

การแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา  
ด้วยแบบจำลอง SeqNet ร่วมกับการปรับปรุงคุณภาพสี

RETINAL VESSEL SEGMENTATION AND VEIN/ARTERY CLASSIFICATION BY  
PRE PROCESSING AND SEQNET MODEL



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต  
สาขาวิชาวิศวกรรมสารสนเทศ  
คณะวิศวกรรมศาสตร์  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง  
พ.ศ. 2564

KMITL-2021-EN-M-230-027

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

RETINAL VESSEL SEGMENTATION AND VEIN/ARTERY CLASSIFICATION BY  
PRE PROCESSING AND SEQNET MODEL



A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT  
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF  
MASTER OF ENGINEERING IN INFORMATION ENGINEERING  
SCHOOL OF ENGINEERING  
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG  
2021

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

KMITL-2021-EN-M-230-027



COPYRIGHT 2021

SCHOOL OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์

การแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง  
ของภาพถ่ายจอประสาทตาด้วยแบบจำลอง SeqNet  
ร่วมกับการปรับปรุงคุณภาพสี

นักศึกษา

นาย กษิ เตียงหงษากุล

รหัสประจำตัว

62601051

ปริญญา

วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชา

วิศวกรรมสารสนเทศ

พ.ศ.

2564

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

รศ.ดร. อรรถสิทธิ์ หล้าสกุล

### บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้เสนอการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตาแบบอัตโนมัติ ด้วยแบบจำลอง SeqNet ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเต็มรูป (Fully convolutional neural networks) ร่วมกับการปรับปรุงคุณภาพสีของภาพถ่ายจอประสาทตา เพื่อช่วยเน้นความคมชัดของบริเวณที่เป็นเส้นเลือดภายในภาพ และลดสัญญาณรบกวนของภาพก่อนนำเข้าไปสู่แบบจำลอง SeqNet ทั้งในส่วนของเรียนรู้และทำนายผล ซึ่งช่วยให้การแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตาแบบอัตโนมัติมีประสิทธิภาพมากขึ้น วิธีการที่นำเสนอนี้ทดสอบกับชุดข้อมูล RITE ซึ่งเป็นชุดข้อมูลที่มีการศึกษากันอย่างแพร่หลาย ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดสอบการสกัดบริเวณที่เป็นเส้นเลือด มีค่าเฉลี่ยความแม่นยำ (Accuracy) และค่าความไว (Sensitivity) เท่ากับ 0.9742 และ 0.8236 ประสิทธิภาพเฉลี่ยในการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง มีค่าความแม่นยำ และค่าความไวที่ 0.9740 และ 0.7956 ตามลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

<b>Thesis</b>	Retinal Vessel Segmentation and Vein/Artery Classification by Pre-processing and SeqNet Model
<b>Student</b>	Mr. Kasi Tenghongsakul
<b>Student ID.</b>	62601051
<b>Degree</b>	Master of Engineering
<b>Program</b>	Information Engineering
<b>Year</b>	2021
<b>Thesis Advisor</b>	Assoc. Prof. Dr. Attasit Lasakul

## ABSTRACT

In this study, we propose an automatic vascular segmentation and vein/artery classification with the SeqNet model, which is a fully convolutional neural network. Together with retinal image enhancement to emphasize blood vessel within the image and reduces noise, both in the training and prediction stage of the SeqNet model, which makes blood vessel segmentation and classification of the veins and arteries from the retinal image more efficient. The presented method was tested against the RITE dataset, which is a widely studied database. The vascular extraction results achieved an average accuracy and sensitivity of 0.9742 and 0.8236. The average efficiency of the vein and artery classification had an accuracy of 0.9740 and a sensitivity of 0.7956

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วย ความกรุณาและความอนุเคราะห์จากท่านอาจารย์ที่ปรึกษา รศ.ดร. อรรถสิทธิ์ หล้าสกุล ที่ให้คำปรึกษา และคำแนะนำต่าง ๆ ในการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ รวมถึงมอบความรู้ให้แก่ข้าพเจ้า ๆ ขอขอบพระคุณเป็นอย่างยิ่ง

ขอขอบคุณท่าน รศ. บุญยชนะ ภูระหงษ์ ที่ให้ความช่วยเหลือต่าง ๆ ทั้งในเรื่องโอกาสทางการศึกษา และคำแนะนำในการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

ขอขอบคุณท่าน ดร. ไศศุรีย์ กาญจนสุรัตน์ ที่ให้คำแนะนำ และความช่วยเหลือต่าง ๆ รวมถึงมอบความรู้ และกำลังใจให้แก่ข้าพเจ้าในการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ตั้งแต่ต้นตลอดจนเสร็จสมบูรณ์

ขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา และครอบครัวของข้าพเจ้าที่ให้การอุปการะอบรมเลี้ยงดูตลอดจนส่งเสริมการศึกษา และให้กำลังใจแก่ข้าพเจ้าเป็นอย่างดี

ประโยชน์อันใดที่พึงได้จากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบเป็นกตัญญูแก่เวทีแต่บิดา มารดา และบูรพาจารย์ที่เคยอบรมสั่งสอน รวมทั้งผู้มีพระคุณทุกท่าน

กษิ เตียงหงษากุล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย .....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ .....	II
กิตติกรรมประกาศ .....	III
สารบัญ .....	IV
สารบัญตาราง .....	VII
สารบัญรูป .....	VIII
บทที่ 1 บทนำ .....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา .....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ .....	2
1.3 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย .....	2
1.4 ขอบเขตงานวิจัย .....	2
1.5 ขั้นตอนในการศึกษา .....	2
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง .....	4
2.1 จอประสาทตา (Retina) .....	4
2.1.1 โครงสร้างจอประสาทตา .....	5
2.2 ภาพดิจิทัล (Digital image) .....	7
2.2.1 ภาพขาวดำ (Binary image) .....	7
2.2.2 ภาพระดับสีเทา (Gray scale image) .....	8
2.2.3 ภาพสีแบบ RGB .....	8
2.3 ฮิสโตแกรมและคอนทราสต์ของภาพ .....	9
2.3.1 ฮิสโตแกรมของภาพ (Histogram) .....	9
2.3.2 คอนทราสต์ของภาพ (Contrast) .....	10
2.4 การประมวลผลภาพดิจิทัล (Digital image processing) .....	11
2.4.1 การดำเนินการทางเลขคณิตของภาพ (Image arithmetic) .....	11
2.4.2 การปรับปรุงความสว่างของภาพ (Contrast enhancement) .....	12
2.4.3 การแปลงเรขาคณิตของภาพ (Geometric transformation of image) .....	15
2.5 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network) .....	21
2.5.1 โครงสร้างของข่ายงานประสาทเทียม .....	22
2.5.2 การเรียนรู้ข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียม .....	24

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับใช้ในเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.5.3 กระบวนการแพร่ย้อนกลับ (Back propagation algorithm) .....	24
2.5.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolution neural network) .....	26
2.5.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเต็มรูป .....	28
2.5.6 แบบจำลอง IterNet .....	29
2.5.7 แบบจำลอง SeqNet .....	30
2.6 การวัดและการประเมินผลทางภาพ .....	30
2.7 ทบทวนวรรณกรรม .....	32
<b>บทที่ 3 วิธีการดำเนินการทดลอง .....</b>	<b>33</b>
3.1 บทนำ .....	33
3.2 การปรับปรุงคุณภาพสีของภาพถ่ายจอประสาทตา .....	34
3.3 การเรียนรู้ข้อมูลการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของแบบจำลอง SeqNet .....	34
3.3.1 การจัดเตรียมข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ .....	35
3.3.2 การเรียนรู้การแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพถ่ายจอประสาทตา .....	36
3.3.3 การเรียนรู้การจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา .....	37
3.4 การทำนายผลการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของแบบจำลอง SeqNet .....	38
3.4.1 การจัดเตรียมข้อมูลสำหรับการทำนายผล .....	39
3.4.2 การทำนายผลการแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพถ่ายจอประสาทตา .....	39
3.4.3 การทำนายผลการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา .....	40
3.5 การประเมินประสิทธิภาพการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา .....	42
3.6 การบันทึกเวลาประมวลผลการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงจอประสาทตาของวิธีการ .....	42
<b>บทที่ 4 ผลการทดลอง .....</b>	<b>43</b>
4.1 บทนำ .....	43
4.2 ฐานข้อมูลภาพถ่ายจอประสาทตา .....	43
4.3 ผลการปรับปรุงคุณภาพสีของภาพถ่ายจอประสาทตา .....	43

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้ท่านไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.4 ผลการเรียนรู้ข้อมูลการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของแบบจำลอง SeqNet .....	45
4.4.1 ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ .....	45
4.4.2 ผลการเรียนรู้การแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพถ่ายจอประสาทตา .....	48
4.4.3 ผลการเรียนรู้การจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา ..	49
4.5 ผลการทำนายการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของแบบจำลอง SeqNet .....	51
4.5.1 ข้อมูลสำหรับการทำนายผล .....	52
4.5.2 ผลการทำนายการแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพถ่ายจอประสาทตา .....	52
4.5.3 ผลการทำนายผลการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา .....	56
4.5.4 เวลาในการประมวลผลการทำนายการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา .....	61
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ .....	62
5.1 สรุปผลและวิจารณ์ผลการทดลอง .....	62
5.2 ข้อเสนอแนะ .....	63
บรรณานุกรม .....	64

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
4.1 ผลเปรียบเทียบการแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพจอประสาทตากับงานวิจัยอื่น .....	55
4.2 ผลเปรียบเทียบการจำแนกชนิดเส้นเลือดของภาพจอประสาทตากับงานวิจัยอื่น .....	60
4.3 เวลาที่ใช้ในการทำนายผลการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง.....	61



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 จอประสาทตา .....	4
2.2 ภาพตัดขวางโครงสร้างจอประสาทตา .....	6
2.3 เมทริกซ์จุดภาพของภาพดิจิทัล .....	7
2.4 ภาพขาวดำและค่าความสว่างของแต่ละจุดภาพ.....	7
2.5 ภาพระดับสีเทา และค่าความเข้มแสงของแต่ละจุดภาพ .....	8
2.6 ภาพสีแบบ RGB และความเข้มสีในหนึ่งจุดภาพ .....	9
2.7 ฮิสโตแกรมของภาพ .....	10
2.8 ตัวอย่างภาพคอนทราสต์ต่ำ .....	10
2.9 ตัวอย่างภาพคอนทราสต์สูง .....	11
2.10 กราฟความสัมพันธ์ของการขยายพิสัยค่าความสว่างแบบเชิงเส้น .....	13
2.11 ตัวอย่างการเน้นความคมชัดของภาพแบบเชิงเส้น .....	13
2.12 กราฟความสัมพันธ์ของการยืดค่าความสว่างของภาพแบบไม่เป็นเชิงเส้น .....	14
2.13 กราฟความสัมพันธ์ของการยืดค่าความสว่างของภาพเป็นช่วง .....	14
2.14 การเลื่อนภาพ .....	15
2.15 การสเกลภาพ .....	17
2.16 การหมุนภาพ .....	18
2.17 การบิดภาพ .....	19
2.18 โครงสร้างการทำงานของข่ายงานประสาทเทียม .....	22
2.19 โครงสร้างข่ายงานประสาทเทียมแบบชั้นเดียว .....	23
2.20 โครงสร้างข่ายงานประสาทเทียมแบบหลายชั้น .....	23
2.21 การแพร่แบบเดินหน้า .....	25
2.22 การแพร่แบบย้อนกลับ .....	25
2.23 องค์ประกอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน .....	26
2.24 ตัวอย่างการทำงานของ Convolution Layer .....	26
2.25 Feature map ที่สร้างขึ้นใน Convolution Layer .....	27
2.26 ตัวอย่างการ Max Pooling .....	27
2.27 ตัวอย่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเต็มรูป .....	28
2.28 โครงสร้างการทำงานของแบบจำลอง IterNet .....	29
2.29 โครงสร้างการทำงานของแบบจำลอง SeqNet .....	30
3.1 ระบบการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพจอประสาทตา .....	33

เอกสารนี้เป็นเอกสารลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.2 ขั้นตอนการปรับปรุงคุณภาพสีของภาพถ่ายจอประสาทตา .....	34
3.3 การสร้างภาพเป้าหมายการเรียนรู้ในแต่ละหมวดของแบบจำลอง SeqNet .....	35
3.4 การเพิ่มจำนวนของข้อมูลและการดึงคุณลักษณะแต่ละพื้นที่ของภาพในการเรียนรู้ .....	36
3.5 ขั้นตอนการเรียนรู้ข้อมูลการแบ่งส่วนเส้นเลือดจากภาพถ่ายจอประสาทตา .....	37
3.6 ขั้นตอนการเรียนรู้ข้อมูลการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา .....	38
3.7 การจัดเตรียมข้อมูลสำหรับการทำนายผลของแบบจำลอง SeqNet .....	39
3.8 ขั้นตอนการทำนายผลการแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพถ่ายจอประสาทตา .....	40
3.9 ขั้นตอนการทำนายผลการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา .....	41
4.1 ภาพถ่ายจอประสาทตาต้นฉบับ .....	44
4.2 ภาพถ่ายจอประสาทตาในแต่ละช่องสัญญาณสี .....	44
4.3 ภาพถ่ายจอประสาทตาในช่องสัญญาณสีเขียวที่ผ่านการเน้นความคมชัดของภาพแบบเชิงเส้น .....	45
4.4 ภาพถ่ายจอประสาทตาที่เป็นจริง .....	46
4.5 ภาพเป้าหมายการเรียนรู้ .....	46
4.6 ตัวอย่างการเพิ่มจำนวนและความหลากหลายของข้อมูล .....	47
4.7 ตัวอย่างภาพย่อยคุณลักษณะของแต่ละพื้นที่ .....	48
4.8 ผลการเรียนรู้การแบ่งส่วนเส้นเลือดด้วยภาพถ่ายจอประสาทตาที่ผ่านการปรับปรุงคุณภาพสี .....	49
4.9 ผลการเรียนรู้การแบ่งส่วนเส้นเลือดด้วยภาพถ่ายจอประสาทตาต้นฉบับ .....	49
4.10 ภาพย่อยจอประสาทตาในการเรียนรู้ .....	50
4.11 ผลการเรียนรู้การจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงด้วยภาพถ่ายจอประสาทตาที่ผ่านการปรับปรุงคุณภาพสี .....	50
4.12 ผลการเรียนรู้การจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงด้วยภาพถ่ายจอประสาทตาต้นฉบับ .....	51
4.13 ตัวอย่างภาพย่อยขาเข้าที่ใช้ในการทำนายผล .....	52
4.14 ตัวอย่างผลการทำนายการแบ่งส่วนเส้นเลือดของแต่ละภาพย่อย .....	53
4.15 ผลลัพธ์การรวมกลับภาพการทำนายส่วนเส้นเลือดของภาพถ่ายจอประสาทตา .....	53
4.16 ตัวอย่างภาพเปรียบเทียบระหว่างภาพผลลัพธ์การทำนายการแบ่งส่วนเส้นเลือดกับภาพเส้นเลือดจอประสาทตาจริง .....	54
4.17 ภาพขยายการเปรียบเทียบเส้นเลือดสมรรถนะ .....	55
4.18 ภาพย่อยจอประสาทตาในการทำนายผล .....	56
4.19 ตัวอย่างผลการทำนายส่วนเส้นเลือดดำของแต่ละภาพย่อย .....	56
4.20 ตัวอย่างผลการทำนายส่วนเส้นเลือดแดงของแต่ละภาพย่อย .....	57

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้ทำซ้ำโดยไม่เสียค่าใช้จ่าย

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.21 ผลลัพธ์การรวมกลับภาพการทำนายส่วนเส้นเลือดดำของภาพถ่ายจอประสาทตา .....	57
4.22 ผลลัพธ์การรวมกลับภาพการทำนายส่วนเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา .....	58
4.23 ผลลัพธ์การรวมภาพส่วนเส้นเลือดดำและภาพส่วนเส้นเลือดแดง .....	58
4.24 ตัวอย่างภาพในการเปรียบเทียบผลลัพธ์การทำนายการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง .....	59



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# บทที่ 1

## บทนำ

ในบทนี้เป็นการกล่าวถึงที่มาและความสำคัญของปัญหา ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษารวมถึงทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย รวมถึงขั้นตอนการศึกษาของงานวิจัย

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

โรคเบาหวานขึ้นตา (Diabetic retinopathy) [1] และโรคเส้นเลือดจอประสาทตาอุดตัน (Retinal vascular occlusion) [2] เป็นภาวะที่ส่งผลให้เกิดความผิดปกติของเส้นเลือดภายในจอประสาทตา ซึ่งเส้นเลือดภายในจอประสาทตาสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ชนิด คือ เส้นเลือดดำ และเส้นเลือดแดง โดยความผิดปกติที่เกิดขึ้นกับเส้นเลือดแต่ละชนิดนั้นมีแนวทางในการประเมินปัจจัยเสี่ยงต่อการสูญเสียการมองเห็นที่แตกต่างกัน

ภาพถ่ายจอประสาทตา (Fundus image) เป็นภาพด้านหลังของดวงตาที่ได้มาจากกล้องถ่ายภาพจอประสาทตา โดยมีโครงสร้างอันประกอบไปด้วย จานประสาทตา (Optic disc) รอยบุ๋มจอตตา (Fovea) และเส้นเลือดจอประสาทตา (Retinal blood vessel) [3] เป็นองค์ประกอบหลัก จึงเป็นที่นิยมนำมาใช้ในการวินิจฉัยโรคเบาหวานขึ้นตา และโรคเส้นเลือดจอประสาทตาอุดตัน อย่างไรก็ตามการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงจากภาพถ่ายจอประสาทตานั้นเป็นสิ่งที่ต้องใช้เวลาและความเชี่ยวชาญ ซึ่งเป็นปัญหาสำคัญในการวินิจฉัยโรค

เนื่องจากปัญหาการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตาต้องใช้ทั้งความเชี่ยวชาญและเวลาในการวิเคราะห์ข้อมูลโรค งานวิจัยนี้จึงนำเสนอการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตาแบบอัตโนมัติ เพื่อสนับสนุนการวิเคราะห์ข้อมูลโรคจากภาพถ่ายจอประสาทตา โดยใช้แบบจำลอง SeqNet ที่มีความสามารถในการเรียนรู้ข้อมูลต่าง ๆ และหาผลลัพธ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ร่วมกับการปรับปรุงคุณภาพสีของภาพจอประสาทตา เพื่อช่วยเน้นความคมชัดของเส้นเลือดภายในภาพ และลดสัญญาณรบกวนภายในภาพ ก่อนนำเข้าไปสู่แบบจำลอง SeqNet ทั้งในส่วนการเรียนรู้และทำนายผล ช่วยให้การแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตาแบบอัตโนมัติ มีประสิทธิภาพมากขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์

1. เพื่อพัฒนาการแบ่งส่วนเส้นเลือดจากภาพถ่ายจอประสาทตาแบบอัตโนมัติ
2. เพื่อพัฒนาการจำแนกประเภทของเส้นเลือดดำและแดงที่ได้มาจากการแบ่งส่วน

## 1.3 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย

หลักการที่ใช้ในงานวิจัยนี้คือ การนำแบบจำลอง SeqNet ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเต็มรูป (Fully convolutional neural networks) มาใช้เพื่อหาผลลัพธ์การแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา ร่วมกับการนำวิธีการประมวลผลภาพดิจิทัลมาประยุกต์ใช้ในการปรับปรุงคุณภาพสีของภาพถ่ายจอประสาทตาเพื่อช่วยเน้นความคมชัดของเส้นเลือดภายในภาพรวมถึงลดสัญญาณรบกวนภายในภาพ โดยในงานวิจัยนี้ได้สกัดเอาเฉพาะภาพถ่ายจอประสาทตาในช่องสัญญาณภาพสีเขียว (Green channel extraction) มาปรับปรุงคุณภาพสีด้วยวิธีการเน้นความคมชัดของภาพแบบเชิงเส้น (Linear contrast stretch) ก่อนนำไปใส่แบบจำลอง SeqNet ทั้งในส่วนการเรียนรู้และทำนายผล

## 1.4 ขอบเขตของงานวิจัย

1. ทดสอบประสิทธิภาพด้วยชุดข้อมูลที่มีศึกษากันอย่างแพร่หลาย ได้แก่ ชุดข้อมูล RITE ที่ประกอบไปด้วยภาพถ่ายจอประสาทตาจำนวน 40 ภาพ
2. ประยุกต์ใช้การประมวลผลภาพดิจิทัลต่าง ๆ ในการปรับปรุงคุณภาพสีของภาพถ่ายจอประสาทตา
3. นำแบบจำลอง SeqNet ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเต็มรูปมาประยุกต์ใช้ในการหาผลลัพธ์การแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตาแบบอัตโนมัติ
4. ประเมินประสิทธิภาพจากตัวบ่งชี้ 3 ค่า คือ ค่าความแม่นยำ (Accuracy) ค่าความไว (Sensitivity) และ ค่าความจำเพาะ (Specificity)

## 1.5 ขั้นตอนของการศึกษา

ขั้นตอนของการศึกษาการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตามี 7 ขั้นตอนดังต่อไปนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. ค้นคว้าและศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตาแบบอัตโนมัติ
2. กำหนดปัญหา และตั้งสมมุติฐานที่พบจากการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตาแบบอัตโนมัติ
3. ประยุกต์ใช้แบบจำลอง SeqNet ในการหาผลลัพธ์การแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตาแบบอัตโนมัติ
4. นำวิธีการประมวลผลภาพดิจิทัลต่าง ๆ มาประยุกต์ใช้ในการปรับปรุงคุณภาพสีของภาพถ่ายจอประสาทตา
5. ทดลองวิธีการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตาแบบอัตโนมัติ
6. ประเมินผลการทดลองการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตาแบบอัตโนมัติ
7. สรุปผลการทดลองการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตาแบบอัตโนมัติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 2

# ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

บทนี้จะกล่าวถึงวรรณกรรมและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ อันประกอบไปด้วย ภายวิภาคศาสตร์ของจอประสาทตา ภาพดิจิทัล การประมวลผลภาพดิจิทัล โครงข่ายประสาทเทียม และการวัดและการประเมินผลทางภาพ

### 2.1 จอประสาทตา (Retina) [4-6]

จอประสาทตา หรือ จอตตา คือ ชั้นเนื้อเยื่อบาง ๆ ที่ครอบคลุมอยู่ด้านหลังของดวงตาซึ่งมีตำแหน่งใกล้กับเส้นประสาทตา โดยจอประสาทตา คือ ส่วนที่ยื่นออกมาจากสมองที่ก่อตัวจากเนื้อเยื่อประสาท ทำหน้าที่รับแสงที่ผ่านจากเลนส์ตามาเปลี่ยนเป็นสัญญาณไฟฟ้าก่อนส่งไปยังสมอง เพื่อประมวลผลสัญญาณดังกล่าว โดยภาพจอประสาทตาแสดงได้ดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 จอประสาทตา

การเห็นภาพเกิดขึ้นได้จำเป็นต้องอาศัยการกระตุ้นจากเซลล์รูปกรวย (Cone cell) และเซลล์รูปแท่ง (Rod cell) ในจอประสาทตา โดยมีหน้าที่ส่งสัญญาณให้แก่ในระบบประสาทในเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การประมวลผล ซึ่งเซลล์เหล่านี้มีการทำงานควบคู่กันไปเป็นระบบขนาน เพื่อจำลองสิ่งแวดล้อมภายนอกเป็นภาพในสมอง คุณลักษณะของเซลล์รูปกรวย มีคุณลักษณะที่ตอบสนองต่อแสงความเข้มสูง และสามารถจำแนกแสงแต่ละสีได้ ส่วนเซลล์รูปแท่ง มีคุณลักษณะที่ตอบสนองต่อแสงความเข้มต่ำ หรือ แสงสลัว โดยให้เป็นภาพขาวดำ เนื่องจากจากเซลล์รูปแท่งไม่สามารถจำแนกสีของแสงได้ ซึ่งแสงสว่างในสถานที่ต่าง ๆ ส่วนมากมีระดับความเข้มที่ทั้งเซลล์รูปแท่งและเซลล์รูปกรวยสามารถตอบสนองได้

การตอบสนองของเซลล์รูปกรวยต่อแสงที่มีความยาวคลื่นต่าง ๆ เรียกว่า ความไวสเปกตรัม (Spectral sensitivity) เซลล์รูปกรวยในมนุษย์มีทั้งหมด 3 ประเภท ในแต่ละประเภทมีความไวสเปกตรัมใน 3 ระดับ ซึ่งเรียกว่า เซลล์รูปกรวยน้ำเงิน เขียว และแดง แต่อาจเรียกอีกอย่างได้ว่า เซลล์รูปกรวยไวความยาวคลื่นสั้น ไวความยาวคลื่นกลาง และไวความยาวคลื่นยาว การขาดเซลล์รูปกรวยบางชนิด เป็นเหตุให้เกิดความบกพร่องในการเห็นภาพสี ซึ่งทำให้เกิดอาการตาบอดสีประเภทต่าง ๆ กล่าวคือ บุคคลเหล่านี้ไม่ใช่ไม่เห็นวัตถุที่มีสีหนึ่ง ๆ แต่ไม่สามารถแยกแยะกลุ่มสีสองกลุ่มที่บุคคลผู้เห็นเป็นปกติสามารถแยกแยะได้ นอกจากนี้แล้ว ยังมีสัตว์อื่น ๆ อีกที่มีเซลล์รูปกรวย 4 กลุ่ม เช่น มีปลาน้ำจืดประเภทหนึ่ง (Trout) ที่มีเซลล์รูปกรวยไวต่อแสงอัลตราไวโอเล็ต เพิ่มขึ้นจาก 3 ประเภทที่มีในมนุษย์และปลาบางประเภทยังไวต่อแสงโพลาไรส์อีกด้วย

### 2.1.1 โครงสร้างจอประสาทตา

จอประสาทตาประกอบด้วยชั้นของเนื้อเยื่อโปร่งแสงจำนวน 10 ชั้น จากใกล้ไปไกล โดยนับลำดับจากวุ้นตา (vitreous body) ดังแสดงในรูปที่ 2.2

1. Retinal pigment epithelium คือ ชั้นเซลล์ประสาทด้านนอกที่มีหน้าที่ ปกป้องจอประสาทตาจากแสงที่จ้ามากเกินไป และหล่อเลี้ยงจอตาด้วยสารรงควัตถุ
2. Photoreceptor layer คือ ชั้นส่วนนอก (Outer segment) ของเซลล์รูปแท่งและเซลล์รูปกรวย
3. External limiting membrane คือ ชั้นที่แยกส่วนในของเซลล์รับแสงจากตัวเซลล์
4. Outer nuclear layer คือ ชั้นที่บรรจุเซลล์รูปแท่งและเซลล์รูปกรวย
5. Outer plexiform layer คือ ชั้นแอกซอน (Axon) ของเซลล์รูปแท่งและเซลล์รูปกรวย โดยมีไซแนปส์ (Synapse) เชื่อมต่อกับเดนไดรต์ (Dendrite) ของ Bipolar cell ส่วนที่จุดภาพชัด (Macula) หรือเป็นชั้นที่เรียกว่า Fiber layer of Henle
6. Inner nuclear layer คือ ชั้นนิวเคลียสของ Amacrine cell Bipolar cell และ Horizontal cell

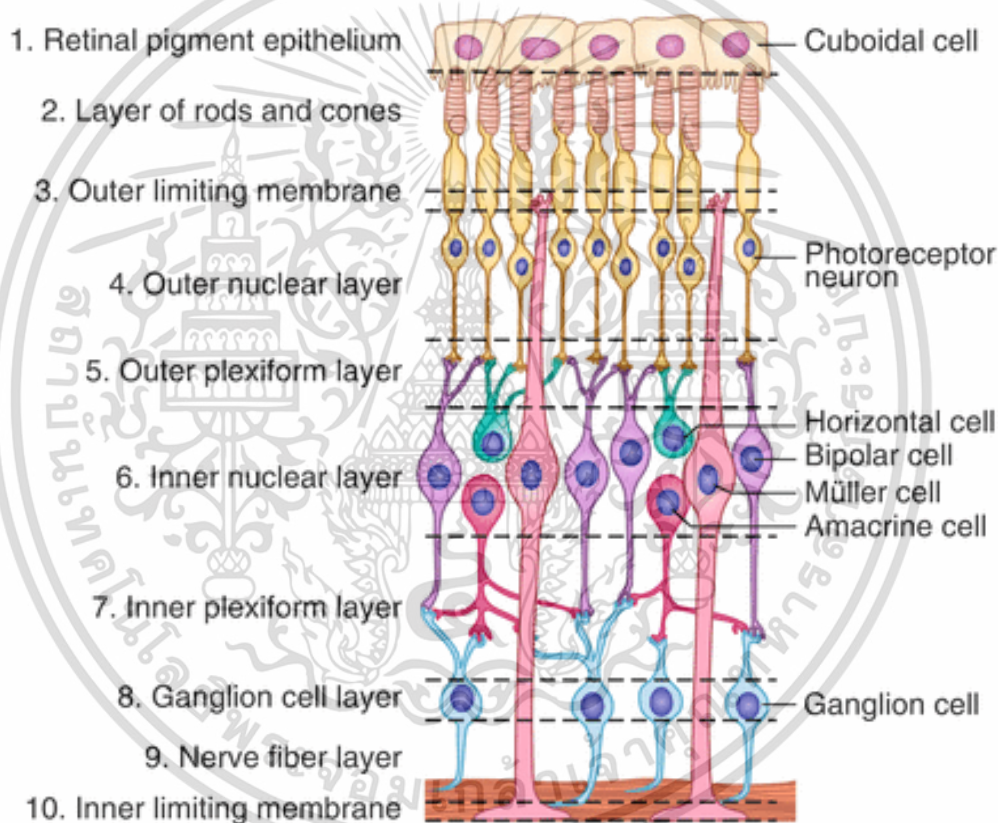
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

