

วิธีการอนุญาตแบบหลายมาตราส่วนด้วยซาวีสกี-โกเลย์เร็กกูลาไรเซชันปรับตัวได้  
เพื่อรักษาขอบในการลดสัญญาณรบกวนของภาพอัลตราซาวนด์

นายวีระ สอิ่ง

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต  
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า  
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
ปีการศึกษา 2559

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทคัดย่อและแฟ้มข้อมูลฉบับเต็มของวิทยานิพนธ์ตั้งแต่ปีการศึกษา 2554 ที่ให้บริการในคลังปัญญาจุฬาฯ (CUIR)

เป็นแฟ้มข้อมูลของนิสิตเจ้าของวิทยานิพนธ์ที่ส่งผ่านทางบัณฑิตวิทยาลัย

The abstract and full text of theses from the academic year 2011 in Chulalongkorn University Intellectual Repository (CUIR)  
are the thesis authors' files submitted through the Graduate School.

MULTISCALE ADAPTIVE REGULARIZATION SAVITZKY-GOLAY  
FILTERING METHOD FOR EDGE PRESERVATION  
IN ULTRASOUND DENOISING

Mr. Vera Sa-ing

A Dissertation Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements  
for the Degree of Doctor of Philosophy Program in Electrical Engineering

Department of Electrical Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2016

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	วิธีการรอสัญญาณแบบหลายมาตราส่วนด้วยชาวีสกิโอเลเยร์เร็กกูลาไรเซชันปรับตัวได้ เพื่อรักษาขอบในการลดสัญญาณรบกวนของภาพอัลตราซาวนด์
โดย	นายวีระ สอึ้ง
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	รองศาสตราจารย์ ดร.เจษฎา ชินรุ่งเรือง
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม	ศาสตราจารย์ พญ.นิจศรี ชาญณรงค์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุพัฒนา เอื้อทวิเกียรติ

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาตรีบัณฑิต

คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์

.....

(รองศาสตราจารย์ ดร. สุพจน์ เตชวรสินสกุล)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร. มานะ ศรียุทธศักดิ์)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(รองศาสตราจารย์ ดร.เจษฎา ชินรุ่งเรือง)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม

(ศาสตราจารย์ แพทย์หญิง นิจศรี ชาญณรงค์)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุพัฒนา เอื้อทวิเกียรติ)

..... ผู้ทรงคุณวุฒิภายนอกมหาวิทยาลัย

(นายแพทย์ พงศ์ภัทร์ วรสายัณห์)

..... กรรมการ

(อาจารย์ ดร.ภาคภูมิ สมบูรณ์)

..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ชาญชัย ปลื้มปิติวิริยะเวช)

วีระ สอิ่ง: วิธีกรองสัญญาณแบบหลายมาตราส่วนด้วยซาวิตซกี-โกลย์เร็กกู  
 ลากรเซชันปรับตัวได้ เพื่อรักษาขอบในการลดสัญญาณรบกวนของภาพ  
 อัลตราซาวนด์. (MULTISCALE ADAPTIVE REGULARIZATION  
 SAVITZKY-GOLAY FILTERING METHOD FOR EDGE PRESER-  
 VATION IN ULTRASOUND DENOISING) อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก  
 : รศ. ดร.เจษฎา ชินรุ่งเรือง, อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม : ศ. พญ.นิจศรี ชาญ  
 ณรงค์, ผศ. ดร.สุพัฒนา เอื้อทวีเกียรติ 88 หน้า.

การปนเปื้อนสัญญาณรบกวนแบบจุดเป็นอุปสรรคสำคัญในการวินิจฉัย และ  
 วิเคราะห์โครงสร้างจากภาพอัลตราซาวนด์ การลดสัญญาณรบกวนคือการวางสม  
 ดุลย์ระหว่างการลดสัญญาณรบกวน และคงโครงสร้างของข้อมูล เนื่องจากทั้งสอง  
 แสดงด้วยขนาดสัญญาณที่ไม่ราบเรียบ ผู้วิจัยจึงได้ออกแบบพจน์เร็กกูลาโรเซชัน เพื่อ  
 ควบคุมระดับการเพิ่มความราบเรียบตามความเป็นเนื้อเดียวกันของสัญญาณ และนำ  
 เสนอวงจรกรองซาวิตซกี-โกลย์แบบเร็กกูลาโรเซชันปรับตัวได้ วงจรกรองนี้ถูกใช้เพื่อลด  
 สัญญาณรบกวน ของวิธีกรองสัญญาณแบบหลายมาตราส่วนด้วยซาวิตซกี-โกลย์แบบ  
 เร็กกูลาโรเซชันปรับตัวได้ เมื่อนำวงจรกรอง และวิธีกรองสัญญาณที่นำเสนอเปรียบเทียบกับวิธีที่นิยมใช้ลดสัญญาณรบกวนสำหรับภาพอัลตราซาวนด์แล้ว วิธีที่นำเสนอทั้งสอง  
 วิธีลดสัญญาณรบกวนแบบจุด และคงโครงสร้างของข้อมูลได้ดีกว่าวิธีอื่น ทั้งกับภาพที่  
 สังเคราะห์ขึ้น และภาพอัลตราซาวนด์ ทั้งในรูปแบบสองมิติ และสามมิติ

ภาควิชา วิศวกรรมไฟฟ้า.....	ลายมือชื่อนิสิต .....
สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า.....	ลายมือชื่ออ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก .....
ปีการศึกษา 2559 .....	ลายมือชื่ออ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม .....
	ลายมือชื่ออ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม .....

## 5771423521: MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING

KEYWORDS: ULTRASOUND DENOISING / EDGE PRESERVATION

VERA SA-ING : MULTISCALE ADAPTIVE REGULARIZATION SAVITZKY-GOLAY FILTERING METHOD FOR EDGE PRESERVATION IN ULTRASOUND DENOISING. ADVISOR : ASSOC. PROF. CHEDSADA CHINRUNGRUENG, Ph.D., DISSERTATION COADVISOR : PROF. NIJASRI CHARNNARONG, M.D., ASST. PROF. SUPATANA AUETHAVEKIAT, Ph.D. , 88 pp.

The corruption of speckle noise is the major hindrance to diagnosis and structural analysis from ultrasound images. The denosing is the balancing between the reduction of noise and the structural preservation, since both are represented by uneven signals; thus, we design the regularization term to control the level of smoothing according to the signal homogeneity and propose the adaptive regularization Savitzky-Golay filter. The proposed filter is used for denoising in multiscale adaptive regularization Savitzky-Golay filtering method. When the proposed filter and method were compared with conventional denosing filters for ultrasound images, both proposed filter and method were better in speckled denosing and structural preservation than the rest in both synthetic and ultrasound images, in two dimensional as well as three dimensional images.

Department : Electrical Engineering . Student's Signature .....

Field of Study : Electrical Engineering . Advisor's Signature .....

Academic Year: 2016..... Co-advisor's signature .....

Co-advisor's signature .....

## กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยนายวิระ สอิ่ง ขอกราบขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.เจษฎา ชินรุ่งเรือง อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ที่มอบความรู้ หลักการและความคิดสร้างสรรค์ใหม่ จนนำไปสู่การคิดค้นระเบียบวิธีใหม่ให้เกิดขึ้น ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุพัฒนา เอื้อทวิเกียรติ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม ที่มอบความช่วยเหลือทุกเรื่องในงานวิจัยนี้เป็นอย่างดีมาโดยตลอด จนสามารถทำให้งานวิจัยนี้เป็นที่ยอมรับของศาสตราจารย์ พญ.นิจศรี ชาญณรงค์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม เป็นผู้ที่ยอมมอบความรู้ทางการแพทย์เกี่ยวกับอัลตราซาวนด์ รวมถึงการอนุเคราะห์ให้สามารถเข้าใช้ ห้องปฏิบัติการประสาทวิทยา ศูนย์โรคหลอดเลือดสมอง โรงพยาบาลจุฬาลงกรณ์ เพื่อทำการทดลองในงานวิจัยนี้ รวมถึงกรรมการผู้ทรงคุณวุฒิ รองศาสตราจารย์ ดร.มานะ ศรียุทธศักดิ์ อาจารย์ ดร.ภาคภูมิ สมบูรณ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ชาญชัย ปลื้มปิติวิริยะเวช ที่มอบคำแนะนำ และข้อเสนอแนะในการปรับปรุงงานวิจัยนี้ ให้มีคุณภาพมากขึ้น รวมถึงกรรมการผู้ทรงคุณวุฒิภายนอก นพ.พงศ์ภัทร์ วรสายัณห์ ที่มอบความรู้เกี่ยวกับความผิดปกติของร่างกาย ที่เป็นสาเหตุของโรคหลอดเลือดสมอง โดยสามารถใช้อัลตราซาวนด์วิเคราะห์ได้ จนทำให้งานวิจัยสมบูรณ์ทั้งด้านวิศวกรรมศาสตร์และแพทยศาสตร์ และคุณรสสุคนธ์ นิมนวล ที่ให้ความช่วยเหลือเกี่ยวกับการใช้เครื่องอัลตราซาวนด์เป็นอย่างดีมาโดยตลอด และขอขอบพระคุณ อาจารย์ทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาอันมีค่าให้แก่ผู้วิจัย

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ คุณแม่มะลิ อินทสุวรรณ คุณพ่อรัก สอิ่ง ทุกคนในครอบครัวอินทสุวรรณ และครอบครัวสอิ่ง รวมถึงคุณสมฤทัย น้ำทิพย์ และครอบครัว ที่มอบกำลังใจ การดูแลและการสนับสนุน จนทำให้ผู้วิจัยสามารถทำการวิจัยสำเร็จ

สุดท้ายผู้วิจัยขอขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ สุยุชน สัตยประกอบ ที่เคารพและระลึกถึงอยู่เสมอ ผู้ที่มอบโอกาส กำลังใจ และเป็นตัวอย่างที่ดี รวมถึงโอวาทที่มีคุณค่าคือ ละชั่ว ทำดี มีจิตใจผ่องใส โดยขออุทิศบุญกุศลทั้งหมดของงานวิจัยนี้ให้ท่าน

# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย . . . . .	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ . . . . .	จ
กิตติกรรมประกาศ . . . . .	ฉ
สารบัญ . . . . .	ช
สารบัญตาราง . . . . .	ญ
สารบัญรูป . . . . .	ฎ
บทที่	
<b>1 บทนำ . . . . .</b>	<b>1</b>
1.1 ความเป็นมาของงานวิจัย . . . . .	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย . . . . .	7
1.3 เป้าหมายและขอบเขตของงานวิจัย . . . . .	8
1.4 ขั้นตอนการทำงานวิจัย . . . . .	8
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัย . . . . .	9
<b>2 การลดสัญญาณรบกวนของภาพอัลตราซาวนด์ . . . . .</b>	<b>10</b>
2.1 สัญญาณรบกวนหลักในภาพอัลตราซาวนด์ . . . . .	10
2.2 การลดสัญญาณรบกวนของภาพอัลตราซาวนด์แบบสองมิติ . . . . .	11
2.2.1 วิธีการลดสัญญาณรบกวนด้วยการกระจายตัวแบบแอนนิโซทรอปิก (SRAD) . . . . .	14
2.2.2 วิธีการลดสัญญาณรบกวนด้วยการกระจายตัวของเวฟเล็ตในรูปแบบไม่เชิงเส้น (NMWD) . . . . .	15
2.2.3 วิธีการลดสัญญาณรบกวนด้วยการกระจายแบบไม่เชิงเส้นด้วยพื้นฐานลาปลาเซียนพีรามิด (LPND) . . . . .	17
2.3 การลดสัญญาณรบกวนของภาพอัลตราซาวนด์แบบสามมิติ . . . . .	19

บทที่	หน้า
2.3.1	20
2.3.2	22
2.3.3	23
<b>3</b>	<b>25</b>
3.1	25
3.2	29
3.3	35
<b>4</b>	<b>38</b>
4.1	38
4.2	40
<b>5</b>	<b>44</b>
5.1	44
5.1.1	44
5.1.2	45
5.2	46
5.2.1	47
5.2.2	51



บทที่	หน้า
5.2.3 สรุปผลการประเมินประสิทธิภาพ . . . . .	54
5.3 การประเมินประสิทธิภาพของการลดสัญญาณรบกวนในข้อมูลสามมิติ . .	58
5.3.1 การประเมินประสิทธิภาพด้วยชุดภาพสังเคราะห์สามมิติ . . . . .	58
5.3.2 การประเมินประสิทธิภาพด้วยชุดภาพอัลตราซาวนด์สามมิติ . . .	60
5.3.3 สรุปผลการประเมินประสิทธิภาพ . . . . .	62
<b>6 สรุปผลการวิจัย และข้อเสนอแนะ . . . . .</b>	<b>64</b>
6.1 สรุปผลการวิจัย . . . . .	64
6.2 ข้อเสนอแนะ . . . . .	66
 รายการอ้างอิง . . . . .	 66
 ภาคผนวก . . . . .	 75
ภาคผนวก ก บทความวิจัยที่ได้รับการเผยแพร่ . . . . .	75
 ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์ . . . . .	 76

## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
5.1	ผลลัพธ์เฉลี่ยของประสิทธิภาพในการลดสัญญาณรบกวนด้วยระเบียบวิธี SRAD NMWD LPND MSG และระเบียบวิธีวิจัยที่นำเสนอ MARS49
5.2	ค่าเฉลี่ยของการประเมินประสิทธิภาพของการลดสัญญาณรบกวนด้วย MAE PSNR MSSIM และเวลาในการประมวลผล จากการทดลองด้วยข้อมูลสามมิติที่สังเคราะห์ขึ้นจำนวน 30 ข้อมูล . . . . . 60
5.3	ค่าเฉลี่ยของการประเมินประสิทธิภาพการลดสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวด์สามมิติด้วย MAE PSNR MSSIM และเวลาในการประมวลผล จากการทดลองด้วยข้อมูลอัลตราซาวด์สามมิติบริเวณหลอดเลือดแดง ที่จำลองสัญญาณรบกวน . . . . . 62

## สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
1.1	การเกิดการหนาตัวของผนังหลอดเลือดจากภาวะหลอดเลือดแข็ง และการไหลของกระแสเลือด ในบริเวณหลอดเลือดบริเวณลำคอ . . . . . 2
1.2	การแสดงลักษณะทางกายภาพของหลอดเลือดแดงบริเวณลำคอ . . . . . 4
1.3	ตัวอย่างภาพอัลตราซาวนด์ของหลอดเลือดแดงบริเวณลำคอส่วนที่ แยกออกเป็นสองทาง . . . . . 5
1.4	ตัวอย่างชุดข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์ที่ได้รับจากการสแกนแบบเส้น ตรงของโพรบอัลตราซาวนด์สามมิติ . . . . . 6
1.5	ตัวอย่างภาพอัลตราซาวนด์ในโหมดบีสแกนในบริเวณหลอดเลือด บริเวณลำคอส่วนที่แยกออกเป็นสองทาง . . . . . 7
2.1	ขั้นตอนการทำงานทั้งหมดของวิธี NMWD . . . . . 16
2.2	ขั้นตอนการทำงานทั้งหมดของวิธี LPND . . . . . 18
4.1	ตัวอย่างการทำการแยกองค์ประกอบวิธีลาปลาเซียนพีรามิดที่ระดับ $l - 1$ . . . . . 39
4.2	ขั้นตอนการทำงานทั้งหมดของวิธี MARSF . . . . . 41
4.3	ตัวอย่างรูปภาพภายในกระบวนการของวิธีการกรองสัญญาณแบบ หลายมาตราส่วนด้วยซาวีตกี-โกเลย์เร็กกูลาไรเซชันปรับตัวได้ . . . . . 42
5.1	ตัวอย่างข้อมูลภาพที่สังเคราะห์ขึ้น . . . . . 48
5.2	ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดของการลดสัญญาณรบกวนด้วยระเบียบวิธีต่างๆ จากการทดลอง 30 ครั้ง โดยจัดเรียงวิธี SRAD NMWD LPND MSG และ MARSF จากแฉวบนไปล่างตามลำดับ . . . . . 50
5.3	โครงสร้างและภาพตัดขวาง ของหลอดเลือดแดงลำคอในบริเวณที่ แยกออกเป็นสองทาง . . . . . 52
5.4	ข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์ในบริเวณที่สำคัญของหลอดเลือดแดงลำ คอในบริเวณที่แยกออกเป็นสองทาง . . . . . 53

	ฉ
รูปที่	หน้า
5.5	ผลลัพธ์ของภาพอัลตราซาวนด์ในบริเวณหลอดเลือดแดงในบริเวณ ที่แยกออก . . . . . 55
5.6	ผลลัพธ์ของภาพอัลตราซาวนด์ในบริเวณหลอดเลือดแดงในบริเวณ ที่พองตัว . . . . . 56
5.7	ผลลัพธ์ของภาพอัลตราซาวนด์ในบริเวณหลอดเลือดแดงในบริเวณ ร่วมกัน . . . . . 57
5.8	ตัวอย่างภาพสังเคราะห์สามมิติที่ใช้ในการทดลอง . . . . . 59
5.9	ผลลัพธ์การลดสัญญาณรบกวนด้วยวงจรรอง . . . . . 60
5.10	การสร้างภาพกลับของภาพอัลตราซาวนด์สามมิติ . . . . . 61
5.11	การลดสัญญาณรบกวนของภาพอัลตราซาวนด์สามมิติด้วยวงจรรอง . 63

# บทที่ 1

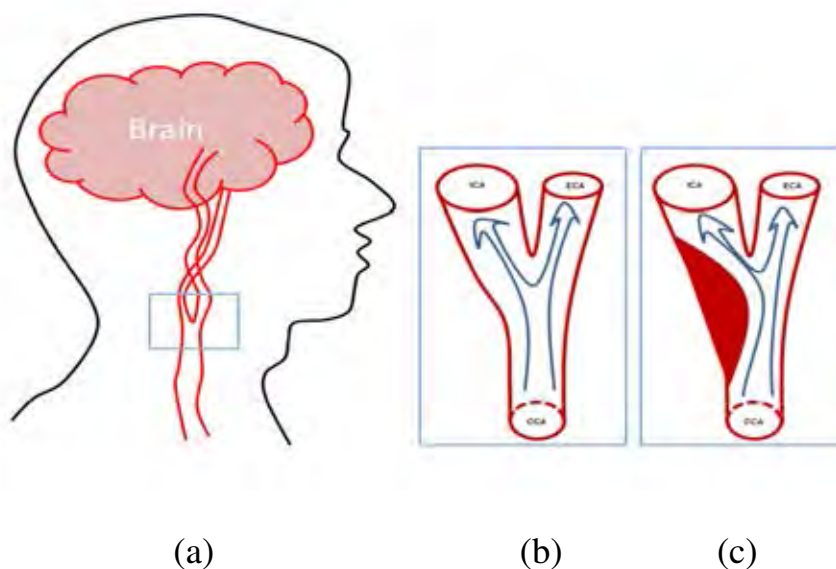
## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาของงานวิจัย

ปัจจุบันนี้การวินิจฉัยด้วยภาพถ่ายทางการแพทย์ เป็นที่นิยมมากในการช่วยวิเคราะห์ลักษณะทางกายวิภาคภายในร่างกายของคนไข้ ซึ่งมีด้วยกันหลายวิธี และการวินิจฉัยด้วยภาพถ่ายอัลตราซาวนด์ (Ultrasound imaging, US) เป็นวิธีหนึ่ง ที่นิยมมากในปัจจุบัน เนื่องจากเป็นการสร้างข้อมูลภาพที่ไม่มีการรุกร้าเข้าไปในร่างกายของผู้ถูกวินิจฉัย (Non-invasive) โดยการถ่ายภาพอัลตราซาวนด์จะใช้คลื่นเหนือเสียง (Ultrasound wave) ในย่านความถี่ 10-15 MHz ส่งไปกระทบกับอวัยวะ หรือวัตถุภายในร่างกาย และทำการตรวจจับการสะท้อนกลับของคลื่นที่ส่งไป เพื่อนำกลับมาสร้างเป็นข้อมูลรูปภาพเพื่อใช้ในการวินิจฉัย ซึ่งไม่ก่อให้เกิดการสะสมเช่นวิธีการตรวจวินิจฉัยด้วยการฉายรังสีเอกซ์ หรือ X-ray CT (X-ray computerized tomography) วิธีนี้อาจจะก่อให้เกิดการสะสมของรังสีเอกซ์ในร่างกายของผู้ถูกวินิจฉัยได้ มากไปกว่านั้นการวินิจฉัยด้วยภาพถ่ายอัลตราซาวนด์ยังใช้เวลาในการสร้างภาพที่รวดเร็ว และมีค่าใช้จ่ายที่ประหยัดกว่าวิธีอื่นๆ ต่างจากการตรวจวินิจฉัยด้วยการใช้คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า หรือ MRI (Magnetic resonance imaging) (Hall and Bassiouny, 2012; Lamont et al., 2000)

การถ่ายภาพทางการแพทย์ด้วยเทคโนโลยีของอัลตราซาวนด์ เป็นที่นิยมมากในการนำมาใช้ช่วยวินิจฉัยสาเหตุเบื้องต้นของโรคหลอดเลือดสมอง (Stroke) เนื่องจากโรคนี้เป็นหนึ่งในสาเหตุสำคัญของการเสียชีวิตและความพิการที่ถาวร ในประเทศไทยและประเทศในโลกตะวันตก สาเหตุเบื้องต้นที่ทำให้เกิดโรคหลอดเลือดสมองมีหลายสาเหตุเช่น ความดันโลหิตสูง เบาหวาน ภาวะไขมันผิดปกติ และภาวะหัวใจเต้นผิดปกติ เป็นต้น โดยโรคหลอดเลือดสมองสามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภท

คือ โรคหลอดเลือดสมองแตก (Hemorrhagic stroke) และโรคหลอดเลือดสมองตีบ (Ischemic stroke) ซึ่งเป็นชนิดที่พบบ่อยที่สุดของโรคหลอดเลือดสมอง อย่างไรก็ตามโรคนี้สามารถป้องกันได้หากได้รับการรักษาตั้งแต่เริ่มมีอาการ (Suwanwela, 2014) ดังนั้นจึงมีการนำเทคโนโลยีการถ่ายภาพอัลตราซาวนด์ มาใช้ในการวินิจฉัยการเกิดของโรคหลอดเลือดสมอง เพื่อตรวจสอบการอุดตันและความผิดปกติในบริเวณ หลอดเลือดแดงใหญ่บริเวณลำคอที่มีการแยกออกเป็นสองทาง (Carotid bifurcation) (Suwanwela et al., 2016) ดังแสดงตัวอย่างในรูป 1.1(a) การวินิจฉัยกายวิภาคด้วยการถ่ายภาพอัลตราซาวนด์ สามารถช่วยวินิจฉัยการไหลของกระแสเลือดในบริเวณนี้ ดังแสดงตัวอย่างในรูป 1.1(b) และสามารถตรวจสอบการตีบของหลอดเลือดแดงใหญ่ที่เกิดจากไขมัน (Plaque) ดังแสดงตัวอย่างในรูป 1.1(c) ได้อย่างถูกต้อง รวดเร็ว และยังไม่เป็นอันตรายต่อผู้ถูกวินิจฉัย

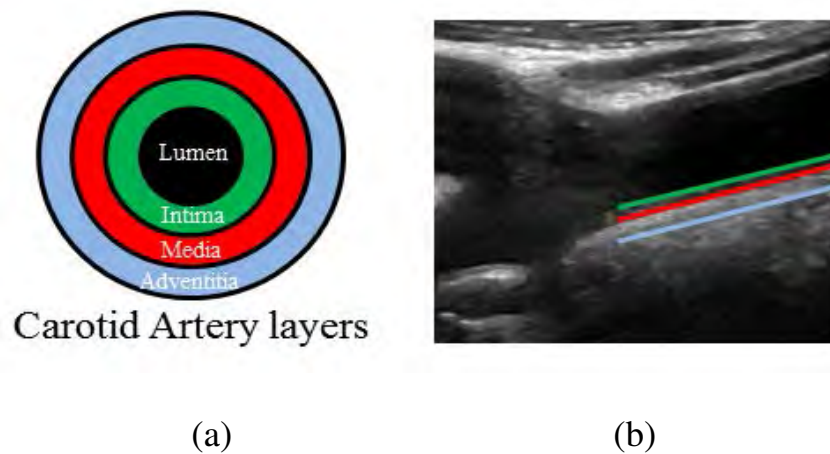


รูปที่ 1.1: การเกิดการหนาตัวของผนังหลอดเลือดจากภาวะหลอดเลือดแข็ง และการไหลของกระแสเลือด ในบริเวณหลอดเลือดบริเวณลำคอ

- (a) แสดงบริเวณของหลอดเลือดบริเวณลำคอด้านขวา
- (b) แสดงหลอดเลือดบริเวณลำคอที่มีการไหลของกระแสเลือดปกติ
- (c) แสดงหลอดเลือดบริเวณลำคอที่มีการไหลของกระแสเลือดผิดปกติ จากการเกิดการหนาตัวของผนังหลอดเลือดจากภาวะหลอดเลือดแข็ง

การถ่ายภาพอัลตราซาวนด์แบบสองมิติ (Two-dimensional ultrasound imaging, 2D-US) เป็นเทคโนโลยีที่นิยมนำมาใช้ในการตรวจเบื้องต้นของหลอดเลือดแดงใหญ่บริเวณลำคอ ซึ่งใช้อุปกรณ์ที่เรียกว่าโพรบมือถือ (Hand-held probe) ในการส่งคลื่นเหนือเสียงเข้าไปในร่างกาย เพื่อนำกลับมาสร้างเป็นรูปภาพสองมิติในรูปภาพระดับสีเทา (Gray-scale image) เป็นภาพตัดขวางหรือที่เรียกอีกชื่อว่าภาพอัลตราซาวนด์รูปแบบบีโหมด (B-mode ultrasound image) จากภาพที่ได้สามารถนำมาวินิจฉัยกายวิภาค (Anatomy) ของหลอดเลือดแดงโดยมีการแบ่งหลอดเลือดเป็นชั้น ดังนี้ หลอดเลือดแดงชั้นนอก (Adventitia) หลอดเลือดแดงชั้นกลาง (Media) หลอดเลือดแดงชั้นใน (Intima) ช่องว่างภายในหลอดเลือด (Lumen) และการมีผนังหลอดเลือดหนาจากหลอดเลือดแข็งที่เกาะในหลอดเลือด ดังแสดงในรูป 1.2(a) (Hossain et al., 2015) การวินิจฉัยกายวิภาคในภาพอัลตราซาวนด์ด้วยผู้เชี่ยวชาญ ต้องแบ่งบริเวณของอวัยวะและเนื้อเยื่อชั้นต่างๆออกจากกันด้วยตนเอง ดังแสดงด้วยเส้นที่วาดด้วยมือในรูป 1.2(b) เพื่อแสดงผนังชั้นนอกสุดของหลอดเลือด (Adventitial wall boundary) (สีน้ำเงิน) ผนังของหลอดเลือดชั้นกลาง (Media-adventitia boundary) (สีแดง) และผนังของหลอดเลือดแดงชั้นในสุด (Lumen-intima boundary) (สีเขียว) บนภาพตัดขวางของภาพอัลตราซาวนด์สองมิติ จากการแบ่งชั้นของผนังหลอดเลือด เส้นขอบของผนังหลอดเลือดแดงชั้นในสุด จะเป็นส่วนที่แพทย์ใช้ในการวินิจฉัยโรคหลอดเลือดสมองเบื้องต้น

ดอปเพลอร์อัลตราซาวนด์ (Doppler ultrasound technique) ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อตรวจสอบการเคลื่อนที่ของกระแสเลือดภายในหลอดเลือด วิธีนี้จะมีกระบวนการตรวจสอบความถี่ที่เปลี่ยนไป ของคลื่นเสียงที่สะท้อนกลับจากปรากฏการณ์ของดอปเพลอร์ (Doppler effect) โดยหลักการนี้จะตรวจสอบได้ว่า ถ้าความถี่ที่ตรวจจับได้เป็นความถี่ที่สูง นั่นแสดงว่ากระแสเลือดมีการไหลในทิศเข้าหาหัวตรวจ และในทางตรงกันข้าม ถ้าตรวจพบความถี่มีค่าลดลงแสดงว่าการไหลของกระแสเลือดในทิศทางวิ่งออกจากหัวตรวจ ดังตัวอย่างที่แสดงในรูป 1.3 การแสดงการไหลของเลือดนิยมนำผลที่ได้จากดอปเพลอร์อัลตราซาวนด์ มาแสดงทับบนภาพอัลตราซาวนด์แบบบีโหมด ในบริเวณเดียวกัน (Bathala et al., 2013) บริเวณหลอดเลือดบริเวณลำคอส่วนที่แยก



- รูปที่ 1.2: การแสดงลักษณะทางกายภาพของหลอดเลือดแดงบริเวณลำคอ
- (a) การแบ่งชั้นของหลอดเลือดแดงบริเวณลำคอ
- (b) ตัวอย่างการวาดขอบเขตของหลอดเลือดแดง

