

การประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้แบบเชิงลึกสำหรับการขจัด สัญญาณรบกวนแบบซอลท์แอนด์เพปเปอร์

Application of Deep Learning Techniques for Salt & Pepper Noise Filtering

นฤชัย คำใจ¹ และ ชัยพิชิต คำพิมพ์^{1*}
Naruchai Khamjai¹ and Chipichit Cumpim^{1*}

Received: 18 April 2023

Revised: 11 June 2023

Accepted: 15 June 2023

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการขจัดสัญญาณรบกวนแบบซอลท์แอนด์เพปเปอร์ โดยเป็นการเริ่มนำเอา
ระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึกมาประยุกต์ใช้กับวิธีการขจัดสัญญาณรบกวน โดยประกอบด้วย 2 ขั้นตอน
ขั้นตอนแรกคือ การฝึกสอนให้กับระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึกให้สามารถระบุระดับความหนาแน่นของ
สัญญาณรบกวนภายในภาพ ส่วนขั้นตอนที่สองคือ ขั้นตอนของการขจัดสัญญาณรบกวน โดยการปรับปรุง
วิธีการเอ็ดจ์เบลยูเอมเอฟ (AWMF) โดยการใช้ระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึกในการกำหนดขนาดหน้าต่างย่อย
เพื่อใช้ในการขจัดสัญญาณรบกวน จากผลการทดลองพบว่าวิธีการปรับปรุงเอ็ดจ์เบลยูเอมเอฟสามารถให้
ประสิทธิภาพที่ดี ที่ระดับความหนาแน่นสัญญาณรบกวนที่สูงและใช้เวลาในการประมวลผลน้อยกว่าวิธีการเดิม

คำสำคัญ: สัญญาณรบกวน สัญญาณรบกวนแบบซอลท์แอนด์เพปเปอร์ การเรียนรู้แบบเชิงลึก

¹ สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี นครปฐม ประเทศไทย 73170

¹ Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Rajamangala University of Technology Rattanakosin, Nakhon Pathom, Thailand 73170

* ผู้รับผิดชอบประสานงาน (Corresponding author) e-mail: chaipichit.cum@rmutr.ac.th

ABSTRACT

This research presents a method for eliminating salt and pepper noise using a deep learning system. The method consists of two steps. In the first step, deep learning systems are trained to identify the noise densities. The second step involves improving the AWMF method (Adaptive Weighted Median Filter) to remove the noise. The deep learning system is adapted to define the sub-window size, which is used in the restoring process. The experimental results demonstrate that the improved AWMF method outperforms the state-of-the-art method at high noise densities and requires less processing time.

Keywords: Noise; Salt & Pepper Noise; Deep Learning

บทนำ

ภาพดิจิทัล คือข้อมูลภาพที่จัดเก็บอยู่ในรูปแบบข้อมูลดิจิทัล โดยจะจัดเก็บข้อมูลภาพอยู่ในลักษณะอาร์เรย์สองมิติ แต่ละตำแหน่งที่จัดเก็บข้อมูลจะเรียกว่าพิกเซล (Pixels) แต่ละพิกเซลสามารถเปลี่ยนแปลงแก้ไขข้อมูลได้

ปัญหาที่เกิดขึ้นกับภาพดิจิทัลคือ ข้อมูลของภาพมักจะผิดเพี้ยนไปจากการมีสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นจากการส่งข้อมูลภาพดิจิทัลไปในระบบการสื่อสารต่าง ๆ นอกจากนั้นยังสามารถผิดเพี้ยนได้จากความผิดพลาดของเซ็นเซอร์ของกล้องดิจิทัล สำหรับสัญญาณรบกวนที่มักเกิดขึ้นกับภาพดิจิทัลได้แก่ สัญญาณรบกวนเกาส์เซียน (Gaussian Noise) สัญญาณรบกวนซอลท์แอนด์เพปเปอร์ (Salt-and-Pepper Noise) และสัญญาณรบกวนแบบอิมพัลส์ (Impulse Noise) เป็นต้น โดยในงานวิจัยนี้จะมุ่งเน้นไปในการขจัดสัญญาณรบกวนซอลท์แอนด์เพปเปอร์

สัญญาณรบกวนซอลท์แอนด์เพปเปอร์เป็นสัญญาณรบกวนแบบอิมพัลส์มีลักษณะเป็นจุดพิกเซลที่มีสีดำและสีขาวกระจายภายในภาพอย่างสม่ำเสมอ ถ้าข้อมูลภาพมีการจัดเก็บภาพแบบ 8 บิต ค่าสีของพิกเซลภายในภาพเป็นสีดำ มักจะถูกแทนค่าด้วย 0 และ ค่าสีของพิกเซลภายในภาพที่เป็นสีขาว จะถูกแทนด้วย 255 [1] สำหรับวิธีการขจัดสัญญาณรบกวนนี้ ยังคงมีการนำเสนอออกมาในรูปแบบของงานวิจัยที่ถูกตีพิมพ์ในวารสารต่าง ๆ หรือในงานประชุมวิชาการต่าง ๆ มาโดยตลอด

สำหรับงานวิจัยนำเสนอวิธีการขจัดสัญญาณรบกวนแบบซอลท์แอนด์เพปเปอร์ วิธีการแรกที่น่าสนใจคือ Median Filter (MF) [2] เป็นการหาค่ามัธยฐาน ซึ่งเป็นวิธีการทางสถิติ ถูกนำมาใช้ในการหาค่าสีของพิกเซลที่มีสัญญาณรบกวน โดยการกำหนดหน้าต่างย่อยให้ครอบคลุมตำแหน่งพิกเซลที่ถูกพิจารณา จากนั้นนำพิกเซลภายในหน้าต่างย่อยนำมาเรียงค่าจากน้อยไปมาก จากนั้นนำมาหาค่ากลางที่ได้ไปแทนค่าสีของพิกเซลในตำแหน่งที่พิจารณานั้นวิธีการต่อมาคือ Adaptive Median Filter (AMF) [3] เป็นวิธีการที่พัฒนามาจาก MF โดยแบ่งออกเป็นขั้นตอนสองขั้นตอนคือ การหาตำแหน่งของพิกเซลที่มีสัญญาณรบกวนก่อนเป็นลำดับแรก ขั้นตอนที่สองคือ ทำการหาค่าสีใหม่เฉพาะตำแหน่งที่เป็นสัญญาณรบกวนโดยใช้วิธีการ MF วิธีการต่อมาคือ Modified Decision Based Unsymmetrical Trimmed Median Filter (MDBUTMF) [4] เป็นวิธีการหาค่าสีโดยกำหนดขนาดหน้าต่างย่อย 3×3 โดยคำนวณหาค่ามัธยฐานของกลุ่มของพิกเซลที่ไม่ใช่สัญญาณรบกวนในหน้าต่างย่อยนั้น วิธีต่อมาคือ Based on Pixel Density Filter (BPDF) [5] เป็นการ

หาค่าพิกเซลสีที่นำเอาค่าพิกเซลที่มีค่าซ้ำกันมากที่สุดในกรอบหน้าต่างย่อยมาแทนค่าลงในตำแหน่งพิกเซลที่มีสัญญาณรบกวนวิธีการต่อมาคือ Adaptive Weighted Mean Filter (AWMF) [6] เป็นวิธีการที่คล้ายคลึงกับ AMF แต่จะใช้ค่าเฉลี่ยในการหาค่าสีของพิกเซลที่เป็นสัญญาณรบกวนแทน

ในงานวิจัยนี้ได้มีการนำเอาระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึก (Deep Learning) [7] นำมาประยุกต์รวมกับการขจัดสัญญาณรบกวน โดยการให้ระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึกทำการหาค่าความหนาแน่นของสัญญาณรบกวนภายในภาพ โดยระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึกได้ถูกพัฒนาจากโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Networks) ต่อมาได้ถูกพัฒนาเป็น Convolutional Neural Network (CNN) [8] ที่มีความสามารถในการจำแนกบางสิ่งบางอย่างที่ตาของมนุษย์ไม่สามารถจำแนกได้ โดยใช้การประมวลผลแบบ Convolution layer ที่สามารถจำแนกเอาส่วนของวัตถุออกมาจากภาพได้ ต่อมาได้ถูกพัฒนาเป็น Region-Based Convolutional Neural Networks (R-CNN) [9] ที่ใช้โครงข่ายเสนอพื้นที่ (Region Proposal Network; RPN) ก่อนแล้วจึงประมวลผลด้วย CNN หลังจากนั้นจึงจำแนกข้อมูลออกมา วิธีการต่อมาคือ Fast-RCNN [10] ได้พัฒนาต่อมาจาก R-CNN โดยแก้ไขจุดด้อยของ R-CNN ที่ต้องรู้จำพื้นที่ย่อยทุกครั้งเมื่อมีการคำนวณ CNN ใหม่แก้ไขโดยการให้คำนวณค่า CNN ของภาพอินพุตขนาดใหญ่อันเดียว ก่อนจะนำไปจำแนกกลุ่มของข้อมูล จึงทำให้ Fast-RCNN มีการประมวลผลที่เร็วกว่า R-CNN อีกหนึ่งวิธีการคือ YOLO- You Only Look Once [11, 12] ใช้วิธีการแบ่งภาพออกเป็นขนาด 7×7 แต่ละพิกเซลทำหน้าที่เป็น detector จากนั้นจะพยากรณ์วัตถุที่อยู่ในภาพ ผลลัพธ์ที่ได้จะเก็บไว้ใน bounding-boxes และ confidence scores ค่าทั้งสองนี้จะถูกเก็บไว้ เพื่อนำมาใช้ในการจำแนก หากตำแหน่งของวัตถุภายในภาพ สำหรับงานวิจัยต่อมาเป็นงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึก โดยนำมาใช้ในการควบคุมเลเซอร์พอยเตอร์สำหรับการตรวจจับบุคคลด้วยระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึก [13] โดยงานวิจัยนี้จะใช้เลเซอร์พอยเตอร์ชี้ไปยังบุคคลที่ผ่านกล้องเว็บแคม การตรวจจับบุคคลภายในภาพจะใช้การเรียนรู้แบบเชิงลึก เพื่อจำแนกหาตำแหน่งของตัวบุคคลภายในภาพ จากนั้นจึงนำตำแหน่งที่ได้ไปควบคุมเลเซอร์พอยเตอร์ให้ชี้ไปที่ตัวบุคคล สำหรับงานวิจัยสุดท้ายคือ โดรนสำหรับการตรวจสอบการเกิดไฟฟ้าโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก [14] โดยงานวิจัยนี้เป็นการนำเอาระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึกนำมาตรวจสอบไฟฟ้าจากภาพ โดยภาพที่ได้ อาจจะเป็นภาพนิ่ง หรือภาพที่ได้จากการถ่ายของกล้องของโดรนโดยผลของการตรวจสอบไฟฟ้าสามารถตรวจสอบได้ถึง 90 %

