

วิธีการมัลติเรโซลูชันสำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณ ออกจากภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงทางการแพทย์

A Multi-resolution Method for Removing the Multiplicative Noise in Medical Ultrasound Images

อิศรรัตน์ ประกิจ^{1*} นพดล ชุมชอบ¹ และ ศิริวรรณ จันทร์แก่น²

Isararat Prakit¹ Noppadol Chumchob¹ and Siriwan Chankan²

บทคัดย่อ

ตัวแบบการแปรผันแบบใหม่สำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณออกจากภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงทางการแพทย์ได้ถูกนำเสนอในงานวิจัยนี้ เนื่องจากความไม่เป็นเชิงเส้นซึ่งปรากฏในสมการออยเลอร์-ลากรางจ์ที่เกี่ยวข้อง คณะวิจัยจึงพัฒนาวิธีการแบบจุดตรึงวงกว้างกับรูปแบบมัลติเรโซลูชันหลายรูปแบบ การทดสอบเชิงตัวเลขที่ใช้สามชุดข้อมูลได้ถูกดำเนินการเพื่อคัดเลือกวิธีการมัลติเรโซลูชันที่ตั้งอยู่บนวิธีการแบบจุดตรึงวงกว้างซึ่งมีประสิทธิภาพสูงสุด อย่างที่ได้คาดหวังไว้ การทดลองเชิงตัวเลขไม่เพียงแต่ยืนยันว่าวิธีการที่ได้แนะนำให้ผลการกำจัดสัญญาณรบกวนที่มีคุณภาพสูงเท่านั้น แต่วิธีการดังกล่าวยังสามารถทำงานได้รวดเร็วกว่าวิธีการแบบจุดตรึงวงกว้างแบบเรโซลูชันเดียวหลายเท่า

ABSTRACT

A new variational model for removal of multiplicative noise from ultrasound image is proposed in this paper. Due to the nonlinearity involved in the associated Euler-Lagrange equation, we develop the so-called global fixed-point (GFP) method with several multi-resolution schemes. Numerical tests using three representative data sets are performed to select the most effective GFP-based multi-resolution method. As expected, our numerical experiments not only confirm that the recommended GFP-based multi-resolution approach delivers high-quality denoising but also that the recommended numerical approach is many orders of magnitude faster than the uni-resolution GFP method.

Key Words: image denoising, multi-resolution, multiplicative noise, regularization, total variation

*Corresponding author; e-mail address: k_wz@hotmail.com

¹ ภาควิชาคณิตศาสตร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร นครปฐม 73000

¹ Department of Mathematics, Faculty of Science, Silpakorn University, Nakhon pathom, 73000

² คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏกาญจนบุรี กาญจนบุรี 71000

² Faculty of Science and Technology, Kanchanaburi Rajabhat University, Kanchanaburi, 71000

คำนำ

เทคนิคการวินิจฉัยทางการแพทย์โดยใช้ภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูง หรือ ภาพอัลตราซาวด์ (ultrasound image) เป็นเทคนิคการตรวจหาความผิดปกติของร่างกายที่มีประสิทธิภาพสูงวิธีการหนึ่งซึ่งได้รับการพิสูจน์และยอมรับมากกว่า 40 ปีว่าเป็นเทคนิคที่มีความปลอดภัย สะดวก รวดเร็ว และมีค่าใช้จ่ายต่ำเมื่อเทียบกับเทคนิคการวินิจฉัยทางการแพทย์โดยใช้ภาพถ่ายทางการแพทย์ชนิดอื่น โดยทั่วไปเทคนิคการวินิจฉัยทางการแพทย์ชนิดนี้ได้ถูกใช้เป็นเครื่องมือพื้นฐานเพื่อตรวจอวัยวะในช่องท้องส่วนบนและส่วนล่าง ระบบทางเดินปัสสาวะ บริเวณทรวงอก เต้านม บริเวณลำคอ ต่อมไทรอยด์ หัวใจ หลอดเลือด เป็นต้น

อย่างไรก็ตาม คุณภาพและความคมชัดของข้อมูลบนภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงจะถูกลดทอนโดยสิ่งที่เรียกว่า สัญญาณรบกวนแบบสเปกเคิล (speckle noise) ซึ่งเป็นสัญญาณรบกวนแบบการคูณ (multiplicative noise) ที่เกิดจากกระบวนการสร้างภาพ ดังนั้นการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณออกจากภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงจึงเป็นการประมวลผลภาพที่ได้รับความสนใจและเป็นเครื่องมือสนับสนุนการวินิจฉัยที่จำเป็นต่อการประยุกต์ทางการแพทย์

ในช่วงหลายปีที่ผ่านมา วิธีการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณออกจากภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงได้ถูกพัฒนาขึ้นเป็นจำนวนมาก เช่น วิธีการกรองแบบปรับตัวได้ (adaptive filtering method) วิธีการเวฟเล็ต (wavelet method) วิธีการแพร่แอนนิโซทรอปิก (anisotropic diffusion method) และวิธีการแปรผัน (variational method) ในบรรดาวิธีการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณออกจากภาพ วิธีการแปรผันสามารถนำไปสู่ผลการกำจัดสัญญาณรบกวนที่มีคุณภาพสูงกว่าวิธีการอื่นๆ ด้วยเหตุผลดังกล่าว งานวิจัยนี้จะใช้วิธีการแปรผันสำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณออกจากภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูง นอกจากนี้เราจะใช้เทอม “ ตัวแบบการแปรผัน (variational model) ” แทนตัวแบบเชิงคณิตศาสตร์ (mathematical model) ที่ใช้วิธีการแปรผันเพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณออกจากภาพ

