

การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึกโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน
เพื่อวินิจฉัยโรคในกุ้งขาวแวนนาไม

A deep learning with convolutional neural network approach for disease
diagnosis in pacific white shrimp, *Litopenaeus vannamei*

พงศกร จ้วงพานิช¹ และ ชาญวิทย์ แก้วตาปี^{1*}

Pongsakorn Juangbhanich¹ and Chanwit Kaewtapee^{1*}

¹ ภาควิชาสัตวบาล คณะเกษตร มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ กรุงเทพฯ 10900

¹ Department of Animal Science, Faculty of Agriculture, Kasetsart University, Bangkok 10900

บทคัดย่อ: ตับและตับอ่อนเป็นอวัยวะที่มีหน้าที่สำคัญต่อทั้งกระบวนการย่อย ดูดซึม และสะสมสารอาหารของกุ้งขาว ทั้งนี้มักพบความเสียหายจากเชื้อจุลินทรีย์ก่อโรคหรือความเครียดจากสภาพแวดล้อม สภาพความสมบูรณ์ของตับและตับอ่อนจึงถูกนำมาใช้เพื่อบ่งชี้ถึงสถานะทางสุขภาพ งานศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาโมเดลจากการเรียนรู้เชิงลึกโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน สำหรับวินิจฉัยโรคในกุ้งขาว โครงสร้างที่ใช้ในการเรียนรู้ประกอบด้วย ResNet50, Inception-V3 และ VGG16 โดยเก็บรวบรวมชุดข้อมูลภาพจากฟาร์มเพาะเลี้ยงกุ้งเชิงพาณิชย์ ผ่านการตรวจสอบสภาพความสมบูรณ์ของตับและตับอ่อนโดยผู้มีความเชี่ยวชาญเพื่อจำแนกเป็น 4 ประเภท คือ ตับสมบูรณ์ปกติ ตับมีการสะสมเม็ดไขมันต่ำ ตับมีรูปทรงคอดปล้อง และกระบวนการสร้างเม็ดสีเมลานินประเภทละ 120 ภาพ รวมทั้งสิ้น 480 ภาพ แบ่งชุดข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ออกเป็น 3 ชุด คือ ชุดข้อมูลฝึกสอน ชุดข้อมูลตรวจสอบ และชุดข้อมูลทดสอบในอัตราส่วน 60:20:20 ตามลำดับ โดยกำหนดรอบในการฝึกสอนที่ 50 รอบ และอัตราการเรียนรู้ที่ 0.001 จากการศึกษาพบว่าโมเดลที่ใช้โครงสร้าง ResNet50 มีความถูกต้องสูงที่สุด เท่ากับ 96.88% ส่วนโมเดลที่ใช้โครงสร้าง VGG16 และ Inception-V3 มีความถูกต้อง เท่ากับ 91.67% และ 84.38% ตามลำดับ ในขณะที่ค่าความผิดพลาดของผลลัพธ์ของโมเดลที่ใช้โครงสร้าง ResNet50 มีค่าต่ำที่สุด เท่ากับ 13.56% ส่วนโมเดลที่ใช้โครงสร้าง VGG16 และ Inception-V3 มีความผิดพลาดของผลลัพธ์ เท่ากับ 29.07% และ 51.99% ตามลำดับ จึงสรุปได้ว่าโมเดลที่พัฒนาขึ้นมาจากการเรียนรู้เชิงลึกโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่ได้รับการถ่ายโอนความรู้จากโมเดล ResNet50 สามารถนำมาใช้ประเมินสถานะทางสุขภาพและวินิจฉัยโรคของกุ้งขาวได้อย่างมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ: การเรียนรู้เชิงลึก; โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน; วินิจฉัยโรค; ตับและตับอ่อน; กุ้งขาว

ABSTRACT: Hepatopancreas is a vital organ of white shrimp for digestion, absorption and nutrition storage. This tissue can be damaged by infection of pathogen or environmental stress. Thus, condition of hepatopancreas can be used to monitor the health status of shrimp. The objective of this research is to develop a deep learning models with a convolutional neural network (CNN) using transfer learning architecture includes ResNet50, Inception-V3 and VGG16 approach for disease diagnosis. A total of 480 images of hepatopancreas wet mount was obtained from commercial farms and classified by experts into 4 types of hepatopancreas conditions including normal, low lipid deposition, constriction and melanization with 120 images of each type. The dataset was randomly split into training, validation and testing set at the ratio of 60:20:20, and then trained at 50 epochs and learning rate of 0.001. The result showed that the highest accuracy was observed in ResNet50 (96.88%), whereas VGG16 and Inception-V3 were 91.67% and 84.38%, respectively. Furthermore, the loss value was observed lower in ResNet50 (13.56%) when

* Corresponding author: agrcwk@ku.ac.th

Received: date; May 27, 2022 Accepted: date; October 17, 2022 Published: date; January , 2023

compared to VGG16 and Inception-V3, amounting to 29.07% and 51.99%, respectively. In conclusion, the ResNet50 of CNN is an effective architecture for monitoring health status and disease diagnosis of white shrimp.

Keywords: deep learning; convolutional neural network; disease diagnosis; hepatopancreas; white shrimp