สำหรับงานวิจัยนี้จะใช้ระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึกในการหาค่าความหนาแน่นของสัญญาณรบกวนภายในภาพโดยใช้ YOLOv4 เพื่อใช้กำหนดขนาดของหน้าต่างย่อยของวิธีการ AWMF ในการคำนวณหาค่าสีใหม่ของพิกเซลที่มีสัญญาณรบกวน ตามขั้นตอนของวิธีการ AWMF โดยรายละเอียดต่าง ๆ จะถูกอธิบายในส่วนต่อไป

วัสดุที่ใช้ในงานวิจัยนี้ประกอบไปด้วย ชุดข้อมูลภาพที่เป็นภาพระดับเทาที่มีค่าสีตั้งแต่ 1 - 254 ขนาด 100×100 พิกเซล และแต่ละภาพมีการเพิ่มระดับสัญญาณรบกวนทั้งหมด 9 ระดับคือ 10%, 20%, ... และ 90% เข้าไปในบริเวณกลางภาพขนาด 40×40 พิกเซล และใช้โปรแกรม LabelImg [15] ในการกำหนดกลุ่มและเลือกพื้นที่สัญญาณรบกวนเพื่อใช้ในการฝึกสอนให้กับระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึก YOLOv4

วิธีดำเนินการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้มีการนำภาพข้อมูลดิจิทัลที่เป็นภาพระดับเทา (Grayscale) โดยมีรายละเอียดส่วนที่เกี่ยวข้องและวิธีการดำเนินการวิจัยดังนี้

1. ภาพดิจิทัล

ภาพดิจิทัล [1] เป็นการแสดงผลภาพในรูปแบบสองมิติ โดยนิยามเป็นฟังก์ชัน $f(x, y)$ โดยที่ x เป็นตำแหน่งของพิกเซลในแนวนอน ส่วน y เป็นตำแหน่งของพิกเซลในแนวตั้ง และ f ที่ตำแหน่งใด ๆ ภายในภาพ จะมีค่าความเข้มแสง (Intensity) ของภาพที่ตำแหน่งนั้น ๆ ซึ่งถ้ากำหนดให้ภาพ $f(x, y)$ มีขนาด M แถว และ N คอลัมน์ สามารถเขียนสมการในรูปแบบของเมทริกซ์ได้ดังนี้

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

2. ตัวกรอง Median Filter (MF)

ตัวกรอง Median Filter (MF) [2] เป็นวิธีการลดสัญญาณรบกวนของสัญญาณรบกวนขอลท์แอนด์เปปเปอร์ ใช้หลักการหาค่ามัธยฐานโดยจะกำหนดหน้าต่างย่อย และให้ตำแหน่งพิกเซลที่มีสัญญาณรบกวนอยู่ตรงกลางของหน้าต่างย่อย และหาค่ามัธยฐานภายในหน้าต่างย่อยนั้น ค่าที่ได้จะแทนตำแหน่งพิกเซลที่มีสัญญาณรบกวนดังแสดงใน Figure 1

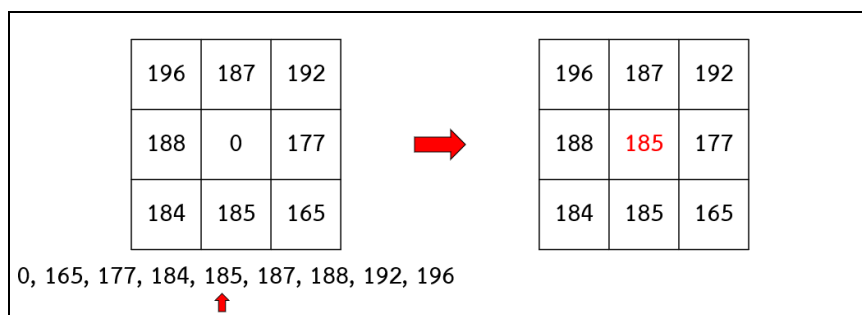


Figure 1 Examples of Median Filter

3. ตัวกรอง Adaptive Median Filter (AMF)

ตัวกรอง Adaptive Median Filter (AMF) [3] ซึ่งพัฒนามาจาก MF โดยจะกำหนดให้ x เป็นภาพต้นฉบับที่มีขนาด $M \times N$ มีตัวแปร $x_{i,j}$ เป็นค่าที่แสดงตำแหน่งพิกเซล (i, j) ในภาพ x โดยตำแหน่งพิกเซลในแนวแกนอนจะเริ่มจาก $1, \dots, M$ ส่วนตำแหน่งพิกเซลในแนวแกนตั้งจะเริ่มจาก $1, \dots, N$ และกำหนด $[s_{\min}, s_{\max}]$ เป็นช่วงค่าที่ต่ำสุดและสูงสุดที่อยู่ในภาพ x โดยที่ $s_{\min} \leq x_{i,j} \leq s_{\max}$ เมื่อภาพ x

ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวน ค่าสีที่ถูกรบกวนนั้นจะถูกแทนที่ด้วย $s_{\min}$ หรือ $s_{\max}$ ดังนั้นจะแทนตำแหน่งพิกเซลที่ถูกรบกวนด้วยตัวแปร $y_{i,j}$ ส่วนภาพที่มีสัญญาณรบกวนภายในภาพจะแทนสัญลักษณ์ด้วย y โดยจะมีสมการดังนี้

$$y_{i,j} = \begin{cases} s_{\min}, & \text{with probability } p \\ s_{\max}, & \text{with probability } q \\ x_{i,j}, & \text{with probability } 1 - p - q \end{cases} \quad (2)$$

ซึ่งการหาตำแหน่งศูนย์กลางของหน้าต่างย่อย สามารถหาได้จากสมการดังนี้

$$S_{i,j}(w) = (2w + 1) \times (2w + 1) \quad (3)$$

โดยกำหนดให้ w คือค่าที่ใช้คำนวณหาขนาดหน้าต่างย่อย หลังจากนั้นกำหนดให้ $S_{i,j}^{\min}(w), S_{i,j}^{\text{med}}(w)$ และ $S_{i,j}^{\max}(w)$ คือค่าต่ำสุด, ค่ามัธยฐาน, ค่าสูงสุดของหน้าต่างย่อยนั้น เรียงตามลำดับโดยจะใช้อัลกอริทึมดังต่อไปนี้

ในแต่ละพิกเซล (i, j) เป็นสมาชิกภายในภาพ โดย y แทนภาพที่มีสัญญาณรบกวน z แทนภาพที่คืนค่าแล้ว

(1) กำหนดค่าเริ่มต้น $w = 1, h = 1, w_{\max} = 39$

(2) คำนวณหา $S_{i,j}^{\min}(w), S_{i,j}^{\text{med}}(w), S_{i,j}^{\max}(w)$

(3) ถ้า $S_{i,j}^{\min}(w) < S_{i,j}^{\text{med}}(w) < S_{i,j}^{\max}(w)$ ให้ข้ามไปขั้นตอนที่ (5) ถ้านอกเหนือจากนั้นให้กำหนด

$w = w + h$

(4) ถ้า $w \leq w_{\max}$ ให้กลับไปทำขั้นตอนที่ (2) ถ้านอกเหนือจากนั้นให้กำหนด $z_{i,j} = S_{i,j}^{\text{med}}(w_{\max})$

แล้วหยุดการทำงาน

(5) ถ้า $S_{i,j}^{\min}(w) < y_{i,j} < S_{i,j}^{\max}(w)$, (i, j) จะเป็นตำแหน่งที่ไม่ใช่สัญญาณรบกวน ดังนั้น $z_{i,j} = y_{i,j}$

ถ้านอกเหนือจากนั้นให้กำหนด $z_{i,j} = S_{i,j}^{\text{med}}(w)$ แทนแล้วหยุดการทำงาน

