

การประมาณน้ำหนักสุกรโดยใช้การประมวลผลภาพและโครงข่ายประสาทเทียม

Pig Weight Estimation Using Image Processing and Artificial Neural Networks

พิศณุ คุมีชัย¹

Pisanu Kumeechai¹

Receive : March 6, 2022

Revised : April 11, 2022

Accepted : April 12, 2022

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาวิธีการประมาณน้ำหนักสุกรโดยใช้การประมวลผลภาพ และโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะใช้สุกรจำนวนหนึ่งร้อยตัว ซึ่งสุกรจะถูกชั่งน้ำหนักทีละตัว วัดขนาดเส้นรอบวงของหัวและความยาวลำตัว หลังจากนั้น จับภาพมุมมองด้านบนของสุกร และวิเคราะห์อัตราส่วนของพิกเซลของสุกรต่อพื้นที่ทั้งหมด โดยใช้โปรแกรม Python ข้อมูลแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม คือ ชุดฝึก (n=70) และชุดทดสอบ (n=30) ความสัมพันธ์ของน้ำหนักตัวและเส้นรอบวง ตลอดจนความยาวและภาพลักษณะของร่างกายถูกกำหนดโดยความสัมพันธ์ของเพียร์สัน (PPMC) ชุดฝึกอบรมนี้ใช้ในการพัฒนาสมการน้ำหนักสุกรโดย K-Nearest Neighbors (K-NN) และโครงข่ายประสาทเทียม (ANN), Mean Absolute Deviation (MAD) และ Mean Absolute Percentage Error (MAPE) ถูกใช้เพื่อวัดข้อผิดพลาดของการประมาณค่าสำหรับผลการทดลองค่าความถูกต้องอยู่ที่ 86% โดยสรุปการประมวลผลภาพเป็นวิธีที่รวดเร็วในการประมาณน้ำหนักตัวโดยไม่ใส่ความเครียดให้กับสุกร การใช้โครงข่ายประสาทเทียม เป็นวิธีการทางเลือกในการเพิ่มความแม่นยำของแบบจำลองสำหรับการประมาณน้ำหนักสุกร

คำสำคัญ : การประมาณน้ำหนักสุกร, การประมวลผลภาพ, โครงข่ายประสาทเทียม, ความสัมพันธ์ของเพียร์สัน

¹อาจารย์กองวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ฝายศึกษา โรงเรียนนายเรือ

Instructor, Department of Engineering, Education Branch, Royal Thai Naval Academy

E-mail: pisanu41984198@hotmail.com

Abstract

The purpose of this study was to determine a method for estimating pig weight using image processing and neural networks. Weight, head circumference, body length and top view of a hundred pigs, the sample groups, were recorded once at a time. Python was applied for analyzing the top view of each pig to find the pig's pixel-to-total. The data were classified into two groups, the practice set (n=70) and the test set (n=30). The relationship between body weight regarding circumference and length regarding body image, was determined by the Pearson Product Moment Correlation (PPMC). The aim is at developing pig weight equations where K-Nearest Neighbors (K-NN), Artificial Neural Networks (ANN), Mean Absolute Deviation (MAD), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) were measurement errors of the estimation. The results were about 86% accuracy. It can be concluded that the image processing was a quick method for estimating body weight without stressing the pigs. Artificial neural network is an alternative method to improve the accuracy of pig weight estimation.

Keywords: Estimating Pig Weight, Image Processing, Neural Network, Pearson Product Moment Correlation