7. Inner plexiform layer คือ ชั้นของไซแนปส์ระหว่างแอกซอนของ Bipolar cell และเดนไดรต์ของ Retinal ganglion cell และ Amacrine cell

8. Ganglion cell layer คือ ชั้นนิวเคลียสของ Retinal ganglion cell ซึ่งมีแอกซอนที่รวมตัวกันเป็นเส้นประสาทตา เพื่อส่งข้อมูลไปยังสมอง และมี Amacrine cell บ้างที่มาอยู่ผิติดชั้น

9. Muller glia nerve fiber layer คือ ชั้นแอกซอนของ Retinal ganglion cell โดยมีชั้นบาง ๆ ของส่วนสุดของเซลล์ Muller glia อยู่ในระหว่างชั้นนี้กับชั้นที่แล้ว

10. Inner limiting membrane คือ ชั้นที่มีเยื่อฐาน (Basement membrane) ที่เกิดจากเซลล์



รูปที่ 2.2 ภาพตัดขวางโครงสร้างจอประสาทตา [7]

โครงสร้างจอประสาทตาเหล่านี้สามารถแบ่งหน้าที่ออกได้เป็น 4 ส่วน คือ การรับแสง การส่งสัญญาณไปยัง Bipolar cell การส่งสัญญาณไปยัง Photosensitive ganglion cell (RGC) และการส่งสัญญาณไปยังสมองผ่านเส้นประสาทตา ในช่วงที่มีการต่อกันผ่านไซแนปส์ ก็จะมี Horizontal cell และ Amacrine cell ที่มีการเชื่อมต่อแบบการเชื่อมต่อกันเองภายในชั้น (Lateral) อยู่ด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.2 ภาพดิจิทัล (Digital image) [8]

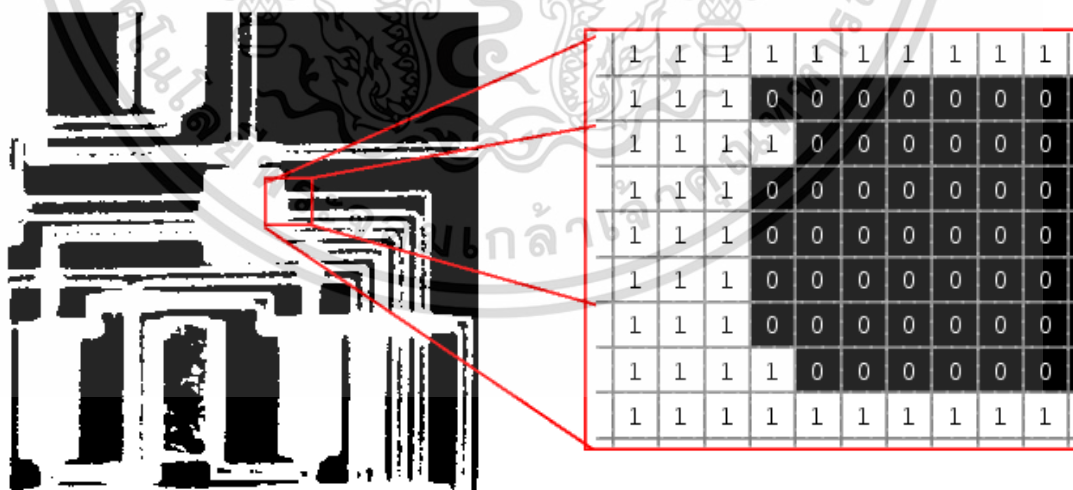
ภาพดิจิทัล คือ ข้อมูลภาพในระนาบสองมิติ โดยมีหน่วยที่เล็กที่สุดเรียกว่า จุดภาพ หรือ พิกเซล (Pixel) ภาพดิจิทัลสามารถนิยามเป็นฟังก์ชันสองมิติ  $f(x,y)$  โดยที่  $x$  และ  $y$  เป็นพิกัดของจุดภาพ และค่าของ  $f(x,y)$  แทนระดับความสว่างที่พิกัด  $(x,y)$  หากกำหนดให้ภาพ  $f(x,y)$  มีขนาด  $M$  แถว และ  $N$  คอลัมน์ โดยมีจุดกำเนิดของภาพอยู่ที่ตำแหน่ง  $(0,0)$  โดยเขียนสมการในรูปเมทริกซ์ได้ดังแสดงในภาพที่ 2.3

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix}$$

รูปที่ 2.3 เมทริกซ์จุดภาพของภาพดิจิทัล

### 2.2.1 ภาพขาวดำ (Binary image)

ภาพขาวดำ เป็นภาพที่แสดงข้อมูลเพียงสองสี ได้แก่ สีขาวและสีดำ กล่าวคือ ในหนึ่งจุดภาพมีโอกาสแสดงข้อมูลเป็นสีขาวหรือสีดำเท่านั้น ซึ่งภาพขาวดำถูกแทนค่าความสว่างด้วยเลขฐานสองจำนวน 1 บิต คือ 0 หมายถึงสีดำ และ 1 หมายถึงสีขาว โดยแสดงตัวอย่างได้ดังรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 ภาพขาวดำ และค่าความสว่างของแต่ละจุดภาพ [9]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.2.2 ภาพระดับสีเทา (Gray scale image)

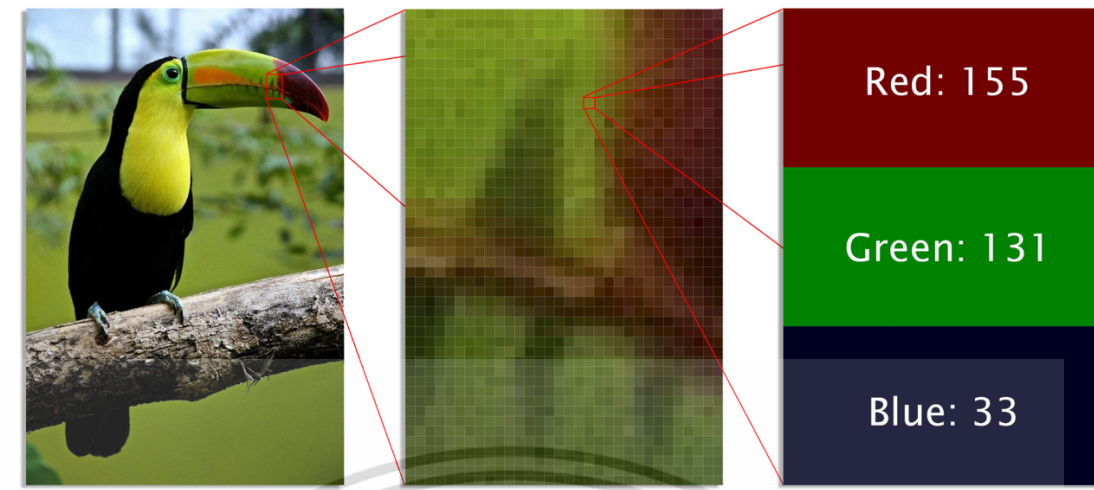
ภาพระดับสีเทา คือ ภาพที่มีค่าระดับความเข้มแสงในแต่ละจุดภาพแตกต่างกันขึ้นอยู่กับจำนวนบิต โดยแสดงความเข้มแสงตั้งแต่โทนสีขาว ไปจนถึงโทนสีดำ ภาพระดับสีเทามักถูกกำหนดให้ มีค่าระดับความเข้มแสงเท่ากับ 8 บิต กล่าวคือ มีระดับความเข้มแสงทั้งหมด 256 ระดับ หรืออยู่ในช่วง 0 ถึง 255 โดยที่ค่าระดับความเข้มแสงเท่ากับ 0 คือ สีดำ และค่าระดับความเข้มแสงเท่ากับ 255 คือ สีขาว ตัวอย่างภาพระดับสีเทาแสดงดังรูปที่ 2.5



รูปที่ 2.5 ภาพระดับสีเทา และค่าความเข้มแสงของแต่ละจุดภาพ [10]

### 2.2.3 ภาพสีแบบ RGB

ภาพสีแบบ RGB คือ ภาพที่ความเข้มสีในแต่ละจุดภาพเกิดจากการรวมตัวกันของสามช่องสัญญาณสี ได้แก่ ช่องสัญญาณสีแดง (Red channel) ช่องสัญญาณสีเขียว (Green channel) และช่องสัญญาณสีน้ำเงิน (Blue channel) ซึ่งข้อมูลภาพในแต่ละช่องสัญญาณสี คือ ภาพระดับสีเทา ที่สอดคล้องกับความเข้มของ สีแดง (Red) สีเขียว (Green) และสีน้ำเงิน (Blue) ตามลำดับ โดยสามารถแสดงค่าความเข้มสีของแต่ละในหนึ่งจุดภาพที่อยู่ในปริภูมิสีแบบ RGB ได้ดังรูปที่ 2.6

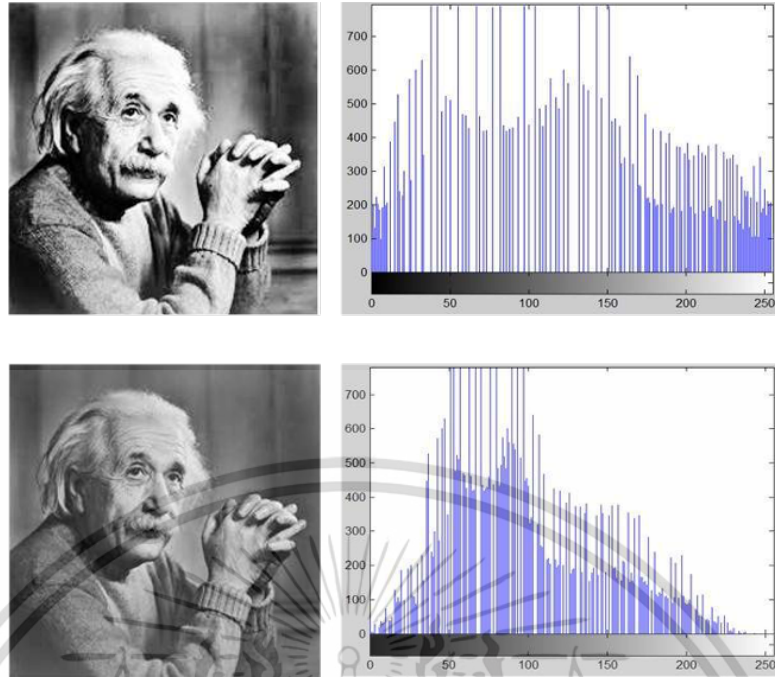


รูปที่ 2.6 ภาพสีแบบ RGB และความเข้มสีในหนึ่งจุดภาพ [11]

## 2.3 ฮิสโตแกรมและคอนทราสต์ของภาพ [12]

### 2.3.1 ฮิสโตแกรมของภาพ (Histogram)

ฮิสโตแกรม คือ เครื่องมือตัวหนึ่งที่นิยมใช้ในการนำเสนอข้อมูลในลักษณะกราฟแท่ง ซึ่งแสดงความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลกับจำนวนพิกเซลในระดับสีนั้น ๆ โดยคำว่าข้อมูล หมายถึง จำนวนพิกเซลในแต่ละความสว่างต่าง ๆ หรือข้อมูลค่าสีแดง สีเขียวและสีน้ำเงิน ของรูปภาพดิจิทัลในภาพระดับเทา ซึ่งในแกนของฮิสโตแกรมแสดงความสว่างที่มีความสว่างตั้งแต่ 0-255 กล่าวคือ ค่าทางด้านซ้ายของกราฟ มีผลทำให้ภาพมีสีเข้มเข้าใกล้สีดำ ส่วนค่าทางด้านขวาของกราฟ มีผลทำให้ภาพสว่างเข้าใกล้สีขาว ส่วนบริเวณตรงกลางกราฟแสดงส่วนน้ำหนักสีกลาง และแนวแกนตั้งแสดงจำนวนพิกเซลของค่าความสว่างนั้น ๆ ถ้าหากภาพมีความมืดมาก กราฟที่ได้จะมีข้อมูลไปกองรวมกันทางด้านซ้ายหรืออาจกล่าวได้ว่า ฮิสโตแกรมนี้แสดงให้เห็นถึงความเบี่ยงเบนของข้อมูลว่า มีลักษณะการกระจายตัวของข้อมูลเป็นแบบระฆังคว่ำหรือไม่ หรือมีความเบี่ยงเบนไปทางบวกหรือลบ หรือมีลักษณะรูปแบบอื่น ๆ ซึ่งลักษณะของความเบี่ยงเบนแบบต่าง ๆ ทำให้ภาพที่ได้แตกต่างกันไป ตัวอย่างของฮิสโตแกรมแสดงในรูปที่ 2.7

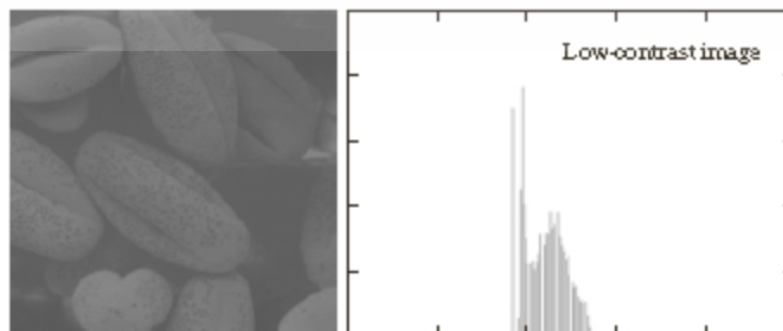


รูปที่ 2.7 ฮิสโตแกรมของภาพ [13]

### 2.3.2 คอนทราสต์ของภาพ (Contrast)

คอนทราสต์ เป็นค่าความแตกต่างของแสงหรือสีที่ทำให้มองเห็นวัตถุในภาพได้ อย่างชัดเจน โดยในลักษณะการมองเห็นภาพที่มีคอนทราสต์ สามารถกำหนดได้จากความต่างของความสว่างและสีของวัตถุที่มีความแตกต่างจากวัตถุอื่น ๆ ที่อยู่โดยรอบ ดังนั้นค่าความเข้มของความสว่างและค่าความเข้มของสีของวัตถุจะส่งผลให้ภาพมีลักษณะคอนทราสต์ต่ำ และคอนทราสต์สูง แตกต่างต่างกันไป โดยรายละเอียดของคอนทราสต์แต่ละลักษณะ มีดังนี้

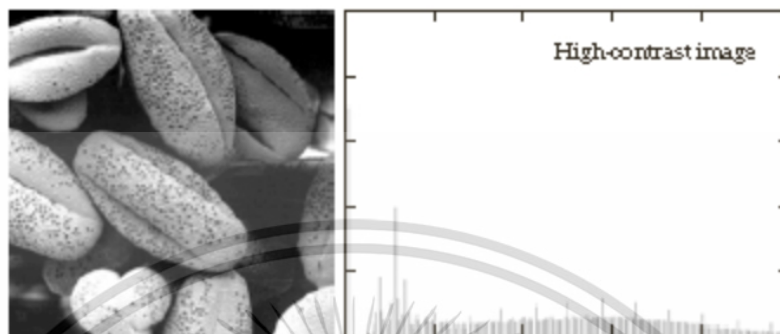
1.) ภาพคอนทราสต์ต่ำ (Low contrast image) เป็นภาพที่มีฮิสโตแกรมของค่าความสว่างกระจุกกันอยู่ในช่วงแคบ ๆ ซึ่งมีความแตกต่างของจุดความสว่างสูงสุดกับจุดความสว่างต่ำสุดห่างกันน้อย กล่าวคือ เป็นภาพที่มีความสว่างค่อนข้างสม่ำเสมอทั้งภาพ ดังแสดงในรูปที่ 2.8



รูปที่ 2.8 ตัวอย่างภาพคอนทราสต์ต่ำ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ผู้ใดเห็นหน้าไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.) ภาพคอนทราสต์สูง (High contrast image) เป็นภาพที่มีฮิสโทแกรมของค่าความสว่างกระจายกันอยู่ในช่วงกว้าง หรือเป็นภาพที่มีค่าความแปรปรวนของจุดความสว่างสูงสุดกับจุดความสว่างต่ำสุด ห่างกันมาก ดังแสดงในรูปที่ 2.9



รูปที่ 2.9 ตัวอย่างภาพคอนทราสต์สูง

## 2.4 การประมวลผลภาพดิจิทัล (Digital image processing) [14]

การประมวลผลภาพดิจิทัลเป็นการใช้กระบวนการหรือวิธีการทางคณิตศาสตร์ มากระทำต่อข้อมูลภาพเพื่อให้ได้ซึ่งภาพที่มีคุณลักษณะตามต้องการ อาทิเช่น การดำเนินการทางเลขคณิตของภาพ การปรับปรุงความสว่างของภาพ และการแปลงเรขาคณิตของภาพ เป็นต้น

### 2.4.1 การดำเนินการทางเลขคณิตของภาพ (Image arithmetic) [15]

การดำเนินการทางเลขคณิตของภาพ เป็นการนำตัวดำเนินการพื้นฐานทางคณิตศาสตร์ หรือ ตรรกะทางคณิตศาสตร์ มาประยุกต์ใช้ระหว่างภาพจำนวนสองภาพขึ้นไป หรือ ระหว่างภาพกับค่าคงที่ ซึ่งข้อมูลภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการดำเนินการทางเลขคณิตของภาพนั้นจะเป็นข้อมูลที่มีความสอดคล้องกับข้อมูลภาพขาเข้าเท่านั้น

- การดำเนินการทางภาพแบบบวก (Element wise addition) เป็นการนำข้อมูลภาพระหว่างสองภาพขึ้นไปที่มีขนาดเท่ากัน หรือ ระหว่างข้อมูลภาพกับค่าคงที่ มาสร้างเป็นภาพผลลัพธ์ โดยข้อมูลในแต่ละพิกเซลของภาพผลลัพธ์ เกิดจากผลรวมของข้อมูลทั้งสองในแต่ละพิกเซล

- การดำเนินการทางภาพแบบหักล้าง (Element wise subtraction) เป็นการนำข้อมูลภาพระหว่างสองภาพขึ้นไปที่มีขนาดเท่ากัน หรือ ระหว่างข้อมูลภาพกับค่าคงที่ มาสร้างเป็นภาพผลลัพธ์ โดยข้อมูลในแต่ละพิกเซลของภาพผลลัพธ์ เกิดจากผลต่างของข้อมูลทั้งสองในแต่ละพิกเซล

- การดำเนินการทางภาพแบบคูณ (Element wise multiplication) เป็นการนำข้อมูลภาพระหว่างสองภาพขึ้นไปที่มีขนาดเท่ากัน หรือ ระหว่างข้อมูลภาพกับค่าคงที่ มาสร้างเป็นภาพผลลัพธ์ โดยข้อมูลในแต่ละพิกเซลของภาพผลลัพธ์ เกิดจากผลคูณของข้อมูลทั้งสองในแต่ละพิกเซล

- การดำเนินการทางภาพแบบหาร (Element wise division) เป็นการนำข้อมูลภาพระหว่างสองภาพขึ้นไปที่มีขนาดเท่ากัน หรือ ระหว่างข้อมูลภาพกับค่าคงที่ มาสร้างเป็นภาพผลลัพธ์ โดยข้อมูลในแต่ละพิกเซลของภาพผลลัพธ์ เกิดจากผลหารของข้อมูลทั้งสองในแต่ละพิกเซล

#### 2.4.2 การปรับปรุงความสว่างของภาพ (Contrast enhancement)

การปรับปรุงความสว่างของภาพ เป็นการปรับปรุงความสว่างของภาพโดยใช้การขยายช่วงพิสัย (Range) ค่าความสว่างของข้อมูลภาพให้กระจายออกจนเต็มค่าระดับสีที่คอมพิวเตอร์สามารถแสดงผลได้ คือ 256 ระดับ เพื่อเพิ่มความแตกต่างระหว่างโทนมืดและโทนสว่างของภาพ รวมถึงมีรายละเอียดของภาพที่ชัดเจนมากยิ่งขึ้น โดยกระบวนการปรับค่าความสว่างของภาพสามารถแบ่งออกได้เป็นสามวิธีดังนี้

1. การเน้นความคมชัดของภาพแบบเชิงเส้น (Linear contrast stretch) เป็นการขยายพิสัยค่าความสว่างของข้อมูลภาพเดิมให้มากขึ้นจนเต็มช่วง 0 ถึง 255 ซึ่งคำนวณได้จากสมการที่ (2.1) โดยมีสัดส่วนการปรับเทียบอยู่ในลักษณะกราฟเส้นตรง ดังแสดงในรูปที่ 2.10 และแสดงตัวอย่างการเน้นความคมชัดของภาพแบบเชิงเส้นได้ดังรูปที่ 2.11

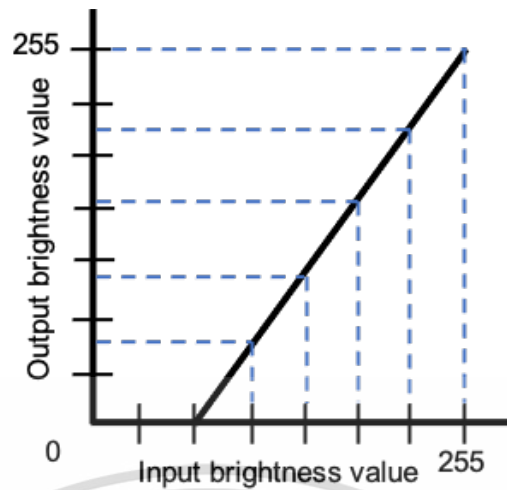
$$g(x, y) = \left( \frac{255}{DN_{\max} - DN_{\min}} \right) (f(x, y) - DN_{\min}) \quad (2.1)$$

เมื่อ  $g(x, y)$  คือ ค่าความสว่างใหม่ของภาพที่จุด  $(x, y)$

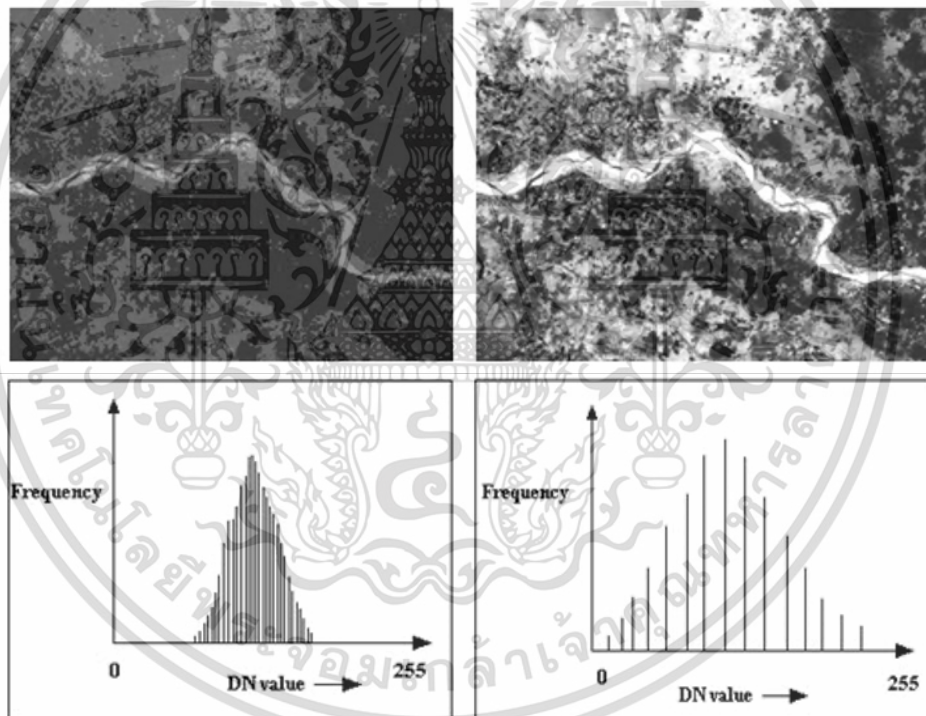
$f(x, y)$  คือ ค่าความสว่างเดิมของภาพที่จุด  $(x, y)$

$DN_{\max}$  คือ ค่าความสว่างสูงสุด

$DN_{\min}$  คือ ค่าความสว่างต่ำสุด



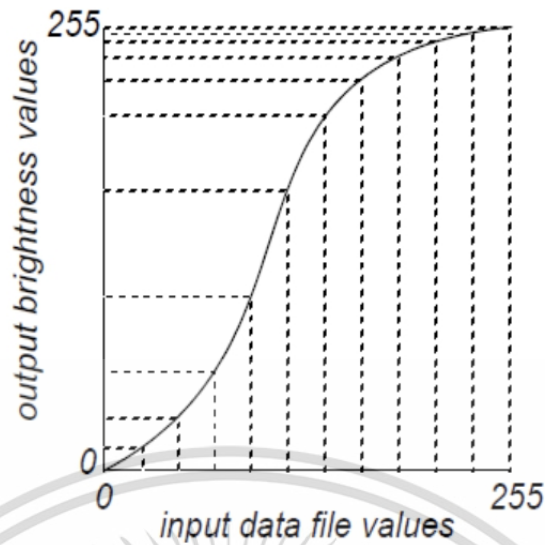
รูปที่ 2.10 กราฟความสัมพันธ์ของการขยายพิสัยค่าความสว่างแบบเชิงเส้น



รูปที่ 2.11 ตัวอย่างการเน้นความคมชัดของภาพแบบเชิงเส้น

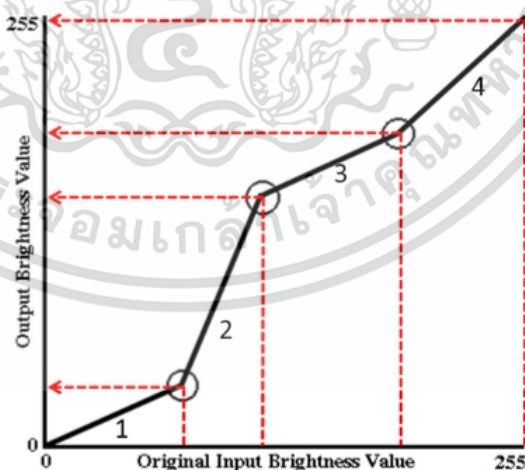
2. การเน้นความคมชัดของภาพแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear contrast stretch) เป็นการปรับระดับค่าความสว่างของข้อมูลภาพ โดยใช้ความสัมพันธ์ที่ไม่ใช่ลักษณะเชิงเส้นตรง เพื่อเปลี่ยนการกระจายข้อมูลที่ไม่แบบปกติให้เป็นแบบปกติ และปรับจำนวนจุดภาพในแต่ละค่าความเข้มให้มีจำนวนใกล้เคียงกัน โดยแสดงความสัมพันธ์ได้ดังรูปที่ 2.12

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.12 กราฟความสัมพันธ์ของการยืดค่าความสว่างของภาพแบบไม่เป็นเชิงเส้น

3. การเน้นความคมชัดของภาพแบบช่วง (Piecewise contrast stretch) เป็นการเลือกยืดค่าความสว่างของข้อมูลเป็นช่วงที่เฉพาะเจาะจง (Specific portion of data) โดยแต่ละช่วงอาจกำหนดพิสัยของการยืดแตกต่างกันไป หลักการคือ พิสัยของระดับค่าความสว่างของข้อมูลเดิมที่ต้องการขยายนั้น ถูกแบ่งออกเป็นหลาย ๆ ช่วง และในแต่ละช่วงของการขยายเป็นค่าใด ๆ ตามต้องการ แต่ต้องต่อเนื่องกันไปจนตลอดช่วง 0 ถึง 255 โดยแสดงความสัมพันธ์ได้ดังรูปที่ 2.13



รูปที่ 2.13 กราฟความสัมพันธ์ของการยืดค่าความสว่างของภาพเป็นช่วง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

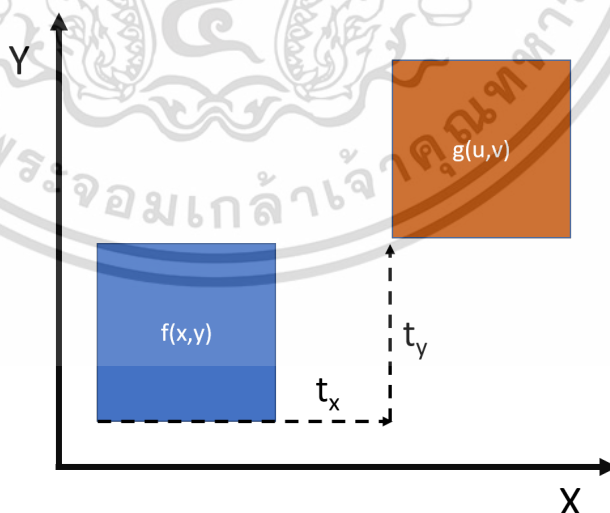
### 2.4.3 การแปลงเรขาคณิตของภาพ (Geometric transformation of image) [16]

การแปลงทางเรขาคณิตของภาพ คือ ขั้นตอนพื้นฐานในกระบวนการซ้อนทับภาพ โดยการทับซ้อนภาพจำเป็นต้องมีการแปลงเรขาคณิต เพื่อแปลงภาพที่ต้องการนำไปซ้อนทับบนภาพต้นฉบับหรือภาพที่ใช้อ้างอิงได้พอดี

