**รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์**

# โครงการ การตรวจหาและแบ่งส่วนของออพคิตดิสและคัพในสภาพแวดล้อมที่มีความซับซ้อนสูงเพื่อการช่วยวินิจฉัยทางการแพทย์

# (Auto Detection and Segmentation of Optic Disc and Cup in Highly Complex Environment for Supporting Medical Diagnosis)


**คณะผู้วิจัย**

| | |
|---|---|
| นายกฤษณะ ชินสาร | หัวหน้าโครงการวิจัย |
| นางสาวสุวรรณา รัศมีขวัญ | ผู้ร่วมวิจัย |
| นายภูสิต กุลเกษม | ผู้ร่วมวิจัย |
| นางสาวเบญจภรณ์ จันทรกองกุล | ผู้ร่วมวิจัย |
| นายอัณณ์นุพันธ์ รอดทุกข์ | ผู้ร่วมวิจัย |
| นายชิดชนก เหลือสินทรัพย์ | ผู้ร่วมวิจัย |
| นายวุฒิชัย เหลืองเรืองรอง | ผู้ช่วยวิจัย |
| นายศิวกรณ์ อาจรักษา | ผู้ช่วยวิจัย |
| นางสาวเสาวลักษณ์ ธรรมนาวาศ | ผู้ช่วยวิจัย |
| นางสาวจิราภรณ์ วงวาล | ผู้ช่วยวิจัย |
| นางสาวนิลรัตน์ ก้านหยั่นทอง | ผู้ช่วยวิจัย |



**โครงการวิจัยประเภทงบประมาณเงินรายได้**

**จากเงินอุดหนุนรัฐบาล (งบประมาณแผ่นดิน)**

**ปีงบประมาณ พ.ศ. ๒๕๖๑**

**มหาวิทยาลัยบูรพา**

**รหัสโครงการ**

**256107A1080049** **เลขที่สัญญา 106/2561**

**รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์**

# โครงการ การตรวจหาและแบ่งส่วนของออพคิตดิสและคัพในสภาพแวดล้อมที่มีความซับซ้อนสูงเพื่อการช่วยวินิจฉัยทางการแพทย์

**(Auto Detection and Segmentation of Optic Disc and Cup in Highly Complex Environment for Supporting Medical Diagnosis)**

**คณะผู้วิจัย**


| | |
|---|---|
| นายกฤษณะ ชินสาร | หัวหน้าโครงการวิจัย |
| นางสาวสุวรรณา รัศมีขวัญ | ผู้ร่วมวิจัย |
| นายภูสิต กุลเกษม | ผู้ร่วมวิจัย |
| นางสาวเบญจภรณ์ จันทรกองกุล | ผู้ร่วมวิจัย |
| นายอัณณ์นุพันธ์ รอดทุกข์ | ผู้ร่วมวิจัย |
| นายชิดชนก เหลือสินทรัพย์ | ผู้ร่วมวิจัย |
| นายวุฒิชัย เหลืองเรืองรอง | ผู้ช่วยวิจัย |
| นายศิวกรณ์ อาจรักษา | ผู้ช่วยวิจัย |
| นางสาวเสาวลักษณ์ ธรรมนาวาศ | ผู้ช่วยวิจัย |
| นางสาวจิราภรณ์ วงวาล | ผู้ช่วยวิจัย |
| นางสาวนิลรัตน์ ก้านหยั่นทอง | ผู้ช่วยวิจัย |

**คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยบูรพา**


**มิถุนายน 2562**

# บทคัดย่อ

โรคต้อหินเป็นสาเหตุหลักที่ทำให้เกิดตาบอด การตรวจหาและการรักษาในระยะแรกนั้นเป็นสิ่งสำคัญเพื่อลดการสูญเสียการมองเห็น การตรวจหาโรคต้อหินโดยการใช้อัตราส่วนของถ้วยประสาทตาต่อจานประสาทตานั้นต้องการข้อมูลทที่แม่นยำ ฉะนั้นการระบุจานประสาทตาจึงมีความสำคัญในการพัฒนาระบบสำหรับการวินิฉัยอัติโนมัติเกี่ยวกับโรคทางดวงตาที่ร้ายแรงต่างๆ ในวิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอการ localization จานประสาทตาอัตโนมัติในภาพถ่ายจอประสาทตาในสภาพแวดล้อมที่มีความซับซ้อนต่างๆ ผลลัพธ์ที่เป็นไปได้ทั้งหมดจะถูกรวมอยู่ในพื้นที่ผลลัพธ์สุดท้ายโดยการใช้ voting method วิธีการที่นำเสนอได้ทำการประเมินกับชุดข้อมูลจากฐานข้อมูลสาธารณะ 7 แห่งคือ DIARETDB0, DIARETDB1, MESSIDOR, ROC, E-OPHTHA, HRF, และ ARIA databases ความแม่นยำของวิธีที่เสนอคือ 99.23%, 100.00%, 98.58%, 99.00%, 96.34%, 100.00% และ 91.61% ตามลำดับ สำหรับการแบ่งส่วนถ้วยประสาทตานั้นมักจะมองเห็นได้ไม่ชัดเจนนั้นหมายความว่าวิธีการหลายๆวิธีทำให้การแบ่งส่วนเกิดข้อผิดพลาด ดังนั้นเราจึงนำเสนอขั้นตอนวิธีการแบ่งส่วนจานประสาทตาและถ้วยประสาทตาแบบอัตโนมัติโดยใช้ Polar transform เพื่อสนับสนุนการทำงานและการวิเคราะห์ การแบ่งส่วนจานประสาทตาเป็นขั้นตอนที่จำเป็นสำหรับการกำหนด ROI ของถ้วยประสาทตา Polar space (PS) เปิดเผยลักษณะขอบเขตจานประสาทตาและถ้วยประสาทตาเป็น vertical transition region การดำเนินการทางสัณฐานวิทยาของ PS และการปรับรูปร่างให้เรียบจะถูกนำมาใช้เพื่อปรับปรุงรูปร่างจานประสาทตาและ ถ้วยประสาทตา วิธีที่นำเสนอได้รับการทดสอบในฐานข้อมูล Drishti-gs ผลที่ได้รับการประเมินโดยใช้สามตัวชี้วัดซึ่งเป็น F-score, Boundary localization error, and overlap ประสิทธิภาพการแบ่งส่วนจานประสาทตาที่ได้คือ 91.9, 85.2 และ 13.8 ประสิทธิภาพของการแบ่งส่วนถ้วยประสาทตา คือ 87.7, 86.2 และ 12.3 ตามลำดับ

# Abstract

Glaucoma is one of the leading cause of blindness. Early detection and treatment are essential to reduce the progression of vision loss. The cup to disk ratio is a Glaucoma measurement in which the quantification requires precise information of the segmentation of the optic disc (OD) and cup (OC). OD localization is an important prerequisite task for developing systems for automated diagnosis of various serious ophthalmic pathologies.In this thesis, fully automatic disc localization in retinal fundus images within various environments is proposed. A combination of modified smoothed gradient edge generation and a Hough transform are deployed. All candidate results are combined to locate the final location using a voting method. The proposed approach was evaluated on seven publicly available data sets: DIARETDB0, DIARETDB1, MESSIDOR, ROC, E-OPHTHA, HRF, and ARIA databases. The accuracy of the proposed method is 99.23%, 100.00%, 98.58%, 99.00%, 96.34%, 100.00%, and 91.61%, respectively. For segmentation, the OC is often barely visible which means many methods usually produce segmentation errors. Thus, we also proposed an automatic OD and OC segmentation algorithm using a Polar transform to facilitate polar operation and analysis. The OD segmentation is a prerequisite step for scoping the ROI of OC. The Polar space (PS) exposes OD and OC boundary characteristic as a vertical transition region. PS morphological operations and histogram shape smoothing are implemented to improve the OD and OC shape. The proposed approach was tested on the Drishti-gs database. The result was evaluated using three indicators which are F-score, Boundary localization error, and overlap. The resulting OD segmentation performance was 91.9, 85.2, and 13.8. The performance of OC segmentation was 87.7, 86.2, and 12.3 respectively.

# สารบัญ


**ที่มาและความสำคัญ** **1**

1.1 ที่มาของโครงการวิจัย 1

1.2 ประเด็นปัญหางานวิจัย 2

1.3 วัตถุประสงค์การวิจัย 2

1.4 ขอบเขตของงานวิจัย 2

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 3

**บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง** **4**

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง 4

2.1.1 กายวิภาคศาสตร์ของดวงตา 4

2.1.2 กายวิภาคของประสาทตา 8

2.1.3 การแปลงภาพสี RGB ให้เป็นภาพระดับเทา 9

2.1.4 การใช้ฟังก์ชัน CLAHE เพื่อการปรับปรุงความคมชัดของภาพ 10

2.1.5 ปรับปรุงคุณภาพภาพโดยใช้เทคนิคการปรับปรุงภาพในโดเมน *YIQ* 13

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 13

**บทที่ 3** **16**

**วิธีการดำเนินงานวิจัย** **16**

**บทที่ 4** **24**

**ผลการทดลอง** **24**

4.1 ข้อมูลทดสอบ 24

4.2 ผลลัพธ์ของการ localization บริเวณจานประสาทตา 25

4.3 ผลลัพธ์การแบ่งส่วน Optic Disc และ Cup 31

**บทที่ 5** **34**

**อภิปรายและสรุปผลการทดลอง** **34**

5.1 อภิปรายผลการทดลอง 34

5.2 สรุปผลการทดลอง 36

5.3 งานที่จะทำต่อในอนาคต 37

**บรรณานุกรม** **38**

# สารบัญรูปภาพ

ภาพที่ 2 - 1 องค์ประกอบของตา 4
ภาพที่ 2 - 2 กระจกตา 5
ภาพที่ 2 - 3 ม่านตา 5
ภาพที่ 2 - 4 เลนส์แก้วตา 5
ภาพที่ 2 - 5 รูม่านตา 6
ภาพที่ 2 - 6 น้ำวุ้นตา 6
ภาพที่ 2 - 7 เส้นประสาท 7
ภาพที่ 2 - 8 จอประสาทตา 7
ภาพที่ 2 - 9 นัยน์ตาขาว 8
ภาพที่ 2 - 10 ภาพต้นฉบับก่อนผ่านกระบวนการแปลงภาพสี RGB เป็นภาพระดับสีเทา 10
ภาพที่ 2 - 11 ตัวอย่างภาพที่แปลงจากภาพสี RGB เป็นภาพระดับสีเทาในช่องสัญญาณ R, G, B 10
ภาพที่ 2 - 12 ตัวอย่างภาพค่า Histogram ที่ถูกตัด 11
ภาพที่ 3 - 1 การตรวจจับรูปแบบวงกลมของจานประสาทตา 16
ภาพที่ 3 - 2 ชุดข้อมูลรูปภาพมาตราฐาน 17
ภาพที่ 3 - 3การทดลองวิธี HM 17
ภาพที่ 3 - 4 การทดลองด้วยวิธี GL 18
ภาพที่ 3 - 5 การ localization บริเวณจานประสาทตาในภาพที่มีความซับซ้อน 20
ภาพที่ 3 - 6 TPCL, การตรวจจับวงกลมและ การระบุวง จานประสาทตา ในภาพที่มีความซับซ้อน 21
ภาพที่ 4 - 1 ตัวอย่างผลการทดลองของวิธี Histogram Matching (HM) 26
ภาพที่ 4 - 2 ตัวอย่าง Gravitation Law (GL) 28
ภาพที่ 4 - 3 ตัวอย่างการแสดงตำแหน่งผลลัพธ์ของ จานประสาทตา ด้วยภาพที่มีความท้าทาย 30
ภาพที่ 4 - 4 กรณีความแม่นยำสูงซึ่งเป็นผลลัพธ์ของขั้นตอนวิธีที่เรานำเสนอ 33

ภาพที่ 5 - 1 ตัวอย่างผลการ localization บริเวณจานประสาทตาในภาพที่มีความท้าทาย
35
ภาพที่ 5 - 2 กรณีความแม่นยำต่ำสำหรับการแบ่งส่วน จานประสาทตา 36

# สารบัญตาราง

ตารางที่ 1 การจัดหมวดหมู่ภาพสำหรับแต่ละชุดข้อมูล 16

ตารางที่ 2 ตัวอย่างความสัมพันธ์และผลลัพธ์ตำแหน่งของ HM 17

ตารางที่ 3 การเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความแม่นยำของวิธีการ localization บริเวณจานประสาทตา 19

ตารางที่ 4 การเปรียบเทียบระยะห่างเฉลี่ยพิกเซลของวิธีการระบุบริเวณจานประสาทในชุดข้อมูลหลายชุด 20

ตารางที่ 5 การจัดหมวดหมู่ภาพสำหรับแต่ละชุดข้อมูล 25

ตารางที่ 6 ความสัมพันธ์และผลลัพธ์ตำแหน่งพื้นดินของแชนเนิลสีแดง สีเขียวและสีน้ำเงินโดยใช้ HM 27

ตารางที่ 7 ตัวอย่างของความสัมพันธ์และผลสรุปสถานที่ตั้งจริงของ HM 27

ตารางที่ 8 การเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความแม่นยำ 29

ตารางที่ 9 การเปรียบเทียบระยะห่างระหว่างค่าเฉลี่ย pixels 29

ตารางที่ 10 แสดงผลลัพธ์การแบ่งส่วน ถ้วยประสาทตา 33

# บทที่ 1
# ที่มาและความสำคัญ

## 1.1 ที่มาของโครงการวิจัย

ขั้วประสาทตา (Optic nerve) หรือจานประสาทตา (Optic disc) คือ ตำแหน่งที่เป็นจุดรวมแกนประสาทตา (axon) ซึ่งเป็นเส้นใยที่ยื่นออกมาจากเซลล์ประสาทของจอตา โดยเป็นจุดเริ่มต้นของเส้นประสาทตา (เส้นประสาทสมองคู่ที่ 2 ที่ชื่อ Optic nerve ซึ่งทำหน้าที่ในการมองเห็น) จานประสาทตาจะอยู่บริเวณท้ายสุดของลูกตา มีลักษณะค่อนข้างกลม มีเส้นผ่าศูนย์กลางประมาณ 1.8 x 1.9 มิลลิเมตร มีสีออกชมพู และมีหลอดเลือดมากมาย จานประสาทตาเป็นตำแหน่งที่ไม่มีเซลล์รับแสง มีแต่เส้นประสาทตาและหลอดเลือดของตา จึงเป็นตำแหน่งของจอตาที่มองไม่เห็นภาพ หรือเรียกตำแหน่งนี้ว่า “จุดบอด (Blind spot) ของจอตา”

แพทย์สามารถตรวจเห็นจานประสาทตาได้จากการใช้เครื่องตรวจตา ที่เรียกว่า Ophthalmoscope โดยส่องตรวจผ่านทางรูม่านตา (Pupil) เมื่อมีความผิดปกติของจานประสาทตาจะส่งผลถึงการมองเห็นภาพที่ผิดปกติ ซึ่งความผิดปกติของจานประสาทตาหรือขั้วประสาทตาอาจเกิดได้จากโรคตา โรคสมอง หรือโรคหลอดเลือด โดยที่ความผิดปกตินี้จะมีลักษณะอาการ บวม มีสีซีดลง หรือมีเลือดออก ทางการแพทย์จะทำการวินิจฉัยโรคจากอาการผิดปกติดังกล่าว เพื่อการเลือกวิธีรักษา และในการติดตามผลการรักษา

โครงการวิจัยนี้นำเสนอขั้นตอนในการตรวจหาและแบ่งจานประสาทตา เพื่อใช้ในการวินิจฉัยโรคที่เกิดจากขั้วประสาทตาหรือจานประสาทตา โดยใช้ภาพถ่ายจอประสาทตาที่ได้จากเว็ปข้อมูลที่เปิดสาธารณะ Drive database และ STARE database Drive database เป็นฐานข้อมูลสาธารณะที่จัดตั้งขึ้นเพื่อศึกษาภาพจอประสาทตา ซึ่งการตรวจหาโรคที่เกี่ยวกับขั้วประสาทตาหรือจานประสาทตา จะไม่สามารถมองเห็นได้ด้วยตาเปล่าและไม่มีอาการแน่ชัดของโรคที่จะทำให้ผู้ป่วยทราบได้ เพื่อทำการวิเคราะห์ความเสี่ยงที่อาจก่อโรคเกี่ยวกับตาให้สะดวกและรวดเร็วในการวินิจฉัยโรคทางจอตาและใช้เพื่อตรวจคัดกรองผู้ป่วยในปริมาณมากจะช่วยให้แพทย์ผู้เชี่ยวชาญวินิจฉัยโรคได้ง่ายขึ้นเป็นการลดภาระงานของแพทย์ผู้ช่วยชาญลงได้

## 1.2 ประเด็นปัญหางานวิจัย

ประเด็นปัญหางานในการแยกส่วนของจานประสาทตา หรือขั้วประสาทตา สามารถจำแนกได้ดังต่อไปนี้

- การสกัดจานประสาทตาหรือขั้วประสาทตาในสภาวะที่ภาพถ่ายจอประสาทตาของผู้ป่วยมีความซับซ้อนสูง
- การระบุตำแหน่งของพื้นที่จานประสาทตา หรือขั้วประสาทตาในสภาวะที่ภาพถ่ายจอประสาทตาของผู้ป่วยมีความซับซ้อนสูง

**ประเด็นที่ 1** ในภาพถ่ายจอประสาทตาที่มีสิ่งรบกวนในภาพเยอะ จะทำให้การสกัดหาส่วนของจานประสาทตา หรือขั้วประสาทตาที่ถูกต้องจึงเป็นเรื่องที่ยาก

**ประเด็นที่ 2** ในการระบุตำแหน่งจานประสาทตานั้นเป็นเรื่องที่ยาก เนื่องจากสี ลักษณะ และรูปร่างของภาพถ่ายจอประสาทตามีองค์ประกอบอื่นอยู่ด้วย

## 1.3 วัตถุประสงค์การวิจัย

1. เพื่อพัฒนาการระบุบริเวณจานประสาทตาสำหรับภาพจอประสาทตาที่สภาพแวดล้อมที่ซับซ้อนที่หลากหลาย
2. เพื่อพัฒนาวิธีการแบ่งส่วนรูปร่างจานประสาทตาซึ่งใช้สำหรับการค้นหาทั้งรูปร่างที่ดีและเสียหาย
3. เพื่อพัฒนาวิธีการแบางส่วนถ้วยประสาทตาภายในพื้นที่จานประสาทตา

## 1.4 ขอบเขตของงานวิจัย

1. ชุดข้อมูลจากเว็บไซต์สาธารณะ จำนวน 80 ภาพ
2. ชนิดของภาพเป็นภาพที่ได้จากเว็บไซต์สาธารณะ DIARETDB1, DIARETDB2,MESSIDOR, ROC, E-OPHTHA, HRF, ARIA
3. ชุดข้อมูลการแบ่งส่วนจานประสาทตาและถ้วยประสาทตาจาก Drishti-gs
4. ระบุตำแหน่งของจานประสาทตา หรือขั้วประสาทตาในสภาวะที่มีความซับซ้อนสูง

## 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

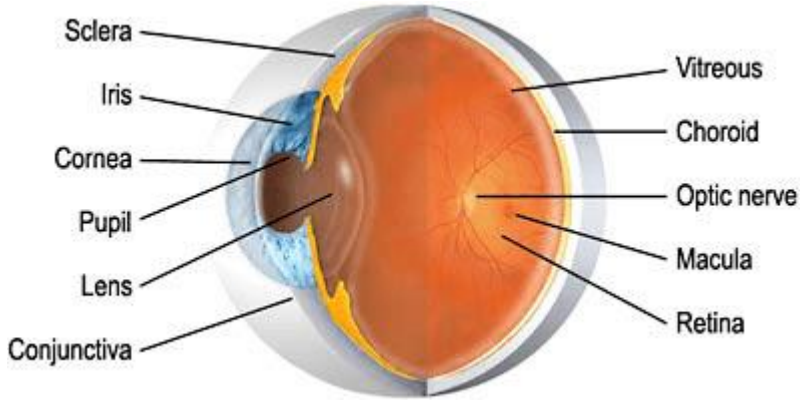
1. วิธีการแบ่งส่วนจานประสาทตาที่เชื่อถือได้ในสภาพแวดล้อมจอประสาทตาที่มีความซับซ้อน
2. ได้ขั้นตอนวิธีการที่ให้ผลลัพธ์ออกมาเพื่อช่วยลดเวลาในการพิจารณาภาพ ประกอบการตัดสินใจของแพทย์
3. ได้ขั้นตอนวิธีการที่ให้ผลลัพธ์ออกมาเพื่อช่วยหาตำแหน่งขั้วประสาทตา หรือจานประสาทตา
4. สามารถนำขั้นตอนวิธีการนี้ไปเป็นต้นแบบของขั้นตอนวิธีการในการวินิจฉัยโรคอื่นที่มีระบ[โครงสร้างการประมวลผลภาพคล้ายคลึงกัน หรือมีรูปแบบการประมวลผลในทิศทางเดียวกัน

# บทที่ 2
# ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

## 2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

### 2.1.1 กายวิภาคศาสตร์ของดวงตา

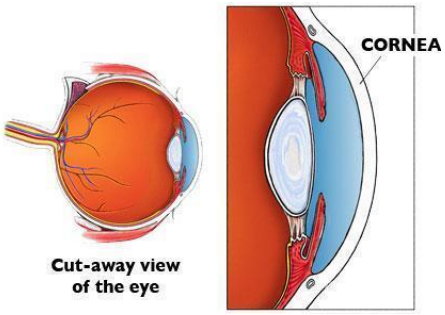
ตา คือ อวัยวะที่ทำหน้าที่รับแสง โดยสัตว์แต่ละชนิดจะมีอวัยวะรับแสงที่แตกต่างกัน ตาที่เรียบง่ายที่สุดจะไม่สามารถทำอะไรได้เลยเว้นแต่การรับรู้ว่าสิ่งแวดล้อมนั้นมืดหรือสว่างเพื่อให้สามารถปรับตัวให้เข้ากับการเปลี่ยนแปลงของสภาพแวดล้อมได้ สายตาคือหนึ่งในประสาทสัมผัสทั้งห้าที่มีความสำคัญมากที่สุดของมนุษย์ และหลายคนกลัวการตาบอดมากกว่าความพิการอื่นๆ ตาช่วยให้เราสามารถมองเห็น ตีความรูปร่าง สี และมิติของวัตถุต่างๆ โดยการประมวลผลจากแสงสะท้อนตาเปลี่ยนรังสีของแสงเป็นสัญญาณไฟฟ้า แล้วส่งไปยังสมอง ซึ่งจะแปลสัญญาณไฟฟ้าเหล่านี้เป็นภาพที่เรามองเห็น องค์ประกอบของตา สามารถแบ่งออกได้เป็นหลายส่วนด้วยกัน โดยองค์ประกอบหลักสามารถแบ่งได้ดังนี้




