



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 14
The 14th STOU National Research Conference

การวิเคราะห์โรคฝีดาษในโคด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน
Analysis of Lumpy Skin Disease in Cattle Using Convolutional Neural Network Techniques

รพีพัฒน์ กลางบุญเรือง (Rapeepat Klangbunrueang)¹ วีระพงศ์ จันทร์สนาม (Wirapong Chansanam)²

บทคัดย่อ

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ (1) เพื่อพัฒนาโมเดล Convolutional Neural Network (CNN) สำหรับการวิเคราะห์โรคฝีดาษ (2) ประเมินประสิทธิภาพความแม่นยำของโมเดล ในการวินิจฉัยโรคฝีดาษในโคโดยมุ่งเน้นการจำแนกภาพระหว่างโคที่ติดเชื้อและไม่ติดเชื้อ การศึกษานี้ใช้ชุดข้อมูลภาพถ่ายโคจำนวนทั้งสิ้น 3,448 ภาพ ซึ่งได้รับจากฐานข้อมูล Kaggle โดยแบ่งเป็นชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอนจำนวน 2,511 ภาพ (ประกอบด้วยภาพโคติดเชื้อ 1,012 ภาพ และโคไม่ติดเชื้อ 1,499 ภาพ) และชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบจำนวน 937 ภาพ (ประกอบด้วยภาพโคติดเชื้อ 421 ภาพ และโคไม่ติดเชื้อ 516 ภาพ) ผลการวิจัยพบว่า โมเดล CNN ที่พัฒนาขึ้นสามารถจำแนกภาพได้อย่างถูกต้องด้วยความแม่นยำร้อยละ 89.46 ซึ่งแสดงให้เห็นถึงศักยภาพในการนำไปประยุกต์ใช้สำหรับการตรวจคัดกรองเบื้องต้นในฟาร์มปศุสัตว์ อย่างไรก็ตาม การพัฒนาในอนาคตควรมุ่งเน้นการปรับปรุงโมเดลให้สามารถทำงานได้แบบเรียลไทม์และขยายขอบเขตการตรวจจับให้ครอบคลุมโรคอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้อง ผลการวิจัยนี้มีนัยสำคัญต่อการพัฒนาระบบตรวจสอบสุขภาพสัตว์ในฟาร์มที่มีประสิทธิภาพ ซึ่งจะช่วยลดความเสี่ยงในการแพร่ระบาดของโรคและบรรเทาผลกระทบทางเศรษฐกิจต่ออุตสาหกรรมปศุสัตว์ได้อย่างมีนัยสำคัญ

คำสำคัญ โรคฝีดาษในโค โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน การตรวจจับโรคในปศุสัตว์ DenseNet121

¹ นักศึกษาหลักสูตรสารสนเทศศาสตรมหาบัณฑิต คณะมนุษยศาสตร์และสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น

rapeepat.klangbunrueang@kkumail.com

² รองศาสตราจารย์ประจำสาขาวิชาสารสนเทศศาสตร์ คณะมนุษยศาสตร์และสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น wirach@kku.ac.th



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 14

The 14th STOU National Research Conference

Abstract

This research aims to (1) develop a Convolutional Neural Network (CNN) model for analyzing Lumpy Skin Disease in cattle and (2) evaluate the model's accuracy in diagnosing the disease, focusing on distinguishing between infected and non-infected cattle images. The study utilized a dataset of 3,448 cattle images sourced from Kaggle, divided into a training set of 2,511 images (including 1,012 infected and 1,499 non-infected images) and a testing set of 937 images (comprising 421 infected and 516 non-infected images). The results showed that the developed CNN model could accurately classify images with an accuracy of 89.46%, demonstrating its potential application for preliminary screening in livestock farms. However, future development should focus on enhancing the model to operate in real-time and expanding its detection capabilities to cover other related diseases. This research significantly contributes to the development of efficient animal health monitoring systems on farms, which could help reduce the risk of disease outbreaks and mitigate economic impacts on the livestock industry.

Keywords: Lumpy skin disease, Convolutional Neural Network (CNN), Livestock disease detection, DenseNet121



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 14
The 14th STOU National Research Conference

บทนำ

โรคริมฝีปาก (Lumpy Skin Disease - LSD) เป็นโรคติดเชื้อไวรัสที่ส่งผลกระทบต่ออุตสาหกรรมปศุสัตว์ทั่วโลก โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการผลิตโคนมและโคเนื้อ เชื้อสาเหตุของโรคนี้จัดอยู่ในสกุล Capripoxvirus ภายใต้วงศ์ Poxviridae (Beedupalli Bhavya Sree et al., 2024) ถูกพบครั้งแรกในแอฟริกาใต้ในปี ค.ศ.1929 และได้แพร่กระจายไปยังหลายภูมิภาคทั่วโลก เช่น แอฟริกา เอเชียตะวันออกเฉียงใต้ และบางส่วนของยุโรป (Kumar & Tripathi, 2022) ซึ่งก่อให้เกิดโรคที่มีลักษณะเฉพาะบนผิวหนังของสัตว์ที่ติดเชื้อ โดยมักปรากฏเป็นตุ่มนูนขนาดใหญ่ที่สามารถสังเกตเห็นได้ชัดเจน (Somchai R., 2024) (ดังภาพที่ 1) ลักษณะเด่นของตุ่มเหล่านี้คือการกระจายตัวทั่วร่างกาย ซึ่งแตกต่างอย่างชัดเจนจากโคที่ไม่ติดเชื้อซึ่งมีผิวหนังปกติ (ดังภาพที่ 2) นอกจากนี้ ยังส่งผลให้ผลผลิตน้ำนมลดลงอย่างมีนัยสำคัญ น้ำหนักตัวของสัตว์ลดลง และในกรณีที่รุนแรงอาจนำไปสู่การเสียชีวิตของสัตว์ได้ ซึ่งผลกระทบเหล่านี้ไม่เพียงแต่ส่งผลต่อสุขภาพของสัตว์เท่านั้น แต่ยังส่งผลกระทบต่อเศรษฐกิจของชุมชนและประเทศที่พึ่งพาการปศุสัตว์เป็นหลัก (Jiraporn, 2024; Nopparat, 2024)