บทนำ

กุ้งขาวเป็นสัตว์น้ำเศรษฐกิจที่สำคัญของประเทศไทย ที่สร้างรายได้จากการส่งออกสินค้ากุ้งและผลิตภัณฑ์แปรรูปไปยังตลาดต่างประเทศรายสำคัญอย่างสหรัฐอเมริกา ญี่ปุ่น และจีน แต่นับตั้งแต่ปีพ.ศ.2556 เป็นต้นมา อุตสาหกรรมการเพาะเลี้ยงกุ้งขาวได้รับผลกระทบจากเชื้อจุลินทรีย์ก่อโรคที่สร้างความเสียหายอย่างต่อเนื่อง จากข้อมูลผลผลิตกุ้งขาวที่ได้มาจากการซื้อขายที่มีหนังสือกำกับการจำหน่ายสัตว์น้ำในปีพ.ศ. 2564 อยู่ที่ 241,695 ตัน (กลุ่มเศรษฐกิจการประมง, 2565) ซึ่งลดลงร้อยละ 58.9 จาก 588,370 ตัน ในปีพ.ศ. 2555 (กลุ่มวิจัยและวิเคราะห์สถิติการประมง, 2557) สืบเนื่องมาจากปัญหาโรคตายด่วน (Early mortality syndrome; EMS) หรือโรคตับและตับอ่อนวายเฉียบพลัน (Acute hepatopancreatic necrosis disease; AHPND) ที่มักเกิดการติดเชื้อภายใน 1 เดือนหลังจากปล่อยลูกพันธุ์กุ้งลงในบ่อเลี้ยง สามารถพบอัตราการตายได้ถึง 100% สาเหตุเกิดจากการติดเชื้อแบคทีเรีย *Vibrio* พาราฮีโมไลติคัส (*Vibrio parahaemolyticus*) สายพันธุ์ที่มียีนสร้างสารพิษรุนแรง ชนิด Photorhabdus insect-related (Pir) binary toxin คือ PirA และ PirB (OIE, 2019) ที่ทำให้เกิดการอักเสบบริเวณตับและตับอ่อน ลักษณะรูปทรงท่อตับจะเปลี่ยนเป็นแบบคอดปล้อง (tubular constriction) เกิดกระบวนการสร้างเม็ดสีเมลานิน (melanization) ซึ่งเป็นกลไกของระบบภูมิคุ้มกันที่เกิดจากการทำงานของระบบโพรฟีนอลออกซิเดส (prophenoloxidase) โดยมีเอนไซม์ฟีนอลออกซิเดส (phenoloxidase) เป็นเอนไซม์หลักที่ทำหน้าที่เปลี่ยนสารประกอบฟีนอลให้เป็นควิโนนเพื่อทำลายเชื้อโรค และสร้างเม็ดสีเมลานินเพื่อห่อหุ้มล้อมเชื้อโรคที่เข้ามาในบริเวณที่ติดเชื้อ เกิดเป็นจุดหรือรอยเปื้อนสีดำ (ปิติ, 2555) ในส่วนของโรคอีเอชพี ซึ่งเกิดจากการติดเชื้อไมโครสปอริเดียจำพวกเชื้อรา *Enterocytozoon hepatopenaei* (EHP) ที่เข้าไปแย่งสารอาหารที่สะสมไว้ในรูปเม็ดไขมันภายในท่อตับ ทำให้การสะสมเม็ดไขมันลดลง (low lipid deposition) เชื้อโรคจะแบ่งตัวเพิ่มจำนวนสปอร์ภายในเซลล์เยื่อบุผนัง จนทำให้เซลล์แตกและเกิดการลอกหลุด (sloughing) ทำให้กุ้งมีลักษณะแคะแกร็น โตช้า และแตกไซส์ (Flegel, 2015) นอกจากนี้ยังมีรายงานการเกิดโรคอีเอชพีร่วมกับอาการขี้ขาว (white feces syndrome; WFS) ซึ่งสามารถพบลักษณะการลอกหลุดของเซลล์เยื่อบุผนังท่อตับในปริมาณมาก (aggregated transform microvilli; ATM) ออกมายังบริเวณลำไส้ เมื่อกุ้งขับออกจากร่างกายจึงเห็นเป็นขี้เส้นสีขาว ปัจจุบันยังไม่มีรายงานถึงสาเหตุหลักที่แน่ชัด แต่มักเกิดขึ้นร่วมกับสภาพแวดล้อมที่เหนียวหนืดก่อให้เกิดความเครียด เช่น สภาพอากาศที่แปรปรวน รวมถึงปริมาณสารอินทรีย์ในน้ำที่สูงเกินไป (Kumar et al., 2022) จะเห็นได้ว่าตับและตับอ่อนเป็นอวัยวะเป้าหมายของเชื้อก่อโรค รวมทั้งยังเป็นอวัยวะที่ไวต่อการถูกทำลายจนเซลล์เกิดการเสื่อมสภาพ สูญเสียหน้าที่การทำงานทั้งการสร้างและหลั่งเอนไซม์ย่อยอาหาร การสะสมพลังงาน มีผลต่อการสร้างเม็ดเลือด ทำให้ภูมิคุ้มกันโรคลดลง (นงนุช, 2550) เพราะฉะนั้นสภาพความสมบูรณ์ของตับและตับอ่อนจึงถูกนำมาใช้เพื่อบ่งชี้ถึงสถานะทางสุขภาพได้ (Dana et al, 2020) ทั้งการสังเกตจากลักษณะภายนอก (gross sign) ที่เกษตรกรสามารถทำได้เอง แต่มีข้อจำกัดในเรื่องความถูกต้อง และมักพบช้ากว่าความผิดปกติของตับกุ้ง ส่วนการตรวจทางจุลพยาธิวิทยา (histopathology) หรืออนุชีววิทยา (molecular biology) เป็นวิธีที่มีความถูกต้องสูงขึ้น แต่ต้องทำในห้องปฏิบัติการ ใช้อุปกรณ์เฉพาะทาง มีค่าใช้จ่ายสูง และอาศัยเทคนิคในการตรวจ อีกทั้งยังต้องใช้ระยะเวลาในการรอผล ดังนั้นจึงมีการเลือกใช้วิธีการทำสไลด์สด (wet mount) ที่สามารถทำได้ภายในฟาร์ม ใช้อุปกรณ์น้อย ค่าใช้จ่ายไม่สูงและสามารถทราบผลได้ทันที แต่ทั้งนี้ก็ยังมีความเสี่ยงต่อความผิดพลาด จำเป็นต้องอาศัยบุคลากรที่มีประสบการณ์ และมีความเชี่ยวชาญในการแปลผล

ปัจจุบันเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence; AI) ได้เข้ามามีบทบาทมากขึ้น เนื่องจากมีความชาญฉลาดสามารถคิด คำนวณ วิเคราะห์ และตัดสินใจได้เสมือนสมองของมนุษย์ และมีความสามารถที่จะเรียนรู้ พัฒนา และปรับปรุงประสิทธิภาพให้ดียิ่งขึ้น (ยุวเรศมศุทธิ์, 2564) สำหรับการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning) โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (convolutional neural network; CNN) โมเดลจะมีโครงสร้างที่ซับซ้อน โดยมีขั้นตอนที่ใช้ในการสกัดคุณลักษณะสำคัญ (feature extraction) จึงเป็นวิธีการที่ได้รับความนิยมในการนำมาใช้จำแนกภาพ (image classification) (Sanuksan and Surinta, 2019) เริ่มมีการนำ CNN มาใช้

