาพในมุมมองที่ต่างกัน ด้วยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึก โดยใช้อัตราความแม่นยำเฉลี่ย (mean Average Precision: mAP) ซึ่งเป็นการหาค่าเฉลี่ยความถูกต้อง ซึ่งได้จากการนำค่า Precision และ Recall มาทำเป็นกราฟและพื้นที่ใต้กราฟ จะเป็นค่า Average Precision จากนั้นนำไปหาค่าเฉลี่ยจึงได้เป็นค่า mAP (Shah, 2022) ดังนี้

True Position (TP) คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายถูกต้องและผลลัพธ์ถูกต้อง

True Negative (TN) คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายไม่ถูกต้องและผลลัพธ์ไม่ถูกต้อง

False Positive (FP) คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายถูกต้องและผลลัพธ์ไม่ถูกต้อง

False Negative (FN) คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายไม่ถูกต้องและผลลัพธ์ถูกต้อง

2.3.1.1 Precision เป็นค่าการคาดเดาที่ถูกต้องต่อการคาดเดาทั้งหมดโดยที่ TP คือค่าการคาดเดาที่ถูกต้องตาม ground truth และ FP คือการคาดเดาว่าถูกแต่ผลลัพธ์ผิดจาก ground truth

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP}$$

2.3.1.2 Recall เป็นค่าการคาดเดาที่ถูกต้องต่อการคาดเดาทั้งหมดโดยที่ tp คือค่าการคาดเดาที่ถูกต้องตาม ground truth fp คือการคาดเดาที่ผิดและผิดจริงตาม ground truth

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

2.3.1.3 Intersection Over Union (IoU) ค่าไอโอยู (IoU) เป็นค่าที่นิยมใช้วัดความแม่นยำในการตรวจจับวัตถุซึ่งวัดได้จากอัตราส่วนพื้นที่ทับซ้อนกัน (Area of overlap) ระหว่างพื้นที่บริเวณทำนาย (Prediction area) กับพื้นที่จริง (Ground truth area)หารด้วยพื้นที่รวมทั้งหมด (Area of union) ระหว่างพื้นที่บริเวณทำนายและพื้นที่จริง

$$\text{IoU} = \frac{\text{Area of overlap}}{\text{Area of union}}$$

2.3.1.4 Mean Average Precision (mAP) เป็นการวัดประสิทธิภาพที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในการประเมินความสามารถในการตรวจจับวัตถุ (Object Detection) ซึ่งนำมาใช้ในการประเมินคุณภาพของตัวตรวจจับวัตถุโดยการประเมินประสิทธิภาพของการค้นหาการตรวจจับที่จัดลำดับตามความสำคัญ การคำนวณ mAP นี้จะนับค่า Average Precision (AP) สำหรับแต่ละหมวดหมู่และจากนั้นนำมาหาค่าเฉลี่ยข้ามทุก ๆ หมวดหมู่ การหาค่า Mean Average Precision (mAP) ได้จาก

$$\text{mAP} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{k=n} \text{AP}_k$$

AP_k = ค่าความแม่นยำเฉลี่ย (Average Precision) ของคลาส k

n = จำนวนคลาส

2.3.2. การทดสอบประสิทธิภาพการนับจำนวนปลาหางนกยูงด้วยการใช้เทคโนโลยีการประมวลผลภาพ ใช้วิธีการหาค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) เป็นวิธีที่นิยมใช้ในการวัดความคลาดเคลื่อนของโมเดลหรือการทำนาย แนวคิดพื้นฐานคือการวัดความต่าง ระหว่างค่าที่โมเดลทำนายกับค่าจริง และเน้นไปที่การยกกำลังสองของความต่างนี้ เพื่อให้เกิดปัญหาจากค่าบวกและค่าลบที่อาจจะทำให้ค่าเฉลี่ยกลางออกไป (Ćalasan, Abdel Aleem, and Zabaa, 2020) แสดงได้ดังสมการ