4. Modified Decision Based Unsymmetrical Trimmed Median Filter (MDBUTMF)

Modified Decision Based Unsymmetrical Trimmed Median Filter (MDBUTMF) [4] เป็นตัวกรองที่มีวิธีการคำนวณหาค่าสี และคืนค่าสีให้กับตำแหน่งพิกเซลที่เป็นสัญญาณรบกวน โดยจะใช้อัลกอริทึมดังต่อไปนี้

(1) เลือกพื้นที่ของภาพมีหน้าต่างขนาด 3×3 กำหนด P_{ij} เป็นพิกเซลที่ประมวลผล

(2) ถ้า $0 < P_{ij} < 255$ ตำแหน่ง P_{ij} จะเป็นตำแหน่งพิกเซลที่ไม่ใช่สัญญาณรบกวน

(3) ถ้าเป็นตำแหน่งที่เป็นสัญญาณรบกวน จะแยกออกเป็น 2 กรณีคือ

3.1) ถ้าหน้าต่างที่เลือกเป็นค่า 0 หรือ 255 ทั้งหมด จะเป็นค่าเฉลี่ยของหน้าต่างที่เลือก

3.2) ถ้าหน้าต่างที่เลือกไม่เป็นค่า 0 หรือ 255 ทั้งหมดจะกำจัดค่า 0 และ 255 ในหน้าต่างที่เลือก

และจะคำนวณเป็นค่ามัธยฐานของค่าที่เหลือ ที่อยู่ภายในหน้าต่างที่เลือก

5. ตัวกรอง Based on Pixel Density Filter (BPDF)

Based on Pixel Density Filter (BPDF) [5] เป็นตัวกรองที่มีวิธีการคำนวณหาค่าสีและค่าน้ำหนักให้กับตำแหน่งพิกเซลที่เป็นสัญญาณรบกวน โดยใช้วิธีการหาสัญญาณรบกวนภายในหน้าต่างย่อยที่กำหนด จากนั้นจะนำค่าสีที่มีไม่เป็นสัญญาณรบกวนที่ซ้ำกันมากที่สุดภายในหน้าต่างมาหาค่ามัธยฐาน และนำไปแทนค่าให้กับตำแหน่งพิกเซลที่เป็นสัญญาณรบกวน

6. ตัวกรอง Adaptive Weighted Mean Filter (AWMF)

Adaptive Weighted Mean Filter (AWMF) [6] เป็นตัวกรองที่มีวิธีการคำนวณหาค่าสีและค่าน้ำหนักให้กับตำแหน่งพิกเซลที่เป็นสัญญาณรบกวน โดยมีพื้นฐานมาจาก AMF แต่ประสิทธิภาพดีกว่า โดยจะมีสัญลักษณ์ S^{mean} เพิ่มเข้ามา แทนค่าเฉลี่ยของหน้าต่างย่อยที่คำนวณ โดยจะไม่นำตำแหน่งพิกเซลที่เป็นสัญญาณรบกวนมาคำนวณด้วยโดยจะใช้อัลกอริทึมต่อไปนี้

แต่ละตำแหน่งพิกเซล (i, j) เป็นสมาชิกภายในภาพ โดย y แทนภาพที่มีสัญญาณรบกวน z แทนภาพที่คืนค่าแล้ว

(1) กำหนดให้ $w = 1, h = 1, w_{\max} = 39$

(2) คำนวณหา $S_{i,j}^{\min}(w), S_{i,j}^{\max}(w), S_{i,j}^{mean}(w), S_{i,j}^{\min}(w+h)$ และ $S_{i,j}^{\max}(w+h)$

(3) ถ้าค่า $S_{i,j}^{\min}(w) = S_{i,j}^{\min}(w+h)$, และ $S_{i,j}^{\max}(w) = S_{i,j}^{\max}(w+h)$ ให้ข้ามไปขั้นตอนที่ (5) ถ้านอกเหนือจากนั้นให้ $w = w + h$

(4) ถ้า $w \leq w_{\max}$ ให้กลับไปขั้นตอนที่ 2) ถ้านอกเหนือจากนั้นให้ $z_{i,j} = S_{i,j}^{mean}(w)$ และหยุดการทำงาน

(5) ถ้า $S_{i,j}^{\min}(w) < y_{i,j} < S_{i,j}^{\max}(w)$ ตำแหน่งพิกเซล (i, j) จะไม่ใช่ตำแหน่งที่เป็นสัญญาณรบกวน แล้วค่าน้ำหนัก $z_{i,j} = y_{i,j}$ ถ้านอกเหนือจากนั้นตำแหน่งพิกเซล (i, j) จะเป็นตำแหน่งที่เป็นสัญญาณรบกวนให้ค่าน้ำหนัก $z_{i,j} = S_{i,j}^{mean}(w)$ และหยุดการทำงาน

7. Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR)

Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) [16] เป็นวิธีการคำนวณหาความต่าง ใช้ในการวัดประสิทธิภาพของตัวกรองที่ใส่ลดสัญญาณรบกวน ซึ่งจะเปรียบเทียบระหว่างกำลังสูงสุดของภาพปกติและกำลังสูงสุดของภาพที่มีสัญญาณรบกวน โดยมีสมการดังนี้

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \quad (4)$$

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i,j} (x_{i,j} - z_{i,j})^2 \quad (5)$$

โดยที่

x คือ ภาพต้นฉบับ

z คือ ภาพที่คืนค่าแล้ว

M คือ จำนวนคอลัมน์ของภาพ

N คือ จำนวนแถวของภาพ

8. วิธีการกรองสัญญาณรบกวนที่นำเสนอในงานวิจัยนี้

วิธีการที่นำเสนอในวิจัยนี้จะมีอยู่ 2 ขั้นตอน ขั้นตอนแรกคือ การฝึกกระบวนการเรียนรู้แบบเชิงลึก Darknet YOLOv4 [11] ให้รู้จักกับภาพที่มีระดับความหนาแน่นสัญญาณรบกวนที่แตกต่างกัน ขั้นตอนที่สองคือขั้นตอนในการกรองสัญญาณรบกวนออกจากภาพ ในขั้นตอนนี้จะอาศัยข้อมูลของการกำหนดขนาดหน้าต่างย่อยที่ได้จากระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึกมาใช้ในการค้นค่าสีของตำแหน่งพิกเซลที่มีสัญญาณรบกวน

8.1 การฝึกสอนระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึก

โดยจะแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน คือขั้นตอนการเตรียมข้อมูล ขั้นตอนการฝึกกระบวนการเรียนรู้แบบเชิงลึก Darknet YOLOv4 โดยรายละเอียดมีดังนี้

(1) การเตรียมข้อมูลสำหรับการฝึกสอน

การเตรียมข้อมูลสำหรับการฝึกสอนของระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึก Darknet YOLOv4 จำเป็นต้องมีข้อมูลภาพที่ไว้สำหรับฝึกสอนและทดสอบโดยจะแบ่งออกเป็น 80% และ 20% ตามลำดับ ซึ่งในงานวิจัยนี้จะทำการสร้างภาพแต่ละภาพให้มีสีเดียว โดยสีของภาพจะมีค่าตั้งแต่ 1 – 254 ขนาด 100×100 พิกเซล จากนั้นเพิ่มสัญญาณรบกวนที่มีค่าความหนาแน่นของสัญญาณรบกวน 9 ระดับคือ 10%, 20%, ... และ 90% เข้าไปในภาพ โดยให้สัญญาณรบกวนอยู่บริเวณตรงกลางของภาพ มีขนาด 40×40 พิกเซล ดังแสดงใน Figure 2

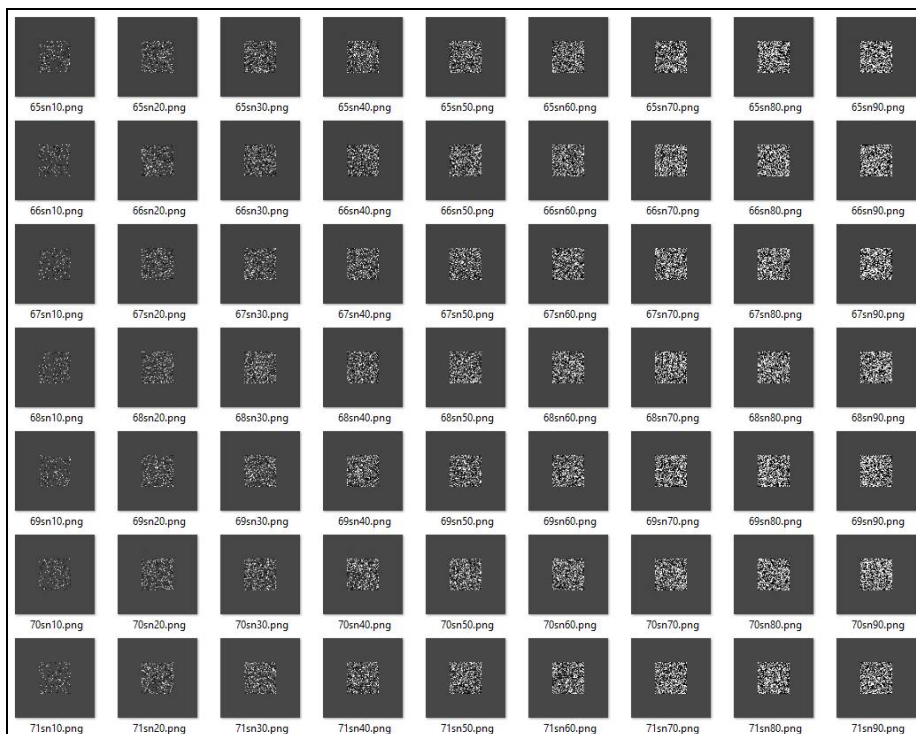


Figure 2 Examples of data for training deep learning

ภาพที่ได้ทั้งหมดจะทำการกำหนดกลุ่มข้อมูล แยกตามระดับความหนาแน่นสัญญาณรบกวน 9 ระดับ การกำหนดกลุ่มและเลือกพื้นที่สัญญาณรบกวนจะใช้โปรแกรม Labellmg เพื่อใช้ในการฝึกสอนให้กับระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึกโดยขั้นตอนการเตรียมข้อมูล มีรูปแบบดังแสดงใน Figure 3

