การประเมินวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกในการลดทอน
สัญญาณมลทินในภาพอัลตราซาวนด์ทางการแพทย์

นายพลกฤษณ์ ทุนคำ

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2547

ISBN 974-17-6568-1

EVALUATION OF ANISOTROPIC SAVITZKY-GOLAY FILTERS FOR SPECKLE NOISE REDUCTION ON MEDICAL ULTRASOUND IMAGES

Mr. Pollakrit Toonkum

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering in Electrical Engineering
Department of Electrical Engineering
Faculty of Engineering
Chulalongkorn University
Academic Year 2004
ISBN 974-17-6568-1

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การประเมินวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกในการลดทอนสัญญาณมลทินในภาพอัลตราซาวนด์ทางการแพทย์
โดย	นายพลกฤษณ์ ทุนคำ
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เจษฎา ชินรุ่งเรือง

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญามหาบัณฑิต

.... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์

(ศาสตราจารย์ ดร.ดิเรก ลาวัณย์ศิริ)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.... ประธานกรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล)

.... อาจารย์ที่ปรึกษา

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เจษฎา ชินรุ่งเรือง)

.... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มานพ วงศ์สายสุวรรณ)

.... กรรมการ

(อาจารย์ ดร.ชาญชัย ปลื้มปิติวิริยะเวช)

นายพลกฤษณ์ ทุนคำ : การประเมินวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกในการลดทอนสัญญาณมลทินในภาพอัลตราซาวนด์ทางการแพทย์ (EVALUATION OF ANISOTROPIC SAVITZKY-GOLAY FILTERS FOR SPECKLE NOISE REDUCTION ON MEDICAL ULTRASOUND IMAGES) อาจารย์ที่ปรึกษา : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เจษฎา ชินรุ่งเรือง, 94 หน้า. ISBN 974-17-6568-1.

ภาพอัลตราซาวนด์เป็นภาพที่ถูกนำไปใช้ในวงการแพทย์อย่างแพร่หลาย อย่างไรก็ตาม สัญญาณมลทินที่เกิดขึ้นในภาพทำให้การตีความภาพอัลตราซาวนด์ด้วยมนุษย์ และการนำเครื่องคอมพิวเตอร์มาช่วยในการวินิจฉัยนั้นเป็นไปได้อย่างลำบาก ดังนั้นจึงมีความจำเป็นอย่างยิ่งในการลดทอนสัญญาณรบกวนเหล่านั้นออกไปก่อนจะนำภาพนั้น ๆ ไปดำเนินการในขั้นตอนต่อไป

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอวงจรกรองแบบใหม่ซึ่งพัฒนาขึ้นมาสำหรับการลดทอนสัญญาณมลทินในภาพอัลตราซาวนด์ที่ถูกบีบอัดแบบลอการิทึม วงจรกรองดังกล่าวนี้คือวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก ซึ่งพัฒนามาจากวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติโดยการเพิ่มกลไกในการปรับระดับทิศทางในการกรองเพื่อให้ภาพราบเรียบในแต่ละย่านที่เราสนใจ และเป็นไปตามคุณสมบัติแบบแอนไอโซทรอปิกของภาพ การประเมินสมรรถนะของวงจรกรองที่ได้นำเสนอนี้ได้เปรียบเทียบกับวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ และวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ กับภาพทดสอบและภาพอัลตราซาวนด์ทางการแพทย์ ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าวงจรกรองที่ได้พัฒนาขึ้นมานี้มีประสิทธิภาพทั้งในด้านการลดทอนสัญญาณมลทินและการคงสภาพเส้นขอบที่ดีกว่าวงจรกรองชนิดอื่น ๆ ดังนั้นจึงเป็นเทคนิคแบบใหม่ที่มีศักยภาพสูงสำหรับการช่วยแยกส่วนภาพแบบอัตโนมัติในเชิงเวลาจริง

ภาควิชา วิศวกรรมไฟฟ้า	ลายมือชื่อนิสิต ....
สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า	ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา ....
ปีการศึกษา 2547	

4570729021 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING

KEY WORD : ANISOTROPIC / SAVITZKY-GOLAY FILTERS / SPECKLE NOISE / ULTRASOUND IMAGES

POLLAKRIT TOONKUM : EVALUATION OF ANISOTROPIC SAVITZKY-GOLAY FILTERS FOR SPECKLE NOISE REDUCTION ON MEDICAL ULTRASOUND IMAGES. THESIS ADVISOR : ASSIST. PROF. CHEDSADA CHINRUNGRUENG, Ph.D. 94 pp. ISBN 974-17-6568-1.

Ultrasound imaging technique has been widely used for medical diagnosis. However, the presence of random speckle noise makes human interpretation and computer-aided ultrasound image diagnosis a highly difficult task. It is thus necessary that we remove the speckle noise from the images before they are further processed.

This thesis describes a new filter developed for speckle noise reduction of log-compressed ultrasound images. The new filter, refered to as the Anisotropic Savitzky-Golay filter, is a two dimensional Savitzky-Golay filter enhanced with a mechanism for adjusting both the degree and direction of the smoothing to match the anisotropic properties of each local regions in the image. The performance evaluation of the proposed filter is compared with that of the Adaptive Speckle Reduction filter, the Adaptive Weighted Median filter and the two dimensional Savitzky-Golay filter on test images and medical ultrasound images. The experiment results indicate that the developed filter is more effective both in reducing speckle noise and in preserving edge than the others. Such new technique thus has a large potential in real-time assisting automated segmentation.

Department Electrical Engineering Student's signature ....

Field of study Electrical Engineering Advisor's signature ....

Academic year 2004

กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เจษฎา ชินรุ่งเรือง อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ที่ให้คำปรึกษาและให้ความช่วยเหลืออย่างดียิ่งแก่ผู้วิจัยมาโดยตลอด ขอขอบพระคุณอาจารย์ทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้อันมีค่าให้แก่ผู้วิจัย ทำให้ผู้วิจัยสามารถเขียนวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยดี

ขอขอบคุณทุนจากโครงการเสริมสร้างความเชื่อมโยงระหว่างภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและภาคเอกชนทางด้านการวิจัยและพัฒนา และทุนวิจัยกองทุนรัชดาภิเษกสมโภชน์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยที่ช่วยสนับสนุนในการทำวิจัยเป็นอย่างดี

สุดท้าย ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่อ คุณแม่ ที่เป็นกำลังใจ ดูแลเอาใจใส่ และพยายามให้ความช่วยเหลืออย่างดี ขอขอบคุณที่ให้ความช่วยเหลือในด้านต่าง ๆ และท้ายที่สุดขอขอบคุณเพื่อน ๆ ทุกคนที่ให้กำลังใจและช่วยเหลือผู้วิจัยตลอดมา

สารบัญ

หน้า

สารบัญตาราง

หน้า

สารบัญภาพ

หน้า

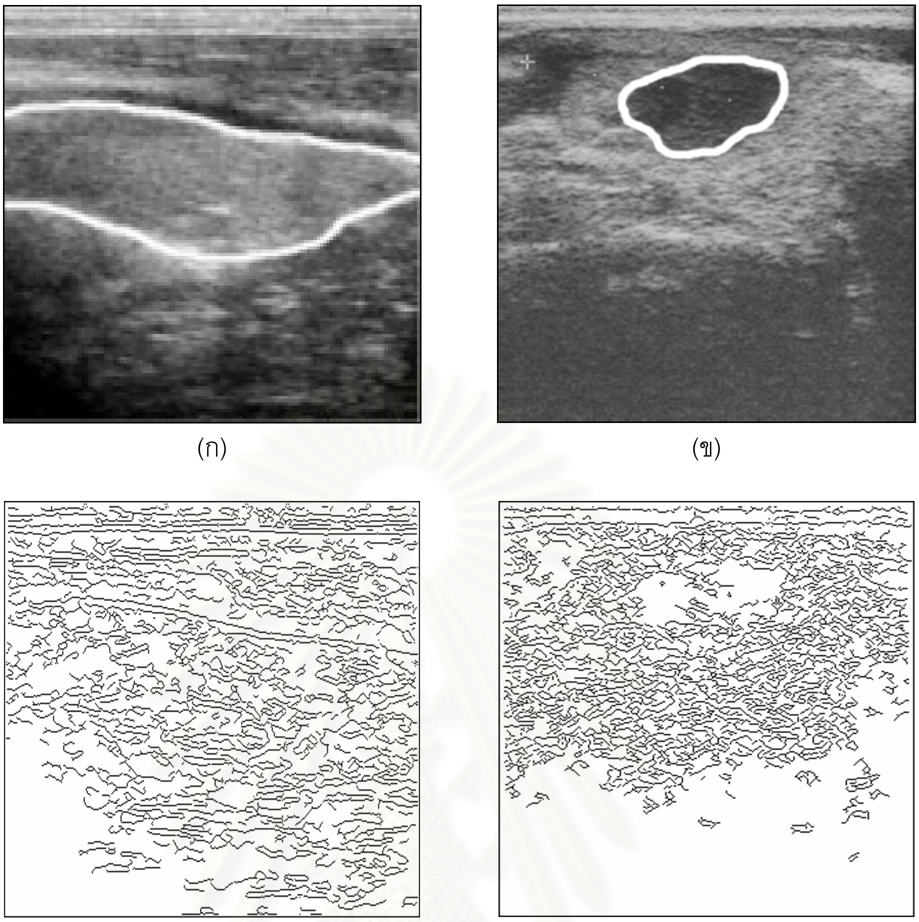
บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาของงานวิจัย

ภาพอัลตราซาวนด์เป็นภาพที่นิยมนำมาใช้ในการวินิจฉัยทางการแพทย์เนื่องจากเป็นวิธีที่ไม่เสี่ยงอันตรายต่อผู้ถูกวินิจฉัย ใช้เวลาน้อย และประหยัดค่าใช้จ่าย โดยอาศัยหลักการสะท้อนกลับของคลื่นเหนือเสียง (Ultrasonic wave) ในย่านความถี่ $1-5$ MHz กับอวัยวะภายในร่างกายและตรวจจับออกมาเป็นภาพ อย่างไรก็ตามภาพที่ได้จากเทคนิคอัลตราซาวนด์นั้นมีความคมชัดต่ำ ภาพที่ได้จึงเข้าใจได้ยาก ต้องส่งให้แพทย์ผู้เชี่ยวชาญซึ่งมีอยู่อย่างจำกัดทำการวินิจฉัย ทำให้การระบุตำแหน่งหรือตีความหมายของอวัยวะบางแห่งทำได้อย่างลำบาก เป็นเหตุให้เกิดการเสียเวลาและสิ้นเปลืองค่าใช้จ่ายในขั้นตอนนี้ไป

หลักการเบื้องต้นของผู้เชี่ยวชาญในการวินิจฉัยภาพถ่ายอัลตราซาวนด์นั้นคือการขีดเส้นในภาพซึ่งเป็นเส้นที่แบ่งบริเวณของอวัยวะหรือชั้นเนื้อเยื่อต่าง ๆ ออกจากกัน จากนั้นจึงนำลักษณะสัณฐานของอวัยวะที่ขีดไว้ไปวินิจฉัยต่อไป ซึ่งจะเห็นว่าขั้นตอนในการขีดเส้นดังกล่าวเป็นขั้นตอนที่สำคัญและเรียกเส้นที่ขีดได้นั้นว่าเป็นเส้นขอบ (edge) ในภาพอัลตราซาวนด์ ตัวอย่างภาพถ่ายอัลตราซาวนด์ทางการแพทย์แสดงในรูปที่ 1.1 ซึ่งเป็นตัวอย่างภาพที่ได้จากการถ่ายกับผู้ป่วยจริงสำหรับวินิจฉัยในกรณีที่แตกต่างกันออกไป เช่น รูปที่ 1.1 (ก) เป็นตัวอย่างภาพถ่ายอัล-ตราซาวนด์ของต่อมไทรอยด์ (Thyroid) ที่ขีดเส้นขอบโดยแพทย์ผู้เชี่ยวชาญเพื่อเป็นข้อมูลเบื้องต้นในการวินิจฉัยโอกาสที่จะเกิดโรคคอหอยพอกกับผู้ป่วยคนหนึ่ง ส่วนรูปที่ 1.1 (ข) เป็นภาพตัวอย่างอัลตราซาวนด์ที่ถ่ายเพื่อวินิจฉัยก้อนเนื้อ (Cyst) บริเวณลำคอที่ขีดเส้นด้วยแพทย์ผู้เชี่ยวชาญเช่นกัน เพื่อระบุส่วนที่เป็นเส้นขอบที่มีลักษณะเป็นวงปิดซึ่งจะเป็นส่วนที่แพทย์สนใจในการนำไปวินิจฉัยเบื้องต้น



รูปที่ 1.1 ตัวอย่างภาพอัลตราซาวนด์ทางการแพทย์

ดังที่ได้กล่าวมาแล้วว่าหลักการถ่ายภาพอัลตราซาวนด์นั้น อาศัยคลื่นเหนือเสียงที่มีเฟสต่อเนื่องตกกระทบกับเนื้อเยื่ออ่อนภายในร่างกาย แต่เนื่องจากความไม่ราบเรียบของพื้นผิวสะท้อนสัญญาณที่รับได้จึงเป็นสัญญาณที่สะท้อนมาจากหลายทิศทางเสมือนมาจากหลาย ๆ แหล่งกำเนิดและสะท้อนกลับมาเป็นสัญญาณที่เฟสไม่ต่อเนื่อง ด้วยเหตุนี้จึงเกิดการแทรกสอดระหว่างหน้าคลื่นที่สะท้อนกลับ และเกิดเป็นสัญญาณรบกวนที่เรียกว่าสัญญาณมลทิน (Speckle noise) ในภาพที่สังเคราะห์ขึ้น อันเป็นสาเหตุหลักในการนำเครื่องคอมพิวเตอร์เข้ามาช่วยในการระบุตำแหน่งเส้นขอบภายในภาพอัลตราซาวนด์เป็นไปได้อย่างลำบาก

จากรูปที่ 1.1 (ค) และ 1.1 (ง) แสดงให้เห็นถึงผลกระทบของสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซานด์โดยเส้นขอบของภาพอัลตราซาวนด์ที่ผ่านการตรวจจับด้วยวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนี (Canny's edge detector) โดยไม่ผ่านการกรองด้วยวงจรกรองใด ๆ นั้นจะเห็นได้ว่ามีเส้นขอบของสัญญาณรบกวนเกิดขึ้นอยู่มากมายและไม่สามารถจำแนกแยกแยะองค์ประกอบใด ๆ ใน

ภาพได้เลย ถึงแม้ว่าในตัววงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนีจะมีส่วนประกอบของการใช้วงจรกรองแบบเกาส์ (Gaussian filters) ฝังตัวอยู่ แต่ดูจะไม่เหมาะสมเพียงพอที่จะช่วยลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพเพื่อให้การตรวจจับเส้นขอบเป็นไปได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ดังนั้นจากความต้องการในการลดต้นทุนทั้งเรื่องเวลา และบุคลากรที่ใช้สำหรับตีความหมายภาพอัลตราซาวนด์ ในวิทยานิพนธ์นี้จะมุ่งเน้นไปที่การใช้คอมพิวเตอร์เข้ามาช่วยลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์เพื่อให้การระบุเส้นขอบภาพมีความชัดเจนยิ่งขึ้นเมื่อนำมาประยุกต์ใช้กับวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนี

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

พัฒนาระเบียบวิธีวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติโดยการเพิ่มกลไกในการหาทิศทางในการกรองตามโครงสร้างของภาพเพื่อให้การลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

1.3 งานวิจัยที่ผ่านมา

จากงานวิจัยที่ผ่านมาได้มีการใช้วงจรกรองแบบผ่านต่ำ (Low-pass Filter) เช่น วงจรกรองเฉลี่ย (Mean Filter) วงจรกรองมัธยฐาน (Median Filter) ซึ่งไม่เหมาะที่จะนำมาใช้ในการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์เนื่องจากวงจรกรองเหล่านี้จะทำให้องค์ประกอบที่สำคัญของภาพพร่าลงและทำให้ความชันของเส้นขอบเลื่อนหรือลดลง [1] ส่วนวงจรกรองที่ได้พัฒนาและเป็นที่นิยมใช้สำหรับการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์ประกอบไปด้วยวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ (Adaptive Speckle Reduction : ASR filters) และวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ (Adaptive Weighted Median : AWM filters) ในวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้นั้นจะอาศัยค่าสัมประสิทธิ์ความแปรปรวนในการประมาณการกระจายตัวของข้อมูล เพื่อนำไปคำนวณหาค่าเอาต์พุตในย่านที่เราสนใจ [2] ส่วนในวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้นั้นพิกเซลเอาต์พุตที่แต่ละตำแหน่งจะหาได้จากค่ามัธยฐานของชุดข้อมูลที่ถูกถ่วงน้ำหนักซึ่งประมาณค่าจากค่าสัมประสิทธิ์ความแปรปรวนใน

ย่านของชุดข้อมูลที่สุ่มขึ้นมา [3] โดยเมื่อเปรียบเทียบกับวงจรกรองเฉลี่ยและวงจรกรองมัธยฐาน จะเห็นได้ว่าวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ และวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนและรักษาเส้นขอบภาพได้ดีกว่า อย่างไรก็ตาม วงจรกรองเหล่านี้ยังขาดคุณสมบัติในการลดทอนสัญญาณรบกวนตามโครงสร้างของภาพแบบแอนไอโซทรอปิก (Image Anisotropic) ซึ่งเป็นสาเหตุทำให้ภาพหลังผ่านการกรองขาดความราบเรียบ [4] ดังนั้นในวิทยานิพนธ์นี้จึงได้นำเสนอการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตรา-ซาวนด์ตามทิศทางและโครงสร้างของภาพในย่านที่เรากำลังสนใจโดยวงจรกรองที่เราจะนำมาพัฒนานี้คือวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ (2-D Savitzky-Golay : SG filters) ซึ่งเป็นวงจรกรองแบบผ่านต่ำ อาศัยหลักการการประมาณกลุ่มของข้อมูลที่กระจายตัวอยู่แต่ละตำแหน่งมาประมาณด้วยฟังก์ชันพหุนามโดยให้ค่าความผิดพลาดกำลังสองมีค่าน้อยสุด เอาต์พุตที่ได้หลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์นั้นจึงมีความราบเรียบ สามารถขจัดผลกระทบเนื่องจากสัญญาณรบกวนได้ดี อีกทั้งยังยืดหยุ่นในการปรับอันดับฟังก์ชันพหุนาม ขนาดหน้าต่างวงจรกรอง ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนัก และง่ายต่อการเตรียมค่าสัมประสิทธิ์เตรียมพร้อมในกรรมวิธีล่วงหน้า (Pre-Processing) จึงเป็นวงจรกรองที่มีประสิทธิภาพในการนำไปประยุกต์ใช้ในงานหลาย ๆ ด้าน [5,16] วงจรกรองที่จะนำเสนอนี้คือวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก (Anisotropic Savitzky-Golay: ASG filters) โดยการเพิ่มกลไกในการปรับเปลี่ยนการกระจายตัวของฟังก์ชันถ่วงน้ำหนัก ด้วยสมมุติฐานที่ว่าถ้าเราปรับการกระจายน้ำหนักในการกรองให้อยู่ในแนวของโครงสร้างภาพจะสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพได้ดี โดยเอาต์พุตที่ได้หลังผ่านการกรองจะมีความราบเรียบอีกทั้งยังสามารถคงสภาพเส้นขอบและรักษาความต่อเนื่องของขอบภาพ ณ ตำแหน่งนั้น ๆ ได้ดีขึ้นอีกด้วย

1.4 เป้าหมายและขอบเขตของงานวิจัย

ศึกษาและพัฒนาเทคนิคการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์ทางการแพทย์ด้วยวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก และรักษาความต่อเนื่องของเส้นขอบภาพเมื่อนำมาตรวจจับเส้นขอบในภาพหลังผ่านการกรอง ประเมินสมรรถนะของวงจรกรองที่ได้พัฒนาขึ้นโดยเปรียบเทียบกับวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำ-หนักแบบปรับตัวได้ และวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ

1.5 ขั้นตอนและวิธีดำเนินงาน

1. ศึกษาลักษณะสมบัติของสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์
2. ศึกษางานวิจัยของวงจรกรองที่เป็นที่นิยมใช้ในการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์
3. ศึกษาวิธีการกำลังสองน้อยสุด (Least square method) ในวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ
4. พัฒนาระเบียบวิธีของวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติโดยการเพิ่มกลไกในการถ่วงน้ำหนักด้วยหลักการ *Image Anisotropy*
5. พัฒนาโปรแกรมสำหรับใช้ประมวลผลและประเมินค่าต่าง ๆ
6. เปรียบเทียบผลการจำลองของระเบียบวิธีที่พัฒนาขึ้นกับระเบียบวิธีที่เป็นที่นิยมใช้กัน
7. วิเคราะห์ และสรุปผลงานวิจัย

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. เพิ่มความเข้าใจในกายภาพและแบบจำลองของสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์ทางการแพทย์
2. ได้ระเบียบวิธีและหลักการในการออกแบบวงจรกรองให้เหมาะสมสำหรับการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์
3. เป็นแนวทางในการนำไปประยุกต์ใช้ในการลดทอนสัญญาณรบกวนที่มีแบบจำลองสัญญาณรบกวนแบบเดียวกัน เช่น ภาพเอสเออาร์ (Synthetic Aperture Radar : SAR)

บทที่ 2

การลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์

เนื่องจากความไม่สม่ำเสมอของความเข้มในภาพอัลตราซาวนด์ และความลำบากในการตัดสินใจด้วยสายตาในภาพอัลตราซาวนด์หลังผ่านการกรอง การขจัดสัญญาณรบกวนในภาพอัล-ตราซาวนด์ที่สามารถคงความคมชัดของเส้นขอบ จึงมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการคำนวณหาเส้นขอบภาพ ดังนั้นในบทนี้จึงจะเริ่มด้วยการกล่าวถึงสาเหตุในการเกิดสัญญาณรบกวนในภาพอัล-ตราซาวนด์ว่าเกิดขึ้นได้อย่างไรและสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นนั้นเป็นสัญญาณรบกวนประเภทไหน มีการแจกแจงสุ่มอย่างไร จากนั้นจะได้อธิบายกระบวนการในการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์ด้วยวงจรกรองที่มีผู้พัฒนาขึ้นมาและเป็นที่นิยมใช้กัน ซึ่งประกอบไปด้วยวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ และวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ

2.1 สัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์

สัญญาณรบกวนหลักในภาพอัลตราซาวนด์เรียกว่าสัญญาณมลทิน (Speckle noise) อันเป็นปรากฏการณ์สุ่มซึ่งเกิดจากการรบกวนกันระหว่างคลื่นอัลตราซาวนด์ที่สะท้อนกลับจากตัวสะท้อนเล็ก ๆ (Scatterers) ที่กระจัดกระจายอยู่ทั่วไปในเนื้อเยื่อ สัญญาณรบกวนดังกล่าวมีการแจกแจงแบบเรย์ลี (Rayleigh distribution) เนื่องจากสมมุติฐานที่ว่าผลรวมแบบเฟสเซอร์ของคลื่นที่สะท้อนกลับจากตัวสะท้อนนั้นมีการแจกแจงร่วม (Joint distribution) ของค่าจริง X_r และค่าจินตภาพ X_i เป็นแบบเกาส์ตามหลักการของทฤษฎีบทลิมิตกลาง (Central limit theorem) ดังสมการ

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

เมื่อ σ^2 เป็นค่าแปรปรวนของ X_r และ X_i การแปลงผลรวมแบบเฟสเซอร์ของคลื่นสะท้อนดังกล่าวมาเป็นความเข้มในภาพอัลตราซาวนด์จะใช้เพียงขนาดของผลรวมและละเลยเฟสของผลรวมนั้นไป ดังนั้นการแจกแจงของความเข้มเนื่องจากตัวสะท้อน $X=\sqrt{X_i^2+X_r^2}$ จึงกลายเป็นแบบเรย์ลี [6]

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

โดยความแปรปรวนของสัญญาณรบกวนเรย์ลี σ^2 นั้นขึ้นอยู่กับค่าเฉลี่ยตามความสัมพันธ์

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

และผลกระทบของสัญญาณรบกวนแบบเรย์ลีต่อค่าความเข้มของภาพจะเป็นแบบคูณ [6,7] ตามสมการ

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

I เป็นค่าความเข้มของภาพ N เป็นสัญญาณรบกวนที่มีการแจกแจงแบบเรย์ลี และ f เป็นความเข้มของภาพที่ได้หลังการคูณ โดยความมากน้อยของสัญญาณมลทินจะวัดจากจำนวนของตัวสะท้อนต่อความละเอียดเซลล์ (Number of Scatterers per Resolution) หรือที่เรียกกันว่า Scatterers Number Density (SND) ซึ่งถ้า SND ที่วัดได้มีค่าอยู่ในช่วง SND>10 จะเรียกว่า Fully Formed Speckle (FFS) แต่ถ้า SND มีค่าอยู่ในช่วง SND<10 จะเรียกว่า Nonrandomly distributed with long-range order (NRLR) [4]

และเนื่องจากข้อจำกัดทางด้านพิสัยพลวัต (Dynamic range) ของจอแสดงภาพ (Display monitors) ดังนั้นก่อนการแปลงสัญญาณสะท้อนที่ตรวจจับได้ออกมาแสดงเป็นภาพ สัญญาณที่ตรวจจับได้จะถูกบีบอัดแบบลอการิทึม (Logarithmic compression) เพื่อให้สามารถแสดงผลทางจอภาพได้พอดี [8]

2.2 วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้

วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ อาศัยหลักการประมาณค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (SNR) จากค่าเชิงสถิติในย่านที่เราสนใจด้วยอัตราส่วนของค่าความแปรปรวนและค่าเฉลี่ยเพื่อแยกความแตกต่างระหว่างหมวดของโครงสร้างภาพ FFS (Fully Formed Speckle) และ NRLR (Non-Randomly distributed with Long-Range order) ซึ่งเป็นหมวดของสัญญาณที่สะท้อนกลับมา [2] โดยมีรูปแบบสมการของวงจรกรองดังนี้

$$\hat{I}=\bar{I}+k\left(I-\bar{I}\right) \quad (2.5)$$

เมื่อ $\hat{I}$ เป็นพิกเซลเอาต์พุตใหม่ที่ได้จากการประมาณค่ากลุ่มข้อมูล, I เป็นค่าเดิมหรือเป็นค่า ณ ตำแหน่งศูนย์กลาง และ $\bar{I}$ เป็นค่าเฉลี่ยของพิกเซลข้อมูลในย่านที่เรากำลังสนใจ โดยค่าสัมประสิทธิ์ในการปรับตัว k สามารถคำนวณได้จาก

$$k = \frac{p - \bar{p}_s}{p} \tag{2.6}$$

และ

$$p = \frac{\mathrm{var}(I)}{\bar{I}} \tag{2.7}$$

$\mathrm{var}(I)$ เป็นค่าความแปรปรวนของข้อมูลในหน้าต่างวงจรกรอง และ $\bar{p}_s$ เป็นค่าเฉลี่ยของ p ในย่านที่เราสนใจเช่นกัน โดยค่าสัมประสิทธิ์ในการปรับตัว k จะสนใจในช่วงค่าเท่ากับศูนย์จนถึงหนึ่ง $0 \le k \le 1$ เพื่อให้ค่าเอาต์พุตที่ได้มีค่าอยู่ในช่วงเท่ากับค่าเดิมกับค่าเฉลี่ย ดังนั้นในบางครั้งจึงมีผู้เรียกชื่อวงจรกรองนี้ว่า Adaptive mean-based filter [2,6]

2.3 วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้

วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้พัฒนามาจากวงจรกรองมัธยฐานโดยการประมาณค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (SNR) ในย่านของข้อมูลที่กำลังสนใจเช่นเดียวกับในวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้มาใช้ในการคำนวณฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักดังสมการ

$$w(i,j) = \lfloor w(K+1, K+1) - cd\sigma^2 / m \rfloor \tag{2.8}$$

โดย c เป็นสัมประสิทธิ์ค่าคงที่ d เป็นระยะทางจากศูนย์กลางหน้าต่างวงจรกรองไปยังตำแหน่งข้อมูลใด ๆ ในหน้าต่างวงจรกรอง $w(K+1, K+1)$ เป็นค่าถ่วงน้ำหนัก ณ ตำแหน่งศูนย์กลางของหน้าต่างวงจรกรอง m, σ^2 เป็นค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของข้อมูลในย่านที่เรากำลังสนใจตามลำดับ และ $\lfloor \bullet \rfloor$ เป็นฟังก์ชัน floor ในการปัดค่าให้เป็นจำนวณเต็มที่ใกล้เคียงที่สุด โดยหากค่าอัตราส่วนความแปรปรวนต่อค่าเฉลี่ย σ^2 / m มีค่าต่ำ เอาต์พุตของวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้จะคำนวณจากค่ามัธยฐานของข้อมูลซึ่งสอดคล้องกับฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักในสมการข้างต้นในย่านของข้อมูลที่กำลังสนใจ หาก σ^2 / m มีค่าสูง เอาต์พุตที่ได้จะถูกไบแอสให้มีค่าเท่ากับค่าความเข้มเดิม [3]

ตัวอย่างสมมุติคำนวณฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักของลำดับข้อมูล $\{X_1, X_2, X_3\}$ ได้ค่า $w_1 = 2$, $w_2 = 3$ และ $w_3 = 2$ ดังนั้นเอาต์พุต $y_{i,j}$ หาได้จาก

$$y_{i,j} = median\{X_1, X_1, X_2, X_2, X_2, X_3, X_3\} \tag{2.9}$$

หากค่าสัมประสิทธิ์ของฟังก์ชันถ่วงน้ำหนัก $w(i, j)$ ในหน้าต่างมีค่าน้อยกว่าเป็นลบ จะปัดค่าดังกล่าวให้เท่ากับศูนย์หรือไม่มีการถ่วงน้ำหนักค่าข้อมูล ณ ตำแหน่งนั้น ด้วยความง่ายในตัวระเบียบวิธีของวงจรกรองนี้ จึงทำให้เป็นวงจรกรองที่นิยมนำมาประยุกต์ใช้ในงานด้านต่าง ๆ

2.4 วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ

วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติได้ถูกพัฒนานำมาใช้ในการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์ [5] เริ่มจากพิจารณาภาพขนาด $M \times N$ พิกเซลซึ่งแสดงได้ในรูปของอาเรย์ของกลุ่มข้อมูลสองมิติ $f(u,v)$, เมื่อ $u \in [1,\ldots,M]$ และ $v \in [1,\ldots,N]$.กำหนดให้หน้าต่างของชุดข้อมูลที่เราสนใจมีขนาด $(2L+1)\times(2L+1)$ โดยมีตำแหน่งศูนย์กลางอยู่ที่ (i, j) ดังสมการ

$$D_{i,j} = \{f(i+m, j+n) : -L \le m \le L, -L \le n \le L\} \tag{2.10}$$

ให้ $p_{i,j}$ เป็นฟังก์ชันพหุนามสองมิติ

$$p_{i,j}(m,n) = \sum_{s=0}^{S}\sum_{t=0}^{T} a_{i,j}(s,t) m^s n^t \tag{2.11}$$

โดย m และ n เป็นเลขจำนวนเต็มดังที่อ้างไว้ในสมการที่ (2.10), S และ T เป็นอันดับสูงสุดของ m และ n ตามลำดับ ระเบียบวิธีของวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติจะคำนวณหาค่าเอาต์พุตที่ตำแหน่ง (i, j) ด้วยการฟิตฟังก์ชันพหุนาม $p_{i,j}$ แบบกำลังสองน้อยสุด (Least square) ไปยังข้อมูล f แต่ละพิกเซลในหน้าต่าง $D_{i,j}$ และเลือกเอาต์พุตของวงจรกรองจากฟังก์ชันพหุนามที่ตำแหน่ง $p_{i,j}(0,0)$ ซึ่งมีค่าเท่ากับค่าสัมประสิทธิ์ $a_{i,j}(0,0)$

วัตถุประสงค์ในการฟิตกลุ่มข้อมูลด้วยหลักการกำลังสองน้อยสุดในวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ สามารถนิยามด้วย

$$\sum_{m,n \in D_{i,j}} w_{i,j}(m,n)\left\{f(i+m, j+n) - p_{i,j}(m,n)\right\}^2 \tag{2.12}$$

โดย $w_{i,j}$ คือฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักแต่ละตำแหน่งในหน้าต่าง $D_{i,j}$ ในการที่เราจะใช้ฟังก์ชันพหุนามฟิตกลุ่มข้อมูลด้วยหลักการกำลังสองน้อยสุดให้มีประสิทธิภาพนั้น เราได้ขยายหลักการที่ได้พัฒนามาแล้วในระเบียบวิธีของวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์หนึ่งมิติ [9] โดยการคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์ในการฟิตชุดของกลุ่มข้อมูลไว้เพียงครั้งเดียว จากนั้นจึงจัดรูปสมการให้สามารถหาค่าเอาต์พุตได้ในลักษณะผลรวมเชิงเส้น (Linear combination) จากหลักการนี้ได้นำประยุกต์ใช้ในวงจรกรองซาวิส-กี-โกเลย์สองมิติเช่นกัน [5]

ขั้นตอนในการหาค่า $p_{i,j}(0,0)$ ให้อยู่ในรูปของผลรวมเชิงเส้นนั้น เราจะเริ่มจากกำหนด $\vec{a}_{i,j}$ เป็นเวกเตอร์ที่ประกอบไปด้วยสัมประสิทธิ์ $a_{i,j}(s,t)$ ทุกตัวของฟังก์ชันพหุนาม $p_{i,j}$ ดังนิยามไว้ในสมการที่ (2.11) จากนั้นเราจะทำการจัดเรียงค่าสัมประสิทธิ์ $a_{i,j}(s,t)$ ให้อยู่ในรูปของเวกเตอร์โดยการเรียงลำดับอันดับตามค่าดัชนี r โดย $r \in [1,\ldots,(S+1)(T+1)]$ ตามฟังก์ชันดัชนี

$$s(r) = \lfloor (r-1)/(T+1) \rfloor$$

$$t(r) = (r-1)\bmod(T+1)$$

โดย $\lfloor \bullet \rfloor$ เป็นฟังก์ชัน floor และ $\bmod(\bullet)$ เป็นฟังก์ชัน modulus ดังนั้นเราสามารถเขียน $\vec{a}_{i,j}$ ได้ในรูป

$$\vec{a}_{i,j} = \left(a(s(r),t(r)) : r = 1,\ldots,(S+1)(T+1) \right)^T \tag{2.13}$$

ส่วน

$$m(q) = \lfloor (q-1)(2l-1) - l + 1 \rfloor$$
$$n(q) = (q-1)\bmod(2l-1) - l + 1$$

เป็นฟังก์ชันดัชนีของข้อมูล $f(i+m, j+n)$ ในหน้าต่าง $D_{i,j}$ ซึ่งสามารถเขียนให้อยู่ในรูปของเวกเตอร์ฟอร์ม

$$\vec{f}_{i,j} = \left(f(i+m(q), j+n(q)) : q = 1,\ldots,(2l-1)^2 \right)^T \tag{2.14}$$

จากนิยามของ $\vec{a}_{i,j}$ และ $\vec{f}_{i,j}$ ในข้างต้นเราสามารถสร้างเมตริกซ์ A ได้จาก

$$A_{qr} = m(q)^{s(r)} n(q)^{t(r)} \tag{2.15}$$

ในขั้นตอนนี้เราสามารถสร้างฟังก์ชันพหุนามกำลังสองน้อยสุดที่ได้นิยามไว้ในสมการที่ (2.12) ขึ้นใหม่ได้ในรูป

$$\varepsilon_{i,j} = \left(\mathrm{A}\vec{a}_{i,j} - \vec{f}_{i,j} \right)^T W \left(\mathrm{A}\vec{a}_{i,j} - \vec{f}_{i,j} \right) \tag{2.16}$$

โดยที่ผลเฉลยทั่วไปของ $\vec{a}_{i,j}$ ที่ถูกกำหนดด้วยสมการความผิดพลาดกำลังสองน้อยสุดสามารถแก้สมการหาค่าได้คือ

$$\vec{a}_{i,j} = \left(\mathrm{A}^T W \mathrm{A} \right)^{-1} \left(\mathrm{A}^T W \vec{f}_{i,j} \right) \tag{2.17}$$

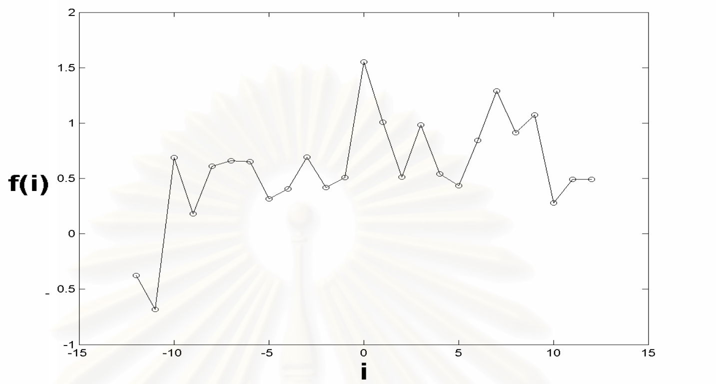
โดยค่าสัมประสิทธิ์ ณ ตำแหน่งศูนย์กลางของฟังก์ชันพหุนาม $p_{i,j}(0,0)$ จะมีค่าเท่ากับ $a_{i,j}(0,0)$ ซึ่งก็คือค่าสัมประสิทธิ์ตัวแรกของ $\vec{a}_{i,j}$ ในสมการที่ (2.17) และเราสามารถลดรูปผลเฉลยของวงจรกรองให้อยู่ในรูปของผลรวมเชิงเส้นได้เป็น

$$p_{i,j}(0,0) = \sum_{q=1}^{(2l-1)^2} \alpha_q f\left(i + m(q), j + n(q) \right) \tag{2.18}$$

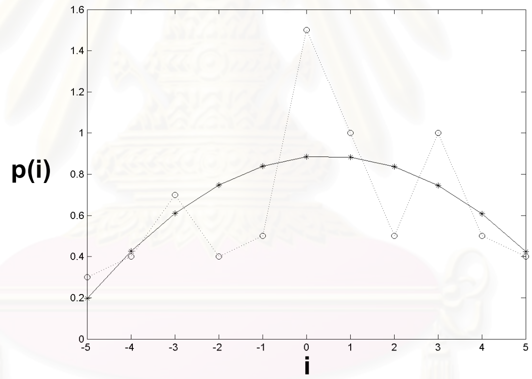
โดยที่

$$\alpha_q = \left\{ \left(\mathrm{A}^T W \mathrm{A} \right)^{-1} \left(\mathrm{A}^T W \vec{e}_q \right) \right\}_1 \tag{2.19}$$

เครื่องหมาย $\vec{e}_q$ ในสมการที่ (2.19) คือเวกเตอร์หนึ่งหน่วยซึ่งมีค่าเท่ากับหนึ่งที่ตำแหน่ง qth ส่วน $\{\bullet\}_1$ คือสัญลักษณ์ที่ระบุว่าเป็นค่าตัวแรกของเวกเตอร์ผลเฉลย $\vec{a}_{i,j}$

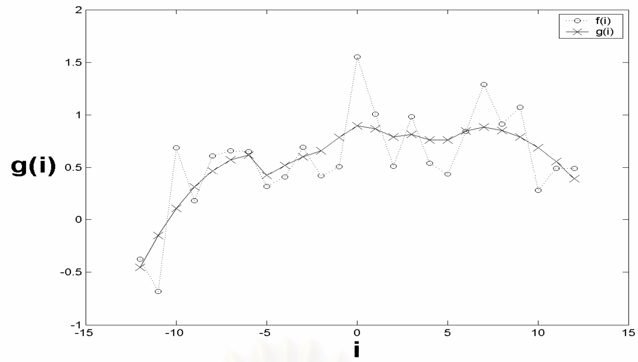


รูปที่ 2.1 ตัวอย่างฟังก์ชัน f ที่ประกอบไปด้วยสัญญาณรบกวนชุดหนึ่ง



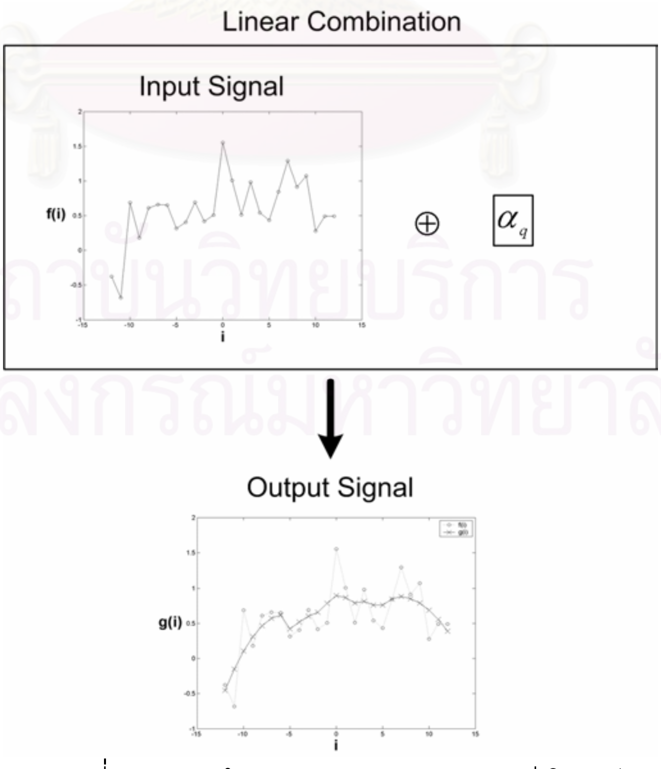
รูปที่ 2.2 การประมาณฟังก์ชันพหุนามบนชุดข้อมูล f ที่ตำแหน่ง $i = 0$ ด้วยฟังก์ชันพหุนาม p อันดับ 2 ขนาด M เท่ากับ 5 ที่ประมาณบนชุดข้อมูล f ที่ $i = 0$

