

การจำแนกโครงสร้างภาพตามแบบเฮสเซียนภายใต้สัญญาณรบกวนแบบคูณด้วย
ตัวกรองกำลังสองน้อยสุดเชิงสังวัตนาการ
Hessian-Based Image Structure Classification Under Multiplicative Noise Using
Convolutional Least Squares Filter

สิริวัฒน์ สุภารัตน์¹ วรุตม์ เจริญจันทร์² และ พลกฤษณ์ ทุนคำ^{1*}

¹สาขาวิชาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์ วิทยาลัยเทคโนโลยีและสหวิทยาการ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา
leerawat@rmutl.ac.th และ pollakrit.t@rmutl.ac.th*

²สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา varut_jo65@live.rmutl.ac.th

บทคัดย่อ

การวิเคราะห์โครงสร้างภาพถือเป็นขั้นตอนสำคัญในการประมวลผลภาพ เนื่องจากสามารถนำไปใช้ในการพัฒนาตัวกรองที่เหมาะสมได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเครื่องมือที่นิยมใช้ในการวิเคราะห์โครงสร้างภาพคือเมทริกซ์แบบเฮสเซียน (Hessian matrix) ซึ่งอาศัยการคำนวณอนุพันธ์อันดับหนึ่งและสองของภาพและการวิเคราะห์ผ่านค่าเฉพาะ (eigenvalue) อย่างไรก็ตามในภาพที่มีสัญญาณรบกวนแบบคูณ (multiplicative noise) เช่นภาพ SAR หรืออัลตราซาวด์ วิธีมาตรฐานในการคำนวณอนุพันธ์มักให้ผลที่ผิดพลาด ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงนำเสนอการใช้ตัวกรองกำลังสองน้อยสุดเชิงสังวัตนาการ (Convolutional Least Squares: CLS filter) ซึ่งมีการใช้ในการคำนวณอนุพันธ์แบบกำลังสองน้อยสุดเพื่อนำไปสร้างเมทริกซ์แบบเฮสเซียนโดยเปรียบเทียบกับวิธีการหาค่าเกรเดียนต์แบบมาตรฐาน เช่น Gradient of Gaussian (GoG), Scharr และ Derivatives of Gaussian (DoG) จากนั้นจะใช้ตัวแยกประเภทแบบ K-Nearest Neighbors (KNN) เพื่อประเมินผลการจำแนกประเภทโครงสร้างภาพจากชุดข้อมูลที่มี 12 โครงสร้างทั้งในสภาพปกติและสภาพที่มีสัญญาณรบกวนแบบคูณ ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าวิธี CLS ให้ความแม่นยำสูงกว่าวิธีมาตรฐานอย่างมีนัยสำคัญ

คำสำคัญ: เมทริกซ์แบบเฮสเซียน, ตัวกรองกำลังสองน้อยสุด, สัญญาณรบกวนแบบคูณ

Abstract

Extracting image structure is a crucial task in image processing, enabling the development of efficient adaptive filters suited to specific image characteristics. A widely adopted approach involves the use of the Hessian matrix, which is computed from first and second-order image derivatives and analyzed via eigenvalues. However, conventional gradient estimation methods often yield distorted results when applied to images affected by multiplicative noise, such as those acquired from SAR or ultrasound imaging. This paper investigates the effectiveness of the Convolutional Least Squares (CLS) filter for estimating derivatives in Hessian-based image structure analysis. The CLS method is compared with standard techniques, including Gradient of Gaussian (GoG), Scharr, and Derivatives of Gaussian (DoG). A K-Nearest Neighbors (KNN) classifier is employed to evaluate the classification performance on 12 distinct image structures under both clean and multiplicative noise conditions. Experimental results demon-

strate that the CLS filter consistently outperforms conventional methods in terms of classification accuracy, particularly under noisy conditions.