ออกเป็นสองทาง ซึ่งประกอบไปด้วยหลอดเลือดแดงอินเทอร์นัลคอโรติค (Internal carotid artery, ICA) หลอดเลือดแดงเอ็กเทอร์นัลคอโรติค (External carotid artery, ECA) และหลอดเลือดดำเข้าข้างใน (Internal jugular vein, IJV) รูป 1.3(a) เป็นภาพอัลตราซาวนด์ในรูแบบบีโหมด แสดงรายละเอียดของอวัยวะและช่วยแสดงขอบเขตของช่องว่างภายในหลอดเลือดหรือผนังหลอดเลือด และรูป 1.3(b) ใช้สีแสดงทิศการไหลของเลือดโดยสีแดง (Red color) แสดงการไหลของกระแสเลือดออกจากหัวตรวจในบริเวณ ECA และ ICA ในขณะที่สีน้ำเงิน (Blue color) แสดงการไหลของกระแสเลือดในบริเวณ IJV ที่เคลื่อนที่เข้าหาหัวตรวจ แต่เทคนิคนี้ยังมีข้อจำกัดที่ไม่สามารถแสดงลักษณะกายภาพที่ถูกต้องของเนื้อเยื่อและรูปร่างที่แท้จริงภายในช่องว่างในผนังหลอดเลือดได้ทั้งหมด สามารถทำได้เพียงเติมพื้นที่ด้วยสีบนภาพอัลตราซาวนด์เพื่อแทนการเคลื่อนที่ของกระแสเลือดเท่านั้น (Taniguchi, 2009)

ปัจจุบันนี้เครื่องถ่ายภาพอัลตราซาวนด์ทางการแพทย์ มีการพัฒนาให้สามารถสร้างภาพอัลตราซาวนด์ในรูแบบสามมิติ (Three-dimensional ultrasound imaging, 3D-US) เพื่อเพิ่มความเร็วการวินิจฉัย ความสะดวกในการตรวจสอบ และการติดตามความเปลี่ยนแปลง ลักษณะทางกายภาพของหลอดเลือด ที่เกิดจาก





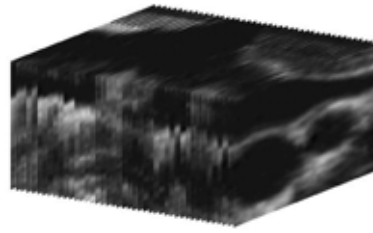
รูปที่ 1.3: ตัวอย่างภาพอัลตราซาวนด์ของหลอดเลือดแดงบริเวณลำคอส่วนที่แยกออกเป็นสองทาง

(a) ภาพอัลตราซาวนด์รูปแบบบีโหมด

(b) ภาพสีแทนการไหลของเลือดที่ได้จากเทคนิคการทำดอปเพลอร์อัลตราซาวนด์

โรคต่างๆ รวมไปถึงเพิ่มความถูกต้องการคำนวณขนาดและขอบเขตไขมันในหลอดเลือดแดง มากไปกว่านั้น เพื่อแสดงลักษณะทางกายวิภาคให้สามารถมองเห็นในรูปแบบสามมิติอีกด้วย พื้นฐานของการสร้างภาพอัลตราซาวนด์ในรูปแบบสามมิติ มี 3 ลักษณะโดยขึ้นอยู่กับกลไกการเคลื่อนที่ (Mechanical motion) ของการสแกนภาพภายในโพรบสามมิติอัลตราซาวนด์ (3D-US probe) ดังนี้ การสแกนแบบเส้นตรง (Linear scanning) การสแกนแบบพัดโบก (Fan scanning) และการสแกนแบบหมุน (Rotation scanning) จากบทความวิจัย (Fenster and Downey, 1996b) พบว่าการสแกนแบบเส้นตรงสามารถให้ผลลัพธ์ของข้อมูลภาพสามมิติ ใกล้เคียงกับวิธีการตรวจวินิจฉัยด้วยการฉายรังสีเอกซ์ และการตรวจวินิจฉัยด้วยการใช้คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า เพราะมีการเรียงทับ (Stack) ของข้อมูลภาพในแนวขนาน (Parallel slices) ดังตัวอย่างในรูป 1.4 นอกจากนี้การสแกนแบบเส้นตรง สามารถแก้ปัญหาการระบุมิติทิศทางและลำดับของการเรียงชุดข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์ ที่เป็นปัญหาหลักของการสร้างภาพอัลตราซาวนด์สามมิติด้วยหัวโพรบแบบอิสระ (Freehand probe) แต่การสร้างภาพอัลตราซาวนด์สามมิติเป็นการสร้างภาพที่ใช้ความเร็วสูง (High rate) ประมาณ 10-40 ภาพต่อวินาที ส่งผลให้เกิดสัญญาณรบกวนเป็นจำนวนมาก จนทำให้ข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์สามมิติ ที่แสดงองค์ประกอบของกายวิภาคมีความพล่ามัว

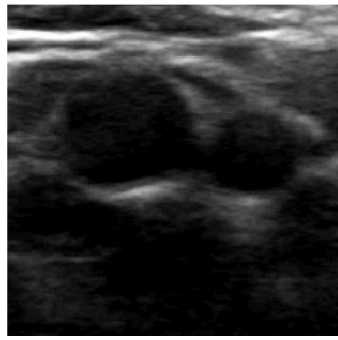
มากขึ้น



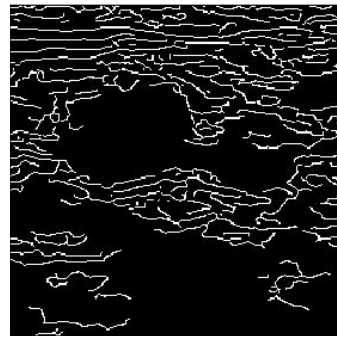
รูปที่ 1.4: ตัวอย่างชุดข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์ที่ได้รับจากการสแกนแบบเส้นตรงของโพรบอัลตราซาวนด์สามมิติ

สัญญาณรบกวนแบบจุด (Speckle noise) เป็นสาเหตุสำคัญที่ทำให้คุณภาพของภาพอัลตราซาวนด์ทั้งสองมิติและสามมิติลดลงเป็นอย่างมาก ส่งผลให้ผู้เชี่ยวชาญต้องใช้ความชำนาญเป็นอย่างมาก ในการวินิจฉัยลักษณะทางกายวิภาคของหลอดเลือดแดงในข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์ โดยการรบกวนประเภทนี้เกิดจากคลื่นเสียงกระทบกับพื้นผิวเนื้อเยื่อ (Tissue surface) ที่ไม่ราบเรียบ ทำให้สัญญาณที่สะท้อนกลับมาที่หัวตรวจมีหลายทิศทาง และเกิดการสอดแทรกของสัญญาณรบกวนระหว่างหน้าคลื่นที่สะท้อนกลับมา (Wagner et al., 1983) ตัวอย่างภาพอัลตราซาวนด์ที่มีการปนเปื้อนของสิ่งรบกวนนี้แสดงในรูป 1.5(a) และเพื่อแสดงการปนเปื้อนของสัญญาณรบกวนให้ชัดเจนมากขึ้น จึงทำการหาขอบวัตถุในรูป 1.5(a) ด้วยวิธีเคนนี่ (Canny's edge detection) (Canny, 1986) โดยไม่ผ่านการปรับคุณภาพด้วยวงจรรองใดๆ ในรูป 1.5(b) รูปนี้แสดงให้เห็นว่า สัญญาณรบกวนแบบจุดส่งผลกระทบต่อตรงทั้งความคมชัดของขอบวัตถุและบริเวณพื้นผิวของกายวิภาคด้วย

การลดสัญญาณรบกวนแบบจุด (Speckle reduction) ในภาพอัลตราซาวนด์สองมิติและสามมิติ จึงมีความสำคัญในการช่วยวินิจฉัยให้ถูกต้องและรวดเร็ว โดยการลดสัญญาณรบกวนนี้จะต้องไม่ก่อให้เกิดความผิดเพี้ยนของลักษณะทางกายวิภาค และในกรณีของการสร้างภาพอัลตราซาวนด์แบบ 3 มิติ การลดสัญญาณรบกวนนี้จะต้องใช้เวลาประมวลผลสั้น เช่นสามารถสร้างภาพได้ 10-40 ภาพต่อวินาที



(a)



(b)

รูปที่ 1.5: ตัวอย่างภาพอัลตราซาวนด์ในโหมดบีสแกนในบริเวณหลอดเลือดบริเวณลำคอส่วนที่แยกออกเป็นสองทาง

(a) ภาพอัลตราซาวนด์ในโหมดบีสแกน

(b) ขอบวัตถุในรูป 1.5(a)

## 1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1. ศึกษาและค้นคว้า ทฤษฎี หลักการ และเหตุผล ของการปรับปรุงคุณภาพในภาพอัลตราซาวนด์ที่ใช้สำหรับช่วยเหลือการวินิจฉัยทางการแพทย์
2. พัฒนาระเบียบวิธีการปรับปรุงภาพอัลตราซาวนด์แบบใหม่ ที่มีความสามารถลดสัญญาณรบกวนแบบจุดได้ ในขณะที่องค์ประกอบของขอบวัตถุและพื้นที่ที่เป็นพื้นผิวของอวัยวะในภาพอัลตราซาวนด์ยังคงอยู่
3. ประเมินสมรรถนะของระเบียบวิธีที่พัฒนา ด้วยการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการลดสัญญาณรบกวนแบบจุด และตรวจสอบความถูกต้อง บริเวณที่เป็นขอบอวัยวะในภาพอัลตราซาวนด์ กับระเบียบวิธีอื่นที่นิยมใช้ในการปรับปรุงคุณภาพของภาพอัลตราซาวนด์
4. สามารถนำข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์ที่ปรับปรุงด้วยระเบียบวิธีที่พัฒนาใหม่ ใช้ในการเพิ่มความถูกต้องและความรวดเร็วในการวินิจฉัยของผู้เชี่ยวชาญได้อย่างมีประสิทธิภาพ

### 1.3 เป้าหมายและขอบเขตของงานวิจัย

เพื่อพัฒนาวิธีการลดสัญญาณรบกวนแบบใหม่ เพื่อปรับปรุงคุณภาพภาพอัลตราซาวนด์ให้ดีขึ้น โดยมีความสามารถลดสัญญาณรบกวนแบบจุดได้เป็นอย่างดี และในขณะเดียวกัน ยังมีความสามารถรักษาองค์ประกอบของขอบวัตถุและพื้นที่ที่เป็นพื้นผิวของอวัยวะในข้อมูลภาพยังคงอยู่ มากไปกว่านั้นยังสามารถปรับปรุงบริเวณที่เป็นขอบวัตถุให้ชัดเจนยิ่งขึ้นได้ในเวลาเดียวกันอีกด้วย โดยมีการประเมินประสิทธิภาพของระเบียบวิธีที่พัฒนาใหม่ กับระเบียบวิธีอื่นที่นิยมใช้ในการปรับปรุงคุณภาพของภาพอัลตราซาวนด์ ด้วยการทดสอบในข้อมูลภาพที่สังเคราะห์ขึ้นและในข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์จริง และนำข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์ที่ปรับปรุงแล้วจากระเบียบวิธีที่พัฒนาใหม่ช่วยเหลือผู้เชี่ยวชาญในการวินิจฉัยให้มีความถูกต้อง และความรวดเร็วมากขึ้นอย่างมีประสิทธิภาพ

### 1.4 ขั้นตอนการทำงานวิจัย

1. ศึกษาและค้นคว้าข้อมูลต่างๆ เพื่อหาปัญหา สาเหตุ ประโยชน์ และระเบียบวิธีในการปรับปรุงคุณภาพของภาพอัลตราซาวนด์
2. ศึกษาระเบียบวิธีต่างๆที่นิยมใช้ในการปรับปรุงคุณภาพของภาพอัลตราซาวนด์ในอดีต
3. พัฒนาระเบียบวิธีของการปรับปรุงคุณภาพภาพอัลตราซาวนด์แบบใหม่ ที่มีกลไกการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบจุด ในขณะที่องค์ประกอบของขอบวัตถุและพื้นที่ที่เป็นพื้นผิวของอวัยวะในข้อมูลภาพยังคงอยู่ และยังสามารถปรับปรุงบริเวณที่เป็นขอบวัตถุให้ชัดเจนยิ่งขึ้นได้ในเวลาเดียวกัน
4. เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการลดสัญญาณรบกวนแบบจุด และตรวจสอบความสามารถในการรักษาองค์ประกอบของข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์ กับระเบียบวิธีอื่นที่นิยมใช้ในการปรับปรุงคุณภาพของภาพอัลตราซาวนด์ในอดีต
5. วิเคราะห์ และสรุปผลการทดลองของงานวิจัย

6. เรียบเรียงข้อมูลและผลการทดลองเพื่อตีพิมพ์ผลงานวิจัย และจัดทำรายงานฉบับสมบูรณ์

### 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัย

1. ทำให้มีความรู้และความเข้าใจวิธีการสร้างภาพอัลตราซาวนด์ เพื่อพัฒนาวิธีปรับปรุงคุณภาพภาพอัลตราซาวนด์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ และเหมาะสมกับข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์มากที่สุด
2. เพื่อที่จะเป็นแนวทาง ในการนำระเบียบวิธีของการปรับปรุงคุณภาพข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์แบบใหม่ ที่พัฒนาขึ้นไปใช้ในการทำงานจริงได้ในอนาคต
3. เพื่อที่จะสามารถนำหลักการของระเบียบวิธีที่พัฒนาใหม่ เป็นแนวทางเพื่อประยุกต์ใช้กับการปรับปรุงคุณภาพทางการแพทย์รูปแบบอื่นได้
4. เพื่อช่วยเหลือผู้เชี่ยวชาญในการวินิจฉัย และวิเคราะห์องค์ประกอบภายในโครงสร้างของหลอดเลือดแดง ด้วยภาพอัลตราซาวนด์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

## บทที่ 2

### การลดสัญญาณรบกวนของภาพอัลตราซาวนด์

#### 2.1 สัญญาณรบกวนหลักในภาพอัลตราซาวนด์

จากการศึกษา การพัฒนาวงจรกรองสัญญาณสำหรับลดทอนสัญญาณรบกวนในข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์ เราพบว่าสัญญาณรบกวนหลักที่เกิดในภาพอัลตราซาวนด์ มีลักษณะเป็นสัญญาณรบกวนแบบจุด (Speckle noise) สัญญาณรบกวนแบบจุดนี้ จะมีลักษณะของการเกิดแบบสุ่ม (Random) ซึ่งเกิดจากการสอดแทรกกันระหว่างคลื่นอัลตราซาวนด์ที่กระเจิง (Scatterer) จากตัวสะท้อนที่มีขนาดเล็ก ที่กระจายอยู่ทั่วไปในบริเวณของเนื้อเยื่อ และจากการค้นคว้าพบว่าสัญญาณรบกวนแบบจุดดังกล่าวมีรูปแบบที่มีการแจกแจงความน่าจะเป็นในแบบเรย์ลี (Rayleigh probability distribution) เนื่องจากผลรวมแบบเฟสเซอร์ของคลื่นที่สะท้อนนั้นมีการแจกแจงร่วม (Joint distribution) ของค่าจริง  $X_r$  และค่าจินตภาพ  $X_i$  เป็นแบบเกาส์ ตามหลักการของทฤษฎีบทลิมิตกลาง (Central limit theorem) ดังสมการต่อไปนี้

$$P_{(X_r, X_i)}(X_r, X_i) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{X_r^2 + X_i^2}{2\sigma^2}\right), \quad (2.1)$$

เมื่อ  $\sigma^2$  เป็นค่าความแปรปรวนของ  $X_r$  และ  $X_i$  การแปลงผลรวมแบบเฟสเซอร์ของคลื่นเสียงที่สะท้อนดังกล่าว มาเป็นความสว่างในข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์จะใช้เพียงข้อมูลขนาดของผลรวมและละเลยเฟสของผลรวม ดังนั้นการแจกแจงของความสว่างที่เกิดจากตัวสะท้อน  $X = \sqrt{X_r^2 + X_i^2}$  จึงเป็นแบบเรย์ลี (Wagner et al., 1983;

Sanches and Marques, 2000) ซึ่งมีรูปแบบดังสมการต่อไปนี้

$$P_X(X) = \begin{cases} \frac{X}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{X^2}{2\sigma^2}\right) & , X > 0 \\ 0 & , \text{otherwise} \end{cases}, \quad (2.2)$$

เมื่อ  $\sigma^2$  เป็นความแปรปรวนของสัญญาณรบกวนแบบเรย์ลี และมีความสัมพันธ์กับค่าเฉลี่ยดังสมการต่อไปนี้

$$\sigma^2 = \mu^2 \left( \frac{4 - \pi}{\pi} \right), \quad (2.3)$$

ผลกระทบของสัญญาณรบกวนแบบเรย์ลีต่อความสว่างของภาพอยู่ในรูปแบบการคูณ ดังสมการต่อไปนี้

$$f = I \cdot N, \quad (2.4)$$

เมื่อ  $I$  แสดงค่าความสว่างของข้อมูลภาพเริ่มต้นที่ไม่มีสัญญาณรบกวน  $N$  แทนค่าสัญญาณรบกวนที่มีการแจกแจงแบบเรย์ลี และ  $f$  เป็นค่าความสว่างของข้อมูลภาพที่ถูกรบกวน

## 2.2 การลดสัญญาณรบกวนของภาพอัลตราซาวนด์แบบสองมิติ

การพัฒนาระเบียบวิธีในการปรับคุณภาพ และการลดสัญญาณรบกวนแบบจุดในข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์ เป็นการวางสมดุลระหว่างการลดสัญญาณรบกวนแบบจุดและการรักษาโครงสร้างของวัตถุ หรืออวัยวะภายในภาพอัลตราซาวนด์หลังจากลดสัญญาณรบกวน เนื่องจากลักษณะของข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์มีความละเอียดของภาพต่ำ และมีสัญญาณรบกวนแบบจุดปนเปื้อนอยู่ในลักษณะเดียวกับรายละเอียดของอวัยวะ (Park et al., 1999; You and Kaveh, 2000) ดังนั้นจึงมีงานวิจัยมากมายที่พัฒนาขึ้นเพื่อแก้ไขปัญหานี้ ยกตัวอย่างเช่น วงจรกรองสัญญาณรบกวนแบบปรับตัวได้ (Adaptive speckle reduction filter, ASR) (Bamber and Daft, 1986) วงจรกรองประมาณค่าเบี่ยงเบนสัมบูรณ์ปรับตัวได้ (Adaptive weighted median filter, AWM) (Loupas et al., 1989) และวิธีการลดสัญญาณรบกวนแบบจุดด้วยวิธี

การกระจายตัวแบบแอนไอโซทรอปิก (Speckle reduction anisotropic diffusion, SRAD) (Yu and Acton, 2002) จากการวิจัยของ Yu และ Acton พบว่าวิธี SRAD มีประสิทธิภาพมากกว่าวิธี ASR และ AWM เพราะ SRAD เป็นวิธีที่ใช้การกระจายตัวของความสว่างบริเวณขอบขององค์ประกอบ ควบคุมความแรงของการลดสัญญาณรบกวน โดยวิธี SRAD นำตัววัดความแรงของขอบวัตถุในพื้นที่ (Local gradient magnitude) และตัวดำเนินการของลาปลาเซียน (Laplacian operator) มาใช้ร่วมกัน วิธี SRAD นี้เป็นที่นิยมใช้กันมาก เพราะมีความสามารถลดสิ่งรบกวนแบบจุดในขณะที่ขอบของข้อมูลในภาพยังคงอยู่ ทั้งการประมวลผลแบบวนซ้ำนี้ทำให้ส่วนประกอบความถี่สูงค่อยๆ สูญหายเหมือนการวิเคราะห์หลายมาตราส่วน แต่วิธีนี้มีข้อจำกัดที่จะทำลายข้อมูลในบริเวณที่มีขนาดเล็กเช่นซิสต์ (Cysts) และรอยโรค (Lesions) ของกายวิภาคในภาพอัลตราซาวนด์ได้ ยิ่งไปกว่านั้นวิธี SRAD ใช้หลักการวนซ้ำของการกระจายตัวบนพื้นฐานตัวกระทำเกรเดียน (Gradient operators) ซึ่งไม่มีความสามารถในการแยกองค์ประกอบ ระหว่างสัญญาณที่ถูกต้องออกจากสัญญาณรบกวนได้อย่างแท้จริง ทำให้รายละเอียดของภาพสูญหายหากต้องการกำจัดสัญญาณรบกวนออกไปจำนวนมาก

จากปัญหานี้จึงทำให้มีการพัฒนาการวินิจฉัยองค์ประกอบ โดยใช้พื้นฐานของการวิเคราะห์หลายมาตราส่วน (Multiscale analysis) เพื่อช่วยแยกองค์ประกอบระหว่างสัญญาณจริงกับสัญญาณรบกวนออกจากกันได้อย่างมีประสิทธิภาพ หลักการวิเคราะห์หลายมาตราส่วน ถูกนำไปใช้ในการลดสัญญาณรบกวนแบบจุดอย่างแพร่หลาย (Achim et al., 2001; Aylward and Bullitt, 2002; Yue et al., 2006; Gupta et al., 2005; Amirmazlaghani and Amindavar, 2012a; Zhang et al., 2007; Rabbani et al., 2008b; Gupta et al., 2015a; Kang et al., 2016b) จากงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาระเบียบวิธี ในการปรับคุณภาพและการลดสัญญาณรบกวนแบบจุดในข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์ ที่มีการนำหลักการวินิจฉัยองค์ประกอบแบบหลายมาตราส่วนไปใช้ร่วมกับวิธีที่พัฒนาขึ้น สามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภทใหญ่ๆตามหลักการแยกสัญญาณเป็นหลายมาตราส่วนคือ หลักการเวฟเล็ต (Wavelet methods) (Daubechies, 1990) และหลักการพีรามิด (Pyramid methods) (Burt



and Adelson, 1983)

วิธีที่นำหลักการเวฟเล็ต (Daubechies, 1990) ใช้ในการลดสัญญาณรบกวนแบบจุดกับภาพอัลตราซาวนด์ ที่ใช้อย่างแพร่หลายคือการกระจายตัวของเวฟเล็ตในรูปแบบไม่เชิงเส้น (Nonlinear multiscale wavelet diffusion, NMWD) (Yue et al., 2006) วิธีนี้มีความสามารถลดสัญญาณรบกวนแบบจุดได้อย่างมีประสิทธิภาพ และสามารถปรับปรุงคุณภาพของภาพอัลตราซาวนด์ให้ดีขึ้นได้ในเวลาเดียวกัน แต่วิธีนี้ให้ผลลัพธ์ภาพที่มีความพล่ามัวของขอบวัตถุบางบริเวณของกายวิภาค เมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์ตั้งต้น

การวินิจฉัยองค์ประกอบแบบหลายมาตราส่วนที่ใช้พื้นฐานของลาปลาเซียนพีรามิด (Burt and Adelson, 1983) ที่ใช้อย่างแพร่หลายคือการกระจายแบบไม่เชิงเส้นบนพื้นฐานลาปลาเซียนพีรามิด (Laplacian pyramid-based nonlinear diffusion, LPND) (Zhang et al., 2007) กระบวนการทำงานของวิธีนี้จะประกอบไปด้วยการแยกองค์ประกอบของข้อมูลภาพตั้งต้น (Input image) ด้วยวิธีลาปลาเซียนพีรามิด หลังจากนั้นนำองค์ประกอบที่แยกเป็นชั้นๆแล้ว ทำการวิเคราะห์องค์ประกอบ ด้วยวิธีการกระจายตัวแบบไม่เชิงเส้นของเร็กกูลาร์ไรซ์ (Regularized nonlinear diffusion) กระบวนการสุดท้ายของวิธีนี้คือการสร้างภาพกลับ (Reconstruction) เพื่อให้ได้ภาพที่มีการลดสัญญาณรบกวนแบบจุดแล้ว ดังนั้นวิธีนี้ สามารถปรับปรุงคุณภาพของขอบของอวัยวะและองค์ประกอบที่มีขนาดเล็กในภาพได้ ในขณะที่มีการลดสัญญาณรบกวนในจำนวนที่มากได้ในเวลาเดียวกัน แต่วิธีนี้ไม่สามารถปรับข้อมูลบริเวณขอบวัตถุให้ชัดเจนขึ้นได้

สำหรับในหัวข้อนี้ จะเสนอรายละเอียดเฉพาะวงจรกรองสัญญาณลักษณะที่มีการวิเคราะห์หลายมาตราส่วน และใช้ในการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพ ในบทที่ 4 เท่านั้น

### 2.2.1 วิธีการลดสัญญาณรบกวนด้วยการกระจายตัวแบบแอนนิโซทรอปิก (SRAD)

วิธีการลดสัญญาณรบกวนแบบจุดในระบบสองมิติ ด้วยวิธีการกระจายตัวแบบแอนนิโซทรอปิก (Speckle reduction anisotropic diffusion) หรือมีชื่อย่อว่า SRAD (Yu and Acton, 2002) ใช้พื้นฐานของสมการเชิงอนุพันธ์ย่อย (Partial differential equation, PDE) เพื่อช่วยในการสร้างภาพในขนาดต่างๆให้มีคุณภาพดีขึ้น และใช้หลักการหาค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยที่ต่ำสุด (Minimum mean square error, MMSE) ซึ่งเป็นการพัฒนามาจากหลักการของวงจรรอง Lee (Lee, 1980) และวงจรรอง Frost (Frost et al., 1982) เพื่อลดความเอนเอียง (Bias) จากขนาดของหน้าต่างและรูปร่างของวงจรรอง วงจรรอง SRAD สามารถรักษาขอบเขตขององค์ประกอบในภาพไว้ได้ ในขณะที่ยังช่วยปรับคุณภาพของข้อมูลให้ดีขึ้น โดยการยับยั้งการแพร่กระจายด้วยขอบวัตถุ เพื่อมิให้ความสว่างของบริเวณที่ไม่เกี่ยวข้องกันมาปะปนกัน และกำหนดให้การแพร่กระจายของขอบวัตถุแพร่กระจายไปในทิศทางเดียวกัน วิธี SRAD ใช้ค่าสัมประสิทธิ์การแพร่ (Diffusion coefficient) ดังสมการต่อไปนี้

$$C(q) = \frac{1}{1 + [q^2(i, j : t) - q_0^2(t)]/[1 + q_0^2(t)]}, \quad (2.5)$$

เมื่อ  $q(i, j : t)$  คือค่าสัมประสิทธิ์ชั่วขณะ (Instantaneous coefficient) ของการเปลี่ยนแปลง (Variation) ซึ่งมีการคำนวณดังต่อไปนี้

$$q(i, j : t) = \sqrt{\frac{\frac{1}{2} \left( \frac{|\nabla I|}{I} \right)^2 - \frac{1}{16} \left( \frac{|\nabla^2 I|}{I} \right)^2}{\left( 1 + \frac{1}{4} \left( \frac{|\nabla^2 I|}{I} \right)^2 \right)}}, \quad (2.6)$$

เมื่อ  $I$  แทนข้อมูลภาพในเวลาต่างๆ  $|\nabla I|$  คือตัววัดความแรงของขอบวัตถุ (Gradient magnitude)  $|\nabla^2 I|$  คือตัวดำเนินการลาปลาเซียน (Laplacian operator) และ  $q_0(t)$  มีการประมาณค่าดังสมการต่อไปนี้

$$q_0(t) = \frac{\sqrt{\text{var}[z(t)]}}{\bar{z}(t)} \quad (2.7)$$

เมื่อ  $var[z(t)]$  และ  $\bar{z}(t)$  เป็นค่าของความแปรปรวนและค่าเฉลี่ยของข้อมูลภาพในบริเวณที่เหมือน (Homogeneous area) กันในเวลา  $t$  ต่างๆ

ผลลัพธ์ของการลดสัญญาณรบกวนด้วยวิธี SRAD คือ  $I(i, j; t)$  ในแต่ละรอบวนซ้ำเป็นตามการคำนวณดังต่อไปนี้

