

Computer Science Department
Faculty of Informatics, Mahasarakham University

บทความวิจัย

การตรวจจับเยื่อเมือกเพื่อการจำแนกและพยากรณ์ระดับเลือดของวัวและควาย
Mucosal Detection for Classification and Forecasting Blood Levels of Cattle
and Buffalo

ภราดร สงวนรัตน์, ศิวัช วงศ์คำหาร, รพีพร ชำชอง

สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม

62011212060@msu.ac.th, 62011212070@msu.ac.th, reeporn@msu.ac.th

บทคัดย่อ

ในปัจจุบันหรืออนาคตปศุสัตว์ถือว่าเป็นสิ่งสำคัญและจำเป็นต่อมนุษย์ ทั้งเป็นอาหารและประโยชน์ด้านอื่น ปศุสัตว์วัวและควายเป็นปศุสัตว์อันดับต้นๆที่คนไทยทำ และการเกิดโรคในการทำปศุสัตว์นั้นเป็นสิ่งที่หลีกเลี่ยงได้ยากต้องเผชิญอยู่ตลอดเวลา หากเกิดโรคขึ้นมาแล้วถ้ารู้ไม่ทันอาจจะเกิดความเสียหายขึ้นได้ มากหรือน้อยตามแต่ชนิดและความรุนแรงของโรค รวมถึงระยะเวลาในการรับรู้และรักษาโรคนั้น ๆ ได้ทันเวลาหรือไม่ จากปัญหาที่กล่าวมาผู้พัฒนาจึงนำเสนอการจำแนกประเภทและพยากรณ์ค่า PCV คือค่าเปอร์เซ็นต์ของเม็ดเลือดแดงต่อปริมาณเลือดทั้งหมด ซึ่งเป็นค่าที่บ่งบอกถึงภาวะโลหิตจางในสัตว์ได้ในวัวและควายจากเยื่อเมือก เพื่อพยากรณ์ภาวะโลหิตจางในวัวและควายได้อย่างสะดวกสบายรวดเร็วและแม่นยำ เพื่อที่จะได้รู้ทันอาการของวัวและควาย และสามารถดูแลรักษาได้อย่างมีประสิทธิภาพต่อไป

คำสำคัญ : การเรียนรู้เชิงลึก(Dep Learning), การประมวลผลภาพ (Image Processing)

1.บทนำ

ในปัจจุบันหรืออนาคตปศุสัตว์ถือว่าเป็นสิ่งสำคัญและจำเป็นต่อมนุษย์ ทั้งเป็นอาหารและประโยชน์ด้านอื่น ปศุสัตว์วัวและควายเป็นปศุสัตว์อันดับต้นๆที่คนไทยทำ และการเกิดโรคในการทำปศุสัตว์นั้นเป็นสิ่งที่หลีกเลี่ยงได้ยากต้องเผชิญอยู่ตลอดเวลา หากเกิดโรคขึ้นมาแล้วถ้ารู้ไม่ทันอาจจะเกิดความเสียหายขึ้นได้ มากหรือน้อยตามแต่ชนิดและความรุนแรงของโรค รวมถึงระยะเวลาในการรับรู้และรักษาโรคนั้น ๆ ได้ทันเวลาหรือไม่

ค่า PCV (Packed cell volume) คือค่าเปอร์เซ็นต์ของเม็ดเลือดแดงต่อปริมาณเลือดทั้งหมด ซึ่งเป็นค่าที่บ่งบอกถึงภาวะโลหิตจางในสัตว์ได้ โดยค่าที่สามารถพบได้คือตั้งแต่ 7-40 หากค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับ 24 เป็นต้นไปแสดงว่ามีภาวะโลหิตจาง การหาค่าPCV สามารถหาได้โดยการปั่นตกของเลือดที่ใส่สารเฮพารินในหลอดทดลอง เพื่อทำให้เลือดแบ่งออกเป็น 2 ชั้น แล้วคำนวณโดยอาศัยการวัดความยาวของชั้น ทำให้การตรวจหาค่า PCV เป็นไปได้ค่อนข้างยากลำบากและใช้เวลานาน

จากปัญหาที่กล่าวมาข้างต้น ผู้พัฒนาจึงนำเสนอการจำแนกประเภทและพยากรณ์ค่า

PCV ในวุ้นและควายจากเยื่อเมือก เพื่อพยากรณ์ภาวะโลหิตจางในวุ้นและควายได้อย่างสะดวกสบาย รวดเร็วและแม่นยำ เพื่อที่จะได้รู้ทันอาการของวุ้นและควาย และสามารถดูแลรักษาได้อย่างมีประสิทธิภาพต่อไป

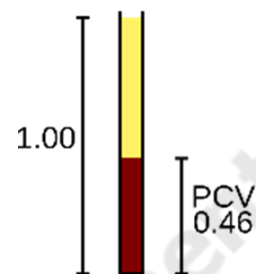
2. ทฤษฎีและงานที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 ค่า Packed Cell Volume