ภาพที่ 1 โคที่ติดเชื้อ



ภาพที่ 2 โคที่ติดเชื้อ



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 14

The 14th STOU National Research Conference

การแพร่กระจายของโรค LSD มีความซับซ้อนและเกิดขึ้นได้หลายช่องทาง ทั้งทางอ้อมผ่านพาหะนำโรคประเภทแมลงดูดเลือด เช่น ยุง เติบ และแมลงวันคอก และทางตรงผ่านการสัมผัสกับสารคัดหลั่งหรืออุปกรณ์ที่ปนเปื้อนเชื้อ เช่น เข็มฉีดยา อุปกรณ์รีดนม หรือเครื่องมือทางการแพทย์อื่น ๆ ความซับซ้อนของกลไกการแพร่กระจายนี้ทำให้การควบคุมและป้องกันโรคเป็นความท้าทายที่สำคัญสำหรับนักวิทยาศาสตร์และผู้เชี่ยวชาญด้านสุขภาพสัตว์ (Ploy, 2024) นอกจากนี้การที่โรคสามารถแพร่กระจายได้อย่างรวดเร็วในฝูงสัตว์ ยิ่งเพิ่มความจำเป็นในการพัฒนาวิธีการตรวจจับและควบคุมโรคที่มีประสิทธิภาพและรวดเร็ว

ในช่วงทศวรรษที่ผ่านมา การพัฒนาอย่างก้าวกระโดดของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในด้านการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ได้เปิดโอกาสใหม่ในการพัฒนาวิธีการวินิจฉัยและควบคุมโรคในสัตว์ที่มีประสิทธิภาพมากขึ้น Convolutional Neural Networks (CNN) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่มีความสามารถโดดเด่นในการวิเคราะห์และจำแนกข้อมูลภาพ ได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้อย่างกว้างขวางในการตรวจจับและวินิจฉัยโรคทางผิวหนังในสัตว์ (Saranya, 2024) DenseNet121 เป็นสถาปัตยกรรมที่โดดเด่นด้วยการเชื่อมต่อเลเยอร์แต่ละชั้นเข้าด้วยกันโดยตรง ส่งผลให้การไหลเวียนของข้อมูลในเครือข่ายมีประสิทธิภาพสูงชันอย่างมีนัยสำคัญ (Gao Huang et al., 2019) ลักษณะการเชื่อมต่อแบบนี้ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการส่งผ่านข้อมูลและเกรเดียนต์ระหว่างเลเยอร์ต่างๆ ภายในเครือข่าย ความสามารถของ CNN ในการเรียนรู้และจดจำรูปแบบที่ซับซ้อนจากข้อมูลภาพ (Romsaiyud, 2023) ทำให้เทคโนโลยีนี้มีศักยภาพสูงในการตรวจจับรอยโรคของ LSD ได้อย่างแม่นยำ แม้ในระยะเริ่มต้นของการติดเชื้อ

จากปัญหาข้างต้นดังกล่าว ผู้วิจัยจึงเล็งเห็นแนวโน้มของปัญหาที่เกิดขึ้น การวิจัยครั้งนี้จึงมุ่งเน้นการพัฒนาและปรับปรุงประสิทธิภาพของโมเดล CNN สำหรับการวินิจฉัยโรค LSD ในโค โดยอาศัยข้อมูลภาพที่ได้จากฐานข้อมูล www.kaggle.com เพื่อพัฒนาและฝึกฝนโมเดล Convolutional Neural Network (CNN) สำหรับการวินิจฉัยโรคร่วมปีสกินในโคเพื่อประเมินประสิทธิภาพความแม่นยำของโมเดล และครอบคลุมกระบวนการวิจัยที่ครบวงจร เริ่มตั้งแต่การรวบรวมและจัดการข้อมูลภาพจากฐานข้อมูล www.kaggle.com การพัฒนาและฝึกฝนโมเดล CNN ด้วยชุดข้อมูลที่หลากหลายและครอบคลุม ไปจนถึงการทดสอบและประเมินประสิทธิภาพของโมเดล นอกจากนี้ ยังรวมถึงการพัฒนาอัลกอริทึมการประมวลผลภาพขั้นสูงเพื่อปรับปรุงคุณภาพของภาพที่ได้จากฟาร์ม