ประโยชน์กับการเพาะเลี้ยงกุ้ง งานศึกษาของ Hu et al. (2020) ได้ใช้แยกความแตกต่างของลักษณะกุ้งออกเป็น 6 สายพันธุ์ นอกจากนี้ CNN สามารถใช้ตรวจสอบการเกิดโรคในฟาร์ม โดย Trung et al. (2020) ได้จำแนกภาพถ่ายลำตัวภายนอกของกุ้งที่ปกติ และกุ้งที่มีการติดเชื้อ Black gill, Black spot, White spot syndrome virus (WSSV), Infectious myonecrosis virus (IMNV), Necrotizing hepatopancreatitis bacterium (NHB) และ Yellow head virus (YHV) นอกจากนี้ Liu et al. (2019) และ Liu (2020) ยังใช้ CNN เพื่อตรวจสอบคุณภาพสินค้ากุ้ง โดยคัดแยกกุ้งที่มีลักษณะผิดปกติออกก่อนที่จะวางจำหน่ายในซูเปอร์มาร์เก็ต

ดังนั้นงานศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาโมเดลจากการเรียนรู้เชิงลึกโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ที่นำมาใช้วินิจฉัยโรคในกุ้งขาว โดยใช้ชุดข้อมูลภาพถ่ายสไลด์สดของตับและตับอ่อน ทั้งนี้โมเดลจะถูกเพิ่มประสิทธิภาพในกระบวนการฝึกสอนด้วยเทคนิคการเรียนรู้แบบถ่ายโอนความรู้ (transfer learning) จากโมเดลสำเร็จที่ผ่านการฝึกสอนมาแล้วอย่าง ResNet50, Inception-V3 และ VGG16 เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลที่จะนำมาใช้ประเมินสถานะทางสุขภาพและวินิจฉัยโรคของกุ้งขาวได้อย่างถูกต้องและรวดเร็ว ทำให้เกษตรกรตัดสินใจเลือกใช้วิธีการรักษาและปรับเปลี่ยนแบบการจัดการฟาร์มได้อย่างเหมาะสม นำไปสู่การเลี้ยงที่ประสบความสำเร็จ

วิธีการศึกษา

การเก็บรวบรวมชุดข้อมูลภาพ

เก็บรวบรวมภาพถ่ายสไลด์สดของตับและตับอ่อนของกุ้งขาว โดยเก็บตัวอย่างกุ้งที่มีน้ำหนักเฉลี่ย 1-20 ก. จากฟาร์มเชิงพาณิชย์ในพื้นที่จังหวัดนครปฐม จันทบุรี เพชรบุรี สุราษฎร์ธานี กระบี่ ตรัง ภูเก็ต และสงขลา ใช้ฟอร์เซปคีบลอกส่วนของหมักตับและตับอ่อนออก เพื่อเก็บชิ้นส่วนเนื้อเยื่อให้ได้น้ำหนักประมาณ 50 มก. นำมาวางบนแผ่นกระจกสไลด์ ปิดทับด้วยกระจกปิดสไลด์ และส่องตรวจภายใต้กล้องจุลทรรศน์แบบใช้แสง Carton รุ่น CSB-10 ที่กำลังขยายภาพ 40x และ 100x บันทึกภาพด้วยชุดถ่ายภาพอัตโนมัติ Future optic รุ่น MVV5000WL เข้าเครื่องคอมพิวเตอร์ ที่ความละเอียดภาพ 2,592x1,944 พิกเซล โดยภาพที่บันทึกจะได้รับการตรวจสอบโดยผู้มีความเชี่ยวชาญเพื่อระบุสภาพความสมบูรณ์ของตับและตับอ่อน ตามวิธีของ Morales-Covarrubias et al. (2018) คือ ท่อตับสมบูรณ์ปกติ (normal) และรูปแบบความผิดปกติที่แบ่งตามช่วงระยะเวลาการเกิดรวมถึงความรุนแรงของโรค โดยช่วงแรกพบวาท่อตับมีการสะสมเม็ดไขมันดำ ท่อตับมีรูปทรงคอดปล้อง และช่วงท้ายที่พบกระบวนการสร้างเม็ดสีเมลานิน (Figure 1) โดยกำหนดคลาส 4 ระดับเป็นหมายเลข 0 ถึง 3 ตามลำดับ เก็บรวบรวมประเภทละ 120 ภาพ รวมแล้วมีจำนวนภาพทั้งสิ้น 480 ภาพ (Table 1)

เครื่องมือที่ใช้ในการศึกษา

ใช้การเขียนภาษาไพทอน (Python) บน Google colabatory ซึ่งเป็นโฮสต์โปรแกรม Jupyter notebook บนคลาวด์จาก Google ที่มีหน่วยประมวลผลด้านกราฟิก (Graphics Processing Unit; GPU) เป็น Tesla K80 โดยทำงานบนเครื่องคอมพิวเตอร์ที่ใช้หน่วยประมวลผลกลาง (Central Processing Unit; CPU) เป็น Intel (R) Core (TM) i7-4558U CPU @2.80 GHz มีหน่วยความจำหลัก (Random Access Memory; RAM) ขนาด 4GB ระบบปฏิบัติการ (Operating System; OS) เป็น Window10

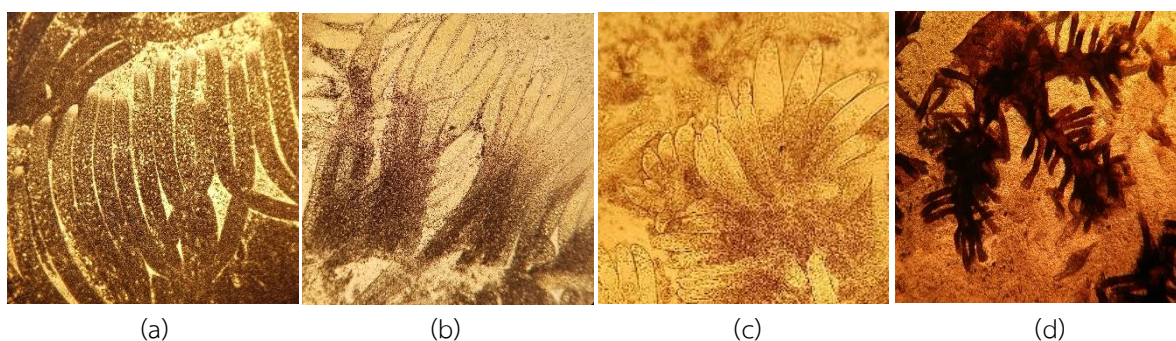


Figure1 Hepatopancreas condition images from wet mount method: (a) Normal; (b) Low lipid deposition; (c) Constriction; (d) Melanization