ภาพที่ 2 - 1 องค์ประกอบของตา

(ที่มา : Glaucoma Research Foundation, 2009)

**กระจกตา (Cornea)** เป็นส่วนของตาดำเสมือนกระจกซึ่งจะมีความใส และทำให้เกิดการหักเหของแสงมากที่สุด กระจกตาประกอบด้วยเนื้อเยื่อทั้งหมด 5 ชั้น ชั้นบนที่สุดเรียกว่า epithelium เป็นปราการด่านแรกที่ ปกป้องดวงตาจากการได้รับอันตราย ซึ่งชั้น epithelium นี้เป็นชั้นที่มีเซลล์ที่มีความสามารถในการแบ่งตัวได้อย่างรวดเร็ว โดยสามารถแบ่งตัวมาคลุมกระจกตาได้หมดภายใน 3 วัน ทำให้การหายของแผลเกิดได้อย่างรวดเร็วหลังการเกิดแผลที่กระจกตาขึ้น ในส่วนของเซลล์ชั้นกลางซึ่งเป็นชั้นที่หนาที่สุดของกระจกตาจะเสริมสร้างความแข็งแรงให้ดวงตา




ภาพที่ 2 - 2 กระจกตา

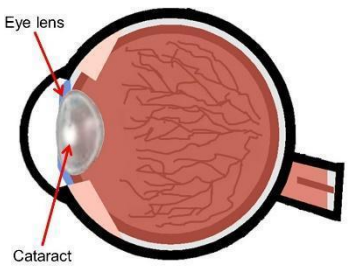
(ที่มา : Wikipedia, 2018)

**ม่านตา (Iris)** ม่านตาเป็นเนื้อเยื่อชนิดหนึ่งของลูกตา เป็นเนื้อเยื่ออยู่หน้าสุดของผนังลูกตาชั้นกลาง เป็นเนื้อเยื่อบางๆ เป็นแผ่นกลม ตรงกลางมีรูเรียกว่า รูม่านตา ม่านตามีสีต่างๆได้ตามลักษณะเชื้อชาติเช่น ดำ น้ำตาล หรือสีเทาม่านตาสามารถปรับหดและขยายได้ เพื่อให้รูม่านตาปรับเล็กลงหรือขยายใหญ่ขึ้น เพื่อรับแสงให้ได้พอเหมาะในการเห็นภาพ ดังนั้นเมื่อสว่างมากรูม่านตาจะเล็กลง แต่ในที่มืดรูม่านตาจะขยายใหญ่ขึ้น

ภาพที่ 2 - 3 ม่านตา

(ที่มา : Wikipedia, 2018)

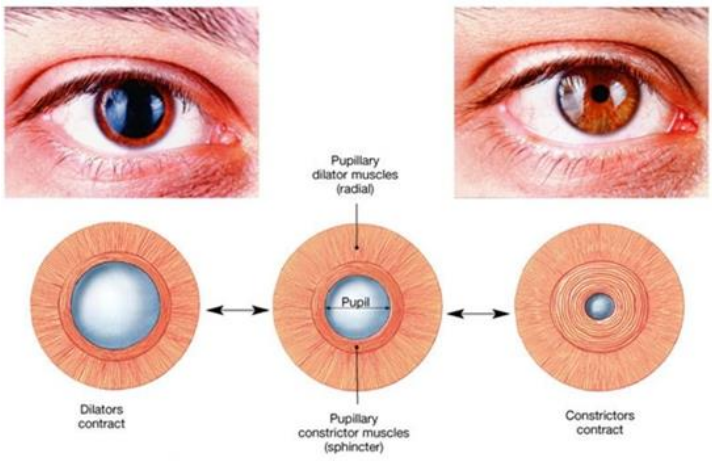
**เลนส์แก้วตา (Lens)** เป็นส่วนที่ใสอยู่หลังม่านตา หน้าที่ของเลนส์แก้วตาคือช่วยโฟกัสเพื่อการมองเห็นที่ชัดเจนมากขึ้นสำหรับการอ่านหรือการมองระยะใกล้ โดยการปรับรูปร่างของเลนส์ให้เหมาะสม




ภาพที่ 2 - 4 เลนส์แก้วตา

(ที่มา : Wikipedia, 2018)

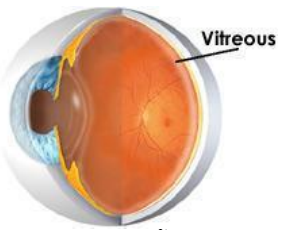
**รูม่านตา (Pupil)** เป็นรูกลม ๆ ที่เห็นในดวงตา มีหน้าที่ควบคุมปริมาณแสงที่ผ่านเข้าสู่ลูกตา เมื่ออยู่ในสภาพแวดล้อมที่มีแสงจ้า ม่านตาจะหดทำให้แสงเข้าตาได้น้อยลง ส่วนในที่มืดม่านตาจะขยายเพื่อให้แสงเข้าตาได้มากขึ้น




ภาพที่ 2 - 5 รูม่านตา

(unchalee,2009)

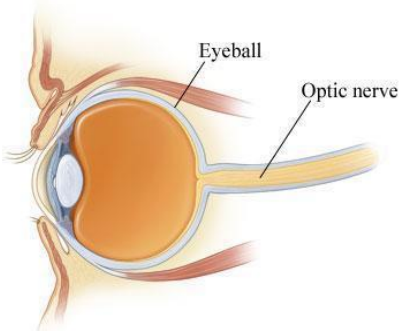
**น้ำวุ้นตา (Vitreous)** น้ำวุ้นตาลักษณะคล้ายเจลใสอยู่ด้านในช่องหลังลูกตา ทำหน้าที่ให้ลูกตาคงรูปลักษณะกลมตลอดเวลา ในผู้ที่มีสายตาสั้นมาก ๆ บางครั้งอาจสังเกตเห็นว่ามีจุดดำหรือใยสีดำลอยไปมาในน้ำวุ้นตา ซึ่งเกิดจากการที่น้ำวุ้นตาเสื่อมนั่นเอง วุ้นตามีส่วนประกอบเป็นส่วนของน้ำประมาณ 98% ที่เหลือเป็นสารหลายชนิด เช่น Collagen, Hyaluronan และโปรตีน โดยหน้าที่ของวุ้นตา คือ เพื่อทรงลูกตาให้มีรูปร่างคงที่ ตลอด จนเป็นแหล่งอาหารแก่ แก้วตา, เนื้อเยื่อ Ciliary body และจอตา โดยปกติวุ้นตาจะมีลักษณะเหนียวหนืด แต่จะค่อยๆเสื่อมโดยเปลี่ยนเป็นน้ำใสเมื่ออายุมากขึ้น เมื่ออายุ 80 ปี มากกว่าครึ่งหนึ่งของวุ้นตาจะเสื่อมกลายเป็นน้ำใส ในผู้ป่วยสายตาสั้นวุ้นตาจะเริ่มเสื่อมเร็วกว่าคนทั่วไปการเสื่อมของวุ้นตาจะทำให้บริเวณที่มันเคยยึดเกาะกับจอตาที่ค่อนข้างแน่นหลุดลอกออกไปจนในบางคนอาจนำไปสู่ภาวะจอตาหลุดลอกได้




ภาพที่ 2 - 6 น้ำวุ้นตา

(ที่มา : Wikipedia, 2018)

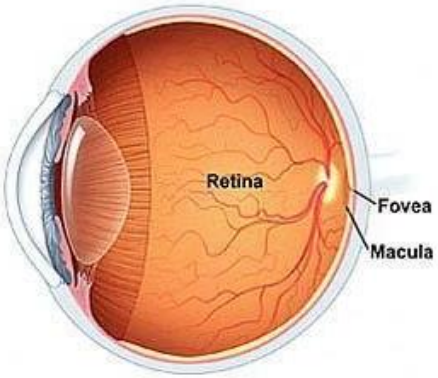
**เส้นประสาท (Optic Nerve)** เป็นตัวส่งผ่านการกระตุ้นของการมองเห็นจากจอประสาทตามายังสมอง




ภาพที่ 2 - 7 เส้นประสาท

(ที่มา : Wikipedia, 2018)

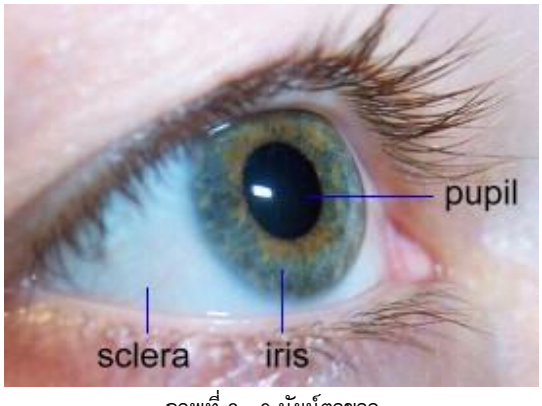
**จอประสาทตา (Retina)** จอประสาทตาประกอบด้วยเส้นประสาทตาที่มีความละเอียดสูง อยู่ในผนังชั้นในของลูกตา ทำหน้าที่คล้ายกับฟิล์มถ่ายรูปโดยจะส่งผ่านรูปไปยังสมอง ซึ่งในภาวะสายตาปกติ การหักเหของแสงจะลงมาตกกระทบที่จอประสาทตาพอดี




ภาพที่ 2 - 8 จอประสาทตา

(ที่มา : Wikipedia, 2018)

**นัยน์ตาขาว (Sclera)** เป็นส่วนสีขาวของลูกตา ทำหน้าที่ป้องกันอันตรายต่อลูกตา ช่วยให้เกิดความแข็งแรงและเป็นโครงสร้างของลูกตา เป็นส่วนต่อจากกระจกตาไปด้านหลัง ประกอบด้วยสาร Collagen ชนิดที่เรียงตัวกันอย่างไม่เป็นระเบียบ จึงเป็นฝ้าขาวไม่ใสอย่างกระจกตา เป็นส่วนห่อหุ้มเนื้อเยื่อภายในลูกตา และเป็นที่เกาะของกล้ามเนื้อนอกลูกตาที่อยู่ในเบ้าตา (Extraocular muscle) ที่มีหน้าที่กลอก หรือเคลื่อนไหวลูกตา




ภาพที่ 2 - 9 นัยน์ตาขาว

(Laser Vision International LASIK Center,2014)

### 2.1.2 กายวิภาคของประสาทตา

ประสาทตา เป็นส่วนที่ติดต่อโดยตรงของสมองคล้ายกับ cerebral white mater เส้นประสาทตามี myelin sheath หุ้มจนถึงตำแหน่ง lamina cribrosa ของตาขาว ซึ่งเป็นตำแหน่งที่เส้นประสาทผ่านทะลุเข้าสู่นัยน์ตา myelin sheath จึงจะสิ้นสุดลง นอกจากนี้ประสาทตายังถูกห่อหุ้มด้วย dura, arachnoid และ pia และภายใน pia-arachnoid space จะมีน้ำไขสันหลังอยู่โดยเหตุนี้เวลาที่เกิดมีความตื้นในกะโหลกศีรษะเพิ่มขึ้นด้วยเหตุใด ๆ จึงทำให้เกิดขั้วประสาทตาบวมร่วมด้วย Fibres ของประสาทตามาจาก retinal ganglion cells โดยมารวมกันเป็นเส้นประสาทตาซึ่งจะเป็น afferent visual fibres ทอดไปสู่ lateral geniculate body ต่อจากนั้นจึงมีการถ่ายทอดของเส้นประสาทไปสิ้นสุดที่ visual cortex นอกจากนี้ยังมี afferent pupillary fibres ซึ่งถ่ายทอดไปสู่ parasympathetic part ของ oculomotor nucleusประสาทตา ประสาทตา แบ่งได้เป็น 4ส่วน คือ

**Intra-Ocular part** คือ ส่วนที่เรียกว่าขั้วประสาทตาหรือจานประสาทตา (optic nerve head หรือ optic disc หรือ papilla) ซึ่งสามารถเห็นได้ด้วยการส่องกล้องออพธัลโมสโคป ประสาทตาผ่านทะลุตาขาว และเนื้อเยื่อของตาเข้าสู่นัยน์ตาโดยค่อนไปทางด้านในของขั้วหลังของนัยน์ตาเล็กน้อย และ optic nerve sheath จะติดต่อกับเปลือกชั้นนอกของตาขาวตรงตำแหน่งนี้ ส่วนเปลือกชั้นในของตาขาวจะถูก bundles ของประสาทตาทะลุผ่านเข้าไป ทำให้มีลักษณะเป็นรูพรุนคล้ายตะแกรง (sieve-like appearance) ซึ่งเรียกว่า “Lamina cribrosa” ซึ่งเป็นจุดที่บางที่สุดของตาขาว นอกจากนี้ myelin sheath ที่หุ้มเส้นประสาทก็จะสิ้นสุดลงที่ตำแหน่ง lamina cribrosa นี้ด้วย

ประสาทตามีเส้นผ่าศูนย์กลางประมาณ 1.5 มิลลิเมตร รูปไข่ โดยเส้นผ่าศูนย์กลางในแนวตั้งยาวกว่าเส้นผ่าศูนย์กลางในแนวนอนเล็กน้อย ตรงกลางของขั้วประสาทตาเป็นรอยเว้า เล็กน้อย เรียกว่า “optic cup” หรือ “physiological cup” ตรงกลางรอยเว้ามี central retinal artery ผ่านเข้าสู่นัยน์ตา และ central retinal vein ผ่านคู่กันออกไปจากนัยน์ตาขนาด ของ optic cup ส่วนมากจะไม่เกิน 70% ของขนาดของขั้วประสาทตา และโดยมาก optic cup ของนัยน์ตาทั้งสองข้างมัก

เท่ากัน นอกจากนัยน์ตาทั้งสองข้างนั้นจะมีสายตาผิดปกติต่างกันมาก (เช่นข้างหนึ่งสายตาสั้น อีกข้างหนึ่งสายตายาว) ความลึกของรอยเว้าแตกต่างกันในแต่ละคน บางรายอาจลึกมากจนสามารถมองเห็น lamina cribosa ได้ สีของ optic cup ค่อนข้างซีด เนื่องจากบริเวณนี้ไม่มี nerve tissue ส่วนอื่นๆ ของขั้วประสาทตาเป็นสีชมพู เนื่องจากประสาทตามีเส้นเลือดฝอยเล็ก ๆ จำนวนมาก

**Orbital part** คือ ส่วนที่อยู่ระหว่างยอดของเบ้าตากับลูกนัยน์ตา ส่วนนี้จะมี ลักษณะโค้งเป็นรูป sigmoid curve เพื่อช่วยให้นัยน์ตากลอกไปมาได้โดยประสาทตาไม่ตึง central retinal artery ซึ่งเป็นแขนงของ ophthalmic artery จะเข้าสู่ประสาทตาตรงตำแหน่งประมาณ 1.25 เซนติเมตร หลังนัยน์ตา และทอดตามตรงกลางของประสาทตาเข้าสู่ optic cup และเรตินา ส่วน central retinal vein ซึ่งออกจากนัยน์ตาก็ทอดคู่มากับ central artery เช่นเดียวกัน เนื้อเยื่อของประสาทตาส่วนใหญ่ได้รับเส้นเลือดหล่อเลี้ยงจากเส้นเลือดแดงเล็ก ๆ ซึ่งผ่านเข้าสู่เส้นประสาทตาจาก plexus ของเส้นเลือด (ซึ่งมาจาก posterior ciliary arteries) ใน pia mater นอกจากนี้ยังได้รับจากแขนงเล็ก ๆ ของ central retinal artery

**Ntracanalicular part** เป็นส่วนที่อยู่ภายใน optic canal (ซึ่งประกอบขึ้นโดย กระดูก lesser wing of sphenoid และ body of sphenoid) และมี ophthalmic artery ทอดคู่มาด้วย

**Intracranial part** อยู่ระหว่าง intracranial opening ของ optic canal กับ optic chiasma ซึ่งเป็นตำแหน่งที่ประสาทตาทั้งสองข้างมาพบกัน

### 2.1.3 การแปลงภาพสี RGB ให้เป็นภาพระดับเทา (Transforming from RGB Image to Gray Image)

การแปลงภาพสี RGB ให้เป็นภาพระดับเทานั้น ในขั้นตอนนำภาพที่ต้องการแปลง คือ ภาพในระบบ RGB ดังภาพที่ 2-11 ซึ่งแต่ละพิกัดของภาพจะประกอบด้วยค่าของเซตที่แสดงถึงค่าของ R ค่าของ G และค่าของ B ระบบจะทำการเปลี่ยนให้เป็นภาพระดับสีเทา (Grayscale) เพื่อทำให้สามารถวิเคราะห์ภาพได้ง่ายขึ้นและรวดเร็วเพราะมีเพียงโทนสีเดียว เมื่อแปลงภาพเป็นระดับเทา แล้วจะทำให้แต่ละจุดภาพของภาพจะเหลือเพียงค่าความเข้มของสีมีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 255 ดังภาพที่ 2-12 โดยสูตรที่นิยมใช้กันมากที่สุด คือ Craig Mark Wart ดังสมการ (1)

$$Y = R * 0.3 + G * 0.59 + B * 0.11 \quad (1)$$

โดยที่ $R$ แทน ค่าของสีแดง

$G$ แทน ค่าของสีเขียว

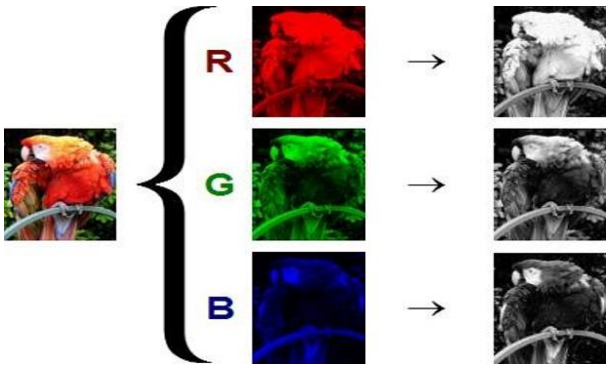
$B$ แทน ค่าของสีน้ำเงิน

$Y$ แทน ค่าของระดับสีเทา

**ภาพที่ 2 - 10** ภาพต้นฉบับก่อนผ่านกระบวนการแปลงภาพสี RGB เป็นภาพระดับสีเทา

ซึ่งในส่วนของโปรแกรมจะใช้กระบวนการแปลงภาพสี RGB เป็นภาพระดับสีเทาโดยแยกสีแดง (Red) เขียว (Green) และ น้ำเงิน (Blue) เป็นภาพระดับสีเทา เพื่อการวิเคราะห์ภาพได้ง่ายยิ่งขึ้น และลดพื้นที่ในการประมวลผลโปรแกรม ดังภาพที่ 2-12 ประกอบไปด้วยแชนเนิลสีแดง สีเขียว และสีน้ำเงินตามลำดับ

.