Keywords: Hessian matrix, least squares filter, multiplicative noise

1. บทนำ

การทำความเข้าใจลักษณะโครงสร้างของภาพถือเป็นหัวใจสำคัญของการรับรู้ภาพและการวิเคราะห์เชิงคอมพิวเตอร์ เนื่องจากโครงสร้างของภาพมีบทบาทอย่างมากต่อการตีความและการประมวลผลข้อมูลในหลายระดับ รายละเอียดโครงสร้างช่วยกำหนดรูปแบบโดยรวมและรายละเอียดเฉพาะ เช่น พื้นผิว ซึ่งเป็นองค์ประกอบสำคัญในระบบการมองเห็นของมนุษย์และคอมพิวเตอร์ งานวิจัยที่ผ่านมาแสดงให้เห็นว่าการสูญเสียข้อมูลเชิงโครงสร้างทำให้คุณภาพการรับรู้ของภาพลดลงมากกว่าการสูญเสียข้อมูลสีหรือพื้นผิว [1] อีกทั้งงานวิจัยด้านการวิเคราะห์ภาพด้วยคอมพิวเตอร์ เช่น ColorCNN ของ Hou [2] ซึ่งให้เห็นว่าการคงความสมบูรณ์ของโครงสร้างสามารถชดเชยข้อจำกัดด้านสี และเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทภาพได้อย่างมีนัยสำคัญ ในด้านเทคนิคการประมวลผลภาพ มีการพัฒนาอัลกอริทึม เช่น เทคนิค topology preserving irregular image pyramid (TIIP) ซึ่งใช้คุณสมบัติเชิงโครงสร้างเพื่อคงตำแหน่งจุดสำคัญของภาพ ทำให้สามารถสร้างภาพใหม่ที่รักษารายละเอียดได้แม้ใช้ข้อมูลสีเพียงเล็กน้อย [3] การระบุพื้นที่เชิงโครงสร้างในภาพยังเป็นหัวใจสำคัญต่อการดึงข้อมูล เช่นในงานของ Lin [4] ที่ใช้การวิเคราะห์ทศลัสเตอร์เพื่อจำแนกบริเวณสำคัญในภาพสำหรับงานต่าง ๆ

การวิเคราะห์โครงสร้างภาพโดยใช้เมทริกซ์แบบเฮสเซียน (Hessian matrix) เป็นแนวทางที่ได้รับความนิยม เนื่องจากสามารถอธิบายลักษณะเชิงโครงสร้างของภาพผ่านการวิเคราะห์อนุพันธ์อันดับที่หนึ่งและสอง โดยใช้ค่าเฉพาะ (eigenvalues) เป็นตัวบ่งชี้สำคัญ งานของ J. Wu [5] ได้เสนอเทคนิค Hessian-based Weighted Guided Image Filtering (HWGIF) ซึ่งใช้ค่าเฉพาะของเมทริกซ์แบบเฮสเซียนในการคำนวณค่าถ่วงน้ำหนัก ขณะที่ W. Dong [6] ประยุกต์ใช้เมทริกซ์แบบเฮสเซียนเพื่อจำแนกประเภทของโครงสร้างในพื้นที่ที่มีมิติจำกัด อย่างไรก็ตาม ในกรณีของภาพที่มีสัญญาณรบกวนแบบคูณ (multiplicative noise) เช่น speckle noise ซึ่งพบในภาพเรดาร์ (SAR) และอัลตราซาวด์ วิธีการหาอนุพันธ์แบบมาตรฐานมักให้ผลลัพธ์ที่ผิดเพี้ยนและไวต่อสัญญาณรบกวนอย่างมีนัยสำคัญ งานวิจัยนี้จึงมุ่งศึกษาประสิทธิภาพของวิธีการประมาณอนุพันธ์โดยเปรียบเทียบระหว่างเทคนิคมาตรฐาน ได้แก่ Gradient of Gaussian (GoG), Scharr และ Derivatives of Gaussian (DoG) กับวิธีการของตัวกรอง Convolutional Least Squares (CLS) โดยเน้นการประเมินความสามารถในการจำแนกประเภทโครงสร้างภาพในสภาวะที่มีสัญญาณ

รบกวน เพื่อนำไปสู่แนวทางที่เหมาะสมและทนทานต่อสัญญาณรบกวน สำหรับประยุกต์ใช้งานในสาขาที่ต้องการความแม่นยำสูง เช่น การแพทย์ และการสำรวจระยะไกล