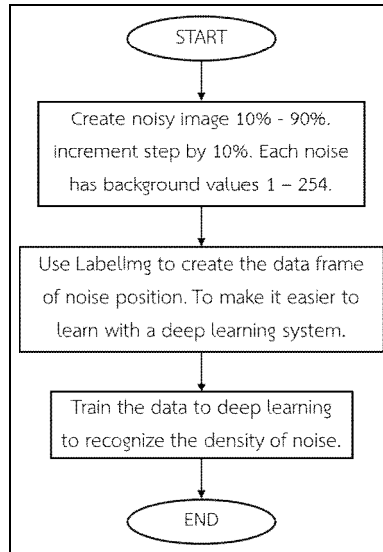


Figure 3 Data preparation steps for training deep learning

(2) การฝึกสอนระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึก

ในส่วนต่อไปจะต้องมีการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม Darknet YOLOv4 ให้มีการเรียนรู้สัญญาณรบกวนภายในภาพที่ระดับความหนาแน่นสัญญาณรบกวนที่ต่างกัน โดยมี Parameters ในการฝึกสอน คือ batch = 64, subdivision = 64, max_batches = 36000 ดังแสดงใน Figure 4

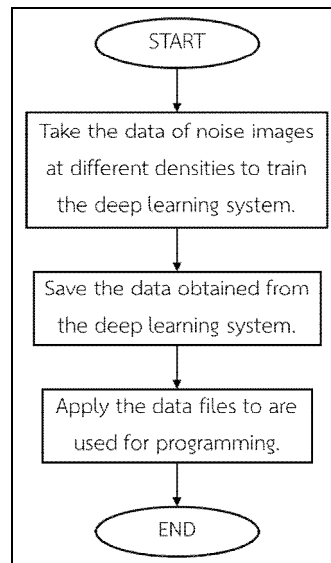


Figure 4 Step training deep learning for detect salt-and-pepper noise in image

จาก Figure 4 เป็นส่วนของการฝึกสอนให้กับระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึกเรียนรู้การตรวจจับระดับความหนาแน่นสัญญาณรบกวนภายในภาพ ซึ่งการฝึกสอนจะใช้หลักการของการเรียนรู้แบบเชิงลึก โดยใช้ Darknet YOLOv4 มาจำแนกความหนาแน่นของสัญญาณรบกวนภายในภาพที่มีระดับความหนาแน่นสัญญาณรบกวนที่ต่างกันมาทำการฝึกสอนให้กับระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึกเพื่อง่ายต่อการตรวจจับ เมื่อทำการฝึกสอนเสร็จจะได้องค์ความรู้ใหม่ เพื่อนำไปใช้งานในขั้นตอนของการตรวจจับระดับความหนาแน่นของสัญญาณรบกวนต่อไป

8.2 การตรวจจับความหนาแน่นสัญญาณรบกวนภายในภาพ

ในส่วนของขั้นตอนตรวจจับ เป็นการนำองค์ความรู้ที่ได้จากการฝึกสอนระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึกมาใช้ตรวจจับหาค่าระดับความหนาแน่นของสัญญาณรบกวนภายในภาพ ดังแสดงใน Figure5

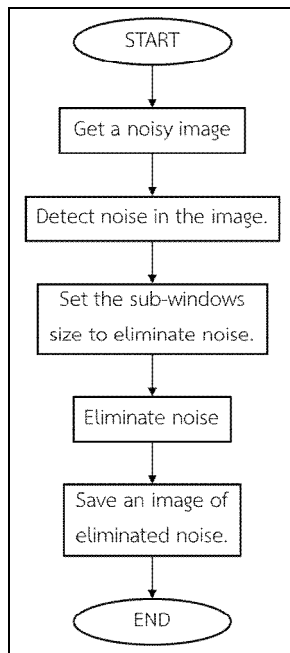


Figure 5 Image noise elimination process using weight from deep learning

จาก Figure 5 เป็นส่วนของการเริ่มทำงานของการจัดสัญญาณรบกวน โดยจะรับภาพที่มีสัญญาณรบกวน หลังจากนั้นจะตรวจจับหาค่าความหนาแน่นของสัญญาณรบกวน โดยใช้องค์ความรู้ที่ได้จากการฝึกสอนในขั้นตอนที่ผ่านมา เพื่อใช้ในการกำหนดขนาดหน้าต่างย่อยจากค่าความหนาแน่นสัญญาณรบกวนภายในภาพ ซึ่งขั้นตอนนี้จะทำการกำหนดพื้นที่สี่เหลี่ยมที่ขนาด 50×50 พิกเซลภายในภาพ ดังแสดงใน Figure 6

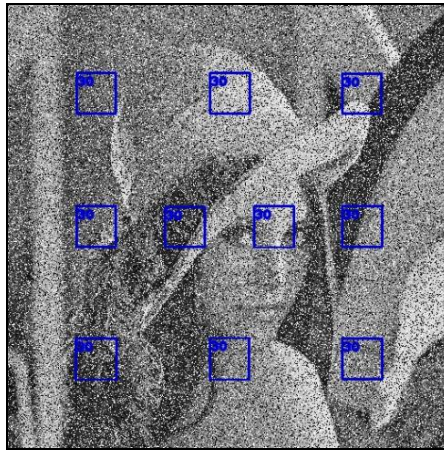


Figure 6 10 sub-windows position for image noise detection

เมื่อตรวจสอบความหนาแน่นของสัญญาณรบกวนของสลิปพื้นที่ได้แล้วจะเลือกเอาพื้นที่ที่มีความหนาแน่นสัญญาณรบกวนที่สูงที่สุดมาเลือกขนาดของหน้าต่างย่อยใน Table 1 เนื่องจากวิธีการ AWMF จะต้องเพิ่มขนาดของหน้าต่างเพื่อใช้ในการตรวจหาสัญญาณรบกวนที่พิกเซลที่อยู่ตำแหน่งกึ่งกลางของหน้าต่างย่อย ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงได้หาขนาดหน้าต่างย่อยเฉลี่ยในแต่ละระดับความหนาแน่นของสัญญาณรบกวน โดยการทดลองกับภาพต่างๆ 14 ภาพ (Figure 7) ที่เพิ่มระดับความหนาแน่นสัญญาณรบกวน 9 ระดับเข้าไป จึงสามารถสรุปขนาดหน้าต่างย่อยเฉลี่ยที่ถูกใช้กับระดับสัญญาณรบกวนต่างๆ ดัง Table 1

Table 1 Noise density level and average sub-windows size

Noise density (%)	10	20	30	40	50	60	70	80	90
W_{max}	13	11	9	9	7	7	7	9	11

โดยขนาดหน้าต่างย่อยนี้ได้อ้างอิงมาจากการทดลองวิธีการ AWMF เดิม โดยทำการทดลองกำหนดขนาดหน้าต่างย่อยตั้งแต่ 1 -39 และเพิ่มขนาดหน้าต่างย่อยขึ้นไปเรื่อย ๆ จากนั้นจึงใช้ PSNR ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของภาพที่ได้ ในแต่ละระดับสัญญาณรบกวน จากนั้นนำขนาดหน้าต่างย่อยที่น้อยที่สุดและ PSNR สูงของแต่ละระดับสัญญาณรบกวน มาหาค่าเฉลี่ยจากนั้นจะถูกนำมาใช้ในการขจัดสัญญาณรบกวน โดยการปรับปรุงวิธีการ AWMF โดยมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

จากขั้นตอนของ AWMF ที่มีการเพิ่มขนาดหน้าต่างย่อยเพื่อใช้ในหาตำแหน่งสัญญาณรบกวน โดยจะเพิ่มขนาดหน้าต่างจนกว่าจะหาตำแหน่งพิกเซลของสัญญาณรบกวนเจอ แต่ในงานวิจัยนี้จะทำการปรับปรุงวิธีการ AWMF โดยการกำหนดขนาดหน้าต่างย่อยในการหาตำแหน่งของสัญญาณรบกวนภายในภาพก่อน โดยไม่ต้องทำการเพิ่มขนาดหน้าต่างย่อยไปเรื่อย ๆ เพื่อลดเวลาในการประมวลผลในแต่ละรอบที่มีการเพิ่มค่าของขนาดหน้าต่างย่อย