- การแปลงเรขาคณิตแบบเชิงเส้น (Geometric linear transformation) คือ การเปลี่ยนแปลงของภาพทั้งการเลื่อนภาพ การสเกลภาพ (Scale) การหมุนภาพและการบิดภาพ โดยปกติแล้วการแปลงเรขาคณิตถูกใช้ในระบบคาร์ทีเซียน (Cartesian) ซึ่งมีจุดกำเนิดอยู่ที่พิกัด (0,0) หรือมุมล่างซ้ายของภาพ แต่ในระบบภาพดิจิทัลจุดกำเนิดของภาพอยู่มุมบนซ้าย และในกระบวนการแปลงเรขาคณิตของภาพ หากไม่ได้ระบุจุดกำเนิดของภาพ จะถือว่าจุดกำเนิดของภาพอยู่ทางมุมบนซ้าย การแปลงเรขาคณิตของภาพใด ๆ ในระบบคาร์ทีเซียน ภาพต้นฉบับในระบบนี้ถูกแทนด้วย  $f(x,y)$  โดย  $x$  และ  $y$  แทนตำแหน่งใด ๆ ของภาพต้นฉบับและเมื่อมีการแปลงเรขาคณิต ภาพที่ถูกแปลงด้วยการแปลงเรขาคณิตแทนด้วย  $g(u,v)$  ซึ่ง  $u$  และ  $v$  แทนตำแหน่งใด ๆ ของภาพที่ถูกแปลง

#### 1.) การเลื่อนภาพ (Translation)

การเลื่อนภาพ คือ การเปลี่ยนแปลงตำแหน่งออฟเซตสัมพัทธ์ (Relative offset address) ของภาพ โดยความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งการเคลื่อนย้าย ของการเลื่อนภาพในแนวแกนนอน (Horizontal axis) ในรูปเวกเตอร์ได้ดังสมการที่ 2.2 และเวกเตอร์การเลื่อนภาพในแนวแกนตั้ง (Vertical axis) ดังสมการที่ 2.3 ผลที่ได้จากการเลื่อนภาพ แสดงดังรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.14 การเลื่อนภาพ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

$$\begin{bmatrix} x'_0 & x'_1 & x'_2 & \cdots & x'_n \\ y'_0 & y'_1 & y'_2 & \cdots & y'_n \\ 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 & x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ y_0 & y_1 & y_2 & \cdots & y_n \\ 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

เมื่อ  $x$  และ  $y$  คือ พิกัดของจุดใด ๆ ของภาพก่อนการแปลงเรขาคณิต  
 $x'$  และ  $y'$  คือ พิกัดของจุดใด ๆ ของภาพหลังการแปลงเรขาคณิต

## 2.) การสเกลภาพ (Scaling)

การสเกลภาพ คือ การเปลี่ยนแปลงขนาดของภาพ ให้มีขนาดเพิ่มขึ้นหรือลดลงในด้านหนึ่ง ๆ การสเกลภาพสามารถทำได้โดยเปลี่ยนพิกัดคาร์ทีเซียนของภาพที่นำเข้า ซึ่งเขียนในรูปของเวกเตอร์ ได้ดังสมการที่ 2.4 หรือสมการที่ 2.5

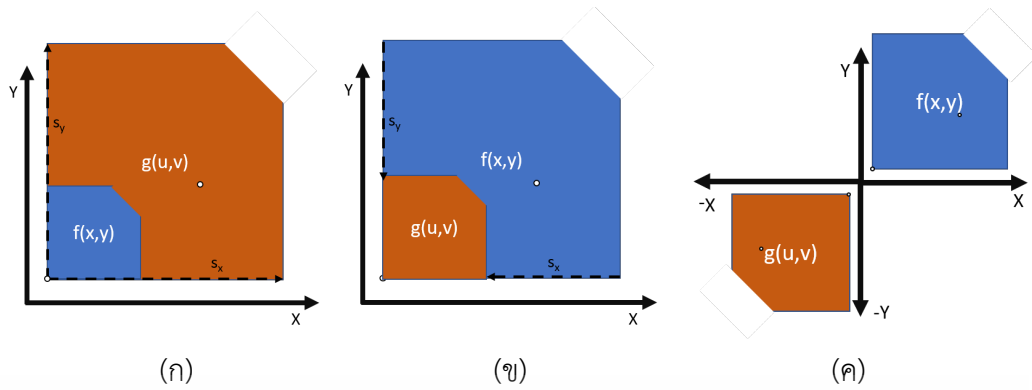
$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_x & 0 \\ 0 & s_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

$$\begin{bmatrix} x'_0 & x'_1 & x'_2 & \cdots & x'_n \\ y'_0 & y'_1 & y'_2 & \cdots & y'_n \\ 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_x & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 & x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ y_0 & y_1 & y_2 & \cdots & y_n \\ 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

เมื่อ  $x$  และ  $y$  คือ พิกัดของจุดใด ๆ ของรูปก่อนการแปลงเรขาคณิต  
 $x'$  และ  $y'$  คือ พิกัดของจุดใด ๆ ของรูปหลังการแปลงเรขาคณิต  
 $s_x$  และ  $s_y$  คือ ตัวแปรของสเกล (Scaling parameter) ตามแนวแกนนอน และแกนตั้ง

ผลของภาพหากค่าของ  $s_x$  และ  $s_y$  มากกว่า 1 คือ ภาพมีการขยายในทิศทางที่สอดคล้องกัน ดังแสดงในรูปที่ 2.15 (ก) และถ้าค่าของ  $s_x$  และ  $s_y$  อยู่ในช่วงระหว่าง 0 และ 1 ผลของภาพที่ได้มีการย่อในทิศทางที่สอดคล้องกัน ดังแสดงในรูปที่ 2.15 (ข) ในทางกลับกัน ถ้าค่าของ  $s_x$  และ  $s_y$  น้อยกว่า 1 ภาพที่ได้มีลักษณะการสะท้อน (Reflection) หรือภาพกลับจากขวาเป็นซ้าย ซ้ายเป็นขวา บนเป็นล่าง ล่างเป็นบน ดังแสดงในรูปที่ 2.15 (ค)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.15 การสเกลภาพ (ก) ค่าของ  $s_x$  และ  $s_y$  มากกว่า 1 (ข) ค่าของ  $s_x$  และ  $s_y$  อยู่ในช่วงระหว่าง 0 และ 1 (ค) ค่าของ  $s_x$  และ  $s_y$  น้อยกว่า 1

### 3.) การหมุนภาพ (Rotation)

การหมุนภาพ คือ การเปลี่ยนตำแหน่งของภาพรอบจุดกำเนิด โดยการหมุนภาพจากจุดใด ๆ ของ  $f(x,y)$  ไปเป็นจุดใด ๆ ของ  $g(u,v)$  ด้วยมุม  $\theta$  ดังรูปที่ 2.16 สามารถเขียนเป็นสมการของการหมุนในพิกัดคาร์ทีเซียน ได้ดังสมการที่ 2.6 และ 2.7 หรือเขียนในรูปแบบของเวกเตอร์ ได้ดังสมการที่ 2.8 หรือ สมการที่ 2.9

$$u = x \cos \theta - y \sin \theta \quad (2.6)$$

$$v = x \sin \theta + y \cos \theta \quad (2.7)$$

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

$$\begin{bmatrix} x'_0 & x'_1 & x'_2 & \cdots & x'_n \\ y'_0 & y'_1 & y'_2 & \cdots & y'_n \\ 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 & x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ y_0 & y_1 & y_2 & \cdots & y_n \\ 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

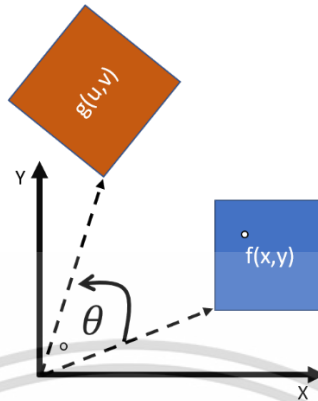
เมื่อ  $x$  และ  $y$  คือ พิกัดของจุดใด ๆ ของรูปก่อนการแปลงเรขาคณิต

$x'$  และ  $y'$  คือ พิกัดของจุดใด ๆ ของรูปหลังการแปลงเรขาคณิต

$\theta$  หมายถึง มุมของการหมุนในทิศทวนเข็มนาฬิกาเมื่อเทียบกับแนวแกนอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนการหมุนภาพ สามารถทำได้โดยเลื่อนจุดที่ต้องการให้เป็นจุดหมุนมาไว้ที่จุดกำเนิด จากนั้นทำการหมุนภาพและย้ายภาพกลับไปตำแหน่งเดิม



รูปที่ 2.16 การหมุนภาพ

#### 4. การบิดภาพ (Shearing)

การบิดภาพ คือ การแปลงภาพที่ทำให้ลักษณะภาพจากภาพทรงสี่เหลี่ยมผืนผ้าหรือจัตุรัส เปลี่ยนไปเป็นสี่เหลี่ยมขนมเปียกปูน โดยการบิดภาพสามารถแบ่งได้ 3 ประเภท คือ การบิดภาพไปในทิศทางแกนนอน การบิดภาพไปในทิศทางแกนตั้ง และการบิดภาพไปทั้งในแกนนอนและแกนตั้ง ซึ่งสมการของการบิดภาพทั้งในแกนนอนและแกนตั้งในรูปของคาร์ทีเซียน สามารถแสดงได้ดังสมการที่ 2.10 และสมการที่ 2.11 ตามลำดับ และรูปแบบของเวกเตอร์ดังแสดงในสมการที่ 2.12 หรือสมการที่ 2.13 ผลของการบิดทั้งสามรูปแบบ แสดงได้ดังรูปที่ 2.17

$$u = x + sh_x y \quad (2.10)$$

$$v = y + sh_y x \quad (2.11)$$

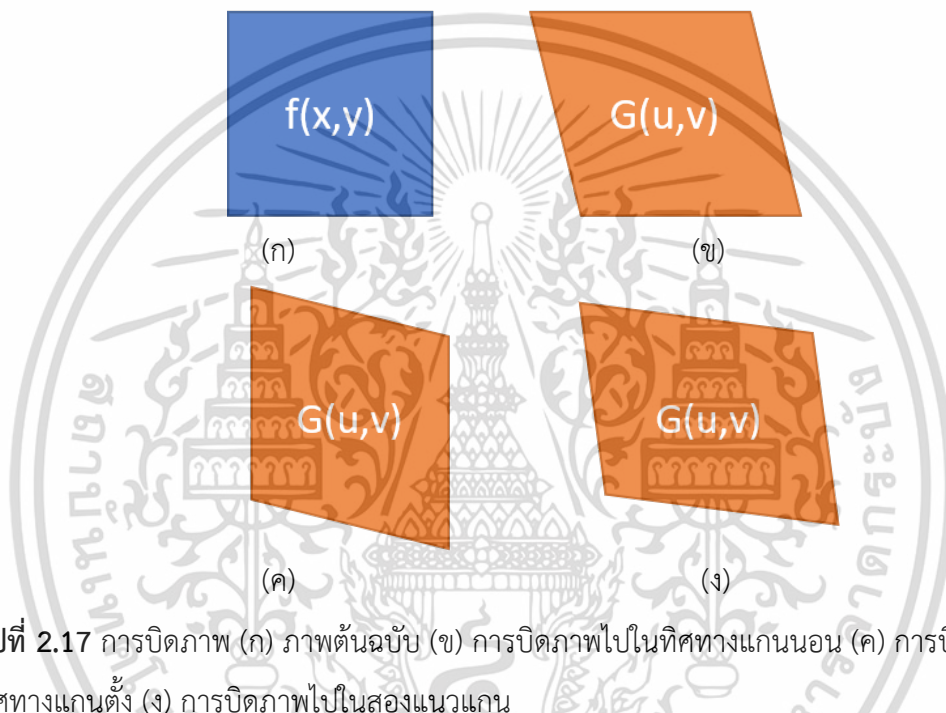
$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & sh_x \\ sh_y & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

$$\begin{bmatrix} x'_0 & x'_1 & x'_2 & \cdots & x'_n \\ y'_0 & y'_1 & y'_2 & \cdots & y'_n \\ 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & sh_x & 0 \\ sh_y & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 & x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ y_0 & y_1 & y_2 & \cdots & y_n \\ 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ  $x$  และ  $y$  คือ พิกัดของจุดใด ๆ ของรูปก่อนการแปลงเรขาคณิต  
 $x'$  และ  $y'$  คือ พิกัดของจุดใด ๆ ของรูปหลังการแปลงเรขาคณิต  
 $sh_x$  และ  $sh_y$  คือ ตัวแปรของการบิด (Shearing parameter) ตามแนวแกน  $x$  และแกน  $y$

หากต้องการให้การบิดภาพไปในทิศทางแกนนอน ให้กำหนดค่าของ  $sh_y$  เป็น 0 และหากต้องการให้การบิดภาพไปในทิศทางแกนตั้ง ให้กำหนดค่าของ  $sh_x$  เป็น 0



รูปที่ 2.17 การบิดภาพ (ก) ภาพต้นฉบับ (ข) การบิดภาพไปในทิศทางแกนนอน (ค) การบิดภาพไปในทิศทางแกนตั้ง (ง) การบิดภาพไปในสองแนวแกน

การแปลงเรขาคณิตดังที่กล่าวมาแล้วนั้น หากวัตถุหนึ่งมีการเลื่อนภาพ การสเกล การหมุน ภาพรอบจุดกำเนิด และการบิดภาพ การแปลงเรขาคณิตย่อยเหล่านี้ สามารถรวมกันเป็นการแปลงเรขาคณิตรวมในรูปแบบเวกเตอร์ได้ดังสมการที่ 2.14 หรือสมการที่ 2.15

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & sh_x \\ sh_y & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_x & 0 \\ 0 & s_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

$$\begin{bmatrix} x'_0 & \cdots & x'_n \\ y'_0 & \cdots & y'_n \\ 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & sh_x & 0 \\ sh_y & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_x & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 & \cdots & x_n \\ y_0 & \cdots & y_n \\ 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากสมการที่ 2.15 สามารถเขียนใหม่ให้ดังสมการที่ 2.16

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_1 & c_2 \\ d_1 & d_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c_0 \\ d_0 \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

การสเกล การหมุน และการบิดภาพ สามารถเขียนให้อยู่รวมกันในรูปของเมทริกซ์ขนาด  $2 \times 2$  ในส่วนของการเลื่อนภาพอยู่ในเมทริกซ์ขนาด  $2 \times 1$  นอกจากนั้นแล้วการรวมกันผลการแปลงเรขาคณิตไม่มีคุณสมบัติการถ่ายทอด (Communicative) กล่าวคือ ภาพของการย้ายภาพแล้วหมุน ผลลัพธ์ที่ได้ ไม่เหมือนกับภาพของการหมุนแล้วย้ายภาพ

จากสมการที่ 2.15 สามารถเขียนใหม่ให้ดังสมการที่ 2.17 ซึ่งเป็นการเขียนสมการการเลื่อนภาพการสเกล การหมุน และการบิดภาพ ให้อยู่รวมกันในรูปของเมทริกซ์ขนาด  $3 \times 3$  หรือสามารถเขียนได้ในอีกรูปหนึ่งดังสมการที่ 2.18

$$\begin{bmatrix} x'_0 & \cdots & x'_n \\ y'_0 & \cdots & y'_n \\ 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_0 & a_1 & a_2 \\ b_0 & b_1 & b_2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 & \cdots & x_n \\ y_0 & \cdots & y_n \\ 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

$$Y = T * X \quad (2.18)$$

เมื่อ  $X$  คือ กลุ่มของพิกัดของจุดใด ๆ ของรูปก่อนการแปลงเรขาคณิต

$Y$  คือ กลุ่มของพิกัดของจุดใด ๆ ของรูปหลังการแปลงเรขาคณิต

$T$  คือ เมทริกซ์การแปลงเรขาคณิต

ในการใช้งานจริงต้องหาค่าเมทริกซ์  $T$  ก่อนทำการแปลงเรขาคณิตและต้องรู้คู่อันดับที่เหมือนกันหรือคู่อันดับที่ต้องการนำมาใช้ การหาค่าเมทริกซ์  $T$  มีพื้นฐานจากการหาค่าความผิดพลาดกำลังสอง ดังแสดงในสมการที่ 2.19

$$\varepsilon^2 = (Y - TX)^T (Y - TX) \quad (2.19)$$

จากสมการที่ 2.19 สามารถทำอนุพันธ์ได้ดังสมการที่ 2.20

$$\frac{d\varepsilon^2}{dT} = -2X^T (Y - TX) = 0 \quad (2.20)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และเมื่อทำการจัดรูปสมการใหม่ สามารถแสดงได้ดังสมการที่ 2.21

$$\begin{aligned} X^T Y &= X^T T X \\ Y^T X &= T^T X^T X \\ T^T &= (Y^T X) (X^T X)^{-1} \\ T &= (X^T X)^{-1} (X^T Y) \end{aligned} \quad (2.21)$$

## 2.5 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network) [17-21]

โครงข่ายประสาทเทียม หรือ ข่ายงานประสาทเทียม คือ กระบวนการทางคณิตศาสตร์สำหรับประมวลผลข้อมูล โดยมีต้นแบบการทำงานจำลองมาจากโครงสร้างระบบประสาทของมนุษย์ เพื่อให้ได้เครือข่ายการทำงานที่สามารถจดจำรูปแบบของข้อมูล (Pattern recognition) และการอนุมานความรู้ (Knowledge deduction) จากตัวอย่างของข้อมูลที่ถูกมอบหมาย โดยจัดเก็บในรูปค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่าย (Weight) ที่เปลี่ยนแปลงไปตามข้อมูลที่ป้อนให้ทำการเรียนรู้ กล่าวคือ มีความสามารถในการรวบรวมความรู้ผ่านกระบวนการเรียนรู้ (Learning process) จึงทำให้โครงข่ายประสาทเทียมถูกนำมาประยุกต์ใช้ในด้านต่าง ๆ อย่างแพร่หลาย อาทิเช่น การตรวจจับผู้บุกรุก การจำแนกชนิดของวัตถุ และสนับสนุนทางการแพทย์ในการวินิจฉัยโรค

การประมวลผลต่าง ๆ ของโครงข่ายประสาทเทียมเกิดขึ้นในหน่วยประมวลผลย่อยที่เรียกว่า โหนด (Node) ที่มีการส่งสัญญาณเชื่อมต่อกัน (Fully connected) ระหว่างชั้น (Layer) ด้วยเส้นเชื่อมโยง (Edge) เพื่อรับส่งข้อมูล ซึ่งสามารถแบ่งชั้นของโครงข่ายได้เป็น 3 ชั้น คือ ชั้นนำเข้าข้อมูล (Input layer) ชั้นแอบแฝง (Hidden layer) และชั้นส่งออกข้อมูล (Output layer) โดยมีฟังก์ชันผลรวม (Summation function) ในการคำนวณผลรวมของข้อมูลนำเข้า และฟังก์ชันกำหนดสัญญาณส่งออกที่เรียกว่า ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation function) ดังแสดงในรูปที่ 2.18 โดยองค์ประกอบการทำงานของข่ายงานประสาทเทียม มีดังนี้

1. ข้อมูลป้อนเข้า (Input) คือ ข้อมูลเชิงตัวเลขที่ใช้ป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม โดยหากเป็นข้อมูลเชิงคุณภาพต้องผ่านกระบวนการแปลงให้อยู่ในรูปเชิงปริมาณที่โครงข่ายยอมรับได้
2. ข้อมูลส่งออก (Output) คือ ผลลัพธ์ที่ได้จากกระบวนการทำงานลำดับสุดท้ายของโครงข่ายประสาทเทียม
3. ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weights) คือ สิ่งที่ได้จากการเรียนรู้ของข่ายงานประสาทเทียม หรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า ค่าความรู้ (Knowledge) ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักนี้ถูกเก็บเป็นทักษะในการจดจำข้อมูลอื่น

ที่อยู่ในรูปแบบเดียวกัน

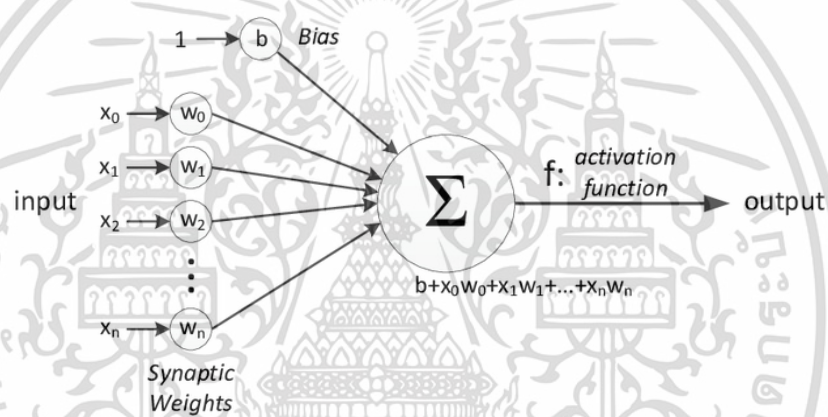
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.) ฟังก์ชันผลรวม (Summation function) เป็นความสัมพันธ์ทางคณิตศาสตร์ โดยมีหน้าที่คำนวณผลรวมของข้อมูลที่ได้จากชั้นข้อมูลนำเข้า แสดงได้ดังสมการที่ (2.22)

$$g = \sum_{i=1}^Z x_i \times w_i + \beta \quad (2.22)$$

5.) ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation function) เป็นความสัมพันธ์ทางคณิตศาสตร์ซึ่งทำหน้าที่ปรับค่าของข้อมูลที่ได้รับจากฟังก์ชันผลรวมให้อยู่ในช่วงที่ต้องการ แสดงได้ดังสมการที่ (2.23)

$$y = f \left[ \left( b + \sum_{i=1}^n (x_i w_i) \right) - T \right] \quad (2.23)$$

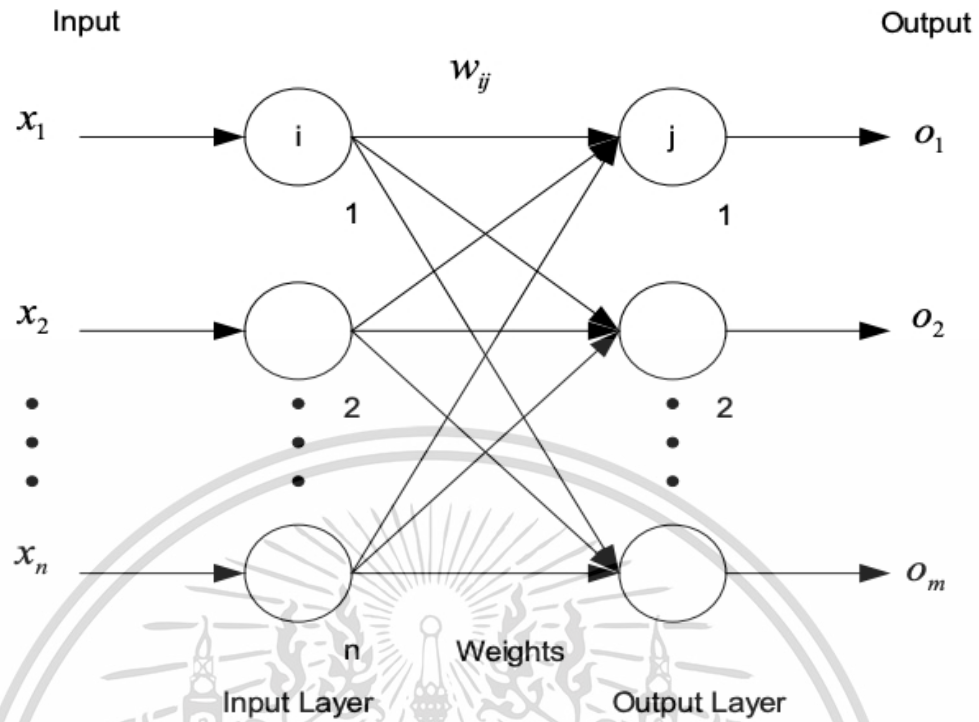


รูปที่ 2.18 โครงสร้างการทำงานของข่ายงานประสาทเทียม

### 2.5.1 โครงสร้างของข่ายงานประสาทเทียม

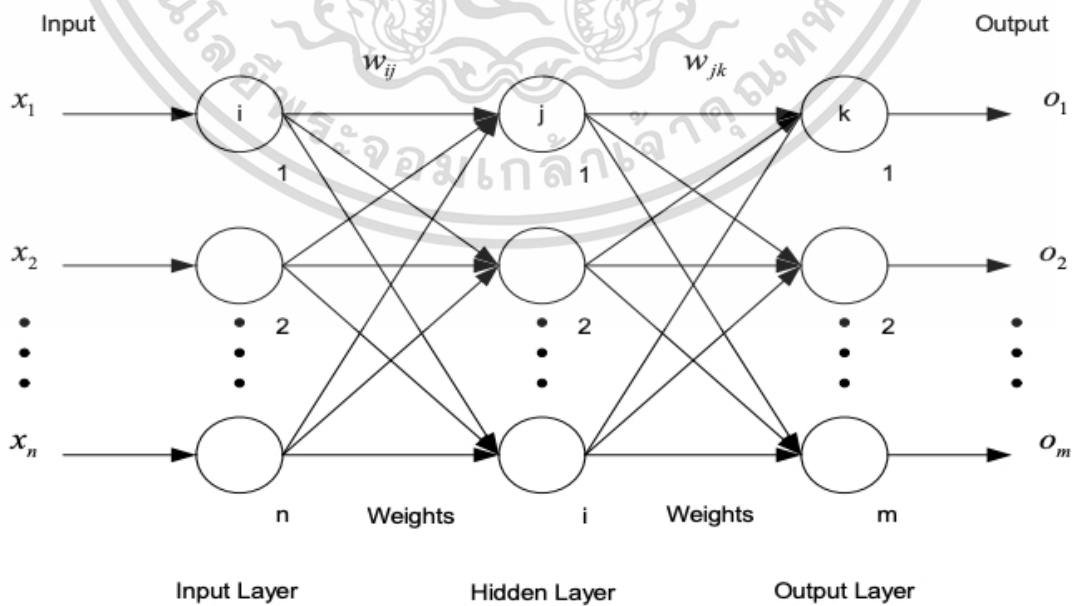
ข่ายงานประสาทเทียม เกิดจากการเชื่อมต่อของโหนดในชั้นต่าง ๆ โดยสามารถแบ่งประเภทของโครงสร้างออกเป็น 2 ชนิด ดังนี้

1.) โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single layer neural network) เป็นโครงข่ายที่ประกอบไปด้วย โหนด ที่จัดเรียงกันในชั้นนำเข้าข้อมูล และชั้นส่งออกข้อมูล ซึ่งชั้นนำเข้าข้อมูล มีหน้าที่รับข้อมูลขาเข้าแล้วส่งสัญญาณผ่านเส้นเชื่อมโยงต่าง ๆ สู่ออกข้อมูล โดยมีความเข้มของสัญญาณขึ้นอยู่กับค่าถ่วงน้ำหนักที่อยู่บนเส้นเชื่อมโยง และนำสัญญาณข้อมูลที่ได้รับมาคำนวณโดยใช้ฟังก์ชันการกระตุ้น โครงสร้างข่ายงานประสาทเทียมแบบชั้นเดียวแสดงดังรูปที่ 2.19



รูปที่ 2.19 โครงสร้างข่ายงานประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

2.) โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi layer neural network) เป็นโครงข่ายที่มีชั้นการประมวลผล ที่เรียกว่า ชั้นแอบแฝง ซึ่งสามารถมีจำนวนได้มากกว่า 1 ชั้น อยู่ระหว่างชั้นนำเข้าข้อมูล และชั้นส่งออกข้อมูล ดังแสดงในรูปที่ 2.20



รูปที่ 2.20 โครงสร้างข่ายงานประสาทเทียมแบบหลายชั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับกรรมการแข่งขันเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ผู้ใดเห็นเข้าใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.5.2 การเรียนรู้ข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียม

การเรียนรู้ข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียม เป็นการป้อนข้อมูลเพื่อให้โครงข่ายทำการเรียนรู้และหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสม โดยอาศัยกระบวนการทำซ้ำ (Iterative) ซึ่งการเรียนรู้ข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียม สามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภท ดังนี้

1. การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning) เป็นการเรียนรู้ที่มีการกำหนดค่าเป้าหมายของผลลัพธ์ให้กับข้อมูลป้อนเข้า และหาค่าความคลาดเคลื่อนจากผลลัพธ์การเรียนรู้เทียบกับค่าเป้าหมาย โดยค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้ถูกนำมาใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่าย เพื่อให้ได้ซึ่งผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับเป้าหมายมากที่สุด

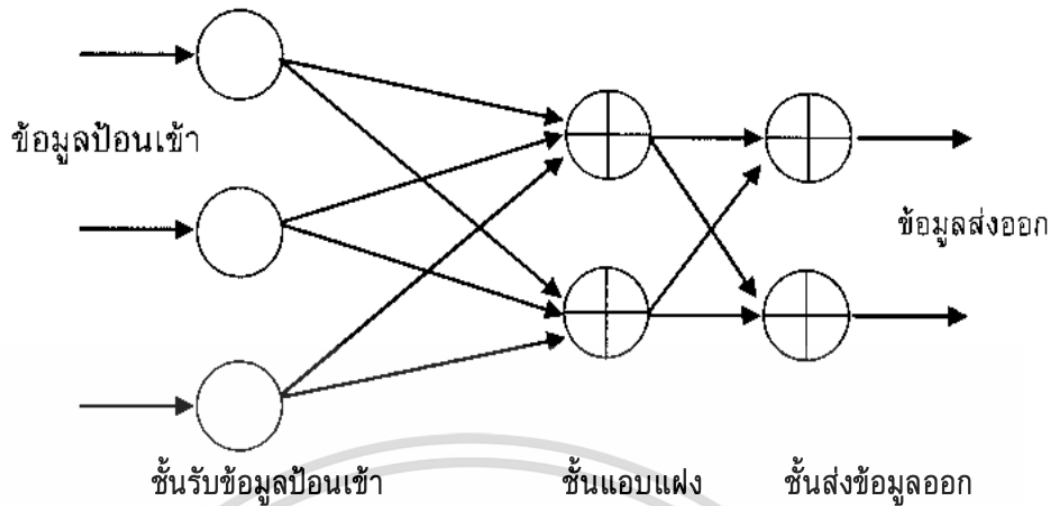
2. การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning) เป็นการเรียนรู้ที่ไม่มีการกำหนดค่าเป้าหมายของผลลัพธ์ให้กับข้อมูลป้อนเข้า โดยใช้การหาความสัมพันธ์ของข้อมูลป้อนเข้าที่มีรูปแบบคล้ายคลึงกันเพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่าย จนได้ซึ่งโครงข่ายที่มีค่าถ่วงน้ำหนักในการจัดหมวดหมู่ของข้อมูลที่เหมาะสม