2. สัญญาณรบกวนแบบคูณ

สัญญาณรบกวนแบบคูณ (multiplicative noise) เป็นสัญญาณรบกวนที่พบได้ในระบบที่ใช้การสะท้อนกลับของสัญญาณในการสร้างภาพ โดยเกิดจากการสะท้อนกลับของสัญญาณที่ไม่สม่ำเสมอจากหลายทิศทาง เช่น ภาพ SAR หรือภาพอัลตราซาวด์ ทำให้ภาพที่ได้มีความคมชัดและคุณภาพที่ลดต่ำลง ซึ่งสัญญาณรบกวนแบบคูณสามารถแสดงได้ตามสมการที่ (1) โดยฟังก์ชันภาพที่บันทึกได้ $y(i, j)$ บนภาพด้วยสมการต่อไปนี้

$$y(i, j) = x(i, j) \cdot n(i, j) \quad (1)$$

เมื่อ $x(i, j)$ คือภาพที่ไม่มีสัญญาณรบกวน และ $n(i, j)$ คือสัญญาณรบกวนที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1 และมีค่าความแปรปรวนคือ σ_n^2 และถ้าหากสัญญาณรบกวนแบบจุดนี้เป็นสัญญาณที่มีกระบวนการเป็นสุ่มแบบคงที่ (stationary random) และมีการแจกแจงแบบเรย์ลีหรือแบบเกาส์ [7]

3. เมทริกซ์แบบเฮสเซียน

เมทริกซ์แบบเฮสเซียน (Hessian matrix) เป็นเครื่องมือทางคณิตศาสตร์ที่ใช้ในการศึกษาลักษณะของความโค้ง (curvature) ของฟังก์ชันหลายตัวแปร โดยเฉพาะฟังก์ชันที่ขึ้นอยู่กับตัวแปรสองตัวหรือมากกว่านั้น เมทริกซ์แบบเฮสเซียนเป็นเมทริกซ์ที่ประกอบไปด้วยอนุพันธ์อันดับสองของฟังก์ชัน $f(x, y)$ ที่มีสองตัวแปร x และ y โดยมีนิยามดังต่อไปนี้

$$\mathbf{H}(f) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \end{bmatrix} \quad (2)$$

โดย $\partial^2 f / \partial x^2$ และ $\partial^2 f / \partial y^2$ คืออนุพันธ์อันดับสองของฟังก์ชัน f เมื่อทำการหาอนุพันธ์ในแนวแกน x และ y ตามลำดับ และ $\partial^2 f / \partial x \partial y$ และ $\partial^2 f / \partial y \partial x$ คืออนุพันธ์แบบผสม ซึ่งเป็นอนุพันธ์ของ f ในแนวแกน x และ y การประยุกต์ใช้เมทริกซ์แบบเฮสเซียนในการตรวจจับสนามจุดต่ำสุด และจุดอานม้า (saddle point) หรือการวิเคราะห์ลักษณะของจุดวิกฤต (critical points) ของฟังก์ชัน หากเมทริกซ์แบบเฮสเซียนที่จุดนั้นเป็นบวกทั้งหมด (positive definite) จะบ่งบอกว่าจุดนั้นเป็นจุดต่ำสุดเฉพาะที่ (local minimum) แต่ถ้าเป็นลบทั้งหมด (negative definite) จะบ่งบอกว่าจุดนั้นเป็นจุดสูงสุดเฉพาะที่ (local maximum) และถ้ามีทั้งบวกและลบ จุดนั้นอาจจะเป็นจุดอานม้า และในการวิเคราะห์ความโค้งของพื้นผิว ในการศึกษาพื้นผิว 3 มิติ หรือกราฟฟังก์ชันสองตัวแปร เมทริกซ์แบบเฮสเซียนจะช่วยบอกลักษณะของความโค้งที่จุดต่าง ๆ บนพื้นผิว ฟังก์ชันที่มีความโค้งมากในบางทิศทางจะมีอนุพันธ์อันดับสองที่มีความมากในทิศทางนั้น ๆ

