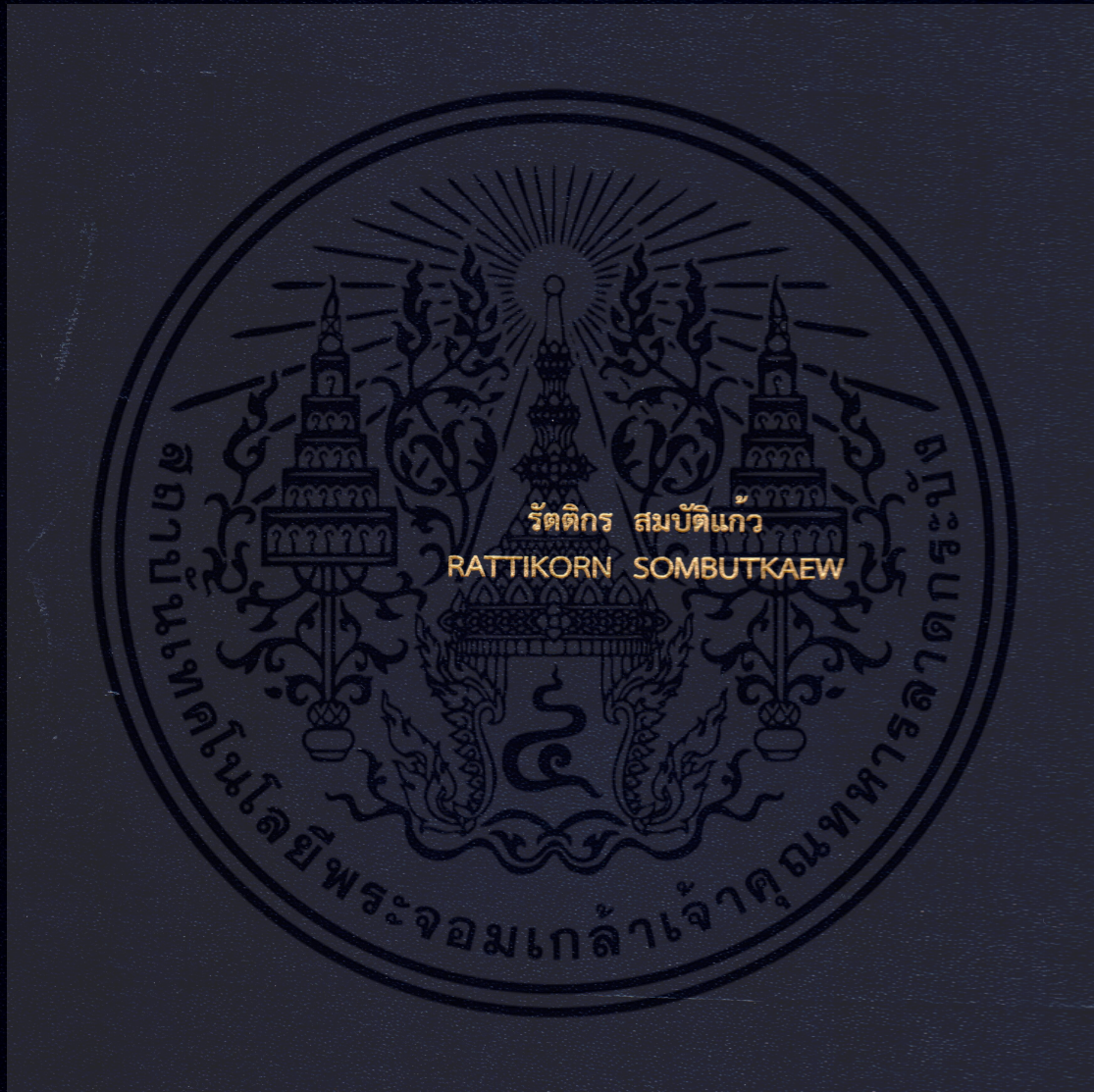


การบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ต้นบนพื้นฐานการเลือกค่าควอนไทเซชัน
ของค่าทางสถิติของคุณลักษณะพื้นผิวที่ปรับเปลี่ยนได้

ADAPTIVE QUANTIZATION STEP SIZE BASED ON THE STATISTICAL
OF TEXTURE FEATURE FOR LIVER ULTRASOUND IMAGE COMPRESSION



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาคตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2559

KMITL-2016-EN-D-018-216

การบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ต้นบนพื้นฐานการเลือกค่าควอนไทเซชัน
ของค่าทางสถิติของคุณลักษณะพื้นผิวที่ปรับเปลี่ยนได้

ADAPTIVE QUANTIZATION STEP SIZE BASED ON THE STATISTICAL
OF TEXTURE FEATURE FOR LIVER ULTRASOUND IMAGE COMPRESSION



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
พ.ศ.2559
KMITL-2016-EN-D-018-216

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ADAPTIVE QUANTIZATION STEP SIZE BASED ON THE STATISTICAL
OF TEXTURE FEATURE FOR LIVER ULTRASOUND IMAGE COMPRESSION



A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
DOCTOR OF ENGINEERING IN ELECTRICAL ENGINEERING
FACULTY OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
2016
KMITL-2002-EN-D-018-216

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



COPYRIGHT 2016

FACULTY OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ระดับบนพื้นฐานการเลือกค่าควอนไทเซชันของค่าทางสถิติ
ของคุณลักษณะพื้นผิวที่ปรับเปลี่ยนได้

Thesis Title Adaptive Quantization Step Size Based on the Statistical of Texture Feature
for Liver Ultrasound Image Compression

นักศึกษา นางสาวรัตติกกร สมบัติแก้ว

รหัสประจำตัว 52610151

ปริญญา วิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต

สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ รศ.ดร.อรฉัตร จิตต์โสภาคย์

หมายเลขวิทยานิพนธ์ KMITL-2016-EN-D-018-216

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์	ลายมือชื่อ
ศ.ดร.โกสินทร์	จ่านงไทย
รศ.ดร.บุญธีร์	เครือตราชู
ดร.ปกรณ์	วิวัฒน์จตุรพร
รศ.ดร.เกียรติคุณ	เจียรนัยธนะกิจ
รศ.ดร.อรฉัตร	จิตต์โสภาคย์

วัน / เดือน / ปี ที่สอบ วันพุธที่ 7 ธันวาคม พ.ศ. 2559 เวลา 11.00-13.00 น.
สถานที่สอบ ณ อาคาร A ชั้น 5 ห้องประชุม 1

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

คณะวิศวกรรมศาสตร์ รับรองแล้ว

(รองศาสตราจารย์ ดร. คมสัน มาลีสี)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ฉบับนี้ คณะวิศวกรรมศาสตร์
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้
วันที่ 7 ธันวาคม พ.ศ. 2559

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ระดับพื้นฐานการเลือกค่าควอนไทเซชันของค่าทางสถิติของคุณลักษณะพื้นผิวที่ปรับเปลี่ยนได้
นักศึกษา	นางสาวรัตติกร สมบัติแก้ว
รหัสประจำตัว	52610151
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
พ.ศ.	2559
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.อรฉัตร จิตต์โสภักตร์

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอการผสมผสานของพีซีซีในการบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ระดับ เริ่มจากการนำอัลกอริธึมพีซีซีที่มีมาใช้ในการจำแนกข้อมูลฮิสโตแกรมในแต่ละพื้นที่ย่อยเพื่อจำแนกความสำคัญของเนื้อเยื่อเบื้องต้น โดยแต่ละพื้นที่ย่อยจะถูกจำแนกออกเป็น 3 กลุ่มคือ กลุ่มความสำคัญมากที่สุด (Most Significant Group: MSG) เป็นเนื้อเยื่อตบผิดปกติ กลุ่มความสำคัญปานกลาง (Normal Significant Group: NSG) เป็นเนื้อเยื่อตบปกติ และกลุ่มความสำคัญน้อย (Least Significant Group : LSG) เป็นพื้นที่ภายนอกโพรบ อย่างไรก็ตามผลที่ได้จากการจำแนกความสำคัญของเนื้อเยื่อเบื้องต้นยังมีการปะปนกันของเนื้อเยื่อผิดปกติและปกติอยู่ เนื่องจากข้อมูลในเรื่องของปริมาณ การกระจายของข้อมูลเนื้อเยื่อแต่ละประเภทยังไม่ชัดเจนเพียงพอ ผลการจำแนกที่ได้จึงนำมาใช้เป็นการจำแนกเบื้องต้น (Initial Priority Map) จากนั้นจึงนำความรู้ของผู้เชี่ยวชาญมาผสมผสานด้วยการใช้ระบบพีซีซีอินเฟอเรนเพื่อยืนยันความถูกต้องในการจำแนกด้วยการนำค่าคุณลักษณะพื้นผิว (Gray Level Co-Occurrence Matrix) ในพื้นที่ย่อยมาสร้างกฎพีซีซี จากนั้นนำผลการจำแนกกลุ่มที่ได้มาปรับเลือกค่าควอนไทเซชันในการบีบอัดภาพด้วยอัลกอริธึม JPEG จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการนำความรู้ของผู้เชี่ยวชาญมาประยุกต์ร่วมกับอัลกอริธึมพีซีซีที่มีนำเสนอทำให้ได้ผลการบีบอัดที่มีประสิทธิภาพทั้งคุณภาพและอัตราการบีบที่ดีกว่าการบีบอัดด้วยค่าควอนไทเซชันมาตรฐาน

Thesis	Adaptive Quantization Step Size Based on The Statistical of Texture Feature for Liver Ultrasound Image Compression
Student	Miss Rattikorn Sombutkaew
Student ID.	52610151
Degree	Doctor of Engineering
Program	Electrical Engineering
Year	2016
Thesis Advisor	Assoc.Prof.Dr. Orachat Chitsobhuk

ABSTRACT

This research proposed the fuzzy based liver ultrasound image compression. Firstly, the initial clustering of liver tissues is extracted using histogram based Fuzzy C-Mean clustering. Sub-images are classified into 3 groups: the Most Significant Group (MSG) (the abnormal liver tissue), the Normal Significant Group (NSG) (the normal tissue), and the Least Significant Group (LSG) (a group outside the probe). However, the initial priority map result is inadequate due to a mixture of the abnormal and normal tissues since the quantity, distribution, and reliability of data are not guarantee. The clustering results serve as initial classification. Then, the expert knowledge is integrated via FIS. In order to validate the initial classification, the fuzzy rules based on the second order statistical texture features of Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) are suggested. It has been proven that with the integration of the proposed expert knowledge and FCM clustering, the significant improvement of the liver compression in terms of quality and compression ratio can be achieved.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จลุล่วงได้เป็นอย่างดีจากการให้โอกาส คำแนะนำในการทำงานวิจัย การแลกเปลี่ยนความคิดเห็น ความช่วยเหลือและความกรุณาจากอาจารย์ที่ปรึกษา รศ.ดร.อรฉัตร จิตต์โสภาคย์ ที่ได้ถ่ายทอดความรู้และประสบการณ์ต่างๆ รวมทั้งเป็นแบบอย่างที่ดีในการทำงานวิจัย แก่ข้าพเจ้า

ขอขอบคุณอาจารย์ประจำภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ทุกท่านที่ให้คำแนะนำและให้กำลังใจในการทำงานวิจัยของข้าพเจ้า

ขอขอบคุณบิดามารดาอันเป็นที่รักและเคารพของข้าพเจ้าที่ให้โอกาสในการศึกษาและคอยเป็นกำลังใจ ให้ข้อคิดและมุมมองต่างๆ รวมทั้งสนับสนุนกำลังใจเพื่อให้ข้าพเจ้าจบการศึกษา

ขอขอบคุณกองทุนเพื่อการศึกษาของบุคลากรสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบังที่ให้การสนับสนุนทุนการศึกษาตลอดเวลา 3 ปีการศึกษา

ขอขอบคุณเพื่อนๆ และน้อง ๆ ในห้องวิจัยทุกคนคอยเป็นกำลังใจ

สำหรับคุณงามความดีอันใดที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบให้กับบิดามารดา ตลอดจนครูอาจารย์ที่เคารพทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้และถ่ายทอดประสบการณ์ที่ดีให้แก่ข้าพเจ้า

รัตติกร สมบัติแก้ว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต่อ||อ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	IX
สารบัญรูป.....	X
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	2
1.3 สมมติฐานของการศึกษา.....	3
1.4 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย.....	4
1.5 ขอบเขตการวิจัย.....	4
1.6 ขั้นตอนการศึกษา.....	4
1.7 เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย.....	5
1.8 โครงสร้างวิทยานิพนธ์.....	5
บทที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	7
2.1 งานวิจัยเกี่ยวกับการบีบอัดภาพ.....	7
2.2 การหาค่าทางสถิติของคุณลักษณะพื้นผิวในภาพถ่ายทางการแพทย์.....	8
2.3 งานวิจัยเกี่ยวกับการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายทางการแพทย์.....	9
2.3.1 การประยุกต์ใช้อัลกอริธึมเค-มีน.....	9
2.3.2 การประยุกต์ใช้อัลกอริธึมฟัซซีซีมีน.....	10
2.3.3 การประยุกต์ใช้ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรน.....	10
2.4 แนวคิดของงานวิจัยที่นำเสนอ.....	11
บทที่ 3 ความรู้พื้นฐานในเรื่องที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย.....	12
3.1 การบีบอัดภาพ.....	12
3.1.1 ความเป็นมาของการบีบอัดและการบีบอัดภาพ.....	12
3.1.2 แบบจำลองการบีบอัด.....	12
3.1.3 เทคนิคการบีบอัดภาพ.....	13
3.1.3.1 การบีบอัดภาพแบบไม่สูญเสีย.....	13
3.1.3.2 การบีบอัดภาพแบบสูญเสียบางส่วน.....	15
3.1.4 มาตรฐานการบีบอัดภาพ JPEG.....	16
3.2 ภาพถ่ายทางการแพทย์.....	18
3.2.1 ความหมายและประเภทของภาพถ่ายทางการแพทย์.....	18

สารบัญ(ต่อ)

หน้า

3.2.1.1	ภาพถ่ายเอกซเรย์.....	19
3.2.1.2	ภาพรังสีส่วนตัดอาศัยคอมพิวเตอร์.....	19
3.2.1.3	ภาพเรโซแนนซ์แม่เหล็กหรือเอ็มอาร์ไอ.....	20
3.2.1.4	ภาพจากเครื่องเพทสแกน.....	21
3.2.1.5	ภาพถ่ายอัลตราซาวด์.....	21
3.2.2	ภาพอัลตราซาวด์.....	22
3.2.2.1	ข้อมูลเบื้องต้นของอัลตราซาวด์.....	22
3.2.2.2	ประโยชน์และโทษของอัลตราซาวด์.....	23
3.2.2.3	คลื่นเสียงความถี่สูงเพื่อการตรวจวินิจฉัยโรค.....	24
3.3	องค์ประกอบของภาพ.....	26
3.4	คุณลักษณะทางสถิติของข้อมูลภาพ.....	27
3.4.1	ฮิสโตแกรมภาพ.....	27
3.4.1.1	การสร้างฮิสโตแกรมของภาพระดับความเข้มแสงสีเทา.....	27
3.4.2	การหาคุณลักษณะพื้นผิวของภาพด้วย Gray Level Co-Occurrence Matrix.....	29
3.4.2.1	การเลือกค่ารัศมี δ	31
3.4.2.2	การเลือกมุม θ	31
3.4.2.3	การเลือกระดับการจัดระดับสัญญาณ (G).....	31
3.5	เทคนิคการจำแนกข้อมูลภาพ.....	35
3.5.1	อัลกอริธึมเค-มีน.....	36
3.5.2	อัลกอริธึมฟิชชีมีน.....	37
3.6	ระบบการอนุมานฟิชชี.....	39
3.6.1	การทำฟิชชี.....	40
3.6.2	การประเมินค่ากฎของฟิชชี.....	41
3.6.3	การรวมกฎ.....	43
3.6.4	การทำดีฟิชชี.....	45
3.7	การวัดประสิทธิภาพในการบีบอัดภาพ.....	46
3.7.1	อัตราการบีบอัดและจำนวนบิตต่อตัวอย่าง.....	46
3.7.2	การวัดคุณภาพ.....	46
3.7.2.1	การวัดคุณภาพแบบอิงการรับรู้.....	47
3.7.2.2	การวัดคุณภาพแบบอิงปริมาณ.....	48

บทที่ 4	การบีบอัดภาพด้วยการปรับเปลี่ยนค่าสเกลไปไซด์จากการประยุกต์ใช้ข้อมูลทางสถิติของภาพอัลตราซาวด์ตัด.....	51
---------	---	----

4.1	บทนำ.....	51
-----	-----------	----

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต่อVอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ(ต่อ)

หน้า

4.2 การเตรียมภาพและกำหนดพื้นที่ที่สนใจ.....	52
4.2.1 การเตรียมภาพอัลตราซาวด์ตัด.....	52
4.2.2 การแบ่งพื้นที่ย่อยภายในภาพ.....	53
4.3 การกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อเบื้องต้น.....	53
4.3.1 การคำนวณฮีสโตแกรม.....	54
4.3.2 การจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อเบื้องต้น.....	60
4.3.2.1 การประยุกต์ใช้อัลกอริธึมเค-มิน.....	61
4.3.2.2 การประยุกต์ใช้อัลกอริธึมฟuzzyซิมิน.....	65
4.3.3 การกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อ.....	66
4.4 การยืนยันความถูกต้องของกลุ่มเนื้อเยื่อ.....	66
4.4.1 การคำนวณคุณลักษณะพื้นผิว.....	67
4.4.2 การประยุกต์ใช้ระบบฟuzzyอินเฟอร์เรน.....	68
4.4.2.1 การกำหนดอินพุตจากค่าคุณลักษณะทางพื้นผิว.....	69
4.4.2.2 การกำหนดค่าฟังก์ชันสมาชิก.....	69
4.4.2.3 การประเมินกฎ.....	71
4.5 การกำหนดค่าควอนไทเซชันแบบปรับเปลี่ยนได้.....	72
4.6 การบีบอัดภาพด้วยค่าควอนไทเซชันแบบปรับเปลี่ยนได้ในอัลกอริธึม JPEG.....	73
บทที่ 5 ผลการทดลองและการวิเคราะห์.....	75
5.1 ผลของการเตรียมภาพและกำหนดพื้นที่ย่อย.....	75
5.1.1 การเตรียมภาพอัลตราซาวด์ตัด.....	75
5.1.2 การแบ่งพื้นที่ย่อยภายในภาพ.....	76
5.2 ผลการทดลองการกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อเบื้องต้น.....	77
5.2.1 ผลการคำนวณฮีสโตแกรม.....	77
5.2.2 ผลการจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อเบื้องต้น.....	79
5.3 ผลการยืนยันความถูกต้องของกลุ่มเนื้อเยื่อด้วยระบบฟuzzyอินเฟอร์เรน.....	86
5.4 ผลการวัดประสิทธิภาพในการบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ตัด.....	87
บทที่ 6 สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ.....	91
6.1 สรุปและวิเคราะห์ผลการดำเนินงานวิจัย.....	91
6.2 ปัญหาและแนวทางการพัฒนาต่อ.....	91
เอกสารอ้างอิง.....	93

สารบัญ(ต่อ)

หน้า

ภาคผนวก ข ผลการจำแนกข้อมูลฮีโศแกรมด้วยอัลกอริธึมเค-มีน (ค่า K = 8 10 และ 12).....	107
ภาคผนวก ค งานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์.....	116
ประวัติผู้เขียน.....	140



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และตัดVIบ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 ผลของการเข้ารหัส.....	15
3.2 ขนาดของภาพถ่ายทางการแพทย์.....	22
3.3 ตัวแปรภาษาและค่าเชิงภาษา.....	41
3.4 ITU- quality and impairment scales.....	47
4.1 ตัวอย่างภาพหลังจากการเพิ่มพิกเซลบริเวณขอบและภาพขอบเขตการแบ่งพื้นที่ย่อยขนาด ต่างๆ.....	54
4.2 ตัวอย่างข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 256X256 พิกเซล.....	57
4.3 ตัวอย่างข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 128X128 พิกเซล.....	58
4.4 ตัวอย่างข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซล.....	59
4.5 ตัวอย่างข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซล.....	60
5.1 ข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลของตัวอย่าง 1.....	78
5.2 ข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลของตัวอย่าง 1.....	79
5.3 เปรียบเทียบผลการจำแนกข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลด้วย อัลกอริธึมเค-มินและฟิชชีมินของภาพตัวอย่างที่ 1.....	80
5.4 เปรียบเทียบผลการจำแนกข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลด้วย อัลกอริธึมเค-มินและฟิชชีมินของภาพตัวอย่างที่ 1.....	81
5.5 เปรียบเทียบผลการจำแนกข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลด้วย อัลกอริธึมเค-มินและฟิชชีมินของภาพตัวอย่าง 2.....	83
5.6 เปรียบเทียบผลการจำแนกข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลด้วย อัลกอริธึมเค-มินและฟิชชีมินของภาพตัวอย่าง 2.....	85
5.7 ตัวอย่างผลการบีบอัดด้วยค่าการปรับเปลี่ยนค่าควอนไทเซชันสเตปจากผลลัพธ์การ จำแนกข้อมูลฮิสโตแกรมด้วยอัลกอริธึมฟิชชีมินที่ค่า $K = 10$	88
5.8 ภาพตัวอย่างผลการบีบอัดด้วยค่าควอนไทเซชันตามมาตรฐาน JPEG ค่าควอนไทเซชันคงที่ บริเวณเนื้อเยื่อตับและค่าควอนไทเซชันที่ปรับเปลี่ยนตามความสำคัญของพื้นที่ย่อยที่นำเสนอ.....	90
ก.1 ผลการจำแนกข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลด้วยอัลกอริธึมฟิชชีมิน ของภาพในฐานข้อมูล.....	99
ก.2 ผลการจำแนกข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลด้วยอัลกอริธึมฟิชชีมิน ของภาพในฐานข้อมูล.....	103
ข.1 ผลการจำแนกข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลด้วยอัลกอริธึมเค-มินของ ภาพในฐานข้อมูล.....	108
ข.2 ผลการจำแนกข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลด้วยอัลกอริธึมเค-มินของ ภาพในฐานข้อมูล.....	112

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
3.1	แบบจำลองของการบีบอัดโดยทั่วไป.....13
3.2	Image Compression Frameworks..... 14
3.3	กระบวนการเข้ารหัส Huffman coding.....15
3.4	JPEG Compression..... 17
3.5	ตัวอย่าง (ก) ภาพต้นฉบับและ (ข) ภาพจากการบีบอัดด้วย JPEG..... 18
3.6	เปรียบเทียบภาพรังสีอนาล็อกและดิจิทัล..... 19
3.7	ภาพถ่ายเอกซเรย์..... 19
3.8	ภาพรังสีส่วนตัดอาศัยคอมพิวเตอร์.....20
3.9	ภาพจากเครื่องเอ็มอาร์ไอ..... 20
3.10	ภาพจากเครื่อง PET Scan..... 21
3.11	ภาพถ่ายอัลตราซาวด์..... 22
3.12	ภาพแบบโหมดแอมพลิจูดบนเครื่องแสดงคลื่นกระแสไฟฟ้า (Oscilloscope)..... 25
3.13	ตัวอย่างภาพแบบโหมดความสว่าง..... 25
3.14	ตัวอย่างภาพแบบโหมดการเคลื่อนที่..... 26
3.15	ภาพดิจิทัลที่ใช้งานวิจัยนี้ขนาด 908X606 พิกเซล..... 27
3.16	(ก) ภาพทดสอบ และ (ข) ภาพรวมของ GLCM..... 30
3.17	ตัวอย่างค่า GLCM สำหรับค่า δ และ θ ค่าต่างๆ..... 30
3.18	มุมที่พิจารณาในการคำนวณ GLCM..... 31
3.19	ขั้นตอนการทำงานของอัลกอริธึมเค-มิน..... 37
3.20	ขั้นตอนการทำงานของอัลกอริธึมฟัชชีซีมิน..... 39
3.21	(ก) ระดับความเป็นสมาชิกของค่าความผิดพลาดที่ $-0.67^{\circ}C$ (ข) อัตราการเปลี่ยนแปลงของค่าความผิดพลาดที่ $+1.67^{\circ}C$ /นาที่..... 41
3.22	การอนุมานฟัชชีแบบ Mamdani..... 44
3.23	การประเมินค่าฟังก์ชันสมาชิก (ก) วิธีตัดยอด (ข) วิธีปรับขนาด..... 44
3.24	ผลการรวมกฎของ $Error = -0.67^{\circ}C$ และ $ErrorRate = +1.67^{\circ}C$ นาที่..... 45
3.25	การทำดีฟัชชีของระบบควบคุมอุณหภูมิ..... 46
4.1	ภาพรวมของระบบการบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ต้นฉบับที่นำเสนอ..... 51
4.2	ตัวอย่างภาพที่ได้จากเครื่องอัลตราซาวด์ขนาด 1024X768 พิกเซล..... 52
4.3	ตัวอย่างภาพต้นฉบับบริเวณใบพัดขนาด 908X606 พิกเซล..... 53
4.4	ผลการจำแนกกลุ่มฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลของภาพตัวอย่าง..... 62
4.5	ผลการจำแนกกลุ่มฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลของภาพตัวอย่าง..... 62
4.6	ผลการจำแนกกลุ่มข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลด้วยเค-มิน..... 63
4.7	ผลการจำแนกกลุ่มข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลด้วยเค-มิน..... 64
4.8	ผลการจำแนกกลุ่มฮิสโตแกรมในพื้นที่ที่สนใจขนาด 32X32 พิกเซลด้วยฟัชชีซีมิน..... 65
4.9	ตัวอย่างการกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อ..... 66

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาตถือว่าผิดกฎหมาย

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และตัด X อ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป(ต่อ)

รูปที่

หน้า

4.10 ค่า Contrast ที่ได้จากกลุ่มความสำคัญมากที่สุดและปานกลางที่ได้จากภาพในฐานข้อมูล.....	67
4.11 ค่า Variance ที่ได้จากกลุ่มความสำคัญมากที่สุดและปานกลางที่ได้จากภาพในฐานข้อมูล.....	68
4.12 ค่า Sum_avg ที่ได้จากกลุ่มความสำคัญมากที่สุดและปานกลางที่ได้จากภาพในฐานข้อมูล.....	68
4.13 ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนที่นำเสนอในการยืนยันความถูกต้องในการจำแนกเนื้อเยื่อตับ.....	69
4.14 ฟังก์ชันสมาชิกอินพุทจากคุณลักษณะพื้นผิว Contrast.....	70
4.15 ฟังก์ชันสมาชิกอินพุทจากคุณลักษณะพื้นผิว Variance.....	70
4.16 ฟังก์ชันสมาชิกอินพุทจากคุณลักษณะพื้นผิว Sum_average.....	70
4.17 ฟังก์ชันสมาชิกเอาต์พุทจากคุณลักษณะพื้นผิว.....	71
5.1 ตัวอย่างภาพที่ได้จากเครื่องอัลตราซาวด์ขนาด 1024X768 พิกเซล.....	76
5.2 ตัวอย่างภาพต้นฉบับบริเวณใบพัดขนาด 908X606 พิกเซลที่ใช้ในการทดลอง.....	76
5.3 ภาพอัลตราซาวด์ต้นฉบับในฐานข้อมูลขนาด 908X606 พิกเซล โดยภาพ (1) - (17) เป็นภาพที่มีเนื้อเยื่อผิดปกติอยู่ และภาพ (18) - (24) เป็นภาพเนื้อเยื่อปกติ.....	77
5.4 ภาพตัวอย่างที่ 1.....	80
5.5 ภาพตัวอย่างที่ 2.....	82
5.6 กราฟเปรียบเทียบเวลาเฉลี่ยที่ใช้ในการประมวลผลข้อมูลฮิสโตแกรมด้วยอัลกอริธึมเค-มีน (K-mean) และฟัซซีซีมีน (FCM) ที่ค่า K= 8 10 และ 12.....	84
5.7 กราฟเปรียบเทียบความถูกต้องของการจำแนกกลุ่มเนื้อเยื่อ MSG และ NSG ด้วยฟัซซีซีมีนที่ใช้ข้อมูลฮิสโตแกรม ฟัซซีซีมีนที่ใช้ข้อมูลฮิสโตแกรมและคุณลักษณะพื้นผิว และระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนที่นำเสนอเทียบกับผู้เชี่ยวชาญ.....	86
5.8 (ก) ภาพต้นฉบับบริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติที่มีขนาดเล็กและไม่ชัดเจน (ข) ภาพหลังจากการบีบอัดด้วยค่าควอนไทเซชันแบบมาตรฐาน JPEG และ (ค) ภาพหลังจากการบีบอัดด้วยค่าควอนไทเซชันที่นำเสนอในงานวิจัยนี้.....	87
5.9 กราฟแสดงจุดตัดของค่า PSNR และค่า Compression ratio ของ FCM $K=10$	89

บทที่ 1

บทนำ

การบีบอัดภาพเป็นวิธีการช่วยลดขนาดข้อมูลที่ต้องใช้เพื่อเป็นตัวแทนภาพดิจิทัล หลักการบีบอัดมีเป้าหมายสำคัญคือ ลดความซ้ำซ้อนของข้อมูล โดยจะทำการกำจัดหรือลดข้อมูลที่ซ้ำซ้อนทิ้งไป ในแง่ของคณิตศาสตร์ข้อมูลจะถูกแปลงจากอะเรย์ของพิกเซลขนาดสองมิติไปเป็นข้อมูลทางสถิติที่ไม่สัมพันธ์กัน การแปลงจะถูกประยุกต์ใช้ก่อนการเก็บหรือส่งผ่านภาพ หลังจากนั้นภาพที่ถูกบีบอัดจะนำมาถอดกลับเพื่อสร้างภาพกลับคืนต้นฉบับหรือภาพที่คล้ายคลึงของเดิม [1] การลดขนาดข้อมูลหรือไฟล์ลงเป็นการประหยัดพื้นที่เก็บข้อมูลและยังช่วยลดเวลาในการส่งผ่านภาพทางอินเทอร์เน็ตหรือดาวเทียมได้

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

เครื่องมือดิจิทัลทางการแพทย์มีประสิทธิภาพในการวินิจฉัยโรค การรักษา และการผ่าตัด รวมถึงมีบทบาทสำคัญในการให้บริการดูแลสุขภาพที่ทันสมัยในปัจจุบัน โดยเครื่องมือเหล่านี้ใช้รูปถ่ายทางการแพทย์เป็นพื้นฐาน โดยรูปภาพเหล่านี้จำเป็นต้องเก็บรายละเอียดของเนื้อเยื่ออวัยวะที่ต้องการวินิจฉัยโรค จึงจำเป็นต้องมีความละเอียดสูง ดังนั้นจึงจำเป็นต้องมีพื้นที่เก็บข้อมูลที่มีความจุขนาดใหญ่ที่จะใช้ในการเก็บภาพและส่งข้อมูลภาพเหล่านี้ ซึ่งนำไปสู่ความต้องการการบีบอัดภาพดิจิทัลทางการแพทย์และการส่งผ่านที่มีความน่าเชื่อถือ [2] จากข้อมูลขององค์การอนามัยโลก (WHO) ระบุว่ามะเร็งตับชนิด Hepatocellular Carcinoma (HCC) เป็นโรคที่มีความสำคัญที่พบได้บ่อยในประชากรทั่วโลก สำหรับในประเทศไทยมีรายงานของกระทรวงสาธารณสุขในปี พ.ศ. 2551 พบว่าโรคมะเร็งตับเป็นสาเหตุของการเสียชีวิตและเจ็บป่วยเรื้อรังจากสาเหตุการตายก่อนวัยอันควรเป็นอันดับ 1 และเป็นมะเร็งที่พบบ่อยอันดับ 1 ในผู้ชายและอันดับ 5 ในผู้หญิง [3] ซึ่งมีวิธีการในการตรวจคัดกรองหามะเร็งตับได้รับการยอมรับกันทั่วโลกในปัจจุบัน ได้แก่ การตรวจเลือดหาค่า Alfa-fetoprotein (AFP) ร่วมกับ Ultrasonography (US) ทุก 6 เดือน ในประชากรกลุ่มเสี่ยงต่อการเกิดมะเร็งตับ ส่งผลให้ปริมาณของภาพอัลตราซาวด์ที่เก็บไว้ในฐานข้อมูลของแต่ละโรงพยาบาลมีจำนวนเพิ่มมากขึ้น นอกจากนี้ในงานวิจัย [4] ได้กล่าวไว้ว่าตับเป็นอวัยวะสำคัญและมีโรคที่เกี่ยวข้องที่เป็นสาเหตุของการเสียชีวิตและเจ็บป่วยเรื้อรังอันดับต้นๆ ทำให้มีการศึกษาวิจัยเพื่อตรวจสอบความผิดปกติของตับเพิ่มขึ้น โดยปกติแพทย์จะทำการตรวจสอบความผิดปกติของตับจากการวิเคราะห์ภาพอัลตราซาวด์แต่ด้วยจำนวนผู้ป่วยที่มีมากขึ้น ทำให้มีความต้องการให้มีการศึกษาและวิจัยเพื่อวิเคราะห์ความผิดปกติของตับในเบื้องต้นแบบอัตโนมัติ ซึ่งจะช่วยลดภาระของแพทย์ในการตรวจรักษา อย่างไรก็ตามด้วยความซับซ้อนของเนื้อเยื่อตับทำให้การศึกษาวินิจฉัยและวิเคราะห์ภาพถ่ายทางการแพทย์ของตับเป็นสิ่งที่ท้าทายความสามารถเป็นอย่างยิ่ง ดังนั้นการบีบอัดภาพอัลตราซาวด์เพื่อลดขนาดของข้อมูลลงแต่ยังคงนำมาใช้ในการตรวจคัดกรองวินิจฉัยและรักษาโรคได้อย่างถูกต้องจึงเป็นเรื่องน่าสนใจเป็นอย่างยิ่ง

จากการค้นคว้างานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับภาพอัลตราซาวด์ตับ มีงานวิจัยที่หลากหลายได้แก่ งานวิจัย [5] นำเสนอการคำนวณทางสถิติและการจัดกลุ่มด้วยเทคนิคเค-มีน (K-mean Clustering) เพื่อระบุตำแหน่งของตับในภาพอัลตราซาวด์แบบโหมดการเคลื่อนไหว งานวิจัย [6] นำเสนอเทคนิคในเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การแยกความแตกต่างระหว่างเนื้อเยื่อปกติกับเนื้อเยื่อตบแข็งในภาพอัลตราซาวด์ด้วยการใช้ Law's Masks เป็นตัวกรองคุณลักษณะของพื้นผิวภายในพื้นที่ที่สนใจ งานวิจัย [7] ได้นำเสนอการแยกส่วนถุงน้ำ (Cyst) ในภาพ MRI ของอวัยวะตบ โดยนำเสนอวิธีการ EK-Mean Clustering ซึ่งเป็นอัลกอริธึมใช้เค-มีนร่วมกับ Morphological มาเปรียบเทียบกับผลการแยกส่วนถุงน้ำกับเทคนิคเค-มีน เทคนิค Enhanced K-Mean Clustering เทคนิค Region Growing เทคนิค Enhanced Region Growing และเทคนิค Simple Morphological งานวิจัย [8] ได้นำเสนอวิธีการหาคุณลักษณะของตบโดยใช้คุณลักษณะของ Fractal Dimension และเอนโทรปีของ Texture Edge Co-occurrence matrix ร่วมกัน นอกจากนี้ยังมีแนวทางด้านการบีบอัด เช่น งานวิจัย [9] นำเสนอการบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ด้วยการแปลง Contourlet เพื่อแยกสัมประสิทธิ์ความถี่ก่อนที่จะทำการควอนไทเซชัน โดยการกำหนดเทรตไฮลด์ให้กับสัมประสิทธิ์ Contourlet สองค่าคือค่าแรกสำหรับการบีบอัดและค่าที่สองสำหรับการลดจุดขาวดำ (Speckle) ที่เกิดขึ้นมากที่สุด

จากงานวิจัยด้านบนแสดงให้เห็นว่างานวิจัยเกี่ยวกับภาพอัลตราซาวด์ตบยังเป็นที่ยอมรับและมีความน่าสนใจอยู่ สามารถสรุปแนวทางพอสังเขปได้ว่า งานวิจัยที่กล่าวมาได้มีการนำวิธีการหาคุณลักษณะพื้นผิว (Texture Feature) ของภาพมาประยุกต์ใช้เป็นข้อมูลในการจำแนกประเภทของเนื้อเยื่อตบเพื่อระบุชนิดของโรค ดังนั้นในวิทยานิพนธ์นี้จึงนำแนวทางดังกล่าวมาเป็นแนวคิดในการพัฒนาวิธีการบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ตบ โดยการนำข้อมูลฮิสโตแกรมและคุณลักษณะพื้นผิวของภาพอัลตราซาวด์ตบมาเข้ากระบวนการจำแนกข้อมูลเพื่อแยกแยะเนื้อเยื่อตบปกติและเนื้อเยื่อผิดปกติ จากนั้นนำผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกไปกำหนดเป็นตัวกำหนดค่าควอนไทเซชันที่สามารถปรับเปลี่ยนค่าได้ตามลักษณะของเนื้อเยื่อในขั้นตอนการบีบอัดภาพเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการบีบอัดโดยที่ยังคงรักษาคุณภาพของภาพอยู่