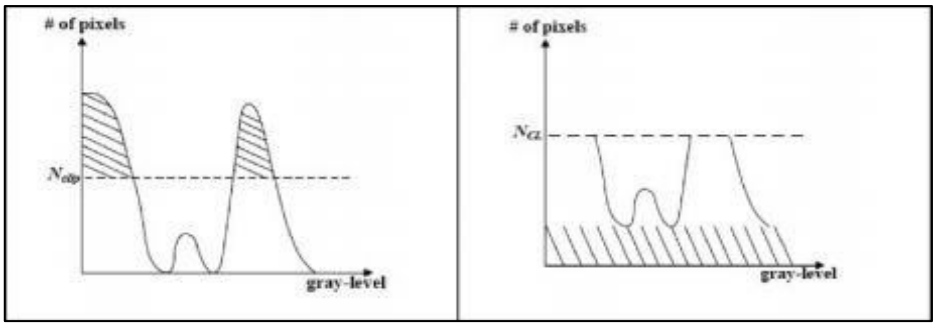



**ภาพที่ 2 - 11 ตัวอย่างภาพที่แปลงจากภาพสี RGB เป็นภาพระดับสีเทาในช่องสัญญาณ R, G, B**

(ที่มา : ไม่ปรากฏชื่อผู้แต่ง, 2553)

### 2.1.4 การใช้ฟังก์ชัน CLAHE เพื่อการปรับปรุงความคมชัดของภาพ

CLAHE คือ วิธีการเพิ่มคุณภาพของภาพซึ่งมีการพัฒนามาจาก Histogram Equalization (HE) โดย S.M. Pizer (S. M. Pizer, et al, 1990) วิธีการนี้จะพิจารณารายละเอียดข้อมูลจาก HE ในแต่ละค่าพิกเซลบนบริเวณพื้นส่วนกลางของภาพต้นฉบับ โดยค่าฮิสโตแกรมที่มีระดับสูงกว่า ค่าเฉลี่ยพิกเซลในระดับ gray จะถูกนำมากระจายให้กับทุกพิกเซลในภาพ gray scale ซึ่งแทนด้วยตัวแปร $N_{clip}$ ดังภาพที่ 2-13




(a) ค่า Histogram ภาพต้นฉบับ (b) ค่า Histogram ที่ถูกตัด

**ภาพที่ 2 - 12** ตัวอย่างภาพค่า Histogram ที่ถูกตัด

(ที่มา : พิเชษ วะยะลุน, 2556)

ค่าฮิสโตแกรมนี้จะมีความแตกต่าง จากค่าฮิสโตแกรมอื่น โดยผู้ใช้สามารถกำหนดระดับ ความหนาแน่นของค่าพิกเซลได้ วิธีการดังกล่าวสามารถแสดงได้ดังสมการที่ (2)

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

กำหนดให้

$N_{aver}$ แทน ค่าเฉลี่ยพิกเซล

$N_{gray}$ แทน หมายเลขของค่า Gray Scale ในแต่ละพื้นที่

$N_{CR-Xp}$ แทน หมายเลขของพิกเซลใน $X$ มิติในแต่ละพื้นที่นั้นๆ

$N_{CR-Yp}$ แทน หมายเลขใน $Y$ มิติของพื้นที่นั้นๆ

จากพื้นฐานของสมการที่ 1 $N_{CL}$ สามารถคำนวณจากสมการที่ (3)

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

กำหนดให้

$N_{CL}$ แทน ค่าระดับ การตัดจริง

$N_{clip}$ แทน ค่าสูงสุดต่างๆในระดับ Gray Scale ของค่าเฉลี่ยพิกเซลในค่า

ระดับ Gray ตามลักษณะพื้นที่นั้นๆ โดยค่าฮิสโตแกรมจากภาพต้นฉบับแสดงในภาพที่ 1 เมื่อหมายเลขของพิกเซลมีค่ามากกว่า $N_{clip}$ พิกเซลนั้นจะถูกตัดจากนั้นค่าพิกเซลจะถูกกระจาย ไปยังทุกพิกเซลในระดับ Gray ดังสมการที่ (4)

$$N_{cap} = \frac{N_{\sum clip}}{N_{gray}} \tag{4}$$

โดย $N_{cap}$ คือ อัตราส่วนระหว่างผลรวมของ Histogram ต่อค่าสีระดับเทาจากพื้นฐานของสมการข้างต้นสามารถคำนวณค่าระดับของ Histogram ในแต่ละพื้นที่จากกฎดังเงื่อนไข

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

กำหนดให้

$HCR(i)$ แทน หมายเลขของแต่ละพิกเซลในระดับ Gray ของพื้นที่นั้น

$i$ แทน หมายเลขของค่าในระดับ Gray หลังจากกระจายค่าฮิสโตแกรมใหม่ให้กับทุกพิกเซลในระดับ Gray ดังสมการที่ (5)

$$S = \frac{N_{gray}}{N_{LP}} \tag{5}$$

กำหนดให้

$S$ แทน ค่า Histogram ใหม่ที่กระจายให้ทุกพิกเซล

$N_{LP}$ แทน ค่าพิกเซลที่ตัดมาเพื่อใช้คำนวณค่าใหม่

### 2.1.5 ปรับปรุงคุณภาพภาพโดยใช้เทคนิคการปรับปรุงภาพในโดเมน *YIQ*

ระบบสีแบบ YIQ เป็นระบบที่ใช้ใน TV Broadcasting สำหรับ NTSC ประโยชน์หลักก็เพื่อให้ใช้งานได้กับโทรทัศน์แบบขาว-ดำ โดยที่ y คือความสว่างของภาพ ส่วน I และ Q จะเป็นสัญญาณที่เข้ารหัสสีของภาพไว้ดังนั้นสำหรับโทรทัศน์ขาว-ดำ นั้นสามารถใช้ค่า Y ค่าเดียวก็สามารถได้ภาพที่สมบูรณ์ วิฐิการดังกล่าวสามารถแสดงได้ดังสมการที่ (6)

$$Y = 0.30R + 0.59G + 0.11B \quad (6)$$

$$I = 0.60R - 0.28G - 0.32B$$

$$Q = 0.21R - 0.52G + 0.31B$$

โดยที่ *R* แทน ค่าของสีแดง

*G* แทน ค่าของสีเขียว

*B* แทน ค่าของสีน้ำเงิน

*Y* แทน ค่าของระดับสีเทา

*I* กับ *Q* แทน ค่าของระดับสีเทา

### 2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

โดย Ashi Agarwal และคณะ(2016) ได้นำเสนอวิธีการแยกส่วนของจานประสาทตา โดประยุกต์ใช้วิธีการ Morphological Techniques และ Active Contour Fitting เพื่อใช้ในการหาส่วนของจานประสาทตา ซึ่งเป็นส่วนประกอบสำคัญของโรคต่างๆในจอประสาทตา เช่น โรคต้อหิน โรคเบาหวานขึ้นตา ขั้นแรกใช้ smoothing filters ในการเกลี่ยเส้นเลือด จากนั้นใช้ morphological operations ในการแยกส่วนจานประสาทตาและกำจัดสิ่งที่ไม่เกี่ยวข้อง และใช้ active Contour snake เป็นพื้นฐานในการหาส่วนของจานประสาทตา เป็นวิธีที่ให้ความถูกต้องในการแยกส่วนของจานประสาทตาค่อนข้างสูง

โดย Satoshi Hamaguchi และคณะ(2015) ได้เสนอวิธีการระบุตำแหน่งของจานประสาทตา โดยประยุกย์ใช้วิธีการ Gaussian Vessel detector and Tangent Information Transform ในงานวิจัยชื่อ Detect of Optic Disc Center based on Gaussian Vessel
Detector and Tangent Information Transform ขั้นแรกแปลงภาพให้อยู่ในแชนเนิลสีเขียว domain จากนั้นแปลงเป็น grayscale ใช้ Gaussian Vessel แยกเส้นเลือด เมื่อลบเส้นเลือดออกไปแล้ว จะเหลือ optic disc ที่สว่างอยู่ จากนั้นใช้ Tangent Information Transform ตีวงหมุนรอบจุดที่สว่าง ก็จะได้ optic disc ออกมา แต่งานวิจัยชิ้นนี้ยังมีข้อจำกัดอยู่ เนื่องจากต้องใช้กับภาพที่มองเห็น optic disc อย่างชัดเจนเท่านั้น

โดย Elbalaoui, Boutaounte และคณะ (2014) ได้นำเสนองานวิจัยชื่อ “Segmentation and detection of diabetic retinopathy exudates” โรคเบาหวานขึ้นตาพบบ่อยที่สุดเกิดขึ้นเมื่อหลอดเลือดในการเปลี่ยนแปลงที่จอประสาทตา บางครั้งหลอดเลือดเหล่านี้เกิดการบวมและการรั่วไหลของของเหลวหรือแม้กระทั่งปิดอย่างสมบูรณ์จนกลายเป็นอาการแทรกซ้อน ในกรณีอื่นๆที่ผิดปกติเส้นเลือดใหม่เติบโตบนพื้นผิวของจอประสาทตา แต่ถ้าหากตรวจพบก่อนในระยะแรกๆ อาจจะสามารถลดความเสี่ยงของการตาบอดได้ บทความนี้นำเสนอวิธีการแบบอัตโนมัติสำหรับการตรวจหาสารที่หลั่งในภาพถ่ายจอประสาทตาที่มีความแม่นยำสูง ลำดับแรกภาพจะถูกแปลงเป็นรูปแบบ HSI หลังจาก preprocessing ภูมิภาคเป็นไปได้ที่มีสารหลั่งภาพแบ่งกลุ่มโดยไม่ต้องตรวจจับ Optic Disc (OD) ก่อนโดยใช้การปรับลดขั้นตอนวิธีกราฟ ช่วงเวลาที่คงที่ในหูดึงเวกเตอร์จะถูกจัดให้เป็นสารที่หลั่งและไม่มีสารที่หลั่ง-โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเข้ามาช่วยในการตรวจสอบ การทดสอบทั้งหมดจะถูกนำมาใช้ในฐานข้อมูล DIARETDB1 อย่างไรก็ตามการตรวจจับ Optic disc ก่อนก็ยังเป็นสิ่งที่สำคัญลำดับต้นในการตรวจจับสารหลั่งในจอประสาทตา เนื่องจากภาพถ่ายที่นำไปใช้ในการประมวลผลนั้นส่วนของ Optic disc มีสีที่คล้ายกับสารหลั่ง หากสามารถสกัดส่วนที่เป็น Optic disc ได้ทั้งหมดก่อนก็จะเพิ่มความถูกต้องในการตรวจจับสารหลั่งเช่นกัน

โดย Gandhi และ Dhanasekaran (2015) ได้นำเสนองานวิจัยชื่อ “Investigation of severity of diabetic retinopathy by detecting exudates with respect to macula” โรคนี้สามารถตรวจพบโดยสัญญาณของการตกเลือด, Microaneurysms, สารที่หลั่งและความผิดปกติของจอประสาทตาในสายตามนุษย์ ในการตรวจสอบความผิดปกติเหล่านี้ได้ตามปกติจักษุแพทย์ต้องการต้องใช้เวลาในการคัดกรองผู้ป่วยเพื่อแยกระยะของอาการในการรักษาให้ถูกต้อง วิธีที่เสนอมีความแม่นยำในการตรวจสอบของสารที่หลั่งและความผิดปกติของจอประสาทตาโดยใช้เทคนิคการแบ่งส่วน JSEG ส่วนใหญ่ ส่วนแรกคือความเข้มข้นในการตรวจสอบการปรากฏตัวของสารที่หลั่งซึ่งเป็นชั้นของรอยโรคจอประสาทตาไขมันมีตัวแปรที่สำคัญคือขนาดและลักษณะของสารหลั่ง มีการระบุโดยระยะห่างระหว่าง exudates เพื่อนำไปใช้ในการหาส่วนที่เป็น exudates ความกังวลที่สำคัญของส่วนที่สองจะขึ้นอยู่กับการตรวจสอบการปรากฏตัวของสารที่หลั่งที่เกี่ยวกับส่วนที่ระบุระดับความรุนแรงของความผิดปกติทำให้เกิดตาบอด ซึ่งอาจทำให้เกิดความผิดพลาดการทำงานหากใช้วิธีการนี้กับชุดข้อมูลอื่นที่ภาพถ่ายจอประสาทตามีลักษณะที่ไม่ได้มาตรฐานหรือองค์ประกอบของรูปภาพบางส่วนไม่ชัดหรือขาดไป

โดย Akter, Uddin และคณะ (2014) ได้นำเสนองานวิจัยชื่อ “Morphology-based exudates detection from color fundus images in diabetic retinopathy” บทความนี้นำเสนอวิธีการที่ลักษณะทางสัณฐานวิทยาที่ใช้สำหรับการตรวจสอบของเบาหวานผ่านสารที่หลั่งจากภาพถ่ายจอประสาทตา พวกเขาใช้วิธีการของเราในภาพอวัยวะและได้รับผลที่น่าพอใจซึ่งมีการเปรียบเทียบกับจักษุแพทย์วาดด้วยมือขอบเขตด้วยมือ ในบรรดา 100 ภาพเทคนิคที่นำเสนอพบ 44 ภาพเป็นปกติ 35 จะอ่อนเบาหวาน 7 รูปได้รับผลกระทบปานกลาง 13 รูปได้รับผลกระทบอย่าง

รุนแรง และ 1 ภาพให้ผลที่ไม่ถูกต้อง ผลการตรวจพบว่ามีความคล้ายคลึงกับจักษุแพทย์จริงพื้นดินที่วาดด้วยมือ ความถูกต้องของวิธีการแบ่งส่วนเนื้อแบบดั้งเดิมคือ 85% วิธีการจัดกลุ่มโดยใช้ fuzzy c-means เป็น 92.18% และมีวิธีการของบทความนี้คือ 99%

โดย Dutta, Srivastava และคณะ (2015) ได้นำเสนองานวิจัยชื่อ “Exudates detection in digital fundus image using edge based method & strategic thresholding” พวกเขานำเสนอขั้นตอนวิธีการประมวลผลภาพในการตรวจสอบสถานะของสารที่หลั่งในภาพถ่ายจอประสาทตา สำหรับเบาหวานการปรากฏตัวของสารที่หลั่งในภาพอวัยวะเครื่องหมายจุดเริ่มต้นของการสูญเสียการมองเห็นและด้วยเหตุนี้การตรวจสอบสารที่หลั่งได้อย่างถูกต้องและมีประสิทธิภาพจึงเป็นที่สำคัญ อัลกอริทึมที่นำเสนอเป็นวิธีการเชิงกลยุทธ์ที่เอาการตรวจจับเท็จเพราะเสียงที่สร้างขึ้นด้วยเหตุผลที่แตกต่างกัน โดยใช้การรวมกันเชิงกลยุทธ์ของสองวิธีอิสระที่อยู่ในเกณฑ์และการตรวจสอบขอบจะช่วยในการกำจัดชนิดที่เป็นไปได้ทั้งหมดของเสียงที่นำไปสู่ exudates เท็จที่อาจได้พุ่ง. ดังนั้นวิธีการตรวจหาสารที่หลั่งนี้มีความได้เปรียบของความถูกต้องเพิ่มขึ้น ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าวิธีนี้มีข้อได้เปรียบที่ชัดเจนของความถูกต้องในแง่ของการตรวจสอบสารที่หลั่งในภาพ Fundus ดิจิตอลโดยไม่สูญเสียเวลาในการคำนวณ

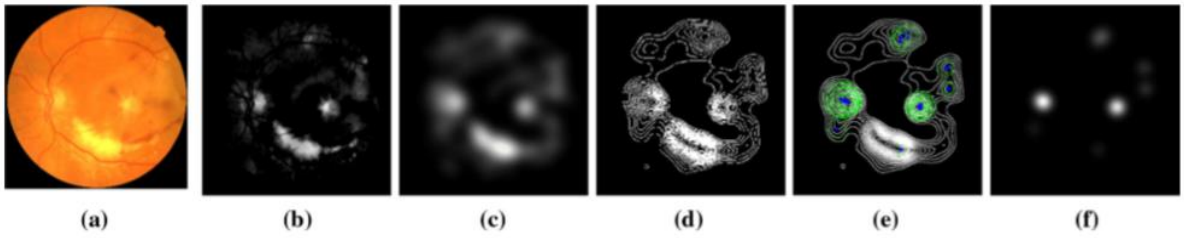
โดย Luangruangrong, Kulkasem และคณะ (2015) ได้นำเสนองานวิจัยชื่อ “Automatic exudates detection in retinal images using efficient integrated approaches” งานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการในการตรวจสอบสารที่หลั่งจากภาพจอประสาทตาเป็นโรคเบาหวาน การตรวจหาสารที่หลั่งในช่วงต้นของผู้ป่วยเบาหวานจะช่วยลดความรุนแรงในโรคเบาหวาน วิธีที่เสนอสำหรับ exudates การตรวจสอบประกอบด้วย 5 ขั้นตอนหลักดังนี้ 1) เพื่อปรับปรุงคุณภาพของภาพโดยใช้ความคมชัดที่จำกัดการปรับตัวเท่าเทียมกันของ Histogram (CLAHE) 2) เพื่อใช้วัตถุแอตทริบิวต์ Thresholding อัลกอริทึม (OAT) สำหรับกำจัดวัตถุที่ไม่ใช่วัตถุในจอประสาทตา 3) ใช้อัลกอริทึม Frangi บนพื้นฐานของการกรองในการตรวจหาเส้นเลือด 4) ในการตรวจสอบ Optic disc ของจอประสาทตาโดยใช้การรวมกันระหว่างการวิเคราะห์แบบหลายความละเอียดและ Hough transform 5) การจำแนกสารที่หลั่งในภูมิภาคที่ยังเหลืออยู่กับขั้นตอนวิธีของลำดับชั้น fuzzy c-means การจัดกลุ่ม วิธีที่เสนอจะทำการทดสอบกับภาพจากฐานข้อมูลสาธารณะมาตรฐาน DIARETDB ของภาพถ่ายจอประสาทตาที่เป็นโรคเบาหวาน

# บทที่ 3

# วิธีการดำเนินงานวิจัย

ในการประเมินขั้นตอนวิธีที่นำมาใช้กับชุดข้อมูลมาตรฐานทั้ง 7 ชุดที่มีขนาดรูปภาพแตกต่างกันรวมทั้ง File formats และ Intensity variations ด้วย ซึ่งชุดข้อมูลทั้งหมดถูกดาวน์โหลดจากการรวบรวมฐานข้อมูลสาธารณะ DIARETDB0 และ DIARETDB1 ประกอบด้วย ภาพจอประสาทตา 130 ภาพและ 89 ภาพตามลำดับ MESSIDOR มีภาพโรคจอประสาทตาที่แตกต่างกัน 1200 ภาพ E-OPHTHA ประกอบด้วย 47 ภาพที่มีสารหลั่งและ 35 ภาพที่ไม่มีรอยโรค และชุดข้อมูลภาพถ่ายจอประสาทตา (Fundus Images) ที่มีความละเอียดสูง (HRF) จำนวน 45 ภาพ โดยเครื่องวิเคราะห์ภาพจอประสาทตาแบบอัตโนมัติ (ARIA) จะแบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม: กลุ่มแรกมี 23 ภาพที่มีการเสื่อมสภาพที่เกี่ยวข้องกับอายุ, กลุ่มที่สองมี 59 ภาพที่มีโรคเบาหวานและกลุ่มที่สามเป็นกลุ่มควบคุม 61 ภาพ ซึ่งชุดข้อมูลทั้งหมดมีทั้งภาพที่เป็นรอยโรคและมีสัญญาณรบกวน

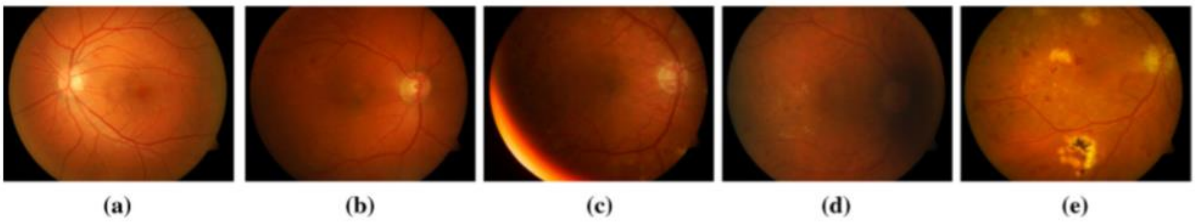
การประเมินประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีในสภาพแวดล้อมที่แตกต่างกัน ภาพทั้งหมดในชุดข้อมูลแต่ละชุดได้รับการจัดประเภทเป็นชุดภาพปกติ (NI) และชุดภาพไม่ปกติ (PI) ดังที่แสดงในตารางที่ 1 ชุดภาพที่ไม่ปกติ (PI) มีภาพจานประสาทตาที่มีความคมชัดต่ำ รูปทรงจานประสาทตาที่ผิดปกติ สีพื้นหลังจอประสาทตาไม่เสถียรหรือมีความผิดปกติปานกลางหรือใหญ่ ภาพตัวอย่างของ NI แสดงในภาพที่ 3-2(a) , 3-2(b) และรูปภาพจาก PI แสดงใน 3-1(c – e)



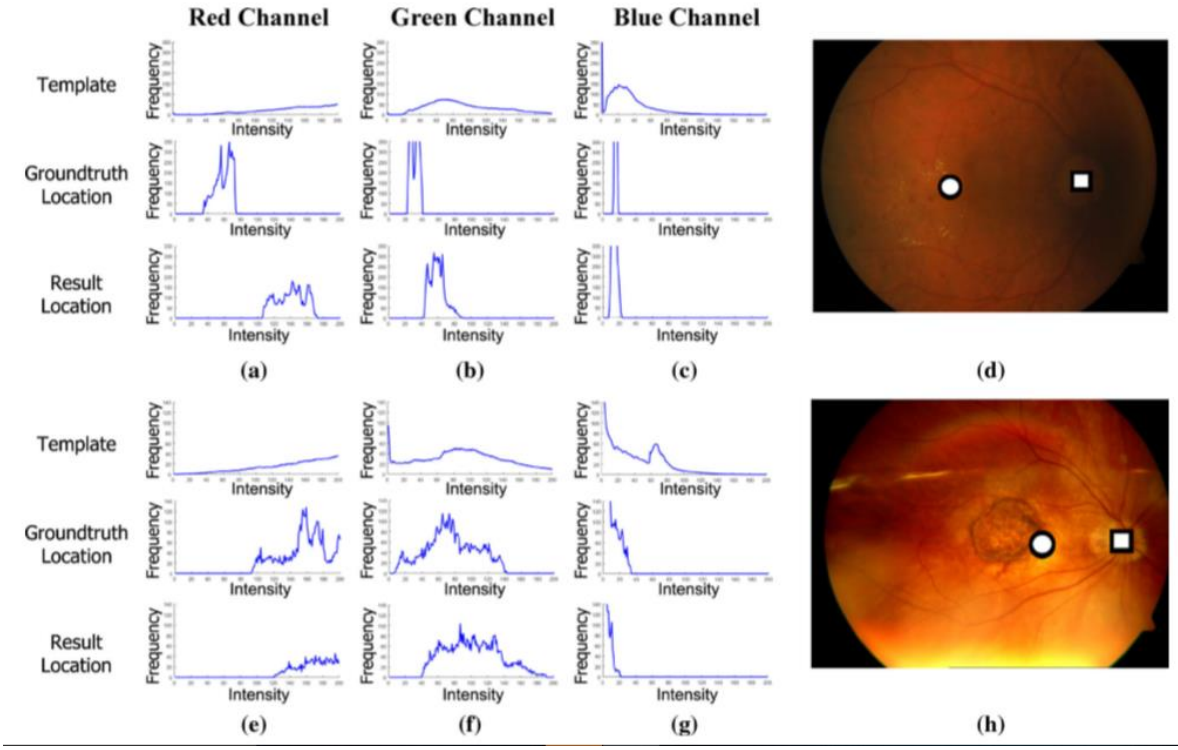

ภาพที่ 3 - 1 การตรวจจับรูปแบบวงกลมของจานประสาทตา (a) ภาพจอประสาทตา (b) ภาพที่หักลบ (c) ค่าเฉลี่ยของภาพที่หักลบได้รับการปรับปรุงให้ดีขึ้นโดยวิธีการลดช่องว่างและวิธีแบบเกาส์เซียน (d) การตรวจสอบวงกลม TPCL (f) ระดับ CCD