กำหนดให้ $u, f: \Omega \subset \mathbb{R}^2 \rightarrow V \subset [0, \infty)$ แทนภาพถ่ายต้นฉบับที่ต้องการค้นหา (ไม่ทราบ) และภาพที่มีสัญญาณรบกวนแบบการคูณ (ทราบ) ตามลำดับ ตัวแบบการแปรผันสำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณออกจากภาพสามารถเขียนได้ในรูปปัญหาการแปรผัน (variational problem) ต่อไปนี้

$$\min_{u \in U} \{J_\lambda(u) = D(u) + \lambda R(u)\} \quad (1)$$

โดยที่ U แทนปริภูมิของคำตอบที่เป็นไปได้ ในส่วนของ $J_\lambda(u)$ เทอมแรก $D: U \rightarrow [0, \infty)$ เป็นฟังก์ชันนัล (functional) ซึ่งทำหน้าที่วัดความเหมาะสมของข้อมูล (data fitting term) ระหว่างภาพ u และ f ซึ่งถูกกำหนดจากตัวแบบการสร้างภาพ (image formation model) ที่มีสัญญาณรบกวนแบบการคูณ เทอมที่สอง $R: U \rightarrow [0, \infty)$ เป็นฟังก์ชันนัลที่เกิดจากการใช้เทคนิคเร็กกิวลารีไรซ์เซชัน (regularization technique) ซึ่งทำหน้าที่ควบคุมความเรียบ (smoothness) ของ u และ $\lambda > 0$ เป็นพารามิเตอร์ถ่วงน้ำหนัก (weighted parameter) ซึ่งทำหน้าที่ปรับความสมดุลระหว่างเทอม D และ R ในงานวิจัยนี้จะสมมติว่า $\Omega = [0,1]^2$ และ $V = (0,1)$

โดยทั่วไป ตัวแบบการสร้างภาพที่มีสัญญาณรบกวนแบบการคูณจะถูกกำหนดโดย

$$f = u\eta \quad (2)$$

โดยที่ $u, \eta > 0$ และ η แทนสัญญาณรบกวนแบบการคูณ อย่างไรก็ตาม ในระบบการสร้างภาพของภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงทางการแพทย์ ขั้นตอนวิธีบีบอัดไม่เป็นเชิงเส้น (nonlinear compression algorithm) จะถูกนำมาใช้เพื่อปรับระดับความเข้มโทนสีเทาของภาพก่อนการแสดงผลออกทางหน้าจอภาพ กระบวนการประมวลผลภาพเบื้องต้นนี้ทำให้ตัวแบบการสร้างภาพของภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงทางการแพทย์ที่มีสัญญาณรบกวนแบบการคูณบนจอภาพสามารถถูกกำหนดโดย

$$f = u + \sqrt{u}\eta \quad (3)$$

โดยที่ η เป็นสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน (Gaussian noise) ที่มีค่าเฉลี่ย 0

Jin และ Yang ได้ใช้ตัวแบบการสร้างภาพ (3) และแนวคิดของการสร้างตัวแบบการแปรผันสำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการบวกออกจากภาพที่นำเสนอโดย Rudin และคณะ รวมไปถึงเทอมวัดความเหมาะสมข้อมูลที่นำเสนอโดย Krissian และคณะ เพื่อนำเสนอตัวแบบการแปรผันสำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณออกจากภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงทางการแพทย์ (ต่อไปจะเรียกว่าตัวแบบการแปรผันนี้ว่า ตัวแบบ JY) ดังนี้

$$\min_{u \in U} \{ J_\lambda^{JY}(u) = D^{KKWV}(u) + \lambda R^{TV}(u) \} \quad (4)$$

โดยที่ $D^{KKWV}(u) = \int_{\Omega} \frac{(f-u)^2}{u} dx$ และ $R^{TV}(u) = \int_{\Omega} |\nabla u| dx$ เป็นเทอมวัดความเหมาะสมข้อมูลและเทอมเร็กิวลารีไรซ์เซชันแบบการแปรผันรวม (total variation regularization) ตามลำดับ