### 2.5.3 กระบวนการแพร่ย้อนกลับ (Back propagation algorithm)

กระบวนการแพร่ย้อนกลับ เป็นกระบวนการรูปแบบหนึ่ง ในการเรียนรู้ข้อมูลแบบมีผู้สอน นิยมนำมาใช้เพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักของการเรียนรู้แต่ละรอบให้มีความเหมาะสมมากขึ้น ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักที่ทำการปรับนั้นขึ้นอยู่กับความคลาดเคลื่อนระหว่างผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย โดยมีหลักการ คือ เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมได้รับข้อมูลป้อนเข้า ชี้นำเข้าข้อมูลจะคำนวณค่าน้ำหนักของหน่วยรับข้อมูลส่งไปยังชั้นแอบแฝง และจากชั้นแอบแฝงไปยังชั้นส่งออกข้อมูล โดยหากเกิดความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าผลลัพธ์ที่ได้กับค่าเป้าหมาย โครงข่ายจะปรับค่าความผิดพลาดจากชั้นส่งออกข้อมูล และแพร่ย้อนกลับไปยังชั้นแอบแฝง จากนั้นจึงแพร่ย้อนกลับไปยังชี้นำเข้าข้อมูลตามลำดับ

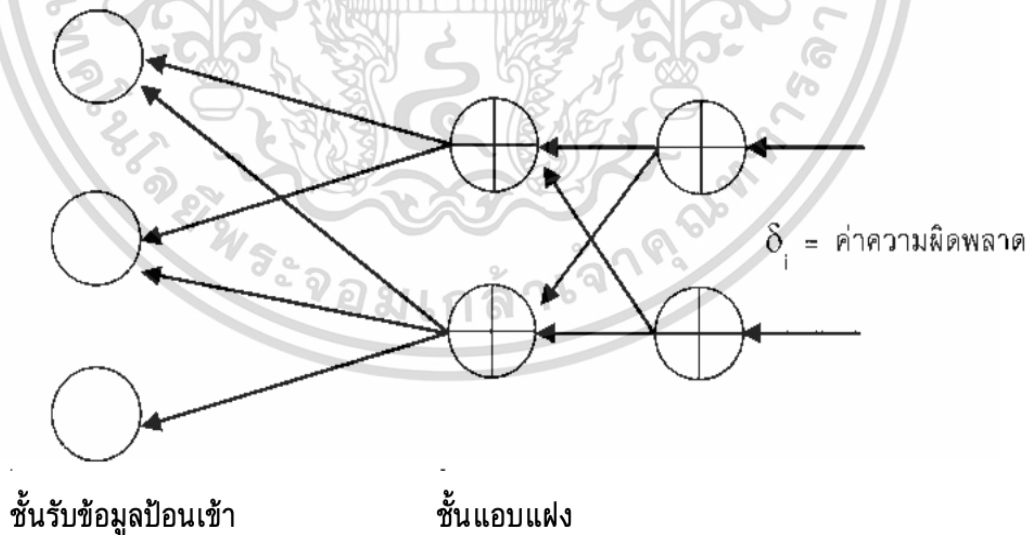
ขั้นตอนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับประกอบไปด้วย 2 ขั้นตอน ดังนี้

1.) การแพร่เดินหน้า (Forward propagation) เป็นขั้นตอนที่เริ่มเมื่อโหนดในชี้นำเข้าได้รับข้อมูลป้อนเข้า โดยนำข้อมูลไปคูณกับค่าน้ำหนักที่ได้จากการสุ่มและส่งเข้าสู่ฟังก์ชันผลรวม ก่อนแปลงเข้าสู่ฟังก์ชันการกระตุ้นเพื่อหาความสัมพันธ์ของข้อมูลที่ได้รับ และถูกส่งไปยังชั้นส่งออกข้อมูลเพื่อแปลงข้อมูลกลับเป็นค่าผลลัพธ์ของโครงข่าย ดังแสดงในรูปที่ 2.21



รูปที่ 2.21 การแพร่แบบเดินหน้า

2.) การแพร่ย้อนกลับ (Back propagation) เป็นขั้นตอนที่เกิดขึ้นเมื่อชั้นส่งออกข้อมูลทำการคำนวณความคลาดเคลื่อนระหว่างผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย และทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นโครงข่ายแต่ละชั้น โดยแพร่จากชั้นส่งออกข้อมูลย้อนกลับไปยังชั้นนำเข้า ดังแสดงในรูปที่ 2.22

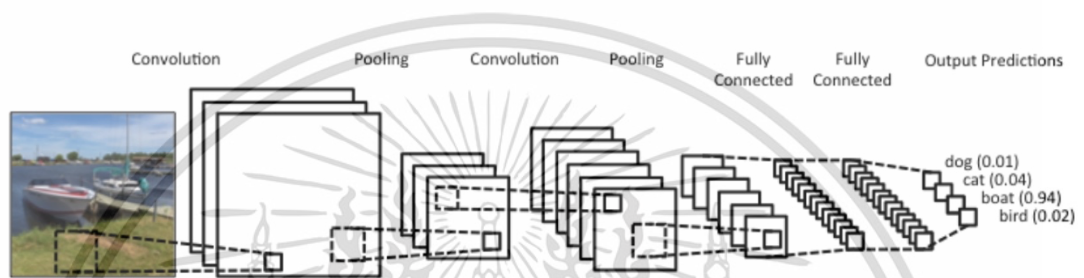


รูปที่ 2.22 การแพร่แบบย้อนกลับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.5.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolution neural network, CNN)

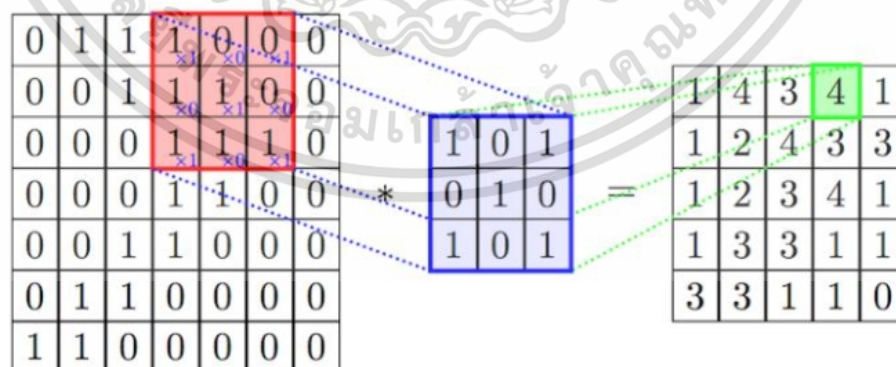
โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน เป็นข่ายงานประสาทเทียมที่ถูกพัฒนาขึ้นมาเพื่อวัตถุประสงค์ใช้ในด้านการประมวลผลภาพ โดยใช้หลักการเข้ารหัสข้อมูลความสว่างในแต่ละพิกเซลของภาพให้อยู่ในรูปแบบตัวเลข โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ประกอบไปด้วย Convolution layer และ Pooling layer ซ้อนกันหลายชั้น ซึ่งเรียกส่วนนี้ว่า Convolution base และมีชั้นสุดท้ายของโครงข่าย คือ Fully connected layer ทำหน้าที่รวมข้อมูลทั้งหมดเข้าด้วยกัน ดังแสดงในรูปที่ 2.23



รูปที่ 2.23 องค์ประกอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

โดยรายละเอียดองค์ประกอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน มีดังต่อไปนี้

1.) Convolution layer เป็นชั้นที่ทำการรวมภาพข้อมูลเข้ากับตัวกรอง ที่มีขนาดเล็กกว่าภาพข้อมูลเข้า ในรูปที่ 2.24 เป็นตัวอย่างการใช้ตัวกรองขนาด  $3 \times 3$  ทาบลงบนภาพ และทำการเข้ารหัสก่อนขยับตัวกรอง ไปที่ตำแหน่งถัดไปจนครบทั้งภาพ เพื่อสร้างชุดข้อมูลชุดใหม่ที่เรียกว่า Feature map ซึ่งเป็นการสกัดคุณลักษณะสำคัญจากชุดข้อมูลเดิม ดังแสดงในรูปที่ 2.25



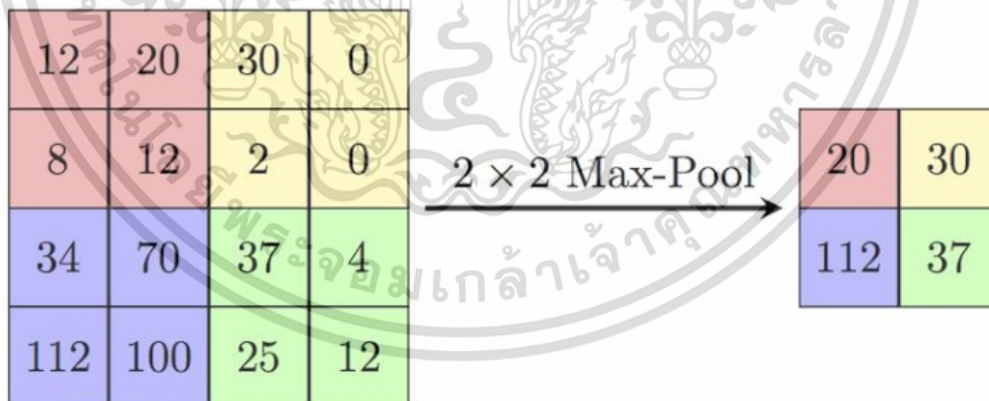
รูปที่ 2.24 ตัวอย่างการทำงานของ Convolution Layer

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.25 Feature map ที่สร้างขึ้นใน Convolution Layer

2.) Pooling layer เป็นชั้นที่ถัดจาก Convolution layer มีไว้เพื่อลดขนาดของ Feature map โดยใช้ฟังก์ชันค่าเฉลี่ย ฟังก์ชันค่าต่ำสุด และฟังก์ชันค่าสูงสุดในการคำนวณ หากเลือกใช้ฟังก์ชันค่าสูงสุด ชั้นนี้จะเรียกว่า Max Pooling นั้นหมายถึง Feature Map ถูกแบ่งออกเป็น Local Region ก่อนนำ Local Region มาแบ่งออกเป็นขนาด  $p \times p$  โดยกำหนดให้  $p$  อยู่ในช่วงระหว่าง 2 ถึง 5 ก่อนเลือกค่าที่มากที่สุดของแต่ละ Pool เพื่อนำมาเป็นตัวแทน ดังแสดงในรูปที่ 2.26 จากนั้นเลื่อนตัวกรองไปยัง Local Region ถัดไปโดยเลื่อนไปจนกระทั่งถึงจุดสุดท้ายของ Feature Map



รูปที่ 2.26 ตัวอย่างการ Max Pooling

3.) Fully connected layer เป็นชั้นสุดท้ายของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ทำหน้าที่รวมข้อมูลที่ได้จากชั้นก่อนหน้า โดยคำนวณได้จากสมการที่ (2.24)

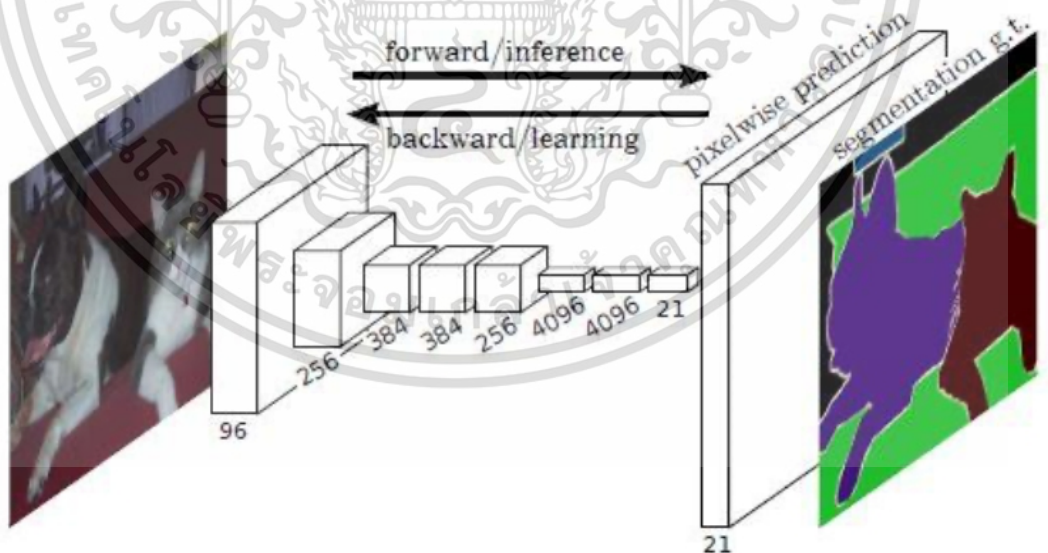
$$y_k = \sum_l W_{kl} * x_l + b_k \quad (2.24)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ  $k$  แทนตำแหน่งข้อมูลขาออกตัวที่  $k$ -th  
 $l$  แทนตำแหน่งข้อมูลขาเข้า  
 $y_k$  แทนค่าของข้อมูลขาออก  
 $x_l$  แทนข้อมูลขาเข้า  
 $b_k$  แทนเบี่ยงเบนของสมการ และ  
 $W_{kl}$  แทนค่าน้ำหนักของข้อมูลระหว่าง  $x_l$  กับ  $y_k$

### 2.5.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเต็มรูป

โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเต็มรูป (Fully convolution neural networks, FCNN) เป็นเทคนิคที่พัฒนามาจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน โดยมีความแตกต่างกันคือ การใช้ CNN นั้นเป็นการเข้ารหัสภาพ (Encoding) โดยคาดหวังให้ขั้นตอนสุดท้ายสามารถจำแนกภาพออกมาได้เป็นชื่อภาพหมวดหมู่ แต่เป้าหมายของ FCNN คือ การจำแนกหมวดหมู่ภาพในแต่ละพิกเซล หรือที่เรียกว่าการแบ่งส่วนตามความหมาย โดยอาศัยการถอดรหัส (Decoding) ในชั้น Feature Map ของ CNN ซึ่งเป็นเทคนิคที่เรียกว่า Deconvolution ในปี ค.ศ. 2015 Long et al. [22] ได้เผยแพร่ผลงานนำเสนอวิธีการ FCNN โดยได้เพิ่มชั้น Upsampling layer เข้าไปแทนชั้นของ Fully connected layer และใช้ภาพ Ground-Truth เป็นข้อมูลสอนของแบบจำลอง ตัวอย่างดังรูปที่ 2.27

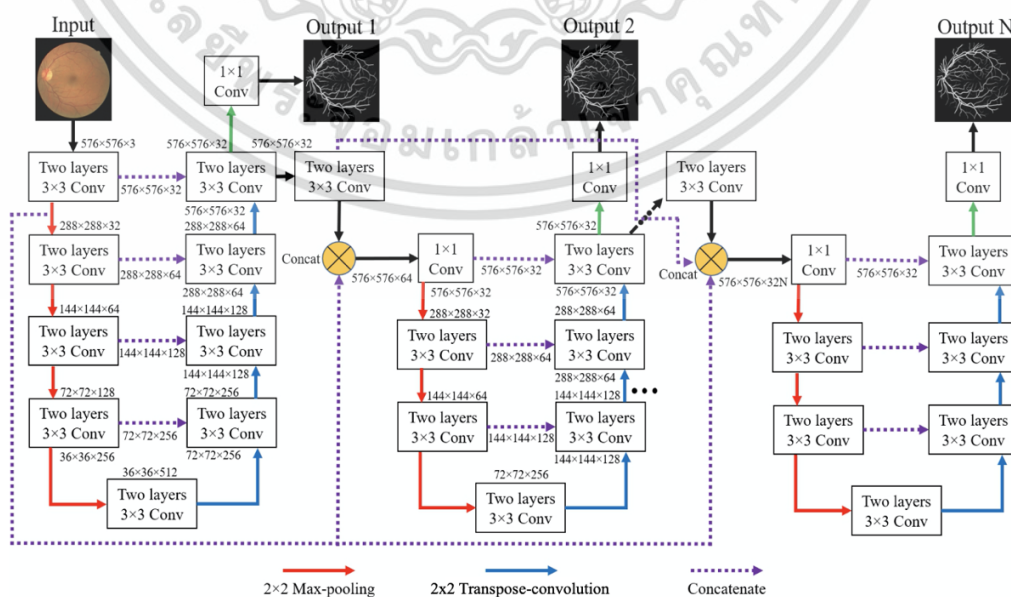


รูปที่ 2.27 ตัวอย่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเต็มรูป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.5.6 แบบจำลอง IterNet [23]

แบบจำลอง IterNet เป็นสถาปัตยกรรมที่สร้างขึ้นตามโน้ตบุ๊กของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเต็มรูป (Fully Convolution neural network) ที่นำเสนอโดย L. Li และคณะ ในปี ค.ศ. 2020 ซึ่งแบบจำลอง IterNet มีหน่วยการทำงานทั้งหมด 2 หน่วย โดยหน่วยแรก เรียกว่าแบบจำลองหลัก (Base module) ที่มีกระบวนการสำหรับเข้ารหัสรูปภาพนำเข้าให้เล็กลงด้วย convolution layer ขนาด  $3 \times 3$  และ max pooling layer ขนาด  $2 \times 2$  เพื่อสร้าง ฟังก์ชันลักษณะ (Feature map) และมีกระบวนการถอดรหัสจากภาพฟังก์ชันลักษณะ ให้เป็นรูปภาพผลลัพธ์ ด้วย transposed convolution layer ขนาด  $2 \times 2$  และ convolution layer ขนาด  $3 \times 3$  โดยมีการใช้วิธีที่เรียกว่า concatenation ในการนำเอาผลลัพธ์จากกระบวนการเข้ารหัสรูปภาพที่อยู่ในระดับเดียวกันมารวมคำนวณในการถอดรหัสรูปภาพ เพื่อสนับสนุนการขยายขนาดรูปภาพในแต่ละระดับ ซึ่งแบบจำลองหลักนี้ประกอบไปด้วย convolution layer ขนาด  $3 \times 3$  ทั้งหมด 18 ชั้น max pooling layer ขนาด  $2 \times 2$  4 ชั้น และ transposed convolution layer ขนาด  $2 \times 2$  จำนวน 4 ชั้น หน่วยการทำงานที่สอง คือ แบบจำลองย่อย (Refinery module) ซึ่งทำงานต่อจากแบบจำลองหลัก โดยสามารถกำหนดจำนวนการทำซ้ำ (iteration) ที่จะให้แบบจำลองย่อยทำงานทั้งหมดกี่รอบ ซึ่งการทำงานในแต่ละรอบใช้ภาพผลลัพธ์ของโครงข่ายก่อนหน้าเป็นข้อมูลป้อนเข้า ซึ่งแบบจำลองย่อยมีโครงสร้าง และกระบวนการทำงานเหมือนกับแบบจำลองหลักเพียงแต่มีขนาดของโครงข่ายที่เล็กกว่า อันประกอบไปด้วย convolution layer ขนาด  $3 \times 3$  จำนวน 14 ชั้น max pooling layer ขนาด  $2 \times 2$  และ transposed convolution layer ขนาด  $2 \times 2$  อย่างละ 3 ชั้น โดยแสดงโครงสร้างการทำงานของแบบจำลอง IterNet ได้ดังรูปที่ 2.28



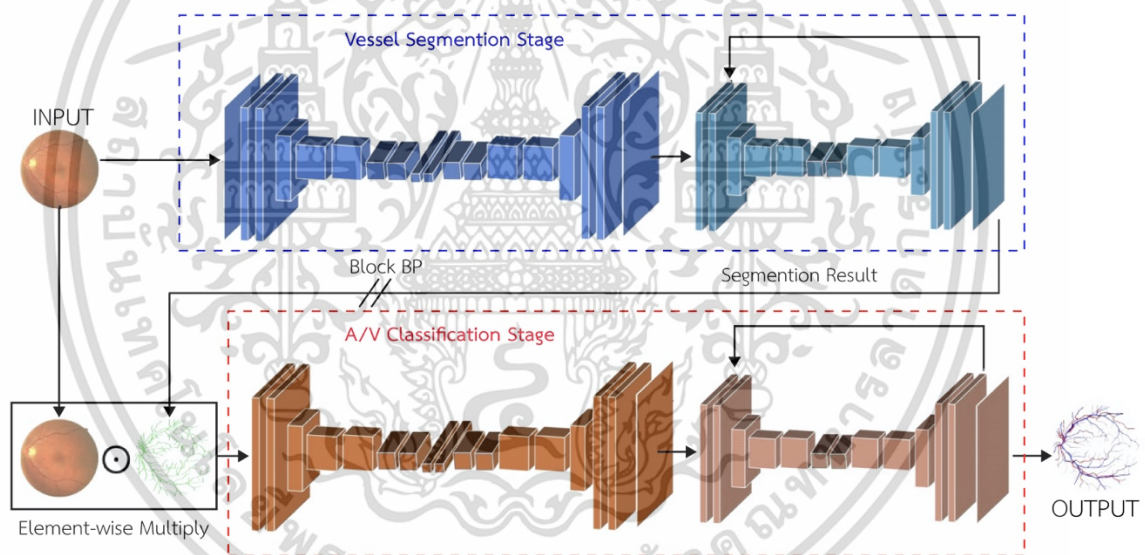
รูปที่ 2.28 โครงสร้างการทำงานของแบบจำลอง IterNet

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ใดเห็นเข้าเป็นประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.5.7 แบบจำลอง SeqNet [24]

แบบจำลอง SeqNet เป็นแบบจำลองที่ถูกพัฒนาโดย L. Li และคณะ ในปี ค.ศ. 2020 เพื่อใช้ในการแบ่งส่วนเส้นเลือดและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพจอตประสาทตาซึ่งแบบจำลอง SeqNet แบ่งการทำงานออกเป็น 2 หมวดหลัก หมวดที่หนึ่งใช้สำหรับเรียนรู้และทำนายผลการแบ่งส่วนเส้นเลือด แสดงดังกรอบสีน้ำเงินในรูปที่ 2.29 และหมวดที่สองสำหรับเรียนรู้และทำนายผลการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงซึ่งทำงานต่อจากหมวดที่หนึ่ง แสดงดังกรอบสีแดงในรูปที่ 2.29 ในแต่ละหมวดการทำงานของแบบจำลอง SeqNet เป็นการนำโครงสร้างของแบบจำลอง IterNet มาประยุกต์ใช้ในการหาผลลัพธ์ โดยผลลัพธ์ที่ได้จากหมวดการแบ่งส่วนเส้นเลือดถูกนำไปคูณแบบตำแหน่งต่อตำแหน่งกับภาพขาเข้าเพื่อจำกัดขอบเขตเป้าหมายให้แก่การทำงานในหมวดทำนายผลการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง กล่าวคือ ทั้งสองหมวดการทำงานมีการทำงานร่วมกันในการเรียนรู้ข้อมูล และการหาผลลัพธ์



รูปที่ 2.29 โครงสร้างการทำงานของแบบจำลอง SeqNet

### 2.6 การวัดและการประเมินผลทางภาพ [25]

การวัดประสิทธิภาพการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอตประสาทตา ใช้ตัวบ่งชี้ประสิทธิภาพสามตัว ได้แก่ ความแม่นยำ (Accuracy, ACC) ความไว (Sensitivity, SE) และความจำเพาะ (Specificity, SP) ซึ่งเกิดจากการคำนวณด้วยค่าตัวแปรทางสถิติทั้งหมดสี่ค่า คือ ผลบวกจริง (True positive, TP) ผลบวกปลอม (False positive, FP) ผลลบจริง (True negative, TN) และ ผลลบปลอม (False negative, FN) ในส่วนของประสิทธิภาพการระบุเส้นเลือดตัวแปรทั้งสี่มีความหมายดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. ผลบวกจริง คือ จำนวนพิกเซลที่เป็นเส้นเลือดและถูกระบุว่าเป็นเส้นเลือด
2. ผลบวกปลอม คือ จำนวนพิกเซลที่ไม่ใช่เส้นเลือดแต่ถูกระบุว่าเป็นเส้นเลือด
3. ผลลบจริง คือ จำนวนพิกเซลที่ไม่ใช่เส้นเลือดและถูกระบุว่าไม่ใช่เส้นเลือด
4. ผลลบปลอม คือ จำนวนพิกเซลที่เป็นเส้นเลือดแต่ถูกระบุว่าไม่ใช่เส้นเลือด

ในส่วนการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงตัวแปรทั้งสี่มีความหมายดังนี้

1. ผลบวกจริง คือ จำนวนพิกเซลที่ระบุว่าเป็นเส้นเลือดชนิดนั้น ๆ ได้ตรงความเป็นจริง
2. ผลบวกปลอม คือ จำนวนพิกเซลที่ระบุว่าเป็นเส้นเลือดชนิดนั้น ๆ แต่ไม่ตรงความเป็นจริง
3. ผลลบจริง คือ จำนวนพิกเซลที่ระบุว่าจะไม่ใช่เส้นเลือดชนิดนั้น ๆ ได้ตรงความเป็นจริง
4. ผลลบปลอม คือ จำนวนพิกเซลที่ระบุว่าจะไม่ใช่เส้นเลือดชนิดนั้น ๆ แต่ไม่ตรงความเป็นจริง

ค่าความแม่นยำ คือ ค่าความสามารถในการแบ่งส่วนระหว่างเส้นเลือดและส่วนที่ไม่ใช่เส้นเลือดจอบุคคลได้ถูกต้อง หรือ จำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงได้อย่างถูกต้องโดยคำนวณจากสัดส่วนระหว่างผลรวมของค่า True Positive และ True Negative ต่อ ผลรวมของผลลัพธ์ทางสถิติ ทั้ง 4 ค่า ดังแสดงในสมการที่ 2.25

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (2.25)$$

ค่าความไว คือ ค่าความสามารถในการระบุบริเวณที่เป็นเส้นเลือดจอบุคคล หรือ ระบุจุดภาพที่เป็นเส้นเลือดดำ และจุดภาพที่เป็นเส้นเลือดแดงได้อย่างถูกต้อง ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสัดส่วนระหว่างค่า True Positive ต่อ ผลรวมของค่า True Positive และ False Negative ดังแสดงในสมการที่ 2.26

$$SE = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.26)$$

ค่าความจำเพาะ คือ ค่าความสามารถในการระบุส่วนที่ไม่ใช่เส้นเลือดจอบุคคลได้อย่างถูกต้อง หรือ ระบุจุดภาพที่ไม่ใช่เส้นเลือดดำ และจุดภาพที่ไม่ใช่เส้นเลือดแดงได้อย่างถูกต้อง ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสัดส่วนระหว่างค่า True Negative ต่อ ผลรวมของค่า True Negative และ False Positive ดังแสดงในสมการที่ 2.27

$$SP = \frac{TN}{TN + FP} \quad (2.27)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษานั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.7 ทบทวนวรรณกรรม

วรรณกรรมของการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงจอบประสาทตา หากแบ่งกลุ่มการศึกษาตามอัตลักษณ์ของวิธีการ สามารถแบ่งออกได้เป็นสองประเภท คือ การจำแนกโดยใช้อัลกอริทึมในการวิเคราะห์คุณลักษณะ และการจำแนกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

กลุ่มการจำแนกโดยใช้อัลกอริทึมเพื่อวิเคราะห์คุณลักษณะเส้นเลือดของภาพจอบประสาทตา ในปี ค.ศ. 2014 B. Dashtbozorg และคณะ [26] ได้นำเสนอการจำแนกชนิดเส้นเลือด โดยใช้การสร้างกราฟแสดงเครือข่ายหลอดเลือด และระบุชนิดของหลอดเลือดจากข้อมูลความเข้มสี ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้มีค่าความไว 90% แต่วิธีการมีความยากต่อการนำไปใช้งาน ต่อมา F. Huang และคณะ [27] ได้นำเสนอการจำแนกชนิดของเส้นเลือดด้วย Genetic-search โดยเริ่มจากการสกัดเส้นเลือดจอบประสาทตาแล้วจึงนำภาพเส้นเลือดที่ได้มาทำการระบุชนิดว่าเป็นเส้นเลือดดำหรือเส้นเลือดแดง ซึ่งวิธีการนี้มีประสิทธิภาพต่ำ โดยมีผลลัพธ์ความแม่นยำ เท่ากับ 72% งานวิจัยของ X. Xu และคณะ [28] ได้เสนองานวิจัยการจำแนกชนิดเส้นเลือดด้วยการใช้ k-Nearest Neighbor classifier ร่วมกับการปรับปรุงคุณภาพสีของภาพจอบประสาทตาด้วย Guassian filter และ Inter-subject normalization โดยมีข้อดี คือ ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูง แต่ก็ใช้เวลาในการประมวลผลสูง อาจกล่าวได้ว่าการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง โดยใช้อัลกอริทึมในการวิเคราะห์คุณลักษณะ มีข้อจำกัด คือ มีความ ไวต่อสัญญาณรบกวนภายในภาพ และมีความซับซ้อนของวิธีการสูง เนื่องจากวิธีการข้างต้นอาศัยคุณลักษณะเส้นเลือดภายในภาพเป็นหลัก อีกทั้งมีลำดับการทำงานที่หลายขั้นตอน