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

- 1.2.1 เพื่อพัฒนาระบบการบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ตบบนพื้นฐานการเลือกค่าควอนไทเซชันของค่าทางสถิติของคุณลักษณะพื้นผิวที่สามารถปรับเปลี่ยนได้
- 1.2.2 ประยุกต์ใช้ค่าฮิสโตแกรมเป็นข้อมูลเบื้องต้นในการจำแนกประเภทเนื้อเยื่อตบ
- 1.2.3 ประยุกต์ใช้ค่าคุณลักษณะพื้นผิวสำหรับอัลกอริธึมฟัซซีอินเฟอเรนซ์เพื่อยืนยันความถูกต้องในการจำแนกประเภทเนื้อเยื่อตบ
- 1.2.4 ศึกษาวิธีการจำแนกประเภทข้อมูลด้วยอัลกอริธึมเค-มีนและฟัซซีซีมีน (Fuzzy C-mean Clustering) เพื่อนำมาประยุกต์ใช้ในการจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อตบเบื้องต้น
- 1.2.5 ศึกษาอัลกอริธึมฟัซซีอินเฟอเรนซ์ (Fuzzy Inference System) เพื่อนำความรู้จากผู้เชี่ยวชาญมาประยุกต์ใช้ในการยืนยันความถูกต้องของการจำแนกเนื้อเยื่อตบ
- 1.2.6 ประยุกต์ใช้ผลลัพธ์จากการจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อตบในการเลือกค่าควอนไทเซชันที่ปรับเปลี่ยนค่าได้สำหรับบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ตามมาตรฐานการบีบอัดภาพแบบ JPEG
- 1.2.7 ประเมินประสิทธิภาพและวัดคุณภาพในเชิงปริมาณ รวมทั้งสรุปวิเคราะห์ผลลัพธ์ที่ได้จากการบีบอัดภาพของวิธีการที่นำเสนอ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.3 สมมติฐานของการศึกษา

การจัดเก็บภาพอัลตราซาวด์ดับที่คงคุณภาพในระดับที่แพทย์ผู้เชี่ยวชาญยังสามารถใช้วินิจฉัยโรคได้ดีและมีขนาดการบีบอัดที่เหมาะสมมีความจำเป็นอย่างมาก โดยหลักการบีบอัดจะเน้นการให้อัตราการบีบอัดในพื้นที่ย่อยแตกต่างกัน พื้นที่สำคัญจะถูกกำหนดอัตราการบีบอัดที่ต่ำเพื่อให้คงคุณภาพไว้ได้ดีที่สุดในขณะที่พื้นที่สำคัญน้อยกว่าจะถูกกำหนดอัตราการบีบอัดที่สูงขึ้นเพื่อให้มีขนาดไฟล์ที่เล็ก ดังนั้นในงานวิจัยนี้จะพิจารณาพื้นที่สำคัญเป็นพื้นที่ที่เป็นเนื้อเยื่อผิดปกติซึ่งควรจะต้องคงคุณภาพสูงสุดเพื่อไม่ให้เกิดข้อผิดพลาดในการตรวจสอบจากแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ

โดยปกติแล้วการวินิจฉัยโรคของแพทย์ผู้เชี่ยวชาญจะพิจารณาภาพอัลตราซาวด์ดับโดยการใช้สายตามองหาบริเวณที่มีเนื้อเยื่อผิดปกติภายใน โดยการวิเคราะห์จากลักษณะเนื้อเยื่อที่มีสีและพื้นผิวที่แตกต่าง เกาะกลุ่มกันและเริ่มมีขนาดของการเกาะกลุ่มเป็นก้อนเนื้อ การตรวจหาความผิดปกติด้วยสายตาจากภาพอัลตราซาวด์ดับเพื่อนำไปสู่การวางแผนการรักษาโรค

จากคุณลักษณะสีและพื้นผิวของภาพอัลตราซาวด์ดับจากการสังเกตเนื้อเยื่อผิดปกติด้วยสายตาของแพทย์ผู้เชี่ยวชาญจึงนำมาสู่คุณลักษณะทางภาพที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์ความสำคัญของพื้นที่เพื่อกำหนดค่าอัตราการบีบอัดในงานวิจัยนี้ โดยจะประยุกต์ใช้คุณลักษณะของฮิสโตแกรม (Histogram) และค่าความสัมพันธ์ของการเกิดร่วมของความเข้มแสงระดับเทา (Gray Level Co-occurrence Matrix: GLCM) เป็นตัวแทนของคุณลักษณะสีและพื้นผิวของเนื้อเยื่อตับ ในการพิจารณาการเกาะกลุ่มของเนื้อเยื่อผิดปกติ ทั้งนี้เพื่อให้แบ่งแยกเนื้อเยื่อตับผิดปกติได้ใกล้เคียงกับลักษณะทางกายภาพที่แพทย์ผู้เชี่ยวชาญพิจารณาให้มากที่สุด แล้วนำไปใช้ในการกำหนดค่าอัตราการบีบอัดในขั้นตอนควอนไทเซชันสำหรับการบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ดับ

การบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ดับในงานวิจัยนี้ จะทำการเลือกค่าควอนไทเซชันที่ปรับเปลี่ยนได้บนพื้นฐานของค่าทางสถิติของคุณลักษณะสีและพื้นผิวที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ โดยกำหนดความสำคัญของพื้นที่ย่อยไว้ 3 ประเภทคือ พื้นที่สำคัญมากได้แก่ เนื้อเยื่อตับผิดปกติซึ่งเป็นบริเวณร่องรอยของโรค พื้นที่สำคัญปานกลางได้แก่ เนื้อเยื่อตับปกติ และพื้นที่สำคัญน้อยได้แก่ พื้นที่บริเวณนอกโพรบ แออสเกลลี และตัวหนังสือ การแบ่งแยกความสำคัญของพื้นที่โดยอาศัยข้อมูลจากค่าทางสถิติของฮิสโตแกรมและคุณลักษณะพื้นผิวในแต่ละพื้นที่ย่อยนั้นตั้งสมมติฐานไว้ว่า พื้นที่ย่อยหรือบริเวณที่เหมือนกันหรือคล้ายคลึงกันจะมีค่าทางสถิติใกล้เคียงกันหรือมีรูปแบบที่คล้ายคลึงกัน ดังนั้นในการบีบอัดภาพจะให้ความสำคัญกับเนื้อเยื่อตับผิดปกติเป็นพิเศษเนื่องจากเป็นพื้นที่สำคัญมาก โดยพื้นที่สำคัญมานี้จะกำหนดค่าควอนไทเซชันต่ำซึ่งจะให้อัตราการบีบอัดน้อยทำให้ภาพที่ได้มีความใกล้เคียงกับภาพต้นฉบับมาก ส่วนเนื้อเยื่อตับปกติซึ่งเป็นพื้นที่สำคัญปานกลางจะกำหนดค่าควอนไทเซชันปานกลางทำให้ได้อัตราการบีบอัดปานกลางภาพที่ได้หลังจากการบีบอัดจะมีความใกล้เคียงกับภาพต้นฉบับปานกลาง และส่วนที่เป็นพื้นที่บริเวณนอกโพรบ แออสเกลลี และตัวหนังสือ ซึ่งเป็นพื้นที่สำคัญน้อยจะกำหนดค่าควอนไทเซชันสูงทำให้ได้อัตราการบีบอัดสูงภาพที่ได้หลังจากการบีบอัดจะมีความใกล้เคียงกับภาพต้นฉบับน้อยลง ด้วยการบีบอัดที่ปรับเปลี่ยนค่าควอนไทเซชันได้ตามความสำคัญของพื้นที่จะทำให้สามารถรักษารายละเอียดของพื้นที่สำคัญมากคือ พื้นที่ที่มีความผิดปกติของเนื้อเยื่อไว้ และทำให้ได้ผลการบีบอัดที่เหมาะสมสำหรับแต่ละพื้นที่ย่อยซึ่งจะทำให้ประสิทธิภาพการบีบอัดโดยรวมของระบบเพิ่มขึ้น

1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย

เพื่อให้บรรลุผลตามวัตถุประสงค์ในการสร้างระบบบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ดับ จะต้องอาศัยหลักการและทฤษฎีดังต่อไปนี้

1. การบีบอัดภาพ
2. ภาพถ่ายทางการแพทย์
3. คุณลักษณะทางสถิติของข้อมูลภาพคือ ฮิสโตแกรมและการหาคุณลักษณะพื้นผิวของภาพ
4. การจำแนกประเภทข้อมูลด้วยอัลกอริธึมเค-มินและฟัชชีซีมีน
5. ระบบฟัชชีอินเฟอเรน
6. การวัดประสิทธิภาพในการบีบอัด

1.5 ขอบเขตการวิจัย

1.5.1 ฐานข้อมูลภาพอัลตราซาวด์ที่นำมาใช้ในการทดลองจะเลือกเฉพาะบริเวณข้อมูลที่ได้จากโพรบโดยภาพมีขนาด 908X606 พิกเซล จำนวน 24 ภาพ ซึ่งประกอบด้วยภาพที่มีบริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติปนอยู่ 17 ภาพ และภาพที่เป็นเนื้อเยื่อปกติ 7 ภาพ

1.5.2 การทดลองกำหนดพื้นที่ที่สนใจมี 4 ขนาด คือ 256X256 พิกเซล 128X128 พิกเซล 64X64 พิกเซล และ 32X32 พิกเซล โดยในกรณีที่บริเวณขอบด้านขวาสุดและด้านล่างไม่ได้ขนาดที่กำหนดจะมีการเพิ่มพิกเซล "0" หรือสีดำเข้าไปเนื่องจากเป็นบริเวณดังกล่าวเป็นพื้นที่นอกโพรบซึ่งเป็นสีดำอยู่แล้ว

1.5.3 การพล็อตกราฟฮิสโตแกรมสำหรับเปรียบเทียบการกระจายค่าความเข้มแสงในบริเวณพื้นที่ข้อมูลภายในโพรบซึ่งเป็นข้อมูลของเนื้อเยื่อตบนั้นจะไม่พิจารณาค่าความเข้มแสง "0" หรือสีดำเนื่องจากพื้นที่นอกโพรบ

1.5.4 การจำแนกประเภทข้อมูลด้วยอัลกอริธึมฟัชชีซีมีนและเคมินจะทดลองปรับค่าคลัสเตอร์ $K = 6 \ 8 \ 10$ และ 12

1.5.5 การคำนวณคุณลักษณะพื้นผิวด้วยการหาความสัมพันธ์ของ Gray Level Co-occurrence Matrix: GLCM จะหาจากมุม 4 มุม คือมุม $0^\circ \ 45^\circ \ 90^\circ$ และ 135° และรัศมีเท่ากับ 1

1.5.6 ค่าควอนไทล์เซชันในบริเวณกลุ่มความสำคัญมากที่สุด (Most Significant Group: MSG) จะกำหนดค่าตั้งแต่ Q_{s1} - Q_{s40} เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของวิธีการที่นำเสนอ

1.6 ขั้นตอนของการศึกษา

1.6.1 กำหนดวัตถุประสงค์และขอบเขตของงานวิจัย ว่าต้องการนำเสนอหรือศึกษางานวิจัยในหัวข้อนี้มากน้อยแค่ไหนและอย่างไร รวมทั้งงานวิจัยนี้ยังน่าสนใจอยู่มากน้อยแค่ไหนเพื่อประเมินความเป็นไปได้ในการตีพิมพ์เป็นงานวิจัยเรื่องยาว

1.6.2 ศึกษาค้นคว้าทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ดับ ค่าทางสถิติของคุณลักษณะพื้นผิว การจำแนกประเภทข้อมูล แล้ววิเคราะห์ข้อดี ข้อด้อย และประเด็นที่น่าสนใจเพื่อนำมาปรับปรุงและประยุกต์ใช้ให้เกิดประโยชน์แก่งานวิจัยนี้

1.6.3 ตั้งสมมติฐานของการศึกษาและกำหนดแนวคิดของงานวิจัย โดยมีการอ้างอิงทฤษฎีหรือหลักการที่เกี่ยวข้องเพื่อให้บรรลุตามวัตถุประสงค์ที่กำหนดไว้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 1.6.4 เตรียมฐานข้อมูลภาพที่จะนำมาใช้เป็นฐานข้อมูลสำหรับการวิจัย โดยติดต่อขอภาพและข้อมูลที่เกี่ยวข้องจากผู้เชี่ยวชาญของภาควิชารังสีวิทยา คณะแพทยศาสตร์โรงพยาบาลรามาธิบดี มหาวิทยาลัยมหิดล เพื่อนำประยุกต์ใช้และทดสอบประสิทธิภาพของระบบออกแบบไว้
- 1.6.5 พัฒนาโปรแกรมสำหรับการทดลองคำนวณค่าทางสถิติ การจำแนกประเภทข้อมูล และการบีบอัดด้วยอัลกอริธึมตามแนวคิดที่งานวิจัยนี้ได้นำเสนอ
- 1.6.6 ทำการทดลองบีบอัดด้วยโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นมากับฐานข้อมูลภาพที่ได้เตรียมไว้ โดยในขณะทำการทดลองนั้นจะเก็บข้อมูลและผลลัพธ์ของทุกๆ ขั้นตอนเอาไว้เพื่อนำมาวิเคราะห์และปรับปรุงงานวิจัยต่อไป
- 1.6.7 นำผลลัพธ์จากการทดลองมาวิเคราะห์และประเมินงานวิจัยทั้งในแง่ของคุณภาพและประสิทธิภาพ โดยเปรียบเทียบกับวิธีการพื้นฐานแล้วสรุปผลเพื่อเป็นเขียนผลงานวิจัยเรื่องสั้นและเรื่องยาว

1.7 เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย

เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัยครั้งนี้ได้แก่

- 1.7.1 เครื่องคอมพิวเตอร์เซิร์ฟเวอร์ Intel XEON E5-2420 1.9 GHz 6 Core 12 Thread 95W 15 MB หน่วยความจำ 2X16GB (2Rx4 1.35V) PC3L-10600 CL9 ECC DDR 1333 MHz RDIMM จำนวน 1 เครื่อง
- 1.7.2 เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล Fujitsu S6310
- 1.7.3 เครื่องพิมพ์ HP LaserJet P2050 PCL6
- 1.7.4 เครื่องพิมพ์ Brother DCP-J315W
- 1.7.5 โปรแกรม Matlab 2013

1.8 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้แบ่งออกเป็น 6 บท แต่ละบทประกอบด้วยเนื้อหาดังต่อไปนี้

บทที่ 1 กล่าวถึงความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา สมมติฐานของการศึกษา รวมทั้งทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการศึกษา ขอบเขตของการศึกษา ขั้นตอนการศึกษา เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย

บทที่ 2 กล่าวถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการบีบอัดข้อมูลภาพทางการแพทย์ การหาค่าทางสถิติของคุณลักษณะพื้นผิวในภาพทางการแพทย์ งานวิจัยเกี่ยวกับการจำแนกข้อมูลภาพทางการแพทย์ด้วยอัลกอริธึมเค-มินและฟัชซีซีมีน และระบบฟัชซีอินเฟอร์เรน

บทที่ 3 กล่าวถึงความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยได้แก่ การบีบอัดภาพ ความเป็นมาของการบีบอัดและหลักการการบีบอัดภาพ แบบจำลองการบีบอัด เทคนิคการบีบอัดภาพแบบไม่สูญเสีย และสูญเสียบางส่วน มาตรฐานการบีบอัดภาพแบบ JPEG ภาพทางการแพทย์ ความหมายและประเภทของภาพทางการแพทย์ องค์ประกอบภาพ คุณลักษณะทางสถิติของข้อมูลภาพ การจำแนกข้อมูลอัลกอริธึมเค-มินและฟัชซีซีมีน และระบบฟัชซีอินเฟอร์เรน รวมทั้งการวัดประสิทธิภาพในการบีบอัดภาพ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4 กล่าวถึงขั้นตอนการบีบอัดภาพด้วยการปรับเปลี่ยนค่าสเตปไซด์จากการประยุกต์ใช้ข้อมูลทางสถิติของภาพอัลตราฮาร์ดดับ เริ่มจากการเตรียมภาพและกำหนดพื้นที่ที่สนใจ การกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อเบื้องต้นด้วยการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมด้วยอัลกอริธึมเค-มีนและพีชชีมีน การยืนยันความถูกต้องของกลุ่มเนื้อเยื่อ ด้วยการนำค่าคุณลักษณะพื้นผิวมาประยุกต์ใช้กับพีชชีอินเฟอร์น การกำหนดค่าควอนไทเซชันแบบปรับเปลี่ยนได้ รวมทั้งการบีบอัดภาพด้วยค่าควอนไทเซชันแบบปรับเปลี่ยนได้ในมาตรฐานการบีบอัดภาพแบบ JPEG

บทที่ 5 กล่าวถึงภาพที่ใช้ในฐานะข้อมูล การทดลองเปรียบเทียบการแบ่งพื้นที่ย่อยภายในภาพ การทดลองการกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อเบื้องต้นซึ่งจะประกอบด้วยผลการคำนวณฮีสโตแกรมผลการจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อเบื้องต้นด้วยการประยุกต์ใช้เค-มีน การประยุกต์ใช้พีชชีมีนและผลการกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อ ผลการยืนยันความถูกต้องของกลุ่มเนื้อเยื่อด้วยพีชชีอินเฟอร์น ผลการบีบอัดภาพด้วยค่าควอนไทเซชันแบบปรับเปลี่ยนได้ในอัลกอริธึม JPEG และการวิเคราะห์ผลการวัดประสิทธิภาพในการบีบอัดภาพ

บทที่ 6 กล่าวถึงสรุปและวิเคราะห์ผลการดำเนินงานวิจัย ปัญหา และแนวทางในการพัฒนาต่อ



บทที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

บทนี้กล่าวถึงแนวคิดและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการบีบอัดภาพ การหาค่าทางสถิติของคุณลักษณะพื้นผิวในภาพถ่ายทางการแพทย์ การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายทางการแพทย์ด้วยอัลกอริธึมเค-มีน (K-mean Clustering) อัลกอริธึมฟัซซีซีมีน (Fuzzy C-mean Clustering : FCM) และระบบฟัซซีอินเฟอเรน (Fuzzy Inference System : FIS) รวมทั้งแนวคิดของงานวิจัยที่นำเสนอ

2.1 งานวิจัยเกี่ยวกับการบีบอัดภาพ

การบีบอัดภาพเป็นวิธีการเข้ารหัสภาพที่มีประสิทธิภาพโดยอาศัยการลดความซ้ำซ้อนเพื่อรักษาข้อมูลแท้จริงที่อยู่ในภาพนั้น การแปลงรหัส (Transform Coding) เป็นวิธีการที่ได้รับความนิยมและยอมรับอย่างกว้างขวางในการแทนค่าของพิกเซลในภาพด้วยรูปแบบใหม่ซึ่งผลลัพธ์จากการแปลงดังกล่าวจะขึ้นอยู่กับการควอนไทซ์ที่อิสระ (Independently Quantized) [10] การแปลงแบบ Block-based DCT เป็นส่วนหนึ่งของมาตรฐาน JPEG และการแปลง DCT เป็นวิธีการหนึ่งที่ยิมนำมาใช้ในการบีบอัดภาพธรรมชาติ [11] โดยแต่ละบล็อกของภาพย่อยจะถูกแปลงเป็นสัมประสิทธิ์ DC (Direct Current) และ AC (Alternating Current) โดยสัมประสิทธิ์ DC แทนค่าเฉลี่ยของบล็อกย่อยส่วนสัมประสิทธิ์ AC แทนค่าเฉลี่ยต่ำสุด (Zero Mean) ของแอมพลิจูดที่มีการเปลี่ยนแปลงในแต่ละความถี่ พลังงานส่วนใหญ่จะถูกบรรจุอยู่ในสัมประสิทธิ์ DC ส่วนที่เป็นรายละเอียดจะปรากฏในสัมประสิทธิ์ AC ซึ่งสัมประสิทธิ์ DCT เหล่านี้จะถูกนำไปเข้ารหัสทั้งในรูปแบบของการบีบอัดแบบไม่มีการสูญเสีย (Lossless Compression) และการบีบอัดแบบมีการสูญเสียบางส่วน (Lossy Compression) ถึงแม้ว่าการบีบอัดแบบไม่มีการสูญเสียจะให้ผลลัพธ์จากการสร้างกลับคืน (Reconstruction) ที่ดีเหมือนภาพต้นฉบับ แต่จะให้อัตราการบีบอัด (Compression Ratio :CR) สูงสุดเพียงแค่ 4:1 เท่านั้น [12] ดังนั้นเพื่อให้ได้อัตราการบีบอัดที่สูงขึ้นอัลกอริธึมการบีบอัดแบบมีการสูญเสียบางส่วนจึงเป็นทางเลือกที่ดีกว่า อย่างไรก็ตามการบีบอัดแบบมีการสูญเสียบางส่วนจำเป็นต้องมีเงื่อนไขสำคัญคือ อัตราการบีบอัดสูงโดยที่คุณภาพของภาพยังต้องสามารถนำมาวินิจฉัยโรคได้ถูกต้อง มีการนำเสนอแบบจำลองที่อาศัยพื้นฐานของเนื้อหา (Context based) สำหรับใช้ในการเข้ารหัสข้อมูลภาพทางการแพทย์ที่สอดคล้องกับลักษณะเฉพาะที่มีการกำหนดไว้ล่วงหน้าในงานวิจัย [12, 14] การบีบอัดโดยอาศัยพื้นฐานของพื้นที่ที่สนใจ (Region of Interest : ROI based) เป็นตัวอย่างหนึ่งของการบีบอัดที่อาศัยพื้นฐานของเนื้อหาโดยพื้นที่ที่สนใจแต่ละส่วนจะถูกบีบอัดอย่างอิสระด้วยอัตราการบีบอัดที่เหมาะสมกับแต่ละพื้นที่ อัตราการบีบอัดในแต่ละพื้นที่จะขึ้นอยู่กับความสำคัญของพื้นที่นั้นๆ โดยพื้นที่ที่มีความสำคัญมากที่สุดจะถูกบีบอัดด้วยอัตราการบีบอัดต่ำ ในขณะที่พื้นที่ที่มีความสำคัญน้อยจะถูกเข้ารหัสด้วยอัตราการบีบอัดสูง

ดังนั้นการเลือกพื้นที่ที่สนใจจึงเป็นสิ่งที่ท้าทายซึ่งจะส่งผลต่อประสิทธิภาพการบีบอัดโดยรวมทั้งในเชิงคุณภาพและเชิงปริมาณ โดยทั่วไปแล้วจะเลือกใช้แมกชิฟ (Maxshift) และการสเกลในการสร้างพื้นที่ที่สนใจด้วยการอาศัยหลักการทํางานของเวฟเล็ต (Wavelet) ในการเข้ารหัสด้วย EBCOT ใน JPEG2000 [13] สัมประสิทธิ์เวฟเล็ตของพื้นที่ที่สนใจในบิตเพลน (Bit-plane) จะถูกขยายขนาดขึ้น ดังนั้นพื้นที่ที่สนใจเหล่านั้นสามารถวางไว้ในบิตเพลนที่สูงกว่าเพื่อเพิ่มความสำคัญให้มากขึ้นได้ [14]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาค้นคว้า ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ทางการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แม้ว่าเทคนิคแม็กซีฟจะยอมให้มีการบีบอัดโดยไม่มีกฎเกณฑ์ในการกำหนดรูปร่างของพื้นที่ที่สนใจโดยใช้หน้ากากพื้นที่ที่สนใจ (ROI mask) ผลลัพธ์ที่ได้จะไม่สามารถการันตีได้ว่าเป็นการบีบอัดที่ไม่มีการสูญเสียด้วยอัตราการบีบอัดที่กำหนดไว้ การเข้ารหัสภาพพื้นที่ที่สนใจโดยใช้ Shape-adaptive DCT (SA-DCT) ถูกนำเสนอในงานวิจัย [14] ด้วยอัลกอริธึมมีความซับซ้อนน้อยทำให้เหมาะสำหรับการเข้ารหัสด้วยภาพที่มีชิ้นส่วนของภาพที่ไม่แน่นอน อัลกอริธึมที่นำเสนอในงานวิจัย [15-17] เป็นการเข้ารหัสภาพพื้นหน้า (Foreground) และภาพพื้นหลัง (Background) ของบล็อก DCT ขนาด 8×8 ส่วนงานวิจัย [18] กล่าวถึงอัลกอริธึม SA-DCT ว่าถูกพัฒนาเป็นมาตรฐาน MPEG-4 ในส่วน ISO/IEC และถูกกำหนดไว้ในรูปแบบการตรวจสอบวิดีโอของ MPEG-4 เนื่องจากต้องใช้เวลาในการคำนวณสูง จึงได้มีการพัฒนาเวอร์ชันของ SA-DCT มาเป็น Δ DC-SA-DCT ซึ่งใช้สำหรับการเข้ารหัสเฟรมภายใน (Intraframe) ทำให้ใช้เวลาในการคำนวณน้อยกว่า ดังนั้นจึงน่าสนใจสำหรับการนำไปประยุกต์เป็นฮาร์ดแวร์ งานวิจัย [19] กล่าวถึง Δ DC-SA-DCT ว่าได้รับการพัฒนาเป็นการเข้ารหัสภาพโดยอาศัยพื้นที่ที่สนใจในซึ่งผลการบีบอัดถูกเปรียบเทียบกับอัลกอริธึม DCT-JPEG และงานวิจัย [20] กล่าวว่า การเข้ารหัสด้วย SA-DCT ให้ประสิทธิภาพการบีบอัดดีกว่าในเทอมของค่า PSNR และคุณภาพในการมองเห็น (Visual Quality) อย่างไรก็ตามข้อจำกัดของ SA-DCT คืออาจสูญเสียความสัมพันธ์เชิงตำแหน่งไป เนื่องจากมีการจัดเรียงข้อมูลใหม่จากบล็อกที่มีรูปร่างไม่แน่นอนให้อยู่ในรูปแบบเมทริกซ์ซิดสามเหลี่ยมบนก่อนการแปลง DCT ของแถวและคอลัมน์ทำให้สัมพันธ์ความถี่ในแต่ละย่านจะมีรูปแบบที่แตกต่างกัน

วิทยานิพนธ์นี้จึงได้นำแนวคิดในการบีบอัดภาพโดยอาศัยพื้นฐานของเนื้อหาในบริเวณพื้นที่ที่สนใจมาประยุกต์ใช้ซึ่งแสดงรายละเอียดไว้ในบทที่ 4

2.2 การหาค่าทางสถิติของคุณลักษณะพื้นผิวในภาพถ่ายทางการแพทย์

การวิเคราะห์พื้นผิวมีความสำคัญในการประยุกต์ใช้งานด้านการวิเคราะห์ข้อมูลภาพด้วยคอมพิวเตอร์เพื่อทำการจัดกลุ่ม (Classification) หรือแยกส่วน (Segmentation) โดยอาศัยการเปลี่ยนแปลงตำแหน่งภายในของความเข้มแสงหรือสี ในการหาความแตกต่างของคุณสมบัติพื้นผิว ตัวอย่างวิธีการหาค่าคุณลักษณะพื้นผิว ได้แก่ วิธีการทางสถิติ (Statistical Method) เป็นการหาความสัมพันธ์หรือ Co-occurrence วิธีการทางเรขาคณิต (Geometrical) เช่น แฟรคทัล (Fractal) วิธีการหาโมเดล (Model based Method) เช่น Markov random และวิธีการทางด้านการประมวลผลสัญญาณ (Signal Processing) เช่น การแปลงเวฟเล็ต เป็นต้น วิธีการที่นำมาใช้กันอย่างกว้างขวางคือ การหาความสัมพันธ์ [21] การหาคุณลักษณะสำคัญที่ต้องการโดยคำนวณค่าทางสถิตินั้น สามารถทำได้โดยการดึงเอาข้อมูลสำคัญภายในภาพออกมา เช่น การหาค่าฮิสโตแกรมเพื่อวิเคราะห์ค่าความเข้มแสง การหาค่าคุณลักษณะพื้นผิวเพื่อวิเคราะห์พื้นผิวหรือเนื้อหาที่อยู่ภายในภาพ การแยกส่วนเพื่อวิเคราะห์รูปร่างวัตถุภายในภาพ เป็นต้น ดังนั้นคุณลักษณะพื้นผิวจึงเป็นคุณลักษณะสำคัญที่สามารถนำมาใช้ในการบ่งชี้หรือระบุวัตถุหรือพื้นที่ที่สนใจได้

วิทยานิพนธ์นี้จึงศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการนำค่าทางสถิติของคุณลักษณะพื้นผิวด้วยวิธีการหาความสัมพันธ์ไปประยุกต์เพื่อบ่งชี้หรือระบุเนื้อเยื่อในพื้นพื้นที่สนใจในภาพทางการแพทย์ จากงานวิจัยของ C.M. และคณะ [14] นำเสนอวิธีการหาคุณลักษณะพื้นผิวด้วยการใช้ค่า spatial gray-level dependence matrices ค่า Fourier power spectrum และค่า gray-level difference statistics และวัดคุณลักษณะพื้นผิวด้วย Law's Masks ในการจำแนกภาพอัลตราซาวด์ออกเป็นตับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ปกติ มะเร็งตับและตับแข็ง งานวิจัยของ C.G. Tao และคณะ [15] นำเสนอวิธีการหาคุณลักษณะของตับโดยใช้คุณลักษณะร่วมกันของ fractal dimension และเอนโทรปีของ texture edge co-occurrence matrix งานวิจัยของ S. Pavlopoulos และคณะ [17] นำเสนอการจำแนกคุณลักษณะของภาพอัลตราซาวด์ตับด้วยการวิเคราะห์คุณลักษณะพื้นผิวด้วย Fractal Dimension Texture Analysis (FDTA), Spatial Gray-Level Difference Statistic (SGLDM), Gray-Level Difference Statistic (GLDS), Gray-Level Difference Statistic (RUNL) และ First-Order Gray-Level Parameter (FOP) เป็นพีชชีเซตของนิเวศวิทยาและงานวิจัย [21] นำเสนอการหา Fractal และ Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) เพื่อจัดกลุ่มภาพหลายกระดูก (Trabecular bone) ของภาพ MRI และภาพ CT จากงานวิจัยที่ได้ศึกษามาข้างต้นจะเห็นได้ว่าค่าทางสถิติของคุณลักษณะพื้นผิวในบริเวณพื้นที่ที่สนใจสามารถนำมาใช้ในการวิเคราะห์พื้นผิวหรือคุณลักษณะเฉพาะของข้อมูลภาพทางการแพทย์ได้ โดยนิยมนำมาประยุกต์ใช้เพื่อจำแนกหรือแยกแยะชนิดของเนื้อเยื่อ ดังนั้นวิทยานิพนธ์นี้จึงได้นำการหาค่าทางสถิติของคุณลักษณะพื้นผิวในบริเวณพื้นที่ที่สนใจด้วยวิธีการหาความสัมพันธ์จาก Gray Level Co-occurrence Matrix มาวิเคราะห์ข้อมูลภาพอัลตราซาวด์ตับเพื่อจำแนกเนื้อเยื่อผิดปกติและเนื้อเยื่อปกติ

2.3 งานวิจัยเกี่ยวกับการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายทางการแพทย์

ในขั้นตอนการวินิจฉัยโรคนั้นแพทย์ที่มีประสบการณ์จะทำการวิเคราะห์ภาพอัลตราซาวด์โดยจำแนกเนื้อเยื่อผิดปกติและเนื้อเยื่อปกติ ตรวจสอบขนาดของอวัยวะผิดปกติ รวมทั้งประเมินผลเพื่อนำไปสู่ขั้นตอนการรักษา ดังนั้นขั้นตอนในการจำแนกเนื้อเยื่อผิดปกติออกจากเนื้อเยื่อปกติจึงเป็นขั้นตอนที่สำคัญในการวินิจฉัยโรค ซึ่งเนื้อเยื่อผิดปกติที่ตรวจพบจึงเปรียบเสมือนเป็นพื้นที่ที่สนใจของแพทย์ วิทยานิพนธ์นี้ได้ทำการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการตรวจวิเคราะห์หรือจำแนกข้อมูลในบริเวณพื้นที่ที่สนใจ โดยทางเลือกที่ใช้สำหรับวิเคราะห์พื้นที่ที่สนใจจะอาศัยพื้นฐานของการแยกส่วน (Segmentation) และการจำแนก (Classification) ด้วยการใช้เทคนิคเค-มิน [22-24] เทคนิค Fractal segmentation [25-27] เทคนิค Support Vector Machine (SVM) [28-29] และเทคนิคพีชชีมิน [30-31] เป็นต้น

2.3.1 การประยุกต์ใช้อัลกอริธึมเค-มิน

เค-มินเป็นเทคนิคการจัดกลุ่มที่ใช้การแบ่งข้อมูลตัวอย่างออกเป็น K กลุ่มซึ่งแต่ละกลุ่มจะมีค่าจุดศูนย์กลาง (Center) ของตัวเอง [2, 22-24] ในงานวิจัย [22] เค-มินถูกนำมาใช้ในการบีบอัดภาพถ่ายนิวเคลียร์ทางการแพทย์ (Nuclear Medical Image Compression) การจัดกลุ่มโดยไม่มี การวิเคราะห์ข้อมูลการบีบอัดจะส่งผลให้เกิดความผิดเพี้ยน (Distortion) ที่สำคัญทำให้เกิดการสูญหายของข้อมูล ดังนั้นภาพที่ถูกแยกส่วนจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับภาพต้นฉบับในทุกการทำซ้ำ (Iteration) เพื่อเป็นเกณฑ์สำหรับการหยุดการทำงาน โดยการทำซ้ำจะสิ้นสุดลงเมื่อข้อมูลสูญหายมีค่าต่ำสุด (ค่าของฟังก์ชันของสัมประสิทธิ์ที่เกี่ยวข้องจะมีค่ามากที่สุด) งานวิจัย [5] นำเสนอการคำนวณทางสถิติและเค-มินของภาพอัลตราซาวด์ตับโหมดเคลื่อนไหวเพื่อกำหนดตำแหน่งที่เหมาะสมของตับอย่างคร่าวๆ งานวิจัย [32] ได้นำเสนอเทคนิคในการแยกความแตกต่างระหว่างเนื้อเยื่อปกติกับเนื้อเยื่อตับแข็งในภาพอัลตราซาวด์ด้วยการใช้ Law's Masks เป็นตัวกรองคุณลักษณะของพื้นผิวภายในพื้นที่ที่สนใจขนาด 40x40 พิกเซล การประยุกต์ใช้เค-มินสามารถทำได้ค่อนข้างจะง่ายมากแต่มี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ข้อจำกัดในการกำหนดค่าเริ่มต้น

2.3.2 การประยุกต์ใช้อัลกอริทึมฟัชซีซิมิน

ฟัชซีซิมินเป็นอัลกอริทึมการจัดกลุ่มที่ยืดหยุ่นในการกำหนดค่าความเป็นสมาชิกของคลัสเตอร์ [30] ดังนั้นแต่ละข้อมูลสามารถเป็นสมาชิกของคลัสเตอร์ (Cluster) ได้มากกว่าหนึ่งกลุ่ม โดยจะมีระดับความเป็นสมาชิกในการกำหนดระดับความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลและคลัสเตอร์ ในงานวิจัย [31] ได้นำเสนอฟัชซีซิมินในการแบ่งแยกพื้นผิวของพื้นที่ที่สนใจด้วยการกำหนดอัตราการบีบอัดให้กับพื้นที่ที่สนใจแตกต่างกันตามความสำคัญของพื้นผิวในแต่ละพื้นที่นั้น โดยค่าสัมประสิทธิ์เวฟเล็ตในแต่ละชั้นแบบจะถูกเลือกเป็นตัวบ่งชี้พื้นผิว งานวิจัย [33] นำเสนอการจัดกลุ่มเนื้อเยื่อตับผิดปกติและปกติด้วยการจัดกลุ่มข้อมูลค่าทางสถิติของฮิสโตแกรมในพื้นที่ที่สนใจซึ่งผลลัพธ์ที่ได้สามารถจัดกลุ่มเนื้อเยื่อตับผิดปกติได้แต่ยังมีพื้นที่บางส่วนที่ยังคงมีเนื้อเยื่อปกติและผิดปกติปะปนกันอยู่ ในการประยุกต์ใช้ฟัชซีซิมินถึงแม้จะมีความยืดหยุ่นในการกำหนดค่าความเป็นสมาชิกแต่มีข้อจำกัดคือ มีความไวต่อการกำหนดค่าเริ่มต้นและสัญญาณรบกวน โดยการกำหนดค่าเริ่มต้นจะมีผลต่อความเร็วและค่า Local Minima ในขณะที่ผลของสัญญาณจะทำให้ค่าความเป็นสมาชิกอาจจะมีค่าต่ำในกรณีที่มีข้อมูลผิดปกติ [34] นอกจากนี้ยังไม่มีกระบวนการเรียนรู้ด้วยตนเองหรือการนำความรู้จากผู้เชี่ยวชาญมาประยุกต์ใช้ในการตัดสินใจ

