



การแบ่งส่วนพื้นที่สะสมแผ่นพลาคในภาพอัลตราซาวด์หลอดเลือดที่มีความซับซ้อนสูง
HETEROGENEOUS ENVIRONMENTS OF ATHEROSCLEROTIC PLAQUE SEGMENTATION IN
INTRAVASCULAR ULTRASOUND IMAGE

จิราภรณ์ วงवाल

มหาวิทยาลัยบูรพา

2563

การแบ่งส่วนพื้นที่สะสมแผ่นพลาสติกในภาพอัลตราซาวด์หลอดเลือดที่มีความซับซ้อนสูง



จิราภรณ์ วงवाल

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิทยาการสารสนเทศ

คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยบูรพา

2563

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยบูรพา

HETEROGENEOUS ENVIRONMENTS OF ATHEROSCLEROTIC PLAQUE SEGMENTATION IN
INTRAVASCULAR ULTRASOUND IMAGE



JIRAPORN WONGWARN

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF
THE REQUIREMENTS FOR MASTER OF SCIENCE
IN INFORMATICS
FACULTY OF INFORMATICS
BURAPHA UNIVERSITY

2020

COPYRIGHT OF BURAPHA UNIVERSITY

คณะกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์และคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ได้พิจารณา
วิทยานิพนธ์ของ จิราภรณ์ วงवाल ฉบับนี้แล้ว เห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการสารสนเทศ ของมหาวิทยาลัยบูรพาได้

คณะกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์

..... อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุวรรณ รัศมีขวัญ)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธาน

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุวรรณ รัศมีขวัญ)

..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. กฤษณะ ชินสาร)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ปรเมศวร์ ห่อแก้ว)

คณะวิทยาการสารสนเทศอนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรวิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการสารสนเทศ ของมหาวิทยาลัยบูรพา

..... คณบดีคณะวิทยาการสารสนเทศ

()

วันที่.....เดือน.....พ.ศ.....

60910063: สาขาวิชา: วิทยาการสารสนเทศ; วท.ม. (วิทยาการสารสนเทศ)
 คำสำคัญ: ผนังหลอดเลือดชั้นกลาง, ช่องทางเดินเลือด, ภาพถ่ายอัลตราซาวด์หลอดเลือด,
 การแบ่งแยกส่วน, วัตถุประสงค์ของหลอดเลือด, พื้นที่สะสมของคราบพลาคในหลอดเลือด

จรรยาบรรณ วท.ม. : การแบ่งส่วนพื้นที่สะสมแผ่นพลาควาในภาพอัลตราซาวด์หลอดเลือดที่มีความซับซ้อนสูง. (HETEROGENEOUS ENVIRONMENTS OF ATHEROSCLEROTIC PLAQUE SEGMENTATION IN INTRAVASCULAR ULTRASOUND IMAGE) คณะกรรมการควบคุม
 วิทยานิพนธ์: สุวรรณ รัตมีขวัญ ปี พ.ศ. 2563.

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอขั้นตอนวิธีการแบ่งส่วนพื้นที่สะสมแผ่นพลาควาในภาพอัลตราซาวด์หลอดเลือดที่มีความซับซ้อนสูง เพื่อช่วยสนับสนุนการตัดสินใจของแพทย์ในขั้นตอนการวินิจฉัยโรคที่เกี่ยวข้องกับหลอดเลือด เช่น โรคหลอดเลือดแดงแข็งตัวที่เกิดจากการสะสมคราบพลาควาจำนวนมากภายในหลอดเลือด โดยจะทำการทดลองกับลักษณะของภาพถ่ายอัลตราซาวด์หลอดเลือดที่มีลักษณะเงาที่บดบังองค์ประกอบภายในหลอดเลือดและภาพลักษณะภาพถ่ายหลอดเลือดปกติรวมทั้งสิ้น 50 ภาพถ่าย ซึ่งลักษณะภาพถ่ายที่มีลักษณะเงาบดบังองค์ประกอบภายในหลอดเลือด ค่อนข้างยากที่จะทำการประมาณขอบเขตที่แท้จริงของหลอดเลือดเพื่อแบ่งแยกองค์ประกอบต่าง ๆ ภายในหลอดเลือด จึงทำให้ผู้วิจัยคิดค้นขั้นตอนวิธีที่สามารถแบ่งแยกองค์ประกอบต่าง ๆ ภายในหลอดเลือดในลักษณะภาพที่มีสภาพแวดล้อมที่ต่างกัน โดยมีขั้นตอนวิธีที่นำเสนอด้วยกัน 4 ขั้นตอนหลัก ได้แก่ ขั้นตอนการปรับปรุงภาพเพื่อง่ายต่อการประมวลผล, ขั้นตอนการประมาณขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง, ขั้นตอนการแบ่งแยกช่องทางเดินเลือด และขั้นตอนการระบุพื้นที่ที่สะสมคราบพลาควา ซึ่งผลการทดลองทั้งหมด 50 ภาพ เมื่อคำนวณหาร้อยละความถูกต้องได้ผลลัพธ์ดังนี้ จากการแบ่งแยกผนังหลอดเลือดชั้นกลางมีความถูกต้อง 93.87% และจากการแบ่งแยกช่องทางเดินเลือดมีความถูกต้อง 84.33% โดยวัดจากค่า Jaccard index (JI) เป็นการวัดความแม่นยำตามภูมิภาค

60910063: MAJOR: INFORMATICS; M.Sc. (INFORMATICS)

KEYWORDS: TUNICA MEDIA, LUMEN, INTRAVASCULAR ULTRASOUND IMAGE, SEGMENTATION, SHADOW ARTIFACT, ATHEROSCLEROTIC PLAQUE

JIRAPORN WONGWARN : HETEROGENEOUS ENVIRONMENTS OF ATHEROSCLEROTIC PLAQUE SEGMENTATION IN INTRAVASCULAR ULTRASOUND IMAGE. ADVISORY COMMITTEE: SUWANNA RASMEQUAN, Ph.D. 2020.

The thesis proposed atherosclerotic plaque segmentation in intravascular ultrasound images for allow the diagnosis processes more convenient and time saving. Ultrasound technique is being used in a number of medical diagnosis processes. Vascular diseases are one of the group of diseases that used ultrasound techniques to diagnose. These types of diseases may cause serious illnesses such as heart failure, coronary artery disease and cardiomyopathy. Ultrasound technique often provides a low-quality image due to the safety precaution. Thus, Intra-vascular images produced by ultrasound techniques often have low contrast, high noises, few shadows and different environments each of image. These features of the low-quality image made it difficult to identify each layer of the Intra Vascular which is needed to segment the actual area of the plaque. The proposed method can be divided into four stage, the preprocessing process, those are speckle noise in the image are eliminated. In the second stage, tunica media estimation is to locate the Tunica Media on low-quality Intra-vascular image. In the third stage, lumen segmentation is to find the lumen in Intra-vascular image. For the final stage, atherosclerotic plaque segmentation is to identify the area of between tunica media and lumen. The proposed method provides an interesting result with the JI of 93.87% for tunica media estimation and 84.33% for lumen segmentation. These results implied that the proposed method can reasonably be applied with both shadow and non-shadow artifacts.

กิตติกรรมประกาศ

การจัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยความกรุณาจาก ผศ.ดร.สุวรรณา รัศมีขวัญ อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก ผศ.ดร.กฤษณะ ชินสาร อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม ที่กรุณาให้คำปรึกษาแนะนำ แนวทางที่ถูกต้องในการจัดวิทยานิพนธ์ ตลอดจนแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ ด้วยความละเอียดถี่ถ้วนและ เอาใจใส่ด้วยดีเสมอมา ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งเป็นอย่างยิ่ง จึงขอกราบขอบพระคุณอาจารย์ เป็นอย่างสูง ไว้ ณ โอกาสนี้

ขอขอบพระคุณ ทน วช. ที่ให้ทุนการศึกษาทั้งหลักสูตรแก่ผู้วิจัย เพื่อให้ได้รับการศึกษาและการจัดทำวิทยานิพนธ์ในครั้งนี้

ขอขอบพระคุณ คุณแม่ คุณพ่อ และญาติผู้ใหญ่ท่านอื่น ๆ ที่คอยช่วยเหลือเรื่องค่าใช้จ่ายต่าง ๆ รวมถึงการให้คำแนะนำ และให้กำลังใจในการเรียนและการดำเนินงานวิทยานิพนธ์ตลอดที่ผ่านมาทำให้ผู้วิจัยประสบความสำเร็จในการศึกษาด้วยดี

ขอขอบคุณ นายวัชรพงศ์ อยู่ขวัญ รุ่นพี่ในแลปวิจัย KST ที่คอยช่วยเหลือและให้คำปรึกษาแก่ผู้วิจัย พร้อมทั้งสนับสนุนตลอดจนการจัดทำวิทยานิพนธ์ครั้งนี้สำเร็จลุล่วง

ขอขอบคุณ พี่ ๆ เพื่อน ๆ และน้อง ๆ หลักสูตรวิทยาศาสตร์มหาบัณฑิตทุกคน ที่ให้แนวทาง ข้อคิดในการทำงานและกำลังใจเสมอมา

คุณค่าและประโยชน์ของงานวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบเป็นกตัญญูคุณเวทิตาแต่ บุพการี บุรพจารย์ และผู้มีพระคุณทุกท่านทั้งในอดีตและปัจจุบัน ที่ทำให้ข้าพเจ้าเป็นผู้มีการศึกษา และประสบความสำเร็จมาจนตราบนานเท่านานนี้

จิราภรณ์ วรรณ

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ฅ
สารบัญรูปภาพ.....	ฉ
บทที่ 1	1
บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	1
1.2 ประเด็นปัญหางานวิจัย	4
1.3 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย	6
1.4 ขอบเขตของงานวิจัย.....	6
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	7
1.6 แผนการดำเนินการวิจัย.....	8
บทที่ 2	9
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	9
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	9
2.1.1 โครงสร้างภายในของหลอดเลือดของมนุษย์.....	9
2.1.2 โรคหลอดเลือดแดงแข็ง (Atherosclerosis)	11
2.1.3 ภาพอัลตราซาวด์ของหลอดเลือด (Intravascular ultrasound) :IVUS.....	13
2.1.4 สัญญาณรบกวนภายในภาพ (Noise in images).....	14

2.1.5 การปรับปรุงภาพ (Image Enhancement).....	17
2.1.6 Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE).....	18
2.1.7 การตรวจจับวงกลมภายในภาพ (Circle Hough Transform).....	20
2.1.8 เอนโทรปี (Entropy)	24
2.1.9 ระยะทางแบบยูคลิด (Euclidean Distance).....	25
2.1.10 การแบ่งข้อมูลภาพ (Image Segmentation)	26
2.1.11 การกำหนดหมายเลขให้ส่วนที่เชื่อมกัน (Connected Component Labeling).....	28
2.1.12 ผลคูณจุด (Dot Product).....	30
2.1.13 การสกัดคอนเวกซ์ (Convex Hull)	31
2.1.14 การเติมเต็มหลุม (Hole Filling).....	31
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	32
บทที่ 3	37
วิธีการดำเนินงาน	37
3.1 ขั้นตอนการวิเคราะห์สัญญาณจากภาพถ่าย.....	38
3.2 ขั้นตอนกำจัดสัญญาณรบกวน (Speckle noise) โดยใช้วิธี Median Filtering.....	38
3.3 ขั้นตอนการประมาณขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง	40
3.3.1 การค้นหาวงกลมภายในภาพ	40
3.3.1.1 กำหนดขอบเขตผนังหลอดเลือดชั้นกลาง	40
3.3.1.2 ค้นหาวงกลมตามขอบเขตโดยใช้วิธี Circular Hough transform.....	41
3.3.2 การคัดเลือกวงพื้นที่ของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง.....	41
3.3.2.1 การระบุวงกลมที่มีความน่าจะเป็นพื้นที่ผนังหลอดเลือดชั้นกลาง	41
3.3.2.2 คัดเลือกวงกลมที่เป็นพื้นที่แท้จริงของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง.....	46
3.3.3 การตรวจจับขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลางโดยวิธี Convex Hull	53
3.4 ขั้นตอนการแบ่งส่วนของช่องทางเดินเลือด	54

3.4.1	ปรับความสว่างของภาพโดยวิธี CLAHE	54
3.4.2	ทำการแบ่งแยกช่องทางเดินเลือดโดยวิธี Thresholding	55
3.4.3	ทำการเติมช่องว่างภายในวัตถุโดยวิธี Hole Filling.....	56
3.4.4	ทำการลบเพื่อหาวัตถุภายในภาพโดยวิธี Subtraction	56
3.4.5	ทำการกำหนดหมายเลขให้ส่วนที่เชื่อมกันโดยวิธี Connected Component Labeling	57
3.4.6	การตรวจจับขอบเขตของช่องทางเดินเลือดโดยวิธี Convex Hull.....	58
3.5	ขั้นตอนการระบุตำแหน่งบริเวณที่สนใจ (ROI) โดยวิธี Subtraction	58
บทที่ 4	60
ผลการทดลอง	60
4.1	การปรับปรุงคุณภาพของภาพ	60
4.2	การประมาณขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง	63
4.3	การแบ่งแยกช่องทางเดินเลือด	65
4.4	ภาพผลลัพธ์จากการทดลองเปรียบเทียบกับภาพต้นฉบับ	66
4.4.1	ลักษณะของภาพกลุ่มที่ 1 Non-artifact.....	67
4.4.2	ลักษณะของภาพกลุ่มที่ 2 Shadow Artifact	69
4.4.3	ลักษณะของภาพกลุ่มที่ 3 Bifurcations.....	70
4.5	ภาพผลลัพธ์จากการหาพื้นที่ที่สนใจ (ROI)	72
บทที่ 5	74
สรุปผลการทดลอง	74
5.1	สรุปผลการทดลอง	74
5.2	วิจารณ์ผลการทดลอง.....	74
5.3	งานวิจัยที่จะทำต่อในอนาคต.....	75
บรรณานุกรม	76

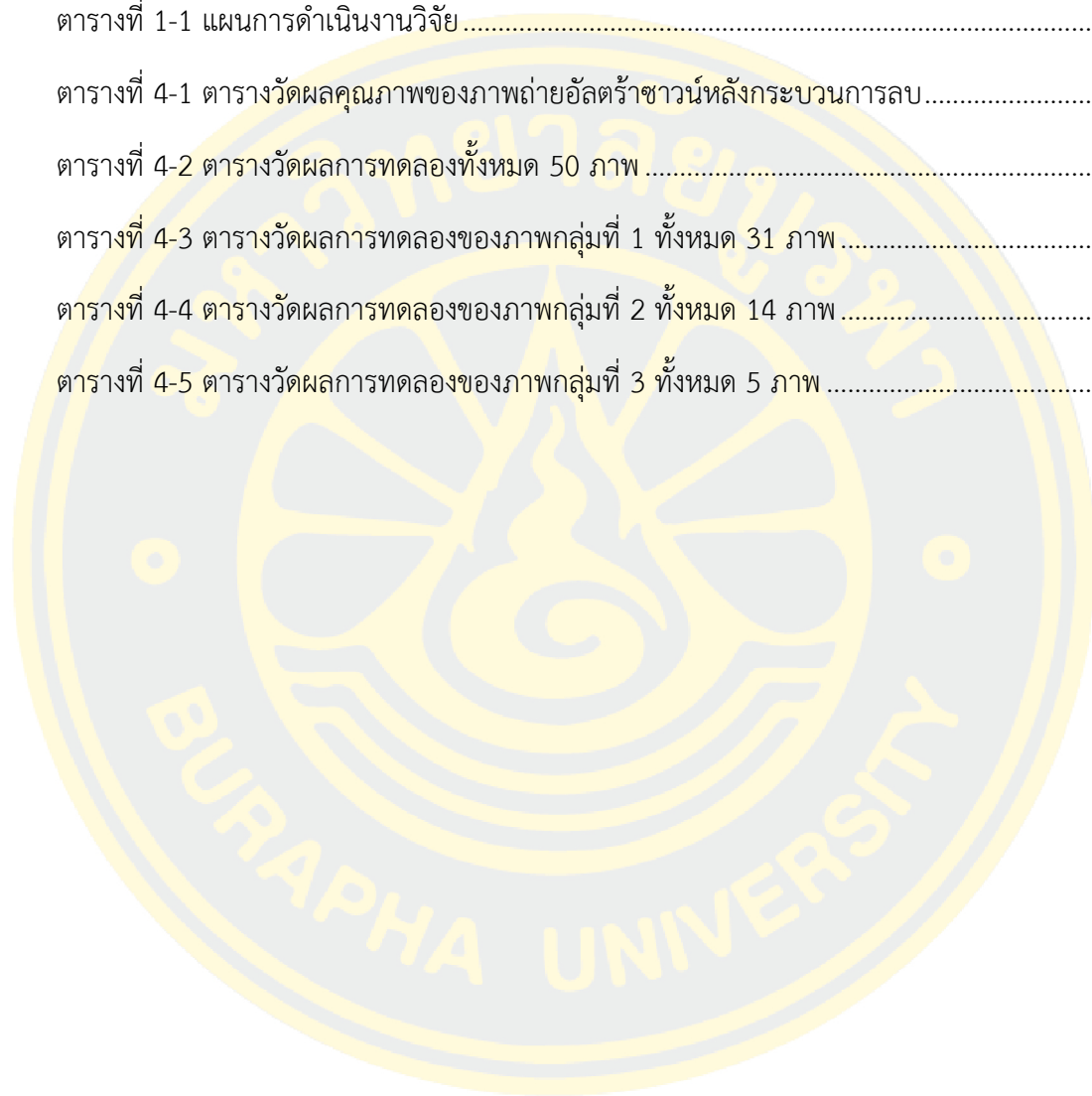
ภาคผนวก..... 78

ประวัติย่อของผู้วิจัย..... 86



สารบัญตาราง

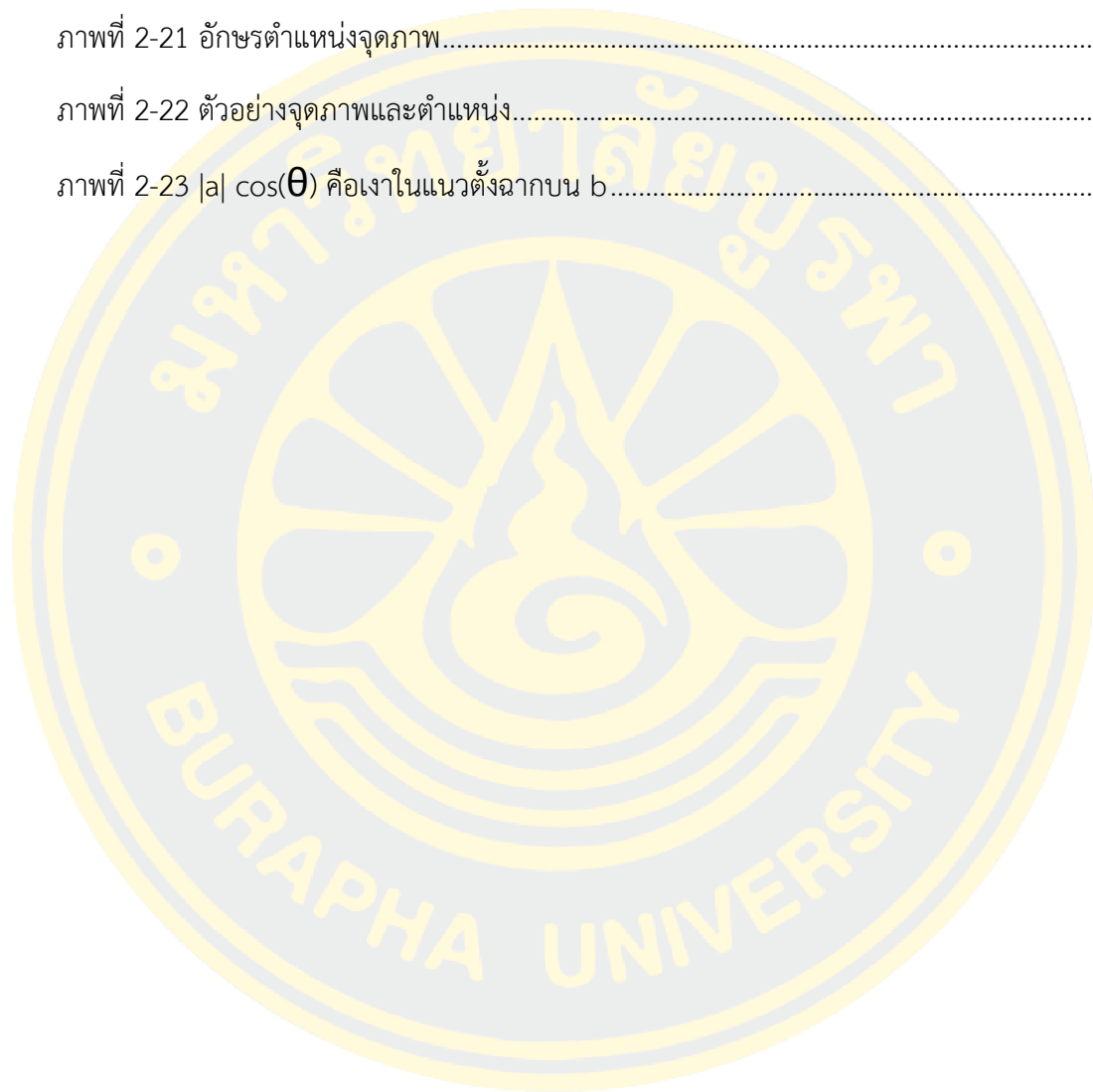
	หน้า
ตารางที่ 1-1 แผนการดำเนินงานวิจัย	8
ตารางที่ 4-1 ตารางวัดผลคุณภาพของภาพถ่ายอัลตราซาวด์หลังกระบวนการลบ.....	61
ตารางที่ 4-2 ตารางวัดผลการทดลองทั้งหมด 50 ภาพ	67
ตารางที่ 4-3 ตารางวัดผลการทดลองของภาพกลุ่มที่ 1 ทั้งหมด 31 ภาพ	68
ตารางที่ 4-4 ตารางวัดผลการทดลองของภาพกลุ่มที่ 2 ทั้งหมด 14 ภาพ	70
ตารางที่ 4-5 ตารางวัดผลการทดลองของภาพกลุ่มที่ 3 ทั้งหมด 5 ภาพ	71



สารบัญรูปภาพ

	หน้า
ภาพที่ 1-1 การเปรียบเทียบของภาพที่มีคุณภาพต่ำกับภาพที่มีคุณภาพสูง	4
ภาพที่ 1-2 การเปรียบเทียบขนาดของช่องทางเดินเลือดและผนังหลอดเลือดชั้นกลาง	5
ภาพที่ 1-3 ลักษณะของภาพอัลตราซาวด์ที่มีเงารบกวน	5
ภาพที่ 1-4 ลักษณะของภาพอัลตราซาวด์แต่ละประเภท	6
ภาพที่ 2-1 โครงสร้างภายในของหลอดเลือดของมนุษย์	9
ภาพที่ 2-2 โครงสร้างภายในหลอดเลือด	10
ภาพที่ 2-3 ลักษณะภายในหลอดเลือดโคโรนารีที่ปกติและมีคราบแผ่นพลาค	12
ภาพที่ 2-4 ลักษณะภายในหลอดเลือดปกติ, มีการตีบตัน และเกิดการปริแตกของคราบพลาค	12
ภาพที่ 2-5 ลักษณะภาพถ่ายจากเครื่องอัลตราซาวด์ของหลอดเลือดแนวตัดขวาง	13
ภาพที่ 2-6 ลักษณะโครงสร้างหลอดเลือดในภาพอัลตราซาวด์	13
ภาพที่ 2-7 (ก) ภาพต้นฉบับและ (ข) ภาพสัญญาณรบกวนประเภท Salt and Pepper Noise.....	14
ภาพที่ 2-8 (ก) ภาพต้นฉบับและ (ข) ภาพสัญญาณรบกวนประเภท Gaussian Noise	15
ภาพที่ 2-9 (ก) ภาพต้นฉบับและ (ข) ภาพสัญญาณรบกวนประเภท Periodic noise.....	15
ภาพที่ 2-10 (ก) ภาพต้นฉบับและ (ข) ภาพสัญญาณรบกวนประเภท Speckle noise.....	16
ภาพที่ 2-11 ตัวอย่างการทำงานของตัวกรองมัธยฐาน	17
ภาพที่ 2-12 ผลลัพธ์การทำ Smoothing โดยใช้ Median Filtering.....	18
ภาพที่ 2-13 (ก) ค่า Histogram ภาพต้นฉบับ (ข) ค่า Histogram ที่ถูกตัด	18
ภาพที่ 2-14 Circle Hough transform แปลง 4 จุดบนวงกลม.....	21
ภาพที่ 2-15 Circle Hough transform ของ 4 จุดบนวงกลม 3 วง.....	22
ภาพที่ 2-16 รูปแบบการโหวตของพิกเซลตัวเลือก Classical CHT Voting Pattern	22
ภาพที่ 2-17 โหมดการลงคะแนน: หลาย Radii, ตามทิศทางวงกลมไล่ระดับสี	24

ภาพที่ 2-18 (ก) ทหาระยะห่างระหว่างสองจุด (ข) ทหาระยะห่างระหว่างสองจุดโดยหลักพีทาโกรัส....	26
ภาพที่ 2-19 การหาค่า Threshold จาก histogram	27
ภาพที่ 2-20 แบบจุด 4 จุด เชื่อมกันและแบบจุด 8 จุด เชื่อมกัน.....	28
ภาพที่ 2-21 อักษรตำแหน่งจุดภาพ.....	28
ภาพที่ 2-22 ตัวอย่างจุดภาพและตำแหน่ง.....	29
ภาพที่ 2-23 $ a \cos(\theta)$ คือเงาในแนวตั้งฉากบน b.....	30



ภาพที่ 3-1 แผนผังอธิบายการทำงาน	37
ภาพที่ 3-2 ภาพเปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่างภาพต้นฉบับ (ก) กับ ภาพผ่านการกรอง Median Filtering (ข)	38
ภาพที่ 3-3 กราฟเปรียบเทียบค่าผลลัพธ์การวัดคุณภาพของภาพจากค่า SNR.....	39
ภาพที่ 3-4 ภาพกำหนดรัศมีขอบเขตของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง.....	40
ภาพที่ 3-5 ภาพผลลัพธ์ของการค้นหาวัตถุวงกลมภายในรูปภาพ.....	41
ภาพที่ 3-6 ภาพเปรียบเทียบผลลัพธ์ตำแหน่งและค่าเอเนอร์ยีของแต่ละวงกลมที่ถูกค้นพบทั้งหมด	42
ภาพที่ 3-7 กราฟค่าเอเนอร์ยีของแต่ละวงของวงกลมทั้งหมดที่ถูกค้นพบ.....	43
ภาพที่ 3-8 ภาพผลลัพธ์ของวงที่มีค่าเอเนอร์ยีต่ำสุด	43
ภาพที่ 3-9 ภาพการวัดระยะห่างจากจุด Seed point ไปยังวงกลมอื่น ๆ.....	44
ภาพที่ 3-10 ค่าความถูกต้องในการเลือกแต่ละระยะห่างของวงกลมอื่น ๆ กับวงกลม Seed point	45
ภาพที่ 3-11 ภาพผลลัพธ์ของวงกลมที่ถูกคัดกรองโดย Euclidean Distance	45
ภาพที่ 4-1 ขั้นตอนการทำงานในกระบวนการลบ Speckle noise	60
ภาพที่ 4-2 การเปรียบเทียบเมื่อทำการลด Speckle noise ทั้ง 50 ภาพ	62
ภาพที่ 4-3 ภาพขั้นตอนการทำงานในกระบวนการประมาณขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง.....	64
ภาพที่ 4-4 ภาพแสดงขั้นตอนการทำงานในกระบวนการแบ่งแยกช่องทางเดินเลือด.....	65
ภาพที่ 4-5 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0016_003, (ข) ภาพผลลัพธ์เปรียบเทียบกับ Ground Truth	67
ภาพที่ 4-6 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0020_003, (ข) ภาพผลลัพธ์เปรียบเทียบกับ Ground Truth,	68
ภาพที่ 4-7 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0031_003, (ข) ภาพผลลัพธ์เปรียบเทียบกับ Ground Truth,	69
ภาพที่ 4-8 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0049_003, (ข) ภาพผลลัพธ์เปรียบเทียบกับ Ground Truth,	69

ภาพที่ 4-9 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0042_003, (ข) ภาพผลลัพธ์เปรียบเทียบกับ Ground Truth, 70

ภาพที่ 4-10 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0043_003, (ข) ภาพผลลัพธ์เปรียบเทียบกับ Ground Truth, 71

ภาพที่ 4-11 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0047_003, (ข) ภาพผลลัพธ์พื้นที่ที่สนใจ.... 72

ภาพที่ 4-12 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0032_003, (ข) ภาพผลลัพธ์พื้นที่ที่สนใจ.... 72

ภาพที่ 4-13 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0016_003, (ข) ภาพผลลัพธ์พื้นที่ที่สนใจ.... 73

ภาพที่ 4-14 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0041_003, (ข) ภาพผลลัพธ์พื้นที่ที่สนใจ.... 73



บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

หลอดเลือด (Blood vessel) เป็นส่วนหนึ่งของระบบไหลเวียนโลหิตในร่างกาย ซึ่งระบบไหลเวียนโลหิตนี้เป็นระบบที่สำคัญมากในการดำรงชีวิต หน้าที่โดยทั่วไปของระบบนี้ คือ ทำการลำเลียงออกซิเจนและสารอาหารไปหล่อเลี้ยงเซลล์ในส่วนต่าง ๆ ของร่างกายมนุษย์ รวมทั้งการลำเลียงคาร์บอนไดออกไซด์และของเสียออกจากร่างกายด้วย ดังนั้นจะเห็นได้ว่าระบบไหลเวียนโลหิตนี้เป็นระบบที่มีความสำคัญอย่างมากต่อร่างกายมนุษย์ ความผิดปกติที่เกิดขึ้นภายในระบบนี้อาจทำให้เกิดปัญหาที่ส่งผลกระทบต่อระบบการทำงานของร่างกาย ความผิดปกติดังกล่าวอาจก่อให้เกิดโรคที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของหลอดเลือดซึ่งส่งผลเสียต่อระบบการทำงานของอวัยวะต่าง ๆ และหากไม่ได้รับการรักษาอย่างถูกวิธีอาจทำให้มีผลร้ายแรงถึงขั้นเสียชีวิต ดังนั้นการตรวจพบการเกิดความผิดปกติภายในระบบไหลเวียนโลหิตที่นำมาซึ่งโรคต่าง ๆ จึงเป็นเรื่องที่สำคัญอย่างมาก สำหรับแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ เพื่อจะได้ประเมินหาสาเหตุและระบุขั้นตอนในการรักษาได้อย่างถูกวิธี และยังสามารถป้องกันไม่ให้เกิดผลกระทบถึงขั้นร้ายแรง

ปัจจุบันมีผู้ที่ป่วยเป็นโรคเกี่ยวกับหลอดเลือดมากขึ้น ปัจจัยสำคัญที่ก่อให้เกิดโรคนี้นี้ คือ การที่มีคราบพลาคัสสะสมอยู่บริเวณภายในผนังหลอดเลือดเป็นจำนวนมาก ทำให้เยื่อผนังหลอดเลือดชั้นกลางในตำแหน่งนั้นหนาตัวขึ้น ส่งผลให้หลอดเลือดมีการตีบแคบลงแล้วทำให้ความดันในหลอดเลือดมีอัตราที่สูงเพิ่มมากขึ้น จึงเกิดการทํางานของระบบไหลเวียนโลหิตที่มีความเร็วมากกว่าปกติ และด้วยสาเหตุนี้จะทำให้เกิดการทําลายชั้นผนังในของหลอดเลือด ทำให้ผนังชั้นในของหลอดเลือดเกิดการปริแตกส่งผลให้มีเกล็ดเลือดมาจับตัวกันในบริเวณดังกล่าวจนทำให้เกิดลิ่มเลือด และอาจก่อให้เกิดการอุดตันของหลอดเลือด

หากหลอดเลือดหัวใจมีลักษณะการตีบแคบลงจะทำให้ปริมาณเลือดที่ไหลไปหล่อเลี้ยงหัวใจมีปริมาณลดลงจะส่งผลให้เกิดโรคหัวใจหรือโรคกล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือด และหากหลอดเลือดมีลักษณะปริแตกหรือฉีกขาดจะส่งผลให้เกิดเลือดออกภายในหลอดเลือดและทำให้หลอดเลือดเกิดการอุดตันจากเกล็ดเลือด ส่งผลให้กล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือดกะทันหัน เกิดกล้ามเนื้อหัวใจตายแบบเฉียบพลันและเป็นสาเหตุให้เสียชีวิตทันที นอกจากนี้หากเกิดภาวะหลอดเลือดแดงแข็งตัว อาจเป็นปัจจัยเสี่ยงทำให้เกิดโรคแทรกซ้อนมากมาย เช่น โรคเบาหวาน โรคความดันโลหิตสูง โรคไขมันในเลือดสูง โรคอ้วน เป็นต้น

ปัจจุบันการแพทย์สมัยใหม่ได้ทำการวินิจฉัยโรคดังกล่าวข้างต้นจากการตรวจสภาพภายในหลอดเลือดหัวใจด้วยคลื่นอัลตราซาวนด์ชนิดพิเศษ (Intravascular ultrasound) ซึ่งเป็นการใช้อุปกรณ์อัลตราซาวนด์ชนิดพิเศษขนาดเล็กกว่า 3 มิลลิเมตร ที่เป็นนวัตกรรมใหม่ล่าสุดของการถ่ายภาพภายในหลอดเลือด เพื่อประกอบการวินิจฉัยของแพทย์ผู้เชี่ยวชาญโรคหัวใจ เช่น ผู้เชี่ยวชาญทางด้านการขยายหลอดเลือดหัวใจด้วยบอลลูนสามารถนำไปใช้เพื่อวินิจฉัยอาการของโรคหลอดเลือดหัวใจตีบ ได้สะดวกมากขึ้น กล่าวคือ ภาพถ่ายอัลตราซาวนด์ดังกล่าวจะทำให้สามารถมองเห็นผนังด้านในของหลอดเลือดหัวใจที่หน้าตัดผิดปกติได้อย่างละเอียด รวมถึงยังสามารถทำให้เห็นถึงส่วนประกอบในแต่ละชั้นของผนังหลอดเลือด ส่วนประกอบที่เป็นชั้นไขมันที่สะสมอยู่ในผนังหลอดเลือด ส่วนประกอบที่เป็นช่องทางเดินเลือด ซึ่งภาพถ่ายที่ได้จาก Intravascular ultrasound นี้สามารถให้ข้อมูลที่มีรายละเอียดสูง

ถึงแม้ว่านวัตกรรมใหม่ล่าสุดของการตรวจสภาพภายในหลอดเลือดหัวใจจะให้รายละเอียดของโครงสร้างหลอดเลือดได้สูงมากเพียงใดก็ตาม แต่ด้วยธรรมชาติของภาพถ่ายอัลตราซาวด์โดยปกติมีความเข้มของแสงน้อยทำให้ภาพที่ได้ค่อนข้างมืดและมีความคมชัดค่อนข้างต่ำ การถ่ายภาพอัลตราซาวด์มักจะมีพบคลื่นสัญญาณรบกวนประเภท Speckle noise ที่เกิดขึ้นภายในภาพค่อนข้างมาก และบางภาพอาจมีเงาเกิดขึ้นภายในภาพด้วย ซึ่งลักษณะของเงาที่เกิดขึ้นมักจะเกิดบริเวณผนังหลอดเลือดชั้นนอก (Tunica adventitia) หรือบางภาพอาจส่งผลกระทบต่อหลอดเลือดชั้นกลาง (Tunica Media) และชั้นใน (Tunica intima) ทำให้รายละเอียดขององค์ประกอบภาพบางส่วนขาดหายไปจากสาเหตุดังกล่าวทำให้การแบ่งแยกลักษณะโครงสร้างของหลอดเลือดหัวใจด้วยตาเปล่าทำได้ไม่สะดวก จึงทำให้ยากต่อการวินิจฉัยโรคของผู้ป่วยว่าเป็นโรคเกี่ยวกับหลอดเลือดหัวใจอยู่ในระยะใดแล้ว เพื่อการวางแผนการรักษาได้อย่างมีประสิทธิภาพกับผู้ป่วย จึงทำให้มีผู้วิจัยหลายท่านได้นำเสนอขั้นตอนวิธี เพื่อปรับปรุงคุณภาพของภาพถ่ายอัลตราซาวด์หลอดเลือดหัวใจ รวมทั้งนำเสนอขั้นตอนวิธีในการแบ่งแยกโครงสร้างภายในหลอดเลือดให้เห็นได้อย่างชัดเจน พร้อมกับสามารถระบุตำแหน่งและขนาดของพื้นที่ที่เกิดการสะสมไขมันหรือที่เรียกกันทั่วไปว่า “คราบพลาค” เพื่อนำมาประกอบการวินิจฉัยระดับความรุนแรงของโรค และสามารถช่วยอำนวยความสะดวกในการวินิจฉัยโรคและการวางแผนการรักษาได้อย่างมีประสิทธิภาพ

Mehdi Faraji และคณะได้นำเสนองานวิจัยเรื่อง Segmentation of arterial walls in Intravascular ultrasound cross-sectional images using extremal region selection ซึ่งงานวิจัยนี้ได้นำเสนอเกี่ยวกับวิธีการ Extremal regions of extremum levels ตรวจจับพื้นที่เพื่อวาดขอบของลักษณะช่องทางเดินเลือด (Lumen) และผนังหลอดเลือดชั้นกลาง (Media Adventitia) ในภาพ Intravascular ultrasound ที่ได้มาโดยเครื่องตรวจจับ 20 MHz

Hannah Sofian และคณะได้นำเสนองานวิจัยเรื่อง Lumen Coronary artery Border Detection Using Texture and Chi-square Classification ซึ่งงานวิจัยฉบับนี้ผู้วิจัยได้นำเสนอเกี่ยวกับวิธีตรวจจับขอบของช่องทางเดินเลือด (Lumen) ภายในหลอดเลือดหัวใจ โดยใช้ภาพอัลตราซาวด์หลอดเลือด (IVUS) วิธีการที่ถูกรับรองคือ texture analysis และ Chi-square Classification โดยวิธีการนี้สามารถตรวจจับขอบและคำนวณพื้นที่ภายในช่องทางเดินเลือด (Lumen) ทดสอบกับภาพอัลตราซาวด์หลอดเลือด (IVUS) เป็นจำนวน 30 ภาพ

Joel C. M. Than และคณะได้นำเสนองานวิจัยเรื่อง Segmentation and Detection of Media Adventitia Coronary artery Boundary in Medical Imaging Intravascular ultrasound Using Otsu Thresholding ซึ่งงานวิจัยนี้ได้นำเสนอเกี่ยวกับวิธีการแบ่งส่วนแบบอัตโนมัติ (Automatics Segmentation) โดยทำการหาขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลางในมุมมองตัดขวางของหลอดเลือดผู้ป่วยที่มีคราบพลัค

Anusorn Wong-od และคณะได้นำเสนองานวิจัยเรื่อง Automated segmentation of media-adventitia and Lumen from Intravascular Ultrasound images using non-parametric Thresholding ซึ่งงานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการอัตโนมัติสำหรับตรวจจับขอบเขตของ Lumen และ media-adventitia จากภาพอัลตราซาวด์หลอดเลือด