ผลลัพธ์ที่คาดหวังจากการวิจัยนี้ไม่เพียงแต่จะเป็นการยกระดับมาตรฐานการดูแลสุขภาพสัตว์เท่านั้น แต่ยังมีศักยภาพในการสร้างผลกระทบเชิงบวกต่อความมั่นคงทางอาหารและเศรษฐกิจของชุมชนที่พึ่งพาอุตสาหกรรมปศุสัตว์ทั่วโลก การพัฒนาเทคโนโลยีนี้จึงถือเป็นก้าวสำคัญในการเสริมสร้างความยั่งยืนให้กับภาคการเกษตรและปศุสัตว์ในระดับสากล นอกจากนี้ ความรู้และเทคโนโลยีที่ได้จากการวิจัยนี้ยังสามารถประยุกต์ใช้กับการตรวจจับและควบคุมโรคอื่น ๆ ในสัตว์ได้ในอนาคต ซึ่งจะช่วยยกระดับอุตสาหกรรมปศุสัตว์ทั้งระบบ

วัตถุประสงค์

1. เพื่อพัฒนาโมเดล Convolutional Neural Network (CNN) สำหรับการวิเคราะห์โรคร่วมปีสกินในโค
2. เพื่อประเมินประสิทธิภาพความแม่นยำของโมเดล



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 14
The 14th STOU National Research Conference

ระเบียบวิธีวิจัย

การวิจัยครั้งนี้กำหนดกระบวนการวิจัยเชิงประจักษ์เพื่อพัฒนาและประเมินประสิทธิภาพของโมเดล Convolutional Neural Network (CNN) สำหรับการวินิจฉัยโรค Lumpy Skin Disease (LSD) ในโค โดยมีขั้นตอนดำเนินการศึกษาเพื่อพัฒนาโมเดล มีการดำเนินการตามกระบวนการวิจัย ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 การทบทวนวรรณกรรมและการวิเคราะห์สถานการณ์ปัญหา

ผู้วิจัยได้ดำเนินการศึกษาเชิงลึกเกี่ยวกับพยาธิสภาพและระบาดวิทยาของโรค Lumpy Skin Disease (LSD) ในโค โดยวิเคราะห์เทคนิคการวินิจฉัยโรคที่มีอยู่และการประยุกต์ใช้ Deep Learning ในการวินิจฉัยโรคทางสัตวแพทย์ และสังเคราะห์องค์ความรู้เพื่อกำหนดกรอบแนวคิดในการพัฒนาโมเดล CNN ที่มีประสิทธิภาพสูง

ขั้นตอนที่ 2 การคัดเลือกและจัดเตรียมชุดข้อมูล

ผู้วิจัยได้รวบรวมภาพถ่ายทางคลินิกของโคที่ติดเชื้อและไม่ติดเชื้อ Lumpy Skin Disease (LSD) จากฐานข้อมูล Kaggle ดำเนินการคัดกรองและจัดเตรียมชุดข้อมูลภาพถ่ายสำหรับการฝึกฝน (ดังภาพที่ 3 และ 4) และทดสอบโมเดล (ดังภาพที่ 5 และ 6) โดยใช้เทคนิค stratified sampling ในการแบ่งชุดข้อมูลเป็น training, validation และ test sets และประยุกต์ใช้ data augmentation techniques เพื่อเพิ่มความหลากหลายของชุดข้อมูลฝึกฝน



ภาพที่ 3 ตัวอย่างภาพโคที่ติดเชื้อสำหรับการฝึกฝน



ภาพที่ 4 ตัวอย่างภาพโคที่ไม่ติดเชื้อสำหรับการฝึกฝน



ภาพที่ 5 ตัวอย่างภาพโคที่ติดเชื้อสำหรับการทดสอบ



ภาพที่ 6 ตัวอย่างภาพโคที่ไม่ติดเชื้อสำหรับการทดสอบ



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 14

The 14th STOU National Research Conference

ขั้นตอนที่ 3 การพัฒนาโมเดลโดยใช้สถาปัตยกรรม DenseNet121

(1) การออกแบบสถาปัตยกรรมโมเดล ผู้วิจัยได้นำสถาปัตยกรรม DenseNet121 มาประยุกต์ใช้เพื่อให้โมเดลสามารถเรียนรู้และถ่ายทอด features ของภาพถ่ายโรค LSD ได้อย่างมีประสิทธิภาพ และปรับแต่ง hyperparameters เช่น จำนวน dense blocks และ growth rate ให้เหมาะสมกับลักษณะของข้อมูล ใช้เทคนิค transfer learning โดยเริ่มต้นจาก pre-trained weights บน ImageNet dataset (2) กระบวนการฝึกฝนโมเดล ผู้วิจัยได้ดำเนินการฝึกฝนโมเดล CNN โดยใช้ชุดข้อมูลฝึกฝน (Training Set) ที่ผ่านการ annotation โดยกำหนด learning rate schedule, batch size และจำนวน epochs ที่เหมาะสม และประยุกต์ใช้เทคนิคการป้องกัน overfitting เช่น dropout regularization และ early stopping