ค่า Packed Cell Volume (PCV) [8] สามารถหาได้โดยการปั่นตกของเลือดที่ใส่สารเฮพารินในหลอด capillary tube (หรือเป็นที่รู้จักในชื่อ Microhematocrit tube) ที่ความเร็ว 10,000 RPM เป็นเวลา 5 นาที [2] ซึ่งจะทำให้เลือดแบ่งออกเป็น 2 ชั้น ปริมาณของเม็ดเลือดแดงหารด้วยปริมาณทั้งหมดของเลือด คือ ค่า PCV เนื่องจากเราทำการวิเคราะห์โดยใช้หลอดทดลอง ดังนั้น เราจึงสามารถคำนวณโดยอาศัยการวัดความยาวของชั้นได้สำหรับเครื่องมือสมัยใหม่ ค่า HCT สามารถคำนวณโดยเครื่องอัตโนมัติซึ่งเป็นการวัดแบบทางอ้อม โดยค่า HCT หาได้จากการเอาจำนวนเม็ดเลือดแดงคูณปริมาตรของเม็ดเลือดแดงโดยเฉลี่ย ค่า %HCT มักจะมีค่าเป็นสามเท่าของความเข้มข้นของฮีโมโกลบิน [3] ค่า HCT อาจจะมี ความคลาดเคลื่อนได้หากมีการให้ของเหลว เช่น เลือด น้ำเกลือ ผ่านทางหลอดเลือดดำ ยกตัวอย่างเช่น ถ้าหากมีการให้ packed red cells กับผู้ป่วย จะทำให้ปริมาณของเซลล์เม็ดเลือดแดงมีความเข้มข้นมากขึ้น ดังนั้น ค่า HCT จึงมีค่าที่สูงกว่าความเป็นจริง หรือในกรณีที่ผู้ป่วยให้น้ำเกลือหรือของเหลวอื่น ๆ ก็จะทำให้

เลือดถูกเจือจางส่งผลให้ค่า HCT ที่วัดได้นั้นมีค่าต่ำกว่าความเป็นจริง

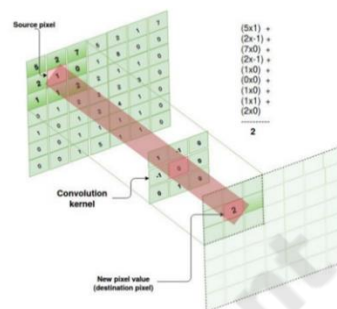


ภาพประกอบที่ 1 PCV

2.1.2 การประมวลผลภาพ (image processing) [1] คือ เป็นการประยุกต์ใช้งานการประมวลผลสัญญาณบนสัญญาณ 2 มิติ เช่น ภาพนิ่ง (ภาพถ่าย) หรือภาพวีดิทัศน์ (วิดีโอ) และยังสามารถรวมถึงสัญญาณ 2 มิติอื่น ๆ ที่ไม่ใช่ภาพด้วย แนวความคิดและเทคนิค ในการประมวลผลสัญญาณ สำหรับสัญญาณ 1 มิติ นั้น สามารถปรับมาใช้กับภาพได้ไม่ยาก แต่นอกเหนือจากเทคนิคจากการประมวลผลสัญญาณแล้ว การประมวลผลภาพก็มีเทคนิคและแนวความคิดที่เฉพาะ (เช่น connectivity และ rotation invariance) ซึ่งจะมีความหมายกับสัญญาณ 2 มิติเท่านั้น แต่อย่างไรก็ตามเทคนิคบางอย่างจากการประมวลผลสัญญาณใน 1 มิติ จะค่อนข้างซับซ้อนเมื่อนำมาใช้กับ 2 มิติ เมื่อหลายสิบปีมาแล้ว การประมวลผลภาพนั้น จะอยู่ในรูปของการประมวลผลสัญญาณแอนะล็อก (analog) โดยใช้อุปกรณ์ปรับแต่งแสง (optics) ซึ่งวิธีเหล่านั้นก็ไม่ได้หายสาบสูญ หรือเลิกใช้ไป ยังมีใช้เป็นส่วนสำคัญ สำหรับการประยุกต์ใช้งานบางอย่าง เช่น ฮอโลกราฟี (holography) แต่เนื่องจากอุปกรณ์คอมพิวเตอร์ในปัจจุบัน ราคาถูกลง และเร็วขึ้น

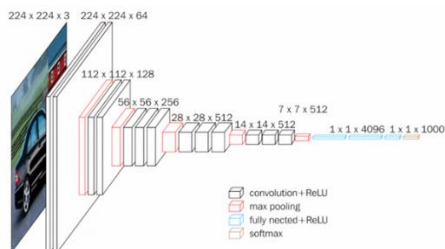
มาก การประมวลผลภาพดิจิทัล (digital image processing) จึงได้รับความนิยมมากกว่า เพราะการประมวลผลที่ทำได้ซับซ้อนขึ้น แม่นยำ และง่ายในการลงมือปฏิบัติ

