



รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

โครงการ การตรวจหามะเร็งเต้านมโดยการตรวจหามวลที่มีรูปร่างแบบ
Spiculation สำหรับคอมพิวเตอร์ช่วยการวินิจฉัยในโรงพยาบาล
(Breast Cancer Detection by Evaluating Spiculated Mass for
Computer-aided Diagnosis in Hospital Patients)

คณะผู้วิจัย

นายกฤษณะ ชินสาร	หัวหน้าโครงการวิจัย
นางสาวสุวรรณา รัศมีขวัญ	ผู้ร่วมวิจัย
นางสาวเบญจภรณ์ จันทรวงกุล	ผู้ร่วมวิจัย
นายภูสิต กุลเกษม	ผู้ร่วมวิจัย
นายอัครณัฐพันธ์ รอดทุกข์	ผู้ร่วมวิจัย
นายชิตชนก เหลือสินทรัพย์	ผู้ร่วมวิจัย
นายปิยตระกูล บุญทอง	ผู้ช่วยนักวิจัย

โครงการวิจัยประเภทงบประมาณเงินรายได้
จากเงินอุดหนุนรัฐบาล (งบประมาณแผ่นดิน)
ปีงบประมาณ พ.ศ. ๒๕๕๗
มหาวิทยาลัยบูรพา

รหัสโครงการ 2557A10802246

เลขที่สัญญา 30/2557

รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

โครงการ การตรวจหามะเร็งเต้านมโดยการตรวจหามวลที่มีรูปร่างแบบ
Spiculation สำหรับคอมพิวเตอร์ช่วยการวินิจฉัยในโรงพยาบาล
(Breast Cancer Detection by Evaluating Spiculated Mass for
Computer-aided Diagnosis in Hospital Patients)

คณะผู้วิจัย

นายกฤษณะ ชินสาร	หัวหน้าโครงการวิจัย
นางสาวสุวรรณา รัศมีขวัญ	ผู้ร่วมวิจัย
นางสาวเบญจภรณ์ จันทรวงกุล	ผู้ร่วมวิจัย
นายภูสิต กุลเกษม	ผู้ร่วมวิจัย
นายอัครณัฐพันธ์ รอดทุกข์	ผู้ร่วมวิจัย
นายชิตชนก เหลือสินทรัพย์	ผู้ร่วมวิจัย
นายปิยตระกูล บุญทอง	ผู้ช่วยนักวิจัย

คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยบูรพา

กันยายน 2558

กิจกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนการวิจัยจากงบประมาณเงินรายได้จากเงินอุดหนุนรัฐบาล
(งบประมาณแผ่นดิน) ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2557 มหาวิทยาลัยบูรพา ผ่านสำนักงาน
คณะกรรมการการวิจัยแห่งชาติ เลขที่สัญญา 30/2557

คณะผู้วิจัย
กันยายน 2558

บทคัดย่อ

การตรวจหามะเร็งเต้านมจะใช้เทคนิคการประมวลผลภาพทางการแพทย์มาตรวจสอบ ก้อนเนื้อที่เป็นรอยฉีกจะเป็นปัจจัยที่บ่งชี้การเป็นมะเร็งเบื้องต้น ในกระบวนการตรวจสอบก้อนเนื้อที่เป็นรอยฉีกแบบอัตโนมัติจะประกอบไปด้วยขั้นตอนการประมวลผลภาพที่มีประสิทธิภาพ โดยการกำจัดส่วนของกล้ามเนื้อและพื้นหลังของภาพดิจิทัลทอลเมมโมแกรมออกเป็นความสำคัญในขั้นตอนแรกของกระบวนการนี้ จากนั้นสกัดส่วนที่เป็น ROI เพิ่มคุณภาพความเข้มของ ROI ด้วยสมการโพลีโนเมียล การสร้างโมเดลเริ่มต้นของ active contour ที่อยู่บนพื้นฐาน GGFV นั้นต้องใช้วิธี Radon transform และวิธีการแบ่งชั้นตามลำดับขั้น สุดท้ายรูปร่างของ active model จะแสดงให้เห็นรูปร่างที่แท้จริงของก้อนเนื้อที่เป็นรอยฉีก จากกระบวนการที่ได้นำเสนอ ภาพที่ใช้จากฐานข้อมูลภาพดิจิทัลทอลเมมโมแกรมให้ความถูกต้องของผลลัพธ์เป็นที่น่าพึงพอใจมาก

Abstract

Medical image processing techniques have been used for breast cancer diagnosis research in the last few years. The spiculated mass is a factor that indicates underlying malignancy. This proposes an automatic algorithm for spiculated mass detection. The algorithm comprises efficient image processing steps. Removing the pectoral muscles and digital mammography background leaves only the fatty tissue and breast masses that are early priorities of this algorithm. Then automatic extraction of ROI is required. The proposed polynomial improves the quality of the ROI in terms of intensity contrast. The initial models of active contour based on GGVF are constructed using Radon transform and hierarchical clustering. The final shape of active model represents the irregular shape of speculation. The numerical tests employing images from the digital database for screening mammography show good accuracy of our proposed algorithm for detecting spiculated masses.

สารบัญ

บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการวิจัย.....	3
1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย	4
1.4 วิธีการดำเนินงานวิจัยโดยสรุป.....	4
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	6
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	7
2.1 การประมวลผลภาพ.....	7
2.2 มะเร็งเต้านม	9
2.3 ภาพถ่ายเต้านม (Mammography)	10
2.4 The discrete wavelet transformation.....	10
2.5 The Object Attributes Thresholding (OAT).....	12
2.6 Adaptive Histogram Equalization	15
2.7 Hierarchical Fuzzy C Means.....	17
2.8 Generalized Gradient Vector Flow for Snakes (GGVF Snake)	18
2.9 เครื่องมือในการวัดประสิทธิภาพ	19
2.10 การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง.....	20
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	27
3.1 ขั้นตอนการวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด	28
3.2 ขั้นตอนการระบุบริเวณที่สนใจ (Region of Interest : ROI)	28
3.2.1 ลบหรือกำจัดบริเวณพื้นหลังออกจากภาพด้วยวิธี Object Attribute Thresholding process (OAT).....	28

3.2.2	ลบหรือกำจัดบริเวณกล้ามเนื้อหน้าอก (Pectoral Muscle) ด้วยวิธีผสมกันระหว่าง Hill-climbing และ Region growing.....	29
3.2.3	วิธีลดขนาดรูปภาพด้วยวิธีการคำนวณหาอัตราส่วนของเต้านม	29
3.3	ขั้นตอนการปรับปรุงคุณภาพความแตกต่างของภาพ ROI.....	30
3.4	ขั้นตอนการจัดกลุ่ม ROI.....	30
3.5	ขั้นตอน Active Contour Model (Snake)	30
บทที่ 4	ผลการทดลอง	31
4.1	ขั้นตอนการวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด	31
4.2	ขั้นตอนการระบุบริเวณที่สนใจ (Region of Interest : ROI)	32
4.2.1	การลบหรือกำจัดบริเวณพื้นหลังออกจากภาพ.....	32
4.2.2	การลบหรือกำจัดบริเวณกล้ามเนื้อหน้าอกออกจากภาพ	33
4.2.3	การระบุตำแหน่งบริเวณที่สนใจ (ROI).....	34
4.3	ขั้นตอนการปรับปรุงคุณภาพความแตกต่างของภาพ ROI.....	35
4.4	ขั้นตอนการจัดกลุ่ม ROI.....	36
4.5	ขั้นตอน Active Contour Model (snake).....	36
บทที่ 5	สรุปผลการทดลอง	43
5.1	สรุปผลการทดลอง	43
5.2	วิจารณ์ผลการทดลอง.....	43
5.3	งานวิจัยที่จะทำต่อในอนาคต.....	43

บทที่ 1 บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

สถานพยาบาลในปัจจุบันนี้ มีประชาชนจำนวนมากที่เข้ารับการรักษาด้วยสาเหตุจากโรคมะเร็ง โดยที่มะเร็งเต้านมก็เป็นสาเหตุหนึ่งที่สร้างความกังวลใจให้สุภาพสตรีเป็นส่วนใหญ่ โดยเฉพาะสตรีที่มีอายุตั้งแต่ 35 ปีขึ้นไป จึงมีการเข้ารับการตรวจร่างกายเพื่อเช็คหาโรคร้ายนี้ การตรวจพบมะเร็งตั้งแต่ระยะแรกจะเป็นการง่ายต่อการรักษาและฟื้นฟูร่างกายให้เป็นปกติ หรือในกรณีที่ผู้ป่วยตรวจพบก้อนเนื้อเกิดขึ้นในบริเวณเต้านมของตนเองผู้ป่วยจำเป็นต้องเข้าตรวจวินิจฉัยว่าก้อนเนื้อดังกล่าวเป็นก้อนเนื้อมะเร็งหรือไม่เพื่อกำหนดทิศทางการรักษาต่อไป

การตรวจหามะเร็งเต้านมด้วยวิธีแมมโมแกรม (Mammogram) ด้วยเครื่องมือที่มีค่าความละเอียดสูงสามารถจะสามารถช่วยการวินิจฉัยโรคมะเร็งเต้านมได้ในระยะเริ่มแรกที่ยังไม่สามารถตรวจคลำพบได้ รังสีจากเครื่องมือปริมาณน้อยมากทำให้เหมาะสำหรับการตรวจหาในคนปกติ ซึ่งจะสามารถเห็นความผิดปกติได้ ทั้งในกรณีพบหินปูน (Micro calcification) การบิดเบือนของโครงสร้างเต้านม (Architectural distortion) การเกิดมวลของเนื้อเยื่อที่มีรูปร่างแบบ Spiculated mass ลักษณะที่ปรากฏอาจจะช่วยบอถึงพยาธิสภาพของโรคได้ นอกจากการวินิจฉัยจากปัจจัยเบื้องต้นดังกล่าวแล้ว จำเป็นต้องมีการตรวจวินิจฉัยในเชิงเซลล์วิทยา (Aspiration biopsy cytology examination) ต่อไป โดยหลังจากเข้ารับการตรวจแมมโมแกรมเต้านมแล้วผู้ป่วยจะนำฟิล์มเอ็กซเรย์เข้าพบแพทย์เพื่อรับการวินิจฉัยจากแพทย์ จากปริมาณผู้ป่วยที่เข้ารับการตรวจรักษาที่สูงมากขึ้นอย่างต่อเนื่องในปัจจุบัน ผนวกกับความก้าวหน้าทางเทคโนโลยีของเครื่องมือแมมโมแกรมแบบดิจิตอลในด้านทำให้ค่าความละเอียดของผลการถ่ายภาพรังสีได้สูงของเครื่อง และการเก็บข้อมูลแมมโมแกรมเต้านมในฟอร์แมตไฟล์ภาพที่เป็นที่ยอมรับในปัจจุบัน ทำให้งานวิจัยส่วนขยายในเชิงการศึกษาการประมวลผลภาพ (Image processing studies) จึงเกิดขึ้นเพื่อสนับสนุนการตรวจวินิจฉัยของแพทย์เพื่อเข้ารับตรวจเชิงเซลล์วิทยาต่อไป งานวิจัยจะสนับสนุนให้การตรวจวินิจฉัยมีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้นทั้งในด้านความแน่นอนของผลการวินิจฉัย และความรวดเร็วในการตรวจของผู้ป่วยเพื่อให้สอดคล้องปริมาณผู้เข้าตรวจที่เพิ่มสูงขึ้นในปัจจุบัน

ประสิทธิภาพของเครื่องดิจิทัลอิมเมจแกรมด้านมที่สามารถแยกความแตกต่างของไขมัน หินปูน และเนื้อเยื่อชนิดต่างๆ ของเต้านมได้อย่างชัดเจน ทำให้เป็นการง่ายที่สามารถชี้ชัดถึงเนื้อเยื่อที่เป็นมะเร็งในระยะเริ่มต้นได้ดี รวมถึงคุณลักษณะของข้อมูลการถ่ายภาพรังสีที่สามารถเก็บข้อมูลลงในแฟ้มข้อมูลรูปภาพได้แทนที่การดำเนินการแบบเดิมที่จะเป็นการจัดเก็บในรูปแบบฟิล์มภาพเอ็กซเรย์เพียงอย่างเดียว ซึ่งเป็นเสมือนการสำรองข้อมูลในกรณีที่เกิดกับฟิล์มมีปัญหาเกี่ยวกับรอย ชีด ช่วน บนฟิล์มจนยากแก่การวินิจฉัยสำหรับแพทย์ สิ่งที่กำลังข้างต้นนี้เป็นเหตุผลสำคัญประการหนึ่งที่ทำให้งานวิจัยในเชิงการพัฒนาโปรแกรมประยุกต์คอมพิวเตอร์สำหรับการประมวลผลภาพเมมโมแกรมเต้านมเพื่อวินิจฉัยโรคมะเร็ง ถูกพัฒนาคิดค้นและเผยแพร่อย่างต่อเนื่องในรอบหลายปีที่ผ่านมา อัลกอริธึมที่หลากหลายได้ถูกคิดค้นพัฒนาขึ้นมาเพื่อการปรับปรุงการประมวลผลบนภาพเมมโมแกรมเต้านมเพื่อค้นหาหลากหลายปัจจัยที่จะเป็นสาเหตุของโรคมะเร็งในระยะเริ่มต้น งานวิจัยในหัวข้อนี้เริ่มเป็นที่สนใจสำหรับนักวิจัยชาวไทยในสาขาประมวลผลภาพทางการแพทย์ในช่วงระยะเวลา 2-3 ปีที่ผ่านมา เป็นงานวิจัยที่ต้องผนวกองค์ความรู้ทั้งในเชิงเทคโนโลยีและเชิงการแพทย์เข้าด้วยกันเพื่อพัฒนางานวิจัยเชิงประยุกต์หรือองค์ความรู้ที่มีผลกระทบในเชิงบวกต่อสังคม

งานวิจัยในหัวข้อดังกล่าวข้างต้นที่พบในเมืองไทยโดยส่วนใหญ่จะเป็นการคิดค้นอัลกอริธึมหรือพัฒนาซอฟต์แวร์ประยุกต์ที่ทำงานบนภาพเมมโมแกรมเต้านมสำหรับการค้นหากลุ่มหินปูนในภาพ และทำการวินิจฉัยลักษณะรูปร่างของหินปูนโดยรวม และลักษณะการกระจายของหินปูนที่เกิดขึ้นในภาพ เพื่อสรุปว่าลักษณะการเกิดหินปูนดังกล่าวเข้าข่ายการเป็นมะเร็งเต้านมในระยะเริ่มต้นหรือไม่ สำหรับการประมวลผลภาพเพื่อค้นหาเนื้อเยื่อที่มีรูปร่างแบบ Spiculated mass ยังไม่ได้เป็นที่สนใจมากนักในหมู่นักวิจัยชาวไทย จึงพบว่ามีการพัฒนาและเผยแพร่ออกมาน้อยมากในรอบหลายปีที่ผ่านมาถ้าเทียบกับงานวิจัยในกลุ่มแรกที่กำลังข้างต้น ทั้ง ๆ ที่มวลเนื้อเยื่อที่มีรูปร่างแบบ Spiculated mass ก็เป็นปัจจัยสำคัญหนึ่งที่แสดงให้เห็นถึงการเป็นมะเร็งเต้านมในระยะเริ่มต้น ทางกลุ่มวิจัยได้เล็งเห็นถึงความสำคัญในจุดนี้จึงได้คิดค้นอัลกอริธึมเพื่อใช้สำหรับการค้นหามวลเนื้อเยื่อในภาพเมมโมแกรม รวมถึงอัลกอริธึมสำหรับการวินิจฉัยรูปร่างของเนื้อเยื่อดังกล่าวว่ามีรูปร่างเข้าข่ายของ Spiculated Mass หรือไม่ และเมื่อได้อัลกอริธึมดังที่กล่าวมาแล้วก็นำไปพัฒนาต่อยอดเป็นซอฟต์แวร์ประยุกต์สำหรับการวินิจฉัยมวลเนื้อเยื่อบนภาพเมมโมแกรมเต้านมได้ต่อไป

หัวข้อวิจัยที่เป็นที่สนใจสำหรับคณะผู้วิจัยในงานวิจัยนี้ เป็นการศึกษาเพื่อออกแบบอัลกอริธึมการประมวลผลภาพในขั้นตอนการวิเคราะห์หาบริเวณภาพที่มีลักษณะ

เป็น Spiculated mass หรือภาพมวลเนื้อเยื่อที่มีลักษณะเป็นแนวฉีกหรือเป็นเส้น ที่มีความหยักของเส้นรอบวงสูง การทำงานข้างต้นจะประกอบไปด้วยขั้นตอนหลัก คือ การปรับปรุงคุณภาพของภาพแมมโมแกรม ทั้งกรณีปรับความแตกต่างระหว่างชั้นไขมันและเนื้อเยื่อให้เด่นชัดยิ่งขึ้น การตรวจหาบริเวณของมวลเนื้อเยื่อในแมมโมแกรมเต้านม การตรวจหานี้ถือว่าเป็นขั้นตอนที่สำคัญมากขั้นตอนหนึ่งในงานวิจัยชิ้นนี้ เพราะถ้าเรานิยามตำแหน่ง หรือรูปร่างของเนื้อเยื่อผิดจากความเป็นจริง ก็จะมีผลต่อความผิดพลาดที่จะเกิดขึ้นในขั้นตอนต่อไปงานวิจัยชิ้นนี้คณะผู้วิจัยจะทำงานร่วมกับคณะแพทย์จากศูนย์สุขภาพ โรงพยาบาลมหาวิทยาลัยบูรพาในการตรวจสอบความถูกต้องของการประมวลผลภาพการตรวจหามวลเนื้อเยื่อ ทั้งในกรณีตำแหน่งและรูปร่าง ทางคณะแพทย์ผู้เชี่ยวชาญทางคุณภาพเอ็กเรย์จะเป็นกลุ่มบุคคลที่กำหนดโครงสร้างที่แท้จริงของมวลเนื้อเยื่อ (Ground-truth) ที่มิวิจัยจะตรวจสอบความแน่นอนหรือความถูกต้องของผลลัพธ์จากวิธีการทางด้าน การประมวลผลภาพที่น่าเสนอ โดยเปรียบเทียบหรืออ้างอิงกับโครงสร้างที่แท้จริงและ คำนวณหาอัตราร้อยละของค่าความถูกต้อง

คณะผู้วิจัยจะทำการทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมสำหรับการวินิจฉัย โรคมะเร็งเต้านมในระยะเริ่มต้นกับข้อมูลภาพแมมโมแกรมเต้านมจากฐานข้อมูลมาตรฐาน จำนวน 2 ฐานข้อมูล คือ MAIS (Mammographic Image Analysis Society) และ DDSM (Digital Database for Screening Mammography) ของมหาวิทยาลัยเซาท์-ฟลอริดา และข้อมูลภาพจากอุปกรณ์แมมโมแกรมเต้านม ของโรงพยาบาลมหาวิทยาลัยบูรพาสำหรับกรณีผู้ป่วยที่เป็นคนไทย

1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการวิจัย

1. ศึกษา คิดค้น และพัฒนาขั้นตอนวิธีในการระบุตำแหน่ง และรูปร่างมวลเนื้อเยื่อในภาพแมมโมแกรมเต้านม
2. พัฒนาซอฟต์แวร์เพื่อช่วยเสริมการวินิจฉัยในการตรวจสอบมวลเนื้อเยื่อที่มีรูปร่างแบบ Spiculated mass เป็นการสนับสนุนการตัดสินใจก่อนการดำเนินงานในขั้นตอนถัดไปของแพทย์

1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้มุ่งเน้นที่จะพัฒนาซอฟต์แวร์ประมวลผลภาพเมมโมแกรมสำหรับเสริมการวินิจฉัยโรคมะเร็งเต้านมในระยะแรกอันเนื่องมาจากมวลเนื้อเยื่อที่มีรูปร่างแบบ Spiculated Mass งานวิจัยชิ้นนี้จะประกอบไปด้วยค้นคว้าและพัฒนาอัลกอริธึมที่หลากหลายเพื่อการประมวลผลภาพที่มีประสิทธิภาพ ได้แก่ การกรองสิ่งไม่พึงประสงค์ออกจากภาพ ซึ่งอาจเกิดขึ้นจากกรณีเพิ่มข้อมูลภาพที่มาจากการสแกนแผ่นฟิล์มเก็บเอาไว้ที่อาจทำให้มีรอยขีดข่วนบนฟิล์ม หรืออาจเกิดจากกรณีเพิ่มข้อมูลภาพที่ได้จากการบันทึกผลโดยตรงจากอุปกรณ์เมมโมแกรมเต้านมที่อาจจะประกอบไปด้วยสิ่งไม่พึงประสงค์ประเภท Speckle Noise บนภาพ การปรับปรุงคุณภาพของภาพโดยเพิ่มความแตกต่างของแต่ละองค์ประกอบภายในภาพเพื่อให้ง่ายต่อการแยกส่วน (Segment) ของแต่ละองค์ประกอบออกมา การเชกเมนต์ภาพเพื่อหาบริเวณของมวลเนื้อเยื่อ การสกัดคุณลักษณะเชิงตัวเลขของรูปร่างของมวลเนื้อเยื่อ ตลอดจนการสร้างโครงสร้างการเรียนรู้และวินิจฉัยค่าคุณลักษณะโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