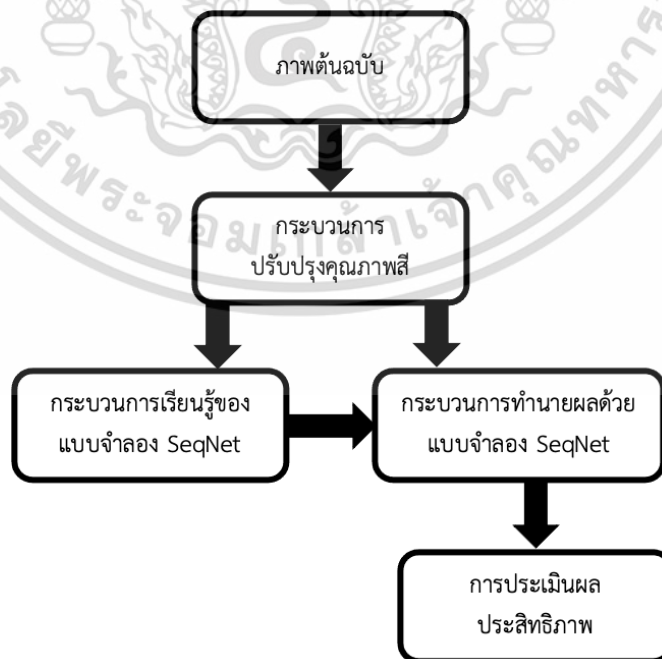
อีกกลุ่มงานวิจัย คือ การจำแนกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ในงานวิจัยของ F. Girard และคณะ [29] เสนอการจำแนกชนิดเส้นเลือดของภาพจอบประสาทตา ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ร่วมกับอัลกอริทึมคำนวณความน่าจะเป็นในการแพร่ของการเรียนรู้ (Likelihood score propagation) ซึ่งวิธีการนี้มีความเร็วในการประมวลผลสูง แต่ก็ยังมีประสิทธิภาพที่ต่ำ ต่อมา A. Galdran และคณะ [30] ได้นำเสนอการระบุชนิดของเส้นเลือดด้วยแบบจำลองที่มีการใช้เทคนิค Skip-connections และ Parametric Rectified Linear Units ในกระบวนการเรียนรู้ข้อมูล โดยผลลัพธ์มีค่าความแม่นยำ 89% ข้อเสียของวิธีการนี้ คือ ใช้ทรัพยากรและเวลาในการเรียนรู้ของแบบจำลองสูง งานวิจัยของ L. Li [23] เสนอการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพจอบประสาทตา ด้วยแบบจำลอง SeqNet ที่ใช้การทำซ้ำของ หน่วยการทำงานย่อยในการมุ่งเน้นไปยังจุดของข้อมูลที่สนใจ ซึ่งเป็นวิธีการที่มีประสิทธิภาพสูง และง่ายต่อการใช้งานแบบอัตโนมัติ งานวิจัยในกลุ่มนี้มีประสิทธิภาพสูง อีกทั้งยังง่ายต่อการพัฒนาและการนำไปใช้

## บทที่ 3

# วิธีดำเนินการทดลอง

### 3.1 บทนำ

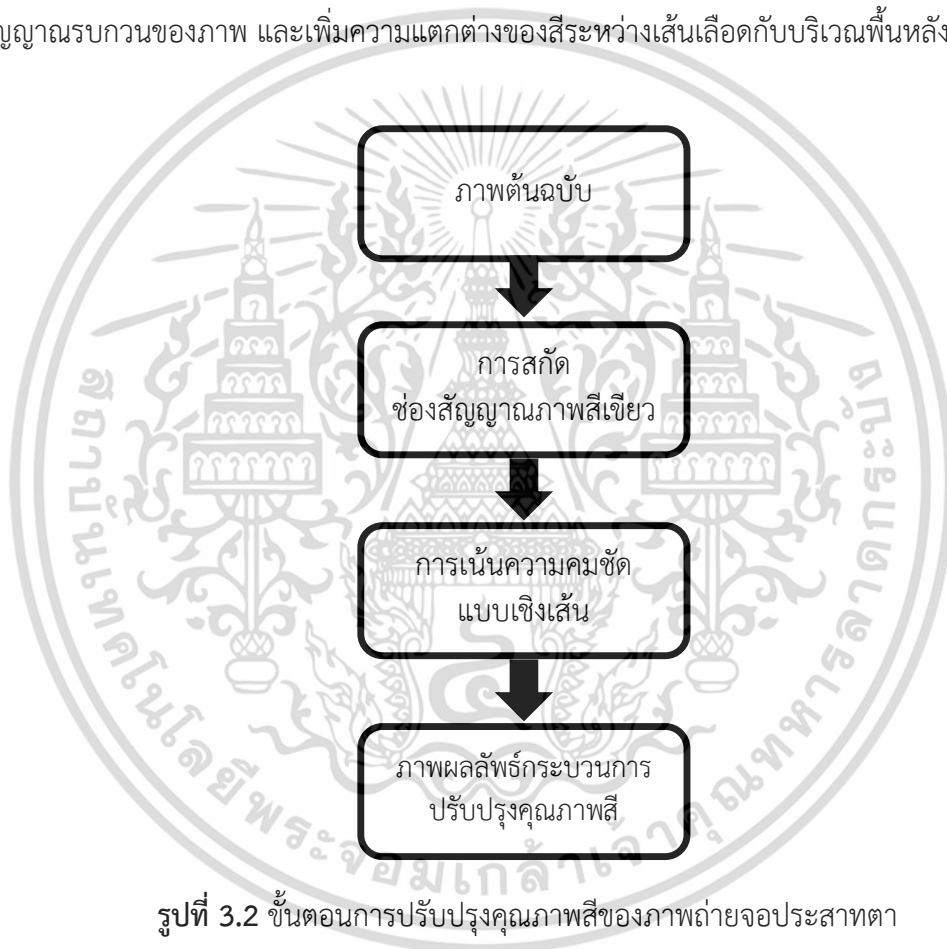
กระบวนการทำงานของงานวิจัยนี้ประกอบด้วยการทำงานทั้งหมด 5 ส่วน ได้แก่ การปรับปรุงคุณภาพสีของภาพถ่ายจอประสาทตา การเรียนรู้ข้อมูลของแบบจำลอง SeqNet การทำนายผลของแบบจำลอง SeqNet การประเมินประสิทธิภาพของวิธีการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา และเวลาในการประมวลผลของวิธีการ ดังแสดงในรูปที่ 3.1 โดยเริ่มจากการนำภาพถ่ายจอประสาทตาผ่านการประมวลผลภาพดิจิทัลเพื่อปรับปรุงคุณภาพสีและเน้นความคมชัดของเส้นเลือดภายในภาพ รวมถึงลดสัญญาณรบกวนของภาพ ก่อนนำภาพถ่ายจอประสาทตาที่ผ่านการปรับปรุงคุณภาพสีที่ได้เข้าสู่แบบจำลอง SeqNet ทั้งในส่วนการเรียนรู้และทำนายผลผลลัพธ์สุดท้ายที่ได้จากการทำนายผล คือ ภาพโครงสร้างเส้นเลือดจอประสาทตาที่มีการระบุชนิดของเส้นเลือดว่าส่วนใดเป็นเส้นเลือดดำ และส่วนใดเป็นเส้นเลือดแดง จากนั้นนำผลลัพธ์การแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตาที่ได้ไปเปรียบเทียบกับภาพเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง จอประสาทตาที่เป็นจริง (Ground truth image) เพื่อหาค่าประสิทธิภาพของวิธีการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา



รูปที่ 3.1 ระบบการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.2 การปรับปรุงคุณภาพสีของภาพถ่ายจอประสาทตา

การปรับปรุงคุณภาพสีของภาพถ่ายจอประสาทตา ถูกใช้เพื่อเพิ่มความเด่นชัดของเส้นเลือดภายในภาพ และลดสัญญาณรบกวน โดยมีขั้นตอนดังแสดงในรูปที่ 3.2 เริ่มจากการเลือกเอาเฉพาะภาพจอประสาทตาในช่องสัญญาณภาพสีเขียว (Green channel extraction) เนื่องจากเป็นช่องสัญญาณสีที่มีความเด่นชัดของเส้นเลือดมากที่สุด เมื่อเทียบกับภาพสี RGB และภาพในช่องสัญญาณสีอื่น ๆ จากนั้นนำภาพจอประสาทตาในช่องสัญญาณภาพสีเขียวที่ได้ไปปรับปรุงคุณภาพสีด้วยวิธีการเน้นความคมชัดของภาพแบบเชิงเส้น (Linear contrast stretch) เพื่อลดจุดสัญญาณรบกวนของภาพ และเพิ่มความแตกต่างของสีระหว่างเส้นเลือดกับบริเวณพื้นหลัง



รูปที่ 3.2 ขั้นตอนการปรับปรุงคุณภาพสีของภาพถ่ายจอประสาทตา

### 3.3 การเรียนรู้ข้อมูลการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของแบบจำลอง SeqNet

การเรียนรู้ข้อมูลการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของแบบจำลอง SeqNet มีขั้นตอนการทำงานทั้งหมด 3 ลำดับ ได้แก่ การจัดเตรียมข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ การเรียนรู้ข้อมูลการแบ่งส่วนเส้นเลือด และการเรียนรู้ข้อมูลการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง โดยกำหนดให้การเรียนรู้ของแบบจำลอง SeqNet ดำเนินการ (Epochs) 200 รอบ

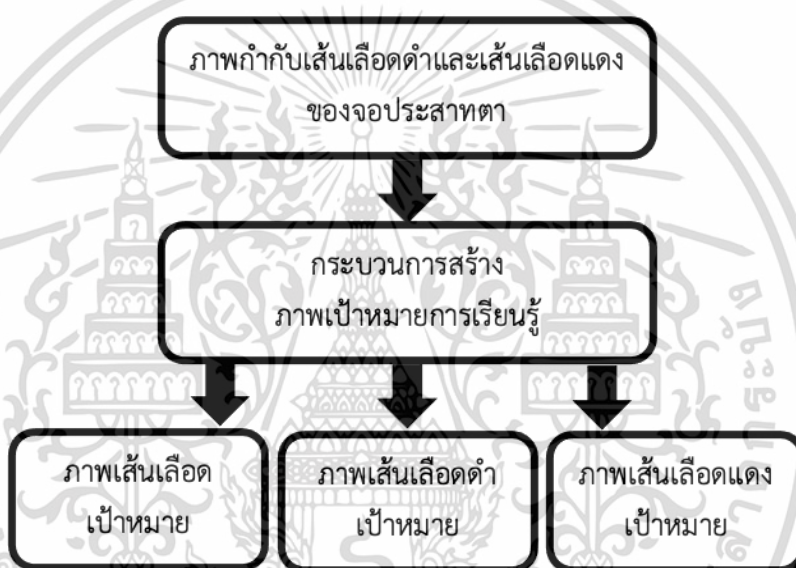
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ในการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ใดเห็นแบบฉบับหรือเอกสารนี้  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ด้วยขนาดกลุ่มข้อมูล (Batch size) เท่ากับ 16 อัตราการสุ่มทิ้งข้อมูลระหว่างชั้นโครงข่ายประสาทเทียม (Drop out) เท่ากับ 0.1 และการทำซ้ำของหน่วยการทำงานย่อย (Iteration) จำนวน 3 ครั้ง

### 3.3.1 การจัดเตรียมข้อมูลสำหรับการเรียนรู้

การจัดเตรียมข้อมูลสำหรับการเรียนรู้การแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของแบบจำลอง SeqNet ประกอบไปด้วการทำงานทั้งหมด 2 ขั้นตอน ได้แก่

1.) การสร้างภาพเป้าหมายการเรียนรู้ เป็นการเลือกเอาคุณลักษณะในแต่ละพื้นที่ของภาพเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของจอประสาทตาที่เป็นจริง มาสร้างเป็นภาพเป้าหมายการเรียนรู้ในแต่ละหมวดของแบบจำลอง SeqNet โดยแบ่งภาพเป้าหมายออกเป็น 3 ลักษณะ ดังแสดงในรูปที่ 3.3



รูปที่ 3.3 การสร้างภาพเป้าหมายการเรียนรู้ในแต่ละหมวดของแบบจำลอง SeqNet

โดยในแต่ละลักษณะมีรูปแบบในการคัดเลือกและ การนำไปใช้งานที่แตกต่างกัน ดังต่อไปนี้

- ภาพเส้นเลือดเป้าหมาย เป็นการเลือกคุณลักษณะของบริเวณที่เป็นเส้นเลือดทั้งหมดจากภาพเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของจอประสาทตาที่เป็นจริง มาสร้างเป็นภาพเป้าหมายเพื่อใช้ในการคำนวณความคลาดเคลื่อนของผลลัพธ์การเรียนรู้คุณลักษณะเส้นเลือด

- ภาพเส้นเลือดดำเป้าหมาย เป็นการเลือกบริเวณที่เป็นเส้นเลือดดำ ซึ่งแทนด้วยสีน้ำเงินจากภาพเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของจอประสาทตาที่เป็นจริงมาสร้างเป็นภาพเป้าหมายเพื่อใช้ในการคำนวณความคลาดเคลื่อนของผลลัพธ์การเรียนรู้คุณลักษณะเส้นเลือดดำ

- ภาพเส้นเลือดแดงเป้าหมาย เป็นการเลือกบริเวณที่เป็นเส้นเลือดแดง ซึ่งแทนด้วยสีแดงจากภาพเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของจอประสาทตาที่เป็นจริง มาสร้างเป็นเป้าหมายเพื่อใช้ในการคำนวณความคลาดเคลื่อนของผลลัพธ์การเรียนรู้คุณลักษณะเส้นเลือดแดง

2.) การเพิ่มจำนวนของข้อมูลและการดึงคุณลักษณะแต่ละพื้นที่ของภาพในการเรียนรู้ มีขั้นตอนการทำงานดังแสดงในรูปที่ 3.4 เริ่มจากการนำภาพจอประสาทตาที่ผ่านการปรับปรุง คุณภาพสี และภาพเป้าหมายการเรียนรู้ทั้งหมดไปสุ่มตัดแปลงคุณลักษณะรูปร่าง เพื่อเพิ่มจำนวนและความหลากหลายของข้อมูล (Data augmentation) ได้แก่ การสุ่มหมุนภาพตั้งแต่ 0 – 180 องศา การสุ่มบิดภาพ การสุ่มกลับด้านภาพตามแนวนอน การสุ่มเลื่อนภาพ การสุ่มย่อหรือขยายภาพตามลำดับ ก่อนนำไปสุ่มตัดแบ่งภาพจากขนาดเต็มให้เป็นภาพย่อย (Patch extraction) ที่มีขนาด 128 x 128 พิกเซล จำนวน 4 ภาพต่อ 1 ภาพขนาดเต็ม เพื่อดึงคุณลักษณะในแต่ละพื้นที่ของข้อมูล (Feature extraction)



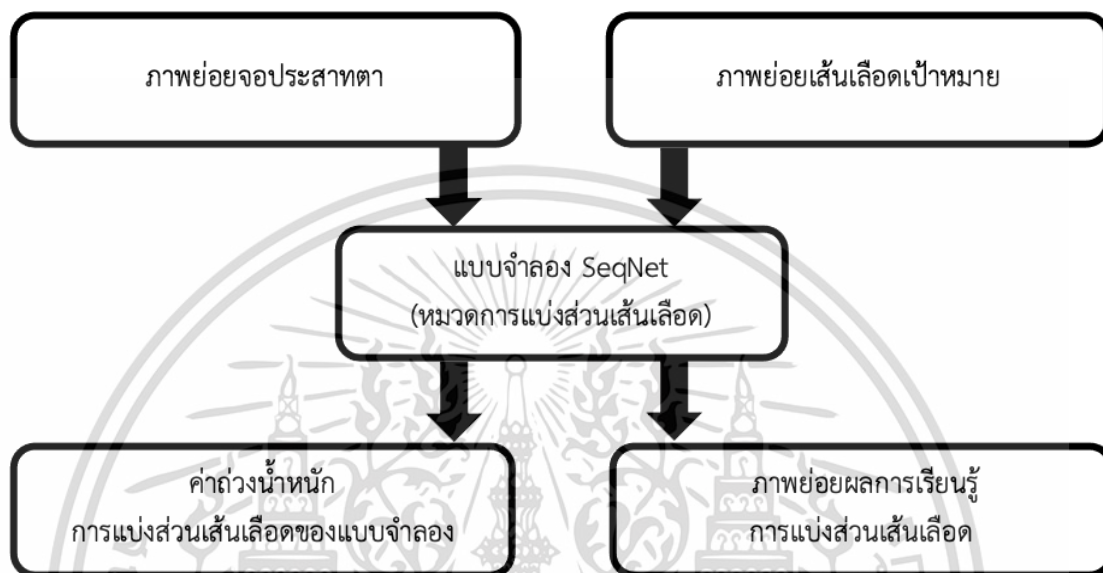
รูปที่ 3.4 การเพิ่มจำนวนของข้อมูลและการดึงคุณลักษณะแต่ละพื้นที่ของภาพในการเรียนรู้

### 3.3.2 การเรียนรู้การแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพถ่ายจอประสาทตา

การเรียนรู้ข้อมูลการแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพถ่ายจอประสาทตา เป็นกระบวนการป้อนข้อมูล เพื่อให้แบบจำลองทำการเรียนรู้คุณลักษณะของเส้นเลือดในภาพถ่ายจอประสาทตา โดยอาศัยการทำงานหมวดที่หนึ่งของแบบจำลอง SeqNet มีขั้นตอนดังแสดงในรูปที่ 3.5 เริ่มจากทยอยนำภาพจอประสาทตา (Patches input image) และภาพเส้นเลือดเป้าหมาย (Patches vessel label image) ที่ผ่านการแบ่งส่วนจากภาพขนาดเต็มให้เป็นภาพย่อยจากขั้นตอนการจัดเตรียมข้อมูลสำหรับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การเรียนรู้ เข้าสู่กระบวนการเรียนรู้การทำงานหมวดที่หนึ่งของแบบจำลอง SeqNet โดยกำหนดให้ภาพจอประสาทตาเป็นข้อมูลสำหรับการเรียนรู้การแบ่งส่วนเส้นเลือดของแบบจำลอง SeqNet และให้ภาพเส้นเลือดเป้าหมายเป็นตัวกำหนดความถูกต้องในการคำนวณความคลาดเคลื่อนของผลลัพธ์การเรียนรู้แต่ละรอบ (Cross entropy loss)



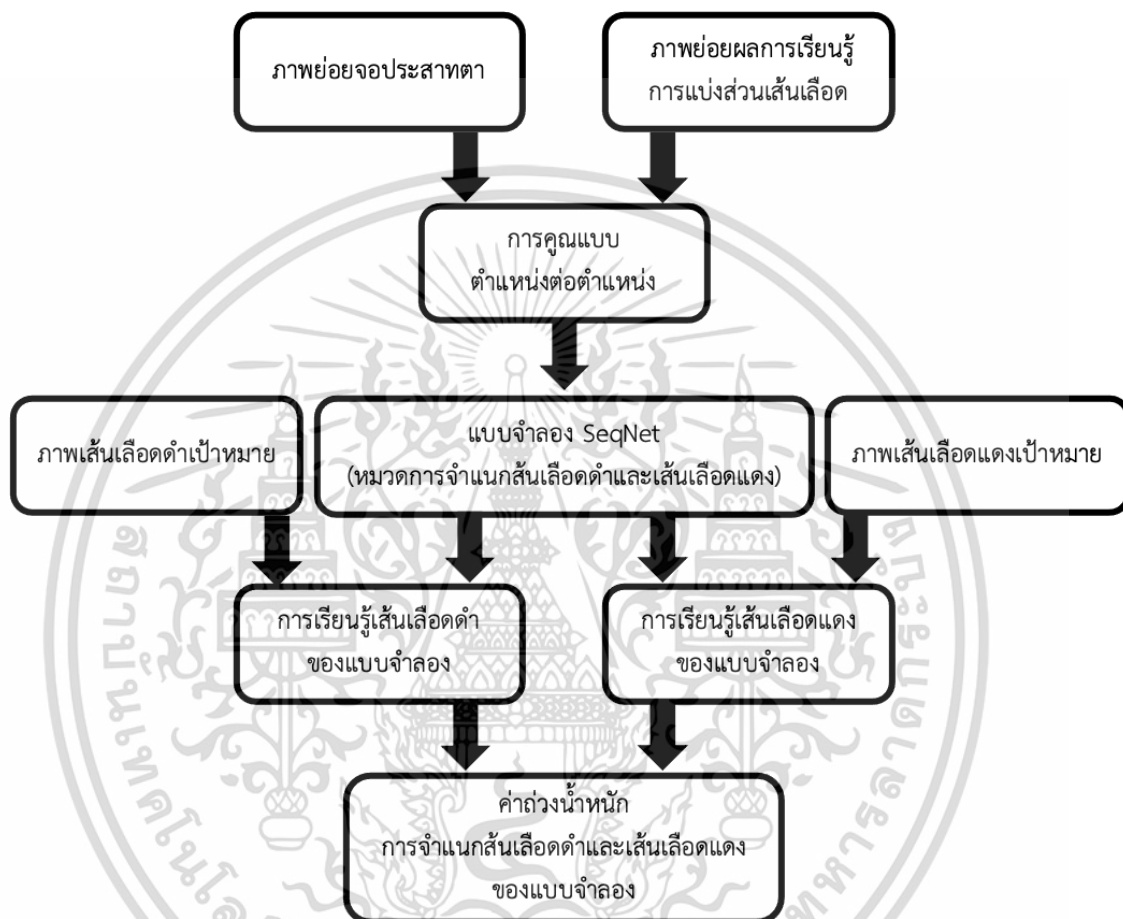
รูปที่ 3.5 ขั้นตอนการเรียนรู้ข้อมูลการแบ่งส่วนเส้นเลือดจากภาพถ่ายจอประสาทตา

### 3.3.3 การเรียนรู้การจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพจอประสาทตา

การเรียนรู้ข้อมูลการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพจอประสาทตา เป็นกระบวนการป้อนข้อมูลเพื่อให้แบบจำลองเรียนรู้คุณลักษณะต่าง ๆ ของทั้งเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงภายในภาพถ่ายจอประสาทตา โดยอาศัยการทำงานในหมวดที่สองของแบบจำลอง SeqNet ซึ่งเป็นหมวดที่ทำงานต่อจากการเรียนรู้การแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพถ่ายจอประสาทตา มีขั้นตอนดังแสดงในรูปที่ 3.6 เริ่มจากการนำภาพถ่ายจอประสาทตาที่ใช้เป็นข้อมูลเข้าในหมวดการเรียนรู้ข้อมูลการแบ่งส่วนเส้นเลือด มาคูณแบบตำแหน่งต่อตำแหน่ง (Element wise multiplication) กับภาพผลลัพธ์การเรียนรู้การแบ่งส่วนเส้นเลือด (Patches segmentation training output image) เพื่อจำกัดขอบเขตของบริเวณเส้นเลือดที่ต้องการเรียนรู้ รวมถึงเพิ่มความเด่นชัดของรายละเอียดเส้นเลือดอย่างความเข้มสีและความหนาของเส้นเลือด จากนั้นนำภาพที่ผ่านการคูณแบบตำแหน่งต่อตำแหน่งที่ได้ และ ภาพเป้าหมายทั้งเส้นเลือดดำ (Patches vein label image) และเส้นเลือดแดง (Patches artery label image) ที่ได้จากขั้นตอนการจัดเตรียมข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ เข้าสู่กระบวนการเรียนรู้การทำงานหมวดที่สองของแบบจำลอง SeqNet

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยกำหนดให้ภาพที่ผ่านการคูณแบบตำแหน่งต่อตำแหน่งเป็นข้อมูลสำหรับการเรียนรู้การจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของแบบจำลอง SeqNet และให้ภาพเป้าหมายทั้งของเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงเป็นตัวกำหนดความถูกต้องในการคำนวณความคลาดเคลื่อนของผลลัพธ์การเรียนรู้ คุณลักษณะเส้นเลือดทั้งสองชนิดในแต่ละรอบ



รูปที่ 3.6 ขั้นตอนการเรียนรู้ข้อมูลการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพจอประสาทตา

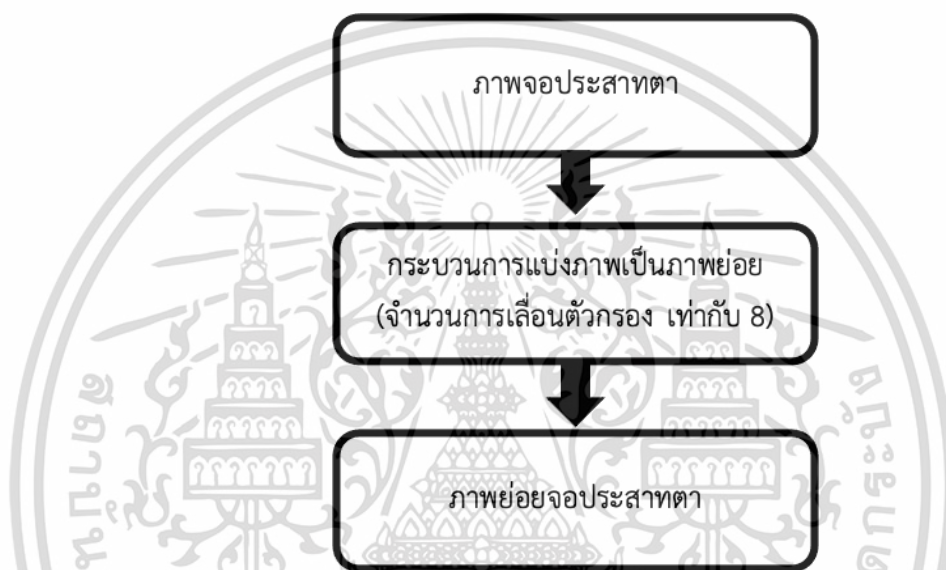
### 3.4 การทำนายผลการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของแบบจำลอง SeqNet

การทำนายผลการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง เป็นการนำแบบจำลอง SeqNet ที่ผ่านการเรียนรู้ข้อมูล มาใช้หาผลลัพธ์ต่าง ๆ โดยมีขั้นตอนการทำงานทั้งหมด 3 ลำดับ ได้แก่ การจัดเตรียมข้อมูลสำหรับการทำนายผล การทำนายผลการแบ่งส่วนเส้นเลือด และการทำนายผลการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง โดยกำหนดให้ทำนายผลด้วยขนาดกลุ่มข้อมูลเท่ากับ 16 และการทำซ้ำของหน่วยการทำงานย่อย จำนวน 3 ครั้ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.4.1 การจัดเตรียมข้อมูลสำหรับการทำนายผล

การจัดเตรียมข้อมูลสำหรับการทำนายผลการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของแบบจำลอง SeqNet มีขั้นตอนดังแสดงในรูปที่ 3.7 เริ่มจากนำภาพจอประสาทตาที่ผ่านการปรับปรุงคุณภาพสีมาทำการแบ่งส่วนภาพจากขนาดเต็มให้เป็นภาพย่อย (Patch extraction) ที่มีขนาด  $128 \times 128$  พิกเซล โดยใช้จำนวนการเลื่อนตัวกรอง (Stride) ในการแบ่งส่วนภาพไปทีละ 8 พิกเซล ทั้งแนวนอนและแนวตั้งของภาพ เพื่อให้ได้ซึ่งผังคุณลักษณะข้อมูล (Feature map) ในการทำนายผล



รูปที่ 3.7 การจัดเตรียมข้อมูลสำหรับการทำนายผลของแบบจำลอง SeqNet

### 3.4.2 การทำนายผลการแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพถ่ายจอประสาทตา

การทำนายผลการแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพถ่ายจอประสาทตา เป็นการสกัดเอาเฉพาะบริเวณเส้นเลือดภายในภาพถ่ายจอประสาทตา โดยใช้การทำงานในหมวดที่หนึ่งของแบบจำลอง SeqNet ที่ผ่านการเรียนรู้ข้อมูล มีขั้นตอนดังแสดงในรูปที่ 3.8 เริ่มจากทยอยนำภาพจอประสาทตาที่ผ่านการแบ่งส่วนจากภาพขนาดเต็มให้เป็นภาพย่อย จากขั้นตอนการจัดเตรียมข้อมูลการทำนายผลเข้าสู่กระบวนการทำนายผลการแบ่งส่วนเส้นเลือดของแบบจำลอง SeqNet จากนั้นนำภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายภาพย่อยแต่ละภาพมาเข้าสู่กระบวนการรวมกลับ (Patches regroup) โดยมีผลลัพธ์สุดท้ายเป็นภาพขาวดำของโครงสร้างเส้นเลือดภายในภาพถ่ายจอประสาทตาที่มีขนาดเท่ากับภาพถ่ายจอประสาทตาเข้า



รูปที่ 3.8 ขั้นตอนการทำนายผลการแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพถ่ายจอบรรยากาศ