4. ตัวกรองกำลังสองน้อยสุดเชิงสังวัตนาการ (CLS filter)

จากงานวิจัยของ A. Savitzky และ M. J. E. Golay ซึ่งได้พัฒนาตัวกรอง CLS ขึ้นมา สำหรับใช้ในการปรับเรียบข้อมูล การหาอนุพันธ์ของข้อมูล และการนำมาใช้ในการแสดงผลขนาดและความสูงเชิงสัมพันธ์ของเส้นสเปกตรัม (spectral line) ที่มีสัญญาณรบกวน [8] นอกจากนั้นตัวกรอง CLS ดังกล่าวยังถูกนำมาพัฒนาสำหรับใช้ในการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบจุดในภาพอัลตราซาวด์ทางการแพทย์ [9, 10] การทำงานของตัวกรอง CLS นั้นจะอาศัยหลักการในการกระชับฟังก์ชันพหุนาม (polynomial function fitting) ไปยังกลุ่มข้อมูลในหน้าต่างตัวกรองภายใต้เงื่อนไขที่ทำให้เกิดความผิดพลาดกำลังสองน้อยสุด (least

square error) และทำการเลือกค่า ณ ตำแหน่งศูนย์กลางของฟังก์ชันพหุนามมาเป็นเอาต์พุตของตัวกรอง [11]

$$p_{i,j}(m, n) = \sum_{s=0}^S \sum_{t=0}^T a_{i,j}(s, t) m^s n^t \quad (3)$$

เมื่อกำหนดให้ฟังก์ชันพหุนามแบบสองมิติ $p_{i,j}$ มีค่าดังสมการที่ (3) เมื่อ S และ T คือเลขจำนวนเต็มซึ่งแสดงถึงอันดับสูงสุด (the highest order) ของตำแหน่งข้อมูล m และ n ในหน้าต่างตัวกรองตามลำดับ โดยกำหนดให้ S และ T มีค่าเท่ากับ 2 และทำการกระจายสมการที่ (3) ดังนี้

$$\begin{aligned} p_{i,j}(m, n) &= \sum_{s=0}^2 \sum_{t=0}^2 a_{i,j}(s, t) m^s n^t \\ &= a_{i,j}(0, 0) + a_{i,j}(0, 1) m^0 n^1 + a_{i,j}(0, 2) m^0 n^2 \\ &\quad + a_{i,j}(1, 0) m^1 n^0 + a_{i,j}(1, 1) m^1 n^1 + a_{i,j}(1, 2) m^1 n^2 \\ &\quad + a_{i,j}(2, 0) m^2 n^0 + a_{i,j}(2, 1) m^2 n^1 + a_{i,j}(2, 2) m^2 n^2 \end{aligned} \quad (4)$$

และทำการหาอนุพันธ์ในแนวแกนเทียบกับ m และ n ที่เทียบเท่ากับการหาค่าเกรเดียนต์ในแนวแกน x และ y ตามลำดับจะได้

$$\frac{\partial p(m, n)}{\partial m^2} = 2a_{i,j}(2, 0) \quad (5)$$

$$\frac{\partial p}{\partial x^2} = |\nabla^2 p_x| \approx 2a_{i,j}(2, 0)$$

$$\frac{\partial p(m, n)}{\partial n^2} = 2a_{i,j}(0, 2) \quad (6)$$

$$\frac{\partial p}{\partial y^2} = |\nabla^2 p_y| \approx 2a_{i,j}(0, 2)$$

$$\frac{\partial p(m, n)}{\partial m \partial n} = \frac{\partial p(m, n)}{\partial n \partial m} = a_{i,j}(1, 1) \quad (7)$$

ดังนั้นการคำนวณค่าของเมทริกซ์แบบเฮสเซียนจากสมการที่ (2) จะสามารถเขียนใหม่ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\mathbf{H}(f) = \begin{bmatrix} 2a_{i,j}(2, 0) & a_{i,j}(1, 1) \\ a_{i,j}(1, 1) & 2a_{i,j}(0, 2) \end{bmatrix} \quad (8)$$

