KKU SCIENCE JOURNAL
Journal Home Page : https://ph01.tci-thaijo.org/index.php/KKUSciJ
Published by the Faculty of Science, Khon Kaen University, Thailand

ตัวแบบเชิงการแปรผันสำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมที่ใช้เร็กกิวลาร์ไรซ์เซชันแบบการแปรผันรวมอย่างเวเบอร์

A Variational Model for Mixed Noise Removal Using Weberized Total Variation Regularization

โสภิดา สุขญาณกิจ[1] และ ศิริวรรณ จันทร์แก่น[2*]

Sopida Sukyankij[1] and Siriwan Chankan[2*]

[1]สาขาวิชาคณิตศาสตร์ประยุกต์ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏพระนครศรีอยุธยา จังหวัดพระนครศรีอยุธยา 13000

[2]สาขาวิชาคณิตศาสตร์และสถิติ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏกาญจนบุรี จังหวัดกาญจนบุรี 71190

[1]Division of Applied Mathematics, Faculty of Science and Technology, Phranakhon Si Ayutthaya Rajabhat University, Phranakhon Si Ayutthaya 13000, Thailand

[2]Division of Mathematics and Statistics, Faculty of Science and Technology, Kanchanaburi Rajabhat University, Kanchanaburi 71190, Thailand

บทคัดย่อ

ปัญหาการกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพถ่ายดิจิทัล เป็นปัญหาที่ได้รับความสนใจเนื่องจากสามารถเพิ่มคุณภาพและความสามารถในการมองเห็นของข้อมูลบนภาพ ในกรณีภาพถ่ายทางการแพทย์ส่งผลให้การวินิจฉัยโรคมีความแม่นยำขึ้นและลดโอกาสเกิดข้อผิดพลาดได้ ในงานวิจัยนี้คณะผู้วิจัยได้พัฒนาตัวแบบ ASN-WTV สำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมระหว่างสัญญาณรบกวนแบบการบวกและสัญญาณรบกวนแบบสเปคเคิล โดยใช้พจน์วัดความผิดปกติของข้อมูลของตัวแบบ ROF ในการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการบวก ใช้พจน์วัดความผิดปกติของข้อมูลของตัวแบบ KKWV ในการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบสเปคเคิล และใช้เร็กกิวลาร์ไรซ์เซชันแบบการแปรผันรวมอย่างเวเบอร์ และได้นำเสนอวิธีการเชิงตัวเลข 2 วิธีคือ วิธีการทำซ้ำแบบจุดตรึงและวิธีการสปลิทเบรกแมนสำหรับหาผลเฉลยของตัวแบบ ASN-WTV และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของภาพผลลัพธ์กับตัวแบบ KKWV-TVL จากผลการทดลองเชิงตัวเลขพบว่าตัวแบบ ASN-WTV ให้ภาพผลลัพธ์ที่มีคุณภาพมากกว่าภาพผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบ KKWV-TVL และวิธีการสปลิทเบรกแมนมีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีการทำซ้ำแบบจุดตรึงในการหาผลเฉลยเชิงตัวเลขของตัวแบบ ASN-WTV

ABSTRACT

The problem of removing noise from digital images has attracted considerable attention as it can improve image quality and the visual interpretability of information. In the case of medical imaging, effective denoising can lead to more accurate diagnoses and reduce the likelihood of errors. In this research, the researchers developed the ASN-WTV model to eliminate mixed additive and speckle noise by using the

*Corresponding Author, E-mail: siriwan.c@kru.ac.th

Received date: 20 February 2025 | Revised date: 1 May 2025 | Accepted date: 7 May 2025

doi: 10.14456/kkuscij.2025.14

data fitting term of the ROF model to eliminate additive noise, the data fitting term of the KKWV model to eliminate speckle noise, and the Weberized total variation regularization. Two numerical methods, namely the fixed point method and the split Bregman method, were presented to find the solution of the ASN-WTV model and compare the performance of the resulting images with that of the KKWV-TVL model. The numerical experimental results showed that the ASN-WTV model provided better quality output images than the KKWV-TVL model and that the split Bregman method performed better than the fixed point method.

คำสำคัญ: การกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพ วิธีการเชิงการแปรผัน สัญญาณรบกวนแบบผสม วิธีการทำซ้ำแบบจุดตรึง วิธีการสปลิทเบรกแมน

Keywords: Image Denoising, Variational Method, Mixed Noise, Fixed Point Method, Split Bregman Method

บทนำ

การสร้างภาพถ่ายทางการแพทย์เป็นเทคนิคและกระบวนการสร้างภาพภายในร่างกาย เพื่อวิเคราะห์และแสดงภาพการทำงานของอวัยวะหรือเนื้อเยื่อที่อยู่ภายในร่างกายโดยไม่ต้องทำการผ่าตัดหรือการทำหัตถการอื่น ๆ ซึ่งภาพถ่ายทางการแพทย์มีบทบาทที่สำคัญในทางการแพทย์ เนื่องจากเป็นเครื่องมือที่สำคัญในการตรวจสอบและวินิจฉัยโรค รวมถึงติดตามการเปลี่ยนแปลงและผลของการรักษา ในปัจจุบันภาพถ่ายทางการแพทย์มีมากมาย ไม่ว่าจะเป็น ภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูง ภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ หรือภาพคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า เป็นต้น ซึ่งภาพดังกล่าวถูกสร้างจากเครื่องมือการสร้างภาพที่แตกต่างกันและมีข้อดีข้อเสียที่แตกต่างกันไป ในกรณีภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงเป็นภาพที่ได้จากเครื่องมือซึ่งใช้คลื่นเสียงที่หูของมนุษย์ไม่สามารถได้ยินซึ่งไม่รุกรานร่างกายและแทบไม่เป็นอันตรายต่อร่างกายของมนุษย์ มีต้นทุนต่ำ มีความแม่นยำสูง ใช้งานได้แบบเรียลไทม์ในการแสดงภาพโครงสร้างภายในร่างกายมนุษย์และการเคลื่อนไหว ด้วยคุณสมบัติดังกล่าวจึงทำให้ภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงเป็นเครื่องมือที่ถูกใช้อย่างแพร่หลายในโรงพยาบาลทั่วโลก

อย่างที่ทราบกันในภาพถ่ายดิจิทัลมักปรากฏสัญญาณรบกวน ซึ่งสัญญาณรบกวนเหล่านี้อาจส่งผลทำให้คุณภาพและความสามารถในการมองเห็นของข้อมูลบนภาพลดลง ซึ่งในกรณีภาพถ่ายทางการแพทย์อาจส่งผลต่อความน่าเชื่อถือโดยรวมของภาพ และส่งผลกระทบต่อการวินิจฉัยโรค จากการศึกษาพบว่าสัญญาณรบกวนที่ปรากฏในภาพมีหลากหลายแบบทั้งแบบการบวก หรือแบบการคูณเพียงอย่างใดอย่างหนึ่ง ซึ่งสัญญาณรบกวนแบบการคูณในภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงมักปรากฏสัญญาณรบกวนแบบสเปคเคิล นอกจากนี้ยังพบการศึกษาเกี่ยวกับสัญญาณรบกวนที่ปรากฏในภาพแบบผสมทั้งการบวกและการคูณ สำหรับปัญหาการกำจัดสัญญาณแบบการบวกนักวิจัยส่วนใหญ่มักพัฒนาพจน์เร็กกิวลาร์ไรซ์เซชันของข้อมูล (Rudin *et al*., 1992; You and Kaveh, 2000; Lysaker *et al*., 2003; Tavakkol *et al*., 2019) ในปัญหาการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณจากการศึกษาพบว่านักวิจัยได้มีการพัฒนาโดยแบ่งเป็นสองส่วนคือ มุ่งเน้นพัฒนาพจน์วัดความผิดปกติของข้อมูล (Rudin *et al*., 2003; Krissian *et al*., 2005; Jin and Yang, 2010) และมุ่งเน้นพัฒนาพจน์เร็กกิวลาร์ไรซ์เซชัน (Shama *et al*., 2016; Kang *et al*., 2018; Chumchob and Prakit, 2019) และปัญหาการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมในช่วงแรกการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการบวกและการคูณออกจากภาพต้องดำเนินการสองขั้นตอน คือ กำจัดสัญญาณรบกวนแบบการบวกออกจากภาพ จากนั้นจึงกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณออกจากภาพ หรือในทางกลับกันคือกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณ จากนั้นจึงกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการบวกออกจากภาพ ซึ่งวิธีการแบบสองขั้นตอนนี้ต้องใช้ทรัพยากรในการคำนวณค่อนข้างมาก คณะวิจัยของ Chumchob *et al.* (2013) จึงได้นำเสนอตัวแบบการ

กำจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมในขั้นตอนเดียว การทดลองเชิงตัวเลขยืนยันว่าตัวแบบใหม่สามารถปรับปรุงคุณภาพของภาพได้ดีกว่าตัวแบบก่อนหน้า นอกจากนี้ยังมีหลากหลายคณะวิจัยได้ศึกษาสัญญาณรบกวนแบบผสมโดยสร้างตัวแบบการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมในขั้นตอนเดียว (ศิริวรรณและโสภิดา, 2567a; ศิริวรรณและโสภิดา, 2567b; De los Reyes and Schnlieb, 2013; Thao *et al*., 2019; Kumar and Satyanarayana, 2022; Chankan *et al*., 2023)

ในงานวิจัยนี้มุ่งเน้นกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพที่ถูกเจือปนด้วยสัญญาณรบกวนแบบผสมระหว่างสัญญาณรบกวนแบบการบวกและสัญญาณรบกวนแบบสเปคเคิล เพื่อศึกษาและพัฒนาตัวแบบเชิงการแปรผันสำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมระหว่างสัญญาณรบกวนแบบการบวกและสัญญาณรบกวนแบบสเปคเคิลออกจากภาพ และเพื่อพัฒนาวิธีการเชิงตัวเลขสำหรับแก้ตัวแบบเชิงการแปรผันที่นำเสนอ แล้วนำเทคนิควิธีการที่ได้ไปใช้ในการเพิ่มความคมชัดของข้อมูลและรายละเอียดบนภาพสังเคราะห์และภาพจริงที่ถูกรบกวนจากสัญญาณรบกวนแบบผสมดังกล่าว

วิธีการดำเนินการวิจัย

ในหัวข้อนี้ผู้วิจัยได้นำเสนอตัวแบบเชิงการแปรผันที่ปรับปรุงสำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพที่ถูกเจือปนด้วยสัญญาณรบกวนแบบผสมระหว่างสัญญาณรบกวนแบบการบวกและสัญญาณรบกวนแบบสเปคเคิล นอกจากนี้ผู้วิจัยได้นำเสนอวิธีการที่มีประสิทธิภาพและรวดเร็ว 2 วิธี คือ วิธีการทำซ้ำแบบจุดตรึง (Fixed Point: FP) และวิธีการสปลิทเบรกแมน (Split Bregman : SB) ในการแก้ปัญหาเชิงการแปรผันที่นำเสนอ

1. ตัวแบบสัญญาณรบกวนแบบผสม

ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยมุ่งเน้นกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพที่ถูกเจือปนด้วยสัญญาณรบกวนแบบผสมระหว่างสัญญาณรบกวนแบบการบวกและสัญญาณรบกวนแบบสเปคเคิล ตัวแบบสัญญาณรบกวนแบบผสมเขียนอยู่ในรูปแบบดังต่อไปนี้

$$z = u + k_0\eta + k_1\sqrt{u}\varsigma \tag{1}$$

เมื่อ $z:\Omega \to V$ แทนภาพที่มีสัญญาณรบกวน $u:\Omega \to V$ แทนภาพต้นฉบับ η แทนสัญญาณรบกวนแบบการบวก ς แทนสัญญาณรบกวนแบบสเปคเคิล k_0 และ k_1 แทนค่าคงตัวที่มีค่ามากกว่าศูนย์ $\Omega = [1,M] \times [1,N] \subset \mathbb{R}^2$ แทนโดเมนภาพที่มีรูปร่างเป็นรูปสี่เหลี่ยม M และ N เป็นจำนวนเต็มบวก และ $V = [0,255]$ แทนค่าความเข้มของภาพในโทนสีเทา โดยตัวแบบสัญญาณรบกวนชนิดนี้ได้ถูกนำเสนอในงานวิจัยของศิริวรรณและโสภิดา (2567a)

2. ตัวแบบเชิงการแปรผันสำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนแบบผสม

ในการเพิ่มความคมชัดของข้อมูลและรายละเอียดบนภาพสังเคราะห์และภาพจริงที่ถูกรบกวนจากสัญญาณรบกวนแบบผสมดังตัวแบบ (1) นั้น ผู้วิจัยได้ศึกษาและพัฒนาตัวแบบเชิงการแปรผันโดยใช้พจน์วัดความผิดปกติของข้อมูลของตัวแบบ ROF (Rudin *et al.,* 1992) ในการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการบวก ใช้พจน์วัดความผิดปกติของข้อมูลของตัวแบบ KKWV (Krissian *et al.,* 2005) ในการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบสเปคเคิล ซึ่งคณะวิจัยของ Rudin *et al.* (1992) และคณะวิจัยของ Krissian *et al.* (2005) ได้แสดงให้เห็นว่าผลลัพธ์ที่ได้จากการใช้พจน์วัดความผิดปกติของข้อมูลดังกล่าวให้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพ และใช้เร็กกิวลาร์ไรซ์เซชันแบบการแปรผันรวมอย่างเวเบอร์ ที่สามารถลดปรากฏการณ์ขั้นบันไดพร้อมกับคำนึงถึงการเปลี่ยนแปลงความเข้มของระดับสีแบบเฉพาะที่ซึ่งมีผลกับการมองเห็นของมนุษย์ (Chumchob and Prakit, 2019) ตัวแบบที่นำเสนอ เรียกว่า ตัวแบบ ASN-WTV เขียนในรูปปัญหาเชิงการแปรผัน (2)

$$\min_{u\in U}\left\{J(u) = \frac{\gamma_1}{2}\int_\Omega (u-z)^2 d\Omega + \gamma_2 \int_\Omega \frac{(u-z)^2}{u} d\Omega + \alpha_1 \int_\Omega |\nabla u| d\Omega + \alpha_2 \int_\Omega \frac{|\nabla u|}{u} d\Omega\right\} \tag{2}$$

เมื่อ γ_1, γ_2 แทนพารามิเตอร์ถ่วงน้ำหนักที่ใช้ปรับสมดุลระหว่างพจน์ที่ 1 และพจน์ที่ 2 α_1, α_2 แทนเร็กกิวลาร์ไรซ์เซชันพารามิเตอร์ที่ใช้ปรับสมดุลระหว่างพจน์ที่ 3 และพจน์ที่ 4 และ U คือ เซตที่ยอมรับได้ (set of admissible functions) ในการหาค่าต่ำสุดของฟังก์ชันพลังงาน $J(u)$

3. สมการออยเลอร์-ลากรานจ์

สมการออยเลอร์-ลากรานจ์ที่สมนัยกับปัญหาเชิงการแปรผัน (2) คือ

$$\begin{cases} \underbrace{-\phi(u)\kappa(u) + \gamma_1(u-z) + \gamma_2\left(1-\frac{z^2}{u^2}\right)}_{N(u)} = g, & \text{ใน } \Omega \\ \frac{\partial u}{\partial \vec{n}} = 0, & \text{บน } \partial\Omega \end{cases} \tag{3}$$

เมื่อ $\phi(u) = \alpha_1 + \frac{\alpha_2}{u}, \kappa(u) = \nabla \cdot \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|_\varepsilon}\right), |\nabla u|_\varepsilon = \sqrt{|\nabla u|^2 + \varepsilon}, 0 < \varepsilon \ll 1$ เป็นค่าคงที่เพื่อหลีกเลี่ยงปัญหาการหารด้วยศูนย์ $g = 0$ และ $\vec{n}$ แทนเวกเตอร์หนึ่งหน่วยตั้งฉากในทิศทางชี้ออกกับขอบของภาพ $\partial\Omega$

4. วิธีการเชิงตัวเลขสำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนแบบผสม

ในการแก้ปัญหาเชิงการแปรผัน (2) ผู้วิจัยได้นำเสนอวิธีการเชิงตัวเลข 2 วิธีคือวิธีการทำซ้ำแบบจุดตรึง และวิธีการสปลิทเบรกแมน โดยวิธีการ FP เป็นวิธีที่ใช้กันอย่างแพร่หลาย เนื่องจากสะดวกและรวดเร็ว สำหรับวิธีการ SB เป็นวิธีการที่ถูกคิดค้นเมื่อปี ค.ศ. 2009 โดย Goldstein และ Osher (2009) แต่เนื่องจากวิธีการ SB เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพและรวดเร็วจึงได้มีการนำมาใช้เพื่อแก้ปัญหาเชิงการแปรผันอย่างกว้างขวาง

4.1 วิธีการทำซ้ำแบบจุดตรึง

สำหรับการใช้วิธีการ FP พจน์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นใน (3) สามารถถูกทำให้เป็นเชิงเส้นที่การทำซ้ำแบบจุดตรึงครั้งที่ $\nu+1$ ด้วยการตรึงพจน์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นไว้ที่การทำซ้ำครั้งก่อนหน้า ν ทำให้ได้ระบบสมการเชิงเส้น (4)

$$N[u^{[\nu]}]u^{[\nu+1]} = G[u^{[\nu]}], \nu = 0,1,2,\ldots \tag{4}$$

เมื่อ $N[u^{[\nu]}] = -\kappa(u^{[\nu]}) - \gamma_2\alpha_*(u^{[\nu]})u^{[\nu]}, G[u^{[\nu]}] = g - \gamma_1\alpha_*(u^{[\nu]})u^{[\nu]}(u^{[\nu]} - z^{[\nu]}) + \gamma_2\alpha_*(u^{[\nu]})\frac{z^2}{u^{[\nu]}}$ และ $\alpha_*(u^{[\nu]}) = \frac{1}{\alpha_1 u^{[\nu]} + \alpha_2}$ กำหนดให้ค่าเริ่มต้น $u^{[0]} = z$

ให้ $(u^h)_{i,j} = u^h(x_{1_i}, x_{2_j})$ แทนผลเฉลยโดยประมาณของ $u(x_{1_i}, x_{2_j})$ หลังจากทำการดิสครีตไทซ์เซชันโดยวิธีการไฟไนต์ดิฟเฟอเรนซ์ การคำนวณฟังก์ชันกริดบริเวณขอบของโดเมนดิสครีตใช้เงื่อนไขค่าขอบแบบนอยมันน์ในสมการ (4) จะได้ระบบสมการไม่เชิงเส้นแบบดิสครีต (5)

$$\underbrace{-\phi^h(u^h)_{i,j}\kappa^h(u^h)_{i,j} + \gamma_1((u^h)_{i,j} - (z^h)_{i,j}) + \gamma_2\left(1-\frac{(z^h)^2_{i,j}}{(u^h)^2_{i,j}}\right)}_{N^h(u^h)_{i,j}} = (g^h)_{i,j} \tag{5}$$

เมื่อ $\phi^h(u^h)_{i,j}{}^h = \alpha_1 + \frac{\alpha_2}{(u^h)_{i,j}}$,

$\kappa^h(u^h)_{i,j} = \frac{1}{h^2}\left(\left(\Sigma^{\mathrm{h}}\right)_{i,j}(u^h)_{i,j} - \left(\bar{\Sigma}^{\mathrm{h}}\right)_{i,j}(u^h)_{i,j} + \frac{\alpha_2}{(u^h)_{i,j}}\right)$,

$\left(\Sigma^{\mathrm{h}}\right)_{i,j}(u^h)_{i,j} = \left(D(u^h)_{i-1,j} + D(u^h)_{i,j-1} + 2D(u^h)_{i,j}\right)(u^h)_{i,j}$,

$\left(\bar{\Sigma}^h\right)_{i,j}(u^h)_{i,j} = D(u^h)_{i-1,j}(u^h)_{i-1,j} + D(u^h)_{i,j-1}(u^h)_{i,j-1} + D(u^h)_{i,j}\left((u^h)_{i+1,j} + (u^h)_{i,j+1}\right)$,

$D(u^h)_{i,j} = \frac{1}{\sqrt{\left(\delta^+_{x_1}(u^h)_{i,j}\right)^2 + \left(\delta^+_{x_2}(u^h)_{i,j}\right)^2 + \varepsilon}}$,

$\delta^+_{x_1}(u^h)_{i,j} = \frac{1}{h}\left((u^h)_{i+1,j} - (u^h)_{i,j}\right)$,

$\delta^+_{x_2}(u^h)_{i,j} = \frac{1}{h}\left((u^h)_{i,j+1} - (u^h)_{i,j}\right)$,

$\delta^-_{x_1}(u^h)_{i,j} = \frac{1}{h}\left((u^h)_{i,j} - (u^h)_{i-1,j}\right)$,

$\delta^-_{x_2}(u^h)_{i,j} = \frac{1}{h}\left((u^h)_{i,j} - (u^h)_{i,j-1}\right)$

ในการนำเสนอวิธีการเชิงตัวเลขคณะผู้วิจัยจะละการเขียน h เพื่อความสะดวก

จากนั้นใช้วิธีการ FP ในการแก้ระบบสมการ (5) ดังนี้

$$(u^{[\nu+1]})_{i,j} = (N[u^{[\nu+1]}])^{-1}_{i,j}(G[u^{[\nu]}])_{i,j} \tag{6}$$

เมื่อ

$$\left(N[u^{[\nu+1]}]\right)^{-1}_{i,j} = \frac{1}{(1/h^2)\left(\Sigma^{[\nu]}\right)_{i,j} + \gamma_2\alpha_*(u^{[\nu]})_{i,j}(u^{[\nu]})_{i,j}} \tag{7}$$

$$\left(G[u^{[\nu]}]\right)_{i,j} = (g)_{i,j} - \gamma_1\alpha_*(u^{[\nu]})_{i,j}(u^{[\nu]})_{i,j}\left((u^{[\nu]})_{i,j} - (z)_{i,j}\right) + \gamma_2\alpha_*(u^{[\nu]})\frac{(z)_{i,j}{}^2}{(u^{[\nu]})_{i,j}} \tag{8}$$

หาลำดับของผลเฉลย $u^{[1]}, u^{[2]}, u^{[3]}, \ldots, u^{[\nu]}, u^{[\nu+1]}, \ldots$ จนกระทั่งสอดคล้องกับเงื่อนไขการหยุด

$$\frac{\|u^{[\nu+1]} - u^{[\nu]}\|^2_{l_2}}{\|u^{[\nu]}\|^2_{l_2}} < \varepsilon_1 \text{ หรือ รอบการทำซ้ำสูงสุด } \varepsilon_2 \text{ รอบ} \tag{9}$$

ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้กำหนดเงื่อนไขการหยุด $\varepsilon_1 = 10^{-3}$ และ $\varepsilon_2 = 100$

Algorithm1 Fixed Point Method

กำหนดให้

z, u	แทนภาพที่มีสัญญาณรบกวนและภาพต้นฉบับ
γ_1, γ_2	แทนพารามิเตอร์ถ่วงน้ำหนักที่ใช้ปรับสมดุลระหว่างพจน์ที่ 1 และพจน์ที่ 2 ใน (2)
α_1, α_2	แทนเร็กกิวลาร์ไรซ์เซชันพารามิเตอร์ที่ใช้ปรับสมดุลระหว่างพจน์ที่ 3 และพจน์ที่ 4 ใน (2)
$\vec{\varepsilon}$	แทนค่าความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ $\vec{\varepsilon} = (\varepsilon_1, \varepsilon_2)$

$[u] \leftarrow FP(z, u, \gamma_1, \gamma_2, \alpha_1, \alpha_2, \vec{\varepsilon})$