ขั้นตอนที่ 4 การประเมินประสิทธิภาพโมเดล

วิเคราะห์ประสิทธิภาพโดยใช้ metrics ทางสถิติ ได้แก่ Precision, Recall, F1-score เพื่อประเมินความแม่นยำ (Accuracy) และความน่าเชื่อถือ (Reliability) ของโมเดล และทดสอบประสิทธิภาพโมเดลด้วยชุดข้อมูลทดสอบ (Test Set) ที่แยกไว้

ขั้นตอนที่ 5 การปรับปรุงและ fine-tuning โมเดล

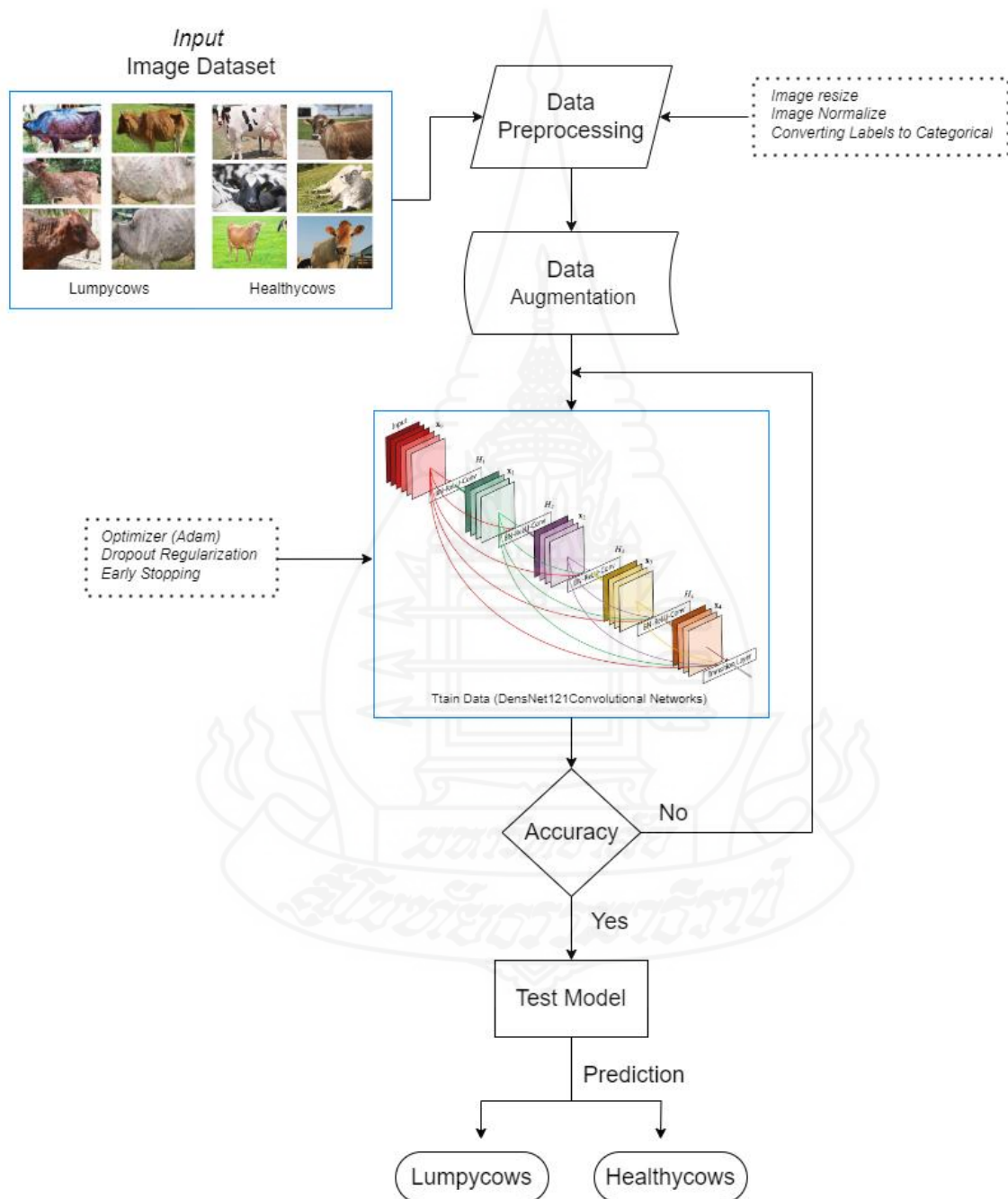
หากผลการประเมินไม่เป็นที่น่าพอใจ ดำเนินการ fine-tuning โมเดล โดยปรับแต่ง hyperparameters หรือเพิ่มเติมชุดข้อมูลฝึกฝนตามความเหมาะสม มุ่งเน้นการเพิ่มประสิทธิภาพในการวินิจฉัยโรค LSD โดยเฉพาะในกรณีที่มีความซับซ้อน



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 14

The 14th STOU National Research Conference

Flowchart



ภาพที่ 7 กระบวนการพัฒนาโมเดล DenseNet121 สำหรับการจำแนกภาพโคที่ติดเชื้อและโคที่สุขภาพดี



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 14 The 14th STOU National Research Conference