คุณลักษณะของภาพเมมโมแกรมเต้านมที่ใช้ในงานวิจัยนี้ คือ เพิ่มข้อมูลรูปภาพที่ได้จากการบันทึกข้อมูลโดยตรงจากอุปกรณ์เมมโมแกรม และเพิ่มข้อมูลภาพที่มาจากการสแกนฟิล์มเอ็กซเรย์เก็บไว้ เช่น ภาพจากฐานข้อมูล MAIS ที่เป็นภาพระดับเทา (Gray level) ที่มีขนาด 1024x1024

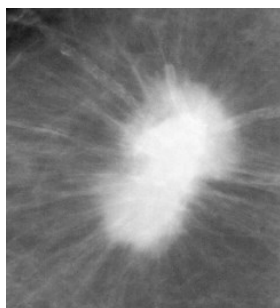
1.4 วิธีการดำเนินงานวิจัยโดยสรุป

ในงานวิจัยนี้ กำหนดขั้นตอนที่สำคัญสำหรับการทำงานวิจัยไว้ 3 ขั้นตอนหลัก คือ เริ่มจากขั้นตอนที่ 1 การสกัดภาพ Spiculated Mass (ซึ่งจะเป็นส่วนที่สำคัญของภาพที่บ่งบอกการเกิดมะเร็ง โดยมีลักษณะเป็นแนวฉีก) ออกจากชั้นไขมันของเต้านม จากนั้นในขั้นตอนที่ 2 จะนำภาพที่ได้ไปสกัดหาคุณลักษณะเด่น (ในเชิงตัวเลข) ที่ซ่อนอยู่ภายในภาพเพื่อการเรียนรู้ และขั้นตอนที่ 3 ผู้วิจัยจะบูรณาการคุณลักษณะเด่นที่ได้จากขั้นตอนการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีรายละเอียดย่อยของขั้นตอนหลักดังจะนำเสนอต่อไปนี้

ภาพดิจิทัลออลเมมโมแกรมของเต้านมจะถูกนำเข้าสู่กระบวนการประมวลผลภาพก่อน (Image Preprocessing) เพื่อปรับคุณภาพของภาพด้วยวิธีการหลายขั้นตอน เช่น การกรองสิ่งไม่พึงประสงค์ออกจากภาพ การปรับปรุงความเข้มสีขององค์ประกอบภาพโดยเพิ่มความแตกต่างระหว่างส่วนชั้นไขมันของของเต้านมกับมวลเนื้อเยื่อที่มีรูปร่างแบบแนว

ฉีก (Spiculated Mass) การนิยามบริเวณที่น่าสนใจ (ROI- Region of Interest) โดยอัตโนมัติซึ่งเป็นบริเวณที่คาดว่าจะมีมวลเนื้อเยื่ออยู่ และการประมวลผลภาพเพื่อค้นหามวลเนื้อเยื่อและรูปร่างของโครงสร้างของเนื้อเยื่อจากบริเวณดังกล่าว อัลกอริธึมที่ใช้ในการประมวลผลภาพในขั้นนี้จะเป็นการผสมผสานของหลายอัลกอริธึมดังนี้ การวิเคราะห์ภาพแบบหลายความละเอียดภาพ (Multiresolution Analysis) ด้วยการแปลงเวฟเลต (Wavelet Transform) และการใช้หลักการของ Krisch's Template ผสมกับการจัดกลุ่มความเข้มสีตามลำดับขั้นแบบฟัซซี (Hierarchical Fuzzy c-Mean) ในการนิยามขอบภาพของมวลเนื้อเยื่อ

ภาพขอบของมวลเนื้อเยื่อ (Mass Edge Map) จะถูกแปลงให้อยู่ในรูปของข้อมูลภาพเวกเตอร์ (Gradient Vector Flow) และใช้เทคนิคการประมวลผลภาพขั้นสูงในสกัดคุณลักษณะเชิงตัวเลขจากภาพเวกเตอร์ โดยรูปร่างของมวลเนื้อเยื่อจะถูกนำเสนอด้วยเซตของค่าคุณลักษณะเชิงตัวเลขเหล่านี้ ประยุกต์ใช้หลักการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียมกับเซตข้อมูลค่าคุณลักษณะเพื่อสร้างรูปแบบการตัดสินใจ สำหรับการวินิจฉัยเซตข้อมูลคุณลักษณะของชุดทดสอบว่าเป็นมวลเนื้อเยื่อที่มีรูปร่างแบบแนวฉีกหรือไม่ (Spiculated Mass) ดังรูปที่ 1-1 หรือเป็นมวลเนื้อเยื่อที่มีรูปร่างปกติทั่วไป (Circulated Mass)



รูปที่ 1-1 Spiculated mass

ดังที่กล่าวข้างต้นงานวิจัยนี้ได้ทดสอบกับฐานข้อมูลภาพแมมโมแกรมเต้านมทั้งหมด 3 ชุด โดยเป็นฐานข้อมูลภาพมาตรฐาน 2 ชุด คือ ฐานข้อมูล MAIS และ DDSM ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลภาพ พร้อมโครงสร้างคำตอบ (Ground truth) ที่ถูกนิยามโดยแพทย์ผู้ชำนาญ และชุดข้อมูลภาพของผู้ป่วยคนไทยจากศูนย์วิทยาศาสตร์สุขภาพ โรงพยาบาลมหาวิทยาลัยบูรพา จังหวัดชลบุรี

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้ซอฟต์แวร์ประยุกต์สำหรับเสริมการวินิจฉัยการตรวจหามะเร็งเต้านมในผู้ป่วยระยะแรก ในกรณีมวลเนื้อเยื่อมีรูปร่างแบบ Spiculated Mass
2. สามารถนำซอฟต์แวร์นี้ไปเป็นต้นแบบในการพัฒนาซอฟต์แวร์วินิจฉัยโรคอื่นที่มีระบบโครงสร้างการประมวลผลภาพคล้ายคลึงกัน หรือมีรูปแบบการประมวลผลในทิศทางเดียวกัน

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 การประมวลผลภาพ

นิยาม การประมวลผลข้อมูลภาพ หรือการประมวลผลภาพ (Image Processing) หมายถึง การจัดการและการวิเคราะห์สารสนเทศของภาพโดยใช้คอมพิวเตอร์ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อ

- ปรับปรุงหรือเพิ่มสารสนเทศของรูปเพื่อการแปลความหมายของมนุษย์ที่ดีขึ้น
- ทำให้รูปนั้นๆ เปลี่ยนแปลงในทางที่ดีขึ้นเพื่อให้เหมาะสมกับการประมวลผล หรือ การรับรู้ด้วยเครื่องจักรอย่างอัตโนมัติ (Autonomous machine perception)

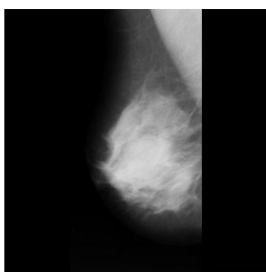
ตัวอย่างขั้นตอนวิธีของการจัดการและการวิเคราะห์สารสนเทศของภาพ เช่น การแปลงภาพ (Image Transformation) การนิยามภาพ (Image Description) การกรองภาพ (Image Filters) การคืนคืนภาพ (Image Restoration) การปรับปรุงคุณภาพของภาพ (Image Enhancement) การแบ่งภาพและการหาขอบวัตถุในภาพ (Image Segmentation and Edge Detection) และการบีบอัดข้อมูลภาพ (Image Compression) เป็นต้น

จากที่ได้กล่าวมาข้างต้น การประมวลผลภาพเชิงตัวเลข หรือเรียกสั้นๆ ว่า การประมวลผลภาพ (Digital Image Processing or Image Processing) คือ การประมวลผลของคอมพิวเตอร์เพื่อเปลี่ยนแปลงธรรมชาติของภาพเชิงตัวเลข (Digital Image) ดังนั้น การประมวลผลภาพถูกพัฒนาขึ้นมาเพื่อตอบปัญหาหลักๆ เช่น

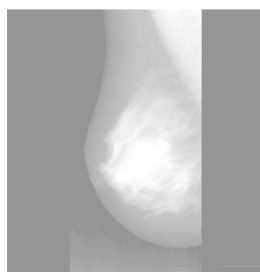
- การทำดิจิทัลและการเข้ารหัสข้อมูลภาพเพื่อการส่ง การพิมพ์ และการจัดเก็บอย่างมีประสิทธิภาพ ปัญหานี้เกิดเนื่องจากรูปต้นฉบับ (Original picture) นั้นเป็นข้อมูลเชิงอนาล็อก (Analog picture) ซึ่งเป็นข้อมูลที่มีความต่อเนื่อง ยังไม่สามารถประมวลผลได้ด้วยคอมพิวเตอร์ จึงจำเป็นต้องใช้การทำดิจิทัลเพื่อทำการสุ่มข้อมูล และ แปลงข้อมูลดังกล่าวนี้ให้ ให้เป็นข้อมูลเชิงตัวเลข (Discrete or Digital image) เพื่อการประมวลผลสำหรับเครื่องคอมพิวเตอร์ต่อไป

- การปรับปรุงคุณภาพของภาพ เช่น การเพิ่มความคมชัดให้กับขอบของวัตถุในภาพทำให้ภาพดูสว่างมากขึ้น ดังตัวอย่างในรูปที่ 2-1 โดยภาพทางซ้ายมือ คือ ภาพต้นฉบับ และ เมื่อผ่านขั้นตอนการปรับปรุงภาพโดยการเพิ่มความสว่าง ทำให้ภาพมีความคมชัดมากขึ้น
- การกำจัดสัญญาณรบกวน เมื่อนำภาพดังกล่าวไปผ่านกระบวนการกำจัดสัญญาณรบกวน ทำให้ได้คืนภาพที่มีความสมบูรณ์เกือบเหมือนจริงดังภาพขวามือ เป็นต้น ซึ่งภาพที่คืนมาได้นั้น จะทำให้การแปลความต่อสารสนเทศที่อยู่บนข้อมูลภาพในปัญหาต่างๆ ทำได้ง่ายขึ้น

การแบ่งภาพ และ การนิยามภาพ ถือเป็นขั้นตอนสำคัญสำหรับระบบการเรียนรู้และมองเห็นด้วยเครื่องจักร (Machine Learning and Vision) เพราะ ขั้นตอนวิธีนี้จะช่วยให้คอมพิวเตอร์หรือเครื่องจักรสามารถประมวลผลกับส่วนต่างๆ ที่แบ่งออกมาได้ง่ายขึ้น



(ก) ภาพต้นฉบับ



(ข) ภาพหลังการปรับความสว่าง

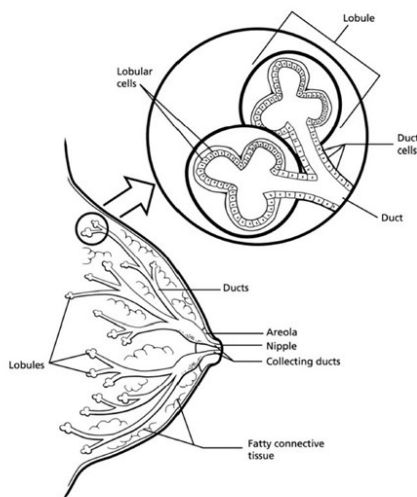
รูปที่ 2-1 ตัวอย่างการประมวลผลภาพเบื้องต้น

จากรูปที่ 2-1 พบว่าเมื่อทำการปรับปรุงคุณภาพของภาพใหม่ดังรูป (ข) ทำให้เราสามารถเห็นโครงสร้างของภาพได้ชัดเจนมากขึ้น อันจะนำไปสู่การวินิจฉัยของแพทย์ที่ง่ายยิ่งขึ้น ส่วนด้านการวิเคราะห์ด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์จะทำให้โปรแกรมเมอร์สามารถเขียนโปรแกรมวิเคราะห์หองค์ประกอบต่าง ๆ ของภาพได้ง่ายขึ้น นำผลไปสู่ผลการวิเคราะห์ของโปรแกรมได้ดียิ่งขึ้น

2.2 มะเร็งเต้านม

มะเร็งเต้านมเป็นโรคที่เป็นปัญหาด้านสาธารณสุขของผู้หญิงทั่วโลก ในแต่ละปีจะมีผู้ป่วยเพิ่มขึ้นจำนวนมาก วงการแพทย์ยังไม่ทราบว่ามะเร็งเต้านมเกิดจากสาเหตุใด แต่มีข้อมูลที่น่าสนใจว่ามะเร็งเต้านมพบในผู้หญิงสูงอายุมากกว่าผู้หญิงสาว ในบางรายอาจจะเกิดจากพันธุกรรมก็ได้ เนื่องจากมะเร็งเต้านมเป็นปัญหาสำคัญของสตรีทั่วโลก โดยทั่วไปแล้วผู้หญิงที่จะมาพบแพทย์เพื่อวินิจฉัยเกี่ยวกับมะเร็งเต้านมนั้น มักจะมีอาการปรากฏแล้ว ซึ่งทำให้ยากต่อการรักษา บางรายอาจมีอาการรุนแรงจนเสียชีวิตได้ วิธีการที่ดีที่สุดก็คือ ต้องเร่งให้ความรู้เกี่ยวกับการตรวจสอบมะเร็งเต้านมด้วยตนเอง เพื่อหาความผิดปกติในเบื้องต้นก่อนที่อาการของโรคจะลุกลาม โดยผู้หญิงที่ควรจะเริ่มตรวจมะเร็งเต้านมจะมีอายุตั้งแต่ 20 ปีขึ้นไป รวมทั้งอยู่ในสภาพที่มีปัจจัยเสี่ยง ต่อการเกิดมะเร็งเต้านม ได้แก่ ผู้ที่มีประจำเดือนก่อนอายุ 12 ปี หรืออายุ 45 ปี แล้วยังไม่หมดประจำเดือน ผู้ที่มีลูกคนแรกเมื่ออายุเกิน 35 ปี หรือคนอ้วนที่มีอายุตั้งแต่ 40 ปี ขึ้นไป ฯลฯ การตรวจดังกล่าว ก็เพื่อจะได้ทราบถึงการเปลี่ยนแปลงของเต้านมตนเอง

มะเร็งเต้านมเป็นโรคร้ายสำหรับผู้หญิงไทย แต่ถ้าหากได้มีการตรวจวิเคราะห์พบความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระยะแรกๆ ก็จะสามารถรักษาได้ง่าย และช่วยให้มีโอกาสรอดจากการเสียชีวิตได้ด้วย รูปแบบโดยทั่วไปของโรคมักจะเริ่มต้นในเซลล์ที่ท่อนม (มะเร็งท่อ) หรือพวกลิตนัม (มะเร็งตุ่ม) เนื่องจากจะยังคงอยู่ในท่อ เป็นมะเร็งในช่วงเริ่มต้นของการเจริญเติบโต เซลล์มะเร็งจะเติบโตมากกว่า 2 มม. จนในที่สุดจะแพร่กระจายเข้าไปในหลอดน้ำเหลือง ซึ่งจะนำไปสู่ต่อมน้ำเหลืองใต้รักแร้ เซลล์มะเร็งเต้านมจะยังคงเติบโตที่ใหม่และมักจะเกิดการบวมของต่อมน้ำเหลืองในพื้นที่ใต้รักแร้ เมื่อเซลล์มะเร็งเต้านมได้กลายพันธุ์ในต่อมน้ำเหลือง พวกมันก็จะมีส่วนที่แพร่กระจายไปยังอวัยวะอื่นๆ ของร่างกาย รวมทั้งนำไปสู่โรคต่างๆ ภายในระบบของร่างกาย ดังนั้นการตรวจหาโรสดังกล่าวพบตั้งแต่แรก ก็จะสามารถหลีกเลี่ยงการผ่าตัดและมีส่วนทำให้ผู้ป่วยมีชีวิตอยู่ได้นานมากขึ้น



รูปที่ 2-2 เต้านมผู้หญิง

(ที่มา <http://www.thai breast.org/index.php?mo=3&art=42046547>)

2.3 ภาพถ่ายเต้านม (Mammography)

ภาพถ่ายเต้านม (ตรุณี บุญยืนเวทวัฒน์, 2547) คือ การฉายรังสีเอ็กซ์ไปยังเต้านม แล้วถ่ายลงบนแผ่นฟิล์ม ด้วยเครื่องมือที่ถูกออกแบบมาเพื่อแสดงโครงสร้างภายในเต้านม เพื่อตรวจหามะเร็งเต้านม ซึ่งมักจะใช้ควบคู่กับการทดสอบเต้านมทางการแพทย์ (ทำการทดสอบโดยแพทย์) ซึ่งจะเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดใน การตรวจหามะเร็งเต้านมในระยะเริ่มต้น

การตรวจเต้านมด้วยรังสีเอ็กซ์ คือ การใช้ช่วงกว้างของคลื่นรังสีเอ็กซ์ (X – rays) ในปริมาณที่ต่ำ เพื่อตรวจสอบเต้านมของมนุษย์และใช้เป็นเครื่องมือในการวินิจฉัยและคัดกรอง เป้าหมายของการตรวจเต้านมด้วยรังสีเอ็กซ์ คือ การตรวจหามะเร็งเต้านมในระยะเริ่มต้นซึ่งมักจะเป็นการตรวจสอบลักษณะของเนื้อและ/หรือการเกาะกลุ่มกันของท่อน้ำนม

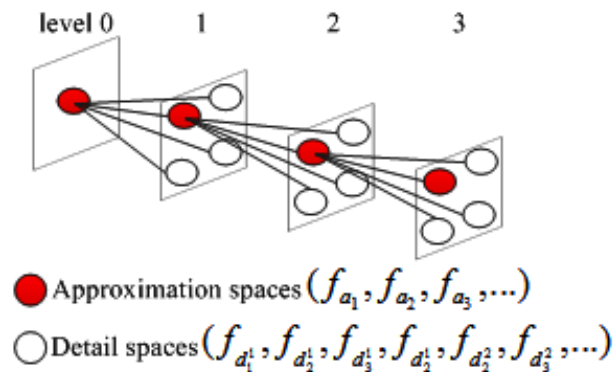
2.4 The discrete wavelet transformation

การวิเคราะห์ตัวกรองสัญญาณนั้น จะทำการแยกสัญญาณต้นแบบเป็น 2 ส่วน คือส่วนที่มีความถี่ต่ำกับส่วนที่มีความถี่สูง โดยจะใช้ตัวกรองความถี่ต่ำผ่าน (Low Pass Filter) สำหรับแยกองค์ประกอบส่วนที่ความถี่ต่ำ และใช้ตัวกรองความถี่สูงผ่าน (High

Pass Filter) สำหรับแยกองค์ประกอบความถี่สูง โดยสัญญาณที่ได้มานั้นจะผ่านอัตราสุ่มลง (Down Sampling) ด้วย 2 ซึ่งจะทำให้ผลลัพธ์จากการวิเคราะห์ลดลงครึ่งหนึ่ง ในการวิเคราะห์แต่ละชั้นโดยสรุปคือ เมื่อนำสัญญาณต้นแบบมาผ่านการวิเคราะห์ด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยแล้ว จะทำให้สัญญาณต้นแบบถูกแยกองค์ประกอบด้วยตัวกรองความถี่สูงและตัวกรองความถี่ต่ำ ซึ่งจะแยกความถี่ได้ตามช่วงที่ต้องการ และผลที่ได้จะถูกลดอัตราสุ่มครึ่งหนึ่งทำให้ได้สัญญาณเป็นสองส่วน คือ

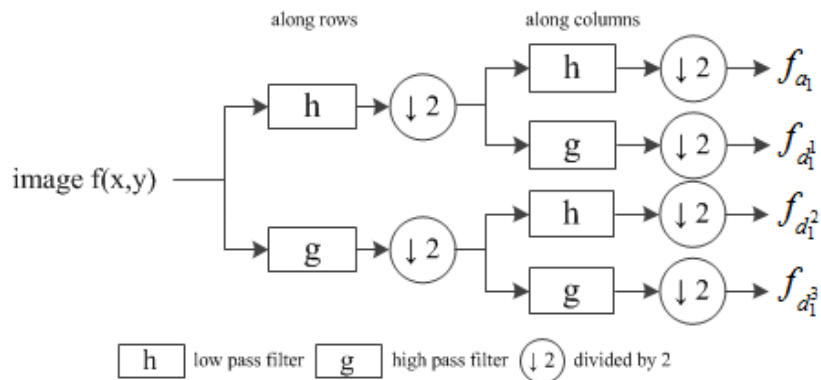
- สัญญาณองค์ประกอบความถี่สูง ที่เรียกว่า “Detail”
- สัญญาณองค์ประกอบความถี่ต่ำ ที่เรียกว่า “Approximation”