ผลการวิจัย



Figure 7 Group of images used in test

ในงานวิจัยนี้จะทำการทดลองเปรียบเทียบการกรองสัญญาณรบกวนกับ 6 วิธีการ คือ MF [2], AMF [3], MDBUTMF [4], BPDF [5], AWMF [6] และวิธีการของงานวิจัยนี้ (AWMF2) เพื่อจะทำการกรองภาพ ซึ่งมีระดับสัญญาณรบกวนที่ความหนาแน่นแตกต่างกัน 9 ระดับ โดยใช้ภาพในการทดลอง 14 ภาพ ได้แก่ barbara, boat, columbia, couple, lake, lena, man, woman, imgOri1, imgOri2, imgOri3, imgOri4, imgOri5, และ imgOri6 ดังแสดงตัวอย่างภาพใน Figure 7

ซึ่งภาพ barbara, boat, columbia, couple, lake, lena, man และ woman1 จะมีขนาด 512×512 พิกเซล ส่วนภาพ imgOri1, imgOri2, imgOri3, imgOri4, imgOri5 และ imgOri6 จะมีขนาด 1280×1280 พิกเซล

ตัวอย่างภาพ lena ที่มีสัญญาณรบกวนตั้งแต่ 10% - 90% ดังแสดงใน Figure 8

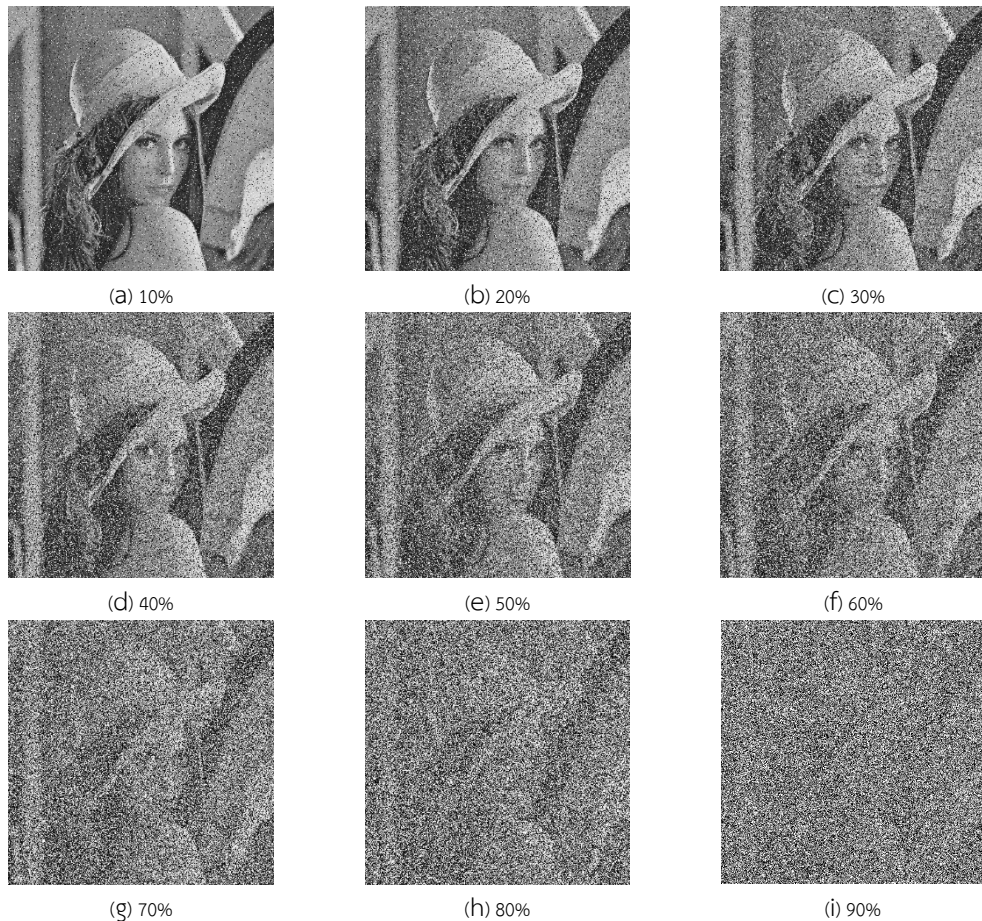


Figure 8 Example of lenaimage with noise 10% - 90%

สำหรับความถูกต้องของการตรวจสอบความหนาแน่นของสัญญาณรบกวนภายในภาพที่ระดับต่างๆ พบว่ามีค่าความถูกต้องเฉลี่ยอยู่ที่ร้อยละ 96.59 แสดงดัง Table 2 โดยได้ทำการทดสอบกับภาพจำนวน 14 ภาพ และแต่ละภาพได้เพิ่มสัญญาณรบกวนเข้าไปภาพละ 9 ระดับ นำมาใช้ในการทดสอบกับตัวกรองชนิดต่างๆ ดังแสดงใน Figure 8

Table 2 Accuracy of detect noise density at each level (%)

Image	Noise								
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
babara	100	100	100	100	100	90	100	90	100
boat	100	100	100	100	100	100	100	100	100
columbia	100	100	100	100	90	90	100	100	100
couple	100	100	100	100	100	100	100	100	100
lake	100	100	100	100	100	100	100	100	100
lena	100	100	100	100	100	100	100	100	100
man	100	100	100	100	100	100	100	100	100
woman1	100	100	100	100	100	100	100	100	100
imgOri1	100	100	100	90	90	80	70	70	80
imgOri2	100	100	100	100	90	80	90	90	80
imgOri3	100	100	100	100	70	70	70	70	70
imgOri4	100	100	100	100	100	90	90	100	90
imgOri5	100	100	100	100	100	80	100	100	100
imgOri6	100	100	100	100	100	100	100	100	100

องค์ความรู้ที่ได้จากระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึก นำมาตรวจสอบความหนาแน่นสัญญาณรบกวนกับภาพดังกล่าวมาทั้งหมด โดยทำการเพิ่มระดับความหนาแน่นของสัญญาณรบกวนที่แตกต่างกัน และตรวจจับพื้นที่ที่ห้สลิปพื้นที่ที่กำหนด เพื่อใช้เป็นค่าความหนาแน่นของสัญญาณรบกวนภายในภาพนั้น จึงเลือกเอาค่าความหนาแน่นที่มากที่สุดจากสลิปพื้นที่นี้แสดงใน Figure 9

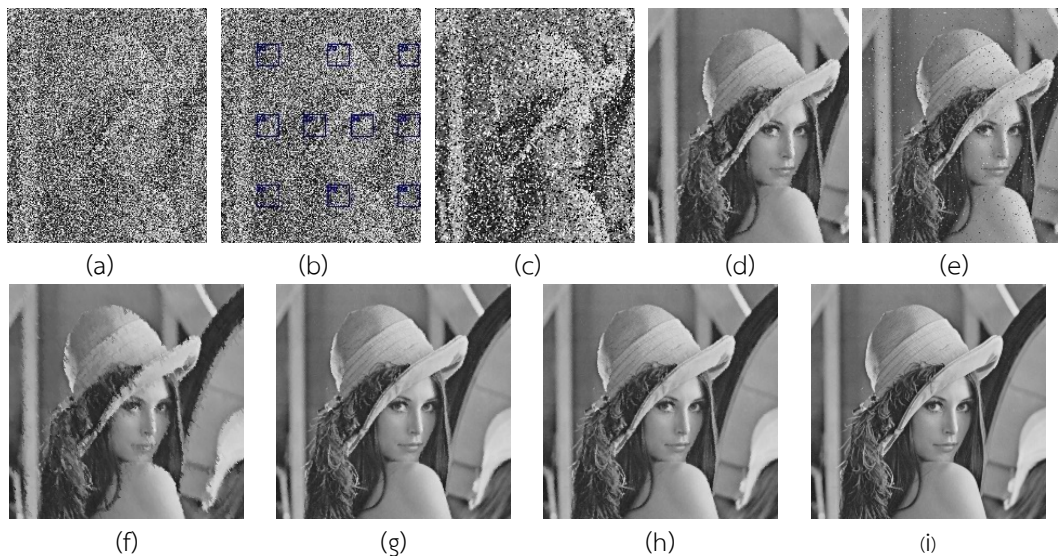


Figure 9 (a) Noise image at 70% density (b) Detect image all ten position (c) MF (d) AMF (e) MDBUTMF (f) BPDF (g) AWMF (h) AWMF2 (i) Original image

การประเมินประสิทธิภาพของตัวกรองจะใช้ค่า PSNR และเวลาในการประมวลผลของแต่ละตัวกรอง ผลลัพธ์ที่ได้จะแสดงดังใน Table 3 และ 4 ในส่วนของภาพขนาดเล็กและ Table 5 และ 6 ในส่วนของภาพขนาดใหญ่

Table 3 Result PSNR values of different filter at different noise densities (dB) of small images (512×512 pixel)