ผลการวิจัย

ในการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล Convolutional Neural Networks (CNN) ที่ใช้ในการวินิจฉัยโรครัมปีสกินในโค (Lumpy Skin Disease - LSD) พบว่า โมเดลที่พัฒนาขึ้นสามารถทำนายผลได้อย่างแม่นยำถึงร้อยละ 89.46 (ดังภาพที่ 8) โดยมีค่า Precision, Recall, และ F1-Score สำหรับการจำแนกโคสุขภาพดีและโคที่ติดเชื้อในระดับที่สูง กราฟการพัฒนาความแม่นยำและการสูญเสียของโมเดลแสดงให้เห็นว่าโมเดลสามารถเรียนรู้และปรับตัวได้อย่างมีประสิทธิภาพตลอดการฝึก (ดังภาพที่ 9)

```
[ ] # Make predictions
y_pred = model.predict(X_test)
y_pred_classes = (y_pred > 0.5).astype(int).reshape(-1)

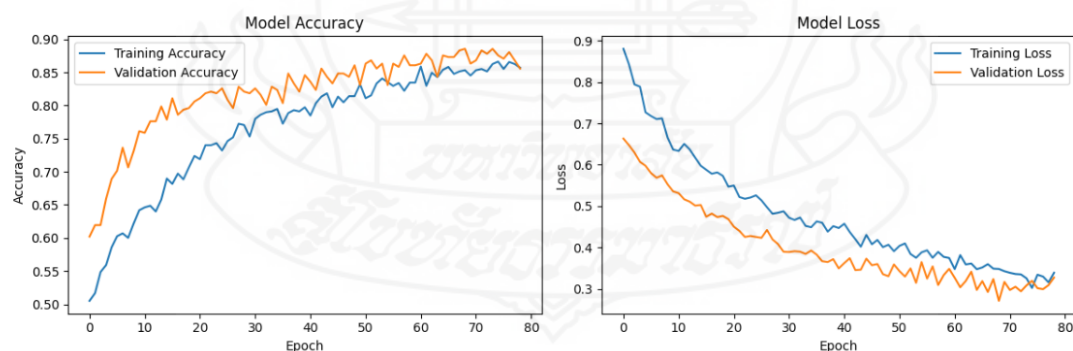
# คำนวณความแม่นยำ
accuracy = np.sum(y_pred_classes == y_test) / np.size(y_pred_classes)
print("Accuracy on testing dataset: {:.2f}%".format(accuracy * 100))
```

16/16 ————— 1s 74ms/step
Accuracy on testing dataset: 89.46%

ภาพที่ 8 การคำนวณหาค่า Accuracy (ความแม่นยำ)

Test accuracy: 89.46%
16/16 ————— 19s 676ms/step

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.92	0.92	0.92	303
1	0.88	0.88	0.88	200
accuracy			0.90	503
macro avg	0.90	0.90	0.90	503
weighted avg	0.90	0.90	0.90	503



ภาพที่ 9 กราฟแสดงความแม่นยำของโมเดลและการสูญเสียของโมเดล

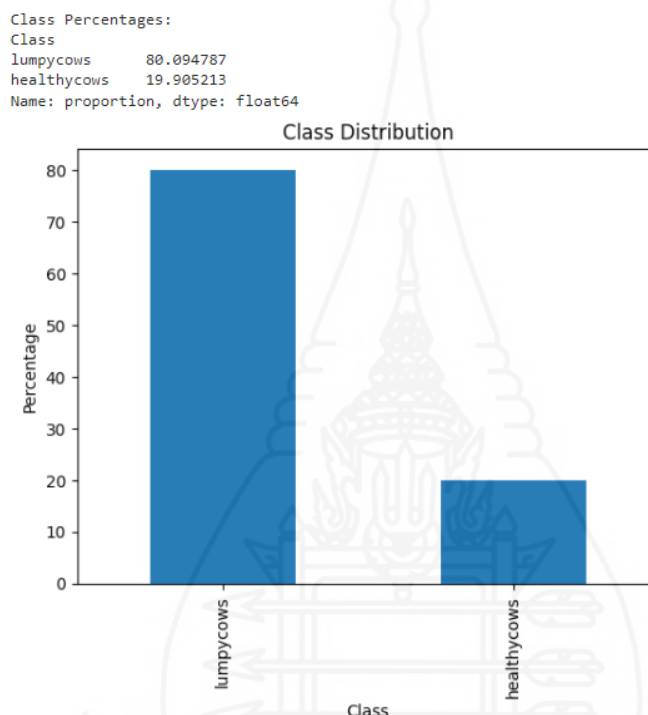
การวิเคราะห์เหล่านี้ ได้รับการดำเนินการทดสอบโดยใช้ชุดข้อมูลสองประเภท ได้แก่ ชุดข้อมูลภาพโคสุขภาพดีและชุดข้อมูลภาพโคที่ติดเชื้อ โดยผลการทดสอบสรุปได้ดังนี้



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 14
The 14th STOU National Research Conference

