

รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์  
เรื่อง

การคัดกรองโรคจอตามีสิ่งซีมเข้มขึ้นจากผู้ป่วยเบาหวาน  
ด้วยการเรียนรู้รวม

Exudates in Diabetes Patient Classification  
using Ensemble Learning

โครงการวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนทุนวิจัย

จาก

สำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ

ปีงบประมาณ พ.ศ. ๒๕๕๖

คณะผู้วิจัย

นายกฤษณะ ชินสาร	หัวหน้าโครงการวิจัย*
นางสาวสุวรรณา รัศมีขวัญ	ผู้ร่วมวิจัย*
นางสาวสุนิสา ริมเจริญ	ผู้ร่วมวิจัย*
นายอัครณัฐพันธ์ รอดทุกข์	ผู้ร่วมวิจัย**
นายภูสิต กุลเกษม	ผู้ร่วมวิจัย*
นางสาวเบญจภรณ์ จันทรวงกุล	ผู้ร่วมวิจัย*
นางสาวจรรยา อ้นปันส์	ผู้ช่วยวิจัย*
นายวุฒิชัย เหลืองเรืองรอง	ผู้ช่วยวิจัย*

๕ Bk ๐๗๖๖๔๔๓

- 7 ก.ค. 2558

354988

\*ศูนย์วิจัย Knowledge and Smart Technology คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยบูรพา

\*\*ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยรามคำแหง

เล่มบริการ

- 6 ก.ค. 2558

## บทคัดย่อ

สิ่งซีมเข้มขึ้นที่เกิดขึ้นในจอตาของผู้ป่วยเบาหวานเป็นอันตรายอย่างยิ่งต่อการมองเห็นของคนไข้เบาหวาน และเป็นสาเหตุสำคัญของโรคตาบอดของผู้ป่วยเบาหวาน และเนื่องจากปัจจุบันนี้มีจำนวนผู้ป่วยโรคเบาหวานที่มีอาการลักษณะดังกล่าวเพิ่มมากขึ้น ในขณะที่อัตราการเพิ่มของแพทย์ยังไม่เป็นไปในทิศทางเดียวกัน ทำให้แพทย์แต่ละท่านต้องมีภาระเพิ่มมากขึ้นค่อนข้างมาก ดังนั้นงานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการเพื่อตรวจหาสิ่งซีมเข้มขึ้นที่เกิดขึ้นที่จอตาจากภาพจอตาของผู้ป่วย เพื่อช่วยกรองข้อมูลในเบื้องต้นหรือใช้สำหรับยืนยันผล ซึ่งถ้าหากสามารถตรวจพบสิ่งซีมเข้มขึ้นได้ในตั้งแต่ระยะเริ่มต้นของอาการก็จะสามารถบรรเทาความรุนแรงของโรคเบาหวานที่จอตาได้ในระดับหนึ่ง

งานวิจัยนี้นำเสนอวิธีการคำนวณเชิงตัวเลขและวิธีการเชิงคำนวณสำหรับการตรวจจับหาสิ่งซีมเข้มขึ้นในภาพจอตาของผู้ป่วยเบาหวานที่จอตา โดยแบ่งขั้นตอนการประมวลผลออกเป็น ออกเป็น 5 ขั้นตอนหลัก คือ 1) การปรับปรุงคุณภาพของรูปภาพ 2) การแยกภาพพื้นหลังออกจากภาพดวงตาด้วย Object Attribute Thresholding Process 3) การตรวจหาเส้นเลือดด้วย Frangi's Vessel Filtering 4) การตรวจหางานประสาทตาด้วย Hough transform และ 5) การระบุพื้นที่ของสิ่งซีมเข้มขึ้นด้วย Kirsch's Templates และการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยใช้ขั้นตอนวิธี Hierarchical Clustering จากผลการทดลอง ผู้วิจัยได้ทดสอบขั้นตอนวิธีที่นำเสนอกับข้อมูลภาพที่มีสิ่งซีมเข้มขึ้นที่เกิดขึ้นในผู้ป่วยเบาหวานที่จอตาพบว่า ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอให้ผลการทดลองเป็นที่น่าพอใจ

## Abstract

Diabetic Retinopathy with exudates causes a major problem in human visualization and can become a cause of blindness to diabetic patients. In addition, the numbers of diabetic retinopathy patients are increased while the numbers of doctors cannot be easily increased in the same proportion. This circumstance causes a heavy work load to doctors. This research work proposes a method to detect exudates from the image of diabetic retinopathy. With the proposed method, the hospital may use it to preliminary classify patients with exudates from those who have none or may use it to re-confirm doctor diagnosis. The early detection of exudates in diabetic retinopathy patients will help reduce seriousness in diabetic retinopathy.

This research proposes digital image processing and numerical methods for detecting exudates in diabetic retinopathy patients. We divide our proposed methods into 5 main parts which are: 1) improving the quality of images 2) split background from the retina image using Object Attribute Thresholding Process (OAT) 3) detecting blood vessel using Frangi's Vessel Filtering 4) detecting retina disc using Hough Transform ,and 5) detecting exudates area using Kirsch's Templates and layering image data using Hierarchical clustering technique. Experimental results confirm that the proposed methods can detect the region of interest which is an exudates area of diabetic retinopathy patients.

# สารบัญ

บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา .....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการวิจัย.....	2
1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย .....	2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ .....	2
1.5 ระยะเวลาทำการวิจัยและแผนการดำเนินงานตลอดโครงการวิจัย.....	3
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง .....	4
2.1 โรคจอตามีสิ่งซึมเยิ้มขึ้นจากผู้ป่วยเบาหวาน.....	4
2.2 Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) .....	7
2.3 Thresholding .....	8
2.4 Object Attribute Thresholding Process (OAT) .....	9
2.5 Frangi Filter.....	9
2.6 การแปลงฮัฟ (Hough Transform).....	10
2.7 Kirsch's templates .....	12
2.8 Morphology (Opening and Closing).....	12
2.9 การจัดกลุ่ม (Clustering) .....	13
วิธีการจัดกลุ่มตามลำดับชั้น (Hierarchical Clustering) .....	14
การจัดกลุ่มแบบ Agglomerative Hierarchy (Agglomerative Hierarchical Clustering)....	14
2.10 การทบทวนวรรณกรรม/สารสนเทศ (Information) ที่เกี่ยวข้อง .....	15
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย .....	17
3.1 ขั้นตอนการปรับปรุงคุณภาพของรูปภาพ .....	18
3.1.1 Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE).....	18
3.2 ขั้นตอนการแบ่งแยกภาพพื้นหลังออกจากภาพดวงตา .....	18
3.2.1 Object Attribute Thresholding Process (OAT) .....	18
3.2.2 การทำภาพให้พรมัว (Blur).....	18
3.2.3 การหาพื้นที่ที่มีอัตราการเปลี่ยนแปลงของภาพ (gradient method).....	19
3.3 ขั้นตอนการตรวจหาเส้นเลือด (Blood Mask) .....	19
3.3.1 การแจกแจงความน่าจะเป็นแบบสะสม (cumulative distribution probability).....	19
3.3.2 Frangi's Vessel Filtering .....	20

3.4	ขั้นตอนการตรวจหาจางานประสาทตา .....	20
3.4.1	การหาอัตราการเปลี่ยนแปลงของภาพ (Sobel and prewitt gradient) .....	20
3.4.2	Hough transform.....	20
3.5	ขั้นตอนการระบุพื้นที่ของสิ่งมีชีวิต.....	20
3.5.1	Kirsch's Templates .....	20
3.5.2	Morphology close operation .....	21
3.5.3	การกรองด้วยค่ามัธยฐาน (Median filter ) .....	21
3.5.4	Hierarchical Clustering .....	21
บทที่ 4 ผลการทดลอง .....		22
4.1	ขั้นตอนการปรับปรุงคุณภาพของรูปภาพ .....	23
4.1.1	Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) .....	23
4.2	ขั้นตอนการแบ่งแยกภาพพื้นหลังออกจากภาพดวงตา .....	24
4.2.1	Object Attribute Thresholding Process (OAT).....	25
4.2.2	การทำภาพให้พร่ามัว (Blur) .....	27
4.2.3	การหาพื้นที่ที่มีอัตราการเปลี่ยนแปลงของภาพ (gradient method) .....	28
4.3	ขั้นตอนการตรวจหาเส้นเลือด (Blood Mark).....	32
4.3.1	การแจกแจงความน่าจะเป็นแบบสะสม (cumulative distribution probability)....	33
4.3.2	Frangi's Vessel Filtering .....	34
4.4	การตรวจหาจางานประสาทตา.....	35
4.4.1	การหาอัตราการเปลี่ยนแปลงของภาพ (Sobel and prewitt gradient) .....	35
4.4.2	Hough transform .....	36
4.5	การระบุพื้นที่ของสิ่งมีชีวิต.....	39
4.5.1	Kirsch's Templates .....	39
4.5.2	Morphology close operation .....	40
4.5.3	การกรองด้วยค่ามัธยฐาน (Median filter ) .....	41
4.5.4	การทำคัสเตอร์ข้อมูลแบบลำดับชั้น (Hierarchical Clustering).....	42
4.6	ภาพผลการทดลองทั้งหมด .....	45
บทที่ 5 สรุปผลการทดลอง .....		61
5.1	สรุปผลการทดลอง.....	61
5.2	ปัญหาและข้อเสนอแนะ .....	61
บรรณานุกรม .....		62

# บทที่ 1 บทนำ

## 1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันโรคเบาหวานเป็นโรคเรื้อรังที่เป็นปัญหาที่สำคัญ และมีผลกระทบต่อการดำรงชีวิตและภาวะเศรษฐกิจของผู้ป่วยและครอบครัว รวมทั้งประเทศชาติ สิ่งที่สำคัญที่สุดคือ การที่ผู้ป่วยได้รับการวินิจฉัยและได้รับการดูแลรักษาตั้งแต่ในระยะแรกของโรค จากข้อมูลสถิติของ WHO ปี พ.ศ. 2543 พบว่าทั่วโลกมีคนเป็นเบาหวาน 171 ล้านคน และจะเพิ่มขึ้นเป็น 366 ล้านคนในปี พ.ศ. 2547 ประมาณร้อยละ 50 ไม่รู้ว่าตัวเองเป็นเบาหวาน และเมื่อเป็นเบาหวาน 15 ปี พบว่ามีปัญหาตาบอดร้อยละ 2 มีปัญหาสายตาเลือนลางร้อยละ 10 แต่ถ้าตรวจจอประสาทตาอย่างละเอียดพบว่า มีอาการจอประสาทตาผิดปกติจากเบาหวานได้ถึงร้อยละ 32 จากการศึกษาของ The Wisconsin Epidemiological Study of Diabetic Retinopathy (WESDR) พบว่าในกลุ่มผู้ป่วยเบาหวานชนิดที่ 1 ซึ่งเป็นมานานกว่า 15 ปี ร้อยละ 3 จะตาบอดและจะเพิ่มขึ้นเป็นร้อยละ 12 ถ้าเป็นโรคเบาหวานนานกว่า 30 ปี ส่วนในกลุ่มผู้ป่วยเบาหวานชนิดที่ 2 จะพบตาบอดได้ร้อยละ 7 ถ้าเป็นโรคนาน 20 - 24 ปี การที่ผู้ป่วยเบาหวานสูญเสียดวงตานั้นเกิดขึ้นได้หลายสาเหตุ ทั้งการบดบังขัดขวางทางเดินของแสงที่เข้าสู่ภายในลูกตาเนื่องจากต้อกระจก หรือมีเลือดออกในวุ้นตา (Vitreous) หรือจอประสาทตาผิดปกติจากเบาหวาน (Diabetic Retinopathy) ซึ่งเรียกกันโดยทั่วไปว่าเบาหวานขึ้นตา หรือจากเส้นประสาทตาผิดปกติ (Optic Neuropathy) อย่างไรก็ตามหนึ่งหรือรวมกันก็ได้ โดยที่จอประสาทตาผิดปกติจากเบาหวานจะเป็นสาเหตุหลักที่พบมากที่สุดในการทำให้ผู้ป่วยเบาหวานสูญเสียสายตา

จอประสาทตาผิดปกติจากเบาหวานเป็นสาเหตุสำคัญอย่างหนึ่งที่ทำให้การเห็นผิดปกติ ผู้ที่เป็นเบาหวานทุกคนมีโอกาสเกิดภาวะดังกล่าวได้ และยังเป็นเบาหวานนานก็ยังมีโอกาสเกิดมากขึ้น โดยทั่วไปจอประสาทตาผิดปกติจากเบาหวานจะไม่พบอาการในระยะแรก อาการตามัวจะเกิดขึ้นในภายหลังเมื่อจุดรับภาพ (Macula) ได้รับผลกระทบทำให้การเห็นลดลง ดังนั้นสิ่งสำคัญที่สุดที่จะช่วยป้องกันจอประสาทตาผิดปกติในผู้ป่วยเบาหวานคือ การตรวจพบและได้รับการดูแลในระยะแรกของโรค ด้วยเหตุนี้เองจึงทำให้ผู้วิจัยมีความสนใจที่จะศึกษาและนำเทคนิคการประมวลผลภาพ (Image processing) การสกัดข้อมูลภาพ (Image Extraction) ของลักษณะพยาธิกำเนิดของจอประสาทตาผิดปกติจากเบาหวาน (Diabetic Retinopathy) เพื่อประมวลผลภาพอย่างมีประสิทธิภาพและให้ได้ข้อมูลที่เชื่อถือได้ช่วยในการตัดสินใจทางการแพทย์ ในการวินิจฉัยให้การรักษาเบาหวาน และเป็นการป้องกันการตาบอดในกลุ่มประชากรเหล่านี้

## 1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการวิจัย

- 1.2.1 เพื่อศึกษาเทคนิคการประมวลผลภาพสำหรับใช้ในการพัฒนาขั้นตอนการเตรียมภาพของภาพจอประสาทตา
- 1.2.2 เพื่อศึกษาการจัดกลุ่มข้อมูลแบบอาศัยความหนาแน่นสำหรับใช้ในการพัฒนาขั้นตอนการแยกสกัดลักษณะภาพจอประสาทตาผิดปกติ
- 1.2.3 เพื่อศึกษาการรู้จำภาพจอประสาทตาผิดปกติสำหรับใช้ในการพัฒนาขั้นตอนการรู้จำรูปภาพจอประสาทตา
- 1.2.4 เพื่อศึกษาและพัฒนาขั้นตอนวิธีการหาบริเวณและลักษณะเด่นของจอประสาทตาผิดปกติจากเบาหวานที่เป็นไปได้
- 1.2.5 เพื่อให้ผู้ที่สนใจสามารถนำแนวความคิดที่นำเสนอไปศึกษาเพื่อทำการพัฒนาหรือประยุกต์ใช้ในงานวิจัยของตนเองต่อไป

## 1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้มุ่งที่จะศึกษาและพัฒนาการนำเทคนิคประมวลผลภาพและการจัดกลุ่มข้อมูลมาใช้งานร่วมกันเพื่อสกัดข้อมูลที่เป็นลักษณะความผิดปกติของจอประสาทตาจากเบาหวานโดยมีขอบเขตดังต่อไปนี้

- 1.3.1 ข้อมูลภาพจอประสาทตาจากฐานข้อมูล Lappeenranta University of Technology ประเทศฟินแลนด์
- 1.3.2 ภาพจอประสาทตาที่ใช้ในการประมวลผลภาพต้องเป็นภาพสีที่มีความละเอียดไม่ต่ำกว่า 96 จุดต่อนิ้ว
- 1.3.3 ภาพจอประสาทตาที่ใช้ในการศึกษาต้องเป็นภาพที่แสดงเส้นประสาทและเส้นเลือดฝอยและรายละเอียดอื่นๆของจอตาอย่างชัดเจน

## 1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1.4.1 ได้ขั้นตอนวิธีการหาลักษณะเด่นของจอประสาทตาที่ผิดปกติจากเบาหวานโดยอาศัยเทคนิคการประมวลผลภาพและการจัดกลุ่มข้อมูลมาตัดสินใจหาลักษณะผิดปกติที่เป็นไปได้
- 1.4.2 สามารถนำไปพัฒนาระบบช่วยตัดสินใจในงานด้านการวินิจฉัยอาการจอประสาทตาผิดปกติจากเบาหวานซึ่งจะทำให้ช่วยลดค่าใช้จ่ายที่เป็นต้นทุนและเวลาในวินิจฉัยสำหรับเรื่องดังกล่าวให้น้อยลงจากเดิม
- 1.4.3 ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอจะสามารถใช้เป็นต้นแบบในการศึกษาขั้นสูงต่อไป





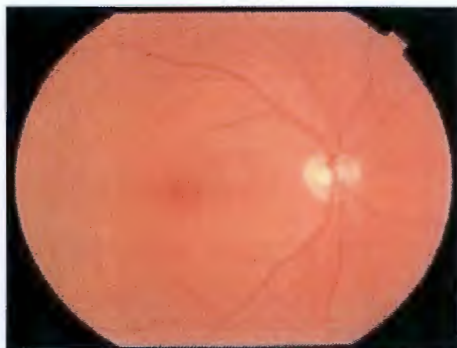
## บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

### 2.1 โรคจอตามีสิ่งซึมเยิ้มชั้นจากผู้ป่วยเบาหวาน

การเปลี่ยนแปลงที่จอประสาทตาพบว่า มีพยาธิสภาพอยู่ที่หลอดเลือดของจอประสาทตาโดยมีการอุดตันของหลอดเลือดฝอยและผนังหลอดเลือดฝอยบางแห่งมีการโป่งพอง การเปลี่ยนแปลงนี้มีกลไกการเกิดได้หลายทางจากการเปลี่ยนแปลงทางชีวเคมีซึ่งสัมพันธ์กับระดับน้ำตาลในพลาสมาที่สูงและ Glucose Metabolism โดยพบว่าระดับน้ำตาลในพลาสมาที่สูงขึ้นทำให้เกิดการคั่งของสาร Sorbitol ซึ่งแปลงสภาพมาจากน้ำตาลมีผลต่อการทำลายเซลล์ที่ผนังหลอดเลือดพลาสมาฝอย ภาวะที่น้ำตาลในพลาสมาสูงทำให้เกิดการกระตุ้น Protein Kinase C และการหลั่งสาร Prostaglandin ทำให้การไหลเวียนของเลือดที่จอประสาทตาเปลี่ยนแปลงผนังหลอดเลือดมี Permeability เพิ่มขึ้นทำให้น้ำไขมันและสารประกอบอื่น ๆ ในพลาสมาผ่านออกมาได้และร่างกายมีการหลั่งสารกระตุ้นต่าง ๆ เช่น Fibroblast Growth Factor, Vascular Endothelial Growth Factor, Platelet Derived Growth Factor ซึ่งมีผลกระตุ้นให้เกิดการสร้างหลอดเลือดฝอยใหม่ที่ผิดปกติในจอประสาทตา

การจำแนกระยะและลักษณะของจอประสาทตาผิดปกติจากเบาหวานโดยการเปลี่ยนแปลงที่จอประสาทตาแบ่งได้เป็น 3 ระยะคือ

1. Nonproliferative Diabetic Retinopathy (NPDR) หรือ Background Diabetic Retinopathy (BDR) เป็นการเปลี่ยนแปลงในระยะเริ่มแรก (รูปที่ 2-1ข.) พยาธิสภาพที่จอประสาทตาที่พบได้คือ



รูปที่ 2-1 ก. แสดงจอประสาทตาปกติ



รูปที่ 2-1 ข. แสดงการเปลี่ยนแปลงที่จอประสาทตาในผู้ป่วยเบาหวานในระยะเริ่มแรกพบมี Microaneurysm(←), Retinal Hemorrhage(⇐) และ Hard Exudates(\*)

1.1 การโป่งพองของหลอดเลือดฝอย (Microaneurysm) เกิดจากผนังหลอดเลือดฝอยบางลง และโป่งพองเห็นเป็นจุดแดงเล็กๆ หลอดเลือดฝอยที่โป่งพองหรือหลอดเลือดฝอยที่ผนังมีการเปลี่ยนแปลงอาจทำให้มีเลือดออกหรือมีไขมันรั่วออกมาอยู่ในชั้นจอประสาทตา

1.2 ไขมันในเลือดที่รั่วออกมาจากหลอดเลือด (Hard Exudate) เห็นเป็นก้อนขาวเหลืองอาจอยู่เป็นจุดหรือรวมเป็นกลุ่มใหญ่สะสมอยู่ในชั้นของจอประสาทตา

1.3 เลือดออกในจอประสาทตา (Retinal Hemorrhage) เป็นเลือดที่รั่วออกมาจากผนังของหลอดเลือดฝอยอาจเห็นเป็นจุดเล็กๆ (Dot Hemorrhage) หรือจุดใหญ่ (Blot Hemorrhage) หรือกระจายเป็นทางเหมือนเปลวไฟ (Flame-Shape Hemorrhage)

1.4 เส้นใยประสาทตาบวม (Cotton Wool Spots) เห็นเป็นก้อนสีขาวเหมือนปุยนุ่มเกิดจากการขาดเลือดที่จอประสาทตาทำให้มีการบวมของเส้นใยประสาทตา (Nerve Fiber Layer)

1.5 หลอดเลือดดำขยาย (Dilated Retinal Vein) พบหลอดเลือดดำพองตัวเป็นการเปลี่ยนแปลงในระยะเริ่มแรกของ Diabetic Retinopathy เนื่องจากมีการเพิ่มการไหลเวียนของเลือดที่จอประสาทตา

1.6 การบวมบริเวณจุดภาพชัดของจอประสาทตา (Macular Edema) เป็นการบวมที่บริเวณ Macula เกิดจากมีน้ำหรือ Serum รั่วออกมาจากหลอดเลือดและเกิดจากการสูญเสียหน้าที่การทำงานของเซลล์ Retinal Pigment Epithelium ที่ควบคุมภาวะสมดุลของน้ำในชั้นจอประสาทตา

2. Preproliferative Diabetic Retinopathy (PPDR) หรือ Severe Nonproliferative Diabetic Retinopathy (SevereNPDR) เป็นระยะที่จอประสาทตาขาดเลือดไปเลี้ยงมากขึ้น (ภาพที่ 2-2) เป็นการเปลี่ยนแปลงก่อนที่จะเข้าสู่ระยะ Proliferative Diabetic Retinopathy โดยพบการเปลี่ยนแปลงที่เพิ่มเติมจาก NPDR คือ



รูปที่ 2-2 แสดงการเปลี่ยนแปลงที่จอประสาทตาในผู้ป่วยเบาหวานในระยะ Preproliferative Diabetic Retinopathy มีเลือดออกกระจายทั่วไป (↔) หลอดเลือดดำขยายโป่งพอง (↗) และมีเส้นใยประสาทตาบวมเห็นเป็น Cotton Wool Spot (↘)

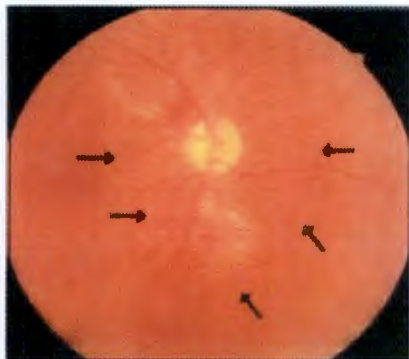
2.1 หลอดเลือดผิดปกติในชั้นจอประสาทตา (Intraretinal Microvascular Abnormalities หรือ IRMA) เห็นเป็นลักษณะเหมือนหลอดเลือดฝอยที่ขยายตัว (Capillary Dilatation) ซึ่งเกิดจากหลอดเลือดดำเจริญไปเลี้ยงยังบริเวณที่มี Capillary Closure หลอดเลือดเหล่านี้อาจกลายเป็นหลอดเลือดสร้างใหม่ที่ผิดปกติ (Neovascularization) แต่หลอดเลือดยังคงอยู่ในชั้นจอประสาทตา

2.2 เลือดออกในชั้นจอประสาทตาเป็นจำนวนมากพบมีเลือดออกเป็นจุดกระจายทั่วจอประสาทตา

2.3 หลอดเลือดดำโป่งพองหรือโค้งเป็นวง (Venous Beading, Venous Loop) หลอดเลือดดำโป่งเพิ่มขนาดของเส้นผ่าศูนย์กลางอาจเห็นเป็นปล้องๆหรือโค้งเป็นวงเกิดเนื่องจากประสาทตาขาดเลือดมากขึ้น

2.4 เส้นใยประสาทตาบวมเป็นจำนวนมาก (Multiple Cotton Wool Spots) พบ Cotton Wool Spots เป็นจำนวนมากซึ่งแสดงถึงภาวะประสาทตาขาดเลือด

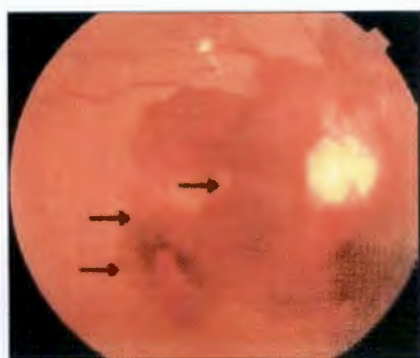
3. Proliferative Diabetic Retinopathy (PDR) เป็นการเปลี่ยนแปลงของจอประสาทตา ระยะที่มีหลอดเลือดสร้างใหม่ (Neovascularization: NV) เกิดขึ้น (รูปที่ 2-3 ก. และ ข.) จะพบมีหลอดเลือดเจริญออกมาจกชั้นจอประสาทตาเข้าไปในวุ้นตาเส้นเลือดใหม่กลุ่มนี้จะมีผนังที่ไม่แข็งแรง จึงแตกง่ายเกิดเลือดออกในวุ้นตา (Vitreous Hemorrhage: VH) (รูปที่ 2-3 ค.) พบมีเนื้อเยื่อพังผืด (Fibrovascular Tissue) เจริญตามหลอดเลือดที่ผิดปกติเข้าไปในวุ้นตาและเนื้อเยื่อพังผืดจะดึงรั้งทำให้จอประสาทตาลอก (Tractional Retinal Detachment: TRD) (รูปที่ 2-3 ง.) ซึ่งเป็นสาเหตุของตาบอด



รูปที่ 2-3 ก. แสดงการเปลี่ยนแปลงของจอประสาทตา ระยะที่เกิดหลอดเลือดใหม่ที่ผิดปกติบริเวณ Optic Disc (Neovascularization on Optic Disc: NVD) (⇒)



รูปที่ 2-3 ข. แสดงการเปลี่ยนแปลงของจอประสาทตา ระยะที่เกิดหลอดเลือดใหม่บริเวณอื่นๆ (Neovascularization Elsewhere: NVE) (⇐)



รูปที่ 2-3 ค. แสดงการเปลี่ยนแปลงของจอประสาทตาในระยะที่เกิดหลอดเลือดใหม่ซึ่งมีเลือดออกในวุ้นตา (⇔)

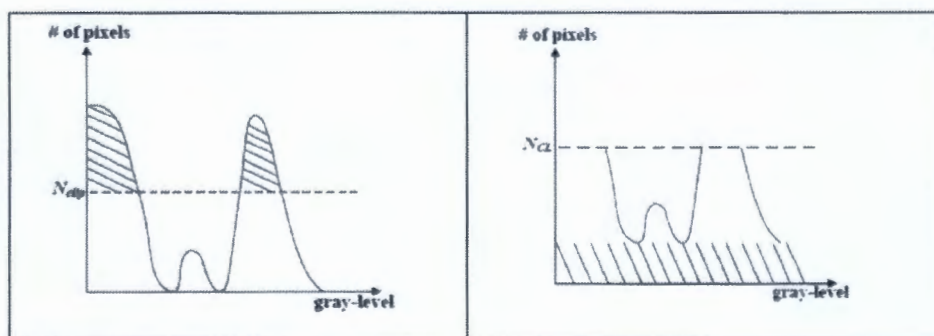


รูปที่ 2-3 ง. แสดงการเปลี่ยนแปลงของจอประสาทตาในระยะ PDR ซึ่งมีเนื้อเยื่อพังผืดดึงรั้งทำให้จอประสาทตาลอก (⇔)

ปัญหาที่นำเสนอในครั้งนี้เป็นปัญหาที่เกี่ยวกับการวิเคราะห์และสกัดหาคุณลักษณะเด่น (Feature Extraction) ของภาพจอประสาทตาที่ผิดปกติจากเบาหวานหาหลักการเปลี่ยนแปลงที่จอตาอย่างอัตโนมัติซึ่งจะเป็นประโยชน์ในการช่วยจักษุแพทย์คัดกรองผู้ป่วยที่มีจอประสาทตาเปลี่ยนแปลงแต่เริ่มแรกจะได้ให้การรักษาได้ทันท่วงที

## 2.2 Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

CLAHE คือวิธีการเพิ่มคุณภาพของภาพ ซึ่งมีการพัฒนามาจาก Histogram Equalization (HE) โดย S.M. Pizer วิธีการนี้จะพิจารณารายละเอียดข้อมูลจาก HE ในแต่ละค่าพิกเซลบนบริเวณพื้นส่วนกลางของภาพต้นฉบับ โดยค่า histogram ที่มีระดับสูงกว่าค่าเฉลี่ยพิกเซลในระดับ gray จะถูกนำมากระจายให้กับทุกพิกเซลในภาพ gray scale ซึ่งแทนด้วยตัวแปร  $N_{clip}$  ดังรูปที่ 2-4 ข.