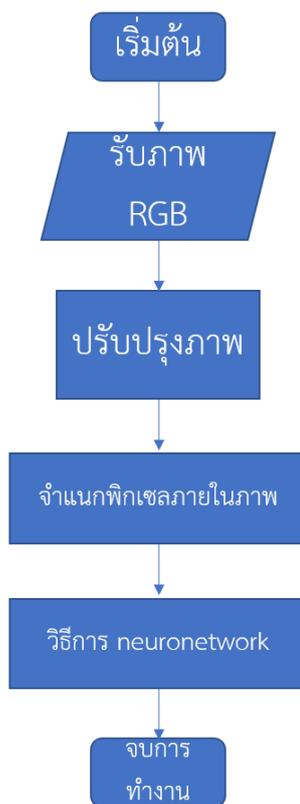
1. บทนำ

ในการผลิตสุกรในเชิงพาณิชย์ การวัดน้ำหนักตัวของสุกรเป็นหนึ่งในปัจจัยที่สำคัญที่สุดในการตรวจสอบสภาพของสัตว์ รวมถึงประสิทธิภาพการเจริญเติบโตและสถานะของสุขภาพ ซึ่งสามารถใช้น้ำหนักตัวสุกรเพื่อกำหนดความต้องการสารอาหาร ปริมาณยา และเวลาออกสู่ตลาด [1] แต่อย่างไรก็ตามการจับสุกรไปที่อุปกรณ์ชั่งน้ำหนักนั้นใช้เวลานานและใช้แรงงานมาก กิจกรรมนี้ยังทำให้สุกรเกิดความเครียดหรือบาดเจ็บได้อีกด้วย แทนที่จะใช้การวัดร่างกาย เช่น เส้นรอบวงของหัวและความยาวลำตัว เพื่อประเมินร่างกาย [2] จากการศึกษาพบว่ามีความสัมพันธ์เชิงบวกสูงระหว่างการวัดร่างกายและน้ำหนักตัวของสุกร แต่น่าเสียดายที่เทคนิคนี้ยังต้องกักขังสุกรให้อยู่ในตำแหน่งที่เหมาะสม ซึ่งจะทำให้สุกรเกิดความเครียดได้เมื่อเร็ว ๆ นี้ได้มีการแนะนำการมองเห็นด้วยคอมพิวเตอร์โดยใช้ภาพจากกล้องเพื่อประเมินน้ำหนักตัวสุกร [3], [4] การประมวลผลภาพผ่านระบบกล้องใช้วัดขนาดของสุกร โดยกล้องใช้ตรวจจับภาพสุกร และประมาณขนาดโดยใช้เทคนิคการมองเห็นด้วยคอมพิวเตอร์ ขนาดโดยประมาณของสุกรจะใช้ในการเลือกอาหารที่เพียงพอ เป็นการให้การทำงานในฟาร์มสุกรทำงานได้อย่างน่าพอใจโดยไม่รบกวนวงจรการให้อาหารสุกรภายในฟาร์ม สามารถลดต้นทุนแรงงาน และช่วยให้การป้อนอาหารมีประสิทธิภาพโดยพิจารณาจากขนาดของสุกร ซึ่งน้ำหนักสุกรจะเป็นการประเมินจากขนาดของภาพ [5] ความแม่นยำของการประมาณ

น้ำหนักยังขึ้นอยู่กับแบบจำลองการคาดการณ์ด้วย ซึ่งส่วนใหญ่ได้รับการพัฒนาโดยใช้การวิเคราะห์การถดถอย [2], [6] อย่างไรก็ตามการวิเคราะห์การถดถอยต้องใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์เฉพาะ (เช่น แบบจำลองเชิงเส้น สมการกำลังสอง หรือไม่ใช่เชิงเส้น) ซึ่งดูเหมือนว่าจะมีศักยภาพจำกัดมากกว่าที่จะได้ค่าเป้าหมาย [7] อีกทางหนึ่งคือ โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เป็นแบบจำลองทางคอมพิวเตอร์ ซึ่งอิงตามเซลล์ประสาททางชีววิทยาของสมองมนุษย์เพื่อตอบสนองต่อค่าประมาณที่เหมาะสมที่สุด [7] มีการรายงานข้อดีของ โครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากไม่ต้องการตัวแบบทางคณิตศาสตร์ก่อนการทำนายเมื่อเปรียบเทียบกับวิเคราะห์การถดถอย [7] สำหรับปศุสัตว์ มีการใช้โครงข่ายประสาทเทียม ในการทำนายการเติบโตของสัตว์ [7], [8] การประมาณค่าที่ย่อยได้ในถั่วเหลืองที่มีไขมันเต็ม [9] การพยากรณ์ราคาไข่ [10] และการพยากรณ์อาหาร [11] โครงข่ายประสาทเทียมยังได้รับการแนะนำเพื่อประเมินน้ำหนักตัวของสุกร [12] ภาพสุกรถูกนำมาใช้ในการฝึกโดยมีน้ำหนักตัวของสุกรที่สอดคล้องกัน และผลการทดลองพบว่าเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม ปรับปรุงการประมาณน้ำหนักตัวของสุกร ในทำนองเดียวกัน โครงข่ายประสาทเทียม แสดงแบบจำลองที่ดีกว่าโดยมีข้อผิดพลาดน้อยกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับวิเคราะห์การถดถอย [7]-[9], [11] ดังนั้น การศึกษานี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาวิธีการประมาณน้ำหนักสุกรโดยใช้การวัดขนาดร่างกายเปรียบเทียบกับการประมวลผลภาพโดยใช้ K-Nearest Neighbors (K-NN) และ โครงข่ายประสาทเทียมถูกนำมาใช้เพื่อพัฒนาแบบจำลองการประมาณน้ำหนักสุกร