Jiayong Yan และคณะได้นำเสนองานวิจัยเรื่อง A Novel Approach for Segmentation of Intravascular Ultrasound image ซึ่งงานวิจัยนี้ได้นำเสนอเกี่ยวกับการแบ่งแยกส่วน Lumen และ media-adventitia จากภาพถ่าย Intravascular Ultrasound

J. R. Harish Kumar และคณะได้นำเสนองานวิจัยเรื่อง AUTOMATIC SEGMENTATION OF LUMEN INTIMA LAYER IN TRANSVERSE MODE ULTRASOUND IMAGES ซึ่งงานวิจัยนี้ได้นำเสนอเกี่ยวกับการแบ่งส่วนของชั้น Lumen intima จากภาพอัลตราซาวด์โหมดตามขวาง

Ju Hwan Lee และคณะได้นำเสนองานวิจัยเรื่อง Segmentation of the Lumen and media-adventitial borders in Intravascular Ultrasound images using a geometric deformable model ซึ่งงานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการแบ่งส่วนแบบจำลองเชิงเรขาคณิตตามรูปแบบของ intima และ เส้นขอบ media-adventitial (MA) ในภาพอัลตราซาวด์ intravascular (IVUS) ตามลำดับ

Anusorn Wong-od และคณะได้นำเสนองานวิจัยเรื่อง Intravascular Ultrasound image Recovery and Segmentation Based On Circular Analysis ซึ่งงานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการใหม่ในการกู้คืนภาพอัลตราซาวด์หลอดเลือดที่ไม่สมบูรณ์ก่อนที่จะแบ่งส่วนขอบเขตของ Lumen และ media-adventitia

จากงานวิจัยข้างต้นที่กล่าวมา ส่วนใหญ่ผู้วิจัยจะทำการคิดค้นหาวิธีแบ่งแยกผนังหลอดเลือดชั้นกลางหรือแบ่งแยกช่องทางเดินเลือดโดยใดอย่างหนึ่ง ผู้วิจัยบางท่านอาจจะทำการคิดค้นหาวิธีแบ่งแยกทั้งสององค์ประกอบดังกล่าวแต่สามารถให้ผลดีแค่กับภาพที่มีลักษณะที่ดีหรือสมบูรณ์ และสุดท้าย งานวิจัยของคุณ Anusorn Wong-od ได้คิดค้นวิธีการในการแบ่งแยกองค์ประกอบดังกล่าวกับภาพที่มีลักษณะที่ดีและภาพลักษณะที่ไม่ดี แต่การแบ่งแยกกับภาพทั้งสองลักษณะนี้จะต้องทำด้วยวิธีที่แตกต่างกันออกไปอย่างสิ้นเชิง และในภาพที่มีลักษณะที่ดีของงานวิจัยนี้ได้ทำการเลือกด้วยวิธี manual ด้วยเหตุผลนี้จึงส่งผลให้ผลลัพธ์ออกมาค่อนข้างดี

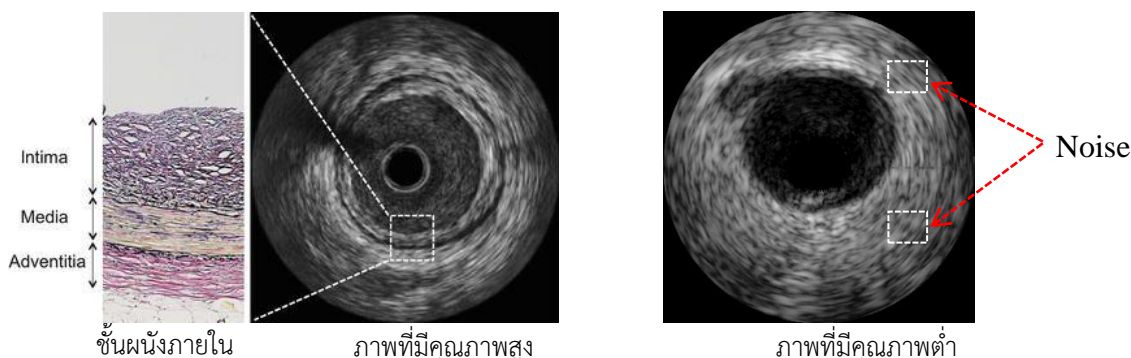
ดังนั้นผู้วิจัยจึงนำเสนอ วิธีการประมาณขอบของผนังหลอดเลือด เพื่อการแยกองค์ประกอบภายในหลอดเลือดจากสภาวะการเกิด Artifact ในภาพถ่ายอัลตราซาวด์ที่มีสภาพแวดล้อมซับซ้อนสูง และทำการแบ่งแยกช่องทางเดินเลือด เพื่อทำการระบุบริเวณพื้นที่ที่เกิดคราบพลัค ส่งผลให้อำนวยความสะดวกต่อแพทย์ผู้เชี่ยวชาญในการวินิจฉัยโรค

1.2 ประเด็นปัญหางานวิจัย

ประเด็นปัญหาในการแบ่งส่วนภายในโครงสร้างของหลอดเลือดและระบุพื้นที่ ๆ เกิดคราบพลัค สละสมจากภาพถ่ายอัลตราซาวด์หลอดเลือด สามารถจำแนกได้ดังนี้

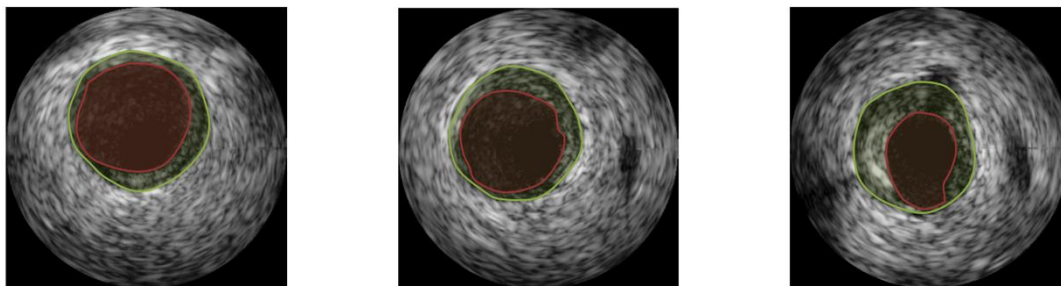
- ภาพถ่ายอัลตราซาวด์หลอดเลือด (IVUS) มีความคมชัดต่ำ
- ลักษณะของทางเดินเลือด (Lumen) และผนังหลอดเลือดชั้นกลาง (Media) มีขนาดไม่สม่ำเสมอ
- ภาพถ่ายอัลตราซาวด์หลอดเลือด (IVUS) มีลักษณะของเงาเกิดขึ้นภายในภาพ

ประเด็นที่ 1 จากภาพถ่ายอัลตราซาวด์ของหลอดเลือดที่ถูกถ่ายออกมา ลักษณะของภาพจะค่อนข้างมีความเข้มแสงน้อย ทำให้คุณภาพของภาพที่ได้มีความคมชัดที่ต่ำมากและการถ่ายภาพอัลตราซาวด์มักจะมีคลื่นสัญญาณรบกวนประเภท Speckle noise เกิดขึ้น ส่งผลกระทบให้การแบ่งแยกโครงสร้างหรือชั้นผนังของหลอดเลือดได้ยากหากมองด้วยตาเปล่า จึงทำการนำเสนอวิธีการลบ Speckle noise เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการแบ่งแยกโครงสร้างของหลอดเลือด



ภาพที่ 1-1 การเปรียบเทียบของภาพที่มีคุณภาพต่ำกับภาพที่มีคุณภาพสูง

ประเด็นที่ 2 จากภาพอัลตราซาวด์ของหลอดเลือด แต่ละบุคคลจะมีการสะสมของคราบแผ่นพลาภายในหลอดเลือดไม่เท่ากัน เป็นสาเหตุที่ทำให้ลักษณะของช่องทางเดินเลือด และผนังหลอดเลือดชั้นกลางเกิดความไม่สม่ำเสมอหรือเกิดการเปลี่ยนแปลงได้ตลอดขึ้นอยู่กับภาวะการสะสมของคราบพลาที่เกิดขึ้น จึงทำการนำเสนอวิธีการแบ่งแยกช่องทางเดินเลือดและผนังหลอดเลือดชั้นกลาง เพื่อระบุหาพื้นที่และปริมาณการเกิดคราบพลาที่สะสมอยู่ภายในหลอดเลือด

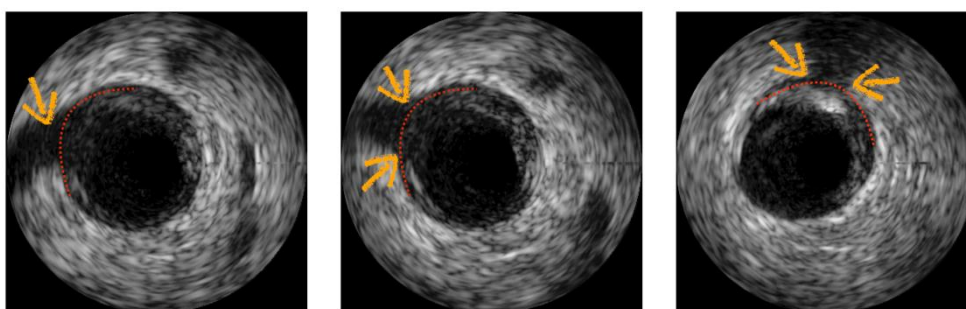


ภาพที่ 1-2 การเปรียบเทียบขนาดของช่องทางเดินเลือดและผนังหลอดเลือดชั้นกลาง

ประเด็นที่ 3 จากชุดข้อมูลภาพที่บริเวณชั้นผนังหลอดเลือดชั้นนอกส่วนใหญ่จะเป็นลักษณะของแผ่น Collagen หรือลักษณะของคราบพลาที่สะสมอยู่ ซึ่งคราบบางชนิดอาจมีลักษณะสะท้อนต่อรังสีอัลตราซาวด์ทำให้เป็นสาเหตุของการขัดขวางการถ่ายภาพอัลตราซาวด์ กล่าวคือ ให้เกิดเงา (Acoustic shadowing) ขึ้นภายในภาพ เงานั้นส่งผลให้เกิดการบดบังองค์ประกอบภายในของหลอดเลือดซึ่งทำให้ยากต่อการแบ่งแยกโครงสร้างภายในหลอดเลือด จึงทำการนำเสนอวิธีการประมาณขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง เพื่อระบุขอบที่แท้จริงของผนังหลอดเลือดชั้นกลางและช่องทางเดินเลือด

หมายเหตุ: เส้นสีแดง บริเวณขอบพื้นที่ของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง

ลูกศรสีเหลือง บริเวณขอบที่ขาดหายไป สาเหตุเกิดจากเงา



ภาพที่ 1-3 ลักษณะของภาพอัลตราซาวด์ที่มีเงารบกวน

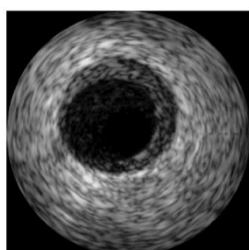
1.3 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1. ทำการศึกษาและค้นคว้าขั้นตอนวิธีประมาณขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลางที่มีเงาบัง เพื่อระบุขอบที่แท้จริงของผนังหลอดเลือดชั้นกลางและช่องทางเดินเลือด
2. ทำการศึกษาและค้นคว้าขั้นตอนวิธีการสำหรับในการแบ่งแยกส่วนบริเวณต่าง ๆ ของหลอดเลือด เพื่อระบุบริเวณพื้นที่ ๆ เกิดคราบพลาตัสซึม โดยนำเทคนิคทางด้านการประมวลผลภาพ มาช่วยในการวิเคราะห์
3. พัฒนาซอฟต์แวร์ต้นแบบที่สามารถให้ความถูกต้องและแม่นยำมากยิ่งขึ้นในการแบ่งส่วนของหลอดเลือด เพื่อสกัดเอาบริเวณต่าง ๆ ที่สนใจภายในภาพ อีกทั้งยังช่วยสนับสนุนการตัดสินใจ และช่วยลดเวลาของแพทย์ในขั้นตอนการวินิจฉัยโรค

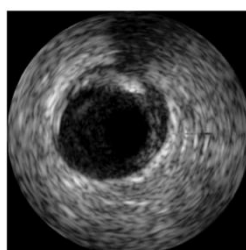
1.4 ขอบเขตของงานวิจัย

งานวิจัยฉบับนี้ได้ทำการศึกษามุ่งเน้นที่การแบ่งแยกส่วนองค์ประกอบภายในภาพโดยการพัฒนาซอฟต์แวร์ที่สามารถวิเคราะห์องค์ประกอบภายในภาพ เช่น บริเวณช่องทางเดินเลือด ผนังหลอดเลือดชั้นกลาง และผนังหลอดเลือดชั้นนอก ให้มีความถูกต้องแม่นยำมากที่สุด โดยการนำเสนอวิธีการและเทคนิคทางด้านการประมวลผลภาพ และเพื่อให้งานวิจัยมีขอบเขตที่ชัดเจนจึงได้กำหนดคุณสมบัติที่ใช้ในงานวิจัยดังนี้

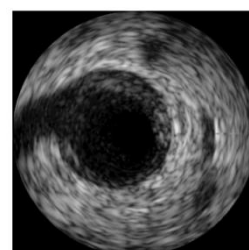
1. ชุดข้อมูลภาพถ่าย DATASET B (frame1) จาก Computer Vision Center, Bellaterra, Universitat de Barcelona, Barcelona, Spain (Balocco et al., 2014) จำนวน 50 ภาพ
2. ลักษณะภาพที่ใช้ในการทดลองครั้งนี้ แบ่งเป็น 3 ประเภท



(1) Non-artifact



(2) Shadow artifact



(3) Bifurcations

ภาพที่ 1-4 ลักษณะของภาพอัลตราซาวด์แต่ละประเภท

2.1 ลักษณะของภาพกลุ่มที่ 1 Non-artifact กลุ่มภาพประเภทนี้จะมีลักษณะผนังหลอดเลือดที่ค่อนข้างสมบูรณ์ ผนังหลอดเลือดเชื่อมต่อกันอย่างต่อเนื่อง และไม่มีสิ่งรบกวนปรากฏขึ้นภายในภาพ จำนวนภาพใช้ 31 ภาพ

2.2 ลักษณะของภาพกลุ่มที่ 2 Shadow Artifact กลุ่มภาพประเภทนี้จะมีลักษณะของเงาเกิดขึ้น ซึ่งเงาที่เกิดขึ้นมาจากคราบพลาทาคชนิดหนึ่งที่สะสมอยู่ภายในหลอดเลือด จำนวนภาพใช้ 14 ภาพ

2.3 ลักษณะของภาพกลุ่มที่ 3 Bifurcations กลุ่มภาพประเภทนี้จะมีลักษณะผนังหลอดเลือดไม่มีความต่อเนื่องกัน เนื่องจากมีเงาเกิดขึ้นในแนวด้านข้างทำให้เกิดการแยกออกของผนังหลอดเลือด (การแยกไปสองทาง) จำนวนภาพใช้ 5 ภาพ

3. ชุดข้อมูลภาพทั้งหมด 50 ภาพจะมีลักษณะหลอดเลือดแบบ Center Vessels หรือ ช่องทางเดินเลือดที่อยู่บริเวณกึ่งกลางเท่านั้น

4. ชุดข้อมูลภาพทั้งหมด 50 ภาพจะมีขนาดภาพเท่ากับ 384*384 pixel

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. สามารถทำการประมาณขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลางในภาพที่เกิดเงา เพื่อระบุขอบที่แท้จริงของผนังหลอดเลือดชั้นกลางและช่องทางเดินเลือด
2. สามารถทำการแยกส่วนบริเวณต่าง ๆ ภายในบริเวณของหลอดเลือด เพื่อระบุบริเวณพื้นที่ ๆ เกิดคราบพลาทาคสะสม โดยนำเทคนิคทางด้านการประมวลผลภาพมาช่วยในการวิเคราะห์
3. สามารถพัฒนาซอฟต์แวร์ต้นฉบับ ในการแบ่งส่วนของหลอดเลือดและวิเคราะห์องค์ประกอบภายในภาพ เช่น บริเวณช่องทางเดินเลือด ผนังหลอดเลือดชั้นกลาง และบริเวณพื้นที่ที่เกิดคราบพลาทาคสะสม ให้ความถูกต้องมากขึ้น เพื่อช่วยในการวินิจฉัยโรคของแพทย์ หรือผู้เชี่ยวชาญก่อนทำการรักษาหรือกระทั่งการผ่าตัด

1.6 แผนการดำเนินการวิจัย

ขั้นตอนการดำเนินงาน	2560			2561			2562				2563		
	07	09	12	01	06	12	01	04	08	12	01	03	05
1.ศึกษารรณกรรมที่เกี่ยวข้อง													
2.ทดลองอัลกอริทึมของงานวิจัยในอดีตและสรุป													
3.รวบรวมและวิเคราะห์													
4.นำเสนองานวิจัย (Proposal)													
5.ออกแบบพัฒนาอัลกอริทึม													
6.เตรียมสอบจริยธรรมนักวิจัย													
7.เขียนวารสารเกี่ยวกับการแบ่งแยกส่วนของช่องทางเดินเลือดและผนังหลอดเลือดชั้นกลาง													
8.นำเสนองานวิจัย (defend)													

ตารางที่ 1-1 แผนการดำเนินงานวิจัย

บทที่ 2

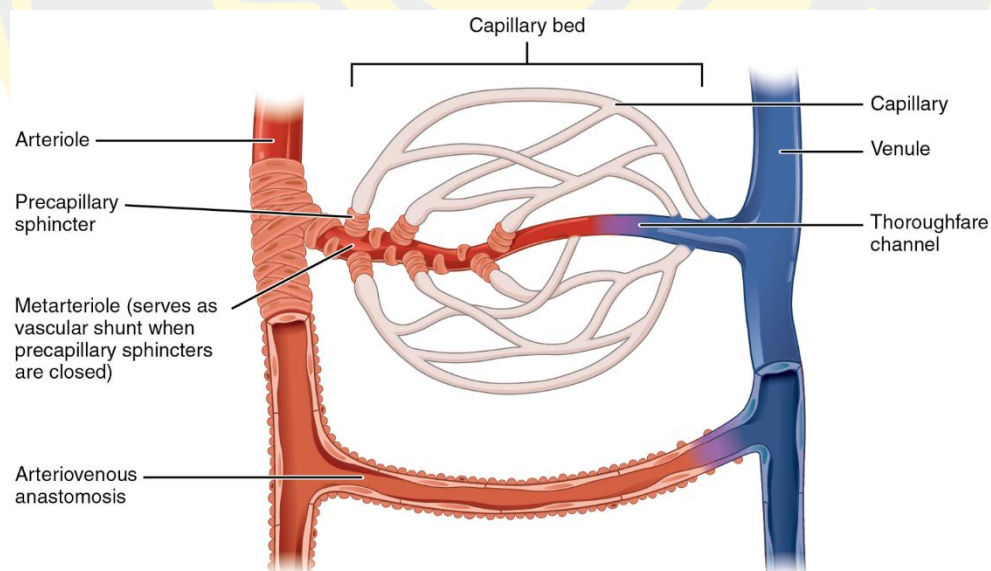
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 โครงสร้างภายในของหลอดเลือดของมนุษย์

อวัยวะต่าง ๆ ในร่างกายได้รับอาหารออกซิเจนและสารอาหารอื่น ๆ ได้นั้นเพราะมีเลือดเป็นผู้ขนส่งไป โดยเลือดจะนำอาหารเหล่านั้นไปได้ต้องอาศัยหลอดเลือดเป็นทางเดิน ซึ่งมีหัวใจทำหน้าที่เป็นเครื่องสูบฉีดให้เลือดไหลไปในหลอดเลือดหลังจากร่างกายใช้อาหารไปแล้วย่อมมีของเสียเกิดขึ้น ซึ่งเลือดจะเป็นผู้นำไปสู่อวัยวะที่ทำหน้าที่ขับถ่ายต่อไป โดยชนิดของหลอดเลือดแบ่งเป็น 3 ชนิด ดังภาพที่ 2-1 คือ

- หลอดเลือดแดง (Artery)
- หลอดเลือดดำ (Vein)
- หลอดเลือดฝอย (Capillary)



ภาพที่ 2-1 โครงสร้างภายในของหลอดเลือดของมนุษย์

(ที่มา: OpenStax College, Anatomy & Physiology, Connexions, Jun 19, 2013, Web site.

<http://cnx.org/content/col11496/1.6/>, December 5, 2018)

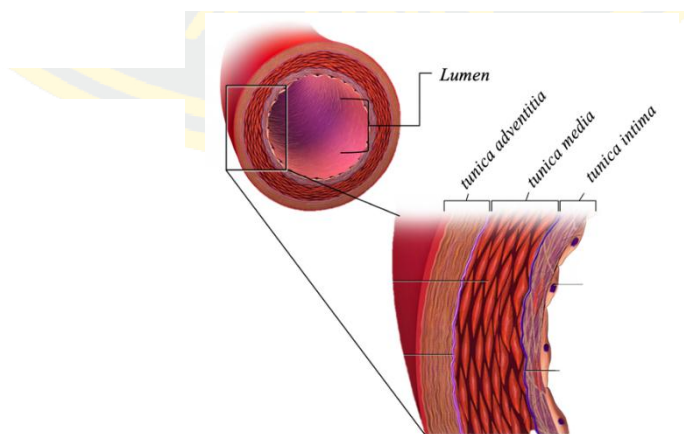
หลอดเลือดแดง (Artery)

หลอดเลือดแดง (Artery) คือ หลอดเลือดที่นำเลือดออกจากหัวใจ ซึ่งจะเป็นเลือดที่มีปริมาณออกซิเจนสูงเป็นเลือดที่มีสีแดงสดไปเลี้ยงอวัยวะต่างๆทั่วร่างกายโดยแบ่งออกเป็น 3 ชนิด คือ

- หลอดเลือดแดงใหญ่เออร์ตา (Aorta) ทำหน้าที่ลำเลียงเลือดแดงที่ถูกสูบฉีดออกจากหัวใจห้องล่างซ้ายโค้งไปทางด้านหลังทอดผ่านช่องอกและช่องท้อง โดยมีเส้นผ่านศูนย์กลางประมาณ 1 นิ้ว
- หลอดเลือดแดงกลางอาร์เทอรี (Artery) ทำหน้าที่นำเลือดไปเลี้ยงส่วนต่างๆของร่างกาย หลอดเลือดกลางอาร์เทอรีมีผนังกล้ามเนื้อหนาเพื่อให้ทนต่อแรงดันของเลือด
- หลอดเลือดแดงเล็กอาร์เทริโอล (Arteriole) ซึ่งสามารถจะขยายตัวหรือหดตัวได้เพื่อบังคับการไหลของเลือด

ลักษณะของหลอดเลือดแดงจะมีลักษณะเป็นชั้นกล้ามเนื้อที่หนาและยืดหยุ่น โดยหลอดเลือดแดงที่อยู่ใกล้หัวใจจะมีขนาดใหญ่ที่สุด ส่วนหลอดเลือดแดงที่ห่างจากหัวใจออกไปจะมีขนาดเล็กลงเรื่อยๆ จนกลายเป็นหลอดเลือดฝอย เช่นเดียวกับหลอดเลือดดำซึ่งประกอบไปด้วยช่องทางเดินเลือด (Lumen) และเนื้อเยื่อ 3 ชั้นคือ

- เนื้อเยื่อด้านในสุดเป็นเนื้อเยื่อบุผิว (Internal coat หรือ Tunica intima)
- ชั้นกลางเป็นเนื้อเยื่อกล้ามเนื้อที่สามารถยืดหยุ่นได้ (Middle coat หรือ Tunica Media)
- เนื้อเยื่อชั้นนอกเป็นเนื้อเยื่อเกี่ยวพันที่ยืดหยุ่นได้ (External coat ; Tunica externa ; Tunica adventitia)



ภาพที่ 2-2 โครงสร้างภายในหลอดเลือด

(ที่มา: Blausen.com staff (2014), WikiJournal of Medicine 1 (2), December 5, 2018)

หลอดเลือดดำ (Vein)

หลอดเลือดดำ (Vein) คือ หลอดเลือดที่นำเลือดที่มีของเสียและคาร์บอนไดออกไซด์ (เลือดดำ) ที่ร่างกายใช้แล้วจากส่วนต่างๆ ของร่างกายกลับเข้าสู่หัวใจห้องบนขวา (Right atrium) เพื่อนำกลับไปพอกที่ปอด โดยภายในหลอดเลือดดำจะมีความดันต่ำ ถ้าหลอดเลือดดำเกิดการฉีกขาดเลือดที่ไหลออกมาจะไหลคงที่และสม่ำเสมอ ซึ่งสามารถห้ามเลือดได้ง่ายกว่าหลอดเลือดแดงหากฉีกขาด โดยหลอดเลือดดำแบ่งออกเป็น 3 ชนิด คือ

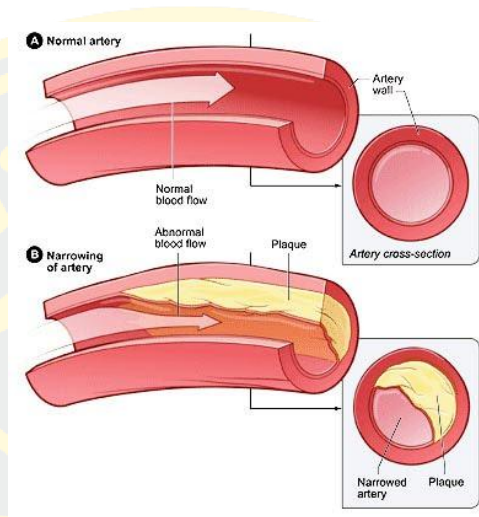
- หลอดเลือดดำใหญ่เวนาคาวา (Vena cava) คือ หลอดเลือดดำที่มีหน้าที่รับเลือดเสียจากส่วนต่างๆ ของร่างกายเข้าสู่หัวใจห้องขวาเพื่อส่งต่อไปยังปอดโดยแบ่งเป็น 2 เส้น ได้แก่ หลอดเลือดเวนาคาวาด้านบน (Superior vena cava) และหลอดเลือดเวนาคาวาด้านล่าง (Inferior vena cava)
- หลอดเลือดดำกลางเวน (Vein) เป็นหลอดเลือดที่นำพาเลือดกลับเข้าสู่หัวใจ ซึ่งหน้าที่หลักของหลอดเลือดดำคือการขนส่งเลือดที่มีออกซิเจนต่ำจากเนื้อเยื่อกลับเข้าสู่หัวใจ ยกเว้นหลอดเลือดดำจากปอด (Pulmonary vein) และหลอดเลือดดำอัมบิลิคัล (Umbilical vein) ที่ทำหน้าที่ขนส่งเลือดที่มีออกซิเจนสูง
- หลอดเลือดดำเล็กเวนูล (Venule) เป็นหลอดเลือดดำที่อยู่ต่อจาก vein ที่เป็นหลอดเลือดดำ ในเนื้อเยื่อหรืออวัยวะที่ตาเปล่ามักมองไม่เห็น และเป็นหลอดเลือดดำที่เชื่อมต่อกับหลอดเลือดฝอย เรียกว่า Venule ซึ่งมีขนาดเส้นผ่าศูนย์กลางประมาณ 7-50 ไมโครเมตร

ลักษณะของหลอดเลือดดำจะมีผนังบาง ซึ่งประกอบด้วยเนื้อเยื่อ 3 ชั้น เช่นเดียวกับหลอดเลือดแดงแต่บางกว่า ผนังมีความยืดหยุ่นได้น้อยเพราะมีเนื้อเยื่อกล้ามเนื้อ และมีลิ้นกั้นไม่ให้เลือดไหลย้อนกลับ

2.1.2 โรคหลอดเลือดแดงแข็ง (Atherosclerosis)

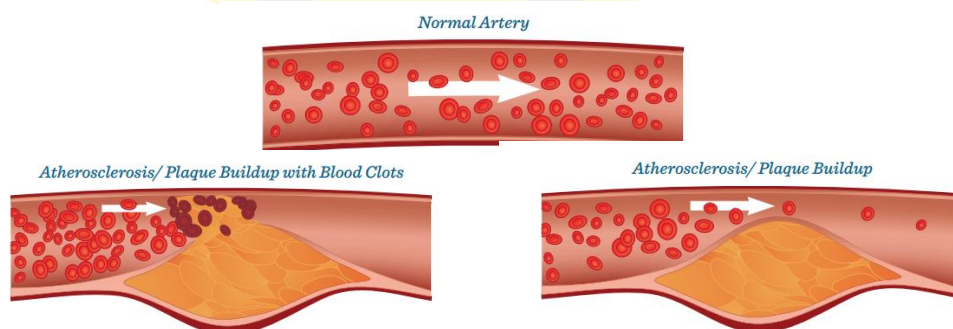
ในปัจจุบันปัญหาในเรื่องของสภาวะแข็งตัวของหลอดเลือดแดง (Arteriosclerosis) เป็นสาเหตุการเสียชีวิตเป็นอันดับต้น ๆ ของคนไทย ซึ่งถูกพบมากในผู้สูงอายุ รองจากกลุ่มโรคมะเร็งและอุบัติเหตุ โรคหลอดเลือดแดงแข็ง เกิดจากการสะสมของคราบแผ่นพลาค (Atherosclerotic plaque) ภายในหลอดเลือด ส่งผลทำให้ผนังหลอดเลือดชั้นในเกิดการเปลี่ยนแปลง โดยผนังหลอดเลือดชั้นในจะมีลักษณะของผนังที่หนาตัวขึ้น เพราะ เกิดการสะสมของไขมัน (Lipid), คราบแผ่นพลาค (Plaque) และเนื้อเยื่อเส้นใย (Fibrous tissue) การสะสมของคราบแผ่นพลาคเหล่านี้ (Atherosclerotic plaque) ถ้ามีปริมาณที่มากขึ้นจะทำให้หลอดเลือดเกิดการตีบ

และเป็นสาเหตุของโรคความดันโลหิตสูง โรคหลอดเลือดสมองตีบ รวมไปถึงเป็นสาเหตุของโรคหัวใจ
 ดังภาพที่ 2-3 หลอดเลือดโคโรนารี (Coronary artery) ที่ไปเลี้ยงหัวใจเกิดการตีบขึ้น จึงทำให้เลือด
 ไหวเวียนไปเลี้ยงกล้ามเนื้อหัวใจไม่มากพออาจจะทำให้กล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือดได้



ภาพที่ 2-3 ลักษณะภายในหลอดเลือดโคโรนารีที่ปกติและมีคราบแผ่นพลาค
 (ที่มา: HEALTH SUPPORT HOUSE CO.LTD, (2017), "ภาวะไตรกลีเซอไรด์ในเลือดสูง",
 healthymax.net, December 5, 2018)

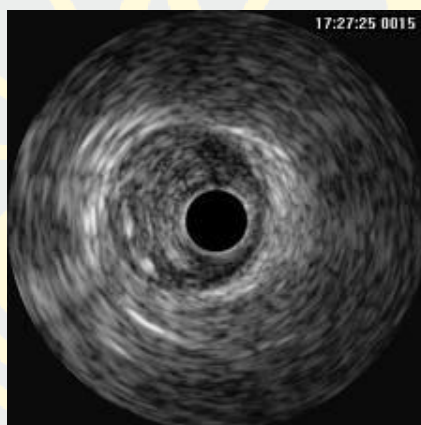
นอกจากนี้หากหลอดเลือดหัวใจมีลักษณะการตีบแคบลงจะทำให้ปริมาณเลือดที่ไหลไปหล่อ
 เลี้ยงหัวใจมีปริมาณลดลงจะส่งผลให้เกิดโรคหัวใจหรือโรคกล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือด และหากหลอดเลือด
 เลือดมีลักษณะปริแตกหรือฉีกขาด ดังภาพที่ 2-4 จะส่งผลให้เกิดเลือดออกภายในหลอดเลือดและทำ
 ให้หลอดเลือดเกิดการอุดตันจากเกล็ดเลือด ส่งผลให้กล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือดกะทันหัน เกิดกล้ามเนื้อ
 หัวใจตายแบบเฉียบพลัน และเป็นสาเหตุให้เสียชีวิตทันที



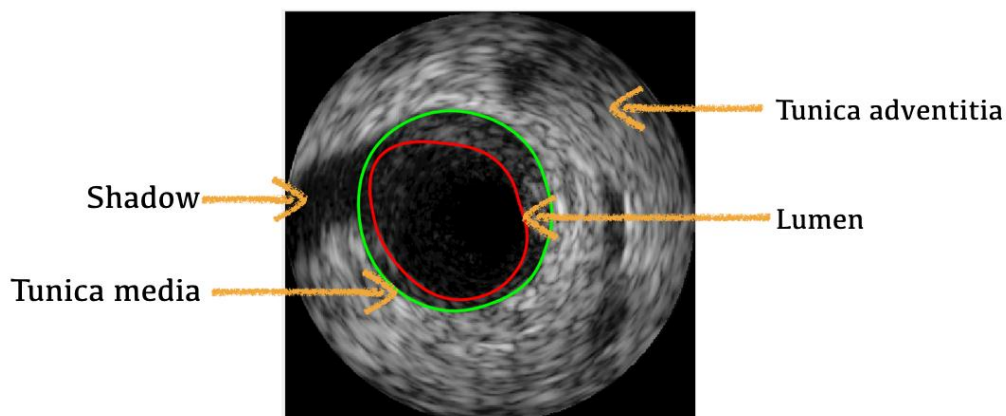
ภาพที่ 2-4 ลักษณะภายในหลอดเลือดปกติ, มีการตีบตัน และเกิดการปริแตกของคราบพลาค
 (ที่มา: daily news (2014), "Hypercholesterolemia", likerelax.com, December 5, 2018)

2.1.3 ภาพอัลตราซาวด์ของหลอดเลือด (Intravascular ultrasound) :IVUS

หมายถึง การใช้หัวตรวจอัลตราซาวด์ (Ultrasound) ขนาดเล็กติดที่ปลายสายสวนหัวใจผ่านเข้าไปตามสายสวนตัวนำ ไปยังบริเวณหลอดเลือดหัวใจ (coronary) ที่ต้องการตรวจ เพื่อตรวจสอบสภาพอุดตันของหลอดเลือดหัวใจ โดยภาพที่ได้มีความละเอียดสูงและสามารถหมุนดูได้รอบ 360 องศา จะทำให้เห็นภาพตัดขวางของผนังเส้นเลือดในชั้นต่าง ๆ จึงมองเห็นผนังหลอดเลือดหัวใจและภายในหลอดเลือดหัวใจได้อย่างชัดเจนช่วยให้แพทย์หัวใจสามารถตรวจสอบสภาพหลอดเลือดหัวใจได้อย่างละเอียดกว่าการฉีดสีธรรมดา เพื่อช่วยดำเนินการขยายหลอดเลือดหัวใจตีบได้อย่างมีประสิทธิภาพ และอาจใช้ติดตามผลการรักษาได้ถ้าหากมีภาวะแทรกซ้อนต่าง ๆ การฉีดสีหรือการทำการบอลลูนไม่จำเป็นต้องใช้ IVUS ทุกครั้งขึ้นอยู่กับวิจารณญาณของแพทย์ว่า ผู้ป่วยรายนี้ไม่สามารถวินิจฉัยหรือรักษาได้ตามวิธีปกติ



ภาพที่ 2-5 ลักษณะภาพถ่ายจากเครื่องอัลตราซาวด์ของหลอดเลือดแนวตัดขวาง
(ที่มา: San Antonio (2001), Interventional Cardiology,
Cardio Think, Inc., cardiothink.com, December 5, 2018)



ภาพที่ 2-6 ลักษณะโครงสร้างหลอดเลือดในภาพอัลตราซาวด์

2.1.4 สัญญาณรบกวนภายในภาพ (Noise in images)

สัญญาณรบกวนคือ สัญญาณที่ไม่ต้องการที่เกิดขึ้นในภาพ ทำให้เห็นความไม่สม่ำเสมอของความสว่างและสี ซึ่งเกิดจากการถ่ายภาพด้วยความไวแสงสูงๆ การใช้ระยะเวลาในการถ่ายภาพนาน ๆ หรืออุณหภูมิและขนาดของเซ็นเซอร์รับภาพอีกด้วย โดยที่กล่าวมานั้น มักเป็นปัจจัยที่ก่อให้เกิดสัญญาณรบกวนได้ทั้งสิ้น ปกติสัญญาณรบกวนจะมีหลากหลายประเภทด้วยกัน แต่สัญญาณรบกวนบางชนิดที่มักมีวิธีการกำจัดอย่างแพร่หลายจะมี 4 ประเภทดังนี้

รูปแบบของสัญญาณรบกวน (TYPES OF NOISE)

- 1) Impulse Noise (Salt and Pepper Noise) เป็นรูปแบบของสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการกระจายแบบสุ่ม สัญญาณชนิดนี้จะแสดงให้เห็นเป็นพิกเซลสีขาวและสีดำที่เกิดขึ้นอย่างเบาบางภายในภาพ



(ก)



(ข)

ภาพที่ 2-7 (ก) ภาพต้นฉบับและ (ข) ภาพสัญญาณรบกวนประเภท Salt and Pepper Noise (ที่มา: Zayed M. Ramadan (2004), American Journal of Signal Processing, December 29, 2019)

- 2) Gaussian Noise (Amplifier Noise) เป็นรูปแบบของสัญญาณลักษณะการแจกแจงสัญญาณรบกวนเป็นไปตามรูปแบบฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็น (probability density function; PDF) ของเกาส์เซียน และรูปแบบของสัญญาณรบกวนมีลักษณะคล้ายระฆังคว่ำ เป็นหนึ่งในรูปแบบการแจกแจงของสัญญาณรบกวนที่พบได้ทั่วไปมากที่สุดในธรรมชาติ หากจำนวนกลุ่มตัวอย่างมีมากขึ้นจะทำให้การแจกแจงใด ๆ มีแนวโน้มเข้าสู่การแจกแจงปกติ จะทำให้ภาพนั้นมีลักษณะที่เบลอ



ภาพที่ 2-8 (ก) ภาพต้นฉบับและ (ข) ภาพสัญญาณรบกวนประเภท Gaussian Noise

(ที่มา: Hovhannes Bantikyan (2014), Journal of Computer Sciences and Applications.,
December 29, 2019)

- 3) Periodic noise คือสัญญาณที่มีรูปแบบ (Pattern) หนึ่งภายในช่วงเวลา หรือ คาบ (Period) ที่จำกัด (สามารถวัดได้) โดยรูปแบบดังกล่าวปรากฏซ้ำด้วยคาบที่เท่าๆ กัน ตลอดช่วงที่ พิจารณา และเรียกการวนครบรูปแบบหนึ่งครั้ง ของสัญญาณดังกล่าว ว่า รอบ (Cycle)



(ก)

(ข)

ภาพที่ 2-9 (ก) ภาพต้นฉบับและ (ข) ภาพสัญญาณรบกวนประเภท Periodic noise

(ที่มา: Image Degradation and Restoration (2017), uomustansiriyah.edu.iq., December 29, 2019)