- กำหนดค่าเริ่มต้น $\nu = 0, u^{[0]} = z, \vec{\varepsilon} = (\varepsilon_1, \varepsilon_2)$
- คำนวณ $\left(N[u^{[\nu]}]\right)_{i,j}^{-1}$ จากสมการ (7) และ $\left(G[u^{[\nu]}]\right)_{i,j}$ จากสมการ (8) สำหรับทุก ๆ $1 \le i, j \le n$
- แก้ระบบสมการ (6)

```
- While (ε1* ≥ ε1 และ ν < ε2)
    - for i = 1:n do
        - for j = 1:n do
            • คำนวณ (u^[ν+1])_{i,j} ในสมการ (6)
            • ε1* = ||u^[ν+1] − u^[ν]||²_{l2} / ||u^[ν]||²_{l2}
            • ν = ν + 1
        - end
    - end
- end
```

- $u = u^{[\nu]}$

4.2 วิธีการสปลิทเบรกแมน

เพื่อให้การหาผลเฉลยของปัญหาทำได้ง่ายขึ้น วิธีการสปลิทเบรกแมนจะแปลงปัญหาเชิงการแปรผัน (2) เป็นปัญหาเชิงการแปรผัน (10) จากนั้นใช้เทคนิคการทำซ้ำแบบสลับเพื่อหาผลเฉลยของปัญหา

$$\min_{u \in U} \left\{ J(u, w; b) = \int_\Omega |w| d\Omega + \frac{\theta}{2} \int_\Omega (w - \nabla u - b)^2 d\Omega + \int_\Omega F(u; \alpha_1, \alpha_2, \gamma_1, \gamma_2) d\Omega \right\} \quad (10)$$

เมื่อ $w = (w_1, w_2)^T$ แทนตัวแปรเวกเตอร์เสริม $b = (b_1, b_2)^T$ แทนพารามิเตอร์การทำซ้ำเบรกแมน $\theta > 0$ แทนพารามิเตอร์ตัวโทษ

การแก้ปัญหาเชิงการแปรผัน (10) โดยใช้เทคนิคการทำซ้ำแบบสลับเพื่อหาค่าเหมาะสุดสำหรับ u และ w มีขั้นตอนในการหาผลเฉลย 3 ขั้นตอนดังต่อไปนี้

ขั้นที่ 1 การแก้ปัญหาย่อย u

พิจารณาปัญหาเชิงการแปรผัน (11) ที่ได้จากการตรึงตัวแปร $(w; b)$ ใน (10) ดังนี้

$$\min_{u \in U} \left\{ J(u; b) = \frac{\theta}{2} \int_\Omega (w - \nabla u - b)^2 d\Omega + \int_\Omega F(u; \alpha_1, \alpha_2, \gamma_1, \gamma_2) d\Omega \right\} \quad (11)$$

จะได้ สมการออยเลอร์-ลากรานจ์ที่เกี่ยวข้องกับตัวแปร u ดังนี้

$$-\theta \Delta u = -\theta div(w - b) - \gamma_1 \frac{u^2 - uz}{\alpha_1 u + \alpha_2} - \frac{\gamma_2}{\phi(u)} \left(1 - \frac{z^2}{u^2}\right) \quad (12)$$

ใช้วิธีการทำซ้ำภายในและภายนอกเพื่อหาผลเฉลยของสมการเชิงอนุพันธ์ย่อยแบบไม่เป็นเชิงเส้น (12) ในการทำซ้ำภายนอก ทำการดิสครีตไทซ์เซชันโดยวิธีการไฟไนต์ดิฟเฟอเรนซ์ กำหนดค่าเริ่มต้น $u^{[0]} = z$ และหาลำดับของผลเฉลย $u^{[1]}, u^{[2]}, u^{[3]}, \ldots, u^{[\nu]}, u^{[\nu+1]}, \ldots$ ดำเนินการแก้สมการออยเลอร์-ลากรานจ์แบบดิสครีตระบบสมการของสมการเชิงเส้น (13) จนกระทั่งสอดคล้องกับเงื่อนไขการหยุด (9)

$$\bar{N}[u^{[\nu]}][u^{[\nu+1]}] = G[u^{[\nu]}] \tag{13}$$

เมื่อ $\bar{N}[u^{[\nu]}] = \gamma - \theta L$, $G[u^{[\nu]}] = -\theta\nabla^{\dagger}\cdot(w-b) - \gamma_1\frac{u^2-uz}{\alpha_1 u+\alpha_2} - \frac{\gamma_2}{\phi(u)}\left(1-\frac{z^2}{u^2}\right) + \gamma u^{[\nu]}$, $\vec{v} = (v_1, v_2)$, $Lu = \delta_{x_1}^{-}\delta_{x_1}^{+}u + \delta_{x_2}^{-}\delta_{x_2}^{+}u$, $\nabla^{\dagger}\cdot\vec{v} = \delta_{x_1}^{-}v_1 + \delta_{x_2}^{-}v_2$

ใช้การแปลงฟูเรียร์แบบดิสครีต F พร้อมด้วยเงื่อนไขค่าขอบแบบคาบกับ (13) จะได้ผลเฉลยถูกกำหนดโดย

$$(u^{[\nu+1]})_{i,j} = Re\left(F^{-1}\left(\frac{F(G(u^{[\nu]})_{i,j})}{\zeta}\right)\right) \tag{14}$$

เมื่อ $\zeta = \gamma - 2\theta\left(cos\left(\frac{2\pi s}{N}\right) + cos\left(\frac{2\pi r}{M}\right) - 2\right)$, $i \in [1, M]$, $j \in [1, N]$ แทนดัชนีโดเมนเวลา, $r \in [0, M)$, $s \in [0, N)$ แทนดัชนีในโดเมนความถี่ F^{-1} แทนการแปลงฟูเรียร์ผกผันแบบดิสครีต และ Re เป็นส่วนจริงของจำนวนเชิงซ้อน

ขั้นที่ 2 การแก้ปัญหาย่อย w

พิจารณาปัญหาเชิงการแปรผัน (15) ที่ได้จากการตรึงตัวแปร $(u; b)$ ใน (10) ดังนี้

$$\min_{w}\left\{J(w;b) = \int_{\Omega}|w|d\Omega + \frac{\theta}{2}\int_{\Omega}(w-\nabla u-b)^2 d\Omega\right\} \tag{15}$$

จะได้ สมการออยเลอร์-ลากรานจ์ที่เกี่ยวข้องกับตัวแปร w ดังนี้

$$\frac{w}{|w|} + \theta(w - \nabla u - b) = 0$$

ซึ่งผลเฉลยสามารถใช้สูตรรูปแบบปิด

$$(w)_{i,j} = max\left(\left|\nabla(u)_{i,j} + (b)_{i,j}\right| - \frac{1}{\theta}, 0\right)\frac{\nabla(u)_{i,j}+(b)_{i,j}}{|\nabla(u)_{i,j}+(b)_{i,j}|} \tag{16}$$

ขั้นที่ 3 การปรับปรุงพารามิเตอร์ b

ปรับปรุงพารามิเตอร์การทำซ้ำเบรกแมนโดย $b \leftarrow b + \nabla u - w$

Algorithm 2 Split Bregman Method

กำหนดให้	z, u	แทนภาพที่มีสัญญาณรบกวนและภาพต้นฉบับ
	γ_1, γ_2	แทนพารามิเตอร์ถ่วงน้ำหนักที่ใช้ปรับสมดุลระหว่างพจน์ที่ 1 และพจน์ที่ 2 ใน (2)
	α_1, α_2	แทนเร็กกิวลาร์ไรซ์เซชันพารามิเตอร์ที่ใช้ปรับสมดุลระหว่างพจน์ที่ 3 และพจน์ที่ 4 ใน (2)
	θ	แทนพารามิเตอร์ตัวโทษ
	$\vec{\varepsilon}$	แทนค่าความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ $\vec{\varepsilon} = (\varepsilon_1, \varepsilon_2)$

$$[u] \leftarrow SB(z, u, \gamma_1, \gamma_2, \alpha_1, \alpha_2, \theta, \vec{\varepsilon})$$