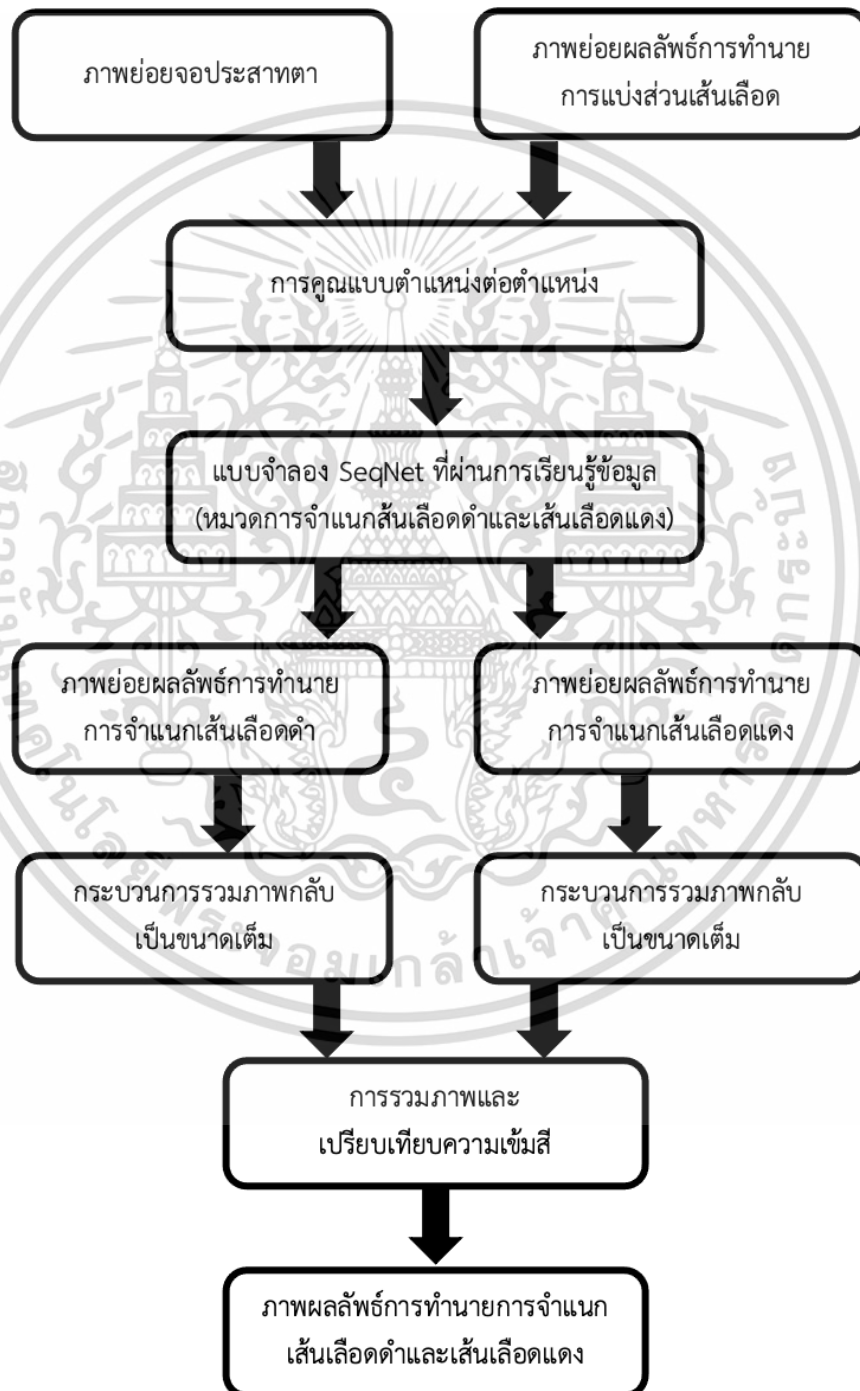
### 3.4.3 การทำนายผลการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพจอบรรยากาศ

การทำนายผลการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอบรรยากาศ เป็นการระบุชนิดเส้นเลือดของผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนการทำนายผลการสกัดเส้นเลือดจอบรรยากาศว่า ส่วนใดเป็นเส้นเลือดดำและส่วนใดเป็นเส้นเลือดแดง โดยอาศัยการทำงานในหมวดที่สองของแบบจำลอง SeqNet ที่ผ่านการเรียนรู้ข้อมูล ซึ่งทำงานต่อจากการทำนายผลการแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพถ่ายจอบรรยากาศ มีขั้นตอนดังแสดงในรูปที่ 3.9 เริ่มจากการนำภาพถ่ายจอบรรยากาศที่ใช้เป็นข้อมูลเข้าในส่วนการทำนายผลการแบ่งส่วนเส้นเลือด มาคูณแบบตำแหน่งต่อตำแหน่ง กับภาพผลลัพธ์ย่อยจากการทำนายการแบ่งส่วนเส้นเลือด เพื่อจำกัดขอบเขตของบริเวณเส้นเลือดที่ต้องการทำนายผล รวมถึงเพิ่มความเด่นชัดของรายละเอียดเส้นเลือดอย่าง ความเข้มสีและความหนาของเส้นเลือด ก่อนนำเข้าสู่กระบวนการทำนายผลการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของแบบจำลอง SeqNet ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายประกอบไปด้วย ภาพบริเวณที่เป็นเส้นเลือดดำ และภาพ

บริเวณที่เป็นเส้นเลือดแดง ของภาพถ่ายแต่ละภาพ จากนั้นนำภาพผลลัพธ์มาผ่านกระบวนการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รวมกลับตามชนิดของเส้นเลือดให้เป็นภาพที่มีขนาดเดียวกับภาพจอบุคคลตาเข้า และจึงนำภาพผลลัพธ์ที่ผ่านกระบวนการรวมกลับทั้งสองมารวมเข้าด้วยกัน โดยมีตรรกะในการระบุชนิดของเส้นเลือด คือ หากจุดภาพของภาพเส้นเลือดชนิดใดมีค่าความสว่างของจุดภาพในตำแหน่งนั้นมากกว่าให้ถือว่าจุดภาพตำแหน่งนั้นเป็นเส้นเลือดชนิดนั้น โดยกำหนดให้สีน้ำเงินแทนส่วนที่เป็นเส้นเลือดดำและสีแดงแทนส่วนที่เป็นเส้นเลือดแดง



รูปที่ 3.9 ขั้นตอนการทำนายผลการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอบุคคลตา เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.5 การประเมินประสิทธิภาพการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา

การประเมินประสิทธิภาพการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา สามารถแบ่งออกได้เป็น 4 ส่วน คือ การสกัดเส้นเลือด การจำแนกเส้นเลือดดำ การจำแนกเส้นเลือดแดง และค่าเฉลี่ยการจำแนกชนิดเส้นเลือดของภาพถ่ายจอประสาทตา ซึ่งในแต่ละส่วนใช้ตัวชี้วัดทั้งหมด 3 ค่า ได้แก่ ค่าความแม่นยำ (Accuracy, ACC) ค่าความไว (Sensitivity, SE) และ ค่าความจำเพาะ (Specificity, SP) ซึ่งได้จากการเปรียบเทียบระหว่างภาพผลลัพธ์การแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตากับภาพเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของจอประสาทตาที่เป็นจริง โดยมีค่าขีดแบ่งความน่าจะเป็นในการเปรียบเทียบ เท่ากับ 0.5 ซึ่งเป็นค่ามาตรฐาน

### 3.6 การบันทึกเวลาประมวลผลการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตาของวิธีการ

การบันทึกเวลาในการประมวลผลการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา คือ ค่าเวลาที่วิธีการใช้ในการทำนายผลลัพธ์การแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงต่อภาพถ่ายจอประสาทตาหนึ่งภาพในหน่วยวินาที ซึ่งได้จากค่าเฉลี่ยเวลาในการทำนายผลลัพธ์ของภาพถ่ายจอประสาทตาที่ใช้ในการทดสอบทั้งหมด โดยสามารถแบ่งออกได้เป็น 6 ส่วน คือ เวลาที่ใช้ในการถ่ายโอนข้อมูลของแบบจำลอง (Load model weights) เวลาที่ใช้ในการปรับปรุงคุณภาพสีของภาพถ่ายจอประสาทตา (Pre processing) เวลาที่ใช้ในการจัดเตรียมข้อมูลสำหรับการทำนายผล (Data preparation) เวลาที่ใช้ในการแบ่งส่วนเส้นเลือด (Vessel segmentation) เวลาที่ใช้ในการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง (Veins and arteries classification) และเวลาที่ใช้ในการหาผลลัพธ์ทั้งหมดของวิธีการ

## บทที่ 4

### ผลการทดลอง

#### 4.1 บทนำ

ในบทนี้เป็นการกล่าวถึงผลลัพธ์ในแต่ละขั้นตอนของการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตาด้วยแบบจำลอง SeqNet ร่วมกับการปรับปรุงคุณภาพสีอันดับแรก คือ ฐานข้อมูลภาพถ่ายจอประสาทตาที่นำมาใช้ทดสอบ อันดับต่อมา คือ การปรับปรุงคุณภาพสีของภาพถ่ายจอประสาทตาเพื่อลดสัญญาณรบกวน และเพิ่มความเด่นชัดของเส้นเลือดภายในภาพ ต่อมาเป็นการกล่าวถึงการเตรียมข้อมูลสำหรับการเรียนรู้และผลประสิทธิภาพการเรียนรู้ของแบบจำลอง SeqNet ทั้งการเรียนรู้การแบ่งส่วนเส้นเลือดและการเรียนรู้การจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง ในอันดับสุดท้ายเป็นการกล่าวถึงผลลัพธ์และค่าประสิทธิภาพวิธีการทำนายการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตาที่นำเสนอ รวมถึงเปรียบเทียบค่าประสิทธิภาพกับวิธีการอื่น ๆ

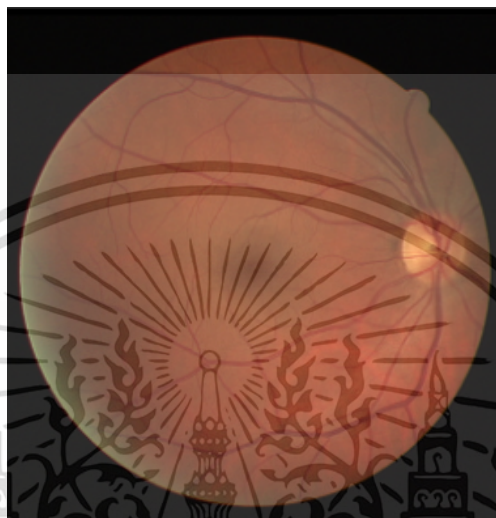
#### 4.2 ฐานข้อมูลภาพถ่ายจอประสาทตา

ในงานวิจัยนี้ใช้ฐานข้อมูลภาพถ่ายจอประสาทตา RITE (Retinal Images vessel Tree Extraction) [31] ซึ่งเป็นฐานข้อมูลที่ได้จากโครงการคัดกรองโรคเบาหวานขึ้นจอประสาทตาในประเทศเนเธอร์แลนด์ อันประกอบไปด้วย ภาพถ่ายจอประสาทตาจำนวน 40 ภาพ แต่ละภาพมีขนาด 584 x 565 พิกเซล ถ่ายโดยใช้กล้อง Cannon CR5 non-mydratic 3CCD ที่มีมุมมองการมองเห็น (Field of view) เท่ากับ 45 องศา พร้อมภาพส่วนของเส้นเลือดจอประสาทตา และภาพกำกับเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของจอประสาทตา ที่จัดทำโดยผู้เชี่ยวชาญด้านจักษุวิทยา ซึ่งภาพถ่ายจอประสาทตาในฐานข้อมูลนี้ถูกกำหนดให้ 20 ภาพแรกใช้สำหรับการทดสอบ และอีก 20 ภาพใช้สำหรับการเรียนรู้

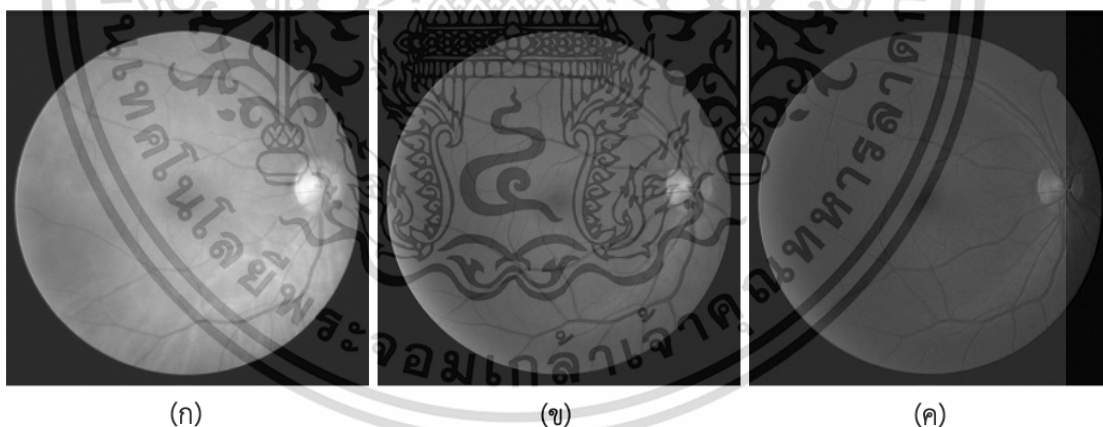
#### 4.3 ผลการปรับปรุงคุณภาพสีของภาพถ่ายจอประสาทตา

ผลการปรับปรุงคุณภาพสีของภาพถ่ายจอประสาทตาของชุดข้อมูล RITE เพื่อเพิ่มความเด่นชัดของเส้นเลือดภายในภาพ และลดสัญญาณรบกวนของภาพ ก่อนนำไปเป็นข้อมูลขาเข้าทั้งในส่วนการเรียนรู้และทำนายผลของแบบจำลอง SeqNet โดยเริ่มจากรูปที่ 4.1 ซึ่งเป็นภาพเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จอประสาทตาที่ต้องการปรับปรุงคุณภาพสี รูปที่ 4.2 เป็นภาพจอประสาทตาในแต่ละช่องสัญญาณสี ซึ่งภาพจอประสาทตาที่เลือกนำมาใช้ คือ ภาพจอประสาทตาในช่องสัญญาณสีเขียว ดังแสดงในรูปที่ 4.2 (ข) เนื่องจากเป็นช่องสัญญาณสีที่มีความเด่นชัดของเส้นเลือดมากที่สุดเมื่อเทียบกับช่องสัญญาณสีอื่น ๆ



รูปที่ 4.1 ภาพจอประสาทตาต้นฉบับ

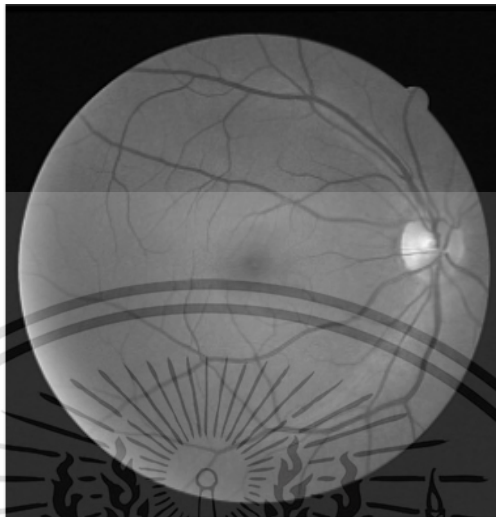


รูปที่ 4.2 ภาพจอประสาทตาในแต่ละช่องสัญญาณสี (ก) ช่องสัญญาณสีแดง (ข) ช่องสัญญาณสีเขียว (ค) ช่องสัญญาณน้ำเงิน

แม้ว่าภาพจอประสาทตาในช่องสัญญาณสีเขียวมีความเด่นชัดของเส้นเลือด แต่ยังคงมีสัญญาณรบกวน (Noise) และความเปรียบต่าง (Contrast) ระหว่างพื้นหลังและเส้นเลือดภายในภาพต่ำ จึงนำวิธีการเน้นความคมชัดของภาพแบบเชิงเส้นมาปรับใช้ เพื่อเป็นการลดสัญญาณรบกวน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และเพิ่มความเปรียบต่างระหว่างพื้นหลังและเส้นเลือด ซึ่งภาพจอประสาทตาในช่องสัญญาณสีเขียว ที่ผ่านการเน้นความคมชัดของภาพแบบเชิงเส้น แสดงได้ดังรูปที่ 4.3



รูปที่ 4.3 ภาพจอประสาทตาในช่องสัญญาณสีเขียวที่ผ่านการเน้นความคมชัดของภาพแบบเชิงเส้น

#### 4.4 ผลการเรียนรู้ข้อมูลการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของแบบจำลอง SeqNet

การเรียนรู้ข้อมูลการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดแดงและเส้นเลือดดำของแบบจำลอง SeqNet ใช้ภาพจอประสาทตาจำนวน 20 ภาพ จากชุดสำหรับการเรียนรู้ของฐานข้อมูล RITE ที่ผ่านการปรับปรุงคุณภาพสี โดยดำเนินการเรียนรู้ทั้งหมด 200 รอบ ด้วยขนาดกลุ่มข้อมูล เท่ากับ 16 อัตราการสุ่มทิ้งข้อมูลระหว่างชั้นโครงข่ายประสาทเทียม เท่ากับ 0.1 และการทำซ้ำของหน่วยการทำงานย่อยจำนวน 3 ครั้ง

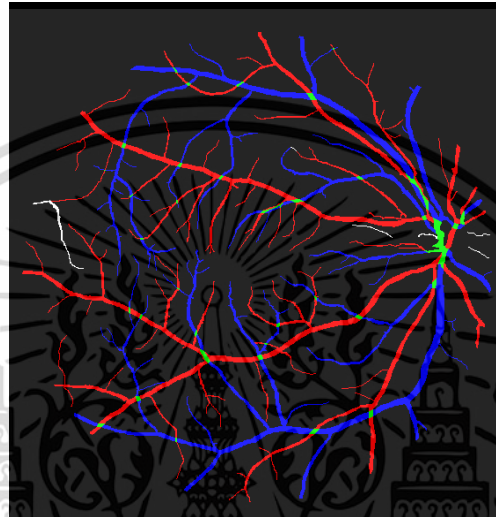
##### 4.4.1 ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้

ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้การแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของแบบจำลอง SeqNet ประกอบไปด้วย 2 ส่วน ส่วนแรกคือ ภาพเป้าหมายการเรียนรู้ ซึ่งทำหน้าที่เป็นตัวกำหนดความถูกต้องในการคำนวณความคลาดเคลื่อนของผลลัพธ์การเรียนรู้แต่ละรอบ และ ส่วนที่สอง คือ ภาพจอประสาทตาที่ผ่านการเพิ่มจำนวนข้อมูลและการดึงคุณลักษณะของแต่ละพื้นที่ เพื่อช่วยให้การเรียนรู้ของแบบจำลองมีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

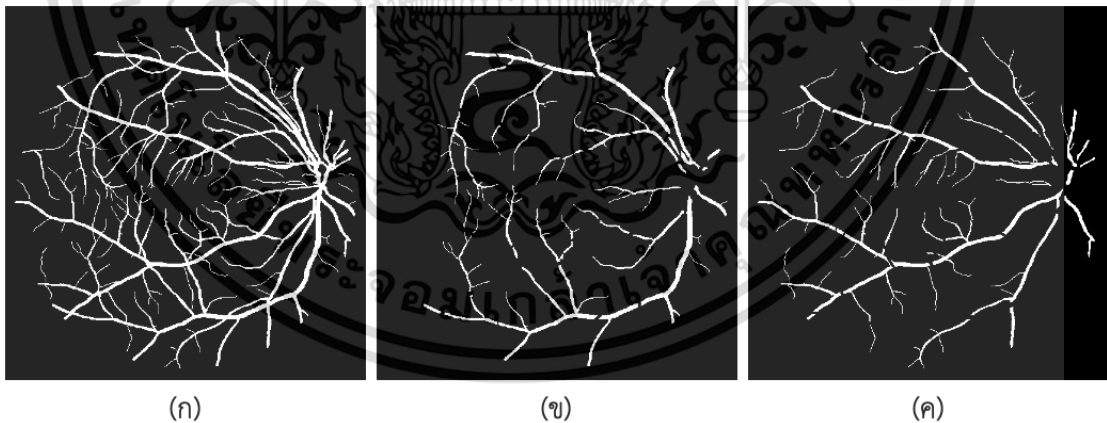
1.) ภาพเป้าหมายการเรียนรู้ เป็นภาพที่ได้จากการเลือกเอาคุณลักษณะในแต่ละพื้นที่ของภาพกำกับเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของจอประสาทตาที่เป็นจริง ดังแสดงในรูปที่ 4.4 มาสร้าง

เป็นภาพคุณลักษณะเฉพาะ ซึ่งแบ่งออกเป็น 3 รูปแบบ ตามหมวดการเรียนรู้ของแบบจำลอง SeqNet เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ได้แก่ ภาพเส้นเลือดเป้าหมายซึ่งได้จากการเลือกส่วนของเส้นเลือดทั้งหมด ภาพเส้นเลือดดำเป้าหมายซึ่งได้จากการเลือกส่วนของเส้นเลือดที่แทนด้วยสีน้ำเงิน และภาพเส้นเลือดแดงเป้าหมายซึ่งได้จากการเลือกส่วนของเส้นเลือดที่แทนด้วยสีแดง ดังแสดงในรูปที่ 4.5 โดยภาพเป้าหมายต่าง ๆ ถูกนำมาใช้สำหรับคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนของผลลัพธ์การเรียนรู้คุณลักษณะของเส้นเลือด คุณลักษณะของเส้นเลือดดำ และคุณลักษณะของเส้นเลือดแดง ตามลำดับ



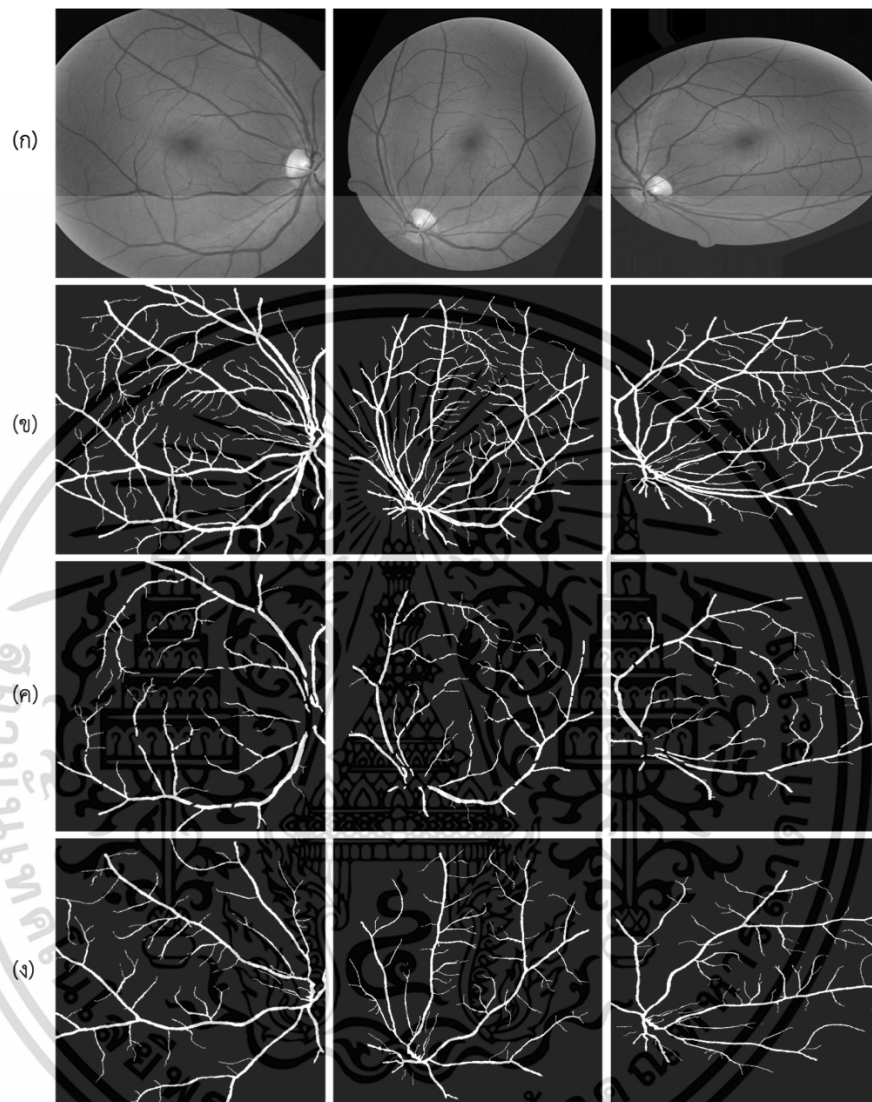
รูปที่ 4.4 ภาพจอประสาทตาที่เป็นจริง



รูปที่ 4.5 ภาพเป้าหมายการเรียนรู้ (ก) ภาพเส้นเลือดเป้าหมาย (ข) ภาพเส้นเลือดดำเป้าหมาย (ค) ภาพเส้นเลือดแดงเป้าหมาย

2.) การเพิ่มจำนวนของข้อมูลและการดึงคุณลักษณะแต่ละพื้นที่ของภาพในการเรียนรู้ เริ่มจากการนำภาพจอประสาทตาที่ผ่านการปรับปรุงคุณภาพสี และภาพเป้าหมายการเรียนรู้ทั้งหมด มาสุ่มตัดแปลงคุณลักษณะรูปร่าง เพื่อเพิ่มจำนวนและความหลากหลายของข้อมูลภายในฐานข้อมูลที่เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยมนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

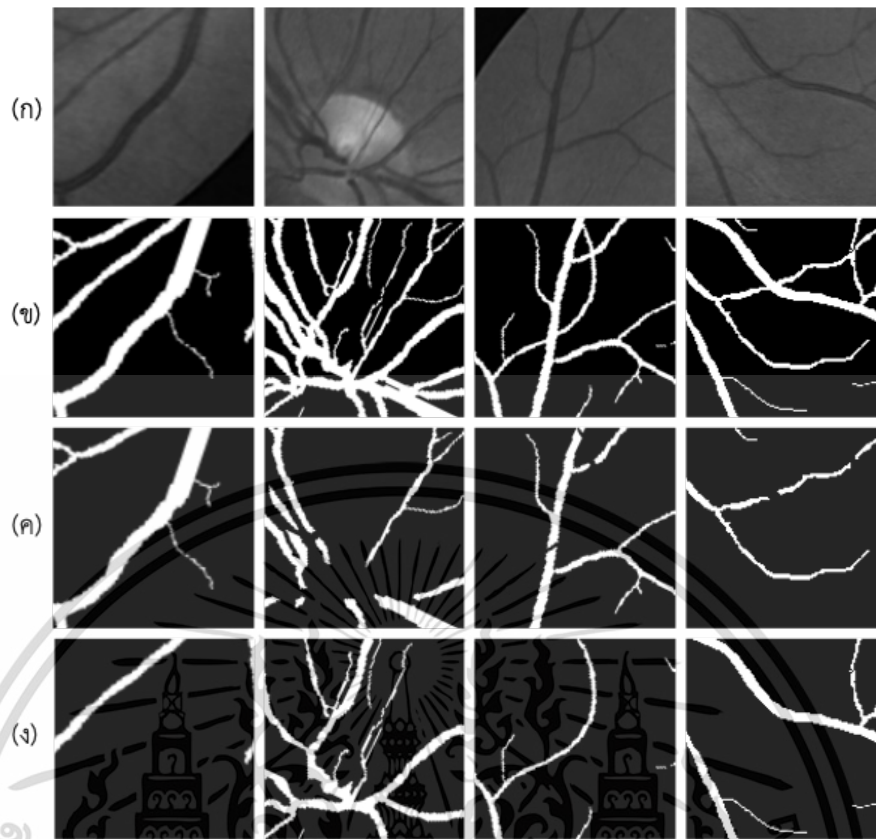
มีอยู่อย่างจำกัด อันประกอบไปด้วย การสุ่มหมุนภาพตั้งแต่ 0 – 180 องศา การสุ่มบิดภาพ การสุ่มกลับด้านภาพตามแนวนอน การสุ่มเลื่อนภาพ การสุ่มย่อหรือขยายภาพ ตัวอย่างดังแสดงในรูปที่ 4.6



รูปที่ 4.6 ตัวอย่างการเพิ่มจำนวนและความหลากหลายของข้อมูล (ก) ภาพจอประสาทตา (ข) ภาพเส้นเลือดเป่าหมาย (ค) ภาพเส้นเลือดดำเป่าหมาย (ง) ภาพเส้นเลือดแดงเป่าหมาย

ถัดมานำภาพจากกระบวนการเพิ่มจำนวนและความหลากหลายของข้อมูลที่ได้มาแปลงขนาดจาก  $584 \times 565$  พิกเซล ให้เป็นภาพสี่เหลี่ยมจัตุรัสที่ขนาด  $567 \times 567$  พิกเซล ก่อนนำไปสุ่มแบ่งส่วนให้เป็นภาพย่อยที่มีขนาด  $128 \times 128$  พิกเซล จำนวน 4 ภาพต่อ 1 ภาพขนาดเต็ม ตัวอย่างดังแสดงในรูปที่ 4.7 เพื่อเพิ่มรายละเอียดขององค์ประกอบข้อมูลในแต่ละพื้นที่ของภาพ ซึ่งช่วยให้แบบจำลองสามารถมุ่งเน้นการเรียนรู้ไปที่คุณลักษณะพิเศษของข้อมูลในพื้นที่นั้น ๆ ได้ดียิ่งขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



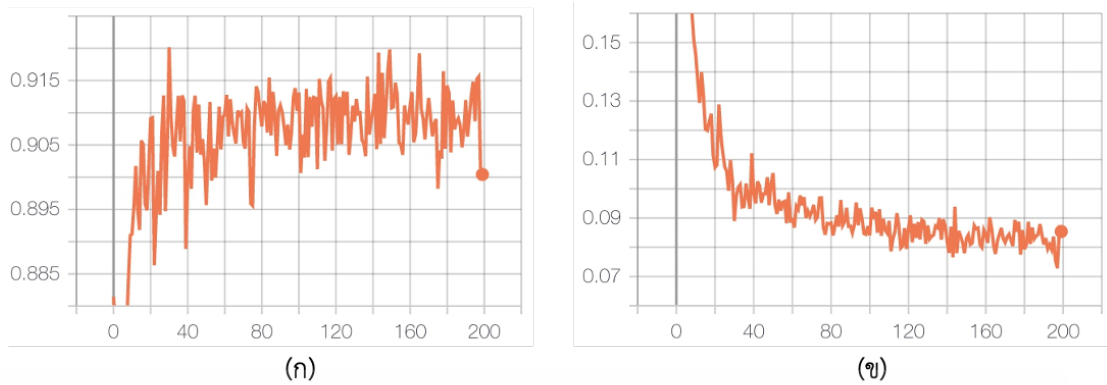
รูปที่ 4.7 ตัวอย่างภาพย่อยคุณลักษณะของแต่ละพื้นที่ (ก) ภาพจอประสาทตา (ข) ภาพเส้นเลือด เป้าหมาย (ค) ภาพเส้นเลือดดำเป้าหมาย (ง) ภาพเส้นเลือดแดงเป้าหมาย