ตารางที่ 1 การจัดหมวดหมู่ภาพสำหรับแต่ละชุดข้อมูลที่จัดเป็นกลุ่มรูปภาพปกติ (NI) หรือรูปรูปภาพที่ไม่ปกติ (PI)

| | DIARETDB0 | DIARETDB1 | MESSIDOR | ROC | E-OPHTHA | HRF | ARIA |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Number of *NI* images | 113 | 77 | 1025 | 88 | 61 | 41 | 86 |
| Number of *PI* images | 17 | 12 | 175 | 12 | 21 | 44 | 57 |




**ภาพที่ 3 - 2** ชุดข้อมูลรูปภาพมาตราฐาน a, b เป็นรูปภาพปกติ c, e เป็นรูปภาพไม่ปกติ




ภาพที่ 3 - 3การทดลองวิธี HM [15] a – g การดำเนินการฮิสโตแกรมบนพื้นที่สี RGB a, e Red. b, f Green. c, g Blue. d, h จานประสาทตา การแปลภาพที่ 019 จาก DIARETDB01 และ aria_a_12_15 จาก ARIA ตามลำดับ (สี่เหลี่ยม = ความจริงพื้นดินวงกลม = ผล HM)

ตารางที่ 2 ตัวอย่างความสัมพันธ์และผลลัพธ์ตำแหน่งของ HM ตามที่อธิบายไว้ในบทความ [15] ซึ่งสัมพันธ์กับภาพที่ 3-3

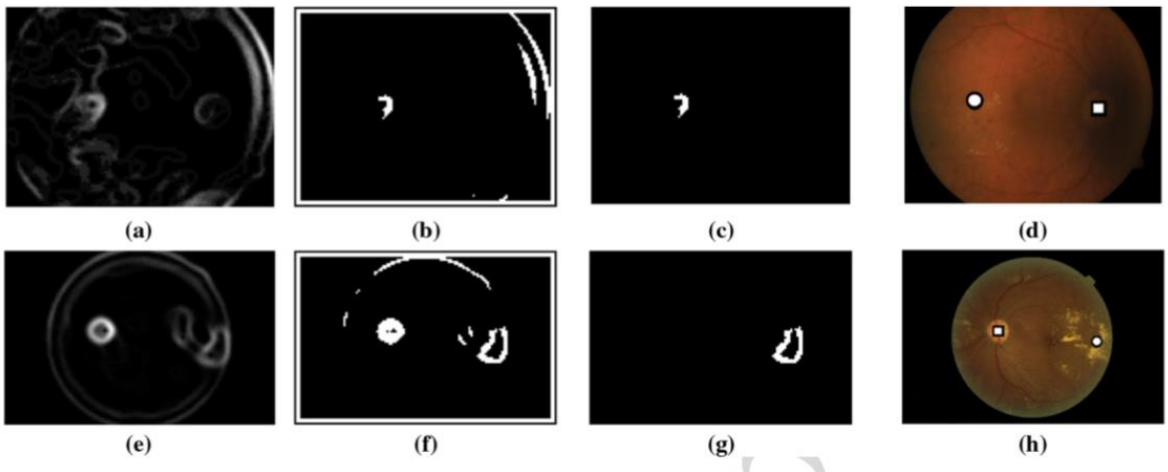
| Result type | $c_r$ | $gt_r$ | $c_g$ | $gt_g$ | $c_b$ | $gt_b$ | $c_{rc}$ | $gt_{rc}$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Image019 (DIARETDB01) | 2.23e−6 | 0.86e−6 | 1.11e−6 | 0.64e−6 | 0.28e−6 | 0.26e−6 | 3.62e−6 | 1.97e−6 |
| aria_a_12_15 (ARIA) | 95.42e−6 | 1.92e−6 | 11.6e−6 | 1.0e−6 | 0.28e−6 | 0.07e−6 | 71.19e−6 | 3.03e−6 |

เพื่อทำการประเมินประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีบนฐานข้อมูลเหล่านี้ จุดศูนย์กลางของจานประสาทตา และขอบจะถูกกำหนดโดยผู้เชี่ยวชาญ เนื่องจากมีดัชนีประสิทธิภาพหลากหลายซึ่งวิธีที่

ถูกนำเสนอโดยนักวิจัยหลายคน ดังนั้นผู้วิจัยจึงเลือกประเมินประสิทธิภาพของวิธีการที่นำเสนอโดยใช้ตัวบ่งชี้สองตัวที่แสดงในตารางที่ 2 ในการประเมินผลของตารางที่ 3 จะถือว่าเป็นการตรวจจับที่สำเร็จถ้าตำแหน่งจานประสาทตาที่ตรวจพบนั้น อยู่ภายในเส้นรอบวงมาตราฐานของจานประสาทตา ซึ่งตารางที่ 4 จะแสดงระยะทางเฉลี่ยโดยใช้จุดศูนย์กลางของจานประสาทตาของภาพต้นฉบับ นอกจากนี้เรายังได้ทดสอบด้วยวิธีการ Histogram matching (HM) และ วิธีการ gravitational law-based เพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมของขั้นตอนวิธีและประสิทธิภาพ

การทำงานของวิธีการ Histogram matching (HM) จำเป็นต้องมีขั้นตอนการการเรียนรู้เพื่อสร้างเทมเพลต สีแดง (red) สีเขียว (green) และสีน้ำเงิน (blue) ซึ่งความคล้ายคลึงกันระหว่างชุดข้อมูลการเรียนรู้และการทดสอบจะส่งผลถึงความแม่นยำ อย่างไรก็ตามชุดข้อมูลแต่ละชุดเราใช้วิธีการรวบรวมข้อมูลแบบเดียวกันเพื่อใช้สำหรับขั้นตอนการเรียนรู้ และการทดสอบในการประเมินหากรณีที่ดีที่สุด ซึ่งวิจัยนี้กล่าวถึงค่าสัมประสิทธิ์สัมพัทธ์ของเทมเพลตฮิสโตแกรมสีแดง สีเขียวและ สีน้ำเงินจะถูกกำหนดเป็น 0.5,2 และ 1 ตามลำดับ

ค่าเฉลี่ยฮิสโตแกรมนั้นขึ้นอยู่กับความคมชัดของจานประสาทตา และความสว่างของชุดข้อมูลซึ่งชุดกราฟทั้งหมดของภาพที่ 3-3 จะแสดงผลลัพธ์ของเทมเพลตฮิสโตแกรมของแต่ละแชนเนิลสี (color channels) กราฟแถวบน กลางและล่าง เป็นเทมเพลตที่ผ่านการเรียนรู้โดยเทียบผลลัพธ์จากภาพเฉลยและตรวจพบได้โดยฮิสโตแกรมในตารางที่ 2 จะแสดงคะแนนสัมพัทธ์ที่คำนวณได้ซึ่งเปรียบเทียบระหว่างผลลัพธ์กับภาพเฉลยสีแดง สีเขียวและสีน้ำเงิน โดยผลรวมที่สัมพันธ์กัน (cr, cg, cb, c) จะถูกอธิบายไว้ในบทความ [15] ซึ่งคะแนนสัมพัทธ์ของภาพเฉลย(gtr, gtg, gtb, gt) ก็จะถูกนำมาคำนวณด้วยเช่นกัน ในภาพตัวอย่างทั้งหมดในภาพที่3-3 แสดงถึง local histogram relative เปรียบเทียบกับค่าความผิดพลาดที่ตรวจพบมีค่าสูงกว่าภาพเฉลย




**ภาพที่ 3 - 4** การทดลองด้วยวิธี GL [30]. a,e Gravitational law-based edge detection. b, f Otsu's binarization. c, g Cluster selection. d, h จานประสาทตา localization of image019 from DIARETDB01 และ 20051214_51953_0100_PP from MESSIDOR, respectively. (square = ground truth, circle = GL result)

ตารางที่ 3 การเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความแม่นยำของวิธีการ localization บริเวณจานประสาทตา ซึ่งแสดงความแม่นยำของ NI, PI และทั้งหมด (NI U PI)

| Algorithms | Class | DIARETDB0 | DIARETDB1 | MESSIDOR | ROC | E-OPHTHA | HRF | ARIA |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| HM [15] | *NI* | 91.15 | 90.91 | 83.02 | 53.41 | 95.08 | 41.46 | 65.12 |
| | *PI* | 58.82 | 83.33 | 51.43 | 16.67 | 61.91 | 25.00 | 35.09 |
| | All | 86.92 | 89.89 | 78.42 | 49.00 | 86.59 | 40.00 | 53.15 |
| GL [30] | *NI* | 98.23 | 100.00 | 80.49 | 94.32 | 86.89 | 100.00 | 94.19 |
| | *PI* | 76.47 | 83.33 | 34.86 | 58.33 | 33.33 | 100.00 | 82.46 |
| | All | 95.38 | 97.75 | 73.83 | 90.00 | 73.17 | 100.00 | 89.51 |
| Proposed method | *NI* | 100.00 | 100.00 | 100.00 | 98.86 | 100.00 | 100.00 | 97.67 |
| | *PI* | 94.12 | 100.00 | 90.29 | 100.00 | 85.71 | 100.00 | 82.46 |
| | All | 99.23 | 100.00 | 98.58 | 99.00 | 96.34 | 100.00 | 91.61 |

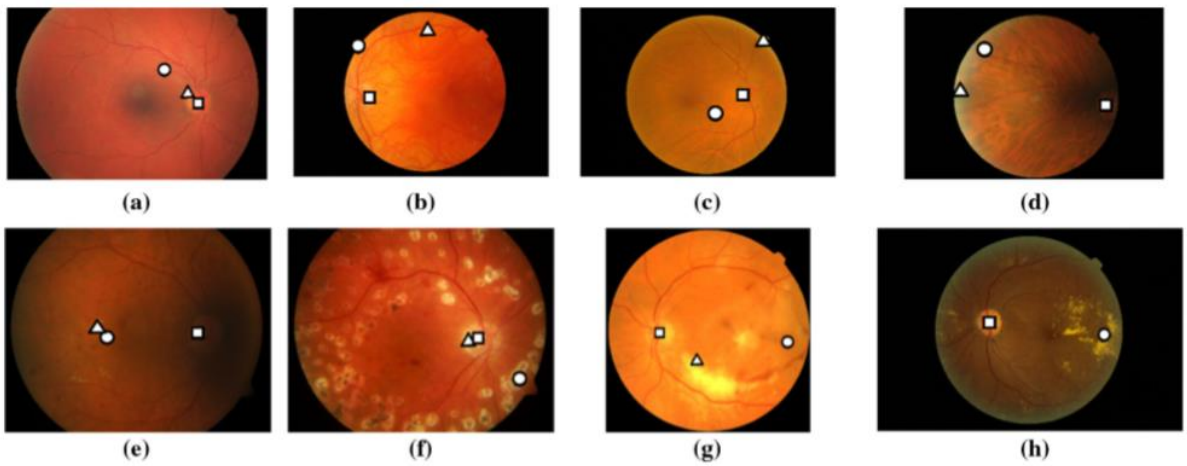
ภาพ(d)เป็นภาพจานประสาทตาที่มีเงา จะไม่สามารถตรวจจับตำแหน่งจานประสาทตาที่ถูกต้องได้เนื่องจาก local histograms ของภาพจานประสาทตาที่มีเงา จะมีลักษณะของเทมเพลตแตกต่างกับเทมเพลตที่ผ่านการเรียนรู้ซึ่งภาพที่ผิดปกติแสดงในภาพ(h) ลักษณะของภาพจะมีความสว่างที่ผิดปกติจำนวนมากซึ่งทำให้เกิดข้อผิดพลาดในการตรวจจับตำแหน่งของจานประสาทตาในผลการทดสอบเทคนิคการจับคู่ฮิสโตแกรม(HM) ขึ้นอยู่กับสมมติฐาน A1 เท่านั้นซึ่งเป็นลักษณะที่ไม่สอดคล้องกัน เมื่อจอประสาทตามีความสว่างผิดปกติบางอย่างหรือจานประสาทตาอยู่ในตำแหน่งเงามืดภาพจะไม่เป็นไปตามเงื่อนไข นอกจากนี้เทมเพลตการเรียนรู้ จะขึ้นอยู่กับค่าเฉลี่ยฮิสโตแกรมซึ่งไม่สามารถดำเนินการได้อย่างถูกต้อง หากชุดข้อมูลการทดสอบหรือการเรียนรู้ประกอบด้วยสภาพแวดล้อมความสว่างต่าง ๆ ที่มีความหลากหลาย ซึ่งวิธีการกฎแรงโน้มถ่วง[30] ขึ้นอยู่กับการตรวจจับและการวิเคราะห์บริเวณขอบวัตถุ โดยผลลัพธ์จะแยกขอบจากวัตถุที่ต้องการและไม่ต้องการ

หากต้องการลบวัตถุจะทำการโดยใช้หน้ากาก(mask) คงที่เพื่อกำจัดวัตถุที่ไม่ต้องการ จากนั้นจะใช้ค่าระยะทางเฉลี่ยเป็นเกณฑ์สำหรับการประเมินแต่ละกลุ่มเพื่อค้นหาตำแหน่งจานประสาทตาที่น่าจะเป็นไปได้มากที่สุด ในภาพที่ 3-4(a) ตรวจพบขอบได้มากขึ้นเนื่องจากความคมชัดต่ำ แม้ว่าจะใช้ Otsu thresholding เช่นเดียวกับในภาพ(b) ขอบจานประสาทตาจะถูกจัดประเภทเป็นกลุ่มที่มีความคมชัดต่ำ ดังนั้นพื้นที่เป้าหมายจะไม่ถูกพิจารณาในขั้นตอนการคัดเลือก ยิ่งไปกว่านั้นรอยโรคที่สว่างนั้นก็ตรงตามเงื่อนไขของระยะทางเฉลี่ยแสดงในภาพ(c) การกำหนดตำแหน่งจานประสาทตาแสดงในภาพ(d) การตรวจจับขอบแสดงในภาพ(e) และผลลัพธ์ของOtsuแสดงในภาพ(f) รวมถึงขอบของจานประสาทตาแสดงในภาพ(g) และความสว่างที่ผิดปกติแสดงในภาพ(h) อย่างไรก็ตามระยะทางเฉลี่ยของกลุ่มที่ผิดปกตินั้นจะถูกเลือกให้เป็นตำแหน่งจานประสาทตาที่น่าจะเป็นไปได้มากที่สุด ดังนั้นสำหรับแต่ละขั้นตอนจะมีความเซนซิทีฟของพารามิเตอร์ซึ่งนำไปสู่การตรวจจับที่ผิดพลาด แม้ว่าเทคนิคนี้จะเน้นไปที่สมมติฐานทั้ง A1 และ A2 แต่การรวมกันของการตรวจจับขอบและ Otsu thresholding ไม่สามารถจำแนกคัดเลือกจานประสาทตาได้อย่างแม่นยำเมื่อพื้นหลังจอประสาทตาไม่สม่ำเสมอหรือมีความผิดปกติบางอย่าง ค่าระยะทางเฉลี่ยที่ใช้เป็นตัวบ่งชี้รูปร่างวงกลมก็มีความอ่อนไหวต่อรูปร่างและขอบเขตการไล่ระดับสีต่าง ๆ

วิธีการที่เสนอให้ผลการกำหนดตำแหน่งที่ถูกต้อง 1753 ภาพจาก 1789 ภาพที่ผ่านการทดสอบแล้วซึ่งให้ความแม่นยำ 97.92% ตารางที่ 3 แสดงการประเมินประสิทธิภาพโดยใช้เงื่อนไขเส้นรอบวงจานประสาทตา สำหรับวิธีการ Histogram matching (HM) และ GL นั้นได้รับความแม่นยำรวม 76.24% และ 81.61% ตามลำดับ ผลลัพธ์เหล่านี้ถือได้ว่าเป็นส่วนสำคัญในการกำหนดตำแหน่งจานประสาทตา สำหรับวิธีการประมาณแบบวงกลมซึ่งสามารถทำงานได้อย่างแม่นยำยิ่งขึ้นสำหรับชุดข้อมูลทั้งหมดกว่าวิธีอื่นทั้งหมด

ตารางที่ 4 การเปรียบเทียบระยะห่างเฉลี่ยพิกเซลของวิธีการระบุบริเวณจานประสาทในชุดข้อมูลหลายชุด

| Algorithms | Class | DIARETDB0 | DIARETDB1 | MESSIDOR | ROC | E-OPHTHA | HRF | ARIA |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| HM [15] | *NI* | 73.11 | 65.52 | 90.44 | 153.81 | 81.42 | 503.62 | 89.21 |
| | *PI* | 37.63 | 33.87 | 124.65 | 183.82 | 89.41 | 421.22 | 100.57 |
| | All | 68.47 | 61.25 | 95.43 | 157.42 | 83.47 | 496.29 | 93.74 |
| GL [30] | *NI* | 41.92 | 46.46 | 144.50 | 48.34 | 99.04 | 81.97 | 24.48 |
| | *PI* | 212.18 | 114.41 | 375.99 | 106.72 | 492.64 | 76.63 | 66.67 |
| | All | 64.19 | 55.62 | 178.26 | 55.34 | 199.84 | 81.50 | 41.29 |
| Proposed method | *NI* | 21.85 | 22.92 | 16.99 | 21.44 | 23.21 | 81.21 | 19.01 |
| | *PI* | 79.98 | 23.30 | 56.89 | 25.70 | 54.15 | 44.36 | 84.48 |
| | All | 29.45 | 22.97 | 22.81 | 21.95 | 31.13 | 77.93 | 45.10 |



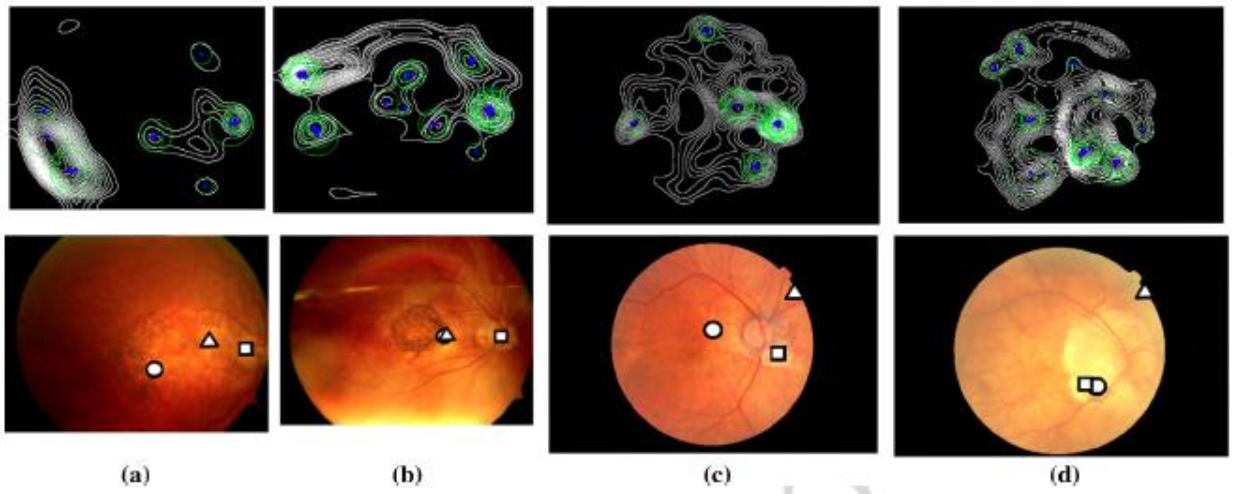

ภาพที่ 3 - 5 การ localization บริเวณจานประสาทตาในภาพที่มีความซับซ้อน ผลลัพธ์ความถูกต้องที่ได้รับจาก CCD , รูป(a) 09_dr จาก HRF. รูป(b) 23_training จาก MESSIDOR. รูป(c) Image086 จาก DIARETDB1, รูป(d) DS000DGZ จาก E-OPHTHA. รูป(e) Image019 จากDIARETDB0. รูป(f) Image045 จาก DIARETDB0. รูป(g) Image14_test จากROC. รูป(h)20051214_51953_0100_PP จาก MESSIDOR. (square = CCD, circle = HM [15], triangle = GL[30])

สำหรับคลาส NI มีความแม่นยำ 100% สำหรับชุดข้อมูลทั้งหมดยกเว้น ROC และ ARIA ซึ่งจะคิด 98.86% และ 97.67% ตามลำดับ ซึ่งเทคนิค Histogram matching (HM) แสดงถึงข้อผิดพลาดสูงสุดในผลลัพธ์ที่ได้บน HRF เนื่องจากค่าคงที่ของสัมประสิทธิ์สัมพัทธ์ไม่สามารถใช้ได้กับด้านสภาพแวดล้อมในโทนสีแดง การตรวจจับขอบของวิธีการตรวจจับขอบ GL ของพื้นที่ที่ไม่ใช่จาน

ประสาทตา ซึ่งมีขอบเขตและพื้นที่สว่างของ FOV มันจะนำไปสู่ผลลัพธ์ของข้อผิดพลาดส่วนใหญ่ของ GL ใน MESSIDOR ได้ โดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับคลาส PI การประมาณค่าแบบวงกลมที่เหมือนกับวิธีที่ได้รับการออกแบบมาเพื่อสนับสนุนสภาพแวดล้อมที่มีความซับซ้อนซึ่งจะแสดงให้เห็นว่ามีประสิทธิภาพการทำงานที่ดีที่สุดสำหรับชุดข้อมูลทั้งหมดในการเปรียบเทียบกับวิธีการ Histogram matching (HM) และวิธีการ GL ซึ่ง Histogram matching (HM) ให้ค่าความแม่นยำที่ต่ำเนื่องจากค่าความสว่างของจานประสาทตามีความแปรปรวนและความผิดปกติอื่น ๆ ทั้งนี้วิธีการ GL มีประสิทธิภาพต่ำสุดสำหรับ MESSIDOR เนื่องจากรอยโรคในภาพจอประสาทตามีความชัดเจนและมีความสว่างน้อย