โดยจิตฟิสิกส์ (Psychophysics) ความเข้มของระดับสีหรือเฉดสีในจอภาพสามารถใช้เป็นสิ่งที่เร้าหรือสิ่งกระตุ้นการรับรู้และการตอบสนองของมนุษย์ ดังนั้นหลังจากใช้กฎของเวเบอร์ (Weber's law) จะพบว่าอัตราส่วนของ การเปลี่ยนแปลงของระดับความเข้มสีที่ปรากฏในภาพจนทำให้มนุษย์เกิดความรู้สึกได้ทางด้านการมองเห็น δu ต่อระดับความเข้มสีเดิม (background intensity level) u เป็นค่าคงที่เสมอ นั่นคือ $\frac{\delta u}{u} = k$ เมื่อ k แทนตัวคงที่ของเวเบอร์ (Weber's constant) เห็นได้ว่าตัวแบบ JY ไม่ได้คำนึงถึงสิ่งที่กล่าวถึงข้างต้น ตัวอย่างเช่น ถ้ามีการเปลี่ยนแปลงของระดับความเข้มสีที่ปรากฏในภาพแบบเฉพาะที่เป็น $\delta u = 0.02$ จะพบว่าเทอมเร็กิวลารีไรซ์เซชันในตัวแบบ JY จะปฏิบัติหน้าที่อย่างเท่าเทียมกันเป็นอิสระจากระดับความเข้มสีเดิม u ไม่ว่าจะระดับความเข้มสีเดิมจะมีค่าเป็น $u = 0.1$ หรือ $u = 0.8$ แต่เมื่อใช้กฎของเวเบอร์จะพบว่าถ้าระดับความเข้มสีเดิมมีค่าเป็น 0.1 ($u = 0.1$; สีเทาเข้ม) แล้วระดับความเข้มสีแบบเฉพาะที่จะต้องมีการเปลี่ยนแปลงไปจากเดิมในปริมาณค่อนข้างมาก (ประมาณ 20%) จึงจะทำให้มนุษย์เกิดความรู้สึกได้ทางด้านการมองเห็นต่อการเปลี่ยนแปลงนี้ ในทางตรงข้าม ถ้าระดับความเข้มสีเดิมมีค่าเป็น 0.8 ($u = 0.8$; สีเทาอ่อน) แล้วการเปลี่ยนแปลงของระดับความเข้มสีแบบเฉพาะที่เพียงเล็กน้อย (ประมาณ 2.5%) ก็จะทำให้มนุษย์เกิดความรู้สึกได้ทางด้านการมองเห็นต่อการเปลี่ยนแปลงนี้ จากเหตุผลดังกล่าวข้างต้น คณะผู้วิจัยจึงได้ปรับปรุงตัวแบบ JY โดยเพิ่มเทอมเร็กิวลารีไรซ์เซชันแบบการแปรผันรวมอย่างเวเบอร์ (Weberized total variation regularization) ซึ่งถูกแนะนำโดย Shen ต่อไปนี้

$$R^{WTV}(u) = \int_{\Omega} \frac{|\nabla u|}{u} dx$$

เพื่อควบคุมคำตอบ u ให้สอดคล้องกับกฎของเวเบอร์ และดังนั้นตัวแบบการแปรผันชนิดใหม่สำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณออกจากภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงทางการแพทย์สามารถถูกนำเสนอได้เป็น

$$\min_{u \in U} \{ J_{\lambda_1, \lambda_2}^{PCC}(u) = D^{KKWV}(u) + \lambda_1 R^{TV}(u) + \lambda_2 R^{WTV}(u) \} \quad (5)$$

โดยที่ λ_1, λ_2 แทนพารามิเตอร์ถ่วงน้ำหนักสำหรับเทอมที่ 2 และ 3 ตามลำดับ

เมื่อใช้แคลคูลัสของการแปรผัน (calculus of variation) เพื่อแก้ปัญหาค่าเหมาะที่สุดที่นำเสนอใน (5) จะได้สมการออยเลอร์-ลากรางจ์ (Euler-Lagrange equation) ต่อไปนี้

$$-\nabla \cdot \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|_\beta} \right) + \frac{1}{\lambda_1 u + \lambda_2} \left(u - \frac{f^2}{u} \right) = g \quad (6)$$

ภายใต้เงื่อนไขค่าขอบแบบนอยมันน์ (Neumann boundary condition)

$$\frac{\partial u}{\partial n} = 0$$

โดยที่ $|\nabla u|_\beta = \frac{1}{\sqrt{u_x^2 + u_y^2 + \beta}}$ และ $g = 0$ ทั้งนี้ พารามิเตอร์ $0 < \beta \ll 1$ ได้ถูกนำมาใช้เพื่อบรรเทาภาวะเอก-

ฐาน (singularity) สำหรับกรณีที่ $\nabla u = 0$

งานวิจัยชิ้นนี้ได้ถูกจัดลำดับของการศึกษาไว้ ดังนี้ หัวข้อที่ 2 จะกล่าวถึงวิธีการเชิงตัวเลขสำหรับแก้สมการออยเลอร์-ลากรางจ์ (6) จากนั้นเป็นการรายงานผลการทดลองเชิงตัวเลขในหัวข้อที่ 3 บทสรุปของงานวิจัยนี้ได้กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 4

วิธีการเชิงตัวเลข

การดิสครีตไทซ์เซชันแบบไฟไนต์ดิฟเฟอเรนซ์

กำหนดให้ $\Omega_h = \{x \in \Omega \mid x = (x_i, y_j)^T = \left(\frac{(2i-1)h}{2}, \frac{(2j-1)h}{2}\right)^T, 1 \leq i, j \leq n\}$ แทนโดเมนแบบดิสครีต (discrete domain) ซึ่งประกอบด้วย $n \times n$ เซลล์ (cell) โดยที่แต่ละเซลล์มีขนาดเท่ากับ $h \times h$ เมื่อ $h = \frac{1}{n}$ แทนระยะกริด (grid spacing) และ $(u^h)_{i,j} = u(x_i, y_j)$ แทนฟังก์ชันกริด (grid function) หลังจากใช้การประมาณไฟไนต์ดิฟเฟอเรนซ์แบบกึ่งกลางเซลล์ (cell-centered finite difference approximation) เพื่อดิสครีตไทซ์ (6) จะได้ผลการประมาณของสมการออยเลอร์-ลากรางจ์ที่จุดกริด (x_i, y_j) เหนือ Ω_h เป็น

$$-K^h(u^h)_{i,j} + (\lambda^*)_{i,j} \left((u^h)_{i,j} - \frac{(f^h)_{i,j}^2}{(u^h)_{i,j}} \right) = (g^h)_{i,j} \quad (7)$$

$$\text{เมื่อ } (\lambda^*)_{i,j} = \frac{1}{\lambda_1 (u^h)_{i,j} + \lambda_2}$$

$$-K^h(u^h)_{i,j} = (1/h^2) \left((\Sigma^h)_{i,j} (u^h)_{i,j} - (\bar{\Sigma}^h)_{i,j} (u^h)_{i,j} \right)$$