Image	Filters	Noise								
		10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
barbara	MF	24.19	23.17	20.7	17.6	14.68	11.95	9.64	7.93	6.44
	AMF	28.81	27.65	26.36	25.17	24.08	23.01	21.89	20.64	19.04
	MDBUTMF	33.91	30.51	28.46	26.94	25.49	23.85	21.35	18.33	14.8
	BPDF	32.75	29.35	27.22	25.48	24.09	22.49	20.17	15.89	9.52
	AWMF	32.68	30.46	28.77	27.5	26.32	25.12	23.93	22.67	21.25
	AWMF2	33.45	30.6	28.81	27.51	26.32	25.12	23.93	22.67	21.25
boat	MF	28.39	26.22	22.47	18.44	15.17	12.36	10.05	8.13	6.66
	AMF	33.94	32.18	30.28	28.79	27.19	25.81	24.31	22.53	20.19
	MDBUTMF	38.87	35.23	33.07	31.16	29.24	26.98	23.69	19.75	15.89
	BPDF	36.28	32.67	30.18	27.92	25.78	23.76	21.04	16.89	11.4
	AWMF	35.35	33.59	32.41	31.27	30.01	28.74	27.31	25.61	23.35
	AWMF2	36.09	33.75	32.45	31.28	30.01	28.74	27.31	25.61	23.35
columbia	MF	33.12	28.89	23.2	18.63	15.04	12.03	9.72	7.74	6.31
	AMF	39.2	35.83	33.1	31.09	29.27	27.42	25.72	23.3	20.28
	MDBUTMF	43.88	39.33	36.33	33.79	31.13	27.89	23.28	18.71	14.55
	BPDF	38.72	34.57	31.69	28.96	26.43	23.96	21.07	16.64	12.19
	AWMF	38.22	37.06	35.87	34.65	33.3	31.76	29.92	28.02	24.88
	AWMF2	38.58	37.14	35.89	34.65	33.29	31.77	29.92	28.02	24.88
couple	MF	27.69	25.66	22.18	18.48	15.1	12.28	10.04	8.14	6.72
	AMF	33.68	31.83	30.13	28.42	27.04	25.54	24.12	22.48	20.39
	MDBUTMF	38.84	35.08	32.74	30.82	28.96	26.79	23.61	19.91	16.1
	BPDF	35.9	32.3	29.77	27.71	25.86	23.84	21.42	17.47	10.6
	AWMF	35.23	33.48	32.25	31.02	29.78	28.48	27.06	25.43	23.37
	AWMF2	35.91	33.61	32.28	31.02	29.78	28.48	27.06	25.43	23.37
lake	MF	28.07	26.02	22.14	18.02	14.73	11.81	9.48	7.68	6.19
	AMF	33.88	31.61	29.78	28.17	26.51	25.01	23.44	21.55	19.12
	MDBUTMF	38.61	34.83	32.49	30.71	28.55	25.87	22.3	18.24	14.14
	BPDF	36.02	32.01	29.19	26.76	24.4	22.01	19.41	14.94	7.07
	AWMF	35.22	33.37	32.01	30.87	29.45	28.1	26.72	25.07	22.69
	AWMF2	35.93	33.53	32.06	30.88	29.45	28.1	26.72	25.07	22.69
lena	MF	29.65	27.23	23.09	18.79	15.21	12.3	10.01	8.13	6.63
	AMF	38.05	35.76	33.8	32	30.36	28.64	27.01	24.87	21.91
	MDBUTMF	43.03	39.13	36.68	34.67	32.12	28.74	24.68	20.17	15.91
	BPDF	39.74	35.75	33	30.68	28.32	25.65	23.14	17.97	10.91
	AWMF	38.91	37.47	36.06	34.93	33.53	32.11	30.6	28.67	26.21
	AWMF2	39.48	37.58	36.08	34.93	33.53	32.11	30.6	28.67	26.21
man	MF	28.83	26.74	22.93	18.75	15.15	12.29	9.96	8.04	6.61
	AMF	35.22	33.37	31.5	29.85	28.33	26.83	25.37	23.49	21.34

Research Article
Journal of Advanced Development in Engineering and Science
Vol. 13 • No. 37 • May - August 2023

Image	Filters	Noise								
		10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
woman1	MDBUTMF	40.17	36.73	34.16	32.29	30.29	27.48	23.89	19.74	15.68
	BPDF	37.83	34.01	31.35	29.07	27.05	24.83	21.98	17.28	10.88
	AWMF	36.66	35.04	33.6	32.4	31.14	29.79	28.38	26.71	24.47
	AWMF2	37.45	35.17	33.63	32.41	31.15	29.79	28.38	26.71	24.47
	MF	27.15	25.62	22.49	18.6	15.14	12.3	10.07	8.27	6.75
	AMF	30.64	29.91	29.06	28.13	27.06	26	24.93	23.54	21.56
	MDBUTMF	31.39	30.41	29.53	28.6	27.34	25.71	23.03	19.82	16.15
woman1	BPDF	31.11	29.47	28.34	27.09	25.89	24.37	22.19	18.33	9.12
	AWMF	30.34	29.94	29.5	28.9	28.23	27.53	26.56	25.5	23.98
	AWMF2	30.56	30.01	29.52	28.91	28.23	27.53	26.56	25.5	23.98

Table 4 Results PSNR values of different filters at different noise densities (dB) of the large image. (1280×1280pixel)

Image	Filters	Noise								
		10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
imgOri1	MF	29.48	26.69	22.32	17.98	14.39	11.6	9.25	7.39	5.88
	AMF	34.48	32.26	30.32	28.56	26.96	25.48	23.86	21.99	19.68
	MDBUTMF	38.54	34.73	32.36	30.28	28.15	25.25	21.52	17.3	13.18
	BPDF	36.42	32.5	29.76	27.52	25.45	23.36	20.93	17.2	11.31
	AWMF	35.44	33.66	32.39	31.16	29.92	28.58	27.1	25.34	23.04
	AWMF2	35.99	33.78	32.41	31.17	29.92	28.58	27.1	25.34	23.04
imgOri2	MF	35.52	30.42	23.9	18.78	14.84	11.85	9.52	7.6	6.08
	AMF	45.72	42.76	40.24	38.19	36.26	34.58	32.55	30.23	26.98
	MDBUTMF	48.64	44.21	41.29	38.4	34.1	28.77	23.43	18.42	13.93
	BPDF	45.98	41.76	38.56	35.97	33.26	30.47	27.13	22.46	12.97
	AWMF	45.68	44.25	43.09	41.8	40.3	38.7	37.01	35	31.97
	AWMF2	46.19	44.35	43.11	41.8	40.3	38.7	37.01	35	31.97
imgOri3	MF	34.65	29.44	23.24	18.44	14.6	11.62	9.21	7.36	5.85
	AMF	41.65	37.64	35.02	32.95	31.11	29.14	27.29	25.03	22.01
	MDBUTMF	45.53	41.14	38.21	35.55	32.2	27.5	22.47	17.68	13.22
	BPDF	41.24	36.68	33.67	31.1	28.57	25.9	23.27	19.31	10.12
	AWMF	40.03	38.68	37.5	36.22	34.95	33.22	31.56	29.54	26.59
	AWMF2	40.29	38.72	37.51	36.23	34.95	33.22	31.56	29.54	26.59
imgOri4	MF	27.71	25.67	21.95	18.14	14.63	11.86	9.55	7.7	6.24
	AMF	33.2	31.06	29.07	27.32	25.76	24.25	22.68	20.94	18.81
	MDBUTMF	37.8	34.2	31.76	29.77	27.89	25.36	22.05	18.17	14.26
	BPDF	35.29	31.33	28.59	26.44	24.47	22.45	20.19	16.54	9.45
	AWMF	34.1	32.36	31.05	29.84	28.65	27.31	25.82	24.11	21.92
	AWMF2	34.69	32.48	31.08	29.85	28.65	27.31	25.82	24.11	21.92

Image	Filters	Noise								
		10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
imgOri5	MF	31.8	28.54	23.5	18.93	15.2	12.25	9.9	8.01	6.53
	AMF	36.8	34.9	33.05	31.43	29.98	28.57	27.11	25.47	23.37
	MDBUTMF	41.88	38.21	35.67	33.73	31.4	28.18	24.11	19.65	15.43
	BPDF	39.54	35.59	33.03	30.88	28.77	26.78	24.34	20.54	8.61
	AWMF	38.15	36.48	35.05	33.93	32.63	31.35	30	28.29	26.22
	AWMF2	38.97	36.64	35.09	33.93	32.64	31.35	30	28.29	26.22
imgOri6	MF	30.55	27.88	23.23	18.84	15.23	12.3	9.96	8.06	6.56
	AMF	37.43	35.06	33.08	31.3	29.67	28.25	26.71	24.93	22.55
	MDBUTMF	39.41	35.34	32.79	30.57	28.68	26.18	22.98	19.27	15.38
	BPDF	37.51	34.6	32.29	29.72	28.07	26.05	23.47	19.16	7.68
	AWMF	37.6	36.13	34.98	33.82	32.59	31.31	29.87	28.09	25.82
	AWMF2	38.19	36.28	35.04	33.84	32.62	31.34	29.9	28.12	25.84

จาก Table 3 และ 4 เป็นผลจากการทดสอบที่ได้เป็นการหาค่า PSNR ของภาพแต่ละภาพ ของวิธีการทั้ง 6 วิธี พบว่าวิธีการ MDBUTMF ที่ระดับสัญญาณรบกวน 10% - 30% มีค่า PSNR ที่สูงกว่าวิธีการอื่น ส่วนระดับสัญญาณรบกวน 40% ขึ้นไป วิธีการ AWMF และ วิธีการที่นำเสนอในวิจัยนี้ (AWMF2) มีค่า PSNR สูงกว่าทุกวิธีการ และเมื่อเปรียบเทียบวิธีการ AWMF และ AWMF2 วิธีการ AWMF2 มีค่า PSNR ที่สูงกว่าเล็กน้อยหรือเท่ากัน หลังจากพิจารณาเปรียบเทียบภาพทั้งหมดใน 14 ภาพ