- 4) Speckle noise ซึ่งเป็นสัญญาณรบกวนแบบการคูณ (multiplicative noise) ที่เกิดจากกระบวนการสร้างภาพ แต่เพราะเป็นเอกลักษณ์ในการคูณธรรมชาติของสัญญาณ จึงยากต่อการลบออก โดยส่วนใหญ่สัญญาณประเภทนี้มักจะเกิดบนภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูง ซึ่งภาพลักษณะนี้ส่วนใหญ่มักจะมาจากเทคนิคการถ่ายภาพทางการแพทย์ ซึ่งอุปกรณ์การถ่ายภาพนั้นจะนิยมใช้วิธีถ่ายภาพด้วยคลื่นเสียงความถี่สูง หรือ ภาพอัลตราซาวด์ (Ultrasound image) และจะมีลักษณะของสัญญาณชนิด Speckle noise เกิดขึ้น สัญญาณชนิดนี้จะมีลักษณะเป็นเม็ดเล็ก ๆ ที่เกิดขึ้นภายในภาพถ่าย



(ก)



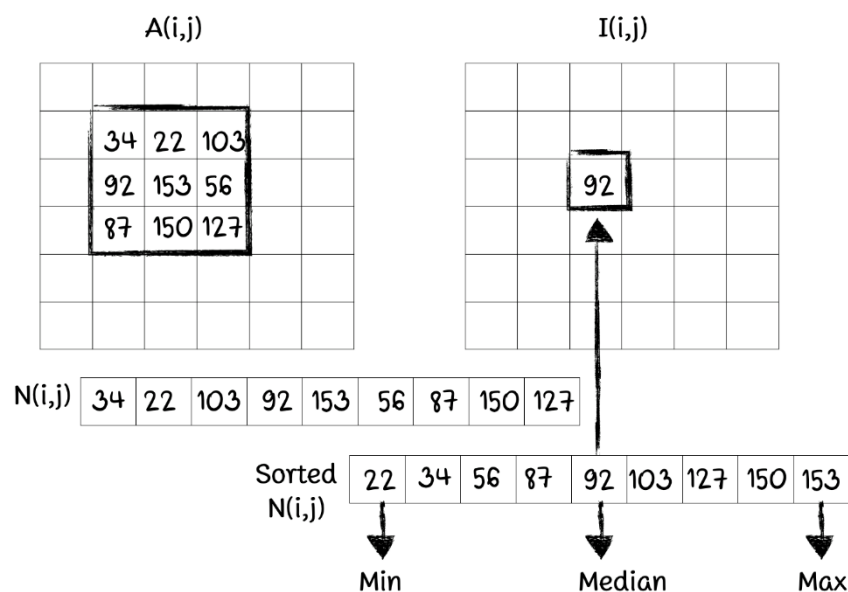
(ข)

ภาพที่ 2-10 (ก) ภาพต้นฉบับและ (ข) ภาพสัญญาณรบกวนประเภท Speckle noise
 (ที่มา: Image Degradation and Restoration (2017), uomustansiriyah.edu.iq, December 29, 2019)

2.1.5 การปรับปรุงภาพ (Image Enhancement)

การปรับปรุงภาพ เป็นกระบวนการในการแปลงข้อมูลภาพตัวเลขเพื่อที่จะสร้างภาพที่เน้นรายละเอียดที่ต้องการ ซึ่งการปรับปรุงภาพนี้จะมีการเน้นข้อมูลบางส่วน และลดข้อมูลบางส่วน และจากกระบวนการนี้จะใช้การปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยตัวกรองมัธยฐาน หรือมีเดียฟิลเตอร์ (Nosrati, Karimi, & Hariri, 2012) ซึ่งนิยมใช้ในการกำจัดสัญญาณรบกวนภายในภาพ เพื่อปรับภาพให้เนียนเรียบ และมีความชัดเจนนมากยิ่งขึ้น ซึ่งตัวกรองมัธยฐานนั้นสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนแบบสเปกเคลนอยต์ได้ หรือสัญญาณรบกวนที่มาจากสัญญาณอัลตราซาวด์ โดยหลักการของตัวกรองมัธยฐานนั้น คือ การใช้หน้าต่างที่นิยมใช้กัน คือขนาด 3×3 พิกเซล โดยหน้าต่างจะเลื่อนเพื่อทำการประมวลผลไปในทุก ๆ พิกเซลในภาพจากซ้ายไปขวาโดยทำการเลือกตำแหน่งพิกเซลปัจจุบัน (i,j) จากนั้น จึงดูค่าความเข้มสีของพิกเซลรอบข้างอีก 8 พิกเซล แล้วนำค่าความเข้มสีของทั้ง 9 พิกเซลมาทำการเรียงลำดับจากน้อยไปมาก แล้วคัดเลือกค่ากลาง หรือค่ามัธยฐาน (Median) เพื่อนำไปแทนที่ในตำแหน่งพิกเซลปัจจุบัน (i,j)

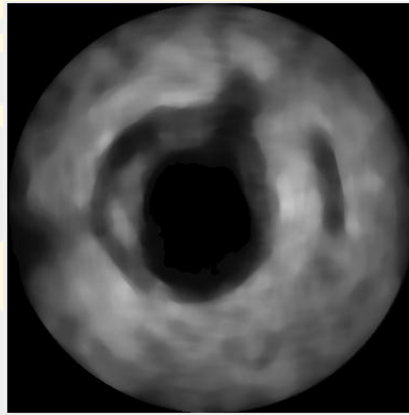
ภาพที่ 2-11 แสดงตัวอย่างการปรับปรุงภาพด้วยการใช้ตัวกรองมัธยฐานค่าในพิกเซลปัจจุบัน คือ 153 เมื่อได้รับการปรับปรุงแล้วจะถูกเปลี่ยนเป็นค่า 92 ซึ่งเป็นค่ามัธยฐานของข้อมูล 9 พิกเซล



ภาพที่ 2-11 ตัวอย่างการทำงานของตัวกรองมัธยฐาน

$$I(i,j) = \frac{1}{19} \sum_{k=i-1}^{i+1} \sum_{l=j-1}^{j+1} f[k,l] \quad (1)$$

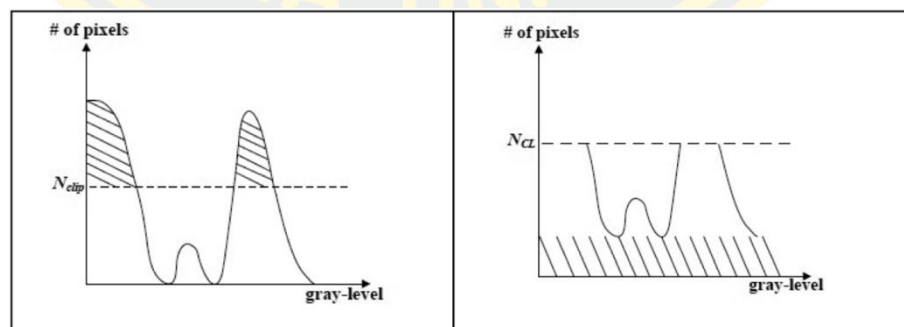
ซึ่งการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลางเป็นการกรองในลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น โดยข้อดีของการปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลางคือ ก่อให้เกิดการเบลอของภาพเพื่อให้จุดความเข้มของพิกเซลไปในโทนเดียวกัน ดังภาพที่ 2-12



ภาพที่ 2-12 ผลลัพธ์การทำ Smoothing โดยใช้ Median Filtering

2.1.6 Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

CLAHE คือวิธีการเพิ่มคุณภาพภาพที่ได้รับการพัฒนาจาก Histogram Equalization (HE) โดย S.M. Pizer (Pizer, 1990) ซึ่งวิธีการดังกล่าวได้พิจารณาถึงรายละเอียดข้อมูลจาก HE ในแต่ละค่าพิกเซลบนบริเวณพื้นส่วนกลางของภาพต้นฉบับ โดยค่า histogram ที่มีระดับสูงกว่าค่าเฉลี่ยพิกเซลในระดับเทาจะถูกนำ มากระจายให้กับทุกพิกเซลในภาพระดับเทาโดยค่าที่นำ มากระจายจะเป็นค่า histogram ที่มีระดับสูงกว่าค่าเฉลี่ยพิกเซลในระดับเทาซึ่งแทนด้วยตัวแปร N_{clip} ดังภาพที่ 2-13



(ก)

(ข)

ภาพที่ 2-13 (ก) ค่า Histogram ภาพต้นฉบับ (ข) ค่า Histogram ที่ถูกตัด

(ที่มา พิเศษ วยะสุน, 2556)

จึงมีผลให้ค่า histogram ดังกล่าวมีความแตกต่างจากค่า histogram อื่นทั่วไปคือ ผู้ใช้สามารถกำหนด ระดับความหนาแน่นของค่าพิกเซลได้จากวิธีการดังกล่าว สามารถแสดงดังสมการที่ 2

$$N_{aver} = \frac{N_{CR-Xp} * N_{CR-Yp}}{N_{gray}} \quad (2)$$

โดยที่

N_{aver} คือ ค่าเฉลี่ยพิกเซล

N_{gray} คือ หมายเลขของค่า gray scale ในแต่ละ พื้นที่

N_{CR-Xp} คือ หมายเลขของพิกเซลใน X มิติในแต่ละ พื้นที่นั้น ๆ

N_{CR-Yp} คือ หมายเลขใน Y มิติของพื้นที่นั้น ๆ

จากพื้นฐานของสมการที่ 2 N_{CL} สามารถคำนวณจากสมการที่ 3

$$N_{CL} = N_{clip} * N_{aver} \quad (3)$$

โดยที่

N_{CL} คือ ค่าระดับการตัดจริง

N_{clip} คือ ค่าสูงสุดต่าง ๆ ในระดับ grayscale ของ ค่าเฉลี่ยพิกเซลในค่าระดับเทาตามลักษณะพื้นที่นั้น ๆ โดยค่า histogram จากภาพต้นฉบับแสดงในภาพที่ 2-13 เมื่อหมายเลขของพิกเซลมีค่ามากกว่า N_{clip} พิกเซลนั้นจะถูกตัด จากนั้นค่าพิกเซลจะถูกกระจายไปยังทุกพิกเซลในระดับเทา ดังสมการที่ 4

$$N_{acp} = \frac{N_{\Sigma clip}}{N_{gray}} \quad (4)$$

โดยที่ N_{acp} คือ อัตราส่วนระหว่างผลรวมของ histogram ต่อค่าสีระดับเทาจากพื้นฐานของสมการข้างต้นสามารถคำนวณค่าระดับของ histogram ในแต่ละพื้นที่จากกฎตั้งเงื่อนไข

$$\begin{aligned} &\text{If } H_{CR}(i) > N_{CL}, H_{NCR}(i) = N_{CL}; \\ &\text{Else if } H_{CR}(i) + N_{acp} \geq N_{CL}, H_{NCR}(i) = N_{CI}; \\ &\text{Else } H_{NCR}(i) = H_{CR}(i) + N_{acp} \end{aligned} \quad (5)$$

โดยที่

$H_{CR}(i)$ คือ หมายเลขของแต่ละพิกเซลในระดับเทา ของพื้นที่นั้น ๆ

i คือ หมายเลขของค่าในระดับเทาหลังจากกระจายค่า histogram ใหม่ให้กับทุกพิกเซลในระดับเทาดังสมการที่ 6

$$S = \frac{N_{gray}}{N_{LP}} \quad (6)$$

โดยที่

S คือ ค่า histogram ใหม่ที่กระจายให้ทุกพิกเซล

N_{LP} คือ ค่าพิกเซลที่ตัดมาเพื่อใช้คำนวณค่าใหม่

2.1.7 การตรวจจ็วงกลมภายในภาพ (Circle Hough Transform)

Circular Hough Transform (CHT) เป็นวิธีการในการค้นหาวงกลมภายในภาพ (Pedersen, 2007) วิธีการนี้ถูกนำมาใช้เนื่องจากมีความทนทานในที่มีสัญญาณรบกวน การอุดตันและความสว่างที่แตกต่างกัน

ในพื้นที่สองมิติวงกลมสามารถอธิบายได้โดยสมการต่อไปนี้

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2 \quad (7)$$

โดยที่ (a, b) คือ จุดศูนย์กลางของวงกลมและ r คือ รัศมีของวงกลม

x หาได้จากสมการที่ (8) y หาได้จากสมการที่ (9)

$$x = a + r * \cos(\theta) \quad (8)$$

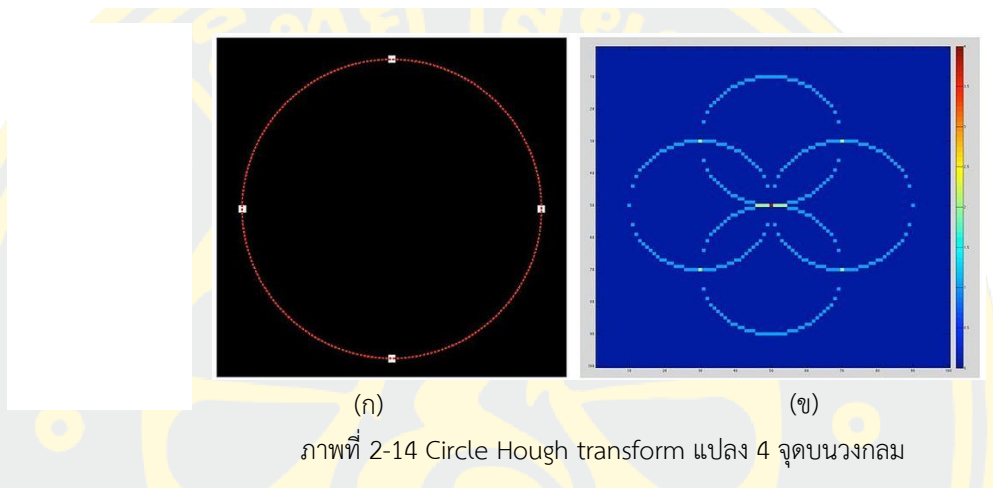
$$y = b + r * \sin(\theta) \quad (9)$$

พื้นที่ของพารามิเตอร์จะเป็นรูปแบบ 3 มิติ (a, b, r) และพารามิเตอร์ทั้งหมดที่ตอบสนอง (x, y) จะอยู่บนพื้นผิวของกรวยมุมฉากที่กลับด้านซึ่ง apex อยู่ที่ $(x, y, 0)$

ในพื้นที่ 3 มิติ พารามิเตอร์ของวงกลมสามารถระบุได้โดยจุดตัดของพื้นผิวรูปกรวยจำนวนมากกว่ากำหนดโดยจุดบนวงกลม 2 มิติ กระบวนการนี้สามารถแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน ได้แก่ ขั้นตอนแรกคือการกำหนดรัศมี จากนั้นหาจุดศูนย์กลางที่เหมาะสมที่สุดของวงกลมใน 2 parameter space ขั้นตอนที่สอง คือการหารัศมีที่เหมาะสมใน 1 parameter space

- ค้นหาพารามิเตอร์ที่มีรัศมีที่รู้จัก R

หากรัศมีคงที่ จากนั้น parameter space จะลดลงเหลือ 2 มิติ (ตำแหน่งของจุดศูนย์กลางวงกลม) สำหรับแต่ละจุด (x, y) บนวงกลมเริ่มแรก มันสามารถกำหนดวงกลมเป็นศูนย์กลางที่ (x, y) ด้วยรัศมี r ตามสมการ (7) จุดตัดของวงกลมดังกล่าวทั้งหมดในพื้นที่พารามิเตอร์จะสอดคล้องกับจุดกึ่งกลางของวงกลมเดิม

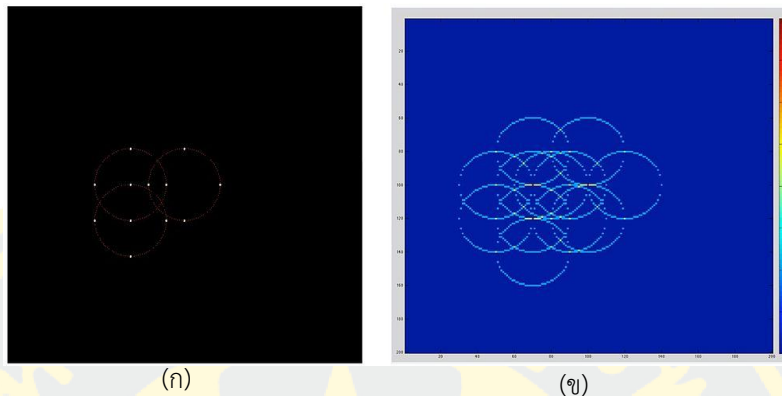


(ที่มา: Own work, 2014, commons.wikimedia.org/, February 8, 2020)

พิจารณา 4 จุดของวงกลมในภาพที่ 2-14 (ก) วงกลม Hough transform จะปรากฏขึ้นทางด้านขวาภาพ สมมติว่ารัศมีแล้ว สำหรับแต่ละ (x, y) ของจุด 4 จุด (จุดขาว) ในภาพต้นฉบับ มันสามารถกำหนดวงกลมในพื้นที่พารามิเตอร์ Hough ที่กึ่งกลางที่ (x, y) ด้วยรัศมี r ส่วน accumulator matrix จะมีไว้สำหรับการติดตามจุดตัดใน parameter space จำนวนคะแนนการโหวตของจุดที่ตัดผ่าน ซึ่งวงกลมที่ตัดผ่านจะเพิ่มขึ้นหนึ่งคะแนน จากนั้นจะพบจุดสูงสุดในท้องถิ่น (จุดสีแดงตรงกลางในภาพที่ 2-14 ข) ตำแหน่ง (a, b) ของ maxima จะเป็นศูนย์กลางของวงกลมเดิม

- หลายวงกลมที่มีรัศมีรู้จัก R

สามารถพบวงกลมหลายวงที่มีรัศมีเดียวกันด้วยเทคนิคเดียวกัน



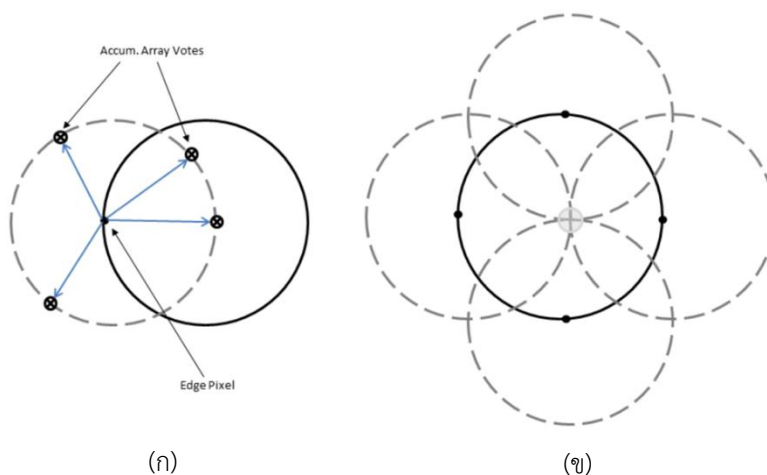
ภาพที่ 2-15 Circle Hough transform ของ 4 จุดบนวงกลม 3 วง

(ที่มา: Own work, 2014, commons.wikimedia.org/, February 8, 2020)

ซึ่งใน *accumulator matrix* ภาพที่ 2-15 (ข) จะต้องมีจุดสูงสุดอย่างน้อย 3 จุด วิธีการ CHT ไม่ใช่อัลกอริทึมที่ระบุอย่างเฉพาะเจาะจง ค่อนข้างมีวิธีการต่าง ๆ ที่สามารถนำมาใช้ในการดำเนินการ อย่างไรก็ตามโดยทั่วไปแล้วมีสามขั้นตอนที่จำเป็นดังต่อไปนี้

1. การคำนวณอาร์เรย์แอคคิวเมเตอ์ (Accumulator Array Computation)

Foreground พิกเซลของการไล่ระดับสีสูงถูกกำหนดให้เป็นพิกเซลตัวเลือกและได้รับอนุญาตให้ออกเสียง 'โหวต' ในอาร์เรย์แอคคิวเมเตอ์ ในการใช้งาน CHT แบบคลาสสิกพิกเซลตัวเลือกจะลงคะแนนในรูปแบบที่อยู่รอบตัวพวกมันซึ่งเป็นวงกลมที่มีรัศมีคงที่ภาพที่ 2-16 (ก) แสดงตัวอย่างของพิกเซลตัวเลือกที่อยู่บนวงกลมจริง (วงกลมทึบ) และรูปแบบการลงคะแนน CHT แบบคลาสสิก (วงกลมประ) สำหรับพิกเซลตัวเลือก



ภาพที่ 2-16 รูปแบบการโหวตของพิกเซลตัวเลือก Classical CHT Voting Pattern

2. การประมาณค่ากลาง (Center Estimation)

คะแนนโหวตของฟิกเซลที่ได้รับการคัดเลือกซึ่งอยู่ในวงกลมภาพมักจะสะสมที่ถังอาร์เรย์แอดคความละเอียดที่สอดคล้องกับศูนย์กลางของวงกลม ดังนั้นศูนย์กลางวงกลมจะถูกประเมินโดยการตรวจหาจุดสูงสุดในอาร์เรย์ตัวสะสม ภาพที่ 2-16 (ข) แสดงตัวอย่างของฟิกเซลตัวเลือก (จุดทึบ) ที่วางอยู่บนวงกลมจริง (วงกลมทึบ) และรูปแบบการลงคะแนน (วงกลมประ) ซึ่งตรงกับกึ่งกลางของวงกลมจริง

3. การประมาณค่ารัศมี (Radius Estimation)

หากมีการใช้อาร์เรย์สะสมตัวเดียวกันสำหรับค่ารัศมีมากกว่าหนึ่งค่าตามปกติในอัลกอริทึม CHT จะต้องประมาณรัศมีของวงกลมที่ตรวจพบว่าเป็นขั้นตอนแยกต่างหาก (Atherton & Kerbyson, 1999)

คุณสมบัติการคำนวณทั่วไปที่ใช้มีดังต่อไปนี้:

- การใช้ 2-D Accumulator Array

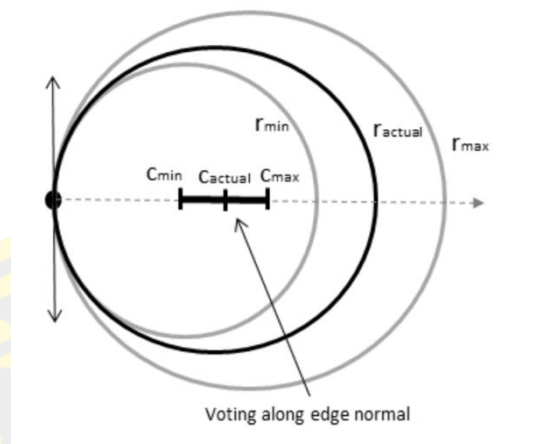
การแปลงแบบดั้งเดิมของ Hough ต้องการอาร์เรย์ 3 มิติเพื่อเก็บคะแนนสำหรับรัศมีหลายอัน ซึ่งส่งผลให้มีความต้องการพื้นที่เก็บข้อมูลจำนวนมากและใช้เวลาในการประมวลผลนาน แก้ปัญหานี้ได้โดยใช้อาร์เรย์ตัวสะสมแบบ 2 มิติเดียวสำหรับรัศมีทั้งหมด แม้ว่าวิธีนี้จะต้องใช้ขั้นตอนเพิ่มเติมของการประมาณค่ารัศมีโดยทั่วไปการคำนวณโหวตโดยรวมจะต่ำกว่าโดยเฉพาะเมื่อทำงานในช่วงรัศมีขนาดใหญ่ นี่คือการปฏิบัติที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในการใช้งาน CHT ที่ทันสมัย

- การใช้ Edge Pixels

ข้อกำหนดหน่วยความจำและความเร็วโดยรวมขึ้นอยู่กับจำนวนฟิกเซลตัวเลือก เพื่อจำกัดจำนวนของพวกเขาขนาดไล่ระดับสีของภาพอินพุตเป็นเกณฑ์เพื่อให้มีเพียงฟิกเซลของการไล่ระดับสูงที่จะรวมอยู่ในการนับคะแนน

- การใช้ข้อมูลทิศทางตามแนวขอบ

อีกวิธีในการเพิ่มประสิทธิภาพคือ จำกัดจำนวนถังขยะที่มีให้กับฟิกเซลที่ใช้ สิ่งนี้สามารถทำได้โดยการใช้ข้อมูลขอบที่มีในท้องถิ่นเพื่ออนุญาตให้ลงคะแนนในช่วงเวลาที่จำกัดตามทิศทางของการไล่ระดับสี (ภาพที่ 2-17)



ภาพที่ 2-17 โหมดการลงคะแนน: หลาย Radii, ตามทิศทางการไล่ระดับสี

2.1.8 เอนโทรปี (Entropy)

Entropy หรือ เอนโทรปี เป็นการวัดความไม่แน่นอน (uncertainty) ของระบบหรือความน่าจะเป็นที่จะเกิดสิ่งต่าง ๆ ยิ่งระบบมีความไม่แน่นอนสูง เอนโทรปีก็จะยิ่งมีค่าสูง แต่ถ้าระบบมีความไม่แน่นอนน้อย เอนโทรปีก็จะยิ่งมีค่าต่ำ โดยสูตรการคำนวณของ Entropy คือ

$$H(p) = - \sum_{i=1}^N p_i \log p_i \quad (10)$$

เมื่อ p คือความน่าจะเป็นที่จะเกิดเหตุการณ์ต่าง ๆ จากทั้งหมด N เหตุการณ์

ตัวอย่าง

การวัดความไม่แน่นอน สมมุติว่ามีสถานการณ์อยู่ 2 แบบให้เปรียบเทียบกัน คือ

- โรค A คนที่เป็นจะมีโอกาสเสียชีวิต 50%
- โรค B คนที่เป็นจะมีโอกาสเสียชีวิต 10%
- โรค C คนที่เป็นจะมีโอกาสเสียชีวิต 90%

จากการอ่านข้อมูลนี้ทำให้ทราบถึงความอันตรายของโรคทั้ง 3 ชนิด แต่ว่าจากบรรดาข้อมูลทั้งหมดที่กล่าวมา คิดว่าโรคใดที่เป็นแล้วทำให้รู้สึกว่าจะตากรรมของคนที่เป็นโรค “ไม่แน่นอน” มากที่สุด

คำตอบ คือ โรค A เพราะว่า สำหรับผู้ป่วยที่เป็นโรค A จะมีโอกาสที่จะเสียชีวิต 50% แปลว่า เขาก็จะมีโอกาสที่จะไม่เสียชีวิตอีกถึง 50% เท่ากัน ไม่ว่าจะทางไหนก็มีโอกาสเกิดขึ้นเท่า ๆ กัน ไม่สามารถเดาได้เลยว่าจะเกิดเหตุการณ์ไหน จึงสรุปได้ว่ามีความไม่แน่นอนสูง ส่วนโรค B และ C ทั้งสองโรคนี้เป็นโรคที่มีค่าความไม่แน่นอนต่ำ กล่าวคือผู้ป่วยคาดเดาอนาคตที่จะเกิดกับตนเองได้มั่นใจพอสมควร ผู้ป่วยโรค B ก็ค่อนข้างมีความแน่นอนว่าจะไม่เสียชีวิต เพราะมีโอกาสเสียชีวิตเพียง 10% และผู้ป่วยโรค C ก็ค่อนข้างมีความแน่นอนว่าจะเสียชีวิต

หากพิสูจน์ดูว่าจากข้อมูลโรคทั้ง 3 โรคด้านบน โรคใดที่มีค่า Entropy สูงที่สุด ใช้โรค A อย่างที่คิดไว้หรือไม่? ความน่าจะเป็นของการเกิดเหตุการณ์ต่าง ๆ N เหตุการณ์นั้น มีการแจกแจงเป็นแบบ Categorical (Categorical Distribution) ซึ่งในกรณีนี้ Category ที่จะเกิดขึ้นได้ก็คือ

$$\text{events} = \{\text{เสียชีวิต, ไม่เสียชีวิต}\}$$

แสดงการคำนวณ Entropy ของโรคทั้ง 3 ได้ดังนี้

$$\text{Entropy}_A = -(0.5\log 0.5 + 0.5\log 0.5) = 0.693$$

$$\text{Entropy}_B = -(0.1\log 0.1 + 0.9\log 0.9) = 0.325$$

$$\text{Entropy}_C = -(0.9\log 0.9 + 0.1\log 0.1) = 0.325$$

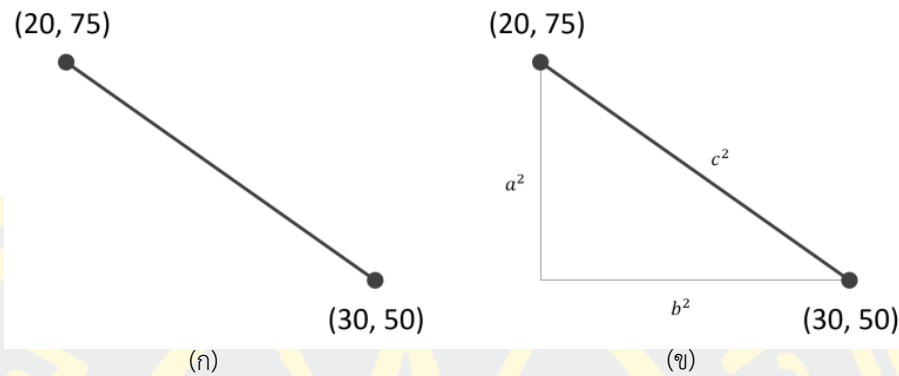
จะเห็นได้ว่ายิ่งมั่นใจกับผลการสุ่มเท่าไร ค่าของ Entropy จะยิ่งน้อยลง ตรงข้ามกับเหตุการณ์ที่ไม่แน่ใจในผลของการสุ่ม ค่าของ Entropy ก็จะยิ่งมากขึ้น

2.1.9 ระยะทางแบบยุคลิด (Euclidean Distance)

ระยะทางแบบยุคลิด (Euclidean Distance, Euclidean metric) คือระยะทางปกติระหว่างจุดสองจุดในแนวเส้นตรง ซึ่งอาจสามารถวัดได้ด้วยไม้บรรทัด มีที่มาจากทฤษฎีบทพีทาโกรัส เหตุที่เรียกว่า แบบยุคลิด เนื่องจากเป็นการวัดระยะทางในปริภูมิแบบยุคลิด (หรือแม้แต่ปริภูมิผลคูณภายใน) คือไม่มีความโค้งและไม่สามารถทำให้โค้งงอ และการใช้สูตรนี้วัดระยะทางทำให้กลายเป็นปริภูมิอิงระยะทาง ค่าประจำที่เกี่ยวข้องก็จะเรียกว่าเป็น ค่าประจำแบบยุคลิด (Euclidean norm)

ตัวอย่าง

การหาระยะห่างของสองจุดนี้ สมมติมี data points 2 จุด (20, 75) และ (30, 50) วิธีการหา ระยะห่างในภาพที่ 2-18 ใช้หลักพีทาโกรัส (Pythagorean theorem): $a^2 + b^2 = c^2$



ภาพที่ 2-18 (ก) หาระยะห่างระหว่างสองจุด (ข) หาระยะห่างระหว่างสองจุดโดยหลักพีทาโกรัส

Euclidean Distance หรือ c ในภาพที่ 2-18 (ข) สามารถคำนวณได้ง่ายๆตามหลัก Pythagoras สาเหตุที่ต้องถอดราก (square root) เพราะตอนแรกพีทาโกรัสไปยกกำลังสองด้าน a และ b เพื่อหา c แทนตามสูตรได้ดังนี้

$$d = \sqrt{(20 - 30)^2 + (75 - 50)^2}$$

ดังนั้นความยาวด้าน c หรือ Euclidean Distance = 26.92

ระยะทางแบบยูคลิดระหว่างจุดสองจุด p และ q คือความยาวของส่วนของเส้นตรง pq ถ้า $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ และ $q = (q_1, q_2, \dots, q_n)$ ในระบบพิกัดคาร์ทีเซียน เป็นจุดสองจุดบน ปริภูมิยูคลิด n มิติ ระยะทางระหว่างจุด p กับ q คำนวณได้จากสมการที่ 8

$$d(p, q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (11)$$

2.1.10 การแบ่งข้อมูลภาพ (Image Segmentation)

การทำกร Segmentation จะทำให้สามารถแยกข้อมูลภาพของส่วนที่ต้องการออกมาได้ วิธีการพื้นฐานสำหรับการ Segmentation คือการพิจารณา Image amplitude (ได้แก่การพิจารณา ความสว่างของภาพสำหรับภาพแบบ Gray scale และความแตกต่างของสีสำหรับภาพสี) นอกจากนี้ ขอบของภาพและลักษณะของ Texture ก็เป็นองค์ประกอบหนึ่งที่จะทำให้สามารถทำการ

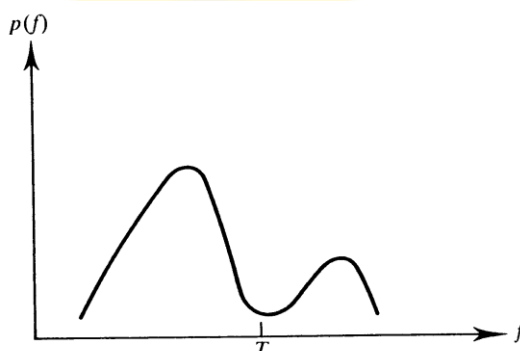
Segmentation ได้สะดวกยิ่งขึ้น ซึ่งวิธีการแยกข้อมูลภาพของส่วนที่ต้องการก็มีกลายเทคนิคด้วยกัน ดังต่อไปนี้ Amplitude segmentation methods, Region segmentation methods และ Boundary detection

ซึ่งจากงานวิจัยนี้ได้ใช้เทคนิค Amplitude segmentation ในการแยกข้อมูลภาพของส่วนที่ต้องการออกมา สำหรับเทคนิค Amplitude segmentation นี้จะเป็นการพิจารณาความเข้มของจุดต่าง ๆ ภายในภาพ (pixel) ซึ่งผลของการแยกข้อมูลจะขึ้นอยู่กับวิธีการ Threshold ของส่วนประกอบที่เป็นความเข้มหรือสีของภาพ สำหรับภาพบางชนิดจะมีลักษณะวัตถุที่สนใจซึ่งมีความเข้มที่คงที่เมื่อเทียบกับพื้นหลังตัวอย่างได้แก่ ภาพของตัวอักษร (Text) เป็นต้น ซึ่งภาพเหล่านี้จะมีความเข้มของวัตถุที่สามารถแยกออกพื้นหลังได้อย่างชัดเจน (มีความเข้มชั้นสองระดับได้แก่ความเข้มของวัตถุและความเข้มของพื้นหลัง) และการทำการ Segmentation สามารถทำได้โดยการกำหนดค่า Threshold ซึ่งเป็นค่าความเข้มให้มีค่าที่สามารถแยกความแตกต่างของวัตถุและพื้นหลังได้ตัวอย่าง อย่างเช่น ภาพของตัวอักษรที่มีความเข้มของตัวอักษรเป็น 0 (สีดำ) และมีความเข้มของพื้นหลัง เป็น 255 (สีขาว) ดังนั้นค่า Threshold จึงควรจะมีค่าเท่ากับ 128 เพื่อที่จะให้สามารถแยกวัตถุออกจากพื้นหลังได้ โดยปกติแล้วการเลือกค่า Threshold จะขึ้นอยู่กับ Histogram ของภาพ ตามภาพที่ 2-19 แสดงการหาค่า Threshold โดยค่า Threshold ควรที่จะเลือกค่า histogram ที่อยู่ที่จุดต่ำสุดที่อยู่ระหว่างจุดสูงสุด (peaks)

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } (x, y) > T \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

เมื่อ $g(x, y)$ เป็นข้อมูลภาพ ณ ตำแหน่งที่ (x, y)

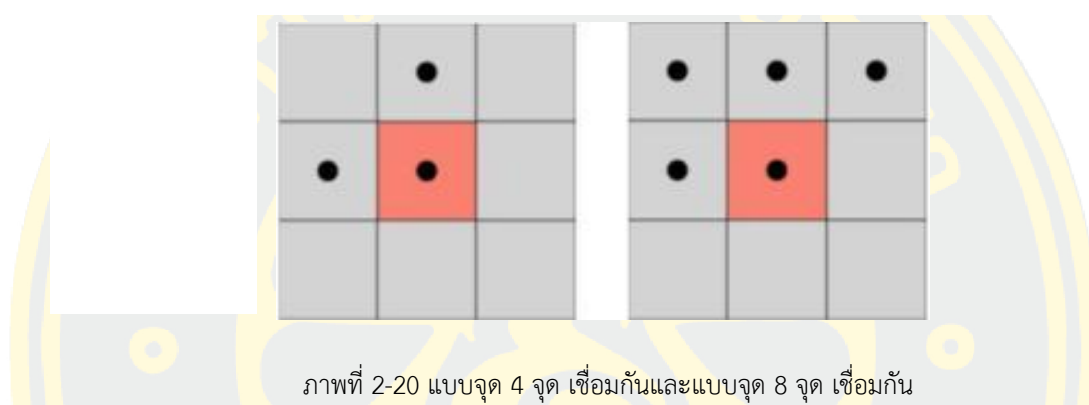
T เป็นค่า Threshold



ภาพที่ 2-19 การหาค่า Threshold จาก histogram

2.1.11 การกำหนดหมายเลขให้ส่วนที่เชื่อมกัน (Connected Component Labeling)

ใช้ในการวิเคราะห์ส่วนประกอบหรือบริเวณที่มีการเชื่อมติดกันและใช้ในการแยกบริเวณต่าง ๆ ออกจากกันซึ่งไม่เหมือนกับวิธีตัดแยกโดยวิธีการกำหนดหมายเลขให้ส่วนที่เชื่อมกัน (Connected-component labeling) เป็นวิธีที่ใช้ในคอมพิวเตอร์วิทัศน์ (Computer vision) เพื่อตรวจจับบริเวณที่เชื่อมติดกันของภาพขาวดำภาพสีแต่โดยทั่วไปใช้ในภาพขาวดำที่ผ่านการประมวลผลมาแล้วอาจใช้ในการนับจำนวนการกรองและการติดตาม

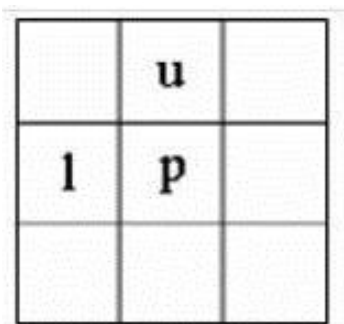


ภาพที่ 2-20 แบบจุด 4 จุด เชื่อมกันและแบบจุด 8 จุด เชื่อมกัน

ที่มา: http://en.wikipedia.org/wiki/Connected-component_labeling

จากภาพที่ 2-20 จุดที่อยู่รอบ ๆ จุดที่อยู่ตำแหน่งตรงกลางคือ เพื่อนบ้านมีทั้งแบบจุด 4 จุด เชื่อมกัน และแบบจุด 8 จุด เชื่อมกันโดยเพื่อนบ้านที่เชื่อมกันคือขอบ

การกำหนดหมายเลขมี 2 แบบคือแบบจุด 4 จุดเชื่อมกันและแบบจุด 8 จุดเชื่อมกันมีข้อแตกต่างกันคือถ้าเป็นแบบจุด 4 จุดเชื่อมกันจะเลือกจุดที่เชื่อมกันเฉพาะบนล่างซ้ายขวาแต่หากเป็นแบบจุด 8 จุดเชื่อมกันจะเลือกรวมจุดที่อยู่มุมทแยงจากตำแหน่งกลางอีก 4 จุดด้วย