2.3.3 การประยุกต์ใช้ระบบฟัชซีอินเฟอร์เรน

งานวิจัย [35] ได้กล่าวถึงการประยุกต์ใช้ระบบฟัชซีอินเฟอร์เรนในการวินิจฉัยทางการแพทย์ (Diagnosis) การวินิจฉัยความแตกต่าง (Differential Diagnosis) การรักษาโรค (Therapy) การวิเคราะห์ภาพ (Image Analysis) การรู้จำรูปแบบ (Pattern Recognition) การสังเกตผู้ป่วย (Patient Monitoring) การวิเคราะห์ข้อมูลทางการแพทย์ (Medical Data Analysis) เป็นต้น ในงานวิจัยดังกล่าวได้วิจารณ์ถึงแนวโน้มในการพัฒนาและการนำฟัชซีอินเฟอร์เรนไปใช้งานในทางการแพทย์ว่า แนวคิดเกี่ยวกับฟัชซีประสบความสำเร็จในการนำมาใช้งานวงการแพทย์ถึง 44 % จากงานวิจัยที่ทำการศึกษทั้งหมด 173 งานวิจัย เทคโนโลยีของฟัชซีอินเฟอร์เรนในอนาคตจะเป็นการผสมผสานกันของความฉลาด (Intelligence) การติดต่อสื่อสาร (Interactivity) สหวิทยาการ (Interdisciplinary) และระบบไฮบริด (Hybrid System) เข้าด้วยกัน จากการศึกษาในงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการนำฟัชซีอินเฟอร์เรนมาประยุกต์ใช้ในทางการแพทย์ เช่น งานวิจัย [36] นำเสนอขั้นตอนในการวิเคราะห์ภาพ CT เพื่อหาระดับความหมาย โดยการนำคุณลักษณะของรูปร่างของวัตถุ ค่าฮิสโตแกรม ขนาดของวัตถุและตำแหน่งของวัตถุที่ปรากฏในภาพ มาใช้เป็นส่วนหนึ่งในการสร้างกฎในระบบฟัชซีอินเฟอร์เรนสำหรับแปลความหมายในการระบุชื่ออวัยวะและพยาธิวิทยาของภาพเบื้องต้น ในสมอง งานวิจัย [37] นำเสนอวิธีการในการจำแนกถุงไข่ในภาพอัลตราซาวด์รังไข่โดยการใช้ค่า Ratio Compactness Circularity Tortuosity Extent และค่า Centroid มาใช้ในการสร้างกฎของระบบฟัชซีอินเฟอร์เรนซึ่งผลลัพธ์ที่ได้สามารถแยกแยะเนื้อเยื่อผิดปกติและเนื้อเยื่อปกติได้ดีและสอดคล้องกับการตรวจสอบจากผู้เชี่ยวชาญ จุดเด่นที่ทำให้ผลลัพธ์ที่ได้จากระบบฟัชซีอินเฟอร์เรนค่อนข้างให้ผลดี เนื่องจากระบบมีการวิเคราะห์เหตุผลเชิงตรรกะโดยสามารถนำความรู้ของผู้เชี่ยวชาญมาประยุกต์ใช้เพื่อช่วยในการตัดสินใจ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.4 แนวคิดของงานวิจัยที่นำเสนอ

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการบีบอัดภาพ การหาค่าทางสถิติของคุณลักษณะพื้นผิว ในภาพถ่ายทางการแพทย์ และการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายทางการแพทย์แต่ละวิธีการในแต่ละหัวข้อ ก่อนหน้า วิทยานิพนธ์นี้จึงนำเสนอแนวคิดในการบีบอัดแบบสูญเสียบางส่วนของภาพอัลตราซาวด์ระดับ โดยอาศัยการวิเคราะห์เนื้อหาที่ปรากฏภายในภาพ โดยประยุกต์ใช้การหาค่าทางสถิติด้วยฮิสโตแกรม และคุณลักษณะพื้นผิวในพื้นที่ที่สนใจเพื่อให้ได้ข้อมูลเนื้อหาที่สำคัญของแต่ละพื้นที่สำหรับนำมาเข้าสู่กระบวนการจัดกลุ่มข้อมูลด้วยอัลกอริธึมฟัซซีซีมีน จากนั้นจะนำอัลกอริธึมฟัซซีอินเฟอเรนมาใช้ในการยืนยันความถูกต้องของผลลัพธ์ที่ได้จากการจัดกลุ่มด้วยการอ้างอิงเทียบกับข้อมูลที่ได้จากผู้เชี่ยวชาญ จากนั้นนำผลลัพธ์ที่ได้มาประยุกต์เป็นค่าควอนไทเซชันสำหรับการบีบอัดในอัลกอริธึม JPEG โดยบริเวณพื้นที่ที่สำคัญมากจะกำหนดอัตราการบีบอัดต่ำส่วนพื้นที่ที่สำคัญน้อยจะกำหนดอัตราการบีบอัดสูงเพื่อให้ได้อัตราการบีบอัดที่เหมาะสมในแต่ละพื้นที่ที่สนใจ ซึ่งจะทำให้ประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลในแต่ละพื้นที่ที่สนใจเหมาะสมกับความสำคัญของเนื้อหาที่ปรากฏภายในพื้นที่นั้นๆ และจะส่งผลให้ประสิทธิภาพโดยรวมของระบบการบีบอัดสูงขึ้น [38]

บทที่ 3

ความรู้พื้นฐานในเรื่องที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงความรู้พื้นฐานต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยนี้ได้แก่ การบีบอัดภาพ ภาพถ่ายทางการแพทย์ ภาพถ่ายอัลตราซาวด์ คุณลักษณะทางสถิติของข้อมูลภาพ เทคนิคในการจำแนกข้อมูล ได้แก่ อัลกอริธึมเค-มีน (K-mean Clustering) อัลกอริธึมฟัซซีซีมีน (Fuzzy C-mean Clustering) และระบบฟัซซีอินเฟอเรน (Fuzzy Inference System) นอกจากนี้ยังกล่าวถึงวิธีการวัดประสิทธิภาพในการบีบอัดภาพโดยพิจารณาอัตราการบีบอัด และการวัดคุณภาพของภาพ

3.1 การบีบอัดภาพ

ในปัจจุบันข้อมูลจำนวนมากมีมาถูกเก็บ ประมวลผล และส่งผ่านช่องทางการผ่านทางอินเทอร์เน็ต วิธีการบีบอัดข้อมูลสำคัญสำหรับเก็บ และหรือสื่อสาร มีความสำคัญในการประยุกต์ใช้ทางธุรกิจมาก โดยการบีบอัดภาพจะช่วยให้ลดขนาดข้อมูลที่ต้องใช้เพื่อเป็นตัวแทนภาพดิจิทัล หลักการบีบอัดมีเป้าหมายสำคัญคือ ลดความซ้ำซ้อนของข้อมูล โดยจะทำการกำจัดหรือลดข้อมูลที่ซ้ำซ้อนทิ้งไป ในแง่ของคณิตศาสตร์ข้อมูลจะถูกแปลงจากอาเรย์ของพิกเซลขนาดสองมิติไปเป็นข้อมูลทางสถิติที่ไม่สัมพันธ์กัน การแปลงจะถูกประยุกต์ใช้ก่อนการเก็บหรือส่งผ่านภาพ หลังจากนั้นภาพที่ถูกบีบอัดจะนำมาถอดกลับเพื่อสร้างภาพกลับคืนต้นฉบับหรือภาพที่คล้ายคลึงของเดิม [1] นอกจากนี้ในการส่งถ่ายข้อมูลภาพขนาดใหญ่ทำให้เกิดความไม่สะดวก ใช้เวลาส่งถ่ายนาน ฉะนั้นการบีบอัดข้อมูลจะส่งผลให้สามารถประหยัดพื้นที่เก็บข้อมูล และลดเวลาในการส่งถ่ายข้อมูลด้วย

3.1.1 ความเป็นมาของการบีบอัดและการบีบอัดภาพ

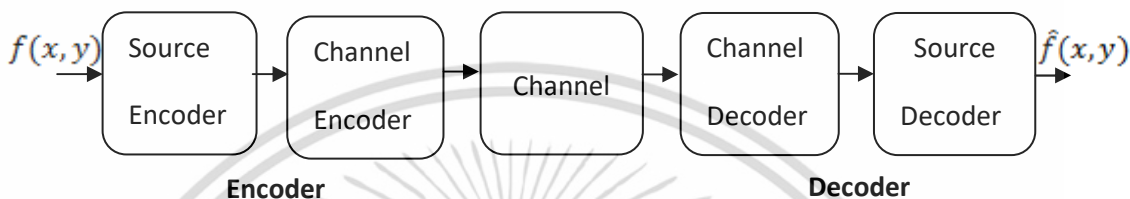
เทคนิคสำหรับบีบอัดข้อมูลเริ่มนำมาใช้ด้วยการพัฒนาทฤษฎีข้อมูลในปี 1940 ในปี 1949 Claude Shannon และ Robert Fano ได้พัฒนาแนวทางที่เป็นระบบสำหรับเข้ารหัสข้อมูลด้วยการพิจารณาบิตของความน่าจะเป็น และในปี 1951 David Huffman ได้พบวิธีที่ดีที่สุดสำหรับระบบการเข้ารหัสข้อมูล ในราวกลางปี 1970 Huffman ได้ค้นพบแนวคิดของรหัสข้อมูลที่สามารถปรับปรุงได้ โดยขึ้นอยู่กับข้อมูลที่ใช่และในปลายปี 1970 ด้วยข้อเท็จจริงที่ว่า การบีบอัดไฟล์ข้อมูลมีอยู่ปกติตลอดเวลาจึงได้มีการสร้างโปรแกรมที่ใช้เทคนิค Adaptive Huffman Coding ขึ้น ในปี 1977 Abraham Lempel และ Jacob ประสบความสำเร็จในแนวคิดของการเข้ารหัสในทอมของพอยเตอร์ ในกลางปี 1980 อัลกอริธึมที่ชื่อว่า LZW ที่พัฒนาขึ้นโดย Teri Welch โดยใช้หลักการพื้นฐานของพจนานุกรมมาช่วยในการบีบอัดข้อมูล ในสิ้นปี 1980 ได้มีการนำเสนอการวิเคราะห์ภาพเชิงตัวเลขและมาตรฐานการบีบอัดขึ้น ในต้นปี 1990 มีการนำเสนอเทคนิคการบีบอัดแบบสูญเสีย [39]

3.1.2 แบบจำลองการบีบอัด

แบบจำลองการบีบอัดภาพ (Compression Models) แสดงในรูปที่ 3.1 ประกอบด้วย 2 ส่วนแยกกันคือ ส่วนเข้ารหัส (Encoder) และส่วนถอดรหัส (Decoder) ภาพอินพุต $f(x, y)$ จะถูกส่งเข้าไปยังส่วนเข้ารหัสซึ่งจะสร้างชุดสัญลักษณ์จากข้อมูลอินพุต หลังจากนั้นจะส่งผ่านช่องสัญญาณและสัญญาณที่เข้ารหัสแล้วจะส่งไปยังส่วนถอดรหัสเพื่อทำการสร้างภาพเอาต์พุต $\hat{f}(x, y)$ กลับคืน โดยทั่วไป $\hat{f}(x, y)$ อาจจะไม่ตรงกับภาพต้นแบบ $f(x, y)$ ถ้าภาพสร้างใหม่ตรงกับภาพเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ต้นฉบับระบบจะไม่มีคามผิดพลาดหรือข้อมูลถูกเก็บรักษาไว้ ถ้าไม่ตรงบางระดับจะถูกลดทอนซึ่งจะแสดงให้เห็นในภาพที่ถูกสร้างขึ้นใหม่

ส่วนเข้ารหัสและส่วนถอดรหัสประกอบด้วย 2 ฟังก์ชันหรือซบับบล็อกที่สัมพันธ์กัน การเข้ารหัสจะทำให้ Source Encoder ซึ่งทำการลดความซ้ำซ้อนภายในข้อมูลอินพุท และ Channel Encoder จะเพิ่มการป้องกันสัญญาณรบกวนของเอาต์พุทจาก Source Encoder ส่วนตัวถอดรหัสประกอบด้วย Channel Decoder ตามด้วย Source Decoder ถ้าช่องสัญญาณระหว่างส่วนเข้ารหัสและถอดรหัสไม่มีสัญญาณรบกวน ส่วน Channel Encoder และ Channel Decoder จะถูกข้ามไป



รูปที่ 3.1 แบบจำลองของการบีบอัดโดยทั่วไป

3.1.3 เทคนิคการบีบอัดภาพ

เทคนิคการบีบอัดภาพสามารถแบ่งได้เป็น 2 กลุ่ม คือ Lossless Compression (การบีบอัดแบบไม่สูญเสีย) และ Lossy Compression (การบีบอัดแบบสูญเสียบางส่วน) ดังแสดงภาพรวมในรูปที่ 3.2 โดยพิจารณาจากความแตกต่างระหว่างภาพต้นฉบับและภาพที่สร้างกลับคืน

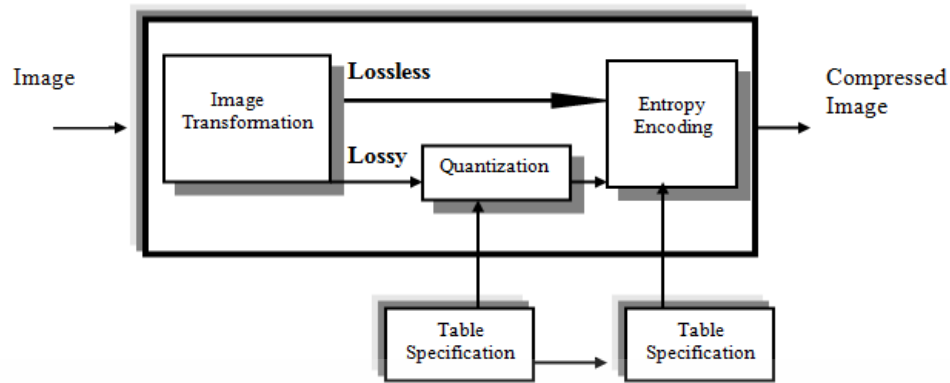
3.1.3.1 การบีบอัดภาพแบบไม่สูญเสีย

การบีบอัดภาพแบบไม่สูญเสีย (Lossless or Reversible Image Compression) เป็นการบีบอัดภาพโดยภาพที่สร้างกลับคืนมาจากข้อมูลที่ถูกบีบอัดแบบไม่สูญเสียจะมีคุณภาพเหมือนภาพต้นฉบับโดยไม่มีการเปลี่ยนแปลง ในการบีบอัดจะพิจารณาภาพตามลำดับของพิกเซลในแต่ละแถว โดยพิกเซลทั้งหมดในแถวที่มาก่อนจะถูกเข้ารหัสเพื่อบีบอัดและถอดรหัสเพื่อนำมาใช้เป็นข้อมูลสำหรับการทำนายค่าของพิกเซลถัดไป โดยพิกเซลที่อยู่ในแถวเดียวกันในตำแหน่งก่อนหน้าพิกเซลที่ต้องการทำนายค่า จะถูกนำมาใช้เป็นส่วนหนึ่งของของสัญลักษณ์ผลลัพธ์การเข้ารหัส

จากรูปที่ 3.2 การทำงานของการบีบอัดภาพแบบไม่สูญเสียประกอบด้วย 2 ขั้นตอนหลัก คือ ขั้นแรก Image Transformation เป็นการแปลงภาพให้อยู่ในรูปแบบที่ต้องการ และขั้นตอนที่สอง Entropy Coding เป็นการเข้ารหัสภาพเพื่อลดความซ้ำซ้อนของข้อมูล ตัวอย่างอัลกอริธึม Entropy Coding ได้แก่ Huffman Coding, Arithmetic Coding เป็นต้น

ตัวอย่างคือ Huffman Coding [40] ในปี 1951 David A. Huffman และเพื่อนๆ ของเขาใน MIT Information Theory ได้รับหัวข้อในการทำรายงานเพื่อสอบปลายภาคซึ่งขณะนั้นศาสตราจารย์ Robert M. Fano ได้ให้หัวข้อการทำรายงานโดยให้หาวิธีที่มีประสิทธิภาพที่สุดในการทำ Binary Code ซึ่ง Huffman นั้นไม่สามารถหาวิธีใดๆ ที่ทำให้มันมีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดได้เลย และเริ่มที่จะหยุดการคิดทั้งหมดกลับไปเริ่มต้นใหม่เป็นครั้งสุดท้าย โดยใช้ความคิดในการเรียงลำดับตามความถี่ของ Binary Tree และพบว่าวิธีนี้มีประสิทธิภาพมาก โดยมีผลลัพธ์ออกมาเป็น Prefix Code (หรือบางทีจะเรียกว่า Prefix-Free Codes) ซึ่งเป็นข้อมูลในรูปแบบหน่วยบิตสั้นๆ ที่สามารถนำไปใช้ได้กับ

เอกสารนี้ ข้อมูลทั่วไปอื่น ๆ ได้ สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.2 Image Compression Frameworks [41]

โดยมีอัลกอริธึมการทำงานดังนี้

1) เรียงลำดับของสัญลักษณ์ทั้งหมดในแนวตั้ง โดยให้สัญลักษณ์ที่มีความน่าจะเป็นสูงสุดอยู่บนสุด

2) พิจารณาเฉพาะสัญลักษณ์สองตัวล่างสุด กำหนดบิต 0 ให้กับสัญลักษณ์ตัวบน และกำหนดบิต 1 ให้กับสัญลักษณ์ตัวล่าง จากนั้นให้ผนวกสัญลักษณ์ทั้งสองตัวและแทนด้วยสัญลักษณ์ใหม่ที่มีค่าความน่าจะเป็นในการเกิดเท่ากับผลรวมของความน่าจะเป็นทั้งสองสัญลักษณ์บวกกัน

3) หลังจากผ่านขั้นที่ 2 จะมีจำนวนสัญลักษณ์รวมลดลงหนึ่งตัวเสมอจากนั้นให้กลับไปทำกระบวนการในขั้นที่ 1 และขั้นที่ 2 และให้ทำเช่นนั้นจนกว่าจะเหลือสัญลักษณ์ 2 ตัวสุดท้าย

ตัวอย่าง พิจารณาแหล่งกำเนิดข้อมูลแห่งหนึ่งที่ประกอบด้วยสัญลักษณ์ที่แตกต่างกัน 6 รูป ได้แก่ A, B, C, D, E, และ F โดยสัญลักษณ์เหล่านี้มีโอกาสในการเกิดเท่ากับ 0.3, 0.1, 0.0375, 0.2, 0.2375, 0.125 ตามลำดับ จงหารหัสฮัฟฟ์แมนสำหรับการบีบอัด

วิธีทำ การเข้ารหัส Huffman coding แสดงดังรูปที่ 3.3 สามารถอธิบายการทำงานได้ดังนี้

ขั้นที่ 1 เรียงลำดับความน่าจะเป็นของสัญลักษณ์ของข้อมูลจะได้เป็น A, E, D, F, B, และ C ตามลำดับซึ่งพิจารณาจากบนลงล่าง

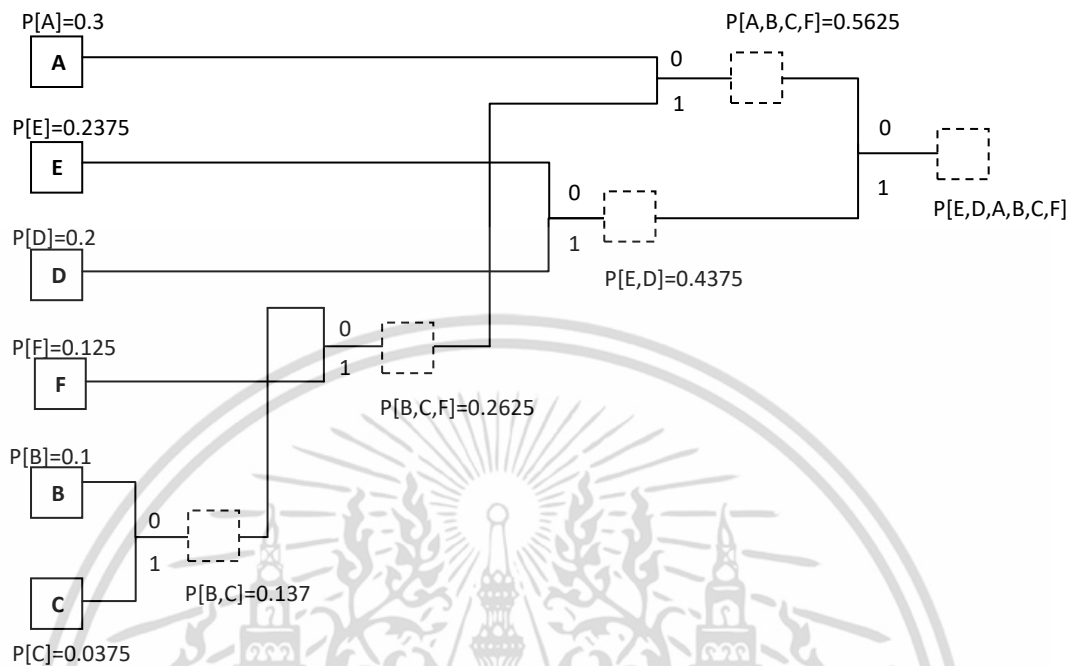
ขั้นที่ 2 พิจารณาสัญลักษณ์สองตัวล่างสุดคือ B และ C แล้วกำหนดบิต 0 ให้กับ B และบิต 1 ให้กับ C จากนั้นผนวกสัญลักษณ์ B กับ C ได้เป็น B, C ซึ่งมีค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ 0.1375 (0.1+0.0375)

ขั้นที่ 3 พิจารณาสัญลักษณ์สองตัวล่างสุดคือ F และ B, C ซึ่งมีค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ 0.125 และ 0.1375 ตามลำดับ กำหนดบิต 0 ให้กับ B, C (มีค่าความน่าจะเป็นมากกว่า F) และบิต 1 ให้กับ F ผนวกกันได้เป็นสัญลักษณ์ B, C, F ที่มีค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ 0.2625 (0.1375+0.125) ทำซ้ำในลักษณะนี้จะเหลือสองสัญลักษณ์สุดท้ายซึ่งก็คือ A,B,C,F กับ E,D ที่มีค่าความน่าจะเป็น 0.5625 และ 0.4375 จากนั้นกำหนดบิต 0 ให้กับ A,B,C,F และบิต 1 ให้กับ E,D แล้วผนวกกันได้สัญลักษณ์ E,D,A,B,C,F ซึ่งมีค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ 1

จากรูปที่ 3.3 สามารถแสดงผลของการเข้ารหัสได้ดังตารางที่ 3.1 การเข้ารหัสเริ่มจากตำแหน่งของสัญลักษณ์ผ่านเส้นทางของบิตและสัญลักษณ์ต่างๆไปยังสัญลักษณ์สุดท้าย เช่น รหัส F มีค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ 0.125 มีเส้นทางผ่านบิต 1 ไปยังสัญลักษณ์ B,C,F แล้วผ่านบิต 1 ไปยัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สัญลักษณ์ A,B,C,F และผ่านบิต 0 ไปยังสัญลักษณ์สุดท้าย จะได้รับรหัสเป็น 011 (แทนรหัสจากสัญลักษณ์ที่มีค่าความน่าจะเป็นมากกว่า) เป็นต้น



รูปที่ 3.3 กระบวนการเข้ารหัส Huffman coding

ตารางที่ 3.1 ผลของการเข้ารหัส

สัญลักษณ์	ความน่าจะเป็น	คำรหัส
A	0.3	00
E	0.2375	10
D	0.2	11
F	0.125	011
B	0.1	0100
C	0.0375	0101

3.1.3.2 การบีบอัดภาพแบบสูญเสียบางส่วน

การบีบอัดภาพแบบสูญเสียบางส่วน (Lossy or Irreversible Image Compression) ภาพที่สร้างกลับคืนมาจากข้อมูลที่ถูกระบบบีบอัดแบบสูญเสียบางส่วนจะมีคุณภาพไม่เหมือนภาพเดิม โดยพยายามที่จะทำให้การสูญเสียข้อมูลนี้ มีผลต่อคุณภาพของภาพที่สร้างกลับคืนน้อยที่สุด หรือไม่สามารถแยกความแตกต่างได้ (ในสายตามนุษย์) ตัวอย่างการบีบอัดแบบสูญเสียบางส่วน เช่น การบีบอัดเพื่อบันทึกภาพวิดีโอ ถึงแม้ว่าภาพที่แปลงมาจากการบีบอัดจะไม่เหมือนเดิมทีเดียว แต่มีผลกระทบกับคุณภาพของภาพเพียงเล็กน้อยก็สามารถยอมรับได้

จากรูปที่ 3.2 การบีบอัดภาพแบบสูญเสียบางส่วน จะมีขั้นตอนหลักๆ อยู่ 3 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนการแปลงข้อมูลภาพ (Image Transformation) ขั้นตอนการทำการจัดระดับข้อมูล (Quantization) และ ขั้นตอนการเข้ารหัสเอนโทรปี (Entropy Encoding)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการเรียนการสอนเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้ท่านไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1) การแปลงข้อมูลภาพ (Image Transformation) อันดับแรกภาพต้นฉบับจะถูกแปลงจากโดเมนตำแหน่ง (spatial domain) ไปยังโดเมนความถี่หรือโดเมนอื่น ด้วยการใช้เทคนิคการแปลงโดเมน เช่น การแปลงฟูริเยร์ (Fourier Transformation) การแปลงโคไซน์ไม่ต่อเนื่อง (Discrete Cosine Transformation: DCT) หรือการแปลงเวฟเลตไม่ต่อเนื่อง (Discrete Wavelet Transformation: DWT) ซึ่งในขั้นตอนนี้ข้อมูลจะไม่มีสูญเสียบ้าง

2) การจัดระดับข้อมูล (Quantization) เป็นขั้นตอนในการจัดระดับข้อมูลสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการแปลง โดยผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นการแปลงค่าสัมประสิทธิ์การแปลงที่เป็นจำนวนจริงให้เป็นจำนวนเต็ม ขั้นตอนนี้จะทำให้เกิดการสูญเสียข้อมูลไปบางส่วน ข้อมูลที่สูญเสียเกิดจากการจัดระดับข้อมูลที่ให้ความสำคัญให้มีค่าเป็นศูนย์ เพื่อจุดมุ่งหมายให้สามารถลดปริมาณบิตและจำนวนของข้อมูลในการเข้ารหัสในขั้นตอนต่อไป ซึ่งขั้นตอนนี้จะเป็ขั้นตอนสำคัญในการควบคุมอัตราความผิดเพี้ยน (rate of distortion) ของภาพที่สร้างกลับคืน

3) การเข้ารหัสเอนโทรปี (Entropy Encoding) เป็นขั้นตอนในการนำสัมประสิทธิ์ที่ถูกแปลงหลังถูกควอนไทซ์มาเข้ารหัส ด้วยการใช้ลำดับซิกแซกของแต่ละภาพย่อยขนาด 8x8 พิกเซล โดยผลลัพธ์ที่ได้คือค่าที่เรียงจากความถี่ต่ำไปยังความถี่สูง ซึ่งลำดับในการซิกแซกจะเริ่มต้นจากบล็อก 8x8 บนสุดด้านซ้ายมือไปสิ้นสุดที่บล็อก 8x8 ด้านล่างขวามือ จากผลลัพธ์หลังการควอนไทซ์จะพบว่ามีความถี่ที่สามารถตัดออกได้เป็นจำนวนมาก ด้วยเหตุนี้เมื่อนำมาเข้ารหัสจึงสามารถลดบิตในการแทนได้จากการรวบรวมข้อมูลที่ติดกันมาแทนด้วยรหัสเพียงไม่กี่บิต

ตัวอย่างอัลกอริธึมการบีบอัดแบบสูญเสียบางส่วนได้แก่ มาตรฐานการบีบอัดภาพ JPEG ที่ทำการบีบอัดโดยใช้เทคนิคการแปลงโดเมนแบบการแปลงโคไซน์ไม่ต่อเนื่อง (DCT) มาตรฐานการบีบอัดภาพ JPEG2000 ที่ทำการบีบอัดโดยใช้เทคนิคการแปลงโดเมนแบบการแปลงเวฟเลตไม่ต่อเนื่อง (DWT) และการบีบอัดโดยใช้เทคนิคการแปลงแฟร็กทัล (Fractal Transform) เป็นต้น ในงานวิจัยนี้เป็นการบีบอัดข้อมูลภาพแบบสูญเสียบางส่วนโดยการใช้อัลกอริธึม JPEG ซึ่งมีรายละเอียดในหัวข้อถัดไป

3.1.4 มาตรฐานการบีบอัดภาพ JPEG

มาตรฐานการบีบอัดภาพ JPEG (Joint Photographer's Experts Group) เป็นการบีบอัดภาพแบบสูญเสียบางส่วน โดยอัลกอริธึมทั้งหลายขึ้นอยู่กับกรองของตามนุษย์แต่ตาของมนุษย์มีขีดจำกัดของความสามารถในการรับรู้ นั่นคือถ้าระดับความเข้มแสงของภาพหรือสีของภาพที่สร้างกลับคืนแตกต่างจากภาพต้นฉบับเพียงเล็กน้อยสายตามนุษย์จะไม่สามารถรับรู้ความแตกต่างนี้ได้ ดังนั้นค่าความเข้มแสงในภาพต้นฉบับสามารถแปลงไปเป็นสัมประสิทธิ์ความถี่พื้นฐาน โดยสามารถนำสัมประสิทธิ์เหล่านี้มาใช้เพื่อทำการถอดการบีบอัดให้ได้ภาพต้นฉบับอีกครั้ง อย่างไรก็ตามเราไม่จำเป็นต้องใช้ทุกสัมประสิทธิ์ในการถอดการบีบอัด สามารถละทิ้งสัมประสิทธิ์ความถี่สูงบางค่าไปได้ โดยยอมสูญเสียข้อมูลบางส่วน จำนวนความถี่ที่ถูกทิ้งนี้จะมีผลต่อคุณภาพของภาพที่สร้างกลับคืน อย่างไรก็ตามในการประยุกต์ใช้จริง ภาพที่สร้างกลับคืนนี้จะมีคุณภาพสูญเสียไปเพียงเล็กน้อย ในการทำให้ภาพเล็กลงในอัตราส่วน 1:100

ขั้นตอนการบีบอัดด้วยมาตรฐานการบีบอัดภาพ JPEG ประกอบด้วยขั้นตอนย่อย 4 ขั้นตอน ดังแสดงในรูปที่ 3.4 เริ่มต้นด้วย

- 1) แบ่งภาพเป็นส่วนย่อยขนาด 8x8 พิกเซล

2) ทำการหาสัมประสิทธิ์ DCT ในแต่ละภาพย่อยเพื่อแปลงข้อมูลจากโดเมนตำแหน่งไปเป็นโดเมนความถี่พื้นฐานดังแสดงในสมการ (3.1)

$$DCT^{C2}(u, v) = \sqrt{\frac{2}{N}} C(u) C(v) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cos\left(\frac{\pi(2x+1)u}{2N}\right) \cos\left(\frac{\pi(2y+1)v}{2N}\right) \quad (3.1)$$

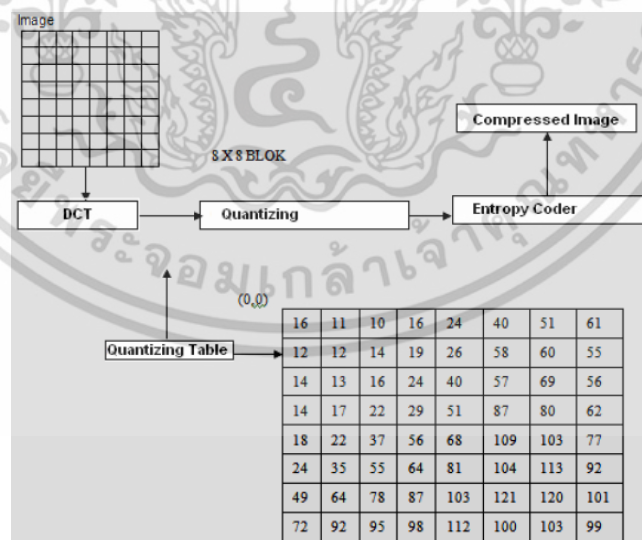
เหตุผลที่การแปลงนี้ถูกเลือกใช้อย่างแพร่หลาย เนื่องจากสัมประสิทธิ์การแปลงที่ได้จะเป็นค่าตัวเลขจำนวนจริง และเป็น การแปลงโดเมนที่สามารถรวบรวมพลังงานของข้อมูลที่สำคัญไว้ในสัมประสิทธิ์ความถี่ต่ำได้ดี พลังงานของข้อมูลกระจายไปในช่วงสัมประสิทธิ์ความถี่สูงมีปริมาณน้อย

3) ค่าสัมประสิทธิ์ตัวเลขที่ได้จะถูกควอนไทซ์ด้วยตารางควอนไทซ์ที่กำหนด โดยสมการการควอนไทซ์แสดงใน (3.2) เพื่อทำการกำหนดอัตราส่วนของคุณภาพ ตารางควอนไทซ์เซอร์จะกำหนดว่ามีจำนวนความถี่สูงเท่าไรที่จะถูกละทิ้งซึ่งตารางควอนไทซ์เซอร์ในรูปแบบที่ 3.4 เป็นตารางมาตรฐานของ JPEG

$$F_q(u, v) = Round\left(\frac{F(u, v)}{Q(u, v)}\right) \quad (3.2)$$

โดยที่ $Q(u, v)$ เป็นลำดับขั้นของการควอนไทซ์

4) บางส่วนของสัมประสิทธิ์ความถี่ 64 ค่าที่ได้จากการแปลง DCT หลังจากผ่านกระบวนการควอนไทซ์ซึ่งจะมีค่าสัมประสิทธิ์ที่เป็นศูนย์เป็นจำนวนมาก โดยตำแหน่งที่สัมประสิทธิ์ถูกควอนไทซ์แล้วมีค่าเป็นศูนย์นี้จะเป็นสัมประสิทธิ์ที่สัมพันธ์กับความถี่สูงซึ่งมีผลต่อสายตามนุษย์น้อย โดยจะถูกเข้ารหัสด้วย Huffman coding ต่อไป



รูปที่ 3.4 JPEG Compression

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ก) ภาพต้นฉบับ



(ข) ภาพจากการบีบอัดด้วย JPEG 40:1

รูปที่ 3.5 ตัวอย่าง (ก) ภาพต้นฉบับและ (ข) ภาพจากการบีบอัดด้วย JPEG

รูปที่ 3.5 เป็นตัวอย่างภาพเปรียบเทียบระหว่างภาพต้นฉบับกับภาพที่ได้จากการบีบอัดด้วยอัลกอริทึม JPEG ด้วยอัตราการบีบอัด 40:1 ซึ่งมีข้อมูลบางส่วนของภาพที่เป็นรายละเอียดจะสูญเสียไป

3.2 ภาพถ่ายทางการแพทย์

นับตั้งแต่มีการค้นพบรังสีเอกซ์และได้มีการนำมาใช้ประโยชน์ทางการแพทย์ มีเครื่องมือทางรังสีทางการแพทย์ได้มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง เพื่อมุ่งที่จะพัฒนาให้ภาพถ่ายที่ได้มีคุณภาพและลดปริมาณรังสีที่ใช้ในการตรวจมากที่สุดเท่าที่จะทำได้ ปี ค.ศ.1970-1980 เป็นช่วงที่มีการนำระบบคอมพิวเตอร์มาใช้งานและสร้างภาพในลักษณะที่เป็นดิจิทัลไม่ว่าจะเป็นเครื่องเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ เครื่องเอ็มอาร์ไอหรือเครื่องตรวจด้วยคลื่นเสียงความถี่สูง สำหรับการถ่ายภาพด้วยรังสีเอกซ์ทั่วไปที่จากเดิมเป็นการฉายรังสีเอกซ์ผ่านตัวผู้ป่วยมาบันทึกภาพแฝงลงบนแผ่นฟิล์ม เมื่อนำฟิล์มดังกล่าวไปผ่านขบวนการล้างฟิล์มทำให้เกิดภาพขึ้นเพื่อใช้ในการตรวจวินิจฉัยโรคและรักษาโรคต่อไป เมื่อไม่กี่ปีมานี้ได้มีการพัฒนาให้ได้ภาพถ่ายด้วยรังสีทั่วไป สามารถแสดงภาพออกมาในลักษณะดิจิทัลที่มีรายละเอียดภาพชัดเจนมากขึ้น สามารถส่งผ่านและบันทึกข้อมูลของภาพผ่านเครือข่ายคอมพิวเตอร์ด้วยระบบอินเทอร์เน็ตไปยังที่ต่างๆ ได้สะดวกรวดเร็วขึ้น ช่วยลดจำนวนฟิล์มที่ใช้ลงได้ ลดขั้นตอนการทำงาน และลดระยะเวลาการรอคอยผลการตรวจของผู้รับบริการได้อย่างมีประสิทธิภาพ [5]