2.1.3 โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) [4] โครงข่าย architecture สถาปัตยกรรม Feed-Forward Neural Networks จัดเป็นการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) เช่นกัน โดยจะจำลองการมองเห็นของมนุษย์ในพื้นที่ย่อย จากการแยกแยะคุณลักษณะเชิงภาพ เช่น สี ลายเส้น และอื่นๆ จากนั้นนำมาผสานกันเพื่อที่จะทำนายว่าภาพนั้นคือภาพอะไร ในการทำงาน of Convolutional Neural Network (CNN) จุดประสงค์ของการทำคอนโวลูชันเพื่อต้องการระบุคุณลักษณะที่สำคัญและเกี่ยวข้องกับภาพ โดยขั้นตอนนี้จะทำการสร้าง Sliding window (Filter) มาสแกนรูปภาพเพื่อแยกองค์ประกอบต่างๆ เช่น รูปทรงของเส้นขอบ สี โดยปกติภาพจะมี สีหลักๆ 3 สี คือ สีแดง สีน้ำเงิน และสีเขียว แบ่งเป็น 3 แชนแนล (Channel) ซึ่งแต่ละพิกเซลสามารถแทนค่าด้วยตัวเลขเพื่อบอก ความเข้มของสี ตั้งแต่ 0-255 ในการทำภาพขาวดำจะใช้เพียง 1 แชนแนล สีดำแทนด้วยเลข 1 และสีขาวแทนด้วยเลข 0 จากนั้นจะใช้ filter เป็นตัวกรองจากรูปที่ 1 (เมทริกซ์สีเหลือง ขนาด 3x3) ทำการ convolution กับภาพขาวดำ เพื่อเก็บค่าไว้ในเมทริกซ์ชุดใหม่ ที่เรียกว่าคอนโวลูชัน (Convolved Feature) หรือ ฟีเจอร์แมพ (feature map)



ภาพประกอบที่ 2 CNN

2.1.2 VGG16 [13] เป็นสถาปัตยกรรมหนึ่งของ Convolutional Neural Network (CNN) ที่เรียบง่ายและใช้กันอย่างแพร่หลายซึ่งใช้สำหรับ ImageNet ซึ่งเป็นโครงการฐานข้อมูลภาพขนาดใหญ่ที่ใช้ในการวิจัยซอฟต์แวร์การรู้จำวัตถุภาพ สถาปัตยกรรม VGG16 ได้รับการทดสอบ 5 อันดับสูงสุด 92.7% ใน ImageNet ซึ่งเป็นชุดข้อมูลมากกว่า 14 ล้านภาพที่อยู่ใน 1000 คลาส เป็นหนึ่งในโมเดลที่มีชื่อเสียงที่ส่งไปยัง ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) ในปี 2014 ได้ทำการปรับปรุงสถาปัตยกรรม AlexNet โดยแทนที่ตัวกรองขนาดเคอร์เนลขนาดใหญ่ (11 และ 5 ในเลเยอร์ convolutional ที่หนึ่งและสองตามลำดับ) ด้วยตัวกรองขนาดเคอร์เนลสาม x สามตัวที่ละตัว VGG16 ได้รับการฝึกฝนมาเป็นเวลาหลายสัปดาห์โดยใช้ NVIDIA Titan Black GPUs VGG16 ใช้ในเทคนิคการจำแนกรูปภาพการเรียนรู้เชิงลึกจำนวนมากและเป็นที่ยอมรับเนื่องจาก ใช้งานง่าย



ภาพประกอบที่ 3 VGG-16

2.1.3 Faster R-CNN [7] เป็นโครงข่ายที่แบ่งออกเป็น 2 สเตจ คือส่วนเสนอพื้นที่ (RPN) และส่วนรู้จำวัตถุ (Recognition) การฝึกตัวแบบให้ทำหน้าที่เป็นสองชุดเช่นนี้เราเรียกว่าเป็นการสร้าง Two-stage Object-Detection Network. ข้อเสียของมันก็คือความเร็วที่ได้ก็น้อยกว่าระบบที่ทำการเลือกกรอบพื้นที่อย่างรวดเร็วและทำการรู้จำวัตถุทันที

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

นายพิษณุรัตน์ วงสีเทา และ นายชลวัฒน์ เดโพธิ์ [9] วิทยานิพนธ์นี้ได้เสนอโปรแกรมการรู้จำและตรวจจับความเร็วรถบนท้องถนนเป็นการประเมินประสิทธิภาพ ส่วนที่ 1 การคำนวณความจากข้อมูลรถจากวิดีโอจำนวน 10 คัน สามารถวัดความเร็วได้ และสามารถนำไปพัฒนาต่อได้ ส่วนที่ 2 การระบุสีของรถยนต์จากภาพของรถยนต์ 100 ภาพ และภาพจากวิดีโอ 70 ภาพ ผลการระบุสีจากวิดีโอมีความถูกต้อง 58% ค่าประสิทธิภาพโดยรวม 49% ถือว่ายังมีข้อผิดพลาดในการระบุสีและจากไฟล์วิดีโอ ผลการระบุสีจากวิดีโอมีความถูกต้อง 35% ค่าประสิทธิภาพโดยรวม 46% ถือว่า การระบุจากไฟล์วิดีโอ มีประสิทธิภาพสูงกว่าการระบุสีจากภาพของ