ผลการทดสอบโดยใช้ภาพจากชุดข้อมูลโคที่ติดเชื้อ

ผลการทดสอบโดยใช้ภาพจากชุดข้อมูลโคที่ติดเชื้อจำนวน 412 ภาพ พบว่า โมเดล Convolutional Neural Networks (CNN) ทำนายว่าร้อยละ 80.09 ของภาพเป็นโคที่ติดเชื้อ ขณะที่ร้อยละ 19.91 ของภาพถูกทำนายว่าเป็นโคที่สุขภาพดี (ดังภาพที่ 10)



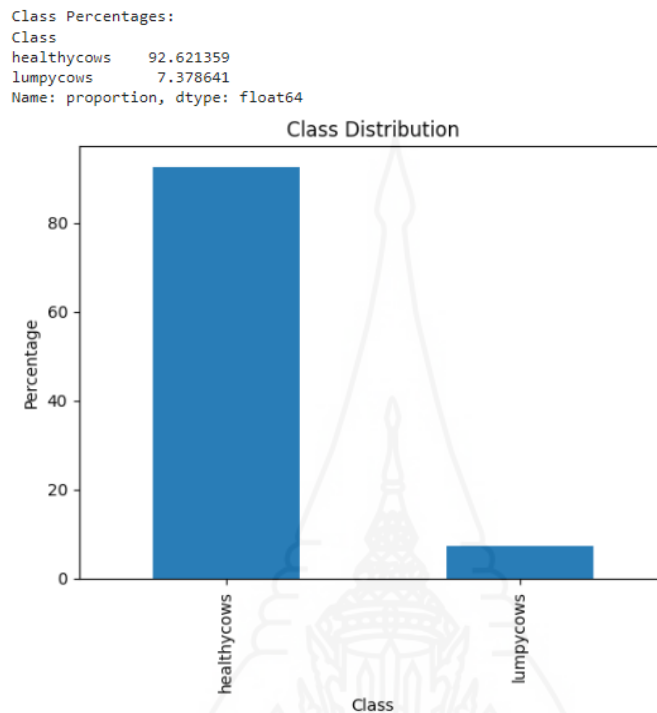
ภาพที่ 10 กราฟผลการทดสอบจากชุดข้อมูลโคติดเชื้อจำนวน 421 ภาพ

ผลการทดสอบโดยใช้ภาพจากชุดข้อมูลโคสุขภาพดี

ผลการทดสอบโดยใช้ภาพจากชุดข้อมูลโคสุขภาพดีจำนวน 514 ภาพ พบว่าโมเดล Convolutional Neural Networks (CNN) ทำนายว่าร้อยละ 92.62 ของภาพเป็นโคที่มีสุขภาพดี ขณะที่ร้อยละ 7.38 ของภาพถูกทำนายว่าเป็นโคที่ติดเชื้อ (ดังภาพที่ 11)



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 14
The 14th STOU National Research Conference



ภาพที่ 11 กราฟผลการทดสอบจากชุดข้อมูลโคสุขภาพดีจำนวน 514 ภาพ

การวิเคราะห์ผลการจำแนกภาพโคที่ติดเชื้อและไม่ติดเชื้อโดยใช้โมเดล DenseNet121

ตารางที่นำเสนอด้านล่างแสดงผลการจำแนกประเภทภาพตามเมทริกซ์สับสน (confusion matrix) ซึ่งประกอบด้วย ค่า True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), และ False Negative (FN) การวิเคราะห์นี้ยังรวมถึง ภาพตัวอย่างประกอบและการอภิปรายเชิงลึกเกี่ยวกับปัจจัยที่ส่งผลต่อความถูกต้องและความคลาดเคลื่อนในการทำนายของ โมเดล

ตารางที่ 1 ผลลัพธ์ของการจำแนกภาพ

ประเภทผลลัพธ์	ภาพประกอบ	คำอธิบายผลลัพธ์
True Positive (TP)		โมเดลวินิจฉัยการติดเชื้อได้อย่างถูกต้อง ลักษณะสำคัญ: ปรากฏรอยโรคที่มีลักษณะเฉพาะ เช่น ตุ่มนูนขนาดใหญ่ที่สังเกตเห็นได้ชัดเจน



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 14
The 14th STOU National Research Conference

True Negative (TN)		โมเดลวินิจฉัยการไม่ติดเชื้อได้อย่างถูกต้อง ลักษณะสำคัญ: ไม่ปรากฏการกระจายตัวของตุ่มนูนหรือรอยโรคที่บ่งชี้การติดเชื้อ
False Positive (FP)		โมเดลวินิจฉัยผิดพลาด โดยระบุว่ามีการติดเชื้อในกรณีที่ไม่มีการติดเชื้อจริง สาเหตุที่เป็นไปได้: การปรากฏของรอยแผลหรือลักษณะทางกายภาพที่คล้ายคลึงกับรอยโรคจากการติดเชื้อ
False Negative (FN)		โมเดลวินิจฉัยผิดพลาด โดยไม่สามารถระบุการติดเชื้อในกรณีที่มีการติดเชื้อจริง ลักษณะที่ท้าทาย: ภาพที่มีความคลุมเครือ หรือมีรอยโรคที่ไม่ชัดเจน เช่น ตุ่มนูนขนาดเล็ก