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\text{actual}_i - \text{predict}_i)^2}$$

N คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

Actual คือ ค่าจริง

Predicted คือ ค่าที่โมเดลทำนาย

3. ผลการวิจัย

ผลการประเมินประสิทธิภาพการจำแนกเพศปลาหางนกยูงจากภาพในมุมมองที่ต่างกันด้วยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึก

จากการนำภาพถ่ายปลาหางนกยูงที่มีมุมมองต่างกัน จำนวน 3 รูปแบบ ประกอบไปด้วยภาพมุมด้านบน (ภาพถ่ายทำมุม 90 องศา) ภาพถ่ายมุมมองด้านข้าง และภาพถ่ายผสมทั้งมุมมองด้านบนและด้านข้าง (ภาพถ่ายทำมุม 45 องศา) โดยภาพถ่ายมีขนาด 416 x 416 พิกเซล และมีปลาหางนกยูงจำนวน 2 เพศ คือ เพศผู้ (Male) และเพศเมีย (Female) ผสมอยู่ร่วมกันในภาพเดียว เข้าโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึก

พบว่า การจำแนกเพศปลาหางนกยูงจากภาพในมุมมองด้านข้าง ด้วยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึก ได้ค่าได้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยมากที่สุด $mAP = 0.98$ รองลงมาคือจากภาพถ่ายผสมทั้งมุมมองด้านบนและด้านข้าง และภาพถ่ายจากมุมมองด้านบน ตามลำดับ รายละเอียดดัง Table 4

Table 4. Results of evaluating the performance of guppies gender classification from images from different perspectives using deep convolutional neural networks.

Perspective of photo	mAP @.50	mAP @.50:.95
1. Side view photo	0.98	0.62
Side view photo (Male)	0.99	0.65
Side view photo (Female)	0.97	0.58
2. Mixed image of both top and side views	0.81	0.46
Mixed image of both top and side views (Male)	0.85	0.52
Mixed image of both top and side views (Female)	0.77	0.41
3. Top view photo	0.66	0.31
Top view photo (Male)	0.61	0.28
Top view photo (Female)	0.70	0.35

จาก Table 4 ผู้วิจัยพิจารณาโดยใช้ค่า Mean Average Precision (mAP) คือ ค่าเฉลี่ยความแม่นยำ โดยที่ $mAP@.50$ คือ mAP ที่ IoU 0.5 และ $mAP@.5:.95$ คือ mAP ที่ IoU 0.5 – 0.95 โดยค่า IoU คือ ค่าที่บ่งบอกการซ้อนทับของผลเฉลย (Ground Truth) และผลการทำนาย (Predict) โดยกำหนด Confidence threshold = 0.25 และ IoU threshold = 0.45 พบว่า ประสิทธิภาพการจำแนกเพศปลาหางนกยูงจากภาพในมุมมองภาพด้านข้างมีประสิทธิภาพสูงที่สุด ($mAP@.50 = 0.98$) รองลงมาคือ ภาพถ่ายผสมทั้งมุมมองด้านบนและด้านข้าง มีประสิทธิภาพ ($mAP@.50 = 0.81$) และภาพถ่ายมุมมองด้านบนมีประสิทธิภาพ ($mAP@.50 = 0.66$) ตามลำดับ ทั้งนี้ เนื่องจากภาพถ่ายมุมมองด้านบนนั้นจะมองเห็นเพียงครีบท้องที่ไม่มีสีหรือมีสีนอยมาก จึงทำให้การจำแนกเพศทำได้ยากกว่ามุมมองด้านอื่น ๆ