รูปที่ 2.1 แสดงตัวอย่างฟังก์ชัน f ที่ประกอบไปด้วยสัญญาณรบกวนชุดหนึ่งในลักษณะหนึ่งมิติ เพื่อนำมาใช้เป็นตัวแทนในการแสดงกระบวนการกรองของวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์ในภาพสองมิติ โดยเราจะนำข้อมูลในช่วงที่เราสนใจมาเก็บไว้ในหน้าต่างวงจรกรองดังแสดงในรูปที่ 2.2 ซึ่งแสดงข้อมูลของฟังก์ชัน f ในรูปที่ 2.1 ในช่วง $i = [-5,...,0,...,5]$ มาเป็นข้อมูลในหน้าต่างของวงจรกรอง จากนั้นจึงใช้ฟังก์ชันพหุนามอันดับสองฟิตกลุ่มข้อมูลที่เราสนใจ โดยเอาต์พุต ณ ตำแหน่งตรงกลางหน้าต่างวงจรกรอง $i = 0$ ก็คือค่า ณ ตำแหน่งตรงกลางของฟังก์ชันพหุนาม $p(i = 0)$ ที่ประมาณค่าได้ และเมื่อทำเช่นเดียวกันกับทุก ๆ ข้อมูลในช่วงหน้าต่างวงจรกรองจะได้ผลลัพธ์หลังการกรองดังแสดงในรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 ผลลัพธ์หลังผ่านวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์

จากสมการที่ (2.18) แสดงถึงค่าสัมประสิทธิ์ที่มีอยู่ของ α_q ซึ่งสามารถจะช่วยให้เราสามารถคำนวณหาค่าของการประมาณฟังก์ชันพหุนามกำลังสองน้อยสุดบนกลุ่มของข้อมูล โดยอาศัยการคำนวณหาผลรวมเชิงเส้น (Linear combination) ของกลุ่มข้อมูล $f(i+m, j+n)$ กับสัมประสิทธิ์ $\alpha_1,...,\alpha_{2M+1}$ เท่านั้น โดยค่าสัมประสิทธิ์ α_q จะขึ้นอยู่กับการสร้างค่าเมตริกซ์ A และค่าเมตริกซ์ A ที่สร้างขึ้นนั้นจะเป็นค่าคงที่สำหรับทุก ๆ ตำแหน่ง (i, j) จึงทำให้เราคำนวณหาค่า α_q เพียงครั้งเดียวสำหรับการสร้างวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์นี้ ส่งผลให้กระบวนการดังกล่าวมีความรวดเร็วและมีความซับซ้อนน้อยลง ดังสามารถสรุปการทำงานของวงจรกรองได้ในรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4: การทำงานของวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์

บทที่ 3

วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก

ดังที่ได้นำเสนอวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติมาแล้วในบทที่ 2 จะเห็นได้ว่าวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติที่ได้มีผู้พัฒนาขึ้นในงานวิจัย เพื่อใช้ในการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์นั้นใช้วิธีการกำลังสองน้อยสุด (Least square method) ประมาณกลุ่มข้อมูลด้วยฟังก์ชันพหุนาม ดังนั้นในวิทยานิพนธ์นี้จึงมีแนวคิดที่จะพัฒนาวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติโดยการรวมรูปแบบของฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักตามความโค้งของภาพ (Curvature) วงจรกรองที่จะนำเสนอนี้คือวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก (Anisotropic Savitzky-Golay : ASG filters) ซึ่งคือวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติที่ถูกปรับปรุงโดยการเพิ่มกลไกในการหาทิศทางในการถ่วงน้ำหนักโดยยังคงรักษาหลักการกำลังสองน้อยสุดเพื่อให้สัญญาณที่ได้ราบเรียบแบบมีทิศทางตามคุณสมบัติของแอนไอโซทรอปิกในย่านของชุดข้อมูลของภาพที่เรากำลังสนใจ [9]

3.1 วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก

ระเบียบวิธีของวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกสามารถอธิบายด้วยสองขั้นตอนหลักดังนี้ ในขั้นตอนแรกเราจะได้นำเสนอการคำนวณหาคุณลักษณะแบบคอนทัวร์ของภาพในย่านที่เราสนใจซึ่งสัมพันธ์กับทิศทางของความโค้งหลัก (Principal curvature direction) ที่ตำแหน่ง (i, j) ด้วย local curvatures โดยหาได้จากค่าเจาะจง (Eigenvalues) ของ Hessian Matrix ซึ่งได้มาจากอนุกรมเทย์เลอร์ (Taylor series) ในการประมาณข้อมูลตำแหน่ง (m,n) ใด ๆ รอบจุดกึ่งกลางหน้าต่างของวงจรกรองที่ตำแหน่ง $(0,0)$ โดยฟังก์ชัน p ที่จุดดังกล่าวสามารถประมาณได้ดังสมการที่ (3.1)

$$
\begin{aligned}
\widetilde{p}(m,n) &= p(0,0) + \begin{bmatrix} \Delta m & \Delta n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial m} p \\ \frac{\partial}{\partial n} p \end{bmatrix} \\
&\quad + \frac{1}{2!} \begin{bmatrix} \Delta m & \Delta n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{\partial^2}{\partial m^2} p & \frac{\partial^2}{\partial m \partial n} p \\ \frac{\partial^2}{\partial n \partial m} p & \frac{\partial^2}{\partial n^2} p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta m \\ \Delta n \end{bmatrix} + \mathrm{O}\left(\Delta m^3, \Delta n^3\right)
\end{aligned}
\tag{3.1}
$$

โดย $O\left(\Delta m^3, \Delta n^3\right)$ เป็นพจน์ที่เหลือซึ่งมีการเข้าใกล้ Δm^3 หรือ Δn^3 ซึ่งสำหรับ Δm หรือ Δn น้อย ๆ เราอาจตัดพจน์เหล่านี้ทิ้งไปโดยค่าประมาณที่ได้ไม่ผิดพลาดมากนัก ส่วนเมตริกซ์ของอนุพันธ์ย่อยอันดับสองจะเป็นตัวกำหนดความโค้งของโครงสร้างภาพซึ่งเป็นเทอมที่เราสนใจ ดังนั้นเราจึงลดรูปให้อยู่ในรูปของ Hessian Matrix ดังสมการ

$$H(i,j) = \begin{bmatrix} f_{uu}(i,j) & f_{uv}(i,j) \\ f_{uv}(i,j) & f_{vv}(i,j) \end{bmatrix} \tag{3.2}$$

โดยที่ f_{uu} เป็นอนุพันธ์ย่อยอันดับที่สองของ f เทียบกับแกน u, f_{uv} เป็นอนุพันธ์ย่อยอันดับที่สองเทียบกับแกน u และ v และ f_{vv} เป็นอนุพันธ์ย่อยอันดับที่สองเทียบกับแกน v ในการคำนวณค่าอนุพันธ์เหล่านี้เราจะประยุกต์หลักการฟิตพื้นผิวด้วยฟังก์ชันพหุนามกำลังสองน้อยสุดดังที่เราเคยได้กล่าวมาแล้วในหัวข้อวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ ต่างกันที่ในหัวข้อวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิตินั้นเราจะคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์ $a_{i,j}(0,0)$ แต่ในที่นี้เราจะคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์ $a_{i,j}(2,0)$, $a_{i,j}(1,1)$, $a_{i,j}(0,2)$ มาใช้เป็นค่าในการประมาณ $f_{uu}(i,j)$, $f_{uv}(i,j)$, $f_{vv}(i,j)$ ตามลำดับดังสมการ

$$\begin{aligned} f_{uu}(i,j) &= \frac{\partial^2}{\partial u^2} f(i,j) \approx \frac{\partial^2}{\partial m^2} p_{i,j}(m,n)\Big|_{m=0,n=0} = 2a_{2,0} \\ f_{uv}(i,j) &= \frac{\partial^2}{\partial uv} f(i,j) \approx \frac{\partial^2}{\partial mn} p_{i,j}(m,n)\Big|_{m=0,n=0} = a_{1,1} \\ f_{vv}(i,j) &= \frac{\partial^2}{\partial v^2} f(i,j) \approx \frac{\partial^2}{\partial n^2} p_{i,j}(m,n)\Big|_{m=0,n=0} = 2a_{0,2} \end{aligned} \tag{3.3}$$

โดยฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักของทุกตัวมีค่าเท่ากับหนึ่ง

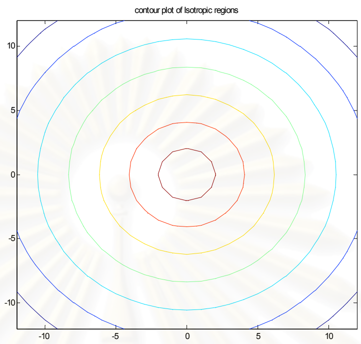
ในขั้นตอนถัดไป เราจะทำการเพิ่มประสิทธิภาพของวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติให้สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนในแนวทิศทางและโครงสร้างของภาพโดยการสร้างฟังก์ชันถ่วงน้ำหนัก $w_{i,j}$ ซึ่งได้นิยามไว้ในสมการที่ (2.12) ด้วยค่าเจาะจงและเวกเตอร์เจาะจงซึ่งเป็นค่าที่บอกถึงลักษณะความโค้งและทิศทางของโครงสร้างภาพจาก Hessian Matrix ในสมการที่ (3.2) และ (3.3) โดยกำหนดให้ λ_1 เป็น maximum curvature, λ_2 เป็น minimum curvature และพิจารณาค่าสัมบูรณ์ของผลต่างระหว่างขนาดของค่าเจาะจงทั้งสอง $\left\| |\lambda_1| - |\lambda_2| \right\|$ เราจะแบ่งโครงสร้างของภาพดิจิทัลในย่านที่เราสนใจอยู่ออกเป็น 3 กรณี

- **กรณีที่ 1 : โครงสร้างของภาพแบบไอโซทรอปิก** โดยเราจะตัดสินใจว่าโครงสร้างในย่านที่เราสนใจเป็นแบบไอโซทรอปิกเมื่อ $\left\| |\lambda_1| - |\lambda_2| \right\| \le \varepsilon$ เมื่อ ε เป็นค่าตั้งแต่ศูนย์จนถึงค่าบวกค่าหนึ่ง นั่นคือถ้าขนาดของค่าเจาะจงทั้งสองมีค่าไม่ต่างกันมากหรือค่าสัมบูรณ์ของผลต่างระหว่าง

ขนาดของค่าเจาะจงทั้งสองมีค่าน้อยกว่า ε จะได้ว่าโครงสร้างของภาพแบบคอนทัวร์ในย่านที่เรากำลังสนใจมีลักษณะเป็นแบบวงกลมดังแสดงในรูปที่ 3.1 ดังนั้นเราจะทำการสร้างฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักดังสมการ

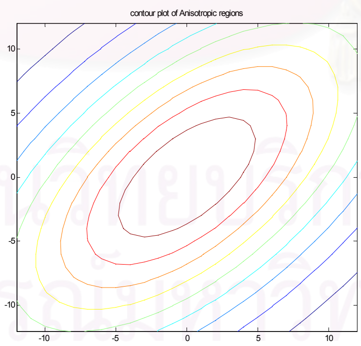
$$w_{i,j}(m,n) = \sigma^{m^2+n^2} \tag{3.4}$$

โดย σ เป็นค่าบวกและมีค่าน้อยกว่าหนึ่ง



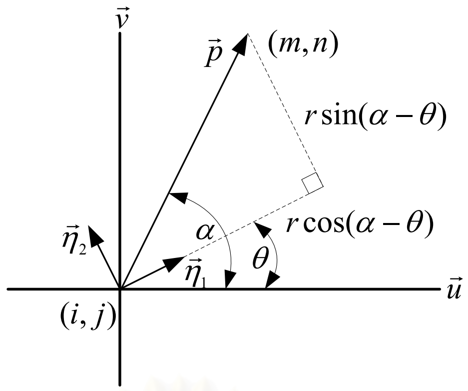
รูปที่ 3.1 แผนภาพคอนทัวร์ของฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักแบบไอโซทรอปิก

- **กรณีที่** 2 : **โครงสร้างของภาพแบบแอนไอโซทรอปิก** โดยเราจะตัดสินใจว่าโครงสร้างในย่านที่เราสนใจเป็นแบบแอนไอโซทรอปิกเมื่อ $\varepsilon < \left\| |\lambda_1| - |\lambda_2| \right\| \leq \delta$ เมื่อ δ เป็นจุดเริ่มเปลี่ยนซึ่งมีค่ามากกว่า ε นั่นคือถ้าขนาดค่าเจาะจงทั้งสองมีค่าค่อนข้างที่จะแตกต่างกันหรือค่าสัมบูรณ์ของผลต่างระหว่างขนาดของค่าเจาะจงทั้งสองมีค่ามากกว่า ε และน้อยกว่า δ จะได้ว่าโครงสร้างของภาพแบบคอนทัวร์ในย่านที่เรากำลังสนใจมีลักษณะเป็นแบบวงรีดังแสดงในรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 แผนภาพคอนทัวร์ของฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักแบบแอนไอโซทรอปิก

โดยการสร้างฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักลักษณะนี้จะต้องทำการเปลี่ยนระบบพิกัดปกติไปยังระบบพิกัดใหม่ในทิศทางของความโค้งหลักเพื่อให้ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักของเราสามารถปรับทิศทางตามทิศทางของ *principal maximum curvature*, $\vec{\eta}_1$ [11]



รูปที่ 3.3 การกระจายตัวของทิศทาง Curvature ในระบบพิกัดหน้าต่าง $D_{i,j}$

รูปที่ 3.3 แสดงการกระจายตัวของ *principal curvature axes* ที่ตำแหน่งหน้าต่างข้อมูลที่จะทำการกรอง $D_{i,j}$ โดยให้ $\vec{\eta}_1$ เป็นเวกเตอร์หนึ่งหน่วยในทิศทางของ *principal maximum curvature*, $\vec{\eta}_2$ เป็นเวกเตอร์หนึ่งหน่วยในทิศทางของ *principal minimum curvature* และ θ เป็นมุมระหว่าง $\vec{\eta}_1$ และแกน $\vec{u}$ สำหรับที่ตำแหน่งพิกเซล (m,n) เราจะนิยามตำแหน่งของพิกเซลเหล่านี้ด้วยเวกเตอร์ $\vec{p}$ ซึ่งเริ่มต้นจากตำแหน่งศูนย์กลางของหน้าต่าง (i,j) ชี้ไปยังตำแหน่งของพิกเซล (m,n) โดยเวกเตอร์ $\vec{p}$ สามารถแตกได้เป็น 2 องค์ประกอบในระบบพิกัดใหม่ในทิศทางของ η_1 และ η_2 ดังสมการ

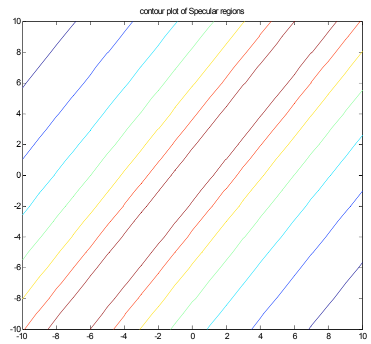
$$\vec{p} = r\cos\left(\alpha-\theta\right)\vec{\eta}_1 + r\sin(\alpha-\theta)\vec{\eta}_2 \tag{3.5}$$

โดย $r=\sqrt{m^2+n^2}$ และ $\alpha = \arctan(n/m)$ ในการควบคุมทิศทางในการกรองของวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก เราจะให้ระดับทิศทางในการกรองในแนว $\vec{\eta}_2$ มีค่ามากกว่าในแนว $\vec{\eta}_1$ โดยการกำหนดฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักให้เป็นไปตามสมการ

$$w_{i,j}(m,n) = \sigma_1^{r^2\cos^2(\alpha-\theta)}\sigma_2^{r^2\sin^2(\alpha-\theta)} \tag{3.6}$$

โดยที่พารามิเตอร์ σ_1 และ σ_2 เป็นค่าคงที่อยู่ในช่วง $0<\sigma_1<\sigma_2<1$

- **กรณีที่ 3 : โครงสร้างของภาพแบบเส้นตรง** โดยเราจะตัดสินใจว่าโครงสร้างในย่านที่เราสนใจเป็นแบบเส้นตรงเมื่อ $\left\||\lambda_1|-|\lambda_2|\right\| > \delta$ นั่นคือถ้าขนาดของค่าเจาะจงทั้งสองมีค่าแตกต่างกันมากหรือค่าสัมบูรณ์ของผลต่างระหว่างขนาดของค่าเจาะจงทั้งสองมีค่ามากกว่า δ จะได้ว่าโครงสร้างของภาพแบบคอนทัวร์ในย่านที่เรากำลังสนใจมีลักษณะเป็นแบบเส้นตรงในทิศทางของ maximum curvature ดังแสดงในรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 แผนภาพคอนทัวร์ของฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักแบบเส้นตรง

โดยฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักจะสอดคล้องกับสมการที่ (3.5) และ (3.6) ต่างกันที่จะกำหนดให้ค่า σ_1 ในสมการที่ (3.6) มีค่าเท่ากับหนึ่งเพื่อเน้นการกรองในทิศทางของ maximum curvature ดังสมการ

$$w_{i,j}(m,n) = \sigma^{r^2 \sin^2(\alpha-\theta)} \tag{3.7}$$

ค่าพารามิเตอร์ σ เป็นค่าบวกและมีค่าน้อยกว่าหนึ่ง

จะเห็นได้ว่าฟังก์ชันถ่วงน้ำหนัก $w_{i,j}$ ที่ได้นิยามไว้ในสมการที่ (6) นั้นขึ้นอยู่กับค่า θ โดยมีค่าต่อเนื่องตั้งแต่ 0 จนถึง 2π ซึ่งจะทำให้ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักของเราให้ผลลัพธ์ชุดของค่าสัมประสิทธิ์ของวงจรกรองที่แตกต่างกันอยู่มากมาย เพื่อหลีกเลี่ยงการเตรียมการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์อันมหาศาลนี้ เราจะทำการแบ่งระดับช่วงของมุม θ ออกเป็น K ระดับที่แตกต่างกัน $\{\hat{\theta}_0,...,\hat{\theta}_k,...,\hat{\theta}_{K-1}\}$ โดย K เป็นตัวเลขจำนวนจำกัดค่าหนึ่ง โดยค่า θ ที่เราได้มาจะถูกควอนไทซ์ไปยังมุมอ้างอิง $\hat{\theta}$ ดังนั้นเราจึงเตรียมค่าสัมประสิทธิ์ของวงจรกรองไว้เพียงแค่ K ชุดสำหรับทิศทางอ้างอิง K ระดับซึ่งจะทำให้การคำนวณของเรามีความซับซ้อนน้อยลง และหลังการสร้างฟังก์ชันถ่วงน้ำหนัก $w_{i,j}(m,n)$ เสร็จแล้วต้องทำ Normalized Sum ด้วยทุกครั้งเพื่อให้ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักของเรามีผลรวมของค่าถ่วงน้ำหนักมีค่าเท่ากับหนึ่ง

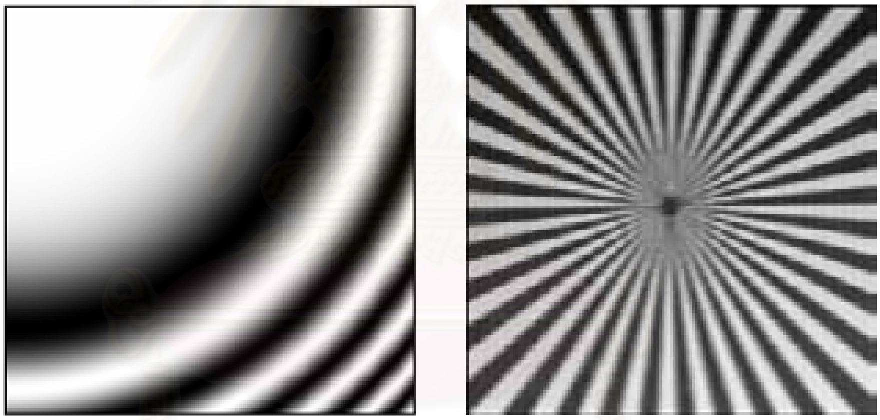
3.2 ขั้นตอนการประเมินประสิทธิภาพของวงจรกรอง

เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก ในวิทยานิพนธ์นี้ได้ใช้ภาพทดสอบซึ่งถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่มีแบบจำลองเช่นเดียวกับสัญญาณมลทิน (Speckle Noise) อันเป็นสัญญาณรบกวนหลักในภาพอัลตราซาวนด์ และเปรียบเทียบผลที่ได้กับวงจรกรองที่เป็นที่นิยมใช้กันซึ่งประกอบไปด้วยวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ วงจรกองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ และวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ ในด้านการลดทอนสัญญาณรบกวน การคงสภาพเส้นขอบเมื่อนำไปตรวจจับเส้นขอบภาพ จากนั้นจึง

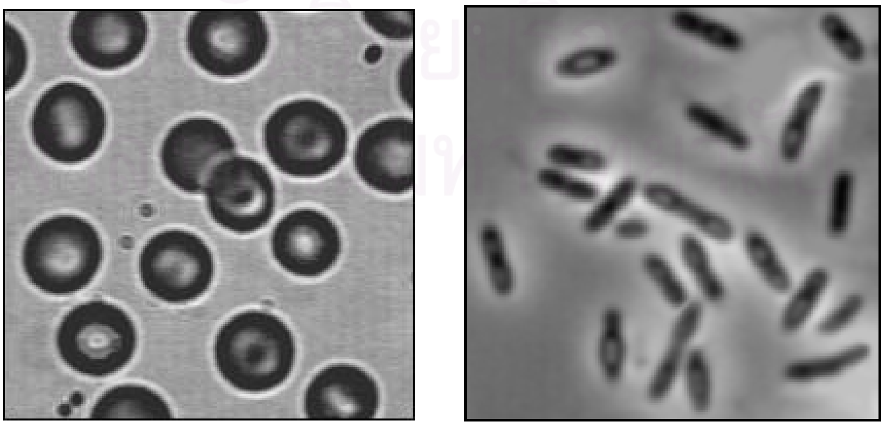
นำไปทดสอบกับภาพอัลตราซาวนด์ทางการแพทย์ เพื่อวิเคราะห์ประสิทธิภาพของวงจรกรองในการนำไปใช้งานจริง

3.2.1 ภาพที่ใช้ในการทดสอบ

ภาพที่ใช้ในการทดสอบเป็นภาพที่สร้างขึ้นจากสมการคณิตศาสตร์ดังรูปที่ 3.5 (ก) และ (ข) เพื่อทดสอบประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนเมื่อมีทิศทางของเส้นขอบและความชันของเส้นขอบต่าง ๆ กัน ส่วนในรูปที่ 3.5 (ค) และ (ง) เป็นภาพธรรมชาติซึ่งเป็นภาพของเม็ดเลือดแดง และภาพแบคทีเรียตามลำดับ (ภาพในรูปที่ 3.5 (ข) ถึง (ง) เป็นภาพมาตรฐานจากกล่องเครื่องมือภาพในโปรแกรม MATLAB) โดยเลือกภาพที่มีลักษณะใกล้เคียงกับภาพอัลตราซาวนด์ เช่น มีรูปแบบเส้นขอบไม่ซับซ้อน มีโทนความเข้มสีใกล้เคียงกัน ในการทดสอบจะนำภาพทดสอบทั้งหมดมาใส่สัญญาณรบกวนตามสมการ (3.9) เพื่อพิจารณาการทำงานของวงจรกรองในสภาพที่ใกล้เคียงกัน จากนั้นจึงนำวงจรกรองไปทดสอบกับภาพอัลตราซาวนด์ทางการแพทย์จริง



(ก) (ข)



(ค) (ง)

รูปที่ 3.5 ภาพที่ใช้ในการทดสอบ

3.2.2 ขั้นตอนการทดสอบเพื่อวิเคราะห์ประสิทธิภาพของวงจรกรอง

● วิเคราะห์สมรรถนะในการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์ของวงจรกรอง ได้ใช้ภาพทดสอบในรูปที่ 3.5 (ก) คูณกับสัญญาณรบกวนเลย์ลีซึ่งเป็นแบบจำลองของสัญญาณมลทินดังสมการ

$$E\left[f_{image}\right]=E[f]\cdot E[N] \tag{3.8}$$

เมื่อ $E[\bullet]$ เป็นค่าคาดหวังหรือค่าเฉลี่ยเชิงสถิติ โดยสัญญาณรบกวนเรย์ลี N ที่เราคูณเข้ากับสัญญาณจริง f เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้นเราจึงให้ค่าเฉลี่ยของสัญญาณรบกวนมีค่าเท่ากับหนึ่ง เพื่อให้ค่าเฉลี่ยของภาพที่จะนำมาทดสอบมีค่าคงเดิม ส่งผลให้ค่าความแปรปรวนซึ่งมีความสัมพันธ์ตามสมการที่ (2.3) มีค่าเท่ากับ $\sigma^2=0.2732$ และเพื่อให้แบบจำลองของสัญญาณที่จะนำมาทดสอบมีรูปแบบการบีบอัดแบบลอการิทึมเช่นเดียวกับที่ใช้ในเครื่องตรวจจับสัญญาณภาพอัลตราซาวนด์จริง ดังนั้นเราจึงจำลองสัญญาณภาพที่จะนำมาทดสอบขึ้นมาใหม่เป็น

$$f_{image}(i,j)=\log\{\exp\{f(i,j)\}\cdot N(i,j)\} \tag{3.9}$$

โดยภาพที่จะนำมาทดสอบในรูปที่ 3.5 (ก) นี้เป็นภาพซึ่งสังเคราะห์จากสมการ

$$f(i,j)=\cos\left(0.5\times10^{-8}\left(i^4+2i^2j^2+j^4\right)\right) \tag{3.10}$$

ดังแสดงในรูปที่ 3.6 (ก) แล้วให้ทดสอบโดยใช้ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยแบบนอร์แมลไลซ์ (Normalized Mean Square Error: NMSE) เทียบกับขนาดหน้าต่างเป็นตัวแทนในการตัดสินซึ่งหาค่าได้จากสมการ

$$NMSE=\frac{\sum_{\Omega}\left(f_{filtered}-f\right)^2}{\sum_{\Omega}\left(f_{image}-f\right)^2} \tag{3.11}$$

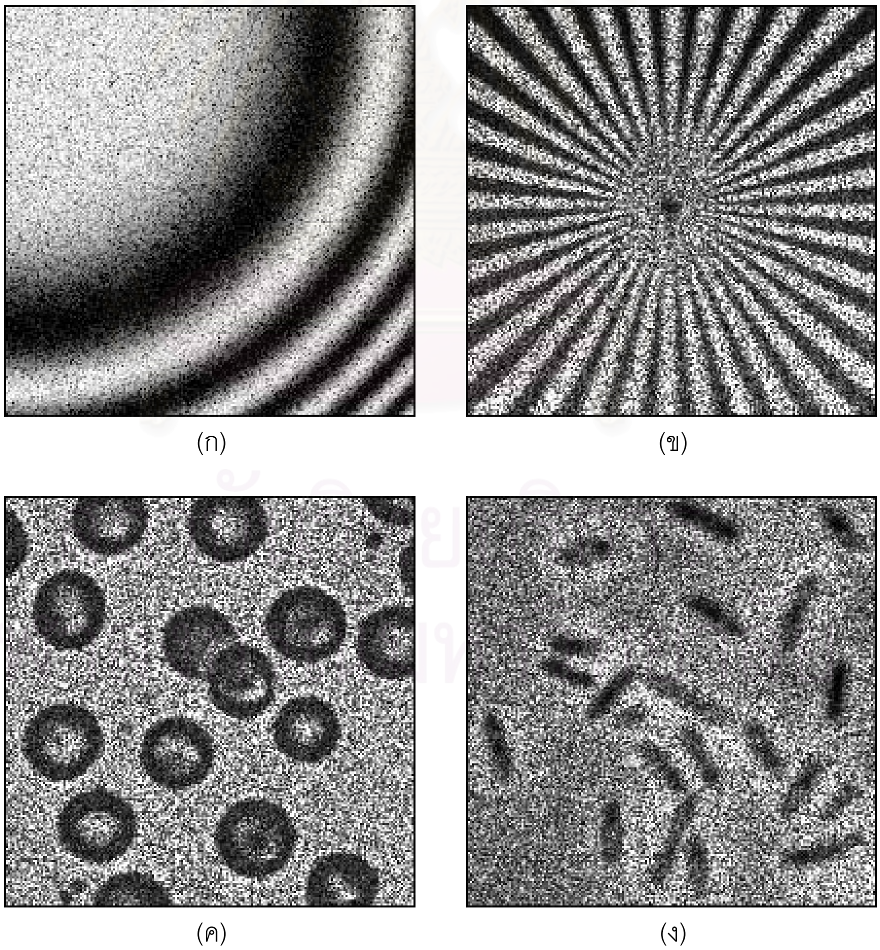
เมื่อ Ω เป็นกลุ่มของพิกเซลข้อมูลในภาพ ส่วน f_{image} เป็นค่าความเข้มของพิกเซลในภาพทดสอบที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนมลทิน $f_{filtered}$ เป็นค่าความเข้มของพิกเซลในภาพที่ผ่านการกรองมาแล้ว และ f เป็นค่าความเข้มของพิกเซลข้อมูลในภาพทดสอบโดยไม่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนใด ๆ

● วิเคราะห์การใช้งานร่วมกับวงจรตรวจจับเส้นขอบแบบเกรเดียนต์เนื่องจากการหาเส้นขอบในภาพอัลตราซาวนด์มักจะไม่มีประสิทธิภาพ ถ้าภาพดังกล่าวไม่เป็นไปตามสมมุติฐานที่ตั้งไว้ เช่น สำหรับวงจรตรวจจับเส้นขอบที่ใช้หลักการของเกรเดียนต์ ซึ่งกำหนดจุดที่มีการเปลี่ยนแปลงความเข้มสูงสุดเป็นตำแหน่งเส้นขอบ เมื่อนำมาใช้กับภาพที่มีสัญญาณรบกวนสูง ซึ่งไม่ได้มีขนาด

ความเข้มสูงสุดเฉพาะที่ตำแหน่งเส้นขอบตามที่ได้ตั้งสมมุติฐานไว้ จึงได้เส้นขอบที่ไม่ต้องการเกิดขึ้นมากมาย ดังนั้นการใช้วงจรกรองที่เหมาะสมเพื่อนำมาลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัล-ตราซาวนด์และปรับปรุงภาพให้เข้าใกล้สมมุติฐานจึงมีความสำคัญ ดังนั้นในการวิเคราะห์การใช้งานร่วมกับวงจรตรวจจับเส้นขอบแบบเกรเดียนต์จะพิจารณาลักษณะเส้นขอบที่ได้หลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองต่าง ๆ เปรียบเทียบกับเส้นขอบที่ได้เมื่อไม่ได้ผ่านวงจรกรองใด ๆ

วงจรตรวจจับเส้นขอบที่เลือกใช้นั้นเป็นวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนี สาเหตุที่เลือกใช้วงจรตรวจจับเส้นขอบดังกล่าว เนื่องจากเป็นวงจรตรวจจับเส้นขอบที่มีโครงสร้างง่าย ใช้เวลาในการคำนวณต่ำ ได้รับการยอมรับว่ามีประสิทธิภาพในการตรวจจับเส้นขอบได้ดี และเป็นวงจรตรวจจับเส้นขอบที่ใช้เทคนิค Pre-emptive [13] (โดยขั้นตอนการทำงานของวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนีได้แสดงไว้ในภาคผนวก ก)

รูปที่ 3.6 แสดงภาพที่ใช้ในการทดสอบในรูปที่ 3.5 ซึ่งเป็นภาพสะอาด (Clean images) และนำมาใส่สัญญาณรบกวนเรย์ลีแบบคูณในสมการที่ (3.9) โดยให้ค่าเฉลี่ยของสัญญาณรบกวนมีค่าเท่ากับหนึ่งเช่นกัน



รูปที่ 3.6 ภาพทดสอบที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนเรย์ลีแบบคูณ

3.3 ผลการทดสอบและการวิเคราะห์ผลเมื่อใช้วงจรกรองกับภาพทดสอบ

ทดสอบการทำงานวงจรกรองทั้งสี่แบบคือวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ และวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก ที่เขียนด้วยภาษา MATLAB บนเครื่องคอมพิวเตอร์ Pentium 4 Processor, 1.6 GHz, RD-RAM 512 MB ได้ผลการทดสอบดังต่อไปนี้

3.3.1 ประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนของวงจรกรอง

ในการประเมินประสิทธิภาพของแต่ละวงจรกรองนั้น การตั้งค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ เช่น ค่าคงที่ในการปรับตัว อันดับของวงจรกรอง หรือ ขนาดหน้าต่างของวงจรกรองนั้นมีความสำคัญยิ่ง เพื่อให้วงจรกรองนั้น ๆ สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังนั้นจึงจะได้กล่าวถึงการใช้ค่าพารามิเตอร์ดังกล่าวของแต่ละวงจรกรอง

●วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ ค่าสัมประสิทธิ์ในการปรับตัวของวงจรกรองนั้นขึ้นอยู่กับ SNR ของข้อมูลในย่านที่เราสนใจซึ่งสามารถคำนวณได้โดยตรง ดังนั้นจึงไม่มีการเตรียมค่าคงที่ใด ๆ ในกระบวนการกรอง

●วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ มีค่าถ่วงน้ำหนักศูนย์กลาง (Central weight) $w(K+1,K+1)$ และค่าคงที่การสเกล (Scaling constant) c เป็นตัวประมาณการถ่วงน้ำหนักของข้อมูล ซึ่งไม่ควรจะเป็นค่าที่เจาะจงอยู่ค่าเดียวเนื่องจากหากขนาดหน้าต่างของวงจรกรองปรับเปลี่ยนไป การกระจายของข้อมูลก็จะยังคงมีค่าเท่าเดิมซึ่งไม่ได้ช่วยทำให้การกรองดีขึ้น จากการทดลองพบว่า เมื่อให้ค่าคงที่การสเกล $c = 0.05$ และ $w(K+1,K+1) = 5K$ เมื่อ K เป็นครึ่งหนึ่งของขนาดหน้าต่างวงจรกรองจะทำให้การกระจายตัวของฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักปรับตัวตามขนาดหน้าต่างของวงจรกรองที่เพิ่มขึ้นได้ดี

●วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ มีค่าอันดับของฟังก์ชันพหุนาม S และ T เพื่อใช้ในสร้างพื้นผิวในการฟิตกลุ่มข้อมูลที่ต้องการประมาณ ในที่นี้ได้กำหนดให้มีค่าอันดับเท่ากับ 2 ทั้งสองค่า เนื่องจากจะทำให้ได้ลักษณะการฟิตพื้นผิวแบบมีความโค้งและความชัน ซึ่งสามารถติดตามผลของสัญญาณที่ต้องการได้ดี จากการทดลองพบว่าหากใช้อันดับของฟังก์ชันพหุนามที่สูงกว่านี้ ไม่ได้ช่วยทำให้การกรองดีขึ้นเนื่องจาก จะมีความยืดหยุ่นในการฟิตกลุ่มข้อมูลสูงเกินไปจนเป็นเหตุให้ฟังก์ชันพหุนามวิ่งติดตามผลของสัญญาณรบกวนได้เร็วขึ้น

●วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก ได้กำหนดค่าอันดับของฟังก์ชันพหุนามให้เท่ากับ 2 ทั้งสองค่าเช่นกัน และยังมีค่าคงที่ในการสร้างฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักทั้งสามรูปแบบซึ่งได้กำหนดให้มีค่าดังนี้

-ย่านข้อมูลแบบไอโซทรอปิก ในสมการที่ (3.4) ให้ค่า $\sigma = 0.95$

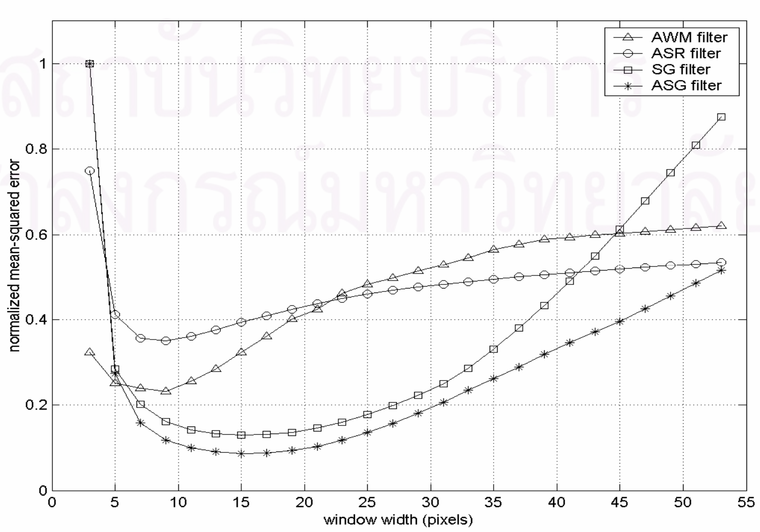
-ย่านข้อมูลแบบแอนไอโซทรอปิก ในสมการที่ (3.6) ให้ค่า $\sigma_1 = 0.95,\ \ \sigma_2 = 0.9$

-ย่านข้อมูลแบบเส้นตรง ในสมการที่ (3.7) ให้ค่า $\sigma = 0.9$

และจากการทดลอง ให้เงื่อนไขในการแบ่งย่านของข้อมูลอยู่ที่ $\varepsilon = 0.25,\ \ \delta = 2$ และควอนไทซ์ $\hat{\theta}$ แบบเชิงเส้นออกเป็น 20 ระดับ จากนั้นจึงจะได้ประเมินประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพทดสอบของแต่ละวงจรกรองเมื่อขนาดหน้าต่างของวงจรกรองปรับเปลี่ยนไป

3.3.1.1 **กรณีเปรียบเทียบตามขนาดหน้าต่าง**

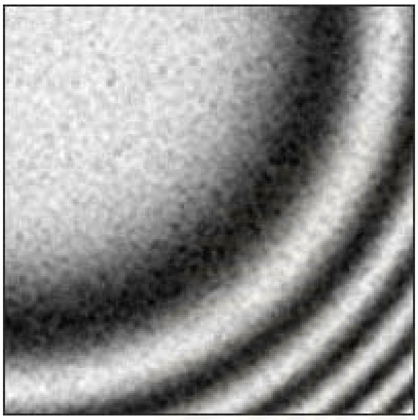
ทดสอบกับภาพในรูปที่ 3.6 (ก) เมื่อขนาดหน้าต่างของวงจรกรองเพิ่มขึ้น ค่า NMSE ของทุกวงจรกรองจะมีลักษณะลดลงจนถึงระดับหนึ่งแล้วจะเพิ่มขึ้นอีกครั้ง การเพิ่มขึ้นของค่า NMSE นี้เกิดเนื่องจากการให้น้ำหนักกับพิกเซลอื่นมากเกินไปจึงทำให้เกิดไบแอสขึ้น ค่าที่ได้จึงต่างจากค่าก่อนใส่สัญญาณรบกวนมากและยิ่งแตกต่างมากยิ่งขึ้นเรื่อย ๆ เมื่อปริมาณพิกเซลของข้อมูลที่นำมาพิจารณาเพิ่มมากขึ้น เมื่อเปรียบวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก กับวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ และวงจรกรองมัธยฐาน-ถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้พบว่าวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกมีค่าความคลาด-เคลื่อนต่ำกว่าทุกวงจรกรองในช่วงขนาดหน้าต่างตั้งแต่ 7x7 พิกเซลซึ่งแสดงให้เห็นถึงความคงทนในการลดทอนสัญญาณรบกวนเมื่อขนาดหน้าต่างปรับเปลี่ยนไปได้ดีกว่าวงจรกรองชนิดอื่น ๆ



รูปที่ 3.7 ค่า NMSE ของวงจรกรองแต่ละชนิดตามขนาดหน้าต่าง

นอกจากนี้ต้องหมายเหตุไว้ว่าการให้ค่า NMSE สูงหรือต่ำไม่ได้บ่งบอกว่า เมื่อคำนวณเส้นขอบจากภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองจะได้เส้นขอบที่เรียบหรือต่อเนื่อง เพราะค่าดังกล่าวไม่ได้แสดงถึงความราบเรียบของข้อมูล ตัวอย่างของค่าความเข้มเมื่อเลือกใช้ขนาดหน้าต่างที่ให้ค่า NMSE ต่ำสุดได้แสดงไว้ในรูปที่ 3.8 และ 3.9 ส่วนค่าความเข้มเมื่อใช้ขนาดหน้าต่างเท่ากันได้แสดงในรูปที่ 3.10 และ 3.11