การประเมินและวิเคราะห์เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

ตารางที่นำเสนอด้านล่างแสดงผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณของแบบจำลอง DenseNet121 เปรียบเทียบกับสถาปัตยกรรมอื่นๆ ได้แก่ EfficientNet และ ResNet50 โดยพิจารณาจากค่าความแม่นยำ (Accuracy), ความถูกต้อง (Precision), ความครอบคลุม (Recall) และค่า F1-score

ตารางที่ 2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดล

สถาปัตยกรรมโมเดล	จำนวนชั้น	จำนวนพารามิเตอร์	ขนาดภาพนำเข้า	ความแม่นยำ
------------------	-----------	------------------	---------------	------------



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 14
The 14th STOU National Research Conference

	(Layers)	(Parameters)	(Input Size)	(Accuracy)
DenseNet121	435 ชั้น	7.7 ล้านพารามิเตอร์	224 x 224	89.46 เปอร์เซนต์
ResNet50	20 ชั้น	23.5 ล้านพารามิเตอร์	224 x 224	72.96 เปอร์เซนต์
EfficientNet	244 ชั้น	6 ล้านพารามิเตอร์	224 x 224	60.24 เปอร์เซนต์

ผลการวิเคราะห์แสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง DenseNet121 ที่พัฒนาขึ้นแสดงประสิทธิภาพเหนือกว่าในการจำแนกโคที่ติดเชื้อและไม่ติดเชื้อเมื่อเทียบกับสถาปัตยกรรมอื่นๆ ที่นำมาเปรียบเทียบ โดยมีค่าความแม่นยำสูงสุดที่ 89.46%

อภิปรายผลการวิจัย

ผลการวิจัยที่ได้ทำการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล Convolutional Neural Networks (CNN) สำหรับการวินิจฉัยโรครัมปีสกินในโค (Lumpy Skin Disease - LSD) โดยใช้ชุดข้อมูลที่แบ่งออกเป็นสองส่วน คือ ชุดข้อมูลโคสุขภาพดี และชุดข้อมูลโคที่ติดเชื้อ ผลการทดสอบชี้ให้เห็นว่าโมเดลมีความสามารถสูงในการจำแนกโคที่มีสุขภาพดีและโคที่ติดเชื้อ อย่างไรก็ตาม มีประเด็นสำคัญบางประการที่ควรพิจารณาเมื่อวิเคราะห์ผลการทดสอบ (1) ความไม่สมดุลของชุดข้อมูลและผลกระทบต่อโมเดล ผลการทดสอบโดยใช้ชุดข้อมูลโคสุขภาพดี ซึ่งมีความไม่สมดุลสูง (โคสุขภาพดี 92.62% และโคติดเชื้อ 7.38%) แสดงให้เห็นว่าโมเดลมีแนวโน้มที่จะทำนายผลเป็นโคสุขภาพดีมากกว่า อันเป็นผลมาจากการที่โมเดลถูกฝึกให้เรียนรู้จากข้อมูลที่มีสัดส่วนของโคสุขภาพดีมากกว่า ซึ่งอาจทำให้เกิดการลำเอียงในการทำนายไปในทางที่มีสัดส่วนข้อมูลมากกว่า ในทางกลับกัน ชุดข้อมูลโคที่ติดเชื้อที่มีสัดส่วนของโคที่ติดเชื้อมากกว่า (80.09%) ส่งผลให้โมเดลมีแนวโน้มที่จะทำนายโคที่ติดเชื้อได้อย่างแม่นยำมากขึ้น ความไม่สมดุลในชุดข้อมูลนี้ช่วยยืนยันว่าโมเดลสามารถปรับตัวได้ดีในสถานะที่ข้อมูลมีความสมดุลที่ต่างกัน อย่างไรก็ตาม ควรพิจารณาอย่างรอบคอบในการตีความผลการทดสอบ เนื่องจากความไม่สมดุลของข้อมูลอาจส่งผลต่อความแม่นยำในการทำนายของโมเดล (2) ความแม่นยำของโมเดลในบริบทของการทำนาย โมเดล CNN ที่พัฒนาขึ้นแสดงให้เห็นถึงความสามารถที่ดีในการวินิจฉัยโรครัมปีสกินในโค โดยเฉพาะอย่างยิ่งในสภาพแวดล้อมที่มีความไม่สมดุลของข้อมูล การที่โมเดลสามารถจำแนกโคสุขภาพดีและโคที่ติดเชื้อได้อย่างแม่นยำ แสดงให้เห็นถึงศักยภาพของ CNN ในการประมวลผลและวิเคราะห์ข้อมูลภาพที่ซับซ้อน จากการวิเคราะห์ (ตารางที่ 1 ผลลัพธ์ของการจำแนกภาพ) พบว่าโมเดลมีความสามารถในการทำนายได้ดีในกรณีที่ลักษณะของโรคมีความชัดเจน เช่น ตุ่มนูนที่มีขนาดใหญ่และกระจายตัวทั่วร่างกาย อย่างไรก็ตาม โมเดลยังมีข้อจำกัดในการวินิจฉัยกรณีที่ภาพมีความคลุมเครือหรือมีลักษณะที่คล้ายคลึงกับรอยโรคอื่นๆ ซึ่งอาจนำไปสู่การวินิจฉัยผิดพลาด ความแม่นยำของโมเดลที่แตกต่างกันในชุดข้อมูลที่มีการกระจายตัวต่างกันแสดงให้เห็นถึงความยืดหยุ่นและความสามารถในการปรับตัวของโมเดล CNN อย่างไรก็ตาม เพื่อยืนยันความสามารถของโมเดลในการทำงานในสภาพแวดล้อมจริง จำเป็นต้องมีการทดสอบเพิ่มเติมกับชุดข้อมูลที่มีความหลากหลายมากขึ้น