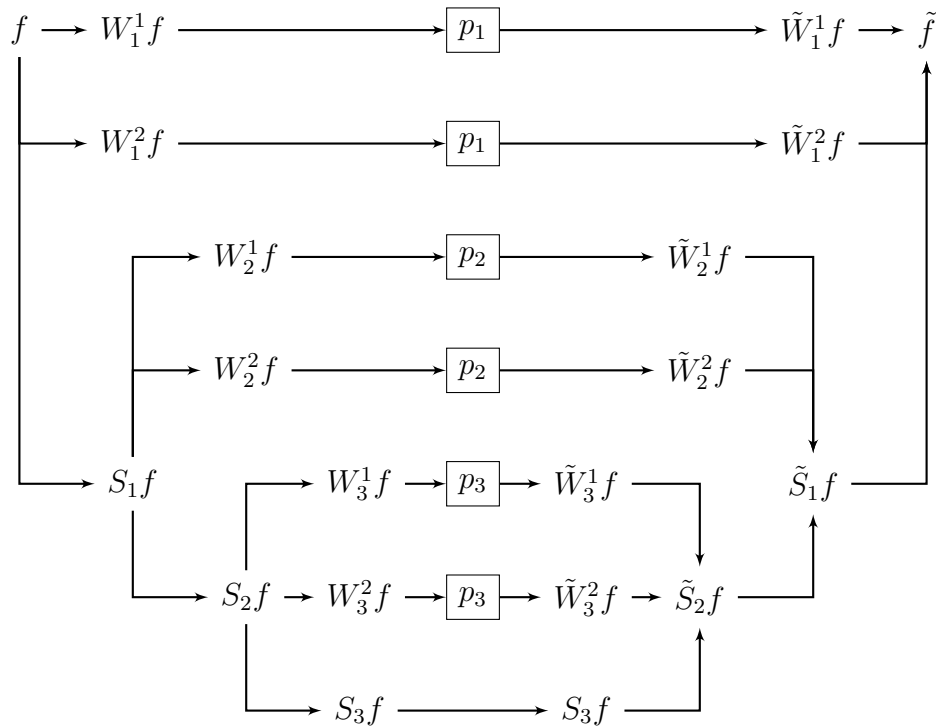
$$\partial I(i, j; t) / \partial t = \text{div}[c(q) \nabla I(i, j; t)] \quad (2.8)$$

$$I(i, j; 0) = I_0(i, j), (\partial I(i, j; t) / \partial \vec{n})|_{\partial \Omega} = 0, \quad (2.9)$$

เมื่อ  $I_0(i, j)$  คือค่าความสว่างของข้อมูลภาพที่มีการจำกัดค่าและไม่มีค่าใดที่เป็นศูนย์  $\partial \Omega$  แทนขอบเขต (Border) ของ  $\Omega$  และ  $\vec{n}$  คือทิศตั้งฉากกับขอบนอก (outer normal) ของ  $\partial \Omega$  โดยกรรมวิธี SRAD จะวนซ้ำไปเรื่อยๆจนกว่าจะได้ผลการลดสัญญาณรบกวนตามที่ต้องการ

### 2.2.2 วิธีการลดสัญญาณรบกวนด้วยการกระจายตัวของเวฟเล็ตในรูปแบบไม่เชิงเส้น (NMWD)

วิธีการกระจายตัวของเวฟเล็ตในรูปแบบไม่เชิงเส้น (Nonlinear multiscale wavelet diffusion, NMWD) (Yue et al., 2006) เป็นวิธีที่นำหลักการเวฟเล็ตมาใช้ในการลดสัญญาณรบกวนแบบจุด และเป็นที่ยอมรับใช้กับภาพอัลตราซาวนด์ ซึ่งจะแตกต่างกับหลักการ SRAD กล่าวคือ การหาความแตกต่างในภาพโดยรูปแบบของอนุพันธ์อันดับหนึ่ง ในกรรมวิธี SRAD ไม่สามารถแยกองค์ประกอบระหว่างข้อมูลและสัญญาณรบกวนในข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์ได้ วิธีนี้จึงนำการวิเคราะห์หลายมาตราส่วน (Multiscale analysis) มาใช้ผ่านวิธีการแปลงเวฟเล็ตแบบไดนามิกไม่ต่อเนื่อง (Discrete dynamic wavelet transform, DWT) (Mallat and Zhong, 1992) เพื่อแยกองค์ประกอบของภาพ วิธี DWT มีการคำนวณโมดูลัสของค่าสัมประสิทธิ์เวฟเล็ต (Modulus of wavelet coefficients) โดยมีกระบวนการทำงานทั้งหมด แสดงในรูป 2.1 (Yue et al., 2006)



รูปที่ 2.1: ขั้นตอนการทำงานทั้งหมดของวิธี NMWD (Yue et al., 2006)

จากรูป 2.1 เป็นการแสดงการแยกองค์ประกอบจำนวน 3 ระดับ โดย  $f$  คือข้อมูล สัญญาณนำเข้า นำมาแยกองค์ประกอบออกเป็น 2 ส่วน ดังสมการต่อไปนี้

$$W_k^d f = f * \psi_k^d; d = 1, 2. \quad (2.10)$$

เมื่อ  $\psi_k$  คือฟังก์ชันเวฟเล็ต (Wavelet function) และ  $k$  มีค่าเท่ากับ 1 และ 2 โดยมีการคำนวณดังสมการต่อไปนี้

$$\psi_k^1 = \frac{\partial \theta_k}{\partial x}, \psi_k^2 = \frac{\partial \theta_k}{\partial y} \quad (2.11)$$

เมื่อ  $\theta_k$  คือฟังก์ชันทำให้ราบเรียบและหาอนุพันธ์ได้ (Differentiable smoothing function)

การคำนวณข้อมูลนำเข้า  $f$  ในระดับที่  $k$  กับฟังก์ชันปรับขนาด (Scaling

function)  $\phi_k$  เป็นตามสมการต่อไปนี้

$$S_k f = f * \phi_k \quad (2.12)$$

โดยข้อมูลในระดับ  $S_k$  จะเป็นข้อมูลที่มีรายละเอียดลดลง และ  $p_k$  คือฟังก์ชันเร็กกูลาไรซ์ของแต่ละระดับ ผลการแบ่งข้อมูลในแต่ละระดับเวฟเล็ต ถูกนำมากรองลดสัญญาณรบกวน (แสดงด้วย  $p_n$ ) และนำมารวมกลับเป็นภาพตั้งต้นดังสมการต่อไปนี้

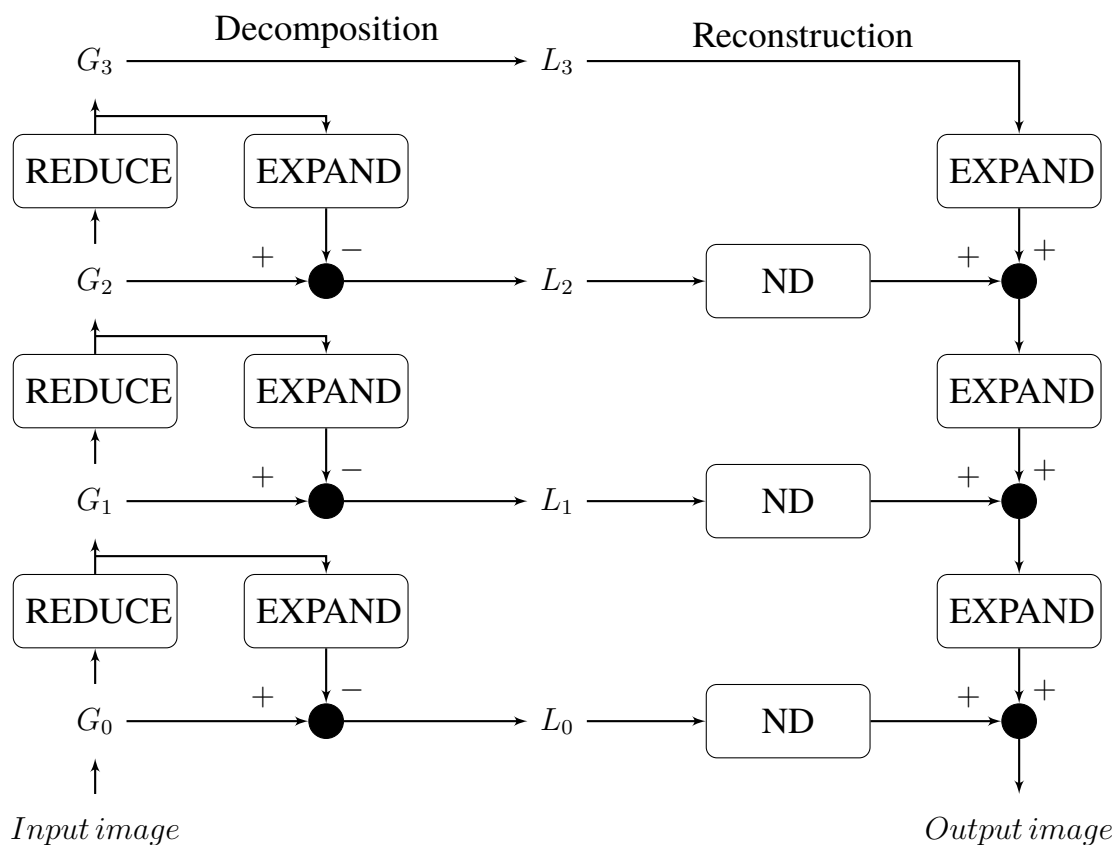
$$\tilde{S}_k f = \tilde{S}_{k+1} f + \tilde{W}_{k+1}^1 + \tilde{W}_{k+1}^2 \quad (2.13)$$

### 2.2.3 วิธีการลดสัญญาณรบกวนด้วยการกระจายแบบไม่เชิงเส้นด้วยพื้นฐานลาปลาเซียนพีรามิด (LPND)

การกรองสัญญาณรบกวน ด้วยวิธีการกระจายแบบไม่เชิงเส้นบนพื้นฐานลาปลาเซียนพีรามิด (Laplacian pyramid-based nonlinear diffusion, LPND) (Zhang et al., 2007) ใช้ลาปลาเซียนพีรามิดเพื่อแยกองค์ประกอบภายในภาพ โดยการทำงานทั้งหมดของวิธี LPND ออกแบบรูป 2.2 REDUCE และ EXPAND คือขั้นตอนการลดขนาดและเพิ่มขนาดของสัญญาณ โดยทั่วไปประกอบด้วยกระบวนการสุ่มและวงจรกรองสัญญาณความถี่ต่ำ

Zhang และคณะ (Zhang et al., 2007) ศึกษาสมการการกระจายตัว (Diffusion equation) ในรูปแบบต่างๆ เพื่อเลือกการทำงานที่ดีที่สุดคือสมการการกระจายตัวแบบไม่เชิงเส้นไม่ต่อเนื่องในสองมิติ (2D discrete nonlinear diffusion equation, ND) (Spiral et al., 2005) ดังแสดงในรูป 2.2 เป็นการคำนวณหลักของระเบียบวิธีนี้ดังสมการต่อไปนี้

$$\begin{aligned} I(i, j, t + 1) = & I(i, j, t) + \lambda [C_N \cdot \nabla I_N(i, j, t) + C_S \cdot \nabla I_S(i, j, t) \\ & + C_W \cdot \nabla I_W(i, j, t) + C_E \cdot \nabla I_E(i, j, t)], \end{aligned} \quad (2.14)$$



รูปที่ 2.2: ขั้นตอนการทำงานทั้งหมดของวิธี LPND  
(Zhang et al., 2007)

เมื่อ  $I(i, j, t)$  เป็นผลลัพธ์ของภาพที่ได้หลังจากผ่านวงจรกรองในแบบวนซ้ำ กับในเวลาก่อนหน้า  $t - 1$  ตามลำดับ  $\lambda$  คือค่าคงที่ที่ควบคุมการเปลี่ยนแปลงช่วงเวลาและความแรงของการกระจายตัวความสว่าง จากบริเวณรอบๆเข้ามาในบริเวณที่สนใจ  $C_{(\cdot)}$  คือการวัดความสามารถของความสว่างของ  $\nabla I_{(\cdot)}$  ที่แพร่กระจายในทิศทางต่างๆ (**Diffusivity function**) และ  $\nabla I_{(\cdot)}$  คืออนุพันธ์อันดับหนึ่ง (**Local image derivatives**) ในทิศทางต่างๆ โดยมีการประมาณเป็นค่าความต่างอันดับที่หนึ่ง (**First order difference**) ดังสมการต่อไปนี้

$$\nabla I_N(i, j) = I(i-1, j) - I(i, j), \quad (2.15)$$

$$\nabla I_S(i, j) = I(i+1, j) - I(i, j), \quad (2.16)$$

$$\nabla I_W(i, j) = I(i, j-1) - I(i, j), \quad (2.17)$$

$$\nabla I_E(i, j) = I(i, j+1) - I(i, j). \quad (2.18)$$

การลดสัญญาณรบกวนด้วยกรรมวิธี LPND เป็นแบบวนซ้ำผ่านความสัมพันธ์ตามสมการที่ (2.14) และจะหยุดการวนซ้ำเมื่อความต่างเฉลี่ยระหว่าง  $I$  ในรอบวนซ้ำที่ติดกันมีค่าต่ำกว่าที่กำหนด โดยคำนวณความแตกต่างในรูปแบบเดียวกับ ค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดสมบูรณ์ (Mean absolute error, MAE) ดังสมการต่อไปนี้

$$MAE(I(t)) = \frac{1}{M \times N} \times \sum_{(i,j)=1}^{MN} \sqrt{(I(i, j, t) - I(i, j, t-1))^2} \quad (2.19)$$

เมื่อ  $M$  และ  $N$  แทนค่าความกว้างและความยาวของข้อมูลภาพ ในแต่ละระดับของลาปลาเซียนพีรามิด และกำหนดให้  $MAE$  มีค่าเท่ากับ 0.005

### 2.3 การลดสัญญาณรบกวนของภาพอัลตราซาวนด์แบบสามมิติ

ภาพอัลตราซาวนด์สามมิติ (3D-US) เป็นเทคโนโลยีถ่ายภาพทางการแพทย์แบบใหม่ที่กำลังเป็นที่นิยมนำมาใช้ช่วยวินิจฉัยลักษณะภายในร่างกาย แต่ภาพอัลตราซาวนด์สามมิติ ยังมีปัญหาสำคัญจากจำนวนสัญญาณรบกวนแบบจุดที่มีมากกว่าการถ่ายภาพสองมิติ เนื่องจากต้องสแกนรวดเร็วถึง 10-40 ภาพต่อวินาที สัญญาณรบกวนจำนวนมากนี้ ทำให้รายละเอียดไม่ชัดเจนและการวิเคราะห์โครงสร้างสามมิติของข้อมูลผิดพลาด ดังนั้นการลดสัญญาณรบกวนแบบจุดที่เหมาะสมกับ 3D-US จึงต้องมีการทำงานที่รวดเร็ว เพิ่มจากการลดสัญญาณรบกวนและคงโครงสร้างของข้อมูลสามมิติไว้ (Fenster and Downey, 1996a; Govindan et al., 2016)

ปัจจุบันมีการวิจัยจำนวนมากที่นำเสนอหลักการลดสัญญาณรบกวน ในข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์สามมิติ Ponomaryou และคณะ เสนอวิธีการแบ่งกลุ่มและประมาณค่าข้างเคียงแบบสามมิติ (3D rank M-type k-nearest neighbor filter, 3D-RMKNN) (Ponomaryov et al., 2006) วงจรกรอง 3D-RMKNN ถูกออกแบบให้มีความสามารถในการลดสัญญาณรบกวนอย่างมีประสิทธิภาพ และมีกระบวนการที่รวดเร็ว โดยกำหนดให้ขนาดของหน้าต่างในการประมวลผลมีขนาดเท่ากับ  $3 \times 3 \times 3$  แทนการคำนวณขนาดอย่างพลวัต (Dynamic) เพื่อให้ประมวลผลได้รวดเร็ว Huang และคณะ ได้เสนอวงจรกรองการประมาณค่าตำแหน่งเกอซ์เซียนปรับค่าได้แบบสามมิติ (Adaptive gaussian distance weighted filter, 3D-AGDW) (Huang et al., 2009) เพื่อลดสัญญาณรบกวนในข้อมูลอัลตราซาวนด์สามมิติ และยังคงองค์ประกอบของข้อมูลไว้ ด้วยการวนซ้ำกระบวนการต่างๆเพื่อรักษาความสว่างของปริมาตรสามมิติของข้อมูลไว้ ในปัจจุบันการประมวลผลภาพโดยอาศัยหน่วยประมวลผลกราฟิกส์ (Graphic processing unit, GPU) ได้รับความนิยมมาก เนื่องจากสามารถประมวลผลได้อย่างรวดเร็ว Kwon และคณะ ได้เสนอวงจรกรองทวิภาคีแบบปรับตัวได้แบบสามมิติ (Adaptive bilateral filter, 3D-ABF) (Kwon et al., 2016) ทำงานร่วมกับการประมวลผล GPU เพื่อให้วงจรกรองสามารถปรับขนาดหน้าต่างให้เหมาะสมกับการลดสัญญาณรบกวนได้รวดเร็ว และมีประสิทธิภาพ

### 2.3.1 วิธีการลดสัญญาณรบกวนด้วยการแบ่งกลุ่มและประมาณค่าข้างเคียงแบบสามมิติ (3D-RMKNN)

วิธีการแบ่งกลุ่มและประมาณค่าข้างเคียงชนิดลำดับที่  $M$  สำหรับข้อมูลสามมิติ (3D rank M-type k-nearest neighbor filter, 3D-RMKNN) (Ponomaryov et al., 2006) เป็นการลดสัญญาณรบกวนด้วยพื้นฐานของตัวประมาณค่าชนิดลำดับที่  $M$  (Rank M-type estimators) และการประมาณค่าข้างเคียงที่ใกล้ที่สุด  $K$  ตัว (K-nearest neighbour, KNN) ให้ประมวลผลกับข้อมูลสามมิติได้ และพิจารณาการเรียงข้อมูลเพื่อให้ประมวลผลเร็วเพียงพอ สำหรับการถ่ายภาพอัลตราซาวนด์แบบสามมิติ โดยมีกระบวนการตามขั้นตอนดังนี้



1. คำนวณหาจำนวนว็อกเซลใกล้เคียง (Neighbour voxels) กับว็อกเซลที่สนใจ เพื่อใช้คำนวณผลลัพธ์การลดสัญญาณรบกวน ดังนี้

$$K_{close}(i, j, k) = \lfloor K_{min} + \alpha D_{\eta}(i, j, k) \rfloor \leq K_{max} \quad (2.20)$$

เมื่อ  $K_{min}$  และ  $K_{max}$  คือค่าคงที่เพื่อควบคุมการลดสัญญาณรบกวน และการคงขอบวัตถุ รวมถึงการทำให้รายละเอียดราบเรียบตามลำดับ ซึ่งจากการทดลองใน (Ponomaryov et al., 2006)  $K_{min}$  และ  $K_{max}$  มีค่าเท่ากับ 5 และ 24 ตามลำดับ และ  $D_{\eta}$  มีนิยามตามสมการต่อไปนี้

$$D_{\eta}(i, j, k) = \frac{MED\{x(i, j, k) - x(i+l, j+m, k+n)\}}{MAD\{x(i, j, k)\}} + \frac{1}{2} \frac{MAD\{x(i, j, k)\}}{MAD\{x(i+l, j+m, k+n)\}} \quad (2.21)$$

เมื่อ  $x(i, j, k)$  คือข้อมูลในปริมาตรสามมิติในตำแหน่งที่สนใจ โดย  $MED$  คือค่ามัธยฐาน (Median) และ  $MAD$  คือค่ามัธยฐานของค่าเบี่ยงเบนสัมบูรณ์ (Median of absolute deviations)

2. ในแต่ละว็อกเซลคำนวณผลต่างความสว่างของว็อกเซลกับว็อกเซลใกล้เคียง โดยผู้ใช้งานเลือกฟังก์ชันคำนวณ ( $h^{(w)}$ ) ผลต่างความสว่างได้ ซึ่งโดยทั่วไปมักกำหนดโดยอ้างอิงจากตัวประมาณค่าที่ทนทาน (Robust) ที่มีการคำนวณดังต่อไปนี้

$$h^{(w)}(i, j, k) = \begin{cases} x(i, j, k)^2(r^2 - x(i, j, k)^2) & , |x(i, j, k)| \leq r \\ 0 & , |x(i, j, k)| > r \end{cases} \quad (2.22)$$

3. ผลลัพธ์ของการลดสัญญาณรบกวน คือความสว่างของว็อกเซลใกล้เคียง ตาม

ฟังก์ชันซึ่งกำหนดดังนี้

$$(L, M, N) = \arg \operatorname{med}_{(l,m,n)} \{h^w(i+l, j+m, k+n)\} \quad (2.23)$$

$$f_{RMKNN}^w(i, j, k) = f_{RMKNN}^{w-1}(i+L, j+M, k+N) \quad (2.24)$$

#### 4. ทำซ้ำจน $f^w = f^{w-1}$

ใน (Ponomaryov et al., 2006) มีการเสนอว่าขั้นตอนที่ 1. สามารถละเลยได้ โดยไม่ทำให้ผลลัพธ์เปลี่ยนแปลงมาก และเลือกใช้ว็อกเซลใกล้เคียงกันภายในปริมาณขนาด  $3 \times 3 \times 3$  ที่มีว็อกเซลที่สนใจเป็นจุดศูนย์กลาง เพื่อเพิ่มความเร็วในการประมวลผล

### 2.3.2 วิธีการลดสัญญาณรบกวนด้วยวงจรรองการประมาณค่าตำแหน่งเกาซ์เขียนปรับค่าได้แบบสามมิติ (3D-AGDW)

Huang และคณะ ได้นำเสนอหลักการลดสัญญาณรบกวนด้วยวงจรรองการประมาณค่าตำแหน่งเกาซ์เขียนปรับค่าได้แบบสามมิติ (Adaptive gaussian distance weighted filter, 3D-AGDW) (Huang et al., 2009) วงจรรอง 3D-AGDW ใช้ค่าสถิติของความสว่างในแต่ละพื้นที่ ในรูปของอัตราส่วนระหว่างค่าความแปรปรวนและค่าเฉลี่ย ร่วมกับหลักการของเกาซ์เขียนคอนโวลูชัน (Gaussian convolution kernel) เพื่อหาผลลัพธ์ของการลดสัญญาณรบกวน วงจรรอง 3D-AGDW มีผลลัพธ์ดังสมการต่อไปนี้

$$I(i, j, k) = \frac{\sum_{m=0}^n W_m I_m}{\sum_{m=0}^n W_m} \quad (2.25)$$

$$W_m = \exp^{-(\sigma_s^2 / \mu_s - H_c) d_m^2 / b} \quad (2.26)$$

เมื่อ  $I_m$  คือค่าความสว่างของว็อกเซลในตำแหน่ง  $m$  และ  $n$  คือจำนวนว็อกเซลทั้งหมด โดย  $d_m$  คือระยะทางระหว่าง  $I_m$  กับจุดศูนย์กลางของปริมาตรสามมิติ และ  $H_c$  คือรัศมีของพื้นที่ที่เป็นเนื้อเดียวกันภายในปริมาตรสามมิติที่วิเคราะห์  $W_m$  คือค่าน้ำหนัก

ที่คำนวณจาก  $I_m$  ด้วยการหาค่าน้ำหนักเฉลี่ย และ  $b$  คือค่าคงที่ควบคุมขนาดของวงจรรอง

### 2.3.3 วิธีการลดสัญญาณรบกวนด้วยวงจรรองทวิภาคีแบบปรับตัวได้แบบสามมิติ (3D-ABF)

วงจรรองทวิภาคีแบบปกติ (Bilateral filter, BF) เป็นเทคนิคไม่เชิงเส้น (Non-linear technique) มีการวนซ้ำของการหาความสัมพันธ์ระหว่างการคำนวณความแตกต่างของระยะเชิงพื้นที่ (Spatial distance) กับการคำนวณความแตกต่างของความสว่าง (Range distance) ด้วยฟังก์ชันเกาส์เซียน เพื่อลดสัญญาณรบกวนและยังคงขอบวัตถุไว้ แต่ไม่เป็นที่นิยมเนื่องจากใช้เวลาในการประมวลผลมาก

Kwon และคณะ เพิ่มความเร็วในการประมวลผล ด้วยการคำนวณที่รวดเร็วของหน่วยประมวลผลกราฟิกส์ (Graphic processing unit, GPU) ใช้ในการวนซ้ำเพื่อปรับขนาดของหน้าต่างวงจรรอง และได้พัฒนาวงจรรองทวิภาคีแบบปรับตัวได้แบบสามมิติ (Adaptive bilateral filter, 3D-ABF) (Kwon et al., 2016) เพื่อทำการลดสัญญาณรบกวนบนข้อมูลสามมิติ ที่มีความสามารถในการปรับขนาดของหน้าต่างให้เหมาะสมกับระยะเชิงพื้นที่ของข้อมูลอัลตราซาวนด์ โดยมีการคำนวณดังสมการต่อไปนี้

$$I^b(p) = \frac{\sum_{y \in A(p)} f_S(p, q) j_k(q)}{\sum_{y \in A(p)} f_S(p, q) W_k(q)} \quad (2.27)$$

$$j_k(q) = W_k(q) * I(q) \quad (2.28)$$

$$W_k(q) = f_R(I(p), I(q)) \quad (2.29)$$

เมื่อ  $I^b(p)$  คือผลลัพธ์ของวงจรรองทวิภาคีแบบปกติ  $f_S$  คือการคำนวณความแตกต่างของระยะด้วยเกาส์เซียน  $f_R$  คือการคำนวณความแตกต่างของความสว่างด้วยฟังก์ชันเกาส์เซียน  $p$  คือตำแหน่งว็อกเซลที่ไม่เจาะจง (Unselective voxel) ของข้อมูลสามมิติ  $I(q)$  คือค่าความสว่างของข้อมูลนำเข้าในตำแหน่ง  $q$  และ  $A(p)$  คือกลุ่มของข้อมูลที่มี

ขนาดว็อกเซลข้างเคียงเท่ากับ  $q$  มีนิยามดังต่อไปนี้

$$A(p) = \begin{cases} q|p_x - W_x \leq q_x \leq p_x + W_x \\ p_y - W_y \leq q_y \leq p_y + W_y \\ p_z - W_z \leq q_z \leq p_z + W_z \end{cases} \quad (2.30)$$

เมื่อ  $W_x$   $W_y$  และ  $W_z$  มีการกำหนดตามหน้าตาสามมิติของว็อกเซล  $p$  ถ้ากำหนดค่าในพิกัด  $z$  มีค่าเท่ากับความลึก  $d$  (Depth) และกำหนดขนาดความกว้างและความยาวด้วย  $w$  และ  $h$  ตามลำดับ และ  $W$  จะมีนิยามดังสมการต่อไปนี้

$$W_x = W_x^{max} \times \frac{d-z}{d} + W_y^{min} \times \frac{z}{d} \quad (2.31)$$

$$W_y = W_y^{max} \times \frac{d-z}{d} + W_y^{min} \times \frac{z}{d} \quad (2.32)$$

$$W_z = W_z^{min} = W_z^{max} \quad (2.33)$$

เมื่อ  $W_{min}$  มีค่าเท่ากับ  $1 \times 1 \times 1$  และ  $W_{max}$  เท่ากับ  $8 \times 8 \times 8$

มากไปกว่านั้นการทำงานของวิธี 3D-ABF จะมีความเร็วมากขึ้นด้วยการคำนวณ  $j_k$  และ  $W_k$  จากข้อมูลที่น่าเข้าก่อนที่จะเข้ากระบวนการวนซ้ำ

## บทที่ 3

# วิธีการกรองสัญญาณด้วยวงจรรองชาวิสกี้-โกเลย์ แบบเร็กกูลาไรซ์ปรับตัวได้

### 3.1 วิธีการกรองสัญญาณด้วยวงจรรองชาวิสกี้-โกเลย์ต้นแบบ

วงจรรองชาวิสกี้-โกเลย์แบบหนึ่งมิติ (Savitzky and Golay, 1964) เป็นวงจรรองแบบผ่านต่ำ (Low-pass filter) ที่นำหลักการประมาณค่ากลุ่มของข้อมูลด้วยฟังก์ชันพหุนาม ที่ทำให้เกิดค่าความผิดพลาดกำลังสองน้อยที่สุด มาใช้เพื่อปรับข้อมูลให้ราบเรียบ วงจรรองนี้สามารถลดสัญญาณรบกวนได้เป็นอย่างดี และมีความยืดหยุ่นในการปรับอันดับฟังก์ชันพหุนาม ขนาดหน้าต่าง (จำนวนข้อมูลที่ใช้ประมาณฟังก์ชันพหุนาม) ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนัก และสามารถคำนวณค่าสัมประสิทธิ์ล่วงหน้า (Pre-processing) ได้ ความยืดหยุ่นนี้ทำให้วงจรรองนี้มีประสิทธิภาพในการนำไปประยุกต์ใช้ในงานหลายๆ ด้าน รวมถึงการลดสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์

วงจรรองชาวิสกี้-โกเลย์แบบสองมิติ (Two-dimensional Savitzky-Golay filter, 2D-SG) (Chinrungrueng and Suvichakorn, 2001) ถูกพัฒนาจากวงจรรองหนึ่งมิติเพื่อใช้ในการประมวลผลภาพ โดยนิยามฟังก์ชันพหุนามเป็นผลคูณของฟังก์ชันพหุนามตามแนวแกน (Row) และแนวตั้ง (Column) ในทำนองเดียวกับการแปลงฟูเรียร์ 2 มิติ ผลลัพธ์ของวงจรรอง 2D-SG คำนวณได้จากผลรวมเชิงเส้น (Linear combination) ของเมตริกซ์ ดังนี้ กำหนดให้หน้าต่างการคำนวณผลลัพธ์ที่ตำแหน่ง  $(i, j)$  เมื่อ  $i$  และ  $j$  เป็นเลขจำนวนเต็มที่มีค่าอยู่ในช่วง  $\dots, -1, 0, 1, \dots$  มีขนาดเท่ากับ  $(2M + 1) \times (2N + 1)$  และมีจุดศูนย์กลางของหน้าต่างอยู่ที่ตำแหน่ง