รูปที่ 2-4 ก. ค่า Histogram ภาพต้นฉบับ

รูปที่ 2-4 ข. ค่า Histogram ที่ถูกตัด

ค่า histogram นี้จะมีความแตกต่างจากค่า histogram อื่น โดยผู้ใช้สามารถกำหนดระดับความหนาแน่นของค่าพิกเซลได้ วิธีการดังกล่าวสามารถแสดงดังสมการที่ 2.1

$$N_{aver} = \frac{N_{CR-X_P} \times N_{CR-Y_P}}{N_{gray}} \quad (2.1)$$

โดย  $N_{aver}$  คือค่าเฉลี่ยพิกเซล  
 $N_{gray}$  คือหมายเลขของค่า gray scale ในแต่ละพื้นที่  
 $N_{CR-Xp}$  คือหมายเลขของพิกเซลใน  $x$  มิติในแต่ละพื้นที่นั้นๆ  
 $N_{CR-Yp}$  คือหมายเลขใน  $y$  มิติของพื้นที่นั้นๆ  
 จากพื้นฐานของสมการที่ 1  $N_{CL}$  สามารถคำนวณจากสมการที่ 2.2

$$N_{CL} = N_{clip} \times N_{aver} \quad (2.2)$$

โดย  $N_{CL}$  คือค่าระดับการตัดจริง  
 $N_{clip}$  คือค่าสูงสุดต่างๆในระดับ gray scale ของค่าเฉลี่ยพิกเซลในค่าระดับ gray ตามลักษณะพื้นที่นั้นๆ โดยค่า histogram จากภาพต้นฉบับ แสดงในรูปที่ 1 เมื่อหมายเลขของพิกเซลมีค่ามากกว่า  $N_{clip}$  พิกเซลนั้นจะถูกตัด จากนั้นค่าพิกเซลจะถูกกระจายไปยังทุกพิกเซลในระดับ gray ดังสมการที่ 2.3

$$N_{acp} = \frac{N_{\Sigma clip}}{N_{gray}} \quad (2.3)$$

โดย  $N_{acp}$  คืออัตราส่วนระหว่างผลรวมของ histogram ต่อค่าสีระดับเทาจากพื้นฐานของสมการข้างต้นสามารถคำนวณค่าระดับของ histogram ในแต่ละพื้นที่จากกฎดังสมการที่ 2.4

$$\begin{aligned} \text{If } HCR(i) > N_{CL}, H_{NCR}(i) &= N_{CL}; \\ \text{Else if } HCR(i) + N_{acp} &\geq N_{CL}, H_{NCR}(i) = N_{CL}; \\ \text{Else } H_{NCR}(i) &= HCR(i) + N_{acp} \end{aligned} \quad (2.4)$$

โดย  $HCR(i)$  คือหมายเลขของแต่ละพิกเซลในระดับ gray ของพื้นที่นั้นๆ  
 $i$  คือหมายเลขของค่าในระดับ gray  
 หลังจากกระจายค่า histogram ใหม่ให้กับทุกพิกเซลในระดับ gray ดังสมการที่ 2.5

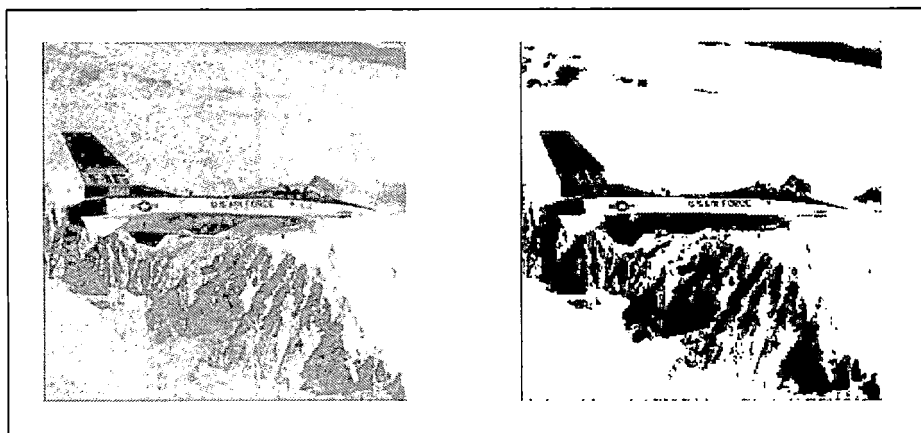
$$S = \frac{N_{gray}}{N_{LP}} \quad (2.5)$$

โดย  $S$  คือค่า histogram ใหม่ที่กระจายให้ทุกพิกเซล  
 $N_{LP}$  คือค่าพิกเซลที่ตัดมาเพื่อใช้คำนวณค่าใหม่

### 2.3 Thresholding

Thresholding เป็นวิธีการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพ (Image Segmentation) ที่ง่ายที่สุด ซึ่งใช้สำหรับสกัดข้อมูลภาพส่วนที่เป็นวัตถุที่เรา กำลังสนใจ ออกจากส่วนพื้นหลัง โดยการสกัด โดยใช้ความสัมพันธ์ทางคณิตศาสตร์อย่างง่ายมาเป็นเงื่อนไขสำหรับการตัดสินใจดังสมการที่ 2.6

$$f(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{if } f(x, y) < T \\ 255 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.6)$$



รูปที่ 2-5 การแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพโดยวิธี Thresholding

## 2.4 Object Attribute Thresholding Process (OAT)

Object Attribute Thresholding (OAT) เป็นกระบวนการทำซ้ำของอัลกอริธึม Otsu บนฮิสโตแกรมเพื่อปรับค่า threshold ที่เหมาะสมสำหรับแยกองค์ประกอบของภาพ ซึ่งเป็นวิธีที่ประยุกต์มาจากวิธีการแยกข้อมูลวัตถุจากภาพพื้นหลังของ Otsu (Otsu's Algorithm) โดย OAT จะเป็นวิธีเรียกตนเองซ้ำของ Otsu (Recursive Otsu's Algorithm) เพื่อแยกคุณลักษณะของภาพ โดยขั้นตอนวิธี OAT ประกอบไปด้วย 2 ขั้นตอน ได้แก่ ขั้นตอนที่ 1 เป็นขั้นตอนการเตรียมภาพเพื่อระบุลักษณะวัตถุโดยใช้วิธีการ Otsu และขั้นตอนที่ 2 เป็นขั้นตอนการกำจัดพื้นหลังจากลักษณะวัตถุ โดยใช้วิธีการ Otsu ซ้ำๆ จนกระทั่งได้ threshold ที่เหมาะสม นั่นคือมีความเข้มใกล้เคียงกับความเข้มของลักษณะที่พบ ซึ่งวิธีนี้จะทำให้เราได้ขอบของภาพและสามารถประยุกต์ใช้กับภาพที่มีความซับซ้อนที่มีจุดสูงสุดของฮิสโตแกรมหลายจุด (Multiple Peak Histograms)

## 2.5 Frangi Filter

เป็นวิธีใช้ในการแยกภาพวัตถุใดๆ ที่มีโครงสร้างเป็นหลอดเลือด ส่วนใหญ่แล้วการกรองการปรับปรุงหลอดเลือดบนพื้นฐานของ Hessian โดยใช้ eigenvalue สกัดมาจาก Hessian Matrix เพื่อให้เป็นโครงสร้างเลขาคณิต ซึ่งสามารถถูกวิเคราะห์ว่าเป็นรูปทรงคล้ายท่อ

Hessian matrix ของภาพที่ประมวลผลในจุด  $x_0$  ที่ scale  $\sigma$ ,  $H_\sigma(x)$  สามารถคำนวณได้ด้วยการหาอนุพันธ์ของ Gaussian โดยสมการที่ 2.7

$$H_0(I, x) = \frac{\partial^2 I_\sigma}{\partial x^2} = I(x) * \frac{\partial^2 g_\sigma(x)}{\partial x^2} \quad (2.7)$$

โดย  $I$  คือ รูปภาพต้นฉบับ

$g_\sigma$  คือ Gaussian function

$\sigma$  คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation)

การแยกส่วนประกอบของโครงอนุพันธ์อันดับสองของรูปที่สกัด eigenvalues ( $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \lambda_3$ ) และทิศทาง ( $\underline{u}_1, \underline{u}_2, \underline{u}_3$ ) โดยโครงสร้างที่สรุปรวมเป็นดังนี้  $|\lambda_1| \approx 0, |\lambda_1| \ll |\lambda_2|, \lambda_2 \approx \lambda_3$  ด้วย  $\underline{u}_1$  ทิศทางความโค้งที่เล็กที่สุด (ตามแนวเส้น)

การใช้งานข้อมูลนี้กำหนดให้ตั้งสมการที่ 2.8

$$V_F^\sigma(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } \lambda_2 > 0 \text{ or } \lambda_3 > 0 \\ \left(1 - \exp\left(\frac{R_A^2}{2\alpha^2}\right)\right) \exp\left(\frac{R_B^2}{2\beta^2}\right) \left(1 - \exp\left(\frac{S^2}{2c^2}\right)\right) & \end{cases} \quad (2.8)$$

เมื่อ  $\alpha, \beta, c$  เป็นตัวแปรที่ควบคุม sensitivity ของการกรอง เพื่อวัดผลความแตกต่างเพื่อจำแนกระหว่าง โครงสร้าง tube-like และ plate-like ( $R_A$ ), blob-like ( $R_B$ ) และภาพพื้นหลัง ( $S$ ) โดย plate-like ( $R_A$ ), blob-like ( $R_B$ ) และภาพพื้นหลัง ( $S$ ) มีสมการตามสมการที่ 2.9 2.10 และ 2.11

$$R_A = \frac{|\lambda_2|}{|\lambda_3|} \quad (2.9)$$

$$R_B = \frac{|\lambda_1|}{\sqrt{|\lambda_2\lambda_3|}} \quad (2.10)$$

$$S = \sqrt{|\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2|} \quad (2.11)$$

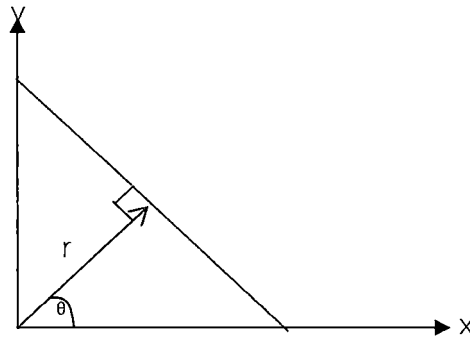
การวัดการผสมกันกับผลของการกรองข้อมูลใน scale ที่แตกต่างกันได้รับผลสูงที่สุดโดยสมการที่ 2.12

$$V_F(x) = \max_{\sigma_{min} \leq \sigma \leq \sigma_{max}} V_F^\sigma(x) \quad (2.12)$$

## 2.6 การแปลงฮัฟ (Hough Transform)

การแปลงฮัฟ (Hough Transform) เป็นการค้นหาเส้นตรงหรือวงกลมจากจุดต่างๆ โดยการใช้การโหวตกล่าวคือหาว่าแต่ละจุดนั้นมีเส้นใดลากผ่าน จากนั้นนำมาหาสมการที่ถูกโหวตมากที่สุดจะเป็นสมการที่ผ่านจุดมากที่สุด

การค้นหาเส้นตรงใช้การแปลงฮัฟในภาพสองมิติ ตัวอย่างของการแปลงฮัฟ คือการใช้การแปลงเชิงเส้นในการหาเส้นตรง สมการเส้นตรง  $y = mx + b$  ได้นำมาใช้ในการแสดงภาพบนระนาบ  $x, y$  แนวคิดของการแปลงฮัฟ คือจะพิจารณาจากลักษณะของเส้นตรงที่ไม่ใช่จุดของภาพ  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$  แต่จะอยู่ในรูปของพารามิเตอร์ต่างๆ เช่น ความชัน  $m$  และพารามิเตอร์  $b$  จากสมการเส้นตรง  $y = mx + b$  สามารถแสดงด้วยจุด  $(b, m)$  ในพารามิเตอร์สเปซ



รูปที่ 2-6 ความสัมพันธ์ระหว่างเวกเตอร์  $r$  กับจุดของเส้นตรง

จากรูปที่ 2-6 คือระยะทางระหว่างจุดเริ่มต้นกับเส้นตรง  $\theta$  คือมุมของเวกเตอร์จากจุดเริ่มต้นไปยังจุดที่ใกล้สุด แสดงดังสมการที่ 2.13 และ 2.14

$$y = \left(-\frac{\cos\theta}{\sin\theta}\right)x + \left(\frac{r}{\sin\theta}\right) \quad (2.13)$$

$$r = x\cos\theta + y\sin\theta \quad (2.14)$$

ขั้นตอนของการแปลงฮัฟจะใช้อาร์เรย์แบบสะสมในการหาเส้นตรง  $y = mx + b$  โดยมีมิติของอาร์เรย์สะสมนี้จะเท่ากับจำนวนของพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบ เช่น ในปัญหาของการแปลงฮัฟพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบคือ  $(m,b)$  และ  $(r,\theta)$

ส่วนการแปลงฮัฟสำหรับวงกลมใช้สำหรับคำนวณข้อมูลใน 3 มิติ  $(a,b,r)$  โดยที่  $(a,b)$  เป็นตำแหน่งของจุดศูนย์กลาง  $r$  เป็นรัศมี ดังสมการที่ 2.15 2.16 และ 2.17

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2 \quad (2.15)$$

$$x = a + r\cos\theta \quad (2.16)$$

$$y = b + r\sin\theta \quad (2.17)$$

วิธีการนี้จะเป็นการสร้างวงกลมที่เหมาะสมกับขอบของวัตถุโดยใช้อาร์เรย์สะสม (Accumulator Array) มีขั้นตอนดังนี้

1. ทำการสร้างตัวแปรอาร์เรย์สะสมของเซลล์สำหรับแต่ละจุด กำหนดค่าเริ่มต้นเป็น 0
2. ในแต่ละจุด แต่ละเซลล์จะเก็บค่าที่ทำการคำนวณด้วยสมการที่ 2.18

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2 \quad (2.18)$$

3. คำนวณหาค่า  $a$  และ  $b$  จากสมการที่ 19

$$a = x - r\cos\theta, b = y - r\sin\theta \quad (2.19)$$

4. จากนั้นหาเซลล์ที่มีค่ามากที่สุดที่ให้ค่ามากกว่าเซลล์ที่อยู่รอบๆ เซลล์ที่มากที่สุดนี้จะมีแนวโน้มจะเป็นสูงในการบอกตำแหน่งของวงกลมที่มีรัศมี  $r$



## 2.7 Kirsch's templates

เป็นวิธีการที่เกี่ยวข้องกับการกรองโดยใช้รูปแบบการกำหนดตำแหน่งที่แตกต่างกันตาม threshold การเปลี่ยนแปลงรูปภาพผลลัพธ์สามารถเปลี่ยนได้จากค่าของ threshold ที่ใช้พื้นที่ที่เหลือของผลลัพธ์ถูกดำเนินการโดยใช้เทคนิคขอบเขต วิธีการนี้จะใช้สำหรับการตรวจหาขอบ หรือ ภาพขอบสามารถถือได้ว่าเป็นความลาดชันของพื้นที่ ตัวดำเนินการ Kirsch สามารถปรับค่า threshold ที่เกี่ยวข้องได้โดยอัตโนมัติจากลักษณะภาพ ดังนั้นตัวดำเนินการความลาดชันของ Kirsch ถูกเลือกเพื่อสกัดเส้นขอบของวัตถุ การตรวจจับขอบของ Kirsch จะใช้ตัวกรองที่มีขนาด  $3 \times 3$  และหมุนในมุม 45 องศา ผ่านทั้ง 8 ทิศทาง ได้แก่ ทิศเหนือ ทิศตะวันตกเฉียงเหนือ ทิศตะวันตก ทิศตะวันตกเฉียงใต้ ทิศใต้ ทิศตะวันออกเฉียงใต้ ทิศตะวันออกและทิศตะวันออกเฉียงเหนือ ตัวกรองจะแตกต่างกันตามที่กำหนดไว้ด้านล่าง (Muthukrishnan และ Radha, 2011):

$$M_0 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{bmatrix} \quad M_1 = \begin{bmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix}$$

$$M_2 = \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ 3 & -3 & -3 \end{bmatrix} \quad M_3 = \begin{bmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix}$$

$$M_4 = \begin{bmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{bmatrix} \quad M_5 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & -3 \end{bmatrix}$$

$$M_6 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{bmatrix} \quad M_7 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & 5 & 5 \end{bmatrix}$$

## 2.8 Morphology (Opening and Closing)

การเปิดและปิดคือสองตัวดำเนินการที่สำคัญจากลักษณะทางสัณฐานวิทยาทางคณิตศาสตร์ ได้มาทั้งจากการดำเนินงานพื้นฐานของ erosion และ dilation เช่นเดียวกับตัวดำเนินการที่จะนำไปใช้ตามปกติกับภาพไบนารี การเปิดจะคู่กับการปิด เช่น การเปิดพิกเซลด้านหน้าด้วยองค์ประกอบโครงสร้างโดยเฉพาะเทียบเท่ากับการปิดพิกเซลพื้นหลังที่มีองค์ประกอบเดียวกัน หรือ การปิดพิกเซลพื้นหลังด้วยองค์ประกอบโครงสร้างโดยเฉพาะเทียบเท่ากับการเปิดพิกเซลด้านหน้าที่มีองค์ประกอบเดียวกัน

การเปิดหมายถึง erosion และตามด้วย dilation โดยใช้องค์ประกอบโครงสร้างที่เหมือนกัน สำหรับการดำเนินงานของทั้งสอง ตัวดำเนินการเปิดจึงต้องใช้สองปัจจัยการผลิต ได้แก่ ภาพที่จะเปิด และองค์ประกอบโครงสร้าง การเปิดในระดับสีเทาประกอบด้วย erosion ของระดับสีเทา และตามด้วย dilation ระดับสีเทา ผลกระทบขั้นพื้นฐานของการเปิดค่อนข้างเหมือน erosion มีแนวโน้มที่จะลบ

พิกเซลบางส่วนของด้านหน้า (สว่าง) จากขอบของพื้นที่ของพิกเซลด้านหน้า ผลกระทบของตัวดำเนินการคือการรักษาพื้นที่ด้านหน้าที่มีรูปร่างคล้ายกับองค์ประกอบโครงสร้างนี้หรือสามารถมีองค์ประกอบโครงสร้างที่สมบูรณ์ ในขณะที่กำจัดพื้นที่อื่น ๆ ของพิกเซลด้านหน้า

การปิดเหมือนกับวิธีการ dilation มีแนวโน้มที่จะขยายขอบเขตของการทำงานพื้นที่ด้านหน้า (สว่าง) ในภาพ (และลดสีพื้นหลังในพื้นที่ดังกล่าว) แต่มันทำลายรูปร่างขอบเขตเดิมน้อย ผลกระทบของตัวดำเนินการคือการรักษาพื้นที่หลังที่มีรูปร่างคล้ายกับองค์ประกอบโครงสร้างนี้หรือสามารถมีองค์ประกอบโครงสร้างที่สมบูรณ์ ในขณะที่กำจัดพื้นที่อื่น ๆ ของพิกเซลพื้นหลัง การปิดจะดำเนินการในสิ่งที่ตรงกันข้ามกับการเปิด มันถูกกำหนดเป็น dilation และตามด้วย erosion โดยใช้องค์ประกอบโครงสร้างเหมือนกันสำหรับการดำเนินงานของทั้งสอง ดำเนินการปิดจึงต้องใช้สองปัจจัยการผลิต ได้แก่ ภาพที่จะถูกปิด และองค์ประกอบโครงสร้าง การเปิดในระดับสีเทาประกอบด้วย dilation ของระดับสีเทา และตามด้วย erosion ระดับสีเทา

## 2.9 การจัดกลุ่ม (Clustering)

ความต้องการสร้างโครงสร้างและการเรียนรู้ เพื่อสร้างการจัดกลุ่มวิจัยในสาขาวิชาขั้นสูง ทำให้จำนวนของข้อมูลเติบโตอย่างรวดเร็ว และมนุษย์ไม่สามารถค้นหาความรู้ได้ง่ายจากข้อมูลที่มีปริมาณมากในฐานข้อมูลโดยปราศจากการใช้เทคนิคการสรุปพื้นฐานทางสถิติของข้อมูลได้ ซึ่งข้อมูลโดยทั่วไปสามารถอธิบายได้ด้วยสองวิธี ได้แก่ 1) อธิบายจากคุณลักษณะ (Attributes/Features) ของข้อมูล หรือ 2) อธิบายโดยดูจากความสัมพันธ์ของจุดข้อมูลนั้นกับจุดข้อมูลอื่นๆ เช่นระยะห่างระหว่างสองจุดข้อมูล ความเหมือนหรือความคล้ายกันของสองจุดข้อมูล เป็นต้น อย่างไรก็ตามความสัมพันธ์ระหว่างจุดข้อมูลที่มีความซับซ้อน หรือระหว่างลักษณะ หรือทั้งสองอย่างสามารถค้นหาผ่านการวิเคราะห์จัดกลุ่มข้อมูล (Cluster Analysis) ได้

การจัดกลุ่มข้อมูลหมายถึงกระบวนการในการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มๆ แบบอัตโนมัติ โดยที่ไม่ต้องมีคลาสค่าตอบเรียกเทคนิคนี้ว่าเทคนิคการเรียนรู้โดยไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning Technique) ซึ่งแต่ละกลุ่มเรียกว่าคลัสเตอร์ (Cluster) ข้อมูลที่อยู่ในกลุ่มเดียวกันจะมีความเหมือนหรือคล้ายกันมากกว่าข้อมูลที่อยู่ต่างกลุ่ม ตัวอย่างการนำการจัดกลุ่ม มาประยุกต์ใช้ เช่นในสาขาชีววิทยา การจัดกลุ่มถูกใช้ในการจัดแบ่งสิ่งมีชีวิตออกเป็นกลุ่มสปีชีส์ต่างๆ การประยุกต์ในสาขาวิชาอื่นๆ คือการจัดการลูกค้าสัมพันธ์ ดังนั้นจะเห็นว่าการจัดกลุ่มคือสิ่งที่จำเป็นในกระบวนการทำเหมืองข้อมูล เพราะสามารถจัดการสรุปข้อมูลได้ง่าย

วิธีการจัดกลุ่มที่แบ่งออกเป็น 2 ประเภทได้แก่วิธีการแบบตัดแบ่ง (Partitive Algorithms) และวิธีการแบบลำดับขั้น (Hierarchical Methods) วิธีการแบบตัดแบ่งเป็นวิธีการคล้ายกับ c-Means คือทำการจัดกลุ่มรูปแบบของข้อมูลออกเป็นกลุ่มหรือคลัสเตอร์ตามวัตถุประสงค์ที่กำหนด ซึ่งจำนวนคลัสเตอร์จะถูกกำหนดไว้ก่อนล่วงหน้า ส่วนวิธีการแบบลำดับขั้นจะจัดกลุ่มด้วยวิธี Agglomerative และ Divisive จะไม่มีการกำหนดจำนวนกลุ่ม แต่จะมีการกำหนดค่าหรือเงื่อนไขบางอย่างในการจัดกลุ่มเอาไว้

## วิธีการจัดกลุ่มตามลำดับชั้น (Hierarchical Clustering)

วิธีการจัดกลุ่มตามลำดับชั้นจะทำการหาความสัมพันธ์ของข้อมูลแบบลำดับชั้นโดยใช้แผนผังเดนไดรแกรมซึ่งมีลักษณะเป็นโครงสร้างแบบต้นไม้ มีการนำเอาเมตริกที่แสดงความคล้ายหรือความไม่คล้ายกันของแต่ละคู่ของรูปแบบข้อมูลมาใช้ในวิธีการนี้ การแบ่งของเดนไดรแกรมทำได้จากกลางไปบน โดยการเริ่มจากแต่ละออบเจกต์หรือข้อมูลแต่ละตัว การจัดกลุ่มตามลำดับชั้น สามารถลำดับชั้นต้นไม้ได้ 2 วิธี

1. การแบ่งแยกแตกออก (Divisible Algorithms) เป็นการจัดกลุ่มตามลำดับจากบนลงล่าง (Top-Down) ซึ่งจะเริ่มจากกลุ่มใหญ่ที่สุดหรือกลุ่มที่อยู่ตำแหน่ง Root และจะถูกแบ่งออกเป็นกลุ่มย่อยลงมา เป็นการจัดข้อมูลจากหยาบไปละเอียด คือการแบ่งไปเป็นส่วนๆ แล้วทำการแบ่งแต่ละส่วนย่อยเป็นกลุ่มที่เล็กกว่า

2. การรวมเป็นกลุ่มเป็นก้อน (Agglomerative Algorithms) เป็นการจัดกลุ่มตามลำดับจากล่างขึ้นบน (Bottom-Up) คือเป็นการรวมกลุ่มของกลุ่มย่อยที่มีระยะห่างกันน้อยสุดรวมเข้าด้วยกันจนได้กลุ่มที่ต้องการ เป็นการจัดกลุ่มแบบละเอียดไปหยาบ วิธีนี้เริ่มด้วยการให้ข้อมูลทุกตัวอยู่ต่างกลุ่มกัน ในแต่ละลำดับชั้นจะทำการรวมกลุ่มที่มีความคล้ายคลึงกันมากที่สุดเข้าด้วยกันเกิดเป็นกลุ่มข้อมูลที่ใหญ่ขึ้นเรื่อยๆ โดยการหากลุ่มของข้อมูลที่ใกล้ที่สุดมาคู่กัน แล้วค่อยๆ รวมไปเรื่อยๆ

ทั้งวิธีการแบ่งแยกแตกออกหรือการรวมเป็นกลุ่มเป็นก้อนถ้าไม่เหมาะสมจะทำให้การจัดกลุ่มมีความผิดพลาดได้ แต่โดยทั่วไปแล้ววิธีการแบบรวมเป็นกลุ่มเป็นก้อนเป็นที่นิยมมากกว่า อย่างไรก็ตามหากข้อมูลมีขนาดใหญ่วิธีการนี้อาจไม่เหมาะสมเพราะเวลาที่ใช้เป็นกำลังสอง  $O(N^2)$

### การจัดกลุ่มแบบ Agglomerative Hierarchy (Agglomerative Hierarchical Clustering)

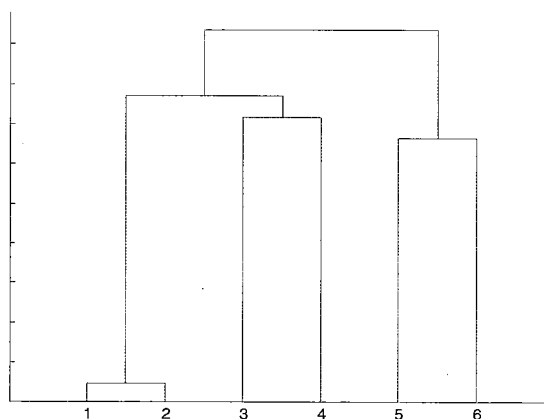
การรวมเป็นกลุ่มก้อน เริ่มต้นจากพิจารณาจุดหรือตำแหน่งที่อยู่ในบริเวณส่วนเฉพาะของแต่ละกลุ่ม ซึ่งแต่ละขั้นตอนจะทำการรวมกลุ่มเข้าด้วยกัน แนวคิดของวิธีการนี้เพื่อกำหนดความใกล้ชิดหรือความสัมพันธ์ของกลุ่มนั้นๆ รวมเข้าด้วยกัน การดำเนินการของกลุ่ม เป็นการดำเนินการแบบจากบนลงล่าง โดยทั่วไป อัลกอริทึมการรวมเป็นกลุ่มก้อน เป็นการแบ่งอย่างละเอียดไปหยาบ ดังจะกล่าวถึงรายละเอียดเทคนิควิธีการ Agglomerative Hierarchical Clustering ต่อไปนี้

วิธีการ Agglomerative Hierarchical Clustering นี้เป็นจัดกลุ่มโดยการหา ค่าความแตกต่างน้อยที่สุด (Single Linkage) ค่าความแตกต่างมากที่สุด (Complete Linkage) และ ค่าความแตกต่างแบบค่าเฉลี่ย (Group Average Linkage) โดยทั้งสามวิธีนี้มีความแตกต่างกันในทางการอธิบายลักษณะความเหมือนซึ่ง ค่าความแตกต่างน้อยที่สุด คิดจากค่าความแตกต่างระหว่างคู่ของข้อมูลที่มีความแตกต่างกันน้อยที่สุด โดยข้อมูลคู่หนึ่งต้องอยู่ต่างกลุ่มกัน ส่วนค่าความแตกต่างมากที่สุด คิดจากค่าความแตกต่างระหว่างคู่ของข้อมูลที่มีความแตกต่างกันมากที่สุด โดยข้อมูลคู่หนึ่งต้องอยู่ต่างกลุ่มกันและค่าความแตกต่างแบบค่าเฉลี่ย คิดจากค่าเฉลี่ยของค่าความแตกต่างระหว่างทุกคู่ของข้อมูล โดยข้อมูลคู่หนึ่งต้องอยู่ต่างกลุ่มกัน

การคำนวณระยะห่างสำหรับขั้นตอนการเริ่มต้นของ Agglomerative Clustering Algorithm มีขั้นตอนดังนี้

1. กำหนดตำแหน่งของจุด สร้างรายการแสดงระยะห่างระหว่างกลุ่ม (Inter Cluster) โดยไม่เรียงลำดับการจับคู่ของตัวอย่าง แต่จะเรียงลำดับรายการนี้จากน้อยไปมาก
2. ขั้นตอนต่อไปเรียงลำดับรายการตามระยะห่างให้เป็นค่า  $d_k$  กราฟของตัวอย่าง เมื่อคู่ของตัวอย่างใกล้กว่า  $d_k$  ให้ย้ายไปอยู่กลุ่มใหม่ถ้าตัวอย่างเป็นสมาชิกภายในกลุ่มอยู่แล้ว แต่ถ้าไม่ใช่ให้วนทำไปเรื่อยๆ
3. ผลลัพธ์ของอัลกอริทึมนี้เป็นกราฟที่มีลำดับการซ้อนกันตามระยะห่างระหว่างกลุ่ม