ข้อเสนอแนะ

1. ควรเพิ่มขั้นตอนการประมวลผลล่วงหน้า (pre-processing) หรือขั้นตอนการประมวลผลหลัง (post-processing) ในการประยุกต์ใช้โมเดล Convolutional Neural Network (CNN) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดลในการแก้ไขปัญหาต่างๆ



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 14
The 14th STOU National Research Conference

2. นอกจากการวินิจฉัยโรครัมปีสกินในโคแล้ว ควรพิจารณาการปรับโมเดลเพื่อใช้ในการวินิจฉัยโรคอื่น ๆ ในสัตว์ที่มีลักษณะทางคลินิกคล้ายคลึงกัน หรือโรคที่ส่งผลกระทบต่อสุขภาพสัตว์ในฟาร์มปศุสัตว์

3. การพัฒนาแอปพลิเคชันหรือแพลตฟอร์มที่สามารถใช้งานได้นบนอุปกรณ์เคลื่อนที่ เพื่อให้เกษตรกรสามารถใช้โมเดลนี้ในการตรวจสอบสุขภาพสัตว์ได้แบบเรียลไทม์ จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการบริหารจัดการฟาร์มและลดความเสี่ยงจากการระบาดของโรค

เอกสารอ้างอิง

Agarwal, S. (2022). Cow lumpy disease dataset [dataset]. Kaggle.

<https://www.kaggle.com/datasets/shivamagarwal29/cow-lumpy-disease-dataset/data>

Beedupalli Bhavya Sree, L., Sreekanth, L., Jagadeesh, G., Ramya, N., Sudheer, A., & Somasekhar Reddy, K.

(2024). Lumpy Skin Disease: A Review on Etiopathogenesis, Transmission, Diagnosis and Treatment. *Uttar Pradesh Journal of Zoology*, 45(10), 144-153.

<https://doi.org/10.56557/UPJOZ/2024/v45i104060>

Gao Huang, Z., Liu, G., Pleiss, G., van der Maaten, L., & Weinberger, K. Q. (2019). Convolutional Networks with Dense Connectivity. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1-10.

<https://doi.org/10.1109/TPAMI.2019.2918284>

Kaur, A., & Singh, K. (2023). Evaluating Machine Learning Methods Voting System for Predicting the Occurrence of Lumpy Skin Condition. *SAMRIDDHI: A Journal of Physical Sciences, Engineering and Technology*, 15(3), 326-330. <https://doi.org/10.18090/samriddhi.v15i03.07>

Kumar, N., & Tripathi, B. N. (2022). A serious skin virus epidemic sweeping through the Indian subcontinent is a threat to the livelihood of farmers. *Virulence*, 13(1), 1943-1944.

<https://doi.org/10.1080/21505594.2022.2141971>

Nopparat, K. (2024). Lumpy Skin Disease: A Review on Etiopathogenesis, Transmission, Diagnosis and Treatment. *Uttar Pradesh Journal of Zoology*, 45(10), 144-153.

<https://doi.org/10.56557/UPJOZ/2024/v45i104060>

Rai, G., Hussain, A., Kumar, A., & Nijhawan, R. (2020). A Deep Learning Approach to Detect Lumpy Skin Disease in Cows. *EasyChair Preprint No. 2795*. <https://easychair.org/publications/preprint/2795>

Romsaiyud, W. (2023). *Machine learning for predictive data analytics and applications*. STOU Publisher.

Saranya, M. (2024). Detection of Lumpy Skin Disease in Cattle Using IOT and Deep Learning Techniques. *International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology*, 3(2), 64-69. <https://doi.org/10.48175/IJARSCT-11314>



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 14
The 14th STOU National Research Conference

- Sharada, K. A., Taj, N., Sameer, R., & Khan, R. (2023). Detection of Lumpy Skin Disease in Cattle Using IOT and Deep Learning Techniques. *International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology*, 3(2), 64-69. <https://doi.org/10.48175/IJARSCT-11314>
- Somchai, R. (2024). Lumpy Skin Disease: A Review on Etiopathogenesis, Transmission, Diagnosis and Treatment. *Uttar Pradesh Journal of Zoology*, 45(10), 144-153. <https://doi.org/10.56557/UPJOZ/2024/v45i104060>
- Weerapat, P. (2024). Detection of Lumpy Skin Disease in Cattle Using IOT and Deep Learning Techniques. *International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology*, 3(2), 64-69. <https://doi.org/10.48175/IJARSCT-11314>
- Weerapat, P. (2024). Evaluating Machine Learning Methods Voting System for Predicting the Occurrence of Lumpy Skin Condition. *SAMRIDDHI: A Journal of Physical Sciences, Engineering and Technology*, 15(3), 326-330. <https://doi.org/10.18090/samriddhi.v15i03.07>