$(i, j)$  จุดพิกัดภายในหน้าต่างเป็นไปตามสมการต่อไปนี้

$$\mathcal{D}_{i,j} = \{(i + m, j + n) : -M \leq m \leq M, -N \leq n \leq N\}, \quad (3.1)$$

สำหรับทุกๆ หน้าต่าง  $\mathcal{D}_{i,j}$  เรากำหนดให้มีการคำนวณฟังก์ชันพหุนามกำลังสอง (2-D polynomial function,  $p_{i,j}$ ) ตามสมการต่อไปนี้

$$p_{i,j}(m, n) = \sum_{k=0}^K \sum_{l=0}^L c_{k,l} m^k n^l. \quad (3.2)$$

เมื่อ  $m$  และ  $n$  เป็นเลขจำนวนเต็มตามที่กำหนดไว้ในสมการที่ (3.1)  $K$  และ  $L$  แสดงค่าอันดับของฟังก์ชันพหุนามของ  $m$  และ  $n$  ตามลำดับ ระเบียบวิธีวงจรรองซาวีสกี-โคเลย์สองมิติจะคำนวณหาค่าสัญญาณออกที่ทุกๆ ตำแหน่ง  $(i, j)$  ด้วยการประมาณฟังก์ชันพหุนาม  $p_{i,j}$  ให้มีความแตกต่างกำลังสองน้อยที่สุด (Least squared polynomial curve fitting) กับข้อมูลภาพ  $f$  โดยคำนวณเป็นผลต่างระหว่างพิกเซลในหน้าต่าง  $\mathcal{D}_{i,j}$  และเลือกสัญญาณออกของวงจรรองเป็น ค่าของฟังก์ชันพหุนามที่ตำแหน่งกึ่งกลางหน้าต่าง  $(p_{i,j}(0, 0))$  ซึ่งมีค่าเท่ากับค่าสัมประสิทธิ์ที่  $c_{0,0}$  ในสมการที่ (3.2)

การคำนวณหาค่า  $c_{0,0}$  ที่ให้การประมาณกลุ่มข้อมูลมีความผิดพลาดกำลังสองน้อยที่สุดในวงจรรองซาวีสกี-โคเลย์สองมิตินี้ ใช้ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (Objective function) ตามสมการต่อไปนี้

$$\epsilon_d(\vec{c}) = \sum_{(m,n) \in \mathcal{D}_{i,j}} \{p_{i,j}(m, n) - f(i + m, j + n)\}^2. \quad (3.3)$$

การใช้ฟังก์ชันประมาณค่าของกลุ่มข้อมูล ด้วยหลักการกำลังสองน้อยที่สุดได้อย่างมีประสิทธิภาพนั้น อาศัยหลักการเดียวกับระเบียบวิธีของวงจรรองซาวีสกี-โคเลย์หนึ่งมิติ กล่าวคือมีการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์ในการติดตั้งชุดข้อมูลไว้แล้วและเป็นการคำนวณเพียงครั้งเดียว หลังจากนั้นจึงจัดรูปสมการให้สามารถหาผลลัพธ์ได้ใน

ลักษณะผลรวมเชิงเส้น

ในการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์  $c_{0,0}$  นั้นเริ่มจากกำหนดให้ค่าสัมประสิทธิ์นี้อยู่ในรูปแบบของเวกเตอร์ที่ประกอบด้วยสัมประสิทธิ์  $c_{k,l}$  ของฟังก์ชันพหุนาม  $p_{i,j}$  โดยมีการเรียงลำดับตามค่าดัชนี  $r (r = 1, \dots, (K+1)(L+1))$  เมื่อ  $r$  ใช้อ้างอิงตำแหน่งของพหุนามที่มีอันดับ  $k$  และ  $l$  ในสมการที่ (3.2) ตามฟังก์ชัน  $k(r) = \lfloor (r-1)/(L+1) \rfloor$  และ  $l(r) = (r-1) \bmod (L+1)$  เมื่อ  $\lfloor \cdot \rfloor$  เป็นฟังก์ชันสร้างเลขจำนวนเต็มด้วยการปัดลงของค่าหลังจุดทศนิยม (Flooring) และ  $\bmod(\cdot)$  เป็นฟังก์ชันของการหาค่ามอดุโล เวกเตอร์แสดงค่าสัมประสิทธิ์  $c_{k,l}$  ในสมการที่ (3.2) สามารถแสดงได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\vec{c} = (c_{k(r),l(r)} : r = 1, \dots, (K+1)(L+1))^T. \quad (3.4)$$

ในทำนองเดียวกัน กำหนดฟังก์ชันแสดงดัชนีของ  $f(i+m, j+n)$  ดังนี้

$$m(q) = \lfloor (q-1)/(2N+1) \rfloor - M, \quad (3.5)$$

$$n(q) = (q-1) \bmod (2N+1) - N, \quad (3.6)$$

เมื่อ  $q$  มีค่าตั้งแต่  $1, \dots, (2M+1)(2N+1)$

จากสมการที่ (3.5) และสมการที่ (3.6) เราสามารถเขียน  $p_{i,j}(m, n)$  และข้อมูลรูปภาพ  $f(i+m, j+n)$  ที่ใช้ในการคำนวณสมการที่ (3.3) ให้อยู่ในรูปแบบเวกเตอร์ดังสมการต่อไปนี้

$$\vec{p} = (p_{i,j}(m(q), n(q)) : q = 1, \dots, (2M+1)(2N+1))^T, \quad (3.7)$$

$$\vec{f} = (f(i+m(q), j+n(q)) : q = 1, \dots, (2M+1)(2N+1))^T. \quad (3.8)$$

จากนิยามของ  $\vec{c}$  ในสมการที่ (3.4) เราสามารถเขียน  $\vec{p}$  ให้อยู่ในรูปแบบของเมตริกซ์ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\vec{p} = \mathbf{A}\vec{c}, \quad (3.9)$$

เมื่อ  $\mathbf{A}$  เป็นเมตริกซ์ที่ออกแบบให้มีขนาดเท่ากับ  $(2M+1)(2N+1) \times (K+1)(L+1)$  และมีสมาชิกที่  $(q, r)$  เป็นตามสมการต่อไปนี้

$$\mathbf{A}_{qr} = m(q)^{k(r)} n(q)^{l(r)}. \quad (3.10)$$

จากสมการนี้ทำให้เราสามารถเขียนฟังก์ชันจุดประสงคในสมการที่ (3.3) สามารถเขียนในรูปเมตริกซ์ได้ดังต่อไปนี้

$$\epsilon_d(\vec{c}) = (A\vec{c} - \vec{f})^T (A\vec{c} - \vec{f}) \quad (3.11)$$

จากสมการในรูปแบบเมตริกซ์เราสามารถหาค่า  $\vec{c}$  ในรูปแบบเวกเตอร์ ที่ทำให้ฟังก์ชันจุดประสงคในสมการที่ (3.3) มีค่าต่ำสุดได้โดยมีค่าดังสมการต่อไปนี้

$$\vec{c} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} (\mathbf{A}^T \vec{f}). \quad (3.12)$$

ผลลัพธ์ของวงจรรองซาวีสกี-โกเลย์สองมิติ  $g_{i,j}$  จะมีค่าเท่ากับ  $c_{0,0}$  ซึ่งเป็นค่าสัมประสิทธิ์ตัวแรกของ  $\vec{c}$  เราสามารถจัดรูปของการคำนวณสมการที่ (3.12) ให้ง่ายขึ้น โดยพิจารณาเฉพาะค่าของสัมประสิทธิ์ตัวแรกเท่านั้น โดยเขียนในรูปแบบของผลรวมเชิงเส้นได้ดังสมการต่อไปนี้

$$g_{i,j} = \sum_{q=1}^{(2M+1)(2N+1)} \alpha_q f(i + m(q), j + n(q)), \quad (3.13)$$

โดยที่

$$\alpha_q = \{(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} (\mathbf{A}^T \vec{e}_q)\}_1 \quad (3.14)$$

เมื่อ  $\vec{e}_q$  คือเวกเตอร์หนึ่งหน่วยซึ่งมีค่าเท่ากับหนึ่งที่ตำแหน่ง  $q$  และศูนย์ที่ตำแหน่งอื่น และ  $\{\cdot\}_1$  แทนสัญลักษณ์เพื่อระบุตำแหน่งค่าตัวแรกของเวกเตอร์

ในการหาผลลัพธ์ของวงจรรอง 2D-SG นั้น เมตริกซ์  $\mathbf{A}$  มีค่าเท่ากันทั้งภาพ และมีนิยามตามตำแหน่งอ้างอิง (Relative position) กับจุด  $(i, j)$  เราจึงสามารถคำนวณ



ค่า  $\alpha_q$  ก่อนการกรองข้อมูลได้ ดังนั้นกระบวนการนี้มีความรวดเร็วและยังมีความซับซ้อนต่ำ

### 3.2 วิธีกรองสัญญาณด้วยวงจรรองซาวิตสกี-โกเลย์แบบเร็กกูลาไรซ์ปรับตัวได้แบบสองมิติ

เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของวงจรรองซาวิตสกี-โกเลย์สองมิติ ในการคงคงความคมชัดของขอบ Toonkum et al. (2008) เพิ่มพจน์เร็กกูลาไรซ์ของทีคอนอฟ (Tikhonov regularization) ของฟังก์ชันพหุนามเข้าในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของวงจรรอง 2D-SG (สมการที่ (3.3)) ทว่าการเพิ่มพจน์นี้ส่งผลให้การกรองสัญญาณรบกวนบริเวณที่ความสว่างเป็นเนื้อเดียวกันมีประสิทธิภาพลดลง ผู้วิจัยจึงได้เพิ่มกลไกในการปรับน้ำหนักของฟังก์ชันเร็กกูลาไรซ์ตามลักษณะความสว่างในพื้นที่เข้าไป โดยเรียกวงจรรองที่นำเสนอชื่อว่า วงจรรองซาวิตสกี-โกเลย์แบบเร็กกูลาไรซ์ปรับตัวได้ (Adaptive regularization Savitzky-Golay filters, ARSG) ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่มีการเพิ่มพจน์เร็กกูลาไรซ์  $\epsilon_r$  เข้าไป สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$\epsilon(\vec{c}) = \epsilon_d(\vec{c}) + \lambda\epsilon_r(\vec{c}), \quad (3.15)$$

เมื่อ  $\lambda$  คือค่าคงที่ในการทำเร็กกูลาไรซ์ เพื่อใช้ในการควบคุมระดับการเร็กกูลาไรซ์ขนาดของค่านี้ขึ้นกับระดับของสัญญาณรบกวนภายในข้อมูลภาพ

ในงานวิจัยนี้กำหนดให้ฟังก์ชันเร็กกูลาไรซ์  $\epsilon_r(\vec{c})$  ทางด้านขวามือของสมการที่ (3.15) แทนความแตกต่างระหว่างค่าอนุพันธ์อันดับที่หนึ่ง (First order derivatives) ของพหุนาม (Polynomial)  $p_{i,j}$  กับค่าจำกัดผลต่างทางด้านหน้า (Finite forward differences) ของข้อมูลภาพ  $f$  ที่อยู่ภายในหน้าต่าง  $D_{i,j}$  โดยอธิบายในรูปแบบสมการ

ได้ดังต่อไปนี้

$$\begin{aligned} \epsilon_r(\vec{c}) &= \sum_{(m,n) \in \mathcal{D}(i,j)} \{D_1 p_{i,j}(m,n) - \kappa \Delta_m f(i+m, j+n)\}^2 \\ &+ \sum_{(m,n) \in \mathcal{D}(i,j)} \{D_2 p_{i,j}(m,n) - \kappa \Delta_n f(i+m, j+n)\}^2, \end{aligned} \quad (3.16)$$

เมื่อ  $D_1$  และ  $D_2$  คือตัวดำเนินการอนุพันธ์ย่อย (Partial derivatives) ของฟังก์ชันพหุนาม  $p_{(i,j)}(m,n)$  ที่เทียบกับข้อมูลใน  $m$  และ  $n$  ตามลำดับ และพารามิเตอร์  $\kappa$  เป็นตัวแปรที่ใช้ในการควบคุมความแรงของค่าผลต่างทางด้านหน้าของข้อมูลภาพ  $f$  สัญลักษณ์  $\Delta_m f(i+m, j+n)$  และ  $\Delta_n f(i+m, j+n)$  ในทิศตามตัวบ่งชี้  $m$  และ  $n$  ตามลำดับ โดยสามารถอธิบายในรูปแบบสมการได้ดังต่อไปนี้

$$\Delta_m f(i+m, j+n) = f(i+m+1, j+n) - f(i+m, j+n), \quad (3.17)$$

$$\Delta_n f(i+m, j+n) = f(i+m, j+n+1) - f(i+m, j+n). \quad (3.18)$$

ดังนั้นฟังก์ชันเร็กกูลาไรซ์  $\epsilon_r(\vec{c})$  ถูกออกแบบเพื่อปรับปรุงการคำนวณหาค่าความแตกต่างระหว่างค่าอนุพันธ์อันดับที่หนึ่งของพหุนาม  $p_{i,j}$  ที่พบกับความแรงของสัญญาณรบกวนแบบจุดของตำแหน่ง  $(i, j)$  ในข้อมูลภาพ ถ้ากำหนดค่าของ  $\kappa$  ให้เป็นค่าเท่ากับศูนย์ เราสามารถเปลี่ยนฟังก์ชันเร็กกูลาไรซ์  $\epsilon_r(\vec{c})$  ที่ออกแบบให้ลดรูปลงได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\epsilon_r(\vec{a}) = \{D_1 p_{i,j}(m,n)\}^2 + \{D_2 p_{i,j}(m,n)\}^2, \quad (3.19)$$

ซึ่งมีค่าเทียบเท่ากับหลักการเร็กกูลาไรซ์ของทิคอนอฟ (Tikhonov regularization) (Kaipio and Somersalo, 2004) ซึ่งอยู่บนพื้นฐานของนอร์มกำลังสอง  $l_2$  norm ของการเปลี่ยนแปลงระดับ และวงจรรอง ARSG จะกลายเป็นวงจรรอง RSG (Toonkum et al., 2008) ถ้ากำหนดค่าของ  $\kappa$  ให้มีค่าเท่ากับหนึ่งแล้ว การเร็กกูลาไรซ์คือการกำหนดให้อนุพันธ์อันดับที่ 1 ของ  $p_{i,j}(m,n)$  มีค่าเท่ากับการเปลี่ยนแปลง

ความสว่างในภาพ กล่าวคือเป็นการตัดสัญญาณความถี่สูงออกไป ดังนั้นเราจึงสามารถควบคุมขนาดของฟังก์ชันเร็กกูลาไรซ์  $\epsilon_r(\vec{c})$  จากค่ามากจนไปถึงค่าศูนย์ อย่างไรก็ตามการปรับค่าของฟังก์ชันเร็กกูลาไรซ์  $\epsilon_r(\vec{c})$  ดังกล่าวมีความซับซ้อนของการคำนวณอย่างมาก จากเหตุผลนี้ จึงทำให้ผู้วิจัยได้พัฒนาการคำนวณวงจรกรองให้อยู่ในรูปแบบของผลรวมเชิงเส้นของเมตริกซ์ในรูปแบบเดียวกับวงจรกรอง 2D-SG ขึ้นมา

จากการใช้ฟังก์ชันดัชนี (Index functions) ของตัวแปรตำแหน่งข้อมูล  $m$  และ  $n$  ตามที่ได้นิยามไว้ในสมการที่ (3.5) และ สมการที่ (3.6) เราสามารถนำมาจัดเรียง  $D_1 p_{i,j}(m, n)$  และ  $D_2 p_{i,j}(m, n)$  เพื่อให้เกี่ยวข้องกับนิยามของฟังก์ชันเร็กกูลาไรซ์ในสมการที่ (3.16) ใหม่ให้อยู่ในรูปแบบของเวกเตอร์ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\vec{\delta}_1 = (D_1 p_{i,j}(m(q), n(q)) : q = 1, \dots, (2M + 1)(2N + 1))^T, \quad (3.20)$$

$$\vec{\delta}_2 = (D_2 p_{i,j}(m(q), n(q)) : q = 1, \dots, (2M + 1)(2N + 1))^T, \quad (3.21)$$

และเช่นเดียวกันกับการจัดรูปแบบของนิยามเวกเตอร์ฟังก์ชันพหุนาม  $p_{i,j}$  ให้อยู่ในรูปแบบของเมตริกซ์ เราสามารถประยุกต์ขั้นตอนการคำนวณให้คล้ายกับ  $\vec{p}$  ที่นิยามไว้ในสมการที่ (3.9) ดังนั้นเราสามารถเขียนสมการ  $\vec{\delta}_1$  และ  $\vec{\delta}_2$  ให้อยู่ในรูปแบบของเมตริกซ์ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\vec{\delta}_1 = \mathbf{B}\vec{c}, \quad (3.22)$$

$$\vec{\delta}_2 = \mathbf{C}\vec{c}, \quad (3.23)$$

เมื่อ  $\mathbf{B}$  คือเมตริกซ์ที่ออกแบบให้มีขนาดเท่ากับ  $(2M + 1)(2N + 1) \times (K + 1)(L + 1)$  และมีค่าในตำแหน่ง  $(q, r)$  ดังนี้

$$\mathbf{B}_{qr} = k(r)m(q)^{k(r)-1}n(q)^{l(r)}, \quad (3.24)$$

และ  $\mathbf{C}$  คือเมตริกซ์ที่ออกแบบให้มีขนาดเท่ากับ  $(2M + 1)(2N + 1) \times (K + 1)(L + 1)$

โดยมีค่าในตำแหน่ง  $(q, r)$  ดังนี้

$$\mathbf{C}_{qr} = l(r)m(q)^{k(r)}n(q)^{l(r)-1}. \quad (3.25)$$

ในรูปแบบเดียวกันนี้เราสามารถจัดรูปของสมการ  $\Delta_m f(i + m, j + n)$  และ  $\Delta_n f(i + m, j + n)$  ในสมการที่ (3.16) ให้อยู่ในรูปแบบของเวกเตอร์ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\vec{f}_{\Delta m} = (\Delta_m f(i + m(q), j + n(q)) : q = 1, \dots, (2M + 1)(2N + 1))^T, \quad (3.26)$$

$$\vec{f}_{\Delta n} = (\Delta_n f(i + m(q), j + n(q)) : q = 1, \dots, (2M + 1)(2N + 1))^T. \quad (3.27)$$

เมื่อนำ  $\vec{f}_{\Delta m}$  และ  $\vec{f}_{\Delta n}$  ที่กำหนดไว้ในสมการที่ (3.26) และ สมการที่ (3.27) มารวมกับนิยามของ  $\delta_1$  และ  $\delta_2$  ในสมการที่ (3.22) และ สมการที่ (3.23) แล้วเราสามารถเขียนฟังก์ชันเร็กกูลาไรซ์  $\epsilon_r(\vec{c})$  ในรูปแบบใหม่จากพื้นฐานของสมการที่ (3.16) ดังต่อไปนี้

$$\begin{aligned} \epsilon_r(\vec{c}) &= (\mathbf{B}\vec{c} - \kappa\vec{f}_{\Delta m})^T (\mathbf{B}\vec{c} - \kappa\vec{f}_{\Delta m}) \\ &\quad + (\mathbf{C}\vec{c} - \kappa\vec{f}_{\Delta n})^T (\mathbf{C}\vec{c} - \kappa\vec{f}_{\Delta n}). \end{aligned} \quad (3.28)$$

และเมื่อรวมนิยามของ  $\epsilon_d(\vec{c})$  ในสมการที่ (3.3) เข้าไป จะทำให้ฟังก์ชันจุดประสงค์  $\epsilon(\vec{c})$  ในสมการที่ (3.15) ของวงจรรองที่พัฒนาขึ้นใหม่นี้เป็นดังสมการต่อไปนี้

$$\begin{aligned} \epsilon(\vec{c}) &= (\mathbf{A}\vec{c} - \vec{f})^T (\mathbf{A}\vec{c} - \vec{f}) \\ &\quad + \lambda(\mathbf{B}\vec{c} - \kappa\vec{f}_{\Delta m})^T (\mathbf{B}\vec{c} - \kappa\vec{f}_{\Delta m}) \\ &\quad + \lambda(\mathbf{C}\vec{c} - \kappa\vec{f}_{\Delta n})^T (\mathbf{C}\vec{c} - \kappa\vec{f}_{\Delta n}). \end{aligned} \quad (3.29)$$

เพื่อให้การคำนวณของฟังก์ชันจุดประสงค์  $\epsilon(\vec{c})$  มีความง่ายและสะดวกขึ้น เราจะรวมเมตริกซ์  $\mathbf{A}$   $\mathbf{B}$  และ  $\mathbf{C}$  เป็นเมตริกซ์เดียว โดยให้มีขนาดเท่ากับ  $(3)(2M + 1)(2N +$

1)  $\times (K + 1)(L + 1)$  เมตริกซ์ที่รวมขึ้นมาอีกรูปแบบดังต่อไปนี้

$$\Psi = [\mathbf{A}^T \mid \sqrt{\lambda}\mathbf{B}^T \mid \sqrt{\lambda}\mathbf{C}^T]^T. \quad (3.30)$$

อนึ่งเราได้รวมเวกเตอร์  $\vec{f}$ ,  $\vec{f}_{\Delta m}$  และ  $\vec{f}_{\Delta n}$  เป็นเวกเตอร์ที่คูณกับ  $\Psi$  ในสมการที่ (3.30) โดยมีขนาดเท่ากับ  $(3)(2M + 1)(2N + 1)$  และมีสมาชิกเป็นตามสมการต่อไปนี้

$$\vec{g} = [\vec{f}^T \mid \sqrt{\lambda}\vec{f}_{\Delta m}^T \mid \sqrt{\lambda}\vec{f}_{\Delta n}^T]^T. \quad (3.31)$$

จากนิยามในสมการที่ (3.30) และ สมการที่ (3.31) ทำให้เราสามารถเขียนรูปแบบของ ฟังก์ชันจุดประสงค์ใหม่ในรูปแบบฟังก์ชันอันดับสอง (Quadratic function) ดังนี้

$$\epsilon(\vec{c}) = (\Psi\vec{c} - \vec{g})^T(\Psi\vec{c} - \vec{g}). \quad (3.32)$$

ดังนั้นกระบวนการคำนวณ  $\vec{c}$  ที่ทำให้ฟังก์ชันจุดประสงค์  $\epsilon(\vec{c})$  ต่ำสุดสามารถคำนวณได้ตามสมการต่อไปนี้

$$\vec{c} = (\Psi^T\Psi)^{-1}(\Psi^T\vec{g}). \quad (3.33)$$

จากความสัมพันธ์ของสมการนี้ทำให้เราสามารถคำนวณผลลัพธ์  $p_{i,j}(0,0)$  ของวงจรกรองที่พัฒนาขึ้นมาใหม่ได้ตามสมการต่อไปนี้

$$p_{i,j}(0,0) = \sum_{k=1}^{(3)(2M+1)(2N+1)} \beta_k g_k, \quad (3.34)$$

เมื่อ

$$\beta_k = \{(\Psi^T\Psi)^{-1}(\Psi^T\vec{e}_k)\}_1, \quad (3.35)$$

และ  $g_k$  แทนค่าในตำแหน่ง  $k$  ของเวกเตอร์  $\vec{g}$

ค่าสัมประสิทธิ์  $\beta_k$  ของวงจรกรองใหม่ที่เสนอนี้ คำนวณได้ในทำนองกับวงจรกรองซาวีสกี-โกเลย์ต์เดิม คือสามารถคำนวณไว้ก่อนหน้า การคำนวณ  $p_{i,j}$  ที่นิยามใน

สมการที่ (3.34) สามารถคำนวณได้ง่ายเพียงใช้การสังวัตนาการ (Convolution) ระหว่างค่าสัมประสิทธิ์ของวงจรรอง  $\beta_k$  กับ  $\vec{g}$

เราสามารถนำค่าพารามิเตอร์  $\kappa$  ในสมการที่ (3.16) ควบคุมปริมาณการเร็กกูลาไรซ์ได้ ค่าสัมประสิทธิ์ของวงจรรองที่ออกแบบใหม่ que แสดงในสมการที่ (3.33) มีขนาดขึ้นกับค่า  $\lambda$  ใน  $\vec{g}$  และค่า  $\kappa$  แสดงให้เห็นว่าเราสามารถปรับปริมาณการเร็กกูลาไรซ์ได้จากทั้งค่าพารามิเตอร์  $\lambda$  และ  $\kappa$  จากการสังเกตของผู้วิจัยพบว่าเราสามารถกำหนดค่า  $\lambda$  คงที่ และปรับค่า  $\kappa$  แบบไดนามิก โดยอ้างอิงจากความเป็นเนื้อเดียวกัน (Local homogeneity) ได้ โดยที่  $\kappa$  เป็นค่าเฉพาะของแต่ละพิกเซล และมีความเป็นอิสระจากพิกเซลอื่นๆ ดังนั้นเราสามารถกำหนดค่า  $\kappa$  เพื่อควบคุมให้เกิดการลดสัญญาณรบกวนแบบจุดในบริเวณที่เป็นเนื้อเดียวกัน ขณะที่ให้มีการเร็กกูลาไรซ์คงความเป็นขอบในบริเวณอื่น

ค่าพารามิเตอร์  $\kappa$  มีขนาดขึ้นกับความเป็นเนื้อเดียวกันของบริเวณขอบวัตถุที่สนใจ และใช้ควบคุมระดับของความราบเรียบในแต่ละพื้นที่ของรูปภาพ ความเป็นเนื้อเดียวกันตรงกับงานวิจัย (Loupas et al., 1989; Chen et al., 2003) ที่มีการพิจารณาบริเวณที่เป็นเนื้อเดียวกันของรูปภาพอัลตราซาวนด์ที่ตำแหน่ง  $(i, j)$  ด้วยค่า  $h_{i,j}$  ที่มีนิยามดังนี้

$$h_{i,j} = \sigma_{i,j}^2 \mu_{i,j}, \quad (3.36)$$

เมื่อ  $\sigma_{i,j}^2$  คือความแปรปรวนของสัญญาณรบกวนที่ตำแหน่ง  $(i, j)$  และ  $\mu_{i,j}$  คือค่าเฉลี่ยของความสว่างของภาพในตำแหน่ง  $(i, j)$  โดย  $h_{i,j}$  มีค่าต่ำบริเวณพื้นที่ที่ไม่มีองค์ประกอบหรือเป็นพื้นที่ที่เป็นเนื้อเดียวกัน และมีค่าสูงบริเวณที่เป็นขอบวัตถุ ดังนั้นเราจึงกำหนดให้ค่าในพารามิเตอร์  $\kappa_{i,j}$  ในตำแหน่งที่  $(i, j)$  เป็นดังต่อไปนี้

$$\kappa_{i,j} = 1 - h_{i,j}/h_{max}, \quad (3.37)$$

เมื่อ  $h_{max}$  คือค่า  $h_{i,j}$  ที่สูงที่สุดในภาพ ทั้งนี้เมื่อพิกเซลอยู่บริเวณที่เป็นเนื้อเดียวกัน จะมีค่า  $h_{i,j}$  ต่ำ ( $\kappa$  สูง) พจน์เร็กกูลาไรซ์จะช่วยลดสัญญาณรบกวน โดยการกำจัด

องค์ประกอบความถี่สูง (อนุพันธ์อันดับสูง) ออก ขณะที่หากเป็นบริเวณขอบที่มีค่า  $h_{i,j}$  สูง ( $\kappa$  ต่ำ) องค์ประกอบความถี่สูง (ความคมชัดของภาพ) จะถูกคงไว้จากพจน์ เร็กกูลาไรซ์ของทีโคเนอฟสำหรับฟังก์ชันพหุนาม ดังนั้นค่าสัมประสิทธิ์  $K_{i,j}$  ของวงจรรองซาวิตสกี-โกเลย์แบบเร็กกูลาไรซ์ปรับตัวได้ ทำให้กรองสัญญาณรบกวนได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น และรักษาบริเวณที่เป็นขอบให้ยังคงความคมชัดไว้ได้

### 3.3 วิธีกรองสัญญาณด้วยวงจรรองซาวิตสกี-โกเลย์แบบเร็กกูลาไรซ์ปรับตัวได้แบบสามมิติ

จากฟังก์ชันวัตถุประสงค์  $\epsilon(\vec{c})$  ของวงจรรอง ARSG ในแบบสองมิติ สมการที่ (3.15) สามารถนำมาพัฒนาให้อยู่ในรูปแบบสามมิติ (Three-dimension adaptive regularization Savitzky-Golay filter, 3D-ARSG) ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\mathcal{E}(\vec{c}) = \mathcal{E}_d(\vec{c}) + \lambda \mathcal{E}_r(\vec{c}), \quad (3.38)$$