ในงานวิจัยนี้จึงนำเสนอการประมาณน้ำหนักสุกรโดยใช้การประมวลผลภาพ และโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะใช้สุกรจำนวนหนึ่งร้อยตัวในการทดลอง โดยจะใช้ไฟล์ภาพดิจิทัลของสุกรมาเข้ากระบวนการในการปรับปรุงภาพเพื่อให้ได้ภาพที่สมบูรณ์ขึ้น จากนั้นจะนำไฟล์ภาพที่ได้มาทำการจำแนกพิกเซลภายในภาพเพื่อให้ได้ภาพของสุกรที่ต้องการ ขั้นตอนสุดท้ายคือเข้ากระบวนการโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำการวัดผลการทดลอง

โครงสร้างของบทความนี้จัดเป็นดังนี้ ส่วนที่ (1) นำเสนองานวิจัยที่มีความเกี่ยวข้องกับงานวิจัย รวมไปถึงเนื้อหาและความสำคัญของเรื่อง ส่วนที่ (2) ให้รายละเอียดเกี่ยวกับวัสดุและวิธีการ อุปกรณ์และการเก็บรวบรวมข้อมูล การวิเคราะห์ข้อมูล และการประมวลผลภาพดิจิทัล ส่วนที่ (3) การจำแนกข้อมูลวิธีการเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด (K-Nearest Neighbor: K-NN) และวิธีการโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ส่วนที่ (4) คือผลลัพธ์การทดลอง และส่วนสุดท้ายส่วนที่ (5) คือบทสรุปของกระบวนการทดลอง ดังแสดงกระบวนการต่าง ๆ ในรูปที่ 1



รูปที่ 1 ขั้นตอนในการทำงาน

2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 วัสดุและวิธีการ

2.1.1 สัตว์และที่อยู่อาศัย

การทดลองดำเนินการในเดือนตุลาคมถึงธันวาคม 2018 ใช้สุกรหนึ่งร้อยตัว น้ำหนักตัวเฉลี่ยอยู่ที่ 98 ± 5.5 กก. ติดตั้งระบบทำความเย็นแบบระเหยเพื่อควบคุมอุณหภูมิอากาศที่ $29 - 30$ C° สุกรถูกเลี้ยงในคอกไม้ระแนง (พื้นที่ 1.6 ตร.ม. ต่อสุกร) ตกแต่งด้วยคอมไฟให้ความร้อน สุกรถูกป้อนอาหารและน้ำโดยอิสระด้วยเครื่องป้อนอัตโนมัติ



รูปที่ 2 ตัวอย่างสุกรในฟาร์ม

2.1.2 อุปกรณ์และการเก็บรวบรวมข้อมูล

ใช้โครงเหล็กสแตนเลสขนาด $35 \times 84 \times 60$ ซม. ออกแบบมาเพื่อใช้กับเครื่องชั่งดิจิทัลสุกรแต่ละตัวถูกย้ายเข้าไปในกรงสแตนเลสเพื่อวัดน้ำหนักตัว จากนั้นวัดความยาวลำตัวและเส้นรอบวงของหัว โดยใช้เทปพันสายไฟ ความยาวลำตัวถูกกำหนดเป็นความยาวจากฐานของคอถึงฐานของหาง ในขณะที่เส้นรอบวงถูกกำหนดเป็นบริเวณหน้าอกหลังขาหน้า [2] กล้องตัวหนึ่งถูกยึดไว้เหนือสุกรที่บริเวณกรงเหล็กสแตนเลส ภาพจากกล้องมุมมองด้านบนเกิดขึ้นเมื่อสุกรตั้งตรง ภาพที่ถ่ายถูกปรับขนาดเป็น 1024×512 พิกเซล การแบ่งส่วนเริ่มต้นด้วยไบนารีและจากนั้น ตามด้วยการดำเนินการทางสัญญาณวิทยา พิกเซลถูกวัดเป็นสีขาวและดำ และวิเคราะห์อัตราส่วนของพิกเซลของสุกรต่อพื้นที่ทั้งหมด (รูปภาพ) โดยใช้การเขียนโปรแกรม Python