#### 4.4.2 ผลการเรียนรู้การแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพถ่ายจอประสาทตา

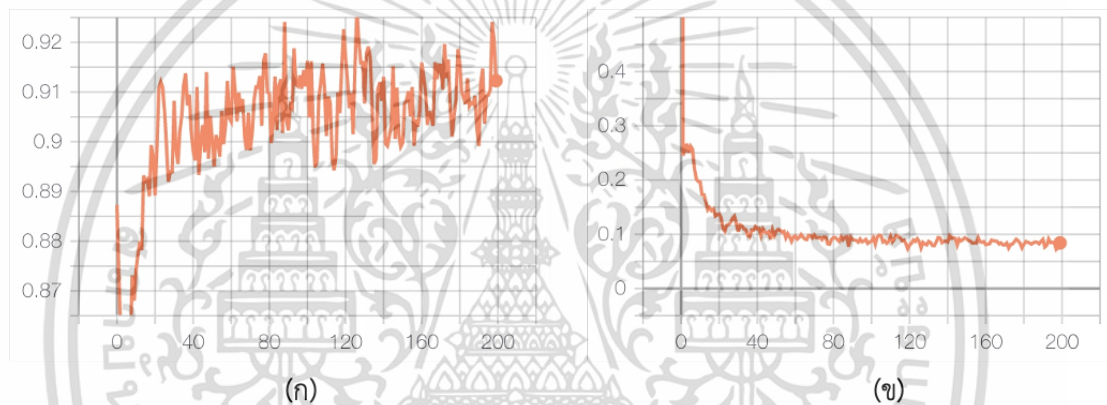
การเรียนรู้ข้อมูลการแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพถ่ายจอประสาทตา เป็นการเรียนรู้คุณลักษณะเส้นเลือด ซึ่งอาศัยการทำงานหมวดที่หนึ่งของแบบจำลอง SeqNet ด้วยภาพย่อยจอประสาทตาในรูปที่ 4.7 (ก) โดยมีภาพเส้นเลือดเป้าหมายในรูปที่ 4.7 (ข) เป็นตัวกำหนดความถูกต้องและคำนวณความคลาดเคลื่อนของผลลัพธ์การเรียนรู้ส่วนของเส้นเลือดแต่ละรอบ

ผลการเรียนรู้การแบ่งส่วนเส้นเลือดด้วยภาพถ่ายจอประสาทตาที่ผ่านการปรับปรุงคุณภาพสีของแบบจำลอง SeqNet แสดงดังรูปที่ 4.8 ซึ่งมีค่าเริ่มต้นของความแม่นยำที่ 0.8815 โดยเมื่อผ่านกระบวนการเรียนรู้ แบบจำลองมีค่าความแม่นยำ และค่าความคลาดเคลื่อน เท่ากับ 0.9202 และ 0.0728 ตามลำดับ รูปที่ 4.9 แสดงผลการเรียนรู้การแบ่งส่วนเส้นเลือดด้วยภาพถ่ายจอประสาทตา ต้นฉบับของแบบจำลอง SeqNet ซึ่งมีค่าเริ่มต้นของความแม่นยำที่ 0.8873 โดยเมื่อผ่านกระบวนการเรียนรู้ แบบจำลองมีค่าความแม่นยำ และค่าความคลาดเคลื่อน เท่ากับ 0.9270 และ 0.0723 ตามลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



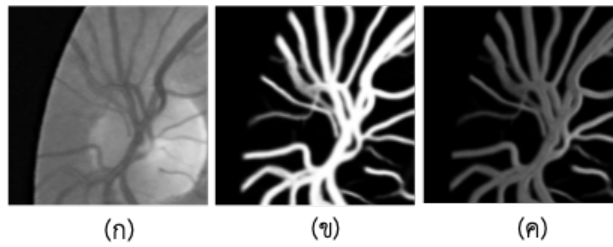
รูปที่ 4.8 ผลการเรียนรู้การแบ่งส่วนเส้นเลือดด้วยภาพจอประสาทตาที่ผ่านการปรับปรุงคุณภาพสี  
(ก) กราฟความแม่นยำของการเรียนรู้แต่ละรอบ (ข) กราฟความคลาดเคลื่อนของการเรียนรู้แต่ละรอบ



รูปที่ 4.9 ผลการเรียนรู้การแบ่งส่วนเส้นเลือดด้วยภาพจอประสาทตาต้นฉบับ (ก) กราฟความแม่นยำ  
ของการเรียนรู้แต่ละรอบ (ข) กราฟความคลาดเคลื่อนของการเรียนรู้แต่ละรอบ

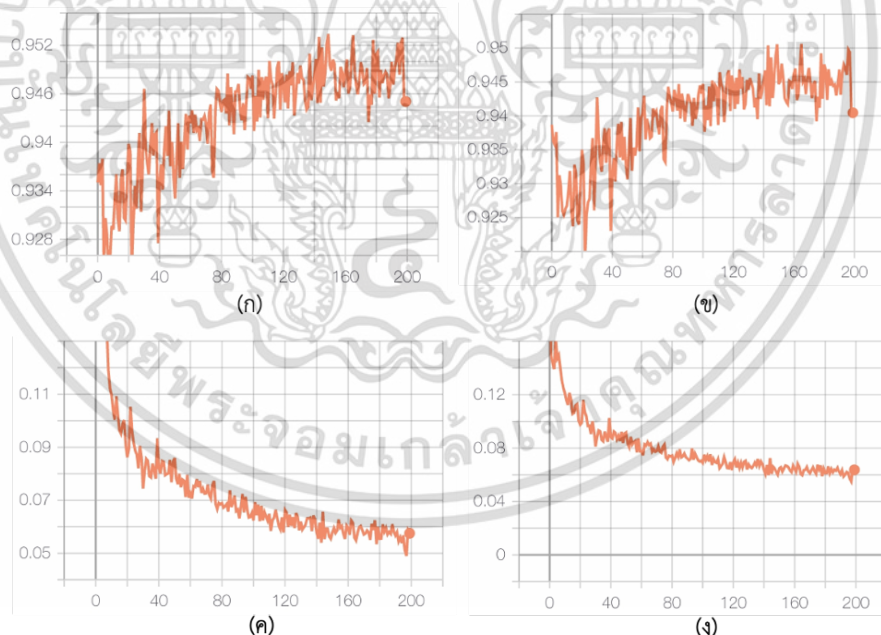
#### 4.4.3 ผลการเรียนรู้การจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพจอประสาทตา

การเรียนรู้ข้อมูลการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพจอประสาทตา เป็นการเรียนรู้คุณลักษณะต่าง ๆ ของทั้งเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงภายในภาพจอประสาทตา ซึ่งอาศัยการทำงานในหมวดที่สองของแบบจำลอง SeqNet ด้วยภาพที่ได้จากการคูณแบบตำแหน่งต่อตำแหน่ง ระหว่างภาพย่อยจอประสาทตาเข้ากับภาพย่อยผลการเรียนรู้การแบ่งส่วนเส้นเลือด ดังแสดงในรูปที่ 4.10 (ค) โดยมีภาพเส้นเลือดดำเป้าหมาย และภาพเส้นเลือดแดงเป้าหมายเป็นตัวกำหนดความถูกต้องและคำนวณความคลาดเคลื่อนของผลลัพธ์การเรียนรู้ส่วนเส้นเลือดดำและส่วนเส้นเลือดแดงในแต่ละรอบ



**รูปที่ 4.10** ภาพย่อยจอประสาทตาในการเรียนรู้ (ก) ภาพย่อยจอประสาทตาขาเข้า (ข) ภาพย่อยผลการเรียนรู้การแบ่งส่วนเส้นเลือด (ค) ภาพขาเข้าของกระบวนการเรียนรู้การจำแนกชนิดเส้นเลือด

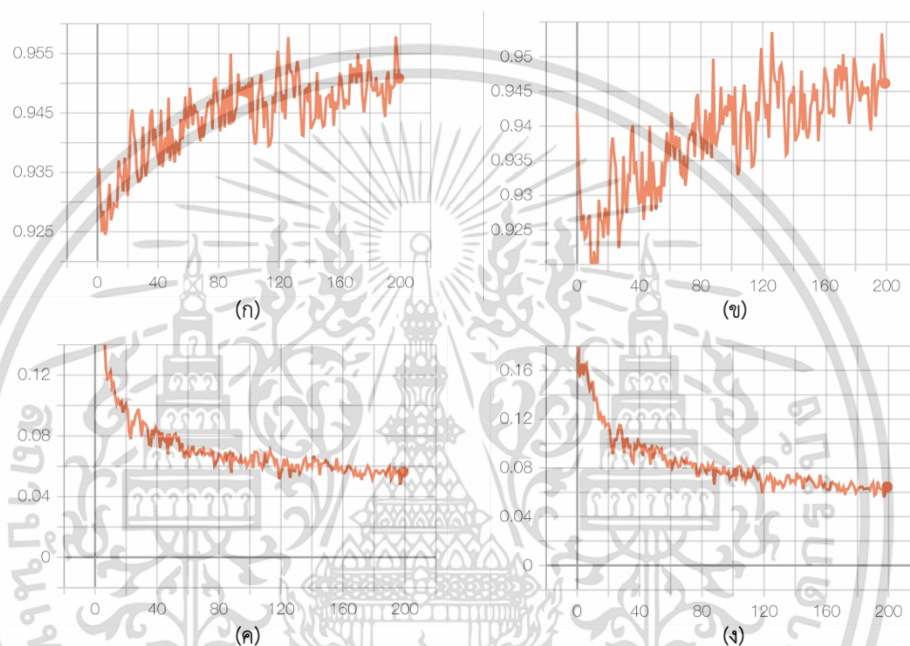
ผลการเรียนรู้การจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงด้วยภาพจอประสาทตาที่ผ่านการปรับปรุงคุณภาพสี แสดงดังรูปที่ 4.11 ซึ่งมีค่าเริ่มต้นความแม่นยำส่วนการจำแนกเส้นเลือดดำ และเส้นเลือดแดงที่ 0.9350 และ 0.9387 โดยเมื่อผ่านกระบวนการเรียนรู้ แบบจำลองมีค่าความแม่นยำการจำแนกเส้นเลือดดำ เท่ากับ 0.9534 ค่าความคลาดเคลื่อนการจำแนกเส้นเลือดดำ เท่ากับ 0.0489 ในส่วนการจำแนกเส้นเลือดแดง แบบจำลองมีค่าความแม่นยำ และค่าความคลาดเคลื่อน คือ 0.9506 และ 0.0549 ตามลำดับ



**รูปที่ 4.11** ผลการเรียนรู้การจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงด้วยภาพจอประสาทตาที่ผ่านการปรับปรุงคุณภาพสี (ก) กราฟความแม่นยำของการเรียนรู้เส้นเลือดดำแต่ละรอบ (ข) กราฟความแม่นยำของการเรียนรู้เส้นเลือดแดงแต่ละรอบ (ค) กราฟความคลาดเคลื่อนของการเรียนรู้เส้นเลือดดำแต่ละรอบ (ง) กราฟความคลาดเคลื่อนของการเรียนรู้เส้นเลือดแดงแต่ละรอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลการเรียนรู้การจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงด้วยภาพจอประสาทตาต้นฉบับ แสดงดังรูปที่ 4.12 ซึ่งมีค่าเริ่มต้นความแม่นยำส่วนการจำแนกเส้นเลือดดำ และเส้นเลือดแดงที่ 0.9351 และ 0.9419 โดยเมื่อผ่านกระบวนการเรียนรู้ แบบจำลองมีความแม่นยำการจำแนกเส้นเลือดดำ เท่ากับ 0.9579 ค่าความคลาดเคลื่อนการจำแนกเส้นเลือดดำ เท่ากับ 0.0477 ในส่วนการจำแนกเส้นเลือดแดง แบบจำลองมีความแม่นยำ และค่าความคลาดเคลื่อน คือ 0.9536 และ 0.0558 ตามลำดับ



รูปที่ 4.12 ผลการเรียนรู้การจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงด้วยภาพจอประสาทตาต้นฉบับ (ก) กราฟความแม่นยำของการเรียนรู้เส้นเลือดดำแต่ละรอบ (ข) กราฟความแม่นยำของการเรียนรู้เส้นเลือดแดงแต่ละรอบ (ค) กราฟความคลาดเคลื่อนของการเรียนรู้เส้นเลือดดำแต่ละรอบ (ง) กราฟความคลาดเคลื่อนของการเรียนรู้เส้นเลือดแดงแต่ละรอบ

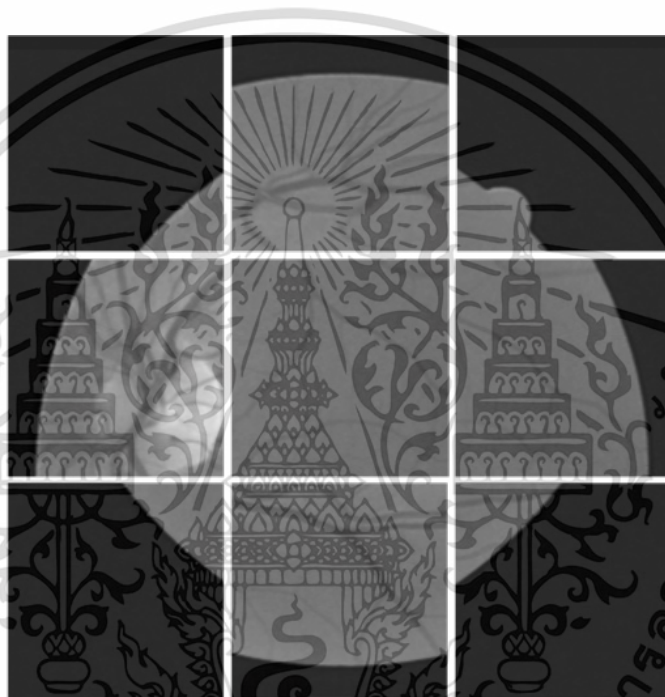
#### 4.5 ผลการทำนายการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของแบบจำลอง SeqNet

การทำนายผลการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดแดงและเส้นเลือดดำของแบบจำลอง SeqNet ใช้ภาพจอประสาทตาจำนวน 20 ภาพ จากชุดทดสอบของฐานข้อมูล RITE ที่ผ่านการปรับปรุงคุณภาพสี โดยทำนายผลด้วยขนาดกลุ่มข้อมูล เท่ากับ 16 และการทำซ้ำของหน่วยการทำงานย่อยจำนวน 3 ครั้ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4.5.1 ข้อมูลสำหรับการทำนายผล

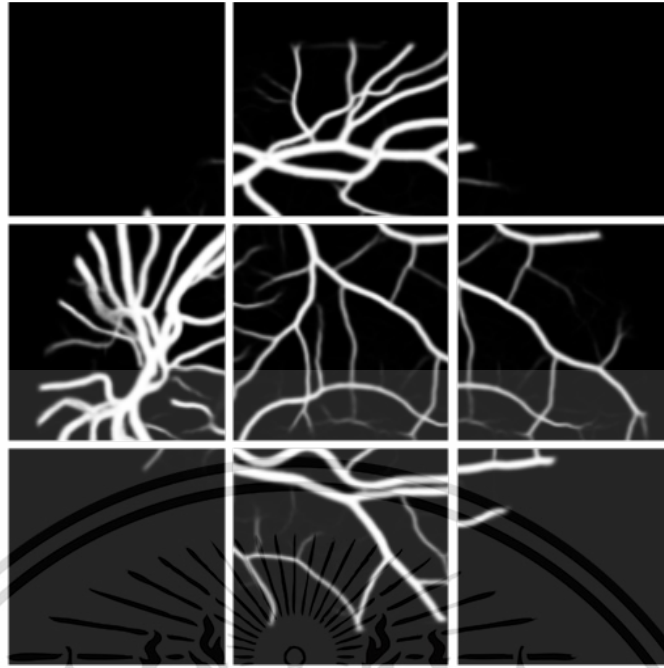
ข้อมูลที่ใช้ในการทำนายผลการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของแบบจำลอง SeqNet แสดงตัวอย่างได้ดังรูปที่ 4.13 ซึ่งเป็นภาพที่ได้จากการนำภาพจอประสาทตาที่ผ่านการปรับปรุงคุณภาพสีที่ต้องการทำนายผลมาแปลงขนาดจากเดิม  $584 \times 565$  พิกเซล ให้เป็นภาพสีเหลี่ยมจัตุรัสที่ขนาด  $567 \times 567$  พิกเซล ก่อนนำไปแบ่งส่วนเป็นภาพย่อยที่มีขนาด  $128 \times 128$  พิกเซล ด้วยการเลื่อนตัวกรอง (Stride) ในการแบ่งส่วนภาพไปที่ละ 8 พิกเซล ทั้งแนวนอนและแนวตั้ง โดยมีจำนวนภาพย่อยทั้งสิ้น 3,249 ภาพ ที่เรียกว่าผังคุณลักษณะ (Feature map)



รูปที่ 4.13 ตัวอย่างภาพย่อยขาเข้าที่ใช้ในการทำนายผล

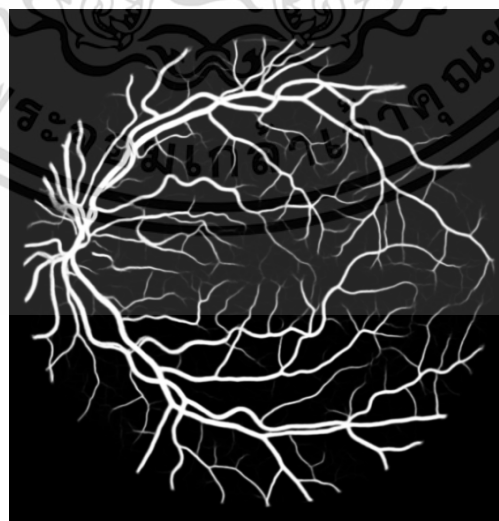
#### 4.5.2 ผลการทำนายการแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพถ่ายจอประสาทตา

การทำนายผลการแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพถ่ายจอประสาทตา เป็นการสกัดเอาเฉพาะส่วนของเส้นเลือดภายในภาพถ่ายจอประสาทตา โดยอาศัยการทำงานในหมวดที่หนึ่งของแบบจำลอง SeqNet ที่ผ่านการเรียนรู้ข้อมูล โดยรูปที่ 4.14 เป็นภาพผลการทำนายการแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพย่อยแต่ละภาพ โดยภาพผลการทำนายที่ได้เป็นภาพขาวดำ จำนวน 3,249 ภาพ โดยแต่ละภาพมีขนาด  $128 \times 128$  พิกเซล เช่นเดียวกับกับภาพย่อยที่เป็นข้อมูลขาเข้า



รูปที่ 4.14 ตัวอย่างผลการทำนายการแบ่งส่วนเส้นเลือดของแต่ละภาพย่อย

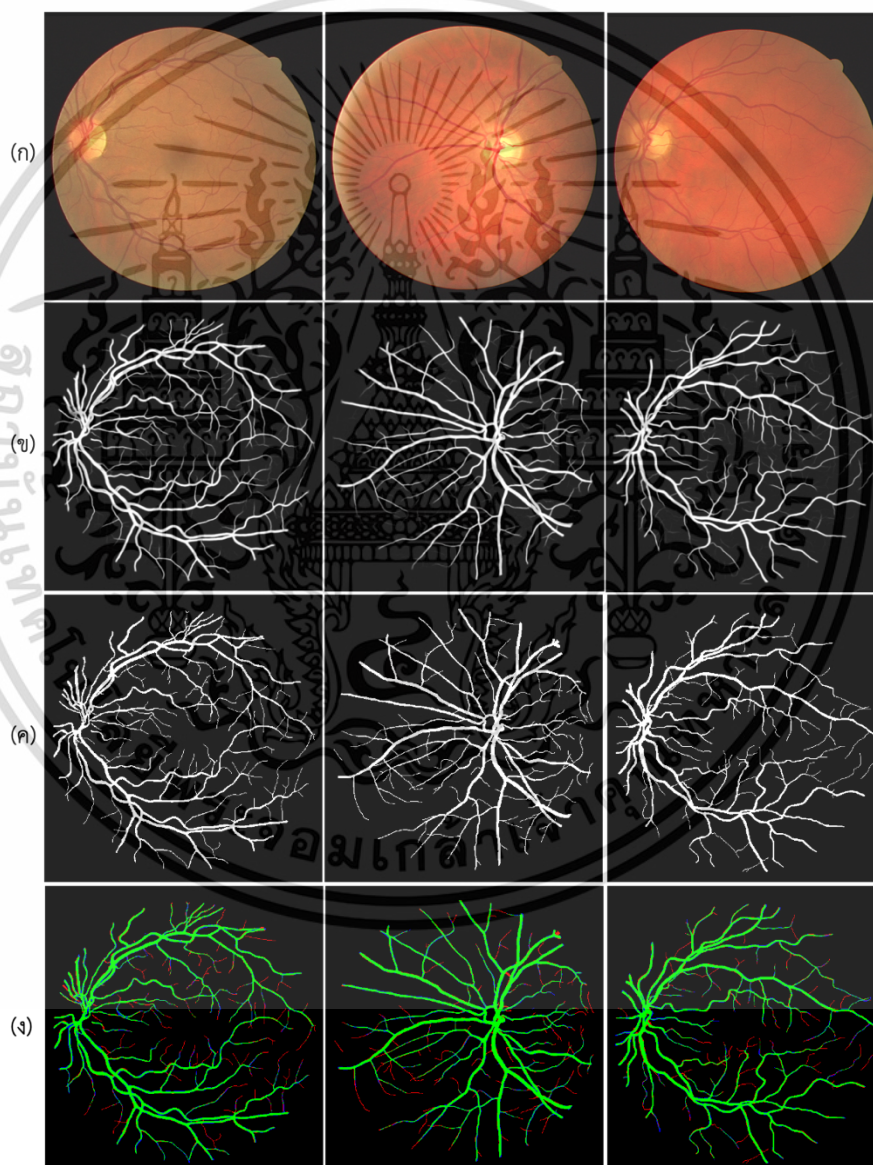
ในลำดับถัดมา คือ การนำภาพผลการทำนายการแบ่งส่วนเส้นเลือดที่อยู่ในลักษณะภาพย่อยมาทำการรวมกลับเป็นภาพผลลัพธ์ขนาดเต็มที่มีขนาด  $567 \times 567$  พิกเซล ก่อนแปลงขนาดของภาพเป็น  $584 \times 565$  พิกเซล ซึ่งเป็นขนาดเดียวกันกับภาพจอประสาทตาต้นฉบับ กล่าวคือ มีผลลัพธ์สุดท้ายเป็นภาพขาวดำของโครงสร้างเส้นเลือดภายในภาพจอประสาทตาที่มีขนาดเท่ากับภาพถ่ายจอประสาทตาต้นฉบับ ดังแสดงในรูปที่ 4.15



รูปที่ 4.15 ผลลัพธ์การรวมกลับภาพการทำนายส่วนเส้นเลือดของภาพถ่ายจอประสาทตา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

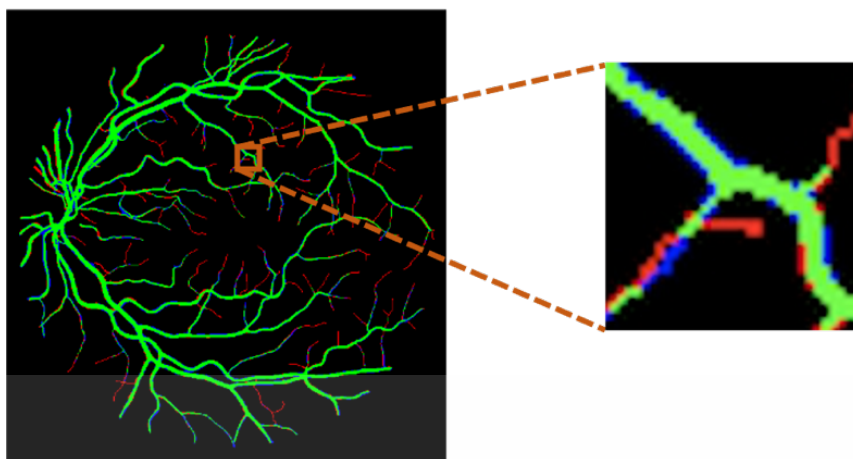
การหาประสิทธิภาพของวิธีการทำนายผลการแบ่งส่วนเส้นเลือดที่นำเสนอ เป็นการเปรียบเทียบระหว่างภาพผลลัพธ์การทำนายการแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพจอประสาทตา กับ ภาพเส้นเลือดจอประสาทตาจริง เพื่อบ่งบอกความสามารถในการแบ่งส่วนเส้นเลือด โดยมีค่าขีดแบ่ง ความน่าจะเป็นในการเปรียบเทียบ เท่ากับ 0.5 ซึ่งเป็นค่ามาตรฐาน ดังแสดงในรูปที่ 4.16 (ง) ซึ่งสีเขียว แทนจุดภาพที่แบบจำลองสามารถสกัดเส้นเลือดได้ตรงตามความเป็นจริง สีน้ำเงิน แทน จุดภาพที่แบบจำลองทำนายว่าเป็นเส้นเลือดแต่ไม่ถูกต้องตามความเป็นจริง และสีแดง แทนจุดภาพที่ เป็นเส้นเลือดจอประสาทตาจริงที่แบบจำลองไม่สามารถสกัดได้ โดยมีภาพขยายดังแสดงในรูปที่ 4.17



รูปที่ 4.16 ตัวอย่างภาพเปรียบเทียบระหว่างภาพผลลัพธ์การทำนายการแบ่งส่วนเส้นเลือดกับภาพเส้นเลือดจอประสาทตาจริง (ก) ภาพจอประสาทตาต้นฉบับ (ข) ภาพผลลัพธ์การทำนายการแบ่งส่วนเส้นเลือด (ค) ภาพเส้นเลือดจอประสาทตาจริง (ง) ภาพเส้นเลือดเปรียบเทียบสมรรถนะ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์เพื่อการเรียนเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาติให้เผยแพร่ในเชิงพาณิชย์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.17 ภาพขยายการเปรียบเทียบเส้นเลือดสมรรถนะ

ประสิทธิภาพการแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพจอประสาทตาด้วยวิธีที่นำเสนอ มีค่าเฉลี่ยความแม่นยำ คือ 0.9742 ค่าความไว และค่าความจำเพาะ เท่ากับ 0.8236 และ 0.9881 ตามลำดับ ซึ่งเมื่อเทียบค่าประสิทธิภาพที่ได้จากวิธีที่นำเสนอกับงานวิจัยอื่น และแบบจำลอง SeqNet ที่ไม่มีกระบวนการปรับปรุงคุณภาพสีของภาพจอประสาทตา ดังแสดงในตารางที่ 4.1 ซึ่งวิธีการที่นำเสนอ มีค่าความแม่นยำ และค่าความไว มากที่สุด

ตารางที่ 4.1 ผลเปรียบเทียบการแบ่งส่วนเส้นเลือดของภาพจอประสาทตากับงานวิจัยอื่น

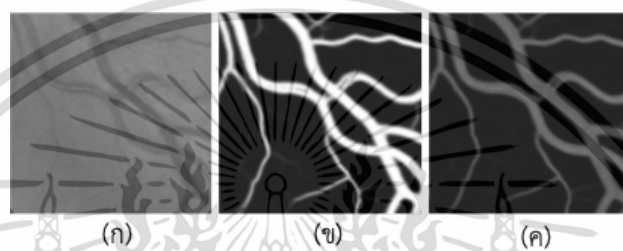
ผู้เขียน	ปี (ค.ศ.)	วิธีการ	ACC	SE	SP
Y. Chen [32]	2017	A Labeling-Free Approach to Supervising Neural Networks	0.9453	0.7426	0.9735
M. Z. Alom <i>et al.</i> [33]	2018	Recurrent residual U-Net	0.9556	0.7792	0.9813
Q. Jin <i>et al.</i> [34]	2019	Deformable UNet	0.9697	0.7894	0.9870
C. Wang <i>et al.</i> [35]	2019	Dense U-net	0.9511	0.7986	0.9736
D.E. <i>et al.</i> [36]	2021	Gaussian Matched Filter with Neural Network	0.9565	0.7960	0.9799
L. Li <i>et al.</i> [23]	2020	SeqNet with out pre-processing (reproduced)	0.9734	0.7683	<b>0.9924</b>
<b>วิธีที่นำเสนอ</b>			<b>0.9742</b>	<b>0.8236</b>	<b>0.9881</b>

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับครูใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาติให้นำไปใช้ประโยชน์ใด ๆ ในการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