เมื่อ  $\lambda$  คือค่าคงที่เร็กกูลาไรซ์ และ  $\mathcal{E}_d(\vec{c})$  คือค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสอง ด้วยการคำนวณค่าระหว่างค่าความสว่างของปริมาตรสามมิติ (Voxel) กับฟังก์ชันพหุนามสามมิติ ภายในปริมาตรขนาด  $(2M + 1) \times (2N + 1) \times (2O + 1)$  โดยมีการคำนวณดังสมการต่อไปนี้

$$\mathcal{E}_d(\vec{c}) = \sum_{(m,n,o) \in \mathcal{W}(i,j,k)} \{p_{i,j,k}(m, n, o) - f(\mathbf{i} + m, \mathbf{j} + n, \mathbf{k} + o)\}^2, \quad (3.39)$$

เมื่อ  $\mathcal{W}(i, j, k)$  คือขนาดหน้าต่างสามมิติแสดงปริมาตรตามสมการต่อไปนี้

$$\mathcal{W}(i, j, k) = \{\mathbf{i} + m, \mathbf{j} + n, \mathbf{k} + o : -M \leq m \leq M, -N \leq n \leq N, -O \leq o \leq O\}, \quad (3.40)$$

และฟังก์ชันเร็กกูลาไรซีในแบบสามมิติ  $\mathcal{E}_r(\vec{c})$  สามารถคำนวณได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\begin{aligned} \mathcal{E}_r(\vec{c}) = & \sum_{(m,n,o) \in \mathcal{W}(i,j,k)} \{D_i p_{i,j,k}(m, n, o) - \mathcal{K} \Delta_m f(i + m, j + n, k + o)\}^2 \\ & + \sum_{(m,n,o) \in \mathcal{W}(i,j,k)} \{D_j p_{i,j,k}(m, n, o) - \mathcal{K} \Delta_n f(i + m, j + n, k + o)\}^2 \\ & + \sum_{(m,n,o) \in \mathcal{W}(i,j,k)} \{D_k p_{i,j,k}(m, n, o) - \mathcal{K} \Delta_o f(i + m, j + n, k + o)\}^2, \quad (3.41) \end{aligned}$$

เมื่อ  $D_i$   $D_j$  และ  $D_k$  คือตัวดำเนินการอนุพันธ์ย่อยลำดับที่หนึ่งโดยเรียงตามแนวแกน  $i$   $j$  และ  $k$  ตามลำดับ  $\mathcal{K}$  คือค่าคงที่ขึ้นกับความเป็นเนื้อเดียวของความสว่าง โดย  $\Delta_m$   $\Delta_n$  และ  $\Delta_o$  แทนการคำนวณของค่าจำกัดผลต่างทางด้านหน้าในรูปแบบสามมิติ โดยเรียงลำดับตามแกน  $i$   $j$  และ  $k$  ตามลำดับ  $f(i, j, k)$  แทนค่าความสว่างของปริมาตรสามมิติที่นำเข้ามาเพื่อลดสัญญาณรบกวน และ  $p_{i,j,k}$  คือฟังก์ชันพหุนามสามมิติ ที่มี  $\vec{c}$  เป็นค่าสัมประสิทธิ์

เพื่อความสะดวกในการคำนวณ กำหนดให้จุดศูนย์กลาง  $(i, j, k)$  คือ  $(0, 0, 0)$  และฟังก์ชันพหุนามสามารถเขียนในรูปแบบเวกเตอร์ ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$p_{i,j,k}(m, n, o) = \sum_{r=0}^R \sum_{s=0}^S \sum_{t=0}^T c_{i,j,k}(r, s, t) m^r n^s o^t, \quad (3.42)$$

เมื่อ  $R$   $S$  และ  $T$  คืออันดับของฟังก์ชันพหุนามตามแกนสามมิติ  $i$   $j$  และ  $k$  ตามลำดับ

ในทำนองเดียวกับวงจรกรอง 2 มิติ การลดสัญญาณรูปแบบสามมิตินี้ ต้องมีการควบคุมความแรงของการลดสัญญาณรบกวน เพื่อให้สัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวด์สามมิติลดลง แต่ยังคงรักษาพื้นที่ที่เป็นองค์ประกอบให้ยังคงอยู่ ผ่านการปรับค่า  $\mathcal{K}$  เราสามารถประยุกต์การวัดความเป็นเนื้อเดียวในสมการที่ (3.36) ให้มาวัดความเป็นเนื้อเดียวกันในปริมาตร 3 มิติ ได้ดังนี้

$$\mathcal{H}_{i,j,k} = \sigma_{i,j,k}^2 / \mu_{i,j,k}, \quad (3.43)$$



เมื่อ  $\sigma_{i,j,k}^2$  คือความแปรปรวนของสัญญาณรบกวนในปริมาตรสามมิติที่ตำแหน่ง  $(i,j,k)$  และ  $\mu_{i,j,k}$  คือค่าเฉลี่ยของความสว่างในปริมาตรสามมิติของข้อมูลในตำแหน่ง  $(i,j,k)$  โดย  $\mathcal{H}_{i,j,k}$  มีค่าน้อยในปริมาตรที่ไม่มีองค์ประกอบหรือเป็นบริเวณที่เป็นเนื้อเดียวกัน แต่จะมีค่ามากในปริมาตรที่มีมีความแตกต่างความสว่างมากซึ่งปรากฏบริเวณขอบขององค์ประกอบ ดังนั้นจึงนิยามให้  $\mathcal{K}_{i,j,k}$  ในตำแหน่งที่  $(i,j,k)$  ดังนี้

$$\mathcal{K} = 1 - \mathcal{H}_{i,j,k}/\mathcal{H}_{max}, \quad (3.44)$$

เมื่อ  $\mathcal{H}_{max}$  คือค่าสูงที่สุดของ  $\mathcal{H}_{i,j,k}$  จากผลลัพธ์ของความสว่างแต่ละปริมาตรสามมิติทั้งหมด

ในการทำงานเดียวกับวงจรรอง 2D-ARSG ที่ควบคุมการเรีอกูลาไรซ์ผ่านค่า  $\kappa$  วงจรรอง 3D-ARSG กำหนดค่าของ  $\lambda$  คงที่ แต่จะปรับค่า  $\mathcal{K}$  ให้ขึ้นกับลักษณะของพื้นผิวโดยอัตโนมัติตามค่า  $\mathcal{H}_{i,j,k}$

## บทที่ 4

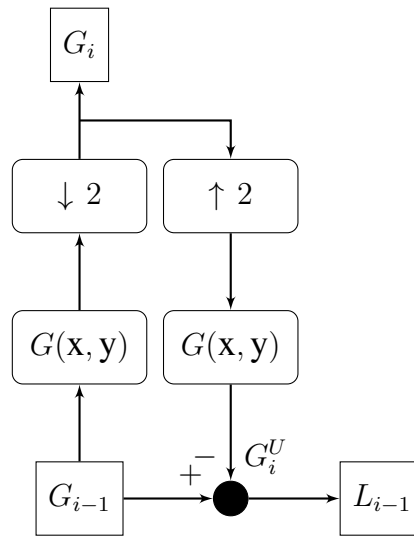
# วิธีการกรองสัญญาณแบบหลายมาตราส่วนด้วยซาวิตสกี-โก เลย์เร็กกูลาไรเซชันปรับตัวได้

วิทยานิพนธ์นี้ นำเสนอระเบียบวิธีในการปรับคุณภาพและการลดสัญญาณรบกวนแบบจุดในข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์สองมิติ เพื่อช่วยวิเคราะห์ลักษณะทางกายภาพ เช่น การเปลี่ยนแปลงหรืออัตราการลดลงของบริเวณภายในผนังหลอดเลือดได้อย่างถูกต้องและรวดเร็วมากขึ้น วิธีที่นำเสนอใหม่นี้มีชื่อว่า วิธีการกรองสัญญาณแบบหลายมาตราส่วนด้วยซาวิตสกี-โกเลย์เร็กกูลาไรเซชันปรับตัวได้ (Multiscale adaptive regularization Savitzky-Golay method, MARSG) ซึ่งเป็นระเบียบวิธีที่พัฒนาจากวงจรกรองแบบซาวิตสกี-โกเลย์เร็กกูลาไรเซชันปรับค่าได้ (2D adaptive regularization Savitzky-Golay filters, ARSG) ที่กล่าวในบทที่ 3 (Savitzky and Golay, 1964; Chinrungrueng and Suvichakorn, 2001) รวมกับหลักการของการวินิจฉัยองค์ประกอบแบบหลายมาตราส่วน ด้วยพื้นฐานของหลักการลาปลาเซียนปีรามิด

### 4.1 การวิเคราะห์แบบหลายมาตราส่วน

การวิเคราะห์แบบหลายมาตราส่วน (Multiscale analysis) ถูกนำมาใช้แยกองค์ประกอบระหว่างสัญญาณจริงและสัญญาณรบกวน ในการลดสัญญาณรบกวนอย่างแพร่หลาย (Makowski, 2013; Yue et al., 2006; Rabbani et al., 2008a; Amirmazlaghani and Amindavar, 2012b; Lee et al., 2012; Andria et al., 2013; Fu et al., 2015; Gupta et al., 2015b; Zhang et al., 2007; Kang et al., 2016a; Zhang et al., 2006; Zhang and Nishimura, 2009; Wang et al., 2013) การวิเคราะห์แบบหลายมาตราส่วน นิยมทำผ่านกระบวนการของวิธีเวฟเล็ตและวิธีปีรามิด Steidl และคณะ ศึกษาวิธีเวฟเล็ตบนหลักการแบ่งองค์ประกอบแบบหลายมาตราส่วนโดยแบ่งเป็นหลายระดับ แล้วพบว่าผลลัพธ์ที่ได้จากระเบียบวิธีเวฟ

เล็ด เทียบเท่ากับการทำงานของลาปลาเซียนไพรามิตเพียงระดับเดียว (Steidl et al., 2004) ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยจึงเลือกวิธีลาปลาเซียนไพรามิต (Laplacian pyramid) เพื่อช่วยในการแยกองค์ประกอบของสัญญาณที่นำมาวิเคราะห์ และเพื่อเป็นพื้นฐานของการพัฒนาวงจรกรองใหม่เพื่อปรับปรุงข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์



รูปที่ 4.1: ตัวอย่างการทำการแยกองค์ประกอบวิธีลาปลาเซียนไพรามิตที่ระดับ  $i - 1$

รูป 4.1 แสดงการแยกองค์ประกอบในหนึ่งระดับชั้นแบบลาปลาเซียนไพรามิตที่นำเสนอใน (Burt and Adelson, 1983) สัญลักษณ์  $G_{i-1}$  คือภาพที่ได้จากเกาซ์เซียนไพรามิต (Gaussian pyramid) ในระดับก่อนหน้านี้โดย  $G_0$  คือข้อมูลภาพเริ่มต้น ( $I_0$ ) การแยกองค์ประกอบเริ่มจากการนำภาพ  $G_{i-1}$  มาผ่านวงจรกรองเกาซ์เซียน (Gaussian filter) ชนิดผ่านต่ำซึ่งแทนด้วยสัญลักษณ์  $G(x, y)$  หลังจากนั้นทำการลดขนาดข้อมูลที่ได้หลังจากผ่านวงจรผ่านต่ำให้มีความกว้างและความยาวเพียงครึ่งเดียวของขนาดของ  $G_{i-1}$  โดยแทนกระบวนการลดขนาดด้วยสัญลักษณ์  $\downarrow 2$  ผลลัพธ์ของกระบวนการนี้คือผลลัพธ์ของเกาซ์เซียนไพรามิตระดับ  $i$  และแทนด้วยสัญลักษณ์  $G_i$  ที่เป็นข้อมูลภาพหยาบ (Coarse image) หลังจากนั้นนำ  $G_i$  ไปเพิ่มขนาดให้กลับมาเท่ากับ  $G_{i-1}$  (แทนด้วยสัญลักษณ์  $\uparrow 2$ ) และนำไปผ่านวงจรกรองเกาซ์เซียนอีกครั้งเพื่อให้สัญญาณเหลือเฉพาะองค์ประกอบความถี่ต่ำภายใน  $G_{i-1}$  และแสดงด้วยสัญลักษณ์  $G_i^U$  ข้อมูลของลาปลาเซียนไพรามิตในระดับที่  $i - 1$  ซึ่งแทนด้วย  $L_{i-1}$  นั้นหาได้จากการคำนวณความแตกต่างระหว่างข้อมูล  $G_{i-1}$  และ  $G_i^U$

กระบวนการของเกาซ์เซียนพีรามิดและลาปลาเซียนพีรามิด สามารถสรุปในรูปแบบของสมการได้ดังต่อไปนี้

$$G_0 = I_0, \quad (4.1)$$

$$G_i = REDUCE[G_{i-1}], \quad (4.2)$$

$$G_i^U = EXPAND[G_i], \quad (4.3)$$

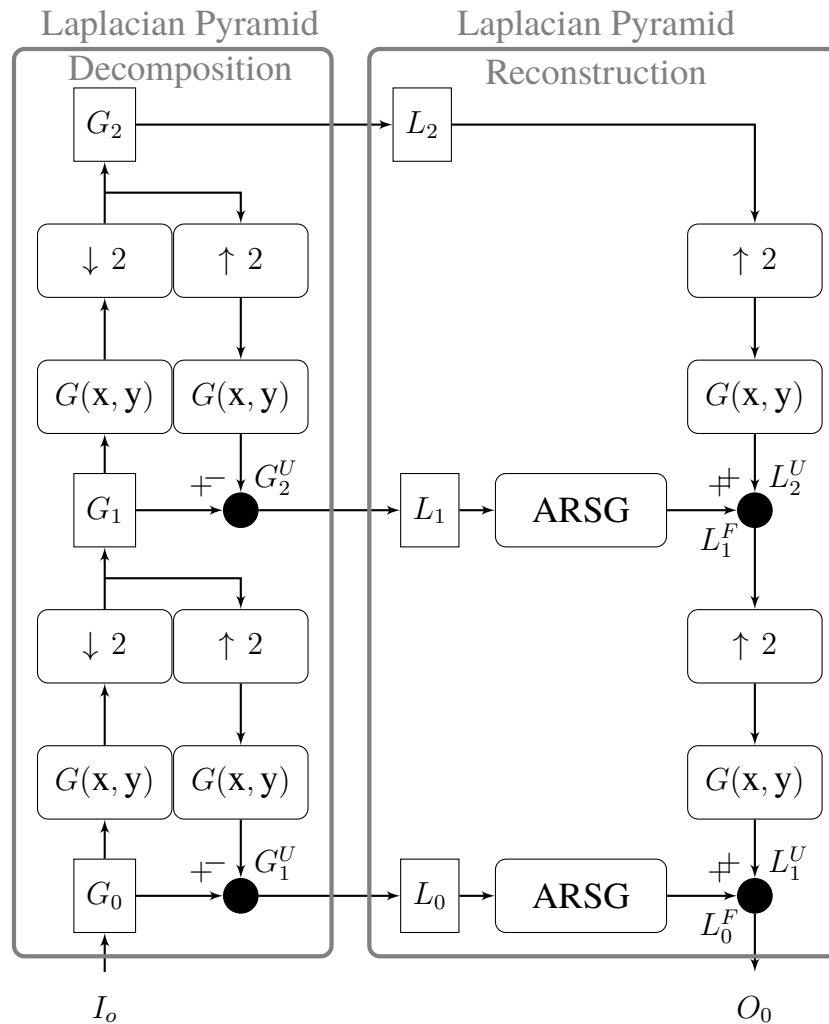
$$L_{i-1} = G_{i-1} - G_i^U, \quad (4.4)$$

เมื่อ  $G_i$  แทนข้อมูลของเกาซ์เซียนพีรามิดในชั้นที่  $i$  และ  $L_i$  แทนถึงผลลัพธ์ของลาปลาเซียนพีรามิดในระดับชั้นที่  $i$  เมื่อระดับชั้นเริ่มจาก 0 โดย  $l$  คือจำนวนระดับชั้นในการแยกองค์ประกอบ ฟังก์ชัน  $REDUCE$  ในสมการที่ (4.2) เป็นตัวแทนการกรองสัญญาณด้วยวงจรรองเกาซ์เซียนและกระบวนการลดขนาดของข้อมูล  $G_{i-1}$  และฟังก์ชัน  $EXPAND$  ในสมการที่ (4.3) เป็นตัวแทนของขั้นตอนกระบวนการเพิ่มขนาดของข้อมูล  $G_i$  ให้กลับมาเท่ากับ  $G_{i-1}$  และการกรองสัญญาณด้วยวงจรรองเกาซ์เซียน และในขั้นตอนของการสร้างภาพกลับของวิธีลาปลาเซียนพีรามิด คือการคำนวณที่กลับลำดับกับกระบวนการแยกองค์ประกอบ

#### 4.2 วิธีกรองสัญญาณแบบหลายมาตราส่วนด้วยซาวิตสกี-โกเลย์เร็กกูลาไรเซชันปรับตัวได้ แบบสองมิติ

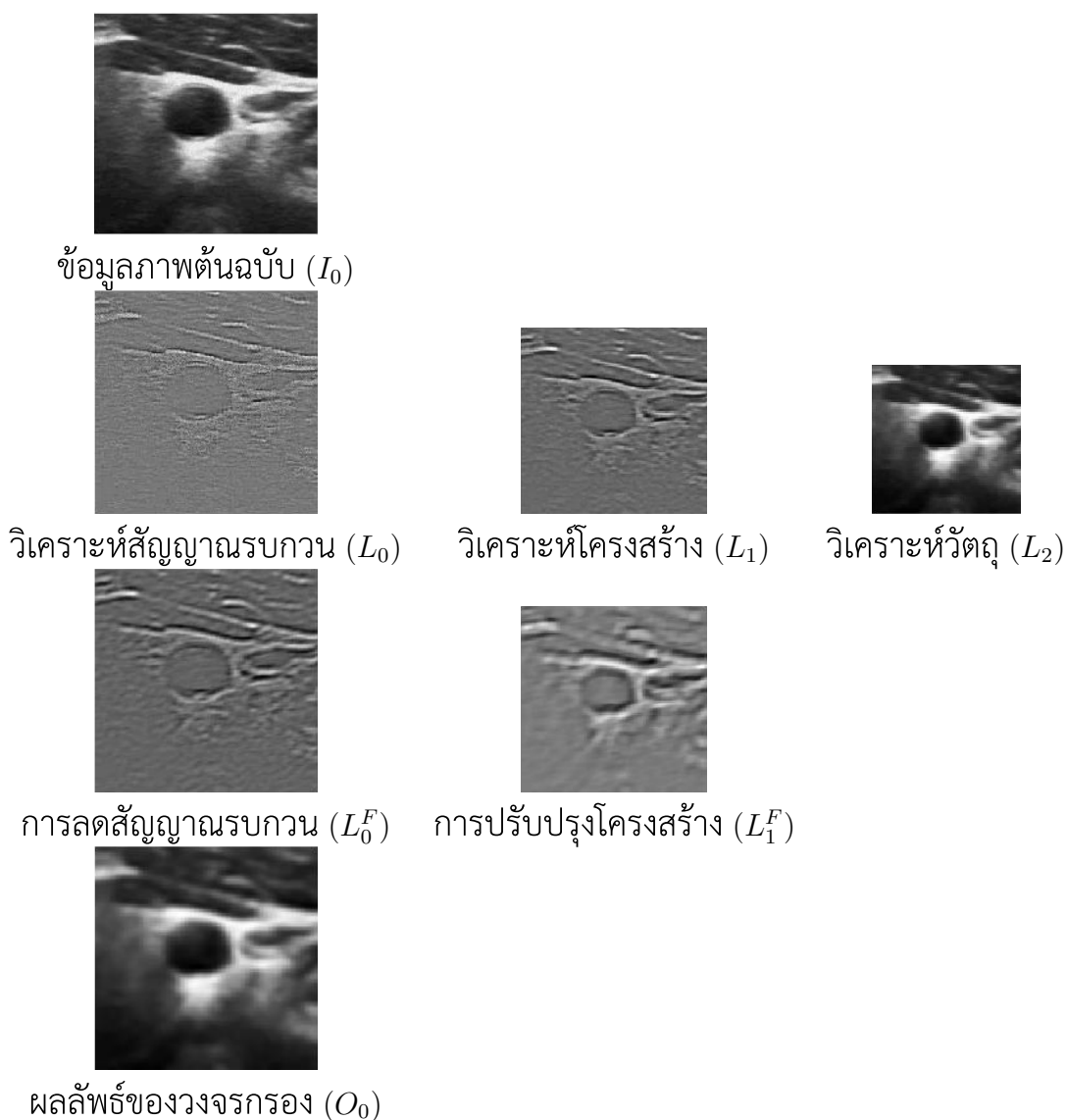
วิธีกรองสัญญาณแบบหลายมาตราส่วน ด้วยซาวิตสกี-โกเลย์เร็กกูลาไรเซชันปรับตัวได้ (Multiscale adaptive regularization Savitzky-Golay filtering method, MARSG) เป็นระเบียบวิธีที่พัฒนาขึ้น เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการแยกแยะองค์ประกอบของวงจรรอง ARSG โดยอาศัยการประมวลผลหลายมาตราส่วน ร่วมกับการปรับตัวแบบไดนามิกของวงจรรอง ARSG ระเบียบวิธีใหม่นี้พัฒนานี้ใช้ลาปลาเซียนพีรามิดที่แสดงในหัวข้อที่ 4.1 โดยขั้นตอนการทำงานทั้งหมดแสดงในรูป 4.2 ในวิธี MARSG ภาพอัลตราซาวนด์จะถูกแยกองค์ประกอบเป็น 3 ระดับ ด้วยลาปลาเซียนพีรามิด จำนวนระดับนี้อ้างอิงจากบทความวิจัย (Farbman et al., 2008; Fattal

et al., 2007) ทั้งนี้หากกำหนดจำนวนการแยกองค์ประกอบมากเกินไปแล้ว ผลลัพธ์ของการกรองจะสูญเสียส่วนประกอบความถี่สูง (Highpass information) เช่นขอบวัตถุหรือพื้นที่จะนกลายเป็นภาพที่ไม่คมชัดได้



รูปที่ 4.2: ขั้นตอนการทำงานทั้งหมดของวิธี MARSG

จากรูป 4.2 ข้อมูลของลาปลาเซียนพีรามิด ในระดับที่หนึ่ง ( $L_0$ ) มีการแสดงลักษณะของสัญญาณรบกวนแบบจุดอย่างชัดเจน ดังแสดงในตัวอย่างข้อมูลภาพอัลตราซาวด์ในรูป 4.3 เมื่อนำข้อมูลภาพ  $L_0$  ผ่านกระบวนการกรองด้วยวงจรกรอง ARSG ได้ ผลลัพธ์แสดงในรูป 4.3 ซึ่งมีสัญญาณรบกวนแบบจุดลดลงจำนวนมาก แต่แสดงขอบเขตของวัตถุต่างๆในข้อมูลภาพอัลตราซาวด์ได้อย่างชัดเจน ข้อมูลใน



รูปที่ 4.3: ตัวอย่างรูปภาพภายในกระบวนการของวิธีการกรองสัญญาณแบบหลายมาตราส่วนด้วยซาวีสกี-โกเลย์เร็กกูลาไรเซชันปรับตัวได้

ระดับที่สองของลาปลาเซียนพีรามิด ( $L_1$ ) เป็นข้อมูลความถี่สูงที่หลงเหลือใน  $G_1$  หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งคือ ข้อมูลที่มีช่วงความถี่ระหว่างความถี่ต่ำใน  $G_1$  และความถี่สูงใน  $L_0$  ข้อมูล  $L_1$  มีขอบวัตถุชัดเจนขณะที่มีสัญญาณรบกวนเพียงเล็กน้อยดังแสดงตัวอย่างในรูป 4.3 การปรับปรุงภาพด้วยวงจรรอง ARSG ในระดับนี้ จะเพิ่มความคมชัดของขอบวัตถุในภาพ ร่วมกับการลดสัญญาณรบกวนแบบจุดที่หลงเหลือในระดับนี้ออกไปด้วย ดังแสดงให้เห็นดังผลลัพธ์ของภาพอัลตราซาวนด์ในรูป 4.3 ในระดับสุดท้ายของ

ลาปลาเซียนพีรามิดในระเบียบวิธี **MARSG** ( $L_2$ ) แสดงพื้นผิวของวัตถุในภาพอัลตราซาวนด์ ดังแสดงในรูป 4.3 รูปภาพผลลัพธ์นี้เป็นข้อมูลที่แสดงโครงสร้างของวัตถุที่อยู่ภายในข้อมูลรูปภาพอัลตราซาวนด์อย่างหยาบ และไม่ปรากฏสัญญาณรบกวนในภาพ เนื่องจากสัญญาณรบกวนเป็นสัญญาณความถี่สูง ขณะที่  $L_2$  เป็นข้อมูลจากเกาส์เซียนพีรามิดที่ประกอบด้วยความถี่ต่ำเท่านั้น ดังนั้นข้อมูลใน  $L_2$  จึงไม่ถูกรองด้วยวงจรรอง **ARSG**

การลดสัญญาณรบกวนใน  $L_0$  และ  $L_1$  ด้วยวงจรรอง **ARSG** นำผลลัพธ์ที่ได้จากการลดสัญญาณรบกวนมารวมกับ  $L_2$  เดิม เพื่อสร้างกลับ (**Reconstruction**) ภาพที่ลดสัญญาณรบกวน และได้ผลลัพธ์ดังตัวอย่างในรูป 4.3 ซึ่งจากรูปแสดงให้เห็นว่าระเบียบวิธี **MARSG** ที่พัฒนาขึ้นใหม่ มีประสิทธิภาพในการลดสัญญาณรบกวนแบบจุดของภาพอัลตราซาวนด์ออกไปเป็นจำนวนมาก และยังคงรักษาองค์ประกอบภายในข้อมูลภาพไว้ได้อย่างครบถ้วน

## บทที่ 5

### การประเมินประสิทธิภาพ

#### 5.1 เกณฑ์ที่ใช้การประเมินประสิทธิภาพ

เกณฑ์ประเมินนี้ แบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือการวัดความสามารถในการลดสัญญาณรบกวน และการวัดความสามารถในการคงโครงสร้างของขอบวัตถุ โดยในการประเมินข้อมูลสองและสามมิติ ใช้ค่าการประเมินที่แตกต่างกัน โดยมีรายละเอียดดังหัวข้อ 5.1.1 และ 5.1.2 ตามลำดับ

วงจรรองและวิธีทั้งหมดในบทนี้ถูกพัฒนาด้วยคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล ที่มีหน่วยประมวลผลกลาง คือ Intel Core i3 1.8GHz และหน่วยความจำในการประมวลผลขนาด 1GB บนระบบปฏิบัติการ Microsoft Windows 7

##### 5.1.1 เกณฑ์ที่ใช้การประเมินประสิทธิภาพสำหรับข้อมูลสองมิติ

การวัดความสามารถในการลดสัญญาณรบกวน ใช้ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยแบบนอร์มอลไลซ์ (Normalized mean square error, NMSE) (Goldberg and Sun, 1986) โดยมีการคำนวณค่าความแตกต่างระหว่างข้อมูลภาพต้นฉบับกับข้อมูลภาพที่ผ่านการลดสัญญาณรบกวนแล้ว ตามสมการต่อไปนี้

$$NMSE = \frac{\sum_{(i,j)=1}^{M \times N} (f(i,j) - g(i,j))^2}{\sum_{(i,j)=1}^{M \times N} f(i,j)^2}, \quad (5.1)$$

เมื่อ  $f(i,j)$  คือค่าความสว่างของรูปภาพต้นฉบับที่ปราศจากสัญญาณรบกวน และ  $g(i,j)$  คือค่าความสว่างของข้อมูลภาพที่ผ่านการลดสัญญาณรบกวนแล้ว โดยทั้งสองข้อมูลมีขนาดเท่ากันคือ  $M \times N$  พิกเซล จากนิยามนี้ผลลัพธ์ของ NMSE ที่มีค่าน้อย



กว่า จะบ่งบอกถึงความสามารถในการลดทอนสัญญาณรบกวนแบบจุดได้ดีกว่า

การวัดความสามารถในการรักษาโครงสร้างของข้อมูล หลังจากลดสัญญาณรบกวนแล้วจะเปรียบเทียบกับข้อมูลต้นฉบับ ด้วยการวัดค่าเฉลี่ยของความเหมือนกันของโครงสร้าง (Mean structural similarity measurement, MSSIM) (Wang et al., 2004) ดังสมการต่อไปนี้

$$MSSIM = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{(2\mu_1(i)\mu_2(i) + C_1(i))(\sigma_{12}(i) + C_2(i))}{(\mu_1^2(i) + \mu_2^2(i) + C_1(i))(\sigma_1^2(i) + \sigma_2^2(i) + C_2(i))}, \quad (5.2)$$