$$(\Sigma^h)_{i,j} (u^h)_{i,j} = (D_1(u^h)_{i,j} + D_2(u^h)_{i,j} + 2D_3(u^h)_{i,j}) (u^h)_{i,j}$$

$$(\bar{\Sigma}^h)_{i,j} (u^h)_{i,j} = D_1(u^h)_{i,j} (u^h)_{i-1,j} + D_2(u^h)_{i,j} (u^h)_{i,j-1} + D_3(u^h)_{i,j} ((u^h)_{i+1,j} + (u^h)_{i,j+1})$$

$$D(u^h)_{i,j} = \frac{1}{\sqrt{(\delta_x^+(u^h)_{i,j}/h)^2 + (\delta_y^+(u^h)_{i,j}/h)^2 + \beta}}$$

$$D_1(u^h)_{i,j} = D(u^h)_{i-1,j} \quad D_2(u^h)_{i,j} = D(u^h)_{i,j-1} \quad D_3(u^h)_{i,j} = D(u^h)_{i,j}$$

$$\delta_x^+(u^h)_{i,j} = (u^h)_{i+1,j} - (u^h)_{i,j} \quad \text{และ} \quad \delta_y^+(u^h)_{i,j} = (u^h)_{i,j+1} - (u^h)_{i,j}$$

ในที่นี้ เส้นไขว้ค่าขอบแบบนอยมันน์จะถูกใช้ในการคำนวณฟังก์ชันกริด ณ บริเวณขอบของโดเมนดิสครีต ดังนี้

$$(u^h)_{i,0} = (u^h)_{i,1} \quad (u^h)_{i,n+1} = (u^h)_{i,n} \quad (u^h)_{0,j} = (u^h)_{1,j} \quad (u^h)_{n+1,j} = (u^h)_{n,j}$$

เพื่ออำนวยความสะดวกในการเขียนสัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์ ในหัวข้อถัดไปจะละการเขียน h และ $(\cdot, \cdot)^h$ เป็นบางครั้ง

วิธีการแบบจุดตรึงวงกว้าง

แนวคิดของวิธีการนี้คือการทำให้เป็นเชิงเส้นด้วยวิธีการทำให้เป็นเชิงเส้นแบบวงกว้าง (global linearization method) ภายใต้แนวคิดของวิธีการทำซ้ำแบบจุดตรึง (fixed-point iteration method) โดยเริ่มต้นจากการตรึงเทอมซึ่งไม่เป็นเชิงเส้น $D_1(u)_{i,j}, D_2(u)_{i,j}, D_3(u)_{i,j}, (\lambda^*)_{i,j}$ และ $1/(u)_{i,j}$ ไว้ในการทำซ้ำครั้งก่อนหน้า จากนั้นใช้วิธีผ่อนปรนเกินสืบเนื่อง (successive over relaxation method) เพื่อแก้ระบบสมการที่ถูกทำให้เป็นเชิงเส้นดังนี้

$$(u^{(v+1;k+1)})_{i,j} = (1 - \omega)(u^{(v+1;k)})_{i,j} + \omega(N[u^{(v)}])_{i,j}^{-1} (G[u^{(v;k+\frac{1}{2})}])_{i,j} \quad (7)$$

โดยที่ $v = 0, 1, 2, 3, \dots$ แทนดัชนีการทำซ้ำแบบจุดตรึง $0 < \omega < 2$

$$(N[u^{(v)}])_{i,j}^{-1} = \frac{1/h^2}{(\Sigma^{(v)})_{i,j} + (\lambda^{*(v)})_{i,j}}$$

$$(G[u^{(v;k+\frac{1}{2})}])_{i,j} = (g)_{i,j} + (\lambda^{*(v)})_{i,j} ((f)_{i,j}^2 / (u^{(v)})_{i,j}) + (1/h^2)(\bar{\Sigma}^{(v)})_{i,j} (u^{(v+1;k+1/2)})_{i,j}$$

$$(\bar{\Sigma}^{(v)})_{i,j} (u^{(v+1;k+1/2)})_{i,j} = D_1(u^{(v)})_{i,j} (u^{(v+1;k+1)})_{i-1,j} + D_2(u^{(v)})_{i,j} (u^{(v+1;k+1)})_{i,j-1} \\ + D_3(u^{(v)})_{i,j} (u^{(v+1;k)})_{i+1,j} + D_3(u^{(v)})_{i,j} (u^{(v+1;k)})_{i,j+1}$$

และ $k, k + \frac{1}{2}, k + 1$ แทนดัชนีการทำซ้ำแบบเกาส์-ไซเดล (Gauss-Seidel iteration) ในการทำซ้ำรอบเดิม รอบระหว่างกลางและรอบใหม่ ตามลำดับ ทั้งนี้วิธีการทำให้เป็นเชิงเส้นที่กล่าวถึงข้างต้นจะถูกเรียกว่า วิธีการแบบจุดตรึงวงกว้าง (global fixed-point method) ซึ่งต่อไปจะเรียกวินี้โดยย่อว่า วิธีการ GFP

วิธีการมัลติเรโซลูชัน

ขั้นตอนสำคัญของวิธีมัลติเรโซลูชัน (multi-resolution method) เพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพสามารถกล่าวถึงโดยย่อได้ ดังนี้