ในวิธีการแบบ Agglomeratively แผนภาพเดนโดแกรมแสดงให้เห็นถึงขั้นตอนในการจัดกลุ่ม โดยแต่ละกลุ่มจะถูกรวมเข้าด้วยกันแบบลำดับขั้น การจัดกลุ่มของข้อมูลในแต่ละขั้นจะถูกกำหนดมาจากการตัดเดนโดแกรมที่ระดับที่กำหนดไว้



รูปที่ 2-7 Dendrogram for Hierarchical Clustering

จากรูปที่ 2-7 แผนภาพเดนโดแกรมแสดงข้อมูลหมายเลขดังต่อไปนี้ 1, 2, 3, 4, 5, 6 แผนภาพแสดงให้เห็นถึงการจัดกลุ่มแบบลำดับขั้น ข้อมูลแต่ละตัวจะถูกรวมเข้ากลุ่มตามลำดับดังนี้ 12, 34, 56, 1234, 123456 และการแบ่งข้อมูลก็จะทำย้อนกลับกัน ซึ่งในการจัดกลุ่มด้วยวิธีการนี้ไม่ต้องกำหนดจำนวนกลุ่มของข้อมูล

## 2.10 การทบทวนวรรณกรรม/สารสนเทศ (Information) ที่เกี่ยวข้อง

AlirezaOsareh, Bitashadgar และ RichardMarkham (2009) นำเสนอบทความเรื่อง “A Computational-Intelligence-Based Approach for Detection of Exudates in Diabetic Retinopathy Images” โดยในบทความนี้นำเสนอวิธีการอัตโนมัติสำหรับการตรวจจับการซึมเยิ้มชั้นในภาพจอตาโดยผู้วิจัยเลือกใช้เทคนิคการจัดกลุ่มแบบ Fuzzyc-means สำหรับการแยกสีของภาพจอตา จากนั้นทำการแบ่งกลุ่มของภาพจอตาออกเป็นสองประเภทคือภาพที่มีการซึมเยิ้มชั้นและภาพไม่มีการซึมเยิ้มชั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-layer Perceptron Neural Network)

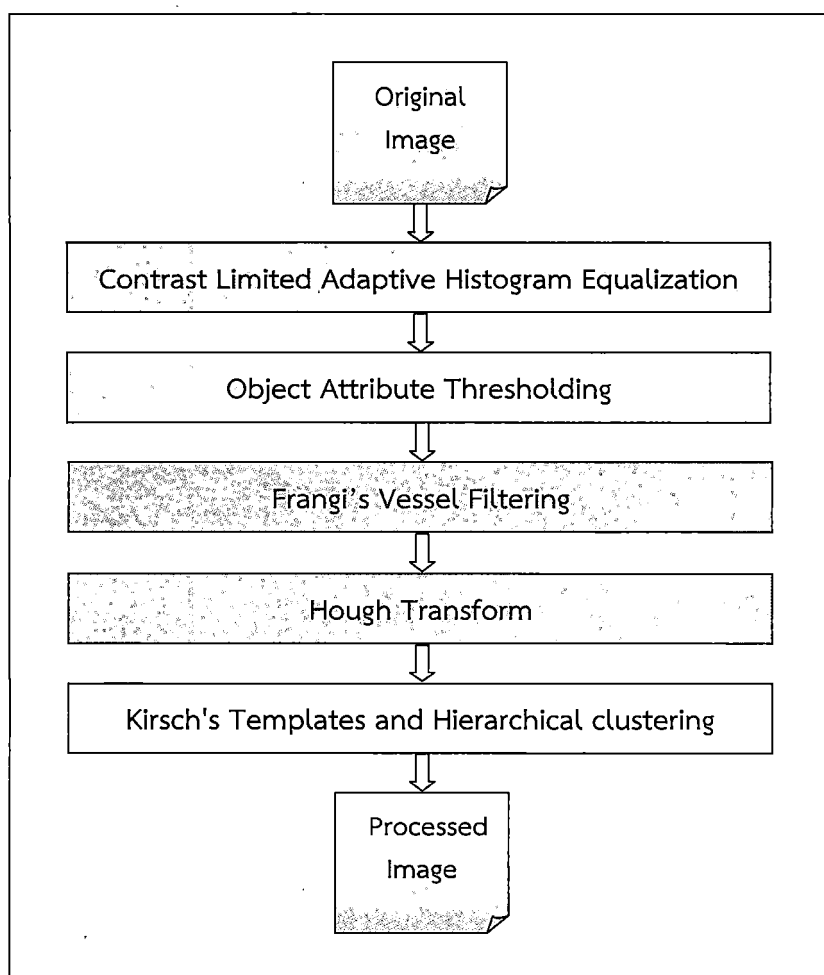
P. Kahai, K. R. Namuduri, และ H. Thompson (2006) นำเสนอบทความเรื่อง “A Decision Support Framework for Automated Screening of Diabetic Retinopathy” ผู้วิจัยนำเสนอระบบสนับสนุนการตัดสินใจสำหรับผู้ป่วยเบาหวานที่มีอาการปรากฏที่ตาด้วยโดยใช้กฎการตัดสินใจของเบย์

Claral. Sanchez, Roberto Hornero, Marial. Lopez, Mateo Aboy, Jesus Poza, และ Daniel Abasolo (2008) นำเสนอบทความเรื่อง “A Novel Automatic Image Processing Algorithm for Detection of Hard Exudates based on Retinal Image Analysis” ผู้วิจัยนำเสนอวิธีการแบ่งแยกเชิงเส้นของฟิชเชอร์ (Fisher’s Linear Discriminant Analysis) และสารสนเทศของสีภาพจอตาการสำหรับการคัดแยกประเภทของภาพที่มีการซึมเยิ้มขึ้น

P. Aravindhan และ P. N. Jebarani Sargunar (2010) นำเสนอบทความเรื่อง “Automatic Exudates Detection in Diabetic Retinopathy Images Using Digital Image Processing Algorithms” ผู้วิจัยนำเสนอวิธีการประมวลผลภาพเบื้องต้นเพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนจากนั้นนำเสนอวิธี MCN (Modified Cross Point Number) สำหรับการสกัดภาพการซึมเยิ้มขึ้นและทำการจัดกลุ่มข้อมูลโดยใช้ Fuzzy c-Means Algorithm.

## บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย

ในวิธีดำเนินงานวิจัยได้นำเสนอวิธีการคัดกรองโรคจอตาที่มีสิ่งขี้มึนชั้นจากผู้ป่วยโรคเบาหวานโดยนำภาพดวงตาของผู้ป่วยมาสกัดเพื่อตรวจจับสิ่งขี้มึนชั้น การสกัดและตรวจจับสิ่งขี้มึนชั้นนี้แบ่งออกเป็น 5 ขั้นตอนหลัก คือ 1) การปรับปรุงคุณภาพของรูปภาพด้วย CLAHE 2) การแยกภาพพื้นหลังออกจากภาพดวงตาด้วย Object Attribute Thresholding Process 3) การตรวจหาเส้นเลือดด้วย Frangi's Vessel Filtering 4) การตรวจหาจางประสาทตาด้วย Hough transform และ 5) การระบุพื้นที่ของสิ่งขี้มึนชั้นด้วย Kirsch's Templates และการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยใช้ขั้นตอนวิธี Hierarchical Clustering



รูปที่ 3-1 แผนผังวิธีดำเนินงานวิจัย

### 3.1 ขั้นตอนการปรับปรุงคุณภาพของรูปภาพ

#### 3.1.1 Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

ในการปรับปรุงคุณภาพของรูปภาพนั้น เลือกใช้ CLAHE เพื่อให้ Object แต่ละส่วนมีค่าความเข้มแสงที่แตกต่างกันมากขึ้น ซึ่งมีการพัฒนามาจาก Histogram Equalization (HE) โดยจะพิจารณารายละเอียดข้อมูลจาก HE ในแต่ละค่าพิกเซลบนบริเวณพื้นส่วนกลางของภาพ ซึ่งด้วยผลลัพธ์ดังกล่าวทำให้มีรายละเอียดของแต่ละ object มีชัดเจนมากขึ้น โดยในขั้นตอนนี้จะดำเนินการกับภาพในสเปซสีเขียว

### 3.2 ขั้นตอนการแบ่งแยกภาพพื้นหลังออกจากภาพดวงตา

ขั้นตอนนี้ต้องการสร้าง Mask สำหรับแยกพื้นหลังออกจากภาพดวงตาด้วยวิธี Object Attribute Thresholding Process (OAT) แต่การใช้เพียง OAT เพียงอย่างเดียว นั้น ไม่เพียงพอสำหรับการจัดการภาพดังกล่าว เนื่องจากจะยังคงเหลือขอบของรูปดวงตาที่เชื่อมต่อกับภาพพื้นหลัง ที่พร่ามัว ซึ่งเป็นผลกระทบจากพื้นหลังและไม่ได้มีจุดแบ่งที่ชัดเจน จึงทำให้เกิดสิ่งรบกวนในการวิเคราะห์ภาพในภายหลัง ดังนั้นจำเป็นต้องนำการทำภาพให้พร่ามัว (Blur) และการหาพื้นที่ที่มีอัตราการเปลี่ยนแปลงของภาพ (gradient method) เพื่อสร้าง mask ให้ครอบคลุมถึงขอบที่ยังหลงเหลืออัตราความเปลี่ยนแปลงของพื้นหลังอยู่ด้วย

#### 3.2.1 Object Attribute Thresholding Process (OAT)

ในขั้นตอนนี้ได้นำวิธี Object Attribute Thresholding Process (OAT) มาใช้ โดยเลือกทำกับภาพในสเปซสีเขียว โดยการคำนวณหาค่าความเข้มแสงที่มีความถี่สูงสุด ซึ่งความเข้มแสงดังกล่าวจะเป็นสีของฉากหลัง และใช้ Otsu แบบวนซ้ำ ซึ่งในการประมวลผล Otsu แต่ละครั้ง จะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม โดยจะมีค่าความแปรปรวนระหว่างสองกลุ่มสูงสุด หลังจากนั้น นำกลุ่มที่มีความเข้มแสงต่ำกว่า มาวนซ้ำประมวลผล Otsu อีก โดยดำเนินการซ้ำเช่นนี้จนกว่าจะพบว่าความเข้มแสงที่เป็นจุดแบ่งของกลุ่มทั้งสอง มีค่าต่ำกว่าความเข้มแสงที่มีความถี่สูงสุด (N รอบ) และนำความเข้มแสงที่เป็นจุดแบ่งของกลุ่มทั้งสองรอบที่ N-1 ที่เกิดจากการประมวลผล Otsu แบบวนซ้ำ กำหนดให้เป็นจุดแบ่งระหว่างภาพพื้นหลังและจอประสาทตาโดยการสร้าง Mask ที่มีกำหนดพื้นที่ ที่เป็นพื้นหลัง และพื้นที่ดวงตาทั้งหมด

#### 3.2.2 การทำภาพให้พร่ามัว (Blur)

การทำภาพให้พร่ามัวจะทำให้พื้นที่ของเส้นขอบภาพทั้งหมดจางและมีการกระจายตัวออกทำให้เกิดพื้นที่ที่มีอัตราการเปลี่ยนแปลงของขอบภาพมีมากขึ้น โดย convolution ภาพ Mask ได้จากการประมวลผล OAT ด้วย Gaussian function approximation ดังรูปที่ 3-1

2	4	5	4	2
4	9	12	9	4
5	12	15	12	5
4	9	12	9	4
2	4	5	4	2

รูปที่ 3-1 Gaussian function approximation

### 3.2.3 การหาพื้นที่ที่มีอัตราการเปลี่ยนแปลงของภาพ (gradient method)

นำผลลัพธ์การทำภาพให้พรวดพราดมาขยายพื้นที่สำหรับอัตราการเปลี่ยนแปลงทั้งหมดโดยการ convolute ด้วย Sobel kernel ตาม template รูปที่ 3-2

<table border="1"> <tbody> <tr><td>-1</td><td>0</td><td>1</td></tr> <tr><td>-2</td><td>0</td><td>2</td></tr> <tr><td>-1</td><td>0</td><td>1</td></tr> </tbody> </table> <p>Gx</p>	-1	0	1	-2	0	2	-1	0	1	<table border="1"> <tbody> <tr><td>1</td><td>2</td><td>1</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>-1</td><td>-2</td><td>-1</td></tr> </tbody> </table> <p>Gy</p>	1	2	1	0	0	0	-1	-2	-1
-1	0	1																	
-2	0	2																	
-1	0	1																	
1	2	1																	
0	0	0																	
-1	-2	-1																	

รูปที่ 3-2 Sobel kernel

โดยความเข้มแสง ณ จุด pixel ใดๆ จะเกิดจากการ convolute ด้วย Gx และ Gy ซึ่งเป็นไปตามสมการที่ 3.1

$$|G| = \sqrt{Gx^2 + Gy^2} \quad (3.1)$$

### 3.3 ขั้นตอนการตรวจหาเส้นเลือด (Blood Mask)

ในขั้นตอนนี้เป็นการวิเคราะห์องค์ประกอบของภาพส่วนที่เป็นเส้นเลือด เพื่อลดพื้นที่ในการค้นหาสิ่งซีมเข้มขึ้นโดยใช้ Frangi's Vessel Filtering อย่างไรก็ตาม หากภายในรูปภาพมีความแตกต่างความเข้มแสงของกระจกตาและเส้นเลือดน้อย จะทำให้ประสิทธิภาพการตรวจจับเส้นเลือดต่ำลง จึงได้ปรับปรุงภาพด้วยการใช้ การแจกแจงความน่าจะเป็นแบบสะสมก่อน เพื่อให้เส้นเลือดมีความเข้มแสงที่แตกต่างจากกระจกตาชัดเจนมากขึ้น

#### 3.3.1 การแจกแจงความน่าจะเป็นแบบสะสม (cumulative distribution probability)

เนื่องจากพื้นที่หลังที่มีค่าความเข้มแสงต่ำที่สุดได้ถูกแบ่งแยกออกจากการประมวลผล ทำให้ภาพที่ใช้ Mask แบ่งแยกภาพพื้นที่ออกจากภาพดวงตามีช่วงกว้างของความเข้มแสงที่ต่ำ จึงต้องทำการปรับปรุงภาพด้วยการแจกแจงความน่าจะเป็นแบบสะสมกับภาพดังกล่าว ทำให้เส้นเลือดมีความชัดเจนมากขึ้น เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการตรวจหาเส้นเลือดในขั้นตอนต่อไป



### 3.3.2 Frangi's Vessel Filtering

นำภาพที่ถูกปรับปรุงเพื่อทำให้เส้นเลือดมีความชัดเจนมากขึ้นด้วยการแจกแจงความน่าจะเป็นแบบสะสมมาตรวจหาเส้นเลือดด้วยวิธี Frangi ซึ่งเป็นวิธีการแยกภาพวัตถุที่มีโครงสร้างเป็นหลอดเลือด

## 3.4 ขั้นตอนการตรวจหาจานประสาทตา

ในขั้นตอนนี้จะใช้ภาพต้นฉบับมาเพื่อตรวจหาจานประสาทตาซึ่งมีลักษณะเป็นวงกลมและมีความเข้มของแสงสูง โดยจะทำการลดขนาดของ mask และภาพต้นฉบับ เพื่อลดความละเอียดและพื้นที่ในการหาจานประสาทตา ทำให้สามารถประมวลผลได้เร็วขึ้น ดังนั้นก่อนที่ตรวจหาจานประสาทตาด้วยขั้นตอนวิธี Hough Transform จะทำการหาอัตราการเปลี่ยนแปลงของภาพก่อนดังนี้

### 3.4.1 การหาอัตราการเปลี่ยนแปลงของภาพ (Sobel and prewitt gradient)

ในขั้นตอนนี้จะใช้ภาพต้นฉบับที่อยู่ภายใน mask ( พื้นที่ของ mask ที่มีค่าความเข้มแสงเป็น 255) ที่ได้ประมวลผลผ่านมา โดยใช้ Sobel gradient ทั้งในสเปกสีแดง เขียว และน้ำเงิน ( red, green, blue channel) และ prewitt gradient ในสเปกสีเทา (gray channel) ที่ถูกแปลงค่ามาจากสเปก RGB และนำผลลัพธ์ทั้ง 4 รูปมาทำ XOR เพื่อสร้างภาพขอบ

### 3.4.2 Hough transform

ใช้ Hough transform เพื่อค้นหาจานประสาทตาที่มีลักษณะเป็นวงกลมที่เป็นไปได้มากที่สุด ในภาพการหาอัตราการเปลี่ยนแปลงจากขั้นตอนก่อนหน้า และขยายวงกลมให้มี scale ของภาพเท่ากับภาพต้นฉบับ รวมถึงนำตำแหน่งของวงกลมดังกล่าวมาปรับปรุง Mask ในขั้นตอนก่อนหน้า

## 3.5 ขั้นตอนการระบุพื้นที่ของสิ่งซีมเข้มขึ้น

จานประสาทตาของจอตาจะมีลักษณะเป็นวงกลม ซึ่งในขั้นตอนนี้ได้ใช้ Kirsch's Templates เพื่อตรวจหาขอบของภาพทั้งหมด และใช้ Hough Transform เพื่อตรวจหาวงกลมภายในจอตา

### 3.5.1 Kirsch's Templates

ในการประมวลผล Kirsch's Templates โดยการ convolute กับภาพจอประสาทตา เพื่อหาขอบหรืออัตราการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นภายในจอประสาทตาทั้งหมด ซึ่งมีทั้งหมด 8 template ดังรูปที่ 3-3

<table border="1"> <tbody> <tr><td>0.33</td><td>-0.2</td><td>-0.2</td></tr> <tr><td>0.33</td><td>0</td><td>-0.2</td></tr> <tr><td>0.33</td><td>-0.2</td><td>-0.2</td></tr> </tbody> </table> <p>Template 1</p>	0.33	-0.2	-0.2	0.33	0	-0.2	0.33	-0.2	-0.2	<table border="1"> <tbody> <tr><td>0.33</td><td>0.33</td><td>-0.2</td></tr> <tr><td>0.33</td><td>0</td><td>-0.2</td></tr> <tr><td>-0.2</td><td>-0.2</td><td>-0.2</td></tr> </tbody> </table> <p>Template 2</p>	0.33	0.33	-0.2	0.33	0	-0.2	-0.2	-0.2	-0.2	<table border="1"> <tbody> <tr><td>0.33</td><td>0.33</td><td>0.33</td></tr> <tr><td>-0.2</td><td>0</td><td>-0.2</td></tr> <tr><td>-0.2</td><td>-0.2</td><td>-0.2</td></tr> </tbody> </table> <p>Template 3</p>	0.33	0.33	0.33	-0.2	0	-0.2	-0.2	-0.2	-0.2	<table border="1"> <tbody> <tr><td>-0.2</td><td>0.33</td><td>0.33</td></tr> <tr><td>-0.2</td><td>0</td><td>0.33</td></tr> <tr><td>-0.2</td><td>-0.2</td><td>-0.2</td></tr> </tbody> </table> <p>Template 4</p>	-0.2	0.33	0.33	-0.2	0	0.33	-0.2	-0.2	-0.2
0.33	-0.2	-0.2																																					
0.33	0	-0.2																																					
0.33	-0.2	-0.2																																					
0.33	0.33	-0.2																																					
0.33	0	-0.2																																					
-0.2	-0.2	-0.2																																					
0.33	0.33	0.33																																					
-0.2	0	-0.2																																					
-0.2	-0.2	-0.2																																					
-0.2	0.33	0.33																																					
-0.2	0	0.33																																					
-0.2	-0.2	-0.2																																					
<table border="1"> <tbody> <tr><td>-0.2</td><td>-0.2</td><td>0.33</td></tr> <tr><td>-0.2</td><td>0</td><td>0.33</td></tr> <tr><td>-0.2</td><td>-0.2</td><td>0.33</td></tr> </tbody> </table> <p>Template 5</p>	-0.2	-0.2	0.33	-0.2	0	0.33	-0.2	-0.2	0.33	<table border="1"> <tbody> <tr><td>-0.2</td><td>-0.2</td><td>-0.2</td></tr> <tr><td>-0.2</td><td>0</td><td>0.33</td></tr> <tr><td>-0.2</td><td>0.33</td><td>0.33</td></tr> </tbody> </table> <p>Template 6</p>	-0.2	-0.2	-0.2	-0.2	0	0.33	-0.2	0.33	0.33	<table border="1"> <tbody> <tr><td>-0.2</td><td>-0.2</td><td>-0.2</td></tr> <tr><td>-0.2</td><td>0</td><td>-0.2</td></tr> <tr><td>0.33</td><td>0.33</td><td>0.33</td></tr> </tbody> </table> <p>Template 7</p>	-0.2	-0.2	-0.2	-0.2	0	-0.2	0.33	0.33	0.33	<table border="1"> <tbody> <tr><td>-0.2</td><td>-0.2</td><td>-0.2</td></tr> <tr><td>0.33</td><td>0</td><td>-0.2</td></tr> <tr><td>0.33</td><td>0.33</td><td>-0.2</td></tr> </tbody> </table> <p>Template 8</p>	-0.2	-0.2	-0.2	0.33	0	-0.2	0.33	0.33	-0.2
-0.2	-0.2	0.33																																					
-0.2	0	0.33																																					
-0.2	-0.2	0.33																																					
-0.2	-0.2	-0.2																																					
-0.2	0	0.33																																					
-0.2	0.33	0.33																																					
-0.2	-0.2	-0.2																																					
-0.2	0	-0.2																																					
0.33	0.33	0.33																																					
-0.2	-0.2	-0.2																																					
0.33	0	-0.2																																					
0.33	0.33	-0.2																																					

รูปที่ 3-3 ภาพแสดง Template ที่ใช้ในการทำ convolution

### 3.5.2 Morphology close operation

ใช้ Morphology close operation มาช่วยในการเติมเต็ม mask ซึ่งเลือกใช้การเติมเต็มในลักษณะของรูปวงกลม

### 3.5.3 การกรองด้วยค่ามัธยฐาน (Median filter )

ด้วยลักษณะเฉพาะตัวของสิ่งซีมเข้มขึ้นมักจะเกาะตัวกันเป็นกลุ่ม และสิ่งที่เกิดขึ้นจากกรณีที่ไม่พึงประสงค์ ซึ่งอาจเกิดได้จากขอบภาพของเส้นเลือด ซึ่งการกรองด้วยค่ามัธยฐานทำให้สิ่งรบกวนที่เกิดขึ้นอย่างกระจัดกระจายถูกทำให้หายไปแต่ยังคงให้ความสำคัญกับส่วนของ mask ที่เกาะกันเป็นกลุ่ม

### 3.5.4 Hierarchical Clustering

จากขั้นตอนการเติมเต็มและขจัด Mask ที่เป็นสิ่งรบกวน ในการทำ morphology close operation นั้น ทำให้ภายใต้ mask มีทั้งสิ่งที่เป็นสิ่งซีมเข้มขึ้นเส้นเลือด และพื้นหลัง โดยขั้นตอนนี้จะเป็นการแบ่งกลุ่มส่วนประกอบภายใต้ mask ดังกล่าว

การทำคัสเตอร์แบบลำดับขั้นกับข้อมูล คือ ค่าระดับเทา (Gray Level) ของจุดภาพภายในเซกเมนต์ กระบวนการในขั้นตอนนี้เป็นการประมวลผลร่วมระหว่างภาพต้นฉบับและ Mask ที่สร้างขึ้นเพื่อใช้พิจารณาการแบ่งกลุ่มข้อมูล โดยแยกกลุ่มข้อมูลด้วยการตรวจสอบความแปรปรวนแล้วพิจารณา ค่ามัธยฐาน และรวมกลุ่มเข้าด้วยกันโดยการประเมินระยะทางหรือความแตกต่างระหว่างคู่คัสเตอร์

## บทที่ 4 ผลการทดลอง

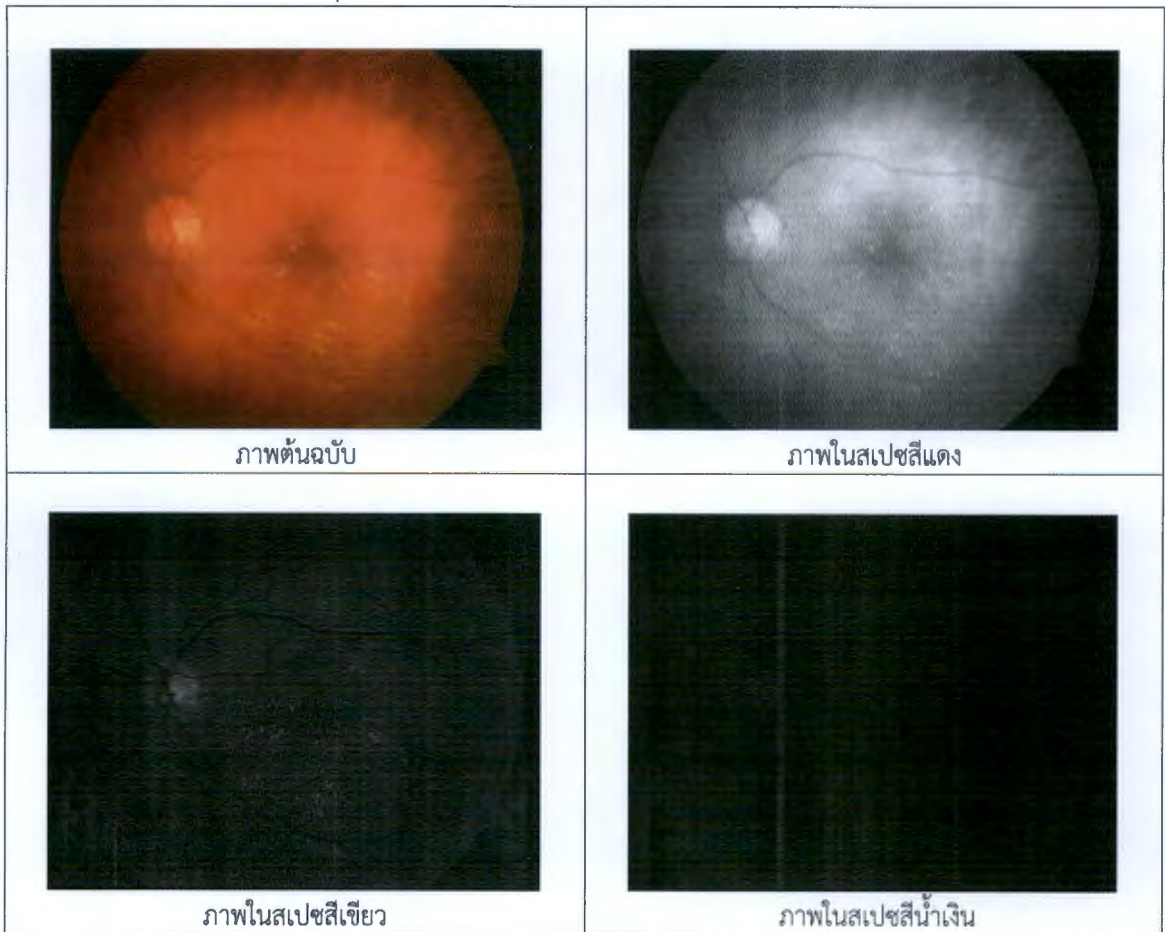
ในบทนี้ แสดงผลการทดลองที่ได้จากการใช้วิธีที่นำเสนอในบทที่ 3 โดยจะแสดงตัวอย่างภาพดวงตาจำนวน 2 ภาพ ซึ่งภาพต้นฉบับทั้ง 2 ภาพ มีแสงและความสว่างที่ต่างกัน ดังรูปที่ 4-1 ก. และรูปที่ 4-1 ข. ซึ่งจะพบว่าสามารถแยกส่วนประกอบออกเป็น 4 ส่วน ได้แก่ ภาพฉากหลัง เส้นเลือด จานประสาทตา และสิ่งขี้มึนเข้มนั่น เมื่อแจกแจงภาพทั้งสองออกมาในแต่ละสเปซสีจะพบว่า

สเปซสีแดง เป็นช่องสีที่มีความเข้มแสงที่ดวงตามากที่สุด แต่มีความแตกต่างของความเข้มแสงในแต่ละส่วนประกอบภาพค่อนข้างต่ำ ทำให้แยกความแตกต่างของส่วนประกอบภาพแต่ละส่วนได้ยาก