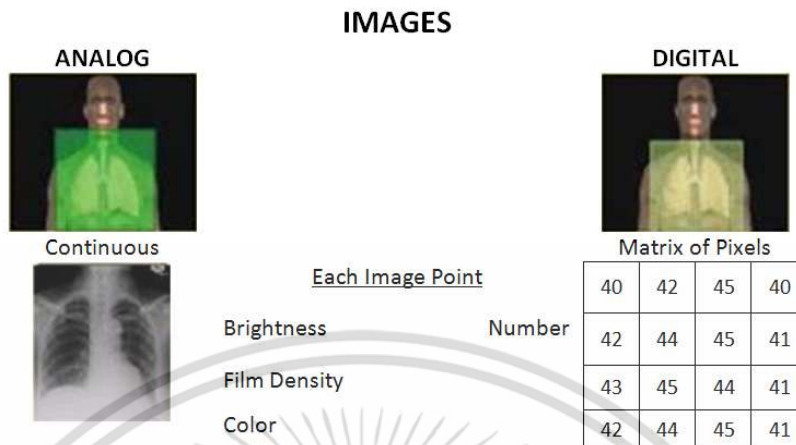
ในปัจจุบันเครื่องมือทางรังสีวิทยามีการใช้คอมพิวเตอร์มากขึ้น และแทบทุกชนิดเริ่มเปลี่ยนมาใช้ในการควบคุมด้วยคอมพิวเตอร์ที่ใช้ข้อมูลตัวเลขมาสร้างเป็นภาพดิจิทัลแทนภาพถ่ายรังสีที่มีภาพปรากฏบนฟิล์ม (ฟิล์มอนาล็อก : Film Analog) เพียงอย่างเดียว จากรูปที่ 3.6 แสดงการเปรียบเทียบภาพรังสีอนาล็อกกับดิจิทัล ซึ่งภาพดิจิทัลเป็นแมตริกซ์ของพิกเซลที่แสดงข้อมูลตัวเลขในแต่ละพิกเซล โดยข้อมูลนี้เป็นค่าความสว่างของภาพ

3.2.1 ความหมายและประเภทของภาพถ่ายทางการแพทย์

ภาพถ่ายทางการแพทย์คือ ภาพที่สร้างขึ้นมาเพื่อประกอบการอธิบายหรือสื่อความหมายทางการแพทย์ ซึ่งถือได้ว่ามีประโยชน์อย่างมากในการอธิบายทำความเข้าใจกับกระบวนการต่างๆ ในร่างกายของมนุษย์ ภาพถ่ายทางการแพทย์ถูกสรรค์สร้างจากผู้เชี่ยวชาญที่ต้องอาศัยทั้งความรู้ทางด้านวิทยาศาสตร์ทางการแพทย์ และความสามารถทางด้านศิลปะ ภาพถ่ายทางการแพทย์ในปัจจุบันมีทั้ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยามให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สื่อที่เป็นภาพที่ใช้สื่อดั้งเดิมกับรูปแบบของดิจิทัล ซึ่งสามารถพบเห็นได้ทั่วไปในตำราเรียน วารสาร สื่อวีดิทัศน์ แอนิเมชัน บนเว็บไซต์ หรือเรียกได้ว่าเป็นส่วนหนึ่งของ Bio-communication [42]

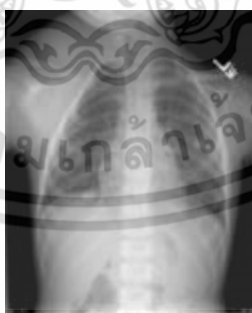


รูปที่ 3.6 เปรียบเทียบภาพรังสีอนาล็อกและดิจิทัล

ปัจจุบันมีภาพถ่ายทางการแพทย์ที่สำคัญและคุ้นหูอยู่ราว 5 ชนิด

3.2.1.1 ภาพถ่ายเอกซเรย์

เป็นภาพถ่ายที่เราคุ้นเคยกันดีซึ่งภาพถ่ายเอกซเรย์ (X-ray Image) เกิดจากการปล่อยรังสีเอกซ์จากเครื่องกำเนิดฉายไปยังเป้าหมายเพื่อให้เกิดภาพเงา แล้วมีแผ่นฟิล์มมารองรับเพื่อบันทึกภาพ ภาพที่ได้จึงเกิดจากการผ่านของรังสีไปยังแผ่นฟิล์ม ถ้าองค์ประกอบของอวัยวะใดที่รังสีเอกซ์สามารถผ่านไปได้อย่าง(ที่รังสี)ภาพฟิล์มที่ได้ก็จะมีสีขาว ส่วนถ้าอวัยวะใดรังสีเอกซ์ผ่านไปได้ง่าย(โปร่งรังสี) ภาพฟิล์มที่ได้ก็จะมีสีออกเทาหรือดำ ดังแสดงในรูปที่ 3.7 เป็นภาพเอกซเรย์บริเวณทรวงอก ส่วนที่เป็นกระดูกซึ่งประกอบด้วยแคลเซียมจะทึบรังสีจึงเห็นเป็นเงาสีขาว ส่วนที่เป็นปอดซึ่งมีอากาศอยู่ภายในเป็นส่วนใหญ่จะโปร่งรังสีกว่าส่วนอื่นจึงเห็นเป็นเงาสีเทาหรือดำ เป็นต้น



รูปที่ 3.7 ภาพถ่ายเอกซเรย์

3.2.1.2 ภาพรังสีส่วนตัดอาศัยคอมพิวเตอร์

ภาพรังสีส่วนตัดอาศัยคอมพิวเตอร์ (Computed Tomography: CT) เป็นระบบที่คิดค้นขึ้นเพื่อแก้ไขปัญหาของภาพเอกซเรย์ในการวิเคราะห์ที่ต้องการความละเอียดมากขึ้น เนื่องจากภาพเอกซเรย์เป็นภาพลักษณะ 2 มิติ ทำให้ภาพเงาของอวัยวะต่างๆ ซ้อนทับกันซึ่งทำให้เห็นภาพได้ไม่เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สแกนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยามให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

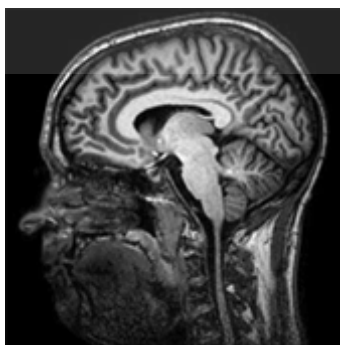
ชัดเจนพอ โดยจะใช้รังสีเอกซ์เช่นเดียวกันแต่แทนที่จะใช้ฟิล์มแผ่นเดียวมารับภาพเงาที่เกิดขึ้น จะมีหัวอ่าน (Detector) หลายสิบตัวอยู่ภายในเพื่อรับภาพเงาที่เกิดขึ้น และแทนที่ต้นกำเนิดรังสีจะอยู่นิ่งๆ ระบบก็จะมีการหมุนต้นกำเนิดรังสีไปโดยรอบ เพื่อให้เกิดภาพเงาจากหลายๆ มุม จากนั้นระบบของเครื่องก็จะนำข้อมูลทั้งหมดที่ได้มาประมวลผลและสร้างภาพในลักษณะ 3 มิติ ซึ่งภาพทั้งหมดจะเกิดจากข้อมูลที่อยู่ในคอมพิวเตอร์ ดังนั้นเราจึงทำการสร้างภาพแบบ Tomography คือเป็นสไลด์ (Slice) ย่อยๆ ออกมาได้ เช่น ในภาพตัวอย่างในรูปที่ 3.8 เป็นภาพรังสีส่วนตัดอวัยวะคอมพิวเตอร์บริเวณช่องท้องตอนบน เป็นต้น



รูปที่ 3.8 ภาพรังสีส่วนตัดอวัยวะคอมพิวเตอร์

3.2.1.3 ภาพเรโซแนนซ์แม่เหล็กหรือเอ็มอาร์ไอ

ภาพเรโซแนนซ์แม่เหล็กหรือเอ็มอาร์ไอ (Magnetic Resonance Imaging: MRI) เป็นเทคโนโลยีทางการแพทย์ที่คิดค้นขึ้นเพื่อให้การวินิจฉัยทางการแพทย์มีความชัดเจนมากยิ่งขึ้น เอ็มอาร์ไอไม่ได้ใช้หลักการของรังสีเอกซ์ แต่ใช้หลักการที่ว่าในเมื่อร่างกายมนุษย์ประกอบด้วยน้ำเป็นส่วนใหญ่ ดังนั้นเครื่องเอ็มอาร์ไอจึงใช้คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าปล่อยออกมาใส่เป้าหมายเพื่อเปลี่ยนแกนของโมเลกุลของน้ำ แล้วคอยดักจับคลื่นความถี่ที่ถูกปล่อยออกมาในขณะที่โมเลกุลของน้ำคืนตัว จากนั้นเครื่องเอ็มอาร์ไอก็จะนำสัญญาณข้อมูลที่ได้ไปประมวลผลจนเป็นภาพของอวัยวะต่างๆ อีกที โดยอวัยวะส่วนใดที่มีน้ำประกอบอยู่มากภาพที่ได้จะเป็นสีขาวหรือเทาอ่อนๆ ส่วนอวัยวะใดมีน้ำอยู่น้อยหรือเป็นโพรงภาพที่ได้จะเป็นภาพสีดำหรือเทาดำ ดังนั้นภาพเอ็มอาร์ไอจึงมีลักษณะตรงกันข้ามกับภาพเอกซเรย์และภาพรังสีส่วนตัดอวัยวะคอมพิวเตอร์ดังแสดงในรูปที่ 3.9 เป็นเอกซเรย์บริเวณศรีษะส่วนที่เป็นกระดูกหรือโพรงต่างๆ จะมีสีดำหรือเทาดำ ในขณะที่สมองและไขสันหลังของเรามีลักษณะคล้ายฟองน้ำก็จะมีสีขาวหรือเทาอ่อนๆ เป็นต้น

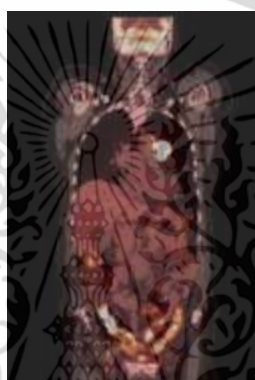


รูปที่ 3.9 ภาพจากเครื่องเอ็มอาร์ไอ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.1.4 ภาพจากเครื่องเพทสแกน

ภาพจากเครื่องเพทสแกน (Positron Emission Tomography: PET scan) เป็นหนึ่งเทคโนโลยีทางการแพทย์ที่ต้องการให้การวินิจฉัยและการวิเคราะห์หาสาเหตุแม่นยำและชัดเจนมากยิ่งขึ้นด้วยเช่นกัน โดยหลักการของเครื่อง PET จะแตกต่างจากทั้งเครื่อง CT และเอ็มอาร์ไอออกไปอีกคือ PET จะอาศัยหลักแนวคิดที่ว่า เนื้อเยื่อที่ผิดปกติโดยเฉพาะมะเร็งหรือเนื้อร้ายมักจะมีการเผาผลาญอาหารมากกว่าเนื้อเยื่อปกติ หรือเนื้อเยื่อที่อ่อนแอหลงก็มักจะมีการเผาผลาญอาหารน้อยลงด้วย ซึ่งโดยส่วนมากก็จะมีการนำหลักการของเวชศาสตร์นิวเคลียร์มาใช้ร่วมด้วย เช่น การใช้สารกัมมันตรังสี ^{11}C , ^{13}N , ^{15}O และ ^{18}F มาใช้ดูปริมาณสะสมของสารเหล่านั้นในอวัยวะเป้าหมายต่างๆ เช่นในรูปที่ 3.9 เป็นภาพ PET-CT คือนำภาพจาก PET มาซ้อนกับ CT (ในปัจจุบันมีการทำ PET-MRI ได้แล้วด้วย) บริเวณลำตัว เป็นต้น



รูปที่ 3.10 ภาพจากเครื่อง PET Scan

3.2.1.5 ภาพถ่ายอัลตราซาวด์

ภาพถ่ายอัลตราซาวด์ (Ultrasound) เป็นภาพถ่ายอีกประเภทหนึ่งเรามักคุ้นหูกันอยู่ โดยเฉพาะการตรวจดูภาวะทารกขณะอยู่ในครรภ์ เป็นภาพที่ได้จากการส่งคลื่นเสียงความถี่สูง (สูงมากจนมนุษย์หรือสัตว์ไม่สามารถได้ยิน) เข้าไปในร่างกายผ่านอุปกรณ์พิเศษในรูปแบบต่างๆ (โพรบเป็นตัวปล่อยเสียงและรับเสียงสะท้อนกลับ) ทั้งที่ใช้ภายนอกและภายใน โดยอาศัยหลักการคล้ายการฟังเสียงสะท้อนของค้างคาว เนื่องจากเนื้อเยื่อของอวัยวะต่างๆ ในร่างกายจะมีสภาวะการเป็นตัวกลางในการนำ สะท้อน และหักเหเสียงที่แตกต่างกัน ซึ่งเมื่อระบบได้ข้อมูลกลับมา ก็จะนำมาประมวลผลเป็นภาพต่อไป ดังเช่นในรูปที่ 3.11 เป็นภาพที่เกิดจากการทำอัลตราซาวด์บริเวณตับ เป็นต้น โดยรูปจะมีลักษณะคล้ายรูปพัดหัวกลับ บริเวณปลายด้านบนที่แคบกว่าจะเป็นบริเวณผิวหนัง (ซึ่งแพทย์นำโพรบมาวางไว้ โดยจะทาเจลลื่นๆ เพื่อให้สัญญาณเสียงเข้าสู่ร่างกายได้โดยง่ายขึ้น) ส่วนด้านล่างที่กว้างออกจะเป็นภาพของอวัยวะเป้าหมายที่เกิดจากคลื่นเสียงที่สะท้อนกลับมา

ภาพถ่ายทางการแพทย์แต่ละประเภทใช้พื้นที่ในการจัดเก็บที่แตกต่างกันแสดงในตารางที่ 3.2



รูปที่ 3.11 ภาพถ่ายอัลตราซาวด์

ตารางที่ 3.2 ขนาดของภาพถ่ายทางการแพทย์

ชนิดของภาพ	ขนาดแมทริกซ์	บิต/พิกเซล	ขนาดของภาพ(ไบต์)
Radionuclide Imaging	128x128	8	16,384
MRI	256x256	12	16,384
Ultrasound	256x256	8	65,536
CT	512x512	12	393,216
Fluoroscopy	1024x1024	8	1,048,576
General Radiography	2048x2048	12	6,291,456
Mammography	4,096x5120	12	31,457,280

3.2.2 ภาพอัลตราซาวด์

3.2.2.1 ข้อมูลเบื้องต้นของอัลตราซาวด์

อัลตราซาวด์ (Ultrasound หรือ Ultrasound scanning) ออกเสียงเป็นอัลตราซาวด์หรือเรียกว่าโซนोगราม (Ultrasonogram หรือ Ultrasonography หรือ Medical Ultrasonography หรือ Sonogram หรือ Sonography) ได้แก่ การตรวจวินิจฉัยโรคโดยใช้คลื่นเสียงกำลังสูงสะท้อนให้เกิดภาพ ซึ่งสามารถตรวจเนื้อเยื่อหรืออวัยวะ (เซลล์ เนื้อเยื่อ อวัยวะ) ต่างๆ ทำให้เห็นได้ถึงสภาพปกติและความผิดปกติจึงสามารถช่วยในการวินิจฉัยโรคของแพทย์ได้ [43]

แนวความคิดในการนำอัลตราซาวด์มาใช้ทางการแพทย์เริ่มในปี ค.ศ.1940 (พ.ศ.2483) โดยนักเคมีชาวอเมริกัน ต่อจากนั้นในปี ค.ศ.1949 (พ.ศ.2492) John J Wild แพทย์ชาวอังกฤษแต่มาใช้ชีวิตในสหรัฐอเมริกาเป็นบุคคลแรกที่บุกเบิกการนำอัลตราซาวด์มาใช้เพื่อการวินิจฉัยโรค โดยครั้งแรกใช้ในการตรวจความหนาของลำไส้ ซึ่งต่อมาได้รับการยกย่องว่าเป็นบิดาแห่งอัลตราซาวด์ทางการแพทย์ (Father of Medical Ultrasound) และในปีค.ศ. 1962 (พ.ศ.2505) นายแพทย์ J Holmes, วิศวกร W. Wright และนักดนตรี R. Meyerdirk ทั้งหมดเป็นชาวอเมริกัน ได้ร่วมกันประดิษฐ์เครื่องตรวจอัลตราซาวด์ทางการแพทย์สำเร็จ และสามารถผลิตออกจำหน่ายได้ในปี ค.ศ.1963 (พ.ศ.2506) ต่อจากนั้นเครื่องตรวจอัลตราซาวด์ก็ได้พัฒนาอย่างรวดเร็วและต่อเนื่องจนเป็นเครื่องที่ให้ประสิทธิภาพการตรวจอย่างสูงเช่นในปัจจุบัน จนสามารถตรวจให้ภาพได้ตั้งแต่ 2 มิติ ไปจนถึง 4 มิติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

(ภาพ 3 มิติที่มีการเคลื่อนไหวได้ตามความจริง) และยังคงพัฒนาต่อไปอีกเพื่อเพิ่มขีดความสามารถในการวินิจฉัยโรคเฉพาะเจาะจงในแต่ละเนื้อเยื่อหรืออวัยวะ

อัลตราซาวด์เป็นคลื่นเสียงซึ่งมีความถี่สูงกว่าหูมนุษย์จะได้ยิน โดยคลื่นเสียงที่นำมาใช้ในการวินิจฉัยโรคจะมีความถี่ตั้งแต่ 20 กิโลเฮิรตซ์ขึ้นไป ซึ่งคลื่นเสียงนี้ในทางการแพทย์นำมาใช้ทั้งในการวินิจฉัยและในการรักษาโรค เช่น ในหน่วยงานของเวชศาสตร์ฟื้นฟูหรือกายภาพบำบัด แพทย์ที่นำอัลตราซาวด์มาใช้ในการตรวจโรคเป็นแพทย์ในหลายสาขาที่ใช้วินิจฉัยโรคทั่วไป คือ แพทย์ในสาขารังสีวิทยา นอกจากนั้นที่ใช้บ่อย คือ แพทย์โรคหัวใจ ที่ใช้อัลตราซาวด์วินิจฉัยโรคทางหัวใจ ที่เราเรียกว่า เอคโค (Echocardiogram หรือ Echocardiography) และสูตินรีแพทย์ ที่ใช้ในการวินิจฉัยโรคของทารกในครรภ์ และโรคต่างๆของสตรี

อัลตราซาวด์ทำให้เกิดภาพได้โดยเมื่อคลื่นเสียงกระทบกับเนื้อเยื่อหรืออวัยวะ คลื่นเสียงจะมีการสะท้อนกลับเสมอด้วยหลักการเดียวกับเครื่องโซนาร์ (Sonar) ของค่างควา หรือที่ใช้ในการเดินเรือ ซึ่งการสะท้อนเสียงกลับจะมีความถี่ที่แตกต่างกันตามความหนาแน่นของเนื้อเยื่อหรือวัตถุที่ทำให้เกิดการสะท้อนเสียงนั้นๆ จึงทำให้เกิดภาพจากการสะท้อนเสียงที่แตกต่างกันในเนื้อเยื่อหรืออวัยวะแต่ละชนิดและในแต่ละชนิดของโรค แพทย์ที่ได้รับการฝึกฝนเฉพาะทางจึงสามารถอ่านภาพเหล่านั้นเพื่อการวินิจฉัยโรคได้ อย่างไรก็ตามเนื้อเยื่อหรืออวัยวะที่ให้การสะท้อนเสียงที่ไม่ดีคือ เนื้อเยื่อที่มีอากาศอยู่มาก เช่น ปอด และลำไส้ที่พองตัว กระดูก และในคนอ้วนหรือโรคอ้วน ซึ่งสิ่งต่างๆเหล่านี้เป็นข้อจำกัดในการตรวจโรคด้วยอัลตราซาวด์

3.2.2.2 ประโยชน์และโทษของอัลตราซาวด์

ประโยชน์

1) สามารถตรวจเนื้อเยื่อ/อวัยวะ (เซลล์ เนื้อเยื่อ อวัยวะ) ได้ทุกเนื้อเยื่อ/อวัยวะ เช่นเดียวกับการเอกซเรย์ เอกซเรย์คอมพิวเตอร์ และเอ็มอาร์ไอ ทั้งนี้ถึงแม้ความละเอียดชัดเจนของภาพจากอัลตราซาวด์จะด้อยกว่าภาพจากเอกซเรย์คอมพิวเตอร์และเอ็มอาร์ไอ แต่ด้วยเทคโนโลยีที่ไม่สูงมากทำให้การตรวจด้วยอัลตราซาวด์มีค่าใช้จ่ายถูกกว่าการตรวจด้วยเอกซเรย์คอมพิวเตอร์และเอ็มอาร์ไอมาก ซึ่งองค์การอนามัยโลกได้กล่าวไว้ในประเทศที่กำลังพัฒนา การตรวจวินิจฉัยโรคจากประวัติอาการของผู้ป่วย การตรวจร่างกาย การตรวจทางห้องปฏิบัติการร่วมกับการเอกซเรย์ธรรมดา และ/หรืออัลตราซาวด์ ก็สามารถชดเชยการตรวจด้วยเอกซเรย์คอมพิวเตอร์และ/หรือเอ็มอาร์ไอได้ถึง 2 ใน 3 ของผู้ป่วย

2) อัลตราซาวด์มีผลข้างเคียงจากการตรวจน้อยกว่าเอกซเรย์คอมพิวเตอร์และเอ็มอาร์ไอมาก เพราะไม่ใช่รังสีเอกซ์ (รังสีจากการตรวจโรค) คลื่นแม่เหล็กหรือคลื่นวิทยุ และไม่มีการฉีดสี (สารที่ใช้ฉีดเข้าหลอดเลือดเพื่อช่วยทำให้ภาพจากการตรวจชัดเจนขึ้น) ดังนั้นจึงสามารถตรวจในหญิงตั้งครรภ์ในเด็กทารก และในการตรวจซ้ำๆ ได้บ่อยกว่าจากเอกซเรย์คอมพิวเตอร์และจากเอ็มอาร์ไอ

3) อัลตราซาวด์ถึงแม้ให้ภาพในการวินิจฉัยได้ไม่ชัดเจนเท่าเอกซเรย์คอมพิวเตอร์และเอ็มอาร์ไอ แต่ก็ไม่ได้ด้อยกว่ามากนัก แต่ปลอดภัยกว่าจากปัจจัยต่างๆ ดังได้กล่าวแล้ว และค่าใช้จ่ายในการตรวจก็ยิ่งถูกกว่ามาก รวมทั้งให้ผลตรวจที่รวดเร็วกว่า จึงเหมาะที่จะใช้เป็นการตรวจในโรคที่ไม่ซับซ้อน ในการตรวจเบื้องต้น ในการตรวจคัดกรอง (Screening) และในการตรวจเพื่อติดตามโรคและติดตามผลจากการรักษา

4) อัลตราซาวด์สามารถตรวจภาพและแสดงภาพเคลื่อนไหวในการทำงานของเนื้อเยื่อ/อวัยวะนั้นๆ ให้แพทย์เห็นได้ตามความเป็นจริงในขณะที่ตรวจ ในขณะที่ภาพจากเอกซเรย์ เอกซเรย์เอกซเรย์นี้เป็นเอกสารที่สแกนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คอมพิวเตอร์และเอมอาร์ไอจะให้ภาพนิ่ง ดังนั้นบางสถานการณ์การตรวจด้วยอัลตราซาวด์จึงให้ประโยชน์มากกว่าการตรวจด้วยเอกซเรย์ เอกซเรย์คอมพิวเตอร์หรือเอมอาร์ไอ เช่น การตรวจภาพการเต้นปัดตัวของหัวใจ หรือตรวจการไหลเวียนของเลือดในหลอดเลือดต่างๆ เป็นต้น

5) อัลตราซาวด์เป็นคลื่นเสียงซึ่งในระดับความถี่นี้ รวมทั้งในระยะเวลาที่ใช้ตรวจสั้น ๆ ประมาณ 15-30 นาที (ขึ้นกับอวัยวะที่ต้องการตรวจ) ยังไม่มีรายงานถึงโทษ หรือผลข้างเคียงของอัลตราซาวด์ทั้งต่อทารกในครรภ์และในผู้ป่วยอื่นๆ นอกจากนี้ คลื่นเสียงไม่ใช่สนามแม่เหล็ก ไม่ใช่คลื่นวิทยุ เช่นในเอมอาร์ไอ และที่สำคัญไม่ใช่รังสีเอกซ์ (รังสีจากการตรวจโรค) เหมือนในเอกซเรย์ธรรมดาและเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ จึงไม่มีผลต่อการทำลายพันธะของเซลล์เป็นเซลล์มะเร็ง หรือก่อความพิการต่อทารกในครรภ์ จึงสามารถใช้ตรวจในหญิงตั้งครรภ์ ทารกในครรภ์ และในเด็กได้ปลอดภัยกว่า

6) อัลตราซาวด์ไม่มีการฉีดสีเข้าหลอดเลือดในการตรวจเหมือนเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ หรือในเอมอาร์ไอ จึงไม่เสี่ยงต่อผลข้างเคียงที่อาจก่อให้เกิดโรคไตเรื้อรังจากสีที่ฉีด

7) เครื่องตรวจอัลตราซาวด์มีขนาดเล็กจึงเคลื่อนย้ายได้ง่าย และเนื่องจากไม่ใช่รังสีเอกซ์ คลื่นแม่เหล็กหรือคลื่นวิทยุจึงสามารถนำไปใช้ได้ทุกสถานที่ ไม่จำเป็นต้องมีห้องหรือเครื่องป้องกันรังสีหรือสนามแม่เหล็กพิเศษทำให้สามารถตรวจข้างเตียงผู้ป่วยได้เลย

โทษ

ตั้งแต่มีการนำอัลตราซาวด์มาใช้ในการตรวจโรคทางการแพทย์จนถึงปัจจุบัน ยังไม่มีรายงานถึงผลข้างเคียงที่พิสูจน์ได้ว่า เกิดจากการตรวจด้วยอัลตราซาวด์ ยกเว้นในบางคนเป็นส่วนน้อยมากที่แพ้ น้ำยาเจล (Gel) ที่ใช้ทาผิวหนังในตำแหน่งตรวจโรค ก่อให้เกิดผื่นคันได้ ซึ่งมักหายได้เอง หรือทายาแก้แพ้ เช่น ยาแอนติฮีสตามีน (Antihistamine) อาการจะหายได้ภายใน 2-3 วัน

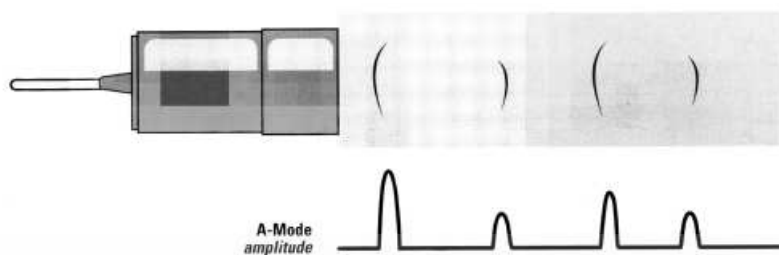
3.2.2.3 คลื่นเสียงความถี่สูงเพื่อการตรวจวินิจฉัยโรค

หลักการทำงานของการใช้คลื่นเสียงความถี่สูง [44] เพื่อการตรวจวินิจฉัยโรค (Diagnostic Ultrasound) คือ ตัวแปรสัญญาณจะทำหน้าที่ส่งคลื่นความถี่สูงเป็นพัลส์สั้นๆ (Short pulse) ผ่านเข้าสู่ร่างกายของเรา และเมื่อคลื่นเสียงความถี่สูงกระทบกับผิวรอยต่อหรือเนื้อเยื่อที่มีค่าความต้านทานเสียง (Acoustic Impedance) ที่แตกต่างกันจะเกิดการสะท้อนกลับ คลื่นเสียงที่สะท้อนกลับมานี้จะเคลื่อนที่กลับเข้าสู่ตัวแปรสัญญาณแล้วตัวแปรสัญญาณจึงทำหน้าที่เปลี่ยนสัญญาณคลื่นเสียงความถี่สูงให้อยู่ในรูปสัญญาณไฟฟ้า ซึ่งสัญญาณไฟฟ้านี้จะถูกบันทึก ขยาย ปรับแต่ง และประมวลผลก่อนส่งไปแสดงผลบนจอภาพ (Display) โดยทั่วไปแล้วการใช้คลื่นเสียงความถี่สูงเพื่อการตรวจวินิจฉัยโรคสามารถแสดงผลบนจอภาพได้ 3 รูปแบบคือ โหมดแอมพลิจูด (Amplitude mode หรือ A-mode) โหมดความสว่าง (Brightness mode หรือ B-mode) และโหมดการเคลื่อนที่ (Motion mode หรือ M-mode)

1) โหมดแอมพลิจูด (Amplitude mode หรือ A-mode)

เป็นภาพมิติเดียวที่เกิดบนเส้นสแกนเดียวเป็นภาพแสดงแอมพลิจูดของคลื่นสะท้อน (Echo) ที่เกิดขึ้นตามระยะทางที่คลื่นเสียงความถี่สูงผ่านไป ภาพโหมดแอมพลิจูดนี้สามารถแสดงผลได้บนเครื่องแสดงคลื่นกระแสไฟฟ้า (Oscilloscope) โดยเครื่องแสดงคลื่นกระแสไฟฟ้านี้จะแสดงผลของแรงดันไฟฟ้า (ในแนวแกน y) เทียบกับเวลา (ในแนวแกน x) ในส่วนของค่าแรงดันไฟฟ้าก็จะแสดงค่าของแอมพลิจูดของคลื่นสะท้อนกลับและในส่วนของเวลาก็จะแสดงค่าเวลาในการเดินทางไปและกลับของคลื่นเสียงความถี่สูงจากตัวแปรสัญญาณดังรูปที่ 3.12 ในปัจจุบันภาพแบบโหมดแอมพลิจูดนี้ไม่

ค่อยถูกใช้กันมากขึ้น แต่ยังมีการใช้ยู่บ้างในการตรวจโครงสร้างทางกายวิภาคอย่างง่าย ๆ ที่ไม่ซับซ้อน เช่น การตรวจหาแนวแกนกลางของสมอง



รูปที่ 3.12 ภาพแบบโหมดแอมพลิจูดบนเครื่องแสดงคลื่นกระแสไฟฟ้า (Oscilloscope) [45]

2) โหมดความสว่าง (Brightness mode หรือ B-mode)

เป็นภาพสองมิติที่เกิดจากการนำสัญญาณไฟฟ้าจากคลื่นเสียงที่สะท้อนกลับมาแสดงเป็นจุดความสว่างและมีแถบจางภาพตามความเข้มของคลื่นเสียงที่สะท้อนกลับดังรูปที่ 3.13 ระดับความดำของจุดที่ปรากฏเทียบจากแอมพลิจูดของคลื่นสะท้อนที่บันทึกได้ โดยแอมพลิจูดสูงเป็นสีขาวและแอมพลิจูดต่ำจะเป็นสีเทาเข้มไปจนถึงดำ ภาพแบบโหมดสว่างนั้นสามารถแสดงผลได้ทั้งแบบภาพนิ่ง (Static image) และแบบภาพเสมือนเวลาจริง (Real-time image) ในกรณีของภาพนิ่งนั้นภาพที่ได้จะมีลักษณะเป็นเหมือนภาพถ่ายซึ่งเกิดจากการสแกนไปยังคนไข้เพียงครั้งเดียว ในขณะที่ภาพเสมือนเวลาจริงนั้นการสแกนไปยังคนไข้จะเกิดอย่างต่อเนื่องภาพต่อภาพในเวลาอันรวดเร็วคือ ไม่น้อยกว่า 24 ภาพต่อวินาที ภาพแบบนี้จึงเหมาะในการแสดงผลภาพของโครงสร้างที่มีการเคลื่อนไหว เช่น ภาพของลิ้นหัวใจ

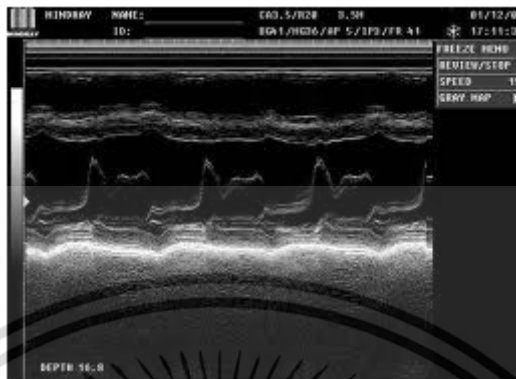


รูปที่ 3.13 ตัวอย่างภาพแบบโหมดความสว่าง

3) โหมดการเคลื่อนที่ (Motion mode หรือ M-mode)

เป็นภาพที่ถูกออกแบบมาเฉพาะเพื่อแสดงโครงสร้างที่มีการเคลื่อนไหว โดยภาพในโหมดนี้จะเลือกจากตำแหน่งในภาพโหมดความสว่างมาแสดงผลในฟังก์ชันของเวลา ภาพในโหมดนี้เหมาะสำหรับการตรวจอวัยวะที่มีการเคลื่อนไหว เช่น การตรวจวัดโรคหัวใจ ผนังหัวใจและลิ้นหัวใจ หรือที่เรียกว่าการบันทึกภาพหัวใจด้วยคลื่นเสียงความถี่สูง (Echocardiography) ซึ่งภาพเหล่านี้จะมีการเคลื่อนที่ของผิวรอยต่อจำนวนมากของหัวใจ จากรูปที่ 3.14 จุดตามแนวตั้งของภาพแสดงความลึกเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ของโครงสร้างอวัยวะที่ถูกนำมาสร้างภาพ โดยตำแหน่งของตัวแปรสัญญาณ (Transducer) จะอยู่ด้านบนของภาพ บริเวณของโครงสร้างอวัยวะที่มีการเคลื่อนไหวจะมีการขยับขึ้นหรือลงตามแนวตั้งของภาพ ซึ่งจะสามารถบอกระยะของการเคลื่อนไหวได้จากตำแหน่งของจุดบนภาพ



รูปที่ 3.14 ตัวอย่างภาพแบบโหมดการเคลื่อนที่ (ที่มา: www.google.co.th)

การนำเอาคลื่นเสียงความถี่สูงมาใช้ในการสร้างภาพตัดขวางของอวัยวะภายในร่างกายเพื่อใช้ในการตรวจวินิจฉัยโรค (Diagnostic ultrasound) ได้รับความนิยมและเป็นที่ยอมรับในทางการแพทย์เป็นอย่างมาก เนื่องจากเมื่อเปรียบเทียบกับข้อดีและข้อเสียกับวิธีอื่นๆ เช่น วิธีการถ่ายภาพรังสีทางการแพทย์ (Radiography) วิธีการถ่ายภาพรังสีส่วนตัดอาศัยคอมพิวเตอร์หรือซีที (Computed Tomography: CT) และวิธีเอ็มอาร์ไอ (Magnetic Resonance Imaging: MRI)

3.3 องค์ประกอบของภาพ

ภาพที่กล่าวถึงในงานวิจัยนี้คือ ภาพอัลตราซาวด์ซึ่งเป็นภาพดิจิทัล 2 มิติ $I(x, y)$ ที่มี x และ y เป็นพิกัดของภาพเรียกพิกัด (x, y) นี้ว่าค่าความเข้มแสงของภาพ (Intensity) หรือพิกเซล โดยแต่ละภาพจะประกอบไปด้วยพิกเซลจำนวนมากน้อยต่างกันตามขนาดของภาพและความละเอียดของภาพ กำหนดให้ $I(x, y)$ เป็นภาพดิจิทัลใดๆ แล้วสามารถเขียนสมการให้อยู่ในรูปแมทริกซ์ได้ดังนี้

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \Lambda & f(0, N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \Lambda & f(1, N-1) \\ M & M & & M \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \Lambda & f(M-1, N-1) \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

ในสมการ 3.3 ค่าแต่ละค่าที่อยู่ในแมทริกซ์จะเรียกว่าอิลิเมนต์ของภาพ (Picture Element) หรือพิกเซล (Pixel) โดยปกติแล้วตำแหน่งจุดภาพ $(0,0)$ จะอยู่ทางด้านซ้ายมือสุดด้านบนของภาพ การจัดลำดับตำแหน่งของจุดภาพจะเรียงจากซ้ายไปขวาในแต่ละเส้นภาพและจัดลำดับของเส้นภาพจะเรียงจากบนลงล่าง ดังตัวอย่างในรูปที่ 3.15 ซึ่งเป็นภาพขาวเทาหรือภาพ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.15 ภาพดิจิทัลที่ใช้งานวิจัยนี้ขนาด 908X606 พิกเซล