Table 1 Hepatopancreas condition images dataset

Class number	Class name	Number of images
0	Normal	120
1	Low lipid deposition	120
2	Constriction	120
3	Melanization	120
Total		480

การสร้างและฝึกสอนโมเดล

โมเดลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่ทำการศึกษ ีประกอบด้วยชั้นต่าง ๆ (Figure 2) ดังนี้

1) ชั้นคอนโวลูชัน (convolutional layer; CONV) เป็นชั้นที่สกัดคุณลักษณะเด่นของภาพ เช่น ขอบ สี ลักษณะรูปทรง โดยใช้ตัวกรอง (filter) หรือเคอร์เนล (kernel) ผลลัพธ์ที่ได้จากการคอนโวลูชัน เรียกว่า feature map

2) ชั้นพูลลิ่ง (pooling layer; POOL) เป็นชั้นที่ลดขนาดของ feature map ให้เล็กลง โดยหากใช้ฟังก์ชันค่าสูงสุดในการคำนวณจะเรียกว่า max pooling ค่าที่มากสุดในแต่ละ pool จะถูกเลือกเพื่อนำมาเป็นตัวแทน จากนั้นระบบจะเลื่อน (stride) ไปจนกระทั่งจุดสุดท้ายของ feature map

3) ชั้นเชื่อมโยงสมบูรณ์ (fully connected layer; FC) เป็นชั้นที่ทุกนิวรอนจะถูกเชื่อมโยงกับชั้นคอนโวลูชันและชั้นพูลลิ่งอย่างสมบูรณ์ แล้วคำนวณผลลัพธ์ออกมาเป็นค่าความน่าจะเป็น (probability) ของแต่ละคลาสด้วยฟังก์ชัน softmax

เริ่มต้นการสร้างโมเดลด้วยการนำเข้าไลบรารี TensorFlow และ Keras เพื่อใช้เตรียมความพร้อมของข้อมูล (preprocessing) ปรับข้อมูลภาพให้เป็นขนาด 256×256 พิกเซล ในระบบสีแบบ RGB ให้โมเดลสุ่มแบ่งชุดข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ออกเป็น 3 ชุด คือ ชุดข้อมูลฝึกสอน (training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (validation set) และชุดข้อมูลทดสอบ (testing set) ในอัตราส่วน 60:20:20 ตามลำดับ ในงานศึกษาครั้งนี้การสร้างโมเดลจะใช้เทคนิคการเรียนรู้แบบถ่ายโอนความรู้ (transfer learning) จากโมเดลสำเร็จที่ผ่านการฝึกสอนมาแล้ว (pretrained model) ซึ่งจะช่วยลดระยะเวลาการฝึกสอนและทำให้ประสิทธิภาพในการเรียนรู้สูงขึ้น เริ่มต้นการเรียนรู้ด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) จาก imageNet แล้วปรับเปลี่ยนชั้นฟังก์ชัน softmax ให้ผลลัพธ์เป็นชนิดและจำนวนคลาสที่ตรงกับข้อมูลที่ต้องการศึกษา โดยกำหนดรอบในการฝึกสอน (epoch) เท่ากับ 50 รอบ จำนวนข้อมูลที่ใช้คำนวณในแต่ละรอบ (batch size) เท่ากับ 16 และอัตราการเรียนรู้ (learning rate) ที่ 0.001

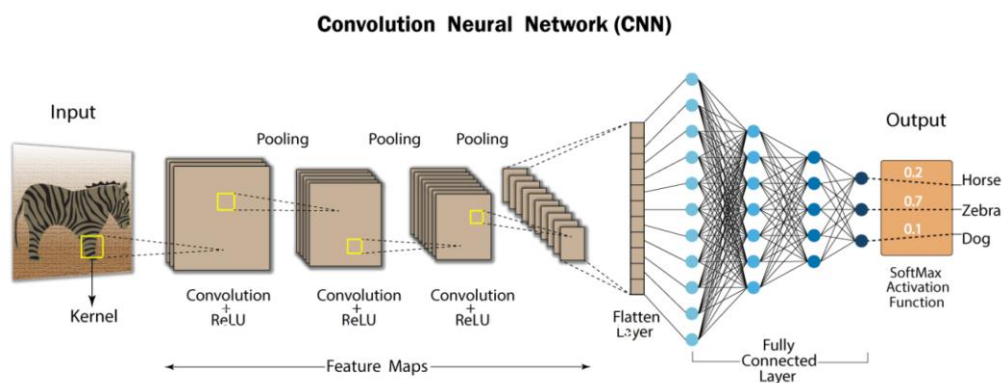


Figure 2 The structure of convolution neural network (CNN) [Modified figure from Developers Breach (2022)]

งานศึกษาครั้งนี้ต้องการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลที่ใช้เทคนิคการเรียนรู้แบบถ่ายโอนความรู้จากโมเดล ResNet50, Inception-V3 และ VGG16 ซึ่งมีโครงสร้างการเชื่อมต่อของแต่ละชั้นดำเนินการดังแสดงใน **Figure 3**

การวัดประสิทธิภาพโมเดล

การวัดประสิทธิภาพโมเดลในงานศึกษาครั้งนี้ ในขั้นตอนของการฝึกสอนโมเดลเลือกใช้กราฟการเรียนรู้ (learning curve) เพื่อพิจารณาแนวโน้มของ training accuracy, validation accuracy, training loss และ validation loss ที่สามารถแสดงถึงคุณภาพของชุดข้อมูลภาพที่นำมาศึกษารวมถึงรูปแบบการตั้งค่าการฝึกสอน ในขั้นตอนการทดสอบโมเดลเลือกใช้ตาราง performance metric เพื่อประเมินผลลัพธ์จากการทำนายเทียบกับค่าจากการสังเกตโดยผู้เชี่ยวชาญ โดยแสดงผลลัพธ์ออกมา 4 ประเภท คือ ค่าที่ทำนายถูกต้องเชิงบวก (true positive) ค่าที่ทำนายถูกต้องเชิงลบ (true negative) ค่าที่ทำนายผิดพลาดเชิงบวก (false positive) และค่าที่ทำนายผิดพลาดเชิงลบ (false negative) แล้วนำมาคำนวณค่าที่แสดงถึงประสิทธิภาพและความสามารถของโมเดลได้จากสมการ