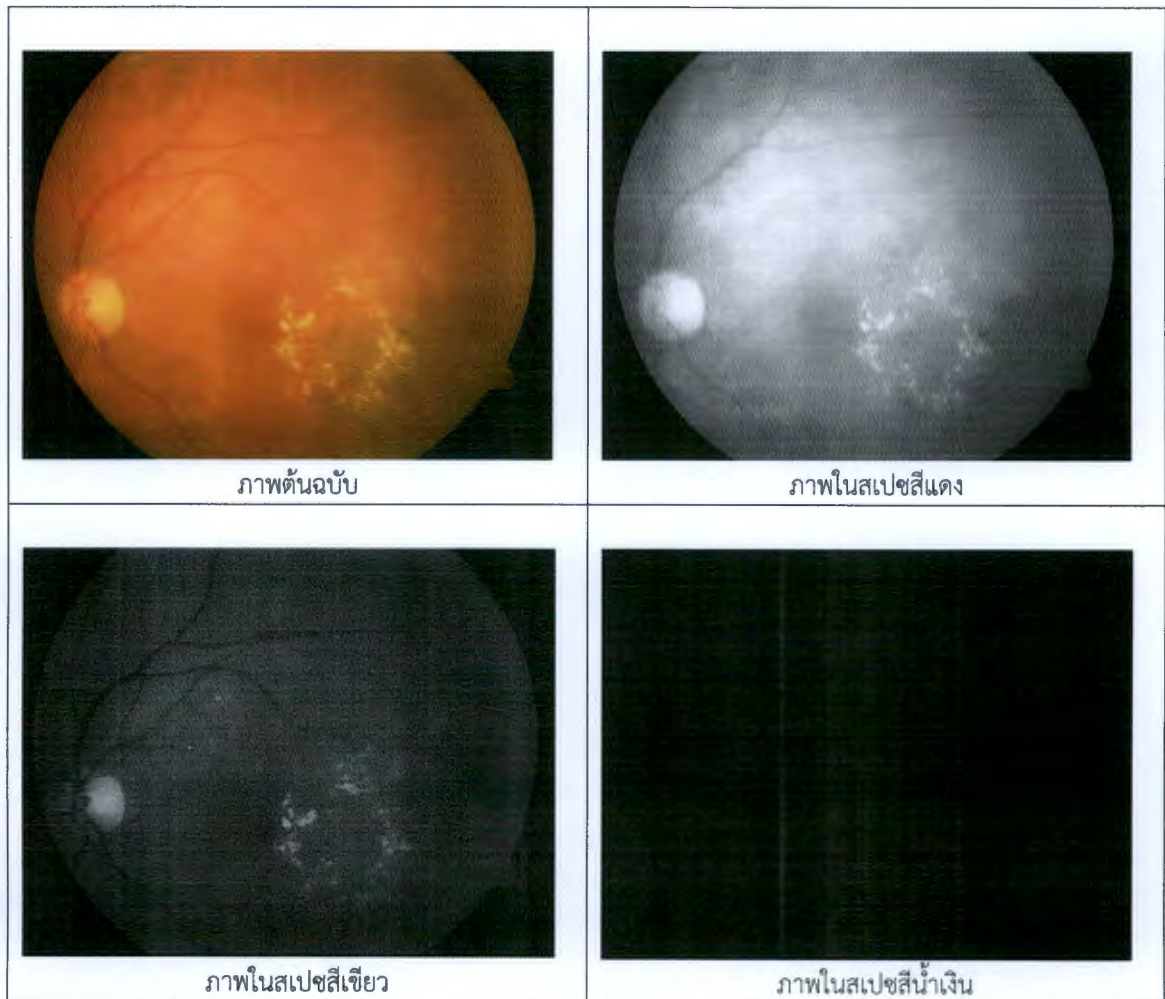
สเปซสีเขียว เป็นช่องสีที่สามารถแสดงความแตกต่างของความเข้มแสงของแต่ละส่วนประกอบภาพได้ดีที่สุด ซึ่ง จานประสาทตา (Optic disc) และสิ่งขี้มึนเข้มนั้นจะมีความเข้มแสงมากที่สุด

สเปซสีน้ำเงิน พบว่าเป็นสเปซสีที่มีความเข้มต่ำที่สุด และไม่สามารถช่วยในการวิเคราะห์ความแตกต่างของวัตถุได้

แนวทางในการวิเคราะห์รูปภาพเพื่อหาสิ่งขี้มึนเข้มนั้นจำเป็นต้องสร้าง mask เพื่อแยกพื้นที่ในส่วนที่เป็นส่วนประกอบอื่น ๆ ออกจาก พื้นที่ที่มีความเป็นไปได้ที่จะมีการเกิดสิ่งขี้มึนเข้มนั้น



รูปที่ 4-1 ก. ภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 1 ในแต่ละช่องสี



รูปที่ 4-1 ข. ภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 2 ในแต่ละช่องสี

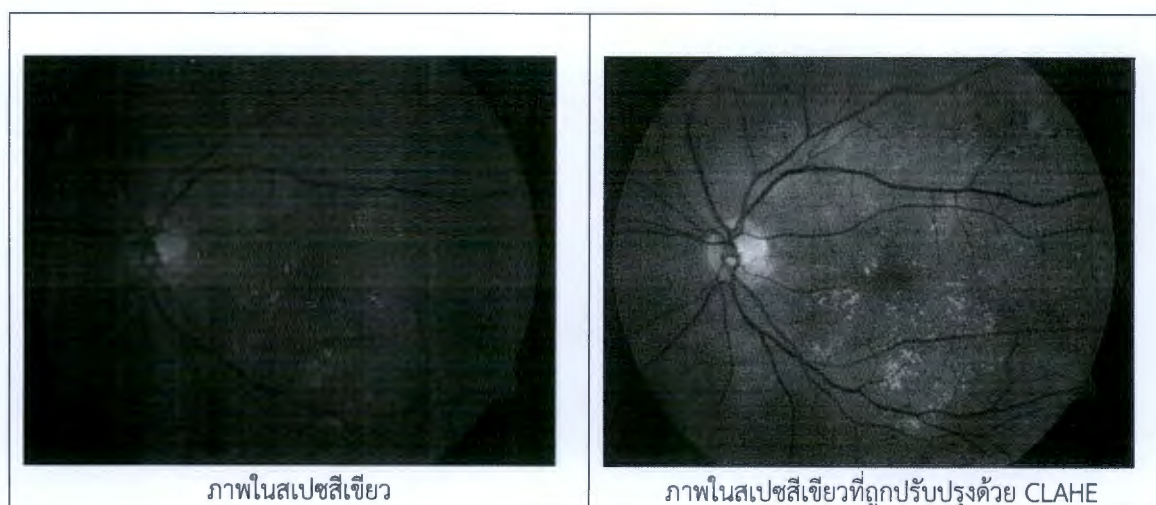
#### 4.1 ขั้นตอนการปรับปรุงคุณภาพของรูปภาพ

##### 4.1.1 Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

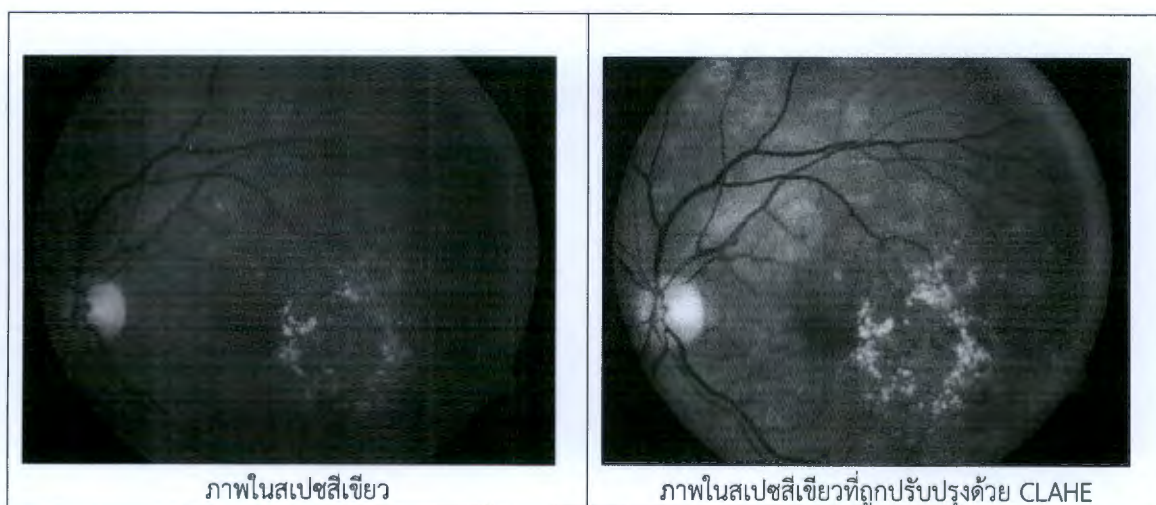
ในการปรับปรุงคุณภาพของรูปภาพหลังจากที่ใช้ CLAHE กับรูปภาพในสเปซสีเขียวเพื่อให้ Object แต่ละส่วนมีค่าความเข้มแสงที่แตกต่างกันมากขึ้น ผลลัพธ์ที่ได้ทำให้มีรายละเอียดของแต่ละ object ชัดเจนมากขึ้น ดังรูปที่ 4-2 ก. และ รูปที่ 4-2 ข.

617. 735  
02810  
1556  
ณ.4

354988



รูปที่ 4-2 ก. การปรับปรุงภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 1 ด้วย CLAHE



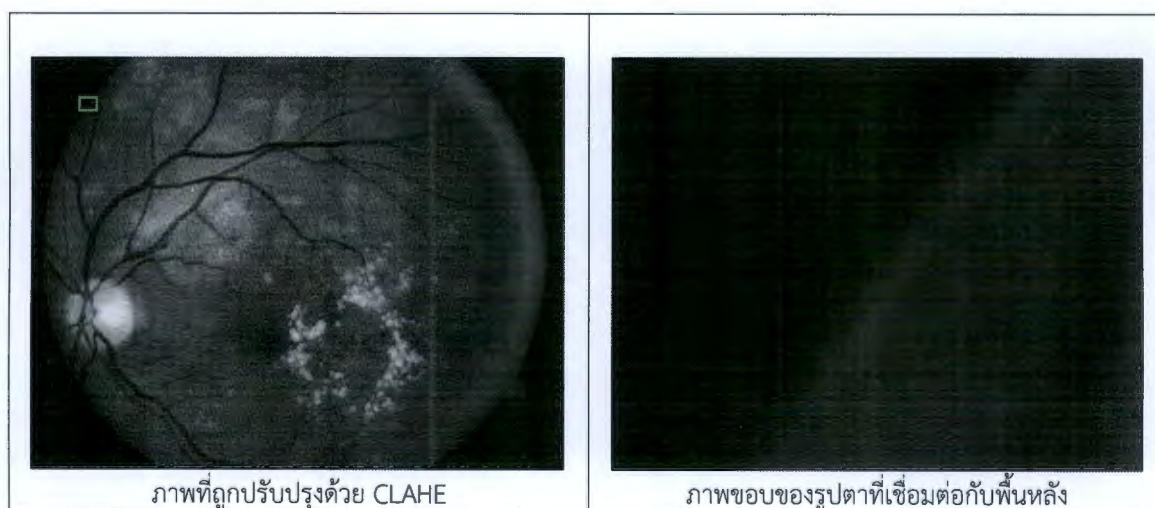
รูปที่ 4-2 ข. การปรับปรุงภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 2 ด้วย CLAHE

#### 4.2 ขั้นตอนการแบ่งแยกภาพพื้นหลังออกจากภาพดวงตา

ขั้นตอนนี้ต้องการสร้าง Mask สำหรับแยกพื้นหลังออกจากภาพดวงตาด้วยวิธี Object Attribute Thresholding Process (OAT) เมื่อใช้วิธีการ OAT แล้วภาพดังกล่าวยังคงเหลือขอบของรูปดวงตาที่เชื่อมต่อกับภาพพื้นหลัง ซึ่งจากรูป 4-3 ก. และ รูปที่ 4-3 ข. จะพบว่าจุดดังกล่าวเป็นขอบภาพที่พร่ามัวซึ่งเป็นผลกระทบจากพื้นหลังและไม่ได้มีจุดแบ่งที่ชัดเจน โดยมีลักษณะการไล่ความเข้มแสงที่ค่อนข้างเรียบ (smooth) โดย OAT เป็นวิธีแยกความแตกต่างของภาพจากความเข้มแสง ทำให้ขอบภาพดังกล่าวจะถูกแบ่งจากความเข้มแสง ณ จุดใดจุดหนึ่ง ซึ่งยังคงมีอัตราความเปลี่ยนแปลงของความเข้มแสงอยู่ จึงทำให้เกิดสิ่งรบกวนในการวิเคราะห์ภาพในภายหลัง เมื่อแก้ปัญหาโดยการทำภาพให้พร่ามัว (Blur) และ การหาพื้นที่ที่มีอัตราการเปลี่ยนแปลงของภาพ (gradient method) จะได้ mask ที่ทำให้ครอบคลุมถึงขอบที่ยังหลงเหลืออัตราการเปลี่ยนแปลงของพื้นหลังอยู่



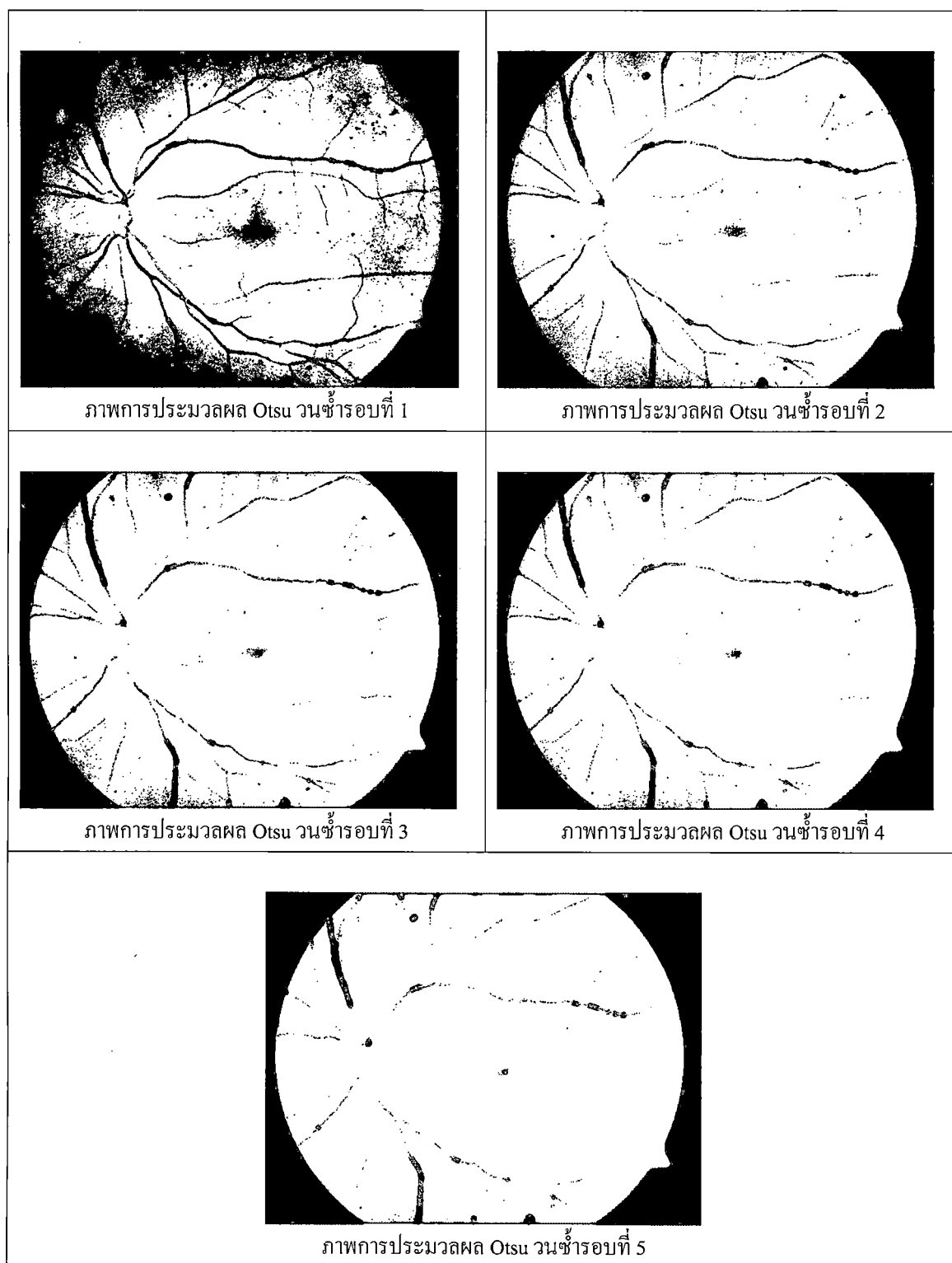
รูปที่ 4-3 ก. การปรับปรุงภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 1 ด้วย CLAHE



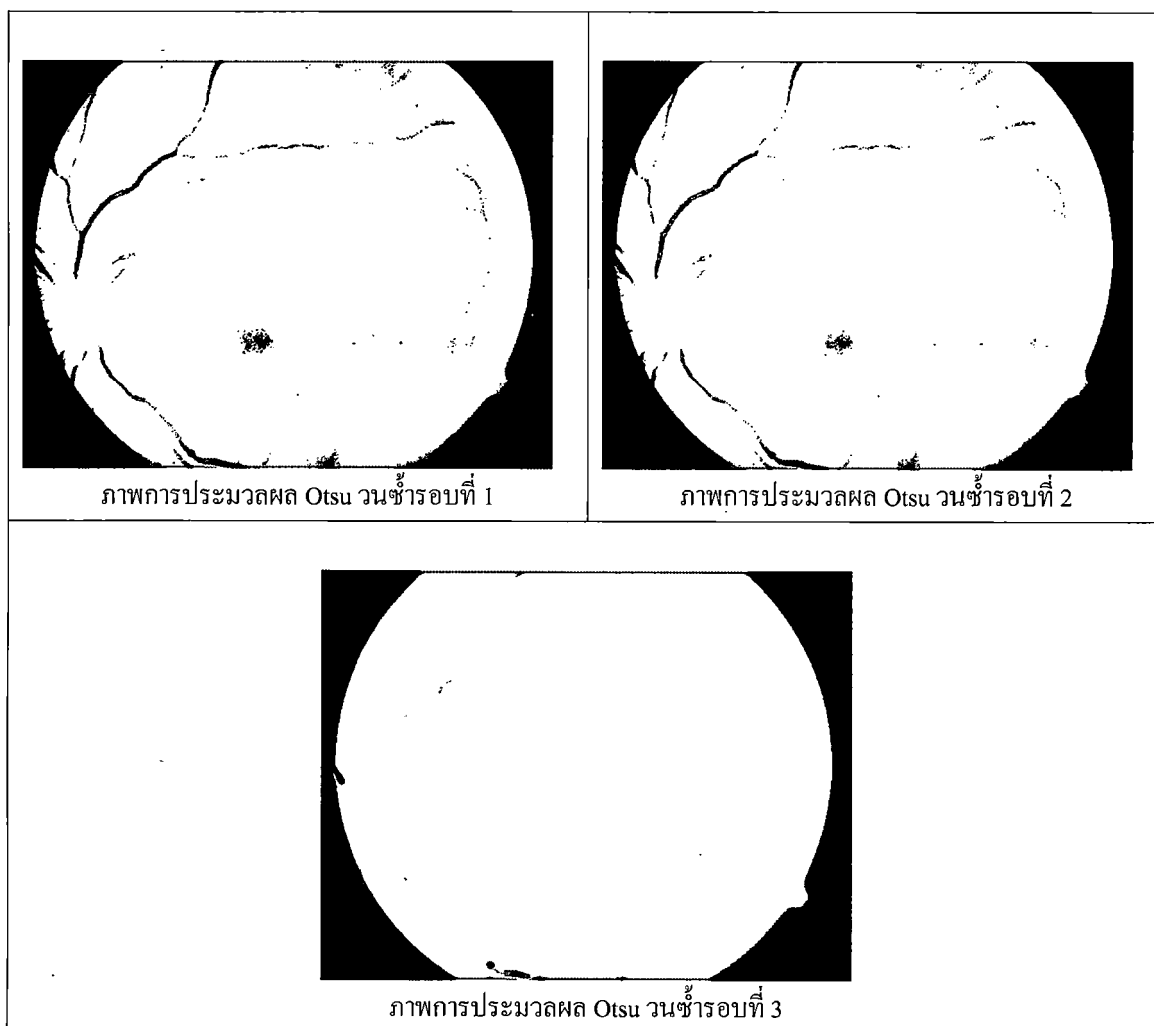
รูปที่ 4-3 ข. การปรับปรุงภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 2 ด้วย CLAHE

#### 4.2.1 Object Attribute Thresholding Process (OAT)

เมื่อดำเนินการตามขั้นตอนวิธี Object Attribute Thresholding Process (OAT) กับภาพในสเปซสีเขีย ซึ่งเป็นการการคำนวณหาค่าความเข้มแสงที่มีความถี่สูงสุดโดยใช้ Otsu แบบวนซ้ำจนพบว่าความเข้มแสงที่เป็นจุดแบ่งของกลุ่มทั้งสองมีค่าต่ำกว่าความเข้มแสงที่มีความถี่สูงสุด (N รอบ) แสดงผลลัพธ์ดังรูปที่ 4-4 ก. และรูปที่ 4-4 ข.



รูปที่ 4-4 ก. การประมวลผล Otsu แบบวนซ้ำกับภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 1

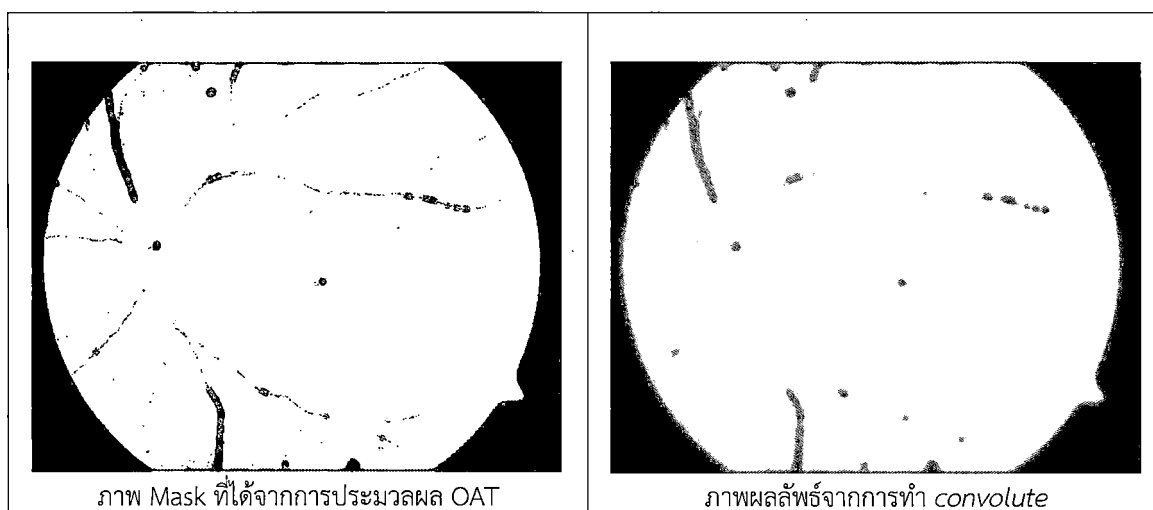


รูปที่ 4-4 ข. การประมวลผล Otsu แบบวนซ้ำกับภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 2

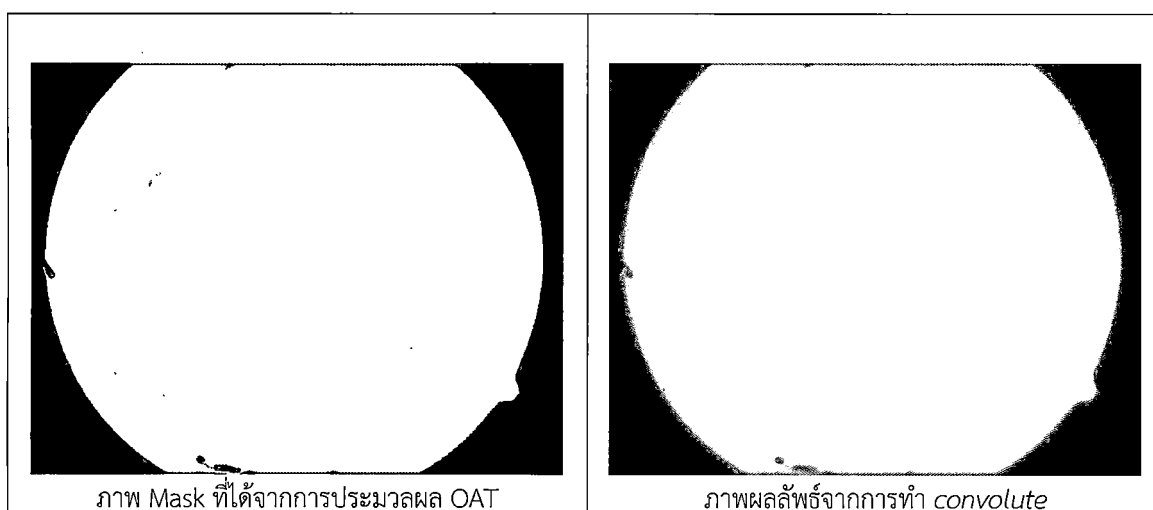
#### 4.2.2 การทำภาพให้พร่ามัว (Blur)

การทำภาพให้พร่ามัวจะทำให้พื้นที่ของเส้นขอบภาพทั้งหมด มีการกระจายตัว โดย convolution ภาพ Mask ที่ได้จากการประมวลผล OAT จากรูปที่ 4-6 ก. และรูปที่ 4-6 ข. ขอบของภาพทั้งหมดถูกทำให้จางและกระจายตัวออก ทำให้เกิดพื้นที่ที่มีอัตราการผลิตเปลี่ยนแปลงของขอบภาพมีมากขึ้น





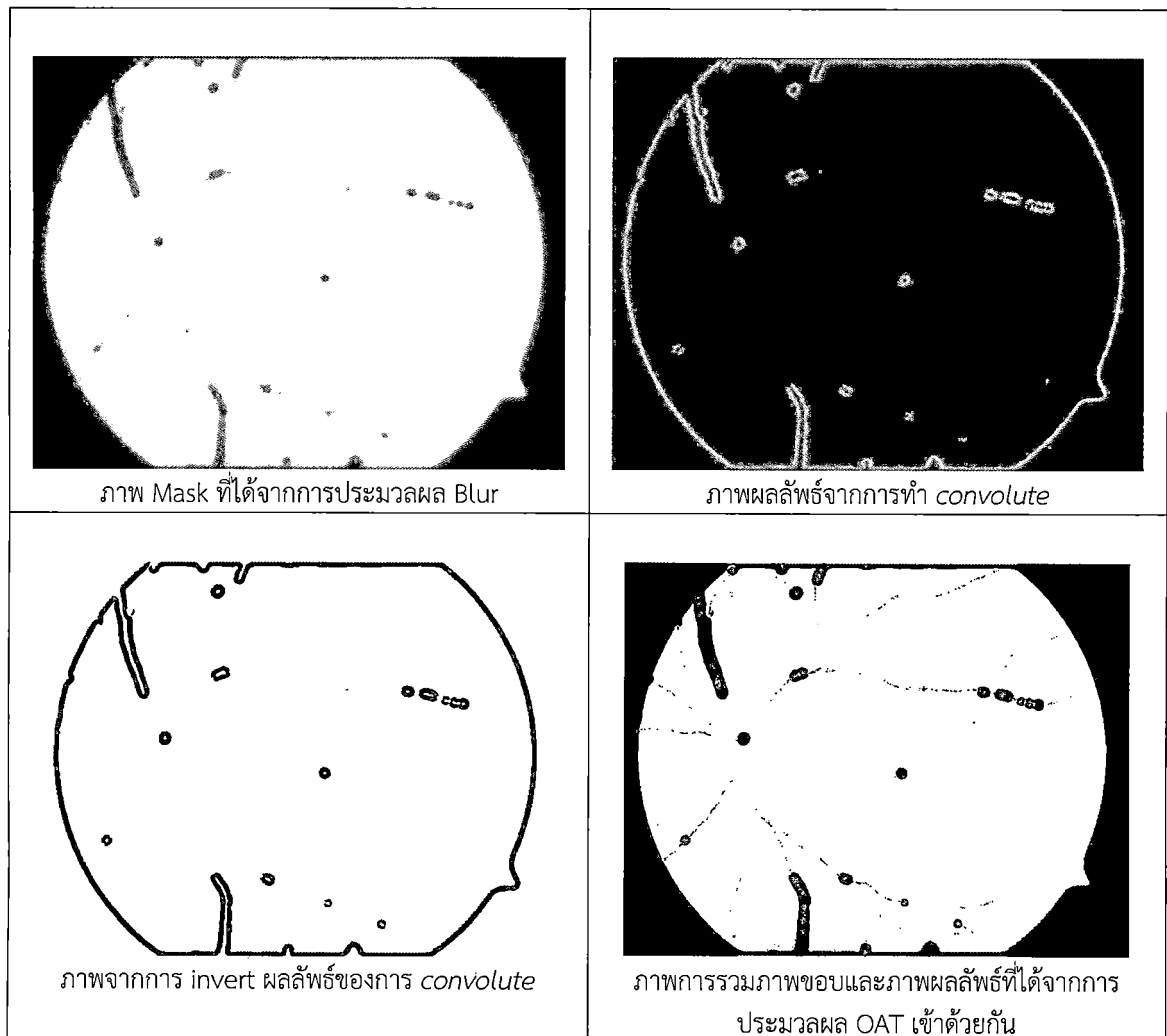
รูปที่ 4-6 ก. การ convolute ภาพ Mask ด้วย *Gaussian function approximation* กับภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 1