ดังรูป

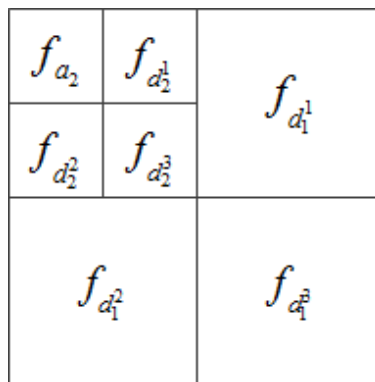


รูปที่ 2-3 ภาพการแยกออกเป็นส่วนของ wavelet
(ที่มา P. Boontong et. al, 2014)

การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยดังกล่าวเรียกว่า filter bank ถูกนำเสนอโดย Mallat, Unser และ Aldroubi (S.G Mallat, et. al, 1989) การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยสามารถแสดงดำเนินการโดย finite impulse response filters (FIRF) ซึ่งทำให้เกิด ตัวกรองโครงร่างแบบต้นไม้ ดังรูปที่ 2-4 (ก) ลักษณะของตัวกรอง (ตัวกรอง h และ g) เกี่ยวข้องกับการสลายตัวแบบ wavelet ซึ่ง h และ g คือ low pass และ high pass FIR's ที่เกี่ยวข้องกับการปรับและฟังก์ชัน wavelet ตามลำดับ



(ก)



(ข)

รูปที่ 2-4 ตัวกรองสัญญาณ (ก) โครงสร้างแบบต้นไม้ (ข) การแบ่งส่วนของ wavelet (ที่มา P. Boontong et. al, 2014)

2.5 The Object Attributes Thresholding (OAT)

อัลกอริทึมของ Otsu (N. Otsu, 1979) เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการหาค่าแธดโฮลด์ของภาพ โดยคำนวณหาจากฮิสโตแกรมระดับเทา ซึ่งค่าแธดโฮลด์ที่ได้จะเป็นแบ่งระดับเทาของภาพออกเป็น 2 คลาสอย่างเหมาะสม สามารถทำได้โดยตั้งหลักการต่อไปนี้

ทำการอนุมานว่าได้ทำการแบ่งพิกเซลออกเป็น 2 คลาสคือ C0 และ C1 โดยค่าแธดโฮลด์ค่าหนึ่งที่ระดับเทา k ซึ่ง C0 แสดงถึงพิกเซลที่อยู่ในระดับเทา $[1,2,\dots,k]$ และ C1 แสดงถึงพิกเซลที่อยู่ในระดับเทา $[k+1,\dots,L]$ และให้ σ_w^2 (with-in class variance) คือ ความแปรปรวนที่เกิดขึ้นภายในคลาส, σ_B^2 (between-class variance) คือ ความ

แปรปรวนที่เกิดขึ้นระหว่างคลาส, σ_T^2 (total variance of levels) คือ ความแปรปรวนของระดับเทาทั้งหมด การหาค่าเรดโพลต์ที่เหมาะสมได้จาก

$$\eta = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_T^2} \quad (1)$$

ซึ่งค่าเรดโพลต์ที่เหมาะสมจะขึ้นอยู่กับค่า n หรือ σ_B^2 ที่มากที่สุด จากสมการต่อไปนี้

$$\eta(k) = \frac{\sigma_B^2(k)}{\sigma_T^2} \quad (2)$$

$$\sigma_B^2(k) = \frac{(\mu_r w(k) - \mu(k))^2}{w(k)(1-w(k))} \quad (3)$$

ดังนั้นค่าเรดโพลต์ที่เหมาะสม คือ ค่าระดับเทา (k^*) ที่

$$\sigma_B^2(k^*) = \text{MAX}(\sigma_B^2(k)); \quad 1 \leq k \leq L \quad (4)$$

โดย

$$w_0 = \sum_{i=1}^k p_i = w(k), w_1 = 1 - w(k) \quad (5)$$

$$\mu_0 = \sum_{i=1}^k \frac{ip_i}{w_0}, \mu_1 = \sum_{i=k+1}^L \frac{ip_i}{w_1}, \mu_r = \sum_{i=1}^L ip_i \quad (6)$$

$$\sigma_0^2 = \frac{\sum_{i=1}^k (1 - \mu_0)^2 p_i}{w_0} \quad (7)$$

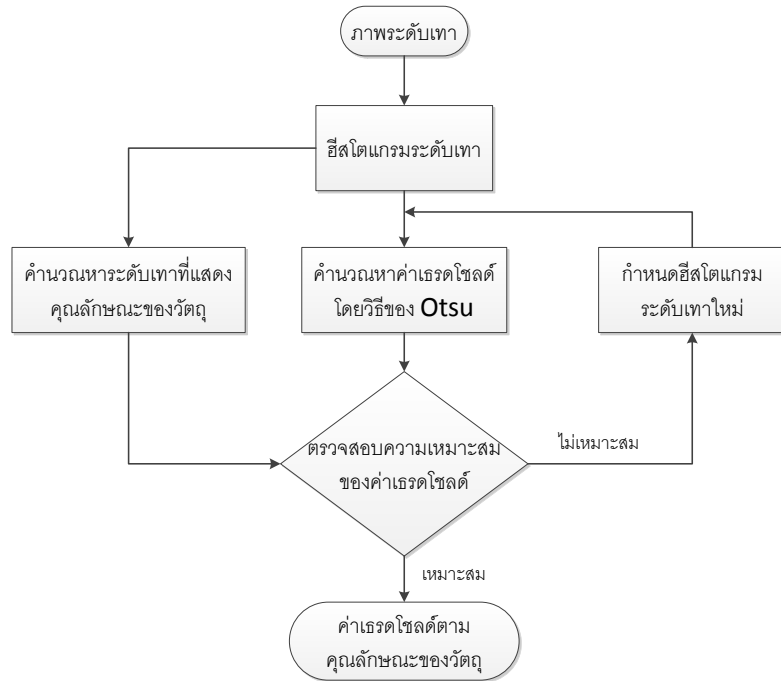
$$\sigma_1^2 = \frac{\sum_{i=k+1}^L (1 - \mu_1)^2 p_i}{w_1} \quad (8)$$

$$\sigma_B^2 = w_0 w_1 (\mu_0 - \mu_1)^2 \quad (9)$$

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=1}^L (i - \mu_r)^2 p_i \quad (10)$$

$$\sigma_W^2 = w_0 \sigma_0^2 + w_1 \sigma_1^2 \quad (11)$$

การทำเรตโพลต์ตามคุณลักษณะของวัตถุ (OAT) โดยนำอัลกอริทึมของ Otsu มาประยุกต์ใช้ร่วม ซึ่งขั้นตอนการทำงานมีดังนี้



รูปที่ 2-5 ขั้นตอนการทำงานของการทำเรตโพลต์ตามคุณลักษณะของวัตถุ (OAT)

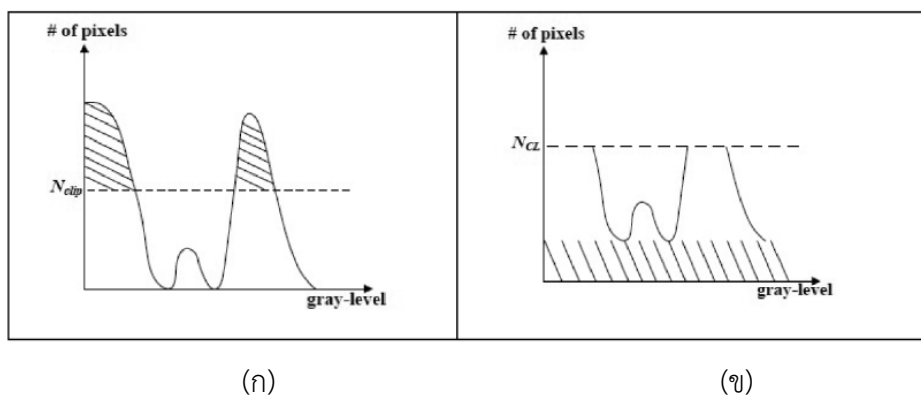
วิธี OAT ได้นำอัลกอริทึมของ Otsu (N. Otsu, 1979) มาประยุกต์ใช้กับฮิสโตแกรมระดับเทาของภาพ โดยการนำค่า t_j เพื่อใช้สำหรับการปรับค่าเรตโพลต์ ซึ่งการปฏิบัติสามารถทำได้ดังนี้

1. กำหนดเงื่อนไข โดยใช้คุณลักษณะของวัตถุมาเป็นเกณฑ์ในการกำหนด ซึ่งค่าเรตโพลต์ที่ได้จากการปรับในแต่ละครั้งต้องอยู่ภายใต้เงื่อนไขที่กำหนด
2. กำหนดให้ $j=1$
3. กำหนดฮิสโตแกรมระดับเทาของภาพ (G_j)
4. นำอัลกอริทึมของ Otsu มาคำนวณค่าเรตโพลต์ t_j จาก G_j
5. กำหนดฮิสโตแกรมระดับเทาใหม่โดยให้ G_{j+1} เท่ากับ ส่วนของ G_j ที่อยู่ระหว่าง “black” กับ t_j

6. เพิ่มค่า j แล้วทำซ้ำข้อ 4 และ 5 จนกระทั่งค่าแอมพลิจูดที่ได้จากการปรับไม่อยู่ในเงื่อนไขที่กำหนด ดังนั้นค่าแอมพลิจูดที่ได้จากวิธี OAT คือ ค่าแอมพลิจูดค่าสุดท้ายที่ได้จากการปรับและอยู่ในเงื่อนไขที่กำหนด

2.6 Adaptive Histogram Equalization

CLAHE คือ วิธีการเพิ่มคุณภาพของภาพ ซึ่งมีการพัฒนามาจาก Histogram Equalization (HE) โดย S.M. Pizer (S. M. Pizer, et. al, 1990) วิธีการนี้จะพิจารณารายละเอียดข้อมูลจาก HE ในแต่ละค่าพิกเซลบนบริเวณพื้นส่วนกลางของภาพต้นฉบับ โดยค่าฮิสโตแกรมที่มีระดับสูงกว่าค่าเฉลี่ยพิกเซลในระดับ gray จะถูกนำมากระจายให้กับทุกพิกเซลในภาพ gray scale ซึ่งแทนด้วยตัวแปร N_{clip} ดังรูปที่ 2-6



รูป 2-6 (ก) ค่า Histogram ภาพต้นฉบับ, (ข) ค่า Histogram ที่ถูกตัด (ที่มา พิเศษ วยะลุน, 2556)

ค่าฮิสโตแกรมนี้จะมีความแตกต่างจากค่า ฮิสโตแกรมอื่น โดยผู้ใช้สามารถกำหนดระดับความหนาแน่นของค่าพิกเซลได้ วิธีการดังกล่าวสามารถแสดงดังสมการ

$$N_{aver} = \frac{N_{CR-X_p} * N_{CR-Y_p}}{N_{gray}} \quad (12)$$

โดย N_{aver} คือ ค่าเฉลี่ยพิกเซล

N_{gray} คือ หมายเลขของค่า gray scale ในแต่ละพื้นที่

N_{CR-X_p} คือ หมายเลขของพิกเซลใน X มิติในแต่ละพื้นที่นั้นๆ

N_{CR-Y_p} คือ หมายเลขใน Y มิติของพื้นที่นั้นๆ

จากพื้นฐานของสมการที่ 1 N_{CL} สามารถคำนวณจากสมการที่ 13

$$N_{CL} = N_{clip} * N_{aver} \quad (13)$$

โดย N_{CL} คือ ค่าระดับการตัดจริง

N_{clip} คือ ค่าสูงสุดต่างๆในระดับ gray scale ของค่าเฉลี่ยพิกเซลในค่าระดับ gray ตามลักษณะพื้นที่นั้นๆ โดยค่าฮิสโตแกรมจากภาพต้นฉบับ แสดงในรูปที่ 1 เมื่อหมายเลขของพิกเซลมีค่ามากกว่า N_{clip} พิกเซลนั้นจะถูกตัด จากนั้นค่าพิกเซลจะถูกกระจายไปยังทุกพิกเซลในระดับ gray ดังสมการที่ 14

$$N_{cap} = \frac{N_{\sum clip}}{N_{gray}} \quad (14)$$

โดย N_{cap} คืออัตราส่วนระหว่างผลรวมของ histogram ต่อค่าสีระดับเทาจากพื้นฐานของสมการข้างต้นสามารถคำนวณค่าระดับของ histogram ในแต่ละพื้นที่จากกฎตั้งเงื่อนไข

If $HCR(i) > N_{CL}$ $HNCR(i) = N_{CL}$;

Else if $HCR(i) + N_{acp} \geq N_{CL}$, $HNCR(i) = N_{CL}$;

Else $HNCR(i) = HCR(i) + N_{acp}$;

โดย $HCR(i)$ คือ หมายเลขของแต่ละพิกเซลในระดับ gray ของพื้นที่นั้นๆ

i คือ หมายเลขของค่าในระดับ gray

หลังจากกระจายค่าฮีสโตแกรมใหม่ให้กับทุกพิกเซลในระดับ gray ดังสมการที่ 15

$$S = \frac{N_{gray}}{N_{LP}} \quad (15)$$

โดย S คือ ค่า histogram ใหม่ที่กระจายให้ทุกพิกเซล

N_{LP} คือ ค่าพิกเซลที่ตัดมาเพื่อใช้คำนวณค่าใหม่

2.7 Hierarchical Fuzzy C Means

Fuzzy C Means (FCM) Clustering (A. Sopharak, B. Uyyanonvara และ S. Barman, 2009) เป็นเทคนิคเพื่อใช้ในการ Segment รูปภาพ FCM Clustering เป็นอัลกอริทึมการจัดกลุ่มที่ทับซ้อนกัน ข้อมูลแต่ละจุดอาจเป็นได้ 2 กลุ่มหรือมากกว่าด้วยค่าความเป็นสมาชิกแตกต่างกัน คุณลักษณะที่มีความคล้ายคลึงกันสูงภายในภาพที่จะถูกจัดกลุ่มรวมอยู่ในกลุ่มเดียวกัน ค่าความคล้ายคลึงจะอยู่ในรูปของระยะห่างของเวกเตอร์คุณลักษณะไปยังศูนย์กลางของกลุ่ม การวัดระยะทางแบบยุคลิดจะนำมาใช้วัดระยะห่างนี้ และข้อมูลจะเชื่อมโยงด้วยค่าสมาชิกที่เหมาะสม

ศูนย์กลางของกลุ่มจะเปลี่ยนไปจนกระทั่งค่าความแตกต่างระหว่างค่าฟังก์ชันเป้าหมายกับค่าการดำเนินการของรอบถัดไป (The objective function at successive iterations) น้อยกว่าเกณฑ์ที่กำหนดไว้ก่อนหน้านี้ โดยค่า Objective function มาจาก

$$J = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^C u_{ij}^2 \|x_i - c_j\|^2 \quad (16)$$

$$u_{ij} = \left[\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^2 \right]^{-1} \quad (17)$$

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^M u_{ij}^2 x_i}{\sum_{i=1}^M u_{ij}^2} \quad (18)$$

โดย M คือจำนวนของคุณลักษณะ, C คือจำนวนกลุ่ม, u_{ij} คือดีกรีของสมาชิก x_i ภายในคลัสเตอร์ j , x_i เป็นข้อมูลที่มีขนาด i มิติ, c_j คือ ศูนย์กลางของกลุ่มและ $\|*\|$ คือ บรรทัดฐานการแสดงความคล้ายคลึงกันใดๆระหว่างคุณลักษณะใดๆกับศูนย์กลาง

การแบ่งชั้นของ Fuzzy ดำเนินการผ่าน การเพิ่มประสิทธิภาพของ objective function ด้วยการปรับ u_{ij} และ c_j การวนซ้ำจะหยุดเมื่อ

$$\max_{ij} \left\{ |u_{ij}^{(k+1)} - u_{ij}^{(k)}| \right\} < \varepsilon \quad (19)$$

โดย ε มีค่าเท่ากับ 0.00001 และ k คือจำนวนรอบ

2.8 Generalized Gradient Vector Flow for Snakes (GGVF Snake)

Generalized Gradient Vector Flow for Snakes (C. Xu, J.L. Prince, 1997) และ (C. Xu, J.L. Prince, 1998) เป็นตัวแบบของพารามetriks แบบแอคทีฟคอนทัวหรือ Snake ถูกสร้างมาจาก $X(s) = (x(s), y(s))$ คือ การติดตามรูปร่างของวัตถุตามกระบวนการวิวัฒนาการคดงอ การเปลี่ยนรูปอยู่บนพื้นฐานของ Spline ได้รับอิทธิพลมาจากแรงจากภายในและรูปภาพ (ภายนอก) ที่ตั้งให้ Snake เข้าหาขอบเขตของวัตถุที่ต้องการซึ่งทำให้ Snake ใช้พลังงานน้อย ดังนั้น สมการพลังงานของ Snake คือ ผลรวมของพลังงานทั้งในและนอก ดังนี้

$$E = \frac{1}{2} \sum_0^1 (E_{Internal}(X) + E_{image}(X)) ds \quad (20)$$

$$E_{Internal}(X) = \alpha \left| \frac{dX}{ds} \right|^2 + \beta \left| \frac{d^2X}{ds} \right|^2 \quad (21)$$

เมื่อ α และ β คือ พารามิเตอร์ของความเค้นและความเข้ม นิยามความหมายของ E_{image} คือ ขนาดการไล่ระดับสีของภาพ convolved ด้วยส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของ Gaussian filter โดยที่ พลังงานที่น้อยที่สุดของ snake คิดได้จากสมการของ Euler

$$\alpha X''(s) - \beta X'(s) - \nabla E_{ext} = 0 \quad (22)$$

∇E_{image} คือ แรงภายนอกที่กำหนดมาจากการไหลเวียนของเวกเตอร์ในการไล่ระดับสีแบบมาตรฐานและถูกนำเสนอครั้งแรกโดย Xu และ Prince (1997) ด้วยค่าสัมประสิทธิ์ที่แตกต่างกันเพื่อความราบเรียบในการลดผลกระทบ แล้วสมการเชิงเส้นรูปไข่ของการแพร่กระจายเวกเตอร์จะได้มาจาก

$$v_t - g(|\nabla f|) \nabla^2 v - h(|\nabla f|) (\nabla f - v) = 0 \quad (23)$$

เมื่อ $g(|\nabla f|) = e^{-(\nabla f/k)}$, $h(|\nabla f|) = 1 - g(|\nabla f|)$ และ k คือ พารามิเตอร์การปรับแต่งค่า การถ่วงสมการ $g(\cdot)$ และ $h(\cdot)$ จะขึ้นอยู่กับค่าไล่ระดับสีของภาพขอบโดยที่ $g(\cdot)$ จะมีค่าน้อยกว่า $h(\cdot)$

2.9 เครื่องมือในการวัดประสิทธิภาพ

วิธีการวิเคราะห์ความถูกต้อง ในงานวิจัยนี้จะวัดประสิทธิภาพของผลการทดลองโดยพิจารณาจากค่า accuracy precision recall and F-measure และ G-mean โดยค่าดังกล่าวจะคำนวณได้จากสมการ ต่อไปนี้

ค่าความถูกต้อง (Accuracy)

$$accuracy = \frac{TP + FN}{TP + TN + FP + FN} \quad (24)$$

ค่า precision

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (25)$$

ค่า recall

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (26)$$

เมื่อ TP = True Positive,
 TN = True Negative,
 FN = False Negative และ
 FP = False Positive

2.10 การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

Naga และคณะ (2001) ได้นำเสนอเรื่อง “Detection of Breast Masses in Mammograms by Density slicing and Texture Flow-Field Analysis” ที่มีการนำเสนอวิธีการสำหรับการตรวจหาก้อนเนื้อในเต้านมจากภาพแมมโมแกรม โดยกระบวนการที่นำเสนอเน้นการประมวลผลภาพแบบการแบ่งส่วน เพื่อที่จะทำการตรวจหาเนื้อเยื่อพื้นฐานของเต้านมและการจำกัดพื้นที่เฉพาะของก้อนเนื้อที่มีความผิดปกติ อีกทั้งยังทำการจัดประเภทของก้อนเนื้อจากการพิจารณาลักษณะขอบก้นเนื้อแต่ละประเภท ทั้งแบบที่มีความปกติกับแบบที่มีความผิดปกติ กระบวนการดังกล่าวเริ่มต้นจากการรวมวิธีการกรองแบบ Gaussian และการดำเนินการ Sup-sampling จากนั้นทำการคำนวณการไหลของมุมที่มีคุณสมบัติที่ต่างกันที่อยู่ในภาพแมมโมแกรมและทำการวิเคราะห์การไหลของก้อนเนื้อที่แบ่งเป็นส่วน ผลการจากใช้วิธีการนี้กับการตรวจหาก้อนเนื้อประเภทต่างๆ พบว่าสามารถตรวจพบก้อนเนื้ออกที่อันตรายได้ 13 ภาพ จากจำนวนภาพแมมโมแกรมในฐานข้อมูลทั้งหมด 56 ภาพ และผลการตรวจหาก้อนเนื้ออกที่ไม่ใช่เนื้อร้ายค่าความแม่นยำถึง 63 เปอร์เซ็นต์ จากจำนวนที่ตรวจพบ 16 ภาพจากจำนวนภาพแมมโมแกรมในฐานข้อมูลทั้งหมด 30 ภาพ โดยสรุปแล้วผลการตรวจหามวลเนื้อในเต้านมมีความถูกต้องถึงร้อยละ 74 จากจำนวนทั้งหมด 43 กรณี