ค่าความถูกต้อง (accuracy) คำนวณจาก

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{FN} + \text{TN}}$$

ค่าความแม่นยำ (precision) คำนวณจาก

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

ค่าความไว (recall) คำนวณจาก

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

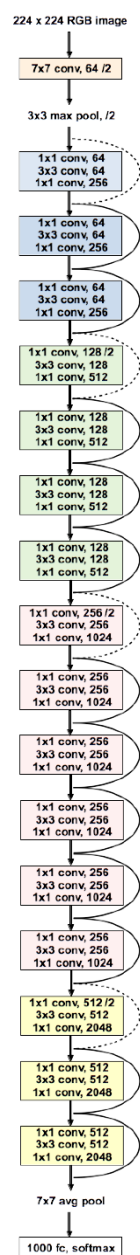
ค่า F1-score คำนวณจาก

$$\text{F1-score} = 2 \times \frac{(\text{Precision} \times \text{Recall})}{(\text{Precision} + \text{Recall})}$$

โดยที่

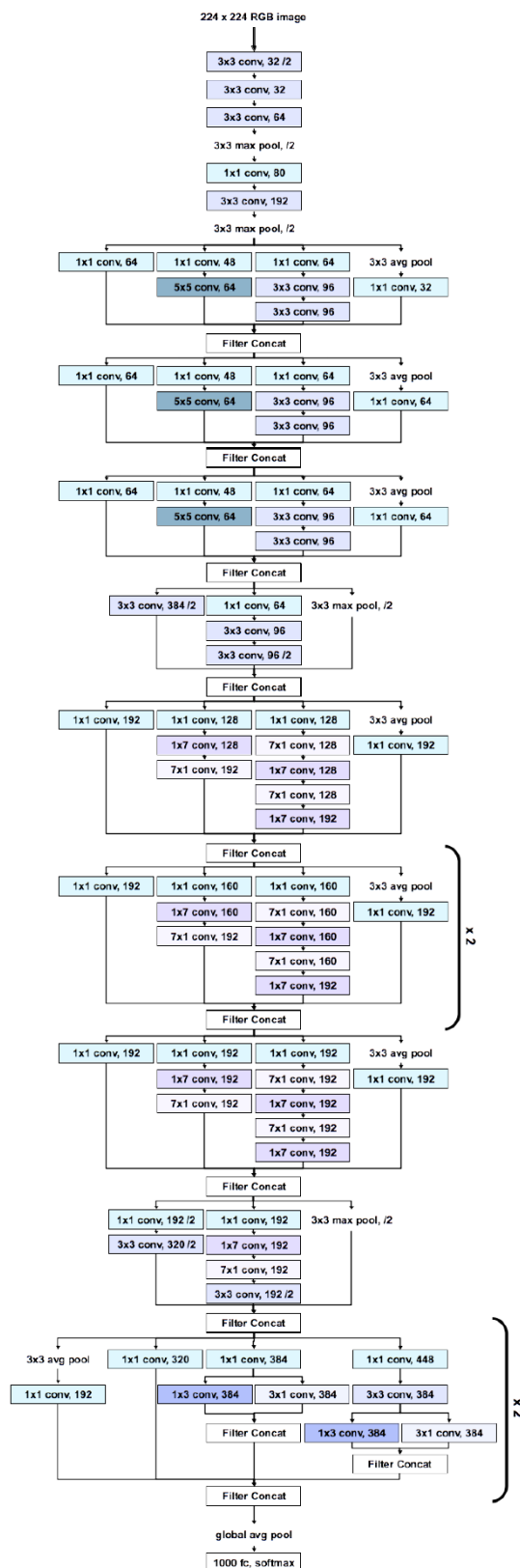
TP	=	true positive
TN	=	true negative
FP	=	false positive
FN	=	false negative

ResNet-50



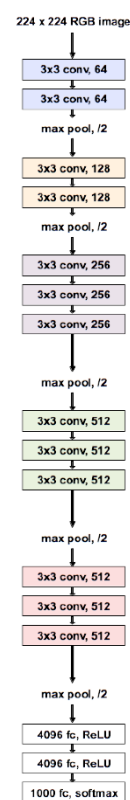
(a)

Inception V3



(b)

VGG16



(c)

Figure 3 The architecture of pretrained models: (a) ResNet50; (b) Inception-V3; (c) VGG16 [Modified figure from Leonardo et al. (2018)]