นอกจากนี้ในตารางที่ 4 ได้นำเสนอถึงระยะห่างระหว่างการตรวจจับกับภาพต้นฉบับของจานประสาทตา ซึ่งขั้นตอนวิธีของเราแสดงข้อผิดพลาดที่ต่ำที่สุดจากระยะไกล อย่างไรก็ตามการที่เรานำเสนอวิธีที่มีระยะไกลโดยเฉลี่ยสูงขึ้นกว่า GL สำหรับชุดข้อมูล ARIA วิธีการที่นำเสนอนั้น มองความสว่างที่ผิดปกติอื่นที่เกิดขึ้นภายในภาพ ซึ่งไม่ใช่ตำแหน่งของจานประสาทตารวมไปด้วย

การตรวจจับเหล่านี้บางอย่างจะแสดงอยู่ในภาพที่3-5 ผลการตรวจสอบจะแสดงด้วยเครื่องหมายสี่เหลี่ยม ยิ่งไปกว่านั้นยังมีสัญลักษณ์รูปวงกลมและรูปสามเหลี่ยมที่เป็นบริเวณของขั้นตอนวิธีของ HM และ GL ตามที่สามารถสังเกตได้ภายใต้สภาพแสงที่แตกต่างกัน ภาพ ขนาดและโรค โดยวิธีการที่ผู้วิจัยนำเสนอนี้เป็นวิธีการที่สามารถจำกัดวงของจานประสาทตาได้อย่างมีประสิทธิภาพ




ภาพที่ 3 - 6 TPCL, การตรวจจับวงกลมและ การระบุวง จานประสาทตา ในภาพที่มีความซับซ้อน a,b ผลลัพธ์ที่ถูกต้อง c,d ผลลัพธ์ที่ไม่ถูกต้อง (ภาพด้านบน คือ ชุดของ TPCL และ CCD ภาพด้านล่างคือ การระบุวงของ จานประสาทตา) รูป (**a)** Aria_a_10_10 จาก ARIA. รูป(**b)** Aria_a_12_15 from ARIA. รูป(**c)** 20060523_45449_0100_PP จาก MESSIDOR. **d.** 20060410_44770_0200_PP จาก MESSIDOR (square = the proposed meth จานประสาทตา, circle = HM [15], triangle = GL [30])

ขั้นตอนวิธีทั้งหมดได้รับการทดสอบกับระบบที่ใช้ CPU Intel (R) Core (TM) i7-7700HQ ที่ 2.80 GHz พร้อม RAM 24 GB ขั้นตอนวิธีทั้งหมดถูกนำไปใช้โดยใช้ภาษาการเขียนโปรแกรม Python เวลาคำนวณโดยเฉลี่ยที่ได้รับสำหรับการแปลจานประสาทตา สำหรับ CCD, HM และ GL คือ 26.01, 40.14 และ 9.19 s ต่อภาพตามลำดับ จากการวัดนั้น CCD สามารถทำงานได้ดีกว่า HM ทั้งในแง่ของความแม่นยำและประสิทธิภาพเรื่องเวลา เนื่องจากเทคนิค HM ใช้วิธีการเลื่อนหน้าต่างเพื่อคำนวณฮิสโตแกรมในตัวของพิกเซลทั้งหมดสำหรับภาพอินพุต พื้นที่ที่ได้รับการจำแนกประเภทด้วยวิธี GL นั้นใช้การตรวจจับขอบตามกฎแรงโน้มถ่วงและวิธี Otsu ซึ่งมีต้นทุนการคำนวณต่ำ เมื่อเปรียบเทียบระหว่าง CCD และ GL จะแสดงการแลกเปลี่ยนระหว่างความเร็วและความแม่นยำที่ GL เร็วขึ้น แต่มีความแม่นยำต่ำกว่า ในบทความนี้ไม่ได้มุ่งเน้นที่ความซับซ้อนของเวลาในการคำนวณของขั้นตอนวิธีที่เสนอเนื่องจากการวัดความเร็วขึ้นอยู่กับปัจจัยด้านสิ่งแวดล้อมและการกำหนดค่าต่าง ๆ อย่างไรก็ตามประสิทธิภาพความซับซ้อนของเวลาหรือเวลาทำงานของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอนั้นเป็นที่ยอมรับ มีการวางแผนที่จะปรับวิธีการที่เสนอให้เหมาะสมในอนาคตอันใกล้

ภาพที่ 3-5 แสดงภาพผลลัพธ์จานประสาทตา สำหรับภาพที่ท้าทายซึ่งวิธีการที่นำเสนอสามารถสร้างผลลัพธ์ที่ถูกต้อง ภาพที่ 3-5a, b แสดงภาพจอประสาทตาที่มีโทนสีแดงดังนั้นจานประสาทตามีความคมชัดต่ำในแชนเนิลสีแดง อย่างไรก็ตาม TPCL ที่สร้างขึ้นจะมีรูปร่างเป็นวงกลมเฉพาะที่ตำแหน่งจานประสาทตา ภาพในภาพที่ 14c เป็นกรณีจานประสาทตาที่มีความคมชัดต่ำ ภาพที่ 3-6(d), ภาพ(e) แสดงให้เห็นว่า FOV มีพื้นที่เงามืดที่ตำแหน่งจานประสาทตา และภาพที่ 3-6(d) จานประสาทตายังไม่สมบูรณ์ในลักษณะที่ปรากฏที่ขอบเขต FOV ถึงแม้ว่า TPCLs ในภาพที่ 3-5(c – e) จะถูกสร้างขึ้นเนื่องจากจานประสาทตามีความมืดและความคมชัดต่ำ การตรวจจับ CCD พบความสว่างเล็กน้อยของวงกลม 785 รูปร่างแล้ว ภาพที่ 3-5(f) แสดงภาพจอประสาทตาซึ่งได้รับการปฏิบัติโดยวิธีการเผาด้วยเลเซอร์ จุดสีขาวเป็นแผลเป็นจากการรักษา ภาพมีรอยแผลเป็นขนาดกลางและขนาดเล็ก อย่างไรก็ตามขั้นตอนวิธีของสามารถจำแนกขนาดวงกลม ดังนั้นการดำเนินการแบบเกาส์เซียนทำให้วัตถุขนาดเล็กราบเรียบและยับยั้งการปรากฏของวงกลมที่ไม่คาดคิดในชุด TPCL ในกรณีที่ความผิดปกติมีสีที่สว่างกว่าจานประสาทตา ภาพที่ 3-5(g) มีตำแหน่งที่ผิดปกติสองจุดสว่างซึ่งเป็นรูปร่างที่ไม่เป็นวงกลมและมีลักษณะคล้ายวงกลม หลังจากสร้างและประเมินชุด TPCL จะสามารถสังเกตได้ว่าตำแหน่ง จานประสาทตา เกิดขึ้นกับความหนาแน่นของวงกลมสูงสุด ในทำนองเดียวกัน ภาพที่ 3-5(h) ยังรวมถึงความผิดปกติที่ชัดเจนเช่นกัน แต่วิธีการคล้ายวงกลมจะตรวจจับความกลมของชุด TPCL ซึ่งมีความหนาแน่นของวงกลมสูงที่สุดในตำแหน่งเป้าหมาย

ภาพที่ 3-6(a) และ 3-6(b) แสดงผลลัพธ์ที่ถูกต้องโดยใช้ขั้นตอนวิธีที่เรานำเสนอ ในรูป 3-6(a) แสดงความสว่างที่ผิดปกติที่อยู่ใกล้กับจุดศูนย์กลางซึ่งมีระดับความสว่างใกล้เคียงกับ จานประสาทตา แม้ว่าจำนวน TPCL ที่ตำแหน่ง จานประสาทตา จะต่ำกว่าในภูมิภาคอื่น ๆ แต่มีความกลม

ที่สูงกว่าจึงทำให้ผลลัพธ์ออกมาถูกต้อง ภาพที่ 3-6(b) แสดงภาพในกรณีที่มีความสว่างแปรปรวนในพื้นที่ FOV เกือบทั้งหมดรวมถึงความมืดและความสว่าง

อย่างไรก็ตาม CCD หาที่ตั้งของ จานประสาทตา โดยใช้ข้อมูลรูปร่างของ generated TPCLs ในทางกลับกันวิธีการ HM และ GL มีข้อผิดพลาดในการตรวจจับในกรณีที่ระดับความสว่างที่ความคล้ายคลึงกันและมีหลาย ๆ แบบ

ชุดข้อมูลทั้งหมดที่ใช้มีขนาดใหญ่และมีภาพจอประสาทตาที่หลากหลาย จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าขั้นตอนวิธีที่นำเสนอมีประสิทธิภาพที่ดีสำหรับผู้ป่วยภาวะเบาหวานขึ้นจอตา ต้อหิน และ โรคจุดภาพชัดที่จอตาเสื่อมในผู้สูงอายุ อย่างไรก็ตามผลการทดลองยังให้ผลลัพธ์ที่เป็นเท็จในบางกรณีที่ภาพบางส่วนไม่เป็นไปตามที่สมมุติฐานตั้งไว้ ดังรูปภาพที่ 3-6(c) และ 3-6(b) แสดงกรณีที่ตรวจจับผิดพลาดโดยใช้ขั้นตอนวิธีที่เรานำเสนอ สีของ จานประสาทตา ในภาพที่ 3-6(c) มีความคล้ายคลึงกับพื้นหลังของจอประสาทตา นอกจากนี้รูปแบบความสว่างที่ผิดปกติในรูปร่างวงกลม ดังนั้นชุดข้อมูล TPCL จึงประกอบด้วยรูปร่างแบบสุ่มที่ตำแหน่ง จานประสาทตา และรูปทรงวงกลมในบริเวณที่ผิดปกติ

ความผิดปกติขนาดใหญ่ในภาพที่ 3-5(d) มีลักษณะทีซ้อนทับกันที่ตำแหน่งของ จานประสาทตา จึงไม่สามารถระบุรูปร่างของ จานประสาทตา ได้ ไม่สามารถหาความแตกต่างได้ตรงตำแหน่งนั้นดังนั้นพื้นที่ที่สว่างจึงมีความคล้ายคลึงกับพื้นที่พื้นหลังที่สว่างกว่าเป็นวิธีที่ช่วยป้องกันวิธีการของเราจากการเริ่มต้นในขั้นตอนแรกของการสกัดลักษณะ จานประสาทตา ซึ่งนำไปสู่ข้อผิดพลาดจากการตรวจจับ

ในกรณีที่มีการเปลี่ยนแปลงของสีจอประสาทตาและจานประสาทตามีความสว่างรบกวนมาก เทคนิค HM จะให้ผลลัพธ์ที่ผิดพลาดดังแสดงในภาพที่ 3-5(c) และ 3-5(d) ตามลำดับ นอกจากนี้หาก mask คงที่ที่กำหนดไว้ล่วงหน้ามีขนาดใหญ่กว่าอินพุต FOV จริง GL จะชี้ไปยังตำแหน่งที่ไม่ถูกต้อง

# บทที่ 4

# ผลการทดลอง

## 4.1 ข้อมูลทดสอบ

1) ฐานข้อมูลภาพจอประสาทตาของผู้ป่วยเบาหวาน (DIARETDB0 และ DIARETDB1) (Kauppi et al., 2006 และ 2007) ประกอบด้วยภาพจอประสาทตา 130 และ 89 ภาพตามลำดับ และถูกสร้างขึ้นสำหรับการเปรียบเทียบการตรวจสอบผู้ป่วยเบาหวาน โดยความกว้างของมุมของการมองเห็น (Field of View : FOV) 50 องศาและความละเอียด 1500 × 1152 pixels

2) วิธีการประเมินการแบ่งส่วนและเทคนิคการทำดัชนีในชุดข้อมูลจักษุวิทยา (MESSIDOR) (Lu, 2011) มีภาพถ่ายจอประสาทตาจำนวน 1200 ภาพที่มีความหลากหลายของโรค ความแตกต่างอายุของผู้ป่วย ความแตกต่างของเชื้อชาติ และในระยะที่แตกต่างกันของโรค วิธีการนี้ถูกสร้างขึ้นสำหรับการตรวจจับสารหลั่งและอาการบวมน้ำที่จอประสาทตา ภาพที่ได้รับมาจาก 3 แผนกจักษุแพทย์โดยใช้กล้องวิดีโอ 3CCD บน Topcon TRC NW6 non-mydriatic camera ที่ความกว้างของมุมของการมองเห็น (Field of View : FOV) ขนาดมุม 45 องศา ซึ่งจับภาพทั้งสามมีขนาดแตกต่างกันคือ : 1440 x 960, 2240 x 1488 และ 2304 x 1536 pixels

3) ชุดข้อมูลถ้วยประสาทตา (Niemeijer et al., 2010) ประกอบด้วย 50 ภาพ และสร้างขึ้นสำหรับการเปรียบเทียบการตรวจจับแบบ Microaneurysm ภาพถูกถ่ายโดยใช้ Topcon NW100, Topcon NW200 หรือกล้อง Canon CR5-45NM non-mydriatic camera ที่ความกว้างของมุมของการมองเห็น (Field of View : FOV) ขนาดมุม 45 องศา และการบีบอัด JPEG ในกล้อง มีขนาดภาพที่แตกต่างกันสามขนาดในฐานข้อมูลคือ 768 × 576 , 1058 × 1061 และ 1389 × 1383 pixels

4) ชุดข้อมูล E-OPHTHA (Decencire et al., 2012) ได้รับการออกแบบมาโดยเฉพาะสำหรับการวิจัยทางวิทยาศาสตร์เกี่ยวกับจอประสาทตาของผู้ป่วยเบาหวานและประกอบด้วย 47 ภาพ ที่มีสารหลั่งและ 35 ภาพที่ไม่มีรอยโรค ภาพที่ได้รับมาพร้อมกับจอประสาทตาที่ไม่ใช่ Mydriatic: ทั้ง CR-DGi (Canon, Tokyo) หรือ TRC-NW6S (Topcon, Tokyo) retinography ภาพมีความละเอียด 1440 × 960 pixels, 1504 × 1,000 pixels, 2048 × 1360 pixels หรือ 2544 × 1696 pixels

5) ชุดข้อมูลภาพความละเอียดสูงของ Fundus (HRF) (จานประสาทตา strcilik et al., 2012) ยังถูกนำมาใช้และประกอบด้วยรูปภาพทั้งหมด 45 ภาพ ฐานข้อมูลนี้มีข้อมูลโรคต้อหิน ภาพดังกล่าวได้มาจากกล้อง CANON CF-60 UVi ที่ติดตั้ง CANON EOS-20D ที่มีค่าความกว้างของมุมของการมองเห็น (Field of View : FOV) 60 องศา ขนาดภาพ 3504 × 2336 pixels ภาพทั้งหมดเป็น 24-bits/pixel และเก็บไว้ในรูปแบบ JPEG

6) ชุดข้อมูลการวิเคราะห์ภาพจอประสาทตาอัตโนมัติ (ARIA) (Robert Glaubitz และคณะ, 2014) ประกอบด้วยสามกลุ่ม: กลุ่มแรกมี 92 ภาพที่แสดงโรคจุดภาพชัดที่จอตาเสื่อมในผู้สูงอายุ (AMD) กลุ่มที่สองมี 59 ภาพจากผู้ป่วยที่เป็นโรคเบาหวานและ กลุ่มสามประกอบด้วย 61 ภาพของดวงตาที่ไม่เป็นโรค ภาพถูกรวบรวมโดย St. Paul's Eys และ University of Liverpool ซึ่งภาพถ่ายจอประสาทตาทั้งหมดถูกถ่ายโดยใช้กล้อง Zeiss FF450+ กล้องถ่ายจอประสาทตา (Carl Zeiss Meditec, Inc. , Dublin, CA) ภาพถูกถ่ายด้วยความละเอียด 768 × 576 pixels

7) ฐานข้อมูล Drishti-gs (Sivaswamy, Krishnadas, Joshi, Jain และ Tabish) จัดทำโดยกลุ่ม Medical Image Pr ถ้วยประสาทตา essing (MIP), IIIT Hyderabad ภาพทั้งหมดถูกถ่ายด้วยม่านตาที่ขยายออกโดยมีศูนย์กลางที่ จานประสาทตา ด้วยมุมมอง 30 องศา และขนาด 2896 x 1944 pixels ในรูปแบบ PNG ที่ไม่บีบอัด ชุดข้อมูลประกอบด้วยภาพจอประสาทตา 50 ภาพ พร้อม masks การแบ่งส่วนภาพเฉลยจากผู้เชี่ยวชาญจำนวนสี่คน

### 4.2 ผลลัพธ์ของการ localization บริเวณจานประสาทตา

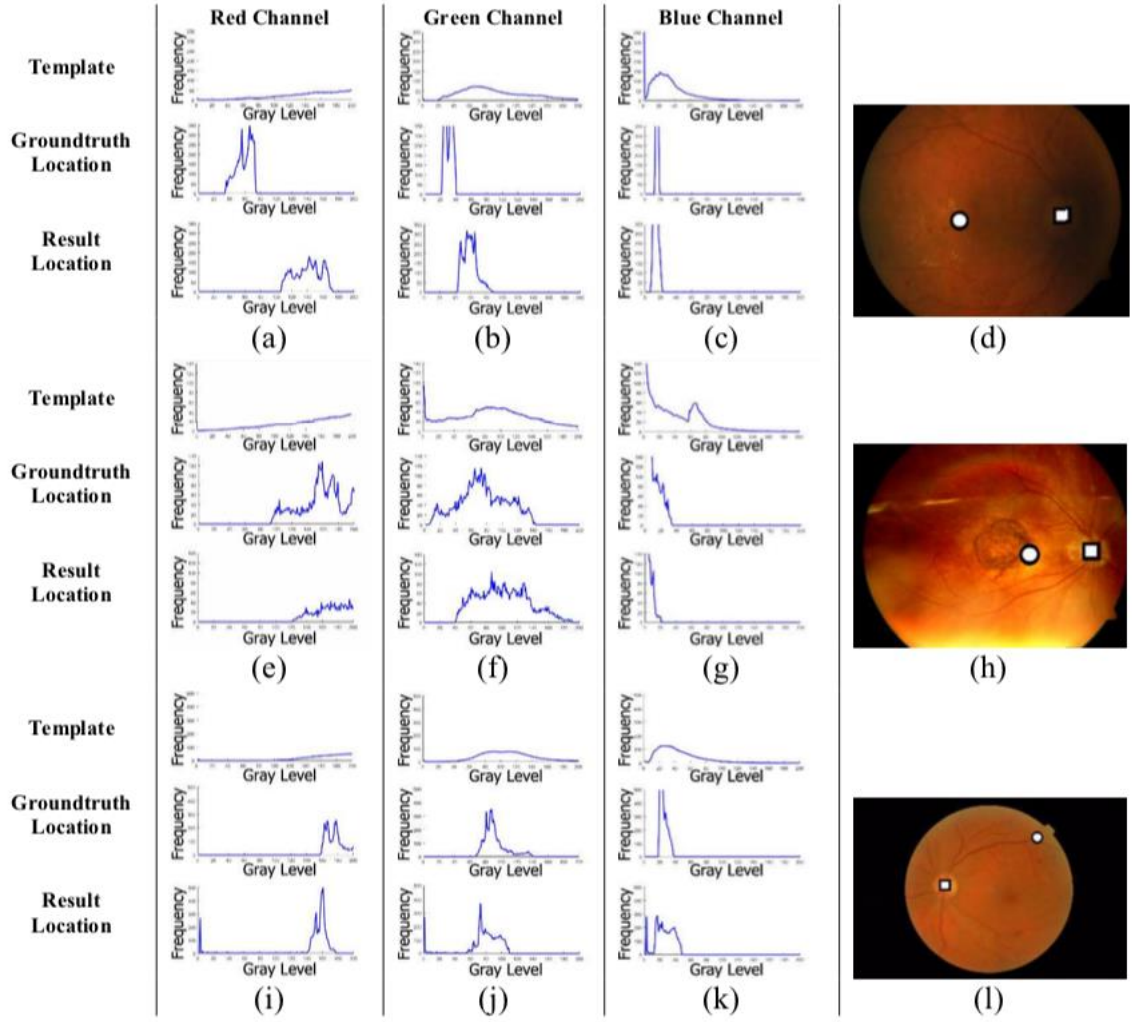
ในการประเมินประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีในสภาพแวดล้อมของข้อมูลที่แตกต่างกัน ภาพทั้งหมดในแต่ละชุดข้อมูลจะถูกแบ่งเป็น 2 ประเภท คือ ชุดข้อมูลปกติและชุดข้อมูลที่ไม่ปกติ ดังแสดงในตารางที่ 3 โดยชุดข้อมูลที่ไม่ปกติ (PI) ประกอบด้วยภาพที่มีความคมชัดต่ำ ในลักษณะที่ปรากฏคือสีพื้นหลังหรือความผิดปกติขนาดกลางหรือขนาดใหญ่ เพื่อให้การประเมินประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีในฐานข้อมูลเหล่านี้เป็นไปได้

จานประสาทตาและขอบจะถูกกำหนดขอบเขตโดยผู้เชี่ยวชาญ เนื่องจากดัชนีประสิทธิภาพที่เสนอโดยนักวิจัยหลายคนจึงประเมินประสิทธิภาพของวิธีการที่เสนอโดยใช้ตัวบ่งชี้สองตัวดังแสดงในตารางสองตารางต่อไปนี้ ในวิธีการประเมินผลของตารางที่ 8 จะถือว่าเป็นการตรวจจับที่ประสบความสำเร็จหากตำแหน่งจานประสาทตา ที่ตรวจพบนั้นอยู่ภายในเส้นรอบวงของจานประสาทตาในมาตรฐานอ้างอิง ตารางที่ 9 แสดงค่าเฉลี่ยระยะทางโดยใช้ภาพ ground truth ของจานประสาทตา (Optic Dics) นอกจากนี้ยังทดสอบโดยใช้วิธี Histogram matching (HM) (Dehghani et al., 2012) และวิธี Gravitation Law (GL) (Alshayeji et al., 2017) เพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมและประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธี

ตารางที่ 5 การจัดหมวดหมู่ภาพสำหรับแต่ละชุดข้อมูลแบ่งออกเป็นคลาสรูปภาพปกติ (NI) หรือรูปภาพที่ไม่ปกติ(PI)

| | DIARETDB0 | DIARETDB1 | MESSIDOR | ROC | E-OPHTHA | HRF | ARIA |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| number of images in NI class | 113 | 77 | 1,025 | 88 | 61 | 41 | 86 |
| number of images in PI class | 17 | 12 | 175 | 12 | 21 | 44 | 57 |