Mehul และ Alan (2003) ได้นำเสนอการตรวจหาก้อนเนื้อที่รอยการฉีกขาดจากภาพแมมโมแกรมในการตรวจเต้านม ในหัวข้อวิจัย “Detection of Spiculated Lesions in Mammograms” โดยวิธีการที่นำเสนอประกอบไปด้วย 2 ขั้นตอน คือ 1) การปรับปรุงคุณภาพของภาพโดยขั้นตอนการกรองภาพ จะใช้การประมวลผลในระบบเชิงเส้นแบบ Radial Spiculate Filters ซึ่งอัลกอริทึมนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อทำการปรับปรุงคุณภาพของลักษณะเชิงเส้น (Linear features) ของรอยที่ฉีกขาด ซึ่งภาพจะถูกคำนวณโดยใช้วิธี Radon Transform ตามการกรองภาพและแบ่งภาพที่อยู่ใน Radon Domain และ 2) การคำนวณผกผัน Radon Transform ที่ได้รับการปรับปรุงคุณภาพของภาพ ผลของการตรวจหาก้อนเนื้อโดยใช้อัลกอริทึมนี้โดยใช้ภาพแมมโมแกรมที่อยู่ในฐานข้อมูล DDSM ในการทดสอบ ซึ่งผลลัพธ์นั้นจะเปรียบเทียบกับผลการวินิจฉัยของแพทย์รังสีวิทยา โดยนำภาพแมมโมแกรมตั้งต้นเข้ากระบวนการตามอัลกอริทึมที่นำเสนอตามลำดับเพื่อให้ได้ขอบเขตบริเวณที่สนใจ ซึ่งผลตรงตามกับตำแหน่งที่แพทย์ทำการวินิจฉัย ถึงอย่างไรก็ตามสำหรับอัลกอริทึมนี้ยังไม่มีการนำไปเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมและภาพแมมโมแกรมจากฐานข้อมูลอื่น

Addel และ Mahmoud (2005) ได้นำเสนองานวิจัยชื่อ “Fuzzy Entropy Based Detection of Suspicious Masses in Digital Mammogram Images” เป็นการตรวจหาก้อนเนื้อที่มีความผิดปกติในภาพแมมโมแกรม ซึ่งลักษณะของมวลก้อนเนื้อจะเป็นวัตถุที่มีความสว่าง มีขอบเขตการกระจายตัวอยู่บนภาพแมมโมแกรม โดยกระบวนการตรวจหาขั้นนี้ประกอบไปด้วย 3 ขั้นตอน ขั้นตอนแรกจะดำเนินการกำจัดส่วนที่เป็นพื้นหลัง (Background Removal) จากการวิเคราะห์ฮิสโตแกรมของภาพแมมโมแกรม จะทำการค้นหาค่าที่มีความถี่สูงสุดลำดับที่ 2 ของฮิสโตแกรมซึ่งจะเป็นจุดแบ่งระหว่างส่วนพื้นหลังของฟิล์มเอ็กซเรย์กับขอบเขตของเต้านม และส่วนของเนื้อเยื่อเต้านม ซึ่งจะได้ช่วงของขอบเขตระดับภาพสีเทาที่อยู่ระหว่างฮิสโตแกรมสองส่วนดังกล่าว ดังนั้นตำแหน่งของ Threshold ที่เหมาะสมจะอยู่ระหว่างขอบเขตทั้งสอง ขั้นตอนที่สองเป็นการคำนวณฟัซซีเอนโทรปีต่ำที่สุด (Fuzzy entropy minimization) ซึ่งทฤษฎีฟัซซีเซตถูกนำมาใช้ในการเลือก Threshold ที่จะแบ่งแยกขอบเขตที่มีความหมายของภาพในงานวิจัยนี้ได้ใช้การคำนวณฟัซซีเอนโทรปีในการนิยามภาพจนได้ค่า Threshold ที่เหมาะสม ในขั้นตอนสุดท้ายวิเคราะห์ภาพแมมโมแกรมที่เผยให้เห็นส่วนเล็กๆที่แยกออกจากขอบเขตปกติซึ่งจะเป็นส่วนที่ไม่เกี่ยวข้อง ดังนั้นจะได้ส่วนที่เหลืออยู่ของภาพซึ่งเป็นผลลัพธ์สุดท้ายที่สามารถจัดกลุ่มพิกเซลของวัตถุที่ต่อเนื่องกันและจำนวนของพิกเซลลงในตารางวัตถุ จากนั้นกำจัดวัตถุที่มีขนาดเล็กกว่าค่า Threshold และวัตถุอื่นๆ ที่มี

ขนาดเล็กกว่า 10 พิกเซล ออกไปเพื่อให้ได้ขอบเขตของแนวฉีกที่อยู่ในภาพเมมโมแกรม การแยกพื้นที่ของรูปร่างลักษณะแนวฉีกจะใช้วิธีการ Morphological contour extractor ส่วนของภาพแนวฉีกจะอยู่ในตารางองค์ประกอบโครงสร้างขนาด 3X3 ภาพที่มีส่วนที่ถูกกัดเซาะจากส่วนของภาพทั้งหมดมากำหนดให้เป็นขอบเขตภาพ งานวิจัยนี้ได้ทดสอบกับภาพเมมโมแกรมจากฐานข้อมูล DDSM ซึ่งได้ทำการทดสอบกับระบบอื่นที่กำหนดให้เซตของภาพเป็นสองชุด ชุดแรกจะประกอบไปด้วย 36 ภาพ ที่มีก้อนเนื้อที่ผิดปกติมีขนาดก้อนเนื้อที่แตกต่างกันไป และชุดที่สองประกอบไปด้วย 12 ภาพ ที่เป็นเต้านมปกติจากการวิเคราะห์เชิงสถิติพบว่าภาพชุดที่หนึ่ง กรณีที่เป็นมะเร็ง สามารถตรวจพบได้เป็นร้อยละ 98 จากภาพทั้งหมด และภาพชุดที่สอง กรณีผู้ป่วยปกติผิดปกติไม่เป็นโรคมะเร็ง สามารถตรวจพบได้ถึงร้อยละ 100

Luan Jiang และคณะ (2008) เสนองานวิจัยเรื่อง “Automated Detection of Breast of Mass Spiculation Levels and Evaluation of Schema Performance” เป็นการพัฒนาและทดสอบกระบวนการทางคอมพิวเตอร์เพื่อวิเคราะห์ขอบเขตของก้อนเนื้อที่เป็นปกติและการหาจำนวนของขอบเขตเนื้อเยื่อที่ฉีกขาด กระบวนการดังกล่าวจะทำการอัตโนมัติโดยประกอบไปด้วยสามขั้นตอน เริ่มจากขั้นตอนแรกเป็นการทำตามหลักการของ Maximum Entropy ที่ถูกนำมาใช้ในการตรวจหาโครงร่างของก้อนเนื้อ ระดับตั้งต้นในขอบเขตบริเวณที่สนใจ จากนั้นทำการแก้ไขส่วนที่มีแนวโน้มรบกวนในภาพพื้นหลัง ขั้นตอนที่สองได้นำโมเดลของ Active-contour มาใช้ในการปรับแต่งการตรวจหาขั้นต้นของรูปร่างขอบเขตก้อนเนื้อ ขั้นตอนที่สามใช้เครื่องตรวจจับเส้น (Line Detector) ในการตรวจสอบและการระบุเส้นของก้อนเนื้อเยื่อที่ฉีกขาดที่เชื่อมโยงไปยังขอบเขตของก้อนเนื้อ ส่วนท้ายสุดของขอบเขต การวัดเชิงปริมาณ ดัชนีก้อนเนื้อเยื่อ ล้วนถูกนำมาใช้ในการประเมินระดับของก้อนเนื้อเยื่อ ประสิทธิภาพของกระบวนการใช้ดัชนีก้อนเนื้อเยื่อสำหรับการจำแนกประเภท การประเมินผลความเกี่ยวเนื่องกันของเซตข้อมูลภาพขนาดใหญ่และพื้นที่ภายใต้เส้นโค้งของ Receiver-Operating Characteristic (ROC) ในการดำเนินการทดสอบใช้ฐานข้อมูลภาพ DDSM จากการประเมินระดับของประสิทธิภาพของกระบวนการโดยใช้ชุดข้อมูลที่รวมภาพที่เป็นลักษณะของเนื้อเยื่อฉีกขาดจำนวน 105 ภาพและภาพขอบเขตก้อนเนื้อ 106 ภาพ ที่คัดเลือกจากฐานข้อมูล ซึ่งผลลัพธ์การศึกษาเบื้องต้นแสดงให้เห็นว่าประสิทธิภาพโดยรวมของกระบวนการทางคอมพิวเตอร์ที่ใช้ตรวจหาระดับของก้อนเนื้อที่ฉีกขาดค่อนข้างต่ำ เนื่องมาจากความท้าทายเชิงเทคนิคในการตรวจหาระดับของก้อนเนื้อที่ฉีกขาดแบบอัตโนมัติยังคงมีอยู่

ถึงแม้ว่าการประเมินผลประสิทธิภาพของกระบวนการที่คล้ายคลึงกันในงานวิจัยก่อนหน้า โดยที่ผู้วิจัยอื่นยังไม่มีการรายงานผลออกมา

Fengmei และคณะ (2008) ได้นำเสนองานวิจัยเรื่อง “Gradient Vector Flow Field and Mass Region Extraction in Digital Mammograms” โดยใช้ Adaptive Histogram Equalization และ Gradient Vector Flow (GVF) ในการแยกก้อนเนื้อต่างๆ ในภาพดิจิทัลมัมโมแกรม โดยรูปแบบวิธีการของ GVF จะเป็นตัวแปรของรูปทรงที่เปลี่ยนรูปแบบที่ใช้ในภาพถ่ายทางการแพทย์ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการแบ่งส่วนและการตรวจหาขอบภาพ ซึ่งประโยชน์หลักของ GVF นั้นสามารถตรวจหาขอบเขตได้อย่างมีประสิทธิภาพ แม้ว่าในขณะที่การเปลี่ยนรูปทรงเว้าเข้าไปในขอบเขตและส่วนที่เริ่มต้นในทางคณิตศาสตร์ GVF ถูกนิยามว่าเป็นวิธีแก้ปัญหาค่าความสมดุลของสมการเชิงอนุพันธ์เวกเตอร์บางส่วน ซึ่งการกระจายเวกเตอร์ของการไล่ระดับสีของระดับภาพสีเทาหรือแผนที่ขอบเขตไบนารีที่ได้จากการคำนวณจากภาพที่กำหนด ในรายละเอียดของอัลกอริทึมที่ใช้ใน GVF นี้ประกอบไปด้วยกระบวนการห้าขั้นตอนตามลำดับดังนี้ ขั้นตอนแรกเป็นการเพิ่มระดับให้กับภาพเมมโมแกรม ขั้นที่สองแยกส่วนขอบเขตด้านบนผ่านการปรับฮิสโตแกรม Otsu’s ขั้นที่สามแยกตำแหน่งบนสุดของฮิสโตแกรมที่มีความเข้มสูง โดยใช้ค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของช่วงที่มีขนาดเล็ก ขั้นที่สี่ในแต่ละตำแหน่งที่มีเส้นแยกออกจากทุกทิศทางและได้จุดขอบเขตในขอบเขตภาพ ทำการกรองจุดขอบที่แยกออก ขั้นสุดท้ายสร้างส่วนที่นูนออกของจุดขอบรวมเข้ากับจุดที่นูนออกทั้งหมด จะได้ส่วนที่เป็นขอบเขตของก้อนเนื้อ งานวิจัยนี้ได้ทำการทดลองกับฐานข้อมูล DDSM ซึ่งมีการประเมินประสิทธิภาพจากการคำนวณพื้นที่ของ Ground Truth เช่นเดียวกันกับการแยกส่วนขอบเขต จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่าอัลกอริทึมนี้มีประสิทธิภาพในการแยกก้อนเนื้อที่มีความเข้มสูง ในทางกลับกันจากกรณีทดสอบ 161 กรณี มี 95 กรณีที่แยกส่วนขอบเขตก้อนเนื้อที่มีจำนวนเนื้อเยื่อมากแต่ไม่ใช่ก้อนเนื้อผิดปกติ

Jahanbin และคณะ (2008) ได้พัฒนาเทคนิคการระบุส่วนของ ROI ที่อยู่รอบๆ ก้อนเนื้อเยื่อที่มีแนวฉีกขาดบนภาพเมมโมแกรมแบบอัตโนมัติ ในงานวิจัยชื่อ “Automated Region of Interest Detection of Spiculated Masses on Digital Mammograms” จากวิธีการที่นำเสนอสำหรับการกำหนดขนาดของ ROI นั้นจะขึ้นอยู่กับ การตอบสนองของเขตที่ไม่ซ้ำกันของตัวกรองแนวฉีกขาด (Spiculated Filters: SF) ซึ่งในการออกแบบตัวกรองจะมีพื้นฐานมาจากการเรียนรู้ด้วยตนเองตามคุณลักษณะทางกายภาพของแนวฉีกขาด การวัดความถูกต้องของขั้นตอนวิธีจะถูกวัดโดยค่าร้อยละของพิทเชลแนวฉีกขาดที่อยู่ในขั้นตอนการระบุ ROI ขั้นตอนการทดสอบจะทำการทดสอบกับ

ฐานข้อมูล DDSM ที่ประกอบไปด้วยภาพกรณีทดสอบของก้อนเนื้อที่มีแนวฉีกขาดจำนวน 37 กรณีทดสอบ ซึ่งจะได้มาจากการสุ่มข้อมูลภาพจากฐานข้อมูล DDSM เพื่อใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธี โดยการคำนวณหาค่าร้อยละของพิกเซลที่ถูกทำเครื่องหมายส่วนที่เป็นแนวฉีกขาดของเนื้อเยื่อ จากนั้นจึงศึกษาด้วยการตรวจหาตำแหน่งที่อยู่ภายในบริเวณ ROI ค่าที่ได้จากขอบเขตอยู่ระหว่างศูนย์และหนึ่ง โดยค่าเฉลี่ย ร้อยละ 94 ของพิกเซลแนวฉีกขาดที่อยู่ภายในบริเวณ ROI จะถูกระบุด้วยขั้นตอนวิธีนี้ สำหรับค่าสูงสุดและค่าต่ำสุดจะเป็นร้อยละ 100 และ ร้อยละ 49 ตามลำดับ ซึ่งการวัดเชิงปริมาณด้วยตัววัดเดียวนั้นไม่ใช่วิธีการทดสอบที่ถูกต้องของขั้นตอนวิธีที่จะแสดงค่าผลร้อยละ 100 สำหรับการตรวจหา ROI ดังนั้นแล้วผู้พัฒนาจึงได้ใช้ตัววัดลำดับที่สองซึ่งจะนำพื้นที่ส่วนที่เป็นเกณฑ์ทับซ้อนกัน ซึ่งการหาส่วนที่เป็นเกณฑ์ทับซ้อนจะต้องใช้เทคนิคการแบ่งส่วนก้อนเนื้อหลากหลายวิธีด้วยกัน ค่าร้อยละของส่วนที่ทับซ้อนที่ได้จากตัววัดที่สองมีค่าร้อยละเป็น 48 จะเห็นได้ว่าความถูกต้องที่ใช้ระบุ ROI นั้นมีความสำคัญอย่างยิ่งที่จะนำมาใช้ในการจัดหมวดหมู่ของแนวฉีกขาดของเนื้อเยื่อแบบปกติและแนวฉีกขาดของเนื้อเยื่อที่ก่อให้เกิดมะเร็ง

Muralidhar, Bovik และคณะ (2010) ได้นำเสนองานวิจัยชื่อ “Snakules: A Model-Based Active Contour Algorithm for the Annotation of Spicules on Mammography” งานวิจัยนี้ทำการพัฒนาขั้นตอนวิธี Sakules ที่สามารถนำใช้งานให้เหมาะสมกับรูปร่างสำหรับการตรวจหามะเร็งเต้านมแบบที่มีแนวฉีกขาดของเนื้อเยื่อแบบ Spiculated ซึ่งในแต่ละส่วนที่ต้องสงสัยว่าเป็นตำแหน่งของ Spiculated mass ที่ได้รับการยืนยันจากแพทย์รังสีวิทยาหรือขั้นตอนวิธีทางคอมพิวเตอร์ช่วยตรวจหา ซึ่งวิธี Sakules ที่ได้พัฒนานั้นจะเป็นการสร้างเส้นรอบรูปร่างตั้งแต่จุดเริ่มต้นถึงจุดที่สิ้นสุดมาบรรจบกันซึ่งจะมีความคล้ายกับรู โดยที่เซตของ Sakules ที่มาบรรจบกันมีความสามารถในการเปลี่ยนรูปร่าง มีการเติบโต และปรับตัวไปยังแนวฉีกขาดของเนื้อเยื่อที่ถูกตั้งอยู่ในภาพ สิ่งที่น่าสนใจคือส่วนโค้งที่มีพัฒนาการและการเคลื่อนไหวที่ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการจับคู่พลังงานที่อยู่ในพื้นที่ การเริ่มต้นกระบวนการจะใช้เซตธรรมชาติที่ได้มาจากการตรวจหาอย่างอัตโนมัติจากจุดที่ถูกเลือกมา จากนั้นใช้วิธี Sakules ไปทำการหาขอบของตำแหน่งก้อนเนื้อที่ต้องสงสัย สถิติของการวัดทางกายภาพของก้อนเนื้อที่อยู่ในภาพแมมโมแกรมจะถูกใช้ในกระบวนการตรวจหาเซตของจุดที่ถูกเลือกมา จากที่ได้ทำการสังเกตการณ์และศึกษาร่วมกับแพทย์รังสีวิทยานั้นทำให้มีการประเมินประสิทธิภาพของวิธี Sakules ที่แสดงให้เห็นถึงศักยภาพที่ใช้ในขั้นตอนการวิเคราะห์ภาพและนำมาปรับปรุงความเฉพาะของอัลกอริทึมของคอมพิวเตอร์ช่วยตรวจหาและเครื่องมือในการกระตุ้น

งานวิจัยนี้ได้นำวิธีการ Radon Transform มาเพิ่มประสิทธิภาพของโครงสร้างเชิงเส้น และการคำนวณที่มีบทบาทสำคัญต่อการปรับตัวและใช้สนามพลัง (Vector Field Convolution :VFC) สำหรับการคำนวณ Radon ที่ใช้เพิ่มประสิทธิภาพของภาพ ROI กับ รูปร่างที่เหมาะสมและยังมีประโยชน์กับงานแบ่งส่วนภาพทางการแพทย์