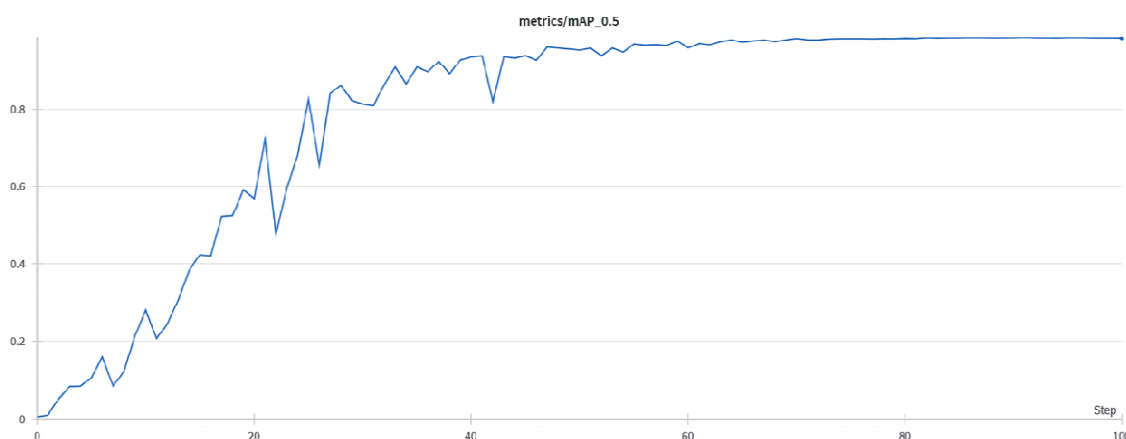


Figure 5. Shows a graph of relationship between mAP and epoch (side view photograph).

จาก Figure 5 แสดงกราฟความสัมพันธ์ระหว่าง mAP กับ epoch ของภาพถ่ายปลาหางนกยูงจากมุมมองด้านข้าง โดยทำการฝึกโมเดลจำนวน 100 epoch ได้ค่าความแม่นยำเฉลี่ย $mAP = 0.98$

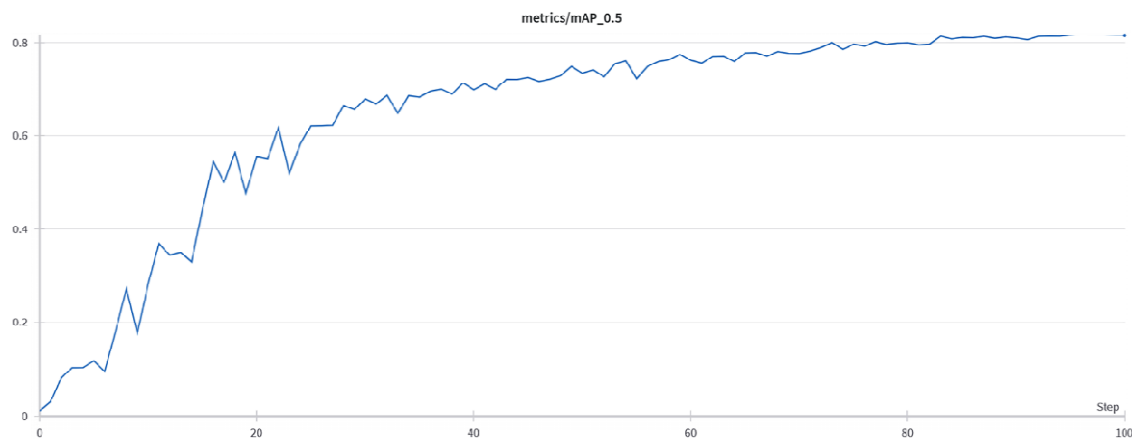


Figure 6. Shows a graph of the relationship between mAP and epoch (side and top view photograph).