● เมื่อพิจารณาตามขนาดหน้าต่างของแต่ละวงจรกรองที่ค่า NMSE ต่ำสุด (Minimum MSE) รูปที่ 3.7 แสดงให้เห็นว่า วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ให้ประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนที่ไม่ดี สังเกตจากบริเวณส่วนที่ควรจะเป็นสีขาวในบริเวณย่านความถี่สูงกลับเป็นสีเทาและยังมีสัญญาณรบกวนปนอยู่ด้วย เมื่อเปรียบเทียบกับวงจรกรองมัธย-ฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ และวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกแล้ว ดูจะสามารถรักษาระดับความเข้มของสัญญาณได้ดีกว่า โดยภาพหลังผ่านการกรองดูใกล้เคียงกับภาพต้นแบบ และเมื่อนำภาพมาตัดทแยงดังแสดงในรูปที่ 3.9 จะเห็นได้ว่าวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้นั้น สัญญาณหลังผ่านการกรองยังขาดความต่อเนื่องและยังวิ่งตามสัญญาณรบกวนอยู่ในหลาย ๆ ช่วง ส่วนในวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ และวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิตินั้น สัญญาณหลังผ่านการกรองดูเข้าใกล้กับสัญญาณต้นแบบ โดยวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้นั้นสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนในย่านความถี่ต่ำได้ดี แต่ในย่านความถี่สูงแล้ว กลับทำให้ขนาดของสัญญาณหลังผ่านการกรองตกลดลงไปแม้ว่าจะใช้ขนาดหน้าต่างของวงจรกรองเพียง 9x9 พิกเซล ทั้งนี้เนื่องจากสัญญาณในย่านนี้ถูกนำไปจัดเรียงในช่วงค่าน้อยไปจนถึงค่ามากเพื่อนำไปคำนวณเป็นค่ามัธย-ฐาน เอาต์พุตที่ได้จึงเป็นค่ากลางและทำให้ขนาดของสัญญาณลดลง โดยในวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิตินั้นแม้ว่าจะลดทอนสัญญาณรบกวนในย่านความถี่สูงและยังฟิตสัญญาณหลังผ่านการกรองได้ดี แต่ยังขาดความราบเรียบของสัญญาณในย่านความถี่ต่ำเมื่อเปรียบเทียบกับวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ ส่วนวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกนั้นให้ความราบเรียบของสัญญาณหลังผ่านการกรองในย่านความถี่ต่ำ อีกทั้งยังติดตามสัญญาณต้นแบบในย่านความถี่สูงได้ดี ทั้งนี้เนื่องจากวงจรกรองที่ได้พัฒนาขึ้นมานี้ใช้วิธีการสร้างพื้นผิวของฟังก์ชันพหุนามจากวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติเดิม มาฟิตกลุ่มข้อมูลแบบกำลังสองน้อยสุดตามทิศทางและโครงสร้างภาพ เอาต์พุตที่ได้จึงมีความราบเรียบตามโครงสร้างแม้ว่าจะใช้ขนาดหน้าต่างของวงจรกรองขนาดใหญ่กว่าวงจรกรองอื่น ๆ ก็ตาม



(ก)

(ข)

(ค)

(ง)

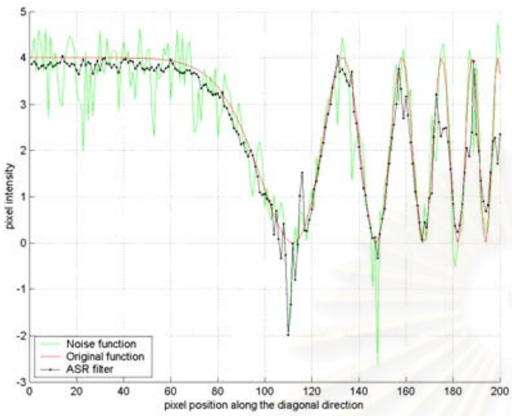
รูปที่ 3.8 ภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองแต่ละชนิดที่ NMSE มีค่าต่ำสุด

(ก) วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 9x9 พิกเซล

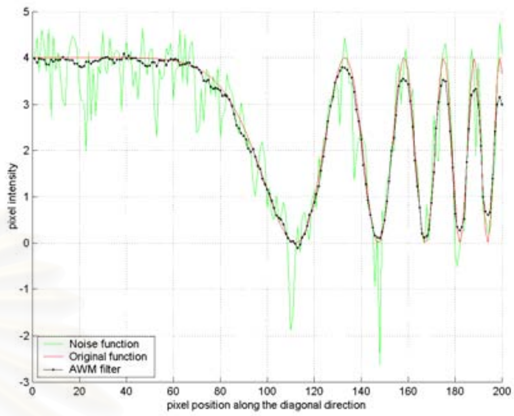
(ข) วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 9x9 พิกเซล

(ค) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล

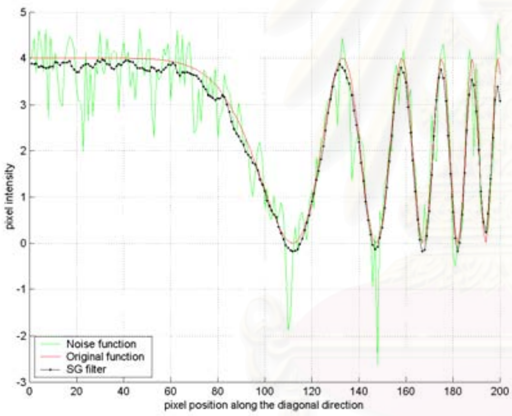
(ง) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล



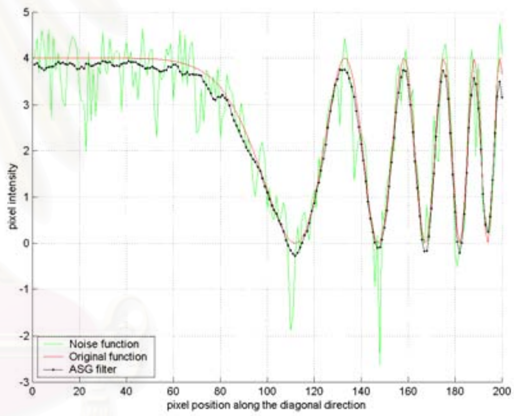
(ก)



(ข)



(ค)



(ง)

รูปที่ 3.9 ภาพตัดทแยงหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองแต่ละชนิดในรูปที่ 3.8

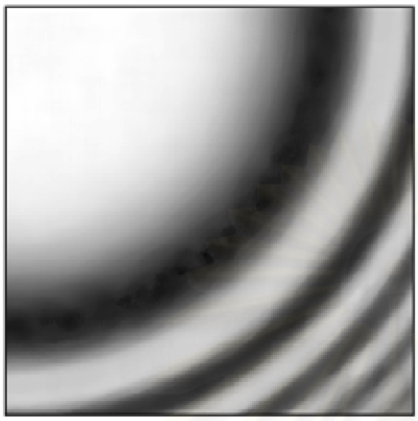
(ก) วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 9x9 พิกเซล

(ข) วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 9x9 พิกเซล

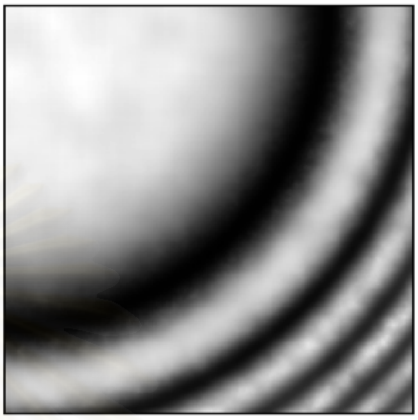
(ค) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล

(ง) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล

● เมื่อใช้ขนาดหน้าต่างเท่ากัน โดยเลือกใช้ที่ขนาดหน้าต่างวงจรกรองขนาดใหญ่เท่ากับ 29x29 พิกเซลแล้วเปรียบเทียบผลจากวงจรกรองทั้งสี่แบบ ในรูปที่ 3.10 แสดงให้เห็นว่าในย่านความถี่ต่ำ สัญญาณที่ผ่านการกรองจากทุกวงจรกรองนั้นสามารถให้สีขาวและความราบเรียบที่ดีเมื่อเปรียบเทียบกับภาพต้นแบบและภาพหลังการกรองที่ค่า NMSE ต่ำสุด ทั้งนี้เนื่องจากขนาดหน้าต่างของวงจรกรองที่ใหญ่ขึ้น เอาต์พุตที่ได้จึงประมาณจากข้อมูลที่กระจายตัวกว้างขึ้นด้วย ทำให้สัญญาณรบกวนซึ่งมีความถี่สูงถูกเฉลี่ยออกไปจากข้อมูลในย่านความถี่ต่ำได้ดี แต่ในย่านของข้อมูลที่ความถี่สูงนั้น วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ และวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้นั้นให้สีเทาที่ค่อนข้างชัดเจนเมื่อเปรียบเทียบกับวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ และวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกนั้นให้ผลที่ดีกว่าโดยจะเห็นได้จากให้สีขาวในย่านความถี่สูงได้ชัดเจน อีกทั้งยังมีความราบเรียบและความต่อเนื่องของระดับความเข้มได้ดีกว่า และเมื่อเปรียบเทียบภาพตัดทแยงของความเข้มภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองแต่ละชนิดในรูปที่ 3.11 จะเห็นได้ว่าวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้นั้นให้ผลที่ไม่ดี เนื่องจากสัญญาณที่ได้หลังผ่านการกรองยังมีผลกระทบของสัญญาณรบกวนปนอยู่ ส่วนขนาดของสัญญาณในย่านความถี่สูงที่ลดลงนั้นเกิดขึ้นกับทุกวงจรกรองเนื่องจากขนาดความกว้างของวงจรกรองนั้นไปเฉลี่ยระหว่างค่ามากกับค่าน้อย ซึ่งอาจจะกล่าวได้ว่าหากความถี่ของสัญญาณสูงขึ้นเรื่อย ๆ ขนาดของเอาต์พุตก็จะเล็กลงเรื่อย ๆ ซึ่งในกรณีนี้เปรียบเทียบที่ขนาดหน้าต่างของวงจรกรองเท่ากัน จะเห็นได้ว่าสัญญาณที่ความถี่สูง ณ ตำแหน่งเดียวกันในแต่ละวงจรกรองนั้น วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกนั้นยังคงรักษาขนาดและความต่อเนื่องของสัญญาณได้ดีที่สุด และดีกว่าวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติเดิม แสดงให้เห็นว่าวงจรกรองที่ได้พัฒนาขึ้นมาด้วยการถ่วงน้ำหนักตามทิศทางและโครงสร้างของภาพสามารถลดผลกระทบจากการเฉลี่ยขนาดของสัญญาณลงได้ โดยวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ และวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้นั้นให้ผลดีรองลงมาตามลำดับ

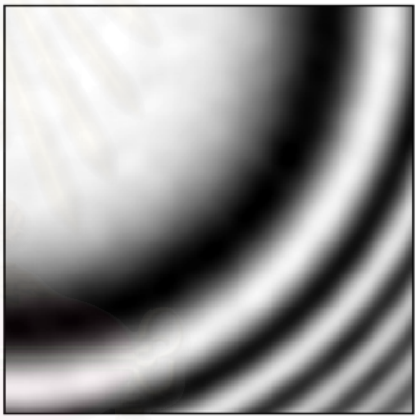


(ก)



(ข)

(ค)



(ง)

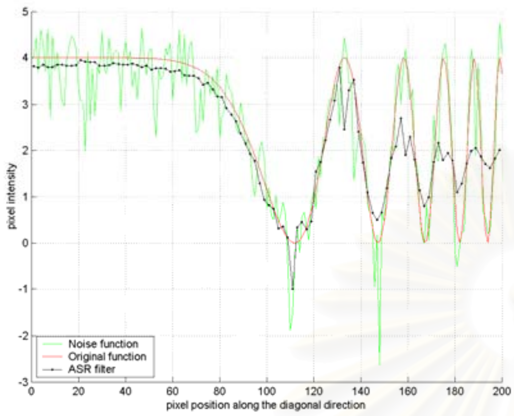
รูปที่ 3.10 ภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองแต่ละชนิดที่ขนาดหน้าต่างเท่ากัน

(ก) วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

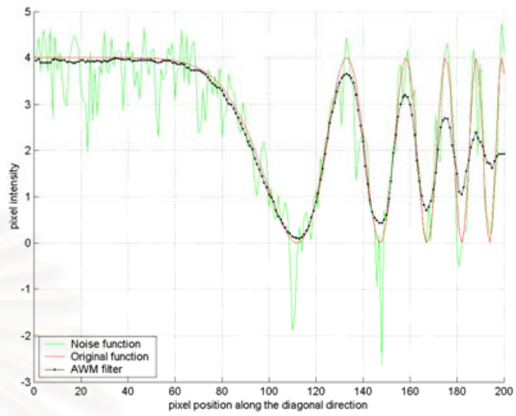
(ข) วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

(ค) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

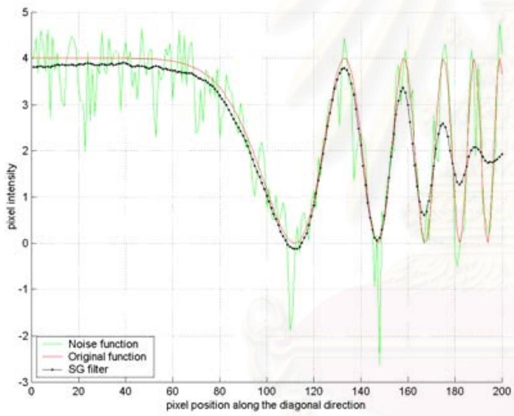
(ง) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล



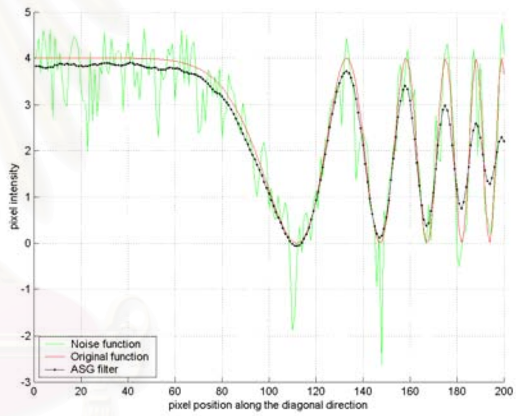
(ก)



(ข)



(ค)



(ง)

รูปที่ 3.11 ภาพตัดทแยงหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองแต่ละชนิดในรูปที่ 3.10

(ก) วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

(ข) วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

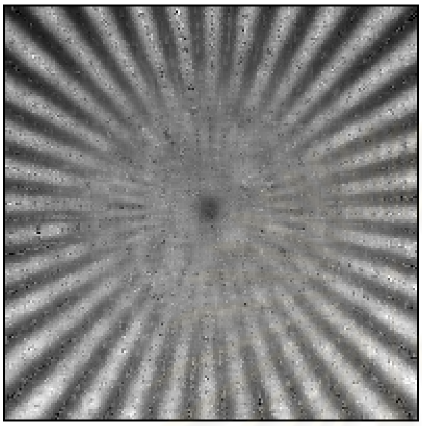
(ค) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

(ง) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

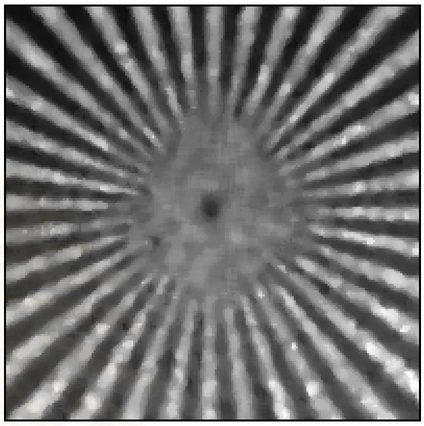
3.3.1.2 กรณีเปรียบเทียบตามลักษณะภาพต่าง ๆ

เมื่อเปรียบเทียบที่ขนาดหน้าต่างวงจรกรองเท่า ๆ กัน สำหรับรูปที่ 3.12 ซึ่งมีลักษณะการกระจายความชันขอบอยู่ทุกทิศทาง และมีรายละเอียดหรือระยะห่างระหว่างเส้นขอบแต่ละเส้นลดลงไปยังศูนย์กลางของภาพเรื่อย ๆ จนน้อยกว่าขนาดของวงจรกรองที่ใช้ จะเห็นได้ว่าภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้นั้นยังมีร่องรอยของสัญญาณรบกวนอยู่อย่างเห็นได้ชัดสังเกตจากจุดสีดำที่ยังกระจายอยู่ในตำแหน่งของเส้นแถบสีขาว ส่วนภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้นั้น แม้ว่าจะลดทอนจุดของสัญญาณรบกวนออกไปได้แต่ภาพที่ได้กลับพร่าลงไปจนทำให้ภาพมีลักษณะที่ดูเหมือนการเลอะของความเข้มสีระหว่างสีขาวกับสีดำ เปรียบเทียบกับวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ และวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก จะเห็นได้ว่าภาพที่ได้หลังผ่านการกรองนั้นดูราบเรียบและไม่พร่ามากเท่ากับสองวงจรกรองแรก ซึ่งแสดงให้เห็นว่ากระบวนการกรองแบบกำลังสองน้อยสุดในวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์นั้นสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพทดสอบได้ดี

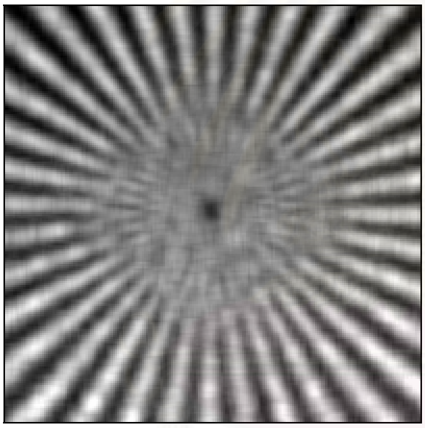
เมื่อพิจารณาการใช้วงจรกรองแต่ละชนิดกับภาพเม็ดเลือดแดงและภาพแบคทีเรียดังแสดงในรูปที่ 3.13 และ 3.14 ตามลำดับ ซึ่งใช้ทดสอบกับการใช้งานกับภาพจริงที่มีการเปลี่ยนแปลงความเข้มตามธรรมชาติและไม่ได้สร้างขึ้นจากสมการคณิตศาสตร์นั้น พบว่าวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกนั้นให้รายละเอียดของเม็ดเลือดแดงและตัวแบคทีเรียได้ชัดเจน และราบเรียบกว่าวงจรกรองชนิดอื่น ๆ โดยมีวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติให้ผลที่ดีใกล้เคียงกัน ในวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้นั้นภาพที่ได้แม้ว่าจะลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดีแต่ภาพค่อนข้างจะมีลักษณะที่เลอะเป็นรอยเปื้อน ไม่ราบเรียบเมื่อเปรียบเทียบกับวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ และวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก ส่วนวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้นั้นค่อนข้างจะมีประสิทธิภาพที่ต่ำ เนื่องจากยังปรากฏจุดของสัญญาณรบกวนปนอยู่มากอีกทั้งภาพที่ได้ยังพร่าไปด้วย จะเห็นได้ชัดจากภาพแบคทีเรียว่ายากแก่การแยกแยะองค์ประกอบของภาพด้วยตาเปล่าได้ ดังนั้นในหัวข้อถัดไปจึงจะได้ทดสอบประสิทธิภาพในการคงสภาพเส้นขอบด้วยวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนี ซึ่งเป็นวงจรตรวจจับเส้นขอบที่มีประสิทธิภาพและเป็นที่ยอมรับกัน



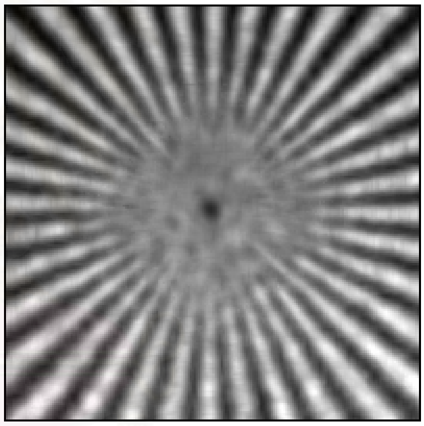
(ก)



(ข)



(ค)



(ง)

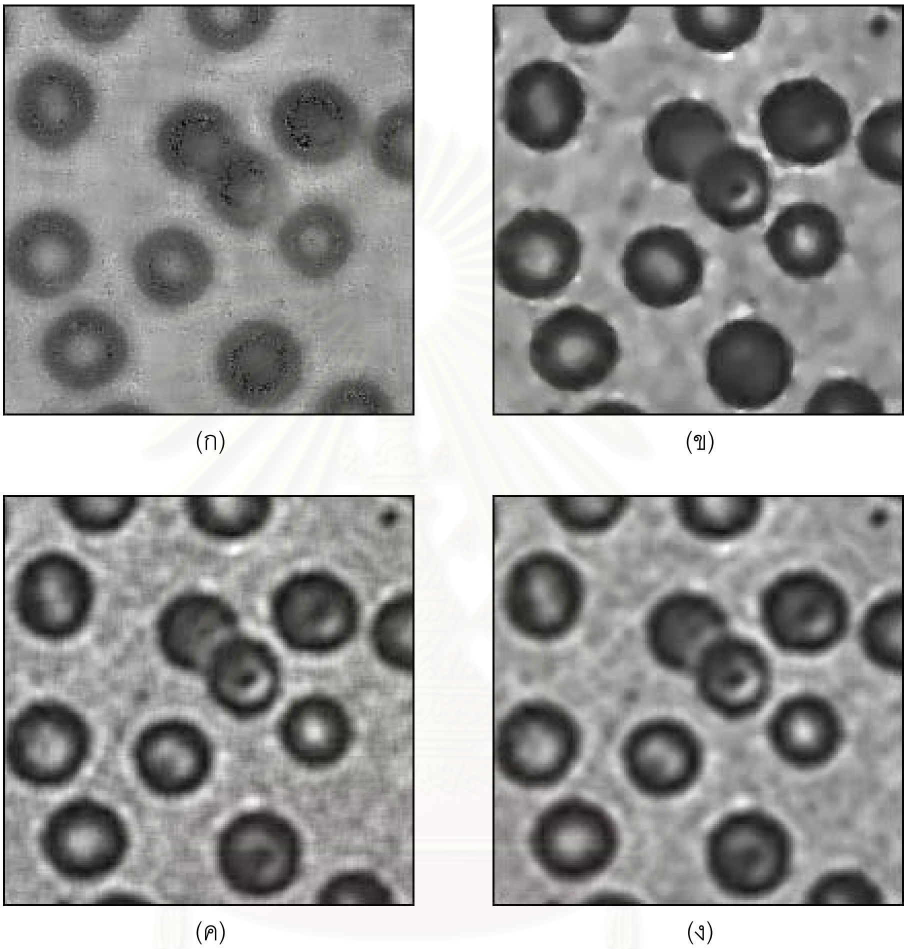
รูปที่ 3.12 ภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองแต่ละชนิดในรูปที่ 3.6 (ข)

(ก) วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล

(ข) วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล

(ค) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล

(ง) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล



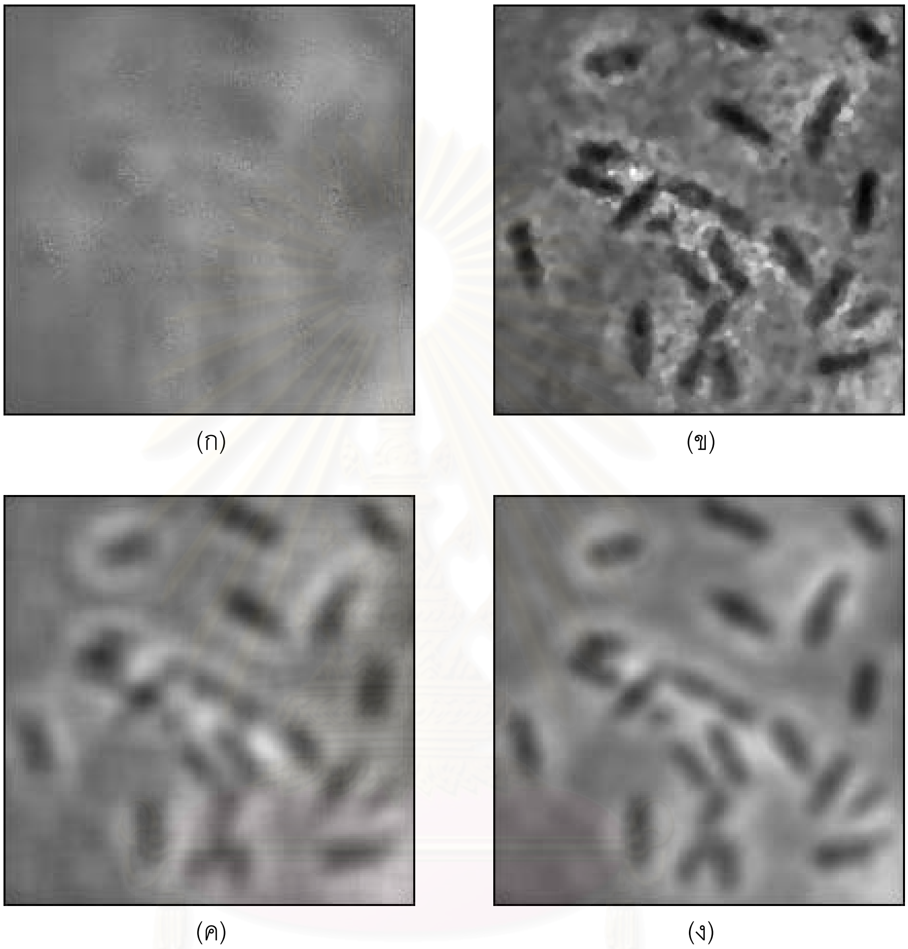
รูปที่ 3.13 ภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองแต่ละชนิดในรูปที่ 3.6 (ค)

(ก) วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล

(ข) วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล

(ค) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล

(ง) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกขนาดหน้าต่าง15x15 พิกเซล



รูปที่ 3.14 ภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองแต่ละชนิดในรูปที่ 3.6 (ง)

(ก) วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

(ข) วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

(ค) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

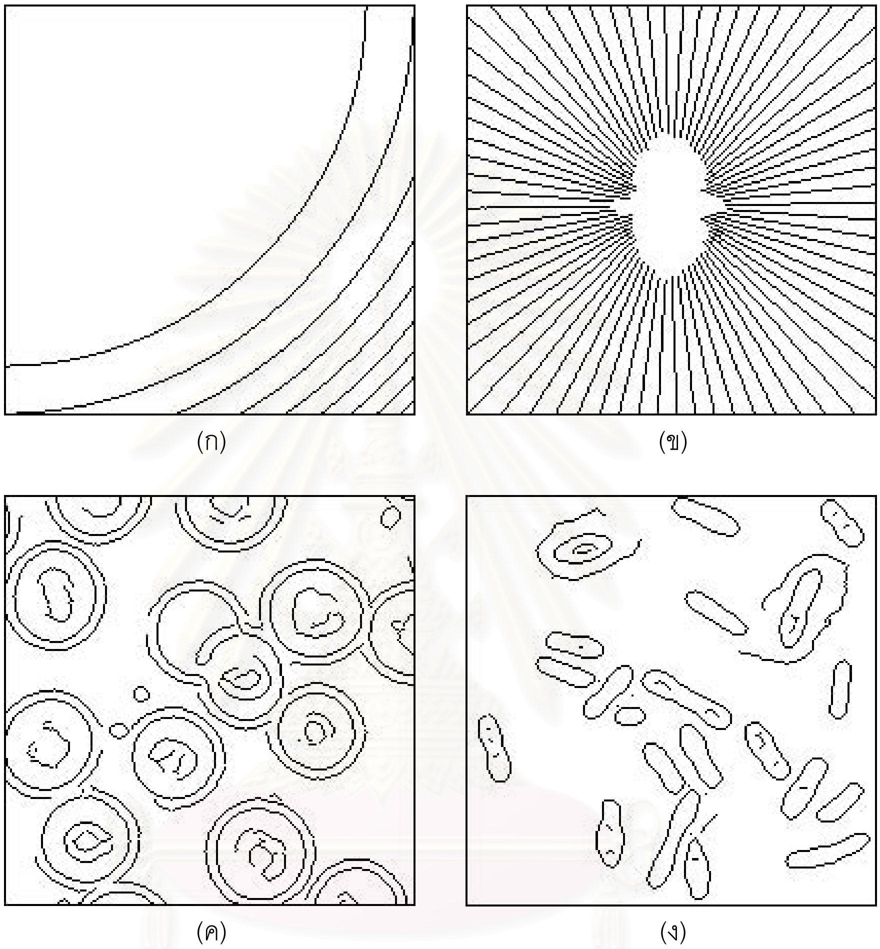
(ง) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

3.3.2 ประสิทธิภาพวงจรกรองเมื่อใช้ร่วมกับวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนี

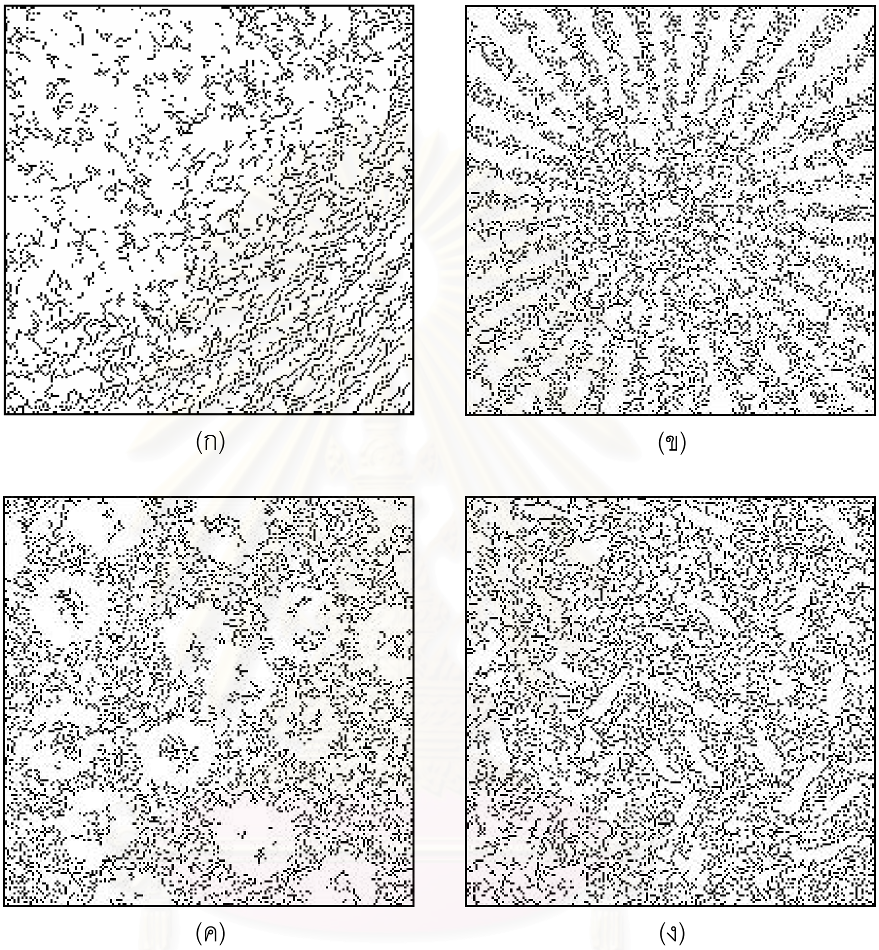
จากการประเมินประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณที่มีแบบจำลองสัญญาณมลทินนั้น ให้ผลทั้งแบบที่สามารถแยกแยะได้ด้วยตาเนื่องจากเห็นความแตกต่างได้ค่อนข้างชัดเจน และไม่สามารถแยกแยะได้ด้วยตาเนื่องจากมีลักษณะความเข้มที่ใกล้เคียงกัน ดังนั้นในหัวข้อนี้จึงจะได้ทำการตรวจจับเส้นขอบภาพที่ได้หลังผ่านการกรองเปรียบเทียบกับเส้นขอบของภาพต้นแบบ โดยเลือกใช้วงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนีมาเป็นตัวแทนในการคำนวณและเปรียบเทียบเส้นขอบที่ได้ จากรูปที่ 3.5 ซึ่งเป็นภาพสะอาดที่นำทดสอบเมื่อนำมาตรวจจับเส้นขอบจะได้ผลดังรูปที่ 3.15 ซึ่งสามารถเห็นองค์ประกอบและสัณฐานของภาพได้ชัดเจน แต่เมื่อนำภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนในรูปที่ 3.6 มาตรวจจับเส้นขอบจะเห็นได้ว่ามีเส้นขอบของสัญญาณรบกวนปนอยู่ด้วยมากมายและไม่สามารถแยกแยะองค์ประกอบของภาพออกมาได้ดังแสดงในรูปที่ 3.16 เป็นเหตุทำให้ต้องมีการขจัดสัญญาณรบกวนในภาพก่อนจะนำมาตรวจจับเส้นขอบ

3.3.2.1 กรณีเปรียบเทียบตามขนาดหน้าต่าง

หลังจากนำรูปที่ 3.6 (ก) ที่ผ่านการกรองด้วยวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ และวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก ที่ขนาดหน้าต่างของแต่ละวงจรกรองที่ให้ค่า NMSE ต่ำสุด (Minimum MSE) ในรูปที่ 3.8 มาคำนวณเส้นขอบด้วยวงจรตรวจจับเส้นแคนนีจะได้เส้นขอบ ได้ผลดังแสดงในรูปที่ 3.17 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้นั้นให้ผลที่ไม่ดี ไม่สามารถคงสภาพเส้นขอบได้ โดยเฉพาะอย่างยิ่งเส้นขอบแรกที่ความถี่ต่ำสุดของภาพนั้นขาดหายไป และมีองค์ประกอบของสัญญาณรบกวนเกิดขึ้นอย่างชัดเจนเมื่อเปรียบเทียบกับเส้นขอบที่ได้จากภาพต้นแบบในรูปที่ 3.15 (ก) ส่วนเส้นขอบที่ได้จากวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้นั้นดูแล้วครบถ้วนกว่าวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ แม้ว่าจะมีสัญญาณรบกวนรวมอยู่ด้วยแต่ก็สามารถแยกแยะเส้นขอบได้ดีขึ้น ในวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิตินั้นเส้นขอบแรกที่ความถี่ต่ำสุดของภาพหายไปเช่นเดียวกับวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ แต่ที่ความถี่สูงนั้นเส้นขอบที่ได้มีลักษณะต่อเนื่องที่ดีและมีองค์ประกอบของสัญญาณรบกวนน้อย ส่วนเส้นขอบที่ได้จากวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกนั้นให้องค์ประกอบเส้นขอบที่ครบถ้วนใกล้เคียงกับวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้แต่มีเส้นขอบของสัญญาณรบกวนมีน้อยกว่าโดยเฉพาะเส้นขอบในย่านความถี่ต่ำ



รูปที่ 3.15 เส้นขอบของภาพสะอาดที่นำมาทดสอบในรูปที่ 3.5
ด้วยวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนี
(ก) เส้นขอบภาพในรูปที่ 3.5 (ก)
(ข) เส้นขอบภาพในรูปที่ 3.5 (ข)
(ค) เส้นขอบภาพในรูปที่ 3.5 (ค)
(ง) เส้นขอบภาพในรูปที่ 3.5 (ง)



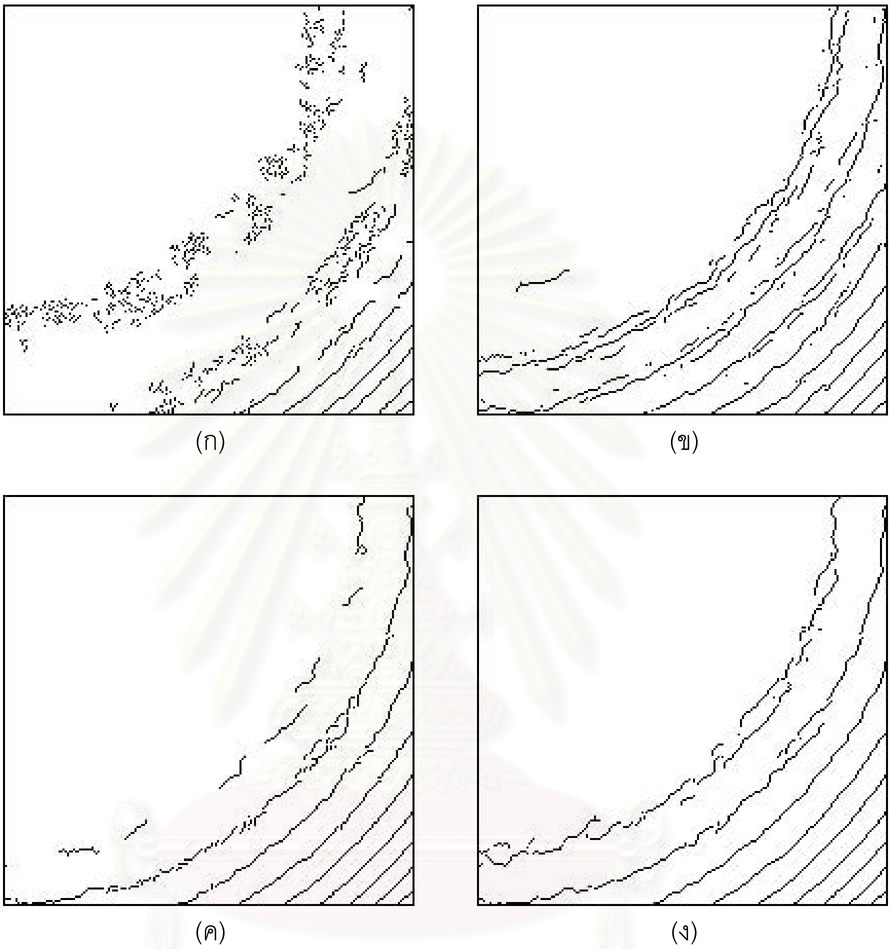
รูปที่ 3.16 ผลกระทบของสัญญาณรบกวนเรย์ลีแบบคูณเมื่อตรวจจับเส้นขอบ
ด้วยวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนีโดยไม่ผ่านวงจรกรองใด ๆ ในรูปที่ 3.6

(ก) เส้นขอบภาพในรูปที่ 3.6 (ก)

(ข) เส้นขอบภาพในรูปที่ 3.6 (ข)

(ค) เส้นขอบภาพในรูปที่ 3.6 (ค)

(ง) เส้นขอบภาพในรูปที่ 3.6 (ง)



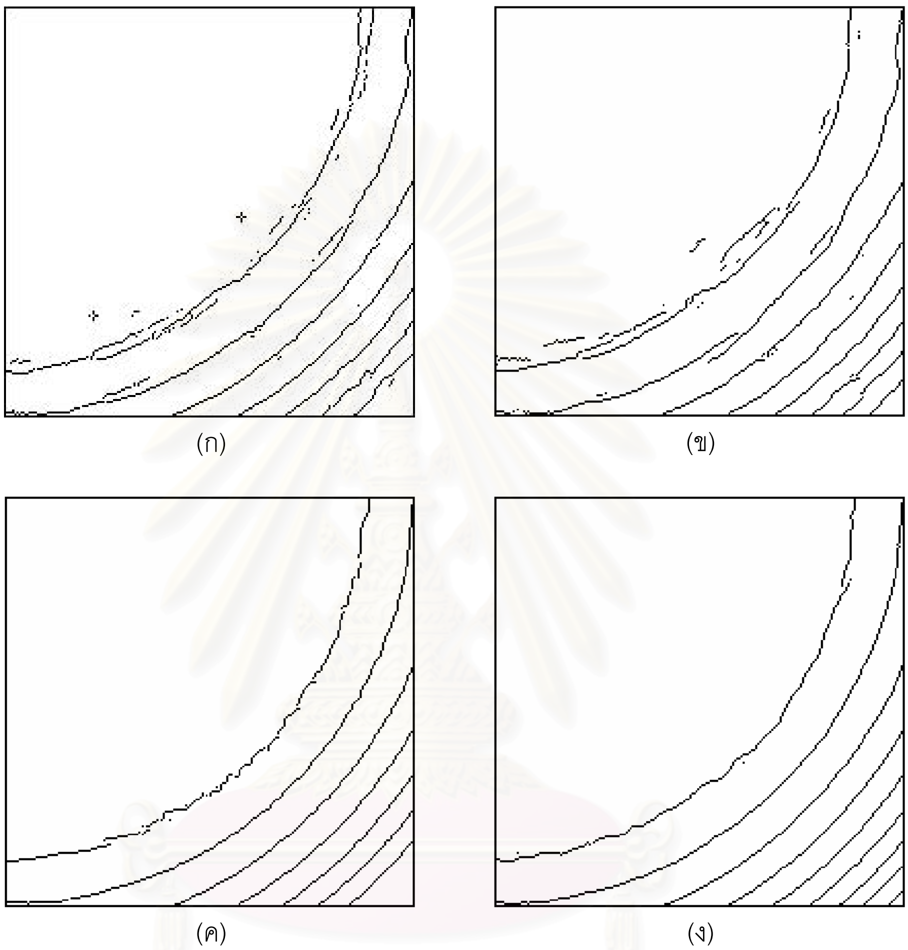
รูปที่ 3.17 เส้นขอบภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองแต่ละชนิดในรูปที่ 3.8 ที่ให้ค่า NMSE ต่ำสุดด้วยวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนี

(ก) วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 9x9 พิกเซล

(ข) วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 9x9 พิกเซล

(ค) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล

(ง) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล



รูปที่ 3.18 เส้นขอบภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองแต่ละชนิดในรูปที่ 3.10
ด้วยวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนี

(ก) วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

(ข) วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

(ค) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

(ง) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

เมื่อเปรียบเทียบที่ขนาดหน้าต่างของแต่ละวงจรกรองเท่ากันโดยผู้ทดลองเป็นผู้เลือกในรูปที่ 3.10 มาคำนวณเส้นขอบด้วยวงจรตรวจจับเส้นแคนนีจะได้เส้นขอบ ได้ผลดังแสดงในรูปที่ 3.18 ซึ่งแสดงให้เห็นว่า เมื่อขนาดหน้าต่างของวงจรกรองใหญ่ขึ้นนั้นสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนในย่านความถี่ต่ำได้ดีขึ้นโดยสังเกตจากเส้นขอบแรกในย่านความถี่ต่ำของทุกวงจรกรองนั้นมีองค์ประกอบของสัญญาณรบกวนน้อยลงและมีความต่อเนื่องของเส้นขอบที่ดีเมื่อเปรียบเทียบกับเส้นขอบที่ใช้ตามขนาดหน้าต่างวงจรกรองที่ค่า NMSE ต่ำสุดในรูปที่ 3.17 ทั้งนี้เนื่องจากค่า NMSE นั้นไม่ได้เป็นตัวบอกความสามารถในการคงสภาพเส้นขอบดังที่ได้กล่าวมาแล้วในขั้นตอนการประเมินการลดทอนสัญญาณรบกวน แต่ผลเนื่องจากขนาดหน้าต่างของวงจรกรองที่ใหญ่ขึ้นนี้ก็มีผลเสียเช่นกัน โดยจะลดทอนขนาดของสัญญาณในย่านความถี่สูงให้ลดลงจนมีขนาดเล็กและไม่สามารถที่จะตรวจจับเส้นขอบ สังเกตได้จากเส้นขอบที่ขาดหายไปที่ตำแหน่งมุมขวาล่างของวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ และวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ ส่วนในวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกที่พัฒนาขึ้นมานั้นมีประสิทธิภาพในการคงสภาพเส้นขอบได้ดีที่สุด ให้องค์ประกอบของเส้นขอบได้ครบถ้วน มีความต่อเนื่องของเส้นขอบที่ดี และมีผลกระทบของสัญญาณรบกวนน้อยมากเมื่อเปรียบเทียบผลที่ได้กับวงจรกรองอื่น ๆ