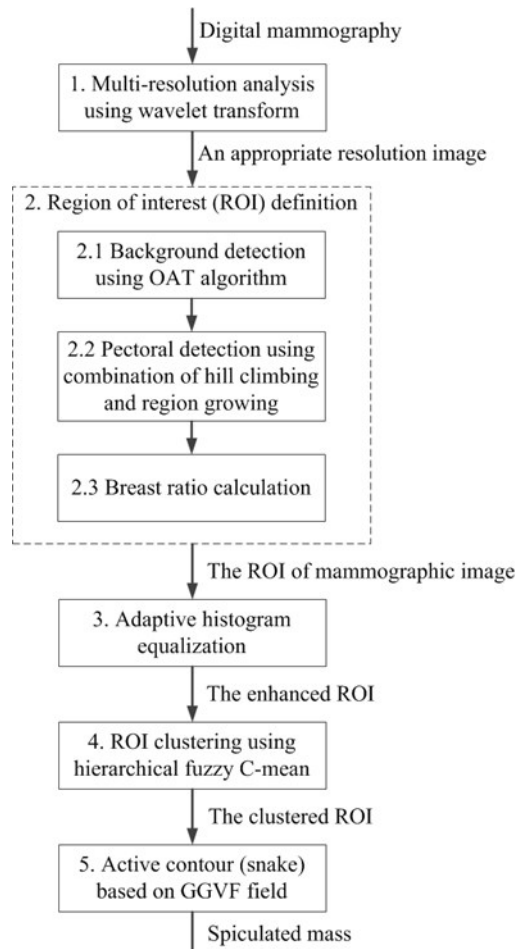
Abbas, Celebi และ Garcia (2013) ได้นำเสนอวิธีการแบ่งส่วนของก้อนเนื้อ สำหรับภาพแมมโมแกรมในงานวิจัยชื่อ “Breast mass segmentation using region-based and edge-based methods in a 4-stage multiscale system” โดยใช้ robust multiscale feature-fusion และการประมาณค่าอัตโนมัติด้วยวิธีเอ็มเอพี (maximum a posteriori : MAP) ซึ่งกระบวนการแบ่งส่วนนั้นประกอบด้วยสี่ขั้นตอนหลัก โดยขั้นตอนแรกคือการคัดเลือก ROI ด้วยการใช้ dynamic contrast improvement scheme ขั้นตอนที่สองคือการแก้ไขส่วนของ background-influence ด้วยการใช้วิธีการเข้าคู่รูปแบบ(Template Matching) ขั้นตอนที่สามคือการตรวจหาก้อนเนื้อด้วยการเลือกจุดสนใจแบบ Candidate points ด้วยวิธีการ prior and posterior probabilities ตามความเข้มของการรวมหลากหลายคุณลักษณะเชิงมาตราส่วน (robust multiscale feature-fusion) ขั้นตอนสุดท้ายจะทำการวาดเส้นขอบเขตของก้อนเนื้อด้วยวิธีเอ็มเอพี ซึ่งวิธีการแบ่งส่วนส่วนนี้จะถูกนำไปใช้กับภาพก้อนเนื้อจำนวน 480 ภาพที่มีการระบุส่วนที่เป็น Ground truth จากนักรังสีวิทยา จากนั้นจะนำมาทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับวิธีที่นำเสนอด้วยการวัดทางสถิติแบบภาพต่อภาพ โดยผลจากการทดลองพบว่าวิธีที่พัฒนานั้นมีความน่าเชื่อถือสำหรับก้อนเนื้อแบบ ill-defined และ แนวฉีกขาดแบบ Spiculated เมื่อมีการนำไปเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีอื่นๆ เมื่อนำระบบช่วยวินิจฉัยนี้มาบูรณาการกับการวินิจฉัยของนักรังสีวิทยาอาจช่วยเหลือการวิเคราะห์ผลได้ดีขึ้น

Balanica, Dumitrache และ Preziosi (2013) ได้นำเสนองานวิจัยเรื่อง “Breast Cancer Diagnosis based on Spiculation Feature and Neural Network Techniques” วิธีการสำหรับการสกัดคุณสมบัติแนวฉีกขาดของเนื้อเยื่อแบบ Spiculated ของการตรวจหารอยแผลการฉีกขาดของเนื้อเยื่อในภาพแมมโมแกรมด้วยการแบ่งส่วนรูปทรงของรอยแผลการฉีกขาดที่อยู่ในจำนวนของขอบเขตที่กำหนดจากการวิเคราะห์ตามเขตของคุณลักษณะของ Spiculated เพื่อที่จะแยกแยะระหว่างส่วนที่เป็นเนื้องอกไม่อันตรายและเนื้องอกที่เป็นเนื้อร้ายจากการสกัดเขตของ Spiculated การนำโครงข่ายประสาทชาวนฉลาด (Intelligent Neural Network) มาใช้ในการรู้จำขั้นตอนแรกตามจำนวนของกรณีทดสอบ 96 กรณีที่เป็นลักษณะของมะเร็งเต้านมจะถูกนำมา

ทดสอบการวินิจฉัยและการจัดหมวดหมู่เนื้องอกของมะเร็งเต้านม ในการประเมินผลรูปร่างของเนื้องอกตามจำนวนของขอบเขตที่อยู่ข้างเคียง ซึ่งระดับความแตกต่างที่สูงที่สุดจะถูกนำมาคำนวณในทุกๆพื้นที่ของการวิเคราะห์รูปร่าง, ความสัมพันธ์ของจุดศูนย์กลางของแผล สำหรับกระบวนการจากจำนวนจะแบ่งเป็นสามส่วน ได้แก่ การคำนวณพื้นที่รวมของรูปสามเหลี่ยมทั้งหมดนั้นจะถูกคำนวณโดยการเพิ่มพื้นที่ที่อยู่ข้างเคียงที่กันสามจุดเข้าไปในรูปร่างนั้น, การคำนวณมุมทั้งหมดสำหรับจุดที่อยู่ใกล้เคียงกันจะถูกคำนวณโดยการเพิ่มมุมสามมุมที่อยู่ข้างเคียงเข้าไปเช่นกันและการคำนวณผลรวมเส้นโค้งพหุนามดีกรีสอง (Quadratic Curvature) จะถูกนำมาคำนวณโดยการเพิ่มส่วนโค้งของวงกลมเข้าไปที่ละสามจุดที่อยู่ให้เคียงกับรูปร่างนั้น ยิ่งไปกว่านั้นวิธีการที่เหมาะสมสำหรับการรู้จำของตัวแยกประสาทเทียมว่าเป็นรูปแบบเนื้องอกไม่อันตรายและเนื้องอกที่เป็นเนื้อร้ายของแนวฝึกขาดรูปดาวที่สามารถใช้ในการประเมินการมีอยู่ของเขตของการสัณฐานวิทยาแบบ Spiculated mass อยู่ แต่อย่างไรก็ตามวิธีการที่พัฒนาขึ้นนั้นจะมีความแตกต่างตามเงื่อนไขของกำลังและความเร็วในการรวมกันของการจำแนกประเภทและการให้ความแตกต่างการจัดหมวดหมู่ให้มีความคงที่ เมื่อมีการเปลี่ยนแปลงจำนวนของรูปร่างรอยแผลที่อยู่ใกล้เคียงที่จะถูกนำมาแบ่งส่วนและการวิเคราะห์ ซึ่งวิธีการสกัดนี้แสดงให้เห็นถึงความน่าเชื่อถือที่สูงและการพิสูจน์ศักยภาพการทำงานที่ถูกลำนำไปใช้ในระบบสนับสนุนการตัดสินใจแบบอัตโนมัติสำหรับมะเร็งเต้านมที่ถูกออกแบบมาเพื่อโปรแกรมตรวจคัดกรองตรวจเต้านมแห่งชาติในโรมาเนียและแอฟริกาใต้เท่านั้น

บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย

ในงานวิจัยนี้จะศึกษาการตรวจหาก้อนเนื้อมะเร็งเต้านมแบบ Spiculated ในภาพแมมโมแกรม (Mammography Image) ซึ่งคณะผู้วิจัยได้นำเสนอวิธีการตรวจหาก้อนมะเร็งเต้านมตามแผนภาพแสดงขั้นตอนการตรวจหาก้อนเนื้อแบบ Spiculated ดังรูปที่ 3-1



รูปที่ 3-1 แผนภาพแสดงขั้นตอนการตรวจหาก้อนเนื้อแบบ spiculated

ในงานวิจัยนี้ได้ศึกษาและนำเสนอวิธีการตรวจหาแม่แรงต้านในภาพเมมโมแกรมแบบอัตโนมัติประกอบด้วยขั้นตอนวิธีการตรวจหา 5 ขั้นตอน

3.1 ขั้นตอนการวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด

การวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด (Multiresolution Analysis: MSA) ในงานวิจัยนี้เลือกใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform : DWT) สำหรับการวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับ เนื่องจากภาพเมมโมแกรมมีขนาดใหญ่และอาจจะมีสิ่งรบกวนอยู่ในภาพ ทำให้ใช้เวลาในการประมวลผลนานและถ้าเราไม่กำจัดสิ่งรบกวนภาพ (Noise) ออกจากภาพอาจจะทำให้ประสิทธิภาพลดลง จึงต้องมีการใช้ DWT มาช่วยในการปรับปรุงคุณภาพของภาพเมมโมแกรม เพื่อกำจัดส่วนที่เป็นสิ่งรบกวนออกจากภาพและลดความละเอียดของภาพให้เหมาะสม เพื่อเพิ่มความเร็วในการประมวลผล โดยจะไม่ส่งผลกระทบต่อโครงสร้างหลักของภาพและภาพยังคงรายละเอียดสำคัญไว้เช่นเดิม

3.2 ขั้นตอนการระบุบริเวณที่สนใจ (Region of Interest : ROI)

จากภาพเมมโมแกรมที่มีจะมีส่วนที่ไม่จำเป็นสำหรับการประมวล เราจึงต้องทำเลือกเฉพาะบริเวณที่สนใจ โดยการกำจัดหรือทำการ Mask บางส่วนเพื่อจะไม่นำมาประมวลในแต่ละขั้นตอนต่อไปลบหรือกำจัดบริเวณพื้นหลังออกจากภาพด้วยวิธี Object Attribute Thresholding process (OAT)

3.2.1 ลบหรือกำจัดบริเวณพื้นหลังออกจากภาพด้วยวิธี Object Attribute Thresholding process (OAT)

ขั้นตอนนี้จะทำการกำจัดส่วนที่เป็นพื้นหลัง (Background) ของภาพ ด้วยวิธีการ OAT โดย OAT จะเป็นการทำงานแบบวนซ้ำของอัลกอริทึม Otsu เพื่อแบ่ง Histogram ของภาพออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนที่เป็น Background และ ส่วนที่เป็น Object ด้วยค่า threshold (T) ที่เหมาะสม ในการวนซ้ำจะประมวลผลต่อไปจนกระทั่ง $T > A$ และ $\sum_{k=0}^T H_k > \beta \sum_{k=0}^{G_{MAX}} H_k$ โดยที่ H คือ ค่า histogram, G_{MAX} คือ ค่าที่มากที่สุดของ

ระดับสีเทาและ A คือ ระดับสีเทาของพื้นหลังที่ประมาณค่าได้ ส่วน β คือ พารามิเตอร์ตัวเทียบที่ใช้ในการกำจัดบางส่วนของจำนวนพิกเซลของภาพที่ควรจะเป็นพื้นหลัง ในภาพผลลัพธ์ส่วนที่มีค่าน้อยกว่า T จะถูกกำจัดหรือ mark เพื่อจะไม่นำไปใช้ในการประมวลผลขั้นต่อไป

3.2.2 ลบหรือกำจัดบริเวณกล้ามเนื้อหน้าอก (Pectoral Muscle) ด้วยวิธีผสมกันระหว่าง Hill-climbing และ Region growing

หลังจากที่ได้ภาพเมมโมแกรมที่กำจัดหรือ mark ในส่วนของพื้นหลังแล้ว ในส่วนของบริเวณที่เป็นเต้านมยังมีส่วนที่เป็นกล้ามเนื้อหน้าอกที่เป็นส่วนที่สว่างที่สุดบนภาพ ถ้าไม่กำจัดหรือ mark ออกจะทำให้การประสิทธิภาพในการประมวลผลลดลงหรือไม่ถูกต้อง ขั้นตอนนี้เป็นกำจัดหรือ mark ส่วนที่เป็นกล้ามเนื้อหน้าอกออก ขั้นตอนแรกทำการ sub-image ออกมาจากภาพด้วยขนาด $k * N$ พิกเซล (โดย k คือ แถวแรกของภาพ, N คือ จำนวนคอลัมน์) โดยภายในภาพ sub-image จะมีทั้งส่วนที่เป็น background และ non-background ซึ่งจะมุ่งเน้นไปยังส่วนของพื้นที่ที่ยังไม่ถูกกำจัดหรือ mark เท่านั้น แล้วนำอัลกอริทึมของ hill-climbing และ hill-smoothing มาเพื่อหาส่วนที่เป็นกล้ามเนื้อต่อไป โดยจะค้นหาบริเวณที่มีค่าสูงสุด (hill area) จากนั้นกำหนดจุดเริ่มต้นของ region-growing จากการเลือกแบบสุ่มจากพิกเซลที่อยู่ในบริเวณ hill area โดยจะทำการพิจารณาจาก 4 จุดที่เชื่อมต่อหรืออยู่ใกล้เคียงกันของแต่ละพิกเซลในบริเวณที่เกิดขึ้น ภายใต้สมมุติฐานที่ว่าบริเวณดังกล่าวจะเชื่อมต่อไปยังพิกเซลที่มีความเข้มคล้ายคลึงกัน สุดท้ายจะได้พื้นที่ที่เป็นบริเวณของกล้ามเนื้อหน้าอกแล้วทำการกำจัดหรือ Mark ออก

3.2.3 วิธีลดขนาดรูปภาพด้วยวิธีการคำนวณหาอัตราส่วนของเต้านม

ผลลัพธ์จากขั้นตอนกำจัดพื้นหลังและกล้ามเนื้อหน้าอกแล้ว ในขั้นตอนนี้จะทำการแบ่งเป็น sub-image ด้วยขนาด $p * N$ พิกเซลที่มีความซ้อนทับกัน (คือ จำนวนแถว, คือ จำนวนคอลัมน์) โดยทุกๆ sub-image จะประกอบด้วยส่วนที่เป็นที่ เต้านมและส่วนที่โดน mark ไว้จากขั้นตอนข้างต้น ในการคำนวณหาอัตราส่วนคือ ผลรวมของค่าพิกเซลใน sub-image ทหารด้วยขนาดของ sub-image ถ้าผลรวมมีค่ามากกว่าค่า β ส่วนนั้นคือบริเวณที่เราสนใจ ซึ่งจะกระทำแบบนี้ทั้งในแนวแถวและแนวคอลัมน์ ผลลัพธ์ที่ได้จะเหลือบริเวณที่เราสนใจ

3.3 ขั้นตอนการปรับปรุงคุณภาพความแตกต่างของภาพ ROI

หลังจากได้ภาพที่เหลือส่วนที่เราสนใจแล้ว ต้องทำการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยการเพิ่มความเข้มสีของภาพด้วยวิธีการ Contrast-limited adaptive histogram equalization (CLAHE) เพื่อให้ส่วนที่เป็น Spiculated ที่มีความสว่างและส่วนที่เป็นเนื้อเยื่อมีความแตกต่างกันมากขึ้นจะได้ง่ายต่อการทำการจัดกลุ่มในขั้นตอนต่อไป

ขั้นตอนการจัดกลุ่ม ROI

3.4 ขั้นตอนการจัดกลุ่ม ROI

นำภาพ ROI ที่ผ่านการปรับปรุงคุณภาพมาทำการจัดกลุ่มของค่าระดับสีเทา โดยค่าระดับสีเทาของภาพ ROI จะถูกแบ่งออกเป็น 2 กลุ่มคือ กลุ่มที่มีค่าระดับสีเทาดำและกลุ่มที่มีค่าระดับสีเทาสูง ขั้นตอนนี้จะเป็นการทำแบบวนซ้ำ โดยที่กลุ่มที่มีค่าระดับสีเทาสูง จะถูกกระทำด้วย Fuzzy C-mean อีกครั้งกระทั่ง $F_{ratio} > \alpha$ หมายความว่า เราจะทำงานได้อัตราส่วนที่เล็กที่สุดของความแปรปรวนระหว่างกลุ่มหารด้วยความแปรปรวนภายในกลุ่มที่เรียกว่า F-ratio แล้วจึงทำการหยุด โดยกลุ่มของพิกเซลที่อยู่ในคลัสเตอร์ที่สว่างที่สุดจะถูกคูณด้วยค่า ω_0 ซึ่งมีค่ามากกว่า 1 และองค์ประกอบอื่นที่ไม่ต้องการของภาพ ROI จะถูกคูณด้วยค่า ω_1 ที่มีค่าน้อยกว่า 1 เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและง่ายต่อการหา spiculate mass ในขั้นตอน active contour ต่อไป

3.5 ขั้นตอน Active Contour Model (Snake)

โมเดลของ active contour (snake) ที่อยู่บนพื้นฐานของการไหลของเวกเตอร์เกรเดียนต์ (generalization gradient vector flow : GGVF) ถูกสร้างมาเพื่อให้ได้รูปร่างที่ผิดปกติของ spiculate mass โดยในขั้นตอนแรกใช้ GGVF หา the raw gradient field ∇f ที่ได้มาจาก $V(x,y)=[u(x,y),v(x,y)]$ โดยที่ ∇f คือ ขอบของคลัสเตอร์ใน ROI และจุดเริ่มต้นของ snake สามารถระบุได้ตามจุดที่เราสนใจ ขั้นต่อไปหลังจากเราระบุจุดเริ่มต้นของ snake แล้ว snake จะเบนเข้าหาเนื้อเยื่อ รูปร่างที่ผิดปกติของ spiculate mass จะแสดงด้วยรูปร่างสุดท้ายของโมเดล snake

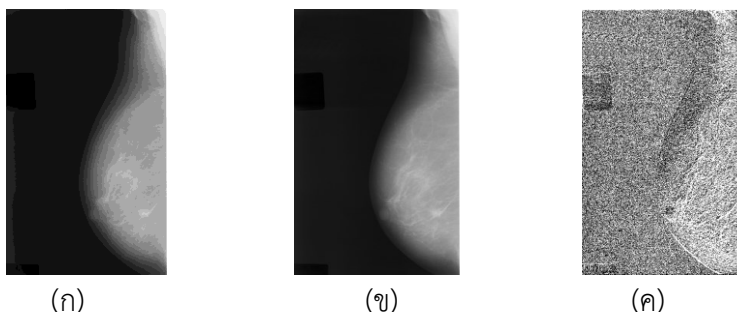
บทที่ 4 ผลการทดลอง

ในบทนี้ แสดงผลการทดลองที่ได้จากการใช้วิธีที่นำเสนอในบทที่ 3 โดยจะแสดงตัวอย่าง ภาพเมมโมแกรมของเต้านม ที่ดำเนินการตามขั้นตอนในบทที่ 3 ซึ่งจะพบว่าสามารถแยกส่วนประกอบออกเป็น 3 ส่วน ได้แก่ ภาพฉากหลัง กล้ามเนื้อหน้าอก และก้อนเนื้อแบบ Spiculate

โดยแนวทางในการวิเคราะห์ภาพเมมโมแกรมเต้านมเพื่อตรวจสอบหาส่วนที่ผิดปกติ จำเป็นต้องสร้าง mask เพื่อแยกพื้นที่ในส่วนที่เป็นส่วนประกอบอื่น ๆ ออกจาก พื้นที่ที่มีความเป็นไปได้ที่จะเป็นก้อนเนื้อแบบ Spiculate ซึ่งผลจากการทดลองอธิบายรายละเอียด ดังต่อไปนี้

4.1 ขั้นตอนการวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด

จากข้อมูลชุดภาพที่นำมาใช้ทดสอบนั้นภาพจะมีความละเอียดที่แตกต่างกัน ซึ่งในขั้นตอนการปรับปรุงคุณภาพจะต้องไม่ส่งผลกระทบต่อโครงสร้างหลักของภาพ ซึ่งจะดำเนินการกำจัดสิ่งรบกวนออกจากภาพ ด้วยการวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด (Multiresolution Analysis) ซึ่งจะอยู่บนพื้นฐานของวิธีการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform) นำมาปรับใช้กับชุดภาพข้อมูลทดสอบ เพื่อให้ได้ความละเอียดของภาพที่เหมาะสมและกำจัดสิ่งรบกวนออกจากภาพ ในขณะที่ภาพยังคงรายละเอียดสำคัญไว้เช่นเดิม รูปที่ 4-2 (ก) คือ ภาพต้นฉบับ, รูปที่ 4-2 (ข) เป็นภาพที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยซึ่งจะนำมาใช้เป็นภาพตั้งต้นในขั้นตอนต่อไปและรูปที่ 4-2 (ค) คือ รายละเอียดของภาพ



รูปที่ 4-2 ภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลของ Discrete Wavelet Transform
 (ก) รูปภาพต้นฉบับ, (ข) รูปภาพที่ผ่านประมวลผลของเวฟเล็ตและ (ค) รูปภาพ
 รายละเอียดของภาพ

4.2 ขั้นตอนการระบุบริเวณที่สนใจ (Region of Interest : ROI)

ขั้นตอนนี้จะทำการระบุบริเวณที่สนใจของภาพเมมโมแกรมด้านบน ด้วยการนำส่วนที่เป็นภาพพื้นหลังและบริเวณที่เป็นส่วนของกล้ามเนื้อออกจากภาพตามขั้นตอน ดังนี้

4.2.1 การลบหรือกำจัดบริเวณพื้นหลังออกจากภาพ

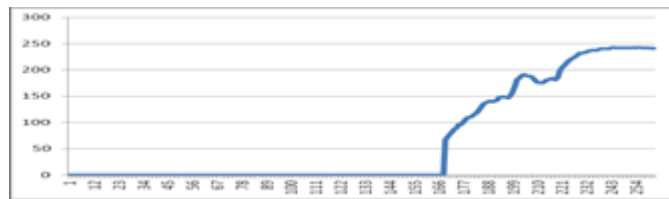
ในการระบุส่วนที่เป็นพื้นหลังของภาพจะดำเนินการด้วยขั้นตอนวิธี Object Attribute Thresholding Process (OAT) ซึ่งเป็นกระบวนการทำงานแบบวนซ้ำกับเพื่อแบ่งภาพ Histogram ออกเป็นสองระดับชั้น คือ ส่วนที่เป็นภาพพื้นหลังและส่วนที่เป็นภาพวัตถุ โดยวิธีการ OAT จะแยกพิกเซลระดับสีเทาที่มีค่าน้อยกว่าค่า Threshold ที่เหมาะสมออกและจะทำการ Mark ตำแหน่งพิกเซลนั้น เพื่อเป็นการระบุส่วนที่จะไม่นำไปประมวลผลในขั้นต่อไป ดังรูปที่ 4-3 (ก) และรูปที่ 4-3 (ข)