และในการวิเคราะห์โครงสร้างภาพจะใช้ค่าเฉพาะ (eigenvalue) ซึ่งหาได้ดังนี้

$$\mathbf{H} \mathbf{v} = \lambda \mathbf{v} \quad (9)$$

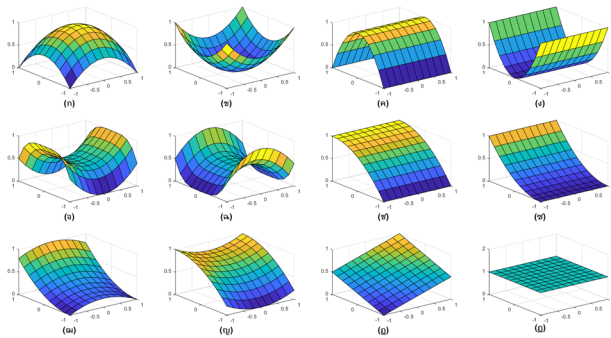
เมื่อ $\mathbf{H}$ คือเมทริกซ์แบบเฮสเซียน $\mathbf{v}$ คือค่าเวกเตอร์เฉพาะ (eigenvector) และ λ คือค่าเฉพาะ (eigenvalue)

5. ผลการทดลอง

ในการทดสอบความสามารถของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอจะใช้ชุดข้อมูลตามรูปของทอพอโลยีภาพ (image topology) ที่ได้มีการแยกประเภทไว้แล้วทั้งหมด 12 ประเภท [12] ดังแสดงในรูปที่ 1 ในการคำนวณอนุพันธ์อันดับหนึ่งและสองของภาพ งานวิจัยนี้ได้เปรียบเทียบกับเทคนิคมาตรฐานสามวิธี ได้แก่ Gradient of Gaussian (GoG), Derivatives of Gaussian (DoG) และ Scharr Operator ซึ่งแต่ละวิธีมีคุณลักษณะเฉพาะดังนี้ :

1) Gradient of Gaussian (GoG): เป็นการคำนวณอนุพันธ์อันดับหนึ่งโดยตรงจาก Gaussian kernel ซึ่งมีข้อดีคือสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ในขณะเดียวกัน ทำให้ผลลัพธ์มีความเสถียรมากกว่าตัวกรองเชิงอนุพันธ์ทั่วไป เช่น Sobel หรือ Prewitt เทคนิคนี้มักถูกใช้เป็นมาตรฐานในงานที่ต้องการความแม่นยำในการตรวจจับขอบ เช่น Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) [13]

2) Derivatives of Gaussian (DoG): ใช้วิธีการหาผลต่างระหว่าง Gaussian kernel ที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานต่างกันเล็กน้อย โดยสามารถ



รูปที่ 1 โครงสร้างของภาพ (ก) peak (ข) pit (ค) ridge (ง) ravine
(จ) ridge saddle (ฉ) ravine saddle (ช) convex hill
(ซ) concave hill (ฅ) convex saddle hill (ญ) concave saddle hill
(ฎ) slope hill และ (ฏ) flat

ประมาณได้ทั้งอนุพันธ์อันดับหนึ่งและสอง ในเชิงทฤษฎีนั้นเมื่อค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่าเข้าใกล้ศูนย์ DoG จะเข้าสู่อนุพันธ์ของ Gaussian [14] ทำให้เหมาะกับงานที่ต้องการการคำนวณแบบหลายสเกล (multi-scale) เช่น blob detection หรือ Hessian-based detectors

3) Scharr Operator: เป็นตัวกรอง gradient ที่ออกแบบมาเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการประมาณอนุพันธ์อันดับหนึ่ง โดยเฉพาะในทิศทางทแยง (diagonal) ค่า kernel ของ Scharr ถูกปรับเพื่อให้มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด (minimized approximation error) จึงเหมาะสำหรับงานที่ต้องการความละเอียดสูงในการตรวจจับขอบหรือมุม เช่นในระบบประมวลผลวิดีโอแบบเรียลไทม์ [15]