เริ่มต้นด้วยการส่งถ่ายภาพจากรีโซลูชันที่ละเอียดที่สุดไปยังรีโซลูชันที่หยาบที่สุด ณ รีโซลูชันที่หยาบที่สุดนี้ จะดำเนินการกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพโดยใช้วิธีการ GFP จากนั้นนำภาพผลลัพธ์ที่ได้รับการกำจัดสัญญาณรบกวนออกไปแล้วส่งถ่ายต่อไปยังรีโซลูชันต่อไปที่มีความละเอียดสูงกว่าเพื่อเข้าสู่ขั้นตอนการกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพอีกครั้งโดยใช้วิธีการ GFP วิธีการนี้จะดำเนินการทำซ้ำเช่นนี้ต่อไปจนถึงรีโซลูชันที่มีความละเอียดที่สุด

คณะวิจัยได้ใช้การทดลองเชิงตัวเลขเพื่อกำหนดขนาดของรีโซลูชันที่หยาบที่สุดและสามารถแสดงรายละเอียดของภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงดั้งเดิมอย่างเพียงพอ คณะวิจัยพบว่ารีโซลูชันที่หยาบที่สุดควรมีขนาดอย่างน้อย 64×64 พิกเซล ทั้งนี้จะเรียกวินี้วิธีการมัลติเรโซลูชันที่กล่าวถึงในย่อหน้าข้างต้นว่าวิธีมัลติเรโซลูชันแบบพื้นฐาน เพื่อปรับปรุงวิธีมัลติเรโซลูชันแบบพื้นฐานให้ทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น คณะวิจัยได้จำแนก

ประเภทของวิธีมัลติเรโซลูชันเพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณออกจากภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงออกเป็น 3 ประเภท ดังนี้

M1. วิธีการมัลติเรโซลูชันแบบพื้นฐาน : การกำจัดสัญญาณรบกวนจะถูกดำเนินการทุกเรโซลูชัน

M2. วิธีการมัลติเรโซลูชันแบบปรับปรุงชนิดที่ 1 : การกำจัดสัญญาณรบกวนจะถูกดำเนินการบางเรโซลูชันดังนี้ เริ่มต้นด้วยการดำเนินการกำจัดสัญญาณรบกวนบนเรโซลูชันที่หยาบที่สุดจากนั้นดำเนินการกำจัดสัญญาณรบกวนข้ามทีละหนึ่งเรโซลูชันและดำเนินการเช่นนี้ต่อไปเรื่อยๆ สุดท้ายจึงดำเนินการบนเรโซลูชันก่อนหน้าเรโซลูชันที่ละเอียดที่สุดรวมทั้งเรโซลูชันที่ละเอียดที่สุด

M3. วิธีการมัลติเรโซลูชันแบบปรับปรุงชนิดที่ 2 : การกำจัดสัญญาณรบกวนจะถูกดำเนินการเฉพาะเรโซลูชันที่หยาบที่สุดและที่ละเอียดที่สุดเท่านั้น (อาจเรียกวิธีการนี้ว่าวิธีการสองเรโซลูชัน)

ทั้งนี้วิธีการประมาณค่าในช่วงแบบเชิงเส้นคู่ (bi-linear interpolation) จะถูกใช้เพื่อส่งถ่ายข้อมูลจากเรโซลูชันที่หยาบไปเรโซลูชันที่ละเอียด และวิธีการทำให้หยาบแบบมาตรฐาน (standard coarsening method)) จะถูกใช้เพื่อส่งถ่ายข้อมูลจากเรโซลูชันที่ละเอียดไปเรโซลูชันที่หยาบ

การทดลองเชิงตัวเลข

คณะวิจัยได้ออกแบบการทดลองเชิงตัวเลขเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของ 1) วิธีการ GFP 2) วิธีการมัลติเรโซลูชันแบบพื้นฐาน (M1 method) 3) วิธีการมัลติเรโซลูชันแบบปรับปรุงชนิดที่ 1 (M2 method) 4) วิธีการมัลติเรโซลูชันแบบปรับปรุงชนิดที่ 2 (M3 method) โดยจะใช้ค่า PSNR (peak signal-to-noise ratio) ซึ่งถูกนิยามโดย

$$PSNR = 10\log\left(\frac{1}{MSE}\right) \quad (\text{หน่วยเป็น เดซิเบล})$$

เมื่อ

$$MSE = \left(\frac{1}{n^2}\right) \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n ((u^*)_{i,j} - (u^+)_{i,j})^2$$

เป็นเกณฑ์การตัดสิน

ในที่นี้ u^+ แทนภาพต้นฉบับที่ไม่มีสัญญาณรบกวนและ u^* แทนภาพที่มีสัญญาณรบกวนหรือภาพที่ได้รับการกำจัดสัญญาณรบกวนแล้ว ภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงที่มีขนาดเรโซลูชันเป็น 1024×1024 พิกเซล จะถูกนำมาทำการทดลองเชิงตัวเลขจำนวน 3 ภาพ ได้แก่ ภาพเด็กทารก ภาพไต และ ภาพตบ พร้อมกับการใช้พารามิเตอร์ $MAX_{SOR} = 4$ (จำนวนการทำซ้ำสูงสุดของวิธีผ่อนปรนเกินสืบเนื่องที่ถูกใช้ในแต่ละรอบของวิธีการ GFP บนทุกๆ เรโซลูชัน), $MAX_C = 10$ (จำนวนการทำซ้ำสูงสุดของวิธีการ GFP บนเรโซลูชันที่มีความหยาบที่สุดเท่านั้น) $MAX_I = 5$ (จำนวนการทำซ้ำสูงสุดของวิธีการ GFP บนเรโซลูชันที่ไม่ใช่เรโซลูชันที่มีความหยาบที่สุด), $\beta = 10^{-2}$ และ $\omega = 0.7$ ทั้งนี้ได้เลือกใช้พารามิเตอร์ถ่วงน้ำหนัก $(\lambda_1, \lambda_2) = (10^{-5}, 10^{-4})$ กับภาพตบ $(\lambda_1, \lambda_2) = (10^{-4}, 10^{-5})$ กับภาพเด็กทารกและภาพไต เนื่องจากให้ค่า PSNR ดีที่สุด การทดลองเชิงตัวเลขทั้งหมดในโครงการวิจัยนี้ได้ถูกประมวลด้วยโปรแกรม MATLAB R2008b ด้วยระบบปฏิบัติการ Windows 7 (32 บิต) บนเครื่องคอมพิวเตอร์แบบพกพา Toshiba กับ CPU แบบ Pentium P6100 2.00 GHz และแรมขนาด 2.00 GB