Table 5 Results Processing time of different filters at different noise densities (seconds) of small images. (512×512 pixel)

Image	Filters	Noise								
		10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
barbara	AMF	1.85	1.88	1.99	2	2.18	2.53	3.17	4.57	11.59
	MDBUTMF	1.54	2.96	4.42	5.91	7.65	9.13	9.98	10.76	10.59
	BPDF	1.18	1.64	2.23	2.83	3.33	4.07	4.68	5.05	5.52
	AWMF	16.21	11.94	11.07	9.84	9.55	9.15	9.42	9.65	12
	AWMF2	1.37	2.25	3.04	3.87	4.61	5.55	6.52	8.02	11.24
boat	AMF	1.83	1.83	1.87	1.94	2.07	2.37	2.93	4.48	10.97
	MDBUTMF	1.55	2.97	4.41	5.9	7.15	8.46	9.66	10.6	10.14
	BPDF	1.03	1.71	2.47	3.09	3.79	4.25	4.83	5.28	5.82
	AWMF	15.35	12.51	11.04	10.02	9.88	9.18	9.27	9.82	12.05
	AWMF2	1.4	2.28	3.09	3.94	4.75	5.56	6.62	8.01	11.16
columbia	AMF	1.65	1.65	1.65	1.68	1.81	2.07	2.61	3.9	10.06
	MDBUTMF	1.33	2.6	3.84	5.03	6.36	7.52	8.62	9.21	9
	BPDF	0.98	1.56	2.04	2.60	3.22	3.65	4.13	4.84	5.13
	AWMF	13.18	10.51	9.34	8.77	8.37	8.28	8.19	8.44	10.41
	AWMF2	1.21	1.95	2.65	3.45	4.13	4.89	5.79	7.09	9.77
couple	AMF	1.85	1.85	1.89	1.94	2.1	2.41	2.99	4.54	11.81

Research Article
Journal of Advanced Development in Engineering and Science
Vol. 13 • No. 37 • May - August 2023

Image	Filters	Noise								
		10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
	MDBUTMF	1.55	2.95	4.39	6.11	7.48	8.92	9.99	11.17	10.59
	BPDF	1.12	1.75	2.33	2.84	3.54	4.18	4.70	5.34	5.77
	AWMF	14.9	11.92	10.47	9.9	9.55	9.22	9.42	9.58	11.91
	AWMF2	1.37	2.25	3.1	3.96	4.72	5.6	6.6	8.18	11.22
	AMF	1.84	1.84	1.88	1.94	2.1	2.39	2.99	4.47	11.63
lake	MDBUTMF	1.59	3.07	4.45	6.15	7.45	8.76	9.88	10.67	10.88
	BPDF	1.09	1.72	2.40	2.99	3.54	4.05	4.67	5.42	5.78
	AWMF	15.09	12.34	10.55	10.37	9.48	9.88	9.29	9.73	12.02
	AWMF2	1.4	2.28	3.24	3.87	4.67	5.51	6.52	7.96	11.24
	AMF	1.84	1.84	1.87	1.94	2.08	2.38	2.99	4.45	11.46
lena	MDBUTMF	1.63	3.27	4.85	6.07	7.68	8.98	10.61	10.96	10.37
	BPDF	1.07	1.65	2.25	2.87	3.68	4.15	4.74	5.18	5.98
	AWMF	15.24	12.08	10.96	10.12	10.22	9.19	8.97	9.51	12.08
	AWMF2	1.39	2.27	3.05	3.95	4.67	5.55	6.83	8	11.15
	AMF	1.91	1.87	1.88	1.96	2.1	2.38	2.98	4.52	11.28
man	MDBUTMF	1.56	3.03	4.34	5.92	7.28	8.64	10	10.78	10.64
	BPDF	1.05	1.65	2.30	2.97	3.48	3.99	4.76	5.41	5.84
	AWMF	15.61	12.13	10.97	9.96	9.6	9.9	9.18	9.67	12.15
	AWMF2	1.39	2.28	3.08	3.88	4.7	5.47	6.53	8.06	11.21
	AMF	2	1.98	1.99	2.06	2.19	2.53	3.13	4.71	11.38
woman1	MDBUTMF	1.68	3.42	4.75	5.97	7.31	9.3	9.96	10.77	10.47
	BPDF	1.12	1.75	2.30	3.12	3.54	4.27	4.72	5.41	5.90
	AWMF	15	12.05	10.73	9.99	9.39	9.25	9.14	9.63	12.08
	AWMF2	1.52	2.36	3.11	3.93	4.72	5.54	6.48	8.05	11.24
	AMF	2	1.98	1.99	2.06	2.19	2.53	3.13	4.71	11.38

Table 6 Results Processing time of different filters at different noise densities (seconds) of large images. (1280 × 1280pixel)

Image	Filters	Noise								
		10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
imgOri1	AMF	13.79	13.29	13.42	13.56	14.23	16.05	20.16	29.54	74.47
	MDBUTMF	10.36	20.19	29.57	38.55	47.49	57.3	67.25	71.98	68.19
	BPDF	5.16	8.88	12.83	16.49	20.15	23.65	27.15	30.92	33.49
	AWMF	97.46	76.14	67.03	61.83	58.96	57.49	57.68	61.85	76.83
	AWMF2	9.6	15.26	20.28	25.27	30.25	35.75	42.11	51.79	72.78
imgOri2	AMF	14.18	13.37	13.1	13.18	14.26	15.84	19.38	29.44	72.94
	MDBUTMF	10.57	20.4	29.29	39	47.99	58.3	66.1	71.04	68.6
	BPDF	4.82	8.69	12.57	16.26	19.87	23.39	27.05	30.66	33.42
	AWMF	93.1	74.82	66.7	62.1	58.94	57.56	58.67	62.46	76.77
	AWMF2	8.88	14.84	19.93	25.02	30.1	35.63	42.48	52.24	72.68
imgOri3	AMF	13.12	12.42	12.29	12.45	13.42	15.23	19.09	28.26	71.22

Image	Filters	Noise								
		10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
	MDBUTMF	10.25	19.98	29.19	39.04	50.48	57.41	64.92	73.4	68.07
	BPDF	4.75	8.51	12.54	16.14	19.86	23.39	27.15	30.56	33.61
	AWMF	94.83	75.54	66.52	61.33	58.6	57.49	58.73	62.45	77.7
	AWMF2	8.83	14.6	19.87	24.98	30.08	35.93	42.27	51.53	70.8
	AMF	11.9	11.67	11.8	12.25	13.09	14.83	18.72	28.37	70.1
imgOri4	MDBUTMF	10.24	19.72	29	38.98	47.9	57.64	64.67	69.2	67.49
	BPDF	4.81	8.60	12.54	16.12	19.70	23.29	28.39	30.77	33.22
	AWMF	97.35	76.55	68.69	63.86	61	58.69	59.38	63.88	80
	AWMF2	8.85	14.46	19.73	24.75	29.83	37.66	41.65	53.27	73.21
	AMF	15.21	13.56	12.74	12.84	13.41	15.1	18.66	28.3	70.9
imgOri5	MDBUTMF	10.13	20.27	29.52	39.37	49.16	57.86	66.77	70.33	66.44
	BPDF	4.82	9.34	12.86	16.13	21.12	25.73	28.53	31.23	33.96
	AWMF	98.63	79.84	69.32	63.54	60.77	58.43	58.85	62.61	78.1
	AWMF2	9.05	14.4	21.32	25.36	32.17	37.06	44.74	53.75	79.12
	AMF	57.61	57.78	56.88	58.14	61.4	56.35	56.79	68.56	121.71
imgOri6	MDBUTMF	10.49	20.3	28.99	38.04	47.59	56.12	63.83	68.91	65.89
	BPDF	5.26	9.48	12.93	16.29	19.82	25.09	28.24	31.43	33.77
	AWMF	98.41	79.78	69.48	65.32	62.3	61.14	60.99	65.13	80.54
	AWMF2	10.53	15.36	20.15	25.31	30.36	35.34	41.57	51.33	71.54
	AMF									

จาก Table 5 และ 6 เป็นผลการทดสอบที่หาค่าเวลาในการประมวลผลของภาพ ที่วิธีการของตัวกรองต่างๆ ใช้ในการประมวลผล จากค่าที่ปรากฏพบว่า ในระดับความหนาแน่นที่ 10% - 20% วิธีการของ BPDF ใช้เวลาในการประมวลผลน้อยที่สุดในระดับความหนาแน่นที่ 30% - 80% วิธีการของ AMF ใช้เวลาในการประมวลผลน้อยที่สุดและในระดับความหนาแน่นที่ 90% วิธีการ BPDF ใช้เวลาในการประมวลผลน้อยที่สุด และยังพบว่าวิธีการของ AWMF ใช้ในการประมวลผลมากที่สุด โดยวิธีการที่นำเสนอในงานวิจัยนี้ซึ่งเป็นวิธีการที่ทำการปรับปรุง AWMF เดิมใช้เวลาในการประมวลผลน้อยกว่าวิธีการAWMF เดิมถึงแม้ว่าเวลาที่ใช้ในการประมวลผลของวิธีการ AWMF2 ยังมากกว่าวิธีการของ AMF แต่ค่า PSNR ก็ยังสูงกว่าวิธีการ AMF ส่วนภาพ imgOri6 วิธีการ AMF ที่มีระยะเวลาในการประมวลผลภาพมากกว่าภาพอื่น ๆ จะอธิบายในส่วนของ Table 7