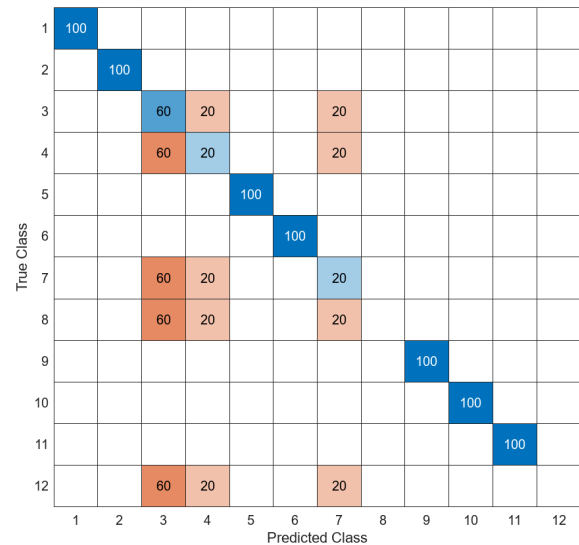
จากนั้นจะใช้ขั้นตอนวิธี K-Nearest Neighbors (KNN) ในการแยกประเภทของข้อมูลจากค่าเฉพาะ (eigenvalue) ของเมทริกซ์แบบเฮสเซียนที่ได้จากขั้นตอนวิธีทั้ง 4 แบบ ซึ่งในสถานะที่ไม่มีสัญญาณรบกวนจะได้ผลลัพธ์ดังนี้

ตารางที่ 1 ค่าความแม่นยำที่ได้จากขั้นตอนวิธี KNN ในชุดข้อมูลต่าง ๆ ในสถานะที่ไม่มีสัญญาณรบกวน

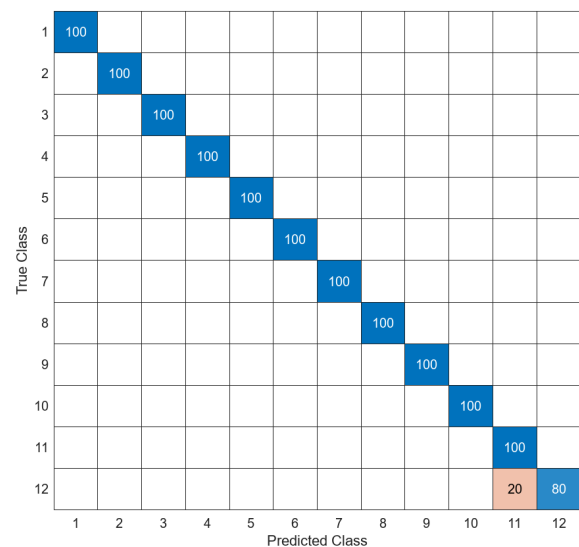
ชุดข้อมูล	GoG	DoG	Scharr	CLS
ค่าความถูกต้อง	66.7	66.7	66.7	98.3

จากตารางที่ 1 จะเห็นว่าขั้นตอนวิธีของ CLS นั้นมีความถูกต้องมากที่สุด โดยเทียบกับขั้นตอนวิธีมาตรฐาน โดยหากมองลึกเข้าไปโดยใช้ confusion matrix ในการวิเคราะห์ผลที่ได้จากฐานข้อมูล GoG จะได้ดังรูปที่ 2 ซึ่งจะมีข้อมูลของ ridge, ravine, convex hill, concave hill และ flat ที่ไม่สามารถแยกประเภทได้ดี ในส่วนของขั้นตอนวิธีของตัวกรอง CLS นั้น confusion matrix จะแสดงในรูปที่ 3 โดยจะสามารถทำงานได้ดีในเกือบทุกชุดข้อมูลยกเว้นข้อมูลชุด flat ที่มีการทำนายว่าเป็น slope hill เล็กน้อย แสดงให้เห็นว่าขั้นตอนวิธี CLS สามารถใช้ทำนายโครงสร้างของข้อมูลได้ดีกว่าวิธีแบบมาตรฐาน อย่างไรก็ตามยังมีความผิดพลาดเล็กน้อยในชุดข้อมูล flat ซึ่งจะได้ต่อยอดในงานวิจัยต่อไป