ผลการศึกษาและวิจารณ์

งานศึกษาครั้งนี้ได้เก็บรวบรวมชุดข้อมูลภาพถ่ายสไลด์สดของตับและตับอ่อนในกุ้งขาว โดยผ่านการตรวจสอบจากผู้มีความเชี่ยวชาญในการจำแนกสภาพความสมบูรณ์ออกมา 4 ประเภท คือ ต่อบสมบูรณ์ปกติ ต่อบที่มีการสะสมเม็ดไขมันต่ำ ต่อบมีรูปทรงคอดปล้อง และกระบวนการสร้างเม็ดสีเมลานิน ประเภทละ 120 ภาพ รวมเป็นจำนวนทั้งสิ้น 480 ภาพ ปรับขนาดภาพเป็น 256×256 พิกเซล แล้วสุ่มแบ่งเป็นชุดข้อมูลฝึกสอน (training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (validation set) และชุดข้อมูลทดสอบ (testing set) ในอัตราส่วน 60:20:20 ตามลำดับ หลังจากนั้นเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้เชิงลึกโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพโครงสร้างของโมเดลที่นำมาใช้ คือ ResNet50, Inception-V3 และ VGG16 พบว่ากราฟการเรียนรู้ (learning curve) ของทั้ง 3 โมเดล (Figure 4) ภายหลังจากปรับค่า weight และค่า bias ด้วยชุดข้อมูล training set และ validation set แสดงถึงแนวโน้มการเป็น good fit learning curve คือ validation accuracy จะมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นไปใกล้เคียงกับ training accuracy ตามรอบการฝึกสอน ในขณะที่ validation loss จะมีแนวโน้มลดลงไปใกล้เคียงกับ training loss ตามรอบการฝึกสอน โดยกราฟการเรียนรู้ของโมเดลที่ใช้โครงสร้าง ResNet50 (Figure 4a-4b) พบว่าช่องว่าง (gap) ระหว่าง training และ validation ของกราฟทั้ง accuracy และ loss แคบและมีความเสถียรมากกว่าโมเดลอื่น (Figure 4c-4f) โดยมีค่า validation accuracy สูงสุด และมีค่า validation loss ต่ำสุด แสดงให้เห็นว่าโมเดลที่ใช้โครงสร้าง ResNet50 เป็นโมเดลที่มีผลลัพธ์จากการฝึกสอนดีกว่า Inception-V3 และ VGG16 ทั้งนี้เนื่องจากโครงสร้าง ResNet50 ประกอบขึ้นจาก residual block มาต่อกัน โดยมีขั้นตอนการ skip connection เพื่อใช้ข้ามชั้นคอนโวลูชันในบางชั้น เพราะการคอนโวลูชันในบางชั้นอาจไม่มีความจำเป็น ค่าถ่วงน้ำหนักสามารถให้เป็น 0 ได้ โดยที่ข้อมูลเข้าจะส่งผ่านไปยังชั้นถัดไปโดยไม่มีการสูญเสีย จึงช่วยลดผลกระทบจากปัญหา vanishing gradient ทำให้โมเดลได้รับการฝึกสอนจนได้ผลลัพธ์ที่ดี (ศศิชา, 2562; ศุภณัฐ, 2562) เมื่อนำชุดข้อมูล testing set มาทดสอบกับโมเดล พบว่าโมเดลที่ใช้โครงสร้าง ResNet50 มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด เท่ากับ 96.88% ตามด้วย VGG16 และ Inception-V3 ที่มีค่าความถูกต้อง เท่ากับ 91.67% และ 84.38% ตามลำดับ ในขณะที่ค่าความผิดพลาดของผลลัพธ์ของโมเดลที่ใช้โครงสร้าง ResNet50 มีค่าต่ำที่สุด เท่ากับ 13.56% ส่วนโมเดลที่ใช้โครงสร้าง VGG16 และ Inception-V3 มีค่าความผิดพลาดของผลลัพธ์ เท่ากับ 29.07% และ 51.99% ตามลำดับ (Table 2) ดังนั้นทางผู้ศึกษาจึงเลือกใช้โมเดล ResNet50 มาพิจารณาถึงประสิทธิภาพและความสามารถของโมเดล

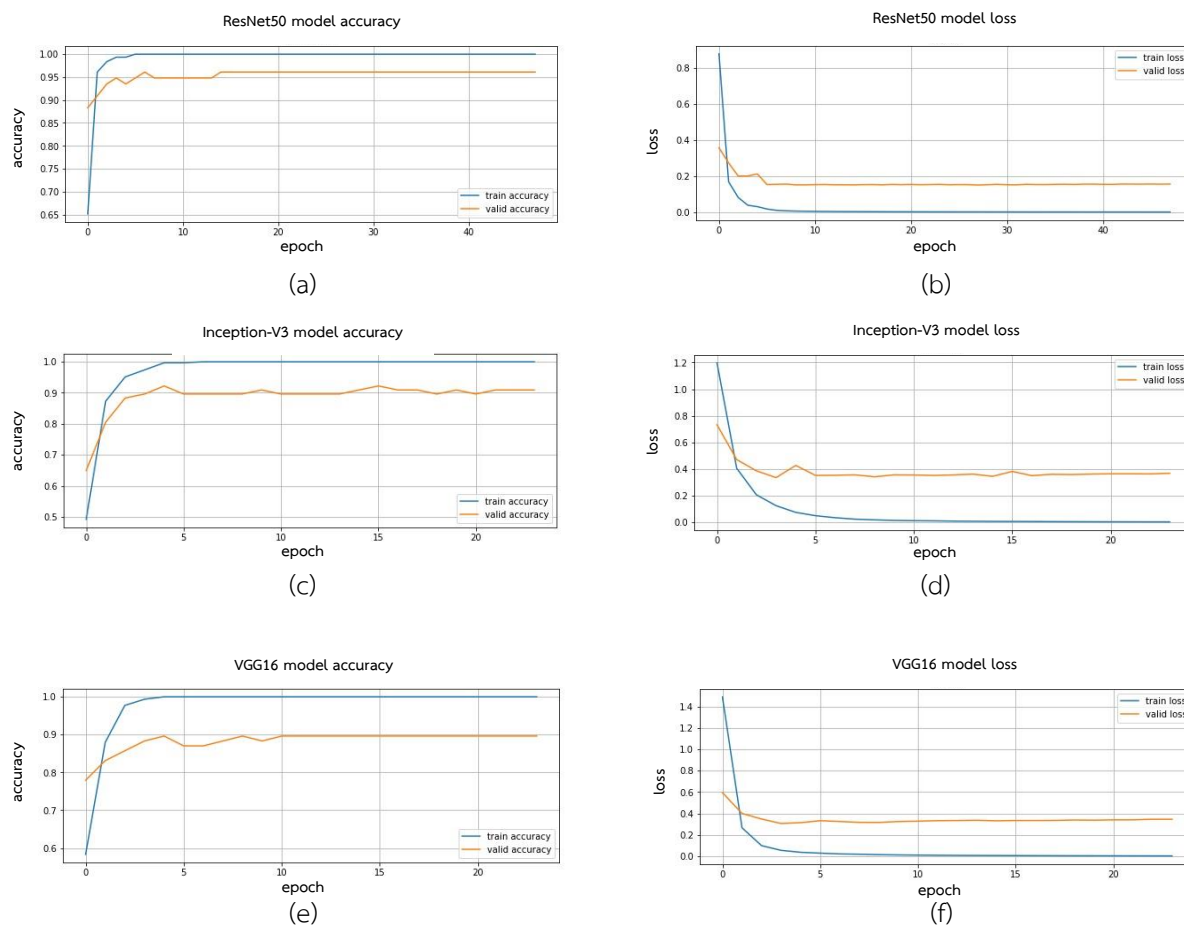


Figure 4 Learning curve from training and validation datasets represent accuracy and loss; (a-b) ResNet50, (c-d) Inception-V3, (e-f) VGG16