2.1.3 การวิเคราะห์ข้อมูล

ข้อมูลแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม คือ ชุดฝึก ($n=70$) และชุดทดสอบ ($n=30$) ข้อมูลการฝึกใช้ในการพัฒนาแบบจำลองการประมาณน้ำหนักสุกรโดยใช้หลักการ K-Nearest Neighbors (K-NN) และโครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลถูกสุ่มเพื่อตรวจสอบความถูกต้องในระหว่างขั้นตอนการฝึกอบรมเพื่อป้องกันการ Overfitting ค่าโดยประมาณทดสอบโดยใช้น้ำหนักจริงจากชุดทดสอบ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างน้ำหนักตัวและเส้นรอบวงของหัวใจ ตลอดจนความยาวลำตัวและภาพถูกกำหนดโดย Pearson Correlation (r) ในรูปแบบตามสมการที่ (1)

$$r = \frac{\sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})(y_t - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

โดยที่ x_t, y_t คือค่าที่สังเกตได้ ณ เวลา t , \bar{x} คือค่าเฉลี่ยของ x , \bar{y} คือค่าเฉลี่ยของ y และ n คือจำนวนการสังเกต ข้อมูลการทดสอบใช้เพื่อประมาณน้ำหนักตัวและเปรียบเทียบกับค่าที่สังเกตได้ ความแม่นยำของแบบจำลองการทำนายแต่ละแบบถูกกำหนดโดย R^2 ที่คำนวณตามสมการที่ (2)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}{\sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y})^2} \quad (2)$$

โดยที่ \hat{y}_t คือค่าโดยประมาณ การวัดค่าความผิดพลาดถูกกำหนดโดย Mean Absolute Deviation (MAD) และ Mean Absolute Percentage Error (MAPE) ในรูปแบบตามสมการที่ (3) และ (4) ตามลำดับ

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|}{n} \quad (3)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \frac{\sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|}{y} \quad (4)$$

สำหรับวิธีการหาอัตราความถูกต้อง ในเอกสารนี้ใช้ตามสมการที่ (5)

$$\text{อัตราความถูกต้อง (\%)} = \left(\frac{\text{จำนวนทั้งหมด} - \text{จำนวนวัดได้ที่ผิด}}{\text{จำนวนทั้งหมด}} \right) \times 100 \quad (5)$$

จำนวนทั้งหมดคือจำนวนสุกรที่นำมาใช้ในการทดลอง และจำนวนวัดได้ที่ผิดคือค่าที่วัดออกมาแล้วไม่ถูกต้อง โดยอัตราผิดพลาดไม่เกิน 5% เป็นไปตามที่ผู้วิจัยได้กำหนด

2.2 การประมวลผลภาพ

การประมวลผลภาพจะมีการแปลงสัญญาณภาพจากสัญญาณแอนะล็อกที่เป็นสัญญาณที่มีความต่อเนื่องเป็นสัญญาณดิจิทัลที่เป็นสัญญาณที่ไม่ต่อเนื่อง โดยจะเริ่มจากแสงตกกระทบกับอุปกรณ์รับแสง และจะแปรรูปข้อมูลเป็นรูปแบบดิจิทัล มีขั้นตอนสำคัญอยู่ 2 ขั้นตอนคือ การสุ่มข้อมูลสัญญาณภาพ (Image Sampling) และการควอนไทซ์สัญญาณภาพ (Image Quantization)

2.2.1 การสุ่มข้อมูลสัญญาณภาพ (Image Sampling)

การสุ่มข้อมูลสัญญาณ คือ ขั้นตอนการเก็บค่าสัญญาณเพียงบางค่าในแต่ละช่วงของคาบเวลา เป็นการเทียบข้อมูลของสัญญาณแอนะล็อกกับสัญญาณดิจิทัลในช่วงเวลานั้น ความเหมาะสมในการสุ่มสัญญาณเพื่อให้ได้สัญญาณภาพที่มีคุณภาพใกล้เคียงต้นฉบับที่สุด เพื่อไม่ให้เกิดความผิดเพี้ยนของสัญญาณต้องใช้ความถี่ในการสุ่มข้อมูลของสัญญาณไม่น้อยกว่า 2 เท่าของความถี่สูงสุดของสัญญาณต้นฉบับ หากเราต้องการข้อมูลสัญญาณที่มีความสมบูรณ์มากขึ้นจะต้องทำการสุ่มสัญญาณให้มีความถี่สูง