3.4 คุณลักษณะทางสถิติของข้อมูลภาพ

การประมวลผลภาพดิจิทัลนิยมนำข้อมูลภาพมาประมวลผล วิเคราะห์ หรือคำนวณค่าทางสถิติด้วยวิธีการทางคณิตศาสตร์ด้วยคอมพิวเตอร์ มีวัตถุประสงค์ในการหาคุณลักษณะเฉพาะหรือคุณลักษณะเด่นของภาพ ซึ่งข้อมูลที่ได้จากการหาคุณลักษณะต่างๆ ของภาพเหล่านั้นจำเป็นต้องสร้างตัวแทนภาพในเชิงตัวเลขเพื่อเชื่อมโยงความสัมพันธ์ระหว่างความหมายในเชิงการรับรู้ของมนุษย์กับความหมายของตัวแทนภาพเชิงตัวเลขสำหรับคอมพิวเตอร์ ตัวแทนภาพเชิงตัวเลขสามารถแบ่งเป็นตัวแทนสี ตัวแทนรูปร่าง และตัวแทนคุณลักษณะพื้นผิว เป็นต้น โดยส่วนใหญ่ในการวิเคราะห์เนื้อเยื่อจะอาศัยคุณลักษณะพื้นผิวในการบ่งบอกลักษณะเฉพาะของเนื้อเยื่อในอวัยวะต่างๆ ซึ่งวิธีการ Gray Level Co-Occurrence Matrix เป็นวิธีการหาคุณลักษณะพื้นผิวที่นิยมใช้ เป็นคุณลักษณะเด่นของภาพในเชิงตัวเลขที่สามารถนำมาใช้เป็นข้อมูลเบื้องต้นในการจำแนกความผิดปกติของเนื้อเยื่อนั้นๆ นอกจากนี้ยังนิยมใช้ฮิสโตแกรมของภาพในการบ่งบอกระดับความเข้มแสงหรือสีภายในภาพมาพิจารณาร่วมกัน ซึ่งจะเป็นประโยชน์ในการช่วยแพทย์วิเคราะห์ความผิดปกติของเนื้อเยื่อเบื้องต้นหรือนำมาประกอบการวินิจฉัยโรคเพื่อนำไปสู่ขั้นตอนการวางแผนการรักษาต่อไป

3.4.1 ฮิสโตแกรมภาพ

ฮิสโตแกรม (Histogram) [46] ของภาพเป็นการเก็บค่าความถี่ของค่าระดับความเข้มแสงหรือสี โดยจะทำการวัดจำนวนพิกเซลที่มีค่าระดับความเข้มแสงหรือสีค่าต่างๆ การสร้างหรือคำนวณค่าฮิสโตแกรมสามารถทำได้ทั้งสำหรับภาพระดับความเข้มแสงสีเทาและภาพสี โดยการคำนวณค่าฮิสโตแกรมสามารถทำการคำนวณสำหรับทุกระดับความเข้มแสงหรือสีในภาพ หรืออาจจะทำการคำนวณได้จากช่วงของความเข้มแสงหรือสีได้เช่นเดียวกัน ซึ่งจำนวนระดับความเข้มแสงหรือสีที่สนใจจะเป็นตัวกำหนดจำนวนค่าของฮิสโตแกรมหรือเรียกว่า “ฮิสโตแกรมบิน (Histogram Bin)”

ฮิสโตแกรมเป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการอธิบายความน่าจะเป็นของความเข้มแสงหรือสีที่ปรากฏอยู่ในภาพ ลักษณะเด่นของฮิสโตแกรมนอกจากจะมีการคำนวณที่ไม่ซับซ้อนกล่าวคือ ค่าจะไม่เปลี่ยนแปลงไปตามทิศทางการหมุนหรือมุมมองที่เปลี่ยนไปของภาพ เนื่องจากการเปลี่ยนมุมมองจะไม่ส่งผลให้จำนวนจุดภาพรวมของแต่ละระดับเกิดการเปลี่ยนแปลงมากนักจึงทำให้ฮิสโตแกรมเป็นหนึ่งในตัวแทนคุณลักษณะของพื้นผิวภายในภาพที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลาย

3.4.1.1 การสร้างฮิสโตแกรมของภาพระดับความเข้มแสงสีเทา

สำหรับฮิสโตแกรมของภาพระดับความเข้มแสงสีเทา 8 บิต ที่มีค่าอยู่ในช่วง 0-255 การคำนวณค่าฮิสโตแกรมทำได้โดยการสร้างอะเรย์สำหรับเก็บค่าจำนวนจุดภาพที่มีค่าสัมพันธ์กันกับค่าดัชนีเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

(Index) ของอะเรย์หรือค่าความเข้มแสงระดับต่างๆ นั้นเอง จำนวนค่าของฮิสโตแกรมจะเป็นตัวกำหนดจำนวนค่าดัชนีของอะเรย์ที่เก็บค่าฮิสโตแกรม

การกำหนดจำนวนฮิสโตแกรมสำหรับภาพระดับความเข้มแสงสีเทา 8 บิต ถ้าจำนวน ฮิสโตแกรมบิตเท่ากับจำนวนระดับความเข้มแสงสีเทาทั้งหมดคือ 256 บิต นั่นคือค่าของดัชนีของอะเรย์ที่เก็บค่าฮิสโตแกรมจะตรงกับค่าของระดับความเข้มแสงสีเทา เช่น ฮิสโตแกรมบิตที่ 0 หรือดัชนีอะเรย์อ้างอิงที่ 0 นั้นจะนับจำนวนพิกเซลหรือจำนวนครั้งที่มีค่าระดับความเข้มแสงภายในภาพเท่ากับ '0' ส่วนฮิสโตแกรมบิตที่ 1 จะนับจำนวนพิกเซลหรือจำนวนครั้งที่มีค่าระดับความเข้มแสงเท่ากับ '1' และทำเช่นนี้ไปเรื่อยๆ จนถึงบิตที่ 255 แต่ถ้าจำนวนฮิสโตแกรมบิตน้อยกว่าจำนวนระดับความเข้มแสงสีเทาทั้งหมด นั่นคือน้อยกว่า 256 บิต แล้วค่าดัชนีของอะเรย์ที่เก็บค่าฮิสโตแกรมจะเป็นตัวชี้ถึงช่วงของระดับความเข้มแสง เช่น ถ้าจำนวนฮิสโตแกรมบิตเท่ากับ 4 บิต นั้นหมายถึงจะต้องทำการคำนวณค่าของฮิสโตแกรมสำหรับช่วงของความเข้มแสงสีเทา 4 ช่วงที่สนใจ โดยการกำหนดช่วงของความเข้มแสงสีเทาทำได้โดยใช้หลักการของการจัดระดับสัญญาณนั่นคือ อาจทำการแบ่งช่วงความเข้มแสงเป็น 4 ช่วงที่เท่ากัน คือ [0 63] [64 127] [128 191] [192 255] การแบ่งช่วงความเข้มแสงแต่ละช่วงเท่าๆ กันนี้ เรียกว่า “Uniform Quantization” หรืออาจทำการแบ่งช่วงความเข้มแสงเป็น 4 ช่วงที่ไม่เท่ากัน ซึ่งสามารถทำได้ด้วยหลักการของ “Nonuniform Quantization” นั้นเอง

นอกจากนี้ยังมีการคำนวณค่าที่สัมพันธ์กับฮิสโตแกรมของภาพ ในที่นี้เรียกว่า “ฮิสโตแกรมความถี่สะสม (Cumulative Histogram)” ซึ่งจะเก็บค่าความถี่สะสมของระดับความเข้มแสงในภาพ โดยค่าความถี่สะสมของระดับความเข้มแสง i นี้จะเป็นจำนวนพิกเซลหรือจำนวนครั้งที่มีค่าระดับความเข้มแสงน้อยกว่าหรือเท่ากับค่า i เกิดขึ้นในภาพนั้น ค่าความถี่สะสม c_j สามารถคำนวณได้จากการนับค่าจากฮิสโตแกรม $h[i]$ ได้ดังนี้

$$c_j = \sum_{i=0}^j h[i] \quad (3.4)$$

เราสามารถทำการนอร์มอลไลซ์ของฮิสโตแกรม (Normalized Histogram) ได้โดยการหารจำนวนพิกเซลในแต่ละบิตด้วยจำนวนพิกเซลทั้งหมดในภาพ โดยค่านอร์มอลไลซ์ของฮิสโตแกรมนี้มีความหมายเทียบได้กับค่าโอกาสหรือความน่าจะเป็นในการพบค่าความเข้มแสงนั้นๆ ในภาพ เช่นเดียวกันค่า Normalized Cumulative Histogram จะบอกถึงค่าความน่าจะเป็นสะสมสำหรับบิต i ใดๆ หรืออาจหมายถึงค่าความน่าจะเป็นที่จะพบพิกเซลในภาพมีค่าระดับความเข้มแสงน้อยกว่าหรือเท่ากับ i ได้เช่นเดียวกัน

การคำนวณค่าของฮิสโตแกรมสามารถเขียนเป็นโค้ดเทียม (Pseudo code) ได้ดังนี้

1. สร้างอาร์เรย์สำหรับเก็บค่าฮิสโตแกรมโดยจะมีจำนวนตำแหน่งในอะเรย์ที่เท่ากับ b (จำนวนฮิสโตแกรมบิต)

2. ล้างค่าในฮิสโตแกรมอะเรย์ (Histogram Array) ให้มีค่าเท่ากับ '0' ดังนี้

For ทุกๆ ตำแหน่งใน array i ($0 \leq i \leq b-1$), do

$$h[i] = 0$$

End for

3. ทำการคำนวณค่าฮิสโตแกรม

ถ้าจำนวนฮิสโตแกรมบิต $b = 256$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

For ทุกๆ พิกเซล x และ y , do

$$h[f(x, y)] = h[f(x, y)] + 1$$

End for

ถ้าจำนวนฮิสโตแกรมบิน $b < 256$

For ทุกๆ พิกเซล x และ y , do

ตรวจสอบว่า $f(x, y)$ ตกอยู่ในช่วงของดัชนี i ของฮิสโตแกรม

บิน

$$h[i] = h[i] + 1$$

End for

เนื่องจากค่าฮิสโตแกรมที่คำนวณได้เป็นการนับจำนวนพิกเซลที่มีค่าความเข้มแสงต่างๆ ที่สนใจในภาพ ดังนั้นถ้าต้องการเปรียบเทียบฮิสโตแกรมของภาพที่มีขนาดต่างกัน เราควรจะมีการนอร์มอลไลซ์ของฮิสโตแกรมหรือความน่าจะเป็นของการพบความเข้มแสงนั้นๆ มากกว่าการใช้ค่าฮิสโตแกรมโดยตรงที่ปราศจากการนอร์มอลไลซ์เพื่อให้การเปรียบเทียบเป็นไปอย่างยุติธรรม

3.4.2 การหาคุณลักษณะพื้นผิวของภาพด้วย Gray Level Co-Occurrence Matrix

คุณลักษณะพื้นผิวเป็นตัวแทนที่ถูกสร้างขึ้นเพื่ออธิบายถึงรูปแบบของลักษณะเฉพาะที่สำคัญและซ่อนอยู่ภายในบริเวณพื้นที่ที่สนใจ (Region of Interest) การใช้ฮิสโตแกรมเพียงอย่างเดียวเป็นการดึงเฉพาะข้อมูลการกระจายตัวของความเข้มแสง ขณะที่ละทิ้งความสัมพันธ์ของข้อมูลเชิงตำแหน่งระหว่างพิกเซล ทำให้ไม่สามารถใช้เป็นตัวแทนของคุณลักษณะพื้นผิวที่มีรูปแบบเชิงโครงสร้าง (Structural pattern) ได้ดีนัก

ดังนั้นการนำค่าของ Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) ซึ่งเป็นวิธีการหาค่าทางสถิติของค่าความถี่ของการเกิดร่วมระหว่างสองพิกเซลที่ระยะห่างและทิศทางที่กำหนด ที่สามารถดึงความสัมพันธ์ของการกระจายตัวของความเข้มแสงเชิงตำแหน่ง มาเป็นตัวแทนของคุณลักษณะพื้นผิวที่มีประสิทธิภาพ ทำให้เป็นที่นิยมใช้กันอย่างกว้างขวางสำหรับการวิเคราะห์พื้นผิวและช่วยในการเรียนรู้และเข้าใจลักษณะเนื้อหาโดยรวมในภาพได้

Gray Level Co-Occurrence Matrix เป็นการวัดคุณลักษณะพื้นผิวภายในภาพนำเสนอโดย Haralick [47] ในปี 1973 ซึ่งนักวิเคราะห์ภาพได้ผลักดันซอฟต์แวร์ที่นำมาใช้ในกิจกรรมงานด้านการจำแนกข้อมูล (Classification) และได้มีการพัฒนาและนำมาเผยแพร่อย่างกว้างขวางตั้งแต่ในปี 1999 โดยเป็นการหาความสัมพันธ์ของข้อมูลที่อยู่ในพิกเซลและพิกเซลข้างเคียง พื้นผิวซึ่งเป็นหนึ่งในลักษณะพิเศษที่สำคัญสามารถนำมาใช้สำหรับการระบุวัตถุหรือพื้นที่ที่สนใจที่อยู่ในภาพได้ [48] พื้นผิวประกอบด้วยข้อมูลสำคัญเกี่ยวกับการจัดเรียงโครงสร้างของลักษณะภายนอก (Surface) คุณลักษณะพื้นผิวอาศัยพื้นฐานของตำแหน่งเฉดสีเทา (Gray-Tone) องค์ประกอบพื้นฐานที่มนุษย์ใช้ในการตีความภาพมี 3 อย่างได้แก่ ข้อมูลช่วงคลื่น (Spectral) ข้อมูลลักษณะพื้นผิว (Textural) และข้อมูลเนื้อหา (Contextual) โดยข้อมูลช่วงคลื่นเป็นการอธิบายค่าเฉลี่ยความแตกต่างของเฉดสีในหลายช่วงคลื่นของการมองเห็นและหรือช่วงอินฟราเรดของช่วงความยาวคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า (Electromagnetic Spectrum) ข้อมูลลักษณะพื้นผิวประกอบด้วยข้อมูลเกี่ยวกับการกระจายตำแหน่งของการเปลี่ยนแปลงเฉดสีภายในช่วงคลื่น โดยคุณลักษณะพื้นผิว 14 คุณลักษณะที่นำเสนอโดย Haralick และคณะ ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลเกี่ยวกับคุณลักษณะพื้นผิวในภาพเช่น ความเป็นแบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เดียวกัน (Homogeneity) เกดสีเทา การพึ่งพาอาศัยเชิงเส้น (Linear Dependencies) คอนทราสต์ (Contrast) วาเรียนส์ (Variance) ค่าเฉลี่ยของผลรวม (Sum Average) เป็นต้น ส่วนข้อมูลเนื้อหาจะประกอบด้วยข้อมูลที่ได้มาจากบล็อกกรอบๆ บริเวณที่ทำการวิเคราะห์ซึ่งขึ้นอยู่กับจำนวนและชนิดของขอบเขตที่ปรากฏและความซับซ้อนของภาพ

Haralick และคณะได้นำเสนอการใช้ความน่าจะเป็นของ Co-Occurrence ขึ้นมาครั้งแรกโดยใช้ GLCM ในการสกัดคุณลักษณะที่หลากหลาย GLCM อาจเรียกอีกอย่างว่า Gray level Dependency Matrix ให้นิยามว่า “A two dimensional histogram of gray levels for a pair of pixels, which are separated by a fixed spatial relationship” GLCM ของภาพสามารถคำนวณโดยพิจารณาความสัมพันธ์ตามเวกเตอร์ d ที่กำหนดโดยรัศมี δ และมุม θ เมื่อพิจารณาภาพขนาด 4×4 ในรูป 3.16(a) ซึ่งเป็นค่าเกดสีเทา (Gray-Tone) 4 ระดับ ตั้งแต่ 0 ถึง 3 ภาพรวมของ GLCM ของภาพจะแสดงดังรูป 3.16 (b) โดยที่ $\#(i, j)$ แทนจำนวนครั้งที่เกดสีเทา i และ j เป็นพิกเซลข้างเคียงตามเงื่อนไขที่กำหนดด้วยเวกเตอร์ d

0	0	1	1
0	0	1	1
0	2	2	2
2	2	3	3

(ก)

Gray tone	0	1	2	3
0	$\#(0,0)$	$\#(0,1)$	$\#(0,2)$	$\#(0,3)$
1	$\#(1,0)$	$\#(1,1)$	$\#(1,2)$	$\#(1,3)$
2	$\#(2,0)$	$\#(2,1)$	$\#(2,2)$	$\#(2,3)$
3	$\#(3,0)$	$\#(3,1)$	$\#(3,2)$	$\#(3,3)$

(ข)

รูปที่ 3.16 (ก) ภาพทดสอบ และ (ข) ภาพรวมของ GLCM

GLCM ของมุม 4 มุม คือ มุม 0° 45° 90° และ 135° และ รัศมีเท่ากับ 1 แสดงดังในรูปที่ 3.17 (ก) ถึง 3.17 (ง) ตามลำดับ

4	2	1	0
2	4	0	0
1	0	6	1
0	0	1	2

(ก) GLCM ของ $\delta=1$ และ $\theta=0^\circ$

4	1	0	0
1	2	2	0
0	2	4	1
0	0	1	0

(ข) GLCM ของ $\delta=1$ และ $\theta=45^\circ$

6	0	2	0
0	4	2	0
2	2	2	2
0	0	2	0

(ค) $\delta=1$ และ $\theta=90^\circ$

2	1	3	0
1	2	1	0
3	1	0	2
0	0	2	0

(ง) GLCM ของ $\delta=1$ และ $\theta=135^\circ$

รูปที่ 3.17 ตัวอย่างค่า GLCM สำหรับค่า δ และ θ ค่าต่างๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

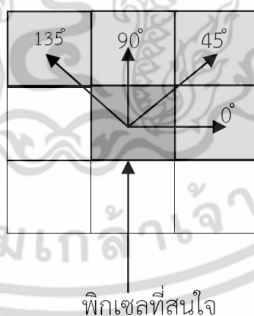
จากรูปที่ 3.17 แมตริกซ์เป็นแบบสมมาตรทำให้คำนวณได้ทั้งสามเหลี่ยมด้านบนและด้านล่างโดยสามเหลี่ยมด้านซ้ายล่างจะเป็นการสะท้อนกลับของแมตริกซ์สามเหลี่ยมด้านบนขวา การนอร์มอลไลซ์ความถี่สามารถทำได้ด้วยการหารค่าของ GLCM ที่คำนวณได้ด้วยค่าจำนวนคู่ของพิกเซลที่เป็นไปได้ทั้งหมด โดยจำนวนของค่านอร์มอลไลซ์ความถี่ที่มุม 0° จะเป็น $N_x \times (N_y - 1)$ โดยที่ N_x แทนความสูงและ N_y แทนความกว้างของภาพ การจัดระดับสัญญาณมีความสำคัญพอๆ กับการพิจารณา กำหนด Co-Occurrence ของคุณลักษณะพื้นผิว โดยเฉพาะส่วนประกอบของ Co-Occurrence แมตริกซ์ที่อยู่ใกล้เคียงจะมีผลต่อการวัดคุณสมบัติความคล้ายคลึงกันของภาพเป็นอย่างมาก ด้วยค่าเหล่านั้นเป็นตัวแทนในการวัดค่าความคล้ายคลึงกันของคุณภาพของภาพ โดยแต่ละตัวแปรเหล่านี้สามารถอธิบายรายละเอียดได้ดังนี้

3.4.2.1 การเลือกค่ารัศมี δ

หลายงานวิจัยได้แสดงผลของค่า δ ในช่วงจาก 1 ถึง 10 โดยผลการทดลองพบว่าการเลือกค่ารัศมีกว้างมากมาใช้เป็นตัวแทนพื้นผิวละเอียดนั้นให้ผลไม่ถูกต้อง ได้มีงานวิจัยทำการวัดความถูกต้องของการจัดกลุ่มข้อมูลด้วย $\delta = 1, 2, 4, 8$ ซึ่งค่า $\delta = 1$ และ $\delta = 2$ ให้ค่าผลลัพธ์การจัดกลุ่มที่ดีที่สุด โดยได้ตั้งข้อสรุป คือพิกเซลที่อยู่ใกล้เคียงกันจะมีความคล้ายคลึงกันมากกว่าพิกเซลที่อยู่ไกลออกไป โดยเฉพาะการแทนค่าเท่ากับขนาดของส่วนประกอบโครงสร้างพื้นผิวจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดกลุ่มได้

3.4.2.2 การเลือกมุม θ

ในทุกๆ พิกเซลจะมีพิกเซลข้างเคียง 8 พิกเซลซึ่งสามารถมองเป็นมุม θ ได้ 8 ค่า คือ 0° 45° 90° 135° 180° 225° 270° หรือ 315° อย่างไรก็ตามเมื่อพิจารณากำหนด GLCM ค่าที่ได้จากการเลือก θ เท่ากับ 0° จะมีความเหมือนกับค่าที่ได้จากการเลือก θ เท่ากับ 180° จากแนวคิดนี้สามารถนำใช้กับ 45° 90° 135° ดังนั้นสี่ตัวเลือกนี้เหมาะสมในสำหรับค่า θ ดังรูปที่ 3.18



รูปที่ 3.18 มุมที่พิจารณาในการคำนวณ GLCM

3.4.2.3 การเลือกระดับการจัดระดับสัญญาณ (G)

การหาขอบเขตของ GLCM สามารถกำหนดโดยค่าสีเทาสูงสุดของพิกเซลในภาพ ดังนั้นจำนวนระดับสีเทา (G) จึงเป็นส่วนสำคัญในการคำนวณ GLCM ถ้าจำนวนค่าระดับเทา หมายถึงต้องมีการคำนวณเพื่อสกัดข้อมูลพื้นผิวมากตามไปด้วย ซึ่งเป็นการเพิ่มระยะเวลาในการคำนวณโดยความซับซ้อนในการคำนวณของวิธีการ GLCM จะเป็นสัดส่วนกับจำนวนระดับสีเทาและ $O(G)^2$ [49]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ดังนั้นในการกำหนดค่า G ในการคำนวณ GLCM จะต้องคำนวณทุกคู่พิกเซลตามค่า δ และ θ ที่เป็นไปได้ทั้งหมด GLCM เป็นการวัดพื้นผิวอันดับสองซึ่งค่า GLCM ของแมตริกซ์สามเหลี่ยมด้านซ้ายล่างจะเป็นการสะท้อนกลับของแมตริกซ์สามเหลี่ยมด้านบนขวาและเส้นทแยงมุมจะมีค่าเป็นจำนวนคู่ ค่าพารามิเตอร์ของ GLCM หลายค่าสัมพันธ์กับหลักการของค่าสถิติอันดับหนึ่ง ตัวอย่างเช่น คอนทราสต์หมายถึงอัตราการเกิดซ้ำของคู่พิกเซล วาเรียนซ์หมายถึงการตรวจจับความถี่เชิงตำแหน่ง เป็นต้น ความสัมพันธ์ของแต่ละพารามิเตอร์ของพื้นผิว GLCM นั้นมีความสำคัญมาก โดยทั่วไปขนาดของ GLCM จะขึ้นกับจำนวนระดับสีเทา G โดยจะเก็บเป็นค่าความน่าจะเป็นของการเกิดร่วม $g(i, j)$ ในการคำนวณค่าคุณลักษณะพื้นผิว ค่าสถิติที่เลือกใช้จะทำการคำนวณโดยวนซ้ำกับทั้งแมตริกซ์ของ GLCM คุณลักษณะพื้นผิวจะอาศัยพื้นฐานทางด้านสถิติซึ่งเป็นผลสรุปของการกระจายความถี่สัมพันธ์ที่อธิบายว่าเฉดสีเทาหนึ่งจะปรากฏในตำแหน่งที่สัมพันธ์กันกับเฉดสีเทาอื่นบ่อยครั้งแค่ไหน สัญลักษณ์ต่างๆ ด้านล่างใช้สำหรับอธิบายคุณลักษณะพื้นผิว

$$g_x(i) = \sum_{j=1}^{N_g} g(i, j) \quad (3.4)$$

$$g_y(j) = \sum_{i=1}^{N_g} g(i, j) \quad (3.5)$$

$$g_{x+y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} g(i, j) \quad \text{โดยที่ } i + j = k = 2, 3, \dots, 2N_g \quad (3.6)$$

$$g_{x-y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} g(i, j) \quad \text{โดยที่ } |i - j| = k = 0, 1, \dots, N_{g-1} \quad (3.7)$$

โดยที่

$g(i, j)$ คือ ตำแหน่ง $(i, j)^{th}$ ในแมตริกซ์ GLCM

$g_x(i)$ คือ ผลรวมโอกาสในการพบคู่ระดับความเข้มแสงแถวที่ i^{th} ในแมตริกซ์ GLCM สำหรับแต่ละระดับความเข้มแสงคอลัมน์ j^{th}

$g_y(j)$ คือ ผลรวมโอกาสในการพบคู่ระดับความเข้มแสงคอลัมน์ที่ j^{th} ในแมตริกซ์ GLCM สำหรับแต่ละระดับความเข้มแสงแถว i^{th}

N_g คือ จำนวนระดับสีเทาในภาพ

$g_{x+y}(k)$ คือ ผลรวมโอกาสที่พบคู่ระดับความเข้มแสง $(i + j)$ ตามเงื่อนไขที่กำหนด

$g_{x-y}(k)$ คือ ผลรวมโอกาสที่พบคู่ระดับความเข้มแสง $(i - j)$ ตามเงื่อนไขที่กำหนด

ค่าทางสถิติที่ประยุกต์ใช้ความน่าจะเป็นของ co-occurrence มีดังนี้

1) Energy หรือพลังงานคือค่าสถิติที่เกี่ยวกับความเป็นรูปแบบเดียวกัน (Uniformity) หรือโมเมนต์เชิงมุมอันดับสอง (Angular second moment) เป็นการวัดความเป็นพื้นผิวรูปแบบเดียวกันที่มีคู่พิกเซลเกิดซ้ำ โดยเป็นการตรวจหาความผิดปกติของพื้นผิว ค่าพลังงานจะมีค่าสูงสุดเท่ากับ 1 ค่าพลังงานสูงจะเกิดขึ้นเมื่อระดับการกระจายตัวของเฉดสีเทามีค่าคงที่หรือมีรูปแบบเป็นช่วงๆ ค่า

พลังงานเป็นค่าที่ถูกนอร์มอลไลซ์แล้ว (Normalized) GLCM ($g(i, j)$) โดยภาพที่มีลักษณะเหมือนกันน้อยจะมีคู่ระดับความเข้มแสงที่ถูกบันทึกเป็นจำนวน (entries) มาก

$$\text{Energy} = \sum_i \sum_j g(i, j)^2 \quad (3.8)$$

2) Entropy หรือเอนโทรปีเป็นการวัดสถิติเกี่ยวกับความผิดปกติหรือความซับซ้อนของภาพ เอนโทรปีจะมีค่ามากเมื่อภาพไม่เป็นพื้นผิวในลักษณะเดียวกันและองค์ประกอบของ GLCM ที่มีค่าน้อยมีจำนวนมาก พื้นผิวที่มีลักษณะซับซ้อนจะมีแนวโน้มที่จะให้ค่าเอนโทรปีสูง ค่าเอนโทรปีเป็นค่าที่มีความสัมพันธ์เป็นส่วนกลับกับค่าพลังงานอย่างชัดเจน

$$\text{Entropy} = \sum_i \sum_j g(i, j) \log_2 g(i, j) \quad (3.9)$$

3) Contrast หรือคอนทราสต์เป็นค่าสถิติที่วัดความถี่เชิงตำแหน่ง (spatial frequency) ของภาพและเป็นโมเมนต์ผลของ GLCM โดยเป็นความแตกต่างระหว่างค่าสูงสุดกับค่าต่ำสุดของชุดพิกเซลที่อยู่ติดกัน การวัดปริมาณของการเปลี่ยนแปลงในบริเวณพื้นที่ย่อยที่แสดงในภาพ ถ้าหากภายในภาพมีค่าคอนทราสต์ต่ำแสดงว่าค่า GLCM จะมีค่าเกาะอยู่บริเวณโดยรอบของเส้นทแยงมุมและแสดงให้เห็นถึงคุณลักษณะความถี่เชิงตำแหน่งมีค่าต่ำ

$$\text{Contrast} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 g(i, j) \quad (3.10)$$

4) Variance หรือวาเรียนส์เป็นค่าสถิติที่วัดความไม่เป็นเนื้อเดียวกันหรือต่างรูปแบบกัน (heterogeneity) และความสัมพันธ์ร่วมกันกับตัวแปรทางสถิติอันดับหนึ่งอย่างเด่นชัด ตัวอย่างเช่น ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (standard deviation) วาเรียนส์จะเพิ่มขึ้นเมื่อระดับค่าสีเทามีค่าแตกต่างจากค่าเฉลี่ย

$$\text{Variance} = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 g(i, j) \quad (3.11)$$

โดยที่ μ คือ ค่าเฉลี่ยของ $g(i, j)$

5) Homogeneity หรือความไม่เป็นเนื้อเดียวกันหรือต่างแบบกัน ค่าสถิตินี้มักจะเรียกว่าค่าโมเมนต์ส่วนกลับของผลต่าง (Inverse Difference Moment) เป็นการวัดค่าความต่างแบบกันของภาพโดยสมมติค่ามากสำหรับความแตกต่างกันของคู่ระดับความเข้มแสงน้อย ซึ่งจะตอบสนองไวกับส่วนประกอบบนเส้นทแยงมุมใน GLCM โดยจะมีค่าสูงสุดเมื่อส่วนประกอบทั้งหมดในภาพเหมือนกัน ค่าคอนทราสต์และความต่างแบบกันของ GLCM มีความสัมพันธ์ตรงกันข้ามกันในทอมของการกระจายของคู่พิกเซลที่เหมือนกัน (equivalent distribution) หมายความว่าค่าความต่างแบบกันจะลดลง ถ้าคอนทราสต์เพิ่มขึ้นในขณะที่ค่าพลังงานจะยังคงเท่าเดิม

$$\text{Homogeneity} = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} g(i, j) \quad (3.12)$$

6) Correlation หรือความสัมพันธ์กันเป็นการวัดค่าความสัมพันธ์เชิงเส้นที่ขึ้นกับกันระหว่าง เกรดสีเทา (gray tone linear dependencies) ภายในภาพ

$$\text{Correlation} = \frac{\sum_i \sum_j (ij) g(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3.13)$$

โดยที่ μ_x เป็นค่าเฉลี่ยของ g_x

μ_y เป็นค่าเฉลี่ยของ g_y

σ_x เป็นค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของ g_x

σ_y เป็นค่า Standard deviations ของ g_y

ส่วนต่อไปเป็นคุณลักษณะพื้นผิวที่เป็นอันดับสองและคำนวณจากคุณลักษณะด้านบนคือ

7) ค่าเฉลี่ยของผลรวม (Sum Average)

$$\text{Sum Average} = sa = \sum_{k=2}^{2N_g} i g_{x+y}(k) \quad (3.14)$$

8) ค่าผลรวมค่าเอนโทรปี (Sum Entropy)

$$\text{Sum Entropy} = se = - \sum_{k=2}^{2N_g} g_{x+y}(k) \log\{g_{x+y}(k)\} \quad (3.15)$$

9) ค่าผลรวมวาเรียนส์ (Sum Variance)

$$\text{Sum Variance} = sv = \sum_{k=2}^{2N_g} (i - sa)^2 g_{x+y}(k) \quad (3.16)$$

10) ค่าวาเรียนส์ของผลต่าง (Difference Variance)

$$\text{Variance} = \sum_{k=2}^{2N_g} (k - \mu_{x-y})^2 g_{x-y}(k) \quad (3.17)$$

11) ค่าเอนโทรปีของผลต่าง (Difference Entropy)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\text{Difference Entropy} = - \sum_{k=0}^{N_g-1} g_{x-y}(k) \log\{g_{x-y}(k)\} \quad (3.18)$$

12) ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สูงสุด (Maximum Correlation Coefficient)

$$(\text{MCC}) = (\text{second largest eigen value of } Q)^{0.5} \quad (3.19)$$

$$\text{โดยที่ } Q(i, j) = \sum_k \frac{g(i, k)g(j, k)}{g_x(i)g_y(k)}$$

13), 14) Information Measures of Correlation

$$\text{IMC1} = \frac{HXY - HXY1}{\max\{HX, HY\}} \quad (3.20)$$

$$\text{IMC2} = \sqrt{(1 - \exp[-2.0(HXY2 - HXY)])} \quad (3.21)$$

โดยที่ IMC1 คือ Information Measures of Correlation 1

IMC2 คือ Information Measures of Correlation 2

$$HXY = - \sum_i \sum_j g_{ij} \log_2 g_{ij}$$

HX คือ ค่าพลังงานของ g_x

HY คือ ค่าพลังงานของ g_y

$$HXY1 = - \sum_i \sum_j g_{ij} \log_2 \{g_x(i)g_y(j)\}$$

$$HXY2 = - \sum_i \sum_j g_x(i)g_y(j) \log_2 \{g_x(i)g_y(j)\}$$

3.5 เทคนิคการจำแนกข้อมูลภาพ

หลักการจำแนกข้อมูลภาพ (Image Classification) แบ่งเป็น 2 วิธีด้วยกันคือ Image-Centered Approach ซึ่งเป็นวิธีการในการเอาข้อมูลมาสร้างแบบจำลองแล้วใช้แบบจำลองที่สร้างขึ้นประมาณการณปรากฏการณ์หรือสิ่งที่สนใจ และ Data-Centered Approach ซึ่งเป็นวิธีการในการเอาข้อมูลมาแบ่งกลุ่มและจำแนกข้อมูล เช่น แบบ Supervised แบบ Unsupervised และแบบ Hybrid Classification โดยลักษณะสำคัญที่เกี่ยวข้องกับการนำจุดภาพไปใช้วิเคราะห์สามประการคือ ขนาด ตำแหน่ง และค่าประจำของแต่ละจุดภาพ โดยจุดภาพจะถูกเปลี่ยนเป็นภาพเชิงวัตถุ (Object Image) ซึ่งเป็นกลุ่มของจุดภาพที่มีความหมายเพื่อแปล ตีความและอธิบายลักษณะที่ปรากฏต่อไป

การจำแนกประเภทข้อมูลแบบ Data-Centered Approach เป็นการวิเคราะห์เชิงสถิติเพื่อคิดแยกกลุ่มของข้อมูลจุดภาพที่มีคุณสมบัติทางแสงที่เหมือนกันหรือใกล้เคียงกันให้เป็นกลุ่มข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประเภท (Class) เดียวกันและคิดแยกกลุ่มข้อมูลที่มีคุณสมบัติทางแสงต่างกันให้ออกจากกันมี 2 วิธีการดังนี้

1. การจำแนกประเภทข้อมูลแบบไม่ควบคุม (Unsupervised Classification) เป็นการจำแนกข้อมูลเชิงภาพ โดยอัตโนมัติด้วยการจัดกลุ่มเชิงสถิติ (Statistical Grouping หรือ Clustering) ที่ใช้คุณสมบัติทางแสง (Spectral Pattern) ของวัตถุต่างๆ บนพื้นผิวโลกที่สะท้อนมายังระบบรับภาพ โดยที่ผู้วิเคราะห์ไม่ทราบสภาพลักษณะวัตถุที่ปกคลุมบนพื้นผิวของพื้นที่บริเวณนั้นมาก่อน อย่างไรก็ตามวิธีการจำแนกข้อมูลนี้จำเป็นต้องกำหนดจำนวนกลุ่มไว้ล่วงหน้าด้วย

2. การจำแนกข้อมูลแบบควบคุม (Supervised Classification) เป็นการจำแนกข้อมูลเชิงภาพ โดยที่ผู้วิเคราะห์ทราบลักษณะของวัตถุที่ปกคลุมบนพื้นผิวของพื้นที่ในบริเวณที่จะวิเคราะห์ ดังนั้นจึงสามารถกำหนดตัวอย่างของข้อมูลแต่ละประเภทบนพื้นผิวที่เรียกว่า พื้นที่ตัวอย่าง (Training Area) เพื่อเป็นตัวแทนในการวิเคราะห์เชิงสถิติ หลังจากนั้นจึงนำค่าทางสถิติที่ได้ไปทำการวิเคราะห์พื้นที่ภาพทั้งหมดซึ่งจะได้ผลลัพธ์ตามจำนวนประเภทข้อมูลที่กำหนดไว้ล่วงหน้า [50]

งานวิจัยนี้จะกล่าวถึงอัลกอริธึมที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลแบบไม่ควบคุมที่จะนำมาประยุกต์ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพอัลตราซาวด์ที่งานวิจัยนี้นำเสนอ ประกอบด้วยอัลกอริธึมเค-มีน (K-mean Clustering) อัลกอริธึมฟัซซีซีมีน (Fuzzy C-mean Clustering) และอัลกอริธึมฟัซซีอินเฟอเรน (Fuzzy Inference System) ซึ่งทั้งสามอัลกอริธึมเป็นนิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในงานวิจัยทางการแพทย์ เช่น งานวิจัย [7] [33] [37] [51] [52] [53] โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อแยกแยะหรือจัดประเภทเนื้อเยื่อต่างๆ หรือหาร่องรอยของโรคจากภาพถ่ายทางการแพทย์