ภาพที่ 2-21 อักษรตำแหน่งจุดภาพ

ที่มา: http://en.wikipedia.org/wiki/Connected-component_labeling

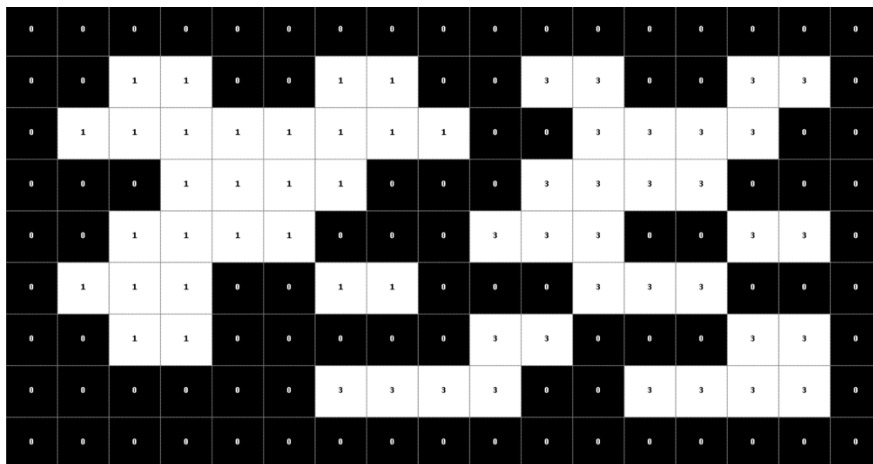
ดังภาพที่ 2-21 กำหนดให้ p (pixel) แทนจุดภาพที่กำลังพิจารณา u แทนจุดภาพที่อยู่ตำแหน่งเหนือจุด p l แทนจุดภาพที่อยู่ตำแหน่งซ้ายของจุด p จะเริ่มทำจากซ้ายไปขวาและบนลงล่าง จากนั้นทำการกำหนดเลขหมายตามขั้นตอนดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 จากภาพที่ 2-21 ถ้าจุด p ไม่ใช่จุดภาพให้เลื่อนจุดในตำแหน่งถัดไป ถ้า p เป็นจุดภาพให้ตรวจสอบสถานะของ u และ l ถ้าไม่มีจุดใดเป็นจุดภาพให้ กำหนดหมายเลขใหม่ให้กับจุด p ถ้ามี 1 จุดเป็นจุดภาพให้นำหมายเลขของจุดมากำหนดให้จุด p แต่ถ้ามีมากกว่า 1 จุดเป็นจุดภาพสามารถนำหมายเลขของจุดใดก็ได้มากำหนดให้จุด p โดยถือว่าทุกหมายเลขเทียบเท่ากัน

ขั้นตอนที่ 2 เมื่อสิ้นสุดการสแกนในขั้นที่ 1 จุดภาพทุก ๆ จุดจะมีหมายเลขกำหนดแต่บางหมายเลขจะเทียบเท่ากัน ให้รวมกลุ่มหมายเลขที่เทียบเท่ากัน จากนั้นกำหนดหมายเลขให้แต่ละกลุ่ม

ขั้นตอนที่ 3 นำหมายเลขของแต่ละกลุ่มจากขั้นที่ 2 ไปแทนหมายเลขของจุดภาพที่อยู่ในกลุ่มเดียวกัน

จากผลลัพธ์ที่ได้จากภาพที่ 2-22 จะเห็นว่าในแต่ละบริเวณจะมีหมายเลขกำกับไม่ซ้ำกันดังนั้นหมายเลขสูงสุดก็คือจำนวนบริเวณทั้งหมดที่เชื่อมกัน



ภาพที่ 2-22 ตัวอย่างจุดภาพและตำแหน่ง

ที่มา: http://en.wikipedia.org/wiki/Connected-component_labeling

2.1.12 ผลคูณจุด (Dot Product)

ผลคูณจุด หรือ ผลคูณเชิงสเกลาร์ ในทางคณิตศาสตร์ คือ การดำเนินการทวิภาคบนเวกเตอร์สองอันในปริภูมิแบบยูคลิด ซึ่งให้ผลลัพธ์เป็นปริมาณสเกลาร์ที่เป็นจำนวนจริง ต่างกับผลคูณไขว้ซึ่งให้ผลลัพธ์เป็นเวกเตอร์อีกอันหนึ่ง

ผลคูณจุดของเวกเตอร์ \mathbf{a} และเวกเตอร์ \mathbf{b} เขียนแทนด้วย $\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}$ (อ่านว่า เอ ดอต บี) นิยามโดยผลบวกของผลคูณระหว่างสมาชิกแต่ละตัวของ \mathbf{a} และ \mathbf{b}

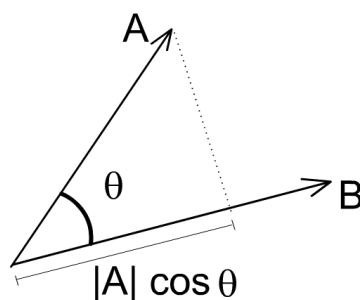
$$\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} = \sum_{i=1}^n a_i b_i = a_1 b_1 + a_2 b_2 + \dots + a_n b_n \quad (13)$$

ในปริภูมิแบบยูคลิด ผลคูณไขว้มีความสัมพันธ์กับความยาวและมุม สำหรับเวกเตอร์ \mathbf{a} ผลลัพธ์ของ $\mathbf{a} \cdot \mathbf{a}$ คือกำลังสองของความยาวของ \mathbf{a} ส่วนในกรณีทั่วไปเมื่อ \mathbf{b} เป็นเวกเตอร์อีกอันหนึ่ง และเมื่อจะหามุมและความยาวของทั้งสองเวกเตอร์จะได้ว่า

$$\cos\theta = \frac{\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}}{|\mathbf{a}||\mathbf{b}|} \quad (14)$$

เมื่อ $|\mathbf{a}|$ และ $|\mathbf{b}|$ แทนความยาว (ขนาด) ของเวกเตอร์ \mathbf{a} และ \mathbf{b} ตามลำดับ $\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}$ แทนค่าจากสมการที่ (13) และ θ คือมุมระหว่างเวกเตอร์ทั้งสองที่จะต้องหา

$|\mathbf{a}| \cos(\theta)$ คือความยาวของเงาของ \mathbf{a} ในแนวตั้งฉากไปยัง \mathbf{b} ตามรูป เมื่อมุมระหว่างเวกเตอร์ตั้งฉากต่อกัน โคไซน์ของมุม 90° จะเท่ากับศูนย์ จึงทำให้ผลคูณจุดของสองเวกเตอร์ที่ตั้งฉากกันจะเป็นศูนย์เสมอ



ภาพที่ 2-23 $|\mathbf{a}| \cos(\theta)$ คือเงาในแนวตั้งฉากบน \mathbf{b}
 (ที่มา: Rocha, 2015, commons.wikimedia.org/, March 9, 2020)

2.1.13 การสกัดคอนเวกซ์ (Convex Hull)

Convex Hull หรือเปลือกนูนของวัตถุ กล่าวได้ว่าเซตย่อยที่มีขนาดเล็กที่สุดของจุดเซตใด ๆ ที่ซึ่งจุดภายในเซตย่อยเหล่านี้สามารถครอบคลุมทุกจุดบนเซตได้ จะเรียกเซตย่อยนี้ว่าเซตของเปลือกนูน ส่วนวิธีในการหาแต่ละจุดในเซตเปลือกนูน (Extreme point) นั้นกระทำโดยพิจารณาสองจุดใด ๆ บนเซตกำหนดให้สองจุดดังกล่าวเป็นจุดแบ่งครึ่งระหว่างสองกลุ่มด้วยสมการเส้นตรง $ax_k + by_k - c = 0$ หากเส้นดังกล่าวสามารถแบ่งจุดอื่น ๆ ให้อยู่ในฝั่งเดียวกันได้ทั้งหมด แสดงว่าสองจุดที่พิจารณานี้เป็นจุดที่อยู่รอบจุดอื่น ๆ บนเซต ถ้าหากไม่ก็จะเวียนเกิดพิจารณาหาจุดเปลือกนูนต่อไป เซตเปลือกนูนของภาพสามารถคำนวณได้ตามสมการที่ (15)

$$C = \left\{ \sum_{i=1}^{|N|} a_i p_i : a_i \geq 0 \text{ for all } i \text{ and } \sum_{i=1}^{|N|} a_i = 1 \right\} \quad (15)$$

โดย N คือจำนวนจุดจำกัดของพิกเซลเบื้องต้น

p_i แทนแต่ละจุดใน N

a_i คือค่าสัมประสิทธิ์เชิงบวกที่มีผลรวมเท่ากับหนึ่ง

2.1.14 การเติมเต็มหลุม (Hole Filling)

การเติมเต็มหลุม คือ กระบวนการเติมเต็มส่วนที่เป็นช่องว่างที่เกิดขึ้นภายในวัตถุ โดยอาศัยการหาจุดเชื่อมต่อของขอบวัตถุที่เกิดขึ้นกับขอบของวัตถุใกล้เคียงดังสมการที่ (16)

$$X_k = (X_{k-1} \oplus S) \cap A^c \quad k = 1, 2, 3 \dots \quad (16)$$

กระบวนการจะสิ้นสุดเมื่อวนถึงรอบการทำซ้ำที่ k ถ้า $X_k = X_{k-1}$

โดย

A คือ พื้นที่ของวัตถุ

S คือ structuring element

X_k คือ พื้นที่ของช่องว่าง

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Hannah Sofian และคณะ (Sofian, Muhammad, Ming, & Noor, 2015) ได้นำเสนอ งานวิจัยเรื่อง Lumen Coronary artery Border Detection Using Texture and Chi-square Classification ซึ่งงานวิจัยฉบับนี้ผู้วิจัยได้นำเสนอเกี่ยวกับวิธีตรวจจับขอบของช่องทางเดินเลือด (Lumen) ภายในหลอดเลือดหัวใจ โดยใช้ภาพอัลตราซาวด์หลอดเลือด (IVUS) วิธีการที่ถูกรับรองคือ texture analysis และ Chi-square Classification โดยวิธีการนี้สามารถตรวจจับขอบและคำนวณ พื้นที่ภายในช่องทางเดินเลือด (Lumen) ทดสอบกับภาพอัลตราซาวด์หลอดเลือด (IVUS) เป็นจำนวน 30 ภาพ ผลการทดลองจะทำการแสดงผลลัพธ์โดยเปรียบเทียบกับภาพต้นฉบับ และแสดงให้เห็นการ เปลี่ยนแปลงระหว่าง 3 ค่า Threshold ที่แตกต่างกัน (TH5, TH6, TH7) โดยวัดประสิทธิภาพจาก 5 ค่าดังต่อไปนี้ Jaccard Index (JI), Dice Similarity Index (DI), Hausdorff distance (HD), Area Overlapped Error (AOE) and Percentage Area Difference (PAD) จากการทดลองพบว่าผลลัพธ์ ที่ได้รับการตรวจจับขอบที่ดีที่สุด เมื่อใช้ค่า Threshold TH5

จากการเสนอวิธีการตรวจจับช่องทางเดินเลือด (Lumen) ของหลอดเลือดหัวใจ โดยใช้วิธีการ BRIEF texture และ Chi-square Classification และใช้ค่า Threshold TH5 แสดงให้เห็นว่า สามารถเปรียบเทียบได้กับวิธีการอื่นๆได้ ถ้าใช้ค่าของ Hausdorff distance (HD) เพียงค่าเดียว หรือ ถ้าจะให้ดีกว่านี้ ควรที่จะเปรียบเทียบได้ทั้งหมด 5 ค่าที่กล่าวไว้ข้างต้น

Simone Balocco และคณะ (Balocco, Basset, Cachard, & Delachartre, 2003) ได้ นำเสนองานวิจัยเรื่อง Spatial anisotropic diffusion and local time correlation applied to segmentation of vessels in Ultrasound image sequences ซึ่งงานวิจัยฉบับนี้ได้นำเสนอการ แบ่งส่วนของหลอดเลือดจากภาพอัลตราซาวด์โดยใช้วิธีการลด Speckle noise และ ทำการตรวจจับ ขอบของ Lumen ด้วยวิธี Spatial anisotropic diffusion และ local time correlation จาก ภาพอัลตราซาวด์หลอดเลือด (IVUS) ซึ่งงานวิจัยนี้ได้มุ่งเน้นการลด Speckle noise เพื่อการตรวจจับ ขอบ และการแบ่งส่วนของเนื้อเยื่อได้อย่างถูกต้องมากขึ้น

จากการนำเสนอวิธีการลด Speckle noise และ ทำการตรวจจับขอบของช่องทางเดินเลือด (Lumen) ซึ่งผลการทดลองวิธีการลด Speckle noise วัดประสิทธิภาพได้จากค่า The Signal to Noise Ratio (SNR), the Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) และ The Contrast to Noise Ratio (CNR) และการตรวจจับขอบของช่องทางเดินเลือด (Lumen) วัดประสิทธิภาพได้จากค่า Hausdorff distance (HD) และ Area Mean Error (AME) จากผลการทดลองวิธีการนี้ให้ค่าความ ถูกต้องในการแบ่งส่วนของพื้นที่ช่องทางเดินเลือด (Lumen) และผลของการลด Speckle noise มี คุณภาพทำให้ภาพดูเรียบและพื้นที่ที่มีความสม่ำเสมอและยังรักษาคุณลักษณะสำคัญของภาพไว้ได้

วิธีการนี้ยังสามารถดำเนินการต่อไปได้โดยมีรูปแบบการเคลื่อนไหวเพื่อจำลองการเคลื่อนที่ของหลอดเลือดแดง ในอนาคตอาจจะสามารถนำอัลกอริทึมเหล่านี้ไปประยุกต์ใช้บนอุปกรณ์อัลตราซาวด์ (IVUS) ในการประมาณขนาดของหลอดเลือดได้แบบเรียลไทม์

Joel C. M. Than และคณะ (Sofian, Than, Noor, & Dao, 2015) ได้นำเสนองานวิจัยเรื่อง Segmentation and Detection of Media Adventitia Coronary artery Boundary in Medical Imaging Intravascular ultrasound Using Otsu Threshold ing ซึ่งงานวิจัยนี้ได้นำเสนอเกี่ยวกับวิธีการแบ่งส่วนแบบอัตโนมัติ (Automatic Segmentation) โดยทำการหาขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลางในมุมมองตัดขวางของหลอดเลือดผู้ป่วยที่มีคราบพลัค โจทย์ปัญหาในงานนี้ คือ การที่ขอบของ ผนังหลอดเลือดชั้นนอก, ผนังหลอดเลือดชั้นกลาง, ผนังหลอดเลือดชั้นใน และช่องทางเดินเลือด จะถูกกดทับไว้เมื่อมีคราบพลัคเกิดขึ้นทำให้ชั้นเนื้อเยื่อเสียหาย ผู้วิจัยจึงนำเสนอวิธีการในการแบ่งส่วน (Segmentation) เพื่อหาขอบพื้นที่ของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง (Media Adventitia) จากภาพอัลตราซาวด์ของหลอดเลือด (IVUS) ด้วยเทคนิค Otsu Threshold ing, Empirical Threshold ing, Binary และ Morphological Operation โดยใช้ภาพตัวอย่างการทดลองจำนวน 10 ภาพจาก dataset B ของ Simone Balocco จากผลการทดลองเบื้องต้นด้วยการวัดประสิทธิภาพโดยใช้ Jaccard index, Hausdorff distance by pixel, Area Error by pixel and Percentage Area Distance with Mean และ Standard Deviation พบว่าวิธีการนี้ดีกว่าวิธีของ Jones et al, Taki et al และ Ciompi et al. แต่ให้ประสิทธิภาพที่ต่ำกว่าวิธีของ Destremes et al, Sun et al. และ Vars et al.

Anusorn Wong-od และคณะ (Wong-od, Rodtook, Rasmequan, & Chinnasarn, 2017a) ได้นำเสนองานวิจัยเรื่อง Automated segmentation of media-adventitia and Lumen from Intravascular Ultrasound images using non-parametric Threshold ing ซึ่งงานวิจัยนี้นำเสนอวิธีการอัตโนมัติสำหรับตรวจจับขอบเขตของ Lumen และ media-adventitia จากภาพอัลตราซาวด์หลอดเลือด เสนอสมการ Stretching เพื่อเพิ่มความคมชัดของภาพ IVUS และใช้เทคนิคการปรับ k-mean การจัดกลุ่มในการแบ่งแยกสองพื้นที่ จากนั้นนำมารวมด้วยวิธีการปรับปรุงคุณภาพของภาพและระบุวัตถุด้วย Convex Hull วิธีการนี้นำเสนอภาพ 20 IVUS จาก Simone ชุดข้อมูลของ Bolocco ได้รับการพิจารณาการทดลองให้ผลลัพธ์ที่น่าพึงพอใจพร้อมความแม่นยำสูง ยิ่งไปกว่านั้นผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าวิธีการของดีกว่า

ในการวิจัยนี้เสนอแบบอัตโนมัติวิธีการแบ่งส่วนลูเมนและสื่อผนังจาก “ ภาพอัลตราซาวด์หลอดเลือด ” (IVUS) วิธีการที่นำเสนอขึ้นอยู่กับการยืดความคมชัดปรับปรุงภาพ Adaptive Clustering ใช้สำหรับการจำแนกพิกเซลเพื่อกำหนดกลุ่มของความเข้มซึ่งเป็นตัวแทนพื้นที่ของแต่ละ

องค์ประกอบ วิธีการที่นำเสนอมุ่งเน้นไปที่การแยกพื้นที่ที่สนใจจากภาพโดยการกำจัดพื้นที่ที่ไม่สนใจ การทดสอบแสดงผลลัพธ์ที่มีแนวโน้มในการแบ่งส่วน Lumen และ media-adventitia ของภาพ สำหรับการวิจัยในอนาคตวางแผนที่จะหาวิธีปรับปรุงประสิทธิภาพการตรวจจับและปรับปรุงความสามารถในการจัดการกับกรณีอื่น ๆ ของภาพ IVUS ดังกล่าวเช่นหลอดเลือดที่มีเงาเกิดขึ้น ฯลฯ

Jiayong Yan และคณะ (Yan & Cui, 2015) ได้นำเสนองานวิจัยเรื่อง A Novel Approach for Segmentation of Intravascular Ultrasound image ซึ่งงานวิจัยนี้ได้นำเสนอเกี่ยวกับการแบ่งแยกส่วน Lumen และ media-adventitia จากภาพถ่าย Intravascular ultrasound ลักษณะสำคัญของวิธีการนี้ คือการใช้กลยุทธ์การแบ่งส่วนที่แตกต่างกันตามลำดับ สำหรับขอบของ Lumen และ media-adventitia ซึ่งทั้ง 2 ลักษณะนี้มี feature ที่แตกต่างกัน สำหรับการแบ่งแยกส่วนของ Lumen ทำการ combining ภาพ gradient ด้วยวิธีการ fuzzy connectedness model และสำหรับขอบของ media adventitia หาได้จาก minimal path โดยประสิทธิภาพจากการวัดผลของวิธีการนี้วัดจาก 180 ภาพถ่ายของผู้ป่วย 9 คน ผลการประเมินสำหรับแนวทางที่นำเสนอจะถูกรวมเข้าด้วยกันในตารางที่ 1 ค่าที่ค่อนข้างน้อยของระยะทางเฉลี่ย ((0.07f0.09) mm และ (0.07 f0.05) mm สำหรับ Lumen และ media-adventitia ตามลำดับ) และอัตราส่วนการทับซ้อนเฉลี่ยสูง (88.92% f11.37% และ 92.95% f4.61% สำหรับ Lumen และ media-adventitia ตามลำดับ) ระบุว่า การแบ่งส่วนอัลกอริทึมที่มีแนวโน้มสำหรับการแบ่งส่วนอัตโนมัติของภาพ IVUS

J. R. Harish Kumar และคณะ (Kumar, Seelamantula, Andrade, & Rajagopal, 2018) ได้นำเสนองานวิจัยเรื่อง AUTOMATIC SEGMENTATION OF LUMEN INTIMA LAYER IN TRANSVERSE MODE ULTRASOUND IMAGES ซึ่งงานวิจัยนี้ได้นำเสนอเกี่ยวกับการแบ่งส่วนของชั้น Lumen intima จากภาพอัลตราซาวนด์โหมดตามขวาง โดยใช้เทคนิค elliptical active disc ในการแบ่งส่วน ซึ่งปัญหาหลักของงานนี้คือ การเพิ่มประสิทธิภาพให้กับ local energy function โดยมี 5 พารามิเตอร์ที่อธิบายลักษณะของ elliptical active disc การใช้เทคนิค Gradient descent เพื่อหาค่าต่ำสุดของ energy function ที่เกี่ยวกับ 5 พารามิเตอร์ที่อธิบาย disc นอกจากนี้ใช้ Green's theorem เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการคำนวณอนุพันธ์บางส่วน สำหรับการเริ่มต้นโดยอัตโนมัติของ active disc ที่ใช้งานอยู่ ใช้เทคนิคข้ามสหสัมพันธ์แบบปกติ ซึ่งผลการทดลองเบื้องต้นได้จากภาพอัลตราซาวนด์โหมดตามขวาง 971 ภาพ สามารถตรวจจับ Lumen intima มีความแม่นยำถึง 97.63% นอกจากนี้การแบ่งส่วน Lumen intima layer ได้ค่าเฉลี่ย Dice index ที่ 94.83%

Ju Hwan Lee และคณะ (Lee, Hwang, Kim, & Min, 2018) ได้นำเสนองานวิจัยเรื่อง Segmentation of the Lumen and media-adventitial borders in Intravascular Ultrasound images using a geometric deformable model ซึ่งงานวิจัยนี้ได้เสนอวิธีการแบ่งส่วน

แบบจำลองเชิงเรขาคณิตตามรูปแบบของ intima และ เส้นขอบ media-adventitial (MA) ในภาพอัลตราซาวด์ intravascular (IVUS) ตามลำดับ การประเมินเบื้องต้นของขอบหลอดเลือดทำด้วยตนเองสำหรับเฟรมแรกของแต่ละลำดับเท่านั้นจากนั้นทำการปรับปรุงคุณภาพของภาพเช่น การรักษาขอบ การลดสิ่งรบกวน และการรักษา dead zone เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพการแบ่งแยก จากนั้นเส้นขอบด้านในและด้านนอกได้รับการประมาณโดยใช้วิธีการ modified distance regularised level set evolution model ผลการวิจัยแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่เหนือกว่าของวิธีการที่แนะนำสำหรับการประเมินชั้น intima และ MA จากภาพ IVUS ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่สอดคล้องกันของพื้นที่ เส้นรอบหลอดเลือด เส้นผ่าศูนย์กลางหลอดเลือดสูงสุดและเส้นผ่าศูนย์กลางลูเมนสูงสุด $r = 0.782$, $r = 0.716$, $r = 0.956$, and $r = 0.874$ สำหรับภาพ 20 MHz ตามลำดับ และ $r = 0.990$, $r = 0.995$, $r = 0.989$ และ $r = 0.996$ สำหรับภาพ 45 MHz ตามลำดับ นอกจากนี้การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นระบุว่า การแบ่งส่วนด้วยตนเองมีความคล้ายคลึงกันสูงอย่างมีนัยสำคัญที่ $r > 0.967$ และ $r > 0.993$ สำหรับภาพที่ 20 และ 45 MHz ตามลำดับ

ผลลัพธ์เชิงปริมาณของการศึกษานี้แสดงให้เห็นถึงความเหนือกว่าประสิทธิภาพของวิธีที่เสนอสำหรับการแบ่งกลุ่ม intima และเส้นขอบ MA จากการสแกน 2D IVUS ความน่าเชื่อถือและการทำซ้ำของการแบ่งส่วนด้วยตนเองได้รับการตรวจสอบในแง่ของ IEV และ IRV ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของการประเมินผลพารามิเตอร์รวมถึง A, VP, MVD และ MLD คือ 0.782, 0.716, 0.956 และ 0.874 สำหรับภาพ 20 MHz ตามลำดับและ 0.990, 0.995, 0.989 และ 0.996 สำหรับภาพ 45 MHz ตามลำดับ นอกจากนี้การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นเปิดเผยความน่าเชื่อถือของการแบ่งส่วนด้วยตนเองจะเป็น $r > 0.967$ และ $r > 0.993$ สำหรับ 20 และ 45 ภาพ MHz ตามลำดับ

Anusorn Wong-od และคณะ (Wong-od, Rodtook, Rasmequan, & Chinnasarn, 2017b) ได้นำเสนองานวิจัยเรื่อง Intravascular Ultrasound image Recovery and Segmentation Based On Circular Analysis ซึ่งงานวิจัยนี้แนะนำเสนอวิธีการใหม่ในการกู้คืนภาพอัลตราซาวด์หลอดเลือดที่ไม่สมบูรณ์ก่อนที่จะแบ่งส่วนขอบเขตของ Lumen และ media-adventitia โดยเสนอการวิเคราะห์แบบวงกลมเพื่อประมาณค่า Lumen และ ขอบของ media-adventitia และใช้เทคนิคการแพร่กระจายเพื่อกู้คืนพิกเซลที่เสียหายภายในพื้นที่ที่ตรวจพบ วิธีการเสนอได้รับการทดสอบกับชุดข้อมูลมาตรฐานที่จัดทำโดยคอมพิวเตอร์ศูนย์การมองเห็น Universitat de Barcelona, บาร์เซโลนา, ESP ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าวิธีการที่นำเสนอให้อัตราการปรับปรุงเฉลี่ย 11% เมื่อเทียบกับคนอื่น ๆ วิธีการในดัชนี Jaccard, 9% สำหรับระยะทาง Hausdorff, 12% บนเปอร์เซ็นต์ระยะทางในพื้นที่ 6.2% สำหรับข้อผิดพลาดในการซ้อนทับของพื้นที่

งานวิจัยนี้เสนอวิธีการใหม่ในการแบ่งกลุ่มขอบเขตของลูเมนและ media-adventitia จาก IVUS ที่เสียหายภาพถูกบดบังโดยสิ่งประดิษฐ์เงาในขั้นตอนแรกปรับปรุงคุณภาพของภาพ IVUS ด้วย

Contrast-Stretching เพิ่มความคมชัดของภาพ ถัดไปเป็น Adaptive Clustering วิธีการนี้ได้รับการพิจารณาเพื่อช่วยลดความซับซ้อนของภาพบน IVUS ภาพคือพื้นที่คลัสเตอร์เป็นองค์ประกอบหลักที่ถูกวิเคราะห์เพิ่มเติมโดยใช้การวิเคราะห์พื้นผิวเพื่อแยกคุณลักษณะในแต่ละส่วนที่จะใช้ หลังจากเปิดเผยแต่ละส่วนแล้ว หาขอบเขตโดยประมาณของลูเมนและ Adventitia รวมถึงพื้นที่เงาถูกค้นพบโดยใช้การวิเคราะห์แบบวงกลม สุดท้ายใช้วิธีการตั้งค้ำระดับเพื่อแบ่งส่วนขอบเขตของลูเมนและ Adventitia ประสิทธิภาพของวิธีการที่นำเสนอถูกวัดโดยใช้การวัดมาตรฐาน งานในอนาคตคือการปรับเปลี่ยนวิธีการที่เสนอสำหรับสนับสนุนกรณีที่น่าสนใจบางอย่างเช่นกรณีที่ศูนย์กลางของลูเมนและหลอดเลือดแดงอยู่ห่างจากตรงกลางของภาพ

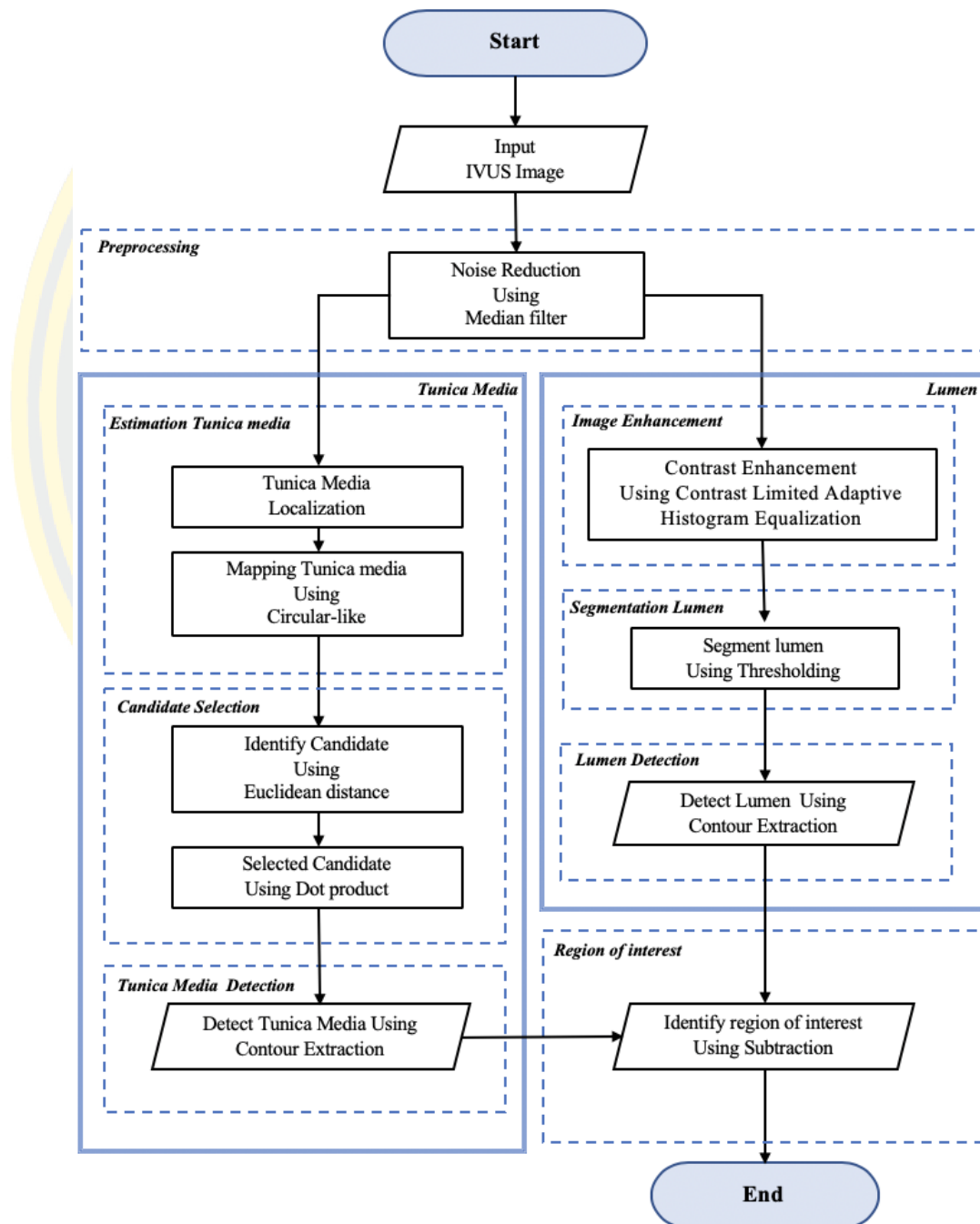
Mehdi Faraji และคณะ (Faraji, Cheng, Naudin, & Basu, 2018) ได้นำเสนองานวิจัยเรื่อง Segmentation of arterial walls in Intravascular ultrasound cross-sectional images using extremal region selection ซึ่งงานวิจัยนี้ได้นำเสนอเกี่ยวกับวิธีการ Extremal regions of extremum levels ตรวจสอบพื้นที่เพื่อวาดขอบของลักษณะช่องทางเดินเลือด (Lumen) และผนังหลอดเลือดชั้นกลาง (Media Adventitia) ในภาพ Intravascular ultrasound ที่ได้มาโดยเครื่องตรวจจับ 20 MHz นอกจากนั้นยังนำเสนอกระบวนการ region selection เพื่อตัดป้ายเลือกขอบของลักษณะช่องทางหลอดเลือด (Lumen) และผนังหลอดเลือดชั้นกลาง (Media Adventitia) โดยใช้ภาพตัวอย่างการทดลองจำนวน 326 ภาพจาก dataset B ของ Simone Balocco และเลือกภาพที่กรณีที่ดีที่สุด จากผลการทดลองเบื้องต้นด้วยการวัดประสิทธิภาพโดยใช้ Jaccard Measure, Hausdorff distance, Percentage of Area Difference พบว่าวิธีการนี้ใช้ได้ดีในการตรวจจับพื้นที่ช่องทางเดินเลือดและผนังหลอดเลือดชั้นกลาง ในกรณีที่ภาพ Intravascular ultrasound มีลักษณะค่อนข้างดีและสมบูรณ์ ไม่มี Artifact ภายในภาพ แต่ถ้าในกรณีที่ภาพ Intravascular ultrasound มี Artifact เกิดขึ้นภายในภาพจะทำให้ patterns ของช่องทางเดินเลือดและผนังหลอดเลือดชั้นกลางเกิดความผิดปกติ ซึ่งทำให้การแบ่งแยกส่วนของลักษณะทั้งสองเป็นไปได้ยาก ด้วยวิธี EREL extraction algorithm

Artifact ที่เกิดขึ้นภายในภาพ ส่วนใหญ่จะขัดขวางการตรวจจับขอบของพื้นที่ผนังหลอดเลือดชั้นกลาง (Media Adventitia) แต่พื้นที่ส่วนใหญ่ของช่องทางเดินเลือด (Lumen) ยังคงสามารถทำการแบ่งส่วนได้อย่างถูกต้องแม่นยำ แม้แต่ในกรณีที่เลวร้ายที่สุดของการแบ่งแยกส่วนช่องทางเดินหลอดเลือด กล่าวคือ การที่มี bifurcation artifacts เกิดขึ้นภายในภาพแต่ผลการทดลองที่ได้ทำการวัดประสิทธิภาพยังคงมีค่า Hausdorff Distance ที่ดีกว่าวิธีการอื่น ๆ แต่ในทางกลับกัน การแบ่งส่วนของผนังหลอดเลือดชั้นกลางเกิดความอ่อนไหวมากกับกรณีที่มี Artifact เกิดขึ้นภายในภาพ

บทที่ 3

วิธีการดำเนินงาน

ในบทนี้จะอธิบายขั้นตอนการดำเนินงานเบื้องต้นของการประมวลผลภาพ แสดงขั้นตอนได้ดังต่อไปนี้



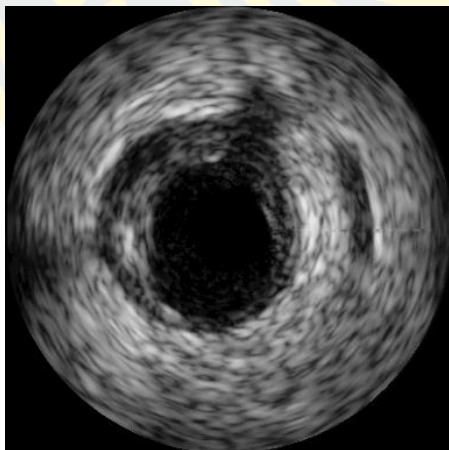
ภาพที่ 3-1 แผนผังอธิบายการทำงาน

3.1 ขั้นตอนการวิเคราะห์สัญญาณจากภาพถ่าย

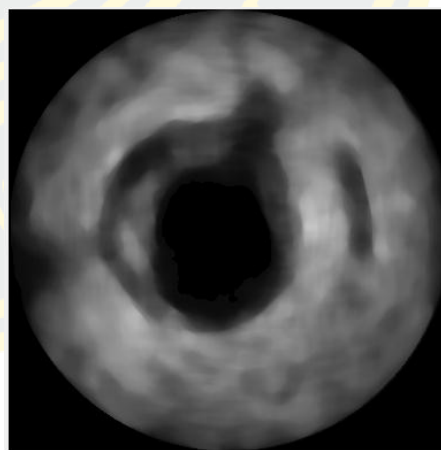
เนื่องจากเทคนิคการวินิจฉัยทางการแพทย์เกี่ยวกับโรคภายในหลอดเลือดทำได้โดยใช้ภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูง หรือ ภาพอัลตราซาวด์ (Ultrasound image) เป็นเทคนิคการตรวจหาความผิดปกติของร่างกายที่มีประสิทธิภาพสูงวิธีการหนึ่ง แต่อย่างไรก็ตาม คุณภาพและความคมชัดของข้อมูลบนภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูงจะถูกลดทอนโดยสิ่งที่เรียกว่า สัญญาณรบกวนแบบสเปกเคิล (Speckle noise) ดังนั้นการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบสเปกเคิลออกจากภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูง จึงเป็นการประมวลผลภาพที่ได้รับความสนใจและเป็นเครื่องมือสนับสนุนการวินิจฉัยที่จำเป็นต่อการประยุกต์ทางการแพทย์ เพื่อกำจัดสิ่งรบกวนออกจากภาพและลดความละเอียดของภาพให้เหมาะสม เพื่อเพิ่มความเร็วในการประมวลผล โดยไม่ส่งผลกระทบต่อโครงสร้างหลักของภาพและยังคงรายละเอียดสำคัญไว้เช่นเดิม

3.2 ขั้นตอนกำจัดสัญญาณรบกวน (Speckle noise) โดยใช้วิธี Median Filtering

การนำภาพต้นฉบับมาทำการลบสิ่งรบกวน (noise) โดยนำภาพเข้ากระบวนการ Convolution กับ Median Filtering ดังสมการที่ (1) ซึ่งกำหนดขนาดของมาสก์ window size 19x19 หลังจากภาพต้นฉบับได้ผ่านการกรองด้วย Median Filtering ภาพผลลัพธ์ที่ได้จะมีความเบลอและ smooth มากขึ้น



(ก)



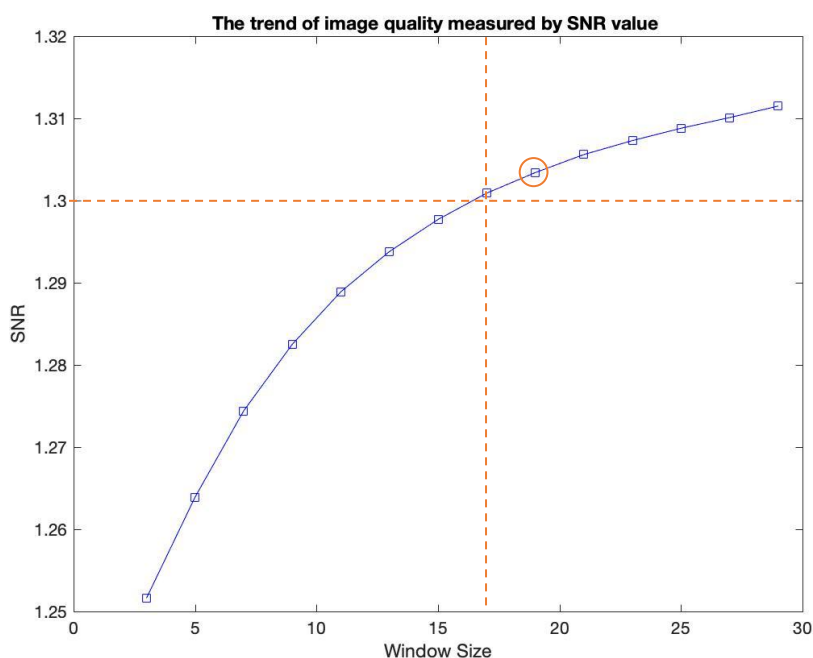
(ข)

ภาพที่ 3-2 ภาพเปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่างภาพต้นฉบับ (ก) กับ ภาพผ่านการกรอง Median Filtering (ข)