เมื่อ  $\mu_1$  และ  $\mu_2$  คือค่าเฉลี่ยของความสว่างภายในพื้นที่หน้าต่างของข้อมูลต้นฉบับ กับข้อมูลที่ลดสัญญาณรบกวนแล้วตามลำดับ  $\sigma_1$  และ  $\sigma_2$  คือค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความสว่างภายในพื้นที่หน้าต่างของข้อมูลต้นฉบับ กับข้อมูลที่ลดสัญญาณรบกวนแล้วตามลำดับ และ  $\sigma_{12}$  คือค่าสหสัมพันธ์ไขว้ (Cross-correlation) ระหว่างความสว่างของข้อมูลตั้งต้นและข้อมูลที่ถูกลดสัญญาณรบกวนแล้ว  $i$  คือดัชนี (Index) ที่ใช้แทนพิกเซลแต่ละพิกเซลในหน้าต่าง และ  $M$  คือจำนวนข้อมูลภายในหน้าต่างที่กำหนด โดยในงานวิจัยนี้จะกำหนดขนาดหน้าต่างของการคำนวณค่า MSSIM ไว้ที่  $11 \times 11$  พิกเซล  $C_1$  และ  $C_2$  เป็นค่าคงที่เล็กๆที่ใช้สำหรับหลีกเลี่ยงผลของการหารด้วยศูนย์ ผลลัพธ์ของ MSSIM จะมีค่าอยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1 โดยค่า MSSIM ที่มีค่ามากจะบ่งบอกได้ถึง ความสามารถในการรักษาองค์ประกอบของข้อมูลได้ดี

### 5.1.2 เกณฑ์ที่ใช้การประเมินประสิทธิภาพสำหรับข้อมูลสามมิติ

การประเมินประสิทธิภาพของการลดสัญญาณรบกวนแบบจุดในข้อมูลสามมิติ ใช้ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean absolute error, MAE) ดังสมการต่อไปนี้

$$MAE = \frac{1}{V} \sum_{x,y,z} |f(x, y, z) - g(x, y, z)|, \quad (5.3)$$

เมื่อ  $f(x, y, z)$  คือค่าความสว่างของปริมาตรสามมิติต้นฉบับที่ปราศจากสัญญาณรบกวน และ  $g(x, y, z)$  คือค่าความสว่างของปริมาตรสามมิติที่ผ่านการลดสัญญาณ

รบกวนแล้ว  $V$  คือจำนวนข้อมูลภายในปริมาตรสามมิติ

นอกจากนี้ยังมีการประเมินความสามารถการลดสัญญาณรบกวนเพิ่มเติม โดยวัดจากค่าจุดสูงสุดของอัตราส่วนระหว่างสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (**Peak signal-to-noise ratio, PSNR**) โดยมีการคำนวณเริ่มต้นด้วยการหาค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (**Mean square error, MSE**) ดังสมการต่อไปนี้

$$MSE = \frac{1}{V} \sum_{x,y,z} \{f(x,y,z) - g(x,y,z)\}^2 \quad (5.4)$$

แล้วนำค่า **MSE** มาคำนวณค่า **PSNR** ดังสมการต่อไปนี้

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{F_{max}^2}{MSE} \right), \quad (5.5)$$

เมื่อ  $F_{max}$  คือค่าความผันผวนมากที่สุด (**Maximum fluctuation**) ของข้อมูลปริมาตรสามมิติตั้งต้น

การประเมินประสิทธิภาพของการรักษาองค์ประกอบ ของข้อมูลสามมิติ ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ใช้ค่า **MSSIM** เช่นเดียวกับข้อมูลสองมิติ แต่เปลี่ยนนิยามดังนี้  $\mu_1$  และ  $\mu_2$  คือค่าเฉลี่ยของความสว่างในหน้าต่างปริมาตรสามมิติภายในข้อมูลต้นฉบับ กับข้อมูลที่ลดสัญญาณรบกวนแล้วตามลำดับ  $\sigma_1$  และ  $\sigma_2$  คือค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความสว่างในหน้าต่างปริมาตรสามมิติภายในข้อมูลต้นฉบับ กับข้อมูลที่ลดสัญญาณรบกวนแล้วตามลำดับ โดย  $\sigma_{12}$  คือค่าสหสัมพันธ์ไขว้ระหว่างปริมาตรสามมิติของข้อมูลต้นฉบับและข้อมูลที่ถูกลดสัญญาณรบกวนแล้ว โดยในงานวิจัยนี้จะกำหนดขนาดหน้าต่างของการคำนวณค่า **MSSIM** ไว้ที่ขนาด  $11 \times 11 \times 11$  วิวอกเซล

## 5.2 การประเมินประสิทธิภาพของการลดสัญญาณรบกวนในข้อมูลสองมิติ

การประเมินประสิทธิภาพของระเบียบวิธี **MARSG** นี้จะเปรียบเทียบกับ วิธี **SRAD** (Yu and Acton, 2002) วิธี **NMWD** (Yue et al., 2006) และ วิธี **LPND**

(Zhang et al., 2007) เนื่องจากเป็นกรรมวิธีที่มีลักษณะการประมวลผลหลายมาตราส่วน หรือคล้ายการประมวลผลหลายมาตราส่วน (สำหรับกรรมวิธี SRAD) โดยการลดสัญญาณในแต่ละมาตราส่วนใช้ตัวกรองหรือกรรมวิธีแบบเดียวกัน นอกจากนี้แล้วยังได้พัฒนา ระเบียบวิธีกรองสัญญาณแบบหลายชั้นวงจรรองด้วยซาวิตซกี-โกเลย์ (Multiscale Savitzky-Goaly filters, MSG) เพื่อตรวจสอบผลของการเพิ่มพจน์เร็กกูลาไรซ์ปรับตัวได้ในวงจรรองที่นำเสนอ โดยจะเปรียบเทียบประสิทธิภาพในเรื่องการลดทอนสัญญาณรบกวน การปรับปรุงคุณภาพของข้อมูล และการรักษาองค์ประกอบขอบของโครงสร้างต่างๆภายในภาพ และทำการทดสอบในข้อมูลภาพที่สังเคราะห์ขึ้น และข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์จริงของหลอดเลือดแดงบริเวณลำคอ ด้านขวา ในบริเวณที่แยกออกเป็นสองทาง หนึ่งในหัวข้อนี้ยังไม่ได้ใช้วงจรรอง RSG เนื่องจากผลลัพธ์ที่ได้มีคุณภาพต่ำมาก

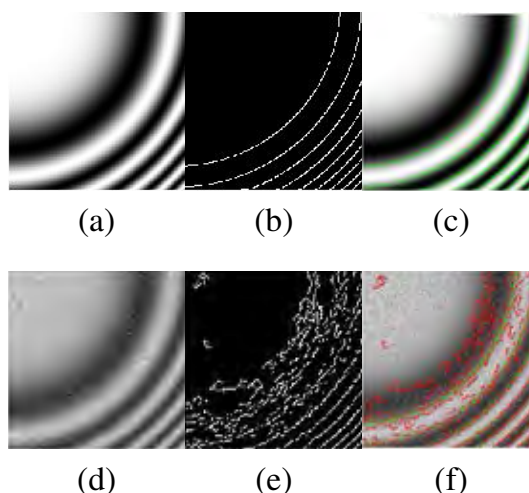
### 5.2.1 การประเมินประสิทธิภาพด้วยชุดภาพอัลตราซาวนด์สังเคราะห์

การประเมินประสิทธิภาพในหัวข้อนี้ ผู้วิจัยทำการทดสอบระเบียบวิธีวิจัยที่พัฒนาขึ้นกับระเบียบวิธีที่นิยมใช้กับข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์ ด้วยการประเมินประสิทธิภาพ การลดสิ่งรบกวนแบบจุด และการรักษาองค์ประกอบหรือขอบภายในด้วยข้อมูลภาพที่สังเคราะห์ขึ้น ดังที่แสดงในรูป 5.1(a) โดยรูปภาพที่สังเคราะห์ขึ้นนี้มีขนาดเท่ากับ  $200 \times 200$  พิกเซล และมีนิยามความสว่างที่ตำแหน่ง  $(i, j)$  ดังต่อไปนี้

$$f(i, j) = \cos(0.55 \times 10^{-8}(i^4 + 2i^2j^2 + j^4)), \quad (5.6)$$

โดย  $i$  และ  $j$  มีค่าตั้งแต่  $1, \dots, 200$  หลังจากนั้นเราได้นำภาพที่สังเคราะห์ขึ้นนี้ไปเพิ่มข้อมูลสัญญาณรบกวนแบบจุด ที่มีการกระจายตัวของความน่าจะเป็นแบบเรย์ลี (Rayleigh probability distribution) (Eltoft, 2006) และกำหนดให้มีค่าเฉลี่ยของการกระจายตัวเท่ากับหนึ่ง สัญญาณรบกวนที่จำลองขึ้นมานี้ถูกนำเข้าไปคูณในพิกเซลของรูปภาพที่สังเคราะห์ขึ้นแบบสุ่มตำแหน่ง โดยตัวอย่างข้อมูลรูปภาพสังเคราะห์ที่มีการเพิ่มสัญญาณรบกวนแสดงในรูป 5.1(d) ในการทดสอบนี้ใช้ข้อมูลภาพสังเคราะห์ที่มีการปนเปื้อนของสัญญาณรบกวนจำนวน 30 ภาพ เพื่อลดความเอนเอียง (Bias) ของ

ผลการทดลอง



รูปที่ 5.1: ตัวอย่างข้อมูลภาพที่สังเคราะห์ขึ้น

- (a) ภาพต้นฉบับจากการสังเคราะห์
- (b) ผลลัพธ์ของขอบในภาพต้นฉบับด้วยวิธีของแคนนีย์
- (c) ผลลัพธ์ของขอบในภาพต้นฉบับ (เส้นสีเขียว) วางทับบนข้อมูลภาพต้นฉบับ
- (d) ภาพข้อมูลสังเคราะห์ที่ปนเปื้อนสัญญาณรบกวนแบบจุด
- (e) ผลลัพธ์ของขอบในภาพที่ปนเปื้อนสัญญาณรบกวนแบบจุดด้วยวิธีของแคนนีย์
- (f) ผลลัพธ์ของขอบในภาพที่ปนเปื้อนสัญญาณรบกวนแบบจุด (เส้นสีแดง) วางทับบนผลลัพธ์ของขอบจากข้อมูลภาพต้นฉบับ (เส้นสีเขียว)

ค่าพารามิเตอร์ของระเบียบวิธี SRAD ถูกกำหนดโดยการทดลองเพื่อให้ได้ค่า NMSE ต่ำสุด และได้ค่า  $\Delta t$  เท่ากับ 0.25 และจำนวนครั้งของการวนซ้ำ เท่ากับ 100 และมีผลลัพธ์ที่ดีที่สุดแสดงไว้ในรูป 5.2(a) ค่าพารามิเตอร์ของระเบียบวิธี NMWD กำหนดตามบทความวิจัยของ Finn และคณะ (Finn et al., 2011) โดยกำหนดจำนวนรอบการวนซ้ำเท่ากับ 40 ครั้ง  $Q$  มีค่าเท่ากับ 8 และ  $Z$  มีค่าเท่ากับ 5 การประเมินนี้ได้ทำการทดลองเพื่อหาจำนวนระดับของวิธี NMWD ที่ให้ผลลัพธ์ของ NMSE น้อยที่สุด และได้ค่าเป็น 3 ระดับ ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดของการลดสัญญาณรบกวนแบบจุดด้วยกรรมวิธี NMWD แสดงในรูป 5.2(b) ในการกำหนดค่าพารามิเตอร์ของระเบียบวิธี LPND นั้นกำหนดตามงานวิจัยของ Zhang และคณะ (Zhang et al., 2007) กล่าวคือปริมาตรที่ใช้มีจำนวน 4 ระดับ และขนาดของหน้าต่างที่ใช้

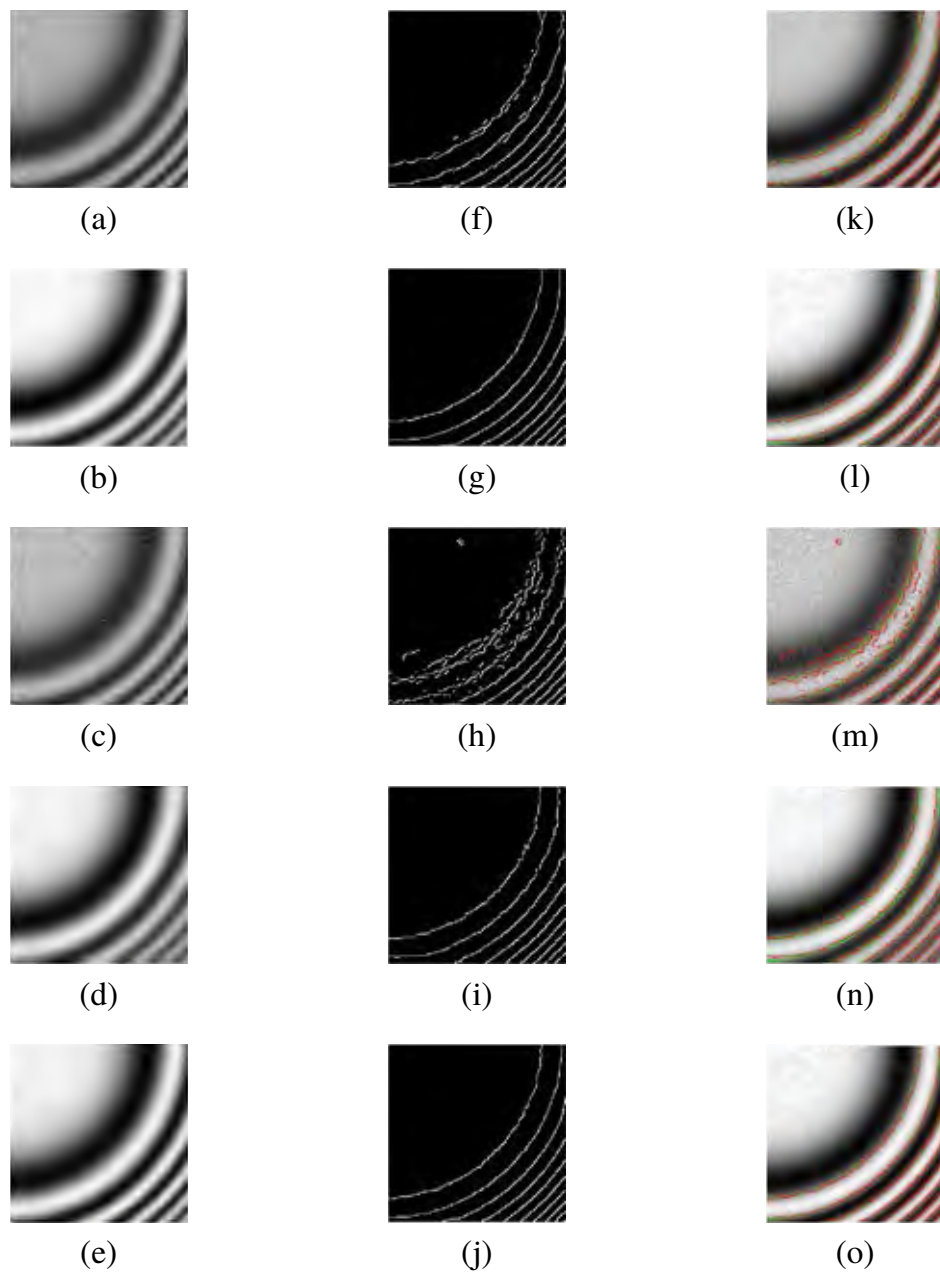
ในวงจรรองทวินาม (Binomial filters) ของตัวกระทำการขยายและย่อขนาดภาพ คือ  $9 \times 9$  พิกเซล การกำหนดขนาดหน้าต่างที่เล็กเกินไป จะส่งผลให้ขอบของวัตถุเกิดความพลา้มัวมากขึ้น ในทางกลับกันถ้ากำหนดขนาดหน้าต่างที่มีขนาดใหญ่มากเกินไป จะส่งผลให้ใช้เวลาในการคำนวณมากขึ้น และไม่เพิ่มประสิทธิภาพในการลดสัญญาณรบกวน ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดของระเบียบวิธี LPND แสดงในรูป 5.2(c) สำหรับระเบียบวิธี MSG และระเบียบวิธีที่นำเสนอ MARSG นั้นกำหนดค่าพารามิเตอร์ด้วยการทดลองจากการเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ ของค่าเร็กกูลาไรซ์ ( $\lambda$ ) จาก 0 ถึง 10 และขนาดหน้าต่าง  $3 \times 3$  ถึง  $27 \times 27$  พิกเซล เพื่อให้ผลของ NMSE มีค่าน้อยที่สุด พบว่า ค่าเร็กกูลาไรซ์ ( $\lambda$ ) เท่ากับ 0.3 และขนาดหน้าต่างเท่ากับขนาด  $13 \times 13$  พิกเซล ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดของระเบียบวิธี MSG และ MARSG แสดงในรูป 5.2(d) และ 5.2(e) ตามลำดับ

จากการทดลองทั้ง 30 ครั้ง เราได้คำนวณค่าเฉลี่ย NMSE และ MSSIM และแสดงในตารางที่ 5.1 ผลลัพธ์ NMSE แสดงให้เห็นว่าระเบียบวิธี MARSG สามารถลดสัญญาณรบกวนได้มากที่สุด เมื่อเปรียบเทียบกับระเบียบวิธีอื่นๆที่นำมาทดสอบร่วมกัน และจากการเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ของระเบียบวิธี MSG แล้วพบว่าพจน์เร็กกูลาไรซ์ที่เพิ่มเข้ามาส่งผลให้สามารถลดสัญญาณรบกวนได้ดียิ่งขึ้น (NMSE ลดจาก 0.2099 เหลือเพียง 0.0341) ผลลัพธ์ MSSIM แสดงให้เห็นว่าระเบียบวิธี MARSG และ NMWD สามารถรักษาโครงสร้างให้ใกล้เคียงกับข้อมูลต้นฉบับมากที่สุด แต่ประสิทธิภาพของการลดสัญญาณรบกวนของระเบียบวิธี MARSG สูงกว่ามาก

ตารางที่ 5.1: ผลลัพธ์เฉลี่ยของประสิทธิภาพในการลดสัญญาณรบกวนด้วยระเบียบวิธี SRAD NMWD LPND MSG และระเบียบวิธีวิจัยที่นำเสนอ MARSG

ระเบียบวิธี	NMSE	MSSIM
SRAD	0.8492	0.89
NMWD	0.1736	0.97
LPND	0.7853	0.73
MSG	0.2099	0.94
MARSG	0.0341	0.97

การตรวจสอบผลลัพธ์ด้วยสายตา (Visual inspection) จะพิจารณาเทียบกับ



รูปที่ 5.2: ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดของการลดสัญญาณรบกวนด้วยระเบียบวิธีต่างๆจากการทดลอง 30 ครั้ง โดยจัดเรียงวิธี SRAD NMWD LPND MSG และ MARS จากแถวบนไปล่างตามลำดับ

- (a-e)** ภาพแนวตั้งแรกแสดงข้อมูลภาพผลลัพธ์ที่ดีที่สุดของระเบียบวิธีต่างๆ
- (f-j)** ภาพแนวตั้งที่สองแสดงผลลัพธ์ขอบวัตถุที่ดีที่สุดของระเบียบวิธีต่างๆ
- (k-o)** ภาพแนวตั้งที่สามแสดงผลลัพธ์ขอบวัตถุ (เส้นสีแดง) เมื่อวางซ้อนทับผลลัพธ์ขอบวัตถุต้นฉบับ (เส้นสีเขียว)

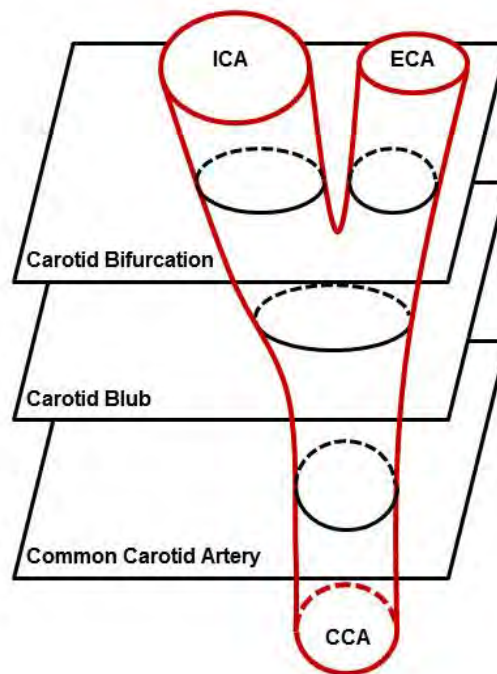
ผลการหาขอบวัตถุด้วยวิธีของแคนนี่ (Canny, 1986) ของภาพต้นฉบับที่ไร้สัญญาณรบกวน (รูป 5.1(b) และวางทับกับภาพต้นฉบับเป็นสีเขียวในรูป 5.1(c)) ขอบที่ได้หลังจากลดสัญญาณรบกวนมีน้อยกว่ารูป 5.1(e) มาก แต่ผลของวิธี LPND ดังแสดงในรูป 5.2(h) มีสัญญาณรบกวนหลงเหลือจำนวนมาก และความสว่างที่ได้ก็ไม่ราบเรียบ ดังแสดงในรูป 5.2(m) สำหรับวิธี SRAD ถึงแม้จะมีสัญญาณรบกวนน้อยลง แต่ขอบวงกลมที่ได้มีความไม่ราบเรียบ และยังมีสัญญาณรบกวนหลงเหลือ ผลลัพธ์ของวิธี NMWD MSG และ MARSG มีขอบที่ราบเรียบดังแสดงในรูป 5.2(g) รูป 5.2(i) และรูป 5.2(j) ตามลำดับ แต่เมื่อนำขอบที่ได้ไปวางทับกับขอบที่ได้จากภาพต้นฉบับดังแสดงในรูป 5.2(k-o) พบว่าผลลัพธ์ที่ได้จากระเบียบวิธี MARSG ให้ผลลัพธ์ที่มีความสอดคล้องและมีตำแหน่งใกล้เคียงกับขอบวัตถุต้นฉบับมากที่สุด ดังแสดงให้เห็นว่าปริมาณเส้นสีเขียวหลงเหลือน้อยที่สุด อนึ่งถึงแม้ว่าระเบียบวิธี NMWD ให้ผลลัพธ์ขอบวัตถุที่ต่อเนื่องกว่า แต่พื้นผิวที่ได้มีความราบเรียบน้อยกว่า เนื่องจากมีสัญญาณรบกวนหลงเหลือมากกว่า ดังนั้นจากการประเมินประสิทธิภาพ สามารถสรุปได้ว่าระเบียบวิธี MARSG ที่พัฒนาขึ้นนี้มีประสิทธิภาพในการขจัดสัญญาณรบกวนในภาพได้มีประสิทธิภาพที่สุด ทั้งยังสามารถรักษาองค์ประกอบและขอบวัตถุได้อย่างสมบูรณ์อีกด้วย

### 5.2.2 การประเมินประสิทธิภาพด้วยชุดภาพอัลตราซาวนด์

การประเมินประสิทธิภาพในหัวข้อนี้ จะทดสอบประสิทธิภาพของระเบียบวิธี MARSG ด้วยชุดข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์ในบริเวณที่สำคัญของหลอดเลือดแดงในส่วนที่แยกออกเป็นสองทาง (Carotid bifurcation) โดยที่ข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์ในการทดลองนี้ได้จากเครื่องอัลตราซาวนด์ Philips Affiniti 70G และถูกตัดบริเวณขอบให้เหลือเฉพาะบริเวณหลอดเลือดบริเวณกลางภาพ มีขนาดเท่ากับ  $256 \times 256$  พิกเซล

โครงสร้างของหลอดเลือดแดงในบริเวณที่แยกออกเป็นสองทางในรูป 5.3 ซึ่งสามารถแบ่งช่วงที่สำคัญของโครงสร้างหลอดเลือดได้เป็น 3 ส่วน (Stein et al., 2008; Park et al., 2010) ส่วนแรกคือหลอดเลือดแดงในส่วนที่แยกออก (Carotid

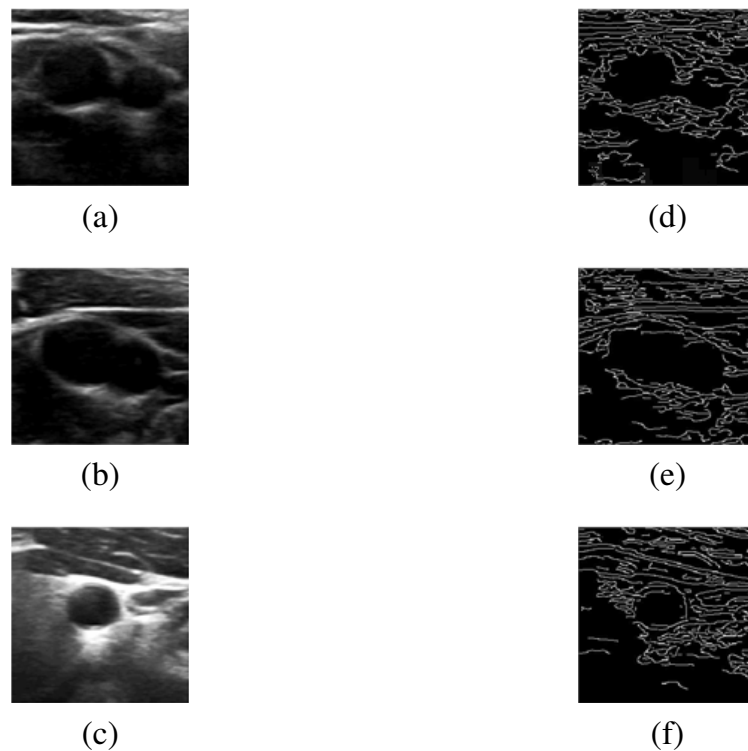
bifurcation) ส่วนนี้จะมีลักษณะทางกายวิภาคประกอบไปด้วยวงของหลอดเลือดแดงด้านใน (Internal carotid artery, ICA) และวงของหลอดเลือดแดงด้านนอก (External carotid artery, ECA) ส่วนที่สองคือหลอดเลือดแดงในส่วนที่พองตัว (Carotid bulb) ลักษณะทางกายวิภาคของหลอดเลือดในบริเวณนี้จะมีลักษณะเป็นวงขนาดใหญ่ ซึ่งเกิดจากการรวมกันของหลอดเลือดแดงด้านในและหลอดเลือดแดงด้านนอก และส่วนสุดท้ายคือหลอดเลือดแดงในส่วนทั่วไป (Common carotid artery, CCA) ลักษณะทางกายวิภาคของหลอดเลือดในบริเวณนี้จะเป็นวงกลมขนาดประมาณเท่ากับหลอดเลือดแดงทั่วไป ดังนั้นในการทดลองนี้เราจึงทดสอบประสิทธิภาพของระเบียบวิธีต่างๆและระเบียบวิธีที่พัฒนาขึ้น ด้วยภาพอัลตราซาวนด์จริงของสามส่วนนี้ดังแสดงในรูป 5.4(a) ถึง รูป 5.4(c)



รูปที่ 5.3: โครงสร้างและภาพตัดขวาง ของหลอดเลือดแดงลำคอในบริเวณที่แยกออกเป็นสองทาง

พารามิเตอร์ที่ใช้ในหัวข้อนี้ มีค่าเดียวกับการทดลองกับภาพสังเคราะห์ขึ้นในหัวข้อก่อนหน้า ยกเว้นในระเบียบวิธี SRAD ที่มีการลดจำนวนรอบของการวนซ้ำจาก 100 เป็น 40 ครั้ง เพื่อลดการพลาสมา (สูญเสีย) ของโครงสร้างหลอดเลือด ผลลัพธ์การ





รูปที่ 5.4: ข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์ในบริเวณที่สำคัญของหลอดเลือดแดงลำคอในบริเวณที่แยกออกเป็นสองทาง

- (a,d) ส่วนของหลอดเลือดแดงในส่วนที่แยกออก
- (b,e) ส่วนของหลอดเลือดแดงในส่วนที่พองตัว
- (c,f) ส่วนของหลอดเลือดแดงในส่วนทั่วไป