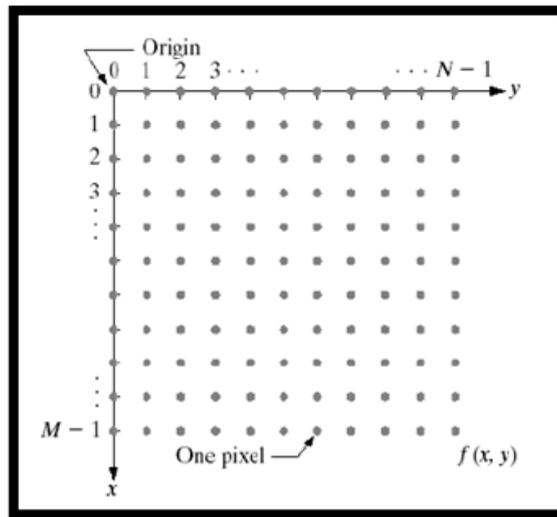
2.2.2 การควอนไทซ์สัญญาณภาพ (Image Quantization)

การควอนไทซ์สัญญาณภาพ เป็นขั้นตอนหลังจากการสุ่มข้อมูลสัญญาณภาพ โดยจะทำการปรับเพิ่มหรือลดระดับของสัญญาณภาพให้เป็นเฉพาะค่าที่กำหนดเท่านั้น ซึ่งหลังจบกระบวนการนี้จะได้สัญญาณภาพเป็นสัญญาณดิจิทัลที่เป็นสัญญาณไม่ต่อเนื่อง

ข้อมูลภาพดิจิทัลจะถูกเขียนให้อยู่ในรูปฟังก์ชันสองมิติของค่าระดับความเข้มแสงภาพ $f(x,y)$ มีขนาด M แถว และ N คอลัมน์ และพิกัดของจุดกำเนิด (Origin) ของภาพคือที่ตำแหน่ง $(x,y) = (0,0)$ แล้วค่าแต่ละค่าที่อยู่ในเมทริกซ์จะเรียกว่า พิกเซล (Pixel) โดยตำแหน่ง $(0,0)$ จะอยู่ทางด้านซ้ายมือสุดด้านบนของภาพ การจัดลำดับตำแหน่งของจุดภาพจะเรียงจากซ้ายไปขวาในแต่ละเส้นจุดและจัดลำดับของเส้นจุดจะเรียงจากบนลงล่าง การเก็บค่าของความเข้มแสงของภาพดิจิทัลลงหน่วยความจำในลักษณะเส้นจุด (Raster) นี้จะเรียกภาพบิตแมป

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix}$$

รูปที่ 3 เมทริกซ์ระบบพิกัดของพิกเซลในภาพเชิงดิจิทัล [13]



รูปที่ 4 จุดพิกัดแต่ละพิกเซลของภาพดิจิทัล [13]

3. การจำแนก

3.1 วิธีการเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด (K-Nearest Neighbor: K-NN)

วิธีสมาชิกที่ใกล้ที่สุด (K-Nearest Neighbor: K-NN) เป็นวิธีการที่ง่ายไม่ซับซ้อนและยังเป็นวิธีการที่รู้จักกันดีในการคาดคะเนข้อมูลที่หายไป (Impute Missing Values) สำหรับข้อมูลไมโครอาร์เรย์ วิธีการ K-NN จะเติมค่าข้อมูลที่ขาดหายด้วยการเลือกค่า k จากความเหมือนกันของค่าที่แสดงออกต่อค่า k ที่สนใจ ขั้นตอนของ K-NN Imputation มีดังนี้

ขั้นที่ 1: เลือกค่า k ที่ใกล้ที่สุดที่มี Missing Values (MV) เพื่อที่จะ Estimate Missing Values x_{ij} ของ i^{th} ในตัวอย่างที่ j^{th} ค่า k ซึ่งเป็น Expression Vector จะถูกเลือกโดย มีลักษณะการแสดงออกเป็นค่า i มากกว่า j

ขั้นที่ 2: คำนวณหาระยะห่างระหว่างข้อมูล 2 Expression Vector x_i และ x_j ด้วยวิธีการ Euclidian Distance ครอบคลุมส่วนประกอบต่าง ๆ ในตัวอย่าง j^{th} Euclidian Distance ระหว่าง x_i และ x_j สามารถคำนวณได้จาก