ตารางที่ 1 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างตัวแบบ JY ใน (4) และตัวแบบการแปรผันที่คณะวิจัยได้นำเสนอ ใน (5)

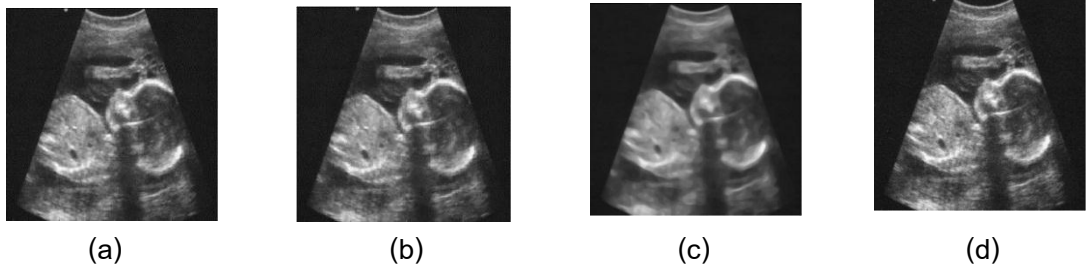
Problem	PSNR0	JY model PSNR ⁺	Our proposed model PSNR ⁺
Baby	25.6629	29.6369	32.1095
Liver	25.6629	31.6460	35.9011
Kidney	26.4865	28.0176	31.5823

ตารางที่ 2 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างวิธีการ GFP และวิธีการ M1-M3 ในที่นี้ PSNR0 หมายถึง PSNR ก่อนการกำจัดสัญญาณรบกวน, PSNR⁺ หมายถึง PSNR หลังจากการกำจัดสัญญาณรบกวน, CPU TIME หมายถึงเวลาที่ใช้ในการกำจัดสัญญาณรบกวน (วัดในหน่วยวินาที)

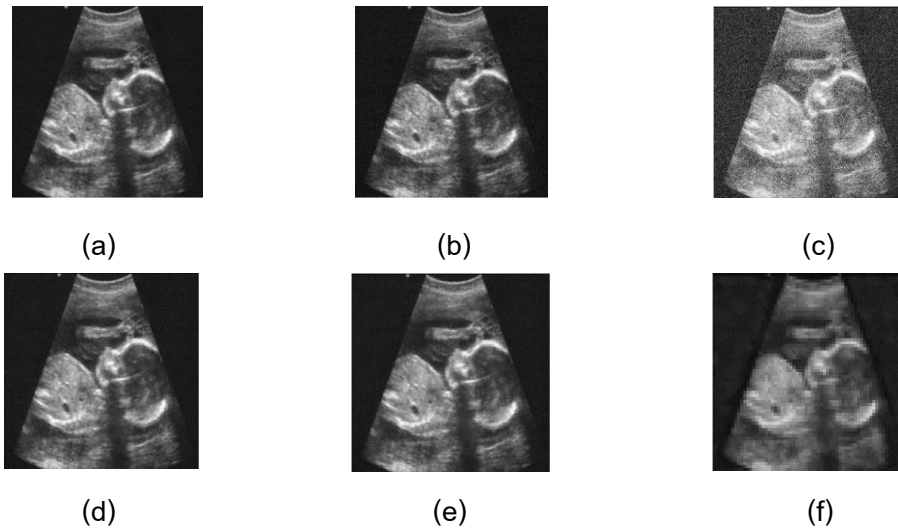
Problem	PSNR0	GFP	M1 Method	M2 Method	M3 Method
		PSNR ⁺ /CPU TIME	PSNR ⁺ /CPU TIME	PSNR ⁺ /CPU TIME	PSNR ⁺ /CPU TIME
Baby	25.6629	15.0917/12.9815	34.7402/11.2861	34.5150/9.7725	24.1397/1.7984
Liver	25.6629	24.9837/12.3837	34.1517/12.0579	34.0333/9.6852	27.7074/1.7996
Kidney	26.4865	16.1035/12.9881	34.5951/12.7767	34.4447/9.6896	23.1753/2.3386