โดยทำการวัดคุณภาพของภาพจากค่า SNR ดังสมการที่ (17) ซึ่งค่านี้จะบอกถึงปริมาณ signal และ noise ภายในภาพว่าภาพที่ผ่านฟังก์ชันนี้แล้วมีคุณภาพของภาพที่มากขึ้นหรือลดลง

$$\frac{\mu}{\sigma} = \frac{\frac{1}{MN} \sum_{ij=1}^{MN} A_{ij}}{\sqrt{\frac{1}{MN-1} \sum_{ij=1}^{MN} |A_{ij} - \mu|^2}} \quad (17)$$

เมื่อทำการทดลองจะพบว่า ตั้งแต่มาส์ก window size 3*3 ขึ้นมาเรื่อย ๆ จะมีค่า SNR \cong 1.2 และเป็นค่าที่ดีขึ้นมาตลอดจนถึงมาส์ก window size 17*17 ซึ่งค่า SNR เปลี่ยนเป็น \cong 1.3 และจากกราฟจะสังเกตเห็นว่าตั้งแต่มาส์ก window size 17*17 ขึ้นไป จะมีค่า SNR ที่ไม่ค่อยมีการเปลี่ยนแปลงไปจากเดิมเท่าไรดังภาพ 3-3 หากทำการทดลองทั้งหมดกับ 50 ภาพจะได้ค่าที่เหมาะสมกับทุกภาพที่มาส์ก window size 19*19 ดังนั้นสรุปได้ว่า ค่า SNR ที่เฉลี่ยดีที่สุดในทุกภาพอยู่ที่ window size 19*19



ภาพที่ 3-3 กราฟเปรียบเทียบค่าผลลัพธ์การวัดคุณภาพของภาพจากค่า SNR

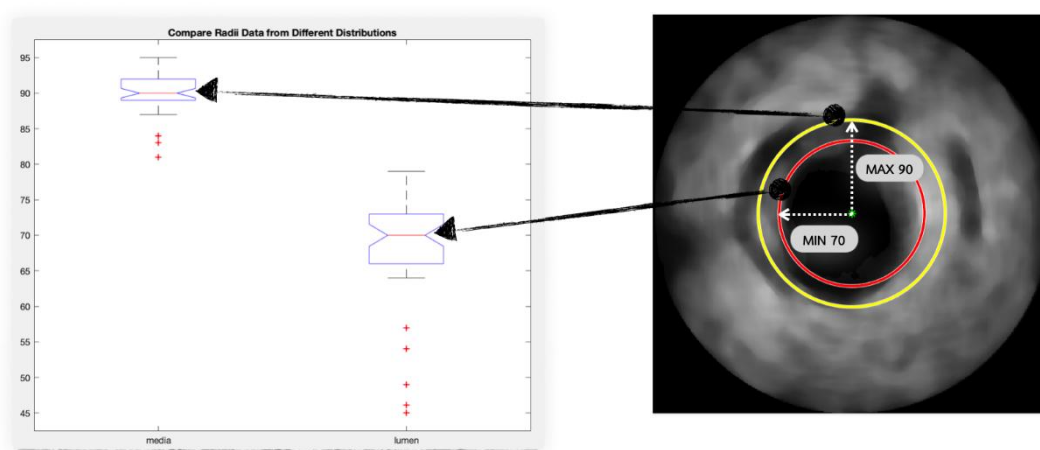
3.3 ขั้นตอนการประมาณขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง

จากภาพถ่ายอัลตราซาวด์จะพบว่าวัตถุที่เป็นหลอดเลือดภายในภาพจะมีลักษณะหรือรูปร่างเป็นวงกลม ดังนั้นจึงทำการค้นหาวัตถุที่มีลักษณะเป็นวงกลมภายในภาพดังต่อไปนี้

3.3.1 การค้นหาวงกลมภายในภาพ

3.3.1.1 กำหนดขอบเขตผนังหลอดเลือดชั้นกลาง

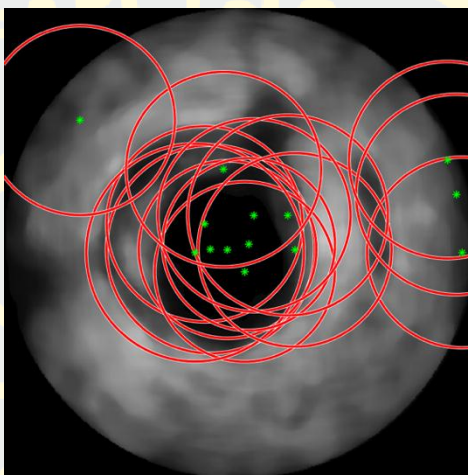
เนื่องจากลักษณะวงกลมที่มีภายในภาพถ่าย ไม่ใช่เพียงแค่ลักษณะของผนังหลอดเลือดชั้นกลางเพียงอย่างเดียว แต่ลักษณะของหลอดเลือดหรือช่องทางเดินเลือดมีลักษณะรูปร่างเป็นวงกลมเช่นเดียวกัน ขั้นตอนนี้จึงทำการกำหนดขอบเขตให้กับผนังหลอดเลือดชั้นกลาง เพื่อค้นหาวัตถุลักษณะวงกลมที่มีพื้นที่คล้ายผนังหลอดเลือดชั้นกลางเท่านั้น โดยขอบเขตที่ได้กำหนดจากค่ามัธยฐาน (Median) ซึ่งเป็นค่าเฉลี่ยที่ถือเอาข้อมูลอันหนึ่งที่แบ่งกลุ่มตัวอย่างออกเป็นสองส่วนเท่ากัน (โดยประมาณ) โดยจะทำการหาจากชุดข้อมูลขอบเขต Ground Truth ที่ผู้เชี่ยวชาญได้ทำการระบุไว้ โดยจะแบ่งเป็นค่ามัธยฐานของชุดข้อมูลรัศมีผนังหลอดเลือดชั้นกลาง (Tunica Media) มีค่าเท่ากับ 90 พิกเซล และค่ามัธยฐานของชุดข้อมูลรัศมีช่องทางเดินเลือดหรือ Lumen มีค่าเท่ากับ 70 พิกเซล และจากสมมติฐานขนาดของหลอดเลือดมีความหลากหลายขึ้นอยู่กับการสะสมของคราบพลัค จึงนำค่ากลางของผนังหลอดเลือดชั้นกลางและช่องทางเดินเลือดมาเป็นช่วงของการหารัศมีผนังหลอดเลือดชั้นกลาง จึงทำให้ผนังหลอดเลือดชั้นกลางของชุดข้อมูลนี้จะมีช่วงของรัศมีระหว่าง 70-90 พิกเซล ดังที่แสดงผลในภาพที่ 3-4 โดยผนังหลอดเลือดชั้นกลางจะมีรัศมีต่ำสุดที่ 70 พิกเซล (r_{min}) และสูงสุดที่ 90 พิกเซล (r_{max})



ภาพที่ 3-4 ภาพกำหนดรัศมีขอบเขตของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง

3.3.1.2 ค้นหาวงกลมตามขอบเขตโดยใช้วิธี Circular Hough transform

จากคุณลักษณะของรัศมีผนังหลอดเลือดชั้นกลาง ขั้นตอนนี้จะทำการค้นหาวัตถุลักษณะวงกลมที่มีรัศมีอยู่ในช่วงที่กำหนดไว้ภายในภาพ 3-4 วัตถุที่มีลักษณะคล้ายวงกลมจำนวนมากจะถูกค้นหาโดยใช้พารามิเตอร์ a , b และ r ดังสมการที่ (7) และใช้หลักการตามหัวข้อ 2.1.7 ในการค้นหาวงกลมดังกล่าว วงกลมที่ถูกระบุว่าเป็นพื้นที่ของผนังหลอดเลือดชั้นกลางจะต้องมีพารามิเตอร์ r ที่กำหนดช่วงอยู่ระหว่าง r_{min} และ r_{max} ดังแสดงในภาพ 3-4



ภาพที่ 3-5 ภาพผลลัพธ์ของการค้นหาวัตถุวงกลมภายในรูปภาพ

3.3.2 การคัดเลือกวงพื้นที่ของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง

หลังจากทำการค้นหาวงกลมด้วยวิธีข้างต้นแล้ว ผลลัพธ์ที่ได้คือมีวงกลมเกิดขึ้นภายในภาพหลายวงและในพื้นที่ยังบางวงอาจจะเป็นพื้นที่ของหลอดเลือดชั้นกลาง (Tunica Media) แต่ในทางกลับกันพื้นที่ของวงกลมบางวงอาจไม่ใช่พื้นที่ของหลอดเลือดชั้นกลาง ดังนั้นจึงต้องทำการระบุหาวงที่เป็นพื้นที่ของหลอดเลือดชั้นกลาง ดังขั้นตอนต่อไปนี้

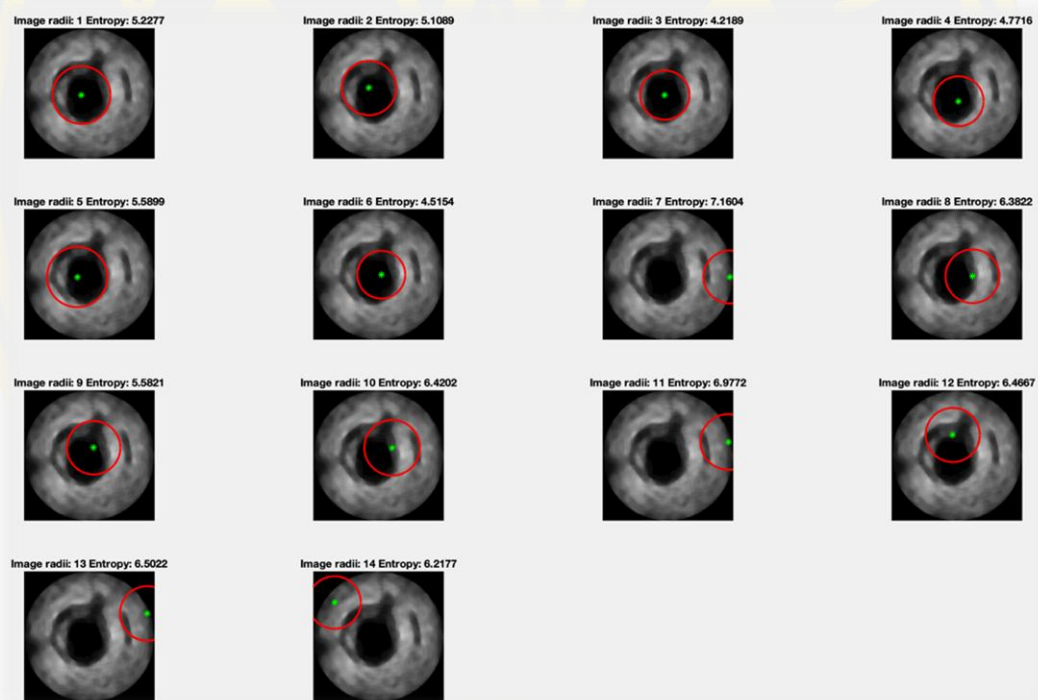
3.3.2.1 การระบุวงกลมที่มีความน่าจะเป็นพื้นที่ผนังหลอดเลือดชั้นกลาง

1. กำหนดวงเริ่มต้นในการวัดระยะทางโดยวิธี Entropy

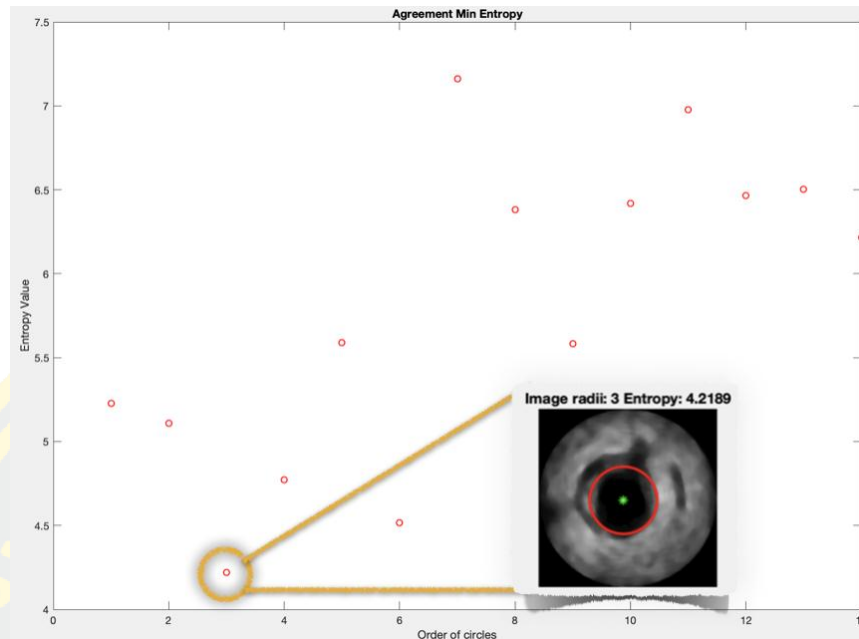
ขั้นตอนการระบุวงกลมที่มีความน่าจะเป็นพื้นที่ผนังหลอดเลือดชั้นกลาง เริ่มจากพิจารณาคุณลักษณะของหลอดเลือดชั้นกลาง ซึ่งผนังหลอดเลือดชั้นกลางจะมีจุดกึ่งกลางหรือเซนเตอร์พ้อยอยู่ในบริเวณช่องทางเดินเลือด (Lumen) ซึ่งลักษณะของช่องทางเดินเลือดจะมีลักษณะเป็นพื้นที่สีดำจากการทดลองพบว่าจุดกึ่งกลางเกิดขึ้นในบริเวณช่องทางเดินเลือดมีหลายจุด แต่ในตำแหน่งและรัศมีของวงแต่ละจุดจะไม่เท่ากัน จึงทำให้เกิดการวิเคราะห์พื้นที่ในแต่ละวงแทนว่าพื้นที่ใดมีความใกล้เคียงบริเวณช่องทางเดินเลือดมากที่สุด ซึ่งจากการสังเกตจากพฤติกรรมของช่องทางเดินเลือด บริเวณนี้จะ

มีการเปลี่ยนแปลงค่าของข้อมูลค่อนข้างน้อย เพราะจะเป็นพื้นที่ที่เป็นลักษณะของสีดำสนิทและไม่มีสีอื่นปะปนอยู่ในบริเวณดังกล่าว และด้วยเหตุผลนี้จึงตั้งสมมุติฐานว่าหากบริเวณช่องทางเดินเลือดมีการเปลี่ยนแปลงค่าของข้อมูลที่น้อยบริเวณดังกล่าวก็ต้องมีค่าเอนโทรปีต่ำด้วยเช่นกัน จึงทำการวัดค่าเอนโทรปีด้วยค่าของเอนโทรปี (Entropy) ดังสมการที่ (10) หากในพื้นที่ของวงกลมวงใด มีค่าเอนโทรปีต่ำที่สุดแสดงว่าบริเวณของพื้นที่ในวงกลมนั้นเป็นพื้นที่ของช่องทางเดินเลือด

หลังจากทำการค้นหาวงกลมทั้งหมดที่เกิดขึ้น จึงแสดงตำแหน่งของพื้นที่แต่ละวงกลมทั้งหมดภายในภาพออกมา ดังตัวอย่างจากภาพมีวงกลมที่เกิดขึ้นภายในภาพทั้งหมด 14 วง (ภาพที่ 3-5) จากนั้นทำการแยกแต่ละวงออกมาแสดงตำแหน่งและพื้นที่ของแต่ละวงชัดเจนยิ่งขึ้นรวมทั้งแสดงค่าของเอนโทรปีของแต่ละวงด้วยเช่นกันดังภาพที่ 3-6

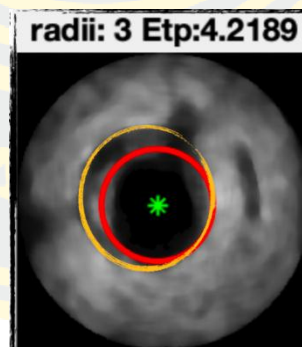


ภาพที่ 3-6 ภาพเปรียบเทียบผลลัพธ์ตำแหน่งและค่าเอนโทรปีของแต่ละวงกลมที่ถูกค้นพบทั้งหมด



ภาพที่ 3-7 กราฟค่าเอนโทรปีของแต่ละวงของวงกลมทั้งหมดที่ถูกค้นพบ

จากภาพที่ 3-6 ในขั้นตอนนี้จะทำการค้นหาจุดกึ่งกลางของวงใดที่อยู่ในบริเวณช่องทางเดิน เลือดด้วยการดูจากค่าเอนโทรปี จึงทำการนำค่าเอนโทรปีของแต่ละวงทุกวงมาแสดงในรูปของกราฟ ดังภาพที่ 3-7 จะเห็นว่าค่าเอนโทรปีต่ำที่สุดคือตำแหน่งของวงกลมวงที่ 3 ซึ่งเป็นวงที่มีคุณสมบัติ ตรงกับสมมุติฐานที่ตั้งไว้ข้างต้น



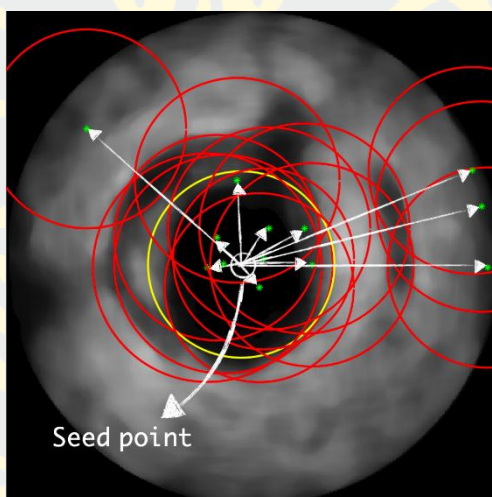
ภาพที่ 3-8 ภาพผลลัพธ์ของวงที่มีค่าเอนโทรปีต่ำสุด

ผลลัพธ์สังเกตได้ว่ารัศมีของวงนี้ไม่เป็นไปตามคุณสมบัติพื้นของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง และ ภายในวงกลมที่มีค่าเอนโทรปีต่ำที่สุดไม่ได้เป็นพื้นที่ของหลอดเลือดชั้นกลางทั้งหมด สังเกตได้จากภาพ ที่ 3-8 ขอบเขตผนังหลอดเลือดชั้นกลางที่แท้จริงคือเส้นขอบสีเหลือง ส่วนเส้นขอบสีแดงคือวงกลมที่มี ค่าเอนโทรปีต่ำสุด แสดงว่ายังคงมีพื้นที่ของหลอดเลือดชั้นกลางหลงเหลือภายในวงกลมอื่น ๆ ที่ถูก ค้นพบอีกด้วย

นอกจากวงกลมที่มีค่าเอนโทรปี ต่ำที่สุดแล้วจะต้องค้นหาวงกลมอื่น ๆ ที่มีพื้นที่ของหลอดเลือดชั้นกลางอยู่ภายในวงนั้น ๆ โดยการใช้อยู่จุดกึ่งกลางของวงกลมที่มีค่าเอนโทรปีต่ำสุดและจุดนั้นจะต้องอยู่ในบริเวณช่องทางเดินเลือด เป็นจุดเริ่มต้นในการค้นหาวงกลมอื่น ๆ ที่เข้าข่ายว่าจะมีพื้นที่ของหลอดเลือดชั้นกลางหลงเหลืออยู่ต่อไป

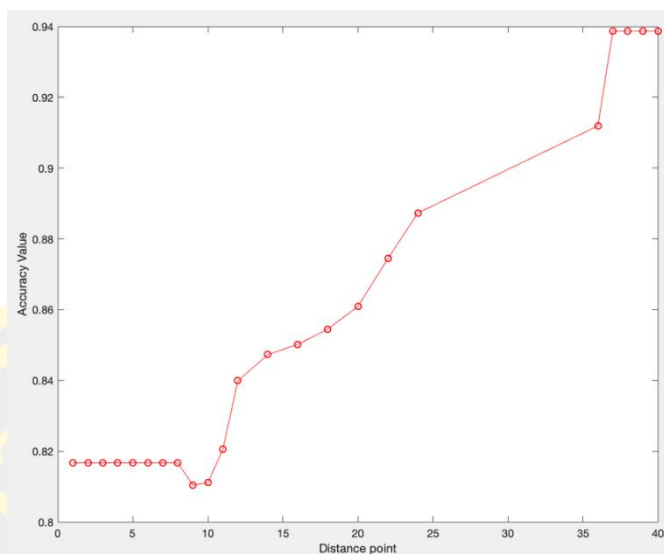
2. ระบุวงกลมที่มีความน่าจะเป็นพื้นที่ผนังหลอดเลือดชั้นกลางโดยวิธี Euclidean Distance

หลังจากได้จุดเริ่มต้นหรือจุด Seed point จากขั้นตอนก่อนหน้านี้แล้ว ต่อไปจะทำการวัดระยะห่างระหว่างจุดเริ่มต้นกับจุดกึ่งกลางของวงกลมทุกวงที่เหลือ ดังภาพ 3-9 โดยใช้วิธีการวัดระยะทางแบบยูคลิด (Euclidean Distance) ตามที่อธิบายไว้ในสมการที่ (11) สำหรับวัตถุวงกลมใดที่มีระยะห่างระหว่างจุดเริ่มต้นกับจุดกึ่งกลางของวงนั้นน้อยกว่าเท่ากับ 37 พิกเซล คาดคะเนว่าวงกลมที่ผ่านเงื่อนไขน่าจะเป็นบริเวณของหลอดเลือดชั้นกลาง (Tunica Media)



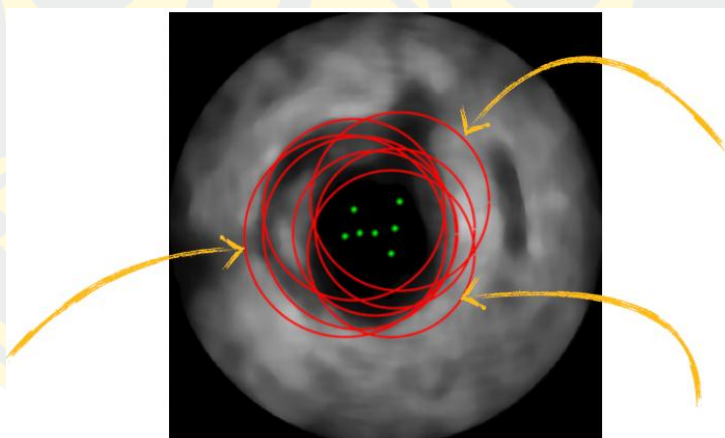
ภาพที่ 3-9 ภาพการวัดระยะห่างจากจุด Seed point ไปยังวงกลมอื่น ๆ

การเลือกระยะห่างของวงกลมที่อยู่บริเวณใกล้เคียงกับวงกลมจุดเริ่มต้นด้วยระยะห่างน้อยกว่าเท่ากับ 37 พิกเซลที่ได้มาจากการทดลอง ซึ่งค่านี้เป็นค่าที่สามารถคัดกรองวงกลมที่มีคุณลักษณะใกล้เคียงกับผนังหลอดเลือดชั้นกลางได้มากที่สุดยืนยันผลได้จากกราฟการทดลองวัดค่าความถูกต้องด้วยวิธี Jaccard Index จะพบว่าค่าความถูกต้องสูงสุดอยู่ที่ distance point 37 พิกเซล หลังจากนั้นค่าความถูกต้องคงที่เสมอ หากระยะห่างมีค่ามากกว่า 40 พิกเซลตำแหน่งของจุดกึ่งกลางวงกลมวงนั้นจะไม่อยู่ในบริเวณของช่องทางเดินเลือด ซึ่งหมายถึงไม่ตรงตามเงื่อนไขของลักษณะบริเวณผนังหลอดเลือดชั้นกลางและจากกราฟภาพที่ 3-10 หากเลือกระยะห่างที่มีค่ามากกว่า 37 พิกเซล แต่ความถูกต้องมีค่าเท่าเดิมไม่เปลี่ยนแปลง จึงสรุปได้ว่าระยะห่างที่เหมาะสมที่สุดคือน้อยกว่าเท่ากับ 37 พิกเซล



ภาพที่ 3-10 ค่าความถูกต้องในการเลือกแต่ละระยะห่างของวงกลมอื่น ๆ กับวงกลม Seed point

หลังจากได้ทำการวัดระยะห่างของทั้งหมด 14 วงกลมที่ถูกค้นพบโดยใช้เงื่อนไขข้างต้น จึงทำให้วงกลมจากทั้งหมด 14 วงถูกคัดกรองให้เหลือเพียงทั้งหมด 7 วงเท่านั้นที่เป็นไปตามเงื่อนไข ดังภาพที่ 3-11



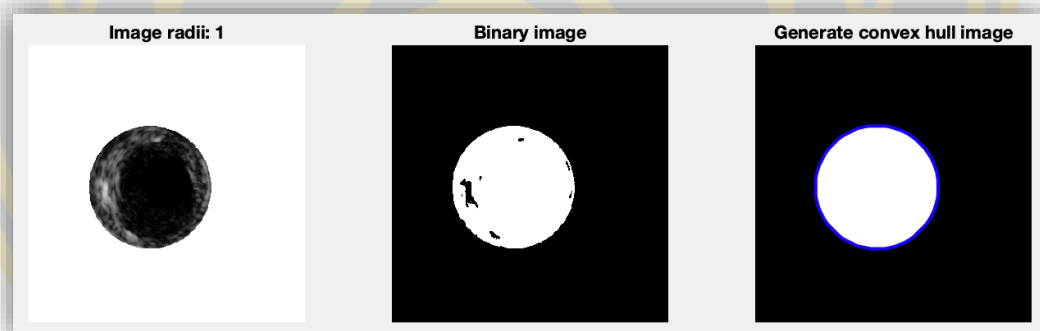
ภาพที่ 3-11 ภาพผลลัพธ์ของวงกลมที่ถูกคัดกรองโดย Euclidean Distance

แต่จากผลลัพธ์ของวงกลมที่ผ่านเงื่อนไขเลือกจากระยะห่างด้วย Euclidean Distance ทั้ง 7 วง แต่ก็ไม่ใช่ทุกวงที่จะมีลักษณะของพื้นที่ของหลอดเลือดชั้นกลางอยู่ในวง ยังคงมีบางวงที่ลักษณะภายในวงยังคงมีพื้นที่ของผนังหลอดเลือดชั้นนอกติดมาด้วย ซึ่งลักษณะของผนังหลอดเลือดชั้นนอกนั้นจะมีสีสว่างกว่าพื้นที่ของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง ลูกศรสีเหลืองที่ชี้ภายในภาพนั้นบ่งบอกถึงวงกลมที่มีลักษณะของผนังหลอดเลือดชั้นนอกติดมาภายในวงกลม ดังนั้นจึงทำการหาเงื่อนไขถัดไปเพื่อระบุหาวงกลมที่มีพื้นที่ที่แท้จริงของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง ดังหัวข้อถัดไป

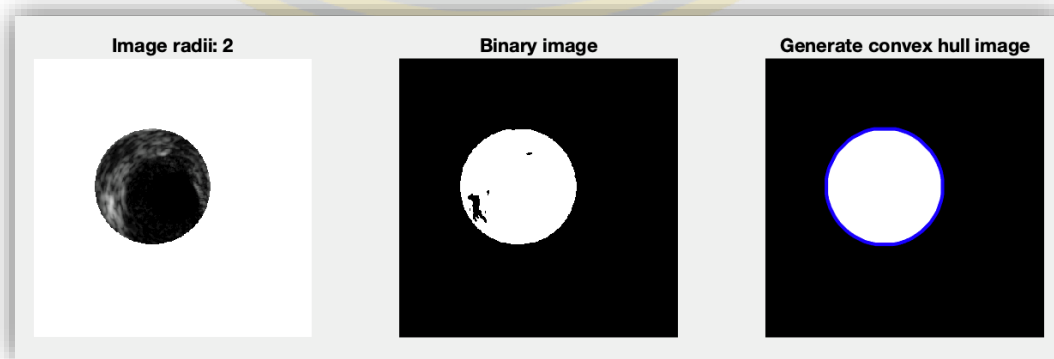
3.3.2.2 คัดเลือวงกลมที่เป็นพื้นที่แท้จริงของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง

1. การตรวจจับขอบเขตวัตถุในแต่ละวงที่เกิดขึ้นโดยวิธี Thresholding

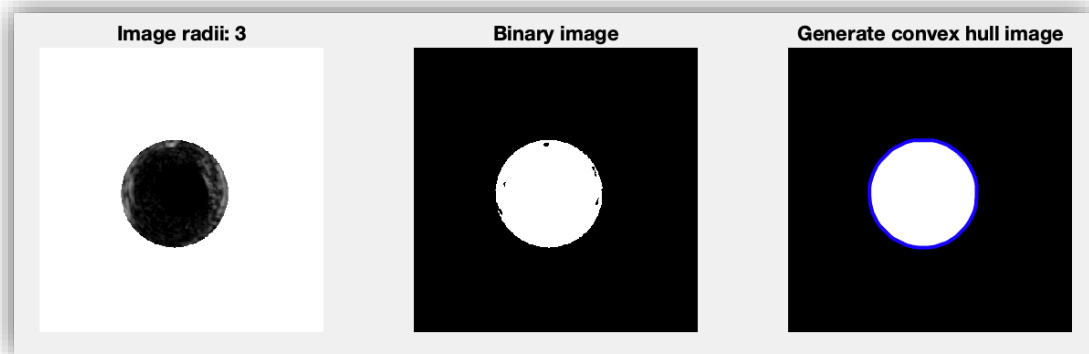
หลังจากนี้จะทำการหาวัตถุที่มีพื้นที่ของผนังหลอดเลือดชั้นกลางภายในวงกลมแต่ละวง ลักษณะของพื้นที่ผนังหลอดเลือดชั้นกลางจะมีพื้นที่สีค่อนข้างมืด จึงจะใช้ค่า Threshold ที่ 0.5 ในการแบ่งแยก หากพิกเซลใดมีค่ามากกว่าหรือเท่ากับค่า Threshold ให้ปรับค่าภายในพิกเซลเท่ากับ 1 (สีขาว) แต่หากพิกเซลใดมีค่าน้อยกว่าค่า Threshold ให้ปรับค่าภายในพิกเซลเท่ากับ 0 (สีดำ) เมื่อได้ภาพผลลัพธ์จากการแบ่งข้อมูลภาพเพื่อหาวัตถุแล้ว หลังจากนั้นจะทำการตีขอบวัตถุด้วยวิธีการ Convex Hull ดังสมการที่ (15) จากภาพใบนารี เพื่อหาวัตถุที่มีพื้นที่สีขาวอยู่ภายในวงกลม หากวัตถุที่มีลักษณะเป็นก้อนเล็ก ๆ ไม่ได้มีลักษณะที่อยู่บริเวณขอบของวงกลม วัตถุดังกล่าวจะถูกลบเพราะถูกตีล้อมขอบเขตมองเป็นวงกลมนั้น ๆ แต่หากวัตถุที่อยู่บริเวณขอบของวงกลมและมีลักษณะเป็นแถบยาวติดกันเป็นแผ่น เมื่อใช้การตีขอบด้วยวิธี Convex Hull แล้ววัตถุที่มีลักษณะดังกล่าวยังคงติดอยู่ที่ขอบของวงกลม ดังภาพที่ 3-12 (ง,จ,ฉ,ช) เป็นต้น



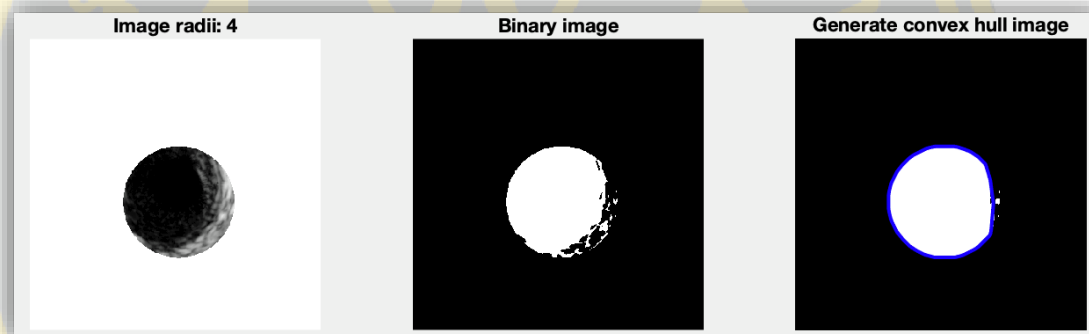
(ก) การตรวจจับขอบของวัตถุวงกลมที่ 1



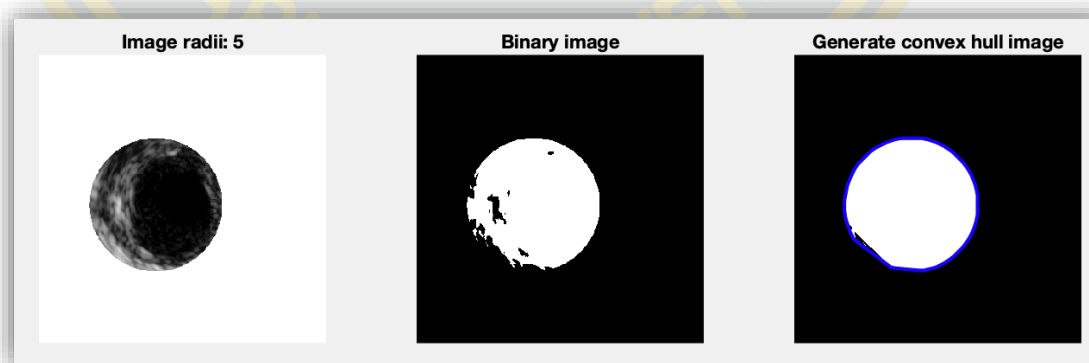
(ข) การตรวจจับขอบของวัตถุวงกลมที่ 2



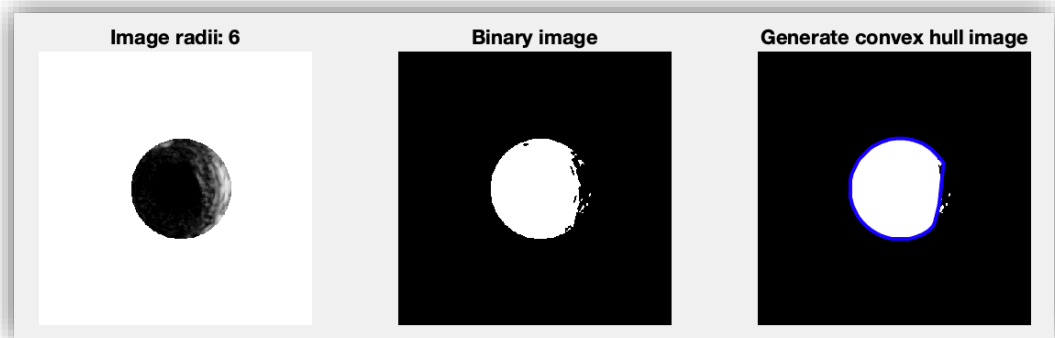
(ข) การตรวจจับขอบของวัตถุวงกลมที่ 3



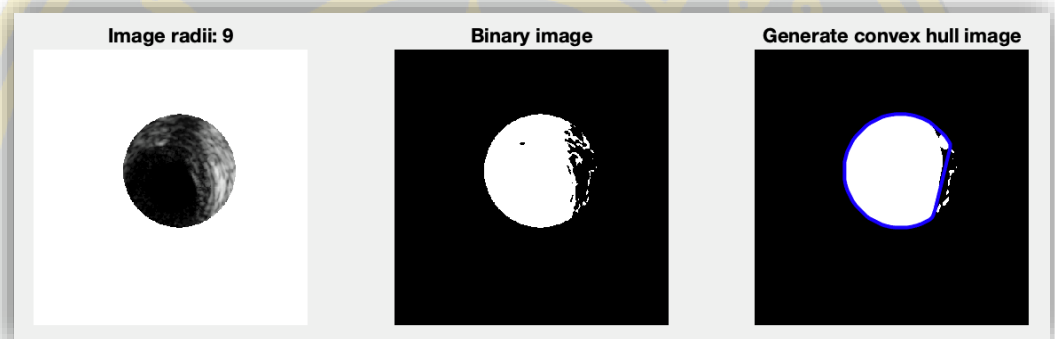
(ง) การตรวจจับขอบของวัตถุวงกลมที่ 4



(จ) การตรวจจับขอบของวัตถุวงกลมที่ 5



(ฉ) การตรวจจับขอบของวัตถุวงกลมที่ 6



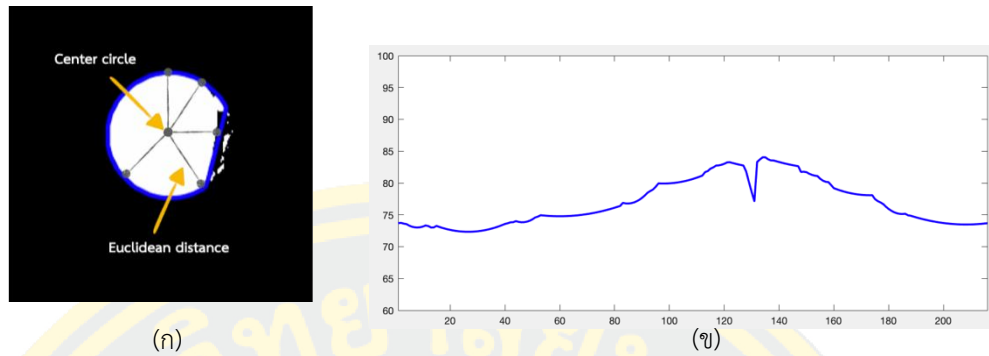
(ช) การตรวจจับขอบของวัตถุวงกลมที่ 7

ภาพที่ 3-12 ขั้นตอนการแปลงภาพเป็นไบนารีและการติลล้อมวัตถุ

2. คัดเลือกวงกลมที่แท้จริงของผนังหลอดเลือดชั้นกลางโดยวิธี Dot product

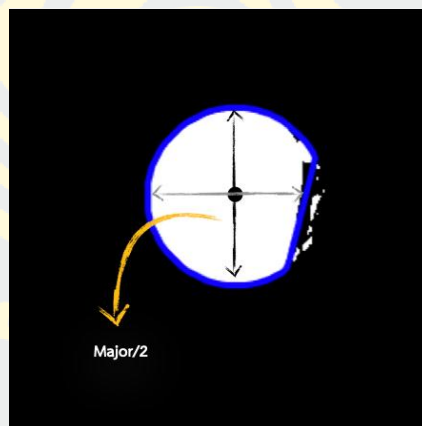
หลังจากการติลล้อมหาวัตถุในแต่ละวงข้างต้น พบว่าวงใดที่มีวัตถุที่เป็นผนังหลอดเลือดชั้นนอกอยู่ภายในวง เมื่อติลล้อมวัตถุแล้ว จะทำให้วงดังกล่าวมีพื้นที่สีขาวไม่เต็มวง เพราะยังคงมีส่วนพื้นที่ของผนังหลอดเลือดชั้นนอก กั้นเข้ามาในวงส่งผลให้รูปร่างของวงนั้นไม่เป็นวงกลมหรืออธิบายอีกอย่างได้ว่า “ความเป็นวงกลมจะหายไปเมื่อมีวัตถุผนังหลอดเลือดชั้นนอกกบดบัง” หากวงใดที่มีลักษณะเป็นพื้นที่ของผนังหลอดเลือดชั้นกลางที่แท้จริงจะไม่มีส่วนของพื้นที่ผนังหลอดเลือดชั้นนอกอยู่ภายในวง จะทำให้รูปร่างของวงดังกล่าวมีลักษณะเป็นวงกลม ดังนั้นจึงทำการวัดความเป็นวงกลมของวงที่ติลล้อมวัตถุ หากวงใดมีความเป็นวงกลมแสดงว่าวงนั้นคือพื้นที่ของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง

ขั้นตอนที่แรก ทำการวัดระยะทางจากจุดกึ่งกลางของวงติลล้อมวัตถุกับทุกจุดรอบวง (วงสีน้ำเงิน) ดังภาพที่ 3-13 (ก) โดยใช้สูตรของวิธี Euclidean Distance ดังสมการที่ (9) หลังจากนั้นนำอาเรย์ของระยะทางมาแปลงให้เป็นเวกเตอร์ดังภาพที่ 3-13 (ข)

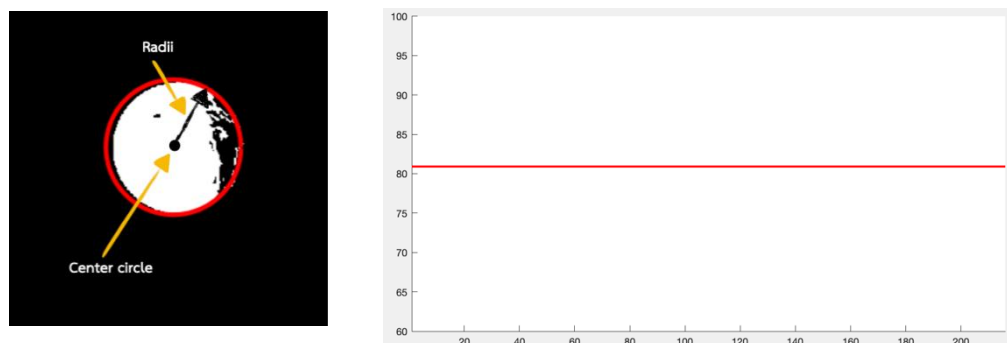


ภาพที่ 3-13 ภาพขั้นตอนการหาระยะทางระหว่างจุดกึ่งกลางกับจุดรอบวงและการแปลงเป็นเวกเตอร์

ขั้นตอนที่สอง หาแกนหลัก (major) และแกนรอง (minor) ของวงที่ตีล้อมวัตถุดังภาพที่ 3-14 จากนั้นนำแกนหลักมาหาร 2 เพื่อหารัศมีไปสร้างเป็นวงกลมที่ควรจะเป็นของวัตถุนี้ เมื่อนำรัศมีมาสร้างวงกลมที่ควรจะเป็นของวงตีล้อมวัตถุ จะได้วงกลมสีแดงดังภาพที่ 3-15 (ก) หลังจากนั้นทำการนำเส้นรอบวงที่หามาได้แปลงให้เป็นเวกเตอร์ดังภาพที่ 3-15 (ข)

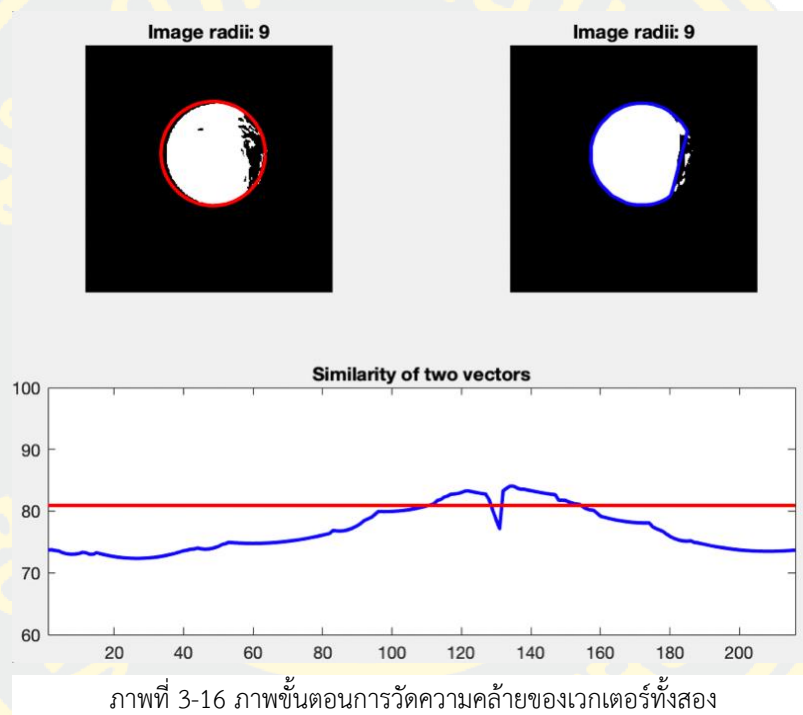


ภาพที่ 3-14 การค้นหารัศมีในวัตถุตีล้อม

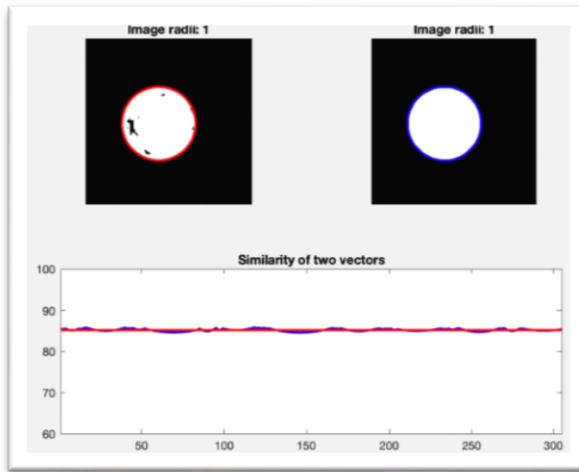


ภาพที่ 3-15 ขั้นตอนสร้างวงกลมและการแปลงเป็นเวกเตอร์

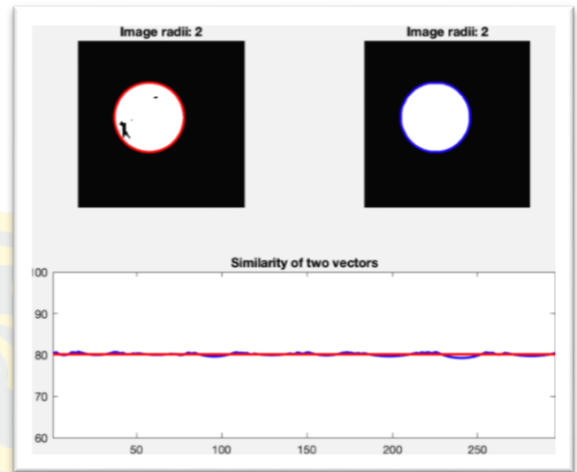
หลังจากนั้นทำการวัดความคล้ายของเวกเตอร์ 2 ชุดนี้ด้วยวิธี Dot product ดังภาพที่ 3-16 หากวงที่ถูกตีล้อมวัดถูกต้องว่ามีลักษณะเป็นวงกลม เวกเตอร์จะมีลักษณะเป็นเส้นตรง เมื่อเวกเตอร์เป็นเส้นตรงโคไซน์ของมุมคือ 0 องศา จึงทำให้ผลคูณจุดของเวกเตอร์ 2 ชุดนี้ จะมีค่าเท่ากับ 1 แสดงว่าเวกเตอร์ทั้งสองมีลักษณะคล้ายคลึงกัน และเวกเตอร์ที่ถูกตีล้อม (เส้นสีน้ำเงิน) หากมีลักษณะเข้าใกล้เส้นตรงเหมือนเส้นสีแดงแสดงว่าภายในวงมีแค่พื้นที่ที่เป็นบริเวณหลอดเลือดชั้นกลางไม่มีพื้นที่ของหลอดเลือดชั้นนอกหรือคราบพลาคใด ๆ อยู่ภายในวง



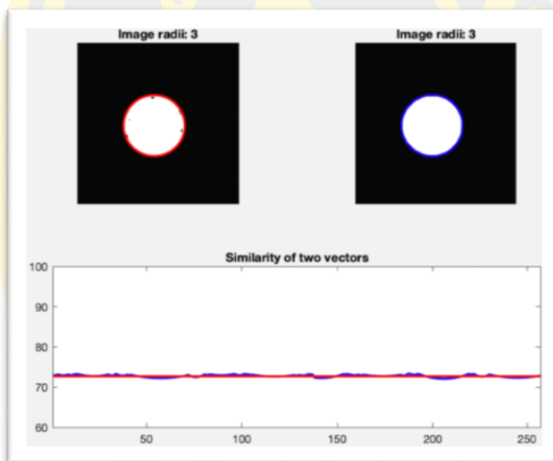
จากภาพที่ 3-17 ด้านล่างจะพบว่าวงที่ผ่านเงื่อนไขเมื่อทำการ Dot product ค่าที่ออกมาเท่ากับ 1 มีทั้งหมด 3 วงได้แก่ วงกลมที่1 ดังภาพที่ 3-17 (ก), วงกลมที่2 ดังภาพที่ 3-17 (ข) และวงกลมที่3 ดังภาพที่ 3-17 (ค) ซึ่งพื้นที่ภายในทั้ง 3 วงนี้มีแค่บริเวณพื้นที่ของหลอดเลือดชั้นกลาง จึงทำการคัดเลือกทั้ง 3 วงดังกล่าวเพื่อนำไปหาขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลางที่แท้จริงต่อไป



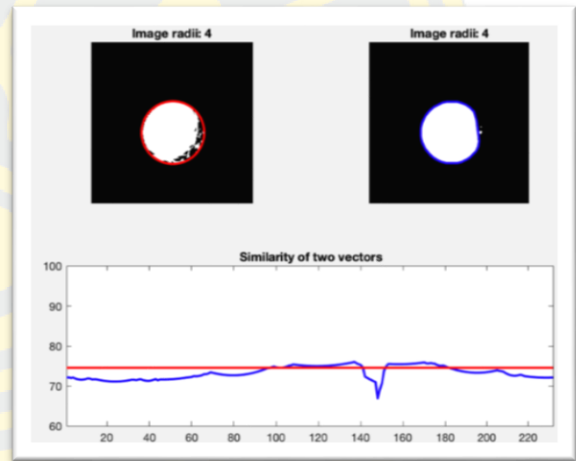
(ก) วงกลมที่ 1



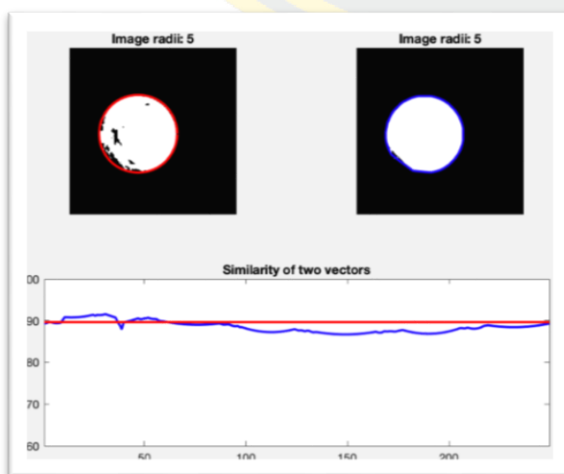
(ข) วงกลมที่ 2



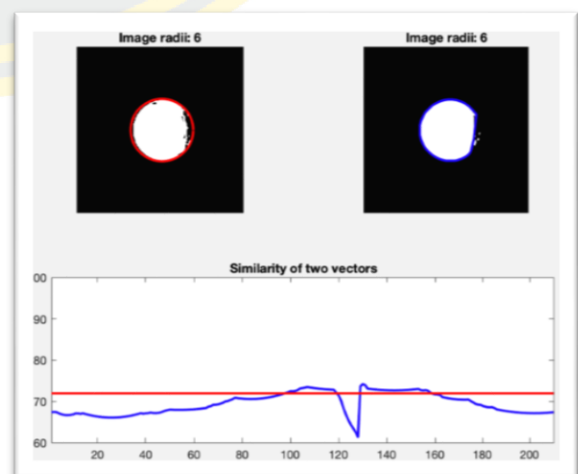
(ค) วงกลมที่ 3



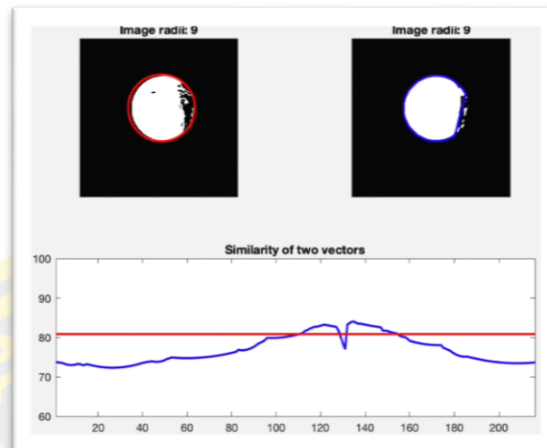
(ง) วงกลมที่ 4



(จ) วงกลมที่ 5



(ฉ) วงกลมที่ 6



(ข) วงกลมที่ 7

ภาพที่ 3-17 วัดความคล้ายคลึงของเวกเตอร์ด้วยวิธี Dot Product

3. รวบรวมวงกลมทั้งหมดโดยวิธี Union

จากขั้นตอนข้างต้นวงกลมที่ผ่านการรับรองว่าเป็นพื้นที่ผนังหลอดเลือดชั้นกลาง (Tunica Media) มีจำนวนสามวงดังภาพ 3-18 (ก) จากนั้นนำสามวงดังกล่าวรวมเข้าด้วยกันดังสมการที่ 19 ผลลัพธ์ที่ได้คือพื้นที่โดยประมาณของหลอดเลือดชั้นกลาง (Tunica Media) ดังแสดงในภาพที่ 3-18 (ข)

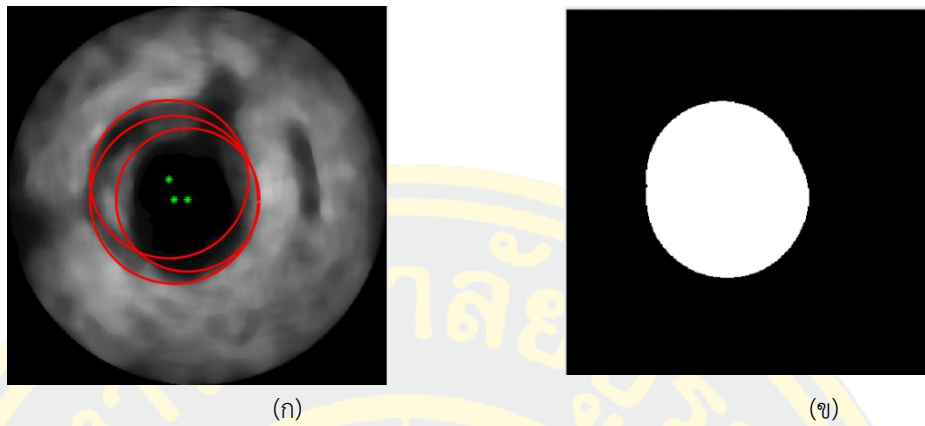
$$A \cup B = \{x : x \in A \text{ or } x \in B\} \quad (19)$$

โดยที่

x คือ สมาชิกพิกเซล

A คือ ข้อมูลเซตที่หนึ่ง

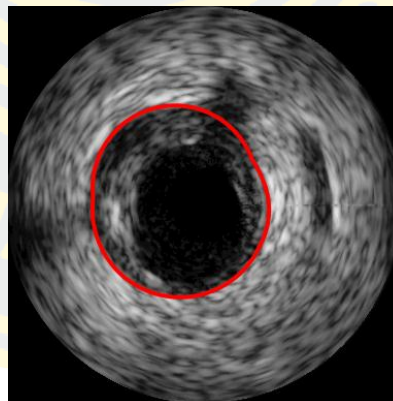
B คือ ข้อมูลเซตที่สอง



ภาพที่ 3-18 วงกลมที่ผ่านการคัดเลือกให้เป็นพื้นที่ Tunica Media

3.3.3 การตรวจจับขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลางโดยวิธี Convex Hull

เมื่อได้พื้นที่โดยประมาณของหลอดเลือดชั้นกลางแล้ว ต่อไปจะทำการระบุตำแหน่งขอบของพื้นที่หลอดเลือดชั้นกลางในภาพต้นฉบับ โดยทำการตรวจจับขอบวัตถุโดยใช้วิธีการ Convex Hull ดังสมการที่ 13 ในการหาขอบเขตของวัตถุ ผลลัพธ์ขอบของพื้นที่หลอดเลือดชั้นกลางในภาพต้นฉบับ ดังภาพที่ 3-19

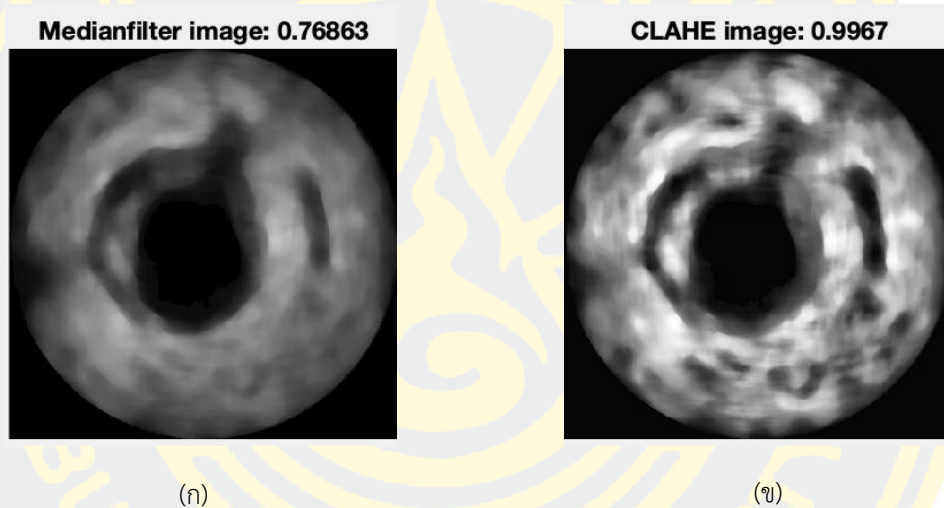


ภาพที่ 3-19 ผลลัพธ์การประมาณขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง

3.4 ขั้นตอนการแบ่งส่วนของช่องทางเดินเลือด

3.4.1 ปรับความสว่างของภาพโดยวิธี CLAHE

หลังจากขั้นตอนกำจัดสัญญาณรบกวน (Speckle noise) โดยใช้วิธี Median Filtering แล้วพบว่าภาพผลลัพธ์ที่ได้มีลักษณะคอนทราสต์ต่ำ ทำให้พื้นที่ช่องทางเดินเลือดและพื้นที่ผนังหลอดเลือดชั้นกลางมีความคล้ายคลึงกันมาก หากจะนำมาหาช่องทางเดินเลือดต่อจะทำให้มีโอกาสได้พื้นที่ผนังหลอดเลือดชั้นกลางมาด้วย จึงต้องทำการปรับคอนทราสต์ของภาพด้วยวิธี CLAHE ดังสมการที่ (2) เพื่อให้ภาพมีค่าคอนทราสต์สูงขึ้น โดยวัดค่าคอนทราสต์เปรียบเทียบกับสมการที่ (20) เพื่อให้เกิดความแตกต่างระหว่างพื้นที่ของช่องทางเดินเลือดและผนังหลอดเลือดชั้นกลางดังภาพที่ 3-20



ภาพที่ 3-20 (ก) ผลลัพธ์ที่ผ่านวิธี Median Filtering(ข) ภาพผลลัพธ์ที่ผ่านวิธี CLAHE

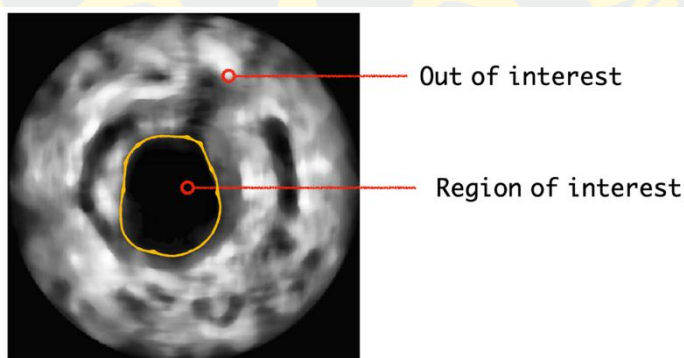
$$\text{Contrast} = \frac{I_{max} - I_{min}}{I_{max} + I_{min}} \quad (20)$$

โดยที่ I_{max} คือ ค่าพิกเซลที่มากที่สุด

I_{min} คือ ค่าพิกเซลที่น้อยที่สุด

3.4.2 ทำการแบ่งแยกช่องทางเดินเลือดโดยวิธี Thresholding

หลังจากได้ภาพที่ผ่านการปรับคอนทราสต์ด้วยวิธี CLAHE แล้วจากนั้นนำภาพมาแปลงเป็นไบนารี เพื่อหาวัตถุที่ต้องการ โดยสมมติฐานลักษณะของช่องทางเดินเลือด คือ พิกเซลสีดำที่อยู่บริเวณตรงกลางของภาพมีลักษณะคล้ายวงกลมดังภาพที่ 3-21 จากภาพสามารถสังเกตเห็นความแตกต่างของบริเวณพื้นที่ที่สนใจและพื้นที่ที่ไม่สนใจจากค่าแปรปรวน ซึ่งในขั้นตอนนี้คือการหาพื้นที่ของช่องทางเดินเลือดจะทำการแบ่งส่วนโดยใช้ค่า Threshold ที่ได้จากค่าความแปรปรวนของภาพดังสมการที่ (21) ผลลัพธ์ที่ผ่านการปรับคอนทราสต์ด้วยวิธี CLAHE หากพิกเซลใดมีค่าน้อยกว่าค่าความแปรปรวน จะทำการปรับค่าในพิกเซลเป็นค่า 0 และพิกเซลใดมีค่าเท่ากับหรือมากกว่าค่าความแปรปรวน จะทำการปรับค่าในพิกเซลเป็น 1 ดังสมการที่ (12) แสดงภาพผลลัพธ์ดังภาพที่ 3-22



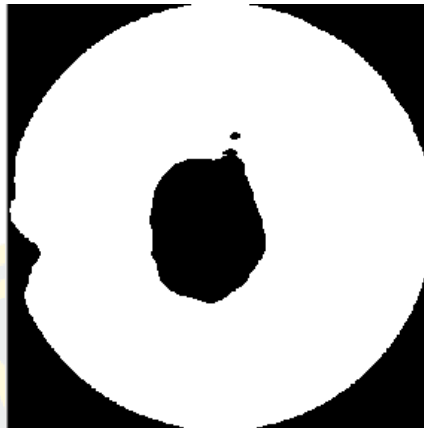
ภาพที่ 3-21 สมมติฐานของวัตถุที่สนใจและวัตถุที่ไม่สนใจ

$$V = \frac{1}{MN - 1} \sum_{ij=1}^{MN} |A_{ij} - \mu|^2 \quad (21)$$

โดยที่ μ คือ ค่าเฉลี่ยของ A_{ij} หาได้จากสมการที่ (22)

A_{ij} คือ พิกเซลแต่ละพิกเซลของภาพ

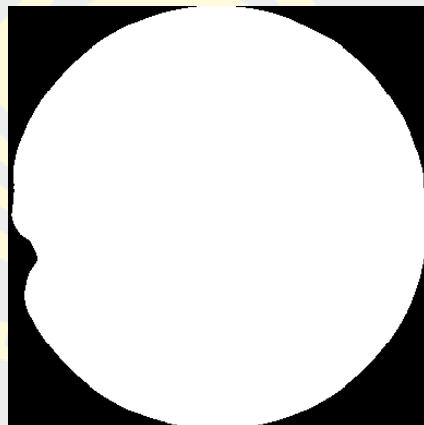
$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{ij=1}^{MN} A_{ij} \quad (22)$$



ภาพที่ 3-22 ภาพผลลัพธ์การทำ Threshold

3.4.3 ทำการเติมช่องว่างภายในวัตถุโดยวิธี Hole Filling

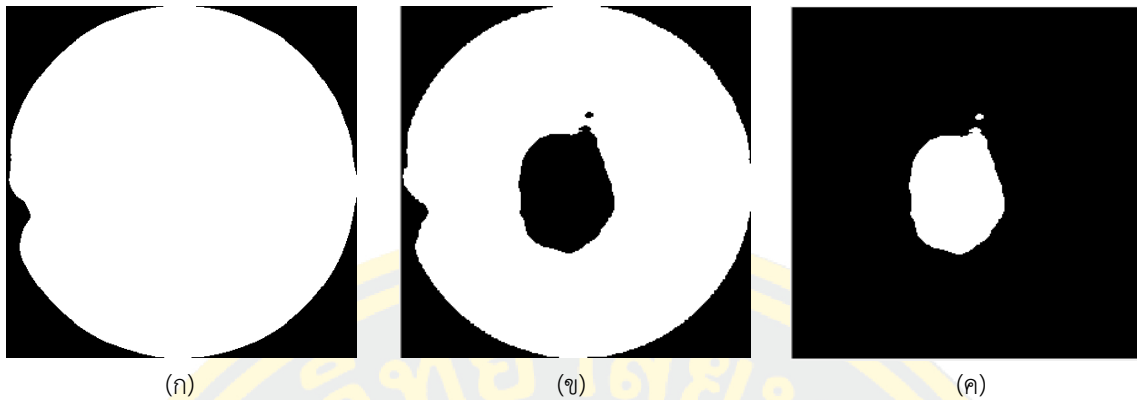
หลังจากนั้นทำการเติมเต็มส่วนที่เป็นช่องว่างภายในภาพไบนารีของภาพอินพุตด้วยวิธี Hole Filling ด้วยสมการที่ (16) โดยจะทำการหาจุดเชื่อมต่อของขอบวัตถุที่เกิดขึ้นกับขอบของวัตถุข้างเคียง จะได้ภาพผลลัพธ์ดังภาพที่ 3-23



ภาพที่ 3-23 ภาพผลลัพธ์การทำ Hole Filling

3.4.4 ทำการลบเพื่อหาวัตถุภายในภาพโดยวิธี Subtraction

หลังจากนั้นนำภาพผลลัพธ์จากการทำ Hole Filling ดังภาพที่ 3-24 (ก) มาทำการลบกับภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการทำ Threshold ดังภาพที่ 3-24 (ข) ในขั้นตอนก่อนหน้าจะได้วัตถุที่สนใจดังภาพที่ 3-24 (ค)

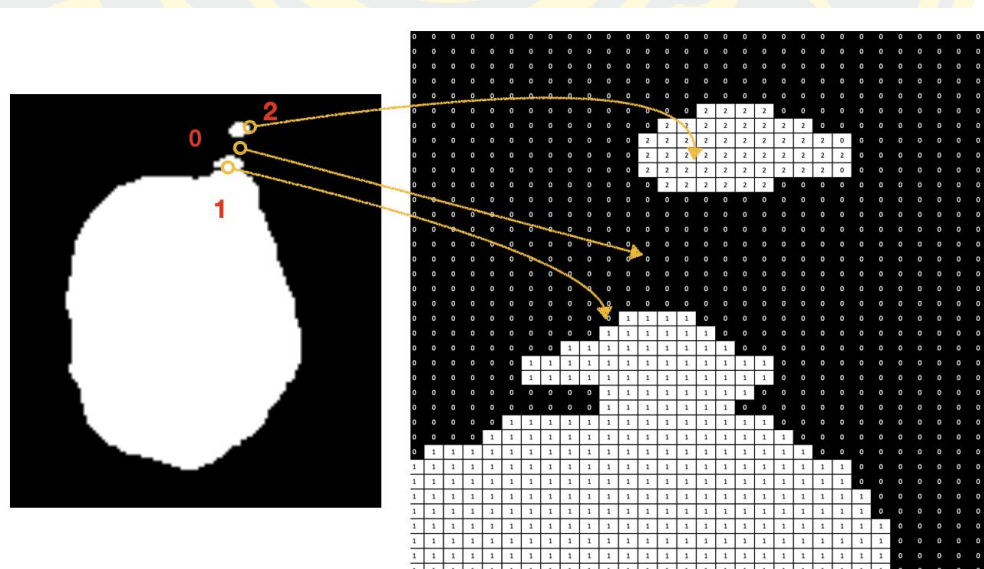


ภาพที่ 3-24 ภาพขั้นตอนแบ่งแยกวัตถุ

3.4.5 ทำการกำหนดหมายเลขให้ส่วนที่เชื่อมกันโดยวิธี Connected Component Labeling

Labeling

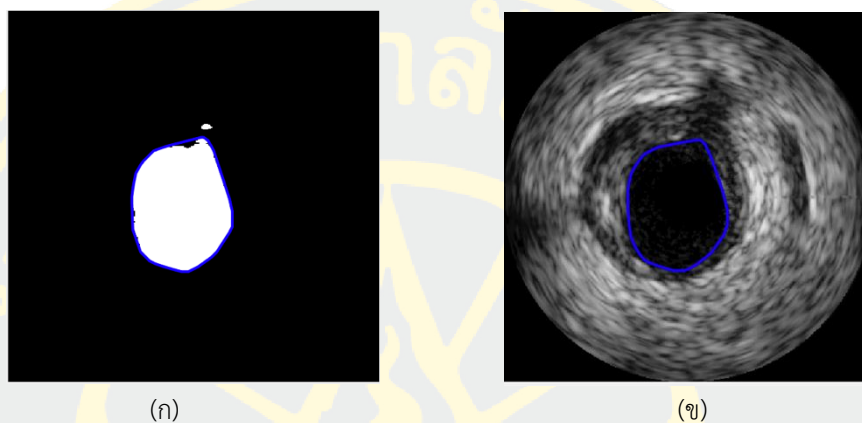
หลังจากได้ภาพผลลัพธ์ด้วยวิธี Subtraction จากขั้นตอนข้างต้นแล้ว ภาพผลลัพธ์ที่ได้อาจจะ มีวัตถุภายในภาพหลายวัตถุด้วยกัน จึงทำการกำหนดหมายเลขให้กับวัตถุแต่ละตัวที่มีบริเวณที่ เชื่อมต่อกันดังภาพที่ 3-25 โดยมีขั้นตอนวิธีดังหัวข้อ 2.1.11 จากนั้นเลือกหมายเลขที่มีพื้นที่เชื่อมต่อ กันมากที่สุดเป็นวัตถุที่สนใจ



ภาพที่ 3-25 ภาพขั้นตอนการกำหนดเลขให้ส่วนที่เชื่อมกัน

3.4.6 การตรวจจับขอบเขตของช่องทางเดินเลือดโดยวิธี Convex Hull

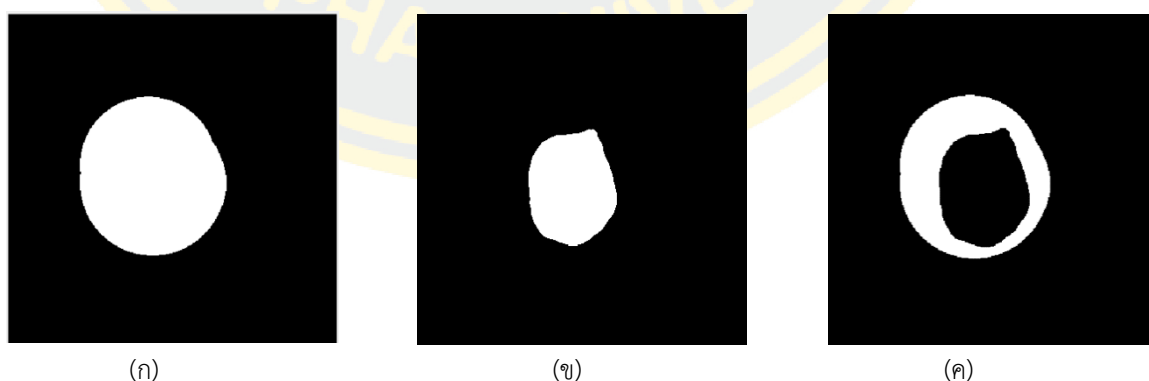
เมื่อได้พื้นที่ของวัตถุที่สนใจอย่างชัดเจนแล้ว ก็ทำการตรวจจับขอบของส่วนช่องทางเดินเลือด การหาขอบของวัตถุใช้วิธี Convex Hull ดังสมการที่ 15 ภาพผลลัพธ์ดังภาพที่ 3-26 (ก) และทำการตีขอบวัตถุบนภาพต้นฉบับดังภาพที่ 3-26 (ข)



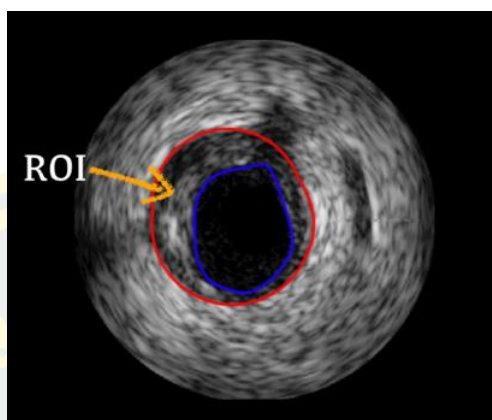
ภาพที่ 3-26 ภาพผลลัพธ์ช่องทางเดินเลือด

3.5 ขั้นตอนการระบุตำแหน่งบริเวณที่สนใจ (ROI) โดยวิธี Subtraction

เมื่อได้พื้นที่ผนังหลอดเลือดชั้นกลางแล้วดังภาพที่ 3-27 (ก) และพื้นที่ของช่องทางเดินเลือดดังภาพที่ 3-27 (ข) นำทั้งสองภาพผลลัพธ์นี้มาทำการลบกัน ได้ผลลัพธ์เป็นพื้นที่ที่สนใจดังภาพที่ 3-27 (ค) เป็นบริเวณที่มักจะเกิดการสะสมของคราบพลาคเกิดขึ้นจากภาพต้นฉบับจะเห็นได้ดังภาพที่ 3-28



ภาพที่ 3-27 ภาพขั้นตอน Subtraction



ภาพที่ 3-28 ภาพ ROI บนภาพต้นฉบับ

บทที่ 4

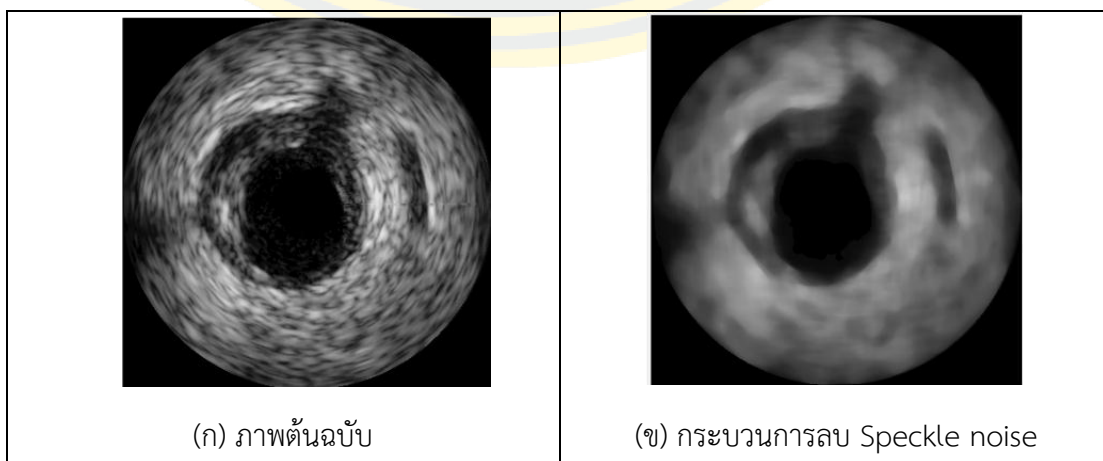
ผลการทดลอง

ในบทนี้ เป็นส่วนแสดงผลการทดลองที่ได้จากการใช้วิธีที่ได้นำเสนอไปในบทที่ 3 ซึ่งภาพถ่ายอัลตราซาวด์หลอดเลือด (IVUS) ได้ผ่านกระบวนการปรับปรุงคุณภาพของภาพโดยการลบสิ่งรบกวน จากนั้นเข้าสู่กระบวนการประมาณขอบของชั้นผนังหลอดเลือดชั้นกลางและการแบ่งส่วนช่องทางเดินเลือด ซึ่งจากผลการทดลองอธิบายรายละเอียดในแต่ละชั้น ดังต่อไปนี้

ชุดข้อมูลภาพอัลตราซาวด์ที่นำมาใช้ในการทดลองนี้ได้มาจาก IVUS Challenge data โดยคุณ Simone Balocco จาก Universitat de Barcelona, Spain จำนวน 50 ภาพ จาก Dataset B ชุดข้อมูลมาตรฐานทั้งหมดนี้เปิดให้เข้าถึงได้อย่างสาธารณะ

4.1 การปรับปรุงคุณภาพของภาพ

เนื่องจากภาพถ่ายอัลตราซาวด์ ลักษณะของภาพจะค่อนข้างมีความเข้มแสงน้อย ทำให้คุณภาพของภาพที่ได้มีความคมชัดที่ต่ำมากและการถ่ายภาพอัลตราซาวด์มักจะมีคลื่นสัญญาณรบกวนประเภท Speckle noise เกิดขึ้นแทรกอยู่ภายในภาพ จึงต้องทำการลบ Speckle noise. ดังภาพ 4-1 (ข) เพื่อปรับปรุงคุณภาพของภาพถ่ายอัลตราซาวด์ก่อนเข้าสู่กระบวนการแบ่งแยกชั้นผนังหลอดเลือดชั้นกลางและช่องทางเดินเลือด จากการทดลองขั้นตอนนี้ได้ทำการวัดคุณภาพของภาพที่ทำการลบ Speckle noise และวัดคุณภาพของภาพต้นฉบับเปรียบเทียบกับค่า Signal to Noise Ratio (SNR) หากภาพใดมี Noise ภายในภาพมาก ค่า SNR ก็จะต่ำ ดูผลการทดลองจาก ตารางที่ 4-1 ตารางวัดผลคุณภาพของภาพถ่ายอัลตราซาวด์หลังกระบวนการลบ Speckle noise



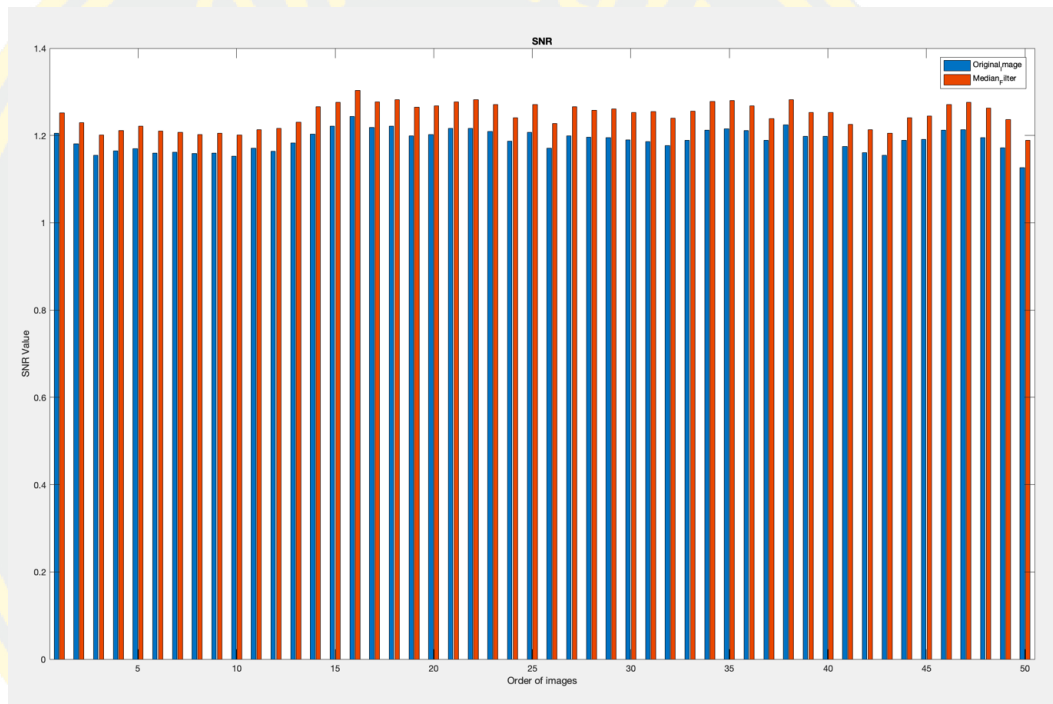
ภาพที่ 4-1 ขั้นตอนการทำงานในกระบวนการลบ Speckle noise