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{i,k} - x_{j,k})^2} \tag{6}$$

โดยที่

$d(x_i, x_j)$ คือ ระยะห่างระหว่างตัวอย่าง x_i กับตัวอย่าง x_j

n คือ จำนวนคุณสมบัติทั้งหมดของตัวอย่าง

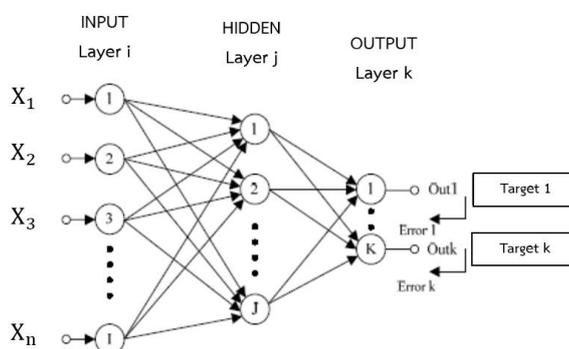
$x_{i,k}$ คือ คุณสมบัติตัวที่ k ของตัวอย่าง x_i

$x_{j,k}$ คือ คุณสมบัติตัวที่ k ของตัวอย่าง x_j

ขั้นที่ 3: เลือกค่าข้อมูลที่มีค่าระยะที่น้อยที่สุด ส่วนค่า k นำมาพิจารณาหาคำตอบ

3.2 โครงข่ายประสาทเทียม

การเรียนรู้ของโครงข่ายแบบ Perceptron จะมีลักษณะของโครงสร้างเป็นชั้นซึ่งข้อมูลที่ให้นำเข้ามาเรียนรู้นั้นจะถูกใส่เข้าไปในชั้นแรกสุดซึ่งเป็นชั้นรับข้อมูล (Input Layer) และเมื่อผ่านการคำนวณจากชั้นแรกนี้แล้วผลลัพธ์ก็จะถูกส่งต่อไปยังชั้นกลางของโครงข่าย (Hidden Layer) ซึ่งในแต่ละหน่วยของชั้นนี้ก็จะรับข้อมูลจากทุกหน่วยในชั้นก่อนหน้ามาคำนวณแล้วส่งต่อไปยังชั้นถัดไป และเมื่อข้อมูลถูกส่งต่อกันมาจนถึงชั้นสุดท้าย (Output Layer) ก็จะได้ผลลัพธ์ออกมาจากระบบ ซึ่งการส่งผ่านข้อมูลต่อๆ กันไปแบบนี้จะเรียกว่าเป็นการส่งต่อข้อมูลแบบการป้อนไปข้างหน้า (Feed Forward) หลังจากนั้นจะต้องมีการตรวจสอบผลลัพธ์ที่ได้จากระบบว่ามีความคลาดเคลื่อนจากเป้าหมายมากน้อยเพียงไร ในงานวิจัยนี้เราอาศัยอัลกอริทึมในการสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมใช้เทคนิคแบ็กพรอปพาเกชัน โดยเทคนิคนี้เป็นการใช้โครงข่ายแบบหลายชั้นในการเรียนรู้แบบ Supervised Learning มีการกำหนดค่าเป้าหมาย (Target) ที่ต้องการไว้ และใช้ Adaptive Networks ในการปรับค่าน้ำหนัก (Weight) ให้เหมาะ ดังแสดงรูปที่ 5



รูปที่ 5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ที่ใช้การสอนแบบ Backpropagation

ทำงานโดย เมื่อมีข้อมูลเข้ามายัง Network ให้นำข้อมูลมาคูณกับน้ำหนักของแต่ละขา ผลที่ได้จากข้อมูลทุกๆ ขาของ Neuron จะเอา มารวมกันแล้วก็เอามาเทียบกับค่าเป้าหมายที่กำหนดไว้ให้มีความใกล้เคียงมากที่สุด สิ่งสำคัญคือต้องทราบค่าน้ำหนักซึ่งเป็นค่าที่ไม่แน่นอน แต่สามารถกำหนดให้คอมพิวเตอร์ปรับค่าเหล่านั้นได้โดยให้มีการเรียนรู้แบบมีการสอนด้วยวิธี Levenberg-Marquardt Algorithm ซึ่งจัดเป็นระเบียบวิธี ที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่รวดเร็วที่สุด แต่มีการคำนวณที่ซับซ้อนและใช้พื้นที่หน่วยความจำในคอมพิวเตอร์มาก ขั้นตอนการทำงานของ Levenberg-Marquardt Algorithm สามารถอธิบายได้ดังนี้