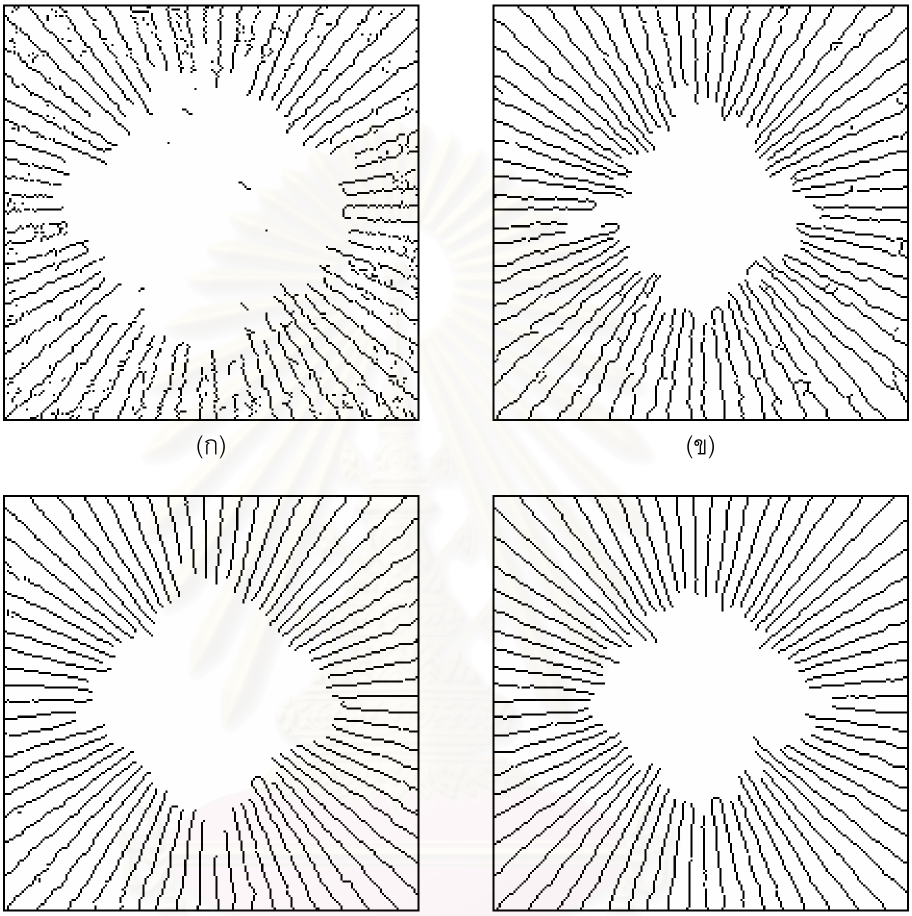
3.3.2.2 **กรณีเปรียบเทียบตามลักษณะภาพต่าง ๆ**

เมื่อเปรียบเทียบการใช้วงจรกรองกับภาพทดสอบลักษณะต่าง ๆ ที่มีสัญญาณรบกวนด้วยเส้นขอบที่คำนวณจากวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนีเหมือนกัน พบว่าที่ขนาดหน้าต่างเดียวกัน

สำหรับภาพที่มีรูปแบบทางคณิตศาสตร์ ที่มีลักษณะการกระจายความชันขอบอยู่ทุกทิศทาง และมีรายละเอียดหรือระยะห่างระหว่างเส้นขอบแต่ละเส้นลดลงไปเรื่อย ๆ ในรูปที่ 3.12 มาคำนวณเส้นขอบด้วยวงจรตรวจจับเส้นแคนนีจะได้เส้นขอบ ได้ผลดังแสดงในรูปที่ 3.19 จะเห็นได้ว่าเส้นขอบที่ได้จากวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ในส่วนที่ความชันของเส้นขอบอยู่ใกล้กัน ณ ตำแหน่งตรงกลางภาพนั้น ไม่สามารถตรวจจับได้เลย อีกทั้งที่ระยะห่างระหว่างเส้นขอบเพิ่มขึ้น ยังมีจุดของสัญญาณรบกวนรวมอยู่อย่างเห็นได้ชัด ส่วนเส้นขอบที่ได้จากวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้นั้น สามารถตรวจจับเส้นขอบในส่วนของเส้นขอบที่อยู่ใกล้กันได้ดีขึ้น อีกทั้งยังมีสัญญาณรบกวนน้อย แต่เส้นขอบที่ได้ยังขาดความต่อเนื่องและความราบเรียบเมื่อเปรียบเทียบเส้นขอบที่ได้จากวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ และวงจรกรองซาวิสกี-

โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก โดยจะเห็นได้ว่าเส้นขอบที่ได้มีความต่อเนื่องและความราบเรียบมากกว่า โดยเฉพาะอย่างยิ่งเส้นขอบที่ได้ในย่านระยะห่างระหว่างเส้นขอบแคบ ๆ นั้น วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนและคงสภาพเส้นขอบได้กว่าวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ และวงจรกรองชนิดอื่น ๆ

สำหรับภาพเม็ดเลือดแดงและภาพแบคทีเรีย ซึ่งมีลักษณะความเข้มตามธรรมชาติในรูปที่ 3.13 และ 3.14 นั้น เมื่อนำมาคำนวณเส้นขอบด้วยวงจรตรวจจับเส้นแคนนีจะได้เส้นขอบได้ผลดังแสดงในรูปที่ 3.20 และ 3.21 ตามลำดับ จะเห็นได้ว่าวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้นั้นให้ผลการคงสภาพเส้นขอบในภาพทั้งสองได้ไม่ดี โดยเฉพาะในภาพแบคทีเรียนั้นไม่สามารถแยกแยะสัณฐานของตัวแบคทีเรียออกมาได้เลยเนื่องจากภาพแบคทีเรียนั้นมีลักษ-ณะความเข้มที่ค่อนข้างราบเรียบมากกว่าภาพอื่น ๆ นั่นคือมีความแตกต่างของระดับความเข้มที่ต่ำ จึงทำให้วงจรกรองซึ่งมีฐานการคำนวณจากการเฉลี่ยนี้ไปลดทอนตำแหน่งขอบภาพลง เปรียบเทียบกับวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้นั้น ในภาพเม็ดเลือดแดงยังคงปรากฏสัณฐานของเม็ดเลือดอยู่พอสมควร และมีเส้นขอบของสัญญาณรบกวนปนอยู่บ้าง ส่วนในภาพแบคทีเรียนั้นยังให้ผลที่ไม่ดีนักโดยจะเห็นได้ว่ายังมีความยุ่งเหยิงของเส้นขอบสัญญาณรบกวนอยู่ ส่วนเส้นขอบภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ และวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโทรอปิกนั้น เส้นขอบในภาพเม็ดเลือดแดงที่ตรวจจับได้มีลักษณะที่ชัดเจนขึ้นและใกล้เคียงกัน โดยเส้นขอบของวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกนั้นดูแล้วมีองค์ประกอบเส้นขอบของสัญญาณรบกวนที่น้อยกว่า และเมื่อเปรียบเทียบเส้นขอบภาพในภาพแบคทีเรีย จะเห็นได้ว่าเส้นขอบที่ได้จากการกรองด้วยวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอ-ปิกนั้นสามารถแยกแยะให้เห็นโครงสร้างของตัวแบคทีเรียได้ชัดเจนที่สุด ดังนั้นจากการเปรียบเทียบเส้นขอบภาพที่ได้จากภาพหลาย ๆ ภาพที่นำมาทดสอบเทียบกับเส้นขอบภาพจริงในรูปที่ 3.15 แสดงให้เห็นว่าวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกเป็นวงจรกรองที่มีประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนที่สามารถคงสภาพเส้นขอบได้ดีกว่าวงจรกรองชนิดอื่น ซึ่งในหัวข้อที่ 3.4 จะได้ทดสอบประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวน และการคงสภาพเส้นขอบกับภาพอัลตราซาวนด์ที่ใช้ในทางการแพทย์จริง



(ก) (ข)

(ค) (ง)

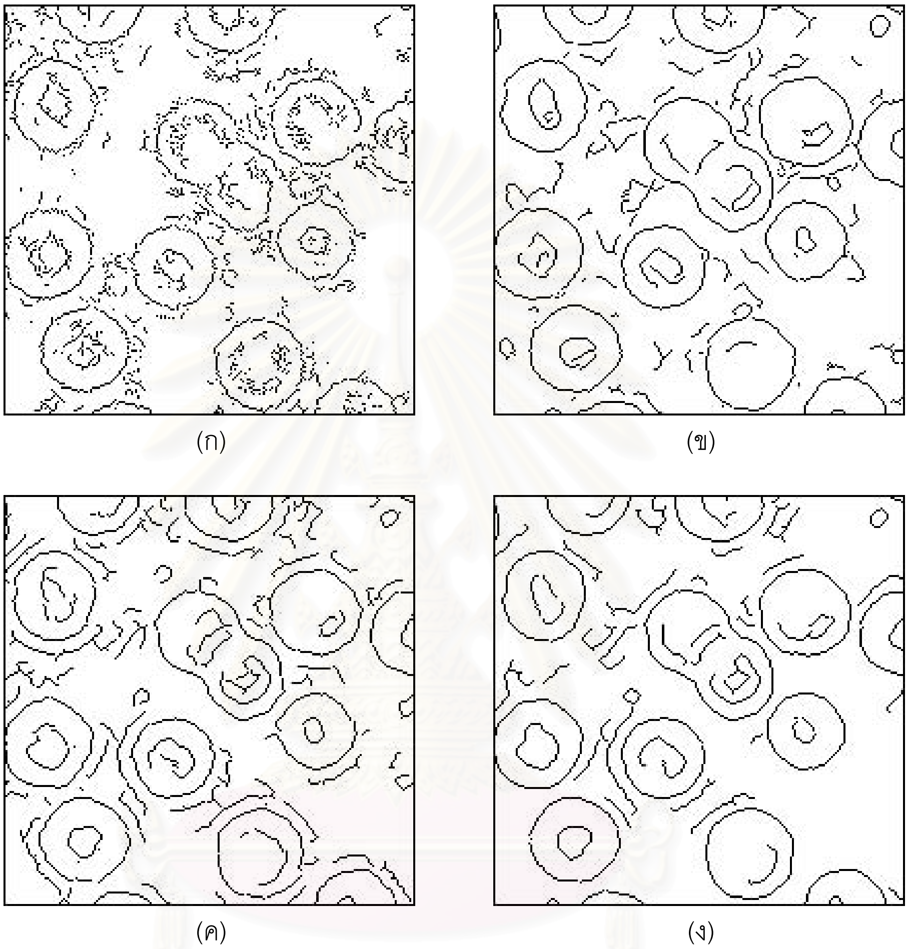
รูปที่ 3.19 เส้นขอบภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองแต่ละชนิดในรูปที่ 3.12
ด้วยวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนี

(ก) วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล

(ข) วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล

(ค) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล

(ง) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล



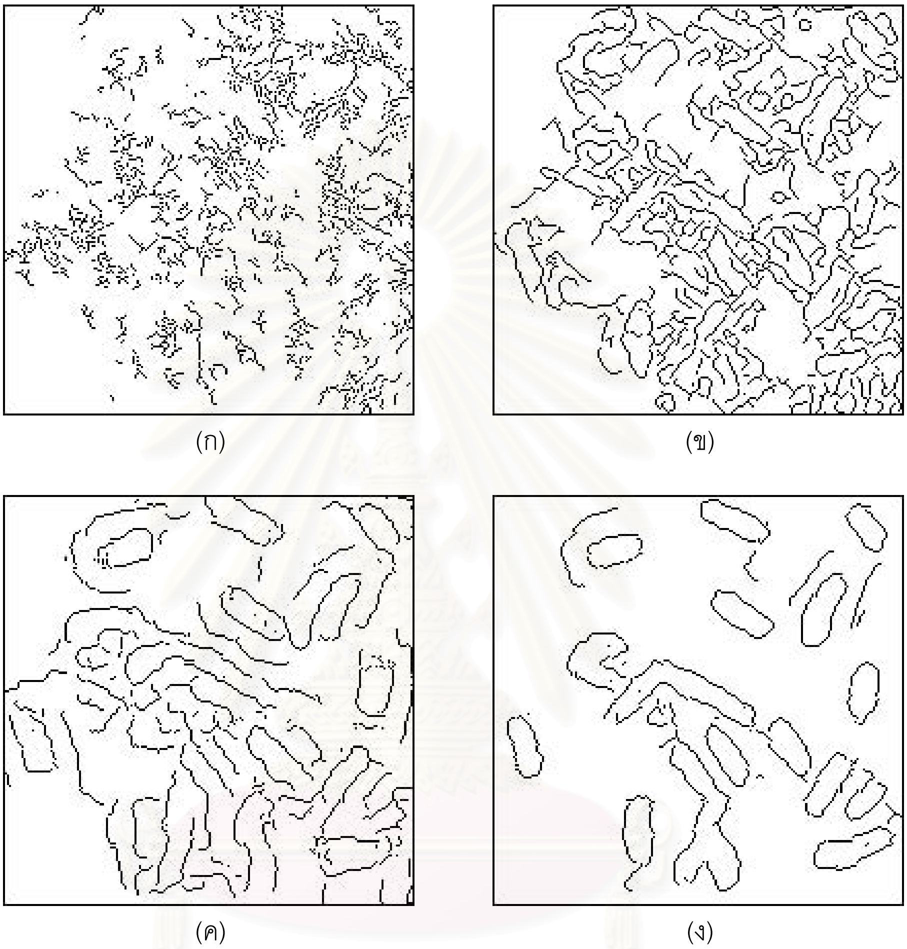
รูปที่ 3.20 เส้นขอบภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองแต่ละชนิดในรูปที่ 3.13
ด้วยวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนี

(ก) วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล

(ข) วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล

(ค) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล

(ง) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล



รูปที่ 3.21 เส้นขอบภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองแต่ละชนิดในรูปที่ 3.14 ด้วยวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนี

(ก) วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

(ข) วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

(ค) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

(ง) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

3.3.3 ประสิทธิภาพทางเวลาที่ใช้ในการคำนวณ

ในข้อหัวนี้จะกล่าวถึงเวลาในการประมวลผลของแต่ละวิธีที่เกิดขึ้น ซึ่งจะขึ้นอยู่กับขนาดหรือปริมาณการคำนวณที่ประกอบอยู่ในแต่ละกรรมวิธี การคำนวณที่ปรากฏในกระบวนการต่าง ๆ มีทั้งแบบเชิงเส้นและไม่เชิงเส้นส่งผลให้การคำนวณในแต่ละช่วงไม่เท่ากัน เพราะฉะนั้นในหัวข้อนี้จะพิจารณาถึงปริมาณการคำนวณของตัวกระทำ (Operator) ที่เกิดขึ้นในข้อมูลขนาดหน้าต่าง $M \times M$ พิกเซลสำหรับผลตอบหนึ่งค่า

วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ สำหรับหน้าต่างขนาด $M \times M$ พิกเซล จะคำนวณค่าเฉลี่ย $\bar{p}_s$ จาก p ในย่านที่เราสนใจจากค่าสัมประสิทธิ์ความแปรปรวนของแต่ละตำแหน่งข้อมูลในหน้าต่างจำนวน $M \times M$ ครั้ง ด้วยตัวกระทำการคูณจำนวน $((M \times M)+4)(M \times M)$ ครั้ง ตัวกระทำการบวกจำนวน $(3(M \times M)-2)(M \times M)$ ครั้ง และจึงนำมาเฉลี่ยด้วยตัวกระทำการคูณจำนวน 1 ครั้ง ตัวกระทำการบวกจำนวน $(M \times M)-1$ ครั้ง จากนั้นจึงคำนวณค่าสัมประสิทธิ์ในการปรับตัว k ด้วยตัวกระทำการคูณจำนวน 1 ครั้ง ตัวกระทำการบวกจำนวน 1 ครั้ง

โดยเอาต์พุตของวงจรกรองนี้สามารถหาได้จากสมการที่ (2.5) ด้วยตัวกระทำการคูณจำนวณ 1 ครั้ง และตัวกระทำการบวกอีก 2 ครั้ง

วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ สำหรับหน้าต่างขนาด $M \times M$ พิกเซล จะคำนวณหาค่าเฉลี่ยของข้อมูลซึ่งประกอบไปด้วยตัวกระทำการคูณจำนวน 1 ครั้ง ตัวกระทำการบวกจำนวน $(M \times M)-1$ คำนวณหาค่าความแปรปรวนประกอบไปด้วยตัวกระทำการคูณจำนวน $(M \times M)+2$ ครั้ง ตัวกระทำการบวกจำนวน $2(M \times M)-1$ ครั้ง

ส่วนการคำนวณหาค่าระยะห่างจากศูนย์กลางของแต่ละพิกเซลในหน้าต่างวงจรกรอง $d(m,n)$ จะทำการคำนวณเพียงครั้งเดียวจึงสามารถคำนวณให้อยู่ในลักษณะ pre-processing ได้ จากนั้นจึงคูณ $d(m,n)$ ด้วย c และ σ^2 / m จำนวน $(M \times M)+2$ ครั้ง และถูกบวกด้วยค่า $w(K+1,K+1)$ อีก $M \times M$ ครั้ง เมื่อคำนวณฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักได้แล้วเอาต์พุตที่ได้จึงจะหาได้จากข้อมูลซึ่งสอดคล้องกับฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักที่คำนวณได้ซึ่งจะมีค่าไม่เท่ากันในแต่ละย่านของข้อมูล ดังนั้นในที่นี้จึงจะขอยกตัวอย่างในกรณีที่เกิดการคำนวณน้อยสุด (Best case) ของวงจรกรองนี้ นั่นคือสมมุติไม่มีการกระจายของฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักเกิดขึ้น การคำนวณจึงขึ้นอยู่กับค่าถ่วงน้ำหนักศูนย์กลาง เอาต์พุตที่ได้จะใช้ตัวกระทำเปรียบเทียบจำนวน $(1/2)(M \times M)\log_2(M \times M)$ ครั้ง เพื่อจัดเรียงข้อมูลมาคำนวณหาค่ามัธยฐาน

วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ สำหรับหน้าต่างขนาด $M \times M$ พิกเซล สามารถคำนวณหาค่าเอาต์พุตของข้อมูลแบบเชิงเส้นได้ทันทีเนื่องจากสัมประสิทธิ์ของวงจรกรองสามารถคำนวณได้ลักษณะ pre-processing ซึ่งจะประกอบไปด้วยตัวกระทำการคูณจำนวน $M \times M$ ครั้ง ตัวกระทำการบวกจำนวน $M \times M - 1$ ครั้ง

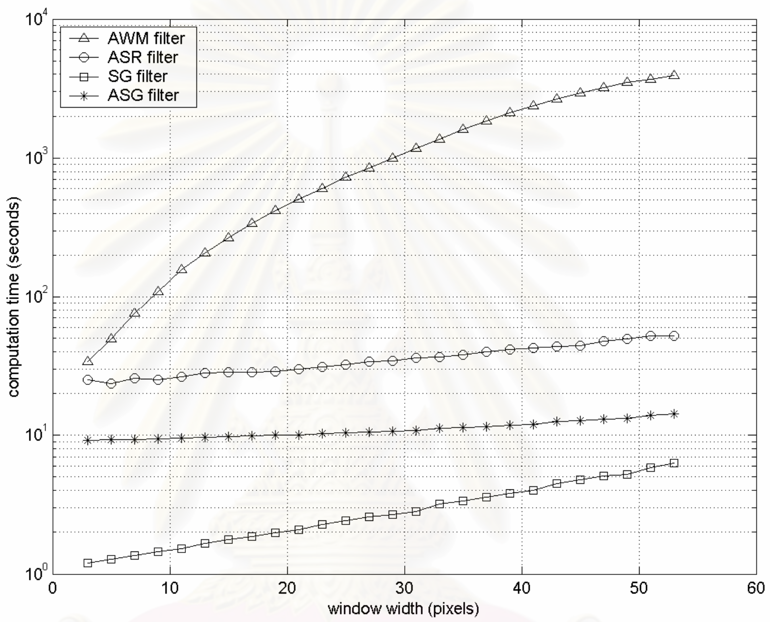
วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก สำหรับหน้าต่างขนาด $M \times M$ พิกเซล จะคำนวณค่าสัมประสิทธิ์ $a_{2,0}, a_{1,1}, a_{2,0}$ ใน Hessian Matrix ด้วยตัวกระทำการคูณจำนวน $3(M \times M) + 2$ ครั้ง ตัวกระทำการบวกจำนวน $3(M \times M) - 3$ ครั้ง จากนั้นจึงคำนวณหาค่าเจาะ-จง และเวกเตอร์เจาะจงด้วยตัวกระทำการคูณจำนวน 10 ครั้ง ตัวกระทำการบวกจำนวน 7 ครั้ง ตัวกระทำรากที่สองจำนวน 3 ครั้ง คำนวณหาค่ามุม θ ด้วยตัวกระทำ arctan อีก 1 ครั้ง และสา-มารถคำนวณหาค่าเอาต์พุตของข้อมูลแบบเชิงเส้นได้ทันทีเนื่องจากค่าสัมประสิทธิ์ของวงจรกรองสามารถคำนวณได้ในกรรมวิธีล่วงหน้า (pre-processing) ซึ่งประกอบไปด้วยตัวกระทำการคูณจำนวน $M \times M$ ครั้ง ตัวกระทำการบวกจำนวน $(M \times M) - 1$ ครั้ง เมื่อรวมผลการคำนวณของแต่ละวงจรกรองสามารถสรุปได้ดังแสดงในตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 ปริมาณการคำนวณในแต่ละกระบวนการของข้อมูลขนาดหน้าต่าง $M \times M$ พิกเซล

	ปริมาณของตัวกระทำ (ครั้ง)				
	ตัวกระทำการบวก	ตัวกระทำการคูณ	ตัวกระทำเปรียบเทียบ	ตัวกระทำรากที่สอง	ตัวกระทำ arctan
วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้	$\left[3(M \times M) - 2\right](M \times M) + (M \times M) + 2$	$\left[(M \times M) + 4\right](M \times M) + 3$	-	-	-
วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้	$4(M \times M) - 2$	$2(M \times M) + 3$	$\geq \left(\frac{M \times M}{2}\right) \log_2 (M \times M)$	-	-
วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ	$(M \times M) - 1$	$M \times M$	-	-	-
วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก	$4(M \times M) + 3$	$4(M \times M) + 12$	$\leq$ quantization level	3	1

รูปที่ 3.22 เป็นเวลาที่วงจรกรองแต่ละชนิดใช้ในการประมาณผลภาพขนาด 200×200 พิกเซลในรูปที่ 3.6 (ก) ด้วยฟังก์ชัน cputime ซึ่งแสดงให้เห็นว่าวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ใช้เวลาในการคำนวณมาก เนื่องจากจะต้องคำนวณค่ามัธยฐานของกลุ่มข้อมูลตามค่าถ่วงน้ำหนักที่คำนวณได้ จึงทำให้เกิดการคำนวณกลุ่มข้อมูลอันมหาศาลขึ้น ส่วนวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้นั้นจะประมาณค่าเอาต์พุตจากกลุ่มข้อมูลในหน้าต่างที่เราสนใจในจำนวณคงที่ จึงทำให้มีความเร็วในการประมวณผลดีกว่าวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนัก

แบบปรับตัวได้มาก เมื่อเปรียบเทียบกับวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกซึ่งพัฒนามาจากวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ จะเห็นได้ว่าเมื่อเราทำการควอนไทซ์ค่ามุมออกเป็น K ระดับและคำนวณค่าสัมประสิทธิ์เตรียมพร้อมของวงจรกรองจะเห็นได้ว่าวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกใช้ความเร็วในการประมวลผลใกล้เคียงกับวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติเดิม เมื่อเทียบกับความซับซ้อนที่เพิ่มเข้ามาเนื่องจากวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์นั้นใช้หลักการหาผลเฉลยแบบเชิงเส้น จึงส่งผลให้ใช้เวลาในการคำนวณน้อยวงจรกรองชนิดอื่น ๆ จึงเป็นวงจรกรองเหมาะจะนำไปใช้ในการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์ในเชิงเวลาจริง

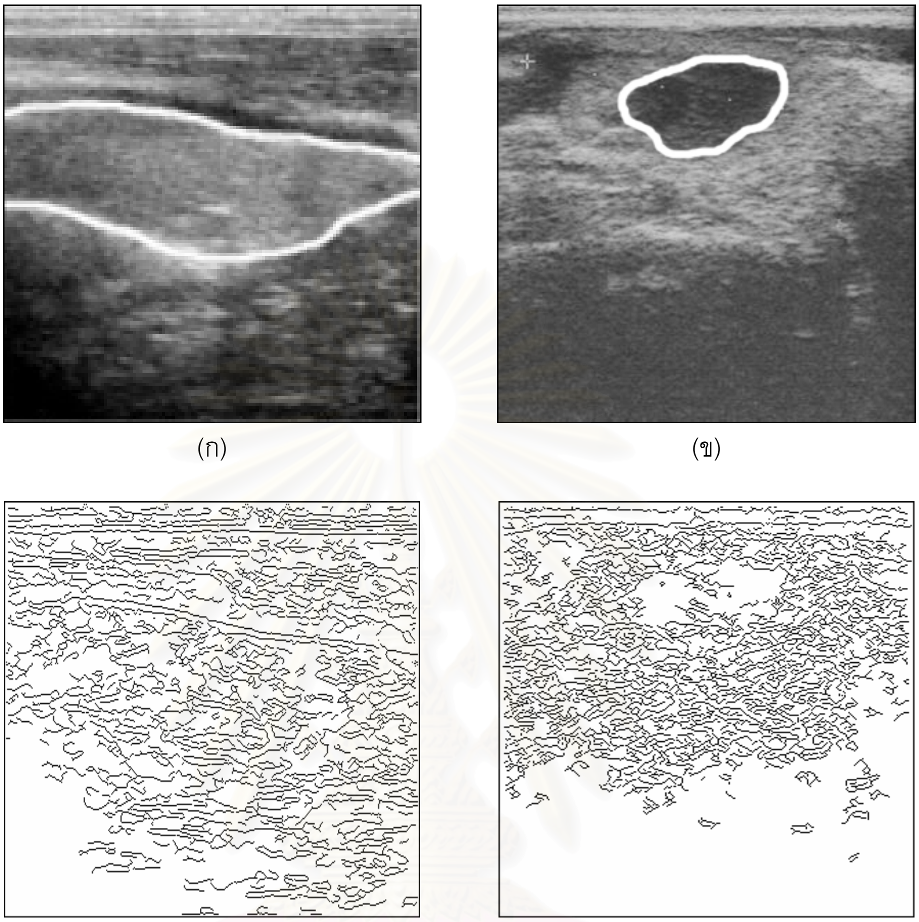


รูปที่ 3.22 เวลาที่ใช้ในการคำนวณของวงจรกรองแต่ละชนิดตามขนาดหน้าต่าง

3.4 การทดสอบกับภาพอัลตราซาวนด์ทางการแพทย์

วิธีการทดสอบการใช้งานของวงจรกรองกับภาพอัลตราซาวนด์ทางการแพทย์นั้น จะทดสอบกับภาพอัลตราซาวนด์ของต่อมไทรอยด์ (Thyroid) และภาพอัลตราซาวนด์ก้อนเนื้อ (Cyst) ในรูปที่ 3.23 (ก) และ (ข) โดยเส้นสีขาวในภาพต่อมไทรอยด์และก้อนเนื้อแสดงตำแหน่งเส้นขอบซึ่งขีดไว้โดยแพทย์ผู้เชี่ยวชาญเพื่อให้แสดงถึงลักษณะสัณฐานของภาพ การทดสอบจะพิจารณาประสิทธิภาพการลดทอนสัญญาณรบกวน แต่ทั้งนี้การวัดประสิทธิภาพการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์นั้นไม่สามารถหาพารามิเตอร์มาวัดได้ จึงต้องใช้วิธีพิจารณาการคงสภาพเส้นขอบด้วยสายตาร่วมกับเส้นขอบที่คำนวณได้จากวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนีโดยอ้างอิงกับเส้นขอบที่ขีดไว้โดยผู้เชี่ยวชาญเพื่อนำไปวินิจฉัยต่อไป โดยในรูปที่ 3.23 (ค) และ (ง) แสดงผลกระทบของสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์เมื่อตรวจจับเส้นขอบภาพโดยไม่ผ่าน

การลดทอนสัญญาณรบกวนด้วยวงจรกรองใด ๆ จะเห็นได้ว่ามีเส้นขอบของสัญญาณรบกวนเกิดขึ้นอย่างมากมายและไม่สามารถแยกส่วนของเส้นขอบที่เราสนใจออกมาได้



(ก) (ข) (ค) (ง)

รูปที่ 3.23 ตัวอย่างภาพอัลตราซาวนด์ทางการแพทย์

3.4.1 ประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนและคงสภาพเส้นขอบในภาพอัลตราซาวนด์

การลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์นั้น ต้องการให้ภาพราบเรียบขึ้นเพื่อให้การคำนวณหาเส้นขอบภาพไม่เกิดตำแหน่งที่ไม่ต้องการขึ้นมา ซึ่งโดยปกติจะเป็นผลกระทบของสัญญาณรบกวน เนื่องจากโดยปกติสัณฐานของภาพอัลตราซาวนด์ที่เรานำมากรองสัญญาณรบกวนนั้นจะมีพื้นผิวของเนื้อเยื่อซึ่งมีลักษณะกว้าง และมีอัตราการเปลี่ยนแปลงของความชันต่ำ ดังนั้นการใช้ขนาดหน้าต่างวงจรกรองที่เล็กนั้นจะทำให้การลดทอนสัญญาณรบกวนไม่ดีนัก ในที่นี้จึงจะทดสอบประสิทธิภาพของแต่ละวงจรกรองที่ขนาดหน้าต่างขนาดกลางที่ 15x15 พิกเซล และ

ที่ขนาดหน้าต่างขนาดใหญ่ที่ 29x29 พิกเซล กับภาพอัลตราซาวนด์ของต่อมไทรอยด์ และภาพอัล-ตราซาวนด์ของก้อนเนื้อ

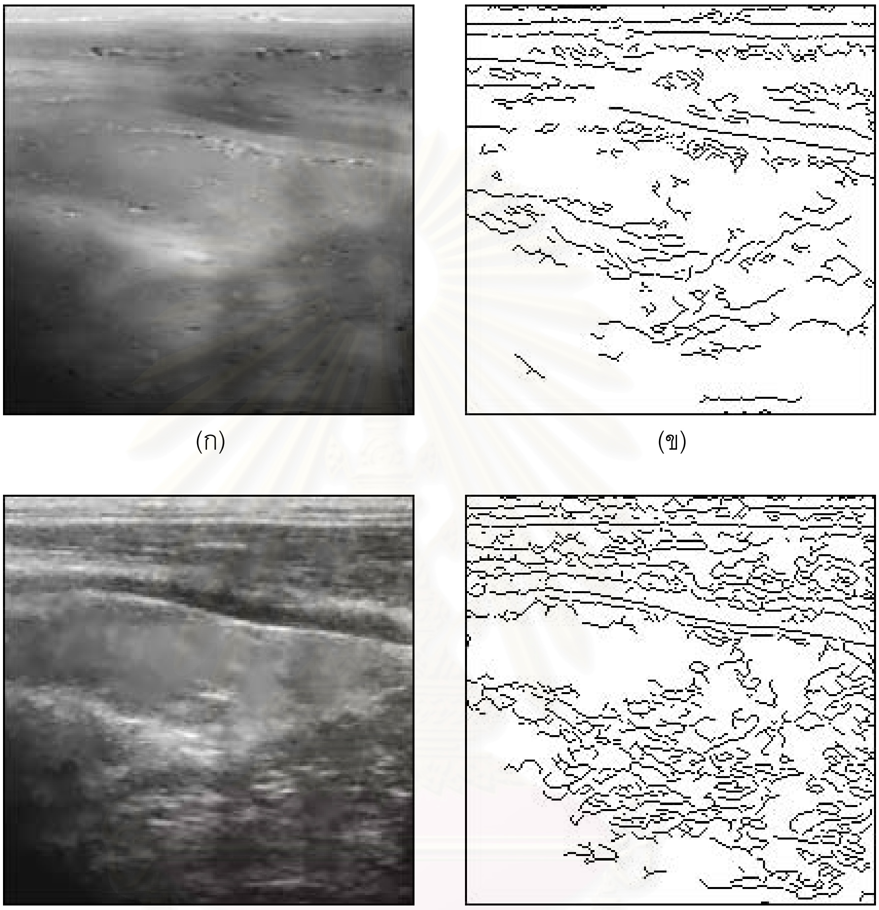
ภาพอัลตราซาวนด์ของต่อมไทรอยด์ในรูปที่ 3.24 หลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองแต่ละชนิดขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล จะเห็นได้ว่าภาพที่ผ่านการกรองด้วยวงจรกรองสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ในรูปที่ 3.24 (ก) มีลักษณะเป็นหมอกฝ้าแต่ภาพที่ได้ก็ดูราบเรียบขึ้น ซึ่งเป็นเทคนิคการกรองโดยทำให้ภาพพร่าลง (Diffusion filtering) เมื่อนำมาตรวจจับเส้นขอบภาพได้ผลในรูปที่ 3.24 (ข) เห็นได้ว่ายังปรากฏเส้นขอบของสัญญาณรบกวนอยู่มากและยังไม่สามารถแสดงเส้นขอบที่สนใจได้ ในวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ ภาพหลังผ่านการกรองในรูปที่ 3.24 (ค) นั้นยังดูไม่แตกต่างกับภาพต้นแบบเท่าไหร่นัก นั้นคือข้อมูลในหน้าต่างวงจรกรองขนาดกลางนี้มีการกระจายตามฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักที่แคบ ๆ เอาต์พุตที่ได้จึงมีแนวโน้มที่จะเข้าใกล้ค่าเดิมได้สูง เมื่อดูเส้นขอบที่ตรวจจับได้รูปที่ 3.24 (ง) จึงยังคงมีสัญญาณรบกวนอยู่เป็นจำนวนมากเช่นกัน เปรียบเทียบกับภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ และวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก ดังแสดงในรูปที่ 3.25 (ก) และ (ค) ตามลำดับนั้นมีลักษณะความเข้มที่ใกล้เคียงกัน ดังนั้นจึงจะเปรียบเทียบเส้นขอบภาพในรูปที่ 3.25 (ข) และ (ง) โดยจะเห็นได้ว่าเส้นขอบที่ได้จากวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกนั้นให้เส้นขอบภาพที่ต่อเนื่องและมีเส้นขอบของสัญญาณรบกวนน้อย สามารถเห็นโครงสร้างของต่อมไทรอยด์ได้ดีกว่าในวงจรกรองซา-วิสกี-โกเลย์สองมิติและวงจรกรองอื่น ๆ จากการใช้ขนาดหน้าต่างวงจรกรองขนาดกลางสังเกตได้ว่ายังมีความซับซ้อนของเส้นขอบอยู่พอสมควร ดังนั้นหากใช้ขนาดหน้าต่างวงจรกรองขนาดใหญ่ขึ้นแล้วน่าจะมีแนวโน้มในการลดทอนสัญญาณรบกวนเพื่อคงสภาพเส้นขอบได้ดีขึ้น ซึ่งจะได้เลือกใช้ขนาดหน้าต่างของวงจรกรองขนาด 29x29 พิกเซลในการกรองต่อไป ในรูปที่ 3.26 (ก) เป็นภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้จะเห็นได้ว่าภาพมีลักษณะที่พร่าและมัวขึ้น เมื่อดูเส้นขอบในรูปที่ 3.26 (ข) เส้นขอบที่ได้ไม่ได้ดีขึ้นกว่าเดิม ในขณะที่วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ให้ภาพหลังการกรองในรูปที่ 3.26 (ค) นั้นแม้จะให้ภาพที่พร่าแต่รอยต่อของขอบภาพมีลักษณะที่เด่นชัดขึ้น เมื่อดูเส้นขอบที่ตรวจจับได้ในรูปที่ 3.26 (ง) จะเห็นได้ว่าเมื่อใช้หน้าต่างวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ขนาดใหญ่กับภาพไทรอยด์นี้ สามารถคงสภาพเส้นขอบไว้ได้โดยสามารถเห็นสัณฐานของภาพได้ดีขึ้นกว่าเดิม เปรียบเทียบกับวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ และวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอ-ปิก โดยภาพหลังการกรองดังแสดงในรูปที่ 3.27 (ก) และ (ค) ยังคงมีลักษณะที่ใกล้เคียงกันจึงต้องเปรียบเทียบกับเส้นขอบภาพที่ได้แสดงในรูปที่ 3.27 (ข) และ (ง) ตามลำดับ เห็นได้ว่าเส้นขอบภาพที่ได้จากวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิตินั้นพอจะสังเกตได้แต่ยังมีลักษณะที่ยุ่งเหยิงเมื่อ

เปรียบเทียบกับวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ ในขณะที่วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกนั้นสามารถรักษาเส้นขอบส่วนบนไว้ได้เกือบหมด มีการขาดความต่อเนื่องเพียงเล็กน้อย เส้นขอบที่เกินออกมาบริเวณรอบมีไม่มากนัก และเส้นขอบด้านล่างมีลักษณะที่แตกกระจายน้อยมาก แสดงให้เห็นถึงแนวโน้มของการเกิดเส้นขอบด้านล่างได้ใกล้เคียงกับเส้นขอบที่สนใจโดยผู้เชี่ยวชาญในรูปที่ 3.23 (ก) จึงทำให้เส้นขอบที่ได้จากวงจรกรองนี้ถือว่าอยู่ในเกณฑ์ดี

สำหรับภาพอัลตราซาวนด์ของก้อนเนื้อ (Cyst) ที่ขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล ในรูปที่ 3.28 (ก) เมื่อนำมาทดสอบด้วยวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้นั้น ภาพของก้อนเนื้อที่ได้มีลักษณะหมอกฝ้าเช่นเดียวกับที่ทดสอบกับภาพต่อมไทรอยด์ โดยเมื่อสังเกตเส้นขอบภาพในรูปที่ 3.28 (ข) จะเห็นได้ว่ามีเส้นขอบที่ไม่ต้องการอยู่เป็นจำนวนมาก และยังไม่ปรากฏเค้าโครงร่างของก้อนเนื้อที่สนใจในรูปที่ 3.23 (ข) ส่วนวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ในรูปที่ 3.28 (ค) นั้นภาพที่ได้มีลักษณะพร่าแต่ดูแล้วราบเรียบขึ้น เมื่อดูเส้นขอบที่ตรวจจับได้ในรูปที่ 3.28 (ง) จะเห็นได้ว่าสามารถเห็นโครงสร้างเส้นขอบของก้อนเนื้อได้ดีกว่าเส้นขอบที่ได้จากวงจรกรองลดทอนสัญญาณรบกวนแบบปรับตัวได้ เมื่อเปรียบเทียบกับภาพที่ผ่านการกรองด้วยวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ และวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกในรูปที่ 3.29 (ก) และ (ค) ตามลำดับ ซึ่งดูแล้วยังไม่ราบเรียบเท่าภาพที่ได้จากวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้โดยจะเห็นว่าบริเวณเนื้อเยื่อรอบ ๆ ก้อนเนื้อในภาพมีการเปลี่ยนความเข้มของภาพค่อนข้างเร็วจนดูเหมือนภาพมีลักษณะที่ขรุขระ และเส้นขอบที่ได้จากวงจรกรองทั้งสองในรูปที่ 3.29 (ข) และ (ง) จะเห็นได้ว่ายังคงมีเส้นขอบเกิดขึ้นมากและยังไม่เห็นความเด่นชัดของก้อนเนื้อ สาเหตุที่เป็นเช่นนี้เนื่องจากวงจรกรองทั้งสองใช้หลักการฟิตพื้นผิวของข้อมูลในหน้าต่างวงจรกรองเพื่อให้ข้อมูลที่คำนวณได้ราบเรียบขึ้น ซึ่งในกรณีนี้ขนาดหน้าต่างของวงจรกรองยังมีขนาดเล็กไป จึงเกิดการฟิตพื้นผิวของกลุ่มข้อมูลเล็ก ๆ ทำให้ไม่สามารถลดทอนผลกระทบของสัญญาณรบกวนได้ดี ดังนั้นจึงจะได้ทดสอบวงจรกรองแต่ละชนิดที่ขนาดหน้าต่างวงจรกรอง 29x29 พิกเซลเพื่อสังเกตภาพและเส้นขอบที่ได้ ในรูปที่ 3.30 (ก) และ (ค) แสดงภาพที่ผ่านการกรองด้วยวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ และวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ โดยจะเห็นว่าเมื่อขนาดหน้าต่างของวงจรกรองเพิ่มขึ้นภาพที่ได้จากวงจรกรองมีลักษณะใกล้เคียงกัน แต่เส้นขอบในรูป 3.30 (ข) นั้นยังมีเส้นขอบสัญญาณรบกวนอยู่มาก นั่นหมายความว่าวงจรกรองลดทอนสัญญาณรบกวนแบบปรับตัวได้นั้น แม้จะให้ภาพอัลตราซาวนด์หลังผ่านการกรองที่ราบเรียบขึ้นแต่ไม่ได้ช่วยในการคงสภาพเส้นขอบไว้ได้ ส่วนเส้นขอบในรูปที่ 3.30 (ง) นั้นที่ขนาดหน้าต่างขนาดใหญ่ขึ้นนี้กลับทำให้เส้นขอบที่ได้มีความซับซ้อนมากยิ่งขึ้น แต่ก็ยังพอจะสังเกตเห็นเส้นขอบของก้อนเนื้อในภาพได้ เมื่อเปรียบเทียบภาพที่ได้จากวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ และวงจรกรอง

ซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก ในรูปที่ 3.31 (ก) และ (ค) ตามลำดับ เมื่อใช้หน้าต่างวงจรกรองขนาดใหญ่ขึ้นนี้ ภาพที่ได้จากวงจรกรองทั้งสองยังมีระดับความเข้มที่ใกล้เคียงกัน แต่จะพร่าและราบเรียบกว่าตอนที่ใช้ขนาดหน้าต่างขนาดกลาง ซึ่งหากสังเกตโดยละเอียดจะเห็นว่า ภาพที่ได้จากวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกนั้นมีระดับความคมชัดที่เส้นขอบของก้อนเนื้อชัดเจนกว่าภาพจากวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติเดิม เมื่อตรวจจับเส้นขอบ ภาพทั้งสองมาดังแสดงในรูปที่ 3.31 (ข) และ (ง) เห็นได้ว่าเส้นขอบที่ได้จากการกรองด้วยวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิตินั้นสามารถระบุตำแหน่งเส้นขอบก้อนเนื้อได้ชัดเจนขึ้นเมื่อเทียบกับขณะที่ใช้ขนาดหน้าต่างวงจรกรองขนาดกลาง แต่ยังขาดความต่อเนื่องในบางส่วน และยังมีเส้นขอบที่ไม่ต้องการอยู่พอสมควร ส่วนเส้นขอบที่ได้จากวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกในรูปที่ 3.31 (ง) นั้นแสดงเส้นขอบของก้อนเนื้อได้ชัดเจนกว่าวงจรกรองอื่น ๆ โดยให้ความต่อเนื่องของเส้นขอบในลักษณะวงปิดรอบบริเวณก้อนเนื้อได้ดี มีเส้นขอบของสัญญาณรบกวนบริเวณรอบ ๆ น้อยซึ่งดูแล้วให้ผลที่มีแนวโน้มดีกว่าวงจรกรองชนิดอื่น ๆ

สรุปในหัวข้อการทดสอบประสิทธิภาพของวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกในการลดทอนสัญญาณรบกวน เมื่อเปรียบเทียบเส้นขอบที่ตรวจจับได้จากวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนี แสดงให้เห็นว่าวงจรกรองที่พัฒนาขึ้นมีประสิทธิภาพที่ดี และให้ผลลัพธ์ไม่ด้อยไปกว่าวงจรกรองที่นำมาเปรียบเทียบ โดยมีข้อดีข้อเสียแตกต่างกันออกไป แต่จุดสำคัญของวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกที่พัฒนาขึ้นมานี้คือ การคงสภาพเส้นขอบของภาพหลังผ่านการกรองโดยสามารถทำงานเข้ากันได้กับวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนี ดังผลการทดสอบที่ได้แสดงมาแล้ว และค่อนข้างจะยืดหยุ่นกับขนาดหน้าต่างวงจรกรองที่เลือกใช้ในการนำเสนอ คือที่ขนาดหน้าต่างขนาด 15×15 พิกเซล และที่ขนาด 29×29 พิกเซลซึ่งใช้เป็นตัวแทนในการนำแสดงการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพ ส่วนเวลาในการคำนวณนั้นแม้ว่าจะใช้เวลามากกว่าวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติเดิมเล็กน้อย แต่เมื่อเปรียบเทียบกับประสิทธิภาพที่เพิ่มขึ้นนั้นถือว่าคุ้มค่ากับความซับซ้อนดังกล่าว โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อเปรียบเทียบกับวงจรกรองชนิดอื่น ๆ แล้วจะเห็นได้ว่าใช้เวลาในการคำนวณค่อนข้างสูง จากข้อดีดังที่ได้กล่าวมาจึงสรุปได้ว่าวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกเป็นวงจรกรองที่เหมาะในการลดทอนสัญญาณรบกวนและคงสภาพเส้นขอบในภาพอัลตราซาวนด์ในเชิงเวลาจริง



(ก) (ข) (ค) (ง)

รูปที่ 3.24 ภาพและเส้นขอบภาพต่อมไทรอยด์หลังผ่านการกรองด้วย

วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้และ

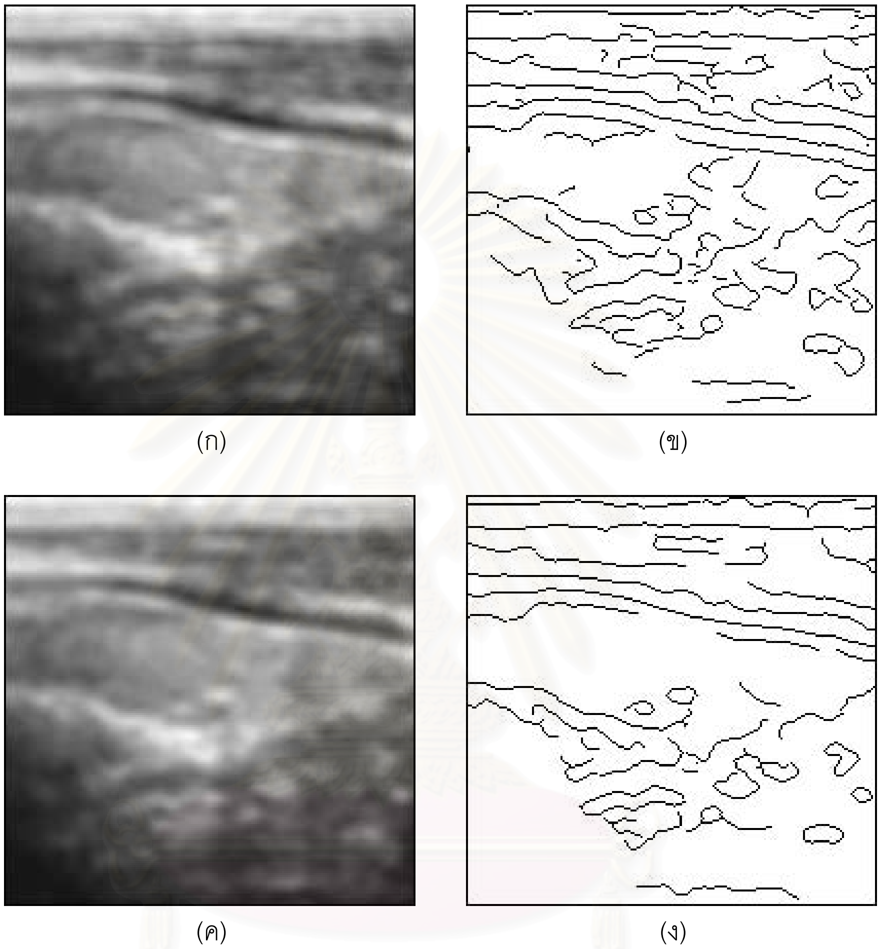
วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล

(ก) วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้

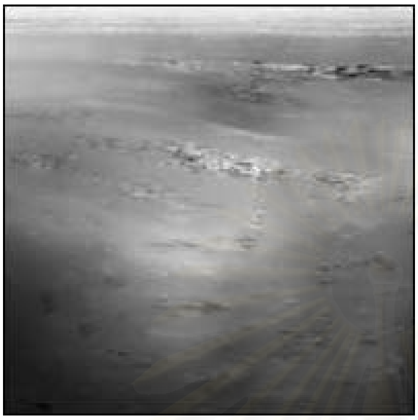
(ข) เส้นขอบภาพที่ตรวจจับได้จากรูปที่ 3.24 (ก)

(ค) วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้

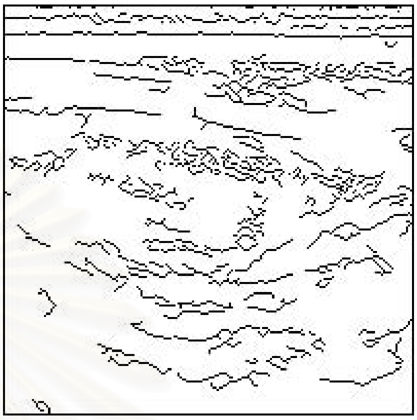
(ง) เส้นขอบภาพที่ตรวจจับได้จากรูปที่ 3.24 (ค)



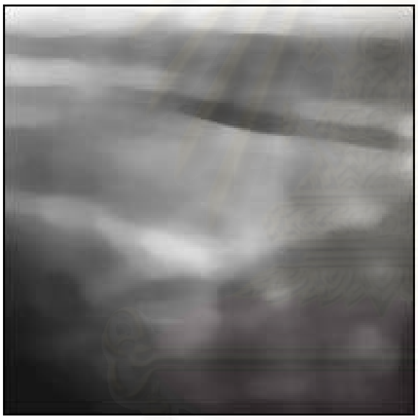
รูปที่ 3.25 ภาพและเส้นขอบภาพต่อมไทรอยด์หลังผ่านการกรองด้วย
วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติและ
วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล
(ก) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ
(ข) เส้นขอบภาพที่ตรวจจับได้จากรูปที่ 3.25 (ก)
(ค) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก
(ง) เส้นขอบภาพที่ตรวจจับได้จากรูปที่ 3.25 (ค)



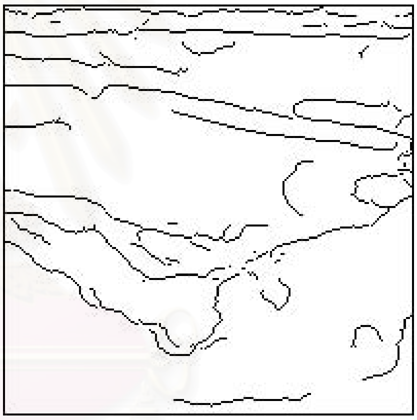
(ก)



(ข)

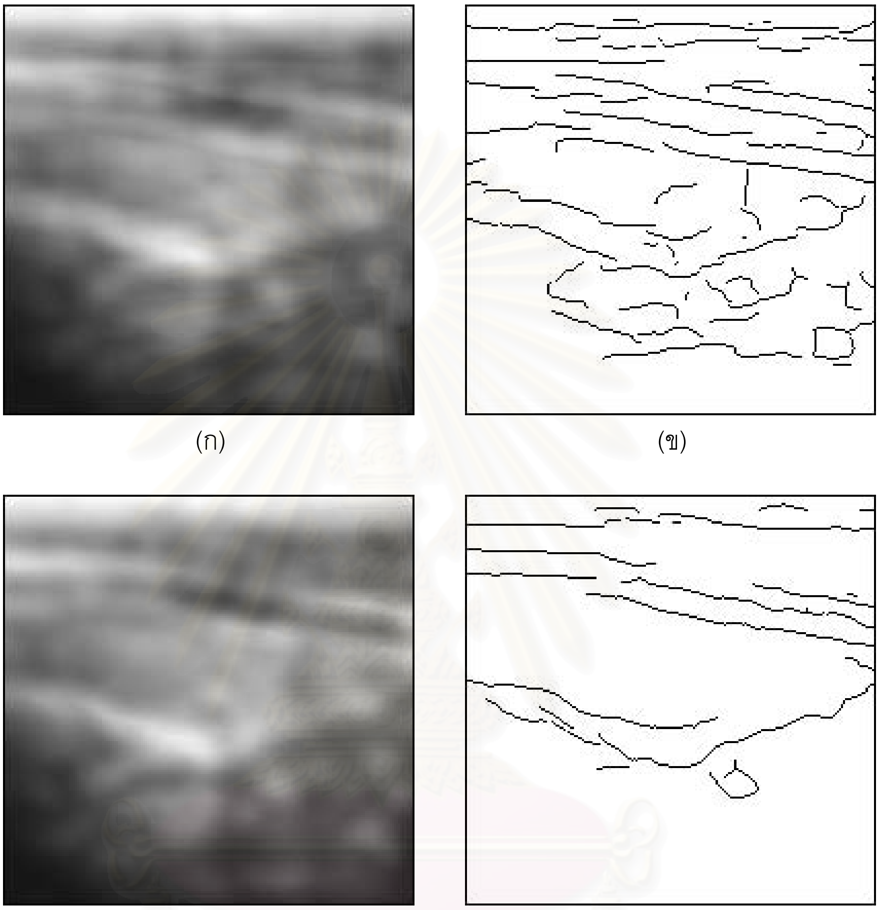


(ค)



(ง)

รูปที่ 3.26 ภาพและเส้นขอบภาพต่อมไทรอยด์หลังผ่านการกรองด้วย
วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้และ
วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล
(ก) วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้
(ข) เส้นขอบภาพที่ตรวจจับได้จากรูปที่ 3.26 (ก)
(ค) วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้
(ง) เส้นขอบภาพที่ตรวจจับได้จากรูปที่ 3.26 (ค)



(ก) (ข)

(ค) (ง)

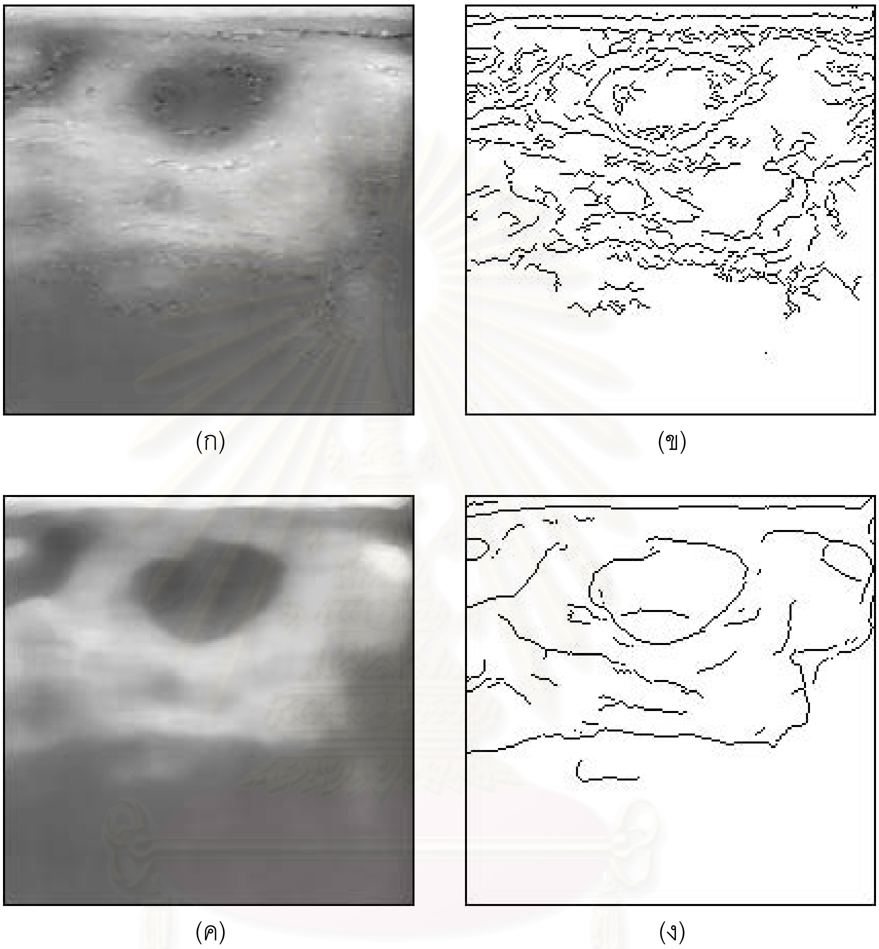
รูปที่ 3.27 ภาพและเส้นขอบภาพต่อมไทรอยด์หลังผ่านการกรองด้วย
วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติและ
วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

(ก) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ

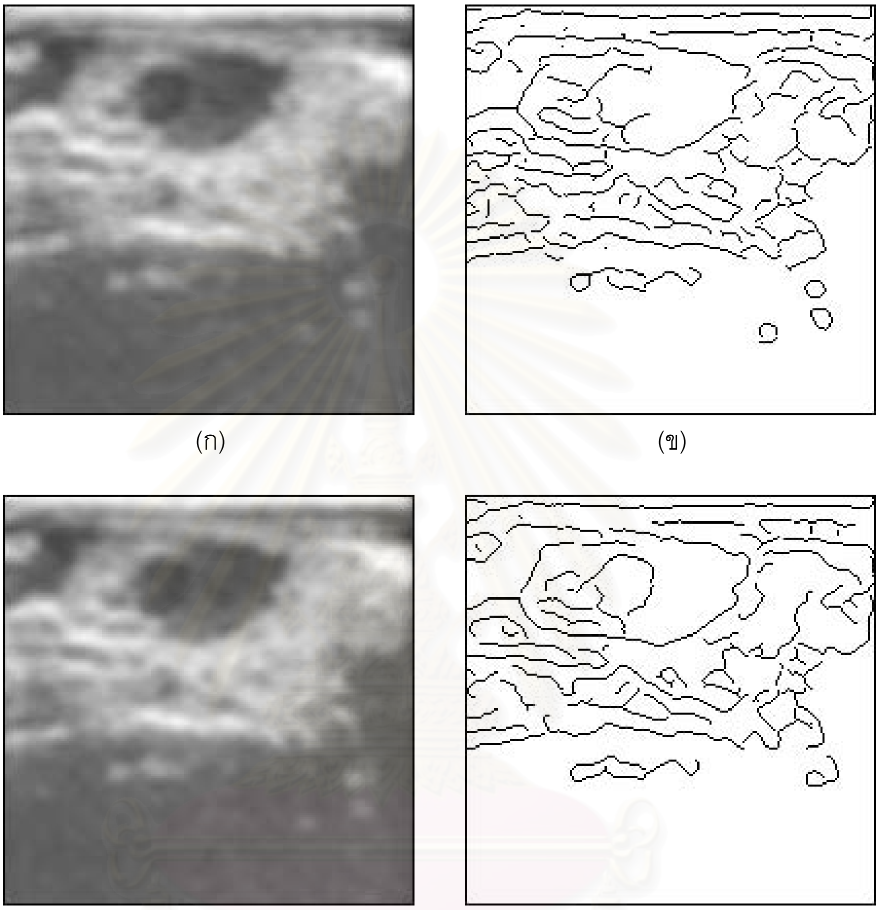
(ข) เส้นขอบภาพที่ตรวจจับได้จากรูปที่ 3.27 (ก)

(ค) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก

(ง) เส้นขอบภาพที่ตรวจจับได้จากรูปที่ 3.27 (ค)



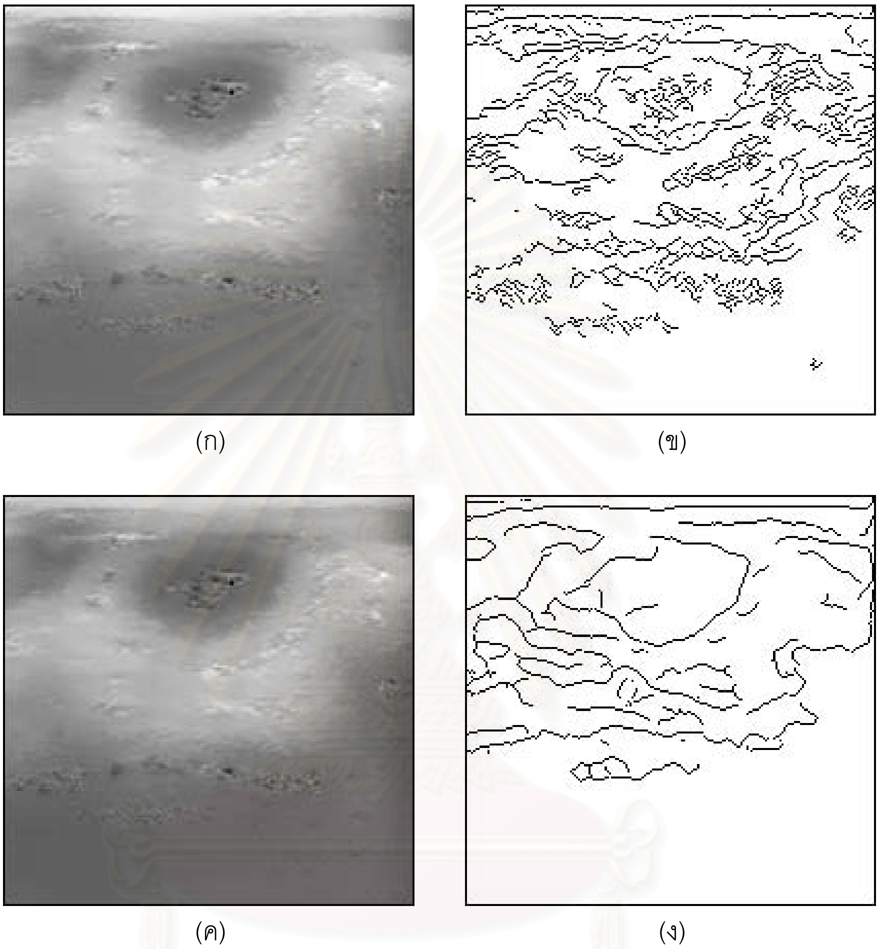
รูปที่ 3.28 ภาพและเส้นขอบภาพก้อนเนื้อหลังผ่านการกรองด้วย
วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้และ
วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล
(ก) วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้
(ข) เส้นขอบภาพที่ตรวจจับได้จากรูปที่ 3.28 (ก)
(ค) วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้
(ง) เส้นขอบภาพที่ตรวจจับได้จากรูปที่ 3.28 (ค)



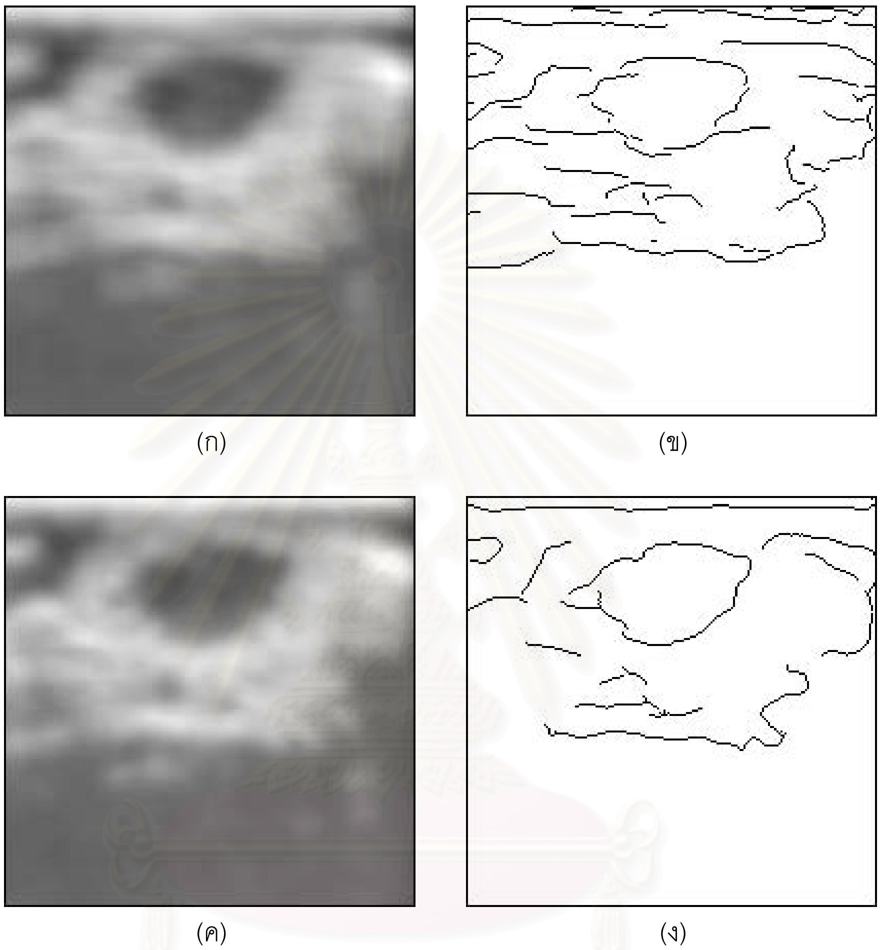
(ก) (ข)

(ค) (ง)

รูปที่ 3.29 ภาพและเส้นขอบภาพก้อนเนื้อหลังผ่านการกรองด้วย
วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติและ
วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล
(ก) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ
(ข) เส้นขอบภาพที่ตรวจจับได้จากรูปที่ 3.29 (ก)
(ค) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก
(ง) เส้นขอบภาพที่ตรวจจับได้จากรูปที่ 3.29 (ค)



รูปที่ 3.30 ภาพและเส้นขอบภาพก้อนเนื้อหลังผ่านการกรองด้วย
วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้และ
วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล
(ก) วงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้
(ข) เส้นขอบภาพที่ตรวจจับได้จากรูปที่ 3.30 (ก)
(ค) วงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้
(ง) เส้นขอบภาพที่ตรวจจับได้จากรูปที่ 3.30 (ค)



รูปที่ 3.31 ภาพและเส้นขอบภาพก้อนเนื้อหลังผ่านการกรองด้วย
วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติและ
วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

(ก) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ

(ข) เส้นขอบภาพที่ตรวจจับได้จากรูปที่ 3.31 (ก)

(ค) วงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก

(ง) เส้นขอบภาพที่ตรวจจับได้จากรูปที่ 3.31 (ค)

บทที่ 4

การขยายผลวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบ แอนไอโซทรอปิก

ในบทที่ผ่านมาได้นำเสนอวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกและประเมินประสิทธิภาพของวงจรกรองดังกล่าวเปรียบเทียบกับวงจรกรองที่ได้พัฒนาสำหรับการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์ ดังจะเห็นได้ว่าให้ผลดีทั้งในด้านการลดทอนสัญญาณรบกวนและการคงสภาพเส้นขอบไว้ได้ดี จากข้อดีดังกล่าวจึงมีแนวคิดว่าหากทำการปรับปรุงวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกโดยการผสมผสานฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักตามโครงสร้างที่แท้จริงของภาพในทุก ๆ ย่านที่เราสนใจแล้ว จะสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนและคงสภาพเส้นขอบในภาพอัลตราซาวนด์ได้ดีขึ้น

4.1 การขยายผลวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก

การขยายผลวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก เป็นการพัฒนาวงจรกรองจากหลักการในการสร้างฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักตามคุณสมบัติแอนไอโซทรอปิกซึ่งได้นำเสนอในบทที่ผ่านมา โดยการเล็งเห็นความสำคัญในการลดทอนสัญญาณรบกวนตามความโค้งของโครงสร้างภาพมากยิ่งขึ้น และลดพารามิเตอร์ของวงจรกรองให้มีจำนวนน้อยลงเพื่อง่ายสำหรับการปรับใช้งาน [12] ดังนั้นในที่นี้จึงได้นำเสนอการใช้ค่าอนุพันธ์ย่อยอันดับที่สองของ Hessian Matrix จากอนุกรมเทย์เลอร์มาประมาณค่าความโค้งของโครงสร้างภาพในย่านที่เราสนใจตามสมการ

$$\beta_{i,j}(m,n)=\frac{1}{2}\begin{bmatrix} m & n \end{bmatrix}\begin{bmatrix} f_{uu}(i,j) & f_{uv}(i,j) \\ f_{uv}(i,j) & f_{vv}(i,j) \end{bmatrix}\begin{bmatrix} m \\ n \end{bmatrix} \tag{4.1}$$

โดยเราสามารถประมาณค่าอนุพันธ์ย่อยอันดับสองได้เช่นเดียวกับที่ได้แสดงไว้ในบทที่ 3 ดังนั้นฟังก์ชันความโค้ง $\beta_{i,j}(m,n)$ ของเราสามารถแทนให้อยู่ในรูปของค่าสัมประสิทธิ์ฟังก์ชันพหุนามดังสมการ

$$\beta_{i,j}(m,n)=\frac{1}{2}\begin{bmatrix} m & n \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 2a_{i,j}(2,0) & a_{i,j}(1,1) \\ a_{i,j}(1,1) & 2a_{i,j}(0,2) \end{bmatrix}\begin{bmatrix} m \\ n \end{bmatrix} \tag{4.2}$$

และสามารถเขียนใหม่ให้อยู่ในรูป

$$\beta_{i,j}(m,n) = a_{i,j}(2,0)m^2 + a_{i,j}(1,1)mn + a_{i,j}(0,2)n^2 \tag{4.3}$$

เมื่อ m และ n เป็นตำแหน่งของข้อมูลในหน้าต่างวงจรกรองที่เรากำลังสนใจ มีค่าอยู่ในช่วง $-M,\ldots,0,\ldots,M$ และ $-N,\ldots,0,\ldots,N$ ตามลำดับ

ในขั้นตอนต่อไป เราจะสร้างฟังก์ชันถ่วงน้ำหนัก $w_{i,j}(m,n)$ ให้มีลักษณะการกระจายเป็นแบบเกาส์เนื่องจากสามารถปรับเปลี่ยนรูปร่างของฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักให้บิดตัวตามโครงสร้างของภาพด้วยค่าสัมประสิทธิ์ความโค้งในแต่ละตำแหน่งได้ง่ายดังสมการ

$$w_{i,j}(m,n) = \exp\{-\kappa \cdot \beta_{i,j}(m,n)\} \tag{4.4}$$

และเพื่อให้ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักของเราเน้นการกรองจากตำแหน่งศูนย์กลางของหน้าต่างวงจรกรองออกมาตามระยะทาง เราจึงเพิ่มฟังก์ชันของระยะทางเข้าไปในฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักในสมการที่ (4.4) เป็น

$$w_{i,j}(m,n) = \exp\{-\kappa_1 \cdot (m^2 + n^2)\} \cdot \exp\{-\kappa_2 \cdot \beta_{i,j}(m,n)\} \tag{4.5}$$

และสามารถเขียนให้อยู่ในรูปอย่างง่ายเป็น

$$w_{i,j}(m,n) = \exp\{-\kappa_1(m^2 + n^2) - \kappa_2 \cdot \beta_{i,j}(m,n)\} \tag{4.6}$$

เมื่อ κ_1 เป็นค่าคงที่ในการกำหนดฟังก์ชันของระยะทาง κ_2 เป็นค่าคงที่ในการกำหนดความโค้งของฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักตามโครงสร้างของภาพ และเช่นเดียวกับการสร้างฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักในบทที่ 3 หลังการสร้างฟังก์ชันถ่วงน้ำหนัก $w_{i,j}(m,n)$ เสร็จแล้วจะต้องทำ Normalized Sum ด้วยเพื่อให้ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักของเรามีผลรวมของค่าถ่วงน้ำหนักมีค่าเท่ากับหนึ่ง

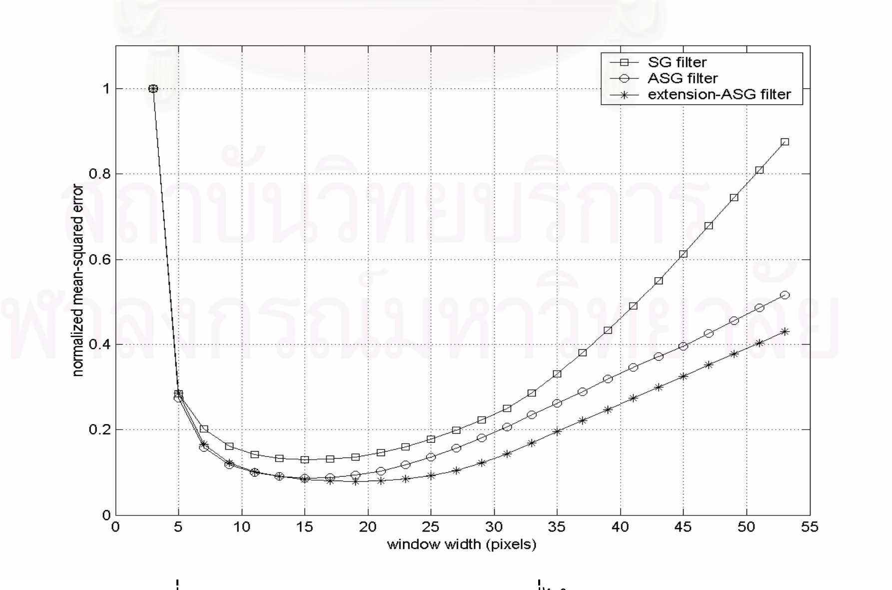
ในหัวข้อต่อไปจะได้ทดสอบประสิทธิภาพของวงจรกรองที่ได้พัฒนาด้วยระเบียบวิธีข้างต้นในด้านการลดทอนสัญญาณรบกวนและการคงสภาพเส้นขอบเมื่อนำมาตรวจจับเส้นขอบในภาพตัวอย่างเปรียบเทียบกับวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกซึ่งเป็นวงจรกรองที่มีประสิทธิภาพที่ดี และได้ประเมินประสิทธิภาพมาแล้วในบทที่ 3

4.2 ผลการทดสอบและการวิเคราะห์ผลเมื่อใช้วงจรกรองกับภาพทดสอบ

พารามิเตอร์ของวงจรกรองที่ได้จากการขยายผลวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซ-ทรอปิกประกอบไปด้วย κ_1 ซึ่งเป็นค่าคงที่ในการกำหนดฟังก์ชันของระยะทางและ κ_2 เป็นค่าคงที่ในการกำหนดความโค้งของฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักตามโค้งสร้างของภาพ โดยค่าทั้งสองเสมือนกับเป็นค่าความแปรปรวนของฟังก์ชันเกาส์ (Gaussian function) ในที่นี้จึงให้ค่าทั้งสองมีค่าเท่ากันและมีค่าเท่ากับ $\kappa = \kappa_1 = \kappa_2 = 1/16$ เพื่อให้ง่ายในการปรับเลือกใช้ค่าและมีความสอดคล้องกันในด้านการกระจายตัวของฟังก์ชันถ่วงน้ำหนัก สำหรับลดทอนสัญญาณรบกวนและตรวจจับเส้นขอบภาพด้วยวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนีไปพร้อม ๆ กัน

4.2.1 ผลการลดทอนสัญญาณรบกวนและการคงสภาพเส้นขอบภาพ

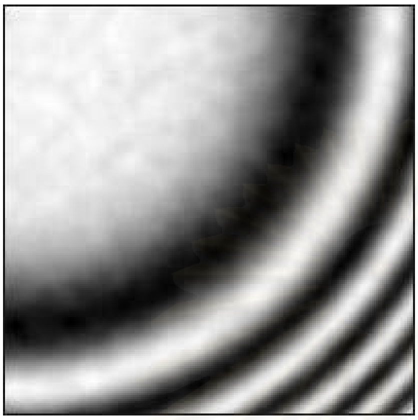
ทดสอบกับภาพในรูปที่ 3.6 (ก) เมื่อขนาดหน้าต่างของวงจรกรองเพิ่มขึ้น จะเห็นได้ว่าวงจรกรองที่ขยายผลมาจากวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกนั้น สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้ดีขึ้นเมื่อเปรียบเทียบกับวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติ และวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก โดยมีค่า NMSE ที่ต่ำ อีกทั้งยังมีความทนทาน (Robustness) ต่อขนาดหน้าต่างวงจรกรองที่เพิ่มขึ้น ดังสังเกตเห็นได้ในช่วงขนาดหน้าต่างตั้งแต่ 15x15 พิกเซลขึ้นไปในรูปที่ 4.1

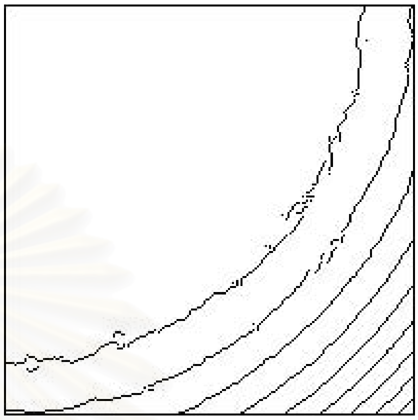


รูปที่ 4.1 ค่า NMSE ของวงจรกรองที่ได้จากการขยายผลวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกตามขนาดหน้าต่าง

ตัวอย่างค่าความเข้มของภาพทดสอบในรูปที่ 3.6 (ก) หลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองที่ได้จากการขยายผลวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกเมื่อเลือกใช้ขนาดหน้าต่างวงจรกรองที่ให้ค่า NMSE ต่ำสุด (Minimum MSE) ขนาด 19x19 พิกเซล ได้แสดงไว้ในรูปที่ 4.2 (ก) และค่าความเข้มเมื่อใช้ขนาดหน้าต่างวงจรกรองขนาด 29x29 พิกเซล ซึ่งเปรียบเทียบที่ขนาดหน้าต่างเท่ากันกับวงจรกรองอื่น ๆ แสดงในรูปที่ 4.2 (ค) เมื่อนำภาพหลังผ่านการกรองมาตรวจจับเส้นขอบภาพ จะเห็นได้ว่าเส้นขอบภาพในรูปที่ 4.2 (ข) มีสัญญาณรบกวนอยู่เล็กน้อยและมีความต่อเนื่องของเส้นขอบที่ดี ส่วนเส้นขอบภาพเมื่อใช้ขนาดหน้าต่างที่ใหญ่ขึ้นในรูปที่ 4.2 (ง) นั้นมีลักษณะเข้าใกล้เส้นขอบจริง และค่าความเข้มสีของภาพในย่านความถี่ต่ำก็มีสีขาวที่สม่ำเสมอกว่า สังเกตได้ในรูปที่ 4.3 ซึ่งเป็นภาพตัดทแยงของรูปที่ 4.2 จะเห็นได้ว่าในย่านความถี่สูงนั้นแม้ว่าขนาดของสัญญาณหลังผ่านการกรองจะลดลงแต่ก็ยังสามารถสามารถที่จะตรวจจับเส้นขอบภาพออกมาได้ครบถ้วนอีกทั้งยังมีขนาดของสัญญาณหลังผ่านการกรองในย่านนี้สูงกว่าวงจรกรองชนิดอื่น ๆ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าวงจรกรองที่พัฒนานี้มีประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณและยังสามารถคงสภาพเส้นขอบไว้ได้ดีเช่นกัน

เมื่อเปรียบเทียบที่ขนาดหน้าต่างวงจรกรองเท่า ๆ กันกับภาพที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนในรูปที่ 3.6 (ข) (ค) และ (ง) ซึ่งเป็นภาพทดสอบที่มีรูปแบบทางคณิตศาสตร์ ภาพเม็ดเลือดแดง และภาพแบคทีเรียตามลำดับ มาผ่านวงจรกรองที่ได้พัฒนาขึ้นและตรวจจับเส้นขอบภาพจะเห็นได้ว่าภาพหลังผ่านการกรองและเส้นขอบที่ตรวจจับได้ในรูปที่ 4.4 และ 4.5 นั้นมีลักษณะใกล้เคียงกับวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกคือมีความราบเรียบของภาพใกล้เคียงกับภาพก่อนถูกสัญญาณรบกวนและสามารถแยกแยะสัณฐานของภาพได้เช่นกันเมื่อสังเกตจากเส้นขอบภาพที่ตรวจจับได้ แต่ระเบียบวิธีที่พัฒนาขึ้นมานี้ใช้เวลาในการคำนวณที่สูง จึงไม่เหมาะที่จะนำไปใช้ในการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์จริง ดังนั้นในหัวข้อถัดไปจึงจะได้นำเสนอวิธีการคำการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์ไว้ล่วงหน้าเพื่อลดความซับซ้อนในการคำนวณ





(ก) (ข)

(ค) (ง)

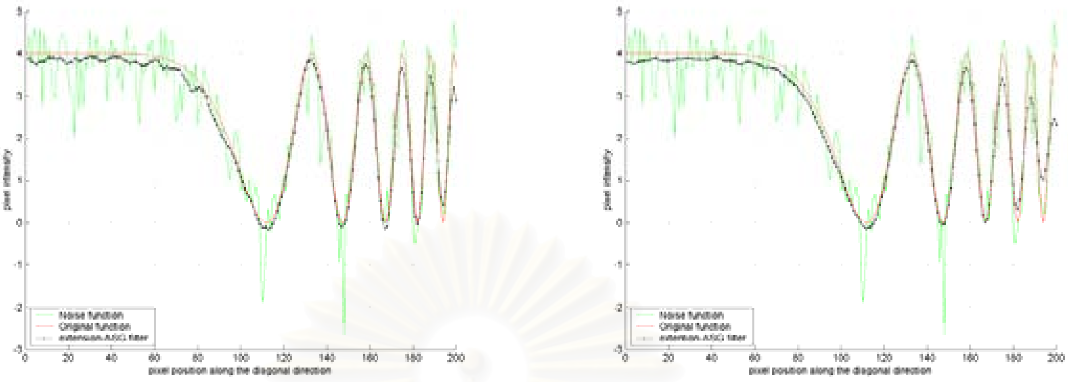
รูปที่ 4.2 ภาพและเส้นขอบภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองที่ได้จาก
การขยายผลวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกในรูปที่ 3.6 (ก)

(ก) ขนาดหน้าต่างวงจรกรองที่ค่า NMSE ต่ำสุดขนาด 19x19 พิกเซล

(ข) เส้นขอบภาพในรูปที่ 4.2 (ก)