ตารางที่ 4-1 ตารางวัดผลคุณภาพของภาพถ่ายอัลตราซาวด์หลังกระบวนการลบ

Speckle noise

ภาพถ่ายอัลตราซาวด์หลอดเลือด (Intravascular Ultrasound image)		
ภาพลำดับที่	ค่า SNR ของภาพต้นฉบับ	ค่า SNR ของภาพลบ Speckle noise
1	1.2054	1.2517
2	1.1811	1.2294
3	1.1544	1.2014
4	1.1645	1.2118
5	1.1699	1.2213
6	1.1597	1.2099
7	1.1622	1.2075
8	1.1583	1.2025
9	1.1601	1.2055
10	1.153	1.2013
11	1.1704	1.2138
12	1.1641	1.2167
13	1.1827	1.2307
14	1.2037	1.2660
15	1.2214	1.2765
16	1.2442	1.3034
17	1.2183	1.2773
18	1.2217	1.2819
19	1.1995	1.2647
20	1.2027	1.2682
21	1.2166	1.2768
22	1.216	1.2821
23	1.2098	1.2714
24	1.1868	1.2405
25	1.2076	1.2706

	
	
49	1.1721	1.2367
50	1.1261	1.1896



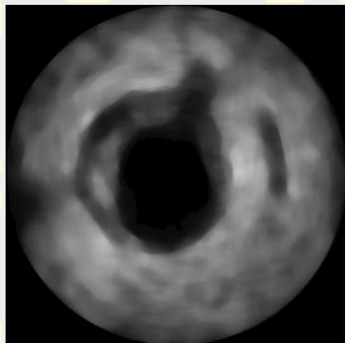
ภาพที่ 4-2 การเปรียบเทียบเมื่อทำการลด Speckle noise ทั้ง 50 ภาพ

หมายเหตุ: สีส้มคือภาพที่ทำการลบ Speckle noise แล้ว

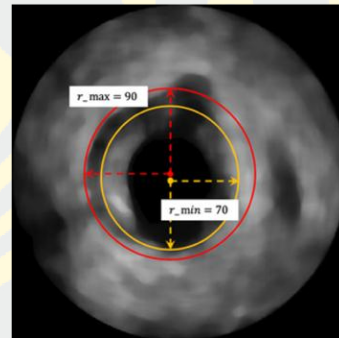
สีน้ำเงินคือภาพต้นฉบับยังไม่ได้มีการลบ Speckle noise

4.2 การประมาณขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง

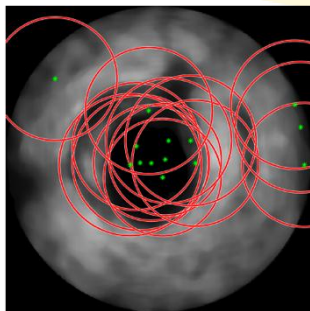
หลังจากการปรับปรุงคุณภาพของภาพ จะทำการประมาณขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง ด้วยวิธีการ Circular-like โดยจะทำการกำหนดพื้นที่ผนังหลอดเลือดชั้นกลางที่เป็นไปได้ดังภาพ 4-3 (ข) จากนั้นทำการหาวงกลมทั้งหมดที่เป็นไปได้ในภาพดังภาพ 4-3 (ค) ด้วย Circle Hough Transform และทำการหาวงกลมที่มีค่า entropy ต่ำที่สุดดังภาพ 4-3 (ง) นำจุดกึ่งกลางวงดังกล่าว เป็น seed points และหาระยะทางจากจุดนี้ไปยังจุดกึ่งกลางวงอื่น ๆ ที่เหลืออยู่ดังภาพ 4-3 (จ) หากวงใดมีระยะทางห่างน้อยกว่าเท่ากับ 37 พิกเซลจะทำการเลือกวงดังภาพ 4-3 (ฉ) ทำการแบ่งแยก ด้วยค่า Threshold ที่ 0.5 และตีล้อมด้วย Convex Hull ดังภาพ 4-3 (ช) หลังจากตีล้อมวัตถุทำการ หาความคล้ายคลึงของเวกเตอร์ทั้งสองด้วยวิธี Dot product ดังภาพ 4-3 (ซ) แสดงผลลัพธ์รั้งที่ถูก คัดเลือกดังภาพ 4-3 (ฌ) เสร็จแล้วทำการรวมทุกวงเข้าด้วยกันจะได้พื้นที่ทั้งหมดของผนังหลอดเลือด ชั้นกลางดังภาพ 4-3 (ญ)



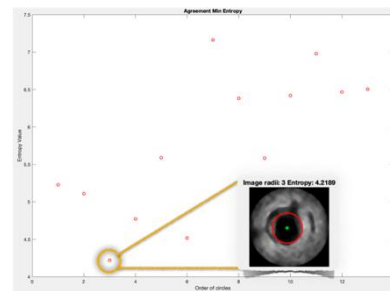
(ก) ภาพผ่านกระบวนลบ Speckle noise



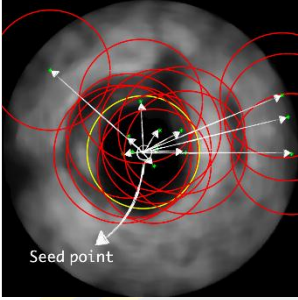
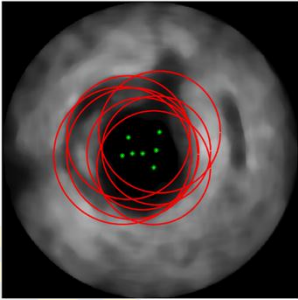
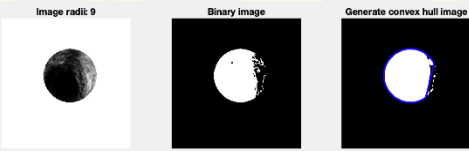
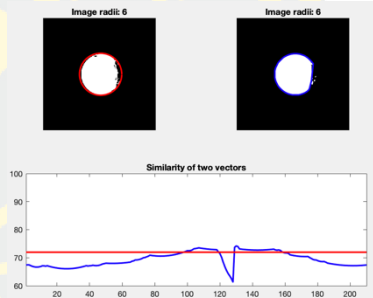
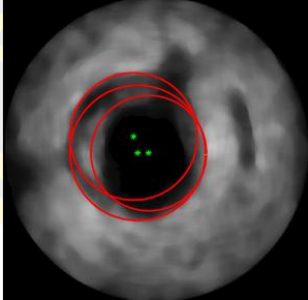
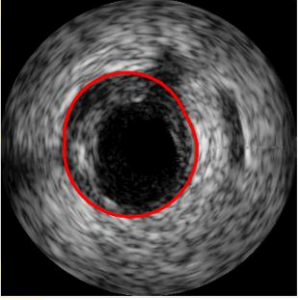
(ข) ทำการกำหนดพื้นที่ที่เป็นไปได้ของผนังหลอดเลือด



(ค) ทำการหาวงกลมทั้งหมดที่เป็นไปได้ในภาพ



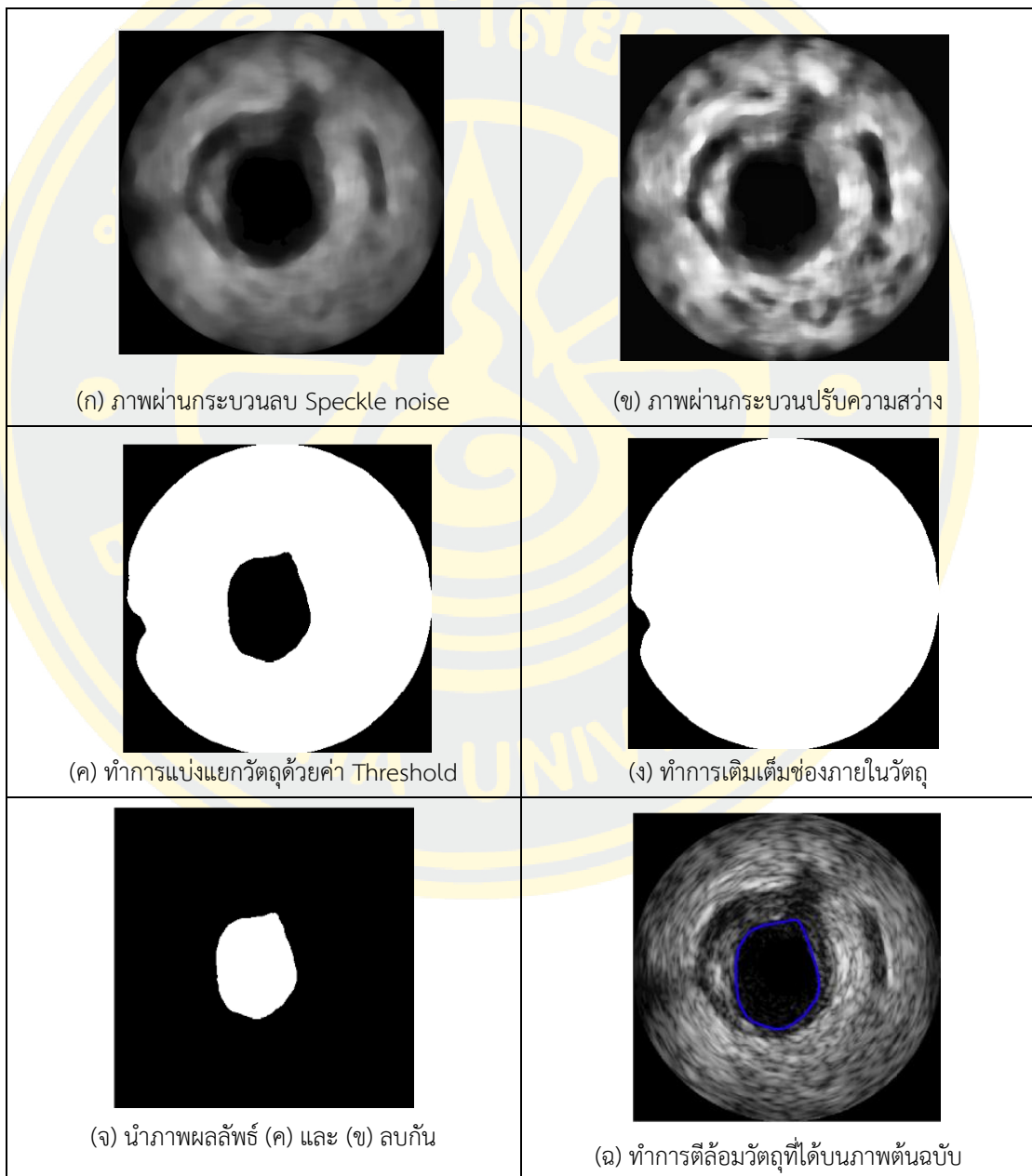
(ง) ทำการหาวงกลมที่มีค่า entropy ต่ำที่สุด

 <p>(จ) ทำการหาระยะทางจากจุด seed point กับ centers วงอื่น ๆ < 37 พิกเซล</p>	 <p>(ฉ) วงที่ถูกคัดเลือกจากขั้นตอนก่อนหน้านี้</p>
 <p>(ช) ทำการแบ่งแยกด้วยค่า Threshold ที่ 0.5 และตีล้อมด้วย Convex Hull</p>	 <p>(ซ) ทำการหาความคล้ายคลึงของเวกเตอร์ทั้งสองด้วยวิธี Dot product</p>
 <p>(ฅ) วงที่ถูกคัดเลือกเป็นพื้นที่หลุดเลือดชั้นกลาง</p>	 <p>(ณ) ทำรวมทุกวงเข้าด้วยกันจะได้พื้นที่ทั้งหมดของผนังหลุดเลือดชั้นกลาง</p>

ภาพที่ 4-3 ภาพขั้นตอนการทำงานในกระบวนการประมาณขอบของผนังหลุดเลือดชั้นกลาง

4.3 การแบ่งแยกช่องทางเดินเลือด

หลังจากการปรับปรุงคุณภาพของภาพตั้งภาพ 4-4 (ก) แล้ว ทำการปรับความสว่างของภาพตั้งภาพ 4-4 (ข) จากนั้นแบ่งแยกช่องทางเดินเลือด โดยจะแบ่งแยกวัตถุด้วยค่า Threshold ตั้งภาพ 4-4 (ค) จากนั้นเติมเต็มช่องภายในภาพตั้งภาพ 4-4 (ง) ด้วยวิธี Hole Filling และนำภาพที่แบ่งแยกช่องทางเดินเลือดและภาพที่เติมเต็มช่องภายในภาพมาลบกัน ตั้งภาพ 4-4 (จ) จะได้วัตถุที่สนใจทำการติลล้อมวัตถุดังกล่าวด้วยวิธี Convex Hull บนภาพต้นฉบับตั้งภาพ 4-4 (ฉ)



ภาพที่ 4-4 ภาพแสดงขั้นตอนการทำงานในกระบวนการแบ่งแยกช่องทางเดินเลือด

4.4 ภาพผลลัพธ์จากการทดลองเปรียบเทียบกับภาพต้นฉบับ

ระบบภาพที่ใช้สำหรับชุดข้อมูลคือ Si5 (Volcano Corporation) ติดตั้งสายสวนโมโนเรล Eagle Eye 20MHz สถานที่ Computer Vision Center, Bellaterra, Universitat de Barcelona, บาร์เซโลนา ประเทศสเปน ในชุดข้อมูลนี้รูปร่างจริงหรือความจริงพื้นฐานถูกวาดด้วยมือโดยผู้เชี่ยวชาญที่ศูนย์คอมพิวเตอร์วิสัยทัศน์ของทางสถาบันดังกล่าว ความแม่นยำของวิธีที่นำเสนอถูกวัดโดยใช้ดัชนี Jaccard Index (JI) Hausdorff Distance (HD) และ Percentage area difference (PAD)

Jaccard Index (JI) เป็นการวัดความแม่นยำตามภูมิภาคที่คำนวณด้วยสมการต่อไปนี้

$$JI(I_{result}, I_{gt}) = \frac{|I_{result} \cap I_{gt}|}{|I_{result} \cup I_{gt}|} \quad (7)$$

I_{result} เป็นพื้นที่ของภูมิภาคที่เกิดขึ้น I_{gt} เป็นพื้นที่แห่งความจริงภูมิภาค ดัชนี Jaccard วัดความคล้ายคลึงกันของชุดข้อมูลทั้งสองชุด เปอร์เซ็นต์ที่สูงกว่า หมายถึงพื้นที่ทั้งสองยังมีความคล้ายคลึงกันมากเท่านั้น

Hausdorff Distance (HD) เป็นการวัดความแม่นยำตามรูปร่างที่คำนวณโดยใช้สมการต่อไปนี้

$$dist_H(X, Y) = \max\{\max_{a \in X} \min_{b \in Y} \|a - b\|, \max_{b \in Y} \min_{a \in X} \|a - b\|\} \quad (8)$$

|| หมายถึงระยะทางแบบยูคลิด X คือเส้นความจริงของภูมิภาค Y เป็นรูปร่างที่เกิดขึ้น HD ที่ดีที่สุดควรต่ำกว่า เนื่องจากค่าศูนย์หมายถึงผลลัพธ์ที่สมบูรณ์แบบหรือเส้นที่มีมิติเท่ากัน

Percentage area difference (PAD) เป็นการวัดความแม่นยำตามภูมิภาคคำนวณด้วยสมการต่อไปนี้

$$PAD(I_{result}, I_{gt}) = \left| \frac{I_{result} - I_{gt}}{I_{gt}} \right| * 100 \quad (9)$$

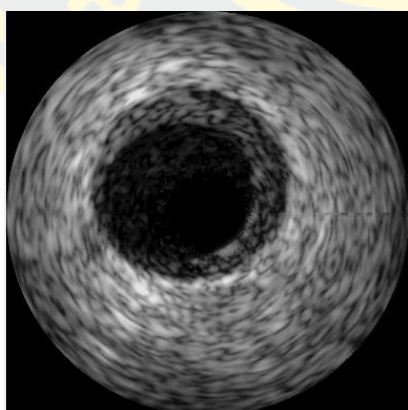
หมายเหตุ: เส้นวงกลมสีแดง คือ การประมาณขอบผนังหลอดเลือดชั้นกลางโดยวิธีผู้วิจัย
 เส้นวงกลมสีเขียว คือ การประมาณขอบผนังหลอดเลือดชั้นกลางโดยผู้เชี่ยวชาญ
 เส้นวงกลมสีน้ำเงิน คือ การแบ่งแยกช่องทางเดินเลือดโดยวิธีผู้วิจัย
 เส้นวงกลมสีฟ้า คือ การแบ่งแยกช่องทางเดินเลือดโดยวิธีผู้เชี่ยวชาญ

ตารางที่ 4-2 ตารางวัดผลการทดลองทั้งหมด 50 ภาพ

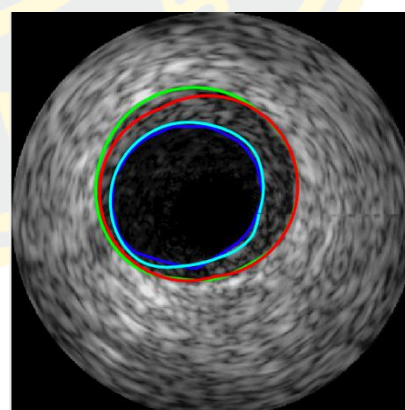
Object	Tunica Media	Lumen
Performance		
Jaccard Index (JI)	0.9387	0.8433
Hausdorff Distance (HD)	3.8208	5.1386
Percentage area difference(PAD)	0.0377	0.1404

จากตารางผลการทดลองตารางที่ 4-2 แสดงถึงผลการทดลองทั้งหมด 50 ภาพ โดยผนังหลอดเลือดชั้นกลางมีความถูกต้องที่ 0.9387 ด้วยการวัด Jaccard index, 3.8183 ด้วยการวัด Hausdorff Distance และ 0.0377 ด้วยการวัด Percentage area difference และช่องทางเดินเลือดมีความถูกต้องที่ 0.8433 ด้วยการวัด Jaccard index, 5.1386 ด้วยการวัด Hausdorff Distance และ 0.1404 ด้วยการวัด Percentage area difference

4.4.1 ลักษณะของภาพกลุ่มที่ 1 Non-artifact

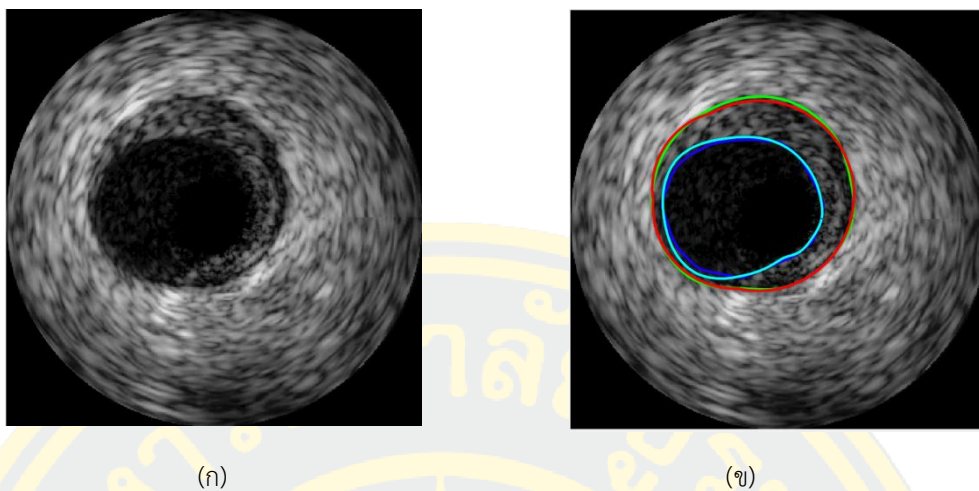


(ก)



(ข)

ภาพที่ 4-5 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0016_003, (ข) ภาพผลลัพธ์เปรียบเทียบกับ Ground Truth เส้นสีเขียวคือ Ground Truth ของขอบผนังหลอดเลือดชั้นกลาง (Tunica Media), เส้นสีแดงคือ ผลลัพธ์การประมาณเส้นขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง, เส้นสีฟ้าคือ Ground Truth ของช่องทางเดินเลือด และเส้นสีน้ำเงินคือ ผลลัพธ์การแบ่งแยกช่องทางเดินเลือด



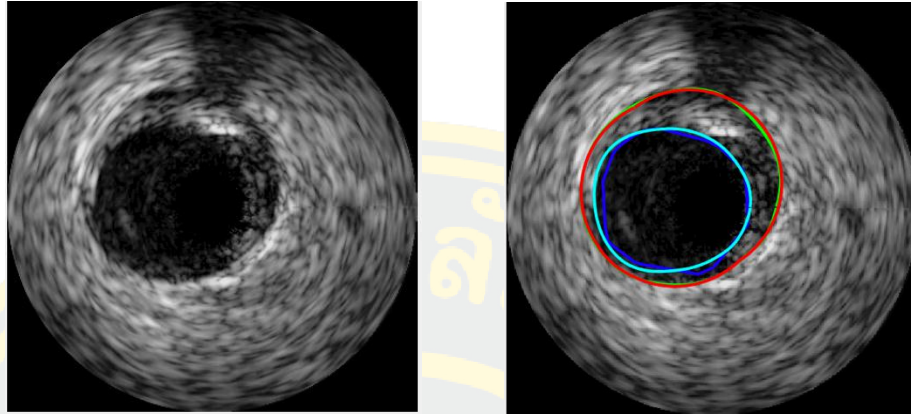
ภาพที่ 4-6 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0020_003, (ข) ภาพผลลัพธ์เปรียบเทียบกับ Ground Truth, เส้นสีเขียวคือ Ground Truth ของขอบผนังหลอดเลือดชั้นกลาง (Tunica Media), เส้นสีแดงคือ ผลลัพธ์การประมาณเส้นขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง, เส้นสีฟ้าคือ Ground Truth ของช่องทางเดินเลือด และเส้นสีน้ำเงินคือ ผลลัพธ์การแบ่งแยกช่องทางเดินเลือด

ตารางที่ 4-3 ตารางวัดผลการทดลองของภาพกลุ่มที่ 1 ทั้งหมด 31 ภาพ

Object	Tunica Media	Lumen
Performance		
Jaccard Index (JI)	0.9403	0.8551
Hausdorff Distance (HD)	4.019	4.9952
Percentage area difference (PAD)	0.0378	0.1334

จากตารางผลการทดลองตารางที่ 4-3 แสดงถึงผลการทดลองทั้งหมด 31 ภาพของผนังหลอดเลือดชั้นกลางกลุ่มที่ 1 มีความถูกต้องที่ 0.9403 ด้วยการวัด Jaccard index, 4.019 ด้วยการวัด Hausdorff distance และ 0.0378 ด้วยการวัด Percentage area difference และช่องทางเดินเลือดมีความถูกต้องที่ 0.8551 ด้วยการวัด Jaccard index, 4.9952 ด้วยการวัด Hausdorff distance และ 0.1334 ด้วยการวัด Percentage area difference

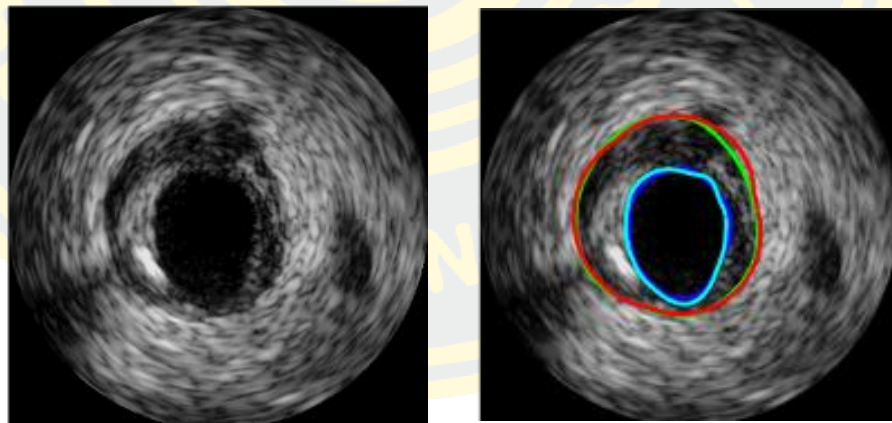
4.4.2 ลักษณะของภาพกลุ่มที่ 2 Shadow Artifact



(ก)

(ข)

ภาพที่ 4-7 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0031_003, (ข) ภาพผลลัพธ์เปรียบเทียบกับ Ground Truth, เส้นสีเขียวคือ Ground Truth ของขอบผนังหลอดเลือดชั้นกลาง (Tunica Media), เส้นสีแดงคือ ผลลัพธ์การประมาณเส้นขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง, เส้นสีฟ้าคือ Ground Truth ของช่องทางเดินเลือด และเส้นสีน้ำเงินคือ ผลลัพธ์การแบ่งแยกช่องทางเดินเลือด



(ก)

(ข)

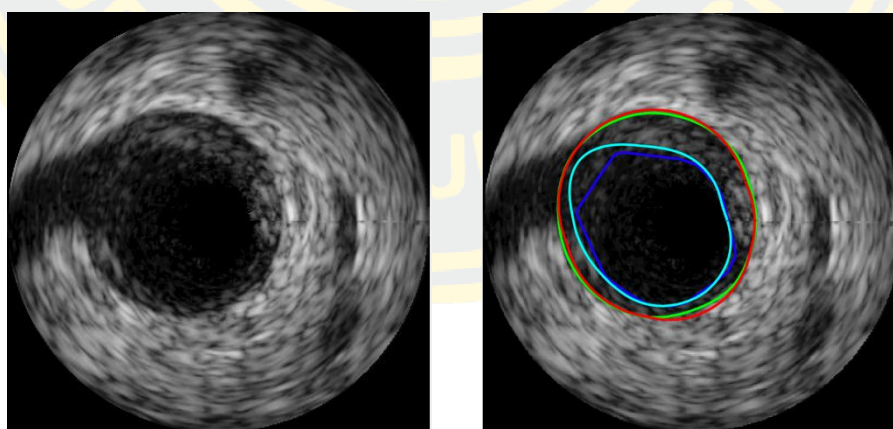
ภาพที่ 4-8 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0049_003, (ข) ภาพผลลัพธ์เปรียบเทียบกับ Ground Truth, เส้นสีเขียวคือ Ground Truth ของขอบผนังหลอดเลือดชั้นกลาง (Tunica Media), เส้นสีแดงคือ ผลลัพธ์การประมาณเส้นขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง, เส้นสีฟ้าคือ Ground Truth ของช่องทางเดินเลือด และเส้นสีน้ำเงินคือ ผลลัพธ์การแบ่งแยกช่องทางเดินเลือด

ตารางที่ 4-4 ตารางวัดผลการทดลองของภาพกลุ่มที่ 2 ทั้งหมด 14 ภาพ

Object \ Performance	Tunica Media	Lumen
Jaccard Index (JI)	0.9306	0.8304
Hausdorff distance(HD)	3.4299	5.1401
Percentage area difference (PAD)	0.0410	0.1444

จากตารางผลการทดลองตารางที่ 4-4 แสดงถึงผลการทดลองทั้งหมด 14 ภาพของผนังหลอดเลือดชั้นกลางกลุ่มที่ 2 มีความถูกต้องที่ 0.9306 ด้วยการวัด Jaccard index, 3.4299 ด้วยการวัด Hausdorff distance และ 0.0410 ด้วยการวัด Percentage area difference และช่องทางเดินเลือดมีความถูกต้องที่ 0.8304 ด้วยการวัด Jaccard index, 5.1401 ด้วยการวัด Hausdorff distance และ 0.1444 ด้วยการวัด Percentage area difference

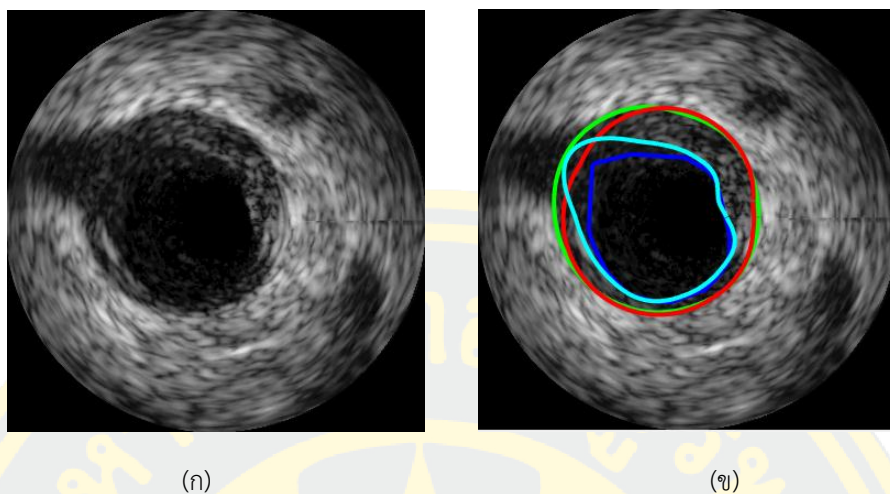
4.4.3 ลักษณะของภาพกลุ่มที่ 3 Bifurcations



(ก)

(ข)

ภาพที่ 4-9 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0042_003, (ข) ภาพผลลัพธ์เปรียบเทียบกับ Ground Truth, เส้นสีเขียวคือ Ground Truth ของขอบผนังหลอดเลือดชั้นกลาง (Tunica Media), เส้นสีแดงคือ ผลลัพธ์การประมาณเส้นขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง, เส้นสีฟ้าคือ Ground Truth ของช่องทางเดินเลือด และเส้นสีน้ำเงินคือ ผลลัพธ์การแบ่งแยกช่องทางเดินเลือด



ภาพที่ 4-10 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0043_003, (ข) ภาพผลลัพธ์เปรียบเทียบกับGround Truth, เส้นสีเขียวคือ Ground Truth ของขอบผนังหลอดเลือดชั้นกลาง (Tunica Media), เส้นสีแดงคือ ผลลัพธ์การประมาณเส้นขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง, เส้นสีฟ้าคือ Ground Truth ของช่องทางเดินเลือด และเส้นสีน้ำเงินคือ ผลลัพธ์การแบ่งแยกช่องทางเดินเลือด

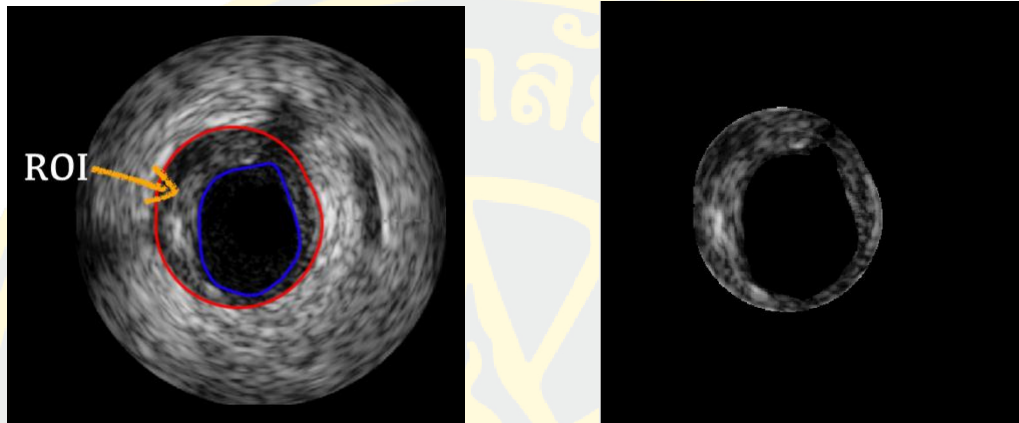
ตารางที่ 4-5 ตารางวัดผลการทดลองของภาพกลุ่มที่ 3 ทั้งหมด 5 ภาพ

Object	Tunica Media	Lumen
Performance		
Jaccard Index (JI)	0.9507	0.8057
Hausdorff Distance (HD)	3.6612	6.0234
Percentage area difference (PAD)	0.0281	0.1723

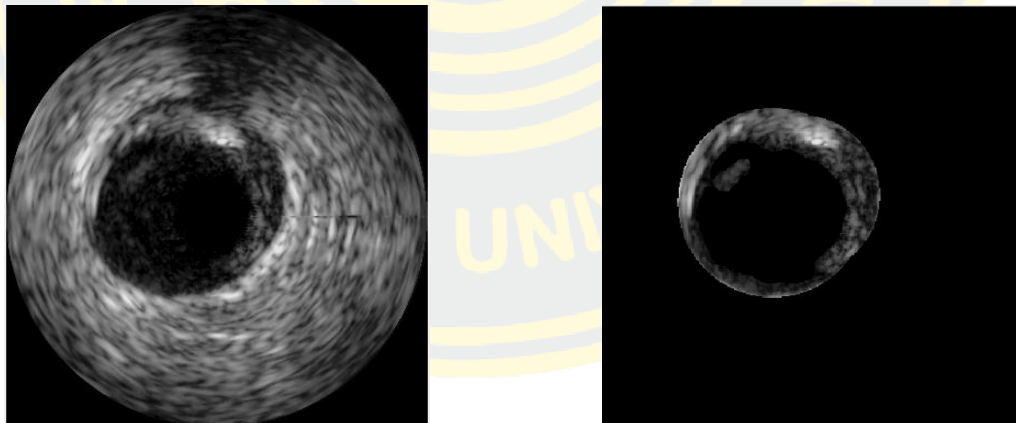
จากตารางผลการทดลองตารางที่ 4-5 แสดงถึงผลการทดลองทั้งหมด 5 ภาพของผนังหลอดเลือดชั้นกลางกลุ่มที่ 3 มีความถูกต้องที่ 0.9507 ด้วยการวัด Jaccard index, 3.6612 ด้วยการวัด Hausdorff distance และ 0.0281 ด้วยการวัด Percentage area difference และช่องทางเดินเลือด มีความถูกต้องที่ 0.8057 ด้วยการวัด Jaccard index, 6.0234 ด้วยการวัด Hausdorff distance และ 0.1723 ด้วยการวัด Percentage area difference

4.5 ภาพผลลัพธ์จากการหาพื้นที่ที่สนใจ (ROI)

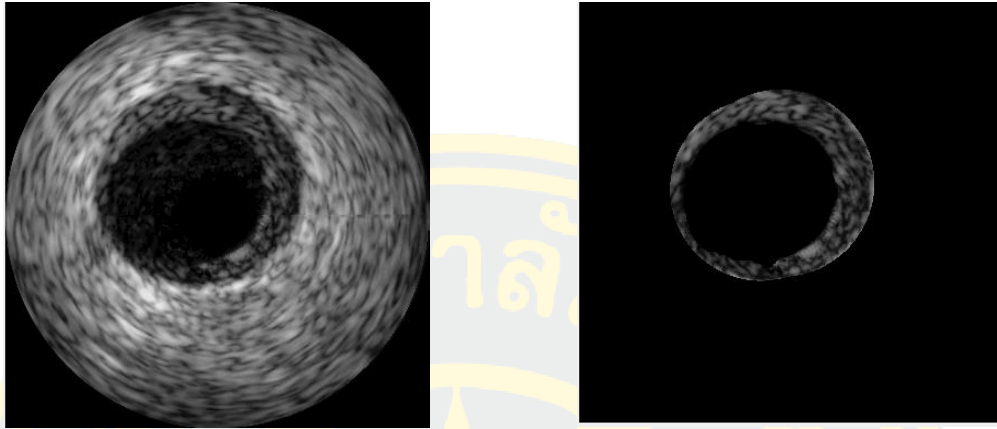
เมื่อได้พื้นที่ผนังหลอดเลือดชั้นกลางแล้วและพื้นที่ของช่องทางเดินเลือด จากนั้นนำทั้งสองภาพผลลัพธ์นี้มาทำการลบกัน จะได้ผลลัพธ์เป็นพื้นที่ที่สนใจ พื้นที่ผลลัพธ์จะเป็นบริเวณที่มักจะมีคราบพลาคัสสะสมอยู่ โดยมีตัวอย่างภาพผลการทดลองดังนี้



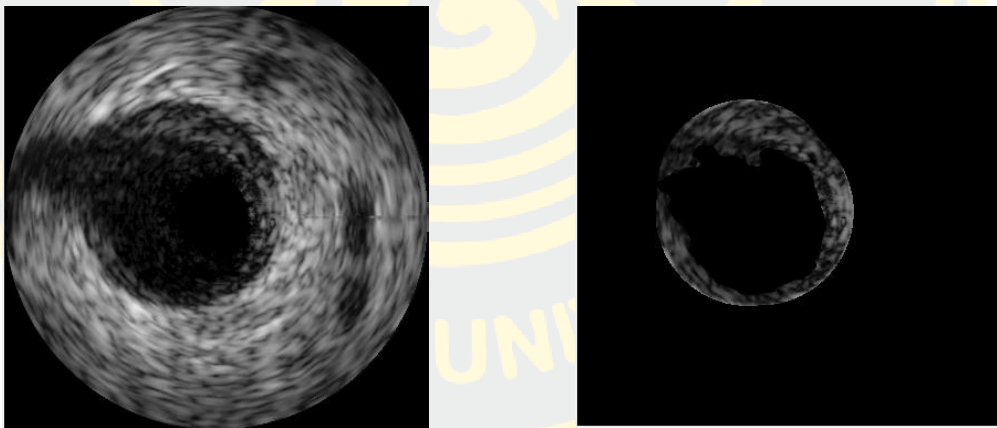
ภาพที่ 4-11 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0047_003, (ข) ภาพผลลัพธ์พื้นที่ที่สนใจ



ภาพที่ 4-12 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0032_003, (ข) ภาพผลลัพธ์พื้นที่ที่สนใจ



ภาพที่ 4-13 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0016_003, (ข) ภาพผลลัพธ์พื้นที่ที่สนใจ



ภาพที่ 4-14 (ก) รูปภาพต้นฉบับของภาพ frame_01_0041_003, (ข) ภาพผลลัพธ์พื้นที่ที่สนใจ

บทที่ 5

สรุปผลการทดลอง

5.1 สรุปผลการทดลอง

จากการศึกษาและค้นคว้าขั้นตอนวิธีประมาณขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง การแบ่งแยกช่องทางเดินเลือด ซึ่งประสิทธิภาพและความยืดหยุ่นของอัลกอริทึมนี้สามารถ ใช้ได้กับชุดข้อมูลภาพหลากหลายประเภท เช่น ภาพที่มีเงาบัง ภาพที่มีเงาแยกเป็นสอง ข้าง เป็นต้น นอกจากนี้การค้นคว้าวิธีการประมาณขอบของผนังหลอดเลือดชั้นกลาง และ การแบ่งแยกช่องทางเดินเลือด ยังส่งผลให้พบพื้นที่ที่สนใจหรือพื้นที่ที่มีคราบพลาตัสสะสม โดยผลการทดลองของการประมาณขอบของผนังหลอดเลือดมีความถูกต้อง 93.87 เปอร์เซ็นต์ และผลการทดลองของการแบ่งแยกช่องทางเดินเลือดมีความถูกต้อง 84.33 เปอร์เซ็นต์ เมื่อวัดผลการทดลองด้วยวิธี Jaccard Index จากภาพผลลัพธ์กับภาพต้นฉบับ ที่ได้จากผู้เชี่ยวชาญ

5.2 วิจารณ์ผลการทดลอง

งานวิจัยนี้อาจสามารถปรับปรุงวิธีการแบ่งแยกช่องทางเดินเลือดให้มีความถูกต้อง มากขึ้นได้อีก เนื่องจากผลการทดลองของการแบ่งแยกช่องทางเดินเลือดที่ได้มีความ ถูกต้องเพียง 84.33 เปอร์เซ็นต์ โดยใช้ค่าเทรตโรว์ที่ได้จากค่าความแปรปรวนในการ แบ่งแยกวัตถุ ด้วยวิธีนี้อาจจะยังไม่เหมาะสมกับภาพทุกกลุ่ม

ทุกขั้นตอนในงานวิจัยฉบับนี้ อาจมีข้อจำกัดของงานคือผลการทดลองใช้ได้กับกลุ่ม ข้อมูลตามขอบเขตที่กล่าวไว้ข้างต้นเท่านั้น

5.3 งานวิจัยที่จะทำต่อในอนาคต

จากผลลัพธ์สุดท้ายที่ได้จากงานวิจัยนี้คือ พื้นที่ที่สนใจ (ROI) ซึ่งเป็นบริเวณที่มักจะมีคราบพลาคสะสมอยู่ในบริเวณนี้ โดยคราบพลาคที่สะสมอยู่จะแบ่งออกเป็นหลายประเภทด้วยกัน Fibrofatty plaque, Fibrous plaque และ Calcium plaque หากจัดกลุ่มตามลักษณะสามารถแบ่งออกเป็น 2 กลุ่มใหญ่ ๆ ได้คือ Soft plaque และ Hard plaque งานวิจัยต่อไปนี้อาจจะทำการจัดกลุ่ม (Classification) ประเภทคราบพลาคต่าง ๆ ที่กล่าวข้างต้น เพื่อให้แพทย์หรือผู้เชี่ยวชาญนำไปวินิจฉัยต่อไป เป็นการลดงานของแพทย์หรือผู้เชี่ยวชาญ และช่วยลดระยะเวลาในการตรวจวินิจฉัยลงได้



บรรณานุกรม

- Atherton, T. J., & Kerbyson, D. J. (1999). Size invariant circle detection. *Image and Vision computing, 17*(11), 795-803.
- Balocco, S., Basset, O., Cachard, C., & Delachartre, P. (2003). *Spatial anisotropic diffusion and local time correlation applied to segmentation of vessels in ultrasound image sequences*. Paper presented at the IEEE Symposium on Ultrasonics, 2003.
- Balocco, S., Gatta, C., Ciompi, F., Wahle, A., Radeva, P., Carlier, S., . . . Carillo, X. (2014). Standardized evaluation methodology and reference database for evaluating IVUS image segmentation. *Computerized medical imaging and graphics, 38*(2), 70-90.
- Faraji, M., Cheng, I., Naudin, I., & Basu, A. (2018). Segmentation of arterial walls in intravascular ultrasound cross-sectional images using extremal region selection. *Ultrasonics, 84*, 356-365.
- Kumar, J. H., Seelamantula, C. S., Andrade, J., & Rajagopal, K. (2018). *Automatic segmentation of lumen intima layer in transverse mode ultrasound images*. Paper presented at the 2018 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP).
- Lee, J. H., Hwang, Y. N., Kim, G. Y., & Min, K. S. (2018). Segmentation of the lumen and media-adventitial borders in intravascular ultrasound images using a geometric deformable model. *IET Image Processing, 12*(10), 1881-1891.
- Nosrati, M., Karimi, R., & Hariri, M. (2012). Detecting circular shapes from areal images using median filter and CHT. *Global Journal of Computer Science and Technology*.
- Pedersen, S. J. K. (2007). Circular hough transform. *Aalborg University, Vision, Graphics, and Interactive Systems, 123*(6).
- Pizer, S. M. (1990). *Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization: Speed and Effectiveness* Stephen M. Pizer, R. Eugene Johnston, James P. Ericksen, Bonnie C. Yankaskas, Keith E. Muller Medical Image Display Research Group. Paper

presented at the Proceedings of the First Conference on Visualization in Biomedical Computing, Atlanta, Georgia, May 22-25, 1990.