ตารางที่ 1 การตั้งค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียม

| โครงสร้าง | จำนวนวนซ้ำ | อัตราการเรียนรู้ | โมเมนตัม |
|-----------|------------|------------------|----------|
| 2-3-1 | 500 | 0.5 | 0.5 |

4. ผลการทดลอง

ในบทความนี้ มีการใช้วิธีการอัตโนมัติในวัดน้ำหนักสุกร ทำการทดลองและวัดผลบนพีซีที่มี CPU P4-3.2 GHz และ RAM 1024 MB สำหรับข้อมูลการทดสอบ ฐานข้อมูลจากน้ำหนักของสุกรจำนวน 100 ตัว ในงานวิจัยนี้เปรียบเทียบกันระหว่างวิธี K-NN และโครงข่ายประสาทเทียม ในตารางที่ 2 แสดงผลการเปรียบเทียบความถูกต้องของน้ำหนักสุกรของวิธี K-NN และโครงข่ายประสาทเทียม ในตารางที่ 3 แสดงผลการทดลอง MAD และ MAPE ของน้ำหนักสุกรของวิธี K-NN และโครงข่ายประสาทเทียม สมการที่ (7) คือวิธีในการทดสอบของงานวิจัยนี้

$$Accuracy(\%) = \left(\frac{In-Out}{total} \right) \times 100 \quad (7)$$

In คือ จำนวนของภาพทดสอบทั้งหมดและ Out คือ จำนวนของภาพทดสอบที่ตอบผิดและ total คือ จำนวนของภาพทดสอบทั้งหมด

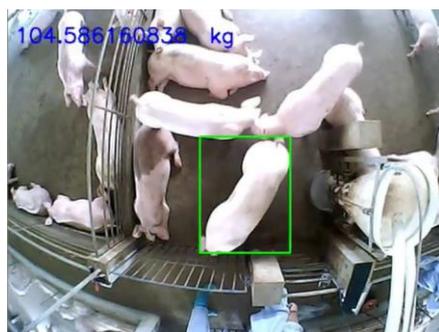
ตารางที่ 2 ผลการทดลองของน้ำหนักสุกรของวิธี K-NN และโครงข่ายประสาทเทียม

| | K-NN | NN |
|------------------|------|-----|
| อัตราความถูกต้อง | 74% | 86% |

ตารางที่ 3 ผลการทดลอง MAD และ MAPE ของน้ำหนักสุกรของวิธี K-NN และโครงข่ายประสาทเทียม

| | K-NN | NN |
|------|------|------|
| MAD | 0.52 | 0.33 |
| MAPE | 0.68 | 0.47 |

จากตารางที่ 2 อัตราความถูกต้องของวิธีการที่ใช้ในการวิจัยจะมีความเหมาะสมกับชุดข้อมูลที่ใช้มากกว่าวิธีการ K-NN และในตารางที่ 3 ค่าของ Mean Absolute Deviation (MAD) และค่าของ Mean Absolute Percentage Error (MAPE) ของวิธีการที่ใช้ในการวิจัยมีค่าน้อยกว่าวิธีการ K-NN แสดงถึงการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำกว่า



รูปที่ 6 แสดงผลของการประมาณน้ำหนักสุกร

5. สรุป

โดยสรุป การประมวลผลภาพเป็นวิธีที่รวดเร็วในการประมาณน้ำหนักตัวโดยไม่ใส่ความเครียดให้กับสุกร โครงข่ายประสาทเทียมอาจปรับปรุงความแม่นยำของแบบจำลองสำหรับการประมาณน้ำหนักสุกร ดังนั้นการประยุกต์ใช้ โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับแบบจำลองการทำนายโดยใช้การประมวลผลภาพจึงเป็นเทคนิคทางเลือกในการติดตามสถานะสุขภาพและสวัสดิภาพสัตว์เพื่อปรับปรุงการผลิตสุกรเชิงพาณิชย์ได้ดีมากยิ่งขึ้นในอนาคต

จากการทดลองด้วยขนาดข้อมูล 100 ตัวอย่าง ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม พบว่าการประมาณน้ำหนักสุกรมีความคลาดเคลื่อนอยู่ที่ร้อยละ 5 ซึ่งแสดงให้เห็นถึงศักยภาพของเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเป็นทางเลือกในอนาคต