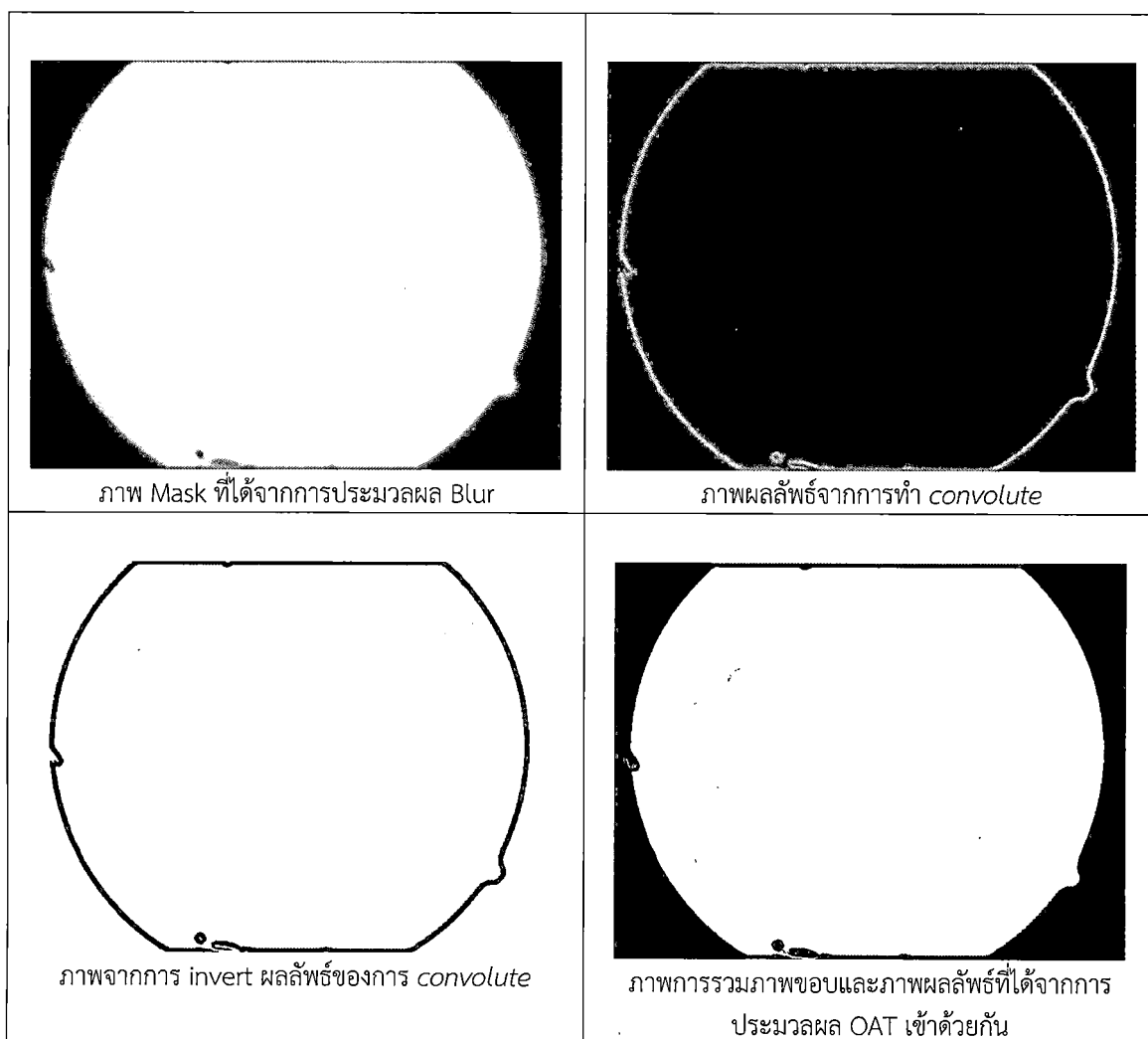
รูปที่ 4-6 ข. การ convolute ภาพ Mask ด้วย *Gaussian function approximation* กับภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 2

#### 4.2.3 การหาพื้นที่ที่มีอัตราการเปลี่ยนแปลงของภาพ (gradient method)

จากผลลัพธ์การทำภาพให้พรางมัวเพื่อขยายพื้นที่สำหรับอัตราการเปลี่ยนแปลง นำมาหาพื้นที่ที่มีอัตราการเปลี่ยนแปลงทั้งหมด จากรูปที่ 4-8 ก. และรูปที่ ข. ผลลัพธ์จากการรวมภาพการ invert ของการหาอัตราการเปลี่ยนแปลงด้วย Sobel kernel และภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผล OAT เข้าด้วยกัน ทำให้พื้นที่รอบๆ ของภาพ mask ถูกขยายให้ครอบคลุมพื้นที่รอบๆ ที่มีอัตราการเปลี่ยนแปลง

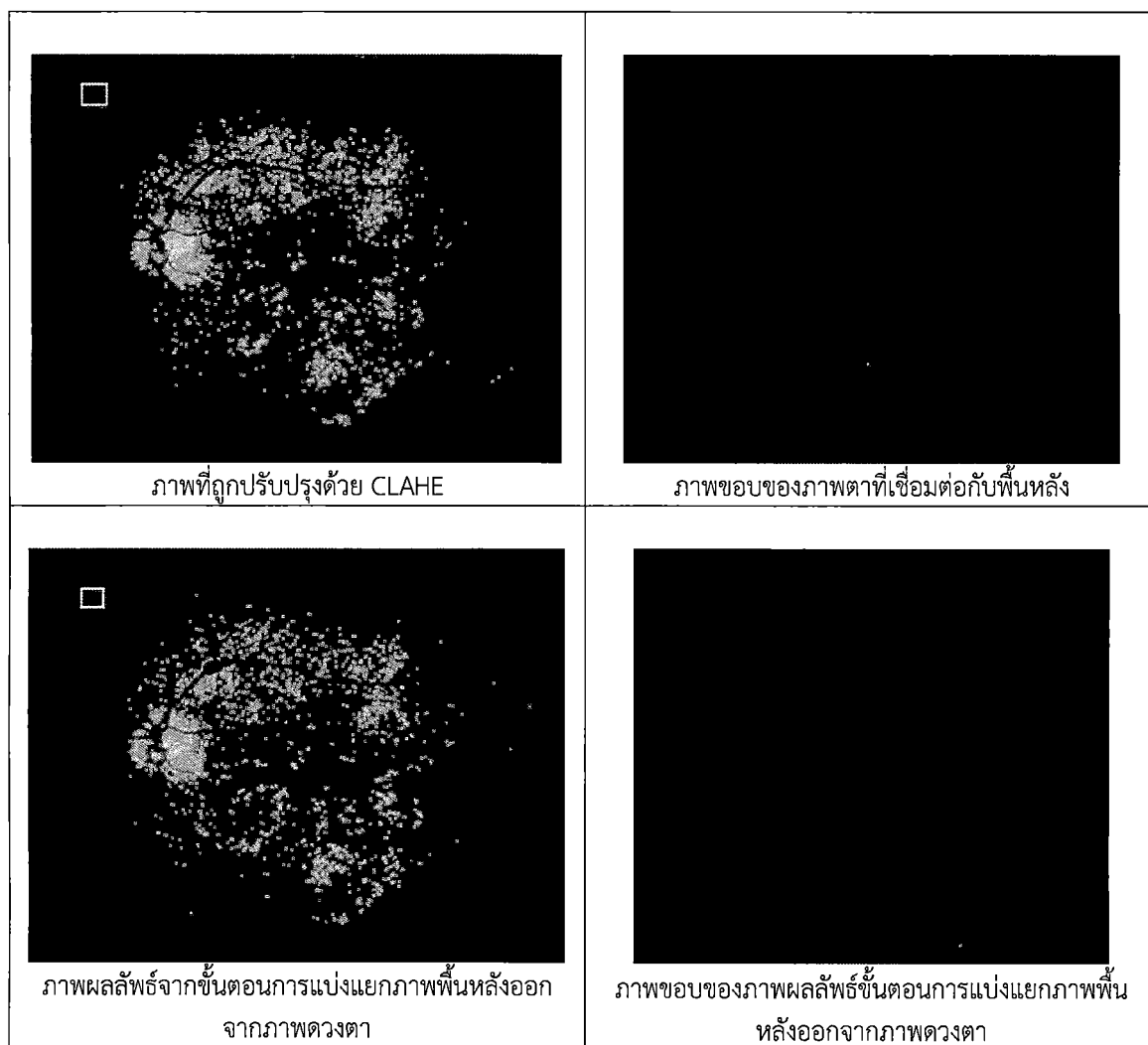


รูปที่ 4-8 ก. การ convolute ภาพ Mask ด้วย Sobel kernel กับภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 1 เพื่อนำมาประกอบกับภาพจากขั้นตอน OAT

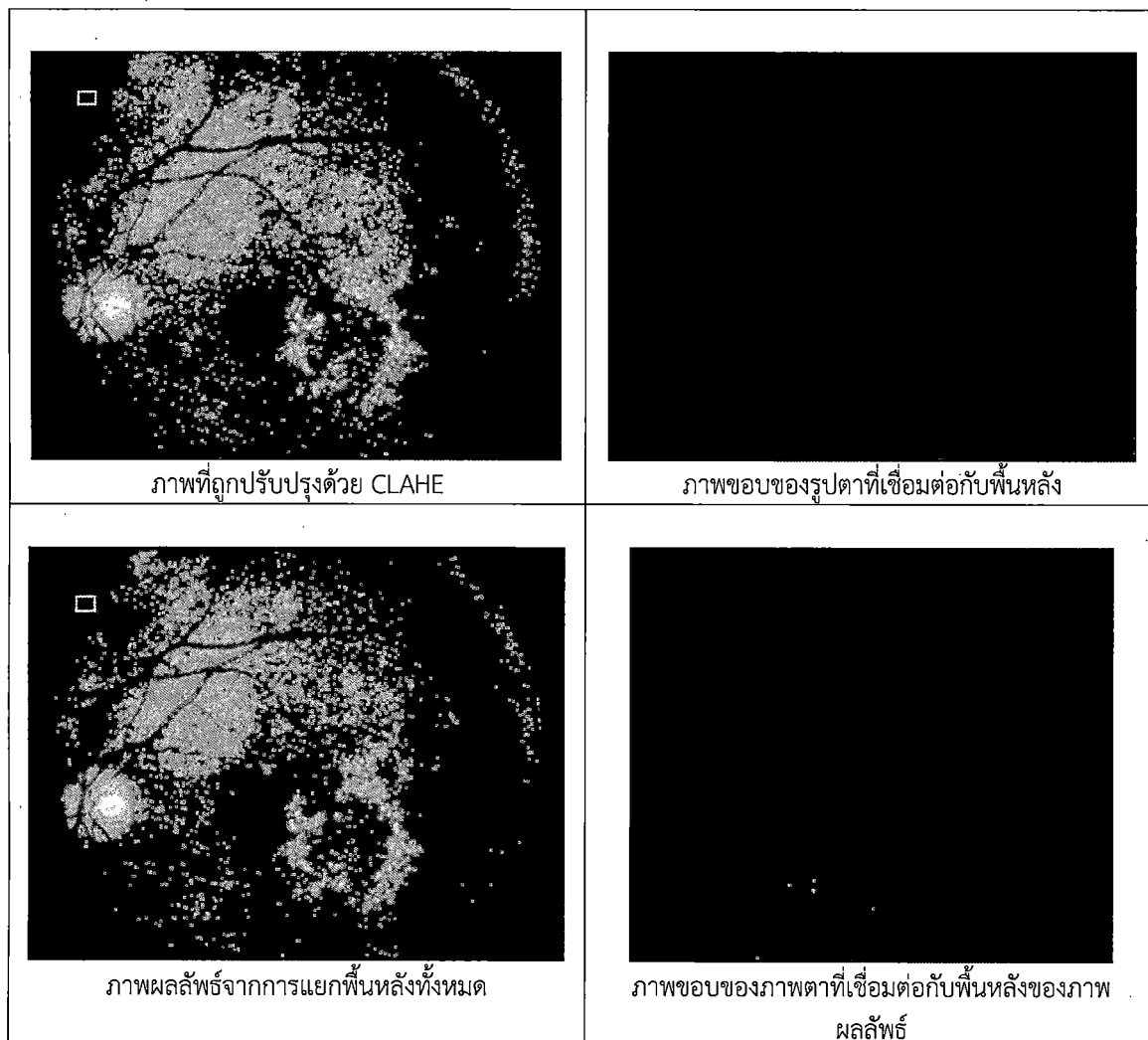


รูปที่ 4-8 ข. การ convolute ภาพ Mask ด้วย Sobel kernel กับภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 2 เพื่อนำมาประกอบกับภาพจากขั้นตอน OAT

จากรูปที่ 4-9 ก. และ ข. แสดงให้เห็นว่าขอบของภาพที่มีการไล่ความเข้มของแสง (มีอัตราการเปลี่ยนแปลง) ได้ถูกตัดออกจากการประมวลผลในขั้นตอนถัดไป



รูปที่ 4-9 ก. การเปรียบเทียบขอบของภาพก่อนและหลังขั้นตอนการแบ่งแยกภาพพื้นหลังออกจากภาพดวงตาสำหรับภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 1



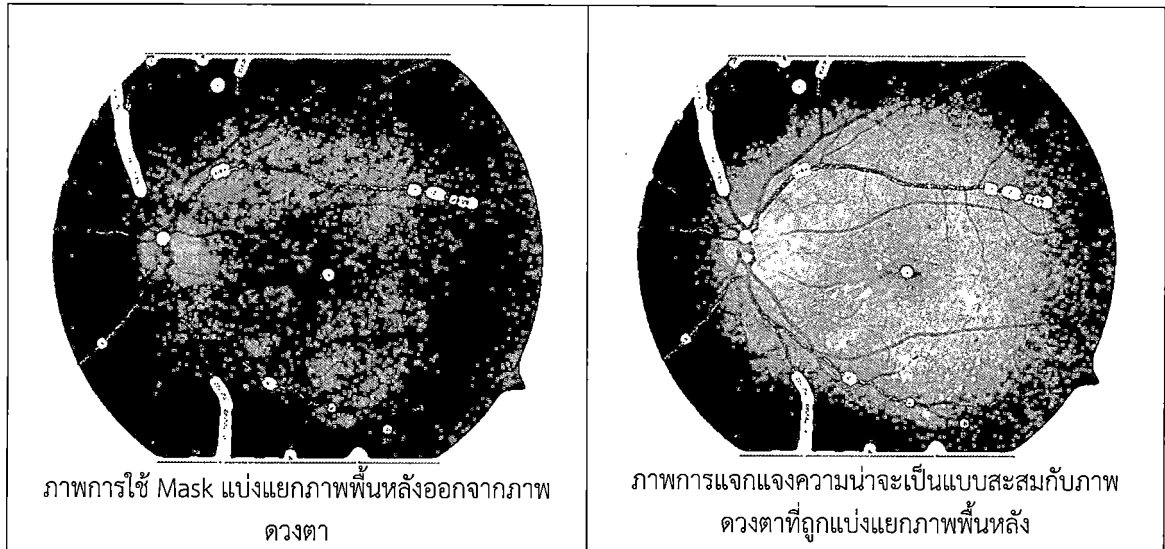
รูปที่ 4-9 ข. การปรับปรุงภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 2 ด้วย CLAHE

#### 4.3 ขั้นตอนการตรวจหาเส้นเลือด (Blood Mark)

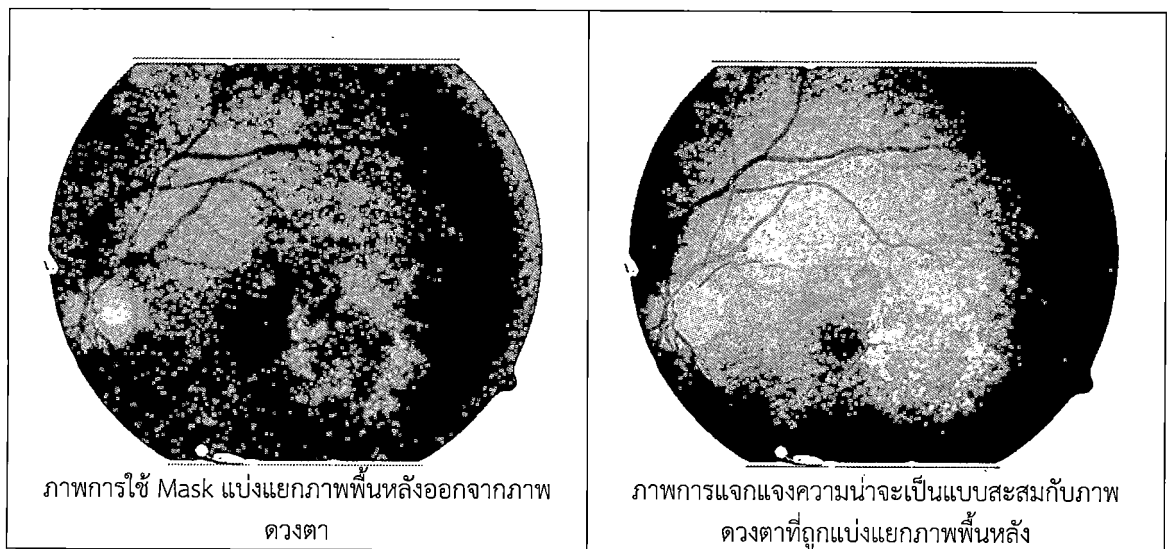
ในขั้นตอนนี้เป็นการวิเคราะห์องค์ประกอบของภาพส่วนที่เป็นเส้นเลือด เพื่อลดพื้นที่ในการค้นหาสิ่งขี้มึนชื้นโดยใช้ Frangi's Vessel Filtering อย่างไรก็ตาม หากภายในรูปภาพมีความแตกต่าง ความเข้มแสงของกระจกตาและเส้นเลือดน้อย จะทำให้ประสิทธิภาพการตรวจจับเส้นเลือดต่ำลง จึงได้ปรับปรุงภาพด้วยการใช้ การแจกแจงความน่าจะเป็นแบบสะสม เพื่อให้เส้นเลือดมีความเข้มแสงที่แตกต่างจากกระจกตาชัดเจนมากขึ้น

4.3.1 การแจกแจงความน่าจะเป็นแบบสะสม (cumulative distribution probability)

เมื่อทำการปรับปรุงภาพด้วยการแจกแจงความน่าจะเป็นแบบสะสมกับภาพแล้วทำให้เส้นเลือดมีความชัดเจนมากขึ้น ดังรูปที่ 4-10 ก. และ ข.



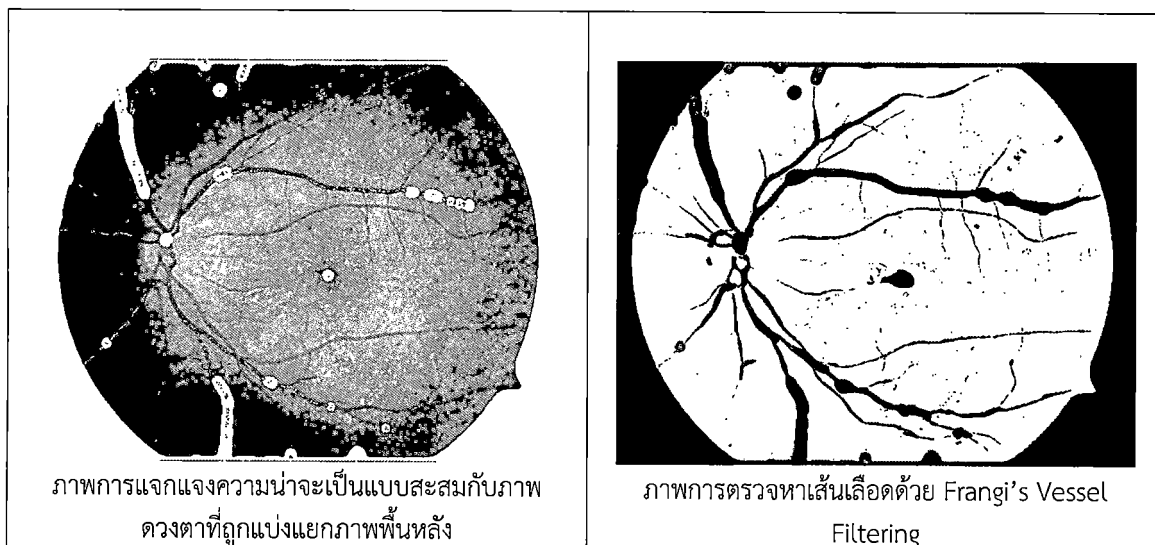
รูปที่ 4-10 ก. การประมวลผลการแจกแจงความน่าจะเป็นแบบสะสมกับภาพการใช้ Mask แบ่งแยกภาพพื้นหลัง ในภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 1



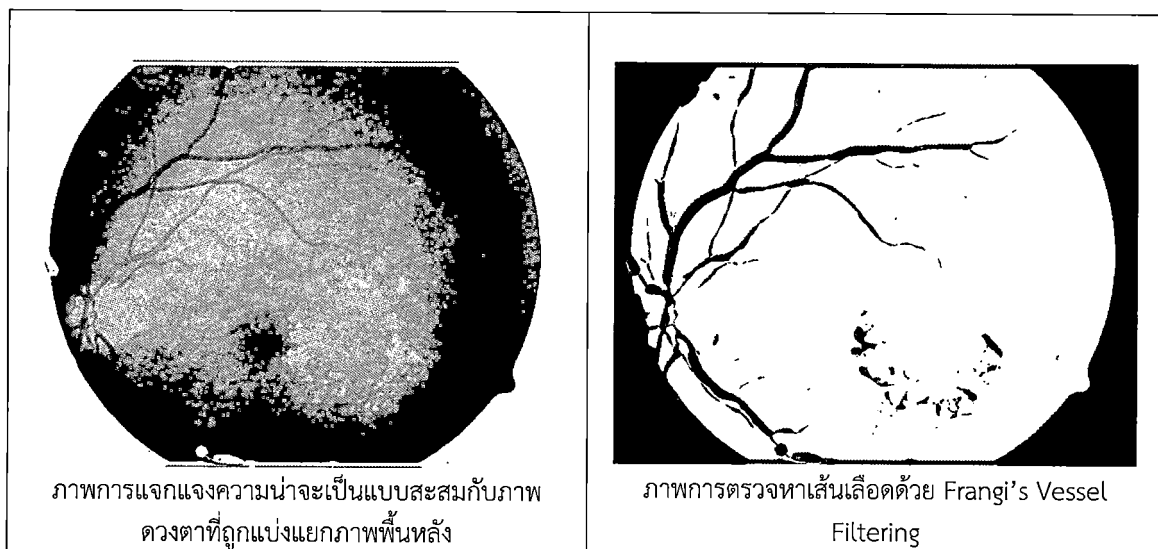
รูปที่ 4-10 ข. การประมวลผลการแจกแจงความน่าจะเป็นแบบสะสมกับภาพการใช้ Mask แบ่งแยกภาพพื้นหลัง ในภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 2

### 4.3.2 Frangi's Vessel Filtering

จากภาพที่ถูกปรับปรุงด้วยการแจกแจงความน่าจะเป็นแบบสะสมได้ถูกนำมาวิเคราะห์เพื่อแบ่งแยกส่วนที่เป็นเส้นเลือด โดยมีลักษณะเฉพาะที่เป็นเส้นยาว ซึ่งให้ผลลัพธ์ดังรูป 4-11 ก. และ ข.



รูปที่ 4-11 ก. การประมวลผลเพื่อแบ่งแยกเส้นเลือดออกจากม่านตาด้วย Frangi's Vessel Filtering ในภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 1

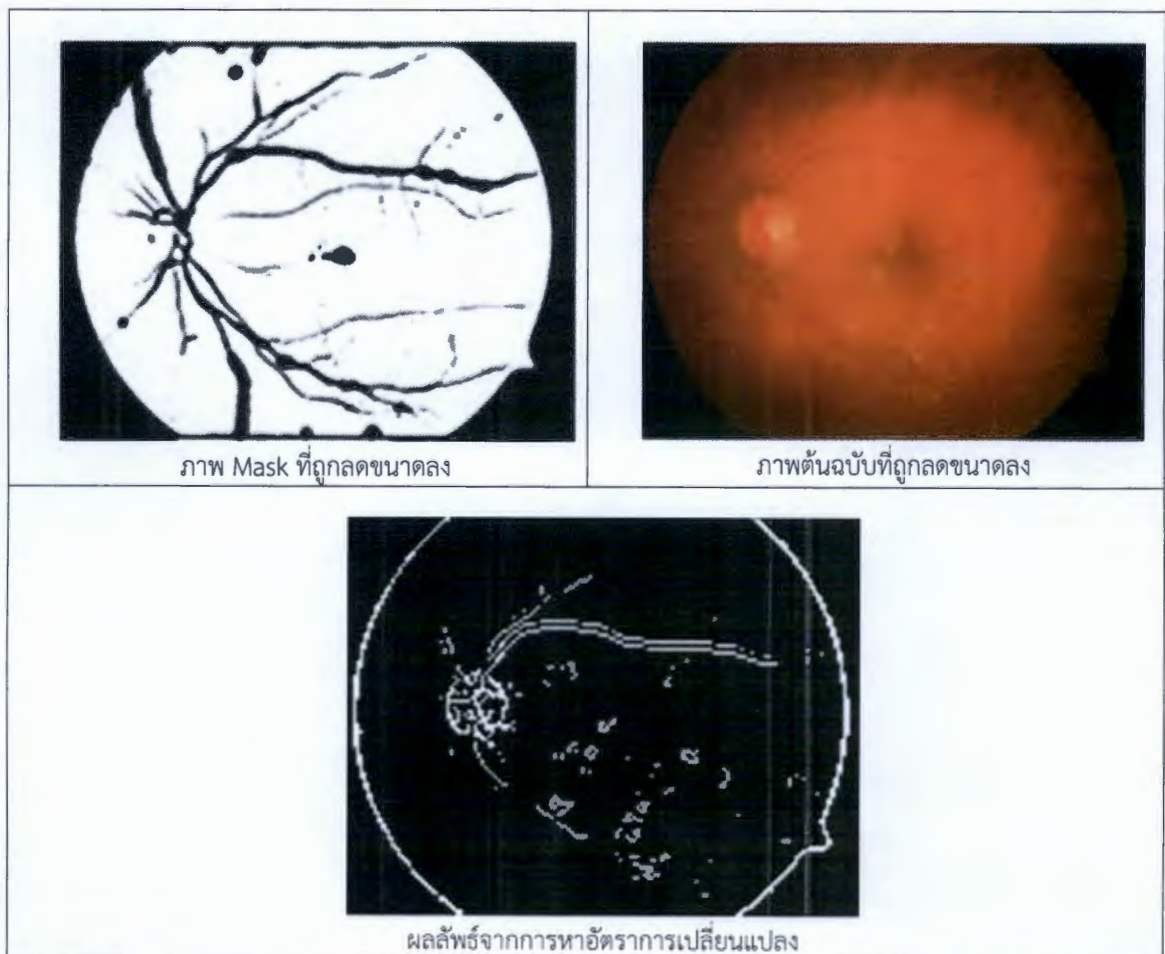


รูปที่ 4-11 ข. การประมวลผลเพื่อแบ่งแยกเส้นเลือดออกจากม่านตาด้วย Frangi's Vessel Filtering ในภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 2

#### 4.4 การตรวจหาจางานประสาทตา

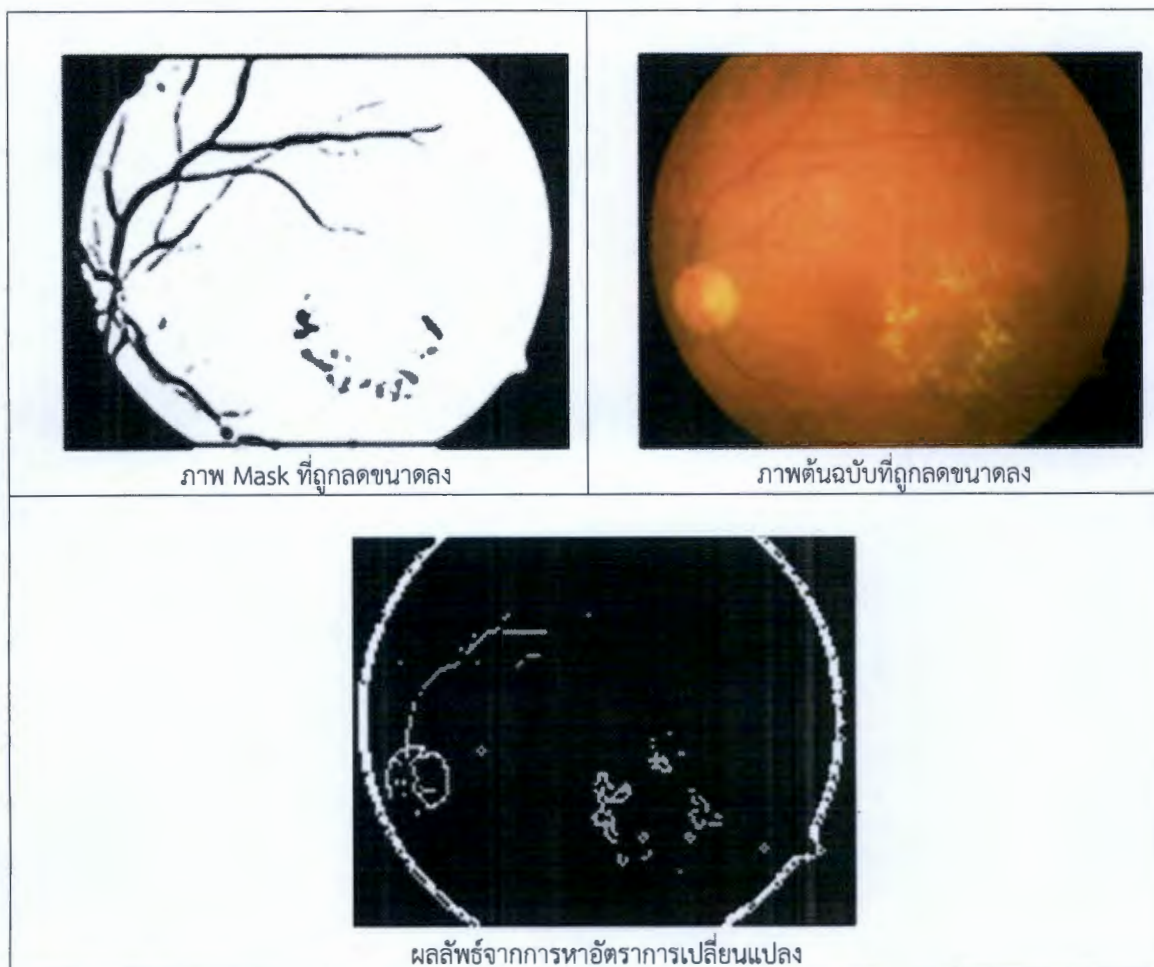
##### 4.4.1 การหาอัตราการเปลี่ยนแปลงของภาพ (Sobel and prewitt gradient)

เมื่อนำรูปผลลัพธ์ทั้ง 4 รูปที่ได้จาก Sobel gradient ในสเปกสีแดง เขียว และน้ำเงิน ( red, green, blue channel) และ prewitt gradient ในสเปกสีเทา (gray channel) ที่ถูกแปลงค่ามาจากสเปซ RGB มาทำ XOR จะได้ภาพขอบดังรูป 4-12 ก. และ ข.