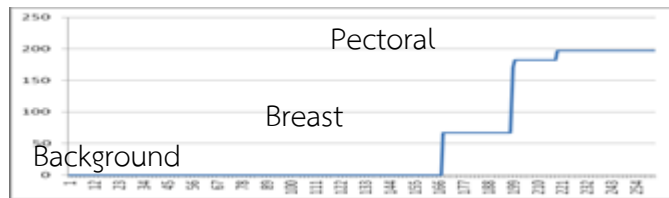
รูป 4-3 ภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลของ OAT, (ก)รูปภาพดั้งต้น และ (ข) รูปที่พื้นหลังถูก mark

4.2.2 การลบหรือกำจัดบริเวณกล้ามเนื้อหน้าอกออกจากภาพ

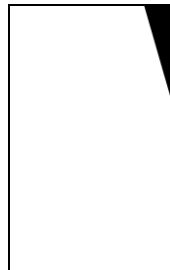
ซึ่งจากภาพเมมโมแกรมจะปรากฏส่วนที่เป็นกล้ามเนื้อหน้าอกยื่นออกมาในแต่ละด้านของเต้านม ในการกำจัดส่วนที่เป็นกล้ามเนื้อออกนั้นจะใช้ขั้นตอนวิธี Hill-climbing และ region growing รวมเข้าด้วยกันเพื่อใช้ตรวจหาพื้นที่ของกล้ามเนื้อ จากภาพ sub-image ที่ถูกสกัดออกมาจากภาพเมมโมแกรมที่อยู่เป็นส่วนของ K-level wavelet transform และส่วนของพื้นหลัง ซึ่งขนาดของ sub-image จะพิจารณาจาก $k * N$ พิกเซล โดยที่ sub-image จะยังคงมีทั้งส่วนของ background และ non-background ดังนั้นแล้วส่วนที่เป็น background จะไม่ถูกดำเนินการต่อไป ส่วนของพื้นที่ non-background จะใช้ขั้นตอนวิธี hill-climbing และ hill-smoothing เพื่อหาส่วนที่เป็นกล้ามเนื้อ ดังรูปที่ 4-4(ก), 4-4(ข), ใน hill-climbing แถงที่ต่างกันนั้นจะทำการค้นหาจุดที่สูงสุดจากจุดเริ่มต้นของ region-growing โดยการเลือกแบบสุ่มจากพิกเซลที่อยู่ในพื้นที่ของ hill จากนั้นจะพิจารณาจาก 4 จุดเชื่อมต่อที่อยู่ใกล้เคียงของแต่ละพิกเซลในบริเวณที่เกิดขึ้นภายใต้สมมุติฐานที่ว่าบริเวณดังกล่าวจะเชื่อมต่อไปยังพิกเซลที่มีความเข้มคล้ายคลึงกันและจะ Mark ที่เป็นบริเวณของกล้ามเนื้อหน้าอกก่อนการประมวลผลขั้นต่อไป



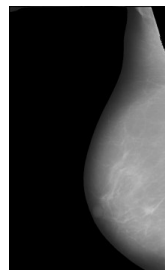
(ก)



(ข)



(ค)

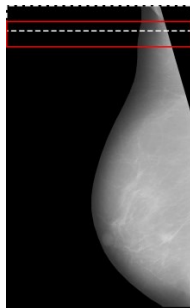


(ง)

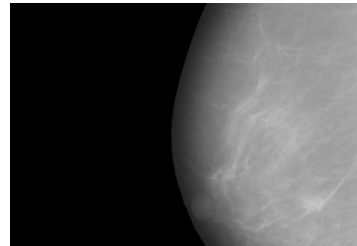
รูป 4-4 ภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผล

4.2.3 การระบุตำแหน่งบริเวณที่สนใจ (ROI)

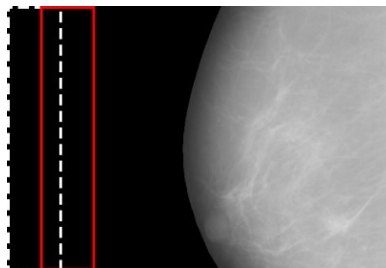
จากผลขั้นตอนก่อนหน้านี้นี้จะทำการแบ่งภาพออกเป็น sub-image ที่ซ้อนทับกัน ซึ่งแต่ละ sub-image จะประกอบไปด้วยพิกเซลของเต้านมและส่วนที่ mark บริเวณ ดังรูปที่ 4-5(ก) โดยที่ปริมาตรความหนาแน่นของเต้านมจะถูกคำนวณเป็นอัตราส่วนพิกเซลของเต้านมต่อขนาดของ sub-image อัตราส่วนที่สูงขึ้นของ sub-image จะบ่งชี้ถึงบริเวณที่น่าสนใจ (ROI) ที่อยู่ในภาพแมมโมแกรม ในกรณีที่ภาพ sub-image ซ้อนทับกัน ภาพแรกไม่มี ROI แต่ภาพที่สองแสดงลักษณะของ ROI ในแถวที่ซ้อนทับกันของภาพจะถูกพิจารณาว่าส่วนใดเป็นส่วนของ ROI ผลจากขั้นตอนนี้จะแสดง ดังรูปที่ 4-5(ข) ภาพ sub-image ที่แสดงการทำซ้ำของคอลัมน์ รูปที่ 4-5(ค)และรูปที่ 4-5(ง) แสดงผลภาพ ROI ที่สมบูรณ์



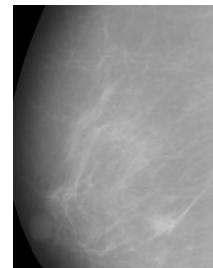
(ก)



(ข)



(ค)

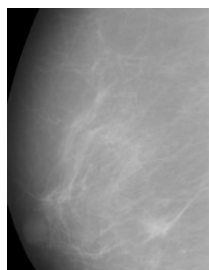


(ง)

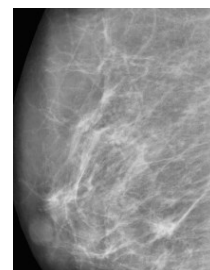
รูปที่ 4-5 ภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผล

4.3 ขั้นตอนการปรับปรุงคุณภาพความแตกต่างของภาพ ROI

การเตรียมการของการตรวจหาส่วนของ spiculate จะต้องทำการปรับความคมชัดของภาพ ROI (รูป 4-6(ก) ด้วยวิธีการ contrast-limited adaptive histogram equalization (CLAHE) เพื่อให้บริเวณที่สนใจมีความชัดเจนนยิ่งขึ้นดังรูปที่ 4-6(ข)



(ก)

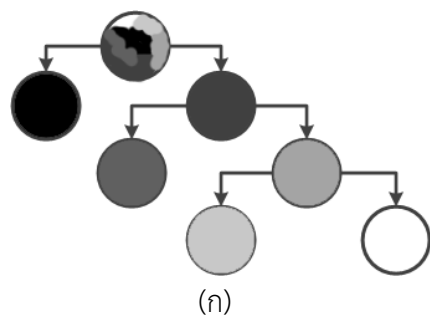


(ข)

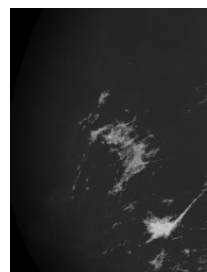
รูป 4-6 ภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการปรับปรุงคุณภาพ (ก) รูปภาพตั้งต้น, (ข) รูปที่ผ่านการปรับปรุงคุณภาพมาแล้ว

4.4 ขั้นตอนการจัดกลุ่ม ROI

ในการแบ่งกลุ่ม ROI จะดำเนินการด้วยวิธีการคลัสเตอร์ริง Fuzzy C-means (FCM) แบบ top-down dendrogram (ดังรูปที่ 4-7(ก)) ส่วนที่เป็นระดับสีเทา (gray level) ของ ROI จะถูกแบ่งออกเป็น 2 คลัสเตอร์ย่อย (sub-cluster) คือ ส่วนที่คลัสเตอร์ระดับสีเทาดำและคลัสเตอร์ระดับสีเทาสูง ในส่วนที่เป็นคลัสเตอร์ระดับที่เทาสูงจะถูกแยกออกมาดำเนินการซ้ำในกระบวนการคลัสเตอร์ริง Fuzzy C-means อีกครั้ง จนเมื่ออัตราส่วนขนาดเล็กของส่วนที่อยู่ความแปรปรวนระหว่างคลัสเตอร์/ภายในคลัสเตอร์ ที่เรียกว่า F-ration จะไม่ถูกแบ่งส่วน ในขณะที่ไม่มีเงื่อนไขอื่นที่สามารถทำให้แยกต่อไปได้ ROI ที่อยู่ในกลุ่มเฉพาะของพิกเซลที่มีระดับสีเทาในคลัสเตอร์ส่วนที่สว่างจะถูกคูณด้วยค่าสัมประสิทธิ์น้ำหนัก ซึ่งผลจากการคูณจะต้องมีค่ามากกว่า 1 ทั้งนี้ส่วนของค้ประกอบของ ROI ที่ไม่จำเป็นและส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของขั้นตอน active contour จะต้องคูณพิกเซลระดับสีเทาในส่วนที่ยังคงเหลือของคลัสเตอร์ด้วย



(ก)



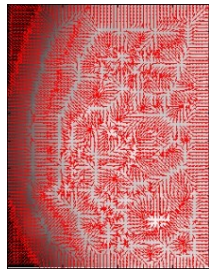
(ข)

รูปที่ 4-7 ภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการจัดกลุ่มของ ROI (ก) รูปภาพตัวอย่างแสดงวิธีการคลัสเตอร์ริง FCM แบบ top-down, (ข) รูปที่จัดกลุ่มแล้ว

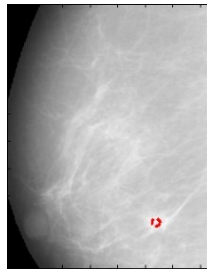
4.5 ขั้นตอน Active Contour Model (snake)

ขั้นตอนของ active contour จะดำเนินการตามวิธีการสนามข้อมูลการไหลของเวกเตอร์เกรเดียนต์ (generalization gradient vector flow : GGVF) ซึ่งถูกออกแบบให้เหมาะสมกับรูปร่างที่ผิดปกติของก้อนเนื้อแบบ Spiculate โดยเริ่มจากการใช้ GGVF กับแถวของแกรเดียนส์ฟิลต์ (ดังรูปที่ 4-8(ก)) เมื่อกำหนดให้ค่า f คือส่วนขอบของคลัสเตอร์ ROI และใช้ snake ระบุส่วนที่มีความสนใจ (ดังรูปที่ 4-8(ข)) จากนั้นให้ snake ริง

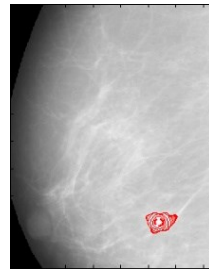
ไปยังส่วนของสนาม GGVF ที่ออกไปไกลจากบริเวณก้อนเนื้อที่ต้องการ ซึ่งโครงสร้างทางกายภาพ (หรือรูปร่างผิดปกติ) ของก้อนเนื้อแบบ spiculated (ดังรูปที่ 4-8(ค)) และสามารถแสดงได้โดยรูปร่างสุดท้ายของรูปแบบ snake (ดังรูปที่ 4-8(ง), 4-8(จ)) ที่แสดงภาพ ground truth ของก้อนเนื้อก้อนเนื้อแบบ spiculate ที่ได้จากฐานข้อมูล DDSM



(ก)



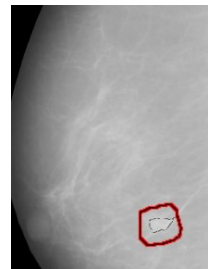
(ข)



(ค)

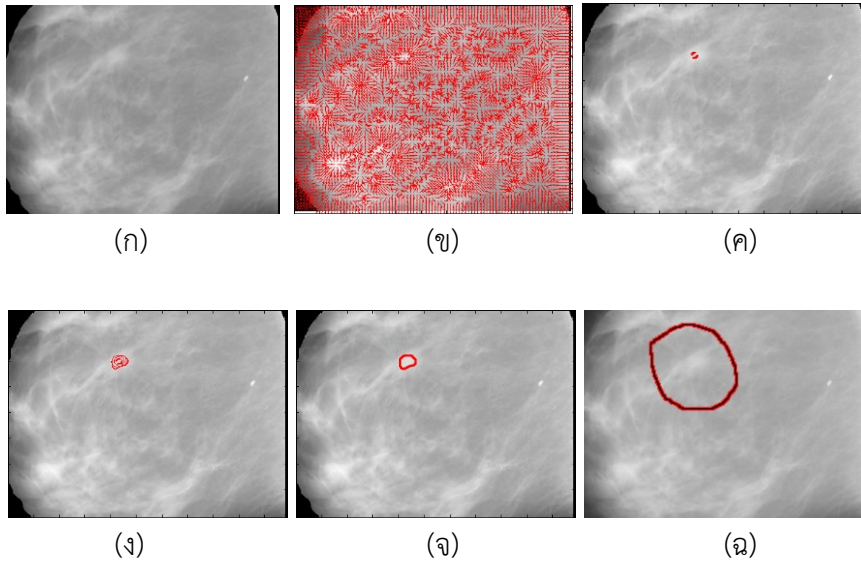


(ง)

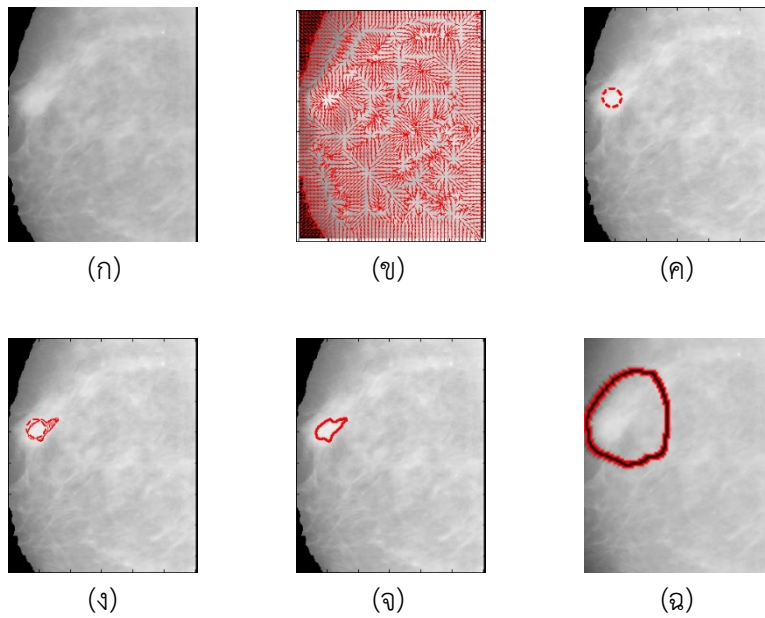


(จ)

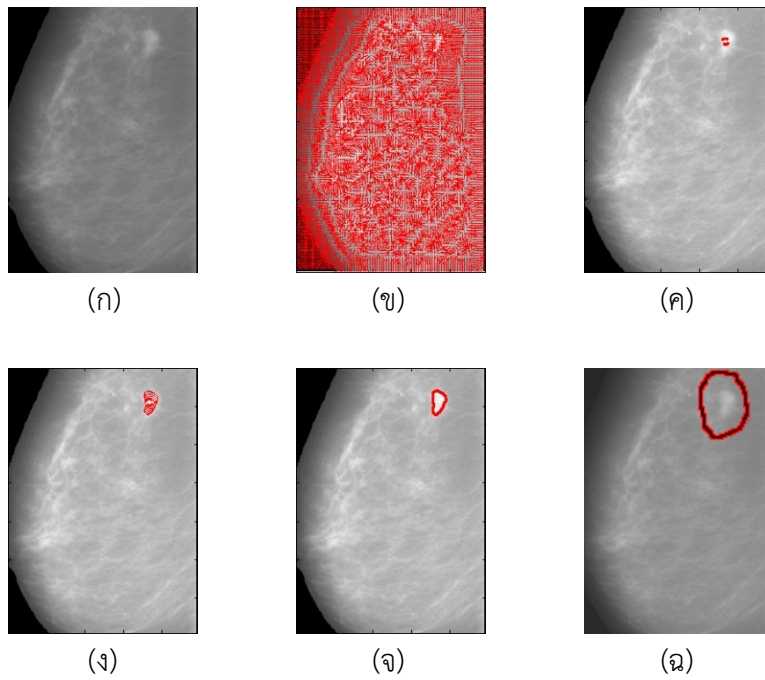
รูปที่ 4-8 (ก) ภาพแสดงการไหลของเกรเดียนต์ฟิลด์, (ข) ภาพระบุจุดเริ่มต้นของ snake, (ค) ภาพการเปลี่ยนรูปร่างของ snake, (ง) ภาพรูปร่างสุดท้ายของ snake และ (จ) ภาพ ground truth ชุดรูปภาพผลการทดลองเพิ่มเติมโดย



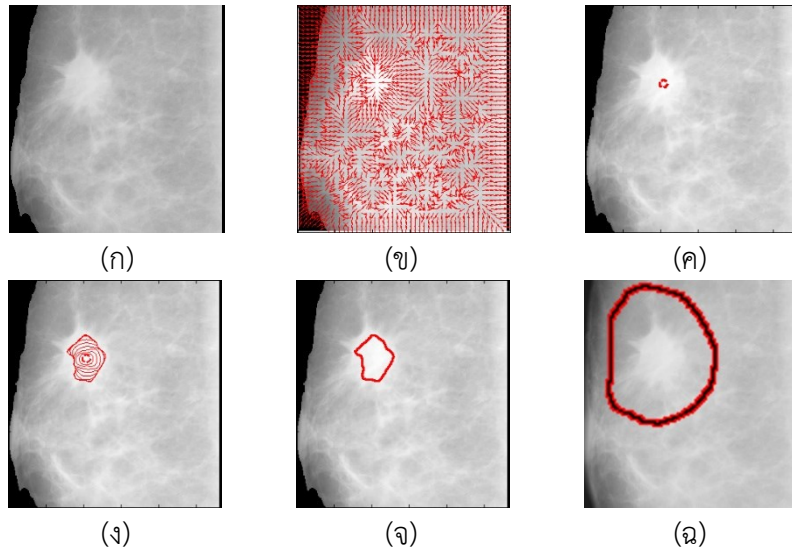
รูปที่ 4-9 (ก) รูปภาพ ROI ของภาพ C_0034, (ข) ภาพแสดงการไหลของเกรเดียนส์ฟิลต์, (ค) ภาพระบุจุดเริ่มต้นของ snake, (ง) ภาพการเปลี่ยนรูปร่างของ snake, (จ) ภาพรูปร่างสุดท้ายของ snake และ (ฉ)ภาพ ground truth



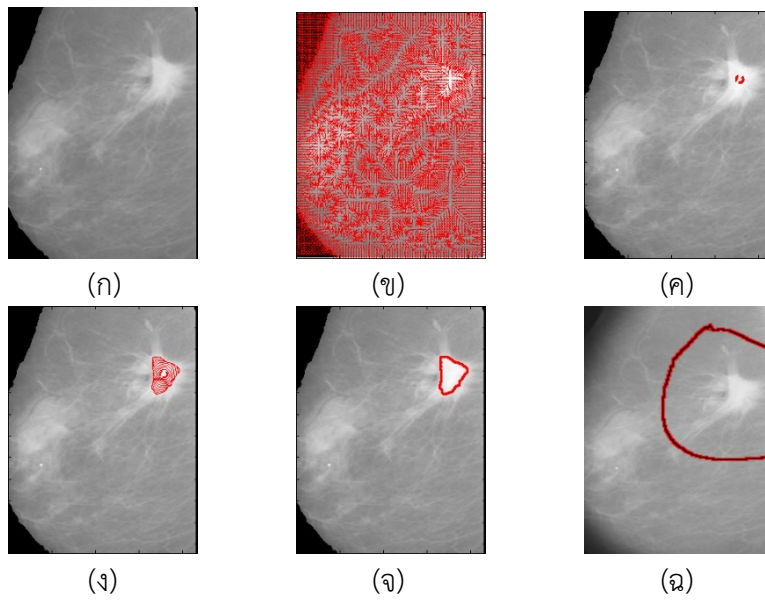
รูปที่ 4-10 (ก) รูปภาพ ROI ของภาพ C_0043, (ข) ภาพแสดงการไหลของเกรเดียนต์ฟิลต์, (ค) ภาพระบุจุดเริ่มต้นของ snake, (ง) ภาพการเปลี่ยนรูปร่างของ snake, (จ) ภาพรูปร่างสุดท้ายของ snake และ (ฉ)ภาพ ground truth