- กำหนดค่าเริ่มต้น $\nu = 0, u^{[0]} = z, w^{[\nu]} = b^{[\nu]} = 0, \vec{\varepsilon} = (\varepsilon_1, \varepsilon_2)$
  - While ($\varepsilon_1^* \geq \varepsilon_1$ และ $\nu < \varepsilon_2$)
    - ใช้ $w^{[\nu]}$ และ $b^{[\nu]}$ ในการคำนวณ $u^{[\nu+1]}$ จากสมการ (14)
    - ใช้ $u^{[\nu+1]}$ และ $b^{[\nu]}$ ในการคำนวณ $w^{[\nu+1]}$ จากสมการ (16)
    - ใช้ $u^{[\nu+1]}$ และ $w^{[\nu+1]}$ ในการปรับปรุงพารามิเตอร์การทำซ้ำเบรกแมน
    - $b^{[\nu+1]} \leftarrow b^{[\nu]} + \nabla u^{[\nu+1]} - w^{[\nu+1]}$
    - $\varepsilon_1^* = \frac{\|u^{[\nu+1]}-u^{[\nu]}\|_{l_2}^2}{\|u^{[\nu]}\|_{l_2}^2}$
    - $\nu = \nu + 1$
  - end
- $u = u^{[\nu]}$

ผลการวิจัยและวิจารณ์ผล

ในการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ ASN-WTV และวิธีการเชิงตัวเลขที่คณะผู้วิจัยได้นำเสนอคือ วิธีการ SB และวิธีการ FP นั้น คณะผู้วิจัยใช้ภาพที่มีความคมชัดขนาด 256 x 256 พิกเซล และใช้ค่าอัตราส่วนของสัญญาณรบกวนสูงสุด (Peak Signal to Noise Ratio : PSNR) หน่วยเป็นเดซิเบล ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองโดยเฉลี่ย (Mean Square Error : MSE) และค่าการวัดดัชนีความคล้ายคลึงของโครงสร้าง (Structure Similarity Index Map : SSIM) ในการวัดคุณภาพของภาพซึ่งนิยามโดย

$$PSNR = 10log_{10}\frac{255^2}{MSE},\ MSE = \frac{1}{MN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\left((u^*)_{i,j} - (u)_{i,j}\right)^2,\ SSIM = \frac{4\mu_{u^*}\mu_u\sigma_{u^*}\sigma_u}{(\mu_{u^*}^2+\mu_u^2)(\sigma_{u^*}^2+\sigma_u^2)}$$

โดยที่ $\mu_{u^*} = \frac{1}{MN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}(u^*)_{i,j}, \mu_u = \frac{1}{MN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}(u)_{i,j}$

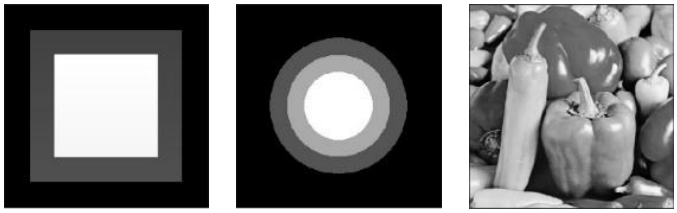
$\sigma_{u^*} = \left(\frac{1}{MN-1}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\left((u^*)_{i,j} - \mu_{u^*}\right)^2\right)^{\frac{1}{2}}$

และ $\sigma_u = \left(\frac{1}{MN-1}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\left((u)_{i,j} - \mu_u\right)^2\right)^{\frac{1}{2}}$

เมื่อ u^*และ u แทนเวกเตอร์ของภาพต้นฉบับซึ่งไม่มีสัญญาณรบกวนและเวกเตอร์ของภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพด้วยตัวแบบเชิงการแปรผัน ตามลำดับ

1. ผลการศึกษาและพัฒนาตัวแบบเชิงการแปรผันสำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมออกจากภาพ

คณะผู้วิจัยได้ทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบที่นำเสนอคือ ตัวแบบ ASN-WTV กับตัวแบบ KKWV-TVL (ศิริวรรณและโสภิดา, 2567a) โดยได้ทำการทดลองเชิงตัวเลขกับภาพสังเคราะห์และภาพจริง จำนวน 3 ภาพ คือภาพ Square ภาพ Ring และภาพ Peppers ดังรูปที่ 1 ที่มีระดับของสัญญาณรบกวนแบบผสมต่างกัน 6 กรณี ในขั้นตอนการแก้ตัวแบบเชิงการแปรผันเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ ASN-WTV ที่นำเสนอกับตัวแบบ KKWV-TVL ผู้วิจัยได้ใช้วิธีการ SB ผลการทดลองเชิงตัวเลขแสดงดังตารางที่ 1 - 4



ภาพ Square ภาพ Ring ภาพ Peppers

รูปที่ 1 ภาพต้นฉบับ

ตารางที่ 1 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ ASN-WTV กับตัวแบบ KKWV-TVL โดยใช้ค่า PSNR

(k0, k1)	ภาพ Square			ภาพ Ring			ภาพ Peppers		
	$PSNR^0$	ตัวแบบ KKWV-TVL	ตัวแบบ ASN-WTV	$PSNR^0$	ตัวแบบ KKWV-TVL	ตัวแบบ ASN-WTV	$PSNR^0$	ตัวแบบ KKWV-TVL	ตัวแบบ ASN-WTV
(3,1.5)	25.9245	41.7004	42.9958	24.6974	45.1176	45.3928	24.7952	31.5681	31.5911
(3,1)	27.6199	44.9902	45.3618	26.4062	46.2752	46.3395	26.5297	32.3247	32.5237
(3,0.5)	29.3179	47.0792	47.1320	28.3321	47.7794	47.8059	28.4714	33.2083	33.8429
(1,1.5)	26.5056	42.0122	42.4985	25.0699	45.5831	45.8195	25.2770	31.7418	31.8700
(1,1)	28.3095	45.5249	45.7622	26.9973	46.9890	47.0115	27.0952	32.4689	32.8138
(1,0.5)	30.6532	48.5940	48.6187	29.2925	48.0128	48.0237	29.5124	34.0272	34.6130

ตารางที่ 2 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ ASN-WTV กับตัวแบบ KKWV-TVL โดยใช้ค่า MSE

(k0, k1)	ภาพ Square		ภาพ Ring		ภาพ Peppers	
	ตัวแบบ KKWV-TVL	ตัวแบบ ASN-WTV	ตัวแบบ KKWV-TVL	ตัวแบบ ASN-WTV	ตัวแบบ KKWV-TVL	ตัวแบบ ASN-WTV
(3,1.5)	4.3948	3.2611	2.0003	1.8775	45.3167	45.0774
(3,1)	2.0599	1.8909	1.5321	1.5095	38.0710	36.3660
(3,0.5)	1.2730	1.2576	1.0833	1.0767	31.0623	26.8397
(1,1.5)	4.0903	3.6569	1.7969	1.7017	43.5405	42.2736
(1,1)	1.8212	1.7243	1.2997	1.2930	36.8284	34.0165
(1,0.5)	0.8978	0.8927	1.0266	1.0240	25.7245	22.4781

จากตารางที่ 1 แสดงให้เห็นว่าค่า PSNR ที่ได้จากตัวแบบ ASN-WTV มากกว่าค่า PSNR ที่ได้จากตัวแบบ KKWV-TVL ในทุกกรณี นั่นคือ ตัวแบบ KKWV-TVL และตัวแบบ ASN-WTV สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพ และเมื่อเทียบประสิทธิภาพของการกำจัดสัญญาณรบกวนของทั้งสองตัวแบบ พบว่า ตัวแบบ ASN-WTV มีประสิทธิภาพดีกว่าตัวแบบ KKWV-TVL ในทุกกรณี

จากตารางที่ 2 แสดงให้เห็นว่าค่า MSE ที่ได้จากตัวแบบ ASN-WTV น้อยกว่าค่า MSE ที่ได้จากตัวแบบ KKWV-TVL ในทุกกรณี นั่นคือ เมื่อเทียบประสิทธิภาพของการกำจัดสัญญาณรบกวนของทั้งสองตัวแบบ พบว่า ตัวแบบ ASN-WTV มีประสิทธิภาพดีกว่าตัวแบบ KKWV-TVL ในทุกกรณี