สรุป

คณะวิจัยได้ทำการปรับปรุงตัวแบบ JY และได้้นำเสนอตัวแบบการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณออกจากภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงทางการแพทย์โดยใช้แนวคิดของจิตฟิสิกส์ จากนั้นจึงนำเสนอวิธีการ GFP เพื่อแก้สมการขอยเลอร์-ลากรางจ์ที่เกี่ยวข้องในกรอบการทำงานแบบมัลติเรโซลูชันเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและลดเวลาในการประมวลผลภาพโดยได้จำแนกรูปแบบของวิธีการมัลติเรโซลูชันออกเป็น 3 ประเภทดังนี้ M1) วิธีการมัลติเรโซลูชันแบบพื้นฐาน M2) วิธีการมัลติเรโซลูชันแบบปรับปรุงชนิดที่ 1 M3) วิธีการมัลติเรโซลูชันแบบปรับปรุงชนิดที่ 2 ผลการทดลองเชิงตัวเลขจากตารางที่ 1 ได้ชี้ให้เห็นว่า ตัวแบบที่ได้นำเสนอได้ผลการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณที่ดีกว่าตัวแบบ JY นอกจากนี้ ตารางที่ 2 แสดงให้เห็นว่า ถ้าวิธีการ GFP ใช้เวลาในการประมวลผลภาพใกล้เคียงกับวิธีการมัลติเรโซลูชันแล้วคุณภาพของภาพที่ได้รับจากการกำจัดสัญญาณรบกวนจะดีกว่าผลลัพธ์ที่ได้รับจากวิธีการมัลติเรโซลูชัน ยิ่งไปกว่านั้นวิธีการมัลติเรโซลูชันแบบปรับปรุงชนิดที่ 2 (M3) ให้ภาพผลลัพธ์และมีเวลาที่ใช้ในการประมวลผลภาพรวดเร็วกว่าวิธีการอื่นๆ แต่คุณภาพของภาพที่ได้รับจากการกำจัดสัญญาณรบกวนจะอยู่ในระดับต่ำที่สุด นอกจากนี้วิธีการมัลติเรโซลูชันแบบปรับปรุงชนิดที่ 1 (M2) ให้ภาพผลลัพธ์และใช้เวลาในการประมวลผลที่ใกล้เคียงกับวิธีมัลติเรโซลูชันแบบพื้นฐาน (M1) อย่างไรก็ตาม วิธีมัลติเรโซลูชันแบบพื้นฐาน (M1) ให้ภาพผลลัพธ์ที่ได้รับการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณมีความคมชัดสูงสุด



รูปที่ 1 จากซ้ายไปขวา: (a) ภาพต้นฉบับ (b) ภาพที่มีสัญญาณรบกวนโดยมี PSNR = 25.6692 (c) ภาพที่ถูกกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยตัวแบบ JY โดยมี PSNR = 29.6369 (d) ภาพที่ถูกกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยตัวแบบการแปรผันที่คณะวิจัยได้นำเสนอโดยมี PSNR=32.1095 เห็นได้ว่าตัวแบบการแปรผันที่คณะวิจัยได้นำเสนอให้ภาพผลลัพธ์ดีกว่าตัวแบบ JY



รูปที่ 2 จากซ้ายไปขวาและจากบนลงล่าง: (a) ภาพต้นฉบับ (b) ภาพที่มีสัญญาณรบกวนโดยมี PSNR = 25.6692 (c) ภาพที่ถูกกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยวิธีการ GFP โดยมี PSNR=15.0917 (d) ภาพที่ถูกกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยวิธีการ M1 โดยมี PSNR=34.7025 (e) ภาพที่ถูกกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยวิธีการ M2 โดยมี PSNR =34.5150 (f) ภาพที่ถูกกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยวิธีการ M3 โดยมี PSNR =24.1397 เห็นได้ว่าวิธีการ M1 ให้ความคมชัดสูงกว่าวิธีการอื่นๆ

เอกสารอ้างอิง

L. Rudin, S. Osher and E. Fatemi. Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D.* 0 (1992), pages 259-268.
 Z. Jin and X. Yang. A variational model to remove the multiplicative noise in ultrasound images. *J. Math. Imaging Vis.* 39 , pages 62 – 74, 2011.
 K. Krissian, R. Kikinis, C.F. Westin and K. Vosburgh. Speckle-constrained filtering of ultrasound images, in: IEEE Computer society Conference on CVPR. 2 (2005), pages 547-552.
 J. Shen. On the foundations of vision modeling I. Weber’s law and Weberized TV restoration. *Physica D.* 175 (2003), pages 241-251

ขอขอบพระคุณข้อเสนอแนะของผู้ทรงคุณวุฒิเป็นอย่างสูง คณะวิจัยได้ทำการดำเนินการแก้ไขดังนี้

1.การพิมพ์ภาษาไทยใช้ Word มีความไม่สม่ำเสมอ (ช่องไฟ ,ไม่มีเลขหน้ากำกับ)

คำชี้แจง: คณะวิจัยได้ทำการดำเนินการแก้ไขแล้ว

2.Table 1,2 ในหน้าที่ 6-7 ควรใช้คำอธิบายภาษาไทย

คำชี้แจง: คณะวิจัยได้ทำการดำเนินการแก้ไขคำบรรยายจากภาษาอังกฤษเป็นภาษาไทยและเขียนคำอธิบายใหม่จากเดิม “ Table 1 The comparison between JY model in (4) and our proposed model in (5).” เป็น “ตารางที่ 1 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างตัวแบบ JY ใน (4) และตัวแบบการแปรผันที่คณะวิจัยได้นำเสนอ ใน (5) ” และ “ Table 2 The comparison between the GFP method and M1-M3 methods. Here, PSNR0 represents the PSNR before the removal of noise, PSNR⁺ represents the PSNR after the removal of noise, CPU TIME is the time in seconds used to remove the noise.” เป็น “ตารางที่ 2 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างวิธีการ GFP และวิธีการ M1-M3 ในที่นี้ PSNR0 หมายถึง PSNR ก่อนการกำจัดสัญญาณรบกวน, PSNR⁺ หมายถึง PSNR หลังจากการกำจัดสัญญาณรบกวน, CPU TIME หมายถึงเวลาที่ใช้ในการกำจัดสัญญาณรบกวน (วัดในหน่วยวินาที) ”