รูปที่ 4-12 ก. ภาพการหาอัตราการเปลี่ยนแปลงในสเปกสีแดง เขียว และน้ำเงิน ด้วย Sobel gradient ประกอบกับ prewitt gradient ในสเปซ RGB สำหรับภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 1

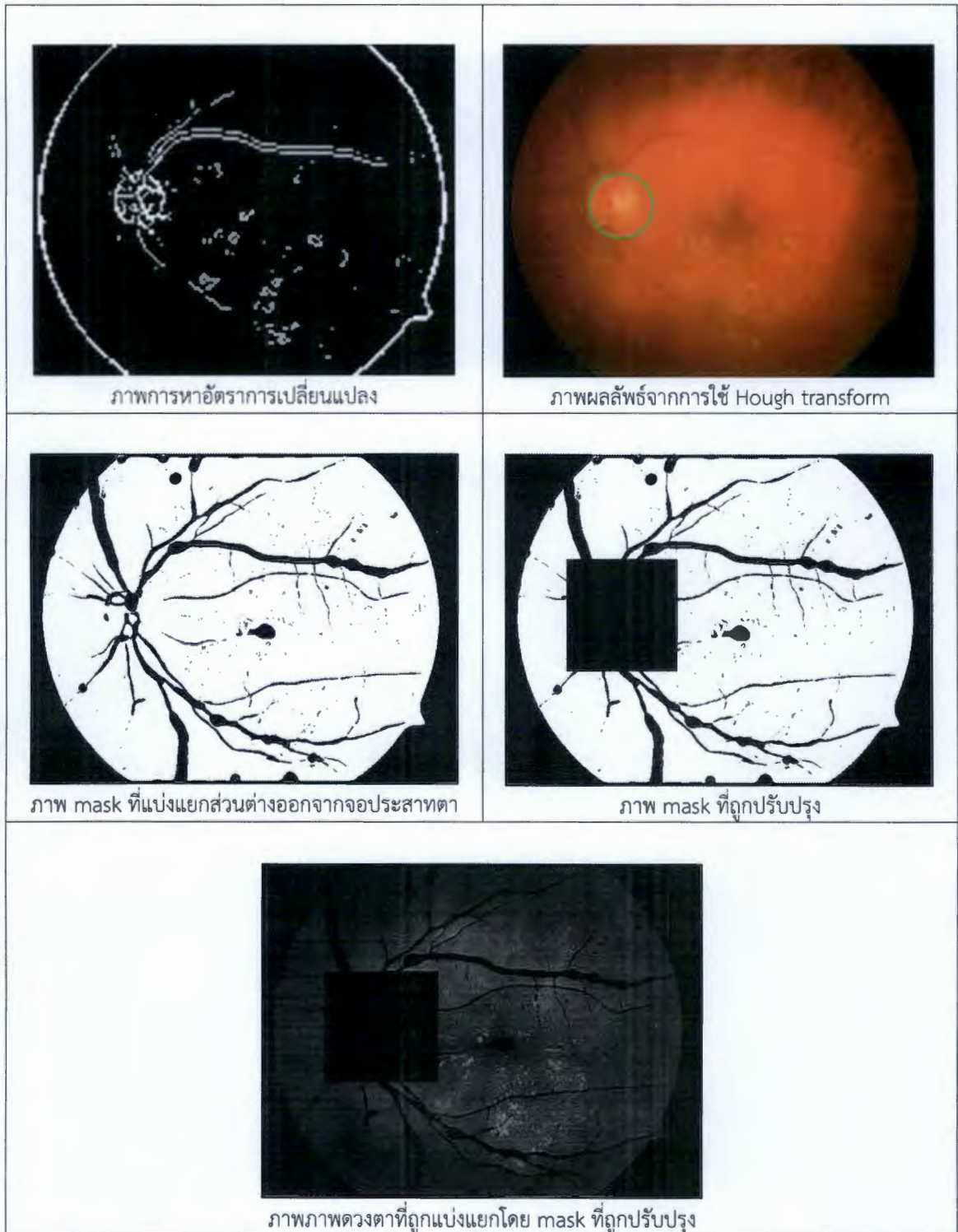




รูปที่ 4-12 ข. ภาพการหาอัตราการเปลี่ยนแปลงในสเปซสีแดง เขียว และน้ำเงิน ด้วย Sobel gradient ประกอบกับ prewitt gradient ในสเปซ RGB สำหรับภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 2

#### 4.4.2 Hough transform

จากภาพที่ได้จากขั้นตอนก่อนหน้านี้นี้เมื่อนำไปผ่านขั้นตอนวิธี *Hough Transform* เพื่อค้นหาจอประสาท และนำตำแหน่งของงานประสาทมาปรับปรุง Mask ในขั้นตอนก่อนหน้านี้นี้ ซึ่งผลของการจัดกลุ่มจะทำให้ได้ส่วนบริเวณของงานประสาทตามรูปที่ 4-13 ก. และ ข.



ภาพการหาอัตราการเปลี่ยนแปลง

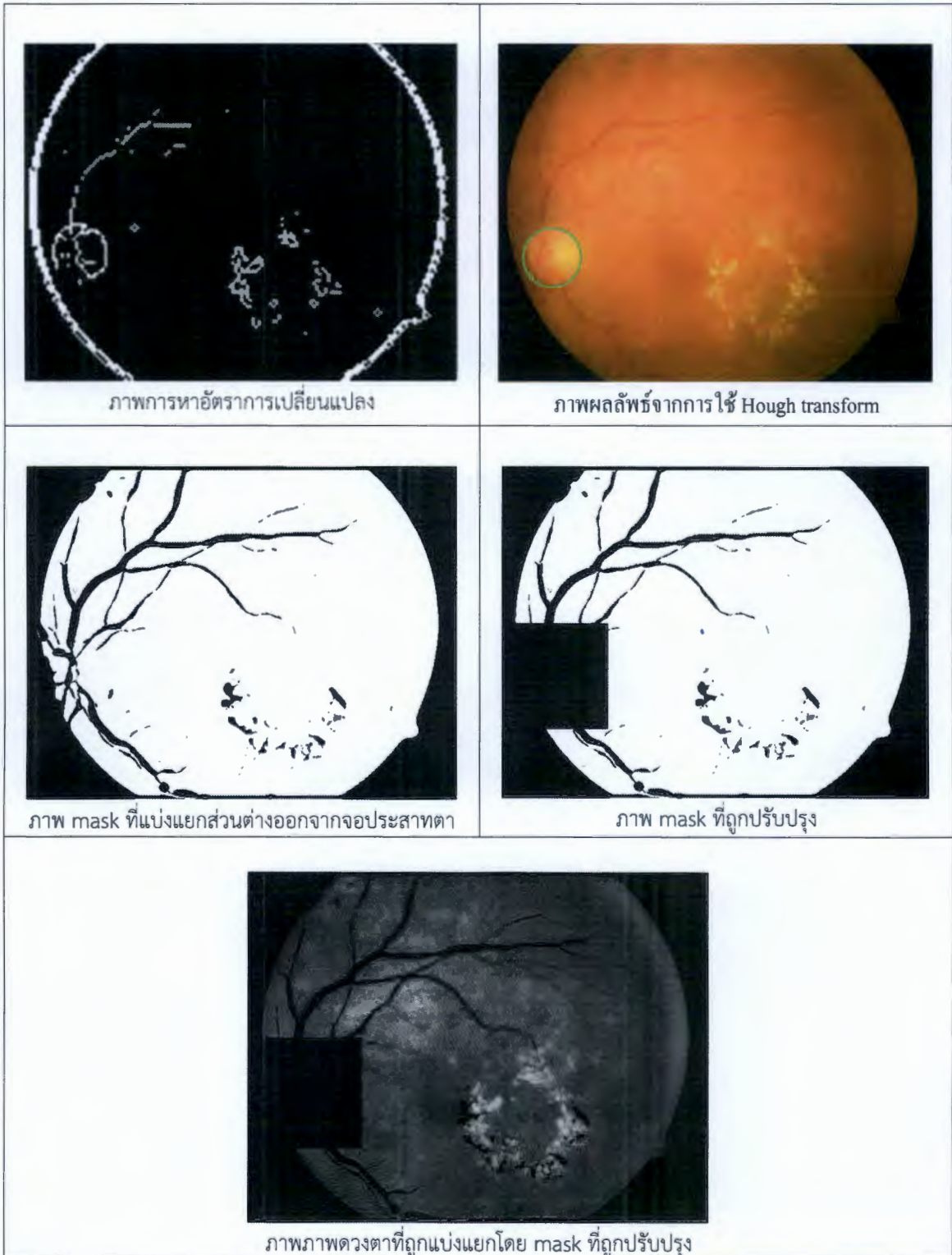
ภาพผลลัพธ์จากการใช้ Hough transform

ภาพ mask ที่แบ่งแยกส่วนต่างออกจากจอประสาทตา

ภาพ mask ที่ถูกปรับปรุง

ภาพภาพดวงตาที่ถูกแบ่งแยกโดย mask ที่ถูกปรับปรุง

รูปที่ 4-13 ก. ภาพการตรวจหาจางานประสาทตาในภาพอัตราการเปลี่ยนแปลง และการปรับปรุงภาพ Mask สำหรับรูปทดสอบรูปที่ 1



รูปที่ 4-13 ข. ภาพการตรวจหาจอประสาทตาในภาพอัตราการเปลี่ยนแปลง และการปรับปรุงภาพ Mask สำหรับรูปทดสอบรูปที่ 2

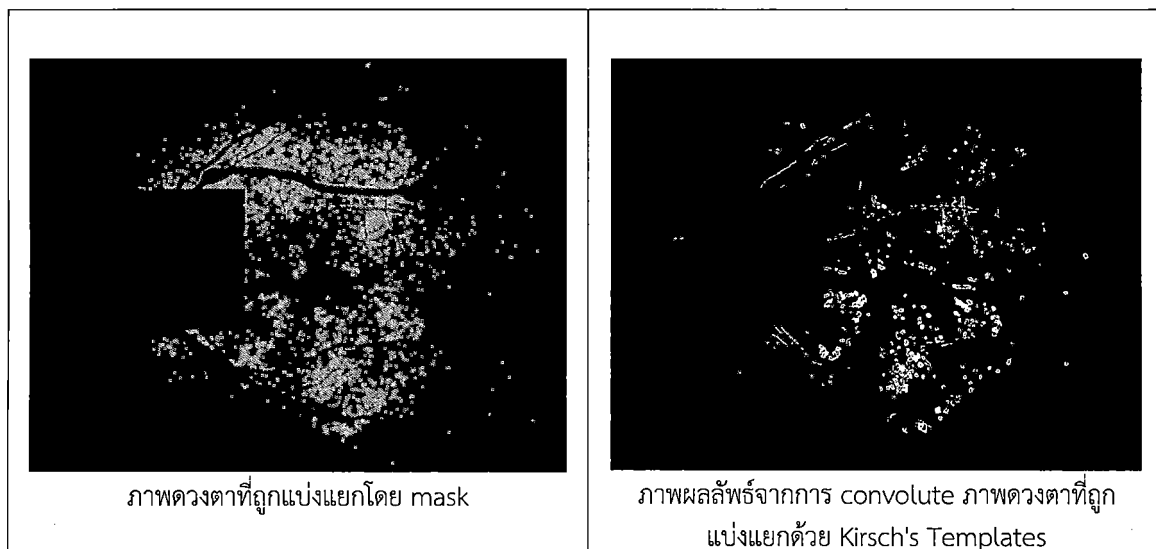
## 4.5 การระบุพื้นที่ของสิ่งซีมเอ็มชัน

งานประสาทตาของจอตาจะมีลักษณะเป็นวงกลม ซึ่งในขั้นตอนนี้ได้ใช้ Kirsch's Templates เพื่อตรวจหาขอบของภาพทั้งหมด และใช้ Hough Transform เพื่อตรวจหาวงกลมภายในจอตา

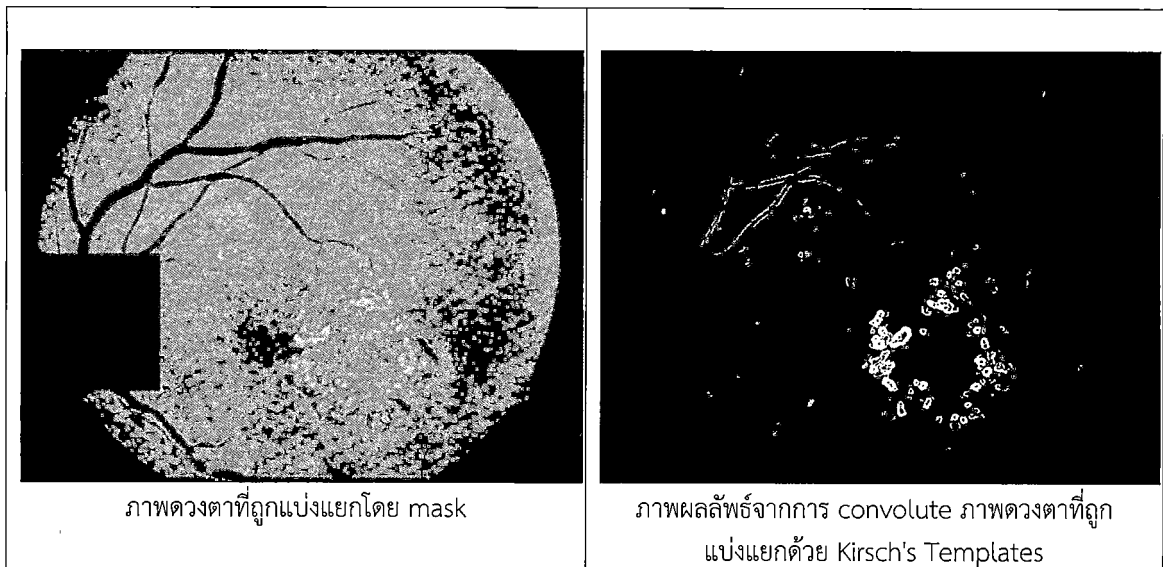
### 4.5.1 Kirsch's Templates

ในการประมวลผล Kirsch's Templates โดยการ convolute กับภาพจอประสาทตา เพื่อหาขอบหรืออัตราการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นภายในจอประสาทตาทั้งหมด

จากรูป 4-15 ก. และ ข. ผลลัพธ์ที่ได้จากการสร้าง *mask* ด้วย Kirsch's Templates ซึ่งถึงแม้ว่าจะสามารถกำหนดจุดที่มีสิ่งซีมเอ็มชันได้ แต่ยังคงมีการ *mask* บางส่วนที่มีความผิดพลาด ซึ่งเกิดขึ้นบริเวณขอบของเส้นเลือด รวมถึงยังคงมีสิ่งซีมเอ็มชันบางส่วนที่อยู่ภายใต้ *mask* ที่ไม่เต็มรูป



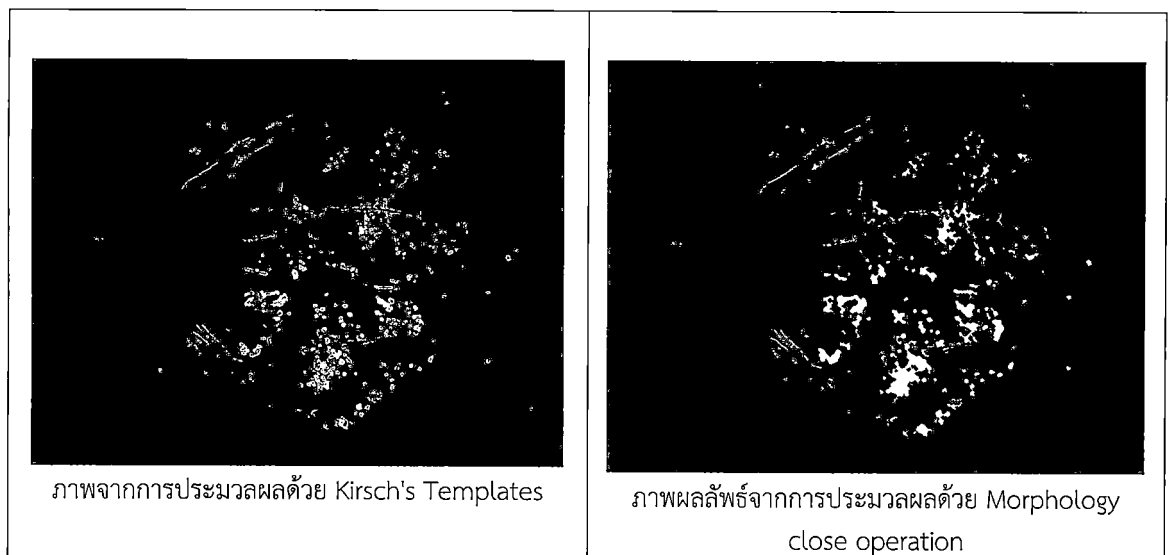
รูปที่ 4-15 ก. ภาพการ convolute ด้วย Kirsch's Templates กับภาพดวงตาที่ถูกแบ่งแยกด้วย mask ในภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 1



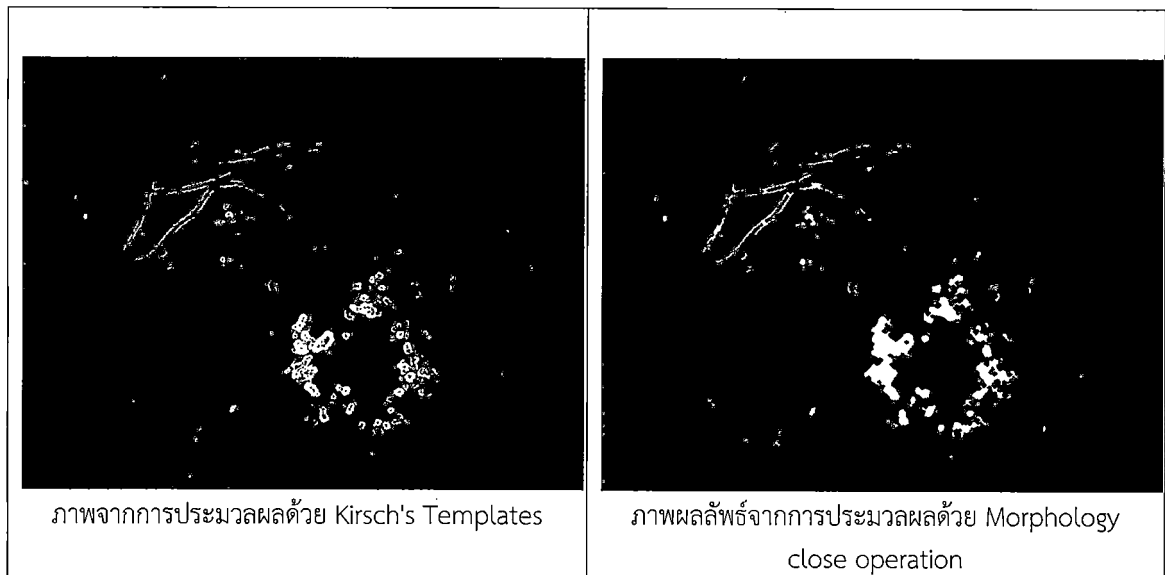
รูปที่ 4-15 ข. ภาพการ convolute ด้วย Kirsch's Templates กับภาพดวงตาที่ถูกแบ่งแยกด้วย mask ในภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 2

#### 4.5.2 Morphology close operation

จากลักษณะของ mask ที่เกิดขึ้นจากการหาอัตราการเปลี่ยนแปลงด้วย Kirsch's Templates นั้น ยังคงมีบางส่วนเป็น mask ที่ไม่เต็มรูป จึงต้องใช้ Morphology close operation มาช่วยในการเติมเต็ม mask ซึ่งเลือกใช้การเติมเต็มในลักษณะของรูปร่างกลม โดยผลลัพธ์ดังรูปที่ 4-16 ก. และ ข.



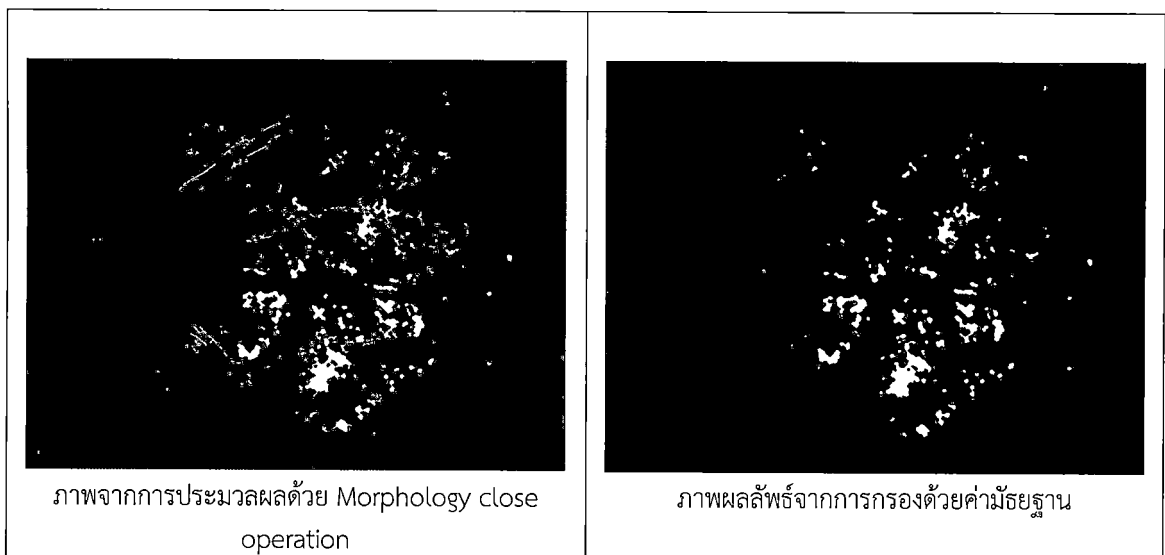
รูปที่ 4-16 ก. ภาพการประมวลผล Morphology close operation กับผลลัพธ์ที่ได้มาจาก Kirsch's Templates ในภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 1



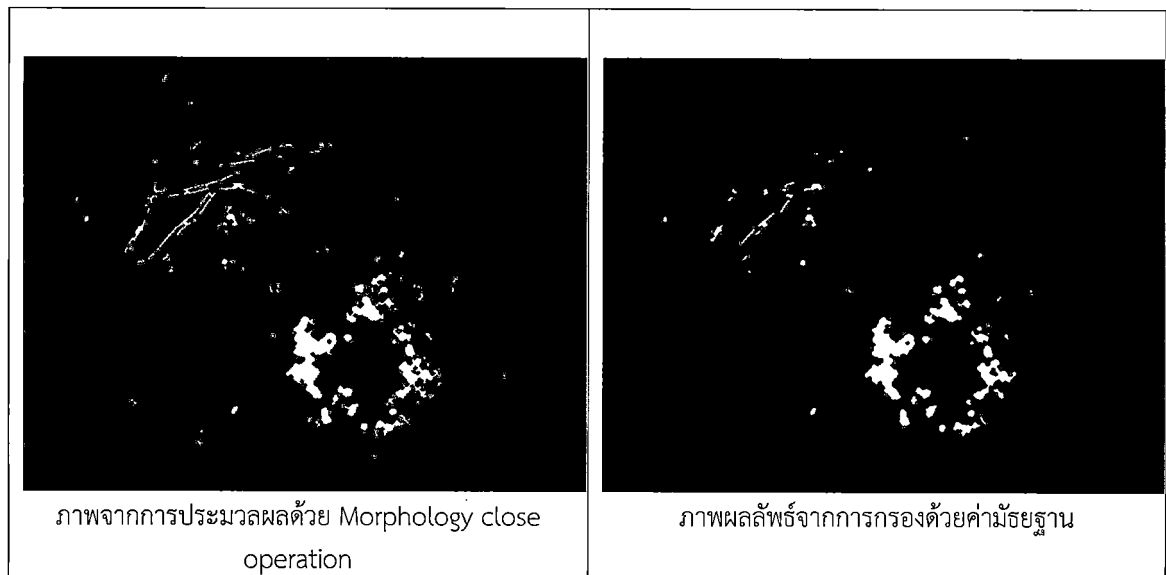
รูปที่ 4-16 ข. ภาพการประมวลผล Morphology close operation กับผลลัพธ์ที่ได้มาจาก Kirsch's Templates ในภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 2

#### 4.5.3 การกรองด้วยค่ามัธยฐาน (Median filter )

ด้วยลักษณะเฉพาะตัวของสิ่งซีมเข้มขึ้นมักจะเกาะตัวกันเป็นกลุ่ม และสิ่งที่เกิดขึ้นจากกรณีที่ไม่พึงประสงค์ ซึ่งอาจเกิดได้จากขอบภาพของเส้นเลือด ซึ่งการกรองด้วยค่ามัธยฐานทำให้สิ่งรบกวนที่เกิดขึ้นอย่างกระจัดกระจายถูกทำให้หายไปแต่ยังคงให้ความสำคัญกับส่วนของ mask ที่เกาะกันเป็นกลุ่ม



รูปที่ 4-17 ก. ภาพการกรองด้วยค่ามัธยฐาน ด้วยภาพจากการประมวลผล Morphology close operation ในภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 1

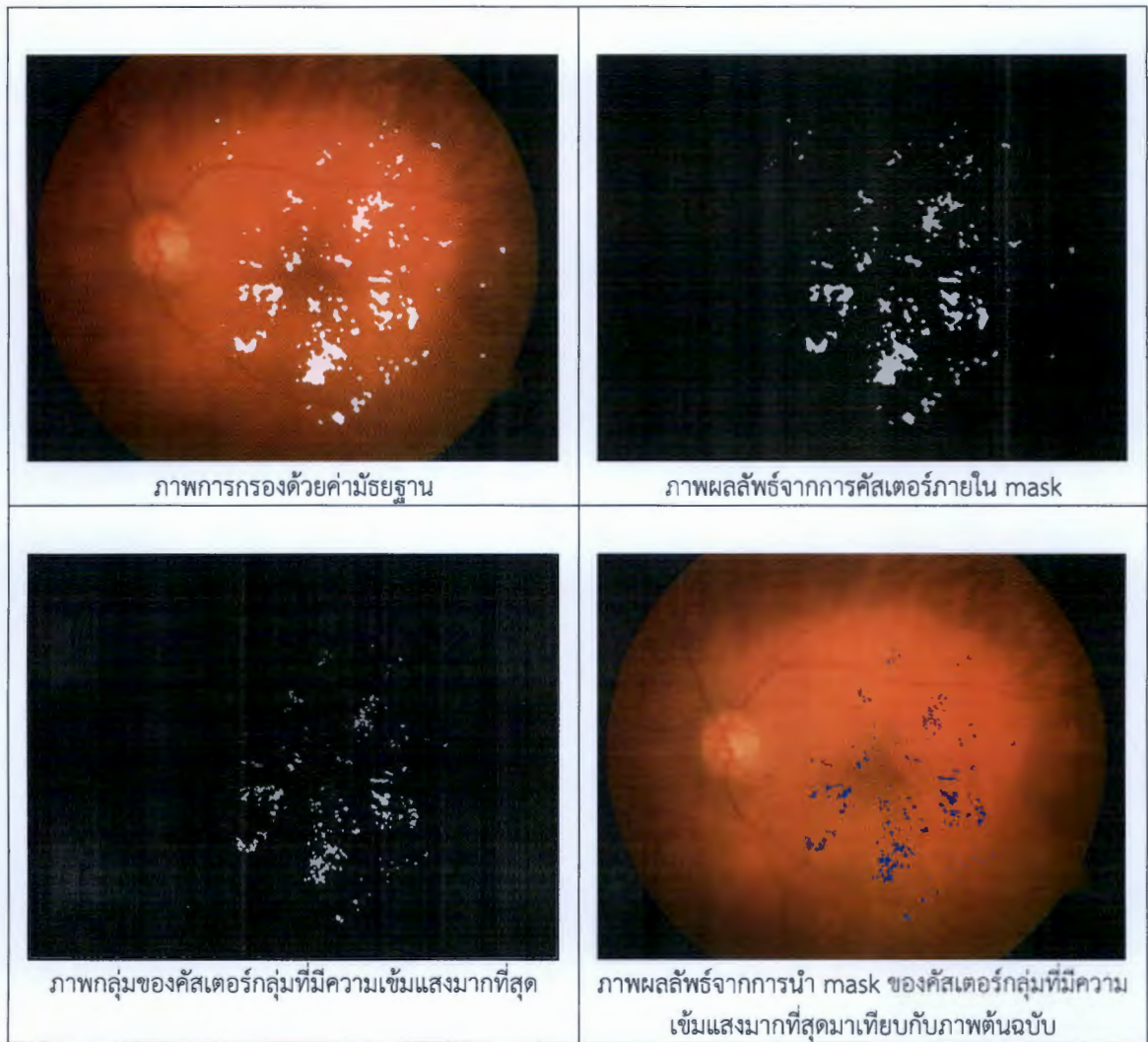


รูปที่ 4-17 ข. ภาพการกรองด้วยค่ามัลฐาน ด้วยภาพจากการประมวลผล Morphology close operation ในภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 2