รถยนต์ ส่วนที่ 3 การจำแนกประเภทของรถยนต์จากภาพของรถยนต์ 260 ภาพ และภาพจากวิดีโอ 70 ภาพ ผลการจำแนกด้วยภาพของรถยนต์มีความถูกต้อง 71% ค่า 48% พบว่ายังเกิดข้อผิดพลาดอยู่ แต่ยังถือว่ายอมรับได้ในการใช้งานอัลกอริทึม และการจำแนกจากภาพมี ประสิทธิภาพกว่ามี ประสิทธิภาพกว่าการจำแนกจากภาพวิดีโอ ทั้งนี้จำนวนดาต้าและความคล้ายคลึงยังมีผลต่อการจำแนกได้

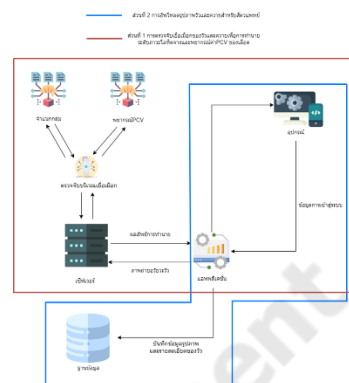
โยชิคา คำบุญมี และ สุขสวัสดิ์ ญัฐวุฒิสิริ และ ปราณี มณีรัตน์ [10] วิทยานิพนธ์นี้ได้เสนอวิธีแสดงผลลัพธ์ตามวัตถุประสงค์ที่วางไว้ เพื่อนำเทคโนโลยีนี้มาใช้ทดแทนแรงงานมนุษย์โดย การศึกษาการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์สีด้วยเทคนิคการ เรียนรู้ของโครงข่ายนิเวศเน็ตเวิร์ค ในงานวิจัยนี้ใช้มะเขือเทศพันธุ์โหม่มเป็นกลุ่มตัวอย่าง เกณฑ์การ จำแนกสีแบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม คือ Green, Red และ Mature Red ซึ่งผลการทดลองมีความถูกต้องในการ จำแนกสีเท่ากับ 94.07% แต่อย่างไรก็ดีหากตัวอย่าง มะเขือเทศที่อยู่ในระหว่างการเปลี่ยนสีทำให้เกิดเฉดสีที่ ใกล้เคียงกันก็สามารถทำให้เกิดความผิดพลาดขึ้นได้ ดังนั้นการนำองค์ความรู้จากงานวิจัยนี้ไปใช้พัฒนา สำหรับการสร้างเครื่องมือคัดแยกสีของมะเขือเทศใน อุตสาหกรรมอาหารในอนาคต จึงจำเป็นต้องเพิ่ม จำนวนตัวอย่างในการเรียนรู้สีของมะเขือเทศในนิเวศ เน็ตเวิร์คต่อไป

ญัฐวุฒิ ชัยพิมล [11] วิทยานิพนธ์นี้ได้เสนอวิธีที่จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของโปรแกรมเล่นเพลงอัตโนมัติจากโน้ต โดยใช้

คอมพิวเตอร์มาช่วยในการจำแนกด้วยวิธี Convolutional Neural Network (CNN) และจัดเก็บข้อมูลในระบบดิจิทัล ซึ่งจะทำให้อ่านโน้ตเพลงนั้นง่ายขึ้น จากการทดลองวัดประสิทธิภาพในการจำแนกโน้ตเพลงโดยใช้ข้อมูลฝึกฝนทั้งหมด 20 ประเภท คือ โน้ตตัวกลม โน้ตตัวขาว โน้ตตัวดำ โน้ตตัวเข้บ็ต 1 ชั้น โน้ตตัวเข้บ็ต 2 ชั้น โน้ตตัวเข้บ็ต 3 ชั้น ตัวกลม ประจุด โน้ตตัวกลมประจุด โน้ตตัวขาวประจุด โน้ตตัวดำประจุด โน้ตตัวเข้บ็ต 1 ชั้นประจุด โน้ตตัวเข้บ็ต 2 ชั้นประจุด โน้ตตัวเข้บ็ต 3 ชั้น ประจุด เทมโป จังหวะ ตัวหยุดตัวกลม ตัวหยุดตัวขาว ตัวหยุดตัวดำ ตัวหยุดตัวเข้บ็ต 1 ชั้น ตัวหยุดเข้บ็ต 2 ชั้น ตัวหยุดตัวเข้บ็ต 3 ชั้น ในการฝึกฝนข้อมูลและทดสอบโมเดลเพื่อใช้ในการแยกประเภทด้วยวิธี CNN ทั้งหมด 315,478 ภาพ ซึ่งผลจากการทดลองผลการจำแนกสัญลักษณ์ชนิดต่างสามารถจำแนกได้ถูกต้องประมาณ 86 % และจากการทดลองวัดประสิทธิภาพในการจำแนก Tempo โดยการ ใช้ Tesseract-OCR ดึงข้อความจากรูปภาพนำมาเทียบกับผลเฉลยโดยใช้ข้อมูลภาพทั้งหมด 4,496 ภาพโดยผลลัพธ์ที่ได้ภาพที่ถูกต้อง 3413 ภาพ ส่วนที่ผิด 1082 ภาพ จากการวัดประสิทธิภาพการจำแนก Tempo ด้วย Tesseract-OCR ได้ค่าความถูกต้อง 75.91 %