ลดสัญญาณรบกวนของระเบียบวิธีต่างๆแสดงในรูป 5.5 ถึง รูป 5.7

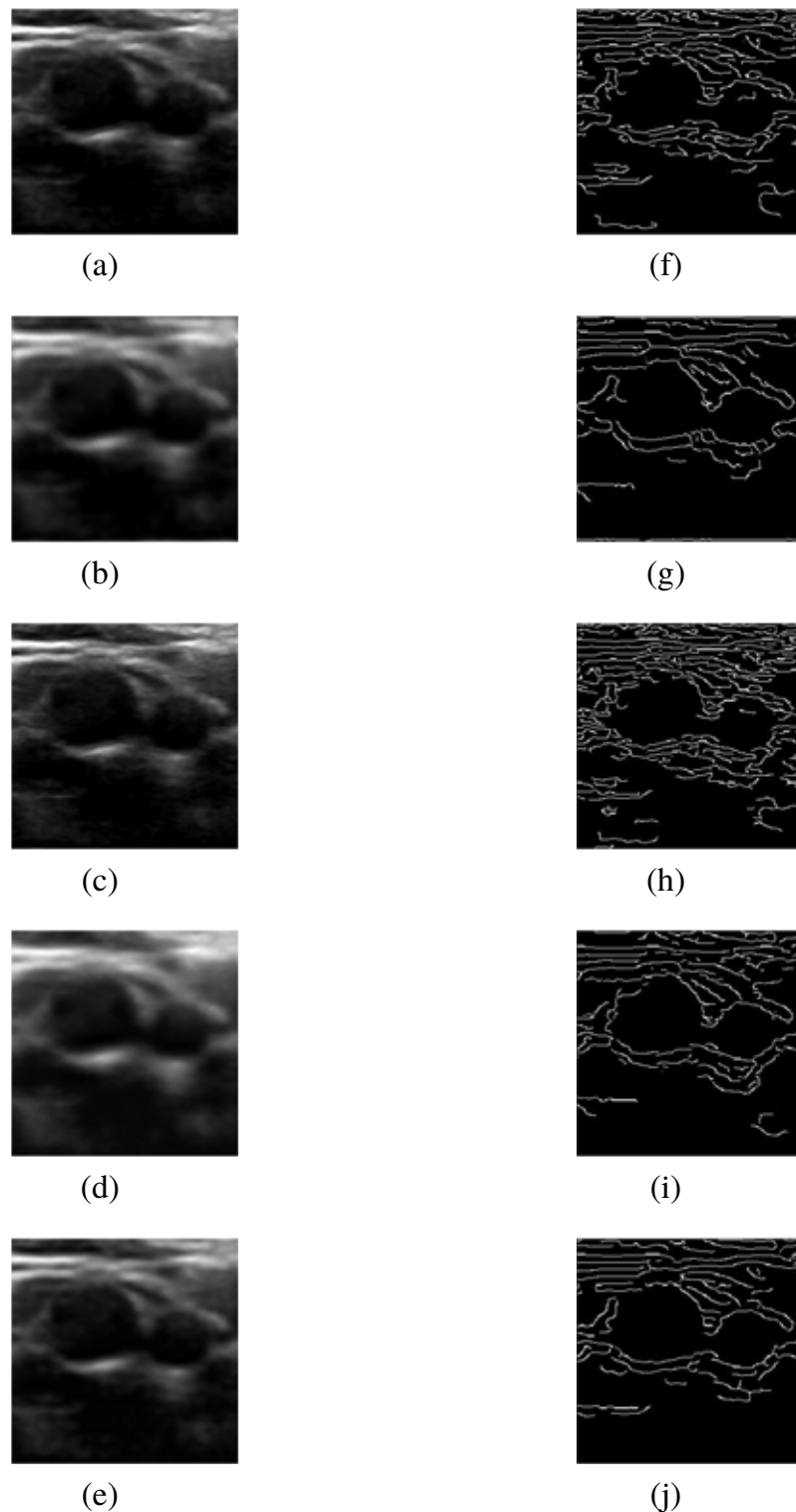
ผลลัพธ์ที่ได้จากการลดสัญญาณรบกวนแสดงให้เห็นว่าระเบียบวิธี SRAD LPND และ MSG ให้ผลลัพธ์ของขอบวัตถุที่ไม่ราบเรียบ และยังคงเหลือสัญญาณรบกวนในผลลัพธ์ภาพอัลตราซาวนด์จำนวนมาก ดังแสดงในการหาขอบวัตถุของรูป (a) (c) และ (d) ของรูป 5.5 ถึง รูป 5.7 ด้วยวิธีแคนนี่ในรูป (f) (h) และ (i) ของรูป 5.5 ถึง รูป 5.7 โดยแสดงให้เห็นว่ามีขอบวัตถุจำนวนมากภายในเนื้อเยื่อ ซึ่งหลายส่วนเกิดจากสัญญาณรบกวนแบบจุด มากไปกว่านั้นเมื่อนำผลลัพธ์ขอบวัตถุจากสามระเบียบวิธีนี้ ไปเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ขอบวัตถุของภาพต้นฉบับในส่วนต่างๆ ดังแสดงในรูป

5.4(d) ถึง รูป 5.4(f) ตามลำดับ พบว่าผลลัพธ์ขอบหลอดเลือดที่ได้จากระเบียบวิธีดังกล่าวจะมีความคล้ายกับข้อมูลที่ยังไม่ได้ทำการลดสัญญาณรบกวน

จากผลลัพธ์ที่ได้จากระเบียบวิธี NMWD และวิธีที่พัฒนาขึ้นใหม่ MARS<sub>G</sub> ซึ่งแสดงผลลัพธ์ในรูปแบบภาพที่ (b) และ (e) ของรูป 5.5 ถึง รูป 5.7 นี้พบว่าระเบียบวิธีทั้งสองนี้ให้ผลลัพธ์รูปภาพที่มีคุณภาพของขอบวัตถุที่ดี และมีการลดสัญญาณรบกวนแบบจุดเป็นจำนวนมาก มากไปกว่านั้นผลลัพธ์ของการคำนวณหาขอบวัตถุ จากผลของระเบียบวิธีทั้งสอง สามารถแสดงให้เห็นองค์ประกอบของผนังหลอดเลือดได้ดีกว่าระเบียบวิธีที่นำมาเปรียบเทียบกับวิธีอื่น ดังแสดงในรูปแบบภาพ (g) และ (j) ในรูป 5.5 ถึง รูป 5.7 แต่วาระเบียบวิธี NMWD ให้ผลลัพธ์ที่มีความราบเรียบมากเกินไปในบริเวณที่เป็นพื้นผิวของผนังหลอดเลือด จนทำให้ข้อมูลผนังหลอดเลือดสูญเสียไปบางส่วน ขณะที่ระเบียบวิธีที่พัฒนาขึ้น MARS<sub>G</sub> มีกลไกของ  $\kappa$  เพื่อปรับปรุงคุณภาพของรูปภาพในแต่ละพิกเซลได้อย่างอิสระ ทำให้การเพิ่มความราบเรียบ (ลดสัญญาณรบกวน) มีจำกัด ดังนั้นระเบียบวิธี MARS<sub>G</sub> ที่นำเสนอ เป็นระเบียบวิธีเดียวที่สามารถลดสัญญาณรบกวนบริเวณที่เป็นเนื้อเดียวกัน และรักษาองค์ประกอบบริเวณขอบวัตถุในภาพอัลตราซาวนด์ บริเวณหลอดเลือดแดงในส่วนที่แยกออกเป็นสองทางได้อย่างมีประสิทธิภาพกว่าทุกระเบียบวิธีที่นำมาเปรียบเทียบภายในการวิจัยนี้

### 5.2.3 สรุปผลการประเมินประสิทธิภาพ

ระเบียบวิธี MARS<sub>G</sub> ที่พัฒนาขึ้นจากพื้นฐานของวงจรรองซาวีสกี-โกเลย์ สองมิติ โดยเพิ่มกลไกในการปรับปรุงคุณภาพด้วย 3 กลไกดังนี้ กลไกแรก คือการปรับคุณภาพข้อมูลภาพด้วยหลักการฟิตติ้งฟังก์ชันพหุนามกำลังสองน้อยที่สุด (Least squares polynomial curve fitting) ซึ่งเป็นข้อดีของวงจรรองซาวีสกี-โกเลย์ ที่มีความยืดหยุ่นของการปรับขึ้นอยู่กับข้อมูลในแต่ละช่วงที่พิจารณา กลไกต่อมาของระเบียบวิธีนี้คือการเพิ่มพารามิเตอร์เร็กกูลาไรซ์ ( $\lambda$ ) และพารามิเตอร์การปรับขึ้นกับพื้นที่ ( $\kappa$ ) เพื่อให้ระเบียบวิธีที่พัฒนาขึ้นใหม่นี้ มีประสิทธิภาพในการลดสัญญาณรบกวนในพื้นที่ที่เป็นเนื้อเดียวกัน และคงความคมชัดของวัตถุไว้ได้ และกลไกสุดท้ายระเบียบวิธีนี้ได้นำคุณสมบัติของการแยกองค์ประกอบในข้อมูลภาพมาใช้ โดยใช้

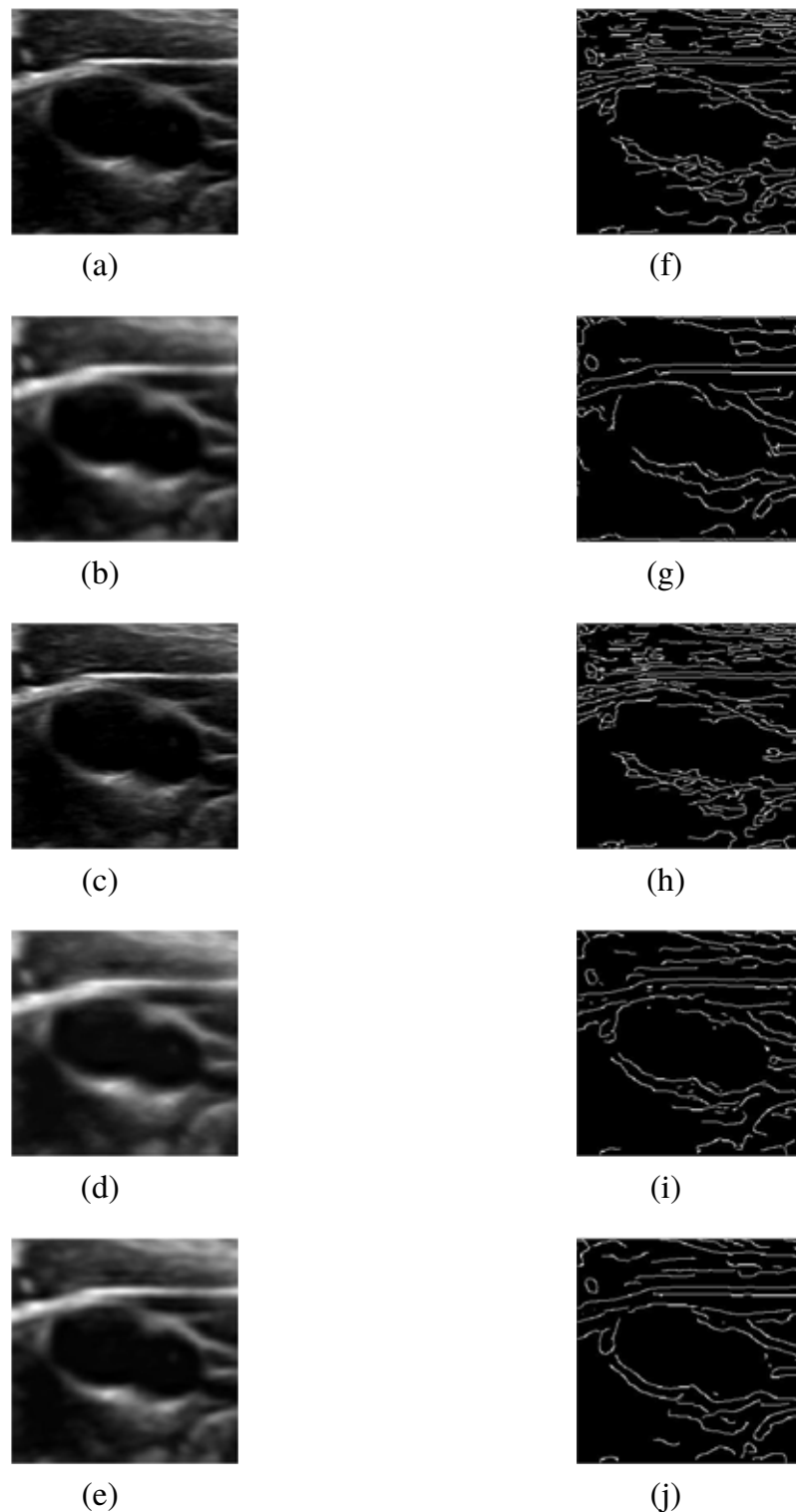


รูปที่ 5.5: ผลลัพธ์ของภาพอัลตราซาวนด์ในบริเวณหลอดเลือดแดงในบริเวณที่แยกออก

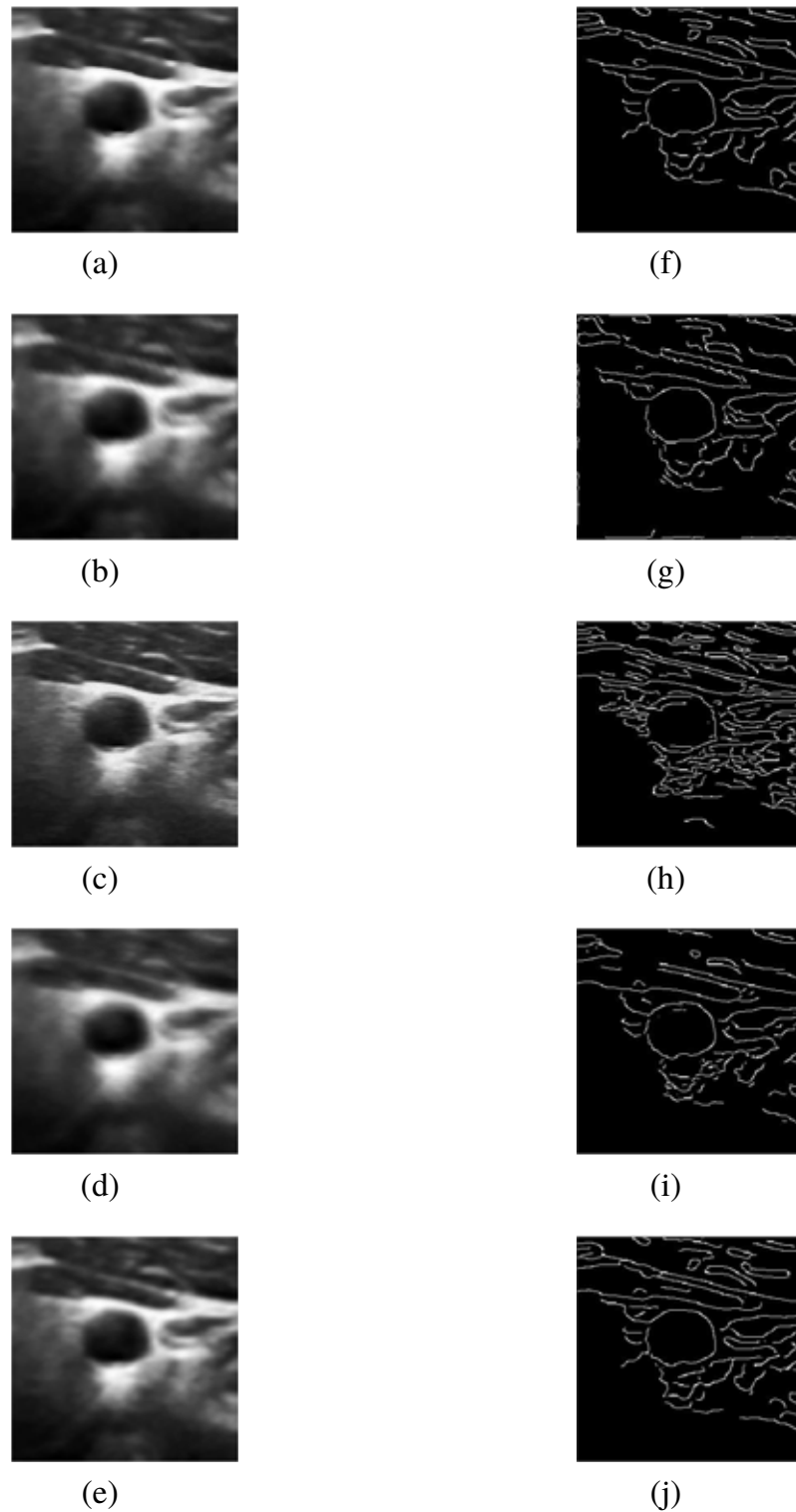
**(a-e)** ผลลัพธ์ของรูปภาพที่ผ่านวงจรรองแล้ว

**(f-j)** ผลลัพธ์ของการคำนวณหาขอบวัตถุภายในรูปภาพที่ผ่านวงจรรองแล้ว

ด้วยวิธีแค่นี้ โดยแสดงผลลัพธ์ของระเบียบวิธี SRAD NMWD LPND MSG และ MARS จากแถวบนลงล่างตามลำดับ



รูปที่ 5.6: ผลลัพธ์ของภาพอัลตราซาวด์ในบริเวณหลอดเลือดแดงในบริเวณที่พองตัว  
**(a-e)** ผลลัพธ์ของรูปภาพที่ผ่านวงจรรองแล้ว  
**(f-j)** ผลลัพธ์ของการคำนวณหาขอบวัตถุภายในรูปภาพที่ผ่านวงจรรองแล้ว  
 ด้วยวิธีแค่นี้ โดยแสดงผลลัพธ์ของระเบียบวิธี SRAD NMWD LPND  
 MSG และ MARSG จากแถวบนลงล่างตามลำดับ



รูปที่ 5.7: ผลลัพธ์ของภาพอัลตราซาวด์ในบริเวณหลอดเลือดแดงในบริเวณร่วมกัน  
**(a-e)** ผลลัพธ์ของรูปภาพที่ผ่านวงจรรองแล้ว  
**(f-j)** ผลลัพธ์ของการคำนวณหาขอบวัตถุภายในรูปภาพที่ผ่านวงจรรองแล้ว  
 ด้วยวิธีแค่นี้ โดยแสดงผลลัพธ์ของระเบียบวิธี SRAD NMWD LPND  
 MSG และ MARSG จากแถวบนลงล่างตามลำดับ

หลักการของลาปลาเซียนพีรามิด ซึ่งมีความสามารถในการแยกองค์ประกอบของสัญญาณรบกวน องค์ประกอบ และวัตถุในข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์ได้ จึงทำให้ระเบียบวิธีที่พัฒนาขึ้นมีประสิทธิภาพในการลดสัญญาณรบกวนมากขึ้น จากการทดลองลดสัญญาณรบกวนในภาพถ่ายอัลตราซาวนด์สองมิติแสดงให้เห็นว่า ระเบียบวิธี MARSF สามารถใช้ในการลดสัญญาณรบกวนแบบจุด และรักษาองค์ประกอบของข้อมูลหลังจากขจัดสัญญาณรบกวนได้ จึงเหมาะสมกับการนำมาใช้ลดสัญญาณรบกวนของภาพอัลตราซาวนด์ทางการแพทย์

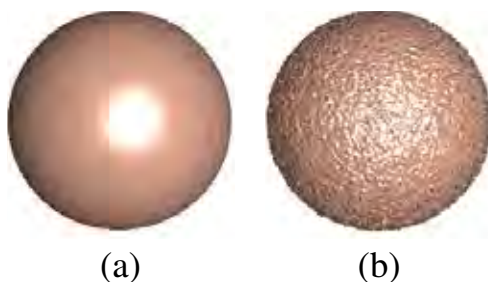
### 5.3 การประเมินประสิทธิภาพของการลดสัญญาณรบกวนในข้อมูลสามมิติ

ในหัวข้อนี้จะนำเสนอการประเมินประสิทธิภาพของวงจรรอง 3D-ARSG เปรียบเทียบกับวงจรรอง 3D-RMKNN 3D-AGDW และ 3D-ABF ด้วยการเปรียบเทียบความเร็วของการประมวลผล และความสามารถในการลดสัญญาณรบกวนแบบจุด รวมถึงประสิทธิภาพในการรักษาโครงสร้างของข้อมูลภาพอัลตราซาวด์สามมิติอีกด้วย

#### 5.3.1 การประเมินประสิทธิภาพด้วยชุดภาพสังเคราะห์สามมิติ

การกำหนดค่าพารามิเตอร์ของวงจรรอง 3D-RMKNN 3D-AGDW และ 3D-ABF อ้างอิงจากบทความวิจัยที่นำเสนอวงจรถู่นี้ กล่าวคือสำหรับวงจรรอง 3D-RMKNN  $K_{min}$  เท่ากับ 5 และ  $K_{max}$  เท่ากับ 24 และหน้าต่างในการประมวลผลเท่ากับ  $3 \times 3 \times 3$  (Ponometryov et al., 2006) พารามิเตอร์ของวิธี 3D-AGDW กำหนดค่า  $b$  เท่ากับ 0.5 (Huang et al., 2009) พารามิเตอร์ของวิธี 3D-ABF กำหนดขนาดหน้าต่างเล็กสุดที่  $3 \times 3 \times 3$  และขนาดหน้าต่างใหญ่สุดที่  $8 \times 8 \times 8$  (Kwon et al., 2016) แต่จากการทดลองพบว่าขนาดหน้าต่างต่ำสุดและสูงสุดที่  $3 \times 3 \times 3$  ส่งผลให้วงจรรอง 3D-ABF มีประสิทธิภาพสูงสุดและประมวลผลได้เร็วที่สุด จึงกำหนดค่าหน้าต่างคงที่ที่  $3 \times 3 \times 3$  สำหรับวงจรรอง 3D-ARSG กำหนดพารามิเตอร์เร็กกูลาไรซ์ ( $\lambda$ ) เท่ากับ 0.01 และขนาดหน้าต่างในการประมวลผลให้เท่ากับวิธีที่ใช้ในการเปรียบเทียบอื่นคือ  $3 \times 3 \times 3$

ข้อมูลสามมิติที่สังเคราะห์ขึ้น เป็นทรงกลมสามมิติเส้นผ่านศูนย์กลาง 81 ที่อยู่ภายในปริมาตรขนาดเท่ากับ  $100 \times 100 \times 100$  ดังแสดงในรูป 5.8(a) และนำข้อมูลสามมิติต้นฉบับนี้มาเพิ่มสัญญาณรบกวนแบบจุด ด้วยการกระจายตัวของความน่าจะเป็นแบบเรย์ลี (Rayleigh probability distribution) (Eltoft, 2006) ที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับหนึ่ง ตัวอย่างของข้อมูลสังเคราะห์ที่มีการปนเปื้อนของสัญญาณรบกวน แสดงในรูป 5.8(b) เช่นเดียวกับกรณีข้อมูลสองมิติ การทดลองนี้จะทำการจำลองข้อมูลสามมิติที่มีการรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนแบบจุด จำนวน 30 ข้อมูล ภายใต้การกำหนดพารามิเตอร์ของการจำลองสัญญาณรบกวน และการกำหนดพารามิเตอร์ของวิธีต่างๆ ให้เหมือนกันทุกการทดลอง เพื่อลดความเอนเอียง (Bias) ของผลการทดลองที่ได้



รูปที่ 5.8: ตัวอย่างภาพสังเคราะห์สามมิติที่ใช้ในการทดลอง

- (a) ภาพต้นฉบับ
- (b) ภาพที่ปนเปื้อนสัญญาณรบกวนแบบจุด

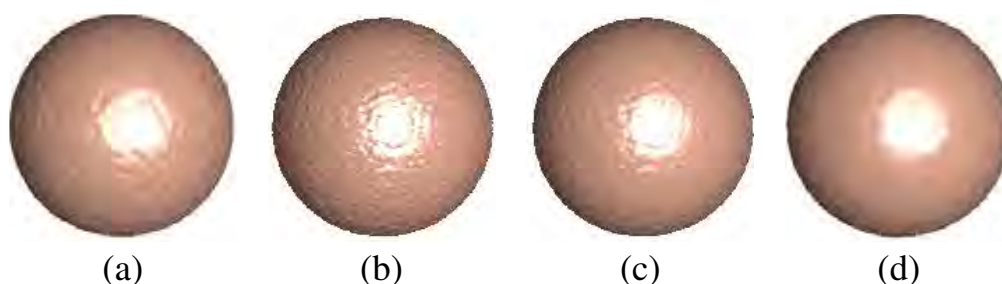
ตารางที่ 5.2 แสดงผลการประเมินการลดสัญญาณรบกวนของระเบียบวิธีต่างๆ วงจรกรอง 3D-ARSG ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด ทั้งในการลดสัญญาณรบกวน (อ้างจากค่า MAE ที่น้อยที่สุด และ PSNR ที่มากที่สุด) การคงความคมชัด และการรักษาองค์ประกอบโครงสร้างสามมิติ (อ้างจากค่า MSSIM ที่มากที่สุด) มากไปกว่านั้นวงจรกรอง 3D-ARSG ใช้เวลาในการประมวลผลน้อยที่สุดด้วย

จากการเปรียบเทียบผลลัพธ์การลดสัญญาณรบกวนด้วยสายตา ของวงจรกรอง 3D-RMKNN 3D-AGDW 3D-ABF และ 3D-ARSG ดังแสดงตัวอย่างในรูป 5.9(a-d) ตามลำดับ พบว่ามีลักษณะสอดคล้องกับการประเมินเชิงปริมาณคือผลลัพธ์จากวงจรกรอง 3D-ARSG มีความราบเรียบของพื้นผิวมากที่สุด เนื่องจากลด

สัญญาณรบกวนออกได้เป็นจำนวนมากกว่าวิธีอื่นๆ และแสดงให้เห็นว่ารูปทรงกลมที่ได้นี้มีรูปทรงคล้ายกับข้อมูลต้นฉบับ ดังนั้นจากการประเมินประสิทธิภาพด้วยข้อมูลสามมิติที่สังเคราะห์ขึ้น สามารถสรุปได้ว่าวงจรรอง 3D-ARSG ลดสัญญาณรบกวนได้ดีที่สุดในขณะที่ยังคงรักษาองค์ประกอบของโครงสร้างไว้ได้ โดยมีการประมวลผลเร็วที่สุด

ตารางที่ 5.2: ค่าเฉลี่ยของการประเมินประสิทธิภาพของการลดสัญญาณรบกวนด้วย MAE PSNR MSSIM และเวลาในการประมวลผล จากการทดลองด้วยข้อมูลสามมิติที่สังเคราะห์ขึ้นจำนวน 30 ข้อมูล

3D filtering	MAE	PSNR (dB)	MSSIM	Time (s)
Noisy	6.67	25.8249	0.4434	
RMKNN	1.22	29.7870	0.9332	1.1671
AGDW	1.43	28.4679	0.9226	2.9744
ABF	2.31	30.5372	0.9401	1.8514
ARSG	0.90	33.6768	0.9818	0.9005



รูปที่ 5.9: ผลลัพธ์การลดสัญญาณรบกวนด้วยวงจรรอง

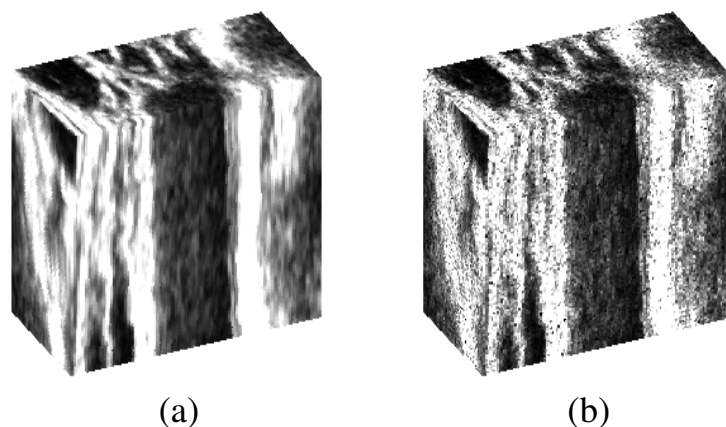
- (a) 3D-RMKNN
- (b) 3D-AGDW
- (c) 3D-ABF
- (d) 3D-ARSG

### 5.3.2 การประเมินประสิทธิภาพด้วยชุดภาพอัลตราซาวนด์สามมิติ

เนื่องจากโพรบสามมิติมีขนาดใหญ่ จึงไม่สามารถนำมาใช้บริเวณลำคอเพื่อแสดงบริเวณหลอดเลือดแดงได้ชัดเจน การประเมินประสิทธิภาพนี้จึงจำลองภาพอัลตราซาวนด์สามมิติ จากการนำภาพสองมิติ ที่ถ่ายจากเครื่องอัลตราซาวนด์ของ Philips Affiniti 70G โดยถ่ายภาพหลอดเลือดแดงบริเวณลำคอ จำนวน 128 ภาพ และตัด



บริเวณด้านนอกให้เหลือบริเวณหลอดเลือดแดงอยู่บริเวณกลางภาพ ขนาด  $128 \times 128$  พิกเซล มาสร้างเป็นภาพสามมิติ ดังตัวอย่างในรูป 5.10(a) นำภาพที่ได้ไปเพิ่มสัญญาณรบกวนแบบจุดที่ค่าเฉลี่ยเท่ากับหนึ่ง เพื่อใช้แทนข้อมูลที่ได้จากการถ่ายภาพสามมิติ ดังแสดงในรูป 5.10(b)