จาก Figure 6 แสดงกราฟความสัมพันธ์ระหว่าง mAP กับ epoch ของภาพถ่ายปลาหางนกยูงจากมุมมองด้านข้างและด้านบนรวมกัน โดยทำการฝึกโมเดลจำนวน 100 epoch ได้ค่าความแม่นยำเฉลี่ย mAP = 0.81

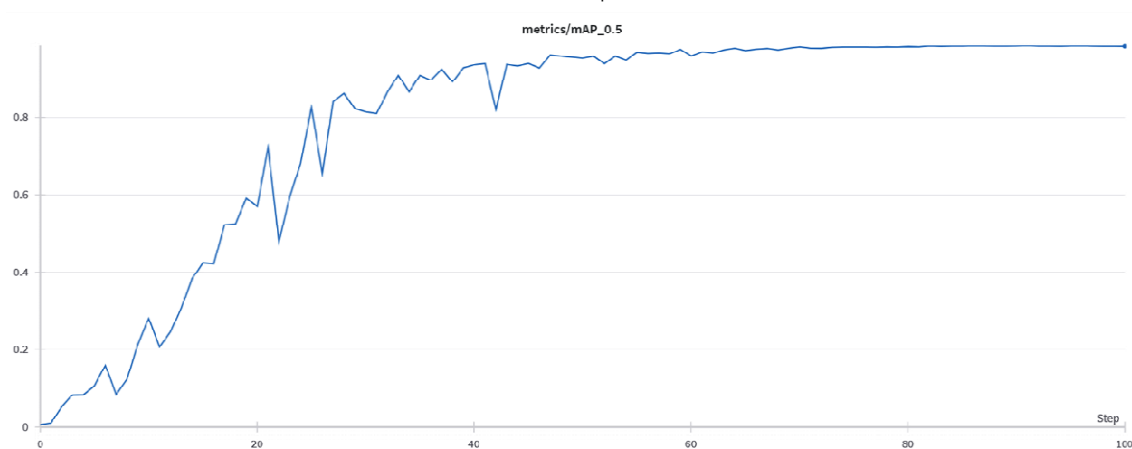


Figure 7. Shows a graph of relationship between mAP and epoch (top view photograph).

จาก Figure 7 แสดงกราฟความสัมพันธ์ระหว่าง mAP กับ epoch ของภาพถ่ายปลาหางนกยูงจากมุมมองด้านบน โดยทำการฝึกโมเดลจำนวน 100 epoch ได้ค่าความแม่นยำเฉลี่ย mAP = 0.66

ผลการทดสอบความแม่นยำของการนับจำนวนปลาหางนกยูงด้วยการใช้เทคโนโลยีการประมวลผลภาพ จากการนำภาพถ่ายปลาหางนกยูงจากมุมมองด้านบน ที่ได้จากการถ่ายภาพโดยใช้แสงไฟจากหลอดไฟแอลอีดี และภาพถ่ายที่ถ่ายโดยใช้แสงธรรมชาติ เข้าโมเดลการประมวลผลด้วยภาพ

พบว่าค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) จากการใช้หลอดไฟแอลอีดี มีค่าเท่ากับ 1.92 น้อยกว่าค่าที่ได้จากแสงธรรมชาติ รายละเอียดดัง Table 5 และ Table 6

Table 5. Results of comparing the actual number of fish and the number of guppies predicted using image processing technology.

Actual number of fish	Prediction results	
	Use light bulbs	Use natural light
111	111	111
100	101	100
96	96	95
92	93	91
92	89	90
93	92	91
99	95	94
97	95	94
88	87	86
86	84	83

Table 6. Results of comparing the square root of mean square error (RMSE) of various imaging experiments.