3. วิธีดำเนินงานวิจัย

3.1 ภาพรวมระบบ



ภาพประกอบที่ 4 ภาพรวมระบบ

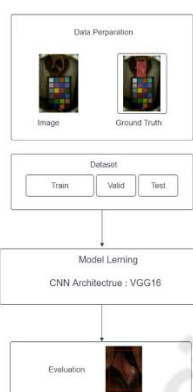
จากภาพประกอบที่ 4 แผนผังการทำงานรวมของระบบจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือ ส่วนของผู้ใช้ที่ใช้ถ่ายภาพอวัยวะของวัวเพื่อทำนายระดับภาวะโลหิตจางและพยากรณ์ค่า PCV ของเลือด และส่วนของสัตวแพทย์ที่ใช้ในการอัปโหลดรูปภาพอวัยวะวัวและค่า PCV

ส่วนที่ 1 ส่วนของผู้ใช้ที่ใช้ถ่ายภาพอวัยวะของวัวเพื่อทำนายระดับภาวะโลหิตจางและพยากรณ์ค่า PCV ของเลือด คือระบบการตรวจจับเยื่อเมือกของวัวและควายเพื่อการทำนายระดับภาวะโลหิตจางและพยากรณ์ค่า PCV ของเลือด ที่ให้ผู้ใช้ถ่ายรูปจากโทรศัพท์จากนั้นส่งไปที่เซิร์ฟเวอร์ เพื่อตรวจจับบริเวณเยื่อเมือกที่ต้องการก่อน แล้วจึงประมวลผลการจำแนกกลุ่มและพยากรณ์ค่า PCV ด้วยวิธีการ FRCNN เมื่อประมวลผลเสร็จ ก็จะส่งผลลัพธ์กลับมาแสดงที่แอปพลิเคชันคือ PCV และระดับภาวะโลหิตจางวัวและควาย

ส่วนที่ 2 ส่วนของสัตวแพทย์ที่ใช้ในการอัปโหลดรูปภาพอวัยวะวัวและค่า PCV คือระบบการการอัปโหลดรูปภาพสำหรับสัตวแพทย์ สัตวแพทย์เข้าสู่ระบบก่อนที่จะทำการอัปโหลดรูปภาพอวัยวะของวัวและควายจาก

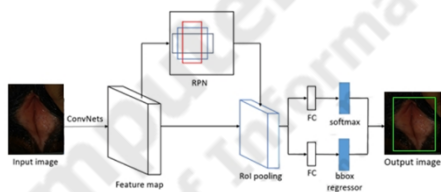
อุปกรณ์ พร้อมกับค่า PCV และรายละเอียดอื่นเพิ่มเติม โดยมีการออกแบบฐานข้อมูล

3.2 ขั้นตอนการทำงานาระดับภาวะโลหิตจางและพยากรณ์ค่า PCV ของเลือดวัวและควาย
สร้างแบบจำลองโมเดลโดยการใช้วิธีการ Faster R-CNN ที่ตรวจจับส่วนบริเวณเยื่อเมือกและทำนายระดับภาวะโลหิตจางและพยากรณ์ค่า PCV ของเลือดวัวและควาย ในงานวิจัยนี้ใช้สถาปัตยกรรม CNN แบบ VGG-16



ภาพประกอบที่ 5 ขั้นตอนการจำแนกค่า PCV

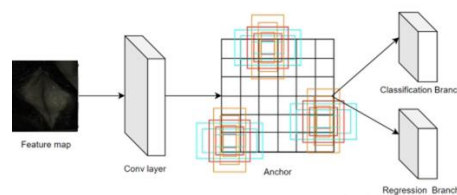
3.3 การตรวจจับวัตถุด้วย Faster R-CNN



ภาพประกอบที่ 6 กระบวนการทำงานของ Faster R-CNN

การทำงานจะส่งภาพนำเข้า (Input Image) ไปประมวลผลด้วย Convolutional Layer ของ CNN ก่อนจะได้ผลลัพธ์เป็นภาพที่มีเพียง Feature Map เท่านั้น จากนั้นนำภาพไปทำงานในขั้นตอน Region Proposal Network (RPN) ทำหน้าที่สกัดคุณสมบัติที่คาดว่าจะ เป็นวัตถุออกจาก Feature

Map แสดงขั้นตอนการทำงานได้ดังนี้



ภาพประกอบที่ 7 ขั้นตอนการแบ่ง Layer ขั้นตอนที่หนึ่ง นำภาพที่ผ่านเข้ามาจะทำการ Convolutional Layer อีกครั้ง แล้วจะได้ Feature Map ที่เล็กลงไปอีก

ขั้นตอนที่สอง วางจุดเล็ก ๆ ให้ทั่วทั้งภาพ เพื่อให้ขั้นตอนต่อไปวาง Anchor Boxes ได้ทั่วทั้งจุด