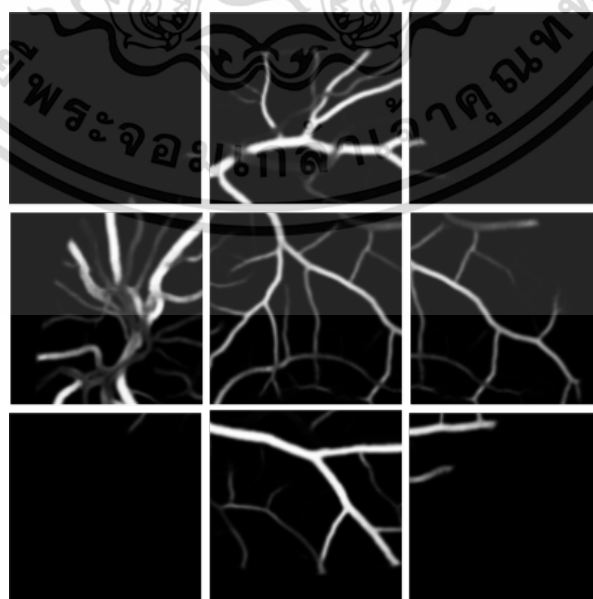
#### 4.5.3 ผลการทำนายการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพจอประสาทตา

การทำนายผลการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา เป็นการระบุชนิดเส้นเลือดว่าส่วนใดเป็นเส้นเลือดดำและส่วนใดเป็นเส้นเลือดแดง โดยอาศัยการทำงานในหมวดที่สองของแบบจำลอง SeqNet ที่ผ่านการเรียนรู้ข้อมูล เริ่มจากรูปที่ 4.18 (ค) เป็นภาพข้อมูลขาเข้าของกระบวนการทำนายผลการจำแนกชนิด ที่ได้จากการคูณแบบตำแหน่งต่อตำแหน่งระหว่างภาพย่อยจอประสาทตาเข้ากับภาพย่อยผลการทำนายการแบ่งส่วนเส้นเลือดจอประสาทตา ก่อนนำไปเข้าสู่แบบจำลองเพื่อทำนายผล



รูปที่ 4.18 ภาพย่อยจอประสาทตาในการทำนายผล (ก) ภาพย่อยจอประสาทตาขาเข้า (ข) ภาพย่อยผลการทำนายการแบ่งส่วนเส้นเลือด (ค) ภาพขาเข้าของกระบวนการทำนายการจำแนกชนิดเส้นเลือด

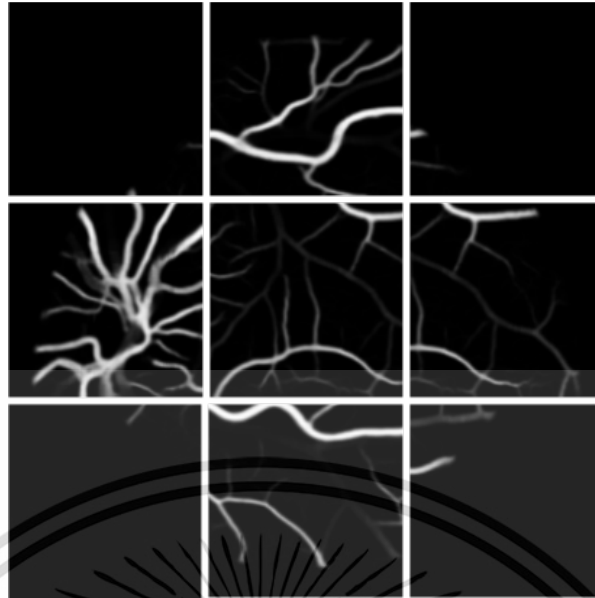
ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายภาพจอประสาทตาย่อยแต่ละภาพ เป็นภาพขาวดำของส่วนเส้นเลือดดำ ดังแสดงในรูปที่ 4.19 และส่วนเส้นเลือดแดง ดังแสดงในรูปที่ 4.20 โดยภาพผลลัพธ์มีจำนวนส่วนละ 3,249 ภาพ ที่มีขนาด 128 x 128 พิกเซล เช่นเดียวกับกับภาพย่อยที่เป็นข้อมูลขาเข้า



รูปที่ 4.19 ตัวอย่างผลการทำนายส่วนเส้นเลือดดำของแต่ละภาพย่อย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ซึ่งใช้ในเพื่อการศึกษาเท่านั้น มิฉะนั้นผู้ใดที่เผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาตจะถือว่าผิดกฎหมาย

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.20 ตัวอย่างผลการทำนายส่วนเส้นเลือดแดงของแต่ละภาพย่อย

ในลำดับถัดมา คือ การนำภาพผลการทำนายการการจำแนกทั้งส่วนเส้นเลือดดำและส่วนเส้นเลือดแดงที่อยู่ในลักษณะภาพย่อยมาทำการรวมกลับเป็นภาพผลลัพธ์ขนาดเต็มที่มีขนาด  $567 \times 567$  พิกเซล ก่อนแปลงขนาดของภาพเป็น  $584 \times 565$  พิกเซล ซึ่งเป็นขนาดเดียวกันกับภาพจอประสาทตาต้นฉบับ ดังแสดงในรูปที่ 4.21 และรูปที่ 4.22 ตามลำดับ



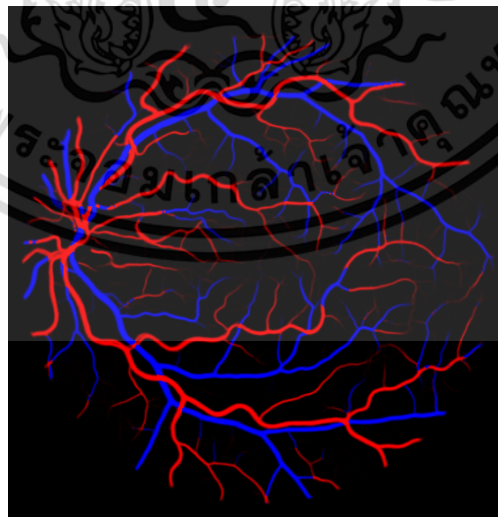
รูปที่ 4.21 ผลลัพธ์การรวมกลับภาพการทำนายส่วนเส้นเลือดดำของภาพถ่ายจอประสาทตา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.22 ผลลัพธ์การรวมกลับภาพการทำนายส่วนเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา

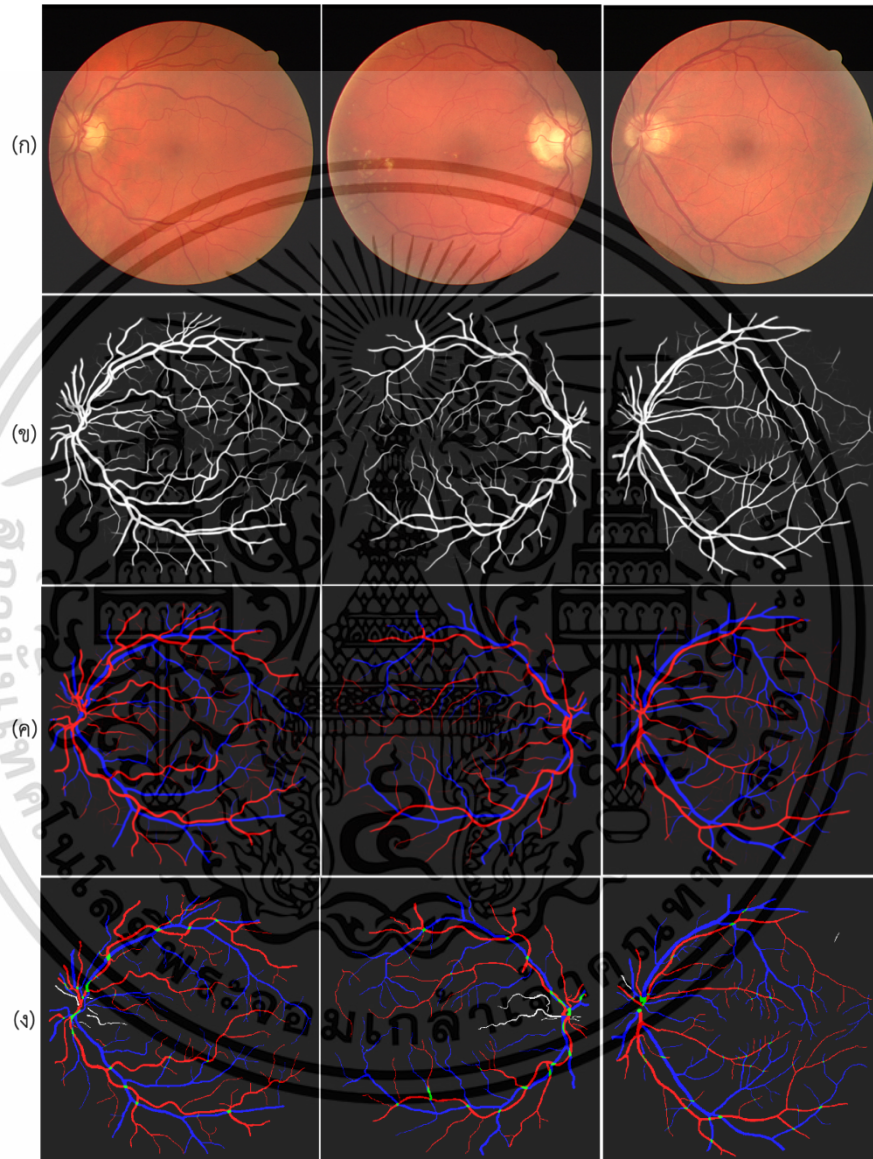
เนื่องจากภาพผลการทำนายส่วนเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงที่ได้ มีบางจุดภาพที่ทับซ้อนกัน กล่าวคือ แบบจำลองทำนายว่าจุดภาพนั้นเป็นทั้งเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง จึงมีการนำภาพผลการทำนายส่วนเส้นเลือดดำ และภาพผลการทำนายส่วนเส้นเลือดแดง มาบวกกันแบบตำแหน่งต่อตำแหน่ง โดยใช้ตรรกะในการระบุชนิดเส้นเลือด คือ หากจุดภาพของภาพเส้นเลือดชนิดใดมีค่าความสว่างของจุดภาพในตำแหน่งนั้นมากกว่าให้ถือว่าจุดภาพตำแหน่งนั้นเป็นเส้นเลือดชนิดนั้น โดยกำหนดให้สีน้ำเงินแทนส่วนที่เป็นเส้นเลือดดำและสีแดงแทนส่วนที่เป็นเส้นเลือดแดง ดังแสดงในรูปที่ 4.23



รูปที่ 4.23 ผลลัพธ์การรวมภาพส่วนเส้นเลือดดำและภาพส่วนเส้นเลือดแดง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การหาประสิทธิภาพของวิธีการทำนายผลการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงที่นำเสนอเป็นการเปรียบเทียบระหว่างภาพผลลัพธ์การทำนายการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพจอประสาทตา ในรูปที่ 4.24 (ค) กับภาพเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงจอประสาทตาจริง ในรูปที่ 4.24 (ง) เพื่อบ่งบอกความสามารถในการจำแนกชนิดของเส้นเลือด



**รูปที่ 4.24** ตัวอย่างภาพในการเปรียบเทียบผลลัพธ์การทำนายการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง (ก) ภาพจอประสาทตาต้นฉบับ (ข) ภาพผลลัพธ์การสกัดเส้นเลือด (ค) ภาพผลลัพธ์การทำนายการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง (ง) ภาพเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงจอประสาทตาจริง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประสิทธิภาพการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงด้วยวิธีที่นำเสนอ โดยมีค่าขีดแบ่งความน่าจะเป็นในการเปรียบเทียบ เท่ากับ 0.5 โดยการจำแนกเส้นเลือดดำ มีค่าเฉลี่ยความแม่นยำ คือ 0.9752 ค่าความไว เท่ากับ 0.8192 และค่าความจำเพาะ เท่ากับ 0.9823 ส่วนการจำแนกเส้นเลือดแดงให้ผลลัพธ์ค่าความแม่นยำเฉลี่ย ค่าความจำเพาะ โดยมีค่าเท่ากับ 0.9727 0.7719 และ 0.9804 ตามลำดับ ประสิทธิภาพเฉลี่ยของการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง มีค่าความแม่นยำ คือ 0.9740 ค่าความไว 0.7956 และค่าความจำเพาะ เท่ากับ 0.9814 และเมื่อเทียบค่าประสิทธิภาพที่ได้จากวิธีที่นำเสนอกับงานวิจัยอื่น และแบบจำลอง SeqNet ที่ไม่มีกระบวนการปรับปรุงคุณภาพสีของภาพจอประสาทตา ดังแสดงในตารางที่ 4.2 ซึ่งวิธีการที่นำเสนอมีค่าความแม่นยำ และค่าความจำเพาะ มากที่สุด ในทางกลับกัน วิธีที่นำเสนอมีค่าความไวน้อยกว่างานวิจัยอื่น ๆ

ตารางที่ 4.2 ผลเปรียบเทียบการจำแนกชนิดเส้นเลือดของภาพจอประสาทตากับงานวิจัยอื่น

ผู้เขียน	ปี (ค.ศ.)	วิธีการ	ACC	SE	SP
Estrada <i>et al.</i> [37]	2015	Topology estimation	0.9350	0.9300	0.9410
X. Xu <i>et al.</i> [28]	2017	Gaussian filter + inter-subject normalization and k-Nearest Neighbor classifier	0.9230	0.9290	0.9150
F. Girard <i>et al.</i> [29]	2019	CNN and Likelihood score propagation	0.8650	0.8630	0.8660
A. Galdran <i>et al.</i> [30]	2019	Uncertainty-aware and U-Net	0.8900	0.8900	0.9000
W. Ma <i>et al.</i> [38]	2020	UNet and Spatial activation mechanism	0.9450	<b>0.9340</b>	0.9550
L. Li <i>et al.</i> [23]	2020	SeqNet with out pre-processing (reproduced)	0.9726	0.7252	<b>0.9832</b>
<b>วิธีที่นำเสนอ</b>			<b>0.9740</b>	0.7956	0.9814

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4.5.4 เวลาในการประมวลผลการทำนายการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา

เวลาในการประมวลผลการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงจอประสาทตา คือ ค่าเวลาที่วิธีการใช้ในการทำนายผลลัพธ์การแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงต่อภาพจอประสาทตาหนึ่งภาพในหน่วยวินาที ซึ่งได้จากค่าเฉลี่ยเวลาในการทำนายผลลัพธ์ของภาพจอประสาทตาจำนวน 20 ภาพในชุดข้อมูลทดสอบ โดยวิธีการที่นำเสนอใช้เวลาในการทำนายการแบ่งส่วนเส้นเลือด 15.93 วินาที การทำนายการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง 34.73 วินาที และเวลารวมทั้งหมดในการหาผลลัพธ์ คือ 54.33 วินาที โดยแสดงการเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการทำนายผลระหว่างวิธีการที่นำเสนอ และวิธีการใช้แบบจำลอง SeqNet ที่ไม่มีกระบวนการปรับปรุงคุณภาพสี ได้ดังตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 เวลาที่ใช้ในการทำนายผลการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง

วิธีการ	การถ่ายโอนข้อมูลของแบบจำลอง	การปรับปรุงคุณภาพสี	การจัดเตรียมข้อมูล	การแบ่งส่วนเส้นเลือด	การจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง	เวลารวม
แบบจำลอง SeqNet ที่ไม่มีกระบวนการปรับปรุงคุณภาพสี	2.47 วินาที	-	0.36 วินาที	16.64 วินาที	34.78 วินาที	54.25 วินาที
วิธีที่นำเสนอ	2.42 วินาที	0.89 วินาที	0.36 วินาที	15.93 วินาที	34.73 วินาที	54.33 วินาที

## บทที่ 5

# สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

### 5.1 สรุปผลและวิจารณ์ผลการทดลอง

การแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตาแบบอัตโนมัติด้วยแบบจำลอง SeqNet ร่วมกับการใช้ภาพจอประสาทตาในช่องสัญญาณภาพสีเขียว และปรับปรุงคุณภาพสีของภาพจอประสาทตาด้วยวิธีการเน้นความคมชัดแบบเชิงเส้น (Linear contrast stretch) เพื่อเพิ่มความเด่นชัดของเส้นเลือดภายในภาพ และลดจุดสัญญาณรบกวนของภาพก่อนนำเข้าไปสู่แบบจำลอง SeqNet ทั้งในส่วนการเรียนรู้ และทำนายผลการแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของภาพถ่ายจอประสาทตา ซึ่งแบบจำลอง SeqNet นั้นประกอบไปด้วยการทำงาน 2 ส่วน โดยส่วนแรก คือ การแบ่งส่วนเส้นเลือด และอีกส่วน คือ การจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการแบ่งส่วนเส้นเลือดถูกนำไปคูณแบบตำแหน่งต่อตำแหน่ง (Element wise multiplication) กับภาพจอประสาทตาที่ผ่านกระบวนการปรับปรุงคุณภาพสี เพื่อจำกัดขอบเขตของบริเวณเส้นเลือด รวมถึงเพิ่มความเด่นชัดของรายละเอียดเส้นเลือดอย่างความเข้มสีและความหนาของเส้นเลือด ก่อนนำมาใช้เป็นข้อมูลขาเข้าในส่วนการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดง โดยมีผลลัพธ์สุดท้ายเป็นภาพโครงสร้างเส้นเลือดภายในภาพจอประสาทตาที่มีการระบุชนิดของเส้นเลือดว่าเป็นเส้นเลือดแดงหรือเส้นเลือดดำ ผลลัพธ์ของประสิทธิภาพเมื่อทดสอบด้วยชุดข้อมูล RITE ที่มีการศึกษากันอย่างแพร่หลายสามารถแบ่งออกได้เป็น 4 ส่วน ในส่วนแรก คือ การสกัดเส้นเลือดมีค่าเฉลี่ย ความแม่นยำ (Accuracy) เท่ากับ 0.9742 ค่าความไว (Sensitivity) เท่ากับ 0.8236 และค่าความจำเพาะ (Specificity) อยู่ที่ 0.9881 โดยในส่วนนี้วิธีที่นำเสนอสามารถทำนายได้แม่นยำ แต่ยังมีการทำนายผิดพลาดระหว่างบริเวณที่เป็นพื้นหลังของภาพกับเส้นเลือดขนาดเล็กอยู่ ในส่วนที่สอง คือ การจำแนกเส้นเลือดดำให้ผลลัพธ์ค่าความแม่นยำเฉลี่ยเท่ากับ 0.9752 ค่าความไวเฉลี่ยเท่ากับ 0.8192 และ ค่าความจำเพาะเฉลี่ยเท่ากับ 0.9823 ส่วนถัดมา คือ การจำแนกเส้นเลือดแดงให้ผลลัพธ์ค่าความแม่นยำเฉลี่ย ค่าความจำเพาะ โดยมีค่าเท่ากับ 0.9727, 0.7719 และ 0.9804 ตามลำดับ ส่วนสุดท้าย คือ ค่าเฉลี่ยการจำแนกชนิดเส้นเลือดมีผลลัพธ์ค่าความแม่นยำ 0.9740 ค่าความไว 0.7956 และค่าความจำเพาะ เท่ากับ 0.9814 อย่างไรก็ตามวิธีที่นำเสนอซึ่งไม่สามารถระบุส่วนที่มีความคลุมเครือของชนิดเส้นเลือดได้ และยังคงมีความผิดพลาดในการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงที่มีคุณลักษณะใกล้เคียงกัน โดยมีค่าเฉลี่ยเวลาในการหาผลลัพธ์ทั้งหมดของวิธีการที่นำเสนอต่อหนึ่งภาพถ่ายจอประสาทตา เท่ากับ 54.33 วินาที จากค่าประสิทธิภาพและเวลาที่ใช้ใน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การหาผลลัพธ์การแบ่งส่วนและจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงของวิธีการที่นำเสนอ พบว่ามีประสิทธิภาพค่าความแม่นยำ และค่าความไว มากกว่าวิธีการใช้แบบจำลอง SeqNet ที่ไม่มีกระบวนการปรับปรุงคุณภาพสี โดยใช้เวลาในการหาผลลัพธ์ใกล้เคียงกัน แต่ก็มีค่าความจำเพาะที่น้อยกว่า

## 5.2 ข้อเสนอแนะ

แม้ว่าจะมีปัญหาในการแบ่งส่วนเส้นเลือดขนาดเล็กของภาพจอประสาทตา แต่ผลลัพธ์ที่ได้ถือว่ามีความแม่นยำสูง สามารถนำไปใช้สนับสนุนการตัดสินใจการสกัดเส้นเลือดจอประสาทตาได้ นอกจากนี้ ในส่วนการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงที่ไม่สามารถระบุส่วนที่มีความคลุมเครือของชนิดเส้นเลือดได้ และยังมีคามผิดพลาดในการจำแนกเส้นเลือดดำและเส้นเลือดแดงที่มีคุณลักษณะใกล้เคียงกัน สามารถต่อยอดได้โดยเพิ่มกระบวนการปรับปรุงคุณภาพสีของภาพจอประสาทตาให้มีความเด่นชัดของคุณลักษณะเส้นเลือดภายในภาพมากขึ้น เช่น ความหนา และความเข้มสี รวมถึงเพิ่มส่วนการเรียนรู้และทำนายผลส่วนที่คลุมเครือของชนิดเส้นเลือด เพื่อนำมาร่วมใช้ในการระบุชนิดของเส้นเลือด

## บรรณานุกรม

- [1] Gayathri S., Varun Gopi P. and Palanisamy P. “A Lightweight CNN for Diabetic Retinopathy Classification from Fundus Images” **Biomedical Signal Processing and Control**, vol. 62, 2020. pp. 1-11.
- [2] Haymore JG., Mejico LJ. “Retinal Vascular Occlusion Syndromes” **International Ophthalmology Clinics**, vol. 49, 2009. pp. 63-79.
- [3] Patton N., Aslam TM., MacGillivray T., Deary IJ., Dhillon B., Eikelboom RH., Yogesan K. and Constable IJ. “Retinal Image Analysis: Concepts, Applications and Potential” **Retinal and Eye Research**, vol. 25, Jan 2006. pp. 99-127.
- [4] Mannion, J. A. **Human Biology**. St. Louis, Mo : Mosby. 1994.
- [5] Marieb, E.N. and Hoehn, K.N. **Human Anatomy & Physiology**. Boston : Pearson. 2018.
- [6] Berne, R.M. Koeppen, B.M. and Stanton, B.A. **Berne & Levy Physiology**. Philadelphia : Mosby/Elsevier. 2008.
- [7] Rehfeld, A. Nylander, M. and Karnov, K. **Compendium of Histology**. Cham : Springer. 2007.
- [8] สมเกียรติ อุดมทรรษากุล. **การประมวลผลภาพดิจิทัลเบื้องต้น**. กรุงเทพฯ : ท้อป. 2554.
- [9] The MathWorks, Inc. “**Binary Images.**” [Online].  
Available : <http://matlab.izmiran.ru/help/toolbox/images/intro4.html>. 2005.
- [10] Sharma M. “**Histograms in Image Processing with skimage-Python.**” [Online].  
Available : <https://towardsdatascience.com/histograms-in-image-processing-with-skimage-python-be5938962935>. 2019.
- [11] DaSilva V. “**Computer Vision for Busy Developers.**” [Online].  
Available : <https://medium.com/@vad710/cv-for-busy-developers-image-processing-d93ed4836880>. 2019.
- [12] Jintasuttisak T. and Intajag S. “Color Retinal Image Enhancement by Rayleigh Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization.” **International Conference on Control Automation and Systems.**, vol. 14, 2014. pp. 692-697.
- [13] นิรนาม. “**Histogram Sliding.**” [Online]. เข้าถึงได้จาก :  
<https://www.hebergementwebs.com/digital-image-processing/histogram-sliding>. 2020.
- [14] ชูชาติ ปิณฑวิรุจน์. **การประมวลผลภาพดิจิทัลด้วย Matlab**. กรุงเทพฯ : มิน เซอร์วิส ซัพพลาย. 2556.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บรรณานุกรม (ต่อ)

- [15] Robert F., Simon P., Ashley W., Erik W. “Image Arithmetic” [Online].  
Available : <https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/arthops.htm>. 2004.
- [16] ไอศูรย์ กาญจนสุรัตน์. “การระบุบุคคลโดยใช้สามเหลี่ยมดีลอเนย์และรูปแบบเส้นเลือด ณ ตำแหน่งซ้ำ  
ประสาทของจอประสาทตา.” วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า  
บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. 2563.
- [17] ธนาวุฒิ ประกอบผล. “โครงข่ายประสาทเทียม” วารสาร มฉก.วิชาการ, ปีที่ 12, ฉบับที่ 24, 2552.  
หน้า 73-87
- [18] ดวงเพ็ญ เจตน์พิพัฒน์พงษ์ และ รัชกฤษ ธนพัฒน์ดล. “การศึกษาเปรียบเทียบผลการเปลี่ยนแปลง  
จำนวนคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์ระดับแม่น้ำยม จังหวัดแพร่” วารสาร  
การจัดการสิ่งแวดล้อม, ปีที่ 6, ฉบับที่ 2, 2553. หน้า 35-53
- [19] ธเนศ ปานรัตน์. “แบบจำลองการวิเคราะห์รูปแบบและรู้จำลำดับพันธุกรรม.” วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตร  
มหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ บัณฑิตวิทยาลัย, มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์. 2551.
- [20] สุนิสา เดียวเลื้อ. “การศึกษาพฤติกรรมแผ่นดินไหวของประเทศนิวซีแลนด์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาท  
เทียม.” [Online]. เข้าถึงได้จาก : <http://cuir.car.chula.ac.th/handle/123456789/53608>.  
2559.
- [21] สิริโรตม มงคลธนาภรณ์. “การจำแนกโครงสร้างจุลภาคไทเทเนียมด้วยโครงข่ายประสาทคอนโวลูชันเต็ม  
รูป.” วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ บัณฑิตวิทยาลัย,  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. 2561.
- [22] Long J., Shelhamer E., and Darrell T. “Fully Convolutional Networks for Semantic  
Segmentation.” **IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition**,  
2015. pp. 3431-3440.
- [23] Li L., Verma M., Nakashima Y., Nagahara H. and Kawasaki R., “IterNet: Retinal Image  
Segmentation Utilizing Structural Redundancy in Vessel Networks.” **IEEE Winter  
Conference on Applications of Computer Vision**, 2020. pp. 3645-3654.
- [24] Li L., Verma M., Nakashima Y., Kawasaki R. and Nagahara H., “Joint Learning of Vessel  
Segmentation and Artery/Vein Classification with Post-processing.” **Third Conference  
on Medical Imaging with Deep Learning**, 2020. pp. 440-453.
- [25] Wan Mustafa W. A. B., Yazid H., Yaacob S. B. and Bin Basah S. N., “Blood Vessel Extraction  
using Morphological Operation for Diabetic Retinopathy” **IEEE Region 10 Symposium**,  
2014. pp. 208-212.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บรรณานุกรม (ต่อ)

- [26] Dashtbozorg B., Mendonca A. and Campilho A. “An Automatic Graph-Based Approach for Artery/Vein Classification in Retinal Images.” **IEEE Trans. Image Process.**, vol. 23, no. 3, 2014. pp. 1073–1083.
- [27] Huang F., Dashtbozorg B., Tan T. and Ter Haar Romeny B.M. “Retinal Artery/Vein Classification using Genetic-Search Feature Selection.” **Computer Methods and Programs in Biomedicine**, 2018. pp. 197-207.
- [28] Xu X., Ding W., Abràmoff M.D. and Cao R. “An Improved Arteriovenous Classification Method for The Early Diagnostics of Various Diseases in Retinal Image.” **Computer Methods and Programs in Biomedicine**, vol. 141, 2017. pp. 3-9.
- [29] Girard F., Kavalec C. and Cheriet F., “Joint Segmentation and Classification of Retinal Arteries/Veins from Fundus Images.” **Artificial Intelligence in Medicine**, 2019. pp. 96-109.
- [30] Galdran A., Meyer M., Costa P., Mendonca and Campilho A. "Uncertainty-Aware Artery/Vein Classification on Retinal Images" **IEEE 16th International Symposium on Biomedical Imaging**, 2019. pp. 556-560.
- [31] Hu Q., Abràmoff MD. and Garvin MK. “Automated Separation of Binary Overlapping Trees in Low-Contrast Color Retinal Images.” **Med Image Comput Comput Assist Interv**, 2013. pp. 436-443.
- [32] Chen Y. “A Labeling-Free Approach to Supervising Deep Neural Networks for Retinal Blood Vessel Segmentation.” **arXiv**, 2017. pp. 1-10.
- [33] Alom M. Z., Hasan M., Yakopcic C., Taha T.M., and Asari V.K. “Recurrent Residual Convolutional Neural Network Based on U-Net (R2U-Net) for Medical Image Segmentation.” **arXiv**, 2018. pp. 1-12.
- [34] Jin Q., Meng Z., Pham T.D., Chen Q., Wei L. and Su R. “DUNet: A Deformable Network for Retinal Vessel Segmentation.” **Knowledge-Based Systems**, 2019. pp. 149–162.
- [35] Wang C., Zhao Z., Ren Q., Xu Y., and Yu Y. “Dense U-net based on Patch-based Learning for Retinal Vessel Segmentation.” **Entropy**, vol. 21, no. 2, 2019. pp. 168.

## บรรณานุกรม (ต่อ)

- [36] Alvarado-Carrillo D.E., Ovalle-Magallanes E., and Dalmau-Cedeño O.S. “D-GaussianNet: Adaptive Distorted Gaussian Matched Filter with Convolutional Neural Network for Retinal Vessel Segmentation.” **Geometry and Vision: First International Symposium**, vol. 1386, 2021. pp. 378-392
- [37] Estrada R., Allingham MJ., Mettu P.S., Cousins S.W., Tomasi C. and Farsiu S. “Retinal Artery-Vein Classification via Topology Estimation.” **IEEE Trans. Med. Imaging**, vol. 34, no. 12, 2015. pp. 2518–2534.
- [38] Ma W., Yu S., Ma K., Wang J., Ding X. and Zheng Y. “Multi-task Neural Networks with Spatial Activation for Retinal Vessel Segmentation and Artery/Vein Classification.” **ArXiv**, 2019. pp. 769-778.