#### 4.5.4 การทำคัสเตอร์ข้อมูลแบบลำดับชั้น (Hierarchical Clustering)

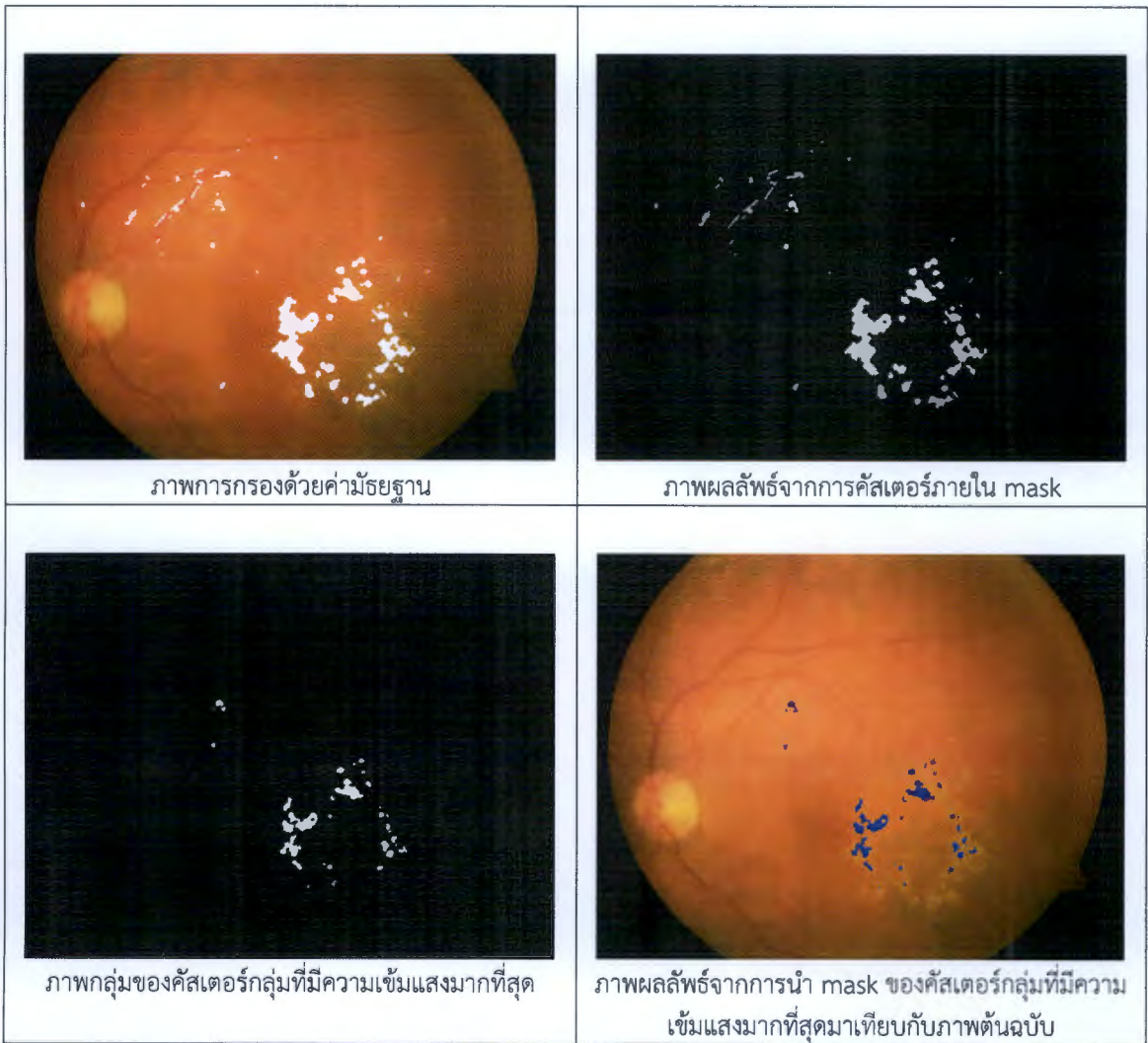
จากขั้นตอนการเติมเต็มและขจัด Mask ที่เป็นสิ่งรบกวน ในการทำ morphology close operation นั้น ทำให้ภายใต้ mask มีทั้งสิ่งที่เป็นสิ่งซีมเอ็มชันเส้นเลือด และพื้นหลัง โดยขั้นตอนนี้จะเป็นการแบ่งกลุ่มส่วนประกอบภายใต้ mask ดังกล่าว

การทำคัสเตอร์แบบลำดับชั้นกับข้อมูล คือ ค่าระดับเทา (Gray Level) ของจุดภาพภายใน เซกเมนต์ กระบวนการในขั้นตอนนี้เป็น การประมวลผลร่วมระหว่างภาพต้นฉบับและ Mask ที่สร้างขึ้น เพื่อใช้พิจารณาการแบ่งกลุ่มข้อมูล โดยแยกกลุ่มข้อมูลด้วยการตรวจสอบความแปรปรวนแล้วพิจารณา ค่ามัลฐาน และรวมกลุ่มเข้าด้วยกันโดยการประเมินระยะทางหรือความแตกต่างระหว่างคู่คัสเตอร์



รูปที่ 4-18 ก. ภาพการทำคัสเตอร์ภาพที่กรองด้วยค่ามัธยฐาน ในภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 1

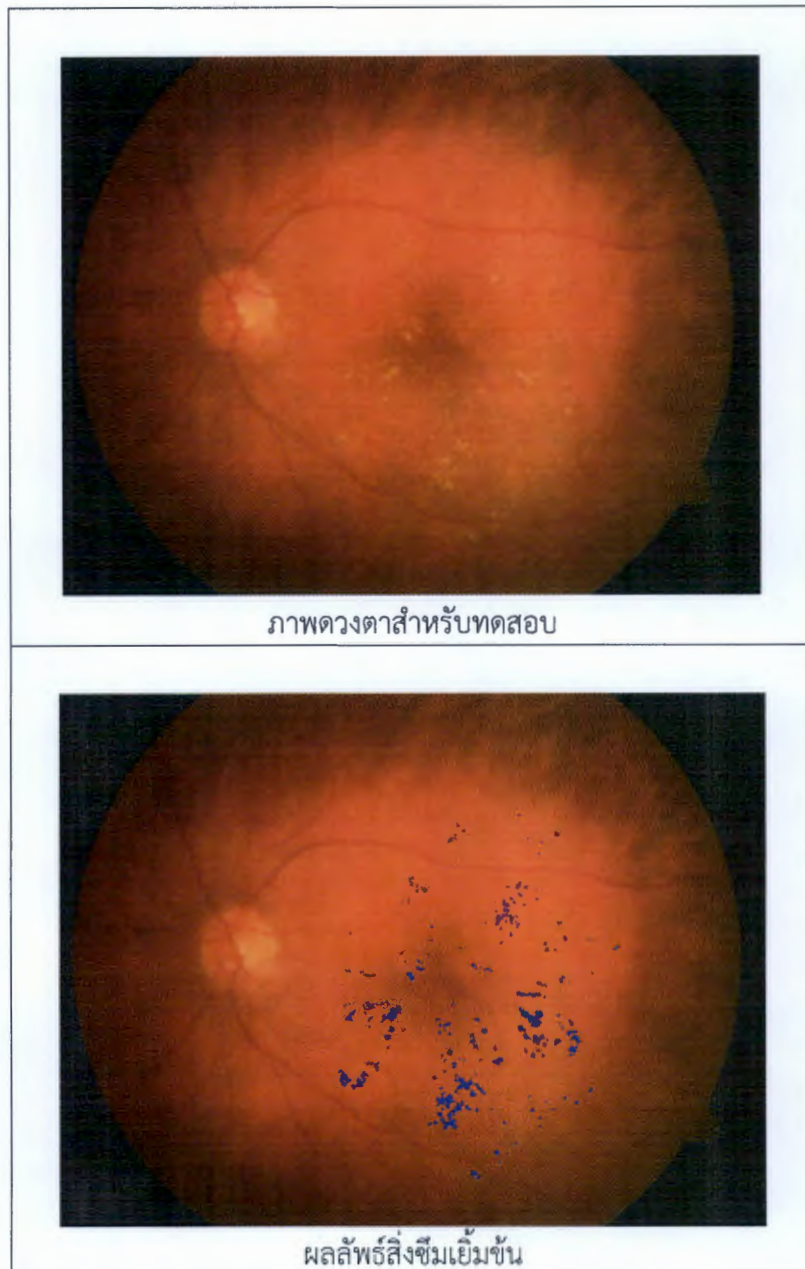




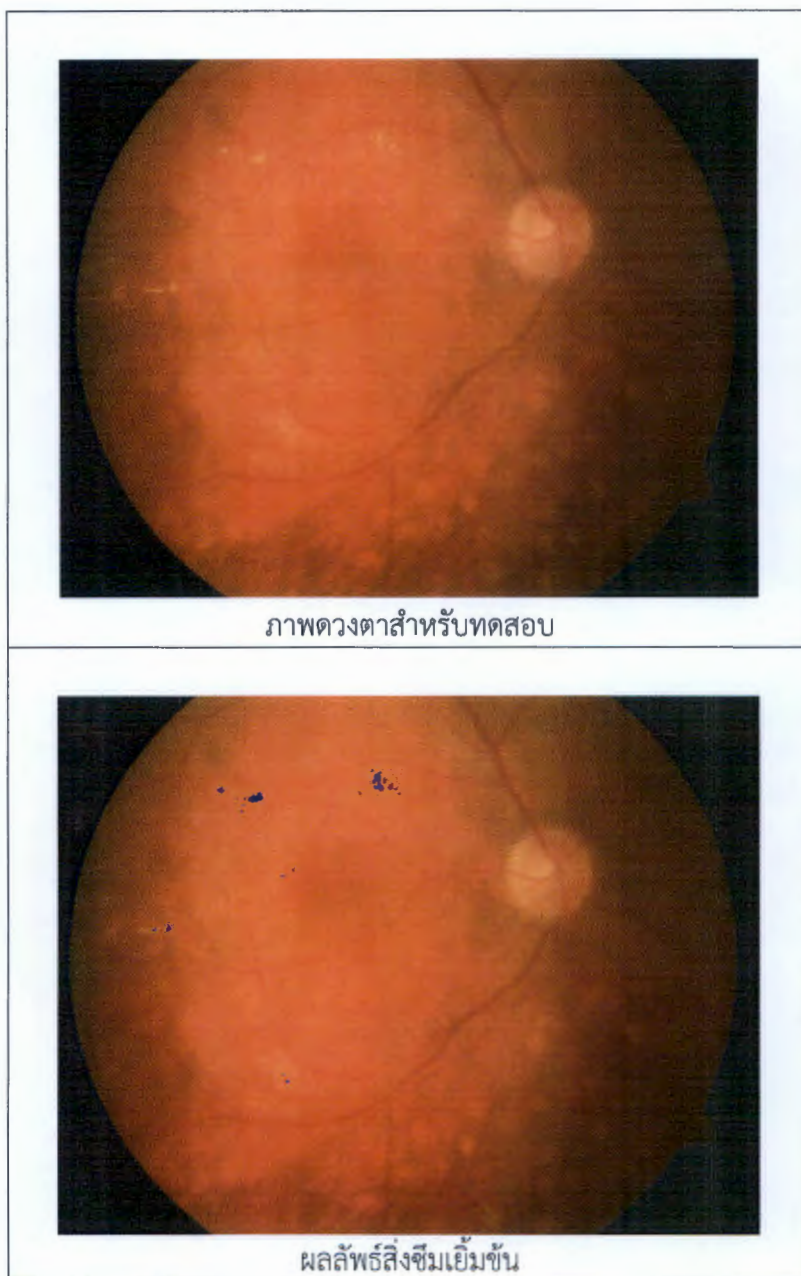
รูปที่ 4-18 ข. ภาพการทำคัสเตอร์ภาพที่กรองด้วยค่ามัธยฐาน ในภาพดวงตาสำหรับทดสอบรูปที่ 2

#### 4.6 ภาพผลการทดลองทั้งหมด

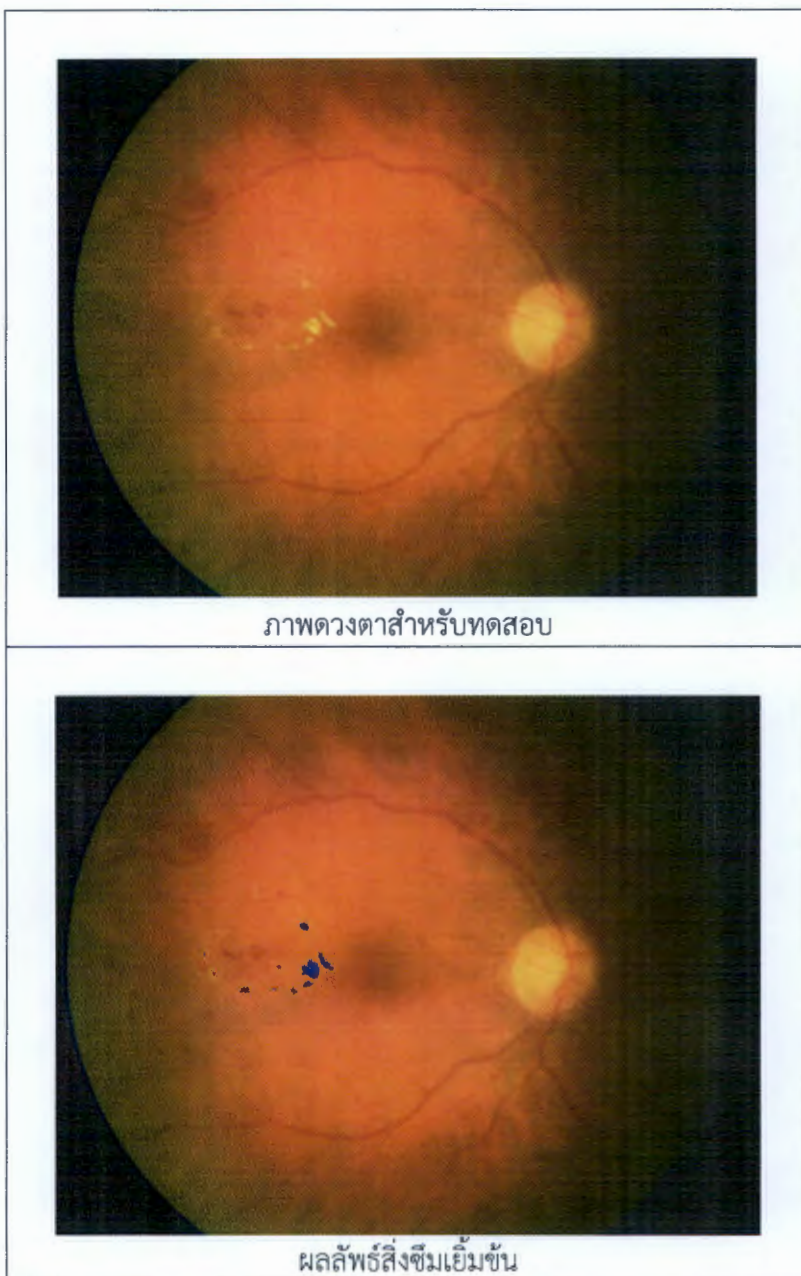
ในงานวิจัยนี้ได้ทำการทดลองการหาสิ่งซีมเอ็มชันจากผู้ป่วยโรคเบาหวานทั้งหมด 16 ภาพ โดยที่แต่ละภาพมีความเข้มของสีและแสงที่แตกต่างกัน ซึ่งภาพดวงตาต้นฉบับที่ใช้ในการทดลองอยู่ด้านบน และภาพผลลัพธ์สิ่งซีมเอ็มชัน (สีน้ำเงิน) อยู่ด้านล่าง แสดงดังรูปที่ 4-19 ถึง 4-34



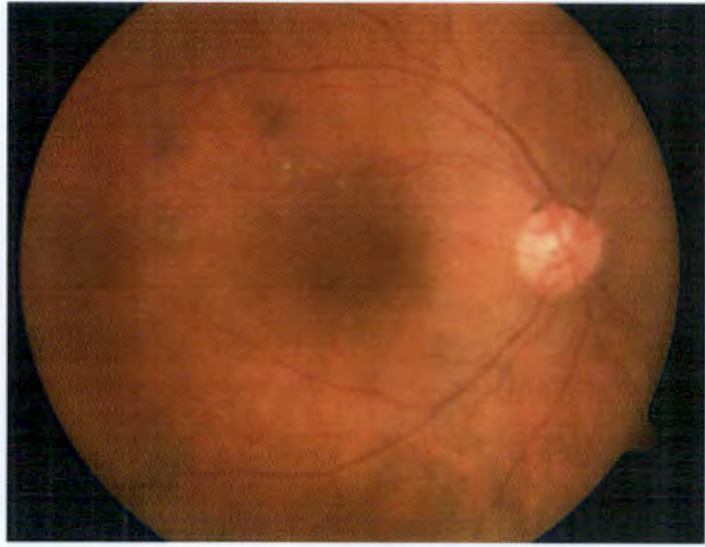
รูปที่ 4-19 ภาพดวงตาสำหรับทดสอบและผลลัพธ์ภาพที่ 1



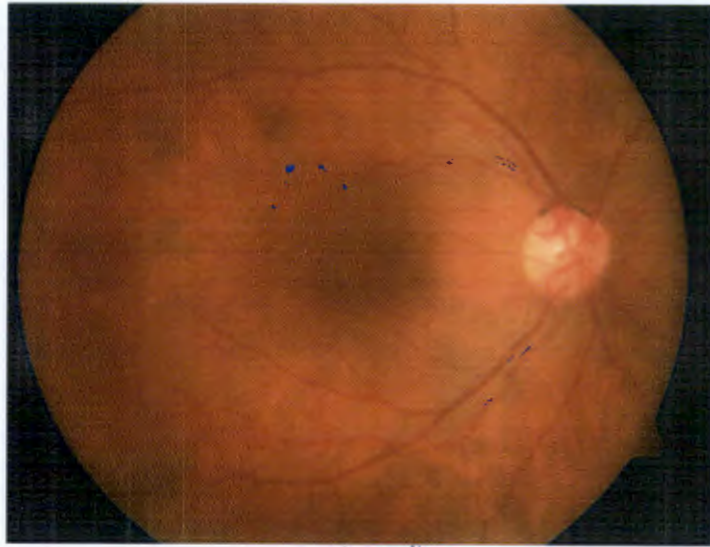
รูปที่ 4-20 ภาพดวงตาสำหรับทดสอบและผลลัพธ์ภาพที่ 2