Type of photography	RMSE
Use light bulbs	1.92
Use natural light	2.39

4. สรุปผลวิจัย

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกเพศปลาหางนกยูงจากภาพในมุมมองที่ต่างกันด้วยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึก จากการนำภาพถ่ายปลาหางนกยูงที่มีมุมมองต่างกัน จำนวน 3 รูปแบบ ประกอบไปด้วยภาพมุมด้านบน ภาพถ่ายมุมมองด้านข้าง และภาพถ่ายผสมทั้งมุมมองด้านบนกับด้านข้าง และมีปลาหางนกยูงจำนวน 2 เพศ คือ เพศผู้ (Male) และ เพศเมีย (Female) ผสมอยู่ร่วมกันในภาพเดียว เข้าโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึก ผลการวิจัยพบว่า การจำแนกเพศปลาหางนกยูงจากภาพในมุมมองด้านข้าง ด้วยการใช้อัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึก ได้ค่าการวัดประสิทธิภาพ $mAP50 = 0.98$ รองลงมาคือจากภาพถ่ายผสมทั้งมุมมองด้านบนและด้านข้าง และภาพถ่ายจากมุมมองด้านบน ตามลำดับ ทางผู้วิจัยวิเคราะห์สาเหตุที่ชุดข้อมูลภาพปลาหางนกยูงมุมมองด้านบน ที่ให้ค่าความแม่นยำต่ำกว่ารูปแบบอื่นเนื่องจากปลาหางนกยูงเป็นปลาที่เลี้ยงเพื่อดูความสวยงามจากมุมมองด้านข้างเป็นหลัก ด้านบนจึงไม่มีสีให้จำแนกได้เท่ากับมุมมองด้านข้าง ซึ่งมีเพียงภาพปลาหางนกยูงในรูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 3 ที่ให้ความแม่นยำเกินร้อยละ 80 แสดงให้เห็นว่าโมเดล CNN นี้สามารถใช้ได้ดีกับชุดข้อมูลภาพปลาหางนกยูงที่สามารถมองเห็นสีและลักษณะทางและลำตัวได้ชัดเจน ส่วนมุมมองด้านบนนั้นอาจต้องมีการพัฒนากับจำนวนข้อมูลที่เพิ่มมากขึ้นเพื่อการจำแนกที่แม่นยำมากขึ้น

ในส่วนผลการประเมินระบบการนับจำนวนปลาหางนกยูงนั้น โดยการประเมินความแม่นยำในการนับจำนวนปลาหางนกยูง ด้วยวิธีคำนวณค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ด้วยวิธีการใช้ภาพที่ถ่ายโดยใช้แสงจากหลอดไฟแอลอีดี ได้ค่า $= 1.92$ เมื่อเทียบกับภาพที่ถ่ายโดยใช้แสงธรรมชาติ ได้ค่า $= 2.39$ ซึ่งจากการทดลองในรูปแบบการใช้หลอดไฟแอลอีดีได้ค่า RMSE ที่ค่อนข้างต่ำ ซึ่งแสดงให้เห็นว่ามีความคลาดเคลื่อนที่ต่ำ จะเห็นว่าการใช้แสงไฟจากหลอดแอลอีดีที่สามารถควบคุมความสว่างได้สม่ำเสมอ ทำให้ผลการประมวลผลภาพแม่นยำยิ่งขึ้น

5. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณ ศูนย์เพื่อความเป็นเลิศด้านปัญญาประดิษฐ์สำหรับการศึกษา (AI center for Education) คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยสวนดุสิต ที่ได้ให้คำแนะนำและการสนับสนุนด้านปัญญาประดิษฐ์ ขอขอบคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วิชา นิมพลี และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศิริพร นิมพลี ที่คอยให้คำแนะนำและให้การสนับสนุนตลอดมา และขอขอบคุณเพื่อนร่วมงานทุกคนที่อำนวยความสะดวกและช่วยเหลือในการทำวิจัยครั้งนี้

ผลประโยชน์ทับซ้อน

ผู้เขียนขอยืนยันว่างานวิจัยนี้ไม่มีความขัดแย้งทางผลประโยชน์ที่เกี่ยวข้องกับบทความนี้กับบทความอื่นๆ