Table 7 Number of noisy pixel (1280x1280 pixel)

	Noise								
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
Noisy Pixel (Calculation)	163840	327680	491520	655360	819200	983040	1146880	1310720	1474560
Noisy Pixel in imgOri6	180255	342954	504214	666284	828254	989850	1152712	1314020	1477030
Noisy Pixel in imgOri2	166131	330623	493329	657507	820174	984193	1147418	1311482	1475069
Noisy Pixel in imgOri3	163707	328289	492118	655946	819766	982516	1147659	1310915	1474243

จาก Table 7 จะเห็นได้ว่าในข้อมูลในแถวที่หนึ่ง Noisy Pixel (Calculation) คือจำนวนตำแหน่งพิกเซลที่มีสัญญาณรบกวนที่คำนวณจากเปอร์เซ็นต์ของขนาดภาพ เช่น 10% ของภาพขนาด 1280x1280 มีค่าเท่ากับ 163840 พิกเซล โดยค่านี้จะนำไปเทียบกับข้อมูลในตำแหน่งหลักที่ตรงกันในแถวที่สอง Noisy Pixel in imgOri6 ซึ่งเป็นการนับจำนวนพิกเซลที่มีสัญญาณรบกวน โดยพิจารณาจากค่าสีที่มีค่าเท่ากับ 0 หรือ 255 จะเห็นว่าค่าทั้งสองมีความแตกต่างกันอย่างมากเมื่อเทียบกับแถวที่สาม Noisy Pixel in imgOri2 และแถวที่สี่ Noisy Pixel in imgOri3 (สองภาพนี้มีส่วนที่มีดของภาพเหมือนกับ imgOri6 แต่ไม่มีส่วนที่ค่าสีที่เท่ากับ 0 หรือ 255) โดยค่าในแถวที่สองมีค่ามากกว่า ซึ่งแสดงให้เห็นว่าจำนวนของพิกเซลที่มีสัญญาณรบกวนมีค่ามาก จึงต้องใช้เวลาในการประมวลผลเพิ่มมากขึ้น ดังนั้นสำหรับการประมวลผลของ AMF ซึ่งเป็นการปรับเพิ่มขนาดของหน้าต่างเพื่อทำการค้นหาตำแหน่งพิกเซลที่มีสัญญาณรบกวนจึงจะหยุดเพิ่มค่าขนาดหน้าต่าง จึงใช้เวลาในการประมวลผลที่มากขึ้นกว่าเดิม และมากกว่าวิธีการที่นำเสนอในงานวิจัยนี้ ซึ่งเป็นการกำหนดขนาดหน้าต่างคงที่ ไม่มีการเปลี่ยนแปลง

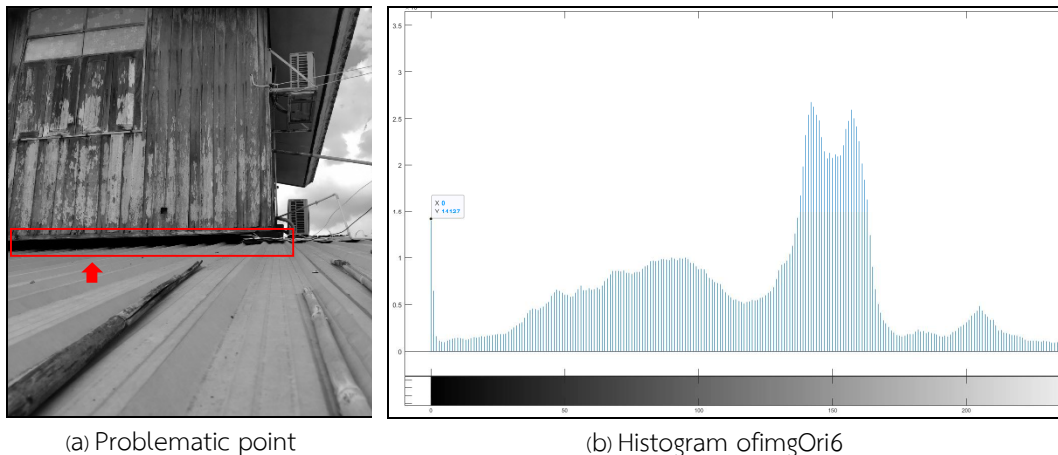


Figure 10 Problematic point of imgOri6's image

จาก Figure 10 (a) ในกรอบคือบริเวณที่มีค่าสีเป็น 0 อยู่มากและเรียงตัวติดกันมาก ทำให้บริเวณนี้มีปัญหาในการประมวลผลของวิธีการ AMF ทำให้มีสัญญาณรบกวนที่เพิ่มมากขึ้นจากที่ทำการเพิ่มสัญญาณรบกวนตามเปอร์เซ็นต์ที่กำหนด โดยหาได้จากนับจำนวนของค่าสีที่มีค่าเท่ากับ 0 หรือ 255 จาก Histogram ใน Figure 10 (b)

สรุปผลการวิจัย

สำหรับงานวิจัยนี้ ระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึกที่พัฒนาขึ้นสามารถบอกระดับความหนาแน่นของสัญญาณรบกวนภายในภาพได้ ทำให้สามารถกำหนดขนาดหน้าต่างย่อยเพื่อที่จะทำการค้นหาตำแหน่งของสัญญาณรบกวนได้ง่าย โดยไม่จำเป็นต้องเพิ่มขนาดของหน้าต่างย่อยไปเรื่อย ๆ ซึ่งเป็นการเพิ่มเวลาในการประมวลผลที่มากขึ้น และในงานวิจัยนี้สามารถนำข้อดีนี้มาใช้ในการปรับปรุงกับตัวกรอง AWMF ได้ดีขึ้น ทำให้เวลาในการประมวลผลน้อยกว่า AWMF เดิม แต่ข้อเสียของระบบการเรียนรู้แบบเชิงลึกคือ ข้อมูลใน

การฝึกสอนยังไม่เพียงพอ และยังไม่มียกระดับสัญญาณรบกวนที่หลากหลาย ทำให้การตรวจหาระดับสัญญาณรบกวนทำได้เพียง 9 ระดับเท่านั้น และในบางครั้งยังมีความผิดพลาดในการตรวจสอบระดับความหนาแน่นของสัญญาณรบกวนซึ่งไม่ตรงกับค่าความเป็นจริง

แนวทางการพัฒนาต่อคือการพัฒนากระบวนการเรียนรู้เชิงลึกให้สามารถใช้งานกับภาพสี (RGB) ที่มีปัญหาทางด้านสัญญาณรบกวนแบบซอลท์แอนด์เพปเปอร์ และสามารถพัฒนาในส่วนของการเรียนรู้แบบรู้เชิงลึกให้สามารถทำนายค่าสีที่เหมาะสม เพื่อนำมาแทนค่าสีของตำแหน่งพิกเซลที่ถูกสัญญาณรบกวน

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนจากสถาบันวิจัยและพัฒนา มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี

References

- [1] Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital Image Processing*. 4th ed. New York: Pearson.
- [2] Pitas, I., & Venetsanopoulos, A. N. (1990). Median Filters. *Nonlinear Digital Filters: Principles and Applications*. Boston, MA: Springer.
- [3] Hwang, H., & Haddad, R. A. (1995). Adaptive median filters: new algorithms and results. *IEEE Transactions on Image Processing*, 4(4), 499–502.
- [4] Esakkirajan, S., et al. (2011). Removal of high density salt and pepper noise through modified decision based unsymmetric trimmed median filter. *IEEE Signal processing letters*, 18(5), 287–290.
- [5] Erkan, U. & Gökrem, L. (2018). A new method based on pixel density in salt and pepper noise removal. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 26(1), 162-171.
- [6] Zhang, P. & Li, F. (2014). A New Adaptive Weighted Mean Filter for Removing Salt-and-Pepper Noise. *IEEE Signal Processing Letters*, 21(10), 1280–1283.
- [7] Goodfellow, I., et al. (2016). *Deep learning*. Cambridge, MA: MIT press.
- [8] O'Shea, K., & Nash, R. (2015). An Introduction to Convolutional Neural Networks. arXiv:1511.08458v2.
- [9] Girshick, R., et al. (2014). Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation. In *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (p. 580-587). 23 - 28 June, 2014, Columbus, OH, USA.
- [10] Girshick, R. (2015). Fast R-CNN. arXiv:1504.08083v2.
- [11] Bochkovskiy, A., et al. (2020). YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. arXiv:2004.10934v1.
- [12] Redmon, J., et al. (2015). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. arXiv:1506.02640v5.
- [13] Arunsiriwattana, P., et al. (2022). Laser pointer control for deep learning human detection.

Research Article

Journal of Advanced Development in Engineering and Science

Vol. 13 • No. 37 • May - August 2023

- Journal of Science and Technology Mahasarakham University*, 41(3), 152–163. (in Thai)
- [14] Petagon, R. & Pantho, O. (2020). Drone for Detecting Forest Fires using Deep Learning Technique. *Sripatum Review of Science and Technology*, 12, 66–78. (in Thai)
- [15] Tzutalin. (2015). *LabelImg*. Available from <https://github.com/tzutalin/labelImg>. Accessed date: 18 April 2023.
- [16] Huynh-Thu, Q. & Ghanbari, M. (2008). Scope of validity of PSNR in image/video quality assessment. *Electronics letters*, 44(13), 800–801.