ขั้นตอนที่สาม สร้างกล่อง Anchor ทั่วทั้งภาพที่เป็น Feature Map ในตำแหน่งจุดเล็ก ๆ ที่มีการสร้างมาก่อนหน้านี้ โดยในกล่องแต่ละกล่องจะมี Anchor Boxes อีก 9 กล่อง โดยทั่วไปแล้วจะมีสัดส่วน 1:1, 1:2, 2:1 และมีขนาดที่เหมาะสมกำหนดอยู่ที่ 128,256,512

ขั้นตอนที่สี่ ตอนนี้มีกล่อง Anchor ทั้ง 9 กล่อง อยู่ในทุก ๆ ตำแหน่งทั่วทั้งแมพ Feature Map แล้วซึ่งในแต่ละตำแหน่งอาจจะเป็นสิ่งของก็ได้ หรืออาจจะเป็นแค่พื้นหลังก็ได้ สำหรับ Region Proposal Network (RPN) จะเรียนรู้ที่จะเลือกตำแหน่งใด ๆ ที่คาดว่าจะน่าจะเป็นสิ่งของจากการเรียนรู้ในขั้นตอนถัดไป

ขั้นตอนที่ห้า Region Proposal Network จะเรียนรู้และปรับเปลี่ยนด้วย Bounding Box Regression และ Bounding Box Classification

คำนวณคะแนน IoU ของผลเฉลย (Ground Truth) ด้วยกล่อง Anchor Boxes และจัด

ประเภทกล่อง Anchor Boxes ที่เป็นสิ่งของ หรือเป็นพื้นหลังด้วยความน่าจะเป็น

Bounding Box Regression เรียนรู้การชดเชย (หรือความแตกต่าง) สำหรับค่า X, Y, W, H ที่ โมเดลทำนาย (Predicted Box) ออกมาแล้วนำ ค่ามาเทียบกับผลเฉลย (Ground Truth) เพื่อ ปรับค่า Anchor Boxes ให้มีการวางตำแหน่ง ให้ดีขึ้นกว่าเดิม

Intersection over union (IoU) เป็นการวัด ความถูกต้องของโมเดล เป็นที่นิยมมากในการ ทำ Object Detection ซึ่งหาได้จากอัตราส่วน ระหว่างพื้นที่ที่ Intersection กันของสองกรอบ ระหว่างกรอบที่โมเดลทำนาย (Predicted Box) ออกมาและกรอบที่มนุษย์เตรียมข้อมูลผล เฉลย (Ground Truth) ไว้ก่อน ผลลัพธ์จากการ วัดความถูกต้องนี้จะอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยทั่วไปแล้วความถูกต้องที่ยอมรับคือ 0.5 ขึ้น ไป

3.4 ระยะเวลาการรวบรวมข้อมูล

ในการวิจัยนี้ได้ข้อมูลรูปภาพอวัยวะ วิวและควายจากคณะสัตวแพทยศาสตร์ เป็น จำนวน 261 รูปภาพ โดยข้อมูลทั้งหมด นำมา ทำ Ground Truth มี 3 ประเภท 3, 2, 1 คือ ค่า PCV High, Medium, Low, ตามลำดับ แบ่งเป็นจำนวนชนิดละ 84, 103, 74 ตามลำดับ

3.5 ตัวอย่างการกำหนดค่าความจริง (Ground Truth)

โดยในการกำหนดค่าความจริงแต่ละ ภาพจะมีภาพละ 1 ชนิด ข้อมูลจะถูกบันทึกลงในไฟล์ข้อความ (.txt) ที่เป็นชื่อเดียวกันกับไฟล์ ภาพ และทั้งหมดจะถูกรวมอยู่ในไฟล์

annotate.txt สำหรับการอ่านข้อมูลความจริง ของวัตถุ (Ground Truth) และตำแหน่งรูปภาพ เพื่อเป็นเส้นทางให้การการเรียนรู้ (Training) สามารถอ่านข้อมูลได้ง่าย ๆ สามารถแสดง วิธีการระบุชื่อไฟล์และชนิดได้

3.6 การประเมินผล

ในงานวิจัยนี้จะประเมินผลการ Classification ด้วย Precision Recall และ Mean Average Precision (mAP) ซึ่งเป็นการ หาค่าเฉลี่ยของความแม่นยำ (Precision) และ ความลึก (Recall) ของวัตถุในรูปนั้น ๆ โดยโดย ที่ ค่าความแม่นยำ หาได้จาก

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Positive}}$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Negative}}$$

โดยที่ True Positive (TP) คือ สิ่งที่โปรแกรม ทานายว่าจริง และคนบอกว่ามันจริง

True Negative (TN) คือ สิ่งที่โปรแกรมทานาย ว่าไม่จริง และคนบอกว่ามันไม่จริง

False Positive (FP) คือ สิ่งที่โปรแกรมทานาย ว่าจริง แต่คนบอกว่าไม่จริง

False Negative (FN) คือ สิ่งที่โปรแกรมทา นายว่าไม่จริง แต่คนบอกว่าจริง Precision

4. วิธีการทดลอง

4.1 การเตรียมชุดข้อมูลก่อนเรียนรู้

ทำการแบ่งข้อมูลออกเพื่อใช้ทดสอบ ความถูกต้อง (Validation) ระหว่างเรียนรู้ (Train) และใช้ทดสอบ (Test) จากข้อมูล รูปภาพทั้งหมด 261 รูป เพื่อวัดประสิทธิภาพ แบ่งชุดข้อมูลดังนี้