3.5.1 อัลกอริธึมเค-มีน

อัลกอริธึมเค-มีน [54] เป็นเทคนิคการจำแนก Case ออกเป็นกลุ่มย่อย จะใช้เมื่อมีจำนวน Case มาก โดยจะต้องกำหนดจำนวนกลุ่มหรือจำนวนคลัสเตอร์ที่ต้องการ เช่น กำหนดให้มี k กลุ่ม เทคนิคเค-มีนจะมีการทำงานแบบวนซ้ำ (Iteration) โดยในแต่ละรอบจะมีการรวม Cases ให้ไปอยู่ในกลุ่มใดกลุ่มหนึ่ง โดยเลือกกลุ่มที่ Case นั้นมีระยะห่างจากค่ากลางของกลุ่มน้อยที่สุดแล้วคำนวณค่ากลางของกลุ่มใหม่ ทำเช่นนี้จนกระทั่งค่ากลางของกลุ่มไม่เปลี่ยนแปลงหรือครบจำนวนรอบที่กำหนดไว้ การวัดระยะห่างอัตโนมัติที่นิยมใช้ในวิธีเค-มีนเป็นวิธี Euclidean Distance ในสมการ (3.22)

$$D_{ij} = \left\{ \sum_{k=1}^p (X_{ik} - X_{jk})^2 \right\}^{1/2} \quad (3.22)$$

โดยที่ D_{ij} คือ ระยะห่างระหว่างหน่วยที่ i และหน่วยที่ j ; $i \neq j$

p คือ จำนวนตัวแปร

k คือ หมายเลขกลุ่มตัวอย่าง(case)

X_{ik} คือ ตำแหน่งข้อมูลที่ k ในกลุ่มข้อมูล case ชุดที่ i

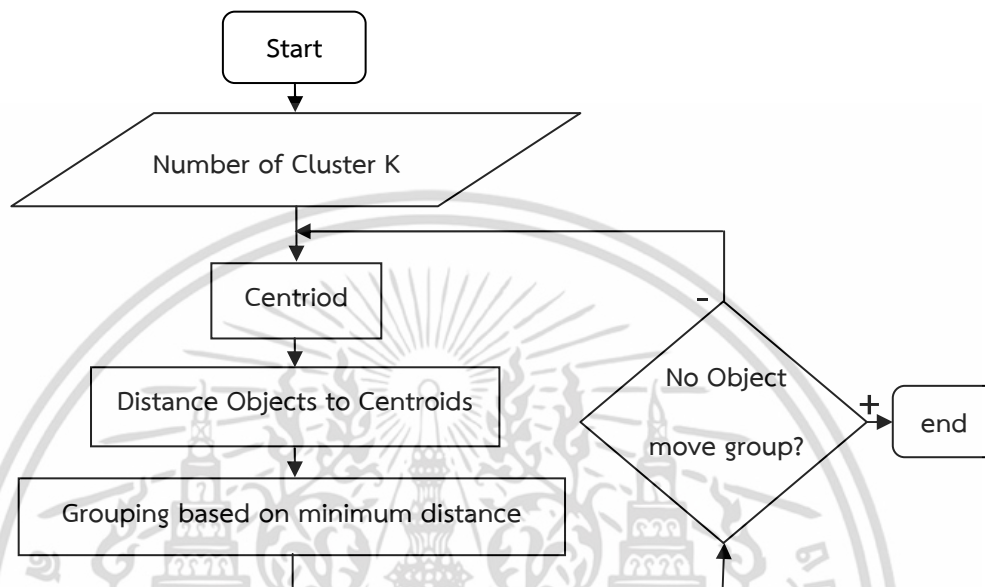
X_{jk} คือ ตำแหน่งข้อมูลที่ k ในกลุ่มข้อมูล case ชุดที่ j

วิธีการ

1) สุ่มค่าเริ่มต้น จำนวน k ค่า ให้เป็นจุดศูนย์กลางเริ่มต้นของแต่ละกลุ่ม (Initial Cluster Centers หรือ Initial Centroid);

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ในการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 2) ทำการหาค่าระยะห่างระหว่างข้อมูลกับจุดศูนย์กลางของแต่ละกลุ่ม หากข้อมูลไหนใกล้ค่าจุดศูนย์กลางกลุ่มไหนมากที่สุดจะถูกจัดให้อยู่กลุ่มนั้น
- 3) ทำการหาค่าเฉลี่ย (Mean) แต่ละกลุ่ม และกำหนดให้เป็นค่าจุดกลาง (Centroid) ใหม่
- 4) กลับไปยังข้อ 2 ทำงานวนซ้ำจนกระทั่งค่าเฉลี่ยในแต่ละกลุ่มจะไม่เปลี่ยนแปลง ดังแสดงในรูปที่ 3.19



รูปที่ 3.19 ขั้นตอนการทำงานของอัลกอริธึมเค-มีน

3.5.2 อัลกอริธึมพีชชีซีมีน

อัลกอริธึมพีชชีซีมีน [55] เป็นอัลกอริธึมที่ยอมให้ข้อมูลในแต่ละคลัสเตอร์มีการซ้อนทับกันหรือซ้ำกันได้ วิธีการนี้พัฒนาโดย Dunn ในปี 1973 และปรับปรุงโดย Bezdek ในปี 1981 มักจะถูกนำมาใช้ในการจดจำรูปแบบ โดยมีการประยุกต์ใช้วิธีการนี้ในการจัดกลุ่มอย่างแพร่หลายในงานด้านต่างๆ เช่น การแพทย์ วิทยาศาสตร์ และวิศวกรรมศาสตร์ โดยอาศัยการให้ค่าการเป็นสมาชิกของข้อมูลต่อกลุ่มข้อมูลต่างๆ การได้มาซึ่งค่าการเป็นสมาชิกส่วนหนึ่งมาจากการวัดระยะทางระหว่างข้อมูลและจุดศูนย์กลางของกลุ่มเหล่านั้น การวัดระยะทางจึงมีความสำคัญต่อการจัดกลุ่ม ซึ่งวิธีการวัดระยะทางนั้นมีหลายวิธีการอาจเป็นการวัดระยะทางแบบยูคลิเดียน (Euclidean Distance) หรือการวัดระยะทางแบบมหาลาโนบิส (Mahalanobis Distance) สำหรับการวัดระยะทางแบบยูคลิเดียนนั้นไม่เหมาะกับข้อมูลที่เกี่ยวเนื่องกัน สำหรับการวัดระยะทางแบบมหาลาโนบิสนั้นเหมาะสำหรับกลุ่มข้อมูลที่มีข้อมูลโดดออกจากกลุ่ม (Outlier) และกลุ่มข้อมูลที่มีข้อมูลหนาแน่นต่างๆ

การจัดกลุ่มแบบพีชชีซีมีนนั้นเป็นเทคนิคในการจัดกลุ่มที่แก้ไขข้อเสียของเค-มีน เนื่องจากเค-มีนมีการกำหนดเงื่อนไขให้ข้อมูลมีโอกาสเป็นสมาชิกเพียงกลุ่มใดกลุ่มหนึ่งเท่านั้น จึงไม่เหมาะกับข้อมูลที่มีความสัมพันธ์กัน (Correlation) แต่การจัดกลุ่มแบบพีชชีซีมีนสมาชิกของกลุ่มมีโอกาสหรือค่าการเป็นสมาชิกของข้อมูลระดับต่างๆ ในทุกๆ กลุ่ม

ขั้นตอนการทำงานของพีชชีซีมีนประกอบด้วย

- 1) กำหนดกลุ่มข้อมูลที่ต้องการจัดกลุ่ม เพื่อกำหนดค่าเงื่อนไขในการหยุดการจัดกลุ่ม (ϵ) กำหนดค่าฟัซซีพารามิเตอร์ (m) ซึ่งต้องมากกว่าหนึ่ง และกำหนดจุดศูนย์กลางเริ่มต้นของกลุ่มข้อมูล
- 2) คำนวณค่าการเป็นสมาชิกของข้อมูลต่อกลุ่มข้อมูลต่างๆ
- 3) คำนวณจุดศูนย์กลางกลุ่มข้อมูลใหม่และตรวจสอบเงื่อนไขโดยตรวจสอบค่าการเป็นสมาชิกใหม่ลบค่าการเป็นสมาชิกก่อนหน้า
- 4) ถ้าเงื่อนไขเป็นจริงคำนวณค่าการเป็นสมาชิกและ Objective function ถ้าเงื่อนไขเป็นเท็จ คำนวณค่าการเป็นสมาชิกจากจุดศูนย์กลางล่าสุด (วนรอบ)
การคำนวณ Objective Function สามารถคำนวณจาก

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m d^2(X_j, Z_i) \quad (3.23)$$

โดยที่ J คือ Objective Function ของขั้นตอนวิธีฟัซซีซีมีน

กำหนดให้เซตของข้อมูล $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$

n คือ จำนวนข้อมูล

c คือ จำนวนกลุ่มข้อมูล

m คือ ฟัซซีพารามิเตอร์ที่ต้องมีค่ามากกว่า 1

μ คือ ค่าการเป็นสมาชิก (Membership) ของข้อมูลที่ J ในกลุ่มที่ i

$d^2(X_j, Z_i)$ คือ ระยะทางยกกำลังสองระหว่างข้อมูล x ที่ j และจุดศูนย์กลางของข้อมูล z กลุ่มที่ i โดย

$$Z_i = \frac{\sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m X_j}{\sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m} \quad (3.24)$$

การหาค่าการเป็นสมาชิก μ_{ij} แสดงได้จากสมการดังนี้

$$Z_i = \frac{[1/d^2(X_j - Z_i)]^{1/(m-1)}}{\sum_{i=1}^c [1/d^2(X_j - Z_i)]^{1/(m-1)}} \quad (3.25)$$

การวัดระยะทางระหว่างข้อมูลและจุดศูนย์กลางของข้อมูลแบบยูคลิเดียนสามารถหาได้จากสูตร

$$ED_{ji} = \sqrt{(X_j - Z_i)(X_j - Z_i)^T} \quad (3.26)$$

โดยที่ ED_{ji} คือ ระยะทางแบบยูคลิเดียนระหว่างข้อมูล X ตัวที่ j และจุดศูนย์กลางข้อมูล Z กลุ่มที่ i

T คือ Transpose matrix

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การวัดระยะทางแบบมหาลาโนบิสนั้นเหมาะกับข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ต่อกันสามารถหาค่าได้จากสูตร

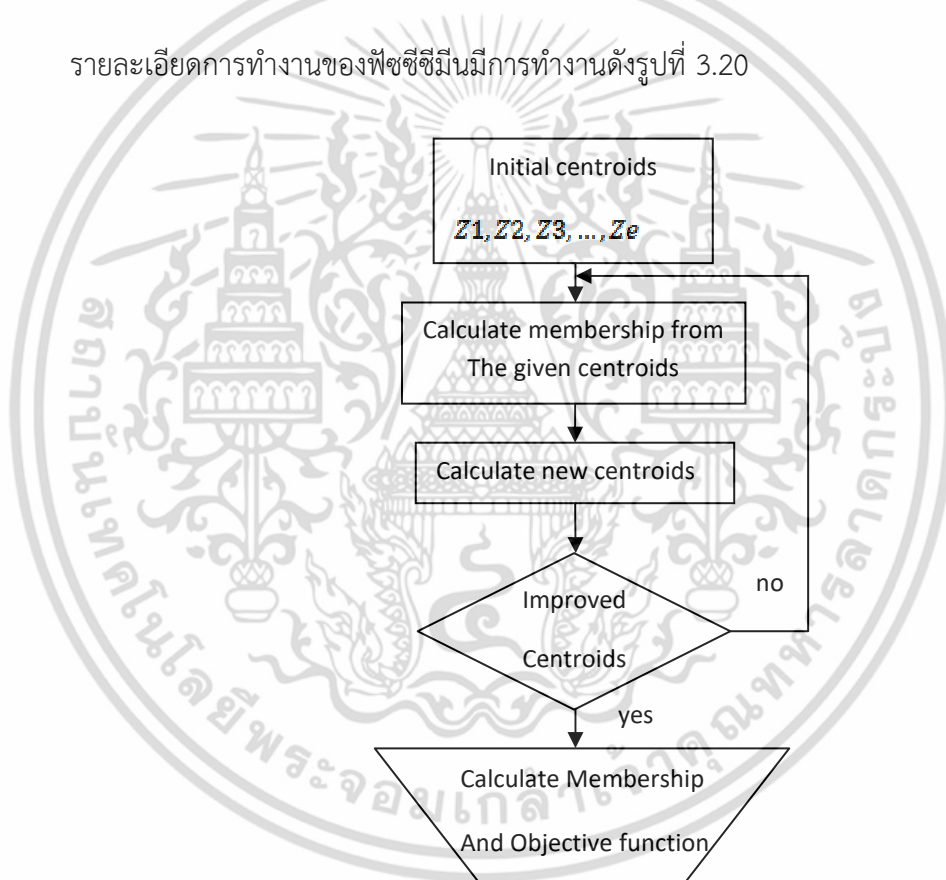
$$MD_{ji} = \sqrt{(X_j - Z_i)A^{-1}(X_j - Z_i)^T} \quad (3.27)$$

โดยที่ MD_{ji} คือ ระยะทางแบบมหาลาโนบิสระหว่างข้อมูล X ตัวที่ j และจุดศูนย์กลางข้อมูล Z กลุ่มที่ i

A คือ covariance matrix คำนวณจากสมการดังนี้

$$A = \frac{\sum_{j=1}^n (X_j - Z_i)^T (X_j - Z_i)}{n-1} \quad (3.28)$$

รายละเอียดการทำงานของฟัซซีมีนมีการทำงานดังรูปที่ 3.20



รูปที่ 3.20 ขั้นตอนการทำงานของอัลกอริธึมฟัซซีมีน

3.6 ระบบการอนุมานฟัซซี

ระบบการอนุมานฟัซซี (Fuzzy Inference System) [56] เป็นระบบที่นำเอาทฤษฎีของฟัซซีเซต (Fuzzy Set) มาใช้ในการแปลง (Mapping) จากค่าอินพุทของระบบไปเป็นค่าเอาต์พุท การอนุมานฟัซซีมีอยู่ 2 วิธีใหญ่ๆ คือแบบ Mamdani และแบบ Sugeno

ในงานวิจัยนี้ใช้การอนุมานฟัซซีแบบ Mamdani ซึ่งเป็นที่นิยมมากวิธีหนึ่ง วิธีการอนุมานฟัซซีนี้ นำเสนอเป็นครั้งแรกในปี 1975 โดยศาสตราจารย์ Ebrahim Mamdani แห่ง London University เอกสารนี้เป็นเอกสารที่ส่งวันเวลาให้กับกระทรวงมหาดไทยเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อคุณผู้ใดเห็นไปใช้ประโยชน์ใดๆ ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ซึ่งในครั้งแรกที่นำเสนอได้นำไปใช้ในการควบคุมเครื่องจักรไอน้ำและหม้อต้มไอน้ำ (Boiler) ในงานที่นำเสนอมีการประยุกต์ใช้กฎของฟัซซีที่สร้างจากผู้เชี่ยวชาญ ขบวนการอนุมานฟัซซีแบบ Mamdani ประกอบไปด้วย 4 ขั้นตอน คือการทำฟัซซี การประเมินกฎของฟัซซี การรวมกฎและการทำดีฟัซซีดังรายละเอียดต่อไปนี้

3.6.1 การทำฟัซซี

การทำฟัซซี (Fuzzification) คือการคำนวณหาค่าระดับความเป็นสมาชิกของเซตค่าตัวแปรเชิงภาษาของตัวแปรในระบบ ในขั้นตอนแรกของการอนุมานฟัซซีจะต้องทำการหาค่าระดับความเป็นสมาชิกของเซตดังกล่าวของตัวแปรอินพุต โดยค่าของตัวแปรอินพุตที่เข้ามาสู่ในระบบจะอยู่ในรูปของค่าเชิงตัวเลขโดยอ้างอิงจากตัวแปรภาษาและค่าเชิงภาษาที่กำหนดไว้ในตารางที่ 3.3 หลังจากนั้นแล้วค่าระดับความเป็นสมาชิกของอินพุตค่านั้นๆ จะสามารถหาได้จากฟังก์ชันสมาชิก การทำฟัซซีของตัวแปรอินพุตจะขึ้นอยู่กับกฎของฟัซซีด้วยเช่นกัน เนื่องจากอินพุตค่าหนึ่งๆ จะมีผลต่อกฎของฟัซซีบางข้อเท่านั้น พิจารณาจากการคำนวณหาค่าระดับความเป็นสมาชิกของอินพุตค่าความผิดพลาดจากรูปที่ 3.21 จากค่าความผิดพลาดที่ -0.67°C ซึ่งเป็นค่าที่อยู่ทั้งเซต N (เซต ‘ลบ’) และ Z (เซต ‘ศูนย์’) นั่นคือสำหรับฟังก์ชันสมาชิกของค่าความผิดพลาดที่กำหนด ค่า -0.67°C มีทั้งความเป็นลบและความเป็นศูนย์ โดยที่มีระดับความเป็นสมาชิกของเซต N (หรือความเป็นลบ) $\mu_{(Error=N)}$ เท่ากับ 0.36 และมีระดับความเป็นสมาชิกของเซต Z (หรือความเป็นศูนย์) $\mu_{(Error=Z)}$ เท่ากับ 0.62 ตัวอย่างนี้แสดงความเป็นฟัซซีของค่าความผิดพลาด -0.67°C นี้ชัดเจน นั่นคือค่าความผิดพลาดเป็นสมาชิกของทั้งความเป็นลบและความเป็นศูนย์ แต่มีระดับความเป็นศูนย์มากกว่าความเป็นลบ (จากค่าระดับความเป็นสมาชิกเท่ากับ 0.36 และ 0.62) เช่นเดียวกันกับอัตราการเปลี่ยนแปลงของค่าความผิดพลาดที่ $+1.67^{\circ}\text{C/นาท}$ ซึ่งจากฟังก์ชันสมาชิกที่กำหนด ค่านี้อาจมีทั้งความเป็นศูนย์และความเป็นบวก คือเป็นค่าที่อยู่ทั้งในเซต Z (‘ศูนย์’) และเซต P (‘บวก’) ด้วยค่าระดับความเป็นสมาชิกเท่ากับ 0.35 และ 0.64 ตามลำดับ (ค่าระดับความเป็นสมาชิกบ่งบอกว่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของค่าความผิดพลาด $+1.67^{\circ}\text{C/นาท}$ มีความเป็นบวกมากกว่าความเป็นศูนย์) สังเกตว่าถ้าตัวแปรค่าความผิดพลาดมีระดับความเป็นสมาชิกของ ‘บวก’ เท่ากับ 0.0 จะหมายความว่าไม่ได้มีความเป็นบวกเลย ในทำนองเดียวกันตัวแปรอัตราการเปลี่ยนแปลงของค่าความผิดพลาดมีระดับความเป็นสมาชิกของ ‘ลบ’ เท่ากับ 0.0 ซึ่งหมายความว่าไม่ได้มีความเป็นลบเลย สรุปค่าระดับความเป็นสมาชิกของทั้งสองอินพุตในรูปฟังก์ชันสมาชิกได้ดังนี้

$$\mu_{(Error=N)}(-0.67) = 0.36 \quad (3.29)$$

$$\mu_{(Error=Z)}(-0.67) = 0.62 \quad (3.30)$$

$$\mu_{(Error=P)}(-0.67) = 0.62 \quad (3.31)$$

$$\mu_{(ErrorRate=N)}(1.67) = 0.00 \quad (3.32)$$

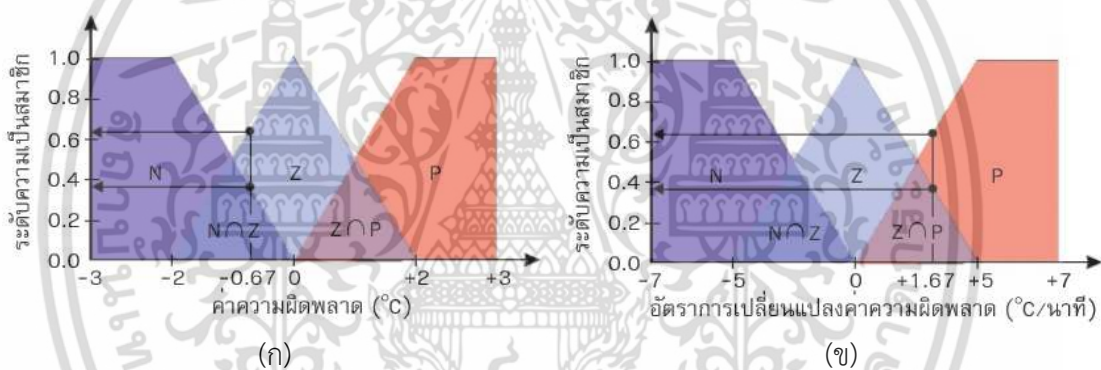
$$\mu_{(ErrorRate=Z)}(1.67) = 0.35 \quad (3.33)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\mu_{(ErrorRate=P)}(1.67) = 0.64 \quad (3.34)$$

ตารางที่ 3.3 ตัวแปรภาษาและค่าเชิงภาษา

ระบบ	ชื่อตัวแปร	ความหมาย	ค่าตัวแปร	ความหมาย
อินพุต ตัวที่ 1	<i>Error</i>	ค่าความผิดพลาด	<i>P</i> (positive) <i>Z</i> (Zero) <i>N</i> (negative)	เย็นเกินไป พอดี ร้อนเกินไป
อินพุต ตัวที่ 2	<i>ErrorRate</i>	อัตราการ เปลี่ยนแปลงของ ค่าความผิดพลาด	<i>P</i> (positive) <i>Z</i> (Zero) <i>N</i> (negative)	กำลังร้อนขึ้น ไม่เปลี่ยนแปลง กำลังเย็นลง
เอาต์พุต	<i>Output</i>	เอาต์พุตของระบบ	<i>H</i> (heat) <i>NC</i> (no change) <i>C</i> (cool)	เปิดเครื่องทำความร้อน ไม่เปลี่ยนแปลง เปิดเครื่องทำความเย็น



รูปที่ 3.21 (ก) ระดับความเป็นสมาชิกของค่าความผิดพลาดที่ -0.67°C ให้ค่าระดับความเป็นสมาชิกของ ‘ลบ’ เท่ากับ 0.36 และระดับความเป็นสมาชิกของ ‘ศูนย์’ เท่ากับ 0.62 (ข) อัตราการเปลี่ยนแปลงของค่าความผิดพลาดที่ $+1.67^{\circ}\text{C/นาท}$ ให้ค่าระดับความเป็นสมาชิกของ ‘ศูนย์’ เท่ากับ 0.35 และระดับความเป็นสมาชิกของ ‘บวก’ เท่ากับ 0.64

3.6.2 การประเมินค่ากฎของฟัซซี

การประเมินค่ากฎของฟัซซี (Fuzzy Rule Evaluation) หลังจากคำนวณหาค่าระดับความเป็นสมาชิกของอินพุตทั้งหมดได้แล้ว ขั้นตอนต่อไปคือการประเมินค่าของตัวแปรที่ได้ในกฎของฟัซซี การประเมินค่ากฎดังกล่าวจะเป็นส่วน IF จุดประสงค์เพื่อทำการประเมินว่าค่าเงื่อนไขจากอินพุตนั้นจะทำให้กฎใดต้องกระทำในส่วน THEN ต่อไป ซึ่งอาจจะมีกฎในเงื่อนไขดังกล่าวมากกว่าหนึ่งกฎพร้อมๆ กัน เนื่องจากจากระบบมีอินพุตมากกว่าหนึ่ง (ซึ่งในตัวอย่างนี้ใช้ค่าความผิดพลาดและอัตราการเปลี่ยนแปลงของค่าความผิดพลาด) เงื่อนไขของแต่ละอินพุตจะถูกประเมินค่าด้วยตัวกระทำของฟัซซีเซตเช่น AND หรือ OR เพื่อให้ได้ผลลัพธ์สุดท้ายเป็นค่าตัวเลขที่สามารถนำไปประเมินค่าส่วน THEN ที่ซึ่งภายหลังจะถูกนำไปประเมินเพื่อหาค่าระดับความเป็นสมาชิกของตัวแปรเอาต์พุตในขั้นตอนต่อไป พิจารณาตัวกระทำ OR จากทฤษฎีเซตจะได้ว่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (3.35)$$

โดยที่ $\mu_A(x)$ คือ ฟังก์ชันสมาชิกของเซต A

$\mu_B(x)$ คือ ฟังก์ชันสมาชิกของเซต B

อย่างไรก็ดีตัวกระทำ OR สามารถนิยามได้หลายอย่าง ยกตัวอย่างเช่น ตัวกระทำ OR ใน MATLAB[®] Fuzzy Logic Toolbox จะมีทั้งการใช้ฟังก์ชัน \max ข้างต้นและฟังก์ชันทางสถิติเรียกว่า *probor* หรือผลรวมเชิงพีชคณิต (algebraic sum) ดังนี้

$$\mu_{A \cup B}(x) = \text{probor}[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (3.36)$$

$$= \mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) \times \mu_B(x) \quad (3.37)$$

เช่นเดียวกันกับตัวกระทำ AND ซึ่งใน MATLAB[®] Fuzzy Logic Toolbox มีทั้งการใช้ฟังก์ชัน \min และฟังก์ชันผลคูณ *prod* ดังนี้

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (3.38)$$

หรือ

$$\mu_{A \cap B}(x) = \text{prod}[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (3.39)$$

$$= \mu_A(x) \times \mu_B(x) \quad (3.40)$$

ในบางกรณีการใช้ฟังก์ชันของตัวกระทำของเซตที่แตกต่างกัน อาจจะทำให้ผลเชิงตัวเลขที่แตกต่างกันได้หลังจากประเมินค่าของแต่ละเงื่อนไขและรวมเงื่อนไขในกรณีที่มีมากกว่า 1 เงื่อนไขในส่วนของ IF แล้วผลที่ได้จะถูกนำไปประเมินผลว่ากฎข้อใดที่ต้องถูกพิจารณาในส่วนของ THEN ต่อไป พิจารณาตัวอย่างระบบควบคุมอุณหภูมิซึ่งมีกฎของฟuzzyทั้งหมด 9 ข้อ เงื่อนไขของอินพุตตัวที่หนึ่งได้แก่ $Error = -0.67^{\circ}C$ ซึ่งให้ค่าระดับความเป็นสมาชิกของ N และ Z ที่ไม่เท่ากับศูนย์ เงื่อนไขดังกล่าวมีค่ามากกว่าศูนย์และอยู่ในส่วน IF ของกฎข้อ 1 2 4 5 7 และ 8 ในขณะที่เงื่อนไขของอินพุตตัวที่สองได้แก่ $ErrorRate = +1.67^{\circ}C / \text{นาที}$ ซึ่งให้ค่าระดับความเป็นสมาชิกของ Z และ P ที่ไม่เท่ากับศูนย์ และอยู่ในส่วน IF ของกฎข้อ 4 5 6 7 8 และ 9 เมื่อทำการ AND (ใช้ฟังก์ชัน \min) เงื่อนไขของทั้งสองที่มีค่าไม่เป็นศูนย์ก็คือเงื่อนไขข้อ 4 5 7 และ 8 โดยสามารถสรุปได้ดังนี้

1	IF	$(Error = N)$	AND	$(ErrorRate = N)$	THEN	$Output = C$
		(0.36)	AND	$(0.00) = 0.00$	THEN	$Output = C$
2	IF	$(Error = Z)$	AND	$(ErrorRate = N)$	THEN	$Output = H$
		(0.62)	AND	$(0.00) = 0.00$	THEN	$Output = H$
3	IF	$(Error = P)$	AND	$(ErrorRate = N)$	THEN	$Output = H$

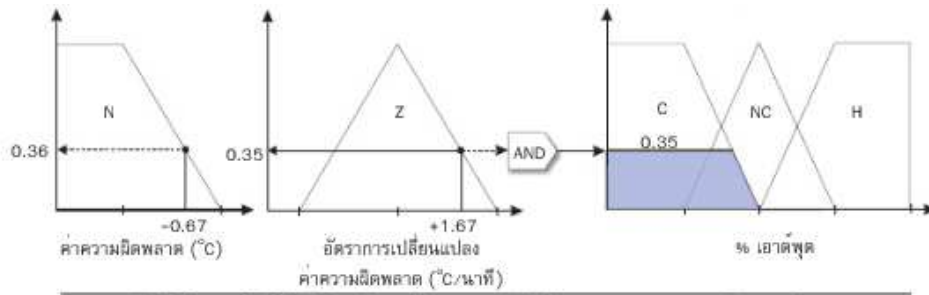
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

	IF	(0.00	AND	0.00) = 0.00	THEN	<i>Output = H</i>
4	IF	(<i>Error = N</i>)	AND	(<i>ErrorRate = Z</i>)	THEN	<i>Output = C</i>
	IF	(0.36	AND	0.35) = 0.35	THEN	<i>Output = C</i>
5	IF	(<i>Error = Z</i>)	AND	(<i>ErrorRate = Z</i>)	THEN	<i>Output = NC</i>
	IF	(0.62	AND	0.35) = 0.35	THEN	<i>Output = NC</i>
6	IF	(<i>Error = P</i>)	AND	(<i>ErrorRate = Z</i>)	THEN	<i>Output = H</i>
	IF	(0.00	AND	0.35) = 0.00	THEN	<i>Output = H</i>
7	IF	(<i>Error = N</i>)	AND	(<i>ErrorRate = P</i>)	THEN	<i>Output = C</i>
	IF	(0.36	AND	0.64) = 0.36	THEN	<i>Output = C</i>
8	IF	(<i>Error = Z</i>)	AND	(<i>ErrorRate = P</i>)	THEN	<i>Output = C</i>
	IF	(0.62	AND	0.64) = 0.62	THEN	<i>Output = C</i>
9	IF	(<i>Error = P</i>)	AND	(<i>ErrorRate = P</i>)	THEN	<i>Output = H</i>
	IF	(0.00	AND	0.64) = 0.00	THEN	<i>Output = H</i>

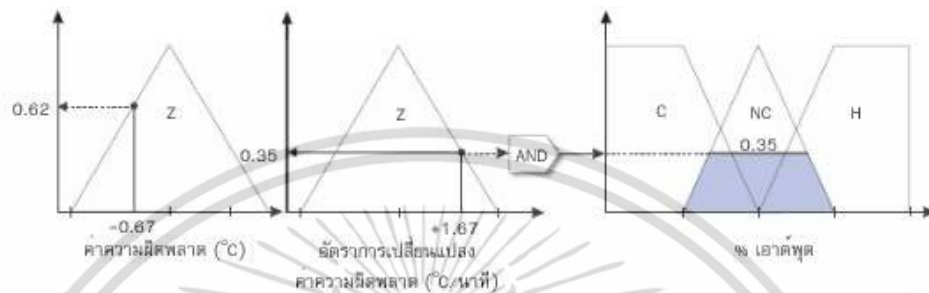
จากค่า $Error = -0.67^{\circ}C$ และ $ErrorRate = +1.67^{\circ}C/นาท$ ี มีผลให้ส่วน THEN ซึ่งก็คือตัวแปรเอาต์พุตของกฎข้อ 4 5 7 และ 8 ถูกประเมินค่าในขั้นตอนต่อไปค่าระดับความเป็นสมาชิกจากเงื่อนไขอินพุตในส่วน IF จะเป็นตัวบอกว่าตัวแปรเอาต์พุตจะมีรูปร่างของระดับความเป็นสมาชิกอย่างไร โดยฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุตจะถูกตัดยอด (clipped) หรือถูกปรับขนาด (scaled) ตามผลค่าระดับความเป็นสมาชิกของส่วนเงื่อนไขอินพุต IF นั้นเอง ดังแสดงในรูปที่ 3.22 ถึงแม้ว่าการตัดยอดฟังก์ชันสมาชิกของตัวแปรเอาต์พุตจะทำให้เกิดการสูญเสียข้อมูลบางส่วน แต่วิธีการดังกล่าวเป็นวิธีที่เร็วและง่ายสำหรับการคำนวณ รวมไปถึงการนำไปใช้ประมวลผลในขั้นตอนต่อไปอีกด้วย รูปที่ 3.23 เปรียบเทียบระหว่างวิธีการตัดยอดและวิธีการปรับขนาด

3.6.3 การรวมกฎ

การรวมกฎ (Aggregation) หลังจากกฎต่างๆ ถูกประเมินค่าแล้ว กฎที่มีผลไม่เท่ากับศูนย์จะถูกรวมเข้าด้วยกันโดยการรวมผลลัพธ์ของฟังก์ชันสมาชิกที่ผ่านการประเมินค่า (ถูกตัดยอดหรือปรับขนาด) ทั้งหมดเข้าด้วยกันเป็นเซตเดียวสำหรับแต่ละตัวแปรเอาต์พุต การรวมกฎจะใช้ตัวกระทำยูเนียน รูปที่ 3.24 แสดงการรวมกฎดังกล่าวจากระบบควบคุมอุณหภูมิที่มีค่าความผิดพลาดเท่ากับ $-0.67^{\circ}C$ และอัตราการเปลี่ยนแปลงค่าความผิดพลาดเท่ากับ $+1.67^{\circ}C$ ในขั้นตอนต่อไปจะนำผลการรวมกฎนี้ไปแปลงเป็นค่าตัวเลขเดี่ยวเพื่อนำเอาไปใช้ในการประมวลผลต่อไป



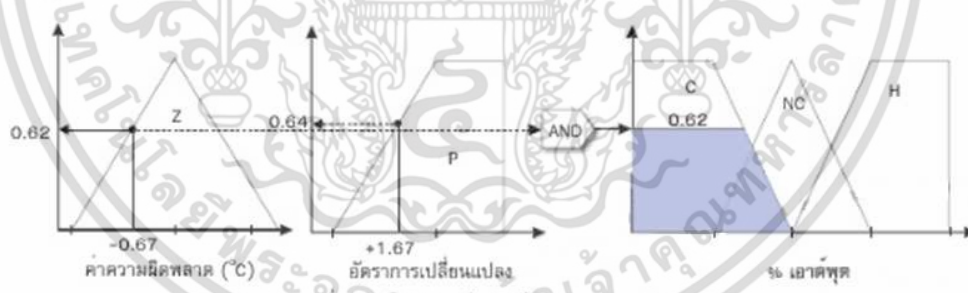
กฎ 4) IF (Error = N) AND (ErrorRate = Z) THEN Output = C



กฎ 5) IF (Error = Z) AND (ErrorRate = Z) THEN Output = NC

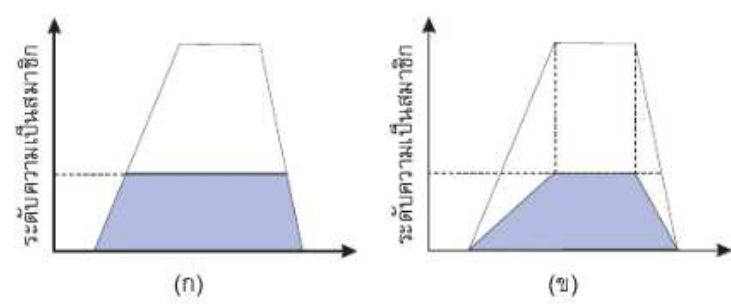


กฎ 7) IF (Error = N) AND (ErrorRate = P) THEN Output = C

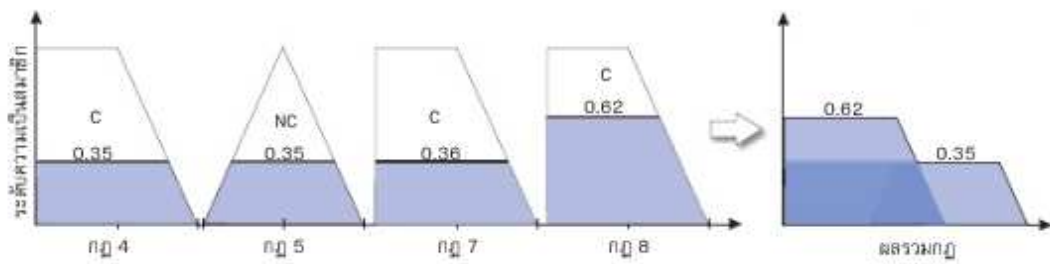


กฎ 8) IF (Error = Z) AND (ErrorRate = P) THEN Output = C

รูปที่ 3.22 การอนุมานฟัซซีแบบ Mamdani



รูปที่ 3.23 การประเมินค่าฟังก์ชันสมาชิก (ก) วิธีตัดยอด (ข) วิธีปรับขนาด
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ของโรงเรียนเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.24 ผลการรวมกฎของ $Error = -0.67^{\circ}C$ และ $ErrorRate = +1.67^{\circ}C$ นาที

3.6.4 การทำดีฟัซซี

การทำดีฟัซซี (Defuzzification) จากขั้นตอนแรกมาจนถึงขั้นตอนนี้ ค่าต่างๆ ในระบบเป็นค่าฟัซซี ไม่ว่าจะเป็นอินพุต กฎต่างๆ หรือเอาต์พุต แต่ว่าสำหรับทุกระบบ ค่าของเอาต์พุตจะต้องถูกแปลงให้อยู่ในรูปที่สามารถใช้งานได้จริงเช่น ค่าสัญญาณแรงดัน ค่าสัญญาณควบคุม ฯลฯ ซึ่งค่าเหล่านี้ไม่สามารถเป็นค่าฟัซซีได้ เพราะค่าฟัซซีจะเป็นที่เข้าใจภายในระบบฟัซซีเท่านั้น ดังนั้นค่าสุดท้ายเอาต์พุตของระบบจะต้องเป็นค่าชัดเจน (Crisp Value) การทำดีฟัซซีคือขั้นตอนในการแปลงค่าจากผลการรวมกฎให้อยู่ในรูปของค่าชัดเจน