ตารางที่ 3 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ ASN-WTV กับตัวแบบ KKWV-TVL โดยใช้ค่า SSIM

(k0, k1)	ภาพ Square		ภาพ Ring		ภาพ Peppers	
	ตัวแบบ KKWV-TVL	ตัวแบบ ASN-WTV	ตัวแบบ KKWV-TVL	ตัวแบบ ASN-WTV	ตัวแบบ KKWV-TVL	ตัวแบบ ASN-WTV
(3,1.5)	0.9852	0.9985	0.9874	0.9880	0.9014	0.8863
(3,1)	0.9940	0.9950	0.9894	0.9893	0.9016	0.9134
(3,0.5)	0.9978	0.9981	0.9911	0.9911	0.8860	0.9157
(1,1.5)	0.9883	0.9957	0.9879	0.9883	0.9017	0.8954
(1,1)	0.9951	0.9958	0.9904	0.9903	0.9178	0.8975
(1,0.5)	0.9988	0.9990	0.9917	0.9917	0.9056	0.9260

ตารางที่ 4 เวลาที่ใช้ในการกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพ (วินาที) ของตัวแบบ ASN-WTV กับตัวแบบ KKWV-TVL

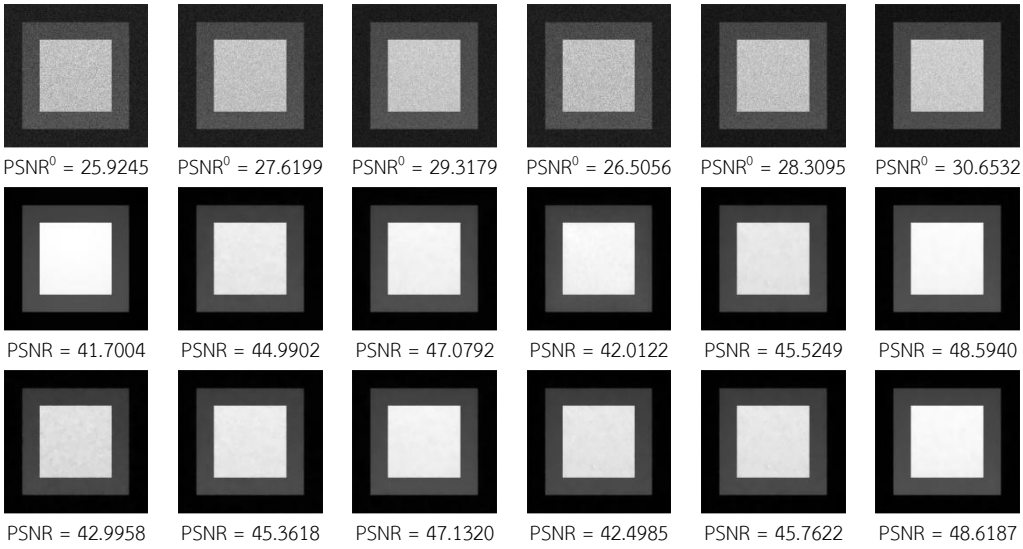
(k0, k1)	ภาพ Square		ภาพ Ring		ภาพ Peppers	
	ตัวแบบ KKWV-TVL	ตัวแบบ ASN-WTV	ตัวแบบ KKWV-TVL	ตัวแบบ ASN-WTV	ตัวแบบ KKWV-TVL	ตัวแบบ ASN-WTV
(3,1.5)	0.1106	0.1564	0.0419	0.0318	0.1319	0.0908
(3,1)	0.0890	0.0343	0.0478	0.0226	0.2505	0.1545
(3,0.5)	0.0741	0.0343	0.0436	0.0316	0.1766	0.1228
(1,1.5)	0.1050	0.0870	0.0672	0.0220	0.0925	0.0790
(1,1)	0.1193	0.0361	0.0540	0.0216	0.0937	0.1448
(1,0.5)	0.0712	0.0348	0.0458	0.0257	0.095	0.0708

จากตารางที่ 3 แสดงให้เห็นว่าค่า SSIM ที่ได้จากตัวแบบ ASN-WTV มากกว่าค่า SSIM ที่ได้จากตัวแบบ KKWV-TVL นั่นคือ ตัวแบบ KKWV-TVL และตัวแบบ ASN-WTV สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพ และเมื่อเทียบประสิทธิภาพของการกำจัดสัญญาณรบกวนของทั้งสองตัวแบบ พบว่า ตัวแบบ ASN-WTV มีประสิทธิภาพดีกว่าตัวแบบ KKWV-TVL

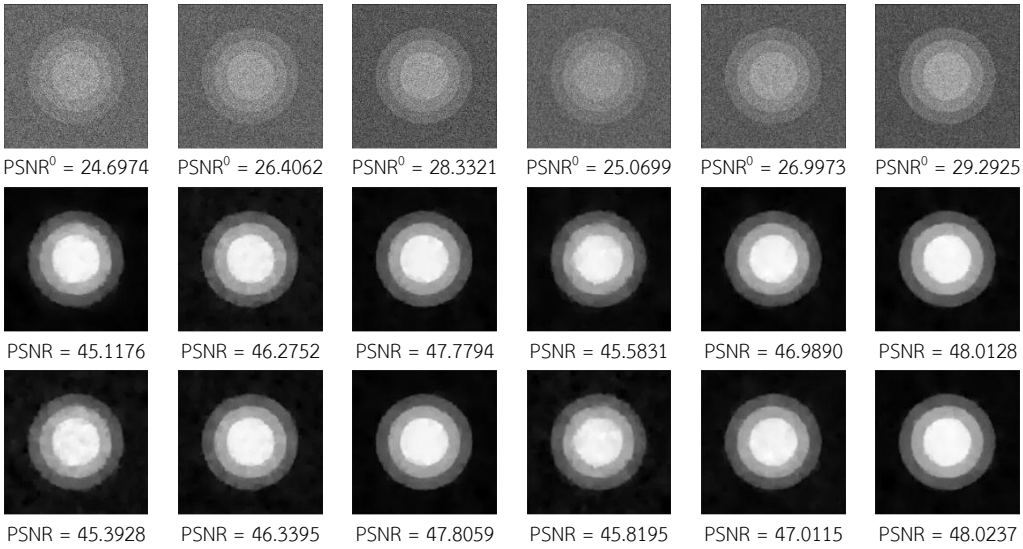
จากตารางที่ 4 แสดงให้เห็นว่าตัวแบบ KKWV-TVL และตัวแบบ ASN-WTV สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพได้อย่างรวดเร็ว โดยใช้เวลาน้อยกว่า 1 วินาทีในทุกกรณี นอกจากนี้ยังพบว่าโดยส่วนใหญ่ตัวแบบ ASN-WTV ใช้เวลาในการกำจัดสัญญาณรบกวนน้อยกว่าตัวแบบ KKWV-TVL

จากตารางที่ 1 - 4 พบว่าตัวแบบ ASN-WTV สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมออกจากภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพและรวดเร็วทั้งภาพสังเคราะห์และภาพจริง และนอกจากนี้เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบ ASN-WTV กับตัวแบบ KKWV-TVL พบว่า ตัวแบบ ASN-WTV ให้ภาพผลลัพธ์ที่มีคุณภาพมากกว่าภาพผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบ KKWV-TVL ในทุก ๆ การทดลองเชิงตัวเลข นอกจากนี้ตัวแบบ ASN-WTV ยังใช้เวลาในการกำจัดสัญญาณรบกวนน้อยกว่าตัวแบบ KKWV-TVL ภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองเชิงตัวเลขแสดงดังรูปที่ 2 - 4

ในรูปที่ 2 - 4 แถวที่ 1 แสดงรูปที่มีสัญญาณรบกวน แถวที่ 2 แสดงรูปผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบ KKWV-TVL และแถวที่ 3 แสดงรูปผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบ ASN-WTV



รูปที่ 2 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ ASN-WTV กับตัวแบบ KKWV-TVL ในภาพ Square