- (1) จำนวนข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ใช้ข้อมูลรูปภาพ 251 รูป คิดเป็น (96%)
- (2) จำนวนข้อมูลสำหรับวัดประสิทธิภาพใช้ข้อมูลรูปภาพ 10 รูป คิดเป็น (4%)

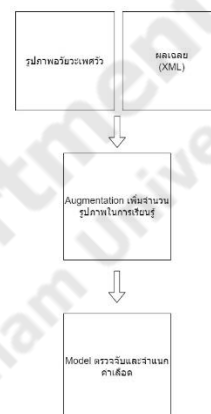
4.2 การตั้งค่าการฝึกการเรียนรู้

ตารางที่ 1 การตั้งค่าการฝึกการเรียนรู้

Function	Description
Epoch กำหนดรอบการเรียนรู้	30
Train FRCNN ฝึกการเรียนรู้โมเดล RPN	True
Train final classifier ฝึกการเรียนรู้โมเดล VGG-16 ส่วนที่ทำการคัดเลือกคำตอบ	True
Train base NN ฝึกการเรียนรู้โมเดล VGG-16 ส่วนที่หาคุณลักษณะเด่นรูปภาพ (Feature Extraction)	True
Anchor box scales กำหนดขนาดของ Anchor box ทั้ง 3 ขนาด	128, 256, 512
Anchor box ratios กำหนดสัดส่วนของ Anchor box	[1:1],[0.7:1.4],[1.4:0.7]
Image size กำหนดขนาดภาพภาพที่ทำการฝึกทั้งหมด	300
Augment	True

4.3 วิธีการนำภาพมาเข้าทดสอบ

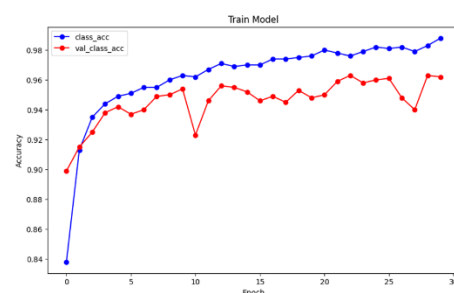
การทดสอบนี้ใช้วิธีนำภาพพร้อมกับผลเฉลย (Ground Truth) เข้าทำการทดสอบ ซึ่งในหนึ่งภาพมีเพียงแค่วัตถุเดียวเท่านั้น โดยที่จะเก็บผลเฉลยในรูปแบบไฟล์ XML โดยที่มีกระบวนการนำภาพเข้าทดสอบดังนี้



ภาพประกอบที่ 8 ขั้นตอนการทดสอบ

4.4 ผลการทดลอง

ในการประเมินประสิทธิภาพสถาปัตยกรรม จะมุ่งเน้นไปที่การประเมินประสิทธิภาพของการตรวจจับเยื่อเมือกเพื่อการจำแนกและพยากรณ์ระดับเลือดของวิวและควายใช้ร่วมกับสถาปัตยกรรม VGG-16 วิธีการแบบ Faster R-CNN โดยใช้ Precision, Recall ในการประเมิน ซึ่งผลลัพธ์ของค่า Precision, Recall ที่ได้ระหว่างการเรียนรู้สามารถนำมาอธิบายได้ดังนี้



ภาพประกอบที่ 9 กราฟค่า Loss

และ Validation

อธิบาย จากรูปภาพประกอบที่ 9 แสดงให้เห็นถึงค่า Los ที่เกิดจากการเรียนรู้ทั้งหมด 30 epochs ซึ่งสามารถอธิบายได้ว่าการเรียนรู้ในแต่ละรอบนั้นทำให้โมเดลเสถียรขึ้นเรื่อย ๆ เส้น validation คือจะมีการตกลงในรอบการเรียนรู้ที่ 10 และ 27 ส่วนเส้น training มีแนวโน้มว่าจะเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ

4.5 การประเมินและวิเคราะห์ผลการประเมิน

การประเมินผลวัดจากข้อมูลสำหรับวัดประสิทธิภาพ 20 เปอร์เซ็นต์จากข้อมูลรูปภาพทั้งหมด จากนั้นนำข้อมูลรูปภาพสำหรับวัดประสิทธิภาพแต่ละชนิด หาค่าความแม่นยำ (Precision), ค่าความระลึก (Recall) ได้ค่าดังนี้ 0.24 และ 0.045

ผลลัพธ์การทดสอบการตรวจจับตรวจจับเยื่อเมือกเพื่อการจำแนกและพยากรณ์ระดับเลือดของวัวและควายที่ได้จากการทำนายผลลัพธ์ ยกตัวอย่างดังตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 2 ผลลัพธ์การทดสอบการตรวจจับ

ผลการตรวจจับเยื่อเมือกของวัวและควาย	
จำนวนรูป	456
จำนวนผลเฉลยที่ตรวจจับได้	74
จำนวนที่ทำนายถูกต้อง	18
จำนวนที่ทำนายผิด	56