วิธี Histogram matching (HM) (Dehghani et al., 2012) ต้องการขั้นตอนเพื่อสร้างเทมเพลตฮิสโตแกรมสำหรับช่องว่างสีแดง สีเขียวและสีน้ำเงิน ความคล้ายคลึงกันของสภาพแวดล้อมระหว่างชุดการเรียนรู้และชุดทดสอบเป็นหนึ่งในปัจจัยความแม่นยำ อย่างไรก็ตามสำหรับชุดข้อมูลแต่ละชุดใช้การรวบรวมข้อมูลเดียวกันสำหรับทั้งการทดสอบและขั้นตอนการฝึกอบรมเพื่อประเมินกรณีที่ดีที่สุด ตามการวิจัยกล่าวถึงค่าสัมประสิทธิ์สัมพัทธ์ของฮิสโทแกรมสีแดง สีเขียวและสีน้ำเงินถูกกำหนดเป็น 0.5 2 และ 1 ตามลำดับ




ภาพที่ 4 - 1 ตัวอย่างผลการทดลองของวิธี Histogram Matching (HM) ในภาพ (a-d) (e-h) และ (i-l) ทดสอบผลลัพธ์ของ image019 จาก DIARETDB01, aria_a_12_15 ของ ARIA และ 20051020_57844_0100_PP ของ MESSIDOR (a e และ i) (b f และ j) และ (c g และ k) คือการดำเนินการฮิสโทแกรมสีแดง สีเขียวและน้ำสีเงิน ภาพฮิสโตแกรมแต่ละภาพประกอบด้วยกราฟด้านบน กลางและด้านล่างซึ่งเป็นเทมเพลตที่ผ่านการฝึกอบรมตำแหน่งภาพเฉลยและตำแหน่งฮิสโตแกรมที่ตรวจพบตามลำดับ เครื่องหมายสี่เหลี่ยมและวงกลมของ (d และ h) คือตำแหน่งภาพเฉลยของจานประสาทตา และการจับคู่ฮิสโตแกรม (Dehghani et al., 2012) ผลการตรวจจับ

ค่าเฉลี่ยเทมเพลตฮิสโตแกรมนั้นขึ้นอยู่กับชุดรูปแบบความคมชัดของภาพจานประสาทตาและความสว่างของชุดข้อมูล ชุดกราฟทั้งหมดในภาพที่ 4-1 คือผลจาก Histogram matching (HM)

ของแต่ละแชนเนิลซึ่งกราฟที่แสดงเป็นเทมเพลตที่ผ่านการเรียนรู้ การระบุบริเวณภาพเฉลยและตำแหน่งฮิสโตแกรมที่ตรวจพบ ตารางที่ 6 และ 7 แสดงคะแนนสัมพันธ์ที่คำนวณได้ซึ่งเปรียบเทียบระหว่างสีแดง สีเขียวและสีน้ำเงิน ผลความสัมพันธ์ ($cr_r$, $cr_g$, $cr_b$, $cr_{rc}$) และค่าความจริง ($gt_r$, $gt_g$, $gt_b$, $gt_{rc}$) มีการคำนวณในภาพตัวอย่างทั้งหมดในภาพที่ 4-1คะแนนฮิสโตแกรมแบบโลคอลของตำแหน่งที่ตรวจพบข้อผิดพลาดสูงกว่าค่าความจริง$gt_{rc}$ ภาพจานประสาทตาสีเข้มในภาพ (d) ไม่สามารถตรวจจับตำแหน่งจานประสาทตาที่ถูกต้อง เนื่องจาก ฮิสโตแกรมในพื้นที่ของจานประสาทตามืดซึ่งแตกต่างจากเทมเพลตการเรียนรู้ ภาพที่ผิดปกติในภาพ (h) มีความผิดปกติจำนวนมากสร้างความผิดพลาดในการตรวจจับตำแหน่งของจานประสาทตาของภาพจอประสาทตาปกติในภาพ (l) ยังส่งผลให้เกิดการตรวจจับที่ผิดพลาดเนื่องจากขอบเขตที่สว่างของ ความกว้างของมุมของการมองเห็น (Field of View : FOV) ทำให้เกิดรูปร่างเทมเพลตที่คล้ายกันของฮิสโทแกรมในพื้นที่ ในผลการทดสอบเทคนิค Histogram matching (HM) ขึ้นอยู่กับการสันนิษฐาน A1 เท่านั้นซึ่งเป็นลักษณะที่ไม่สอดคล้องกัน เมื่อจอประสาทตามีความผิดปกติบางอย่างสว่างหรือ จานประสาทตา อยู่ด้วยเฉดสีเข้มภาพจะไม่ตรงตามเงื่อนไขที่สันนิษฐาน ยิ่งไปกว่านั้นเทมเพลตการเทรนนั้นใช้ฮิสโตแกรมเฉลี่ยซึ่งไม่สามารถทำงานได้อย่างถูกต้องเมื่อชุดการทดสอบหรือชุดเทรนมีสภาพแวดล้อมที่มีความสว่างต่างๆ

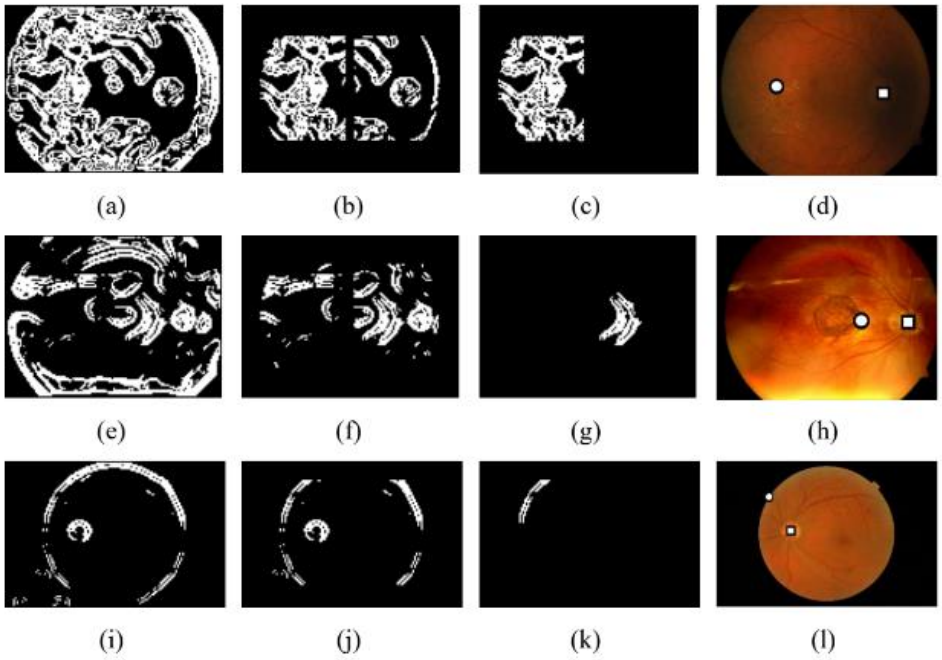
ตารางที่ 6 ตัวอย่างของความสัมพันธ์และผลลัพธ์ตำแหน่งพื้นดินของแชนเนิลสีแดง สีเขียวและสีน้ำเงินโดยใช้ HM (Dehghani et al., 2012) ซึ่งเกี่ยวข้องกับภาพที่ 29

| Result of input image | $cr_r$ | $gt_r$ | $cr_g$ | $gt_g$ | $cr_b$ | $gt_b$ |
|---|---|---|---|---|---|---|
| **image019 (DIARETDB01)** | $2.23e-6$ | $0.86e-6$ | $1.11e-6$ | $0.64e-6$ | $0.28e-6$ | $0.26e-6$ |
| **aria_a_12_15 (ARIA)** | $95.42e-6$ | $1.92e-6$ | $11.60e-6$ | $1.00e-6$ | $0.28e-6$ | $0.07e-6$ |
| **20051020_57844_0100_PP (MESSIDOR)** | $95.42e-6$ | $1.92e-6$ | $11.60e-6$ | $1.00e-6$ | $0.28e-6$ | $0.07e-6$ |

ตารางที่ 7 ตัวอย่างของความสัมพันธ์และผลสรุปสถานที่ตั้งจริงของ HM (Dehghani et al., 2012) ซึ่งเกี่ยวข้องกับภาพที่ 4-1

| Result of input image | $cr_{rc}$ | $gt_{rc}$ |
|---|---|---|
| **image019 (DIARETDB01)** | $3.62e-6$ | $1.97e-6$ |
| **aria_a_12_15 (ARIA)** | $71.19e-6$ | $3.03e-6$ |
| **20051020_57844_0100_PP (MESSIDOR)** | $6.49e-6$ | $4.77e-6$ |

วิธีการ Gravitation Law (GL) (Alshayeji et al., 2017) ขึ้นอยู่กับการตรวจจับและวิเคราะห์ขอบการตรวจจับขอบเป็นการดำเนินการทั่วโลกซึ่งแยกผลลัพธ์ขอบจากวัตถุที่ต้องการและไม่ต้องการมาสก์คงที่ถูกใช้เพื่อกำจัดวัตถุที่ไม่พึงประสงค์ จากนั้นใช้ค่าระยะทางเฉลี่ยเป็นเกณฑ์สำหรับการประเมินแต่ละกลุ่มเพื่อค้นหาตำแหน่ง จานประสาทตา ที่น่าจะเป็นไปได้มากที่สุด ในภาพที่ 4-2(a) ตรวจจับขอบได้มากขึ้นเนื่องจาก คอนทราสต์ต่ำ แม้ว่าการทำงานของหน้ากากถูกใช้เช่นเดียวกับในภาพ4-2(b) แต่มีขนาดใหญ่ขอบยังคงอยู่กลุ่มใหญ่ตรงตามเงื่อนไขของระยะทางเฉลี่ยและกำหนดไว้ตำแหน่ง จานประสาทตา เป็น ภาพ4-2(c) และ ภาพ4-2(d) ผลการตรวจพบของขอบภาพ4-2(e) รวมถึงขอบของจานประสาทตา และความผิดปกติ การดำเนินการหน้ากากสามารถลบพื้นที่ จานประสาทตา ที่ไม่น่าจะเป็นได้ยกตัวอย่างในภาพ f อย่างไรก็ตามระยะเฉลี่ยของกลุ่มความผิดปกติถูกเลือกให้เป็นตำแหน่งจานประสาทตา ที่น่าจะเป็นไปได้มากที่สุดดังที่แสดงในภาพg และภาพh ขอบที่ตรวจพบในภาพที่ 4-2(i) สามารถแยกขอบ จานประสาทตา เป็นรูปแบบไบนารีได้ แต่ในขั้นตอนการใช้งานมาสก์ในภาพที่ 4-2(j) ไม่สามารถกำจัดขอบ ความกว้างของมุมของการมองเห็น (Field of View : FOV) ได้เนื่องจากขนาด ความกว้างของมุมของการมองเห็น (Field of View : FOV) ขนาดเล็ก ข้อผิดพลาดในการตรวจจับแสดงในภาพ 4-2(k) เกิดขึ้นเนื่องจากระยะทางเฉลี่ยของขอบความกว้างของมุมของการมองเห็น (Field of View : FOV) เป็นไปตามเงื่อนไขที่กำหนดของขั้นตอนวิธี ดังนั้นความไวของพารามิเตอร์สำหรับแต่ละขั้นตอนนำไปสู่การตรวจจับที่ผิดพลาด เป็นผลการทดสอบบ่งชี้ว่าเทคนิคนี้ส่วนใหญ่มุ่งเน้นไปที่สมมติฐาน A2 เมื่อพื้นหลังจอประสาทตาไม่เสถียรหรือมีความผิดปกติบางอย่าง จะสร้างขอบจำนวนมาก ยิ่งกว่านั้นมาสก์คงที่ทำงานได้ดีเพียงบางชุดข้อมูล




**ภาพที่ 4 - 2 ตัวอย่าง** Gravitation Law (GL) ภาพ a e และ i เป็นผลมาจากการรวมกันของการตรวจจับขอบของวิธี Gravitation Law (GL) และ Otsu ภาพ b f และ j เป็นผลการดำเนินงานของมาสก์เพื่อกำจัดพื้นที่ที่ไม่น่าจะเป็น จาน

ประสาทตา ภาพ c g และ k แสดงการเลือกคลัสเตอร์ ภาพ d h และ l คือผลลัพธ์การ localization บริเวณโดยที่เครื่องหมายสี่เหลี่ยมคือตำแหน่ง Ground truth ของจานประสาทตา (Optic disc) และเครื่องหมายวงกลมเป็นผลการตรวจจับ

วิธีการที่นำเสนอให้ผลลัพธ์ที่ถูกต้อง 1753 ภาพจากการทดสอบ 1789 ภาพ ซึ่งมีความแม่นยำถึง 97.99% การตรวจจับเหล่านี้บางส่วนจะแสดงในภาพที่ 31 ผลการตรวจพบจะแสดงด้วยเครื่องหมายสี่เหลี่ยม ส่วนสัญลักษณ์วงกลมเป็นขั้นตอนวิธี Histogram Matching (HM) สามเหลี่ยมเป็นขั้นตอนวิธี The Gravitation Law (GL) ตามที่สามารถสังเกตได้ภายใต้สภาพแสงที่แตกต่างกัน ขนาดภาพและโรควิธีการที่เราเสนอนั้นสามารถทำให้แผ่นดิสก์แก้วนำแสงมีการ จำกัดเวลาส่วนใหญ่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ตารางที่ 8 แสดงการประเมินประสิทธิภาพโดยใช้เงื่อนไขเส้นรอบวง จานประสาทตา แสดงให้เห็นว่าวิธีการประมาณคล้ายกับวงกลมสามารถทำงานได้อย่างแม่นยำยิ่งขึ้นสำหรับชุดข้อมูลทั้งหมดเมื่อเทียบกับวิธีอื่น ๆ นอกจากนี้ตารางที่ 9 แสดงระยะห่างเฉลี่ยระหว่างศูนย์จานประสาทตาที่ตรวจพบกับภาพเฉลย ซึ่งขั้นตอนวิธีของเราแสดงระยะห่างข้อผิดพลาดต่ำสุด

**ตารางที่ 8** การเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความแม่นยำของวิธีการแปลซึ่งแสดงความแม่นยำของ NI, PI และทั้งหมด (N I ∪ P I)

| Algorithms | Class | DIARETDB0 | DIARETDB1 | MESSIDOR | ROC | E-OPHTHA | HRF | ARIA |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Dehghani (2012) | NI | 91.15 | 90.91 | 83.02 | 53.41 | 95.08 | 41.46 | 65.12 |
| | PI | 58.82 | 83.33 | 51.43 | 16.67 | 61.91 | 25.00 | 35.09 |
| | All | 86.92 | 89.89 | 78.42 | 49.00 | 86.59 | 40.00 | 53.15 |
| Alshayeji (2017) | NI | 98.23 | 100.00 | 80.49 | 94.32 | 86.89 | 100.00 | 94.19 |
| | PI | 76.47 | 83.33 | 34.86 | 58.33 | 33.33 | 100.00 | 82.46 |
| | All | 95.38 | 97.75 | 73.83 | 87.00 | 73.17 | 100.00 | 89.51 |
| **Proposed Method** | NI | 100.00 | 100.00 | 100.00 | 98.86 | 100.00 | 100.00 | 97.67 |
| | PI | 94.12 | 100.00 | 90.29 | 100.00 | 85.71 | 100.00 | 82.46 |
| | All | 99.23 | 100.00 | 98.58 | 99.00 | 96.34 | 100.00 | 91.61 |

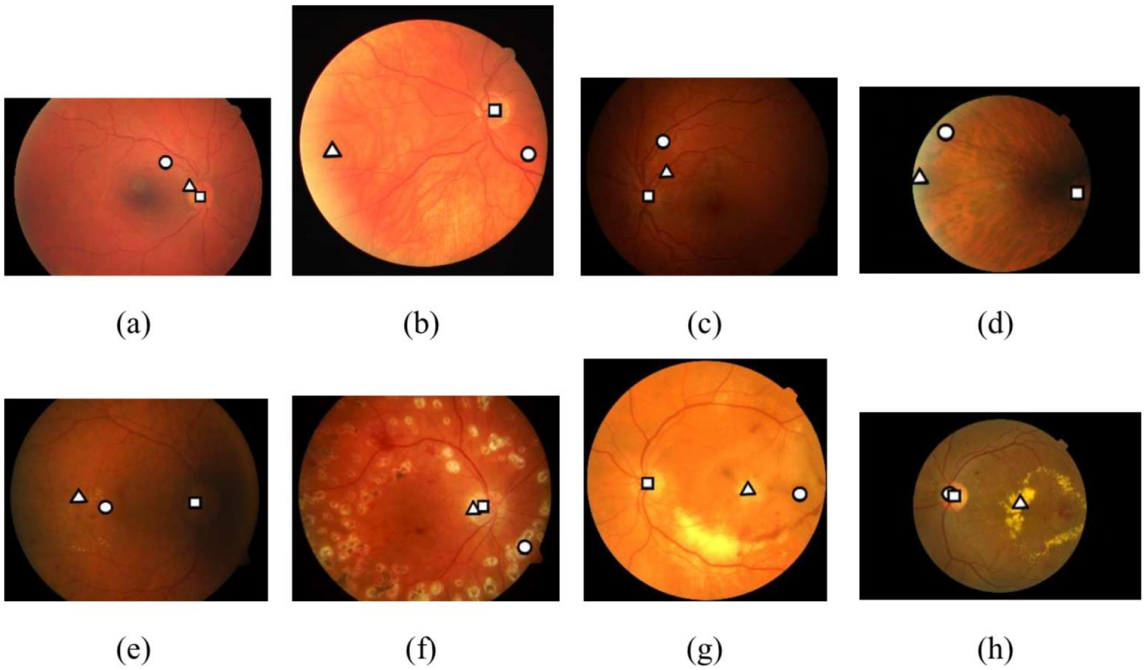
**ตารางที่ 9** การเปรียบเทียบระยะห่างระหว่างค่าเฉลี่ย pixels ของวิธีการแปลหลายภาษาในชุดข้อมูลหลายชุด

| Algorithms | Class | DIARETDB0 | DIARETDB1 | MESSIDOR | ROC | E-OPHTHA | HRF | ARIA |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Dehghani (2012) | NI | 73.11 | 65.52 | 90.44 | 153.81 | 81.42 | 503.62 | 89.21 |
| | PI | 37.63 | 33.87 | 124.65 | 183.82 | 89.41 | 421.22 | 100.57 |
| | All | 68.47 | 61.25 | 95.43 | 157.42 | 83.47 | 496.29 | 93.74 |
| Alshayeji (2017) | NI | 41.92 | 46.46 | 144.50 | 48.34 | 99.04 | 81.97 | 24.48 |
| | PI | 212.18 | 114.41 | 375.99 | 106.72 | 492.64 | 76.63 | 66.67 |
| | All | 64.19 | 55.62 | 178.26 | 55.34 | 199.84 | 81.50 | 41.29 |
| **Proposed Method** | NI | 21.85 | 22.92 | 16.99 | 21.44 | 23.21 | 81.21 | 19.01 |
| | PI | 79.98 | 23.30 | 56.89 | 25.70 | 54.15 | 44.36 | 84.48 |
| | All | 29.45 | 22.97 | 22.81 | 21.95 | 31.13 | 77.93 | 45.10 |

ขั้นตอนวิธีทั้งหมดได้รับการทดสอบกับระบบคอมพิวเตอร์โดยมีรายละเอียดดังนี้ Intel (R) Core (TM) i7-7700HQ, CPU 2.80GHz, RAM 24GB โดยขั้นตอนวิธีที่เรานำเสนอและวิธีการ The Gravitation Law (GL) ถูกเขียนโดยภาษา Python ส่วนวิธีการ Histogram Matching (HM) นั้นถูก

เขียนโดยภาษา Matlab เวลาคำนวณโดยเฉลี่ยสำหรับการระบุตำแหน่งจานประสาทตา (Optic Disc) ความหนาแน่นจุดศูนย์กลางวงกลม (Circle Center Densities: CCD), Histogram Matching (HM) และ The Gravitation Law (GL) คือ 26.01, 51.23 และ 9.19 วินาทีต่อภาพตามลำดับ

ในงานวิจัยนี้เราไม่ได้มุ่งเน้นไปที่ความซับซ้อนของเวลาในการคำนวณของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอเนื่องจากการวัดความเร็วขึ้นอยู่กับปัจจัยด้านสิ่งแวดล้อมและการกำหนดค่าต่าง ๆ อย่างไรก็ตามประสิทธิภาพความซับซ้อนของเวลาหรือเวลาทำงานของขั้นตอนวิธีที่เราเสนอนั้นเป็นที่ยอมรับ ซึ่งเราวางแผนที่จะปรับวิธีการที่นำเสนอให้เหมาะสมในอนาคต




**ภาพที่ 4 - 3** ตัวอย่างการแสดงตำแหน่งผลลัพธ์ของ จานประสาทตา ด้วยภาพที่มีความท้าทาย ภาพ a-j เป็นผลลัพธ์ที่ถูกต้องโดยใช้ขั้นตอนวิธีที่เราเสนอ ส่วน ภาพ k และ ภาพ l เป็นกรณีของการตรวจจับที่ผิดพลาด ในภาพตัวอย่าง เครื่องหมายสี่เหลี่ยมเป็นผลลัพธ์ตำแหน่งขอขั้นตอนวิธีที่เราเสนอ เครื่องหมายวงกลมเป็นผลลัพธ์ตำแหน่งของขั้นตอนวิธี Historgram Matching (HM) และเครื่องหมายสามเหลี่ยมเป็นผลลัพธ์ตำแหน่งของขั้นตอนวิธี The Gravitation Law (GL)