รูปที่ 4-21 ภาพดวงตาสำหรับทดสอบและผลลัพธ์ภาพที่ 3

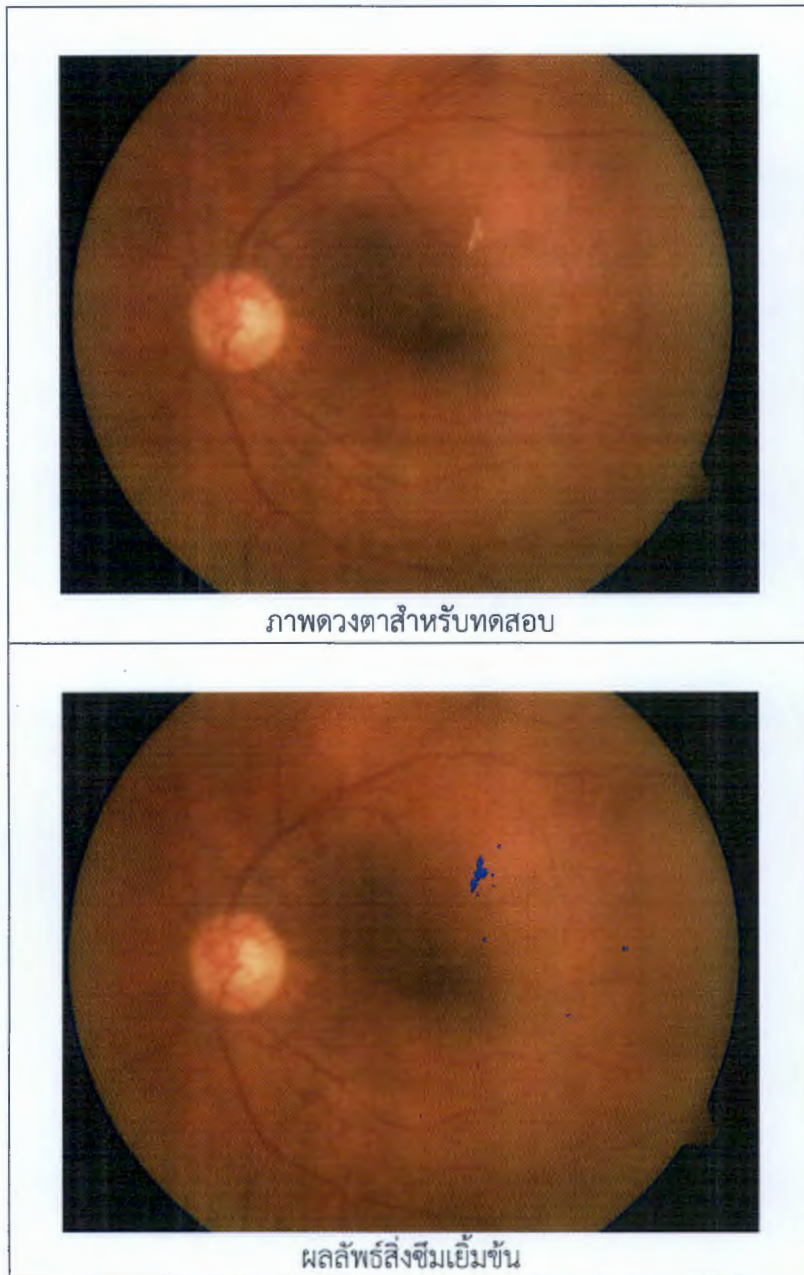


ภาพดวงตาสำหรับทดสอบ



ผลลัพธ์สิ่งซีมเอ็มซัน

รูปที่ 4-22 ภาพดวงตาสำหรับทดสอบและผลลัพธ์ภาพที่ 4



รูปที่ 4-23 ภาพดวงตาสำหรับทดสอบและผลลัพธ์ภาพที่ 5

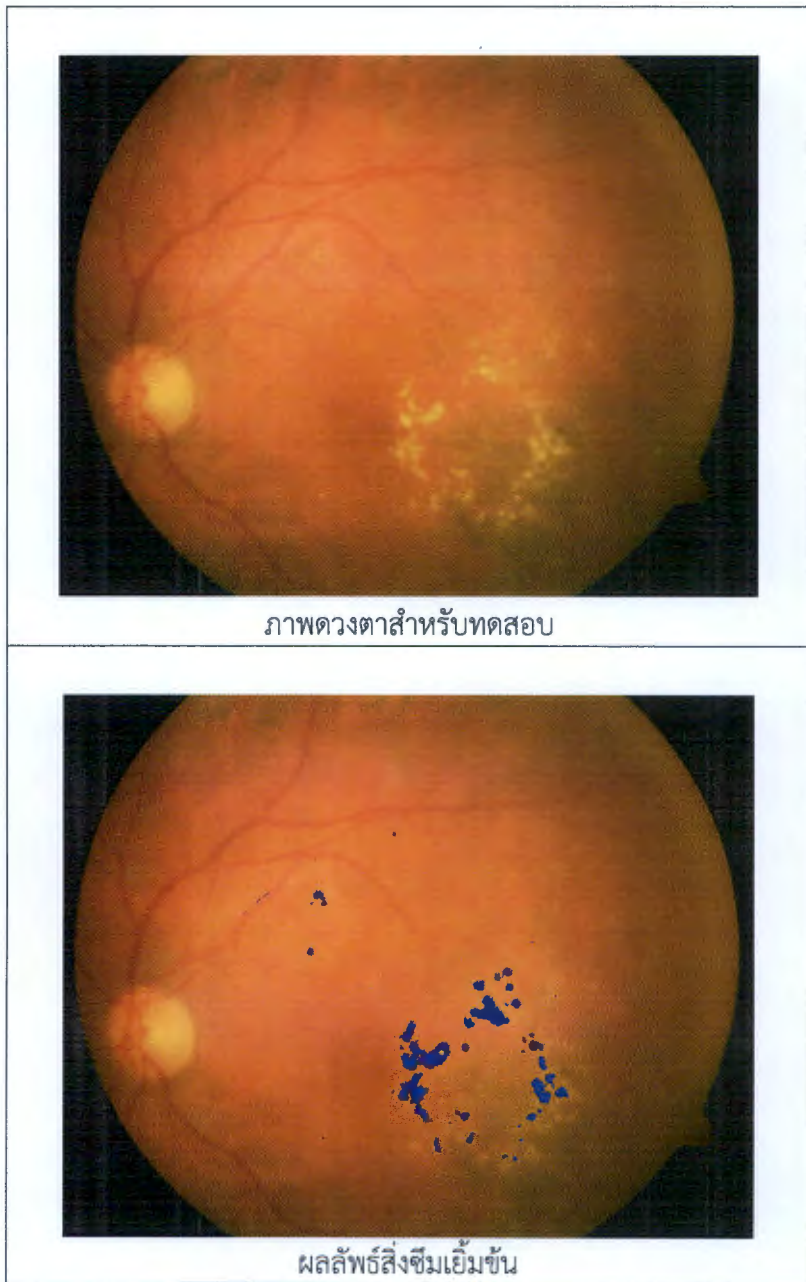


ภาพดวงตาสำหรับทดสอบ



ผลลัพธ์สิ่งซึมเยิ้มชั้น

รูปที่ 4-24 ภาพดวงตาสำหรับทดสอบและผลลัพธ์ภาพที่ 6



รูปที่ 4-25 ภาพดวงตาสำหรับทดสอบและผลลัพธ์ภาพที่ 7



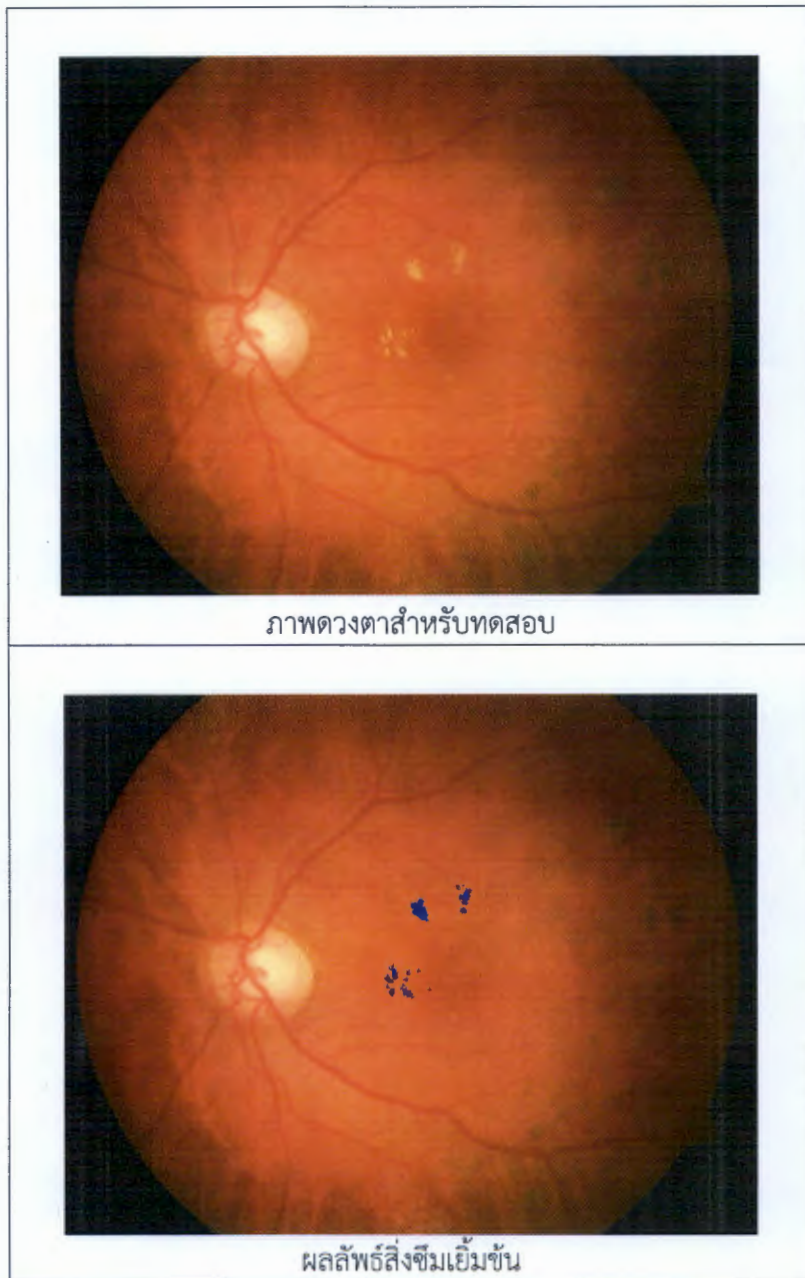


ภาพดวงตาสำหรับทดสอบ

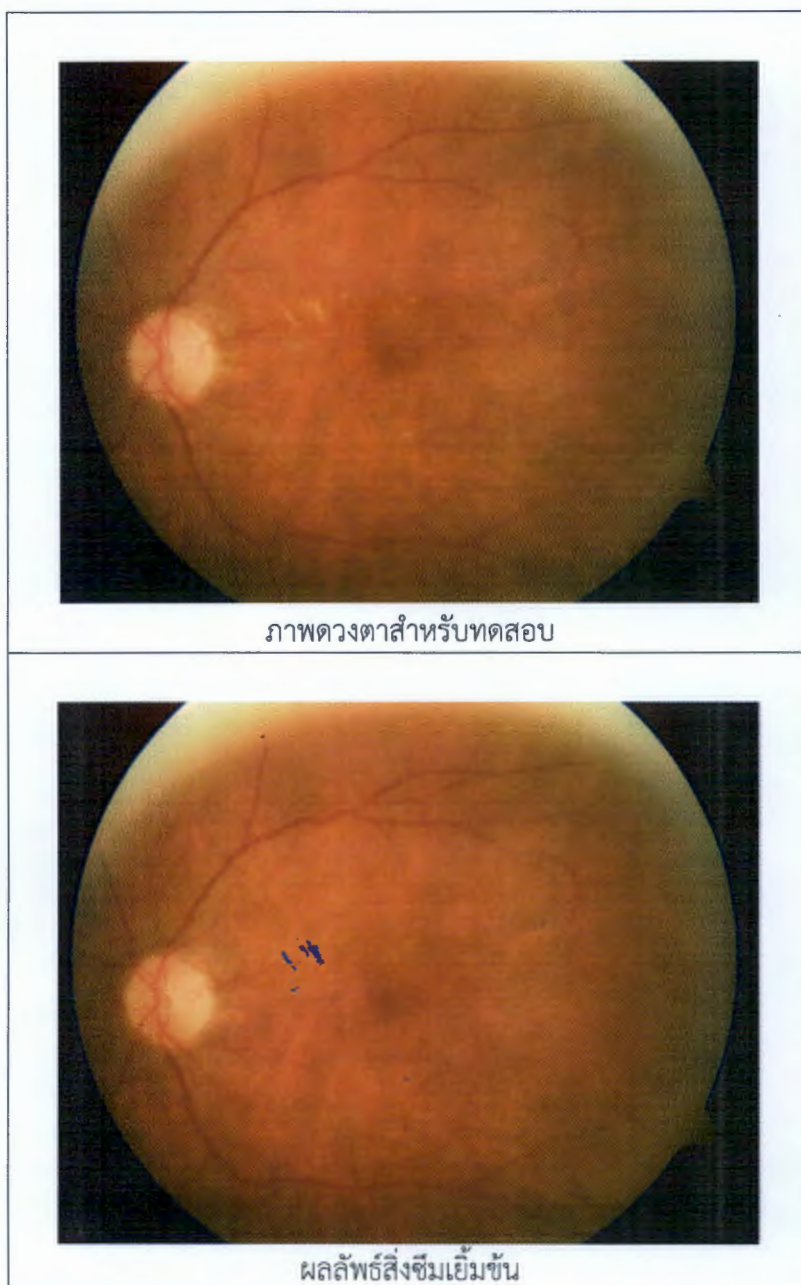


ผลลัพธ์สิ่งขมเข็มชั้น

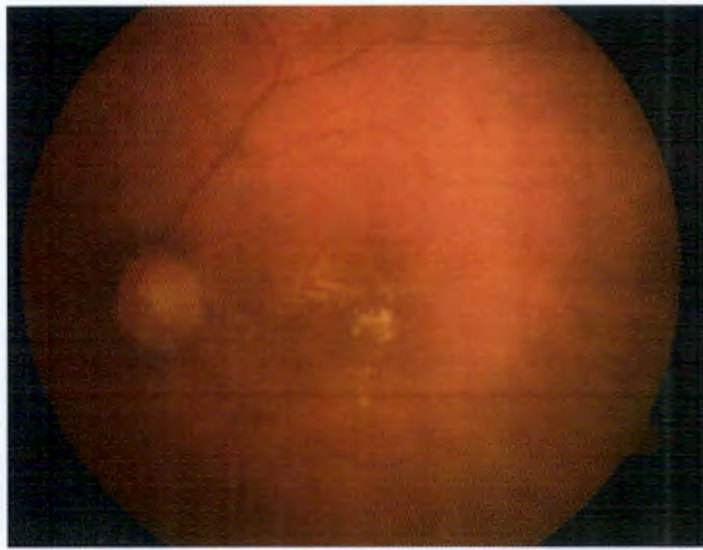
รูปที่ 4-26 ภาพดวงตาสำหรับทดสอบและผลลัพธ์ภาพที่ 8



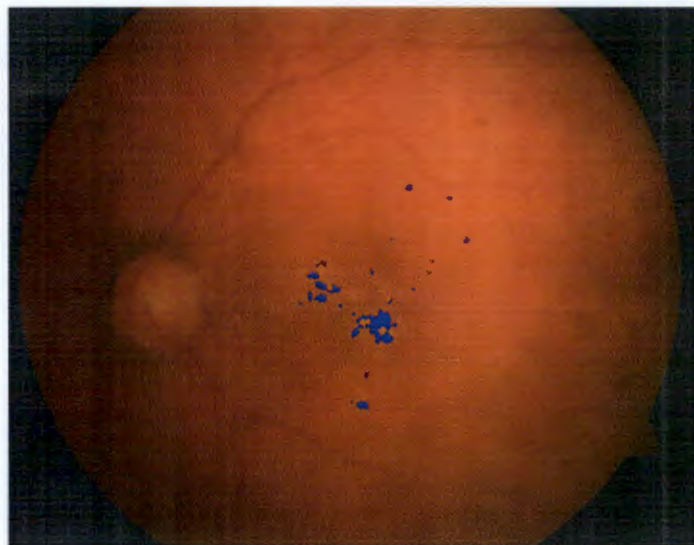
รูปที่ 4-27 ภาพดวงตาสำหรับทดสอบและผลลัพธ์ภาพที่ 9



รูปที่ 4-28 ภาพดวงตาสำหรับทดสอบและผลลัพท์ภาพที่ 10

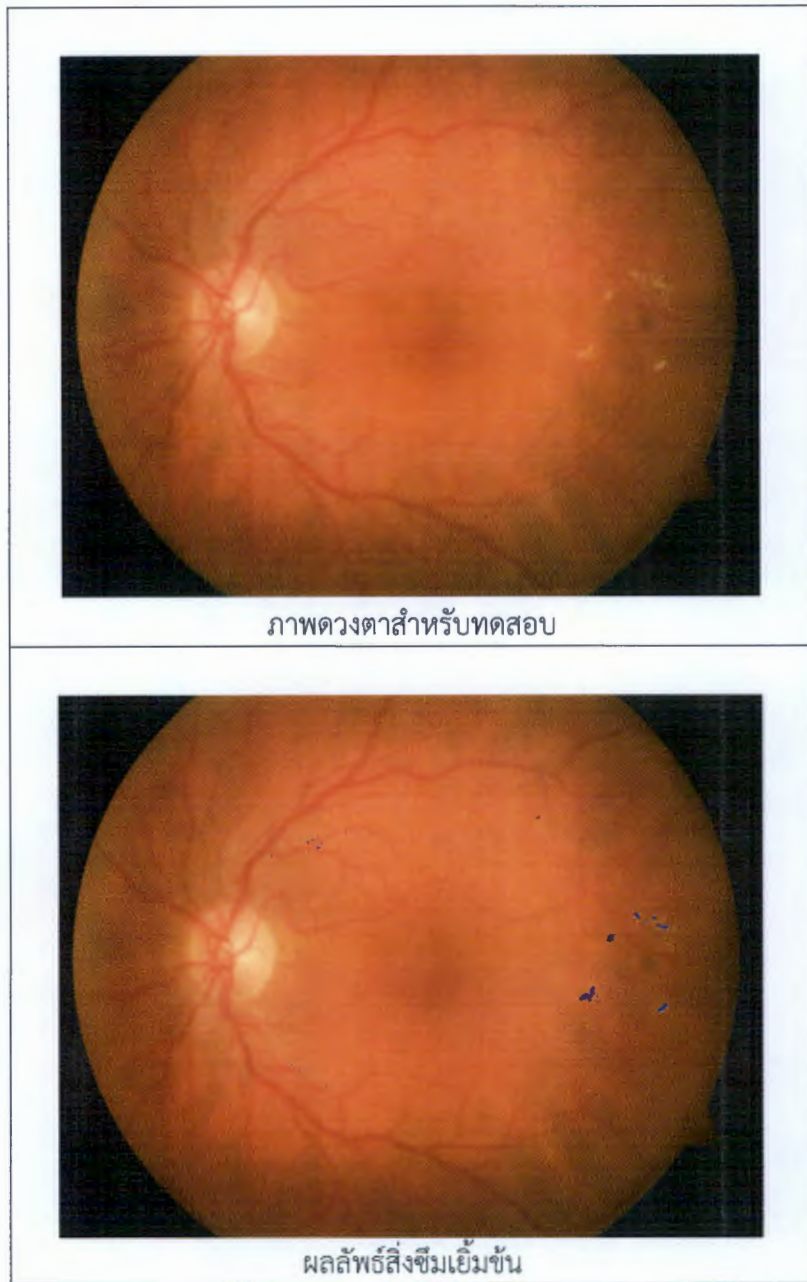


ภาพดวงตาสำหรับทดสอบ

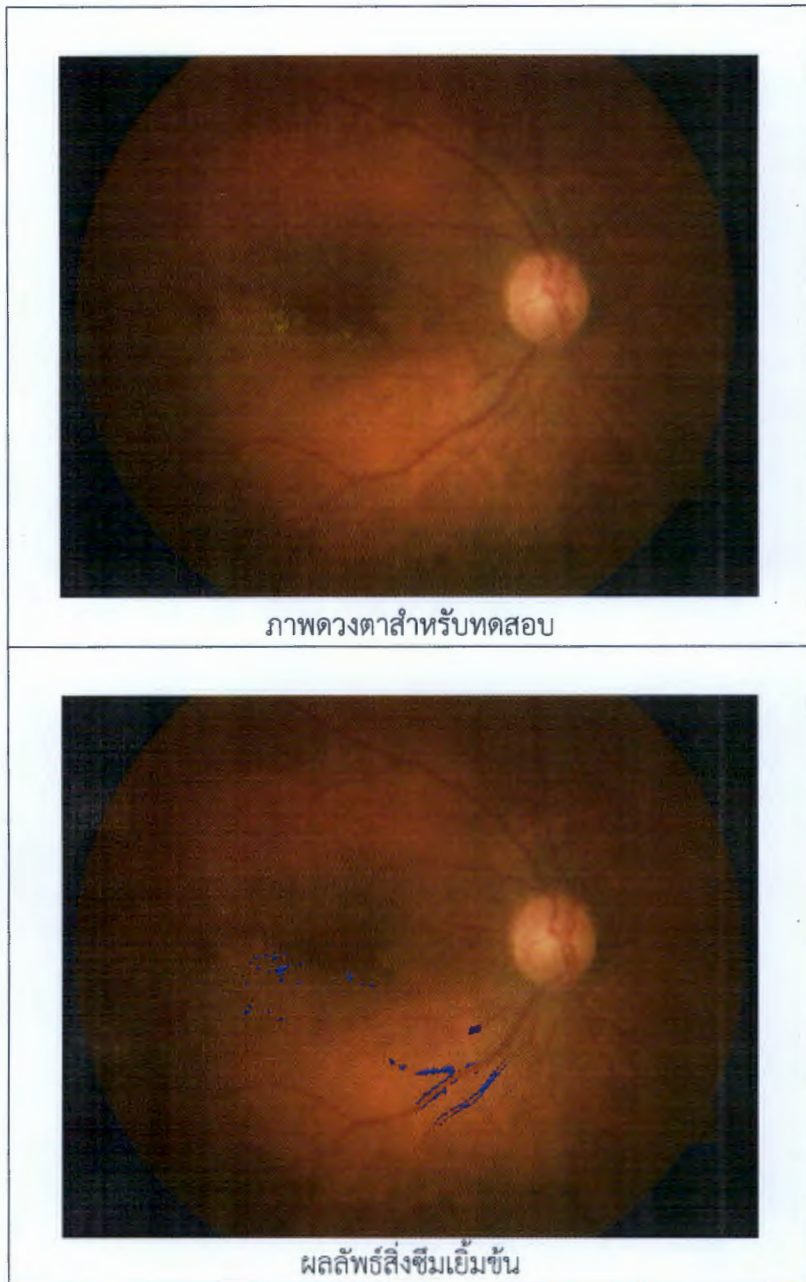


ผลลัพธ์สิ่งซึมเยิ้มขึ้น

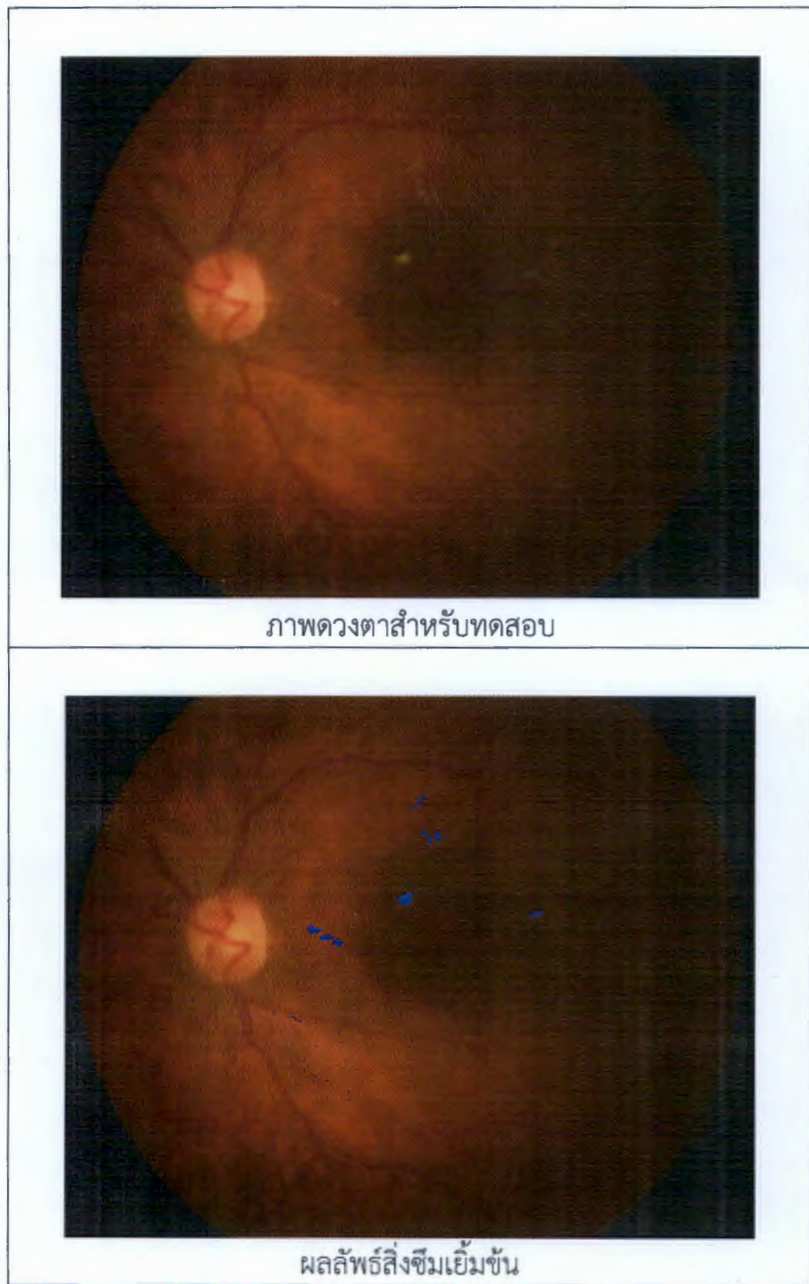
รูปที่ 4-29 ภาพดวงตาสำหรับทดสอบและผลลัพธ์ภาพที่ 11



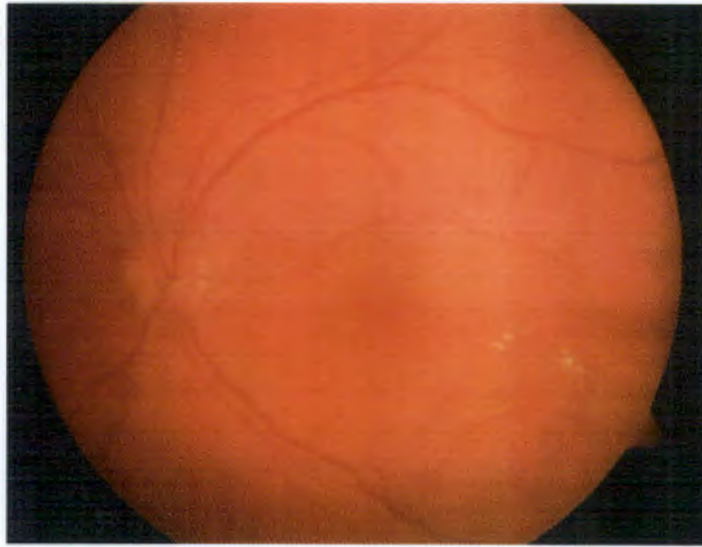
รูปที่ 4-30 ภาพดวงตาสำหรับทดสอบและผลลัพธ์ภาพที่ 12



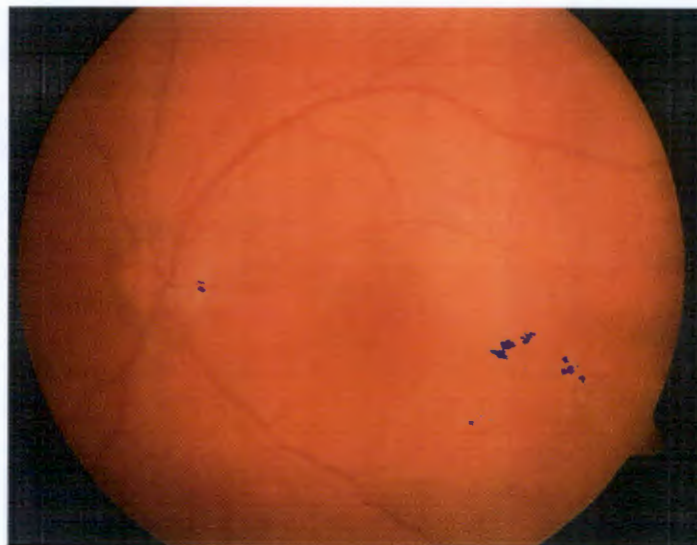
รูปที่ 4-31 ภาพดวงตาสำหรับทดสอบและผลลัพธ์ภาพที่ 13



รูปที่ 4-32 ภาพดวงตาสำหรับทดสอบและผลลัพธ์ภาพที่ 14



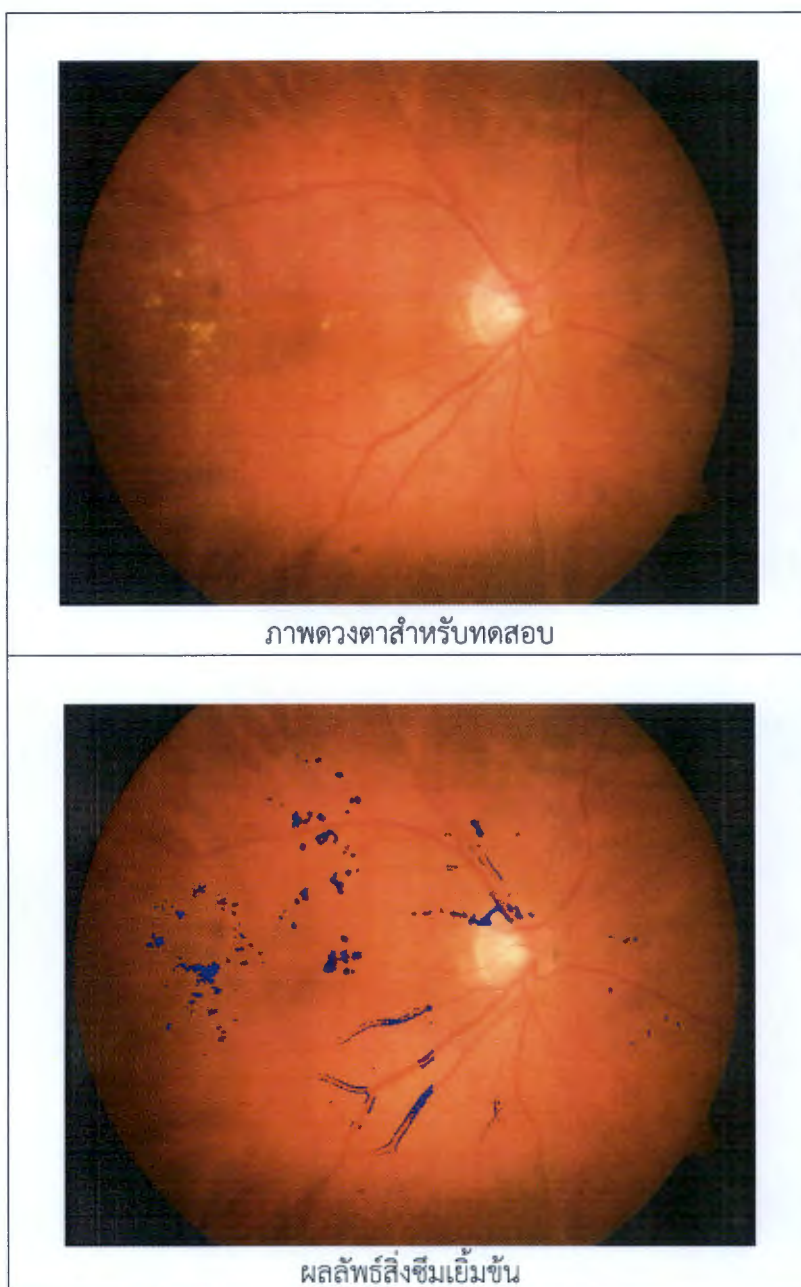
ภาพดวงตาสำหรับทดสอบ



ผลลัพธ์สิ่งซึมเยิ้มขึ้น

รูปที่ 4-33 ภาพดวงตาสำหรับทดสอบและผลลัพธ์ภาพที่ 15





รูปที่ 4-34 ภาพดวงตาสำหรับทดสอบและผลลัพธ์ภาพที่ 16

## บทที่ 5 สรุปผลการทดลอง

### 5.1 สรุปผลการทดลอง

งานวิจัยนี้ นำเสนอวิธีการคำนวณเชิงตัวเลขและวิธีการเชิงคำนวณสำหรับการประยุกต์ใช้เพื่อตรวจจับหาสิ่งซึมเยิ้มชั้นในภาพจอตาของผู้ป่วยเบาหวานที่จอตาโดยแบ่งขั้นตอนการประมวลผลออกเป็น 4 ขั้นตอนหลัก คือการแยกภาพพื้นหลังออกจากภาพดวงตาด้วย Object Attribute Thresholding Process, การตรวจหาเส้นเลือดด้วย Frangi's Vessel Filtering, การตรวจหาจอประสาทตาด้วย Hough transform, การระบุพื้นที่ของสิ่งซึมเยิ้มชั้นในด้วย Kirsch's Templates และการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยใช้ขั้นตอนวิธี Hierarchical Clustering โดยการดำเนินการทั้งหมดที่ผู้วิจัยจะดำเนินการกับทั้งสเปซสีเขียวของระบบสี RGB และ สเปซ RGB โดยทั้งนี้ จากการศึกษาเบื้องต้นเกี่ยวกับลักษณะของข้อมูลภาพจอตาม พบว่าในภาพจอตาในส่วนของสเปซสีเขียวจะมีข้อมูลและสารสนเทศที่มากกว่าสเปซสีแดง และ สเปซสีฟ้า ทำให้ผู้วิจัยสามารถวิเคราะห์และสนับสนุนการตัดสินใจได้อย่างเพียงพอจากผลการทดลองเบื้องต้นผู้วิจัยได้ทดสอบขั้นตอนวิธีที่นำเสนอกับข้อมูลภาพที่มีสิ่งซึมเยิ้มชั้นในที่เกิดขึ้นในผู้ป่วยเบาหวานที่จอตา 2 ภาพ พบว่า ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอให้ผลการทดลองเป็นที่น่าพอใจ

### 5.2 ปัญหาและข้อเสนอนแนะ

วิธีการที่นำเสนอสำหรับการตรวจจับสิ่งซึมเยิ้มชั้นในภาพจอตาในงานวิจัยนี้ยังมีให้ผลการทดลองเป็นที่น่าพอใจในระดับหนึ่งเท่านั้นยังต้องการการพัฒนาขั้นตอนวิธีต่อไปอีกระยะ กล่าวคือยังมีข้อเสนอนแนะที่ควรปรับปรุงขั้นตอนวิธี ดังนี้

1. วิธีการที่นำเสนอในงานวิจัยนี้จะทำงานได้ผลดีกับภาพจอตาที่มีสิ่งซึมเยิ้มชั้นในที่มีขนาดใหญ่ และมีความชัดเจนกล่าวคือ สิ่งซึมเยิ้มชั้นในที่เกิดขึ้นต้องมีความชัดเจนเพียงพอถ้าสิ่งซึมเยิ้มชั้นในมีลักษณะบางหรือยังไม่ชัดเจนจะไม่สามารถตรวจพบได้
2. การใช้ Hough Transform ในการตรวจหาบริเวณ Disc ของจอตา ถ้า Disc ไม่มีลักษณะเป็นวงกลม จะไม่สามารถตรวจพบได้
3. วิธีการที่นำเสนอจะสามารถตรวจจับได้เฉพาะส่วนบริเวณของสิ่งซึมเยิ้มชั้นในเท่านั้น ในขณะที่ส่วนของเส้นเลือดในจอตาจะไม่สามารถตรวจจับได้
4. วิธีการที่นำเสนอ จะใช้ได้กับภาพที่มีความคมชัดสูง (High Contrast) ส่วนภาพที่มีความคมชัดต่ำ (Low Contrast) จะยังทำงานได้ไม่ดีพอ ดังนั้น จึงควรปรับปรุงขั้นตอนวิธีสำหรับแก้ปัญหาที่กล่าวมาข้างต้นเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการตรวจจับสิ่งซึมเยิ้มชั้นในที่มีโอกาสเกิดขึ้นในลักษณะต่างๆ

## บรรณานุกรม

- Alireza Osareh, Bitu Shadgar และ Richard Markham (2009), A Computational-Intelligence-Based Approach for Detection of Exudates in Diabetic Retinopathy Images, *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 13, no. 4, July 2009.
- Alasdair McAndrew, (2004), *Introduction to Digital Image Processing with MATLAB*, Thomson, 2004.
- Charles.W.Therrien, (1989), *Decision Estimation and Classification: An Introduction to Pattern Recognition and Related Topics*, John Wiley & Sons.
- Clara I. Sanchez, Roberto Hornero, Maria I. Lopez, Mateo Aboy, Jesus Poza, และ Daniel Abasolo (2008), A novel automatic image processing algorithm for detection of hard exudates based on retinal image analysis, *Medical Engineering & Physics*, vol. 30, pp.350–357.
- D. H. Wolpert, (1992), Stacked Generalization. *Neural Networks*, 5(2), pp. 241–259.
- H.S. Bhaduria, S.S. Bisht, Annapurna Singh, (2013), Vessels Extraction from Retinal Images, *IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering (IOSR-JECE)*, Vol. 6, PP 79-82.
- L. Breiman, (1996), Bagging Predictors. *Machine Learning*, 24(2), pp. 123–140.
- P. Kahai, K. R. Namuduri และ H. Thompson, (2006), A Decision Support Framework for Automated Screening of Diabetic Retinopathy, *International Journal of Biomedical Imaging*, vol 2006, Article ID 45806, Pages 1–8.
- P.Aravindhan และ P.N. Jebarani Sargunar., (2010), Automatic Exudates Detection in Diabetic Retinopathy Images Using Digital Image Processing Algorithms, *Proceedings of the Int. Conf. on Information Science and Applications (ICISA 2010)*, 6 February 2010, Chennai, India.
- R. E. Schapire, (1990), The Strength of Weak Learnability. *Machine Learning*, 5(2), pp. 197–227.
- S. Haykin, (1998), *Neural Networks: A Comprehensive Foundation (2nd edition)*, Prentice Hall.
- Wong Li Yun, U. Rajendra Acharya, Y.V. Venkatesh, Caroline Chee, Lim Choo Min และ E.Y.K. Ng (2008), Identification of different stages of diabetic retinopathy using retinal optical images, *Information Sciences*, vol. 178 (2008), pp. 106–121.

- Y. Kultur, B. Turhan และ A. Bener (2009), Ensemble of neural networks with associative memory (ENNA) for estimating software development costs, *Knowledge-Based Systems*, Vol. 22, pp. 395-402.
- Gonzalez, Rafael C. & Woods, Richard E. (2002). Thresholding. In *Digital Image Processing*, pp. 595–611. Pearson Education.