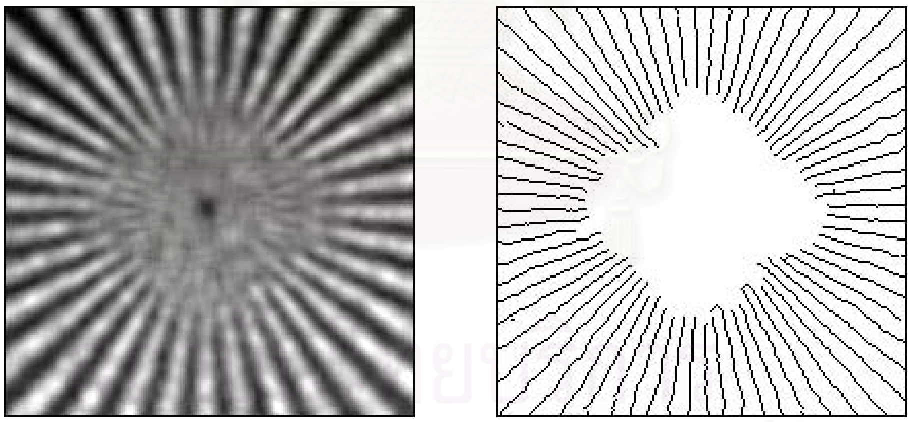
(ค) ขนาดหน้าต่างวงจรกรองขนาด 29x29 พิกเซล

(ง) เส้นขอบภาพในรูปที่ 4.2 (ค)

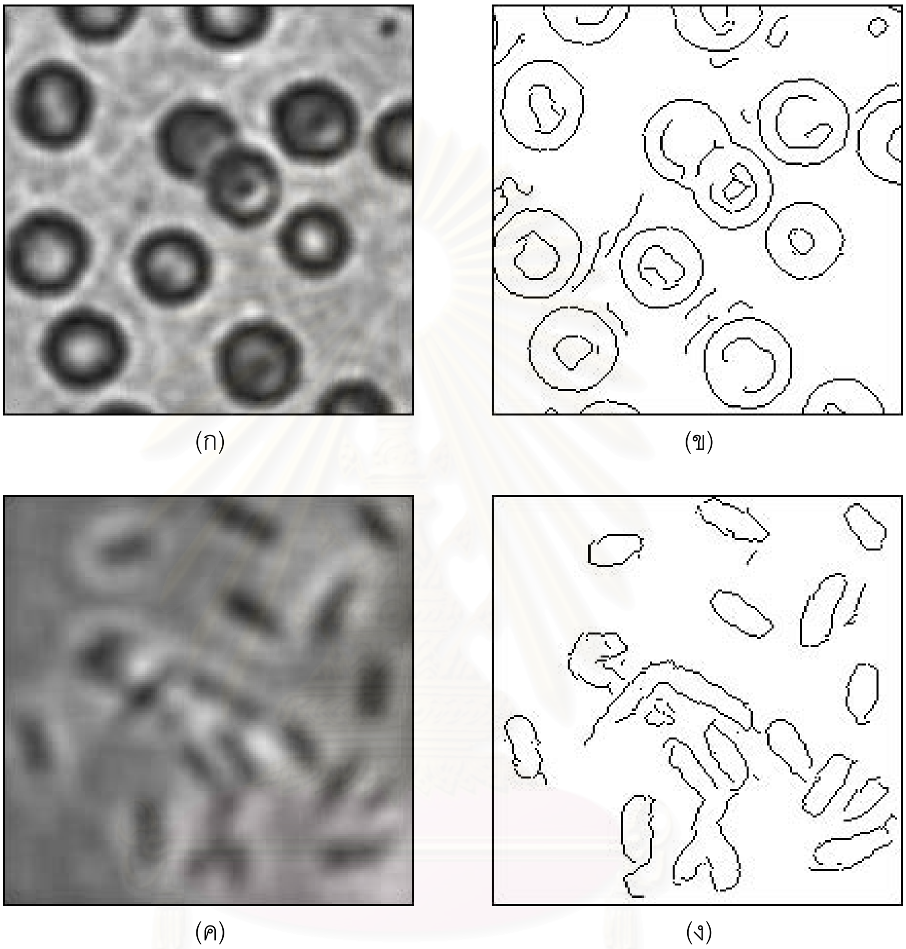


(ก) (ข)

รูปที่ 4.3 ภาพตัดทแยงหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองที่ได้จาก
การขยายผลวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกในรูปที่ 4.2 (ก) และ (ค)
(ก) ภาพตัดทแยงหลังผ่านการกรองในรูปที่ 4.2 (ก)
(ข) ภาพตัดทแยงหลังผ่านการกรองในรูปที่ 4.2 (ค)



รูปที่ 4.4 ภาพและเส้นขอบภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองที่ได้จาก
การขยายผลวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกในรูปที่ 3.6 (ข)
(ก) ภาพหลังผ่านการกรองในรูป 3.6 (ข) ขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล
(ข) เส้นขอบภาพในรูปที่ 4.4 (ก)



รูปที่ 4.5 ภาพและเส้นขอบภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองที่ได้จาก
การขยายผลวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกในรูปที่ 3.6 (ค) และ (ง)

(ก) ภาพหลังผ่านการกรองในรูป 3.6 (ค) ขนาดหน้าต่าง 15x15 พิกเซล

(ข) เส้นขอบภาพในรูปที่ 4.5 (ก)

(ค) ภาพหลังผ่านการกรองในรูป 3.6 (ง) ขนาดหน้าต่าง 29x29 พิกเซล

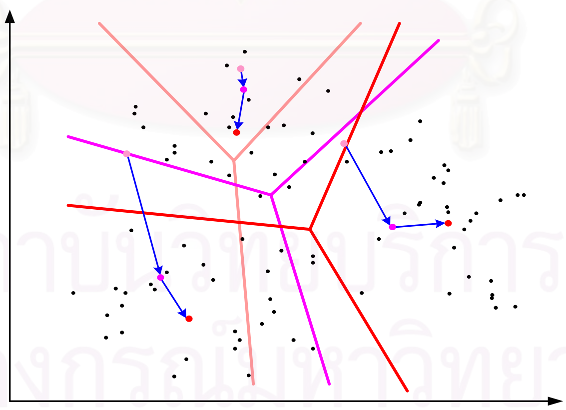
(ง) เส้นขอบภาพในรูปที่ 4.5 (ค)

4.3 ประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์

การลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพตัวอย่างในหัวข้อที่ 4.2 นั้น วงจรกรองที่ได้พัฒนาต่อจากวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกนั้นจะเห็นได้ว่าฟังก์ชันถ่วงน้ำหนัก $w_{i,j}(m,n)$ ของเราขึ้นอยู่กับค่าสัมประสิทธิ์ความโค้ง $a_{i,j}(2,0)$, $a_{i,j}(1,1)$ และ $a_{i,j}(0,2)$ ซึ่งมีค่าต่อเนื่องอยู่มากมาย จึงทำให้เสียเวลาในการคำนวณฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักในทุก ๆ ครั้งที่หน้าต่างของวงจรกรองเลื่อนไป ดังนั้นจึงจะได้นำเสนอการเตรียมค่าสัมประสิทธิ์ของวงจรกรองด้วยระเบียบวิธี *K*-means clustering เพื่อหลีกเลี่ยงการคำนวณในทุก ๆ กรณีที่จะเกิดขึ้นและนำไปใช้กับภาพอัลตราซาวนด์จริงในลักษณะเดียวกันเชิงสถิติ

4.3.1 ระเบียบวิธีการแบ่งกลุ่ม *K*-means

ในตอนท้ายของหัวข้อ 4.2 ที่ผ่านมาได้แสดงให้เห็นถึงความสำคัญในการเตรียมการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์สำหรับกรรมวิธีล่วงหน้า (Pre-processing) ของวงจรกรองเพื่อลดเวลาในการคำนวณฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักเมื่อค่าสัมประสิทธิ์ต่าง ๆ ปรับเปลี่ยนไป และยิ่งไปกว่านั้นกลุ่มของข้อมูลในธรรมชาติเป็นข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้น ดังนั้นการแบ่งกลุ่มหรือการควอนไทซ์แบบเชิงเส้นจึงเป็นที่ไม่เหมาะสมนัก ดังนั้นในหัวข้อนี้จะนำเสนอระเบียบวิธีการแบ่งกลุ่ม *K*-means [14] ซึ่งเป็นระเบียบวิธีที่นิยมใช้ในการแบ่งกลุ่มแบบหลายส่วน (Multiple clustering)



รูปที่ 4.6 การแบ่งกลุ่มของชุดข้อมูล 2 มิติด้วย *K*-means clustering

เริ่มแรกเราจะทำการสุ่มตำแหน่งศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลออกเป็น *K* จุด โดยแต่ละจุดจะใช้เป็นตัวแทนของจุดศูนย์กลางในแต่ละเซลล์ หรือเรียกว่า Voronoi cells จากนั้นจึงคำนวณหาระยะทางของข้อมูลแต่ละตำแหน่งไปยังแต่ละศูนย์กลาง และตัดสินใจให้ข้อมูลที่เรากำลังสนใจเข้าไปอยู่ในเซลล์ที่มีระยะทางใกล้กับศูนย์กลางของเซลล์นั้น ๆ จากนั้นจึงทำการปรับปรุงค่าตำแหน่ง

ศูนย์กลางของแต่ละเซลล์โดยการหาค่าเฉลี่ยของตำแหน่งของข้อมูลที่ได้แยกกลุ่มมาแล้วมาเป็นศูนย์กลางใหม่ของแต่ละเซลล์ และเมื่อทำการปรับปรุงตำแหน่งศูนย์กลางของแต่ละเซลล์ไปเรื่อย ๆ จะได้การแยกกลุ่มของข้อมูลที่กระชับและเหมาะสมขึ้น ซึ่งเราจะสังเกตการลู่เข้าของแต่ละศูนย์กลางว่าเริ่มมีการเปลี่ยนแปลงน้อย ๆ หรือไม่มีการเปลี่ยนแปลงเลย จึงหยุดการปรับปรุงค่าศูนย์กลางดังกล่าว

รูปที่ 4.6 แสดงตัวอย่างการแบ่งกลุ่มของชุดข้อมูล 2 มิติด้วยระเบียบวิธี *K*-means clustering โดยแบ่งกลุ่มของข้อมูลที่พิจารณาออกเป็น 3 ส่วน ดังนั้นจุดศูนย์กลางของแต่ละเซลล์ก็จะมี 3 จุด จะเห็นได้ว่าในเริ่มแรก ขอบเขตของแต่ละเซลล์ในการแบ่งครั้งที่หนึ่งยังไม่เหมาะสมกับข้อมูลที่กระจายอยู่อย่างมากมาย แต่เมื่อทำการปรับปรุงศูนย์กลางของแต่ละเซลล์ในครั้งที่สอง จะเห็นได้ว่าตำแหน่งศูนย์กลางของแต่ละเซลล์ขยับมาอยู่ที่ตำแหน่งใหม่ตามทิศทางที่ลูกศรชี้ในภาพ ซึ่งทำให้ขอบเขตของแต่ละเซลล์สามารถมีข้อมูลที่กระชับขึ้น มีลักษณะที่สามารถจำแนกข้อมูลออกเป็นลักษณะของกลุ่มก้อนได้ดี และเมื่อปรับปรุงศูนย์กลางของแต่ละเซลล์ในครั้งที่สาม จะเห็นได้ชัดเจนว่ากลุ่มข้อมูลในแต่ละเซลล์หนาแน่นกว่าในการปรับปรุงในครั้งที่สองและเส้นขอบเขตของแต่ละเซลล์ยังกระชับกลุ่มข้อมูลได้ดีขึ้น ดังนั้นหากเราแบ่งกลุ่มของข้อมูลและใช้จำนวนครั้งในการปรับปรุง (Update) ตำแหน่งศูนย์กลางของข้อมูลให้มากขึ้น จะสามารถแบ่งกลุ่มของข้อมูลได้ละเอียดและถูกต้องมากยิ่งขึ้นด้วย โดยสามารถประเมินค่าความผิดพลาดในการแบ่งกลุ่มได้ดังสมการ

$$\varepsilon = \sum_{\substack{all \\ cluster}} \sum_{\substack{data\ in \\ cluster}} \left(f - f_c\right)^2 \tag{4.7}$$

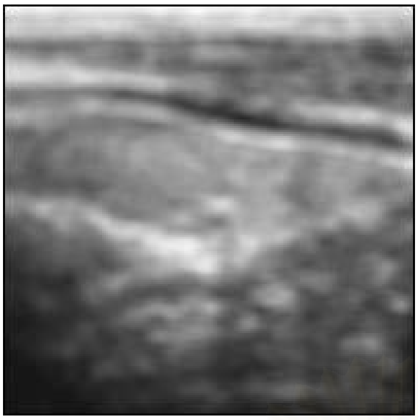
จากการทดสอบระเบียบวิธีการแบ่งกลุ่ม *K*-means กับข้อมูลสามมิติซึ่งประกอบไปด้วยค่าสัมประสิทธิ์ความโค้ง $a_{i,j}(2,0)$, $a_{i,j}(1,1)$ และ $a_{i,j}(0,2)$ พบว่าเกิดปัญหาในเรื่องของจุดศูนย์กลางเริ่มต้นซึ่งได้จากการสุ่มค่าตำแหน่งขึ้นมา ซึ่งในหลาย ๆ ครั้งจุดศูนย์กลางเหล่านี้มักจะกระจายตัวอยู่ในตำแหน่งที่ไม่เหมาะสม เช่นตำแหน่งจุดศูนย์กลางเริ่มต้นของแต่ละเซลล์ ส่วนใหญ่ไปอยู่ในส่วนของข้อมูลที่ไม่หนาแน่น จึงทำให้ค่าความผิดพลาดในการแบ่งกลุ่มมีมาก ซึ่งสามารถแก้ปัญหานี้ได้ด้วยการเริ่มต้นสุ่มค่าจุดศูนย์กลางเริ่มต้นให้มีจำนวนน้อย ๆ แล้วปรับปรุงตำแหน่งศูนย์กลางใหม่ไปจนลู่เข้า บันทึกค่าความพิดพลาดในการแบ่งกลุ่ม ณ ตำแหน่งจุดศูนย์กลางใหม่นี้ไว้ จากนั้นจึงสุ่มค่าตำแหน่งจุดศูนย์กลางใหม่แล้วทำซ้ำแบบเดิมไปเรื่อย ๆ จะได้ตำแหน่งจุดศูนย์กลางที่ให้ค่าความผิดพลาดในการแบ่งกลุ่มต่าง ๆ กัน โดยเราจะเลือกตำแหน่งศูนย์กลางที่ให้ค่าความผิดพลาดต่ำที่สุดมาเป็นตำแหน่งจุดศูนย์กลางอ้างอิง แล้วจึงเพิ่มจำนวนจุดศูนย์กลางใหม่โดยการเลือกตำแหน่งที่อยู่ใกล้ ๆ กับตำแหน่งจุดศูนย์กลางอ้างอิง ทำการปรับปรุงตำแหน่งจุดศูนย์กลางจนลู่เข้าอีกครั้ง ทำซ้ำไปเรื่อย ๆ จะได้ตำแหน่งจุดศูนย์กลางในการแบ่งกลุ่มที่ให้จำนวน

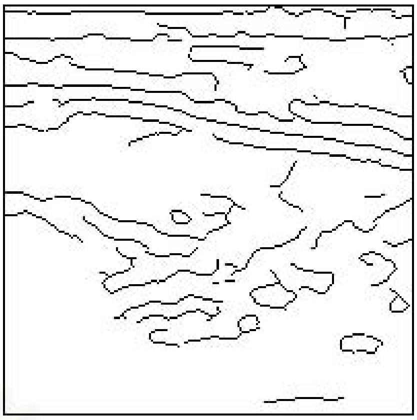
กลุ่มที่มากเพียงพอในการนำมาเป็นตัวแทนของกลุ่มข้อมูลทั้งหมด และมีค่าความผิดพลาดในการแบ่งกลุ่มที่ต่ำอีกด้วย

4.3.2 ผลการทดสอบเมื่อใช้วงจรกรองกับอัลตราซาวนด์ทางการแพทย์

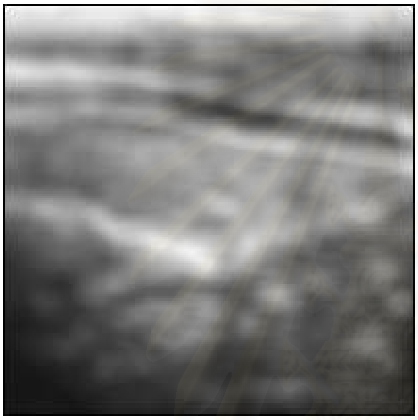
ในที่นี้ได้แบ่งกลุ่มข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์ $a_{2,0}$, $a_{1,1}$ และ $a_{0,2}$ ด้วยระเบียบวิธีการแบ่งกลุ่ม *K*-means ออกเป็น 20 กลุ่ม จากนั้นจึงจะได้ประเมินประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์ของต่อมไทรอยด์และภาพอัลตราซาวนด์ของก้อนเนื้อบริเวณลำคอ โดยในรูปที่ 4.7 และ 4.8 แสดงภาพหลังผ่านการกรองและเส้นขอบที่ตรวจจับได้ด้วยวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนีโดยใช้ขนาดหน้าต่างวงจรกรองขนาด 15x15 พิกเซล 21x21 พิกเซล และ 29x29 พิกเซล ซึ่งใช้เป็นตัวแทนของขนาดหน้าต่างวงจรกรองขนาดเล็ก ขนาดกลาง และขนาดใหญ่สำหรับภาพอัลตราซาวนด์ตามลำดับ จะเห็นได้ว่าภาพของต่อมไทรอยด์ในรูปที่ 4.7 (ก) ซึ่งใช้ขนาดหน้าต่างวงจรกรองขนาด 15x15 พิกเซลนั้นเห็นเส้นขอบภาพได้ค่อนข้างชัดเจนซึ่งเมื่อตรวจจับเส้นขอบภาพออกมาในรูปที่ 4.7 (ข) แสดงให้เห็นถึงโครงสร้างของต่อมไทรอยด์ได้และมีลักษณะใกล้เคียงกับเส้นขอบที่ได้จากวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกในรูปที่ 3.25 (ง) และเมื่อทดสอบที่ขนาดหน้าต่างวงจรกรอง 21x21 พิกเซลเพื่อแสดงผลการกรองระหว่างช่วงขนาดหน้าต่าง 15x15 และ 29x29 พิกเซลจะเห็นได้ว่าเส้นขอบภาพในรูปที่ 4.7 (ง) ที่ได้จากภาพในรูปที่ 4.7 (ค) นั้นสามารถรักษาความต่อเนื่องของเส้นขอบในแต่ละระดับชั้นของเนื้อเยื่อบริเวณลำคอได้ชัดเจน ซึ่งแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการกรองเพื่อให้ภาพที่ได้มีความราบเรียบในแต่ละดับของข้อมูลในส่วนที่ทำการกรองได้ดี เมื่อใช้ขนาดหน้าต่างวงจรกรองขนาดใหญ่ 29x29 พิกเซลจะเห็นได้ว่าในรูปที่ 4.7 (จ) นั้นมีลักษณะที่พร่าลงส่วนเส้นขอบในรูปที่ 4.7 (ฉ) นั้นมีเส้นขอบของสัญญาณรบกวนที่น้อยลงแต่เส้นขอบด้านบนของต่อมไทรอยด์ยังขาดความต่อเนื่องเมื่อเปรียบเทียบกับเส้นขอบที่ได้หลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกในรูปที่ 3.26 (ง) ส่วนภาพของก้อนเนื้อหลังผ่านการกรองในรูปที่ 4.8 (ก) นั้นภาพที่ได้มีความราบเรียบขึ้นแต่ยังน้อยกว่าในรูปที่ 4.8 (ค) โดยจะเห็นได้ว่าเส้นขอบในรูป 4.8 (ข) นั้นยังมีเส้นขอบของสัญญาณรบกวนปนอยู่มาก เมื่อปรับใช้ขนาดหน้าต่างวงจรกรองขนาดใหญ่ขึ้นที่ขนาด 21x21 พิกเซล ภาพที่ได้ในรูปที่ 4.8 (ค) นั้นมีความราบเรียบของความเข้มดีขึ้น แต่เส้นขอบที่ตรวจจับได้ในรูปที่ 4.8 (ง) นั้นยังขาดความต่อเนื่องในลักษณะวงปิดของของก้อนเนื้อและยังมีเส้นขอบสัญญาณรบกวนอยู่พอสมควร ดังนั้นจึงจะทดสอบที่ขนาดหน้าต่างวงจรกรองขนาดใหญ่ 29x29 พิกเซล เส้นขอบในรูปที่ 4.8 (ฉ) ที่ตรวจจับได้จากรูปที่ 4.8 (จ) นั้นมีความต่อเนื่องของเส้นขอบก้อนเนื้อที่ชัดเจน มีเส้นขอบของสัญญาณรบกวนน้อยและมีลักษณะใกล้เคียงกับเส้นขอบ ภาพที่

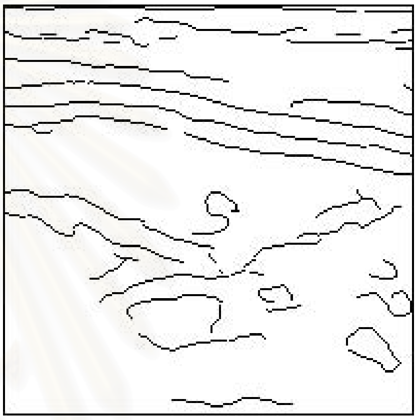
ได้จากวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกในรูปที่ 3.31 (ง) ซึ่งแสดงให้เห็นว่าภาพถ่ายของก้อนเนื้อในลักษณะนี้ต้องการขนาดหน้าต่างวงจรกรองขนาดใหญ่ในการลดทอนสัญญาณรบกวน เช่นเดียวกับวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิกในบทที่ 3 เนื่องมาจากโครงสร้างของภาพดังกล่าวมีลักษณะการกระจายตัวของข้อมูลที่เราสนใจแบบกว้าง ๆ และมีตำแหน่งของเส้นขอบที่เราสนใจอยู่ไม่ทับซ้อนหรือใกล้เคียงกัน ดังนั้นวงจรกรองที่ได้พัฒนาขึ้นมานี้จึงเป็นอีกวิธีหนึ่งในการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์โดยคงสภาพขอบไว้เพื่อเพิ่มความหลากหลายในการนำไปประยุกต์ใช้ในงานวิจัยอื่น ๆ ต่อไป



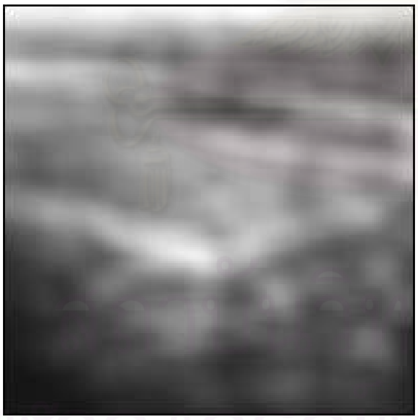


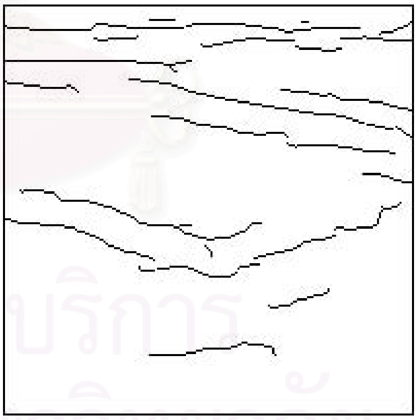
(ก) (ข)





(ค) (ง)





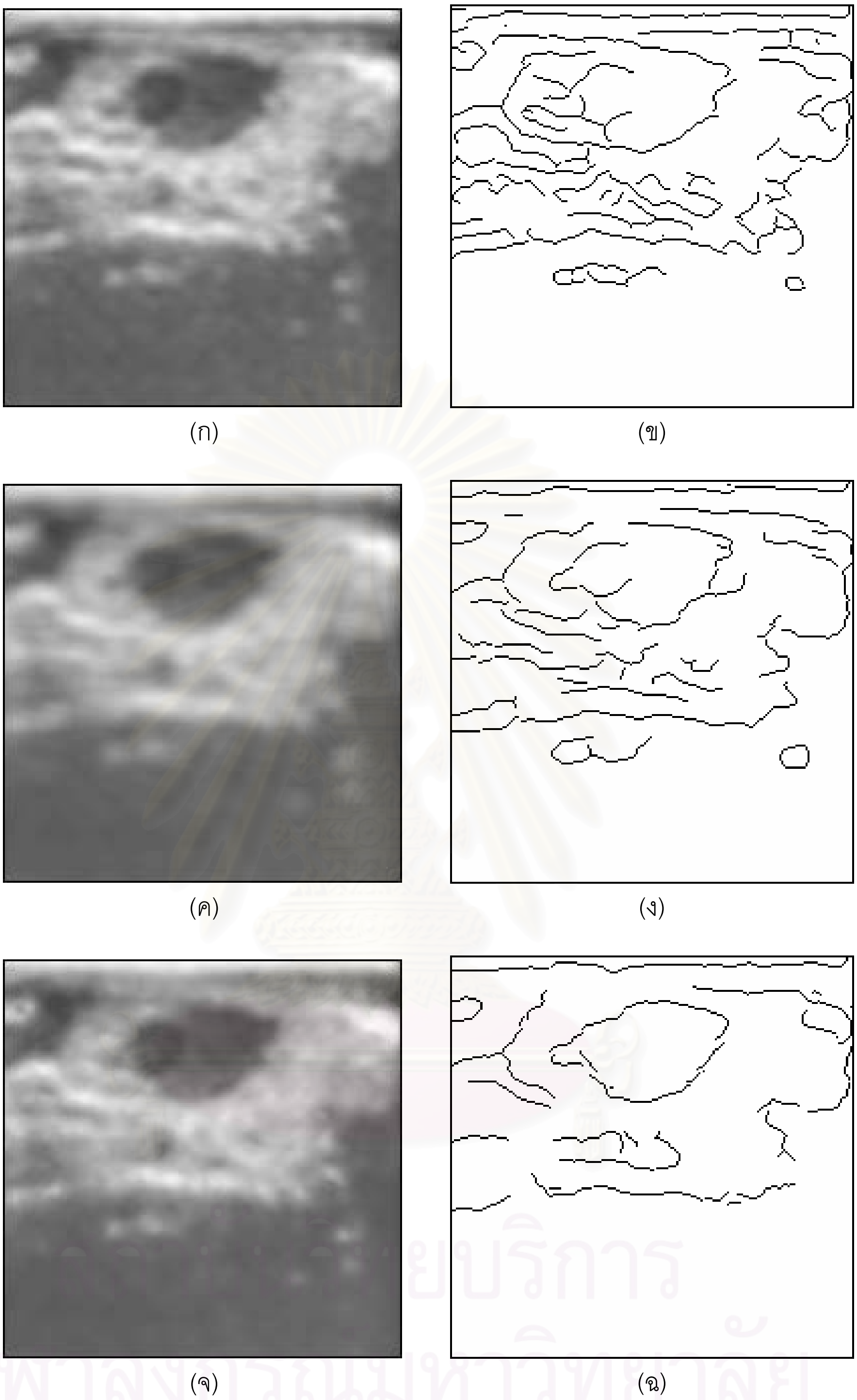
(จ) (ฉ)

รูปที่ 4.7 ภาพและเส้นขอบภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองที่ได้จาก
การขยายผลวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก

(ก) และ (ข) หน้าต่างวงจรกรองขนาด 15x15 พิกเซล

(ค) และ (ง) หน้าต่างวงจรกรองขนาด 21x21 พิกเซล

(จ) และ (ฉ) หน้าต่างวงจรกรองขนาด 29x29 พิกเซล



รูปที่ 4.8 ภาพและเส้นขอบภาพหลังผ่านการกรองด้วยวงจรกรองที่ได้จาก
การขยายผลวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก

(ก) และ (ข) หน้าต่างวงจรกรองขนาด 15x15 พิกเซล

(ค) และ (ง) หน้าต่างวงจรกรองขนาด 21x21 พิกเซล

(จ) และ (ฉ) หน้าต่างวงจรกรองขนาด 29x29 พิกเซล

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัย และข้อเสนอแนะ

เนื้อหาของบทนี้ประกอบด้วยส่วนสำคัญที่สุดสองส่วนคือ ผลสรุปของการทำวิจัย และข้อเสนอแนะสำหรับผู้ที่สนใจทำวิจัยในเรื่องนี้และเรื่องที่เกี่ยวข้อง

5.1 สรุปผลการวิจัย

จุดประสงค์หลักของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เพื่อศึกษาและพัฒนาการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวนด์ทางการแพทย์ และให้สามารถทำงานให้เข้ากันได้กับวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนี เนื่องจากสัญญาณรบกวนดังกล่าวทำให้การตีความหมายภาพเพื่อนำไปวินิจฉัยในทางการแพทย์เป็นไปอย่างลำบาก ดังนั้นการลดทอนสัญญาณรบกวนดังกล่าวจึงมีความจำเป็นอย่างยิ่งก่อนที่จะนำภาพไปตรวจจับเส้นขอบเพื่อเป็นแนวทางในการนำไปวินิจฉัย และให้เห็นสัณฐานของอวัยวะได้ชัดเจนขึ้น โดยวงจรกรองที่นิยมใช้ในการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพอัลตราซาวด์นั้น ประกอบไปด้วยวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้ และวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้ โดยวงจรกรองลดทอนสัญญาณมลทินแบบปรับตัวได้นั้นให้ผลที่ไม่ค่อยดีนักเนื่องจากวงจรกรองนี้ใช้หลักการทำให้ภาพราบเรียบด้วยการหาค่าเฉลี่ยแบบปรับตัวได้ของข้อมูลในย่าน ภาพที่ได้จึงมีลักษณะที่พร่าลงและเส้นขอบของภาพก็ถูกเฉลี่ยไปเช่นกันเป็นเหตุให้การตรวจจับเส้นขอบภาพเป็นไปอย่างไม่มีประสิทธิภาพ ส่วนวงจรกรองมัธยฐานถ่วงน้ำหนักแบบปรับตัวได้นั้นเป็นวงจรกรองที่ถือได้ว่ามีประสิทธิภาพที่ดีในระดับหนึ่งเนื่องจากประมาณค่าเอาต์พุตจากค่ามัธยฐานของข้อมูลซึ่งสอดคล้องกับฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักที่คำนวณได้ในแต่ละตำแหน่ง ทำให้ค่าของข้อมูลที่มากเกินไปหรือน้อยเกินไปถูกกำจัดออกไป จึงไม่ส่งผลกระทบต่อการคงสภาพเส้นขอบมากนัก แต่วงจรกรองดังกล่าวมีข้อเสียอย่างยิ่งในเรื่องของเวลาที่ใช้ในการคำนวณเนื่องจากจะต้องคำนวณฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักในทุก ๆ ครั้งแล้วยังต้องหาค่ามัธฐานของข้อมูลตามค่าถ่วงน้ำหนักที่คำนวณได้ ซึ่งในหลาย ๆ ครั้งค่าที่คำนวณได้เป็นค่าที่สูงมากส่งผลให้เกิดการคำนวณอันมหาศาลจึงไม่เหมาะที่จะเป็นวงจรกรองที่ใช้ในเชิงเวลาจริง ส่วนวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์สองมิติที่ผู้วิจัยเลือกนำมาใช้ในการพัฒนานั้นใช้หลักการแทนที่ระนาบพหุนามกับความเข้มของข้อมูลในย่านที่เราสนใจโดยให้ค่าความผิดพลาดกำลังสองมีค่าน้อยสุด มีความ

ยืดหยุ่นในการปรับอันดับของฟังก์ชันพหุนามและการปรับขนาดหน้าต่างวงจรกรอง อีกทั้งค่าสัมประสิทธิ์ของวงจรกรองสามารถคำนวณได้ล่วงหน้าจึงเป็นวงจรกรองที่มีประสิทธิภาพในด้านเวลาที่ดี แต่วงจรกรองนี้มีข้อจำกัดในเรื่องของการคงสภาพเส้นขอบเนื่องจากการกรองสัญญาณที่บริเวณความถี่สูงนั้นสัญญาณจะถูกเฉลี่ยให้เล็กลงจนไม่อาจตรวจจับเส้นขอบออกมาได้ ซึ่งหากนำโครงสร้างของภาพในธรรมชาติมาพิจารณาจะพบว่าโครงสร้างของภาพส่วนใหญ่เป็นโครงสร้างที่มีลักษณะไม่เป็นไปในทิศทางเดียวกันหรือมีคุณสมบัติแบบแอนไอโซทรอปิก (Anisotropic properties) ดังนั้นจึงได้พัฒนาวงจรกรองดังกล่าวเป็นวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซ-ทรอปิก โดยใช้หลักการในการกรองตามทิศทางและโครงสร้างของภาพแบบกำลังสองน้อยสุด โดยจะเห็นได้ว่าเมื่อนำวงจรกรองที่ได้พัฒนาขึ้นมานี้มาทดสอบกับภาพทดสอบและภาพอัลตราซาวนด์จริงในการลดทอนสัญญาณรบกวนและการคงสภาพเส้นขอบเมื่อนำมาตรวจจับเส้นขอบนั้น ในภาพรวมแล้วให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าวงจรกรองอื่น ๆ อีกทั้งยังสามารถคำนวณค่าสัมประสิทธิ์เตรียมพร้อมของวงจรกรองในแต่ละทิศทางและโครงสร้างได้ล่วงหน้าโดยการควอนไทซ์ระดับทิศทางของโครงสร้างภาพ จึงทำให้มีประสิทธิภาพทางด้านเวลาที่ดีและเหมาะจะนำไปใช้ในเชิงเวลาจริง

นอกจากนี้ยังได้นำเสนอการขยายผลของวงจรกรองซาวิสกี-โกเลย์แบบแอนไอโซทรอปิก ซึ่งเป็นวิธีการสร้างฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักแบบเกาส์ที่ปรับตัวตามโครงสร้างของภาพจากค่าสัมประ-สิทธิ์ความโค้ง ณ ตำแหน่งนั้น ๆ โดยยังคงรักษารักษาหลักการของกำลังสองน้อยสุดไว้ จากการประเมินประสิทธิภาพกับภาพทดสอบที่สังเคราะห์ขึ้นมา จะเห็นได้ว่ามีประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพทดสอบที่ดี มีความทนทานต่อการปรับเปลี่ยนขนาดหน้าต่างของวงจรกรองสูงกว่าวงจรกรองอื่น ๆ แต่วงจรกรองดังกล่าวมีข้อเสียในเรื่องเวลาในการคำนวณเนื่องจากจะต้องสร้างฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักและนำมาผ่านกระบวนการกำลังสองน้อยสุดในทุก ๆ ครั้งที่หน้า-ต่างวงจรกรองเลื่อนไป ดังนั้นการนำไปใช้งานจริงจึงนำระเบียบวิธีการแบ่งกลุ่ม *K*-means มาใช้ในการแบ่งกลุ่มค่าสัมประสิทธิ์ความโค้งเพื่อคำนวณค่าสัมประสิทธิ์เตรียมพร้อมไว้ใช้กับภาพแบบเดียวกันเชิงสถิติ

5.2 ข้อเสนอแนะ

ในการทำวิจัยมีบางปัญหาที่น่าสนใจ และสามารถใช้เป็นหัวข้อในการทำวิจัยต่อไปได้ดังนี้

1. ในการทดสอบระเบียบวิธีของวงจรกรองแต่ละชนิดกับภาพทดสอบมีข้อสังเกตว่า เมื่อใช้ขนาดหน้าต่างวงจรกรองขนาดใหญ่กรองสัญญาณในช่วงความถี่ต่ำจะสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนและให้ความราบเรียบของข้อมูลหลังผ่านการกรองได้ดี แต่จะทำให้สัญญาณให้ย่านความถี่สูงถูกลดทอนลงไปมาก ดังนั้นจึงอาจนำระเบียบวิธีการปรับตัวของขนาดหน้าต่างวงจรกรองมาช่วยในการลดทอนสัญญาณรบกวนโดยยังคงรักษาหลักการกรองแบบกำลังสองน้อยสุดไว้

2. ด้วยการคำนวณแบบเชิงเส้นของวงจรกรองที่ได้พัฒนาขึ้นมานี้ สามารถคำนวณค่าขนาดและมุมของเกรเดียนต์ในภาพได้อย่างรวดเร็ว จึงอาจนำค่าดังกล่าวไปประยุกต์สร้างเป็นวงจรกรองตรวจจับเส้นขอบภาพไปในตัวได้

3. สัญญาณมลทินดังกล่าวยังเกิดขึ้นในภาพเอสเออาร์ (Synthetic Aperture Radar : SAR) จึงอาจนำวงจรกรองดังกล่าวไปปรับปรุงการทำงานเพื่อใช้ในการลดทอนสัญญาณรบกวนให้เข้ากันกับภาพดังกล่าว

4. เส้นขอบที่ตรวจจับได้หลังผ่านกรองสามารถใช้เป็นพื้นฐานที่ดี ในการสร้างระบบวินิจฉัยทางการแพทย์ เช่น การคำนวณพื้นที่ของอวัยวะที่สนใจ หรือการนำไปช่วยในการลากเส้นขอบ เพื่อสร้างภาพสามมิติจากภาพอัลตราซาวนด์ได้ โดยการประยุกต์ใช้งานเหล่านี้ยังต้องการการวิจัยในแนวลึก เพื่อการใช้งานจริงต่อไป

รายการอ้างอิง

1. A.C. Bovik., “Streaking in median filterd images,” *IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 35(Apr.1987):493-503.
2. J. Bamber. and C. Draft., “Adaptive filtering for reduction of speckle in ultrasound pulse-echo images,” *Ultrasonics*, (Jan.1986):41-44.
3. T. Loupas., W. Mcdicken., and P. Allen., “An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasound images,” *IEEE Trans. Circuit and Systems*, 36-1(Jan.1989):129-135.
4. K.Z. Abd-Elmoniem., A. Youssef., and Y. Kadah., “Real-time speckle reduction and coherence enhancement in ultrasound imaging via nonlinear anisotropic diffusion,” *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, 49-9(2002):997-1014.
5. C. Chinrungrueng. and A. Suvichakorn., “Fast edge preserving noise reduction for ultrasound images,” *IEEE Trans. Nuclear Science*, 49-9(2001):849-854.
6. A.N. Evans. and M.S. Nixon., “Mode filtering to reduce ultrasound speckle for feature extraction,” *IEE Proc.-Vis. Image Signal Processing.*, 142-2(Apr.1995).
7. R.F. Wagner., S.W. Smith., J.M. Sandrik., and H. Lopez., “Statistics of speckle in ultrasound b-scans,” *IEEE Trans. On Sonics and Ultrasonics*, 30-3(May.1983):456-163.
8. V. Dutt. and J.F. Greenleaf., “Adaptive Speckle Reduction Filter for Log-Compressed B-Scan Images”, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 15(1996):802-813.
9. A. Savitzky. and M.J.E. Golay., “Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedure,” *Analytical Chemistry*, vol. 36, pp. 1627–1639, 1964.
10. C. Chinrungrueng. and P. Toonkum., “Real-Time Speckle Reduction and Coherence Enhancement of Ultrasound Images Based on Anisotropic Savitzky-Golay Filters,” 2004 *IEEE International Conference on System, Man and Cybernetic*, The Hague, The Netherlands, October 10-13, 2004.

11. C. Chinrungrueng. and P. Toonkum., “Directional Savitzky-Golay Filters for Real-Time Speckle Reduction and Coherence Enhancement of Medical Ultrasound Images,” TENCON 2004 *IEEE International Technical Conference on Analog and Digital Techniques in Electrical Engineering*, Chiangmai, Thailand, November 21-24, 2004.
12. C. Chinrungrueng. and P. Toonkum., “Real-Time Speckle Reduction and Coherence Enhancement of Ultrasound Images Based on Mixture of Anisotropic Savitzky-Golay Filters,” 2004 *IEEE Medical Imaging Conference*, Rome, Italy, October 19-22, 2004.
13. J. Canny., “A computational approach to edge detector,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, PAMI-8(June.1986):679-697.
14. Richard O. Duda., Peter E. Hart and David G. Stork, *Pattern Classification*. 2nd ed. (n.p.):John Wiley & Sons, 2001.
15. R. C. Gonzalez. and R.E. Woods., *Digital Image Processing*. 2nd (n.p.):Addison Wesley, 1983.
16. Erwin Kreyszig., *Advanced Engineering Mathematics.* 8th (n.p.):Jonh Wiley & Sons, Inc., 1999.
17. ศรัณย์ วงศ์วรพิทักษ์., ประเมินวงจรตรวจวัดเส้นขอบแบบประมาณฟังก์ชันพหุนามกำลังสองน้อยสุดสำหรับภาพอัลตราซาวนด์ทางการแพทย์, วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2546.