เอกสารอ้างอิง

- [1] Brandl N, Jorgensen E. Determination of live weight of pigs from dimensions measured using image analysis. *Comput Electron Agric* [Internet]. 1996 May [cited 2022 Mar 10]; 15(1):57-72. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0168169996000038>
- [2] Sungirai M, Masaka L, Benhura TM. Validity of weight estimation models in pigs reared under different management conditions. *Vet Med Int* [Internet]. 2014 May [cited 2022 Mar 25];2014:[about 10 p.]. Available from: <https://www.hindawi.com/journals/vmi/2014/530469/>.
- [3] Kashiha M, Bahr C, Ott S, Moons CPH, Niewold TA, Ödberg FO, Berckmans D. Automatic weight estimation of individual pigs using image analysis. *Comput Electron Agric* [Internet]. 2014 Sep [cited 2022 Mar 7];107:38-44. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0168169914001525>
- [4] Jun K, Kim SJ, Ji HW. Estimating pig weights from images without constraint on posture and illumination. *Comput Electron Agric* [Internet]. 2018 Oct [cited 2022 Mar 15];153:169-76. Available from: https://www.researchgate.net/publication/327993584_Estimating_pig_weights_from_images_without_constraint_on_posture_and_illumination
- [5] Win KD, Kawasue K, Yoshida K, Lee G. Automatic pig selection system based on body size using a camera: rotating mechanics for pig selection. *Artif Life Robot* [Internet]. 2021 [cited 2022 Mar 22];2021(2):155–61. Available from: <https://www.springerprofessional.de/en/artificial-life-and-robotics-2-2021/19088304>

- [6] Kaewtapee C, Rakangtong C, Bunchasak C. Pig Weight Estimation Using Image Processing and Artificial Neural Networks. *Journal of Advanced Agricultural Technologies* [Internet]. 2019 Dec [cited 2022 Mar 23];6(4):253-56. Available from: <http://www.joaat.com/index.php?m=content&c=index&a=show&catid=57&id=348>
- [7] C. Kaewtapee, Khetchaturat C, Bunchasak C. Comparison of growth models between artificial neural networks and nonlinear regression analysis in Cherry Valley ducks. *J Appl Poult Res* [Internet]. 2011 Dec [cited 2022 Mar 25];20(4):421-28. Available from: https://www.researchgate.net/publication/270080550_Comparison_of_growth_models_between_artificial_neural_networks_and_nonlinear_regression_analysis_in_Cherry_Valley_ducks
- [8] Roush WB, Dozier III WA, Branton SL. Comparison of Gompertz and neural network models of broiler growth. *Poult Sci* [Internet]. 2006 May [cited 2022 Mar 25];85(4):794-97. Available from: https://www.researchgate.net/publication/7165614_Comparison_of_Gompertz_and_n_eural_Network_Models_of_Broiler_Growth
- [9] Kaewtapee C, Khetchaturat C, Bunchasak C. Prediction of standardized ileal lysine digestibility in heated full-fat soybeans by artificial neural networks. Present at the 18th AAAP Congress; 2018 Aug 1-5. Malaysia. Kuching: [publisher unknown]; 2018.
- [10] Ahmad HA, Dozier GV, Roland DA. Egg price forecasting using neural networks. *J Appl Poult Res* [Internet]. 2001 Jun [cited 2022 Mar 25];10(2):162-71. Available from: https://www.researchgate.net/publication/251811793_Egg_Price_Forecasting_Using_Neural_Networks
- [11] Kaewtapee C, Khetchaturat C, Krutthai N, Bunchasak C. Soybean meal price forecasting using artificial neural network. *Journal of Agricultural Research and Extension* [Internet]. 2018 Aug [cited 2022 Mar 26];352(2):392-99. Available from: <https://www.cabdirect.org/cabdirect/abstract/20193172456>
- [12] Wang Y, Yang W, Winter P, Walker L. Walk-through weighing of pigs using machine vision and an artificial neural network. *Biosystem Engineering* [Internet]. 2008 May [cited 2022 Mar 26];100(1):117-25. Available from: https://www.researchgate.net/publication/229393183_Walk-through_weighing_of_pigs_using_machine_vision_and_an_artificial_neural_network
- [13] Gonzales R, Woods RE. *Digital Image Processing*, 2nd ed. Upper-Saddle River, NJ: Prentice Hall; 2002.