รูปที่ 4-11 (ก) รูปภาพ ROI ของภาพ C_0046, (ข) ภาพแสดงการไหลของแกรเดียนส์ฟิลต์, (ค) ภาพระบุจุดเริ่มต้นของ snake, (ง) ภาพการเปลี่ยนรูปร่างของ snake, (จ) ภาพรูปร่างสุดท้ายของ snake และ (ฉ)ภาพ ground truth



รูปที่ 4-12 (ก) รูปภาพ ROI ของภาพ C_0069, (ข) ภาพแสดงการไหลของเกรเดียนส์ฟิลต์, (ค) ภาพระบุจุดเริ่มต้นของ snake, (ง) ภาพการเปลี่ยนรูปร่างของ snake, (จ) ภาพรูปร่างสุดท้ายของ snake และ (ฉ)ภาพ ground truth



รูปที่ 4-13 (ก) รูปภาพ ROI ของภาพ C_0079, (ข) ภาพแสดงการไหลของแกรเดียนส์ฟิลต์, (ค) ภาพระบุจุดเริ่มต้นของ snake, (ง) ภาพการเปลี่ยนรูปร่างของ snake, (จ) ภาพรูปร่างสุดท้ายของ snake และ (ฉ)ภาพ ground truth

บทที่ 5 สรุปผลการทดลอง

5.1 สรุปผลการทดลอง

จากการบูรณาการเทคนิคของการประมวลผลภาพนั้นได้นำมาใช้ในการนำเสนอ อัลกอริทึมที่สามารถนำไปใช้ในการตรวจหาก้อนเนื้อมะเร็งเต้านมแบบ Spiculated ใน ภาพดิจิตอลเมมโมแกรมได้ ซึ่งประสิทธิภาพและความยืดหยุ่นของอัลกอริทึมนี้จะสามารถ สร้าง ROI บนเมมโมแกรมได้อย่างอัตโนมัติ ยิ่งไปกว่านั้นยังได้เสนอการพัฒนา Monotone Hermite polynomial ที่ใช้ในการหาคุณภาพของความหนาแน่นความเข้ม ของ ROI ค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองแสดงให้เห็นผลลัพธ์ที่ยอดเยี่ยมในโมเดลเริ่มต้น ของวิธีการ active contour ที่ถูกแสดงตำแหน่งได้อย่างอัตโนมัติโดยการรวมเข้ากับการ แปลงรูปแบบ Radon และการจัดกลุ่มคลัสเตอร์แบบลำดับชั้น

5.2 วิจารณ์ผลการทดลอง

งานวิจัยนี้อาจมีข้อผิดพลาดเกิดขึ้นได้ ในกรณี spiculated mass อยู่ในตำแหน่ง ที่ใกล้กับส่วนที่เป็นกล้ามเนื้อหน้าอก ทำให้ขั้นตอนในการกำจัดหรือลบกล้ามเนื้อหน้าอก อาจทำให้ spiculated mass โดนลบหรือกำจัดออกไปด้วย หรือความเข้มสีของ spiculated mass มีค่าที่ต่ำใกล้เคียงกับส่วนของเนื้อเต้านม ส่งผลให้การปรับปรุง คุณภาพของภาพหรือการจัดกลุ่มเกิดการผิดพลาดได้ สุดท้ายงานวิจัยนี้ประมวลผลกับ ภาพที่เป็นลักษณะจากการถ่ายด้านข้างเท่านั้น

5.3 งานวิจัยที่จะทำต่อในอนาคต

จากผลลัพธ์ที่ได้จากงานวิจัยนี้ ประสิทธิภาพและความถูกต้องสูง แต่ก็ยังมี ข้อจำกัดในส่วนที่แพทย์ผู้เชี่ยวชาญจะต้องมาเป็นคนกำหนดจุดเริ่มต้นให้กับ snake เพื่อที่ ค้นหาขอบเขตและรูปร่างของ spiculated mass แล้วนำไปวินิจฉัยต่อไป อาจทำให้เป็น การเพิ่มงานของแพทย์หรือผู้เชี่ยวชาญที่จะต้องเสียเวลาในการกำหนดจุดเริ่มต้น งานวิจัย ต่อไปที่จะทำในอนาคตอาจมีการเพิ่มประสิทธิภาพในการค้นหาพร้อมทั้งกำหนดจุดเริ่มต้น จนได้โดยอัตโนมัติจนกระทั่งได้ผลลัพธ์สุดท้ายคือ รูปร่างของ spiculated mass เพื่อให้ แพทย์หรือผู้เชี่ยวชาญนำไปวินิจฉัยต่อไป เป็นการลดงานของแพทย์หรือผู้เชี่ยวชาญลง และอาจจะลดระยะเวลาในการตรวจวินิจฉัยลงได้

บรรณานุกรม

- พิเชษ วยะยะสุน, พัฒน์พงษ์ วันจันทิก, พนิดา ทรงรัมย์, พัฒนพงษ์ ชมพูวิเศษ, และนัฐธริยา เหล่าประชา, 2556, “การวิเคราะห์ประสิทธิภาพการเพิ่มคุณภาพภาพโครโมโซมชนิดจีแบนด์แบบอัตโนมัติด้วยวิธีฮิสโตแกรมอิกวอไลเซชัน”, *KKU Research Journal*, 18(2), pp. 240-256.
- ธงชัย ศุกรโยธิน และ เยาวนุช คงदान, “ส่วนประกอบของเต้านม”, *หน่วยศัลยศาสตร์เต้านมและต่อมไร้ท่อ ภาควิชาศัลยศาสตร์ โรงพยาบาลรามาริบัติ*, เข้าถึงได้ที่ <http://www.thai breast.org/index.php?mo=3&art=42046547>
- ดร.ณิ บุญยืนเวทวัฒน์, “Mammography (แมมโมกราฟี)”, เข้าถึงได้ที่ http://www.vichaiyut.co.th/jul/27_01-2547/27_01-2547_p41-47.pdf
- A Abdel-Dayem and M.R. El-Sakka, 2005, “Fuzzy Entropy Based Detection of Suspicious Masses in Digital Mammogram Images”, *Proceedings of the IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*, pp. 4017-4022.
- A. Rodtook, S.S. Makhanov, 2007, “A filter bank method to construct rotationally invariant moments for pattern recognition”, *Pattern Recognition Letters*, Volume 28, Issue 12, 1 September 2007, Pages 1492-1500
- A. Rodtook, S. Chucherd, 2012, “Detection of Microcalcifications in Mammograms Using the Object Attribute Thresholding Algorithm”, *The Stamford Journal*, Vol 4 (No. 1).
- A. Sopharak, B. Uyyanonvara and S. Barman, 2009, “Automatic exudate detection for diabetic retinopathy screening”, *ScienceAsia*, 2009, Pages 80-88
- C. Xu, J.L. Prince, 1997, “Gradient vector flow: a new external force for snakes”, *Proceedings of the International IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and, Pattern Recognition*, pp. 66–71.

- C. Xu, J.L. Prince, 1998, "Snakes, shapes, and gradient vector flow", *IEEE Transaction on Image Processing*, 7 (3), pp. 359–369.
- DDSM: Digital Database for Screening Mammography, 2014, Retrieved July 21, 2014 , *From the University of South Florida Digital Mammography Home Page*
- F.N. Fritsch and R. E. Carlson, 1970, "Monotone Piecewise Cubic Interpolation", *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 17, 236-246.
- G. S. Muralidhar, A. C. Bovik, J. D. Giese, M. P. Sampat, G. J. Whitman, T. M. Haygood, T. W. Stephens and M. K. Markey, 2010, "Snake: A Model-Based Active Contour Algorithm for the Annotation of Spicules on Mammography", *IEEE Transaction on Medical Imaging*, Vol.29, pp. 1768-1780.
- H. Chipman, R. Tibshirani, 2006, "Hybrid hierarchical clustering with applications to microarray data", *Biostatistics*, 2 (7), pp. 286–301.
- L. Jiang, E. Song, X. Xu, G. Ma and B. Zheng, 2008, "Automated Detection of Breast of Mass Spiculation Levels and Evaluation of Schema Performance", *Journal Academic Radiology*, Vol.15 No.12, pp. 1534-1544
- M.P. Sampat and A.C. Bovik, 2003, "Detection of Spiculated Lesions in Mammogram", *Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE. Engineering in Medical and Biology Society (IEMBS)*, Vol.1 pp. 810-813.
- M. Unser, A. Aldroubi, 1992, "Polynomial splines and wavelets – a signal processing perspective", *In: Wavelets. A Tutorial in Theory and Application*, Academic Press, Boston, Pages 91–122
- N. Otsu, 1979, A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol.9, No.1, P.62-66.
- P. Boontong, B. Jantarakongkul, S. Rasmequan, A. Rodtook and K. Chinnasarn, 2014, "Semi-Automated Detection of Breast Mass Spiculation Using Active Contour", in *Proceedings of the Asia-*

Pacific Signal and Information Processing Association, (APSIPA 2014).

- Q. Abbs, E. M. Celebi and I. F.Garciia, 2013, "Breast mass segmentation using region-based and edge-based methods in a 4-stage multiscale system", *Biomedical Signal Processing and Control*, 8, 204-214.
- S.G Mallat, 1989, "Multifrequency channel decompositions of images and wavelet models", *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. 37, Issue. 12, December 1989, Pages 2091
- S.M.Pizer, R.E. Johnnton, J.P. Ericksen, B.C. Yankaskas and K.E. Muller, 1990, "Contrast-limited adaptive histogram equalization: speed and effectiveness", *Visualization in Biomedical Computing*, 1990, Pages 337-345
- V. Balanica, I. Dumitrache and L. Preziosi, 2013, "Breast Cancer Diagnosis based on Spiculation Feature and Neural Network Techniques", *International Journal of Computers Communications & Control (IJCCC)*, pp. 354-365.

ภาคผนวก

Semi-Automated Detection of Breast Mass Spiculation Using Active Contour

Piyatragoon Boonthong¹, Benchaporn Jantarakongkul², Suwanna Rasmeequan³,
Annupan Rodtook⁴ and Krisana Chinnasarn⁵

^{1,2,3,5}Department of Computer Science, Faculty of Informatics, Burapha University, Chonburi, Thailand

⁴Department of Computer Science, Faculty of Science, Ramkhamhaeng University, Bangkok, Thailand

Abstract— The use of computer research for breast cancer diagnosis in digital mammograms has been studied by some researchers for years. The researches based on medical image processing were developed and published continuously. Theirs objective are to create a diagnostic tool that can increase the accuracy of risk analysis for breast cancer. At the early stage, cancers may be identified as spiculated masses revealing architectural distortion. This research proposes a semi-automated method to detect architectural distortion characterized by thin lines radiating from its margins. It will help physicians as second or minor opinion before biopsy operation. The proposed method involves following major steps in sequence. A combination of the object attributes thresholding, hill-climbing and region growing algorithm is applied to digital mammogram for background and breast pectoral muscle removal. The second is a region of interest (ROI) selection based on image splitting and breast ratio estimation. In the third step, the shade corrections of ROI are considered by using the contrast-limited adaptive histogram equalization. Next, we apply the modified hierarchical clustering to detect and enhance the possible cluster of spiculated masses. The other clusters will be a significant reduction. The final step is established to segment spiculated shape by employing the parametric active contour method. The numerical experiments of the proposed method are performed by testing on the digital database for screening mammography (DDSM) made up by the University of South Florida.

I. INTRODUCTION

Breast cancer is the most common cancer in woman worldwide. Risk of breast cancer has increased more than 20% over the past few years. In Thailand, breast cancers are diagnosed with the most frequency. Moreover, it is the leading cause of cancer death.

The precise causes of breast cancer are unclear, however women's risks investigated are ages more than 40, gender, race and family history of breast cancer. The early cancer detection is the most importance to stop cancer developing and spreading by providing an effective treatment. To detect breast cancer in digital mammography, mass screening has been performed with research applications of medical image processing. They were designed for detecting early characteristics of cancer such as calcifications, architectural distortion and spiculated mass. In this paper, we propose multi-stages algorithm for the detection of mass presenting spiculated shapes. It always exists on the periphery of the

breast and has a thin, elongated piece of tissue spreading out from its perimeter.

In last decade, medical image processing research have been conducted and improved worldwide for developing effective tools of breast cancer diagnosis. It may help physicians as guidance or minor opinion before biopsy operation. Naga et al. [1] introduced algorithms to detect breast mass in mammographic images. A combination of Gaussian filtering and sub-sampling operation was the first preprocessing step. Angular anisotropy of the mammogram was needed and calculated as flow. Next, textural orientations of flow were analyzed for mass segmentation. Mehul and Alan [2] proposed method of speculated lesions detection in mammography. They applied the combination of enhancement and linear filtering processes for the detection stage. Theirs method was evaluated by testing with the digitized mammography obtained from the digital database for screening mammography (DDSM). Luan et al. [3] present the fully automated detection of breast mass spiculation consisting of principle steps as follows. In the region of interest (ROI), the initial outlines of mass are detected using maximum entropy concept. Next, they apply an active contour model to initial outlines for identifying spiculated lines. Abdel and Mahmoud [4] present a suspicious mass detection in digital mammography. This method based on thresholding scheme used the fuzzy entropy to estimate the optimal threshold for segmentation. Finally, they proposed a block-based performance criterion to measure the result accuracy. F.Zou et al. [5] proposed an algorithm to extract the regions of suspicious mass. They applied an adaptive histogram equalization to enhance mammographic images. Then, the convex hull of edge points subjected to GVF field is used to generate the mass region of mammography.

The main principles of this proposed method involve following conventional image processing steps in sequence. Multiresolution analysis and denoising of digitized mammography of breast are performed using the discrete wavelet transform (DWT). The next process is to investigate mammographic background using the object attribute thresholding (OAT) [6]. The pectoral muscle of breast is discovered by using the combination of hill-climbing [7] and region-growing algorithm [8]. Such locations of background and muscle are marked to ignore processing in the advanced step. The remaining areas of the digitized mammography are split into sub-images. The breast density is evaluated to

achieve the region of interest (ROI). We apply the contrast-limited adaptive histogram equalization [9] and modified hierarchical clustering algorithm [10] to enhance the quality of breast tissue (inside ROI). Final step, active contour model based on generalized gradient vector flow (GGVF) is used to localize spiculated mass. The proposed method offering a simple computational scheme has been tested using the digital mammography dataset obtained by DDSM database of the University of South Florida [11]. It provides a high accuracy of spiculated mass segmentation.

This paper is organized as follows. Section 2 presents background of conventional methods used. In section 3, we describe the proposed methods for detection of breast mass spiculation in this research. Section 4 deals and discuss with the experimental results. Finally, section 5 summarizes this research and suggests directions for future research.

II. THEORY

A. The discrete wavelet transform

The size of image and high noise level may negatively affect processing performance. Multiresolution analyses based on wavelet decomposition are the successive version of resolution and noise reduction levels. The sequence of approximating spaces of image is generated by the so called scaling function φ [12-14], whereas the wavelet function ψ [12-14] is employed to represent the orthogonal complements to the approximating spaces called the detail spaces. We define the approximation and the detail images respectively as following figure.

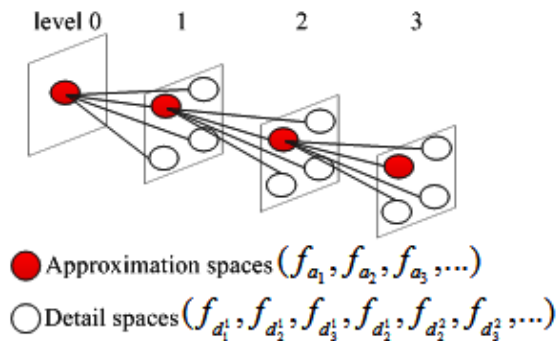


Fig. 1 Wavelet Decomposition

The discrete version of the above decomposition called the filter bank was proposed by Mallat [12], Unser and Aldroubi [13]. It was shown that the discrete wavelet transform can be performed by using the so called finite impulse response filters (FIR) which produce a tree structured filter bank (see Fig. 2(a)). The characteristics of these filters (h and g filters) associate with wavelet decomposition which h and g are the low pass and the high pass FIR's associated with corresponding scaling and wavelet functions respectively.

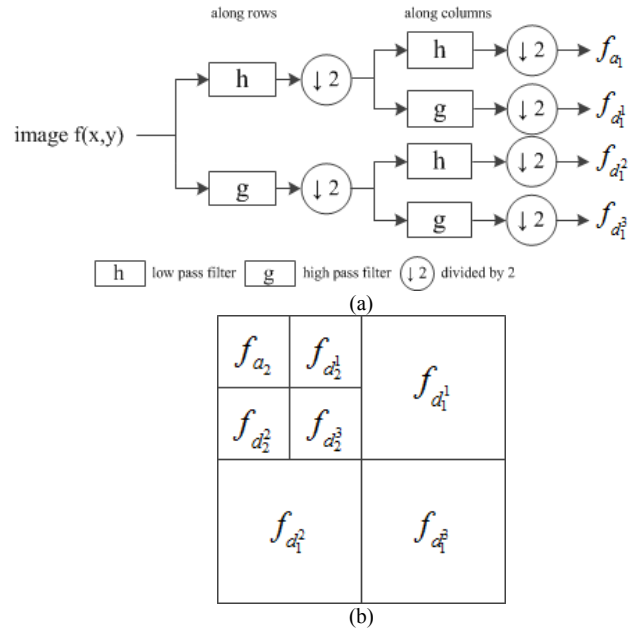


Fig. 2 A filter bank, (a) A tree, (b) Wavelet subbands

B. The GGVF Snake

Parametric active contour models or snake defined as $X(s) = (x(s), y(s))$ is a curve evolution method [15-17]. It moves snake inside the image to attach the desired target (spiculated mass boundary). Which obtain the minimum of snake energy. The energy function of snake evolution governed is defined as below.

$$E = \frac{1}{2} \int_0^1 \left(\alpha \left| \frac{dX}{ds} \right|^2 + \beta \left| \frac{d^2X}{ds^2} \right|^2 \right) + E_{ext}(X) ds. \quad (1)$$

α and β are tension and rigidity parameters of snake deformation whereas E_{ext} is the internal energy pulling the snake towards the boundaries of desired object (spiculated mass). A general definition of E_{ext} is simply defined as a gradient magnitude of the gray level convolved with a Gaussian filtering. The minimum of snake energy must satisfy the following Euler equation.

$$\alpha X''(s) - \beta X'(s) - \nabla E_{ext} = 0. \quad (2)$$

$-\nabla E_{ext}$ is the external force. Regarding to the limitation of conventional snake [15-17], the improved version of the GVF called the generalized gradient vector flow was proposed to replace the external force term $-\nabla E_{ext}$ in Eq. (2). Xu and Prince [15] introduced spatially varying coefficients to decrease the smoothing effect, as a linear elliptic equation given by

$$v_i - g(|\nabla f|) \nabla^2 v - h(|\nabla f|) (\nabla f - v) = 0 \quad (3)$$

where $g(|\nabla f|) = e^{-(\nabla f/k)}$, $h(|\nabla f|) = 1 - g(|\nabla f|)$ and k is a calibration parameter. Note that the weighting functions $g(\cdot)$ and $h(\cdot)$ depend on the gradient of the edge map. In a case of large gradients, $g(\cdot)$ gets smaller as $h(\cdot)$ becomes larger.

III. METHODOLOGY

The semi-automatic detection of spiculated masses in digital mammography proposed in this research consists of different kinds of steps as below diagram (see in Fig. 3).

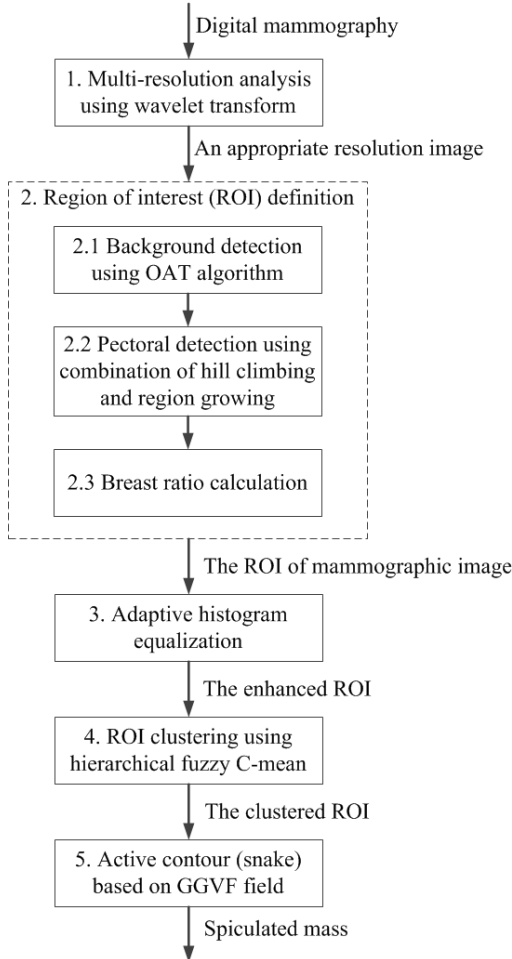


Fig. 3 Diagram of the proposed method.