วิธีการทำดีฟัซซีนี้นั้นมีหลายแบบ วิธีหนึ่งที่เป็นที่นิยมใช้งานกันอย่างแพร่หลายคือ วิธีหาจุดศูนย์กลาง (Centroid หรือ Center of Gravity, COG) ค่า COG ของฟัซซีเซต A ในช่วง $[a, b]$ สามารถหาได้จากความสัมพันธ์ดังต่อไปนี้

$$COG = \frac{\int_a^b \mu_A(x) x dx}{\int_a^b \mu_A(x) dx} \quad (3.41)$$

โดยที่ $\mu_A(x)$ คือ ฟังก์ชันสมาชิกของเซต A

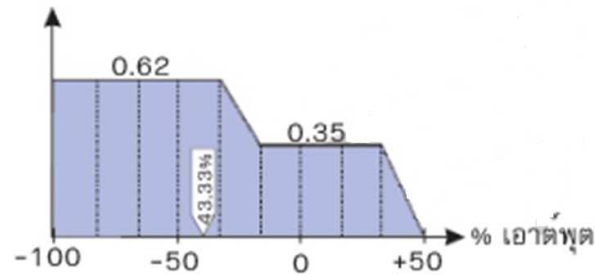
$\mu_B(x)$ คือ ฟังก์ชันสมาชิกของเซต B

ในทางปฏิบัติการคำนวณ COG สามารถหาได้จากข้อมูลการชักตัวอย่างดังนี้

$$COG = \frac{\sum_{x=a}^b \mu_A(x) x}{\sum_{x=a}^b \mu_A(x)} \quad (3.42)$$

พิจารณาเอาต์พุตของระบบควบคุมอุณหภูมิในรูปที่ 3.25 ค่า COG สามารถคำนวณได้ดังนี้ ค่าเอาต์พุตที่ได้จากการทำดีฟัซซีเท่ากับ -43.33% ให้ความหมายว่าระบบต้องเปิดเครื่องทำความเย็นที่ระดับ 43.33%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.25 การทำดีทีซซีของระบบควบคุมอุณหภูมิ

3.7 การวัดประสิทธิภาพในการบีบอัดภาพ

การวัดประสิทธิภาพของอัลกอริธึมการบีบอัดข้อมูลเป็นเกณฑ์สำคัญสำหรับการเลือกอัลกอริธึมการบีบอัดข้อมูล การวัดประสิทธิภาพของการบีบอัดสามารถพิจารณาจากหลายมุมมองขึ้นอยู่กับนำไปประยุกต์ใช้งานที่ต้องการคือ จำนวนการบีบอัดที่ได้ คุณภาพทาง Objective และ Subjective ของข้อมูลที่สร้างกลับคืน ความซับซ้อนของอัลกอริธึม ความเร็วในการคำนวณ เป็นต้น [1] ในวิทยานิพนธ์นี้พิจารณาการวัดประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลภาพแบ่งเป็น 2 ส่วนย่อยดังนี้

3.7.1 อัตราการบีบอัดและจำนวนบิตต่อตัวอย่าง

อัตราการบีบอัดและจำนวนบิตต่อตัวอย่าง (Compression Ratio and Bits per Sample) เป็นการวัดที่ได้รับความนิยมสำหรับใช้วัดประสิทธิภาพของอัลกอริธึมการบีบอัดข้อมูล ด้วยการหาอัตราส่วนเพื่อวัดความสามารถในการลดขนาดของภาพที่ถูกบีบอัดจากขนาดของภาพต้นฉบับซึ่งเรียกว่า อัตราการบีบอัด (Compression ratio: C_r) โดยกำหนดเป็นอัตราส่วนของจำนวนบิตที่แทนในภาพต้นฉบับกับจำนวนบิตของการแทนข้อมูลที่บีบอัด เช่น พิจารณาภาพขนาด 256×256 ต้องการ 65536 ไบต์ในการเก็บถ้าแต่ละพิกเซลแทนด้วยไบต์เดียว หากเป็นการบีบอัดภาพที่สามารถเก็บได้ 4096 ไบต์ อัตราการบีบอัดที่ได้จากอัลกอริธึมจะเป็น 16:1 ถ้าตัวเลขอัตราการบีบอัดมีค่าสูงหมายถึงสามารถบีบอัดข้อมูลได้มาก ซึ่งความเปลี่ยนแปลงของอัตราการบีบอัดคือ จำนวนบิตต่อตัวอย่าง การวัดนี้เป็นการแสดงจำนวนเฉลี่ยของบิตที่แทนตัวอย่างเดียวของข้อมูล (ในการเข้ารหัสภาพเป็น บิตต่อพิกเซล) ถ้า 65536 พิกเซลของภาพถูกบีบอัดเป็น 4096 ไบต์ สามารถประมาณได้ว่าอัลกอริธึมบีบอัดได้เฉลี่ย 0.5 บิตต่อพิกเซล ถ้าตัวเลขจำนวนบิตต่อตัวอย่างมีค่าสูงหมายถึงสามารถบีบอัดข้อมูลได้น้อย ซึ่งสามารถคำนวณได้ตามสมการ (3.43)

$$C_r = \frac{\text{จำนวนบิตที่ใช้เข้ารหัสภาพต้นฉบับ}}{\text{จำนวนบิตที่เข้ารหัสข้อมูลภาพที่ถูกบีบอัด}} \quad (3.43)$$

โดยทั่วไปจะมีการชดเชยข้อดีข้อเสียระหว่างอัตราการบีบอัดกับคุณภาพของภาพ (Picture quality) ในกรณีที่อัตราการบีบอัดสูงจะให้ภาพผลลัพธ์หลังการบีบอัดมีคุณภาพต่ำอย่างไรก็ตามพบว่าคุณภาพและอัตราการบีบอัดอาจเปลี่ยนแปลงไปตามคุณลักษณะหรือรายละเอียดของภาพ

3.7.2 การวัดคุณภาพ

การวัดคุณภาพ (Quality Metrics) หรือความถูกต้อง (Fidelity) มีความสำคัญมากสำหรับอัลกอริธึมการบีบอัดแบบสูญเสียบางส่วนในวิดีโอ ภาพ เสียง เป็นต้น เนื่องจากข้อมูลที่สร้างกลับคืนเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ต่างไปจากต้นฉบับและคุณภาพของการสร้างข้อมูลกลับคืนจะพิจารณาโดยอาศัยระบบการรับรู้ของมนุษย์ ตัวอย่างเช่น ถ้าไม่มีความแตกต่างระหว่างข้อมูลที่สร้างกลับคืนกับข้อมูลต้นฉบับ สามารถยืนยันได้ว่าอัลกอริทึมการบีบอัดมีคุณภาพสูงหรือความถูกต้องสูง ความแตกต่างของข้อมูลที่สร้างกลับคืนกับข้อมูลต้นฉบับจะเรียกว่า Distortion รูปแบบในการวัดคุณภาพสามารถแบ่งได้ 2 รูปแบบ คือ การวัดคุณภาพแบบอิงการรับรู้ (Subjective Measurement) และการวัดคุณภาพแบบอิงปริมาณ (Objective Measurement) โดยการวัดคุณภาพแบบอิงการรับรู้ จะขึ้นอยู่กับผู้ดูโดยอยู่บนพื้นฐานของการรับรู้ของมนุษย์ ในขณะที่การวัดคุณภาพแบบอิงปริมาณ จะใช้การคำนวณทางคณิตศาสตร์หรือการประมาณค่าทางสถิติ ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

3.7.2.1 การวัดคุณภาพแบบอิงการรับรู้

การวัดคุณภาพแบบอิงการรับรู้เป็นการประมาณค่าของผู้สังเกตบางคน ซึ่งนิยามให้เป็นคะแนนค่ากลางของการสังเกต Mean Observers Score (MOS) บางครั้งอาจเรียกว่า Mean Opinion Score ซึ่งมีหลากหลายวิธีที่ใช้ในการคำนวณ วิธีง่ายๆ คือสถิติที่ได้จากจำนวนผู้สังเกตจะถูกสุ่มเลือกเพื่อประมาณคุณภาพการมองเห็นของภาพที่สร้างกลับคืน โดยภาพทั้งหมดคือภาพที่ถูกบีบอัดและภาพที่สร้างกลับคืนมาจะใช้อัลกอริทึมเดียวกัน ซึ่งผู้สังเกตแต่ละคนจะกำหนดตัวเลขคะแนนสำหรับภาพที่สร้างกลับคืนมาโดยขึ้นอยู่กับมุมมองเห็นของเขาหรือเธอ ตัวเลขคะแนนมีค่าระหว่าง 1-5 จะเป็นการอธิบายถึงคุณภาพของภาพ คะแนน 5 หมายถึงคุณภาพสูงสุด และคะแนน 1 เป็นคุณภาพที่แย่ที่สุด ค่าเฉลี่ยของคะแนนที่ได้จากผู้สังเกตทั้งหมดจะเรียกว่า mean observer score (MOS) และสามารถพิจารณาเป็นการวัดที่สามารถนำไปใช้งานได้ถ้าผู้สังเกตทั้งหมดประเมินภาพภายใต้เงื่อนไขการมองเห็นที่เหมือนกัน นอกจากนี้ยังมีความแตกต่างในการคำนวณอื่นๆ ได้แก่ การเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์ (absolute comparison) การเปรียบเทียบคู่ (paired comparison) การคำนวณจุดบอด (blind evaluation) เป็นต้น

ตารางที่ 3.4 ITU- quality and impairment scales

Quality		Impairment	
5	Excellent	5	Imperceptible
4	Good	4	Perceptible, but not annoying
3	Fair	3	Slightly annoying
2	Bad	2	Annoying
1	Very Bad	1	Very annoying

ในงานวิจัย [57] ได้มีการนำ mean opinion score (MOS) มาใช้ในการหาคุณภาพของภาพด้วยวิธีการทดสอบ double-stimulus impairment scale กับ five-grade impairment scale ตามที่ได้มีการอธิบายไว้ใน ITU-R BT.500 [58] ดังตารางที่ 3.4 โดยทำการทดสอบกับผู้สังเกต 20 คนที่ไม่มีประสบการณ์ แล้วนำค่าที่ได้มาคำนวณตามสมการ 3.44 แล้วทำการเปรียบเทียบกับวิธีการวัดคุณภาพด้วย Objective (Picture Quality Scale: PQS) ซึ่งได้ค่าที่ใกล้เคียงกัน

$$MOS = \sum_{i=1}^5 ip(i) \quad (3.44)$$

โดยที่ i คือ คะแนน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$p(i)$ คือ ความน่าจะเป็นของคะแนน i

3.7.2.2 การวัดคุณภาพแบบอิงปริมาณ

การวัดคุณภาพแบบอิงปริมาณเป็นการประหยัดเวลามากกว่าการวัดแบบอิงการรับรู้ ตัวอย่างของการวัดแบบอิงปริมาณอย่างง่าย ๆ หลายแบบที่นิยมใช้ในงานวิจัย [39] [59] [60] ดังนี้ โดยแบ่งเป็น 2 ส่วนคือ ส่วนแรกเป็นการการคำนวณทางด้านสถิติที่ได้จากภาพ และส่วนที่สองเป็นการนำเอาการรับรู้การมองเห็นของมนุษย์มาประยุกต์ใช้

1) **Statistical Measurement** เป็นการวัดคุณภาพของภาพด้วยการหาค่าทางคณิตศาสตร์ และการประมาณค่าในเชิงสถิติต่างๆ ดังนี้

Mean Square Error (MSE): เป็นการวัดคุณภาพอย่างง่ายด้วยกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error) ของค่าผิดพลาดหรือบางครั้งเรียกว่าค่าความผิดพลาดของความเหมือน (Fidelity error) ถ้าค่า MSE นี้เป็นการวัดความแตกต่างของภาพต้นฉบับกับภาพหลังการกู้ (Recovery) ภาพคืนจากการบีบอัดข้อมูล โดยปกติจะพบว่าภาพหลังการกู้ภาพคืนจากการบีบอัดที่ให้ค่า MSE ต่ำๆ จะมีคุณภาพที่ดีกว่าภาพหลังการแก้การบีบอัดที่ให้ค่า MSE สูงๆ ดังสมการ (3.45)

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (x(m,n) - \hat{x}(m,n))^2 \quad (3.45)$$

โดยที่ $x(m,n)$ คือ ภาพต้นฉบับ

$\hat{x}(m,n)$ คือ ภาพที่สร้างกลับคืน

M คือ จำนวนพิกเซลในแถว

N คือ จำนวนพิกเซลในคอลัมน์

Peak Signal to Noise Ratio (PSNR): เป็นพารามิเตอร์ที่รู้จักกันดีในการวัดคุณภาพของภาพซึ่งวัดระดับความคล้ายคลึงหรือความเหมือนระหว่างภาพต้นฉบับและภาพที่เรียกกลับคืนหาได้จากสมการ (3.46)

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{A}{RMSE} \right) \quad (3.46)$$

โดยที่ ค่า $RMSE$ หาได้จากสมการ

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (p(i) - p'(i))^2} \quad (3.47)$$

เมื่อ A คือ จำนวน Gray level

N คือ จำนวนพิกเซลในภาพ

$p(i)$ คือ ค่าจุดในภาพต้นฉบับ

$p'(i)$ คือ ค่าจุดในภาพเรียกกลับคืน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2) Human Visual based measurement เป็นการคำนวณโดยมีการนำเอาการรับรู้การมองเห็นของมนุษย์มาประยุกต์ใช้ในการเปรียบเทียบความแตกต่างของภาพมนุษย์จะอาศัย ในสมการคำนวณดังนี้

Weight Peak Signal to Noise Ratio (WPSNR) เป็นการหาค่าโดยใช้การรับรู้ของมนุษย์มาพิจารณาการทำลายน้ำภายในภาพ [61] ซึ่งค่า **WPSNR** คำนวณจากรูปแบบ Gaussian ที่ให้การตอบสนองต่อการรับรู้ของมนุษย์ต่อพื้นผิวที่มีอยู่ภายในภาพดีกว่า **PSNR** โดยการเพิ่มฟังก์ชัน **NVF** เข้ามาซึ่งเกาส์เซียนโมเดลถูกนำมาใช้เพื่อประเมินจำนวนของพื้นผิวภายในภาพ ในกรณีการวัดความถูกต้องของภาพที่เสื่อมลง (Image Degradation) **WPSNR** มีความเหมาะสมในการนำมาใช้ดังสมการ (3.48)

$$WPSNR = 10 \log_{10} \frac{MAX_I^2}{MSE \times NVF^2} \quad (3.48)$$

โดยที่

$$NVF(i, j) = \frac{1}{1 + Q_x^2(i, j)} \quad (3.49)$$

$$Q_x^2(i, j) = \frac{1}{(2K+1)^2} \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-K}^K (x(i+k, j+l) - \hat{x}(i, j))^2 \quad (3.50)$$

$$\hat{x}(i, j) = \frac{1}{(2K+1)^2} \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-K}^K (x(i+k, j+l)) \quad (3.51)$$

$Q_{i,j}^2$ คือ Local variance ของภาพตรงกลางหน้าต่างของพิกเซลที่ตำแหน่ง $(i, j) | i, j \in [M, N]$ ขนาดของหน้าต่างมีค่าเป็น $(2K+1)^2$

Structural Similarity Index (SSIM) [62] เป็นการวัดคุณภาพของภาพที่ใช้แนวคิดในการพิจารณาว่าโครงสร้างข้อมูลพิกเซลที่มีตำแหน่งใกล้เคียงกันจะมีความสัมพันธ์แบบพึ่งพากัน (dependency) และมีการบรรจุข้อมูลสำคัญเกี่ยวกับโครงสร้างของวัตถุในภาพไว้ โดยกำหนดเทอมการรับรู้ด้วยประสาทสัมผัสเกี่ยวกับความสว่าง (luminance masking) คือ ความผิดเพี้ยนภายในภาพจะมองเห็นได้น้อยลงในบริเวณพื้นที่ที่สว่าง และคอนทราสต์ (contrast masking) คือ ความผิดเพี้ยนจะมองเห็นได้น้อยลงเมื่อมีลักษณะพื้นผิว (texture) ปรากฏภายในภาพ โดยการพิจารณาภาพบริเวณพื้นที่ x และ y ที่มีขนาด $N \times N$ สามารถคำนวณค่า **SSIM** ได้จากสมการ (3.52) ซึ่งมีอยู่ในช่วง 1 ถึง -1 ในกรณีที่ภาพทั้งสองมีความเหมือนกัน **SSIM** จะมีค่าเป็น 1 โดยปกติจะใช้พื้นที่ที่พิจารณาขนาด 8×8 พิกเซล หากพื้นที่มีขนาดเล็กจะสามารถลดความซับซ้อนในการคำนวณได้

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (3.52)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่ μ_x คือ ค่าเฉลี่ยของ x

μ_y คือ ค่าเฉลี่ยของ y

σ_x คือ ค่า Standard deviations ของ x

σ_y คือ ค่า Standard deviations ของ y

σ_{xy} คือ ค่า Cross-covariance ของ x และ y

$C_1 = (k_1 L)^2$ คือ ตัวแปรที่ใส่ไว้เพื่อให้สามารถดำเนินการหารได้

$C_2 = (k_2 L)^2$ คือ ตัวแปรที่ใส่ไว้เพื่อให้สามารถดำเนินการหารได้

$k_1 = 0.01$ $k_2 = 0.03$



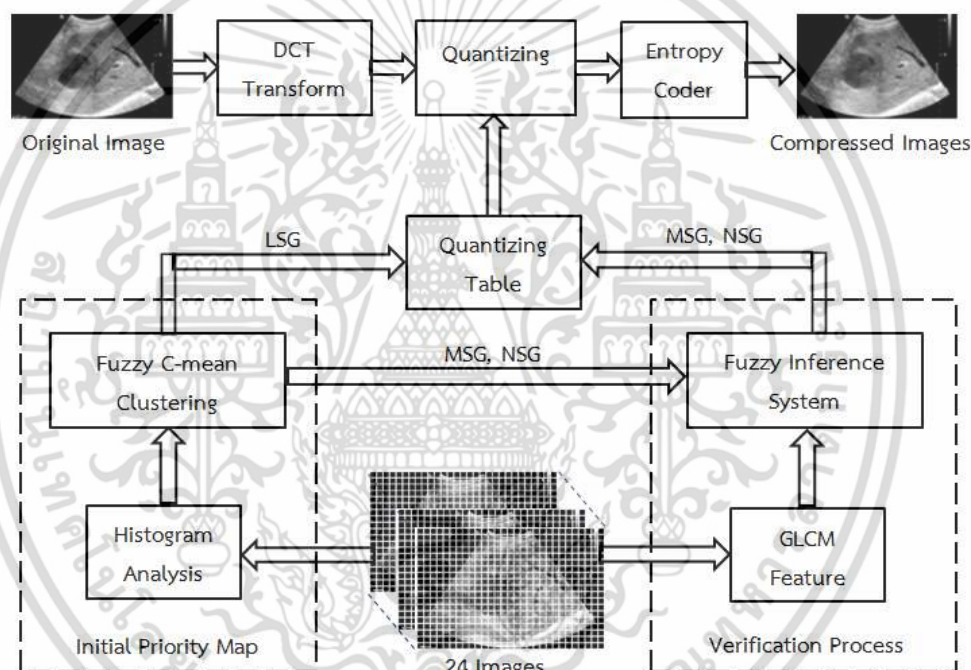
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4

การบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ต้นบนพื้นฐานการเลือกค่าควอนไทเซชันของค่าทางสถิติของคุณลักษณะพื้นผิว

4.1 บทนำ

ภาพรวมของระบบที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ประกอบด้วย 5 ขั้นตอนหลักคือ การเตรียมภาพ และกำหนดพื้นที่ย่อย การกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อเบื้องต้น (Initial Priority Map) การยืนยันความถูกต้องของกลุ่มเนื้อเยื่อ (Verification Process) การกำหนดค่าควอนไทเซชันแบบปรับเปลี่ยนได้ และการบีบอัดภาพด้วยค่าควอนไทเซชันแบบปรับเปลี่ยนได้ในอัลกอริธึม JPEG ดังรูปที่ 4.1



รูปที่ 4.1 ภาพรวมของระบบการบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ต้นบนพื้นฐานการเลือกค่าควอนไทเซชันของค่าทางสถิติของคุณลักษณะพื้นผิว

ขั้นตอนการเตรียมภาพและกำหนดพื้นที่ที่สนใจ (Region of Interest) เป็นส่วนของการเตรียมภาพที่จะนำมาใช้เป็นฐานข้อมูลให้มีขนาดเท่ากันทั้งหมดและกำหนดพื้นที่ที่สนใจหรือพื้นที่ย่อยที่จะทำการแบ่งพื้นที่ภายในภาพเพื่อนำมาทดลองวิเคราะห์ค่าทางสถิติแล้วเลือกขนาดพื้นที่ที่สนใจที่เหมาะสมมากที่สุดเพื่อนำไปใช้ในการกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อเบื้องต้น

ขั้นตอนการกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อเบื้องต้นเป็นการนำค่าฮิสโตแกรมที่ได้ในแต่ละพื้นที่ย่อยทั้งหมดมาจำแนกข้อมูลด้วยอัลกอริธึมเค-มีน (K-mean Clustering) และฟัซซีซีมีน (Fuzzy C-mean Clustering) จากนั้นนำผลการจัดกลุ่มที่ได้มาวิเคราะห์เนื้อเยื่อปกติและผิดปกติเพื่อจำแนกและกำหนดความสำคัญของพื้นที่ย่อยออกเป็นพื้นที่สำคัญมากที่สุด ปานกลาง และน้อย ตามลักษณะ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ของเนื้อเยื่อที่ได้ข้อมูลจากผู้เชี่ยวชาญ พื้นที่สำคัญมากที่สุดและปานกลางจะมีการจำแนกที่ไม่ตรงกับผู้เชี่ยวชาญจะถูกนำมายืนยันความถูกต้องในขั้นถัดไป

ขั้นตอนการยืนยันความถูกต้องของกลุ่มเนื้อเยื่อเป็นการนำข้อมูลที่เป็นพื้นที่สำคัญมากที่สุดและปานกลางมาคำนวณค่าคุณลักษณะพื้นผิวในพื้นที่นั้น แล้วทำการวิเคราะห์เพื่อเลือกค่าคุณลักษณะที่เหมาะสมสำหรับนำไปใช้กับระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์เพื่อทำการยืนยันความถูกต้องของเนื้อเยื่อโดยเทียบข้อมูลกับผู้เชี่ยวชาญ

ขั้นตอนการกำหนดค่าควอนไทเซชันแบบปรับเปลี่ยนได้เป็นการนำผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกพื้นที่ที่สนใจตามความสำคัญที่ได้จากขั้นตอนการยืนยันความถูกต้องของกลุ่มเนื้อเยื่อมากำหนดเป็นค่าควอนไทเซชันเพื่อนำไปใช้สำหรับการบีบอัดด้วยอัลกอริธึม JPEG ซึ่งรายละเอียดของแต่ละขั้นตอนแสดงไว้ในหัวข้อถัดไป

4.2 การเตรียมภาพและกำหนดพื้นที่ที่สนใจ

ในส่วนนี้เป็นการเตรียมภาพอัลตราซาวด์ที่จะนำมาใช้เป็นฐานข้อมูลให้มีขนาดเท่ากันทั้งหมดและกำหนดพื้นที่ที่สนใจหรือพื้นที่ย่อยที่จะทำการแบ่งพื้นที่ภายในภาพเพื่อนำมาทดลองวิเคราะห์ค่าทางสถิติแล้วเลือกขนาดพื้นที่ที่สนใจที่เหมาะสมมากที่สุดเพื่อนำไปใช้ในการกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อเบื้องต้นในขั้นตอนถัดไป โดยมีรายละเอียดดังนี้

4.2.1 การเตรียมภาพอัลตราซาวด์ดิบ

ภาพอัลตราซาวด์ดิบที่นำมาใช้ในการทดลองสำหรับวิทยานิพนธ์นี้จะถูกกำหนดให้เป็นขนาดเดียวกัน จากนั้นจะทำการกำหนดพื้นที่ย่อยเป็นขนาดต่างๆ เพื่อคำนวณค่าทางสถิติภายในพื้นที่ที่สนใจแต่ละพื้นที่ เพื่อทำการวิเคราะห์ลักษณะการกระจายตัวของค่าฮิสโตแกรมและเลือกขนาดพื้นที่ที่สนใจที่เหมาะสมสำหรับนำไปใช้ในการจำแนกข้อมูลด้วยอัลกอริธึมเค-มีน และอัลกอริธึมฟัซซีซีมีนเพื่อวิเคราะห์ผลการจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อในส่วนถัดไป



รูปที่ 4.2 ตัวอย่างภาพที่ได้จากเครื่องอัลตราซาวด์ขนาด 1024X768 พิกเซล

ภาพอัลตราซาวด์ที่ได้รับความอนุเคราะห์จากภาควิชารังสีวิทยา คณะแพทยศาสตร์โรงพยาบาลรามาริบัติ มหาวิทยาลัยมหิดลดังแสดงตัวอย่างในรูปที่ 4.2 เป็นภาพ Grayscale ที่ได้จากเครื่องอัลตราซาวด์ยี่ห้อ Philips มีขนาด 1024X768 พิกเซล ภาพอัลตราซาวด์ดิบจำนวน 24 ภาพจะถูกเลือกเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ในการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ใดเห็นประโยชน์ในการนำเอกสารนี้ไปใช้โดยไม่ได้รับอนุญาตจากเจ้าของเอกสาร กรุณาแจ้งเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บริเวณที่เป็นพื้นที่รูปไบพัตมาเป็นภาพต้นฉบับสำหรับใช้ในการทดลองเกี่ยวกับสมมติฐานที่ตั้งไว้ในวิทยานิพนธ์นี้ ซึ่งภาพต้นฉบับที่ถูกเลือกมีขนาด 908X606 พิกเซลดังตัวอย่างในรูปที่ 4.3



รูปที่ 4.3 ตัวอย่างภาพต้นฉบับบริเวณไบพัตขนาด 908X606 พิกเซล

4.2.2 การแบ่งพื้นที่ย่อยภายในภาพ

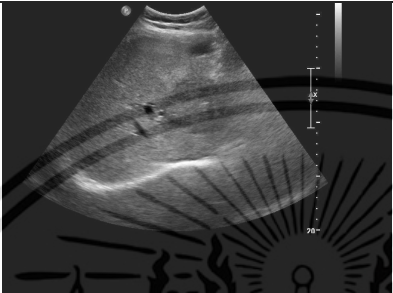
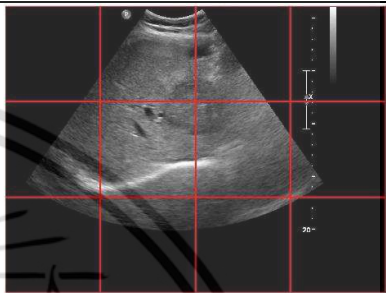
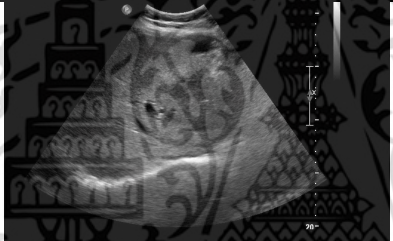
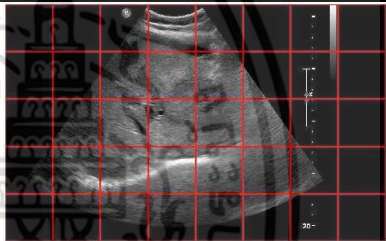
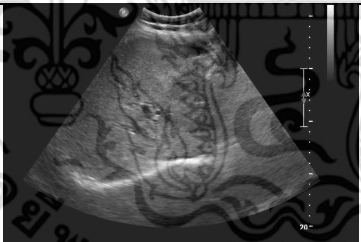
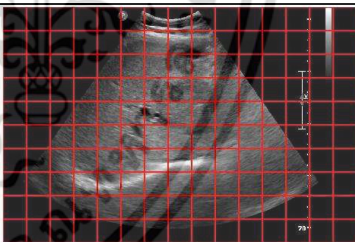

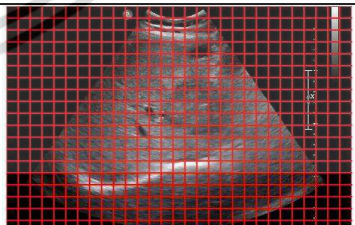
จากที่ได้กล่าวไว้ในหัวข้อ 2.1 ว่าการเลือกพื้นที่ย่อยเป็นสิ่งที่ทำลายซึ่งจะส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพการบีบอัดโดยรวมทั้งในเชิงคุณภาพและเชิงปริมาณ ดังนั้นในวิทยานิพนธ์นี้จึงกำหนดพื้นที่ย่อยเป็นขนาดต่างๆ เพื่อทำการวิเคราะห์ข้อมูลทางด้านสถิติภายในพื้นที่ย่อยโดยการคำนวณค่าฮิสโตแกรมและคุณลักษณะพื้นผิวว่าพื้นที่ย่อยขนาดใดเหมาะสมสำหรับนำไปประยุกต์ใช้จำแนกกลุ่มข้อมูลในส่วนถัดไป โดยกำหนดพื้นที่ที่สนใจเป็นพื้นที่ย่อย 4 ขนาดคือ 256X256 พิกเซล 128X128 พิกเซล 64X64 พิกเซล และ 32X32 พิกเซล จากนั้นจะแบ่งภาพต้นฉบับเป็นพื้นที่ย่อยขนาดเดียวกันทั้งภาพซึ่งจะมีส่วนขอบภาพด้านขวามือและขอบภาพด้านล่างที่มีข้อมูลไม่เต็มพื้นที่ย่อยที่กำหนดไว้ ดังนั้นจึงใช้วิธีการเพิ่มพิกเซล “0” ลงไปในขอบทั้งสองด้านของภาพต้นฉบับ จากตัวอย่างภาพต้นฉบับในรูปที่ 4.3 เป็นภาพขนาด 908X606 พิกเซล เมื่อทำการเพิ่มขอบภาพให้เต็มสำหรับพื้นที่ย่อยขนาดต่างๆ จะได้ภาพหลังจากการเพิ่มขอบดังแสดงตัวอย่างในตารางที่ 4.1 (คอลัมน์ 2) และสามารถแบ่งขอบเขตของพื้นที่ย่อยเป็นส่วน ๆ ดังตัวอย่างตารางที่ 4.1 (คอลัมน์ 3) ยกตัวอย่างเช่น ถ้าแบ่งภาพต้นฉบับขนาด 908X606 พิกเซลด้วยพื้นที่ย่อยขนาด 256X256 พิกเซล จะต้องเพิ่มขอบภาพได้เป็นภาพขนาด 1024 X 768 พิกเซล และเมื่อแบ่งภาพแล้วจะได้ 4 คอลัมน์และ 3 แถว ทำให้ได้พื้นที่ย่อยจำนวน $4 \times 3 = 12$ บล็อก เป็นต้น ดังแสดงขอบเขตบล็อกด้วยเส้นสีแดง ภาพต้นฉบับที่ถูกแบ่งพื้นที่ย่อยแต่ละขนาดจะถูกนำมาคำนวณค่าฮิสโตแกรมในขั้นตอนถัดไป

4.3 การกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อเบื้องต้น

ขั้นตอนนี้นำเสนอวิธีการกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อเบื้องต้น (Initial Priority Map) ซึ่งเป็นการวิเคราะห์ลักษณะเนื้อเยื่อที่มีสีและพื้นผิวที่แตกต่าง การเกาะกลุ่มกันและขนาดของการเกาะกลุ่มเป็นก้อนเนื้อด้วยการประยุกต์ใช้คุณลักษณะของฮิสโตแกรมและค่าความสัมพันธ์ของการเกิดร่วมของความเข้มแสงระดับเทา (GLCM) เพื่อนำมาเป็นตัวแทนของคุณลักษณะสีและพื้นผิวของเนื้อเยื่อตับในแต่ละพื้นที่ย่อยให้สามารถแบ่งแยกเนื้อเยื่อตับผิดปกติได้ใกล้เคียงกับลักษณะทางกายภาพที่แพทย์ผู้เชี่ยวชาญพิจารณาให้มากที่สุด เริ่มต้นจากการคำนวณค่าทางสถิติด้วยฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยตามขนาดที่ได้แบ่งไว้ โดยจะทำการวิเคราะห์ลักษณะการเกาะกลุ่มของข้อมูลความเข้มแสงที่ได้จากเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กราฟฮีสโตแกรมสำหรับนำไปใช้ในการจำแนกข้อมูลเพื่อกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อเบื้องต้นมี 3 ขั้นตอนคือ การคำนวณฮีสโตแกรม การจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อ และการกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อ ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

ตารางที่ 4.1 ตัวอย่างภาพหลังจากการเพิ่มพิกเซลบริเวณขอบและภาพขอบเขตการแบ่งพื้นที่ย่อยขนาดต่างๆ

พื้นที่ย่อย ขนาด	ภาพจากการเพิ่มพิกเซลบริเวณขอบ ด้านขวาและขอบด้านล่าง	ภาพขอบเขตการแบ่งพื้นที่ย่อยที่ได้
256X256 พิกเซล	 1024 X 768 พิกเซล	 (4X3)=12 บล็อก
128X128 พิกเซล	 1024 X 640 พิกเซล	 (8X5)=40 บล็อก
64X64 พิกเซล	 960 X 640 พิกเซล	 (15X10)=150 บล็อก
32X32 พิกเซล	 928 X 608 พิกเซล	 (29x19)=551 บล็อก

4.3.1 การคำนวณฮีสโตแกรม

ภาพต้นฉบับที่แบ่งพื้นที่ย่อยไว้ทั้ง 4 ขนาดจะถูกนำมาคำนวณค่าฮีสโตแกรมในแต่ละพื้นที่ย่อยนั้นเพื่อนำไปใช้ในการวิเคราะห์ลักษณะการเกาะกลุ่มของข้อมูลความเข้มแสงบริเวณเนื้อเยื่อตับ โดยจะพิจารณาว่าพื้นที่ที่สนใจขนาดใดเหมาะสมสำหรับการนำไปใช้ในการจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อ ตัวอย่างเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยมนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ค่าสีสโตแกรมที่ได้ในพื้นที่ย่อยขนาด 256X256 พิกเซล 128X128 พิกเซล 64X64 พิกเซล และ 32X32 พิกเซลแสดงในตารางที่ 4.2 - 4.5 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.2 แสดงตัวอย่างข้อมูลสีสโตแกรมของภาพต้นฉบับบริเวณพื้นที่ย่อยขนาด 256X256 พิกเซลในกรอบสี่เหลี่ยมสีชมพูที่นำมาคำนวณสีสโตแกรม และคอลัมน์ที่สามแสดงกราฟสีสโตแกรมที่ได้ของพื้นที่ย่อยนั้น

พื้นที่ย่อยในแถว 1 เป็นพื้นที่ย่อยซึ่งอยู่มุมบนสุดด้านซ้ายมือของภาพซึ่งมีค่าความเข้มแสง “0” โดนตัดทิ้งและมีข้อมูลภาพที่ได้จากโพรบปริมาณเล็กน้อยซึ่งมีความเข้มแสงเกาะกลุ่มอยู่ในช่วง 1-60

พื้นที่ย่อยในแถว 2 เป็นพื้นที่ย่อยที่มีทั้งข้อมูลความเข้มแสง “0” และข้อมูลจากโพรบในปริมาณที่ใกล้เคียงกันซึ่งความเข้มแสงจากโพรบจะมีปริมาณมากและเกาะกลุ่มอยู่ในช่วงความเข้มแสงประมาณ 1-150

พื้นที่ย่อยในแถว 3 เป็นพื้นที่ย่อยที่มีข้อมูลความเข้มแสงจากสเกลและแถบสเกลสีเทา (Grayscale) ของเครื่องอัลตราซาวด์ซึ่งมีปริมาณเล็กน้อยซึ่งมีความเข้มแสงกระจายตั้งแต่ 1-255

พื้นที่ย่อยในแถว 4 เป็นพื้นที่ย่อยที่มีข้อมูลจากโพรบเพียงอย่างเดียวซึ่งเป็นข้อมูลของเนื้อเยื่อระดับที่มีความเข้มแสงเกาะกลุ่มอยู่ในช่วง 50-150

เมื่อพิจารณาลักษณะการเกาะกลุ่มของสีสโตแกรมของพื้นที่ย่อยขนาด 256X256 พิกเซล จะพบว่าข้อมูลความเข้มแสงที่อยู่ในแต่ละพื้นที่ย่อยมีการปะปนกันของข้อมูลที่เป็นเนื้อเยื่อตับและข้อมูลพื้นหลังจึงสรุปได้ว่าพื้นที่ย่อยขนาด 256X256 พิกเซลมีขนาดใหญ่เกินไปไม่เหมาะสำหรับนำมาใช้ในการจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อตับ

ตารางที่ 4.3 แสดงตัวอย่างข้อมูลสีสโตแกรมของภาพต้นฉบับบริเวณพื้นที่ย่อยขนาด 128X128 พิกเซลในกรอบสี่เหลี่ยมสีชมพูที่นำมาคำนวณสีสโตแกรม โดย