Table 2 Test accuracy and loss comparison of CNN architectures on hepatopancreas condition images dataset

CNN Architectures	Accuracy (%)	Loss (%)
ResNet50	96.88	13.56
Inception-V3	84.38	51.99
VGG16	91.67	29.07

เมื่อพิจารณาตาราง performance metric (Table 3) เพื่อประเมินผลลัพธ์จากการทำนายเทียบกับค่าจากการสังเกตโดยผู้เชี่ยวชาญ พบว่าค่า accuracy เท่ากับ 0.97 โดยที่ค่า F1-score ซึ่งเป็นค่าเฉลี่ยระหว่างค่า precision และ recall อยู่ที่ระดับ 0.98, 0.98, 0.96 และ 0.96 ตามลำดับคลาส แสดงให้เห็นถึงความสามารถของโมเดลในการทำนายผลลัพธ์แต่ละคลาสได้ดีใกล้เคียงกัน

Table 3 The comparison of hepatopancreas condition in shrimps between observer and predictive model (n = 96)

Hepatopancreas condition		Predicted class				Precision	Recall	F1-score
		Normal	Low lipid deposition	Constriction	Melanization			
Observed class	Normal	23	0	1	0	1.00	0.96	0.98
	Low lipid deposition	0	23	0	1	1.00	0.96	0.98
	Constriction	0	0	24	0	0.92	1.00	0.96
	Melanization	0	0	1	23	0.96	0.96	0.96
Macro average						0.97	0.97	0.97
Accuracy						0.97		

จากผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (convolutional neural network; CNN) ที่ได้รับการถ่ายโอนความรู้จากโมเดล ResNet50 เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการนำมาใช้วินิจฉัยโรคในกุ้งขาว สอดคล้องกับงานศึกษาของ Mukti and Biswas (2019) ที่พัฒนาโมเดลเพื่อตรวจวินิจฉัยโรคในพืช โดยจำแนกโรคในใบไม้ทั้งสิ้น 38 โรค เปรียบเทียบ CNN ที่ใช้การถ่ายโอนความรู้จากโมเดล AlexNet, ResNet50, VGG16 และ VGG19 โดยใช้ชุดข้อมูลภาพจำนวน 87,867 ภาพเพื่อการฝึกสอน จากการศึกษาพบว่าโมเดลที่ใช้โครงสร้าง ResNet50 มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด เท่ากับ 98.42% ตามด้วย VGG19, VGG16 และ AlexNet ที่มีค่าความถูกต้อง เท่ากับ 97.95% 97.77% และ 93.51% ตามลำดับ ในขณะที่ค่าความผิดพลาดของผลลัพธ์ของโมเดลที่ใช้โครงสร้าง ResNet50 มีค่าต่ำที่สุด เท่ากับ 0.05% ส่วนโมเดลที่ใช้โครงสร้าง VGG16, VGG19 และ AlexNet มีค่าความผิดพลาดของผลลัพธ์ เท่ากับ 0.06% 0.06% และ 0.22% ตามลำดับ ทั้งนี้นอกจากงานด้านการวินิจฉัยโรคยังมีการนำโมเดล ResNet50 มาใช้ประโยชน์กับงานด้านอื่นที่เกี่ยวข้องกับสัตว์น้ำ เช่น งานศึกษาของ Ma et al. (2021) ได้พัฒนาแพลตฟอร์มที่ใช้ตรวจสอบความสดของเนื้อกุ้ง โดยถ่ายโอนความรู้จากโมเดล ResNet50 ใช้ชุดข้อมูลภาพเพื่อฝึกสอน 31,584 ภาพ และชุดข้อมูลภาพเพื่อทดสอบ 13,537 ภาพ จากการศึกษาพบว่าโมเดลมีค่าความถูกต้องสูงถึง 99.94% ทางด้านงานศึกษาของ Ismail et al. (2021) ได้ใช้ CNN ที่ถ่ายโอนความรู้จากโมเดล ResNet50 เพื่อคัดแยกพันธุ์ปลาออกเป็น 18 สายพันธุ์ โดยใช้ชุดข้อมูลภาพที่ผ่านเทคนิคการเพิ่มจำนวนภาพ (augmentation) เพื่อเพิ่มจำนวนชุดข้อมูลภาพ โดยการหมุนภาพเพื่อให้ได้ภาพทั้งสิ้น 18,000 ภาพ นำมาใช้ฝึกสอน จากการศึกษาพบว่าโมเดลมีค่าความถูกต้องสูงถึง 99.51%