ในการทดสอบต่อไปในสถานะที่มีสัญญาณรบกวนแบบจุดโดยได้เพิ่มสัญญาณรบกวนเข้าไปในโครงสร้างที่ทำการสร้างขึ้นมาเพื่อทดสอบความสามารถในการทนทานต่อสัญญาณรบกวนโดยได้ผลลัพธ์ดังแสดงในตารางที่ 2 โดยสังเกตเห็นได้ว่าสัญญาณรบกวนมีผลกระทบอย่างมากในการแยกประเภทของข้อมูล โดยค่าความถูกต้องของชุดข้อมูลมาตรฐานลดลงอย่างมากจาก 66.7 เปอร์เซนต์ ลดลงเหลือเพียง 21.9 – 20.8 เปอร์เซนต์ แสดงให้เห็นว่าขั้นตอนวิธีแบบมาตรฐานไม่มีความทนทานต่อ



รูปที่ 2 Confusion matrix ของฐานข้อมูล GoG ในสถานะที่ไม่มีสัญญาณรบกวน



รูปที่ 3 Confusion matrix ของฐานข้อมูล CLS ในสถานะที่ไม่มีสัญญาณรบกวน

ตารางที่ 2 ค่าความแม่นยำที่ได้จากขั้นตอนวิธี KNN ในชุดข้อมูลต่าง ๆ ในสถานะที่มีสัญญาณรบกวน PSNR 20dB

ชุดข้อมูล	GoG	DoG	Scharr	CLS
ค่าความถูกต้อง	21.9	21.7	20.8	86.8

สัญญาณรบกวนเทียบกับขั้นตอนวิธีที่นำเสนอ โดยขั้นตอนวิธีแบบ CLS นั้นจะมีความถูกต้องลดลงแต่ไม่มากเท่าขั้นตอนวิธีแบบมาตรฐาน ต่อมาได้ทำการวิเคราะห์ชุดข้อมูลโดยใช้ confusion matrix ในชุดข้อมูลของ GoG และ CLS มาเปรียบเทียบกับในรูปที่ 4 และ 5 ซึ่งในชุดข้อมูลของ GoG นั้นจะได้รับผลกระทบจากสัญญาณรบกวนในทุกประเภทของข้อมูลทำให้ได้ผลลัพธ์ที่ไม่ดีนัก แต่ในส่วนของ CLS ยังสามารถทำงานได้ดีแสดงถึงความสามารถในการทนต่อสัญญาณรบกวน แต่ผลกระทบจากสัญญาณรบกวนนั้นจะทำให้การตัดสินใจระหว่างชุดข้อมูล convex saddle hill และ concave saddle hill กับชุดข้อมูลของ slope hill และ flat ผิดพลาด

1	12		11		14	9	9	6	10	10	10	9
2		56		44								
3	12		15		7	11	8	7	14	8	10	8
4		53		46				1				
5	14		6	1	15	8	10	7	6	13	9	11
6	10	1	14	1	7	12	7	9	10	14	7	8
7	5		8		12	7	25	5	11	7	11	9
8	3		7	2	7	8	5	35	5	13	8	7
9	11		13		8	7	9	7	18	12	6	9
10	11		7		9	12	4	17	12	6	12	10
11	6		9		10	9	9	12	9	11	17	8
12	10		14		10	11	9	13	9	10	8	6
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12

รูปที่ 4 Confusion Matrix ของฐานข้อมูล GoG ในสถานะที่มีสัญญาณรบกวน

1	100											
2		100										
3			100									
4				100								
5					100							
6						100						
7							100					
8								100				
9									71	29		
10									28	72		
11											41	59
12											43	57
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12