Sofian, H., Muhammad, S., Ming, J. T. C., & Noor, N. M. (2015). *Lumen coronary artery border detection using texture and Chi-square classification*. Paper presented at the 2015 International Conference on Image and Vision Computing New Zealand (IVCNZ).

Sofian, H., Than, J. C., Noor, N. M., & Dao, H. (2015). *Segmentation and detection of media adventitia coronary artery boundary in medical imaging intravascular ultrasound using otsu thresholding*. Paper presented at the 2015 International Conference on BioSignal Analysis, Processing and Systems (ICBAPS).

Wong-od, A., Rodtook, A., Rasmeequan, S., & Chinnasarn, K. (2017a). *Automated segmentation of media-adventitia and lumen from intravascular ultrasound images using non-parametric thresholding*. Paper presented at the 2017 9th International Conference on Knowledge and Smart Technology (KST).

Wong-od, A., Rodtook, A., Rasmeequan, S., & Chinnasarn, K. (2017b). *Intravascular ultrasound image recovery and segmentation based on circular analysis*. Paper presented at the 2017 9th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE).

Yan, J., & Cui, Y. (2015). *A novel approach for segmentation of intravascular ultrasound images*. Paper presented at the 2015 International Symposium on Bioelectronics and Bioinformatics (ISBB).



ภาคผนวก

The 4th International Conference on Information Technology

24-25 October 2019, Bangkok, Thailand.

Organized by: Faculty of Information Technology, Thai-Nichi Institute of Technology
and Council of IT Deans of Thailand (CITT)

Theme : Embracing Intelligent Technology and Innovation Towards the New Era of Human Life.

The 4th International Conference on Information Technology (InCIT2019) has goal and objective to be the forum of sharing the research in the related areas of information and communication technology. We believe that the research encompasses intelligent technology and innovation for the next society of human being will be very important. Authors who involves those research areas are cordially invited to submit papers and present in InCIT2019. In addition, the conference will strengthen the collaboration and provide opportunities for delegates to exchange and discuss new innovative ideas and research results, as well as the future directions for cooperative research.

The topics include, but are not limited to

- | | |
|---|---|
| <ul style="list-style-type: none"> Artificial Intelligence Data Science and Analytics Cloud Service and Computing Communications and Networking Computer Animation and Game Digital Multimedia Technology Database Technology E-Commerce, E-Education, E-Government, E-Industry, E-Society Geo-informatics Human Computer Interaction IT in Education IT and Project Management IT Security and Privacy IT and Mobile Application | <ul style="list-style-type: none"> Image Processing Intelligence Communications Internet of Things Network Security and Privacy Augmented and Virtual Reality Pattern Recognition Platform Technologies Quantum Computing Signal Processing Natural Language Processing Bio-medical Informatics Smart and Expert Systems Web and Internet Technologies Wireless and Mobile Networks Other Related Topics |
|---|---|

Important Dates

Paper Submission Deadline:	Extended to 20 June 2019
Notification of Acceptance:	15 July 2019
Camera-Ready:	31 August 2019
Early Bird Registration:	10 September 2019
Regular Registration:	11-25 September 2019
Conference Date:	24-25 October 2019

Registration fee

Categories	Authors		Participants
	Early Bird	Regular	
Non IEEE/ECTI Member	USD 250 or THB 11,000	USD 400 or THB 12,000	USD 200 or THB 6,000
IEEE/ECTI Member	USD 150 or THB 4,000	USD 300 or THB 10,000	USD 100 or THB 3,000



Get on Board!

Contact InCIT Secretariat : incit@ni.ac.th, Tel :+66 (0) 2763 2752

Nominee Chair	
Raviton Kogajarakart	TM, Thailand
President of Thai-Nichi Institute of Technology	
General Chair	
Rutkorn Hanakornpunch	TM, Thailand
Chairman of Council of IT Deans of Thailand (CITT)	
General Co-chair	
Kloana Chinnasin	BU, Thailand
Phayung Meesad	KMUTNB, Thailand
Advisory Board	
Woraphon Liatatankun	MU, Thailand
Klangkrit Porakaw	KMUTT, Thailand
Worapetch Keerakopras	DPU, Thailand
Woraporn Chittakornkorn	KMITL, Thailand
Pattanasak Mongkolkeha	MU, Thailand
Tawinwat Lachpansong	MU, Thailand
Sirach Kumthongwong	PSU, Thailand
Thiraporn Nitigumpradach	SU, Thailand
Thana Sukwan	SU, Thailand
Chutwiti Sirasri	RSU, Thailand
Sattorn Kaeerwan	MSU, Thailand
Panpong Boonbratien	MU, Thailand
Ochanuchit Kanyasawatit	Saku, Thailand
Ayong Sungsak	NPU, Thailand
Sornsak Chaitanontkul	SU, Thailand
Paik Chantabong	PU, Thailand
Titawat Deesawan	UP, Thailand
Wito Sirasart	OHIO-UI / TOKYO, Japan
Kenzo Takahashi	IEC, Japan
Suzumu Wada	KYOTO-U, Japan
Yoshiyuki Miyahara	HOKKAI, Japan
Kohei Yonetsu	SYDNEY, Australia
Ying-Dar Lin	NCTU, Taiwan
Yasuhi Kato	DAIS, Japan
Technical Program Supporting Committee	
Kasik Channongthai	KMITL, Thailand
Kunpong Woratanyak	KMITL, Thailand
Chotipol Panavatt	KMITL, Thailand
Ropadol Maneevat	KMITL, Thailand
Sakchai Toochakurat	KMITL, Thailand
Witwit San-On	TM, Thailand
Waree Kongkarnsophon	ST, Thailand
Vasch Sornker-Sornvichit	ST, Thailand
Sajen Sanyat	KU, Thailand
Patchong Uthayakos	KU, Thailand
Chandri Krasakul	CU, Thailand
Kazuhiko Harashima	YOKO-U, Japan
Sornrat S. Chua	LPU, Philippines
I Wayan Muthia	SEM, Indonesia
Hiroshi Ishihara	TUT, Japan
Koichi Takahashi	KRANS-ICT, Japan
Sahachinda Muhammad Salim Zuber	TSURUKAWA-ICT, Japan
Takashi Mizusaki	TOKYO, Japan
Hiroshi Tamada	TOHOKU, Japan



Tunica Media Localization in Intravascular Image with Shadow Artifact Constraint using Circular-like Estimating Techniques

Jiraporn Wongworn
Burapha University, Thailand
60910063@go.buu.ac.th

Suwanna Rasmeequan
Burapha University, Thailand
rsuwanna@informatics.buu.ac.th

Abstract—The advancement of medical technologies allows diagnosis processes more convenient and time saving. Ultrasound technique is being used in a number of medical diagnosis processes. Vascular diseases are one of the group of diseases that used ultrasound techniques to diagnose. These types of diseases may cause serious illnesses such as heart failure, coronary artery disease, and cardiomyopathy. Ultrasound technique often provides a low-quality image due to the safety precaution. Thus, Intravascular images produced by ultrasound techniques often have low contrast, high noises, and few shadows. These features of the low-quality image made it difficult to identify each layer of the Intra Vascular which is needed to segment the actual area of the plaque. In this paper, Circular-like estimating techniques is proposed to locate the Tunica Media on low-quality Intravascular image. The proposed method provides an interesting result with the JI of 87.45% for images with shadow constraint and 92.06% for non-shadow constraint images in dataset A. In addition, the proposed method achieved JI of 63.90% for shadow constraint images with various patterns in dataset B. These results implied that the proposed method can reasonably apply with both shadow and non-shadow artifacts while those earlier works have to attempt them with different methods.

Keywords—component; Tunica Media; Circular-like; Intravascular ultrasound; Shadow Artifact; Entropy;

I. INTRODUCTION

Atherosclerosis is a disease caused by the expanding of plaque inside the arteries. If the blood vessels have a plaque made up of fat, cholesterol, calcium, and other substances, which can be found inside the blood vessels. Gradually, plaque becomes harder and it narrows the arteries. This blocked the flow of oxygen-rich blood to the organs and other parts of the body, which be the cause of serious problems with atherosclerosis, including heart attack, stroke, or even death. So, the causes of failure identification within the circulation system are indispensable.

Medical diagnosis technique of these types of diseases uses ultrasound technique. Intravascular images produced by ultrasound techniques may provide high-profile information in some cases. However, the latest ultrasound device innovations for the internal coronary artery examination sometimes fail to produce the high detail of the vascular structure.

The ultrasound photos of those failed cases not only be low in quality with low contrast, high noises, but

they also contain the shadow that blocks out data details of the vascular structure. The shadows are the specialists' obstacles to diagnosing medical vascular diseases. In order to identify the diseases effectively, the doctor must clearly localize the elements within the vascular images. Tunica media is the main component within the blood vessel which is essential to be localized. As shown in Fig. 1, in case that the image contains a lot of shadows that is overlap with the tunica media, the doctor was unable to specify the exact area of the tunica media.

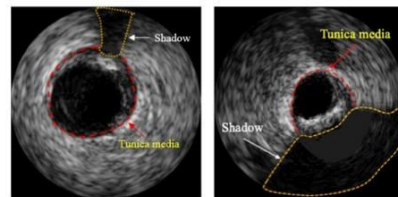


Fig. 1 Intravascular image with shadow blocked data details.

Recently, a number of research works are proposed in this area as follows. Hannah Sofian et al. [1] proposed a method to find the edge location of the median artery wall or Tunica Media from Intravascular images using Otsu Thresholding, Empirical Thresholding, Binary and Morphological Operation. Anusorn Wong-od et al. [2] proposed an automatic method for detecting lumen and media-adventitia boundaries from vascular ultrasound images by applying a stretching equation to increase the clarity of the Intravascular image while adaptive K-mean is used to reduce the complexity. The two separated areas are then segmented using the Convex Hull method. Mehdi Faraji et al. [3] proposed the Extremal Regions of Extremum levels method to detect the areas and to draw the boundaries of the lumen and the tunica media vascular wall in the Intravascular Ultrasound images obtained from the 20 MHz ultrasound device. They also presented the region selection process to label the edge of the vascular channel (Lumen) and the median artery wall (Tunica Media). Ju Hwan Lee et al. [4] proposed a geometric deformable model-based segmentation approach to segment the intima and media-adventitia (Tunica Media) borders in the sequential intravascular ultrasound images. Anusorn Wong-od et al. [5] proposed a new way to recover intravenous ultrasound

images and segmentation of lumens and media. A circular analysis is proposed to estimate the lumen and media. The spreading technique was combined to recover damaged pixels.

In this paper, a method to localize the Tunica Media in the Intravascular Ultrasound Image that contained shadows using Circular-like estimating techniques is proposed. The localization of the Tunica Media can then lead to the process of evaluating the amount of the plaques accumulated within the arteries. The related concepts and theories are presented in the following section.

II. BACKGROUND KNOWLEDGE

A. Anatomy of Blood Vessel

Blood Vessel [6] is a part of the circulatory blood system in the body that has the following elements: the outer covering of the artery (tunica adventitia), the actual wall of the artery (tunica media), the layer of endothelial and other cells that make direct contact with the blood inside the artery (tunica intima). By nature, arteries tunica intima is thin. The lumen is the actual open channel of the artery through which the blood flows shown in Fig.2.

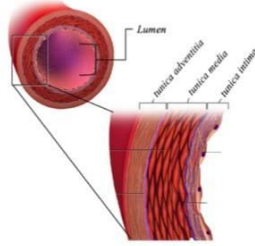
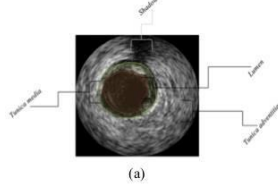


Fig.2 Anatomy of Blood Vessel

B. Intravascular Ultrasound

Intravascular images are used as input for medical imaging analysis methodologies. These types of images retrieved by using a specially designed catheter with a miniaturized ultrasound attached to the distal end of the catheter [7]. From Intravascular images in Fig. 3 (a), there are elements as mentioned above in the anatomy structure such as Tunica Media, Lumen, Tunica Adventitia and Shadow as depicted in Fig. 2. The characteristics of the images used in this experiment are 2 types: Shadow and Non-Shadow Images. The experiment was also done with two sets of data. Dataset A contained both Shadow Image and Non-shadow Image as shown in Fig. 3 (b). Dataset B contained only Shadow Image as shown in Fig. 3 (c).



(a)

Group	Type	Example of images		
Dataset A	I. Shadow			
	II. Non-shadow			
Dataset B	Shadow			

(b)

Fig.3 (a) Intravascular ultrasound image and (b) Example of image in each group

C. Circular-like

For the circle shape of objects detection, the well-known algorithm known as the Hough transform is often used to detect the Circle-like structure [8]. The purpose of the technique is to find circles in imperfect image inputs. That can be done in the following three important steps.

- Accumulator Array Computation
- Center Estimation
- Radius Estimation

$$\begin{cases} x = a + r * \cos(t) \\ y = b + r * \sin(t) \end{cases} \text{ with } t \in (0, 2\pi) \quad (1)$$

where (a, b) is the center of the circle, and r is the radius. When the t varies from 0 to 2π , a complete circle of radius r is generated.

D. Entropy

One of the important measure in information theory is "entropy". Entropy is used to measure the amount of uncertainty of data. That is, if the data is highly chaotic, the value of entropy is high.

$$Arg_{min(EI)} = - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(I_{ij}) \log_2 p(I_{ij})$$

where p is the probability of intensity image, n and m are width and height of image and I_{ij} is the intensity of the grayscale image.

E. Euclidean distance

Euclidean distance is a normal distance between two points in a straight line. In a segment xy , if $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ and $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ in the cartesian coordinate system, is the two points on the Euclidean space, and n the distance between the point, then x and y is calculated from eq. (3).

$$n = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (3)$$

F. Merging

Merging is the operation of the set to create a new set that results from combining all the elements. The union of two sets A and B is the set of elements which are in A , in B , or both A and B is calculated from eq. (4).

$$A \cup B = \{x : x \in A \text{ or } x \in B\} \quad (4)$$

III. METHODOLOGY

In this work, a method to localize the Tunica Media which is a component needed to identify the plaque area in the arteries of Intravascular Ultrasound Images is proposed. The proposed method can be used to locate the Tunica Media for both Shadow and Non-Shadow Constraint Imaged. The details description of the proposed method is described in the following steps.

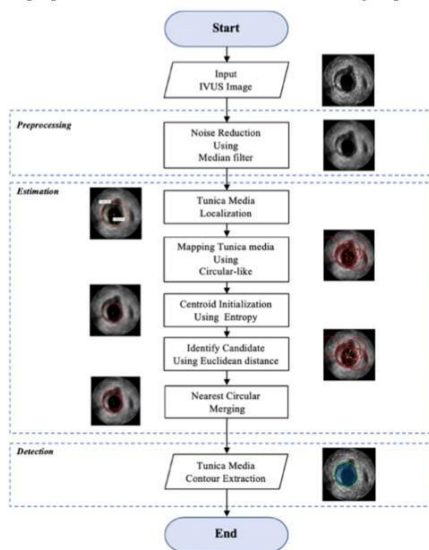


Fig. 4 Diagram of the proposed method

A. Preprocessing

The first step, the speckle noise is reduced using the original image convolution with a median filter. The output of this process was a blur and smooth image as shown in Fig. 5.

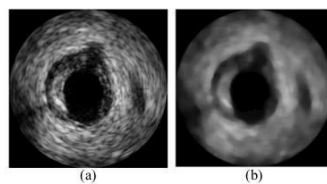


Fig. 5 (a) original image and (b) result after convolution with a median filter.

B. Estimation

In this step, a noise reduction image from the pre-processing step is processed further to locate the Tunica Media using circular estimation to determine the candidate areas of the Tunica Media using the following steps:

▪ Tunica Media Localization

From the observation, the appearance of the Tunica Media edge is always larger than the circular shape of the lumen area. From the experiment result, the proper radius size of the Tunica Media for the dataset A is range between 70 and 90 pixels as shown in Fig. 6. For dataset B, the proper radius size is range between 35 and 60 pixels. With these observations, the Tunica Media candidates are located using the minimum radius (r_{min}) and maximum radius (r_{max}).

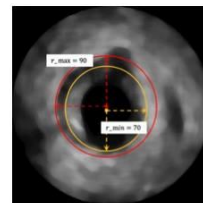


Fig. 6 Define the scope of media

▪ Mapping Tunica Media using Circular-like

After the feature of the radius of Tunica Media was identified, the candidate objects that got a shape like a circle defined by eq. (1) is located. A huge number of circular-like objects is scope down using parameter a , b , and r . That is, all the candidate circles got the r parameter that falls between r_{min} and r_{max} as shown in Fig. 7.

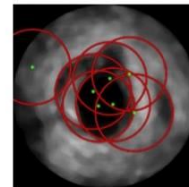
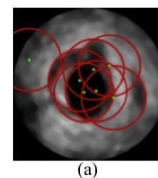


Fig. 7 Set of all the possible circles

▪ Centroid Initialization using Entropy

However, the result of the earlier step produced a big number of circular-like objects. Some of them might be in the potential area of Tunica Media. Some of them might not. Therefore, there should be a way to distinguish them. As the property of the Tunica Media seems to have the same centroid with the lumen area. Thus, in this step, the seed point needed to locate the circle have to be in this area. Together with the color property of the lumen area which are completely black. So, the centroid point must be selected from the lumen area and have the lowest data change value. That value was obtained from the argument min of entropy as eq. (2). The centroid of the circle as a seed point in Fig. 8 was led to the circle selection in the next step.



(a)

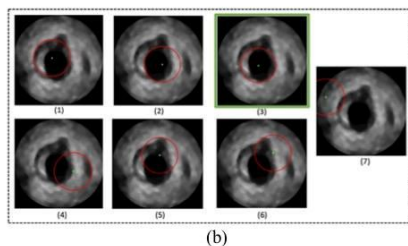


Fig.8 Choosing the seed point from the value entropy

In Fig. 8 (a) shown all the possible circles which got different properties as shown in Fig. 8 (b). That is, the different value of entropy such as (b1) 5.2051, (b2) 5.2197, (b3) 4.771, (b4) 6.8042, (b5) 5.9274, (b6) 6.8992 and (b7) 6.71. So, centroid which selected to be the seed point is b3 which has the least entropy value of 4.771.

▪ *Identify Candidate using Euclidean distance*

After the seed point is located, then the length of the seed point and the remaining centroids were identified as shown in Fig. 9 using Euclidean Distance method as depicted in eq. (3). For any circle object that have a distance of seed point and its centroid lesser than 36 pixels, that particular circle was suspected to be a Tunica Media.

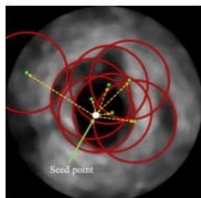


Fig.9 Finding the distance of the seed point with another centroid

▪ *Nearest Circular Merging*

From the above step, the circles that qualified to be a possible Tunica Media area were then selected. From this example, there were 2 circles as shown in Fig. 10 (a) which qualified as the area of Tunica media. These two qualified circles were then union together using eq. (4). The result is the possible area of the Tunica Media as shown in Fig. 10 (b).

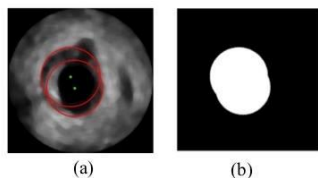


Fig.10 Selected circles by Euclidean distance

C. *Detection*

After all the possible candidates were combined, the area of the Tunica Media can be detected using contour extraction as shown in Fig. 11.

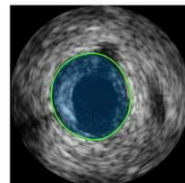


Fig.11 Contour extraction of Tunica Media

IV. EXPERIMENTAL RESULT

The dataset was obtained from the imaging system used for the acquisition is a Si5(VolcanoCorporation), equipped with a 20MHz Eagle Eye monorail catheter at Computer Vision Center, Bellaterra, Universitat de Barcelona, Barcelona, ESP. In this data set, the real shape or ground truth is drawn by hand by the expertise of the Computer Vision Center. The accuracy of the proposed method was measured using Jaccard index (JI), Hausdorff Distance (HD) and Percentage distance area (PAD).

• Jaccard index (JI) [9] is region-based accuracy measures as the following equation:

$$JI(I_{result}, I_{gt}) = \frac{|I_{result} \cap I_{gt}|}{|I_{result} \cup I_{gt}|} \quad (5)$$

where I_{result} is the area of the resulting region, I_{gt} is the area of ground truth, the Jaccard index measure of similarity for the two sets of data.

• Hausdorff Distance (HD) [5] is contour-based accuracy measures as the following equation:

$$dist_H(X, Y) = \max \left\{ \max_{a \in X} \min_{b \in Y} \|a - b\|, \max_{b \in Y} \min_{a \in X} \|a - b\| \right\} \quad (6)$$

where $\| \cdot \|$ denotes the Euclidean distance, X the ground truth contour, and Y the resulting contour. The best HD should be lower since the value of zero means perfect result or isometric line.

• Percentage distance area (PAD) is region-based accuracy measures as the following equation:

$$PAD(I_{result}, I_{gt}) = \left| \frac{I_{result} - I_{gt}}{I_{gt}} \right| * 100 \quad (7)$$

From the experimental result of the proposed method for estimating the edge of the Tunica Media. Dataset A is divided into 2 groups, in group one which consists of 10 shadow images as shown in TABLE I and 20 non-shadow images as shown in TABLE II. The experimental result of Active Contour, Threshold, Anusorn [2.] and the proposed method, were individually compared with Ground Truth.

TABLE I. AVERAGE RESULT OF ACCURACY MEASURES OF TUNICA-MEDIA BOUNDARY ESTIMATION IN DATASET A WITH SHADOW

IVUS image number	Active Contour			Threshold			Proposed Method		
	J1	HD	PAD	J1	HD	PAD	J1	HD	PAD
frame_01_0030_003	0.4712	6.0828	0.5288	0.6024	5.0000	0.3948	0.9340	3.4641	0.0002
frame_01_0031_003	0.4558	5.7446	0.5442	0.6055	6.6332	0.3945	0.8403	5.6569	0.1815
frame_01_0032_003	0.4295	5.3852	0.5705	0.6381	7.6158	0.3619	0.9329	2.8284	0.0058
frame_01_0033_003	0.4562	5.1962	0.5438	0.6590	7.3485	0.3389	0.9400	3.3166	0.0396
frame_01_0040_003	0.5531	7.6811	0.4310	0.7231	8.9443	0.1233	0.9463	3.0000	0.0248
frame_01_0046_003	0.4535	4.8990	0.5465	0.7286	8.7178	0.1662	0.9239	3.6056	0.0390
frame_01_0047_003	0.3405	8.1854	0.9110	0.5190	9.1104	0.8384	0.7909	5.2915	0.2572
frame_01_0048_003	0.3312	9.4340	0.9062	0.4706	8.4853	0.8498	0.9463	3.3166	0.0302
frame_01_0049_003	0.3047	5.7446	0.6598	0.4293	6.4807	0.4469	0.7717	5.6569	0.2922
frame_01_0050_003	0.2982	10.9545	0.6799	0.3381	10.6771	0.5757	0.7184	7.4162	0.3919
Average	0.4094	6.9307	0.6322	0.5714	7.9013	0.4490	0.8745	4.3553	0.1262

TABLE II. AVERAGE RESULT OF ACCURACY MEASURES OF TUNICA-MEDIA BOUNDARY ESTIMATION IN DATASET A WITHOUT SHADOW

IVUS image number	Active Contour			Threshold			Anusorn, 2015			Proposed Method		
	J1	HD	PAD	J1	HD	PAD	J1	HD	PAD	J1	HD	PAD
frame_01_0006_003	0.6145	6.6332	0.3846	0.7182	5.2915	0.2818	0.9641	3.0000	0.0369	0.9293	6.4807	0.0339
frame_01_0007_003	0.5970	5.9161	0.4027	0.7353	5.9161	0.2647	0.9597	5.2916	0.0412	0.9499	3.8730	0.0248
frame_01_0008_003	0.6084	6.1644	0.3906	0.7420	5.5678	0.2580	0.9736	4.6905	0.0277	0.9564	4.0000	0.0323
frame_01_0009_003	0.5285	5.5678	0.4715	0.7207	5.1962	0.2793	0.9476	6.4808	0.0537	0.9672	4.0000	0.0038
frame_01_0010_003	0.5627	6.1644	0.4373	0.7451	6.7082	0.2549	0.9729	3.1623	0.0278	0.9373	4.8990	0.0181
frame_01_0012_003	0.5431	5.6569	0.4569	0.7471	4.7958	0.2529	0.9488	3.3852	0.0537	0.9504	5.0000	0.0129
frame_01_0013_003	0.5310	5.4772	0.4690	0.7006	5.8310	0.2994	0.9445	4.5826	0.0576	0.9507	4.4721	0.0447
frame_01_0014_003	0.5362	4.3589	0.4638	0.7091	7.4833	0.2898	0.9473	3.8733	0.0542	0.8065	7.2801	0.1340
frame_01_0015_003	0.5334	7.5498	0.4657	0.6961	8.3666	0.3021	0.9583	3.7417	0.0432	0.9596	3.6056	0.0070
frame_01_0016_003	0.4538	5.3852	0.5462	0.7010	7.8102	0.2936	0.9648	3.7417	0.0364	0.9225	5.0000	0.0355
frame_01_0017_003	0.5034	5.0990	0.4966	0.7159	5.0990	0.2799	0.9537	3.4642	0.0488	0.9488	3.6056	0.0365
frame_01_0018_003	0.4617	4.7958	0.5383	0.6896	7.2111	0.3104	0.9512	4.7959	0.0504	0.9018	3.0000	0.0874
frame_01_0019_003	0.4438	4.2426	0.5562	0.6732	6.0828	0.3198	0.9434	4.1232	0.0593	0.7728	3.3166	0.1334
frame_01_0020_003	0.4330	4.1231	0.5670	0.6619	3.6056	0.3381	0.9672	3.6056	0.0335	0.9611	2.4495	0.0079
frame_01_0021_003	0.4792	5.7446	0.5208	0.6661	4.1231	0.3339	0.9557	5.1962	0.0454	0.9247	4.1231	0.0227
frame_01_0022_003	0.4454	5.1962	0.5546	0.6644	5.7446	0.3356	0.9593	4.2427	0.0415	0.9282	4.5826	0.0097
frame_01_0024_003	0.4221	5.6569	0.5779	0.6871	7.2111	0.3024	0.9474	4.5826	0.0537	0.9416	2.4495	0.0376
frame_01_0025_003	0.4454	6.1644	0.5546	0.6933	7.0000	0.3067	0.9469	3.4642	0.0556	0.9512	5.0000	0.0248
frame_02_0014_003	0.4916	7.9373	0.4515	0.5717	8.0623	0.2933	0.9370	6.5575	0.0662	0.9313	5.2915	0.0075
frame_02_0016_003	0.4951	9.6437	0.4689	0.5928	9.3808	0.3008	0.9501	5.5678	0.0524	0.8212	5.0990	0.2178
Average	0.5065	5.8739	0.4887	0.6916	6.3243	0.2949	0.9547	4.4775	0.0470	0.9206	4.3764	0.0466

From the summary of the TABLE I experiment in the dataset A image of the shadow group. We will find that the effective active contour method is 40.94% (J1), 51.93% (HD) and 63.22% (PAD). The threshold method is effective at 57.14% (J1), 60.70% (HD) and 44.90% (PAD) and the methods we offer are effective at 87.45% (J1), 38.14% (HD) and 12.60% (PAD). We can see that in the dataset A of a shadowed image group, our method provides better results than the two methods above, you can see that result in TABLE III.

TABLE III. SUMMARY RESULT OF DATASET A WITH SHADOW

Methods	Performance Measure			Image
	J1	HD	PAD	
Active Contour	0.4094	0.5193	0.6322	
Threshold	0.5714	0.6070	0.4490	10
Proposed Method	0.8745	0.3814	0.126	

From the result shown in TABLE IV, images of the dataset A do not have any shadow, or the images are quite perfect. The active contour method yielded 50.65% (J1), 51.95% (HD), 48.87% (PAD). The threshold method yielded 69.16% (J1), 38.44% (HD), 29.49% (PAD). Anusorn methods yield 95.47% (J1), 45.75% (HD), 4.70% (PAD).

While the proposed method yielded 92.06% (J1), 33.65% (HD), 4.66% (PAD). It was clearly seen that the proposed method has better performance than the active contour and threshold in all category's measurement. However, when compared with Anusorn [2], the proposed method has better performance than only in Hausdorff Distance measurement.

TABLE IV. SUMMARY RESULT OF DATASET A WITHOUT SHADOW

Methods	Performance Measure			Image
	J1	HD	PAD	
Active Contour	0.5065	0.5195	0.4887	
Threshold	0.6916	0.3844	0.2949	20
Anusorn, 2015	0.9547	0.4575	0.0470	
Proposed Method	0.9206	0.3365	0.0466	

The experimental result of Dataset B as shown in Table V. is the comparison between the proposed method and Anusorn's work in 2017. This is due to the fact that Active Contour and Threshold cannot be applied with dataset B because this dataset has a large area of shadow and misshapen Tunica Media. Which the proposed method is lower performance as follows. Anusorn gets 88.53% (J1),

44.89% (HD), and 10.49% (PAD) while the proposed method gets 63.90% (JI), 33.33% (HD) and 36.34% (PAD).

TABLE V SUMMARY RESULT OF DATASET B WITH SHADOW

Author, Year	Performance Measure			Image
	JI	HD	PAD	
Anusorn, 2017	0.8853	0.4489	0.1049	40
Proposed Method	0.6390	0.3333	0.3634	22

Shadow

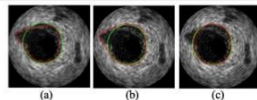


Fig. 12 Result of DATASET A: (a) Active Contour, (b) Threshold, (c) Proposed Method in shadow group.

Non-shadow

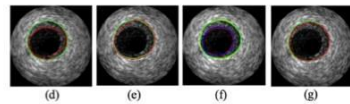


Fig. 13 Result of DATASET A: (d) Active contour, (e) Threshold, (f) Anusorn [2] and (g) Proposed Method in non-shadow group. * the green line of ground truth and the red line of the estimate with all kinds of the methods.

Shadow

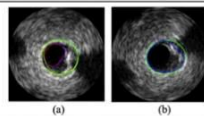


Fig. 14 Result of DATASET B: (a) Anusorn [5], (b) Proposed Method. * the green line of ground truth and the blue line of the estimate of the proposed methods.

V. CONCLUSION

In this paper, an approach using Circular-like Estimating Techniques to locate the Tunica Media on low-quality Intravascular image is proposed. The proposed methodology started by removing the noise using Median Filter method. Then, determine the scope of the tunica media using a method to find the circle shape in the given boundary. When getting centroids of all possible circles, the seed point was selected from the one with the lowest entropy from all centroids. The candidate objects were selected using Euclidean Distance measure. After that, all the candidate objects were, and a contour extraction was applied to locate the Tunica Media as shown in Fig. 12 -14.

VI. DISCUSSION

The overall result of the proposed method was still could not outperform as compared to Anusorn [2] and [5]. However, the proposed method can be applied well to both Shadow and Non-shadow constraint. The main reason for the wrong prediction was the fix of the parameters in step IV, the selecting of a candidate circle using Euclidean distance. In addition, for dataset B, the results were poor because of the centroid selection process and the seed point estimation in step III, using the lowest entropy method. When the centroid was defined in the area where the shadow occurs, as shown in Fig. 15 (a), the proposed algorithm will predict such an area as the area of lumen because it also has the lowest entropy. As a result, the algorithm may choose that centroid point as a seed point as shown in Fig. 15 (b). In future work, the proposed method needs to be modified to remove those drawbacks and make the model more generalize and more accurate.

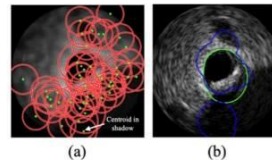


Fig. 15 (a) Circle search and (b) Result of selected circle

REFERENCES

- [1] H. Sofian, J. C. M. Than, N. Mohd Noor and H. Dao, "Segmentation and detection of media adventitia coronary artery boundary in medical imaging intravascular ultrasound using otsu thresholding," 2015 International Conference on BioSignal Analysis, Processing and Systems (ICBAPS), Kuala Lumpur, 2015, pp. 72-76.
- [2] A. Wong-od, A. Rodtook, S. Rasmeequan and K. Chinnasarn, "Automated segmentation of media-adventitia and lumen from intravascular ultrasound images using non-parametric thresholding," 2017 9th International Conference on Knowledge and Smart Technology (KST), Chonburi, 2017, pp. 220-225.
- [3] Mehdi Faraji, Irene Cheng, Iris Naudin, Anup Basu, Segmentation of arterial walls in intravascular ultrasound cross-sectional images using extremal region selection, Ultrasonics, Volume 84, 2018, Pages 356-365, ISSN 0041-624X.
- [4] J. H. Lee, Y. N. Hwang, G. Y. Kim and K. Sung Min, "Segmentation of the lumen and media-adventitia borders in intravascular ultrasound images using a geometric deformable model," in IET Image Processing, vol. 12, no. 10, pp. 1881-1891, 10 2018.
- [5] A. Wong-od, A. Rodtook, S. Rasmeequan and K. Chinnasarn, "Intravascular ultrasound image recovery and segmentation based on circular analysis," 2017 9th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE), Phuket, 2017, pp. 1-6.
- [6] Angioplasty.Org staff. "Intravascular Ultrasound (IVUS)." Retrieved from <http://www.ptca.org/ivus/ivus.html>
- [7] Radiological Society of North America, Rsn, & American College of Radiology. Intravascular Ultrasound. Retrieved from <https://www.radiologyinfo.org/en/info.cfm?pg=ultrasound-intravascular>
- [8] Sinha, Utkarsh. "Circle Hough Transform." AI Shack, www.aishack.in/tutorials/circle-hough-transform
- [9] "Jaccard Index / Similarity Coefficient." Statistics How To, 18 Mar. 2018, www.statisticshowto.com/jaccard-index/.

ประวัติย่อของผู้วิจัย

ชื่อ-สกุล จิราภรณ์ วงवाल
วัน เดือน ปี เกิด 15 มิถุนายน 2538
สถานที่เกิด รพ.รามธิบดี จังหวัด กรุงเทพมหานคร
สถานที่อยู่ปัจจุบัน บ้านเลขที่ 2/2 หมู่3 ตำบล นราภิรมย์ อำเภอ บางเลน จังหวัด นครปฐม
รหัสไปรษณีย์ 73130
ประวัติการศึกษา พ.ศ. 2560 วิทยาศาสตร์บัณฑิต สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัย
บูรพา วิทยาเขตบางแสน