สรุป

งานศึกษาครั้งนี้แสดงให้เห็นว่าโมเดลที่พัฒนาขึ้นมาจากการเรียนรู้เชิงลึกโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ที่ได้รับการถ่ายโอนความรู้จากโมเดล ResNet50 มีค่าความถูกต้องสูงถึง 96.88% สามารถนำไปประยุกต์เพื่อใช้ประเมินสถานะทางสุขภาพและวินิจฉัยโรคของกุ้งขาวได้อย่างมีประสิทธิภาพ อ่านผลได้รวดเร็ว และช่วยลดความผิดพลาดส่วนบุคคลที่อาจเกิดจากการขาดประสบการณ์ อย่างไรก็ตามในกรณีที่ภาพถ่ายมีความแตกต่างเรื่องแสง สี ความสว่าง หรือมุมการถ่ายภาพอาจส่งผลต่อประสิทธิภาพในการทำนาย ดังนั้นควรใช้กับภาพถ่ายที่มีลักษณะการเก็บข้อมูลภาพตามที่ระบุไว้ในวิธีการทดลอง และเมื่อนำมาทดสอบแล้ว ควรมีผู้เชี่ยวชาญตรวจสอบถึงความถูกต้องของผลลัพธ์ในเบื้องต้น เพื่อประเมินถึงประสิทธิภาพของโมเดลก่อนนำไปใช้วินิจฉัยจริง สำหรับงานศึกษาครั้งถัดไปจะรวบรวมชุดข้อมูลภาพความผิดปกติประเภทอื่น เช่น การลอกหลุดของเยื่อทุ่ตอ (sloughing) เพื่อสร้างผลลัพธ์ที่ทำให้โมเดลเรียนรู้ได้เพิ่มขึ้น รวมถึงการใช้เทคนิคการเพิ่มจำนวนข้อมูลภาพ ด้วยวิธีการการหมุนภาพ การพลิกกลับด้าน และการขยายขนาดภาพเพื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ ร่วมกับเทคนิคการปรับจูนโมเดลเข้ามาปรับใช้เพื่อทำให้กระบวนการเรียนรู้ของโมเดลมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- กลุ่มวิจัยและวิเคราะห์สถิติการประมง. 2557. สถิติผลผลิตการเลี้ยงกุ้งทะเล ประจำปี 2555. แหล่งข้อมูล:
https://www4.fisheries.go.th/local/file_document/20200714135635_1_file.pdf. ค้นเมื่อ 30 เมษายน 2565.
- กลุ่มเศรษฐกิจการประมง. 2565. สถานการณ์สินค้ากุ้งทะเลและผลิตภัณฑ์ ปี 2564. แหล่งข้อมูล:
<https://www.fisheries.go.th/strategy/fisheconomic/Monthly%20report/Shrimp/12.กุ้งทะเล%20ปี%202564.pdf>.
 ค้นเมื่อ 30 เมษายน 2565.
- นงนุช ตั้งเกริกโอฬาร. 2550. ชีวิตวิทยาของครัสเตเชียน. พิมพ์ครั้งที่ 2. สำนักพิมพ์ โอ. เอส. พรินต์ติ้ง เฮาส์, กรุงเทพฯ.
- ปิติ อ่ำพ่ายพ. 2555. กลไกการกระตุ้นระบบโพพินอลออกซิเดสในกุ้งโดย pattern recognition protein: รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์.
 แหล่งข้อมูล: https://digital.library.tu.ac.th/tu_dc/digital/api/DownloadDigitalFile/download/64462. ค้นเมื่อ 30
 เมษายน 2565.
- ยุวเรศมศรี สติธิชาญบัญชา. 2564. ปัญญาประดิษฐ์ Artificial intelligence (AI) กับการใช้ประโยชน์ทางการแพทย์และเวชศาสตร์
 ฉุกเฉิน. วารสารการแพทย์ฉุกเฉินแห่งประเทศไทย. 1(1): 91-104.
- ศุภณัฐ จินตวัฒน์สกุล. 2562. การจำแนกภาพขวดแบบเซตเปิดด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน. วิทยาศาสตร์มหบัณฑิต
 มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ. กรุงเทพฯ.
- ศศิชา บุญเก่า. 2562. การจับความรู้สีกของคนจากใบหน้าด้วยเทคนิคปัญญาประดิษฐ์. วิทยานิพนธ์ ปริญญาวิศวกรรมศาสตร
 มหบัณฑิต มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์. กรุงเทพฯ.
- Dana, D.A., T.A. Setyastuti, I. Puspitasari, and D. Sukamto. 2020. Change of hepatopancreas conditions in intensive
 shrimp aquaculture (*Litopenaeus vannamei*) at Mayangan Village, Legon Kulon District West Java. pp. 1-9.
 In: Proceedings of the 2nd International Conference on Fisheries and Marine Science 26 September 2019.
 Surabaya, Indonesia.
- Developers Breach. 2022. Convolutional neural network. Available: <https://developersbreach.com/convolutional-neural-network-deep-learning/>. Accessed Apr.30, 2022.
- Flegel, T. W. 2015. Hepatopancreatic microsporidiosis caused by *Enterocytozoon hepatopenaei*: disease card.
 Available: <https://enaca.org/enclosure/?id=723>. Accessed Apr. 30, 2022.
- Hu, W.C., H.T. Wu, Y.F. Zhang, S.H. Zhang, and C.H. Lo. 2020. Shrimp recognition using ShrimpNet based on
 convolutional neural network. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing. 11(1): 1-8.
- Ismail, H., A.F.M. Ayob, A.M.S.M. Muslim, and M.F.R. Zulkifli. 2021. Convolutional neural network architectures
 performance evaluation for fish species classification. Journal of Sustainability Science and Management.
 16(5): 124-139.
- Kumar, T.S., M. Makesh, S.V. Alavandi, and K.K. Vijayan. 2022. Clinical manifestations of white feces syndrome (WFS),
 and its association with *Enterocytozoon hepatopenaei* in *Penaeus vannamei* grow-out farms: A
 pathobiological investigation. Aquaculture. 547: 1-10.
- Leonardo, M.M., T.J. Carvalho, E. Rezende, R. Zucchi, and F.A. Faria. 2018. Deep feature-based classifiers for fruit
 fly identification (Diptera: Tephritidae). pp. 41-47. In: Proceedings of the 31st SIBGRAPI Conference on
 Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI) 29 October–1 November 2018. Paraná, Brazil.
- Liu, Z. 2020. Soft-shell shrimp recognition based on an improved alexnet for quality evaluations. Journal of Food
 Engineering. 266: 1-10.

- Liu, Z., X. Jia, and X. Xu. 2019. Study of shrimp recognition methods using smart networks. *Computers and Electronics in Agriculture*. 165: 1-10.
- Ma, P., Z. Zhang, W. Xu, Z. Teng, Y. Luo, C. Gong, and Q. Wang. 2021. Integrated portable shrimp-freshness prediction platform based on ice-templated metal-organic framework colorimetric combinatorics and deep convolutional neural networks. *ACS Sustainable Chemistry & Engineering*. 9(50): 16926-16936.
- Morales-Covarrubias, M.S., J.C. Anjel, A.V. Mejías, and C.E. Ovaes. 2018. Shrimp bacterial infections in Latin America: a review. *The Journal of the Asian Fisheries Society*. 31S: 76-87.
- Mukti, I.Z., and D. Biswas. 2019. Transfer learning based plant diseases detection using ResNet50. pp. 1-6. In: *Proceeding of the 4th International Conference on Electrical Information and Communication Technology (EICT) 20-22 December 2019*. Khulna, Bangladesh.
- OIE. 2019. Chapter 2.2.1. - Acute hepatopancreatic necrosis disease. Available: https://www.oie.int/fileadmin/Home/eng/Health_standards/aahm/current/chapitre_ahpnd.pdf. Accessed Apr. 30, 2022.
- Sanuksan, J., and O. Surinta. 2019. Deep convolutional neural networks for plant recognition in the natural environment. *Journal of Science & Technology MSU*. 38(2): 113-124.
- Trung, N.D., L.D. Quach, and C.N. Nguyen. 2020. Towards classification of shrimp diseases using transferred convolutional neural networks. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*. 5(4): 724-732.