จากตาราง จะเห็นได้ว่า มีผลการตรวจจับได้ที่ต่ำ และมีการทำนายผิดที่สูง เกิดการ Over fitting อาจเป็นเพราะข้อมูลที่น้อยเกินไป หรือการตั้งค่าการเรียนรู้ได้ไม่ดีพอ

5.สรุปและอภิปรายผลการทดลอง

5.1 สรุปผลและอภิปรายผล

โครงการปัญญาประดิษฐ์ฉบับนี้ได้นำเสนอการตรวจจับเยื่อเมือกเพื่อการจำแนกและพยากรณ์ระดับเลือดของวัวและควาย เพื่อการจำแนกประเภทระดับภาวะโลหิตจางและพยากรณ์ค่า PCV ของเลือดวัวและควาย โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธี VGG-16 วิธีการแบบ Faster R-CNN ซึ่งสามารถใช้งานการตรวจจับเยื่อเมือกเพื่อการจำแนกและพยากรณ์ระดับเลือดของวัวและควายได้ผ่านแอปพลิเคชันสำหรับระบบปฏิบัติการ Android, iOS

หลังจากการพัฒนาโมเดลและทดสอบโมเดลการตรวจจับเยื่อเมือกเพื่อการจำแนกและพยากรณ์ระดับเลือดของวัวและควายได้มีการทดสอบและวัดประสิทธิภาพการการตรวจจับเยื่อเมือกเพื่อการจำแนกและพยากรณ์ระดับเลือดของวัวและควาย ทั้งสิ้น 456 ภาพ เพื่อนำมาวิเคราะห์การจำแนกประเภทระดับภาวะโลหิตจางและพยากรณ์ค่า PCV ของเลือดวัวและควาย พบว่าจำนวนรูปผลเฉลยที่ตรวจจับได้ 74 รูป จาก 456 รูป ที่รูปที่ทำนายถูกต้องมี 18 รูป จำนวนที่ทำนายผิด 56 รูป ทำให้มีผลการตรวจจับได้ที่ต่ำ และมีการทำนายผิดที่สูง เกิดการ Over fitting อาจเป็นเพราะข้อมูลที่น้อยเกินไป หรือการตั้งค่าการเรียนรู้ได้ไม่ดีพอ

5.2 ปัญหาและอุปสรรคในการดำเนินงาน

1. อัลกอริทึมการตรวจจับ Faster R-CNN และ VGG16 มีความซับซ้อนสูงมากจำเป็นต้องใช้ทรัพยากรในการประมวลผลสูงและใช้ระยะเวลา

2. ชุดข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้มีไม่เพียงพอและ
ไม่มีความหลากหลาย

5.3 ข้อเสนอแนะ

1. ควรมีชุดข้อมูลจากหลากหลายแหล่งที่มี
ลักษณะของข้อมูลที่แตกต่างกัน เพื่อให้เกิดชุด
ข้อมูลที่มีความหลากหลาย

เอกสารอ้างอิง

- [1] การประมวลผลภาพ. (2564). วิกิพีเดีย.
- [2] โครงข่ายประสาทเทียม. (2564). วิกิพีเดีย.
- [3] การเรียนรู้เชิงลึก. (2560). The Knowledge Provider.
- [4] Olarik Surinta. (2563). โครงข่ายประสาท
เทียมแบบคอนโวลูชัน. ม.ป.พ.
- [5] Grassroot Engineer. (2563). YOLO. ม.
ป.พ.
- [6] การตรวจจับวัตถุ SSD. (2563). ม.ป.พ.
- [7] Faster R-CNN. (2563). ม.ป.พ.
- [8] ฮีมาโทคริต. (2564). วิกิพีเดีย.
- [9] นายพิษณุรัตน์ วงสีเทา และ นายชลวัฒน์
เดโพธิ์ (2562). การรู้จำและตรวจจับความเร็ว
รถบนท้องถนน (วิทยานิพนธ์ ปริญญาบัณฑิต).
มหาสารคาม: มหาวิทยาลัยมหาสารคาม.
- [10] โยชิตา คำบุญมี และ สุขสวัสดิ์ ญัฐวุฒิ
สิทธิ์ และ ปราลี มณีรัตน์ (2561). การจำแนก
ภาพถ่ายระบบอาร์จีวีด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิง
ลึก ของโครงข่ายประสาทเทียม (วิทยานิพนธ์
ปริญญาบัณฑิต). กรุงเทพมหานคร:
มหาวิทยาลัยมหิดล.
- [11] ญัฐวุฒิ ชัยพิมล (2563). โปรแกรมแกรม
เล่นเพลงอัตโนมัติจากโน้ต (วิทยานิพนธ์

ปริญญาบัณฑิต). มหาสารคาม: มหาวิทยาลัยมหา
สารคาม.

[12] นายนายพิชยุท บัญตุน และ นายยุทนา
สีชวา (2562). โครงข่ายประสาทเทียม;การ
ตรวจจับวัตถุ (วิทยานิพนธ์ ปริญญาบัณฑิต).
มหาสารคาม: มหาวิทยาลัยมหาสารคาม.

[13] ทินซี จอห์น เปรมานูร์ (2565). VGG-16.
ม.ป.พ.