1. To obtain a set of different resolution images without affecting significant structures and a noise removal, multiresolution analysis based on the discrete wavelet transform is applied to mammographic images. The next step is to select an appropriate resolution image (approximation sub-band) that unwanted noise is significantly removed.

2. We define the regions of interest (ROI) of breast mammographic image (the results of step 1) by removing background and pectoral muscle sections as a sequence of substeps.

2.1 Backgrounds of digital mammography are defined using the OAT algorithm [6]. It recursively employs the Otsu's algorithm to split the image histogram into two classes C_0 (background) and C_1 (object) at threshold value T . The split is performed iteratively; class C_0 is subjected to Otsu's algorithm again. The process continues while $T > A$ and $\sum_{k=0}^T H_k > \beta \sum_{k=0}^{G_{MAX}} H_k$, where H is the histogram, G_{MAX} is the maximum gray level, and A is the grey level of background approximation. Finally, β is the calibration parameter used to define some parts of the total number of the image pixels that should belong to the image background. In the resulting image, isolated pixels which their gray level are less than the optimal threshold value T_{opt} are marked as non-processing area in the next step.

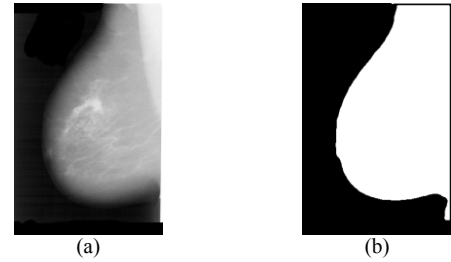


Fig. 4 Background detection
(a). The digital mammography, (b) Background region

2.2 Pectoral muscles protrude out from each side of breast. Then the combinations of hill-climbing [7] and region-growing [8] algorithms are proposed to detect those areas. A sub-image is extracted from a mammogram image subjected to further k -level wavelet transform and background segmentation. The size of a sub-image is considered as $k * N$ pixels (the first k rows, N : entire columns). A sub-image consists of both of background and non-background areas. As aforesaid, background pixels are not processed anymore. In each row, we apply hill-climbing algorithm including hill-smoothing step with non-background pixels to detect hill area as initial outline of pectoral muscles (see Fig. 5(a), (b)). Different rows hill-climbing are variant in which reaching a local maximum. An initial seed point of region-growing is selected at random from pixels inside the hill. We consider a 4-connected neighborhood surrounding each pixel for growing of region. The region is assumed to be connected pixels with similar intensity.

As aforementioned, regions marking of background and pectoral muscle provide pixels that are not processed in the next step.

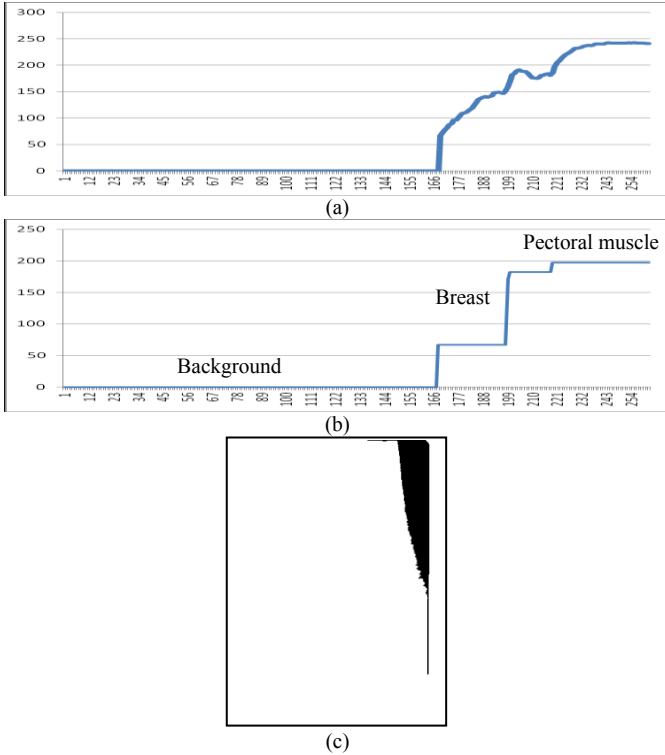


Fig. 5 Pectoral muscle detection

(a) Hill climbing plot original, (b) Hill climbing plot with smoothing, (c) Pectoral muscle

2.3 The previous step result is divided into overlapped sub-images of size $p*N$ pixels (p : rows, N : entire columns). The rows number overlapped is q . Each sub-image consists of pixels of breast and marked regions (see Fig 6(a)). The volumetric breast density is calculated as an aspect ratio of breast pixels to sub-image size.

$$B_{Ratio} = \frac{\sum_{x=1}^p \sum_{y=1}^N \left(\frac{I(x,y)}{I(x,y)} \right)}{p*N}, \text{ where } I(x,y) \neq 0. \quad (4)$$

$I(x, j)$ is pixel intensity of ROI image at coordinates (x, y) and $I(x, y)$ located at marked regions (background and pectoral muscle) equals to 0. Sub images with higher breast ratio that $B_{Ratio} \geq \beta$ indicate the region of interest (ROI) within the mammographic image, otherwise they will be excluded. β is calibration parameter. In case of two sub-images overlapped, the first image is not the ROI but the second one presents characteristics of the ROI. Then, the overlapping rows of two images will be judged as the ROI segment. The result of this step is shown in Fig. 6 (b). The sub-images selection is performed iteratively in columns (Fig. 6(c)). Fig. 6(d) presents the final ROI image

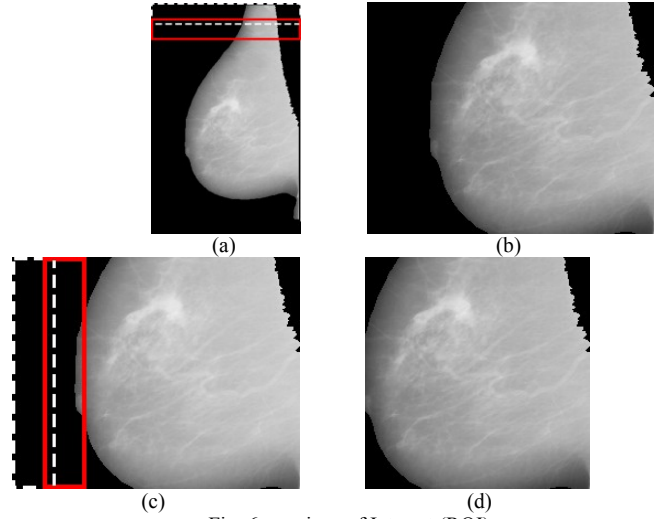


Fig. 6 a regions of Interest (ROI)

(a) The sub-images selection in rows, (b) The first step ROI (c) The sub-images selection in columns, (d) The final ROI

3. Preprocessing is a crucial step of the active contour based spiculated mass detection. The contrast-limited adaptive histogram equalization (CLAHE) method [9] is used to improve the ROI's contrast.

4. We partition the ROI using the modified hierarchical fuzzy C-mean clustering [10] based on the top-down dendrogram (see Fig. 7(a)). The gray levels of ROI are split into two sub-clusters as lower and higher gray level clusters. The split is performed iteratively; a higher gray level cluster is subjected to fuzzy C-mean clustering again. The process continues while $F_{ratio} > \alpha$. It means that small ratio of between-cluster/within-cluster variance called the F-ratio were kept undivided whereas other conditions are allowed to be split.

In ROI, a particular group of pixels with gray levels in brightest cluster are multiplied by weighting coefficient ω_0 which its value should have more than one. Unwanted components of ROI have an adverse impact on the performance of next active contour step. Then we need to multiply gray levels of pixels in the remaining clusters by ω_1 which $\omega_1 < 1$.

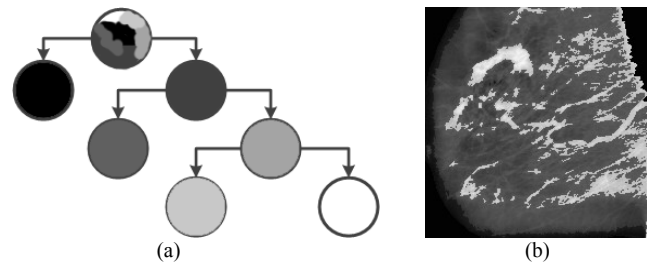


Fig. 7 ROI clustering

(a) Clustering dendrogram, (b) The clustered ROI

5. The active contour model (snake) based on GGVF field is designed to provide an irregular shape of spiculated mass. First, we apply the GGVF to the raw gradient field ∇f to obtain $V(x, y) = [u(x, y), v(x, y)]$ (see Fig. 8(a)) where f is edge map of clustered ROI. An initial snake can be defined specifying it in accordance with the interest (see Fig. 8 (b)). Next, we run an initial snake on the GGVF field. Then, a snake started far from the mass converges to the desired mass. The physical structure (or irregular shape) of spiculated mass can be represented by final contour of snake model (see Fig. 8 (c)). Fig. 8(d) presents a ground truth of spiculated mass supported by the DDSM database.

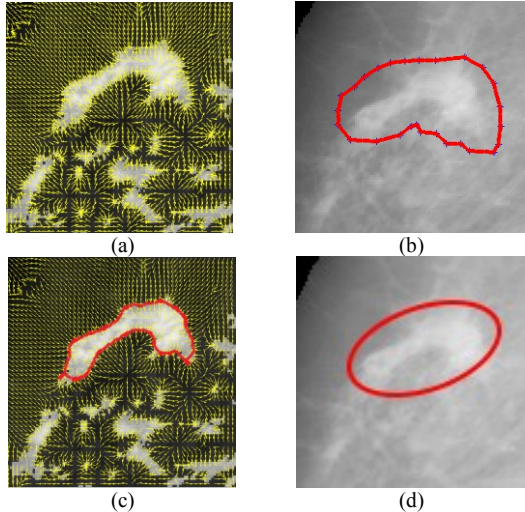


Fig. 8 The active contour model (snake)
(a) GGVF field $(V(x, y))$, (b) An initial snake,
(c) The final snake, (d) The ground truth

IV. RESULT

Three mammographic images are employed to test our proposed algorithm. The images taken from the DDSM database [11] are shown in Fig. 9(a), Fig. 10(a) and Fig. 11(a). Ground truth information of mammograms is shown in Fig. 9-11(g).

Fig. 9(b) and (c) are the marked components and the ROI image respectively. The optimal threshold of OAT algorithm $T = 43$ and an appropriate β of breast ratio is 0.6. The clustered ROI image is shown in Fig. 9(d). Finally, Fig. 9(e) and (f) show GGVF image and the resulting image after performing the active contour model on GGVF fields.

Fig. 10(b) shows the resulting image after performing a run of OAT algorithm and combination between hill-climbing and growing region algorithms. The threshold T is 45 and breast calibration $\beta = 0.6$. Fig. 10(c) displays the region of interest (ROI). The clustered ROI are shown in Fig. 10(d). The resulting images of active contour model are shown in Fig. 10(e) and (f).

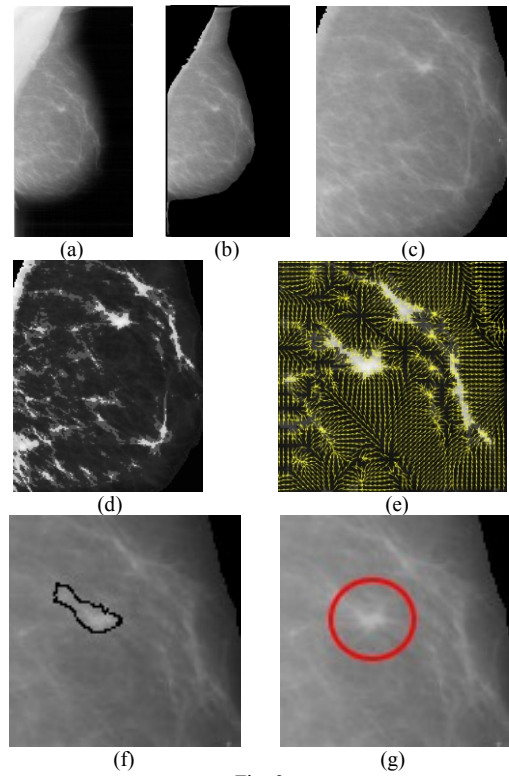


Fig. 9
(a) original mammography, (b) marked regions (background and pectoral muscle regions), (c) the ROI, (d) the clustered ROI, (e). GGVF field of the clustered ROI, (f) the final snake, (g) The ground truth

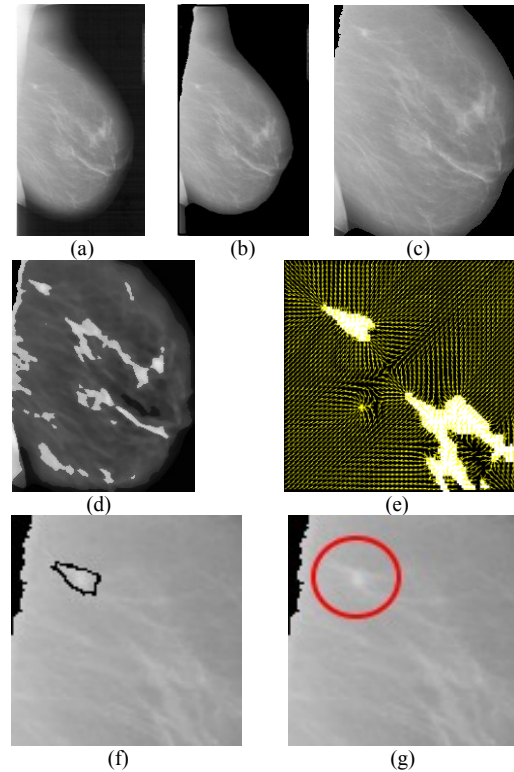


Fig. 10
(a) original mammography, (b) marked regions (background and pectoral muscle regions), (c) the ROI, (d) the clustered ROI, (e). GGVF field of the clustered ROI, (f) the final snake, (g) The ground truth

Fig.11 shows experimental results on the third mammography performed by the proposed method. T and β equal to 41 and 0.6 respectively. For this experiment (all three images), the diffusion coefficient of GGVF ($K = 0.1$) with 150 iterations. Note that most of irregular shape of spiculation is still present in GGVF images (Fig. 9-11 (e)). Our algorithm produces good results (spiculated mass shape) in dense or low contrast breast images.

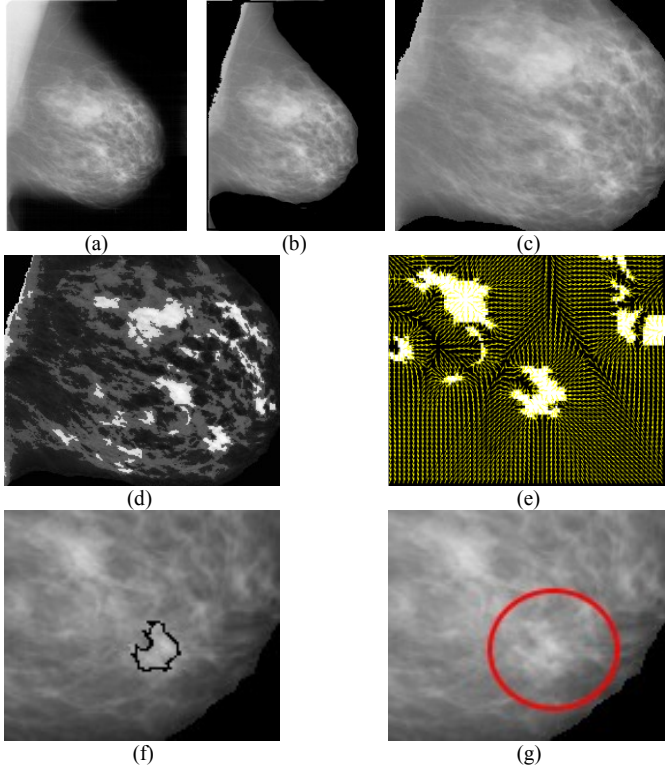


Fig. 11

(a) original mammography, (b) marked regions (background and pectoral muscle regions), (c) the ROI, (d) the clustered ROI, (e). GGVF field of the clustered ROI, (f) the final snake, (g) The ground truth

V. CONCLUSIONS

In this paper, we propose an algorithm based active contour scheme for spiculated mass detection in digital mammography. To combine efficient techniques, an integrated strategy is presented to extract mass shape with irregularity. Noise reduction is a required step which wavelet transform is proposed. Moreover, multi-resolution concept provides good image localization for next processing. The conventional techniques of object attribute thresholding, hill-climbing and region growing algorithms are combined to define the region of interest (ROI) of mammogram images. Finally, we apply the active contour model to the ROI clustered by a modified hierarchical fuzzy-c-mean to segment the spiculated mass. The experimental results show efficiency and robustness of the proposed algorithm.

REFERENCES

- [1] N.R. Mudigonda, R.M. Rangayyan and J.E. Leo Desautels. "Detection of Breast Masses in Mammograms by Density slicing and Texture Flow-Field Analysis", IEEE Transaction on Medical Imaging, Vol.20, No.12 December 2001.
- [2] M.P. Sampat and A.C. Bovik, "Detection of Spiculated Lesions in Mammogram", Proceeding of the 25th Annual International Conference of the IEEE. Engineering in Medical and Biology Society (IEMBS), 2003. Vol.1 pp. 810-813.
- [3] L. Jiang, E. Song, X. Xu, G. Ma and B. Zheng, "Automated Detection of Breast of Mass Spiculation Levels and Evaluation of Schema Performance", Journal Academic Radiology, 2008, Vol.15 No.12, pp. 1534-1544
- [4] A Abdel-Dayem and M.R. El-Sakka, "Fuzzy Entropy Based Detection of Suspicious Masses in Digital Mammogram Images", Proceedings of the IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference, 2005 pp.4017-4022
- [5] F. Zou, IEEE Member, Y. Zheng, Z. Zhou, and K. Agyepong, "Gradient Vector Flow Field and Mass Region Extraction in Digital Mammograms", 21st IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems, 2008 pp.41-43
- [6] A. Rodtook, S. Chucherd "Detection of Microcalcifications in Mammograms Using the Object Attribute Thresholding Algorithm", The Stamford journal, Vol 4 (No. 1), June 2012.
- [7] S.Kochra and S.Joshi, "Study on Hill-Climbing Algorithm For Image Segmentation", International Journal of Engineering Research and applications, Vol.2(3), 2012, pp. 2171-2174.
- [8] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, Digital Image Processing (3rd Edition), Prentice Hall; 3 edition (August 31, 2007), ISBN-13: 978-0131687288 ISBN-10: 013168728X
- [9] K. Zuiderveld, "Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization", Academic Press Inc., (1994).
- [10] Vicenc Torra, "Fuzzy c-means for fuzzy hierarchical clustering", Fuzzy Systems, The 14th IEEE International Conference on, pp. 646-651, May 2005.
- [11] DDSM: Digital Database for Screening Mammography. Retrieved July 21, 2014, From the University of South Florida Digital Mammography Home Page website: <http://marathon.csee.usf.edu/Mammography/Database.html>
- [12] S.G Mallat, "Multifrequency channel decompositions of images and wavelet models", IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, vol. 37, Issue. 12, December 1989, pp. 2091 – 2110.
- [13] M. Unser, A. Aldroubi, "Polynomial splines and wavelets – a signal processing perspective", In: Wavelets. A Tutorial in Theory and Application, Academic Press, Boston, pp. 91–122.
- [14] A. Rodtook, SS. Makhanov, "A filter bank method to construct rotationally invariant moments for pattern recognition Pattern Recognition Letters", Volume 28, Issue 12, 1 September 2007, Pages 1492-1500
- [15] C. Xu, J.L. Prince, "Generalized gradient vector flow external forces for active contours", Signal Processing, vol. 71, issue 2, December 1998, pp. 131–139
- [16] A. Rodtook and SS. Makhanov, "Continuous force field analysis for generalized gradient vector flow field", Pattern Recognition, vol.43, Issue 10, October 2010, pp. 3522-3538
- [17] A. Rodtook and SS. Makhanov, "Multi-feature gradient vector flow snakes for adaptive segmentation of the ultrasound images of breast cancer", Journal of Visual Communication and Image Representation, vol.24, Issue 8, November 2013, pp. 1414-1430