รูปที่ 3 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ ASN-WTV กับตัวแบบ KKWV-TVL ในภาพ Ring

รูปที่ 4 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ ASN-WTV กับตัวแบบ KKWV-TVL ในภาพ Peppers

2. ผลการพัฒนาวิธีการเชิงตัวเลขสำหรับแก้ตัวแบบเชิงการแปรผันที่นำเสนอ

ในการหาผลเฉลยของตัวแบบ ASN-WTV ผู้วิจัยได้นำเสนอวิธีการ FP และวิธีการ SB โดยได้ทำการทดลองเชิงตัวเลขกับภาพสังเคราะห์และภาพจริง จำนวน 3 ภาพ คือภาพ Square ภาพ Ring และภาพ Peppers ที่มีระดับของสัญญาณรบกวนแบบผสมต่างกัน 6 กรณี ผลการทดลองเชิงตัวเลขแสดงดังตารางที่ 5 - 8

ตารางที่ 5 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของวิธีการ FP และวิธีการ SB กับตัวแบบ ASN-WTV โดยใช้ค่า PSNR

(k0, k1)	ภาพ Square			ภาพ Ring			ภาพ Peppers		
	$PSNR^0$	FP	SB	PSNR0	FP	SB	PSNR0	FP	SB
(3,1.5)	25.9245	39.0829	42.9958	24.6974	38.2936	45.3928	24.7952	29.9639	31.5911
(3,1)	27.6199	42.1726	45.3618	26.4062	39.8366	46.3395	26.5297	30.7933	32.5237
(3,0.5)	29.3179	42.9741	47.1320	28.3321	40.7682	47.8059	28.4714	31.1316	33.8429
(1,1.5)	26.5056	38.7375	42.4985	25.0699	38.5845	45.8195	25.2770	30.5292	31.8700
(1,1)	28.3095	42.3626	45.7622	26.9973	40.4597	47.0115	27.0952	30.8465	32.8138
(1,0.5)	30.6532	44.2186	48.6187	29.2925	41.4778	48.0237	29.5124	30.7186	34.6130

ตารางที่ 6 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของวิธีการ FP และวิธีการ SB กับตัวแบบ ASN-WTV โดยใช้ค่า MSE

(k0, k1)	ภาพ Square		ภาพ Ring		ภาพ Peppers	
	FP	SB	FP	SB	FP	SB
(3,1.5)	8.0304	3.2611	9.6311	1.8775	65.5672	45.0774
(3,1)	3.9419	1.8909	6.7508	1.5095	54.1680	36.3660
(3,0.5)	3.2775	1.2576	5.4473	1.0767	50.1087	26.8397
(1,1.5)	8.6951	3.6569	9.0071	1.7017	57.5643	42.2736
(1,1)	3.7732	1.7243	5.8484	1.2930	53.5085	34.0165
(1,0.5)	2.4606	0.8927	4.6260	1.0240	55.1083	22.4781

ตารางที่ 7 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของวิธีการ FP และวิธีการ SB กับตัวแบบ ASN-WTV โดยใช้ค่า SSIM

(k0, k1)	ภาพ Square		ภาพ Ring		ภาพ Peppers	
	FP	SB	FP	SB	FP	SB
(3,1.5)	0.9669	0.9985	0.9252	0.9880	0.8851	0.8863
(3,1)	0.9858	0.9950	0.9456	0.9893	0.9009	0.9134
(3,0.5)	0.9864	0.9981	0.9491	0.9911	0.9097	0.9157
(1,1.5)	0.9603	0.9957	0.9285	0.9883	0.8930	0.8954
(1,1)	0.9853	0.9958	0.9517	0.9903	0.9030	0.8975
(1,0.5)	0.9906	0.9990	0.9571	0.9917	0.9039	0.9260

จากตารางที่ 5 พบว่า ภาพผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการ SB ให้ค่า PSNR ที่สูงกว่าค่า PSNR ที่ได้จากวิธีการ FP นั่นหมายความว่า วิธีการ SB มีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีการ FP ในการหาผลเฉลยของตัวแบบ ASN-WTV

จากตารางที่ 6 พบว่า ภาพผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการ SB ให้ค่า MSE ที่ต่ำกว่าค่า MSE ที่ได้จากวิธีการ FP นั่นหมายความว่า วิธีการ SB มีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีการ FP ในการหาผลเฉลยของตัวแบบ ASN-WTV

จากตารางที่ 7 พบว่า ภาพผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการ SB ให้ค่า SSIM ที่สูงกว่าค่า SSIM ที่ได้จากวิธีการ FP นั่นหมายความว่า วิธีการ SB มีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีการ FP ในการหาผลเฉลยของตัวแบบ ASN-WTV

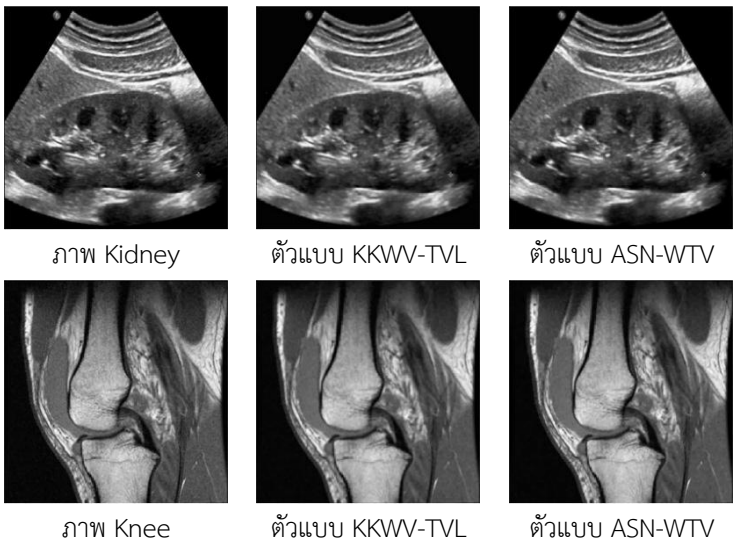
ตารางที่ 8 เวลาที่ใช้ในการกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพ (วินาที) ของวิธีการ FP และวิธีการ SB กับตัวแบบ ASN-WTV

(k0, k1)	ภาพ Square		ภาพ Ring		ภาพ Peppers	
	FP	SB	FP	SB	FP	SB
(3,1.5)	0.2874	0.1564	0.1081	0.0318	0.2566	0.0908
(3,1)	0.4034	0.0343	0.0996	0.0226	0.1689	0.1545
(3,0.5)	0.2409	0.0343	0.0752	0.0316	0.1532	0.1228
(1,1.5)	0.1658	0.0870	0.0984	0.0220	0.1515	0.0790
(1,1)	0.3005	0.0361	0.0960	0.0216	0.1606	0.1448
(1,0.5)	0.2240	0.0348	0.0760	0.0257	0.2187	0.0708

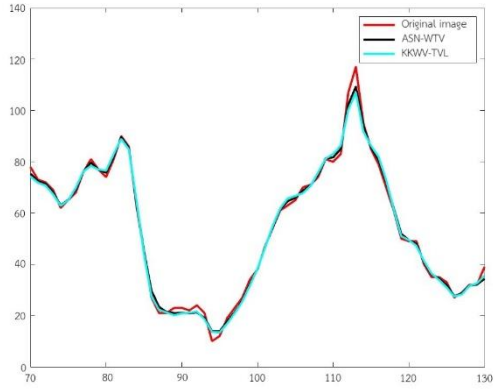
จากตารางที่ 8 พบว่า เวลาที่ใช้ในการกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพของตัวแบบ ASN-WTV ทั้งวิธีการ SB และวิธีการ FP น้อยกว่า 1 วินาที ซึ่งแสดงให้เห็นว่าทั้งสองวิธีสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพได้อย่างรวดเร็ว นอกจากนี้เมื่อเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการกำจัดสัญญาณรบกวนของทั้งสองวิธี พบว่า เวลาที่ใช้ในการกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยวิธีการ SB น้อยกว่าเวลาที่ใช้ในการกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพด้วยวิธีการ FP

3. ผลการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ ASN-WTV ในการกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูง

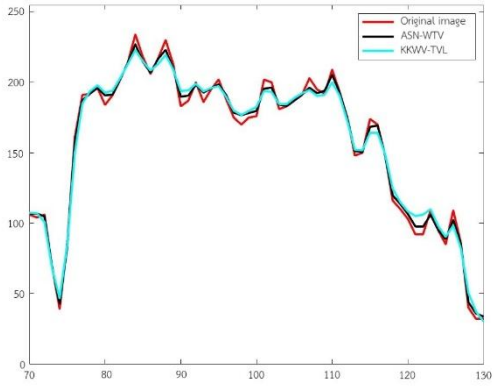
การทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ ASN-WTV ในการกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูง คณะผู้วิจัยได้ทำการทดลองกับภาพจริง 2 ภาพ คือ ภาพ Kidney และ ภาพ Knee โดยใช้วิธีการ SB และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบ ASN-WTV กับตัวแบบ KKWV-TVL ผลการทดลองเชิงตัวเลขพบว่า ทั้งสองตัวแบบให้ภาพผลลัพธ์ที่ดีขึ้น ดังรูปที่ 5 และเมื่อพิจารณาที่ระดับสัญญาณพบว่าตัวแบบทั้งสองสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพได้และไม่ทำให้ส่วนสำคัญในภาพเกิดการเปลี่ยนแปลง โดยตัวแบบ ASN-WTV สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนและรักษาส่วนสำคัญของภาพได้ดีกว่าตัวแบบ KKWV-TVL ดังรูปที่ 6



รูปที่ 5 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ ASN-WTV กับตัวแบบ KKWV-TVL ในภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูง



ระดับสัญญาณแถวที่ 128 ในภาพ Kidney



ระดับสัญญาณแถวที่ 150 ในภาพ Knee

รูปที่ 6 ระดับสัญญาณของภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงในคอลัมน์ที่ 70 - 130

สรุปผลการวิจัย

ในงานวิจัยนี้คณะผู้วิจัยได้พัฒนาตัวแบบสำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมทั้งสัญญาณรบกวนแบบการบวกและสัญญาณรบกวนแบบสเปคเคิลในขั้นตอนเดียว ผู้วิจัยได้นำเสนอตัวแบบ ASN-WTV ที่พัฒนาขึ้นโดยใช้ข้อดีของพจน์วัดความผิดปกติของข้อมูลของตัวแบบ ROF และตัวแบบ KKWV ในการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการบวกและสัญญาณรบกวนแบบสเปคเคิล และใช้ข้อดีของเร็กกิวลาร์ไรซ์เซชันแบบการแปรผันรวมอย่างเวเบอร์ ที่สามารถลดปรากฏการณ์ขั้นบันไดพร้อมกับคำนึงถึงการเปลี่ยนแปลงความเข้มของระดับสีแบบเฉพาะที่ซึ่งมีผลกับการมองเห็นของมนุษย์ นอกจากนี้ผู้วิจัยได้พัฒนาวิธีการ FP และวิธีการ SB สำหรับหาผลเฉลยของตัวแบบ ASN-WTV จากผลการทดลองเชิงตัวเลขพบว่าตัวแบบ ASN-WTV สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนแบบผสมออกจากภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพ รวดเร็ว และให้ภาพผลลัพธ์ที่มีคุณภาพมากกว่าภาพผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบ KKWV-TVL และวิธีการ SB มีประสิทธิภาพดีและรวดเร็วกว่าวิธีการ FP ในการหาผลเฉลยเชิงตัวเลขของตัวแบบ ASN-WTV

กิตติกรรมประกาศ

คณะผู้วิจัยขอขอบคุณมหาวิทยาลัยราชภัฏกาญจนบุรีในการสนับสนุนทุนอุดหนุนการวิจัยในการวิจัยประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2567

จริยธรรมการวิจัยในมนุษย์

งานวิจัยนี้เป็นได้รับการรับรองจริยธรรมการวิจัยในคนจากสำนักงานคณะกรรมการวิจัยในคน สถาบันวิจัยและพัฒนา มหาวิทยาลัยราชภัฏกาญจนบุรี เลขที่โครงการวิจัย SOP 015/2567 เมื่อวันที่ 17 พฤษภาคม พ.ศ. 2567

เอกสารอ้างอิง

ศิริวรรณ จันทร์แก่น และ โสภิดา สุขญาณกิจ. (2567a). ตัวแบบเชิงการแปรผันที่ปรับปรุงสำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพที่เกิดจากสัญญาณรบกวนแบบผสม. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี 32(5): 1 – 16.

ศิริวรรณ จันทร์แก่น และ โสภิดา สุขญาณกิจ. (2567b). การกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการบวกและแบบการคูณออกจากภาพโดยใช้วิธีการปริทเบรกแมน. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีมหาวิทยาลัยราชภัฏบุรีรัมย์ 8(1): 15 – 28.

Chankan, S., Chumchob, N. and Sroisangwan, P. (2023). A novel image denoising approach based on a curvature-based regularization. Signal Image and Video Processing 17: 2129 - 2136.

Chumchob, N., Chen, K. and Brito-Loeza, C. (2013). A new variational model for removal of combined additive and multiplicative noise and a fast algorithm for its numerical approximation. International Journal of Computer Mathematics 90(1): 140 – 161.

Chumchob, N. and Prakit, I. (2019). An improved variational model and its numerical solutions for speckle noise removal from real ultrasound image. Journal of Computational Mathematics 37(2): 1 - 39.

De los Reyes, J.C., and Schnlieb, C.B. (2013). Image denoising learning the noise model via nonsmooth PDE-constrained optimization. Inverse Problems and Imaging 7(4): 1183 - 1214.

Goldstein, T. and Osher, S. (2009). The split Bregman method for l1-regularized problems. SIAM Journal on Sciences 2(2): 323 - 343.

Jin, Z. and Yang, X. (2010). Analysis of a new variational model for multiplicative noise removal. Journal of Mathematical Analysis and Applications 362: 415 – 426.

Kang, M., Jung, M. and Kang, M. (2018). Higher-order regularization based image restoration with automatic regularization parameter selection. Computers and Mathematics with Applications 76: 58 - 80.

Krissian, K., Kikinis, R., Westin, C.F. and Vosburgh, K. (2005). Speckle constrained filtering of ultrasound images. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2: 547 – 552.

Kumar, B.B.S. and Satyanarayana, P.S. (2022). A mixture of Noise Image Denoising using Sevenlets Wavelet Techniques. Trends in Sciences 19(10): 4186 - 4186. doi: 10.48048/tis.2022.4186.

Lysaker, M., Lundervold, A. and Tai, X.C. (2003). Noise removal using fourth-order partial differential equation with applications to medical magnetic resonance images in space and time. IEEE Transactions on Image Processing 12(12): 1579 – 1590.

Rudin, L., Lions, P.L. and Osher, S. (2003). Multiplicative denoising and deblurring: theory and algorithms. In: Geometric Level Sets in Imaging, Vision, and Graphics. New York: Springer. 103 - 119

Rudin, L., Osher, S. and Fatemi, E. (1992). Nonlinear total variation based noise removal algorithms. Physica D: Nonlinear Phenomena 60(1-4): 259 - 268.

Shama, M.G., Huang, T.Z., Liu, J. and Wang, S. (2016). A convex total generalized variation regularized model for multiplicative noise and blur removal. Applied Mathematics and Computation 276: 109 - 121.

Tavakkol. E., Hosseini, S.M. and Hosseini, A.R. (2019). A new regularization term based on second order total generalized variational for image denoising problems. Iranian Journal of Numerical Analysis and Optimization 9(2): 141 - 163.

Thao, T.T.T., Pham, C.T., Kopylov, A.V. and Nguyen, V.N. (2019). An adaptive variational model for medical images restoration. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences 12(2): 219 - 224.

You, Y.L. and Kaveh, M. (2000). Fourth-order partial differential equations for noise removal. IEEE Transactions on Image Processing 9(10): 1723 - 1730.

❑❑❑❑❑