ภาพที่4-3 แสดงตำแหน่งผลลัพธ์ของจานประสาทตาในภาพที่มีความท้าทายซึ่งวิธีการที่เราเสนอสามารถสร้างผลลัพธ์ที่ถูกต้อง ส่วนภาพที่ 4-3(a) และ 4-3(b) เป็นภาพจอประสาทตาที่มีโทนสีแดงสูงดังนั้น จานประสาทตา มีความ low contrast ในแชนเนิลสีแดง อย่างไรก็ตาม TPCL ที่สร้างขึ้นจะมีรูปร่างเป็นวงกลมเฉพาะที่ตำแหน่ง จานประสาทตา ภาพที่ 4-3(c) และ ภาพที่ 4-3(d) แสดงให้เห็นว่าความกว้างของมุมของการมองเห็น (Field of View : FOV) มีความมืดและมีเงาที่ตำแหน่งจานประสาทตา ภาพที่4-3(d) จานประสาทตายังมีรูปร่างไม่สมบูรณ์ดังลักษณะที่ปรากฏในขอบเขตความกว้างของมุมของการมองเห็น (Field of View : FOV) ภาพที่ 4-3(e) เป็นกรณีที่จานประสาทตาที่มีความคมชัดต่ำแม้ว่าจะมีการสร้างภาพ TPCLs ใน 4-3(c-e) เพิ่มเนื่องจากความมืดและความ

คมชัดต่ำที่จานประสาทตา การตรวจจับความหนาแน่นจุดศูนย์กลางวงกลม (Circle Center Densities : CCD) พบว่ามีความสว่างเล็กน้อยของรูปร่างวงกลม ภาพที่ 4-3((f) เป็นภาพจอประสาทตาซึ่งได้รับการบำบัดด้วยวิธี laser burns จุดสีขาวเป็นแผลเป็นจากการรักษาซึ่งทำให้เกิดแผลเป็นขนาดกลางและขนาดเล็กจำนวนมาก อย่างไรก็ตามขั้นตอนวิธีของเราสามารถจำแนกขนาดวงกลมดังนั้นการทำงานแบบ Gaussian ทำให้วัตถุเล็กเรียบและยับยั้งการปรากฏของวงกลมที่ไม่คาดคิดในชุด TPCL ในกรณีที่ความผิดปกติมีสีที่สว่างกว่า จานประสาทตา ภาพที่ 4-3(g) มีสองตำแหน่งที่ผิดปกติสว่างซึ่งเป็นรูปทรงที่ไม่เป็นวงกลมและเป็นวงกลม

**4.3 ผลลัพธ์การแบ่งส่วน Optic Disc และ Cup**

ในการประเมินขั้นตอนวิธีที่เสนอ เราประเมินประสิทธิภาพของวิธีการที่เรานำเสนอโดยใช้ตัวบ่งชี้สามตัวซึ่งคล้ายกับการวัดข้อผิดพลาดในงานวิจัยของ Zilly et al (2017)

F-score (F) ถูกคำนวณเป็น harmonic mean ของความแม่นยำและการเรียกคืน

$$F = 2\frac{Precision.Recall}{Precision+Recall} \tag{7}$$

$$Precision = \frac{tp}{tp+fp}\ , Recall = \frac{tp}{tp+fn} \tag{8}$$

โดยที่ $tp$, $fp$ และ $fn$ เป็นจำนวนจริงของ true positive, false positive และ false negative ตามลำดับ โดยค่า F ที่อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 จะแสดงถึงประสิทธิภาพที่ดีขึ้น

The overlap measurement (S) is defined as :

$$S = \frac{Area(G \cap A)}{Area(G \cup A)} \tag{9}$$

โดยที่ G และ A คือภาพเฉลย และขั้นตอนวิธีของการแบ่งส่วน

ข้อผิดพลาดการ จำกัด ขอบเขต (B) คือระยะห่างระหว่างพื้นที่ที่คำนวณ ข้อผิดพลาดการ จำกัด ขอบเขต (B) คือระยะห่างระหว่างขอบเขตของพื้นที่ที่คำนวณและตัวชี้วัดภาพเฉลยสำหรับการกำหนดขอบเขต

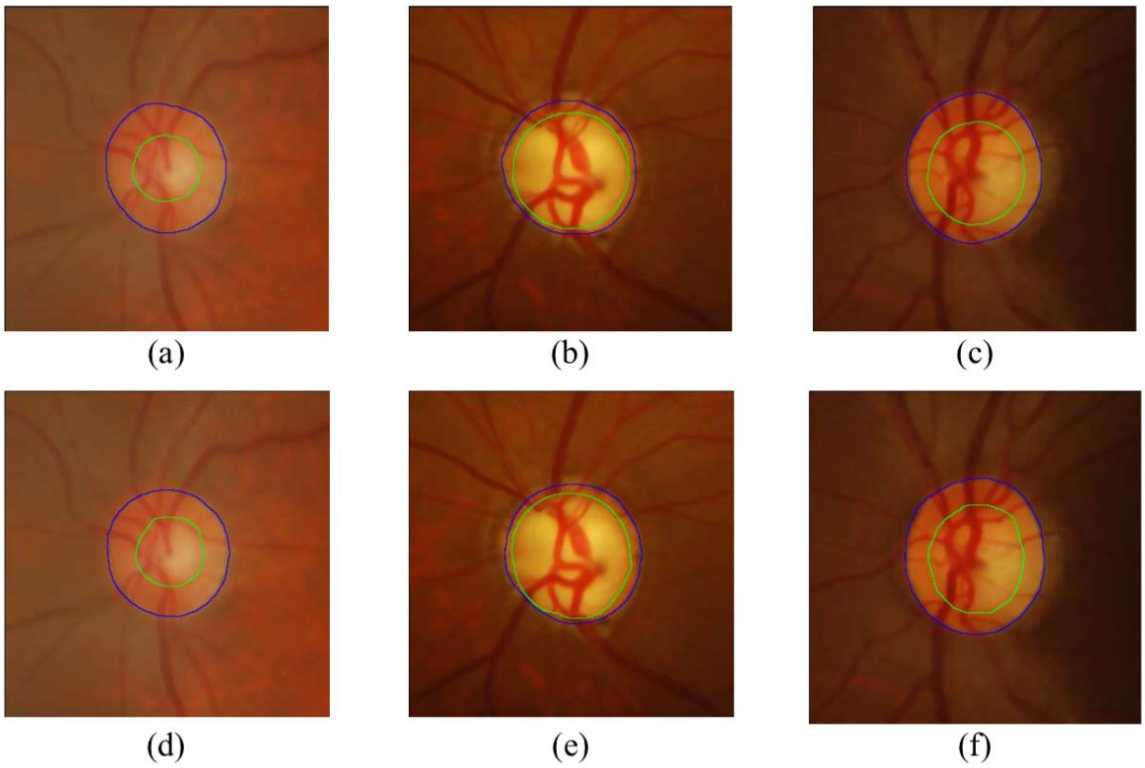
$$B = \frac{1}{N}\sum_{n-1}^{N-1}\sqrt{|d_G^n - d_A^n|^2} \quad (10)$$

$d_G^n$ และ $d_A^n$ เป็นระยะทางจาก ศูนย์กลางถ้วยประสาทตา ไปยัง จุดบนภาพเฉลยและขอบเขตขั้นตอนวิธี ตามลำดับ ทิศทางเชิงมุมถูกจัดทำดัชนีโดย $n$ และกำหนดค่าเป็น 24 ในงานนี้เทียบเคียงได้กับงานวิจัย Zilly et al (2017)

ตารางที่ 10 แสดงผลลัพธ์ประสิทธิภาพเปรียบเทียบกับ the supervised meth จานประสาทตาs (Zilly et al., 2017) ด้วยชุดข้อมูลที่เหมือนกัน ดังในรายงาน เขาเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับ Wong et al (2008), Joshi et al (2011), Xu et al (2014), Cheng et al (2013).จะเห็นได้ว่าผลลัพธ์ของเราดีกว่าถึงแม้ว่าวิธีการที่เรานำเสนอนั้นเป็นวิธีการแบบ unsupervised ประสิทธิภาพของ F และ S นั้นดีกว่าการวิจัยของ Zilly (2017).อย่างไรก็ตาม ตัวบ่งชี้ B ต่ำกว่าวิธีที่นำมาเปรียบเทียบ

ตารางที่ 10 แสดงผลลัพธ์การแบ่งส่วน ถ้วยประสาทตา ในแง่ของ F-score, overlap และ boundary distance โดยจะแสดงความผิดพลาดของขอบเขตเป็น pixel

| **Method / Indicator** | Optic Disc | | | Optic Cup | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | F | S | B | F | S | B |
| *Xu et al. (2014)* | - | - | - | 79.1 | 76.8 | 13.7 |
| *Joshi et al. (2011)* | 96 | 90.1 | 11.1 | 84 | 78.4 | 11.1 |
| *Wong et al. (2008)* | 91.1 | 83.9 | 14.8 | 77.1 | 76.3 | 16.7 |
| *Cheng et al. (2013)* | 92.1 | 85.1 | 12.9 | 78.9 | 77.1 | 14.7 |
| *Aquino et al. (2009)* | 93.2 | 86.1 | 12.3 | - | - | - |
| *Zilly et al. (2017)* | **97.3** | **91.4** | **9.9** | 87.1 | 85 | **10.2** |
| *Proposed Method* | 91.9 | 85.2 | 13.8 | **87.7** | **86.2** | 12.3 |




ภาพที่ 4 - 4 ภาพ (a-c) คือกรณีความแม่นยำสูงซึ่งเป็นผลลัพธ์ของขั้นตอนวิธีที่เรานำเสนอ และ ภาพ (d-f) คือภาพเฉลยของผู้เชี่ยวชาญ

เพื่อแสดงผลลัพธ์กราฟฟิก ภาพที่ 4-4 แสดงผลการแบ่งส่วนถ้วยประสาทตาซึ่งมีสีฟ้าและสีเขียวเป็นตัวกำหนดขอบเขตของจานประสาทตา และ ถ้วยประสาทตา ภาพเปรียบเทียบผลลัพธ์ขั้นตอนวิธีที่เสนอกับภาพเฉลย กรณีที่ผลลัพธ์มีความแม่นยำสูงจะปรากฏอย่างชัดเจนในภาพที่ 4-4 ถึงแม้ว่าขอบเขตถ้วยประสาทตาจะมีคอนทราสต์ต่ำ

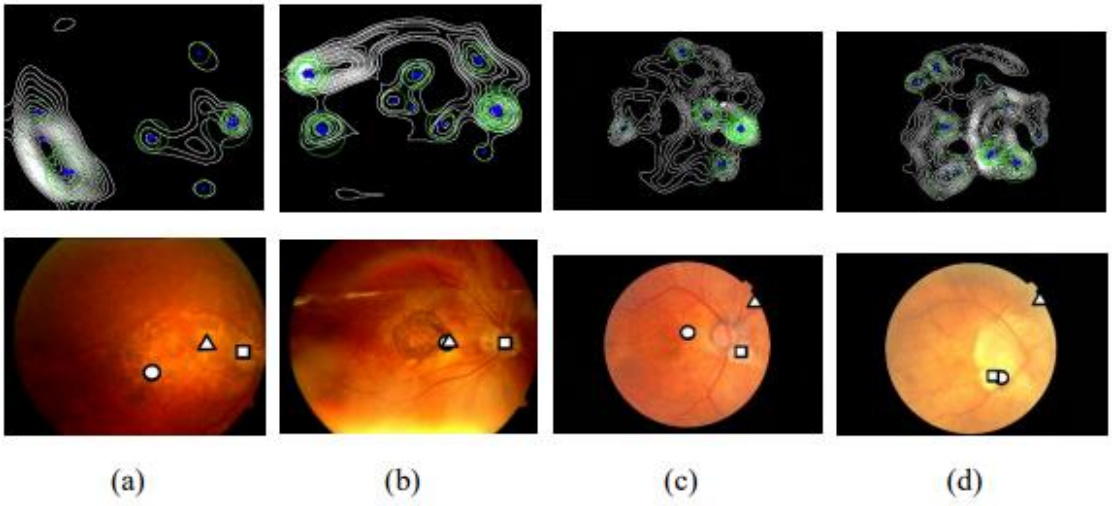
# บทที่ 5

# อภิปรายและสรุปผลการทดลอง

## 5.1 อภิปรายผลการทดลอง

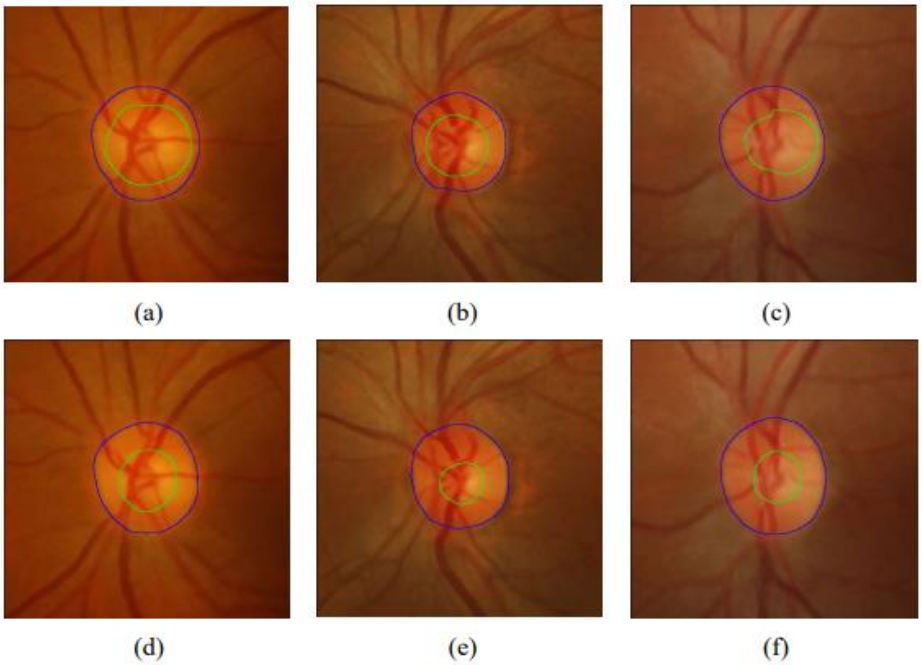
ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอมีอัตราความแม่นยำที่สูง อย่างไรก็ตามขั้นตอนวิธีที่นำเสนอยังมีการทำงานที่ผิดปกติในบางกรณี ดังรูปภาพ 5-1(a) แสดงความสว่างที่ผิดปกติใกล้กับศูนย์กลางซึ่งระดับความสว่างใกล้เคียงกับจานประสาทตา แม้ว่าจำนวนของ TPCL ที่ตำแหน่งของจานประสาทตา ต่ำกว่าภูมิภาคอื่นแต่มีความกลมที่สูงกว่าซึ้งให้ผลลัพธ์ที่ถูกต้อง และภาพที่5-1(b) แสดงกรณีที่ความสว่างมีความแปรปรวนเกือบทั้งหมดของพื้นที่ ความกว้างของมุมของการมองเห็น (Field of View : FOV) ซึ่งรวมถึงความผิดปกติทั้งความมืดและความสว่าง อย่างไรก็ตาม ความหนาแน่นจุดศูนย์กลางวงกลม (Circle Center Densities : CCD) หาตำแหน่ง จานประสาทตา โดยใช้ข้อมูลรูปร่างของที่ TPCL สร้างขึ้น ในทางกลับกันวิธีการ Histogram Matching (HM) และ The gravitational law มีข้อผิดพลาดในการตรวจจับเนื่องจากความสว่างมีความความแปรปรวนและคล้ายคลึงกัน

ชุดข้อมูลภาพจอประสาทตานั้นมีขนาดใหญ่และมีความหลากหลาย จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าขั้นตอนวิธีที่นำเสนอให้ประสิทธิภาพที่ดีสำหรับภาพจอประสาทตาของผู้ป่วยเบาหวาน ต้อหิน และโรคจุดภาพชัดที่จอตาเสื่อมในผู้สูงอายุ อย่างไรก็ตามยังมีผลลัพธ์ที่เป็นเท็จในบางกรณีที่บางภาพไม่เป็นไปตามสมมติฐานที่ตั้งไว้ สีของจานประสาทตา ในภาพที่ 5-1(c) มีความคล้ายคลึงกับพื้นหลังของภาพจอประสาทตา นอกจากนี้ความสว่างที่มีความผิดปกติในวงกลม ดังนั้นชุด TPCL จึงประกอบไปด้วยรูปร่างแบบสุ่มที่ตำแหน่ง จานประสาทตา และรูปทรงวงกลมในภูมิภาคที่ผิดปกติความผิดปกติจำนวนมากในรูป 5-1(d) ซ้อนทับลักษณะของ จานประสาทตา ทำให้ไม่สามารถหารูปร่างของ จานประสาทตา ได้ มันป้องกันวิธีการจากการเริ่มต้นในขั้นตอนแรกของการสกัดลักษณะจานประสาทตา ซึ่งนำไปสู่ข้อผิดพลาดในการตรวจสอบ ในกรณีที่มีการเปลี่ยนแปลงของสีจอประสาทตาและ จานประสาทตา ถูกความสว่างถูกรบกวนอย่างรุนแรงเทคนิค Histogram Matching (HM) จะให้ผลลัพธ์ที่ผิดพลาดดังแสดงในภาพที่ 5-1(c) และ 5-1(d) ตามลำดับ นอกจากนี้มาสก์คงที่ที่กำหนดไว้ล่วงหน้ามีขนาดใหญ่กว่าอินพุต ความกว้างของมุมของการมองเห็น (Field of View : FOV) จริงดังนั้น The gravitational law (GL) จึงชี้ไปยังตำแหน่งข้อผิดพลาด




ภาพที่ 5 - 1 ตัวอย่างผลการ localization บริเวณจานประสาทตาในภาพที่มีความท้าทาย ภาพด้านบนของ (a-d) คือ TPCLs และ ความหนาแน่นจุดศูนย์กลางวงกลม (Circle Center Densities : CCD) ของภาพด้านล่าง ภาพด้านล่างของ (a) และ (b) เป็นผลลัพธ์ที่ถูกต้องโดยใช้อัลกอริทึมที่เราเสนอ (c) และ (d) เป็นกรณีของการตรวจจับที่ผิดพลาด เครื่องหมายสี่เหลี่ยม วงกลม และสามเหลี่ยมแสดงพื้นที่ของขั้นตอนวิธีที่เรานำเสนอคือ ความหนาแน่นจุดศูนย์กลางวงกลม (Circle Center Densities : CCD), Histogram Matching (HM) และขั้นตอนวิธี The gravitational law (GL)

ภาพที่ 5-2 แสดงผลลัพธ์ที่แย่ที่สุด วิธีที่นำเสนอได้รับการพัฒนาและออกแบบมาเพื่อตรวจจับขอบเขตความคมชัดต่ำ ในกรณีที่คุณสมบัติของถ้วยประสาทตามีความคมชัดและความสว่างต่ำ ภูมิภาคของถ้วยประสาทตาและจานประสาทตามีการเปลี่ยนแปลงเป็นพื้นที่ขนาดใหญ่และมีการไล่ระดับสีไม่เป็นที่ชัดเจนทำให้เกิดความล้มเหลว ดังนั้นผลลัพธ์ที่มีคุณภาพต่ำที่สุดจะแบ่งพื้นขนาดใหญ่เมื่อเทียบกับข้อมูลเฉลย




ภาพที่ 5 - 2 กรณีความแม่นยำต่ำสำหรับการแบ่งส่วน จานประสาทตา ซึ่ง (a-c) เป็นผลลัพธ์ของขั้นตอนวิธีที่เสนอและ (d-f) เป็นข้อมูลภาพเฉลยจากผู้เชี่ยวชาญ

## 5.2 สรุปผลการทดลอง

งานในวิจัยนี้มุ่งเน้นการแบ่งส่วนจานประสาทตาและถ้วยประสาทตาจากภาพถ่ายจอประสาทตา 2 มิติ ในสภาพแวดล้อมที่มีความซับซ้อนที่แตกต่างกัน สำหรับการหาตำแหน่งจานประสาทตา วิธีเชิงลักษณะปรากฏใหม่สำหรับการค้นหาแบบวงกลมจะใช้ในการประมาณตำแหน่งของตัวเลือกจาน แปลงความสว่างของภาพเป็นโดเมนการไล่ระดับสีและสร้างชุดขอบ The circular Hough transform ถูกนำมาใช้เพื่อตรวจสอบโครงสร้างวงกลมจากชุดเค้าร่าง หลังจากขั้นตอนนั้น ความหนาแน่นจุดศูนย์กลางวงกลม (Circle Center Densities : CCD) แสดงตำแหน่งของจานประสาทตาที่เป็นไปได้ Adaptive Gaussian histogram ถูกออกแบบมาเพื่อแบ่งส่วนของบริเวณความกว้างของมุมของการมองเห็น (Field of View : FOV) ขั้นตอนการเตรียมบางอย่างใช้เพื่อเพิ่มความสมดุลของเฉดสีและความเปรียบต่างของภาพ ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าวิธีการกำหนดตำแหน่งของจานประสาทตาที่เสนอสามารถกำหนดตำแหน่งของจานประสาทตาในเกือบทุกกรณี รวมถึงความคมชัดต่ำและหรือภาพจานประสาทตาที่สว่างปกติ, ภาพจอประสาทตาผิดปกติหรือภาพที่มีรอยโรค อย่างไรก็ตาม ยังพบข้อผิดพลาดในการตรวจจับที่เกิดขึ้นเมื่อความสว่างที่ผิดปกติมีรูปร่างเป็นวงกลมหรือรูปร่างจานประสาทตาถูกรบกวนอย่างมาก ในอนาคตวิธีการ vessel-based สามารถรวมกับงานนี้เพื่อปรับปรุงความถูกต้อง กรอบการประมาณคล้ายวงกลมมีส่วนร่วมเช่นกัน ระบบที่เรานำเสนอประกอบด้วยสามขั้นตอนหลัก ได้แก่ การกระจายวงกลม การตรวจจับวงกลมและการกระจายศูนย์กลางวงกลม สามารถบอกเป็นนัยได้ว่าขั้นตอนใด ๆ เหล่านั้นสามารถถูกแทนที่ด้วยขั้นตอนวิธีอื่น ๆ ที่มีวัตถุประสงค์คล้ายกัน การกระจายศูนย์วงกลมสามารถใช้ในเทคนิคการเรียนรู้