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

หลักการคำนวณวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนี

วงจรตรวจจับเส้นขอบแคนนีได้จากการคำนวณเพื่อหาวิธีการตรวจจับเส้นขอบขั้น (Step edge) ในภาวะสัญญาณรบกวนขาวที่ดีที่สุดใน 3 เงื่อนไงคือ

- การตรวจจับเส้นขอบดีที่สุด ต้องไม่มีเส้นขอบใดที่หายไป และต้องไม่เกิดเส้นขอบเกินต้องการ
- มีความผิดพลาดของตำแหน่งเส้นขอบที่คำนวณได้กับเส้นขอบจริงน้อยที่สุด
- เกิดเป็นผลตอบเดียวต่อหนึ่งเส้นขอบ

วิธีการคำนวณเพื่อให้ได้ทั้งสามเงื่อนไขทำได้โดยใช้หลัก Optimization อย่างไรก็ดีเราสามารถลดความซับซ้อนของวิธีการดังกล่าวลงโดยการประมาณด้วยเกรเดียนต์ของฟังก์ชันแบบเกาส์เซียน (ความผิดพลาดจากการประมาณมีค่าน้อยกว่า 20 เปอร์เซนต์) มีขั้นตอนการทำงานโดยสังเขปดังนี้

1. ทำคอนโวลูชันฟังก์ชันเกาส์เซียนสองมิติ แล้วหาค่าเกรเดียนต์ของผลลัพธ์ที่ได้ การทำคอนโวลูชันภาพด้วยฟังก์ชันเกาส์เซียนจะเป็นการลดทอนสัญญาณรบกวน เพื่อลดความไวของการตรวจจับเส้นขอบต่อสัญญาณรบกวน จากนั้นทำคอนโวลูชันอีกครั้งด้วยอนุพันธ์อันดับที่หนึ่งของฟังก์ชันเกาส์เซียนในทิศทางตั้งฉากกับเส้นขอบ ผลลัพธ์ที่ได้จะมีค่าสูงสุดที่ตำแหน่งขอบ การปรับความกว้างของฟังก์ชันเกาส์เซียนให้มากขึ้นจะส่งผลให้วงจรตรวจจับเส้นขอบที่มัวไม่ชัดเจน มีสมรรถนะดีขึ้นเพราะผลตอบของเส้นขอบที่มัวจะแรงขึ้น แต่บริเวณดังกล่าวต้องมีการลดทอนสัญญาณรบกวนมาอย่างดีแล้วด้วยในขณะที่การปรับให้มีความกว้างน้อย ๆ จะทำให้ตรวจจับเส้นขอบที่คมชัดได้ดีและเร็ว
2. เนื่องจากตำแหน่งขอบควรจะอยู่ที่ตำแหน่งค่าเกรเดียนต์สูงสุด ค่าเกรเดียนต์ที่ไม่ใช่ค่ามากที่สุดจะถูกลดทอนไปเพื่อให้ได้ผลตอบแทนชัดเจนขึ้น (Non-maxima suppression)

3. ตัดสินว่าค่าใดควรเป็นขอบ ใช้การตัดสินด้วยค่าระดับแบบฮิสเตอรีซิส (Hysteresis thresholding) โดยมีค่าระดับสองค่า $s,t;t>s$ ถ้าผลลัพธ์ที่ได้จากข้อสองมากกว่าค่า t จะยอมรับทันทีว่าเป็นขอบ ถ้าน้อยกว่าค่า s จะปฏิเสธทันทีว่าไม่ใช่ขอบ แต่ถ้าค่าที่ได้อยู่ในช่วง (s,t) จะยอมรับว่าจุดดังกล่าวอยู่บนเส้นขอบก็ต่อเมื่อจุดนั้นเชื่อมต่อกับจุดที่มีค่าเกรเดียนต์มากกว่าค่า s การเลือกค่าระดับทั้งสองค่าทำได้โดยพิจารณาฮิสโตรแกรมของขนาดเกรเดียนต์ของความเข้มในหน้าต่างที่พิจารณา จากเหตุผลที่ว่าเมื่อทำคอนโวลูชันด้วยฟังก์ชันเกาส์เซียน สัญญาณรบกวนที่กระจัดกระจายอยู่ทั่วไป ควรให้ผลตอบต่อวงจรตรวจจับเส้นขอบเป็นค่าน้อย ๆ และมีการแจกแจงแบบเกาส์เซียน ในขณะที่เส้นขอบจริงให้ผลตอบที่มีค่าใหญ่และเกิดขึ้นไม่บ่อยนัก ในบทความของแคนนีเสนอว่าสัญญาณรบกวนจะให้ผลตอบอยู่ที่เปอร์เซ็นไทล์ต่ำ ๆ ประมาณร้อยละ 80 เราสามารถใช้ข้อมูลนี้เป็นหลักการในการเลือกค่าระดับ t เพื่อแยกระหว่างสัญญาณรบกวนและขอบที่ต้องการได้ ส่วนค่าระดับ s จะเป็นสัดส่วนกับ t โดย $s:t \approx 1:2-3$

ขั้นตอนการทำงานดังกล่าว ทำให้วงจรตรวจจับเส้นขอบแบบแคนนีมีคุณสมบัติตรวจจับขอบได้ดี มีระยะทางคลาดเคลื่อนระหว่างตำแหน่งขอบที่คำนวณได้กับตำแหน่งจริงต่ำ (Good localization) และให้ผลตอบชัดเจนเพียงผลตอบแทนเดียวต่อหนึ่งขอบ

ภาคผนวก ข

บทความที่ได้รับการเผยแพร่

1. C. Chinrungrueng and P. Toonkum, “Real-Time Speckle Reduction and Coherence Enhancement of Ultrasound Images Based on Anisotropic Savitzky-Golay Filters,” 2004 *IEEE International Conference on System, Man and Cybernetic*, The Hague, The Netherlands, October 10-13, 2004.

2. C. Chinrungrueng and P. Toonkum, “Real-Time Speckle Reduction and Coherence Enhancement of Ultrasound Images Based on Mixture of Anisotropic Savitzky-Golay Filters,” 2004 *IEEE Medical Imaging Conference*, Rome, Italy, October 19-22, 2004.

3. C. Chinrungrueng and P. Toonkum, “Directional Savitzky-Golay Filters for Real-Time Speckle Reduction and Coherence Enhancement of Medical Ultrasound Images,” TENCON 2004 *IEEE International Technical Conference on Analog and Digital Techniques in Electrical Engineering*, Chiangmai, Thailand, November 21-24, 2004.

Real-Time Speckle Reduction and Coherence Enhancement of Ultrasound Images Based on Anisotropic Savitzky-Golay Filters*

Chedsada Chinrungrueng and Pollakrit Toonkum
Department of Electrical Engineering
Chulalongkorn University
Bangkok, Thailand
chedsada.c@chula.ac.th and pollakrit.t@student.netserv.chula.ac.th

Abstract – *This paper describes a new filtering algorithm developed for real-time speckle reduction and coherence enhancement of ultrasound images. The new filter, referred to as the* Anisotropic Savitzky-Golay *filter, is the two-dimensional weighted Savitzky-Golay filter enhanced with a mechanism for adjusting both the degree and direction of the smoothing to match the anisotropic properties of each local regions in the image. The results comparing the new filter with Adaptive Speckle Reduction and Adaptive Weighted Median filters on a synthetic test pattern and an ultrasound thyroid image are also reported.*

Keywords: Speckle reduction, coherence enhancement, anisotropic Savitzky-Golay filter, Adaptive Speckle Reduction, Adaptive Weighted Median filter, ultrasound images.

1 Introduction

Ultrasound imaging technique has been widely used for medical diagnosis, as well as nondestructive evaluation of livestock and manufactured parts. However, the presence of random speckle noise makes human interpretation and computer-aided ultrasound image diagnosis a highly difficult task. It is thus necessary that we remove speckle noise from the images before they are further processed.

Filters developed for real-time speckle reduction in ultrasound images include Adaptive Speckle Reduction (ASR) and Adaptive Weighted Median (AWM) filtering. ASR filtering [1] depends on the signal-to-noise ratio (SNR) to define a varying degree of smoothing according to the deviation of the speckle pattern from the fully formed speckle (FFS), which is known to follow a Rayleigh distribution. In AWM filtering [3], each output pixel is replaced by the weighted median of a local neighborhood whose width is determined based on the SNR around that pixel. However, these filters possess limited ability in coherent enhancement since they concern only the degree of smoothing, ignoring to adapt their smoothing direction to conform to that of the *image anisotropy*, which arises from coherent or specular structures at each local region.

In this paper, we describe a new filtering algorithm developed for *real-time* speckle reduction and coherence enhancement of ultrasound images. The new filter, referred to as the *anisotropic Savitzky-Golay* (ASG) filter, is the two-dimensional (2-D) weighted Savitzky-Golay (WSG) filter [2] enhanced with a mechanism for determining the filter weighting so that both the *degree* and *direction* of smoothing match the anisotropic properties of each local regions in the image.

2 2-D Weighted Savitzky-Golay Filters

Let an image of $U \times V$ pixels be represented by a 2-D data array $f(u, v)$, where $u \in [1, \ldots, U]$ and $v \in [1, \ldots, V]$. Define a $(2L+1)\times(2L+1)$ window centered at (i, j) as:

$$\mathcal{D}_{i,j} = \{\, f(i+m, j+n) : -L \le m \le L, \quad -L \le n \le L \,\}. \tag{1}$$

Let $p_{i,j}$ be a 2-D polynomial of the form:

$$p_{i,j}(m,n) = \sum_{s=0}^{S} \sum_{t=0}^{T} a_{i,j}(s,t)\, m^s n^t, \tag{2}$$

where m and n are integers defined according to (1), and S and T are the highest order of m and n, respectively. The 2-D weighted Savitzky-Golay (WSG) filtering algorithm computes the output at position (i, j) by least squares fitting polynomial $p_{i,j}$ to the pixel intensity f contained in window

$\mathcal{D}_{i,j}$; and then setting the output of the filter to be $p_{i,j}(0,0)$, namely $a_{i,j}(0,0)$.

The objective function of the least squares fitting employed in the 2-D WSG filtering is defined as:

$$\sum_{m,n\in\mathcal{D}_{i,j}} w_{i,j}(m,n)\{f(i+m,j+n)-p_{i,j}(m,n)\}^2, \quad (3)$$

where $w_{i,j}$ is a weighting function defined over the window $\mathcal{D}_{i,j}$. In order to perform polynomial least squares fitting efficiently, we choose to extend the principle developed in the 1-D Savitzky-Golay filtering algorithm [4]. Such principle allows us to reduce the 2-D polynomial fitting to simply calculating the linear combination of image data f in $\mathcal{D}_{i,j}$.

To derive $p_{i,j}(0,0)$, we start by defining $\vec{a}_{i,j}$ as a vector containing all coefficients $a_{i,j}(s,t)$ of polynomial $p_{i,j}$ defined in (2). To arrange all coefficients $a_{i,j}(s,t)$ into such vector, we re-order them serially based on index $r\in[\,1,\ldots,(S+1)(T+1)\,]$. Introducing index functions:

$$\begin{aligned} s(r) &= \lfloor (r-1)/(T+1)\rfloor \\ t(r) &= (r-1) \bmod (T+1)\,, \end{aligned}$$

where $\lfloor\ \rfloor$ denotes the floor function and mod the modulo function, we can write $\vec{a}_{i,j}$ in the form:

$$\vec{a}_{i,j} = (\,a(s(r),t(r)) : r=1,\ldots,(S+1)(T+1)\,)^T. \quad (4)$$

Similarly, by introducing index functions:

$$\begin{aligned} m(q) &= \lfloor (q-1)/(2L-1)\rfloor - L + 1 \\ n(q) &= (q-1) \bmod (2L-1) - L + 1 \end{aligned}$$

we can put $f(i+m,j+n)$ contained in $\mathcal{D}_{i,j}$ into vector form as

$$\vec{f}_{i,j} = (\,f(i+m(q),j+n(q)) : q=1,\ldots,(2L-1)^2\,)^T. \quad (5)$$

Based on the above definitions of $\vec{a}_{i,j}$ and $\vec{f}_{i,j}$, we define the design matrix $\mathbf{A}$ as

$$A_{qr} = m(q)^{s(r)}\, n(q)^{t(r)}. \quad (6)$$

Correspondingly, we can rewritten the least squares objective function defined in (3) as

$$\epsilon_{i,j} = (\mathbf{A}\vec{a}_{i,j}-\vec{f}_{i,j})^T\mathbf{W}\,(\mathbf{A}\vec{a}_{i,j}-\vec{f}_{i,j}), \quad (7)$$

where $\mathbf{W}$ is a diagonal matrix with its qth diagonal element defined as $w_{i,j}(m(q),n(q))$. Solving the normal equation with respect to the above objective function, we have

$$\vec{a}_{i,j} = (\mathbf{A}^T\mathbf{W}\mathbf{A})^{-1}(\mathbf{A}^T\mathbf{W}\vec{f}_{i,j}). \quad (8)$$

As $p_{i,j}(0,0)$ is equal to $a_{i,j}(0,0)$, the first element of vector $\vec{a}_{i,j}$, it can be symbolically expressed according to Eq.(8) as:

$$p_{i,j}(0,0) \;=\; \sum_{q=1}^{(2L-1)^2} b_q\, f(i+m(q),j+n(q)), \quad (9)$$

where

$$b_q = \left\{(\mathbf{A}^T\mathbf{W}\mathbf{A})^{-1}(\mathbf{A}^T\mathbf{W}\vec{e}_q)\right\}_1. \quad (10)$$

Notation $\vec{e}_q$ denotes a unit vector of which the qth element is equal to one, and $\{\ \}_1$ denotes the first element of vector. Eq. (9) indicates that there exists a particular set of coefficients b_q which allows us to automatically accomplish the process of polynomial least-squares fitting by simply calculating the linear combination of image intensity $f(i+m,j+n)$ in window $\mathcal{D}_{i,j}$. The fact that coefficient b_q depends only on design matrix $\mathbf{A}$ and that such matrix $\mathbf{A}$ is known in advance permit us to compute coefficient b_q prior to the filtering operation. Moreover, since design matrix $\mathbf{A}$ is constant for all position (i,j), we need only to compute the coefficient b_q once for the entire filtering operation, making the process highly computation efficient.

3 Anisotropic Savitzky-Golay Filters

The *Anisotropic Savitzky-Golay* (ASG) filter is the (2-D) WSG filter enhanced with a mechanism for determining the least squares weighting so that both the *degree* and *direction* of smoothing match the anisotropic properties of each local regions in the image. The ASG filtering algorithm can be viewed as a two-stage process outlined below.

The first stage computes the image anisotropy due to the local coherence. As the coherence is reflected in the local contour and its associated curvature principal direction, we propose to measure such anisotropy at position (i,j) by the local curvatures (eigenvalues) of the Hessian matrix:

$$\begin{bmatrix} f_{uu}(i,j) & f_{uv}(i,j) \\ f_{uv}(i,j) & f_{vv}(i,j) \end{bmatrix}. \quad (11)$$

To compute derivatives f_{uu}, f_{uv}, and f_{vv}, we apply the principle of the least squares polynomial surface fits similar to that employed in the 2-D WSG filtering (described in section 2). The difference is that, instead of computing coefficient $a_{i,j}(0,0)$ as in the WSG filtering, we compute $2a_{i,j}(2,0)$, $a_{i,j}(1,1)$, and $2a_{i,j}(0,2)$; and then use these derived coefficients as the estimates of $f_{uu}(i,j)$, $f_{vu}(i,j)$, and $f_{vv}(i,j)$, respectively. For all of these derivatives computation, we set all the weighting function $w_{i,j}$ to be the neutral value of one.

The second stage performs the WSG filtering. In order for both the degree and direction of the WSG filter to conform to the image anisotropy, we choose to define the weighting function $w_{i,j}$ in the least squares objective function (3) by the curvatures and their associated principal directions derived from the first stage.

Let λ_1 be the maximum curvature and λ_2 be the minimum curvature. Based on the absolute difference $|\,|\lambda_1|-|\lambda_2|\,|$, we classify each local region within the image into one of the following three categories:

1. Isotropic regions, which correspond to image areas with $||\lambda_1| - |\lambda_2|| \leq \epsilon$, where ϵ is a positive value close to zero. Visually, such regions reflect image areas with no coherent or specular structures, and are corrupted with fully formed speckle. The WSG filter for suppressing speckle noise in these areas employs the weighting function $w_{i,j}$ of the form:

$$w_{i,j}(m,n) = \sigma^{m^2+n^2}, \tag{12}$$

where σ is a positive number less than one, used for controlling the degree of smoothing. As this weighting function is invariant with respect to the rotation around the window center (i,j), the resultant WSG filter possesses isotropic smoothing characteristics.

2. Anisotropic regions, which correspond to image areas with $\epsilon < ||\lambda_1| - |\lambda_2|| \leq \delta$, where δ is a threshold determined based on the speckle statistics. These local regions visually reflect areas with spatially varying unresolved structures. To define the weighting function $w_{i,j}$ for suppressing noise in this anisotropic regions, we investigate the orientation of the *principal curvature axes* in the coordinate of filter window $\mathcal{D}_{i,j}$, as depicted in Figure 1. Let $\vec{\eta}_1$ be a unit vector representing the *principal maximum curvature direction* and $\vec{\eta}_2$ be a unit vector representing the *principal minimum curvature direction*. For any pixel (m,n), we define vector $\vec{p}$ pointing from the window center (i,j) to such position (m,n). Such vector $\vec{p}$ can be decomposed into two components based on the new coordinate system oriented according to $\vec{\eta}_1$ and $\vec{\eta}_2$ as:

$$\vec{p} = r\cos(\alpha-\theta)\vec{\eta}_1 + r\sin(\alpha-\theta)\vec{\eta}_2, \tag{13}$$

where $r = (m^2+n^2)^{\frac{1}{2}}$, $\alpha = \arctan(n/m)$, and θ is the angle between $\vec{\eta}_1$ and $\vec{u}$-axis. To control the smoothing direction of the ASG filter so that the degree of smoothing along $\vec{\eta}_2$ is higher than that along $\vec{\eta}_1$, we choose to define the weighting function as:

$$w_{i,j}(m,n) = \sigma_1^{r^2\cos^2(\alpha-\theta)}\sigma_2^{r^2\sin^2(\alpha-\theta)}, \tag{14}$$

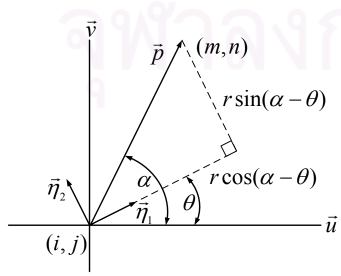


Figure 1: The orientation of the curvature directions in the coordinate of window $\mathcal{D}_{i,j}$

where parameters σ_1 and σ_2 are constants and satisfy condition $0 < \sigma_1 < \sigma_2 < 1$, so that the filtering can be more smooth along the $\vec{\eta}_2$-direction than along the $\vec{\eta}_1$-direction.

3. Specular regions, which correspond to image areas with $||\lambda_1| - |\lambda_2|| > \delta$. The examples of the specular regions are organ surfaces and blood vessels. For these regions, the normal 2-D WSG filtering is reduced to be merely a 1-D smoothing in the principal minimum variation direction.

For the WSG filter employed in each category to generate its output efficiently, we can pre-compute the filter coefficients using the formula described in section 2, thus reducing the filtering process based on the weighted least-squares fitting to only the convolution operation. However, since the orientation of $\vec{\eta}_1$ is continuous varying from 0 to 2π, the number of the WSG filters employed in the anisotropic region might become infinite. To avoid such problem, we discretize the orientation of η_1 into a set of finite reference orientations, each of which is then used to determine a distinct weighting function $w_{i,j}$ for defining the WSG filter.

4 Performance Evaluation

In this section we evaluate the performance of the ASG filter in speckle noise reduction and in coherence enhancement on a synthetic test pattern and on an ultrasound thyroid image.

In the first problem, we test the ASG filter and compared against the WSG filter on the synthetic test pattern of 200×200 pixels, depicted in Figure 2(a). The corresponding edges of such test pattern derived using *Canny*'s edge detector is shown in Figure 2(b). To generate a speckle-corrupted test pattern, we multiply each pixel of the test pattern by a random value generated according to the Rayleigh probability distribution of mean one. Based on this corrupted test pattern, we perform a series of filtering: the ASG and the WSG filtering with window sizes ranging from 5×5, 7×7, ..., 49×49, 51×51 pixels, are applied to smooth the test image. We define polynomial $p_{i,j}$ of both ASG and WSG filters to be of order *two* in both m and n. We set parameters σ_1 and σ_2 of the ASG filter to 0.9 and 0.95, respectively. The smoothed images obtained from the filtering are applied as inputs to Canny's edge detector, and the resultant edges are visually compared with the uncorrupted edges shown in Fig 2(b). We find that the best resultant edges for both the ASG and the WSG filters are produced when both filters have the window size of 15×15 pixels. Figure 2(c) and (d) depicts the edges obtained from the ASG and WSG filters with window size of 15×15 pixels. Notice that the edges obtained from the ASG filter are much closer to the uncorrupted edges depicted in Figure 2(b) than those obtained from the WSG filter. The edges associated with

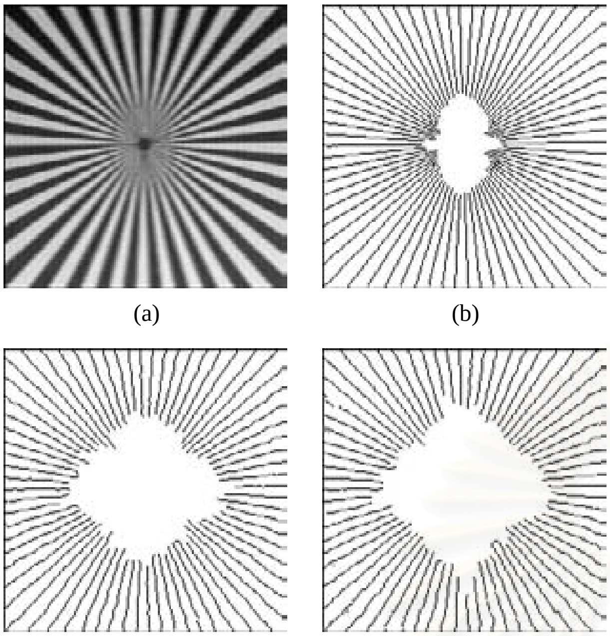


Figure 2: (a) The test pattern. (b) The edges derived from Figure (a) using Canny's edge detector. (c) The edges derived from the corrupted test pattern filtered with the ASG filter with window size of 15×15 pixels. (d) The edges derived from the corrupted test pattern filtered with the WSG filter with window size of 15×15 pixels.

ASG filter seem to be much sharper and more connected than those associated with the WSG filter. In additional, the middle area, where the edges are undetected, seems to be smaller in the case of the ASG filter than in the case of the WSG filter.

As a complimentary study to the first problem, we compare the performance of the ASG filter with that of two commonly used real-time ultrasound image filtering algorithms:

- the Adaptive Speckle Reduction (ASR) filter:
  The output of the ASR filter at position (i, j) is defined as:

$$y(i,j) = \mu(i,j) + (1 - \mu_n \frac{\mu(i,j)}{\sigma^2(i,j)})(f(i,j) - \mu(i,j)), \tag{15}$$

  where constant μ_n is the mean in a region corresponding to fully formed speckle, and $\mu(i,j)$ and $\sigma^2(i,j)$ are the mean and variance of all pixels within the filter window centered at (i, j), respectively.

- The Adaptive Weighted Median (AWM) filter:
  The output of the AWM filter at position (i, j) is defined as the *weighted median* of all the pixels within the filter window with weighting coefficeints:

$$w(m,n) = [w_0 - \kappa \frac{\sigma^2(i,j)d(m,n)}{\mu(i,j)}], \tag{16}$$

  where w_0 is the weighting at the window center; κ is a scaling constant; $d(m, n)$ is the distance of position (m, n) from the window center (i, j); and $\mu(i, j)$ and $\sigma^2(i, j)$ are the mean and variance of all pixels within the window centered at (i, j). Symbol $[x]$ denotes the nearest integer to x if x is positive, or zero if x is negative.

These three filters are tested on an ultrasound thyroid image of 512×512 pixels, depicted in Figure 3(a). Figure 3(b) portrays the edges derived by applying Canny's edge detector directly to the thyroid test image without any filtering. It appears to contain numerous noise edges masking the real thyroid boundary, thus making it impossible to segment the thyroid out from the background.

Similar to the first problem, we also define polynomial $p_{i,j}$ of the ASG filter in this evaluation to be of order *two* in both m and n, and set parameters σ_1 and σ_2 of the ASG filter to be 0.9 and 0.95, respectively. We set μ_n in ASR filter to be 1, and w_0 and κ in the AWM filter to be 99 and 20, respectively. We then employ the ASG, ASR, and AWM filters with window sizes ranging from 3×3, 5×5, ..., 51×51, 53×53 pixels to filter the thyroid image. The resultant images obtained from these filters are passed as inputs to Canny's edge detector, and the derived edges are then visually judged and compared.

For the resultant edges obtained from the images pre-processed by the ASG filter, we find that those filtered with window sizes ranging from 11×11 pixels to 17×17 pixels produce the edges which seem to be best compromise between the fine detail preservation and speckle noise suppression. As an example, we display in Figure 3(c) the thyroid image pre-processed by the ASG filter with window size of 15×15 pixels, and in Figure 3(d) the corresponding edges derived using Canny's edge detector.

Figure 3(e) and (g) depict the thyroid images pre-processed by the ASR and AWM filters with window size of 15×15 pixels, and Figure 3(f) and (h) depict their corresponding edges derived using Canny's edge detector. Note that the area inside the thyroid of Figure 3(e) and (g) becomes highly blur, making their original fine texture unperceivable. For the ASR and AWM filters with window size larger than 15×15 pixels, the blur area extends beyond the boundaries, diffusing the regions inside and those outside of the thyroid together and thus making the segmentation impossible. For the ASR and AWM filters with window size smaller than 15×15 pixels, the cluttering noise edges appear to be highly numerous, preventing us from distinguishing the thyroid outlines. Figure 3(e) and (g) also reveal that both ASR and AWM filters possess limited ability to suppress noise near edge and feature regions as evident from the fact that the noise or speckle in the neighborhoods of features with high contrast, i.e., the area around the thyroid boundaries, remain almost unfiltered.

5 Conclusions

The preliminary evaluation in Section 4 indicates that the ASG filter is more effective in both reducing speckle noise and coherence enhancement than both ASR and AWM filters. This better performance is attributed to the following two factors: The first factor is that the ASG filter derives the image estimate via the much flexible 2-D polynomial weighted least squares fitting, as contrast to the other filters which attempt to estimate the image intensities in the window by a constant. The second factor is that the ASG filter adjusts its weighting in the least square fit so that the smoothing degree and direction conform to the anisotropy in each local region. Since the computation of the ASG filter is rather simple, i.e., involving mostly of two linear convolution operations, such new technique has a large potential in real-time ultrasound imaging enhancement and in assisting automated segmentation.

Acknowledgements

This work was jointly supported by Thailand Research Fund under Grant Number RSA4580027; Ratchadaphisek Somphot Endowment, Chulalongkorn University; and the Fund from the Cooperative Project between Department of Electrical Engineering and Private Sector for Research and Development.

References

[1] J.C. Bamber and C. Daft. "Adaptive filtering for reduction of speckle in ultrasound pulse-echo images," *Ultrasonics*, pp. 41–44, Jan 1986.

[2] C. Chinrungrueng and A. Suvichakorn. "Fast edge preserving noise reduction for ultrasound images," *IEEE Trans. Nuclear Science*, vol. 48, no. 3, pp. 849–854, Jun 2001.

[3] T. Loupas, W.N. Mcdicken, and P.L. Allen. "An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasound images," *IEEE Trans. Circuit and Systems*, vol. 36, no. 1, pp. 129–135, Jan 1989.

[4] A. Savitzky and M.J.E. Golay. "Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedure," *Analytical Chemistry*, vol. 36, pp. 1627–1639, 1964.

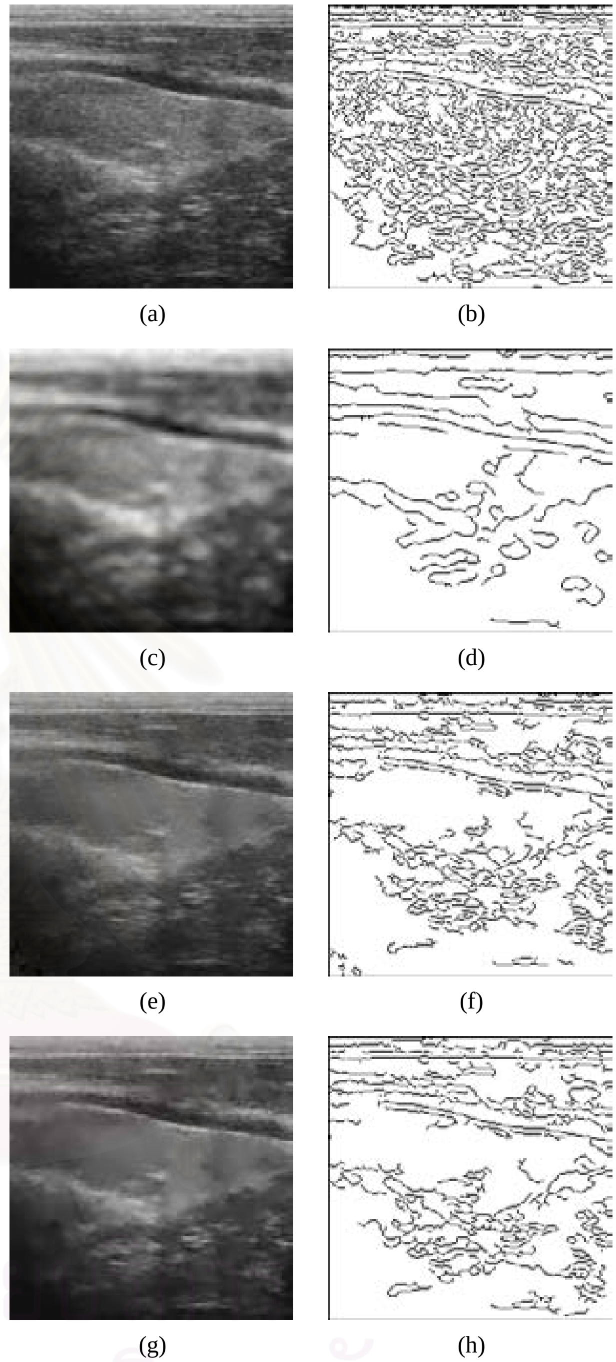


Figure 3: (a) The ultrasound thyroid image. (b) The edges of (a) derived using Canny's edge detector. (c) Resultant image obtained from the ASG filter with window size of 15×15 pixels. (d) The edges of (c) derived using Canny's edge detector. (e) Resultant image obtained from the ASR filter with window size of 15×15 pixels. (f) The edges of (e) derived using Canny's edge detector. (g) Resultant image obtained from the AWM filter with window size of 15×15 pixels. (h) The edges of (g) derived using Canny's edge detector.

Real-Time Speckle Reduction and Coherence Enhancement of Ultrasound Images Based on Mixture of Anisotropic Savitzky-Golay Filters

Chedsada Chinrungrueng and Pollakrit Toonkum

Abstract— **This paper describes a new filtering algorithm developed for real-time speckle reduction and coherence enhancement of ultrasound images. The new filter, referred to as the *Mixture of Anisotropic Savitzky-Golay filters*, is a collection of two-dimensional weighted Savitzky-Golay filters, each enhanced with a mechanism for adjusting both the degree and direction of the smoothing so that they both match the anisotropic properties of each local regions in the image. The results comparing the new filter algorithm with Adaptive Speckle Reduction and Adaptive Weighted Median filters on a synthetic test pattern and a ultrasound cyst image are also reported.**

Index Terms— **Speckle reduction, coherence enhancement, ultrasound images, anisotropic filtering, Savitzky-Golay filters.**

I. Introduction

ULTRASOUND imaging technique has been widely used for medical diagnosis. However, the presence of random speckle noise makes human interpretation and computer-aided ultrasound image diagnosis a highly difficult task. It is thus necessary that we remove speckle noise from the images before they are further processed.

Speckle is a random, deterministic, interference pattern in an image formed by a coherent sum of individual backscattered signal echoed back from a scattering medium. The nature of the speckle pattern highly depends on the characteristics of scatterers within the resolution cell. When the number of scatterers is large within the resolution cell, the probability density function of the envelope of the signal can be modeled as a Rayleigh distribution [1]. On the other hand, when the number of scatterers in the resolution cell is low or when the effective scatterer density is reduced due to correlation in scatterers, the probability density function deviates from the Rayleigh distribution, becomes that of the K-distribution or the Rician distribution [2].

Clinical ultrasound imaging systems usually employ nonlienar signal processing to reduce the dynamic range of the echo signal to match the smaller dynamic range of the display monitor. This reduction in dynamic range is normally achieved through a logarithmic compression, which selectively compresses large input signal and help emphasize objects with weak backscatters. Such logarithmic compression changes the characteristics of the signal probability density function. In particular, it affects the high intensity tail of the Rayleigh and Rician probability density functions more than the low intensity part.

Commonly used low-pass filters, such as, the mean filter or the median filter, are not suitable for reducing the speckle noise of ultrasound images as they tend to blur the important features in the image along with noise as in the mean filter, or cause edge jitters as in the median filter. Filters developed for real-time speckle reduction in ultrasound images include adaptive speckle reduction (ASR) and adaptive weighted median (AWM) filtering. ASR filtering [3] depends on the signal-to-noise ratio (SNR) and possibly the autocorrelation function to define a varying degree of smoothing according to the deviation of the speckle pattern from the fully formed speckle (FFS), which is known to follow the Rayleigh distribution. In AWM filtering [4], each output pixel is replaced by the weighted median of a local neighborhood whose width is determined based on the SNR around that pixel. Compared to commonly used median filter, the aforementioned filters have shown to be better in reducing speckle noise and retaining image edges. However, these filters possess limited ability in coherent enhancement since they concern only the *degree* of smoothing, ignoring to adapt their smoothing *direction* to conform to that of the *image anisotropy*, arising from coherent or specular structures at each local region.

Anisotropic diffusion filtering [5], which controls both the *degree* and *direction* of its smoothing characteristics, has been devoloped and shown to be effective in reducing the speckle and enhancing the coherence in ultrasound images [6]. However, as such technique requires solving a system of partial differential equations, its computation is highly expensive and time consuming, making it unsuitable for real-time processing.

This paper aims to address the problem of adapting both the degree and direction of a smoothing filter to match that of the image feature. In this paper, we describe a new filtering algorithm developed for *real-time* speckle reduction and coherence enhancement of *log-compressed ultrasound images*. The new filter, referred to as the *Mixture of Anisotropic Savitzky-Golay Filters*, is a collection of the two-dimensional (2-D) weighted Savitzky-Golay (WSG) filters [7] enhanced with a mechanism for determining the filter weighting so that both the *degree* and *direction* of smoothing match the anisotropic properties of each local regions in the image.

The authors are with the Department of Electrical Engineering, Chulalongkorn University, Bangkok, 10330, Thailand (e-mail: chedsada.c@chula.ac.th and pollakrit.t@student.netserv.chula.ac.th).

II. Statistical Properties of Speckle Pattern in Log-Compressed Ultrasound Images

Assume that an ultrasound image is of $M \times N$ pixels. Let i and j denote the pixel indices, where $i \in [1, \ldots, M]$ and $j \in [1, \ldots, N]$. At the output of the beamformer in the ultrasound imaging system and prior to the logarithmic compression stage for the envelope signal, speckle can be approximated as multiplicative noise of the form [8], [9]:

$$F(i,j) = G(i,j)\, N_m(i,j) + N_a(i,j) \tag{1}$$

where G is a 2-D function representing the noise-free original image, F is the noisy observation of G, and N_m and N_a are corrupting multiplicative and additive speckle noise components, respectively. Since the effect of additive noise (such as sensor noise) is considerably small compared to that of multiplicative noise (coherent interfering), F in Eq. (1) can be approximated by

$$F(i,j) \approx G(i,j)\, N_m(i,j). \tag{2}$$

The logarithmic compression transforms the model in (1) into the classical signal in additive noise form. That is

$$\log(\,F(i,j)\,) = \log(\,G(i,j)\,) + \log(\,N_m(i,j)\,). \tag{3}$$

Eq. (3) can be rewritten as:

$$f(i,j) = g(i,j) + n(i,j), \tag{4}$$

where f, g and n are logarithms of F, G, and N_m, respectively. In regions with no underlying structures, the pattern of speckle N_m is known to follow the Rayleigh distribution. Since the logarithm of the Rayleigh distribution closely resembling the Gaussian distribution, we can approximate the log-compressed speckle noise n as aditive white Gaussian noise [6]. This Gaussian assumption is valid especially for the speckle in regions with no underlying structures. as the speckle pattern in such regions is known to follow a Rayleigh distribution It should be noted, however, that even though this assumption might not hold in the presence of nonflat structures, it still considered close enough for practical purposes.

Based on the log-compressed speckle model in Eq. (4), we formulate the problem of speckle reduction in log-compressed ultrasound images as that of recovery of function g via weighted least-square fitting of a 2-D polynomial function to the observed 2-D data point $f(i,j)$. We also choose to employ the principle developed in the 2-D wieghted Savitzky-Golay filter [7] so that we can perform the least-squares fitting efficiently. Such filtering principle allows us to reduce the 2-D polynomial least-squares fitting to simply calculating the linear combination of image data f in the filtering window. In order to enhance the coherence of the ultrasound image, we define the weighting employed in the weighted least-squares fit according to the underlying structures of the image so that both the degree and direction of smoothing match the anisotropic properties of each local regions in the image.

III. 2-D Weighted Savitzky-Golay Filters

Let an image of $M \times N$ pixels be represented by a 2-D data array $f(u,v)$, where $u \in [1, \ldots, M]$ and $v \in [1, \ldots, N]$. Define a $(2L+1)\times(2L+1)$ window centered at (i,j) as:

$$\begin{aligned}\mathcal{D}_{i,j} = \{\, f(i+m, j+n) : -L \le m \le L,\\ -L \le n \le L\,\}.\end{aligned} \tag{5}$$

Let $p_{i,j}$ be a 2-D polynomial of the form:

$$p_{i,j}(m,n) = \sum_{s=0}^{S}\sum_{t=0}^{T} a_{i,j}(s,t)\, m^s n^t, \tag{6}$$

where m and n are integers defined according to (5), and S and T are the highest order of m and n, respectively. The 2-D weighted Savitzky-Golay (WSG) filtering algorithm computes the output at position (i,j) by least squares fitting polynomial $p_{i,j}$ to the pixel intensity f contained in window $\mathcal{D}_{i,j}$; and then setting the output of the filter to be $p_{i,j}(0,0)$, namely $a_{i,j}(0,0)$.

The objective function of the least squares fitting employed in the 2-D WSG filtering is defined as:

$$\sum_{m,n\in\mathcal{D}_{i,j}} w_{i,j}(m,n)\{f(i+m,j+n) - p_{i,j}(m,n)\}^2, \tag{7}$$

where $w_{i,j}$ is a weighting function defined over the window $\mathcal{D}_{i,j}$. In order to perform polynomial least squares fitting efficiently, we choose to extend the principle developed in the 1-D Savitzky-Golay filtering algorithm [10]. Such principle allows us to reduce the 2-D polynomial fitting to simply calculating the linear combination of image data f in $\mathcal{D}_{i,j}$.

To derive $p_{i,j}(0,0)$, we start by defining $\vec{a}_{i,j}$ as a vector containing all coefficients $a_{i,j}(s,t)$ of polynomial $p_{i,j}$ defined in (6). To arrange all coefficients $a_{i,j}(s,t)$ into such vector, we re-order them serially based on index $r \in [\,1, \ldots, (S+1)(T+1)\,]$. Introducing index functions:

$$\begin{aligned} s(r) &= \lfloor (r-1)/(T+1) \rfloor \\ t(r) &= (r-1) \bmod (T+1)\,, \end{aligned}$$

where $\lfloor\ \rfloor$ denotes the floor function and mod the modulo function, we can write $\vec{a}_{i,j}$ in the form:

$$\vec{a}_{i,j} = (\, a(s(r), t(r)) : r = 1, \ldots, (S+1)(T+1)\,)^T. \tag{8}$$

Similarly, by introducing index functions:

$$\begin{aligned} m(q) &= \lfloor (q-1)/(2L+1) \rfloor - L \\ n(q) &= (q-1) \bmod (2L+1) - L \end{aligned}$$

we can put $f(i+m, j+n)$ contained in $\mathcal{D}_{i,j}$ into vector form as

$$\vec{f}_{i,j} = (\, f(i+m(q), j+n(q)) : q = 1, \ldots, (2L+1)^2\,)^T. \tag{9}$$

Based on the above definitions of $\vec{a}_{i,j}$ and $\vec{f}_{i,j}$, we define the design matrix $\mathbf{A}$ as

$$A_{qr} = m(q)^{s(r)}\, n(q)^{t(r)}. \tag{10}$$

Correspondingly, we can rewritten the least squares objective function defined in (7) as

$$\epsilon_{i,j} = (\mathbf{A}\vec{a}_{i,j} - \vec{f}_{i,j})^T \mathbf{W}\,(\mathbf{A}\vec{a}_{i,j} - \vec{f}_{i,j}), \qquad (11)$$

where $\mathbf{W}$ is a diagonal matrix with its qth diagonal element defined as $w_{i,j}(m(q), n(q))$. Solving the normal equation with respect to the above objective function, we have

$$\vec{a}_{i,j} = (\mathbf{A}^T\mathbf{W}\mathbf{A})^{-1}(\mathbf{A}^T\mathbf{W}\vec{f}_{i,j}). \qquad (12)$$

As $p_{i,j}(0,0)$ is equal to $a_{i,j}(0,0)$, the first element of vector $\vec{a}_{i,j}$, it can be symbolically expressed according to Eq.(12) as:

$$p_{i,j}(0,0) \;=\; \sum_{q=1}^{(2L+1)^2} b_q\, f(i+m(q), j+n(q)), \qquad (13)$$

where

$$b_q = \left\{(\mathbf{A}^T\mathbf{W}\mathbf{A})^{-1}(\mathbf{A}^T\mathbf{W}\vec{e}_q)\right\}_1. \qquad (14)$$

Notation $\vec{e}_q$ denotes a unit vector of which the qth element is equal to one, and $\{\ \}_1$ denotes the first element of vector. Eq. (13) indicates that there exists a particular set of coefficients b_q which allows us to automatically accomplish the process of polynomial least-squares fitting by simply calculating the linear combination of image intensity $f(i+m, j+n)$ in window $\mathcal{D}_{i,j}$. The fact that coefficient b_q depends only on design matrix $\mathbf{A}$ and that such matrix $\mathbf{A}$ is known in advance permit us to compute coefficient b_q prior to the filtering operation. Moreover, since design matrix $\mathbf{A}$ is constant for all position (i,j), we need only to compute the coefficient b_q once for the entire filtering operation, making the process highly computation efficient.

IV. Mixture of Anisotropic Savitzky-Golay Filters

The *Mixture of Anisotropic Savitzky-Golay Filters* (MASGF) is a collection of (2-D) WSG filters, enhanced with a mechanism for determining the filter weighting so that both the *degree* and *direction* of smoothing match the anisotropic properties of each local regions in the image. The MASGF algorithm for filtering the image f can be viewed as a two-stage process outlined below.