3.หน้าที่ 2 ในคำนำบรรทัดสุดท้ายของย่อหน้าที่ 3 อ่านไม่เป็นความ

คำชี้แจง: คณะวิจัยได้ทำการดำเนินการแก้ไขจากเดิม “งานวิจัยนี้จะใช้วิธีการแปรผันสำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณออกจากภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงและจะกล่าวถึงตัวแบบเชิงคณิตศาสตร์ (mathematical model) ที่ใช้วิธีการแปรผันเพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณออกจากภาพเรียกว่าตัวแบบการแปรผัน (variational model) ” เป็น “งานวิจัยนี้จะใช้วิธีการแปรผันสำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณออกจากภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูง นอกจากนี้เราจะใช้เทอม “ ตัวแบบการแปรผัน (variational model) “ แทนตัวแบบเชิงคณิตศาสตร์ (mathematical model) ที่ใช้วิธีการแปรผันเพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนแบบการคูณออกจากภาพ ”

4.คำอธิบาย Figure 1,2 ควรเป็นภาษาไทย หน้าที่ 8 ให้อยู่ในหน้าเดียวกัน

คำชี้แจง: คณะวิจัยได้ทำการดำเนินการแก้ไขคำบรรยายได้ภาพจากภาษาอังกฤษเป็นภาษาไทย และเขียนคำอธิบายได้ภาพใหม่จากเดิม “Figure 1 : “Baby” images size 1024x1024 : (a) Original image (b) Noisy image ,PSNR=25.6692 (c) JY model ,PSNR=29.6369 (d) Our proposed model, PSNR=32.1095. Note that the our proposed model that provided denoise bestter than the JY model.” เป็น “รูปที่ 1 จากซ้ายไปขวา: (a) ภาพต้นฉบับ (b) ภาพที่มีสัญญาณรบกวนโดยมี PSNR = 25.6692 (c) ภาพที่ถูกกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยตัวแบบ JY โดยมี PSNR = 29.6369 (d) ภาพที่ถูกกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยตัวแบบการแปรผันที่คณะวิจัยได้นำเสนอโดยมี PSNR=32.1095 เห็นได้ว่าตัวแบบการแปรผันที่คณะวิจัยได้นำเสนอให้ภาพผลลัพธ์ดีกว่าตัวแบบ JY

” และ “ Figure 2 : “Baby” images size 1024x1024 : (a) Original image (b) Noisy image ,PSNR=25.6692 (c) GFP method, PSNR=15.0917 (d) M1 Method, PSNR=34.7025 (e) M2 method, PSNR=34.5150 (f) M3 method, PSNR=24.1397. Note that the M1 method that provided the contrast higher than the other methods. ” เป็น “ **รูปที่ 2** จากซ้ายไปขวาและจากบนลงล่าง: (a) ภาพต้นฉบับ (b) ภาพที่มีสัญญาณรบกวนโดยมี PSNR = 25.6692 (c) ภาพที่ถูกกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยวิธีการ GFP โดยมี PSNR=15.0917 (d) ภาพที่ถูกกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยวิธีการ M1 โดยมี PSNR=34.7025 (e) ภาพที่ถูกกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยวิธีการ M2 โดยมี PSNR =34.5150 (f) ภาพที่ถูกกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยวิธีการ M3 โดยมี PSNR =24.1397 เห็นได้ว่าวิธีการ M1 ให้ความคมชัดสูงกว่าวิธีการอื่นๆ ”

5. Reference ที่ 2 มี คศ. กำกับมากเกินไป หน้าที่ 8

คำชี้แจง: คณะวิจัยได้ทำการดำเนินการแก้ไขแล้ว

6. ตรวจสอบการใช้ภาษาไทย-ภาษาอังกฤษด้วย

คำชี้แจง: คณะวิจัยได้ทำการดำเนินการตรวจสอบแล้ว

7.คิดว่าเทคนิควิธีการต่างๆ ในการปรับปรุงวิธีการเหล่านี้มีมากและมีงานเกี่ยวข้องมากทำให้มั่นใจได้ยากว่าใหม่หรือดีกว่าหรือเหมาะสมจริง

คำชี้แจง: คำแนะนำข้างต้นเป็นคำแนะนำที่ดี อย่างไรก็ตามเนื้อหาของเอกสารชิ้นนี้ได้ถูกกำหนดไว้ไม่เกิน 8 หน้า การกล่าวถึงวิธีการที่เกี่ยวข้องรวมถึงผลการคำนวณเชิงตัวเลขเพื่อทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์ได้จากตัวแบบการแปรผันที่คณะวิจัยได้นำเสนอในเชิงลึกมีความจำเป็นต้องใช้เนื้อหาในเอกสารเกินกว่าข้อกำหนดในการจัดทำเอกสารประกอบรายงานการประชุม คณะวิจัยจึงนำเสนอหลักการและแนวความคิดที่ได้มาของวิธีการและผลลัพธ์ที่คิดค้นขึ้นใหม่ลงในเอกสารฉบับนี้เท่านั้น สำหรับคำแนะนำที่เป็นประโยชน์ของผู้ทรงคุณวุฒิข้างต้น คณะวิจัยจะนำไปใช้ศึกษาและพัฒนาเป็นงานในอนาคต ในการแสดงว่าเทคนิควิธีการที่ได้พัฒนาในเอกสารนี้เป็นองค์ความรู้ใหม่และสามารถแก้ปัญหาการกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงได้อย่างมีประสิทธิภาพเมื่อเทียบกับวิธีการที่ได้คิดค้นโดยคณะวิจัยคณะอื่นๆ