รูปที่ 5 Confusion Matrix ของฐานข้อมูล CLS ในสถานะที่มีสัญญาณรบกวน

6. สรุป

ผลการทดลองสรุปได้ว่า ตัวกรอง CLS สามารถจำแนกโครงสร้างของภาพได้แม่นยำและเสถียรกว่าวิธีมาตรฐานอย่างมีนัยสำคัญ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในสถานะที่มีสัญญาณรบกวนแบบจุด ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความทนทาน (robustness) ที่เหนือกว่าอย่างชัดเจน คุณสมบัติด้านความทนทานนี้ถือเป็นปัจจัยสำคัญที่ทำให้เทคนิคนี้มีศักยภาพสูงในการนำไปใช้งานจริง ซึ่งข้อมูลมักไม่สมบูรณ์และมีสัญญาณรบกวนปะปนอยู่เสมอ สำหรับก้าวต่อไปในอนาคต งานวิจัยจะมุ่งเน้นการปรับปรุงความแม่นยำในการจำแนกชนิดข้อมูลที่ยังมีความสับสน เช่น slope hill และ flat อันเนื่องมาจากลักษณะเฉพาะของสัญญาณที่คล้ายคลึงกัน พร้อมทั้งขยายขอบเขตการทดลองโดยนำเทคนิคนี้ไปประยุกต์ใช้กับข้อมูลจริงในสาขาเชิงประยุกต์ที่มีความสำคัญ เช่น การแพทย์ และการสำรวจระยะไกล เพื่อยืนยันถึงประสิทธิภาพและประโยชน์ในภาคปฏิบัติอย่างแท้จริง

เอกสารอ้างอิง

- [1] S. Ling, P. Le Callet, and Z. Yu, "The role of structure and textural information in image utility and quality assessment tasks," *Electronic Imaging*, 30, 1-13
- [2] Y. Hou, L. Zheng, and S. Gould, "Learning to structure an image with few colors," *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* pp. 10116-10125.
- [3] D. Batavia, R. Gonzalez-Diaz, and W. G. Kropatsch, "Image = structure + few colors," in *Computer Analysis of Images and Patterns*, vol. 12368, Springer, 2021, pp. 365-375.
- [4] Lin, H. Y., Hsu, C. Y., & Chiang, Y. Y., "Detecting structured image region using local features and clustering analysis," in *Proc. MVA*, 2013, pp. 53-56.
- [5] J. Wu, S. Xie, W. Cao, and S. Wu, "Hessian-based weighted guided image filtering," *Signal Image Video Process.*, vol. 19, no. 1, pp. 1-14, 2025.
- [6] W. Dong, S. Gao, and S. S.T. Yau, "Hessian matrix non-decomposition theorem and its application to nonlinear filtering," *Nonlinear Analysis*, vol. 230, Art. no. 113236, 2023.
- [7] J. M. Park, W. J. Song, and W. A. Pearlman, "Speckle filtering of SAR images based on adaptive windowing," *IEE Proc. Vis. Image Signal Process.*, vol. 146, no. 4, pp. 191-197, 1999.
- [8] A. Savitzky and M. J. Golay, "Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures," *Analytical chemistry*, vol. 36, no. 8, pp. 1627-1639, 1964.
- [9] C. Chinrungrueng and A. Suvichakorn, "Fast edge-preserving noise reduction for ultrasound images," *IEEE Transactions on Nuclear Science*, vol. 48, no. 3, pp. 849-854, 2001.
- [10] P. Toonkum and C. Chinrungrueng, "Speckle reduction of ultrasound images based on locally regularized Savitzky-Golay filters," *2015 12th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON)*, Jun. 2015, pp. 1-5.
- [11] วรุตม์ เจริญจันทร์ และ พลกฤษณ์ ทุนคำ, "การลดทอนสัญญาณรบกวนแบบจุดในภาพ SAR ด้วยตัวกรองกำลังสองน้อยสุดแบบปรับขนาดตัวกรองได้," *การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 47*, 13-15 พฤศจิกายน 2567, หน้า 552-557.
- [12] R. M. Haralick, L. T. Watson, and T. J. Laffey, "The topographic primal sketch," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 2, no. 1, pp. 50-72, 1983.
- [13] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *International journal of computer vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.
- [14] T. Lindeberg, *Scale-Space Theory in Computer Vision*, vol. 256. Springer, 2013.
- [15] H. Schar, "Optimal Operators in Digital Image Processing," Ph.D. dissertation, University of Heidelberg, 2000.