The first stage computes the image anisotropy due to the local coherence. As the image anisotropy is reflected in the local contour and the local curvature, we propose to measure the image anisotropy at position (i,j) by the information embedded in the local curvatures of the Hessian matrix. Let f_{uu} be the second-order partial derivative of f with respect to axis u, f_{uv} be the second-order partial derivative of f with respect to axes v and u, and f_{vv} be the second-order partial derivative of f with respect to axis v. The Hessian matrix at position (i,j) is defined as:

$$H(i,j) = \begin{bmatrix} f_{uu}(i,j) & f_{uv}(i,j) \\ f_{uv}(i,j) & f_{vv}(i,j) \end{bmatrix}. \qquad (15)$$

Based on such Hessian matrix, we then define the image anisotropy at position (i,j) by function

$$\beta_{i,j}(m,n) = \frac{1}{2}\begin{bmatrix} m & n \end{bmatrix}\begin{bmatrix} f_{uu}(i,j) & f_{uv}(i,j) \\ f_{uv}(i,j) & f_{vv}(i,j) \end{bmatrix}\begin{bmatrix} m \\ n \end{bmatrix}, \quad (16)$$

To compute derivatives f_{uu}, f_{uv}, and f_{vv}, we apply the principle of the least squares polynomial surface fits similar to that employed in the 2-D WSG filtering (described in section III). The difference is that, instead of computing coefficient $a_{i,j}(0,0)$ as in the WSG filtering, we compute $2a_{i,j}(2,0)$, $a_{i,j}(1,1)$, and $2a_{i,j}(0,2)$; and then use these derived coefficients as the estimates of $f_{uu}(i,j)$, $f_{vu}(i,j)$, and $f_{vv}(i,j)$, respectively. For all of these derivatives computation, we set all the weighting function $w_{i,j}$ to be the neutral value of one.

The second stage performs the WSG filtering. In order for both the degree and direction of the WSG filter to conform to the image anisotropy, we choose to define the weighting function $w_{i,j}$ in the least squares objective function (7) as:

$$w_{i,j}(m,n) = \exp\left\{\kappa_1(m^2+n^2) - \kappa_2\beta_{i,j}(m,n)\right\}, \qquad (17)$$

where κ_1 is a positive constant for governing the degree of smoothing related to the spatial distance, and κ_2 is a positive constant for governing the degree of smoothing related to the image anisotropy.

For the WSG filter to generate its output efficiently, we can pre-compute the filter coefficients using the formula developed in [7], thus reducing the filtering process based on the weighted least-squares fitting to only the convolution operation. However, as the $w_{i,j}$ in Eq. (17) depends on $a_{i,j}(2,0)$, $a_{i,j}(1,1)$, and $a_{i,j}(0,2)$, of which their values are continuous varying, the number of the distinct WSG filters resulted from such $w_{i,j}$'s can become exorbitantly high. To avoid such problem, we employ the K-means clustering algorithm to self organize K reference points on the space of $a_{i,j}(2,0)$, $a_{i,j}(1,1)$, and $a_{i,j}(0,2)$ according to the statistics of the image anisotropies. Based on these reference points, we discretize the the space of $a_{i,j}(2,0)$, $a_{i,j}(1,1)$, and $a_{i,j}(0,2)$ into K distinct cells, each of which employed the same WSG coefficients pre-computed from $w_{i,j}$ determined by the corresponding reference.

V. Performance Evaluation

In this section we evaluate the performance of the MASGF in speckle noise reduction and in coherence enhancement on a synthetic log-compressed image and on an ultrasound cyst image.

In the first problem, we test the MASGF and compared against the WSG filter on a log-compressed image generated by function:

$$\tilde{f}(i,j) = \exp\{\ \cos(0.5\times 10^{-8}(i^4 + 2i^2j^2 + j^4))\ \}, \qquad (18)$$

where i is defined over $1,\ldots,200$ and j over $1,\ldots,200$. To simulate the speckle noise effect, we multiply each $\tilde{f}(i,j)$ by a random value generated according to the Rayleigh probability distribution of mean one. Fig. 1(a) depicts the log-compressed image of $\tilde{f}$, and Fig. 1(b) the ideal edge of such compressed image assuming that its speckle noise is perfectly removed.

A series of experiments are performed: the MASGF and the WSG filtering with window sizes ranging from 5×5, 7×7, ..., 49×49, 51×51 pixels, are applied to smooth the test image. We define polynomial $p_{i,j}$ of the MASGF and the WSG filters to

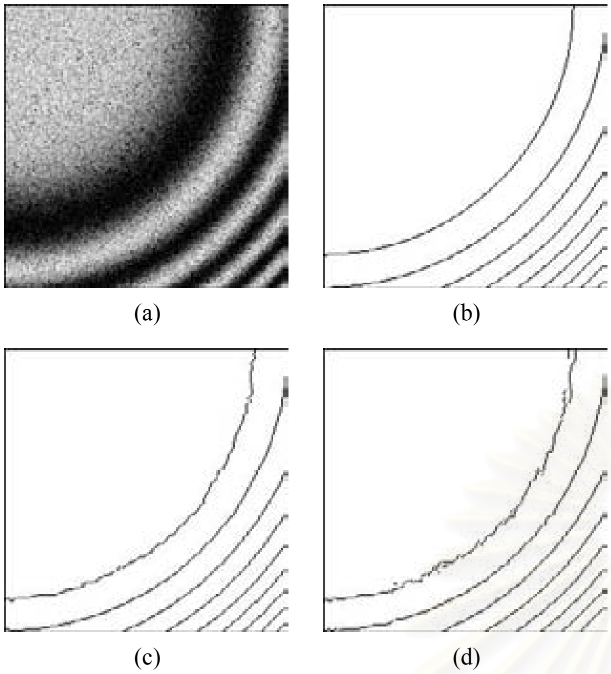


Fig. 1. (a) The log-compressed image of function $\tilde{f}$ corrupted with Rayleigh speckle noise. (b) The ideal edges of the test image (a) assuming that its speckle noise is perfectly removed. (c) The edges derived from the resultant image obtained from the MASGF filter with window size of 27×27 pixels. (d) The edges derived from the resultant image obtained from the WSG filter with window size of 27×27 pixels.

be of order 2 in both m and n. We set the number of reference points (K) employed in the MASGF to 16, and set parameters κ_1 and κ_2 to $\frac{1}{9}$ and 1, respectively. The results obtained from the filtering are applied as inputs to *Canny*'s edge detector, the results of which are visually compared with the ideal edges in Fig 1(b). We find that the best resultant edges for both the MASGF and the WSG filters, depicted in Fig. 1(c) and (d), are produced when both filters have the window size of 27×27 pixels. Notice that the edges obtained from the MASGF filter are much closer to the ideal edges depicted in Fig. 1(b) than those obtained from the WSG filter. The edges associated with MASGF seem to be much smoother and more connected than those associated with the WSG filter. In additional, the edge at the lower right corner associated with the MASGF is preserved while such corresponding edge does not exist in the resultant image obtained from the WSG filter.

As a complimentary study to the first problem, we compare the performance of the MASGF with that of two commonly used real-time ultrasound image filtering algorithms:

- the Adaptive Speckle Reduction (ASR) filter:
  The output of the ASR filter at position (i, j) is defined as:

$$y(i,j) = \mu_{i,j} + (1 - \mu_n \frac{\mu_{i,j}}{\sigma_{i,j}^2})(f(i,j) - \mu_{i,j}), \qquad (19)$$

  where constant μ_n is the mean in a region corresponding to fully formed speckle, and $\mu_{i,j}$ and $\sigma_{i,j}^2$ are the mean and variance of all pixels within the filter window centered at (i, j), respectively.

- The Adaptive Weighted Median (AWM) filter:
  The output of the AWM filter at position (i, j) is defined as the *weighted median* of all the pixels within the filter window with weighting coefficeints:

$$w(m,n) = [w_0 - \kappa \frac{\sigma_{i,j}^2}{\mu_{i,j}} d(m,n)], \qquad (20)$$

  where w_0 is the weighting at the window center; κ is a scaling constant; $d(m, n)$ is the distance of position (m, n) from the window center (i, j); and $\mu_{i,j}$ and $\sigma_{i,j}^2$ are the mean and variance of all pixels within the window centered at (i, j). Symbol $[x]$ denotes the nearest integer to x if x is positive, or zero if x is negative.

These three filters are tested on an ultrasound image of 512×512 pixels, portraying a thyroid cyst, as depicted in Fig. 2(a). Fig. 2(b) portrays the edges derived by applying Canny's edge detector directly to the ultrasound cyst image without any filtering. It appears to contain numerous noise edges masking the real cyst boundary, thus making it impossible to segment the cyst out from the background.

Similar to the first problem, we also define polynomial $p_{i,j}$ of the MASGF in this evaluation to be of order 2 in both m and n, and set parameters κ_1, κ_2, and K of the MASGF to be $\frac{1}{16}$, 1, and 16, respectively. We set μ_n in ASR filter to be 2.5, and w_0 and κ in the AWM filter to be 99 and 20, respectively. We then employ the MASGF, ASR, and AWM filters with window sizes ranging from 3×3, 5×5, ..., 51×51, 53×53 pixels to filter the ultrasound cyst image. The resultant images obtained from these filters are passed as inputs to Canny's edge detector, and the derived edges are then visually judged and compared.

For the resultant edges obtained from the images pre-processed by the MASGF, we find that those filtered with window sizes ranging from 23×23 pixels to 29×29 pixels produce the edges which seem to be best compromise between the fine detail preservation and speckle noise suppression. As an example, we display in Fig. 2(c) the cyst image pre-processed by the MASGF with window size of 27×27 pixels, and in Fig. 2(d) the corresponding edges derived using Canny's edge detector.

Fig. 2(e) and (g) depict the cyst images pre-processed by the ASR and AWM filters with window size of 27×27 pixels, and Fig. 2(f) and (h) depict their corresponding edges derived using Canny's edge detector. Note that the area around the cyst of Fig. 2(e) appears to be rather blotchy, and artificial noise has also been introduced into the lower part of the filtered image, thus creating numerous unwanted edges in Fig. 2(f). For Fig. 2(g), the area around the cyst seems to be unaltered by the filter and the lower part of the image appears to stratify into patches. For the ASR and AWM filters with window size larger than 27×27 pixels, the blur area extends beyond the boundaries, diffusing the regions inside and those outside of the cyst together and thus making the segmentation impossible. For the ASR and AWM filters with window size smaller than 27×27 pixels, the cluttering noise edges appear to be highly numerous, preventing us from distinguishing the cyst outlines.

Fig. 2(f) and (h) also reveal that both ASR and AWM filters possess limited ability to suppress noise near edge and feature regions as evident from the fact that the noise or speckle in the neighborhoods of features with high contrast, i.e., the area around the cyst boundaries, remain almost unfiltered.

VI. Conclusions

The preliminary evaluation in Section V indicates that the MASGF is more effective in both speckle reduction and coherence enhancement than both ASR and AWM filters. This better performance is attributed to the following two factors: The first factor is that the MASGF derives the image estimate via the much flexible 2-D polynomial weighted least squares fitting, as contrast to the ASR and AWM filters which attempt to estimate the image intensities in the window by a constant. The second factor is that the MASGF possesses the ability in adapting both the degree and the direction of its smoothing characteristics to match the image anisotropy, by changing progressively from isotropic through anisotropic to, finally, mean curvature direction smoothing. Since the computation of the MASGF is composed mainly of four linear convolution operations, it is highly computation efficient when compared to the anisotropic diffusion filter which requires the solving of a system of partial differential equations. The new filter thus has a large potential in real-time ultrasound imaging enhancement, as well as in assisting real-time automated segmentation.

Acknowledgment

This work was jointly supported by Thailand Research Fund under Grant Number RSA4580027; Ratchadaphisek Somphot Endowment, Chulalongkorn University; and the Fund from the Cooperative Project between Department of Electrical Engineering and Private Sector for Research and Development.

References

[1] R. F. Wagner, S. W. Smith, J. M. Sandrik, and H. Lopez, "Statistics of speckle in ultrasound b-scans," *IEEE Trans. on Sonics and Ultrasonics*, vol. 30, no. 3, pp. 156–163, May 1983.

[2] V. Dutt, "Statistical analysis of ultrasound echo envelope," Ph.D. dissertation, Maya Graduate School, Rochester, MN, U.S.A., 1995.

[3] J. Bamber and C. Daft, "Adaptive filtering for reduction of speckle in ultrasound pulse-echo images," *Ultrasonics*, pp. 41–44, Jan 1986.

[4] T. Loupas, W. Mcdicken, and P. Allen, "An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasound images," *IEEE Trans. Circuit and Systems*, vol. 36, no. 1, pp. 129–135, Jan 1989.

[5] P. Perona and J. Malik, "Scale space and edge detection using anisotropic diffusion," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligent*, vol. 12, no. 6, pp. 629–639, 1990.

[6] K. Abd-Elmoniem, A. Youssef, and Y. Kadah, "Real-time speckle reduction and coherence enhancement in ultrasound imaging via nonlinear anisotropic diffusion," *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, vol. 49, no. 9, pp. 997–1014, 2002.

[7] C. Chinrungrueng and A. Suvichakorn, "Fast edge preserving noise reduction for ultrasound images," *IEEE Trans. Nuclear Science*, vol. 48, no. 3, pp. 849–854, 2001.

[8] A. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*. Englewood Cliff's: Prentice-Hall, 1989.

[9] X. Zong, A. Laine, and E. Geiser, "Speckle reduction and contrast enhancement of echocardiograms via multiscale nonlinear processing," *IEEE Trans. on Med. Imag.*, vol. 17, no. 7, pp. 532–540, August 1998.

[10] A. Savitzky and M. Golay, "Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedure," *Analytical Chemistry*, vol. 36, pp. 1627–1639, 1964.

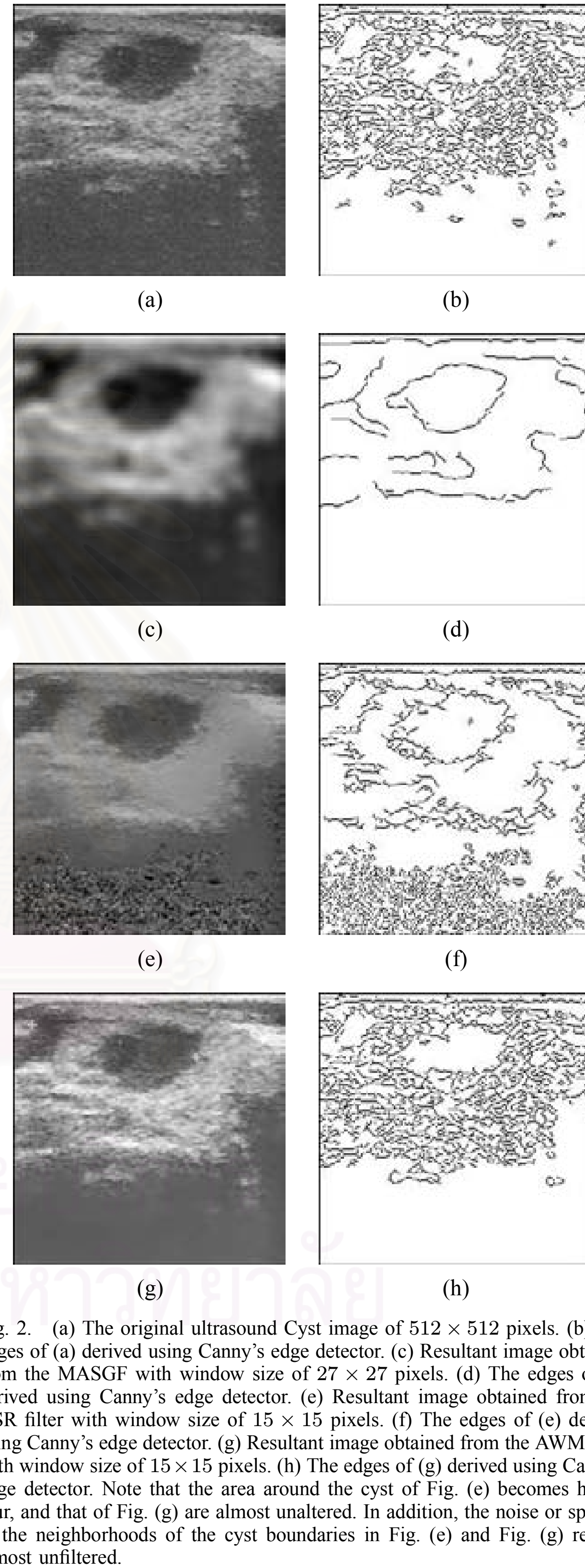


Fig. 2. (a) The original ultrasound Cyst image of 512×512 pixels. (b) The edges of (a) derived using Canny's edge detector. (c) Resultant image obtained from the MASGF with window size of 27×27 pixels. (d) The edges of (c) derived using Canny's edge detector. (e) Resultant image obtained from the ASR filter with window size of 15×15 pixels. (f) The edges of (e) derived using Canny's edge detector. (g) Resultant image obtained from the AWM filter with window size of 15×15 pixels. (h) The edges of (g) derived using Canny's edge detector. Note that the area around the cyst of Fig. (e) becomes highly blur, and that of Fig. (g) are almost unaltered. In addition, the noise or speckle in the neighborhoods of the cyst boundaries in Fig. (e) and Fig. (g) remain almost unfiltered.

Directional Savitzky-Golay Filters for Real-Time Speckle Reduction and Coherence Enhancement of Medical Ultrasound Images

Chedsada Chinrungrueng and Pollakrit Toonkum

Department of Electrical Engineering, Chulalongkorn University
Bangkok,10330, Thailand
e-mail address: chedsada.c@chula.ac.th

ABSTRACT

This paper describes a new filter developed for real-time speckle noise reduction and coherence enhancement of log-compressed ultrasound images. The new filter, referred to as the Directional Savitzky-Golay (DSG) filter, is a two-dimensional weighted Savitzky-Golay filter enhanced with a mechanism for adjusting its smoothing direction to match the anisotropic properties of each local regions in the image. The performance of the proposed filter is compared with that of the weighted Savitzky-Goaly filter, the Adaptive Speckle Reduction filter, and the Adaptive Weighted Median filter in reducing speckle noise and enhancing coherence of a synthetic image and of a ultrasound thyroid images.

1. INTRODUCTION

Ultrasound imaging technique has been widely used for medical diagnosis. However, the presence of random speckle noise makes human interpretation and computer-aided ultrasound image diagnosis a highly difficult task. It is thus necessary that we remove speckle noise from the images before they are further processed.

Commonly used low-pass filters, such as, the mean filter or the median filter, are not suitable for reducing the speckle noise of ultrasound images as they tend to blur the important features in the image along with noise as in the mean filter, or cause edge jitters as in the median filter. Filters developed for real-time speckle reduction in ultrasound images include adaptive speckle reduction (ASR) and adaptive weighted median (AWM) filtering. ASR filtering [1] depends on the signal-to-noise ratio (SNR) and possibly the autocorrelation function to define a varying degree of smoothing according to the deviation of the speckle pattern from the fully formed speckle (FFS), which is known to follow a Rayleigh distribution. In AWM filtering [2], each output pixel is replaced by the weighted median of a local neighborhood whose width is determined based on the SNR around that pixel. Compared to the mean or the median filters, both ASR and AWM filters have shown to be better in reducing speckle noise and retaining image edges. However, these filters possess limited ability in coherence enhancement since they concern only the degree of smoothing, ignoring to adapt their smoothing direction to conform to that of the *image anisotropy*, which arises from coherent or specular structures at each local region.

This paper aims to address the problem of adapting the smoothing direction of the filter to match that of the image feature. In this paper, we describe a new filtering algorithm developed for *real-time* speckle reduction and coherence enhancement of *log-compressed ultrasound images*. Due to the limited dynamic range of commercial display monitors, ultrasound imaging system is forced to log-compress the echo signal to fit in the display range [3]. The new filter, referred to as the *Directional Savitzky-Golay* (DSG) filter, is the two-dimensional (2-D) weighted Savitzky-Golay filter [4, 5] enhanced with a mechanism for determining the filter weighting so that its *smoothing direction* matches the anisotropic properties of each local regions in the image.

This work was jointly supported by Thailand Research Fund under Grant Number RSA4580027, Ratchadaphisek Somphot Endowment, Chulalongkorn University, and the Fund from the Cooperative Project between Department of Electrical Enginerring and Private Sector for Research and Development, Ministry of Education, Thailand.

2. 2-D WEIGHTED SAVITZKY-GOLAY FILTERS

Let an image of $M \times N$ pixels be represented by a 2-D data array $f(u, v)$, where $u \in [1, \ldots, M]$ and $v \in [1, \ldots, N]$. Define a $(2L+1) \times (2L+1)$ window centered at (i, j) as:

$$\mathcal{D}_{i,j} = \{\, f(i+m, j+n) : -L+1 \le m \le L-1, \\ -L+1 \le n \le L-1 \,\}. \quad (1)$$

Let $p_{i,j}$ be a 2-D polynomial of the form:

$$p_{i,j}(m,n) = \sum_{s=0}^{S} \sum_{t=0}^{T} a_{i,j}(s,t)\, m^s n^t, \quad (2)$$

where m and n are integers defined according to (1), and S and T are the highest order of m and n, respectively. The 2-D weighted Savitzky-Golay (WSG) filtering algorithm computes the output at position (i, j) by least squares fitting polynomial $p_{i,j}$ to the pixel intensity f contained in window $\mathcal{D}_{i,j}$; and then setting the output of the filter to be $p_{i,j}(0, 0)$, namely $a_{i,j}(0, 0)$.

The objective function of the least sqaures fitting employed in the 2-D WSG filtering is defined as:

$$\sum_{m,n \in \mathcal{D}_{i,j}} w_{i,j}(m,n)\{f(i+m, j+n) - p_{i,j}(m,n)\}^2, \quad (3)$$

where $w_{i,j}$ is a weighting function defined over the window $\mathcal{D}_{i,j}$. In order to perform polynomial least squares fitting efficiently, we choose to extend the principle developed in the

1-D Savitzky-Golay filtering algorithm [4], which was initially used to render visible the relative widths of the heights of spectral lines in noisy spectrometric data. Such principle allows us to reduce the 2-D polynomial fitting to simply calculating the linear combination of image data f in $\mathcal{D}_{i,j}$ [5].

To derive $p_{i,j}(0,0)$, we start by defining $\vec{a}_{i,j}$ as a vector containing all coefficients $a_{i,j}(s,t)$ of polynomial $p_{i,j}$ defined in (2). To arrange all coefficients $a_{i,j}(s,t)$ into such vector, we re-order them serially based on index $r \in [\,1, \ldots, (S+1)(T+1)\,]$. Introducing index functions:

$$\begin{aligned} s(r) &= \lfloor (r-1)/(T+1) \rfloor \\ t(r) &= (r-1) \bmod (T+1)\,, \end{aligned}$$

where $\lfloor\ \rfloor$ denotes the floor function and mod the modulo function, we can write $\vec{a}_{i,j}$ in the form:

$$\vec{a}_{i,j} = (\, a(s(r), t(r)) : r = 1, \ldots, (S+1)(T+1)\,)^T. \quad (4)$$

Similarly, by introducing index functions:

$$\begin{aligned} m(q) &= \lfloor (q-1)/(2L-1) \rfloor - L + 1 \\ n(q) &= (q-1) \bmod (2L-1) - L + 1 \end{aligned}$$

we can put $f(i+m, j+n)$ contained in $\mathcal{D}_{i,j}$ into vector form as

$$\vec{f}_{i,j} = (\, f(i+m(q), j+n(q)) : q = 1, \ldots, (2L-1)^2\,)^T. \quad (5)$$

Based on the above definitions of $\vec{a}_{i,j}$ and $\vec{f}_{i,j}$, we define the design matrix $\mathbf{A}$ as

$$A_{qr} = m(q)^{s(r)}\, n(q)^{t(r)}. \quad (6)$$

Correspondingly, we can rewritten the least squares objective function defined in (3) as

$$\epsilon_{i,j} = (\mathbf{A}\vec{a}_{i,j} - \vec{f}_{i,j})^T \mathbf{W}\, (\mathbf{A}\vec{a}_{i,j} - \vec{f}_{i,j}), \quad (7)$$

where $\mathbf{W}$ is a diagonal matrix with its qth diagonal element defined as $w_{i,j}(m(q), n(q))$. Solving the normal equation with respect to the above objective function, we have

$$\vec{a}_{i,j} = (\mathbf{A}^T\mathbf{W}\mathbf{A})^{-1}(\mathbf{A}^T\mathbf{W}\vec{f}_{i,j}). \quad (8)$$

As $p_{i,j}(0,0)$ is equal to $a_{i,j}(0,0)$, the first element of vector $\vec{a}_{i,j}$, it can be symbolically expressed according to Eq.(8) as:

$$p_{i,j}(0,0) = \sum_{q=1}^{(2L-1)^2} \alpha_q\, f(i+m(q), j+n(q)), \quad (9)$$

where

$$\alpha_q = \left\{ (\mathbf{A}^T\mathbf{W}\mathbf{A})^{-1}(\mathbf{A}^T\mathbf{W}\vec{e}_q) \right\}_1. \quad (10)$$

Notation $\vec{e}_q$ denotes a unit vector of which the qth element is equal to one, and $\{\ \}_1$ denotes the first element of vector. Eq. (9) indicates that there exists a particular set of coefficients α_q which allows us to automatically accomplish the process of polynomial least-squares fitting by simply calculating the linear combination of image intensity $f(i+m, j+n)$ in window $\mathcal{D}_{i,j}$. The fact that coefficient α_q depends only on design matrix $\mathbf{A}$ and that such matrix $\mathbf{A}$ is known in advance permit us to compute coefficient α_q prior to the filtering operation. Moreover, since design matrix $\mathbf{A}$ is constant for all position (i,j), we need only to compute the coefficient α_q once for the entire filtering operation, making the process highly computation efficient.

3. DIRECTIONAL SAVITZKY-GOLAY FILTERS

The *Directional Savitzky-Golay* (DSG) filter is the (2-D) WSG filter enhanced with a mechanism for determining the least squares weighting so that its *smoothing direction* conforms to the anisotropic properties of each local regions in the image. The DSG filtering algorithm can be viewed as a two-stage process described below.

The first stage computes the image anisotropy due to the local coherence. As the coherence is reflected in the local contour and its associated curvature principal directions, we propose to measure such anisotropy at position (i,j) by the local curvatures (eigenvalues) of the Hessian matrix:

$$\begin{bmatrix} f_{uu}(i,j) & f_{uv}(i,j) \\ f_{uv}(i,j) & f_{vv}(i,j) \end{bmatrix}, \quad (11)$$

where f_{uu} be the second-order partial derivative of f with respect to u; f_{uv} be the second-order derivative of f with respect to v and u; and f_{vv} be the second-order derivative of f with respect to axis v. To compute these derivatives, we apply the principle of the least squares polynomial surface fits similar to that employed in the 2-D WSG filtering (described in section 2). The difference is that, instead of computing coefficient $a_{i,j}(0,0)$ as in the WSG filtering, we compute $a_{i,j}(2,0)$, $a_{i,j}(1,1)$, and $a_{i,j}(0,2)$; and use them as the estimates of $f_{uu}(i,j)$, $f_{vu}(i,j)$, and $f_{vv}(i,j)$, respectively. For all of these derivatives computation, we set all the weighting function $w_{i,j}$ to be the neutral value of one.

The second stage performs the WSG filtering. To control the smoothing direction of the WSG filtering, we choose to define the weighting function $w_{i,j}$ in the least squares objective function (3) by the curvatures and their associated principal directions derived from the first stage.

Fig. 1 depicts the orientation of the *principal curvature axes* associated with filter window $\mathcal{D}_{i,j}$. Let $\vec{\eta}_1$ be a unit vector representing the *principal maximum curvature direction* and $\vec{\eta}_2$ be a unit vector representing the *principal minimum curvature direction*. For any pixel (m,n), we define vector $\vec{p}$ pointing from the window center (i,j) to such position (m,n). Such vector $\vec{p}$ can be decomposed into two components based on the new coordinate system oriented according to $\vec{\eta}_1$ and $\vec{\eta}_2$ as:

$$\vec{p} = r\cos(\alpha-\theta)\vec{\eta}_1 + r\sin(\alpha-\theta)\vec{\eta}_2, \quad (12)$$

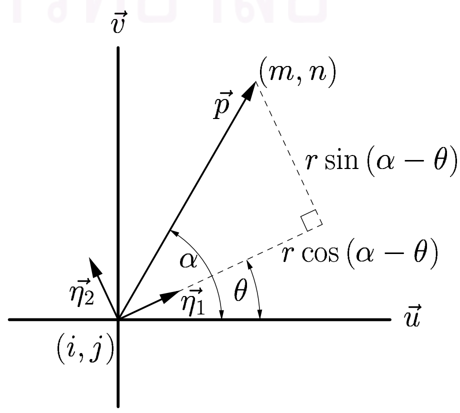


Fig. 1. The orientation of the curvature directions in the coordinate of window $\mathcal{D}_{i,j}$

where $r = (m^2 + n^2)^{\frac{1}{2}}$, $\alpha = \arctan(n/m)$, and θ is the angle between $\vec{\eta}_1$ and $\vec{u}$-axis. To control the smoothing direction of the DSG filter so that the degree of smoothing along $\vec{\eta}_2$ is higher than that along $\vec{\eta}_1$, we choose to define the weighting function as:

$$w_{i,j}(m,n) = \sigma_1^{r^2 \cos^2(\alpha-\theta)} \sigma_2^{r^2 \sin^2(\alpha-\theta)}, \qquad (13)$$

where parameters σ_1 and σ_2 are constant and $0 < \sigma_1 < \sigma_2 < 1$. Such $w_{i,j}$ allows us to put more weighting along $\vec{\eta}_2$ direction, making the effective averaging window along $\vec{\eta}_2$ direction to be longer than that along $\vec{\eta}_1$ direction.

As weighting function $w_{i,j}$ defined in Eq. (13) depends on θ, which is continuously varying from 0 to π, such weighting function results in infinite different set of WSG coefficients. To avoid pre-computing infinite sets of WSG coefficients, we discretize the range of θ into a set of K finite reference angles $\{\hat{\theta}_0, \ldots, \hat{\theta}_k, \ldots, \hat{\theta}_K\}$. We then use these reference angles to quantize the range space of θ into K finite distinct sets, each of which employed the same WSG coefficients pre-computed from the corresponding reference $\hat{\theta}_k$.

4. PERFORMANCE EVALUATION

In this section we evaluate the performance of the DSG filter in speckle noise reduction and in coherence enhancement on a synthetic log-compressed image and on an ultrasound thyroid image.

In the first problem, we test the DSG filter and compared against the WSG filter on a log-compressed image generated by function:

$$\tilde{f}(i,j) = \exp\{\ \cos(0.5 \times 10^{-8}(i^4 + 2i^2 j^2 + j^4))\ \}, \quad (14)$$

where i is defined over $1, \ldots, 200$ and j over $1, \ldots, 200$. To simulate the speckle noise effect, we multiply each $\tilde{f}(i,j)$ by a random value generated according to the Rayleigh probability distribution of mean one. Fig. 2(a) depicts the log-compressed image of $\tilde{f}$, and Fig. 2(b) the ideal edge of such compressed image assuming that its speckle noise is perfectly removed.

A series of experiments are performed: the DSG and the WSG filtering with window sizes ranging from 5×5, 7×7, …, 49×49, 51×51 pixels, are applied to smooth the test image. We define polynomial $p_{i,j}$ of the DSG and the WSG filters to be of order *two* in both m and n, and parameters σ_1 and σ_2 of the DSG filter are set to 0.9 and 0.95, respectively. The results obtained from the filtering are applied as inputs to *Canny*'s edge detector. and the resultant edges are visually compared with the ideal edges in Fig 2(b). We find that the best resultant edges for both the DSG and the WSG filters, depicted in Fig. 2(c) and (d), are produced when both filters have the window size of 29×29 pixels. Notice that the edges obtained from the DSG filter are much closer to the ideal edges depicted in Fig. 2(b) than those obtained from the WSG filter, i.e., the edge at the lower right corner of the WSG filter is smoothed out of the image.

As a complimentary study to the first problem, we compare the performance of the DSG filter with that of two

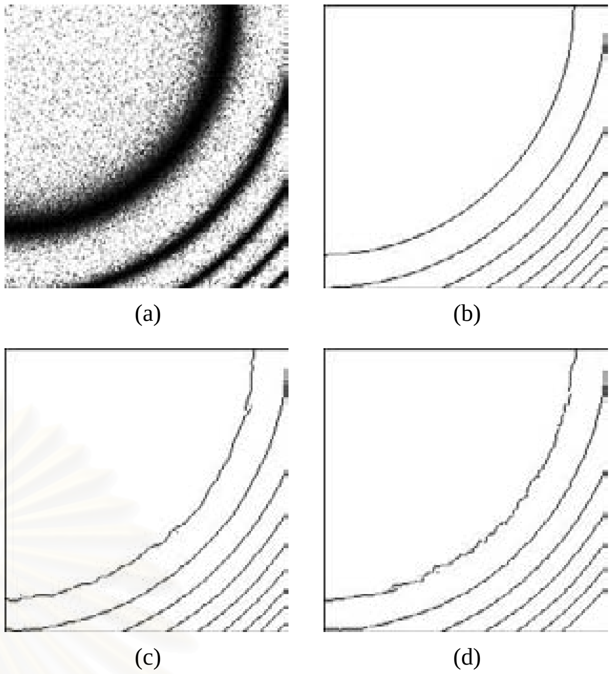
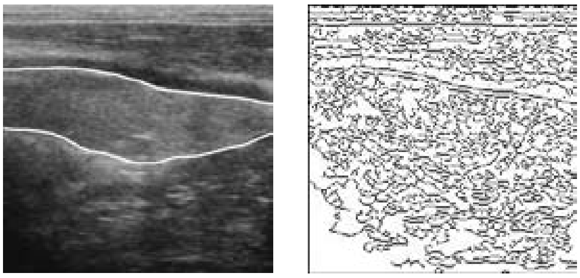


Fig. 2. (a) The log-compressed image of function $\tilde{f}$ corrupted with Rayleigh speckle noise. (b) The ideal edges of the test image (a) assuming that its speckle noise is perfectly removed. (c) The edges derived from the resultant image obtained from the DSG filter with window size of 29×29 pixels. (d) The edges derived from the resultant image obtained from the WSG filter with window size of 29×29 pixels.

commonly used real-time filtering algorithms: the Adaptive Speckle Reduction (ASR) filter [1] and the Adaptive Weighted Median (AWM) filter [2] on an ultrasound thyroid image of 512×512 pixels, depicted in Fig. 3(a). This image allows us to evaluate the performance of both filters for various working conditions since it contains edges with highly contrast characteristics, ranging from sharp distinctive edges to almost indiscernible ones. Furthermore, it does not possess any features that present major difficulties for defining the real thyroid boundary. Fig. 3(b) portrays the edges derived by applying Canny's edge detector directly to the thyroid test image without any filtering. It appears to contain numerous noise edges masking the real thyroid boundary, thus making it impossible to segment the thyroid out from the background.

Similar to the first problem, we also define polynomial $p_{i,j}$ of the DSG filter in this evaluation to be of order *two* in both m and n, and set parameters σ_1 and σ_2 of the DSG filter to be 0.9 and 0.95, respectively. The DSG, ASR, and AWM filters with window sizes ranging from 3×3, 5×5, …, 51×51, 53×53 pixels are used to filter the thyroid image. The images obtained these filters are passed as inputs to Canny's edge detector, and the resultant edges are then visually judged and compared.

For the resultant edges obtained from the images preprocessed by the DSG filter, we find that those filtered with window sizes ranging from 11×11 pixels to 17×17 pixels produce the edges which seem to be best compromise between the fine detail preservation and speckle noise sup-



(a) (b)

Fig. 3. (a) The original ultrasound thyroid image of 512×512 pixels, with white solid lines delineating the thyroid boundary. (b) The edges of (a) derived using Canny's edge detector without any filtering.

pression. As an example, we display in Fig. 4(a) the thyroid image pre-processed by the DSG filter with window size of 15×15 pixels, and in Fig. 4(b) the corresponding edges derived using Canny's edge detector. Note that the upper boundary of the thyroid is preserved in its entire range and appears to be almost identical to that defined by the specialist, depicted in Fig. 3(a).

Fig. 4(c) and (e) depict the thyroid images pre-processed by the ASR and AWM filters with window size of 15×15 pixels, and Fig. 4(d) and (f) depict their corresponding edges derived using Canny's edge detector. Note that the area inside the thyroid of Fig. 4(c) and (e) becomes highly blur, almost lossing their original fine texture. For the ASR and AWM filters with window size larger than 15×15 pixels, the area of smeared texture extends beyond the boundaries, causing the regions inside and those outside of the thyroid to disffuse together and making the segmentation impossible. For the ASR and AWM filters with window size smaller than 15×15 pixels, the cluttering noise edges appear to be more and more numerous. Fig 4(c) and (e) also reveal that both ASR and AWM filters possess limited ability to suppress noise near edge and feature regions as evident from the fact that the noise or speckle in the neighborhoods of features with high contrast, i.e., the area around the thyroid boundaries, remain almost unfiltered.

5. CONCLUSIONS

The preliminary evaluation in Section 4 indicates that the DSG filter is more effective in both reducing speckle noise and coherence enhancement than both ASR and AWM filters. This better performance is attributed to the following two factors: The first factor is that the DSG filter derives the image estimate via the much flexible 2-D polynomial weighted least squares fitting, as contrast to the other filters which attempt to estimate the image intensities in the window by a constant. The second factor is that the DSG filter adjusts its weighting in the least square fit so that the smoothing direction of the filter conform to that of the anisotropy in each local region. Since the computation of the DSG filter is rather simple, i.e., involoving mostly of two linear convolution operations, such new technique has a large potential in real-time ultrasound imaging enhancement and in assisting automated segmentation.

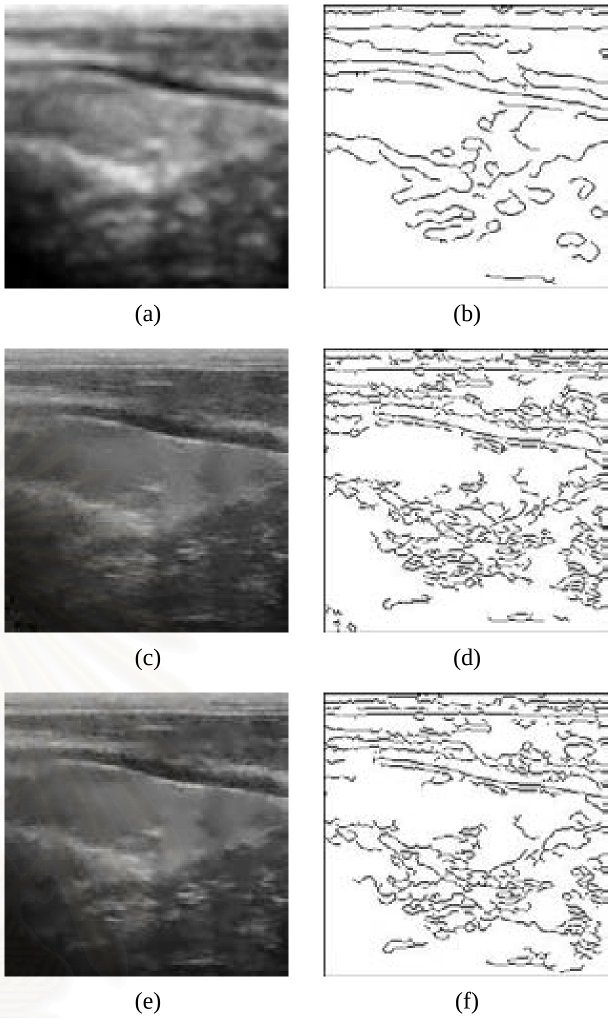


Fig. 4. (a) Resultant image obtained from the DSG filter with window size of 15×15 pixels. (b) The edges of (a) derived using Canny's edge detector. (c) Resultant image obtained from the ASR filter with window size of 15×15 pixels. (d) The edges of (c) derived using Canny's edge detector. (e) Resultant image obtained from the AWM filter with window size of 15×15 pixels. (f) The edges of (e) derived using Canny's edge detector.

References

[1] J.C. Bamber and C. Daft, "Adaptive filtering for reduction of speckle in ultrasound pulse-echo images," *Ultrasonics*, pp. 41–44, Jan 1986.

[2] T. Loupas, W.N. Mcdicken, and P.L. Allen, "An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasound images," *IEEE Trans. Circuit and Systems*, vol. 36, no. 1, pp. 129–135, Jan 1989.

[3] K.Z. Abd-Elmoniem, A.M. Youssef, and Y.M. Kadah, "Real-time speckle reduction and coherence enhancement in ultrasound imaging via nonlinear anisotropic diffusion," *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, vol. 49, no. 9, pp. 997–1014, 2002.

[4] A. Savitzky and M.J.E. Golay, "Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedure," *Analytical Chemistry*, vol. 36, pp. 1627–1639, 1964.

[5] C. Chinrungrueng and A. Suvichakorn, "Fast edge preserving noise reduction for ultrasound images," *IEEE Trans. Nuclear Science*, vol. 48, no. 3, pp. 849–854, 2001.

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายพลกฤษณ์ ทุนคำ เกิดเมื่อวันที่ 18 กรกฎาคม พ.ศ. 2522 ที่จังหวัดเชียงใหม่ สำเร็จการศึกษาชั้นมัธยมศึกษาตอนต้นและชั้นมัธยมศึกษาตอนปลายจากโรงเรียนมงฟอร์ตวิทยาลัย จังหวัดเชียงใหม่ จากนั้นได้เข้าศึกษาต่อในคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา ในระหว่างปีการศึกษา พ.ศ. 2541 ถึง พ.ศ. 2545 จนสำเร็จการศึกษาตามหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม และได้เข้าศึกษาต่อในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าสื่อสาร คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ระหว่างปีการศึกษา พ.ศ. 2545 ถึง พ.ศ. 2547