แบบมีผู้สอน ปัญหาในการวิเคราะห์ภาพจอประสาทตาก็คือการแยกหรือแบ่งส่วนจานประสาทตาจากภาพที่กำหนด สำหรับการแบ่งส่วนจานประสาทตาและถ้วยประสาทตา แสดงให้เห็นว่าวิธีการที่เรานำเสนอซึ่งอยู่บนพื้นฐานของการประมวลผล PS สามารถจับคู่กับคุณสมบัติของภาพเรตินาเพื่อทำการแบ่งส่วนจานประสาทตาและถ้วยประสาทตาอัตโนมัติ ใน PS ปัญหาการตรวจจับขอบเขตวงกลมถูกแปลงเป็นปัญหาการตรวจจับขอบแนวตั้งซึ่งมีความซับซ้อนต่ำกว่า รัศมีที่ต้องการและการดำเนินการเส้นรอบวงใน CS สามารถคำนวณได้อย่างรวดเร็วใน PS เป็นการดำเนินงานของเส้นตั้งฉาก เทคนิคนี้เหมาะสำหรับการวิเคราะห์ลักษณะทางกายวิภาคของเส้นเลือดจานประสาทตาและถ้วยประสาทตาในภาพถ่ายจอประสาทตา ประสิทธิภาพของวิธีการที่เสนอถูกประเมินด้วยชุดข้อมูลมาตรฐาน ผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นว่าขั้นตอนวิธีที่เสนอนั้นให้ประสิทธิภาพที่ดีกว่าสำหรับการวัด F-score และการทับซ้อนกว่าวิธีอื่น ๆ อย่างไรก็ตาม การกำหนดตำแหน่งขอบเขตมีข้อผิดพลาดสูง ในการวิจัยนี้ ไม่เน้นความซับซ้อนของเวลาในการคำนวณของขั้นตอนวิธีที่เสนอ อย่างไรก็ตาม งานวิจัยนี้ประสิทธิภาพความซับซ้อนของเวลาหรือเวลาทำงานของขั้นตอนวิธีที่เราเสนอนั้นเป็นที่ยอมรับ จะใช้เวลาน้อยกว่าหนึ่งนาทีสำหรับแต่ละภาพที่นำเข้า ผู้วิจัยได้วางแผนที่จะปรับวิธีการที่เสนอให้เหมาะสมในอนาคตอันใกล้ นอกจากนี้การตรวจจับข้อผิดพลาดอาจแก้ไขได้ด้วยการรวมกันของการวิเคราะห์สภาพแวดล้อมอื่น ๆ สุดท้ายเราหวังว่างานวิจัยนี้จะเป็นแรงบันดาลใจสำหรับการแก้ปัญหาอื่น ๆ ในสถานการณ์ที่คล้ายคลึงกัน

### 5.3 งานที่จะทำต่อในอนาคต

งานวิจัยในครั้งนี้นำเสนอการแก้ปัญหาและขั้นตอนวิธีที่สามารถเป็นแรงบันดาลใจสำหรับการแก้ปัญหาอื่น ๆ ในสถานการณ์ที่คล้ายคลึงกันอาจมีการศึกษาเพิ่มเติมต่อไปนี้:

1. การคำนวณ Cup-to-disc ratio
2. การหาตำแหน่งจานประสาทตาจากการรวมกันของหลอดเลือด
3. การตรวจจับความสว่างที่ผิดปกติ
4. แทนที่หรือปรับปรุงแต่ละขั้นตอนการตรวจหาคล้ายวงกลมโดยเทคนิคที่มีศักยภาพอื่น ๆ
5. การตรวจจับแบบเส้น
6. การวิเคราะห์เวกเตอร์ใน PS
7. เทคนิคการเรียนรู้แบบมีผู้สอนใน PS

# บรรณานุกรม

A.A.H.A.R. Youssif, A.Z. Ghalwash, & A.A.S.A. Ghoneim. (2008). Optic Disc Detection From Normalized Digital Fundus Images by Means of a Vessels' Direction Matched Filter. Medical Imaging, IEEE Transactions, 27(1), 11-18.

A. Aquino, M.E. Gegúndez, & D. Maŕın. (2009). Automated Optic Disc Detection in Retinal Images of Patients with Diabetic Retinopathy and Risk of Macular Edema. International Journal of Biological & Life Sciences, 3(12), 353-358.

A. Chakravarty & J. Sivaswamy. (2014). Coupled Sparse Dictionary for Depth-based Cup Segmentation from Single Color Fundus Image. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 747-754.

A. Dehghani, H.A. Moghaddam, & M.S. Moin. (2012). Optic Disc Localization in Retinal Images using Histogram Matching. Journal on Image and Video Processing.

A. Hoover & M. Goldbaum., Locating the Optic Nerve in a Retinal Image Using the Fuzzy Convergence of the Blood Vessels. Medical Imaging, IEEE Transactions, 22(8), 951-958, 2003.

A. Issac, M. Parthasarthi, & M.K. Dutta. (2015), An Adaptive Threshold Based Algorithm for Optic Disc and Cup Segmentation in Fundus Images. The Proceedings of 2nd International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN), 143-147.

Aria-database.com, (2014). The Aria Database - Home. Retrieved from http://www.aria-database.com/

A. Sevastopolsky. (2017). Optic Disc and Cup Segmentation Methods for Glaucoma Detection with Modification of U-Net Convolutional Neural Network. Pattern Recognition and Image Analysis, 27(3), 618-624.

A. Singh, M.K. Dutta, M. ParthaSarathi, V. Uher, & R. Burget. (2016). Image Processing based Automatic Diagnosis of Glaucoma using Wavelet Features of Segmented Optic Disc from Fundus Image. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 124, 108-120. C. Duanggate, B. Uyyanonvara, S. S. Makhanov,

S. Barman, & T. Williamson (2011). Parameter-free optic disc detection, Computerized Medical Imaging and Graphics, 35, 51-63.

B. Gui, R. Shuai, & P. Chen. (2018), Optic disc localization algorithm based on improved corner detection, Procedia Computer Science, 131, 311-319.

BrightFocus Foundation (2012), BMI classification, (online). https://www.brightfocus.org/glaucoma/article/glaucoma-facts-figures

C.M. Tarbert, I.A. Livingstone, & A.J. Weir. (2014), Assessment of Visual Impairment in Stroke Survivors. The Proceedings of 36th Annual International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2185-2188.

C. Muramatsu, T. Nakagawa, A. Sawada, Y. Hatanaka, T. Hara, T. Yamamoto, & H. Fujita. (2011). Automated Segmentation of Optic Disc Region on Retinal Fundus Photographs: Comparison of Contour Modeling and Pixel Classification Methods. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 101(1), 23-32.

C. Pereira, L. Gonalves, & M. Ferreira. (2013). Optic disc detection in color fundus images using ant colony optimization. Medical and Biological Engineering and Computing, 51(3), 295-303.

Craig Blackwell, MD Ophthalmology, (2018, January 18). Eye Photo Gallery. Retrieved from http://www.blackwelleyesight.com/eye-photos/

C. Sinthanayothin, J.F. Boyce, H.L. Cook, & T.H. Williamson. (1999). Automated localization of the optic disc, fovea, and retinal blood vessels from digital colour fundus images. British Journal of Ophthalmology, 83(8), 902-910.

D. Niu, P. Xu, C. Wan, J. Cheng, & J. Liu. (2017), Automatic Localization of optic disc based on deep learning in fundus images, The 2017 IEEE 2nd International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP), 208-212.

D. Welfer, J. Scharcanski, C.M. Kitamura, M.M.D. Pizzol, L.W.B. Ludwig, & D.R. Marinho. (2010). Segmentation of the optic disk in color eye fundus images using an adaptive morphological approach. Computers in Biology and Medicine, 40(2), 124-137.

D. W. K. Wong, J. Liu, J.H. Lim, X. Jia, F. Yin, H. Li, & T. Y. Wong. (2008). Level set based automatic cup to disc ratio determination using retinal fundus images in argali. 30th Annual International IEEE EMBS Conference, 136-143.

E. Decencire, G. Cazuguel, X. Zhang, G. Thibault, J.C. Klein,F.Meyer, B. Marcotegui, G. Quellec, M. Lamard, R. Danno, D. Elie, P. Massin, Z. Viktor, A. Erginay, B. La, & A. Chabouis. (2013). Teleophta: Machine learning and image processing methods for teleophthalmology, IRBM, 34(2), 196-203.

F. ter Haar., (2004). Automatic Localization of the Optic Disc in Digital Colour Images of the Human Retina. M.S. Thesis in Computer Science, Utrecht University.

G.D. Joshi, J. Sivaswamy, & S.R. Krishnadas. (2011). Optic Disk and Cup Segmentation From Monocular Color Retinal Images for Glaucoma Assessment. IEEE Transactions on Medical Imaging. 30(6), 1192-1205.

G.D. Joshi, J. Sivaswamy, K. Karan, & SR. Krishnadas (2010), Optic disk and cup boundary detection using regional information, The Proceedings of IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro, 948-951.

G.D. Joshi, J. Sivaswamy, & S.R. Krishnadas. (2012). Depth Discontinuity-Based Cup Segmentation From Multiview Color Retinal Images, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 59(6), 1523-1531.

G.D. Joshi, J. Sivaswamy, K. Karan, R. Prashanth, & S.R. Krishnadas. (2010), Vessel bend-based cup segmentation in retinal images, The Proceedings of 20th International on Pattern Recognition (ICPR), 2536-2539.

Glaucoma Research Foundation. (2009), Understanding Glaucoma, Understanding And Living With Glaucoma, 2-4.

H.K. Hsiao, C.C. Liu, C.Y. Yu, S.W. Kuo, & S.S. Yu. (2012). A novel optic disc detection scheme on retinal images. Expert Systems with Applications, 39(12), 10600-10606.

I. Soares, M. Castelo-Branco, & A.M.G. Pinheiro. (2015). Optic Disk Localization in Retinal Images based on Cumulative Sum Fields. IEEE J Biomed Health Inform,1-12.

J. Cheng, J. Liu, Y. Xu, F. Yin, D.W.K. Wong, N.M. Tan, D. Tao, C.Y. Cheng, T. Aung, & T.Y. Wong. (2013). Superpixel Classification Based Optic Disc and Optic Cup Segmentation for Glaucoma Screening. IEEE Transactions on Medical Imaging, 32(6), 1019-1032.

J.G. Zilly, J.M. Buhmann, & D. Mahapatra. (2017). Glaucoma detection using entropy sampling and ensemble learning for automatic optic cup and disc segmentation, Computerized Medical Imaging and Graphics, 55, 28-41.

J.G. Zilly, J.M. Buhmann, & D. Mahapatra. (2015), Boosting Convolutional Filters with Entropy Sampling for Optic Cup and Disc Image. International Workshop on Machine Learning in Medical Imaging, 136-143.

J. Liu, D.W.K. Wong, J.H. Lim, X. Jia, F. Yin, H. Li, W. Xiong, & T. Y. Wong (2008), Optic cup and disk extraction from retinal fundus images for determination of cup-to-disc ratio, The Proceedings of 3rd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications(ICIEA), 1828-1832.

J. Odstrcilik, R. Kolar, A. Budai, J. Hornegger, J. Jan, J. Gazarek, T. Kubena, P. Cernosek, O. Svoboda, & E. Angelopoulou. (2013). Retinal Vessel Segmentation by Improved Matched Filtering: Evaluation on a New High-Resolution Fundus Image Database, IET Image Processing, 7(4), 373 - 383.

J. Rahebi & F. Hardala. (2016). A new approach to optic disc detection in human retinal images using the firefly algorithm. Medical and Biological Engineering and Computing, 54(2), 453-461.

J. Sivaswamy, S.R. Krishnadas, G.D. Joshi, M. Jain, & A.U.S. Tabish. (2014). Drishti-GS: Retinal image dataset for optic nerve head (ONH) segmentation. Biomedical

Imaging (ISBI), 2014 IEEE 11th International Symposium.

J. Sun, F Luan, & H. Wu. (2015), Optic Disc Segmentation by Balloon Snake with Texture from Color Fundus Image, The Proceedings of Hindawi Transactions on International Journal of Biomedical Imaging, 2015, 14.

K.W. Tobin, E. Chaum, V.P. Govindasamy, & T.P. Karnowski. (2007). Detection of anatomic structures in human retinal imagery. IEEE Transactions on Medical Imaging, 26(12), 1729-1739.

M. Alshayeji, S.A. Al-Roomi, & S. Abed. (2017). Optic disc detection in retinal fundus images using gravitational law based edge detection, Medical and Biological Engineering and Computing, 935-948.

M.D. Saleh, N.D. Salih, C. Eswaran, & J. Abdullah. (2014). Automated Segmentation of Optic Disc in Fundus Images. Signal Processing & its Applications (CSPA), IEEE 10th International Colloquium, 145-150.

M.E. Giardini, I.A. Livingstone, S. Jordan, N.M. Bolster, T. Peto, M. Burton, & A. Bastawrous. (2014), A Smartphone Based Ophthalmoscope, The Proceedings of 36th Annual International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2177-2180.

M. Foracchia, E. Grisan, & A. Ruggeri. (2004). Detection of Optic Disc in Retinal Images by Means of a Geometrical Model of Vessel Structure. Medical Imaging, IEEE Transactions, 23(10), 1189-1195.

M. Mookiah, U. Acharya, V. Chandran, R. Martis, J. Tan, J. Koh, C. Chua, L. Tong, & A. Laude. (2015). Application of higher order spectra for automated grading of diabetic maculopathy, Medical and Biological Engineering and Computing, 53(12), 3546-3549.

M. Niemeijer, B.V. Ginneken, M.J. Cree, A. Mizutani, G. Quellec, C.I. Sanchez, B. Zhang, R. Hornero, M. Lamard, C. Muramatsu, X. Wu, G. Cazuguel, J. You, A. Mayo, Q. Li, Y. Hatanaka, B. Cochener, C. Roux, F. Karray, M. Garcia, H. Fujita, & M.D. Abramoff. (2010). Retinopathy Online Challenge: Automatic Detection of Microaneurysms in Digital Color Fundus Photographs, IEEE Transactions on

Medical Imaging, 29(1), 185-195.

M. Park, J.S. Jin, & S. Luo. (2006). Locating the Optic Disc in Retinal Images, International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualisation, 141-145.

M.U. Akram, A. Khan, K. Iqbal, & W.H. Butt. (2010). Retinal Images: Optic Disk Localization and Detection. Image Analysis and Recognition, 7th International Conference, 6112, 40-49.

N.C. Mithun, S. Das, & S.A. Fattah. (2014). Automated Detection of Optic Disc and Blood Vessel in Retinal Image Using Morphological, Edge Detection and Feature Extraction Technique. International Conference on Computer and Information Technology (ICCIT), 98-103.

N.M. Tan, Y. Xu, W.B. Goh, & J. Liu. (2015). Robust multi-scale superpixel classification for optic cup localization. Computerized Medical Imaging and Graphics, 40, 182-193.

N. Muangnak, P. Aimmanee, & S. Makhanov. (2017). Automatic optic disk detection in retinal images using hybrid vessel phase portrait analysis. Medical and Biological Engineering and Computing, 1-16.

N. Muangnak, P. Aimmanee, S. Makhanov, & B. Uyyanonvara. (2015). Vessel transform for automatic optic disk detection in retinal images. IET Image Processing,9(9), 743-750.

N. Sinha & R.V. Babu. (2012). Optic disk localization using L1 minimization. Image Processing (ICIP), 19th IEEE International Conference, 2829-2832.

O.D.M. Fingeret (2009), The Diagnosis of Glaucoma, The Glaucoma Handbook, 3-4.

R.A. Kamil, K.H. Al-Saedi, & RJ Al-Azawi. (2017). A novel approach for optic disc detection in RGB retinal fundus images. International Journal of Science and Research, 6(8), 1263-1268.

R.J. Qureshi, L. Kovacs, B. Nagy, B. Harangi, T. Peto, & A. Hajdu. (2012). Combining algorithms for automatic detection of optic disc and macula in fundus images. Computer Vision and Image Understanding, 116(1), 138-145.

R.M. Rangayyan, X. Zhu, F.J. Ayres, & A.L. Ells. (2010). Detection of the optic nerve head in fundus images of the retina with Gabor filters and phase portrait analysis.J. Digit. Imaging, 23(4), 438-453.

S. Abed, S.A. Al-Roomi, & M. Al-Shayeji. (2016). Effective optic disc detection method based on swarm intelligence techniques and novel pre-processing steps. Applied Soft Computing, 49(6), 146-163.

S.A. Ramakanth & R.V. Babu. (2013). OD-Match: PatchMatch based Optic Disk Detection. Computer Vision, Pattern Recognition, Image Processing and Graphics (NCVPRIPG), Fourth National Conference, 1-4.

S.A. Ramakanth & R.V. Babu. (2014). FeatureMatch: A General ANNF Estimation Technique and its Applications. IEEE Transactions on Image Processing, 23(5), 2193-2205.

S.F. Barrett, E. Naess, & T. Molvik. (2001). Employing the Hough transform to locate the optic disk. Biomedical Sciences Instrumentation, 81-86.

S. Lu. (2011). Accurate and Efficient Optic Disc Detection and Segmentation by a Circular Transformation. Medical Imaging, IEEE Transactions, 30(12), 2126-2133.

S. Lu & J.H. Lim. (2011). Automatic Optic Disc Detection From Retinal Images by a Line Operator. Biomedical Engineering, IEEE Transactions, 58(1), 3176-3179.

S. Sedai, P.K. Roy, D. Mahapatra, & R. Garnavi. (2016). Segmentation of optic disc and optic cup in retinal fundus images using shape regression. Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2016 IEEE 38th Annual International Conference.

S. Sekhar, W. Al-Nuaimy, & A.K. Nandi. (2008). Automatic localization of optic disc and fovea in retinal fundus. 16th European Signal Processing Conference.

T. Chaichana, S. Yoowattana, S. Tangjitkusolmun, S. Sookpotharom, & M. Sangworasil., “Edge Detection of the Optic Disc in Retinal Images Based on Identification of a Round Shape.” Communications and Information Technologies, ISCIT 2008. International Symposium, 670-674.

T. Kauppi, V. Kalesnykiene, J.-K. Kamarainen, L. Lensu, I. Sorri, H. Uusitalo, H. Kälviäinen, & J. Pietilä (2006). Diaretdb0: Evaluation Database and Methodology for Diabetic Retinopathy Algorithms.

T. Kauppi, V. Kalesnykiene, J.-K. Kamarainen, L. Lensu, I. Sorri, A. Raninen, R. Voutilainen, H. Uusitalo, H. Kälviäinen, & J. Pietilä. (2007). Diaretdb1 Diabetic Retinopathy Database and Evaluation Protocol, Conference on Medical Image Understanding and Analysis.

T. Nakagawa, Y. Hayashi, Y. Hatanaka, A. Aoyama, Y. Mizukusa, A. Fujita, M. Kakogawa, T. Hara, H. Fujita, & T. Yamamoto. (2006). Recognition of Optic Nerve Head Using Blood-Vessel-Erased Image and Its Application to Production of Simulated Stereogram in Computer-Aided Diagnosis System for Retinal Images. The Proceedings of IEICE TRANSACTIONS on Information and Systems, J89-D,
2491-2501.

T. Walter, J.C. Klein, P. Massin, & A. Erginay. (2002). A contribution of image processing to the diagnosis of diabetic retinopathy detection of exudates in color fundus images of the human retina. IEEE Transactions on Medical Imaging, 21(10), 1236-1243.

Wikipedia, (2018). Human eye. Retrieved from https://en.wikipedia.org/wiki/Human_eye

X. Zhu, R.M. Rangayyan, & A.L. Ells. (2010). Detection of the optic nerve head in fundus images of the retina using the hough transform for circles. J. Digit. Imaging, 23(3), 332-341.

X. Zhu & R.M. Rangayyan. (2008). Detection of the Optic Disc in Images of the Retina Using the Hough Transform. Engineering in Medicine and Biology Society,30th Annual International Conference of the IEEE, 3546-3549.

Y. Hatanaka, A. Noudo, C. Muramatsu, A. Sawada, T. Hara, T. Yamamoto, & H. Fujita. (2011). Automatic Measurement of Cup to Disc Ratio Based on Line Profile Analysis in Retinal Images. The Proceedings of 33rd Annual International

Conference on Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS), Boston, Massachusetts USA, 3387-3390.

Y. Hatanaka, Y. Nagahata, C. Muramatsu, S. Okumura, K. Ogohara, A. Sawada, K.Ishida, T. Yamamoto & H. Fujita. (2014), Improved Automated Optic Cup Segmentation Based on Detection of Blood Vessel Bends in Retinal Fundus Images, The Proceedings of 36th Annual International Conference on Engineering in Medicine
and Biology Society (EMBC), 126-129

Y. Xu, L. Duan, S. Lin, X. Chen, D.W.K. Wong, T.Y. Wong, & J. Liu. (2014). Optic Cup Segmentation for Glaucoma Detection Using Low-Rank Superpixel Representation. International Conference on Medical Image Computing and Computer- Assisted Intervention, 788-795.

Z. Fan, Y. Rong, X. Cai, J. Lu, W. Li, H. Lin, & X. Chen. (2017). Optic Disk Detection in Fundus Image Based on Structured Learning. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, PP( 99), 1-12.

Z. Gu, S. Jiang, J. Lee, J. Xie, J. Cheng, & J. Liu. (2018), Automatic localization of optic disc using modified U-Net, The 2018 International Conference on Control and Computer Vision, 79-83.

Z. Zhang, J. Liu, N.S. Cherian, Y. Sun, J.H. Lim, W.K. Wong, N.M. Tan, S. Lu, H. Li, & T.Y. Wong. (2009), Convex Hull Based Neuro-Retinal Optic Cup Ellipse Optimization in Glaucoma Diagnosis, The Proceedings of 31st IEEE Annual International Conference on the IEEE EMBS Minneapolis, Minnesota, USA, 1441-1444.