รูปที่ 5.10: การสร้างภาพกลับของภาพอัลตราซาวนด์สามมิติ

- (a) ชุดข้อมูลต้นฉบับ
- (b) ชุดข้อมูลที่ปนเปื้อนสัญญาณรบกวนแบบจุด

ผลการทดลองที่แสดงในตารางที่ 5.3 เป็นการเปรียบเทียบผลการลดสัญญาณรบกวนที่จำลองในข้อมูลอัลตราซาวนด์สามมิติจากวงจรรองต่างๆ แสดงให้เห็นว่า วงจรรอง 3D-ARSG ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดในการลดสัญญาณรบกวนแบบจุดออกจากข้อมูลภาพอัลตราซาวนด์สามมิติ และยังมีประสิทธิภาพในการรักษาองค์ประกอบของโครงสร้างที่ดีที่สุด มากไปกว่านั้นวงจรรองที่นำเสนอนี้ใช้เวลาในการประมวลผลที่น้อยมาก เมื่อเทียบกับวงจรรองอื่นๆ

ตัวอย่างผลลัพธ์ภาพอัลตราซาวนด์สามมิติ ที่สร้างหลังจากลดสัญญาณรบกวนของวิธี 3D-RMKN 3D-AGDW 3D-ABF และ 3D-ARSG แสดงในรูป 5.11(a-d) ตามลำดับ เมื่อนำรูปเหล่านี้เปรียบเทียบกับรูป 5.10(a) แล้วพบว่าผลลัพธ์ที่ได้หลังจากการลดสัญญาณรบกวนด้วยวิธี 3D-ARSG มีความชัดเจนมากที่สุด โดยมีการนำสัญญาณรบกวนออกจากข้อมูลมากที่สุด และยังสามารถรักษาองค์ประกอบของโครงสร้างหลอดเลือดแดงไว้ใกล้เคียงกับข้อมูลต้นฉบับมากที่สุด มากไปกว่านั้นวิธี

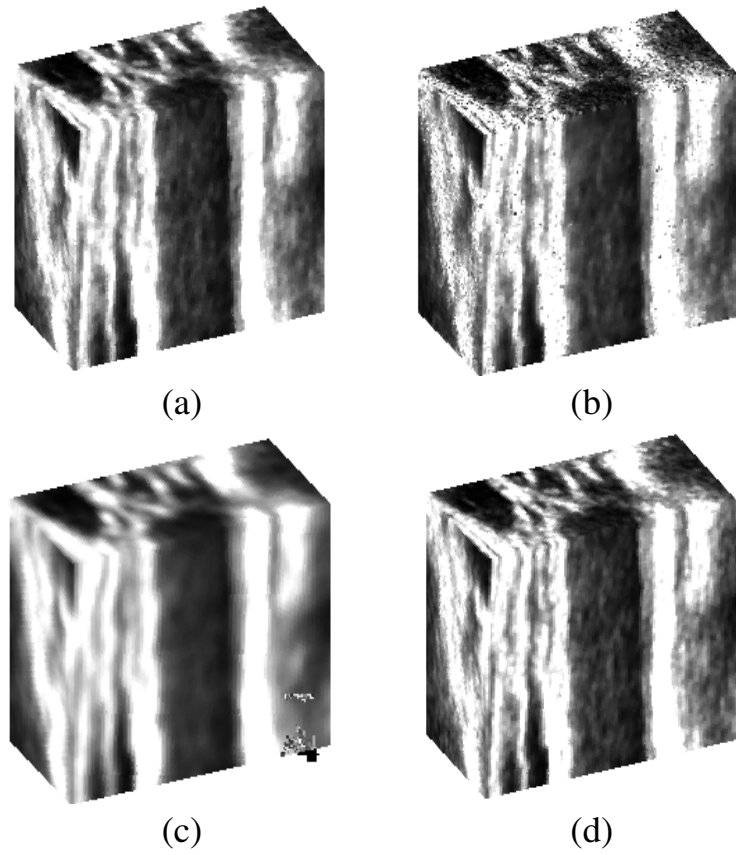
ที่นำเสนอนี้ยังใช้เวลาในการประมวลผลที่น้อยที่สุดอีกด้วย

ตารางที่ 5.3: ค่าเฉลี่ยของการประเมินประสิทธิภาพการลดสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์สามมิติด้วย MAE PSNR MSSIM และเวลาในการประมวลผล จากการทดลองด้วยข้อมูลอัลตราซาวนด์สามมิติบริเวณหลอดเลือดแดง ที่จำลองสัญญาณรบกวน

3D filtering	MAE	PSNR (dB)	MSSIM	Time (s)
Noisy	9.69	24.0186	0.7387	
RMKNN	4.86	30.5532	0.8941	6.0548
AGDW	5.27	28.8367	0.8910	9.6139
ABF	4.45	29.8206	0.8205	7.8511
ARSG	3.91	32.2522	0.9279	2.6311

### 5.3.3 สรุปผลการประเมินประสิทธิภาพ

การถ่ายภาพอัลตราซาวนด์สามมิติ เป็นกระบวนการถ่ายภาพอัลตราซาวนด์ที่มีความเร็วสูง จึงทำให้เกิดสัญญาณรบกวนเป็นจำนวนมากเกิดขึ้น เป็นสาเหตุให้การถ่ายภาพอัลตราซาวนด์สามมิติ ต้องมีการลดสัญญาณรบกวนที่มีความรวดเร็ว และมีประสิทธิภาพมาก วงจรกรอง 3D-ARSG ใช้วงจรกรองซาว์สกี-โกเลย์ ซึ่งมีความสามารถในการลดสัญญาณ และคงขอบวัตถุเป็นพื้นฐาน รวมถึงการคำนวณผลลัพธ์ที่ทำได้รวดเร็ว เนื่องจากสามารถคำนวณสร้างเมตริกซ์เพื่อหาผลลัพธ์ไว้วางหน้าได้ และมีกระบวนการกรองสัญญาณเป็นการคูณเมตริกซ์ ไม่มีกระบวนการวนซ้ำ มากไปกว่านั้นจากการประเมินประสิทธิภาพ วิธีที่นำเสนอมีความสามารถวิเคราะห์ความสว่างของปริมาตรสามมิติในแต่ละพื้นที่ เพื่อช่วยในการแยกสัญญาณรบกวนออกจากสัญญาณที่เป็นโครงสร้างของข้อมูล ทำให้วิธีนี้สามารถลดสัญญาณรบกวนแบบจุดได้เป็นอย่างดีในบริเวณที่มีสัญญาณรบกวนปนอยู่ และคงความไม่ราบเรียบของสัญญาณเพื่อคงรายละเอียดในบริเวณขอบวัตถุ จากการทดลองยังพบว่าวงจรกรองนี้สามารถประมวลผลภาพขนาด  $128 \times 128$  พิกเซล ได้มากกว่า 50 ภาพใน 1 วินาที ซึ่งความเร็วนี้เพียงพอสำหรับการถ่ายภาพอัลตราซาวนด์สามมิติ (10-40 ภาพต่อวินาที) และถือได้ว่าเป็นการลดสัญญาณรบกวนแบบจุดที่ทำงานแบบทันที (Real-time processing)



รูปที่ 5.11: การลดสัญญาณรบกวนของภาพอัลตราซาวด์สามมิติด้วยวงจรรอง

- (a) 3D-RMKNN
- (b) 3D-AGDW
- (c) 3D-ABF
- (d) 3D-ARSG

## บทที่ 6

### สรุปผลการวิจัย และข้อเสนอแนะ

#### 6.1 สรุปผลการวิจัย

ปัญหาสำคัญของภาพอัลตราซาวนด์ คือการปนเปื้อนของสัญญาณรบกวนแบบจุดภายในข้อมูล การลดสัญญาณรบกวนแบบจุดเป็นการเพิ่มความราบเรียบ (Smooth) ของขนาดสัญญาณภายในภาพ โดยไม่ทำลายโครงสร้าง และรายละเอียด (Texture) ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยได้ออกแบบวงจรกรองซาวิตสกี-โกเลย์เร็กกูลาไรเซชันปรับตัวได้ (Adaptive regularization Savitzky-Golay filter, ARSG) ขึ้นมา โดยวงจรกรอง ARSG มีคุณสมบัติการลดสัญญาณรบกวนที่ดีดังนี้

1. การใช้ฟังก์ชันพหุนาม ในการทำให้สัญญาณในแต่ละพื้นที่ราบเรียบของวงจรกรองซาวิตสกี-โกเลย์ ทำให้สามารถลดสัญญาณรบกวนได้อย่างมีประสิทธิภาพ
2. การเร็กกูลาไรเซชันของทิคอนอฟ (Tikhonov regularization) ทำให้รักษาโครงสร้างและรายละเอียดของข้อมูลภายในภาพอัลตราซาวนด์ได้ ดังเช่นในวงจรกรองเร็กกูลาไรซ์ซาวิตสกี-โกเลย์ (Regularized Savitzky-Golay filter, RSG)
3. การวางสมดุทธ์ระหว่างการลดสัญญาณรบกวนจากฟังก์ชันพหุนาม และการคงโครงสร้างและรายละเอียดของเร็กกูลาไรเซชันของทิคอนอฟ ด้วยการวัดความเป็นเนื้อเดียวกัน (Homogeneity) ของสัญญาณ

จากคุณสมบัติข้อที่สามนี้ทำให้วงจรกรอง ARSG สามารถลดสัญญาณรบกวนในบริเวณที่สัญญาณมีขนาดค่อนข้างคงที่ (Uniform) ขณะเดียวกันยังสามารถคงขอบพื้นที่ และรายละเอียดได้ กล่าวอีกนัยหนึ่งวงจรกรอง ARSG ลดสัญญาณรบกวน

ภายในบริเวณเดียวกัน และส่งผลให้ขอบของแต่ละบริเวณมีความคมชัดมากขึ้น

การคำนวณผลลัพธ์ของวงจรรอง ARSG ทำได้รวดเร็ว เนื่องจากเป็นการคำนวณเชิงเส้นของความสว่าง (Intensity) และเกรเดียนต์ของความสว่างกับเมตริกซ์ค่าคงที่ที่คำนวณได้ล่วงหน้าจากขนาดหน้าต่าง (Window) ของวงจรรอง และอันดับของฟังก์ชันพหุนาม

จากความเร็วในการประมวลผล และคุณสมบัติการลดสัญญาณรบกวนได้อย่างมีประสิทธิภาพนี้ ส่งผลให้สามารถนำวงจรรอง ARSG ไปลดสัญญาณรบกวนในการถ่ายภาพอัลตราซาวด์แบบสามมิติได้อย่างมีประสิทธิภาพ กล่าวคือสามารถลดสัญญาณรบกวนภายในภาพขนาด  $128 \times 128$  พิกเซล ได้มากกว่า 50 ภาพต่อวินาที ขณะที่การถ่ายภาพอัลตราซาวด์แบบสามมิติ มีความเร็วในการถ่ายภาพอยู่ในช่วง 10-40 ภาพต่อวินาที

ในงานที่ไม่ต้องการความเร็วในการประมวลผลแบบทันที (Real-time) ดังเช่นในการถ่ายภาพอัลตราซาวด์แบบสองมิติ การวิเคราะห์หลายมาตราส่วน (Multiscale processing) เป็นกลไกที่นิยมใช้ในการแยกสัญญาณรบกวนออกจากสัญญาณประเภทอื่น ผู้วิจัยจึงได้ออกแบบวิธีการกรองสัญญาณแบบหลายมาตราส่วนด้วยซาวิตสกี-โกเลย์เร็กกูลาไรเซชันปรับตัวได้ (Multiscale adaptive regularization Savitzky-Golay filtering method, MARSG) ขึ้นมา โดยมีคุณสมบัติการกรองสัญญาณรบกวนที่ดีของวิธี ARSG และความสามารถในการแยกแยะสัญญาณของการวิเคราะห์หลายมาตราส่วน ส่งผลให้วิธี MARSG สามารถลดสัญญาณรบกวนในการถ่ายภาพอัลตราซาวด์แบบสองมิติ โดยยังคงรายละเอียด (เนื้อเยื่อ) และมีขอบวัตถุ (หลอดเลือดแดง) ที่ชัดเจน และค่อนข้างสมบูรณ์

## 6.2 ข้อเสนอแนะ

จากการนำวงจรกรอง ARSG และวิธี MARSF ไปลดสัญญาณรบกวนแบบจุดในภาพถ่ายอัลตราซาวนด์ของหลอดเลือดแดงบริเวณลำคอ (Carotid artery) พบว่าผลลัพธ์ที่ได้มีขอบหลอดเลือดแดงที่ค่อนข้างสมบูรณ์ และยังคงรายละเอียดของเนื้อเยื่อไว้ จึงสามารถนำผลลัพธ์ไปใช้ในงานต่อไปนี้

1. การหาความหนาของผนังหลอดเลือด (Intima-media thickness) อัตโนมัติ เพื่อให้แพทย์วินิจฉัย และติดตามการเปลี่ยนแปลงความหนาของผนังหลอดเลือดซึ่งเป็นปัจจัยหนึ่งที่ใช้บ่งชี้การเกิดโรคหลอดเลือดสมองได้
2. การหาโครงร่างพื้นผิวของหลอดเลือดแดงจากภาพถ่ายอัลตราซาวนด์แบบสามมิติ เพื่อช่วยในงานวินิจฉัย
3. การประสาน (Fusion) รายละเอียดเนื้อเยื่อของภาพอัลตราซาวนด์แบบสองมิติ เข้ากับโครงสร้างที่ถูกต้องของภาพอัลตราซาวนด์แบบสามมิติ เพื่อให้ได้โมเดลสามมิติจากภาพอัลตราซาวนด์ที่มีโครงสร้างถูกต้องและรายละเอียดมากขึ้น

นอกจากการวิจัยเพื่อประโยชน์ด้านการแพทย์แล้ว การพัฒนาในเชิงเทคนิคสามารถนำการคำนวณในวงจรกรอง ARSG และวิธี MARSF ที่เป็นอิสระต่อกันในแต่ละพิกเซล และว็อกเซล ดังนั้นสามารถเพิ่มความเร็วด้วยการประมวลผลแบบขนาน (Parallel processing) ผลลัพธ์การกรองที่เป็นการคูณกันระหว่างเมตริกซ์ ทำให้สามารถออกแบบวิธีประมวลผลด้วยหน่วยประมวลผลกราฟิกส์ (Graphic processing unit, GPU) ได้ง่าย

## รายการอ้างอิง

- Achim, A., Bezerianos, A., and Tsakalides, P. 2001. Novel bayesian multiscale method for speckle removal in medical ultrasound images. IEEE Transactions on Medical Imaging 20.8 (Aug 2001): 772–783.
- Amirmazlaghani, M. and Amindavar, H. 2012a. Wavelet domain bayesian processor for speckle removal in medical ultrasound images. IET Image Processing 6.5 (July 2012): 580–588.
- Amirmazlaghani, M. and Amindavar, H. 2012b. Wavelet domain bayesian processor for speckle removal in medical ultrasound images. IET Image Processing 6.5 (July 2012): 580–588.
- Andria, G., Attivissimo, F., Lanzolla, A. M. L., and Savino, M. 2013. A suitable threshold for speckle reduction in ultrasound images. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 62.8 (Aug 2013): 2270–2279.
- Aylward, S. R. and Bullitt, E. 2002. Initialization, noise, singularities, and scale in height ridge traversal for tubular object centerline extraction. IEEE Transactions on Medical Imaging 21.2 (Feb 2002): 61–75.
- Bamber, J. and Daft, C. 1986. Adaptive filtering for reduction of speckle in ultrasonic pulse-echo images. Ultrasonics 24.1 (1986): 41 – 44.
- Bathala, L., Mehndiratta, M., and Sharma, V. 2013. Cerebrovascular ultrasonography: Technique and common pitfalls. Annals of Indian Academy of Neurology 16.1 (2013): 121–127.
- Burt, P. and Adelson, E. 1983. The laplacian pyramid as a compact image code. IEEE Transactions on Communications 31.4 (Apr 1983): 532–540.
- Canny, J. 1986. A computational approach to edge detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence PAMI-8.6 (Nov 1986): 679–698.

- Chen, Y., Yin, R., Flynn, P. J., and Broschat, S. L. 2003. Aggressive region growing for speckle reduction in ultrasound images.. Pattern Recognition Letters 24.4-5 (2003): 677–691.
- Chinrungrueng, C. and Suvichakorn, A. 2001. Fast edge-preserving noise reduction for ultrasound images. Nuclear Science, IEEE Transactions on 48.3 (Jun 2001): 849–854.
- Daubechies, I. 1990. The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis. IEEE Transactions on Information Theory 36.5 (Sep 1990): 961–1005.
- Eltoft, T. 2006. Modeling the amplitude statistics of ultrasonic images. Medical Imaging, IEEE Transactions on 25.2 (Feb 2006): 229–240.
- Farbman, Z., Fattal, R., Lischinski, D., and Szeliski, R. 2008. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation. In ACM SIGGRAPH 2008 Papers, SIGGRAPH '08, pp. 67:1–67:10. New York, NY, USA: ACM.
- Fattal, R., Agrawala, M., and Rusinkiewicz, S. 2007. Multiscale shape and detail enhancement from multi-light image collections. In ACM SIGGRAPH 2007 Papers, SIGGRAPH '07. New York, NY, USA: ACM.
- Fenster, A. and Downey, D. B. 1996a. 3-d ultrasound imaging: a review. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine 15.6 (Nov 1996): 41–51.
- Fenster, A. and Downey, D. B. 1996b. 3-d ultrasound imaging: a review. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine 15.6 (Nov 1996): 41–51.
- Finn, S., Glavin, M., and Jones, E. 2011. Echocardiographic speckle reduction comparison. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control 58.1 (January 2011): 82–101.
- Frost, V. S., Stiles, J. A., Shanmugan, K. S., and Holtzman, J. C. 1982. A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence PAMI-4.2 (March 1982): 157–166.



- Fu, X., Wang, Y., Chen, L., and Dai, Y. 2015. Quantum-inspired hybrid medical ultrasound images despeckling method. Electronics Letters 51.4 (2015): 321–323.
- Goldberg, M. and Sun, H. 1986. Image sequence coding using vector quantization. IEEE Transactions on Communications 34.7 (Jul 1986): 703–710.
- Govindan, P., Wang, B., Ravi, P., and Saniie, J. 2016. Hardware and software architectures for computationally efficient three-dimensional ultrasonic data compression. IET Circuits, Devices Systems 10.1 (2016): 54–61.
- Gupta, D., Anand, R. S., and Tyagi, B. 2015a. Speckle filtering of ultrasound images using a modified non-linear diffusion model in non-subsampled shearlet domain. IET Image Processing 9.2 (2015): 107–117.
- Gupta, D., Anand, R. S., and Tyagi, B. 2015b. Speckle filtering of ultrasound images using a modified non-linear diffusion model in non-subsampled shearlet domain. IET Image Processing 9.2 (2015): 107–117.
- Gupta, N., Swamy, M. N. S., and Plotkin, E. 2005. Despeckling of medical ultrasound images using data and rate adaptive lossy compression. IEEE Transactions on Medical Imaging 24.6 (June 2005): 743–754.
- Hall, H. A. and Bassiouny, H. S. 2012. Ultrasound and Carotid Bifurcation Atherosclerosis, chapter Pathophysiology of Carotid Atherosclerosis, pp. 27–39. Springer London, London. ISBN 978-1-84882-688-5.
- Hossain, M. M., AlMuhanna, K., Zhao, L., Lal, B., and Sikdar, S. 2015. Semiautomatic segmentation of atherosclerotic carotid artery lumen using 3d ultrasound imaging. volume 8669, pp. 86694A–86694A–8. :
- Huang, Q., Zheng, Y., Lu, M., Wang, T., and Chen, S. 2009. A new adaptive interpolation algorithm for 3d ultrasound imaging with speckle reduction and edge preservation. Computerized Medical Imaging and Graphics 33.2 (2009): 100–110.

- Kaipio, J. and Somersalo, E. 2004. Statistical and computational inverse problems. Applied mathematical sciences. Springer.
- Kang, J., Lee, J. Y., and Yoo, Y. 2016a. A new feature-enhanced speckle reduction method based on multiscale analysis for ultrasound b-mode imaging. IEEE Transactions on Biomedical Engineering 63.6 (June 2016): 1178–1191.
- Kang, J., Lee, J. Y., and Yoo, Y. 2016b. A new feature-enhanced speckle reduction method based on multiscale analysis for ultrasound b-mode imaging. IEEE Transactions on Biomedical Engineering 63.6 (June 2016): 1178–1191.
- Kwon, K., Kim, M., and Shin, B. 2016. A fast 3d adaptive bilateral filter for ultrasound volume visualization. Computer Methods and Programs in Biomedicine (2016): 25–34.
- Lamont, D., Parker, L., White, M., Unwin, N., Bennett, S. M. A., Cohen, M., Richardson, D., Dickinson, H. O., Adamson, A., Alberti, K. G. M. M., and Craft, A. W. 2000. Risk of cardiovascular disease measured by carotid intima-media thickness at age 49-51: lifecourse study. BMJ : British Medical Journal 320.7230 (2000): 273–278.
- Lee, J. S. 1980. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence PAMI-2.2 (March 1980): 165–168.
- Lee, M. S., Yen, C. L., and Ueng, S. K. 2012. Speckle reduction with edges preservation for ultrasound images: using function spaces approach. IET Image Processing 6.7 (October 2012): 813–821.
- Loupas, T., McDicken, W., and Allan, P. 1989. An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasonic images. Circuits and Systems, IEEE Transactions on 36.1 (Jan 1989): 129–135.
- Makowski, M. 2013. Minimized speckle noise in lens-less holographic projection by pixel separation. Opt. Express 21.24 (Dec 2013): 29205–29216.
- Mallat, S. and Zhong, S. 1992. Characterization of signals from multiscale edges. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 14.7 (Jul 1992): 710–732.

- Park, J. M., Song, W. J., and Pearlman, W. A. 1999. Speckle filtering of sar images based on adaptive windowing. IEEE Proceedings - Vision, Image and Signal Processing 146.4 (Aug 1999): 191–197.
- Park, S.-T., Kim, J., Yoon, K., Park, S.-O., Park, S., Kim, J., Kim, S., and Suh, D. 2010. Atherosclerotic carotid stenoses of apical versus body lesions in high-risk carotid stenting patients. American Journal of Neuroradiology 31.6 (2010): 1106–1112.
- Ponomaryov, V., Gallegos-Funes, F., Sansores-Pech, R., and Sadovnychiy, S. 2006. Real-time noise suppression in 3d ultrasound imaging based on order statistics. Electronics Letters 42.2 (Jan 2006): 80–82.
- Rabbani, H., Vafadust, M., Abolmaesumi, P., and Gazor, S. 2008a. Speckle noise reduction of medical ultrasound images in complex wavelet domain using mixture priors. IEEE Transactions on Biomedical Engineering 55.9 (Sept 2008): 2152–2160.
- Rabbani, H., Vafadust, M., Abolmaesumi, P., and Gazor\*, S. 2008b. Speckle noise reduction of medical ultrasound images in complex wavelet domain using mixture priors. IEEE Transactions on Biomedical Engineering 55.9 (Sept 2008): 2152–2160.
- Sanches, J. M. and Marques, J. S. 2000. A rayleigh reconstruction/interpolation algorithm for 3d ultrasound. Pattern Recognition Letters 21.10 (2000): 917–926.
- Savitzky, A. and Golay, M. J. E. 1964. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures.. Analytical Chemistry 36.8 (1964): 1627–1639.
- Spiral, A., Sochen, N., and Kimmel, R. 2005. Geometric Filters, Diffusion Flows, and Kernels in Image Processing, pp. 203–230. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.
- Steidl, G., Weickert, J., Brox, T., Mrš̃̃nek, P., and Welk, M. 2004. On the equivalence of soft wavelet shrinkage, total variation diffusion, total variation regularization, and sides. SIAM Journal on Numerical Analysis 42.2 (2004): 686–713.

- Stein, J. H., Korcarz, C. E., Hurst, R. T., Lonn, E., Kendall, C. B., Mohler, E. R., Najjar, S. S., Rembold, C. M., and Post, W. S. 2008. Use of carotid ultrasound to identify subclinical vascular disease and evaluate cardiovascular disease risk: A consensus statement from the american society of echocardiography carotid intima-media thickness task force endorsed by the society for vascular medicine. Journal of the American Society of Echocardiography 21.2 (2008): 93 – 111.
- Suwanwela, N. 2014. Stroke epidemiology in thailand. Journal of Stroke 16.1 (2014): 1–7.
- Suwanwela, N., Pongvarin, N., and Panel, t. A. S. A. 2016. Stroke burden and stroke care system in asia. Neurology India 64.7 (2016): 46–51.
- Taniguchi, N. 2009. Standard method for ultrasound evaluation of carotid artery lesions. Journal of Medical Ultrasonics 36.4 (2009): 219–226.
- Toonkum, P., Boonvisut, P., and Chinrungrueng, C. 2008. Real-time speckle reduction of ultrasound images based on regularized savitzky-golay filters. In Bioinformatics and Biomedical Engineering, 2008. ICBBE 2008. The 2nd International Conference on, pp. 2311–2314. :
- Wagner, R. F., Smith, S. W., Sandrik, J. M., and Lopez, H. 1983. Statistics of speckle in ultrasound b-scans. Sonics and Ultrasonics, IEEE Transactions on 30.3 (1983): 156–163.
- Wang, W., Qin, J., Chui, Y. P., and Heng, P. A. 2013. A multiresolution framework for ultrasound image segmentation by combinative active contours. In 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), pp. 1144–1147. :

- Wang, Z., Bovik, A., Sheikh, H., and Simoncelli, E. 2004. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. Image Processing, IEEE Transactions on 13.4 (April 2004): 600–612.
- You, Y. L. and Kaveh, M. 2000. Fourth-order partial differential equations for noise removal. IEEE Transactions on Image Processing 9.10 (Oct 2000): 1723–1730.
- Yu, Y. and Acton, S. 2002. Speckle reducing anisotropic diffusion. Image Processing, IEEE Transactions on 11.11 (Nov 2002): 1260–1270.
- Yue, Y., Croitoru, M. M., Bidani, A., Zwischenberger, J. B., and Clark, J. W. 2006. Nonlinear multiscale wavelet diffusion for speckle suppression and edge enhancement in ultrasound images. IEEE Transactions on Medical Imaging 25.3 (March 2006): 297–311.
- Zhang, D. and Nishimura, T. H. 2009. Medical image noise reduction using radon transform and walsh list in laplacian pyramid domain. In 2009 IEEE 13th International Symposium on Consumer Electronics, pp. 756–760. :
- Zhang, F., Yoo, Y. M., Koh, L. M., and Kim, Y. 2007. Nonlinear diffusion in laplacian pyramid domain for ultrasonic speckle reduction. IEEE Transactions on Medical Imaging 26.2 (Feb 2007): 200–211.
- Zhang, F., Yoo, Y. M., Kim, Y., Zhang, L., and Koh, L. M. 2006. Multiscale nonlinear diffusion and shock filter for ultrasound image enhancement. In 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06), volume 2, pp. 1972–1977. :

ภาคผนวก

## ภาคผนวก ก

### บทความวิจัยที่ได้รับการเผยแพร่

#### **International Journal**

Vera Sa-ing, Pongpat Vorasayan, Nijasri Suwanwela, Supatana Auethavekiat, Chedsada Chinrungrueng, "Real-time 3D Ultrasound Denoising based on Adaptive Regularization Savitzky-Golay Filter," *Electronics Letters*, Available online: 08 June 2017, at website DOI : <http://dx.doi.org/10.1049/el.2017.1669>, (ISI Impact Factor = 1.155 from Journal Citation Reports by Thomson Reuters 2016).

## ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายวีระ สอิ่ง เกิดเมื่อวันที่ 30 กันยายน พ.ศ.2526 ที่จังหวัดตราด สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี สาขาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ในปี พ.ศ.2545 จนถึง 2548 ต่อจากนั้นได้เข้าทำงานเป็นผู้ช่วยวิจัย ที่ศูนย์เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์แห่งชาติ หน่วยปฏิบัติการวิจัยเทคโนโลยีภาพ ในปี พ.ศ.2548 จนถึง 2550 จากนั้นได้ศึกษาต่อในระดับวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมชีวการแพทย์ มหาวิทยาลัยมหิดล ในปี พ.ศ.2550 จนถึง 2554 หลังจากนั้นได้เข้าทำงานเป็นผู้ช่วยวิจัย ที่ศูนย์เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์แห่งชาติ ห้องปฏิบัติการวิจัยเอกซเรย์ซีทีและการสร้างภาพทางการแพทย์ ในปี พ.ศ.2554 จนถึง 2557 และได้เข้าศึกษาต่อในระดับระดับปริญญาโท สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปี พ.ศ.2557 จนถึง 2560 มีความสนใจในงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับ การพัฒนาทางด้าน การประมวลผลภาพทางการแพทย์ การพัฒนาระบบคอมพิวเตอร์เพื่อแสดงผลและวิเคราะห์ภาพทางการแพทย์ การพัฒนาระบบอัตโนมัติในการช่วยเหลือในการผ่าตัดทางการแพทย์ การพัฒนาระบบอัตโนมัติของหุ่นยนต์ทางอุตสาหกรรมและการแพทย์ และการพัฒนาระบบทางกลของการถ่ายภาพทางการแพทย์