REFERENCES

- Behera, S. K., Rath, A. K. and Sethy, P. K. (2021). Information Processing in Agriculture. 8 (2), 244–250.
- Ćalasan, M., Abdel Aleem, S. H. E. and Zabaa, A. (2020). On the root mean square error (RMSE) calculation for parameter estimation of photovoltaic models: A novel exact analytical solution based on Lambert W function. *Energy Conversion and Management* 210 (2020). pp. 1–16.
- Chaiwachiragompol A., Luangmaneeerote S., Tasuntia J., Nabumroong B. (2022). Forecasting student admissions using back propagation multilayer neural network model. *Journal of Science Innovation for Sustainable Development*, 4(1), 20–31.
- Chutichaimetha, P., Kaewtrakulphong, K., Paosang, T., Sermsak, R., and Jesadathamsathi, S. (2022). Counting the number of crickets by digital image processing method for the community enterprise farming (Proceedings of 60th Kasetsart University Annual Conference: Plants, Animals, Veterinary Medicine, Fisheries, Agricultural Extension and Home Economics). Bangkok. pp. 302–308. [In Thai].
- Gururaj, N., Vinod, V. and Vijayakumar, K. (2022). Deep grading of mangoes using Convolutional Neural Network and Computer Vision. [Online]. Retrieved November 11, 2023, from the website <https://doi.org/10.1007/s11042-021-11616-2>.
- Indolia, S. Goswami, A.K. Mishra, S. P. and Asopa. P. (2018). Conceptual Understanding of Convolutional Neural Network- A Deep Learning Approach. *Procedia Computer Science*. 132, 679–688.
- Khai, T. H., Abdullah, S. N. H. S., Hasan, M. K. and Tarmizi, A. (2022). Underwater Fish Detection and Counting Using Mask Regional Convolutional Neural Network. [Online]. Retrieved November 11, 2023, from the website <https://doi.org/10.3390/w14020222>.
- Khamnipat, K. and Pramote, O. (2022). Convolutional neural networks for classification picture of a dahlia flower. *National Academic Conference on Computers and Information Technology*. 18th time (NCCIT2022), 19–20 May 2022 Phra Nakhon Si Ayutthaya: Faculty of Information Technology and Digital Innovation King Mongkut's University of Technology North Bangkok. pp. 19–24. [In Thai].

- Nakhon Pathom Provincial Fisheries Office. (2023). Important aquatic animals and the market that receives the produce. [Online]. Retrieved November 14, 2023, from the website https://www4.fisheries.go.th/local/index.php/main/view_blog2/58/70324/2374. [In Thai].
- Nakvijitpaitoon S., and Tanawong T. (2022). The Analysis System of Assessment of Smartphones Pawned with Deep Learning. *Journal of Science Innovation for Sustainable Development*, 4(2), 27–39.
- Rathi, D., Jain, S. & Indu, S. (2017). Underwater fish species classification using Convolutional Neural Network and Deep Learning. 2017 Ninth International Conference on Advances in Pattern Recognition (ICAPR). IEEE, India. pp. 1–6.
- Raya. W. (2015). Breeding of guppies. *Kasetsart News*, 60(2). pp. 9–25. [In Thai].
- Rodloi, A. (2022). Handbook for guppies cultivation in Thailand. Bangkok: Wanida Printing Limited Partnership. pp. 3. [In Thai].
- Shah, D. (2022). Mean Average Precision (mAP) Explained: Everything You Need to Know. [Online]. Retrieved November 13, 2023, from the website <https://www.v7labs.com/blog/mean-average-precision>.
- Suvarnabhumi Airport Aquatic Animal Checkpoint. (2021). Statistics on import and export of fish at Suvarnabhumi Airport. [Online]. Retrieved November 15, 2023, from the website https://www4.fisheries.go.th/local/index.php/main/view_qr_group/178/1436. [In Thai].
- Thipchote, M. and Kokaew, U. (2021). Studied the subject of analysis of Mudmee silk of Khon Kaen Province by Convolutional Neuron Networks. 13th ECTI-CARD 2021 National Conference. "Innovation for a sustainable society" pp. 294–297. [In Thai].