พื้นที่ย่อยในแถว 1 เป็นตัวอย่างของพื้นที่ย่อยที่มุมบนสุดซ้ายมือของภาพซึ่งมีค่าความเข้มแสง “0” ทั้งหมดและที่โดนตัดทิ้ง (ดังที่ได้อธิบายไว้ก่อนหน้า) จึงไม่มีข้อมูลในกราฟสีสโตแกรม

พื้นที่ย่อยในแถว 2 เป็นพื้นที่ย่อยที่มีข้อมูลความเข้มแสง “0” และข้อมูลจากโพรบในปริมาณใกล้เคียงกันซึ่งความเข้มแสงจากโพรบจะลักษณะการกระจายตัวอยู่ในช่วงความเข้มแสงประมาณ 1-140

พื้นที่ย่อยในแถว 3 เป็นพื้นที่ย่อยที่เป็นข้อมูลเนื้อเยื่อตับโดยมีความเข้มแสงกระจายอยู่ในช่วง 1-150

พื้นที่ย่อยในแถว 4 เป็นพื้นที่ย่อยที่เป็นข้อมูลเนื้อเยื่อตับและความเข้มแสง “0” ซึ่งมีการกระจายความเข้มแสงอยู่ในช่วง 1-10 อยู่ปริมาณเล็กน้อยและมีความเข้มแสงเกาะกลุ่มอยู่ในช่วงความเข้มแสง 50-130 ปริมาณมาก

พื้นที่ย่อยในแถว 5 เป็นพื้นที่ย่อยที่เป็นข้อมูลเนื้อเยื่อตับปกติและผิดปกติปนกันอยู่ มีการกระจายความเข้มแสงเกาะกลุ่มอยู่ในช่วงความเข้มแสง 40-160 ปริมาณมาก

เมื่อพิจารณาลักษณะการเกาะกลุ่มของข้อมูลสีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 128X128 พิกเซล จะพบว่าข้อมูลความเข้มแสงที่อยู่ในแต่ละพื้นที่ย่อยจะมีพื้นที่ที่สามารถแยกส่วนของเนื้อเยื่อตับได้อย่างชัดเจนแต่มีบางพื้นที่ย่อยมีการปนกันของข้อมูลที่เป็นเนื้อเยื่อตับปกติและผิดปกติ และข้อมูลเนื้อเยื่อตับปกติปนกับพื้นหลังอยู่จึงสรุปได้ว่าพื้นที่ย่อยขนาด 128X128 พิกเซลมีขนาดใหญ่เกินไปที่จะนำมาใช้ในการจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อตับบริเวณขอบของภาพที่ได้จากโพรบ

ตารางที่ 4.4 แสดงตัวอย่างข้อมูลฮีสโตแกรมของภาพต้นฉบับบริเวณพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลในกรอบสี่เหลี่ยมสีชมพูที่นำมาพล็อตฮีสโตแกรม โดย

พื้นที่ย่อยในแถว 1 เป็นพื้นที่ย่อยที่อยู่ด้านบนซึ่งเป็นบริเวณเนื้อเยื่อตรงผิวหนังของช่องท้อง และค่าความเข้มแสง “0” ซึ่งมีการกระจายตัวของฮีสโตแกรมอยู่ในค่าความเข้มแสงช่วง 1-100

พื้นที่ย่อยในแถว 2 เป็นพื้นที่ย่อยของเนื้อเยื่อตับบริเวณขอบของสิ่งผิดปกติที่มีข้อมูลความเข้มแสงเกาะกลุ่มอยู่ในช่วงประมาณ 40-130

พื้นที่ย่อยในแถว 3 เป็นพื้นที่ย่อยที่เป็นข้อมูลเนื้อเยื่อตับผิดปกติโดยมีความเข้มแสงเกาะกลุ่มอยู่ในช่วง 50-100

พื้นที่ย่อยในแถว 4 เป็นพื้นที่ย่อยที่เป็นข้อมูลเนื้อเยื่อตับและเส้นเลือดที่มีการกระจายความเข้มแสงช่วงประมาณ 20-70 และมีการเกาะกลุ่มของความเข้มแสงอยู่ในช่วงประมาณ 71-140

พื้นที่ย่อยในแถว 5 เป็นส่วนของพังคืดมีการเกาะกลุ่มความเข้มแสงในช่วงประมาณ 50-150 ส่วนช่วง 151-230 มีการกระจายเล็กน้อยและมีการเกาะกลุ่มอยู่ในช่วงความเข้มแสง 240-255

พื้นที่ย่อยในแถว 6 เป็นพื้นที่ย่อยของเนื้อเยื่อตับผิดปกติที่มีการเกาะกลุ่มความเข้มแสงอยู่ในช่วงประมาณ 25-75

เมื่อพิจารณาลักษณะการเกาะกลุ่มของความเข้มแสงในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซล จะพบว่าข้อมูลความเข้มแสงที่อยู่ในแต่ละพื้นที่ย่อยจะมีพื้นที่ที่สามารถแยกส่วนของเนื้อเยื่อตับได้อย่างชัดเจนและเนื้อเยื่อตับแต่ละส่วนมีการเกาะกลุ่มของความเข้มแสงที่เห็นชัดเจน แต่ยังมีบางพื้นที่ย่อย เช่น บริเวณชั้นไขมันของผิวหนังจะมีการกระจายข้อมูลความเข้มแสงอยู่ในช่วงที่กว้าง สรุปได้ว่าการแบ่งพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลสามารถนำมาใช้ในการจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อตับได้

ตารางที่ 4.5 แสดงตัวอย่างข้อมูลฮีสโตแกรมของภาพต้นฉบับบริเวณพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลในกรอบสี่เหลี่ยมสีชมพูที่นำมาพล็อตฮีสโตแกรม โดย

พื้นที่ย่อยในแถว 1 เป็นพื้นที่ย่อยที่อยู่ด้านบนซึ่งเป็นบริเวณเนื้อเยื่อตรงผิวหนังของช่องท้องซึ่งมีการกระจายตัวของค่าความเข้มแสงในช่วง 1-150 ในปริมาณเล็กน้อยไม่ค่อยต่อเนื่อง

พื้นที่ย่อยในแถว 2 เป็นพื้นที่ย่อยของเนื้อเยื่อตับบริเวณขอบสิ่งผิดปกติที่มีข้อมูลความเข้มแสงเกาะกลุ่มอยู่ในช่วงประมาณ 45-110

พื้นที่ย่อยในแถว 3 เป็นพื้นที่ย่อยที่เป็นข้อมูลเนื้อเยื่อตับผิดปกติที่มีความเข้มแสงเกาะกลุ่มอยู่ในช่วง 50-100

พื้นที่ย่อยในแถว 4 เป็นพื้นที่ย่อยที่เป็นข้อมูลเส้นเลือดในตับมีการเกาะกลุ่มของความเข้มแสงกระจายตัวในช่วงประมาณ 10-70


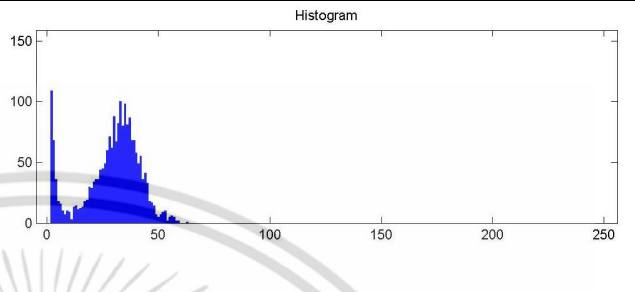

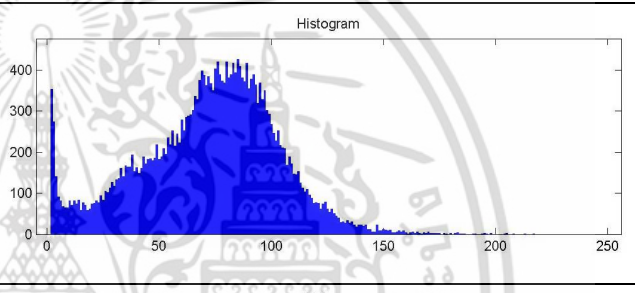
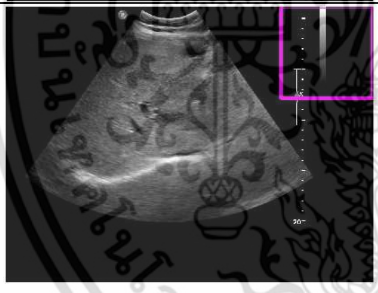
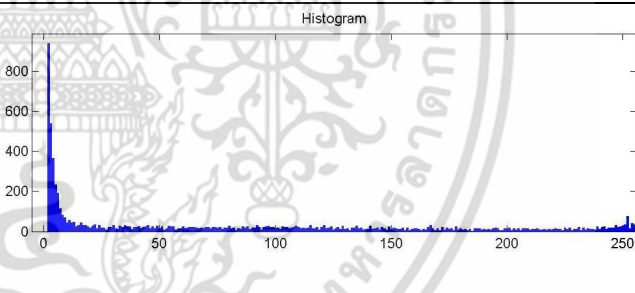
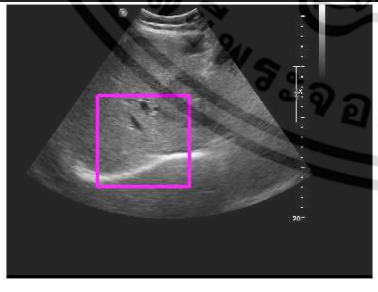
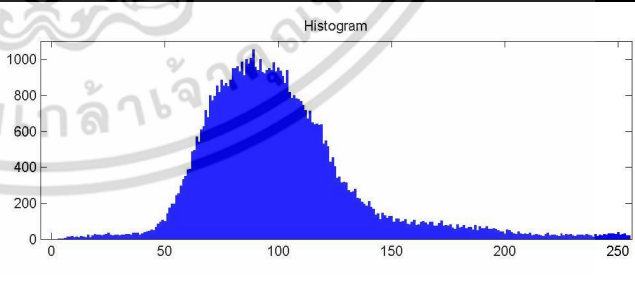
พื้นที่ย่อยในแถว 5 เป็นเนื้อเยื่อตับผิดปกติที่มีความเข้มแสงเกาะกลุ่มอยู่ในช่วง 30-70

เมื่อพิจารณาลักษณะการเกาะกลุ่มของความเข้มแสงในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซล จะพบว่าข้อมูลความเข้มแสงที่อยู่ในแต่ละพื้นที่ย่อยจะมีพื้นที่ที่สามารถแยกส่วนของเนื้อเยื่อตับได้อย่างชัดเจนและเนื้อเยื่อตับแต่ละส่วนมีการเกาะกลุ่มของความเข้มแสงที่เห็นชัดเจน สรุปได้ว่าการแบ่งพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลสามารถนำมาใช้ในการจำแนกเนื้อเยื่อตับได้แต่จะใช้เวลาในการคำนวณนานกว่า

จากการพิจารณาลักษณะการเกาะกลุ่มของข้อมูลฮีสโตแกรมในตารางที่ 4.2 - 4.5 เพื่อเลือกว่าพื้นที่ย่อยขนาดใดเหมาะสมสำหรับการนำไปใช้ในการจำแนกกลุ่มเนื้อเยื่อตับนั้นพบว่าการเกาะกลุ่มของข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลและ 32X32 พิกเซลมีการเกาะกลุ่มที่แสดงถึงเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้


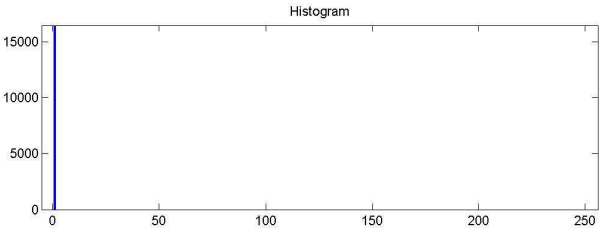
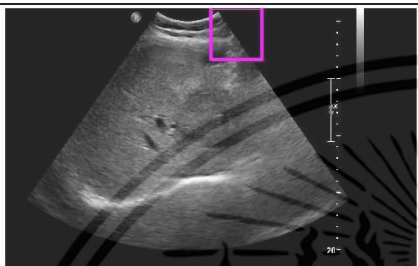
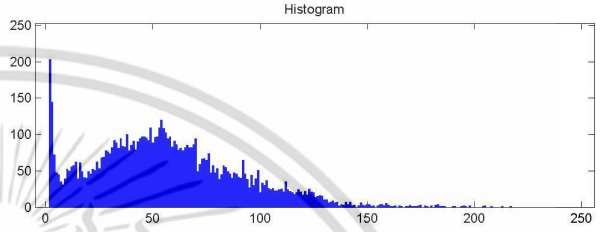
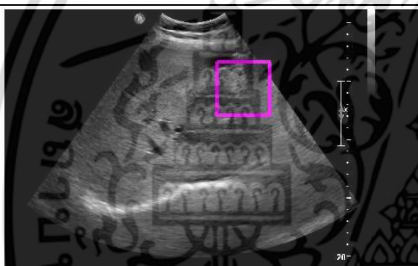
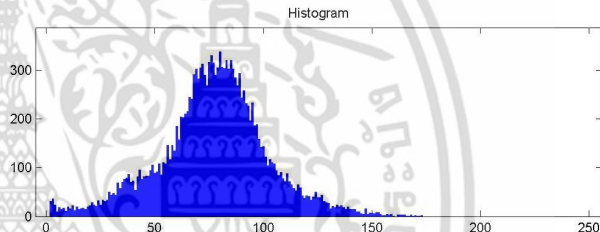
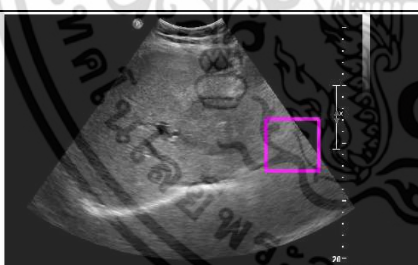
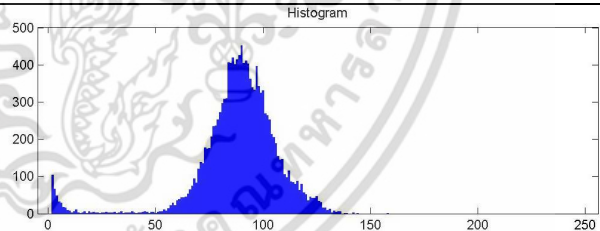
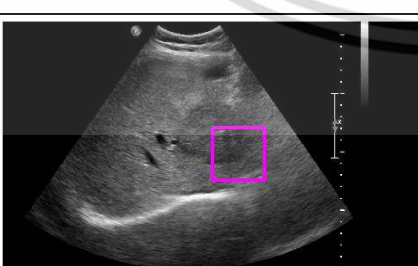
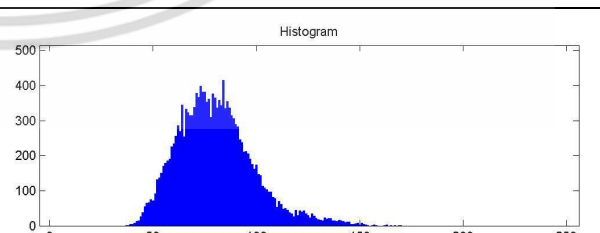
ข้อมูลของเนื้อเยื่อตับได้ดี ดังนั้นเราจึงเลือกข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยทั้งสองขนาดไปใช้สำหรับการจำแนกกลุ่มข้อมูลเนื้อเยื่อตับเบื้องต้นในขั้นตอนถัดไป โดยข้อมูลฮิสโตแกรมที่ถูกเลือกจะนำไปจำแนกข้อมูลด้วยอัลกอริทึมเค-มีนและอัลกอริทึมฟuzzyซิมิน

ตารางที่ 4.2 ตัวอย่างข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 256X256 พิกเซล

	ตำแหน่งพื้นที่ย่อยภายในภาพ	ฮิสโตแกรมของพื้นที่ย่อย
1		
2		
3		
4		

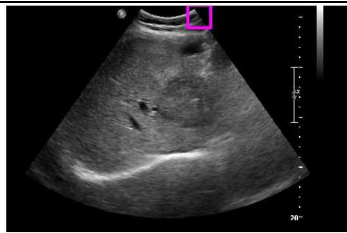
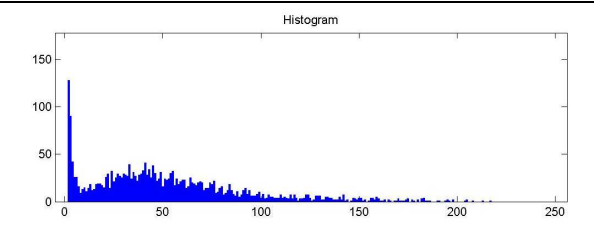
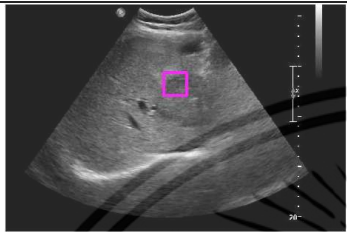
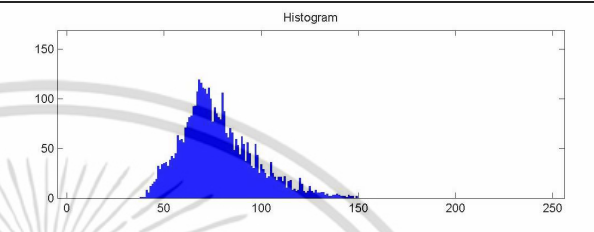
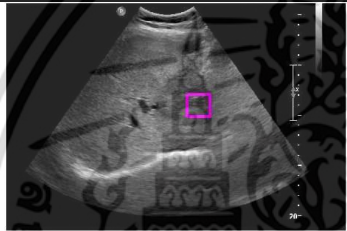
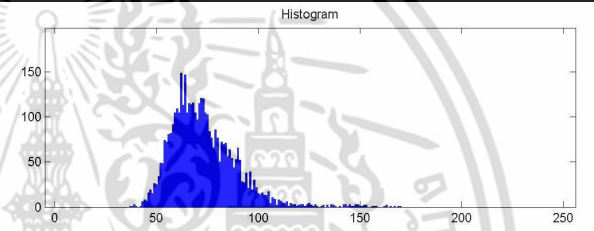
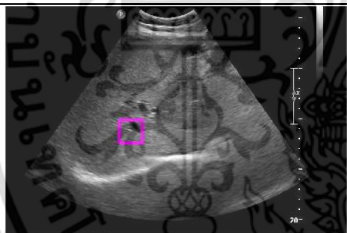
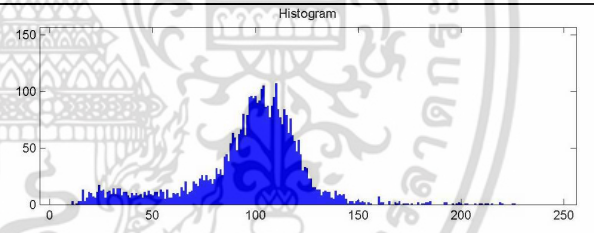
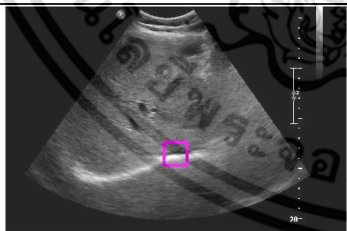
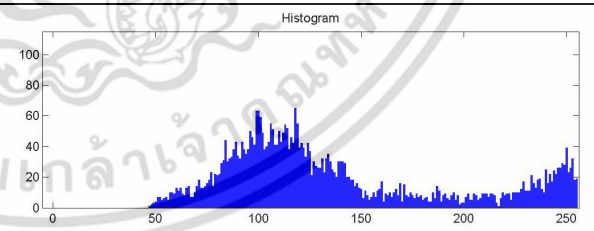
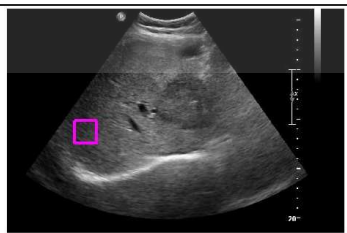
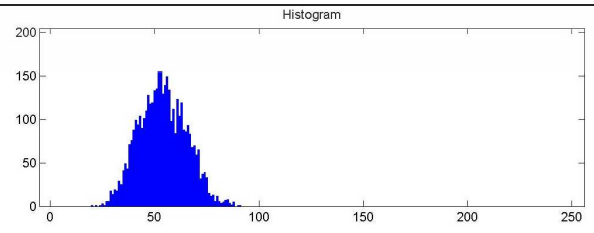
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.3 ตัวอย่างข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 128X128 พิกเซล

	ตำแหน่งพื้นที่ย่อยภายในภาพ	ฮิสโตแกรมของพื้นที่ย่อย
1		
2		
3		
4		
5		

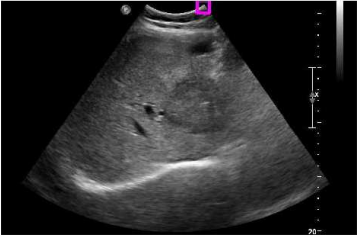
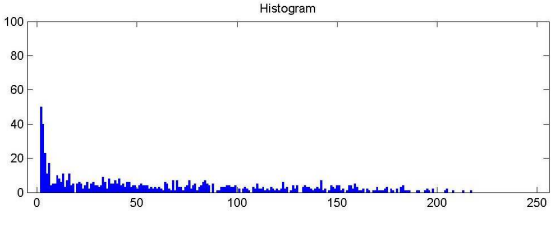
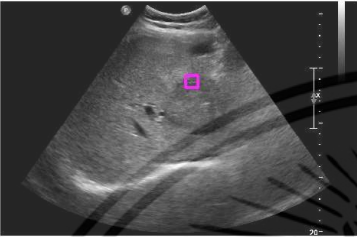
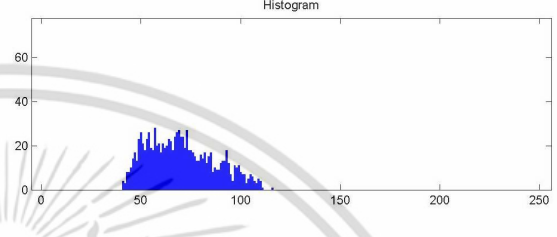
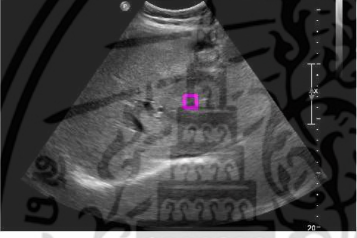
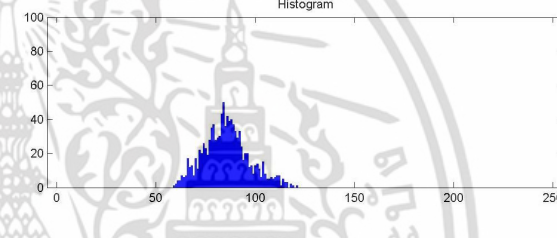
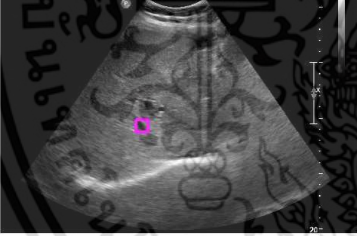
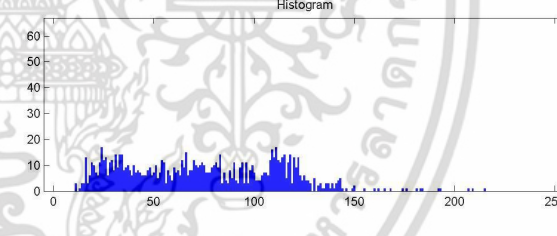
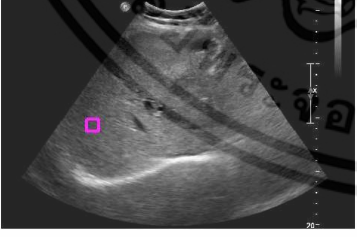
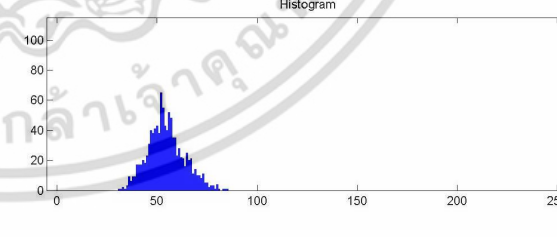
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.4 ตัวอย่างข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซล

	ตำแหน่งพื้นที่ย่อยภายในภาพ	ฮิสโตแกรมของพื้นที่ย่อย
1		
2		
3		
4		
5		
6		

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.5 ตัวอย่างข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซล

	ตำแหน่งพื้นที่ย่อยภายในภาพ	ฮิสโตแกรมของพื้นที่ย่อย
1		
2		
3		
4		
5		

4.3.2 การจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อเบื้องต้น

ขั้นตอนที่สองเป็นการจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อเบื้องต้น โดยการนำข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลและ 32X32 พิกเซลที่ได้จากขั้นตอนแรกมาจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อด้วยอัลกอริธึมเค-มีนและพีซีซีมีน เพื่อวิเคราะห์ว่าข้อมูลฮิสโตแกรมของพื้นที่ย่อยทั้งสองขนาดเมื่อนำมาจำแนกข้อมูลด้วยอัลกอริธึมใดจะให้ผลการจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อที่เหมาะสมและมีความถูกต้องเมื่อเทียบกับข้อมูลจากผู้เชี่ยวชาญ จากนั้นจะนำผลลัพธ์ที่ได้การจำแนกกลุ่มข้อมูลเนื้อเยื่อไปจำแนกประเภทของแต่ละพื้นที่ย่อยนั้นเพื่อกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อเบื้องต้นในขั้นตอนถัดไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารทรัพย์สินทางปัญญาของโรงพยาบาลศิริราชและคณะผู้วิจัย ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.2.1 การประยุกต์ใช้อัลกอริทึมเค-มิน

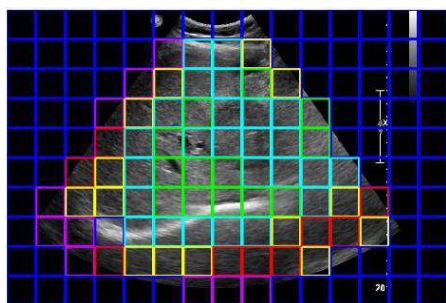
ฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64×64 และ 32×32 พิกเซลที่ถูกเลือกในแต่ละชุดจะนำมาจำแนกกลุ่มข้อมูลด้วยอัลกอริทึมเค-มิน โดยกำหนดค่าของคลัสเตอร์ (Cluster) เป็น $K=6$ 8 10 และ 12 ตามลำดับ และทำการวนซ้ำ (Iteration) จำนวน 5000 รอบ จากนั้นจะนำค่าตัวเลขกลุ่มที่ได้มาแทนด้วยค่าสีสำหรับตีกรอบตามขนาดพื้นที่ย่อยลงในภาพต้นฉบับเพื่อความสะดวกในการวิเคราะห์ผลการทดลอง โดยทดสอบการจำแนกข้อมูล 2 แบบคือ

1) การจำแนกข้อมูลของพื้นที่ย่อยภายในภาพเดียวกัน

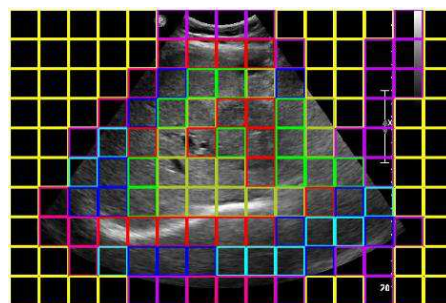
เป็นการทดลองเพื่อวิเคราะห์การจำแนกกลุ่มข้อมูลฮีสโตแกรมของภาพบริเวณเนื้อเยื่อที่ได้จากโพรบออกจากพื้นหลังที่มีความเข้มแสง “0” และการแยกกลุ่มของเนื้อเยื่อตับภายในภาพตัวอย่างภาพเดียวกัน จากรูปที่ 4.4 เป็นตัวอย่างภาพที่ถูกตีกรอบสีตามกลุ่มผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกกลุ่มฮีสโตแกรมของพื้นที่ย่อยขนาด 64×64 พิกเซลซึ่งมีข้อมูลฮีสโตแกรมทั้งหมด 150 ชุดตามจำนวนบล็อกของการแบ่งพื้นที่ย่อย เมื่อพิจารณารูปที่ 4.4 (ก) ค่า $K=6$ จะเห็นว่าสามารถแยกของเนื้อเยื่อตับที่เป็นข้อมูลของโพรบได้ รูปที่ 4.4 (ข) ค่า $K=8$ สามารถแยกพื้นที่ส่วนเนื้อเยื่อตับ เนื้อเยื่อบริเวณผิวหนัง และสเกลแถบสีได้ รูปที่ 4.4 (ค) ค่า $K=10$ สามารถแยกความแตกต่างภายในของพื้นที่เนื้อเยื่อตับได้ละเอียดมากขึ้น และรูปที่ 4.4 (ง) ค่า $K=12$ สามารถความแตกต่างภายในของพื้นที่เนื้อเยื่อตับได้หลากหลายมากขึ้น

ในรูปที่ 4.5 เป็นภาพการตีกรอบสีตามกลุ่มผลลัพธ์ที่ได้การจำแนกกลุ่มฮีสโตแกรมของพื้นที่ย่อยขนาด 32×32 พิกเซลของภาพตัวอย่างซึ่งมีข้อมูลฮีสโตแกรมทั้งหมด 551 ชุดตามจำนวนบล็อกของการแบ่งพื้นที่ย่อย เมื่อพิจารณารูปที่ 4.5 (ก) ค่า $K=6$ จะเห็นว่าสามารถแยกเนื้อเยื่อตับออกจากพื้นหลังและแยกความแตกต่างของรายละเอียดเนื้อเยื่อตับได้ รูปที่ 4.5 (ข) ค่า $K=8$ สามารถแยกพื้นที่ส่วนเนื้อเยื่อตับ เนื้อเยื่อบริเวณผิวหนัง และสเกลแถบสีได้ รูปที่ 4.5 (ค) ค่า $K=10$ สามารถแยกความแตกต่างภายในของพื้นที่เนื้อเยื่อตับได้ละเอียดมากขึ้นและมีการเกาะกลุ่มของพื้นที่ย่อยข้างเคียงได้ดี และรูปที่ 4.4 (ง) ค่า $K=12$ สามารถแยกความแตกต่างภายในของพื้นที่เนื้อเยื่อตับได้หลากหลายมากขึ้นแต่การเกาะกลุ่มของพื้นที่ย่อยข้างเคียงจะลดลง

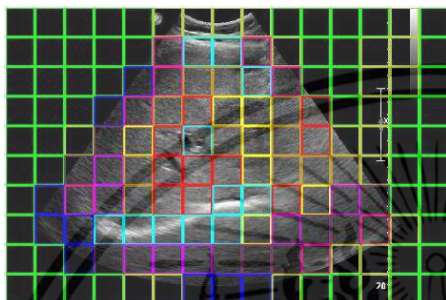
ดังนั้นจากการพิจารณาการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยภายในภาพเดียวกันข้างต้นจะเห็นได้ว่าเมื่อกำหนดค่า $K=8$ 10 และ 12 สามารถแยกกลุ่มข้อมูลภายในเนื้อเยื่อตับบริเวณผิวหนัง และแถบสีได้ดี จึงเลือกค่า K เหล่านี้เป็นค่าคลัสเตอร์สำหรับใช้ในการจำแนกกลุ่มข้อมูลฮีสโตแกรมจากกลุ่มภาพอัลตราซาวด์ตับในหัวข้อถัดไป



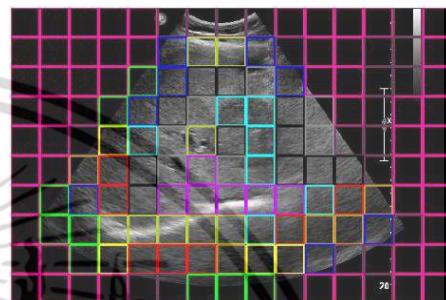
(ก) K=6



(ข) K=8

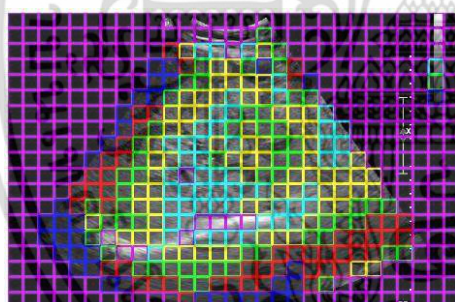


(ค) K=10

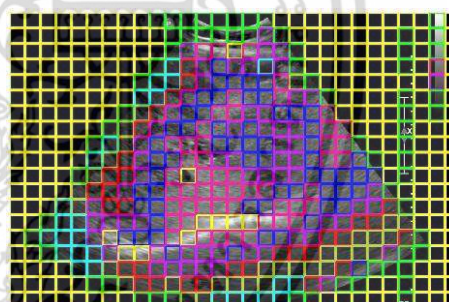


(ง) K=12

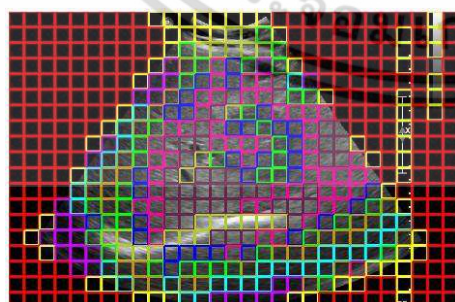
รูปที่ 4.4 ผลการจำแนกกลุ่มฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลของภาพตัวอย่าง



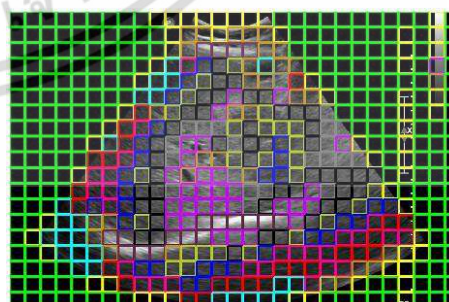
(ก) K=6



(ข) K=8



(ค) K=10



(ง) K=12

รูปที่ 4.5 ผลการจำแนกกลุ่มฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลของภาพตัวอย่าง

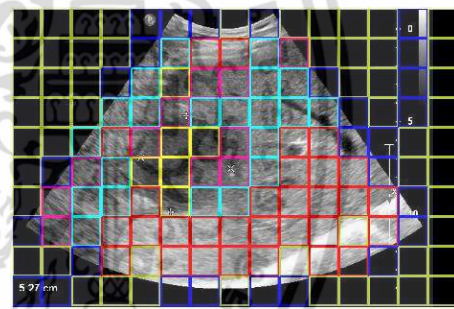
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2) การจำแนกข้อมูลกลุ่มของพื้นที่ย่อยจากภาพในฐานะข้อมูล

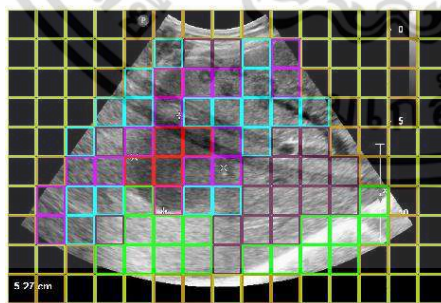
เป็นการทดลองเพื่อวิเคราะห์การจำแนกกลุ่มข้อมูลฮีสโตแกรมบริเวณเนื้อเยื่อที่ได้จากโพรบออกจากพื้นหลังที่มีความเข้มแสง “0” และการแยกกลุ่มของเนื้อเยื่อตับภายในกลุ่มภาพอัลตราซาวด์ตัดขวางในฐานข้อมูลทั้งหมดจำนวน 24 ภาพ โดยพิจารณาจากภาพตัวอย่างที่มีเนื้อเยื่อผิดปกติชัดเจน เมื่อพิจารณาผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกกลุ่มข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64×64 พิกเซลจากภาพตัวอย่างในรูปที่ 4.6 ซึ่งกรอบสีแดงในรูปที่ 4.6 (ก) แสดงบริเวณของภาพเนื้อเยื่อผิดปกติ รูปที่ 4.6 (ข) ค่า $K=8$ บริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติจะอยู่ในกลุ่มกรอบสีเขียว รูปที่ 4.6 (ค) ค่า $K=10$ บริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติจะอยู่ในกลุ่มกรอบสีเขียวและสีแดงปนกัน และรูปที่ 4.6 (ง) ค่า $K=12$ บริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติจะอยู่ในกลุ่มกรอบสีแดงและสีเขียวปนกัน ส่วนในรูปที่ 4.7 เป็นผลที่ได้จากการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมของพื้นที่ย่อยขนาด 32×32 พิกเซล จะเห็นว่าเมื่อกำหนดค่า $K=8$ ในรูปที่ 4.7 (ข) ขอบเขตของเนื้อเยื่อผิดปกติจะอยู่ในกลุ่มกรอบสีเขียวที่มีการเกาะกลุ่มกันและมีกรอบสีแดงกับกรอบสีเขียวปนกัน เมื่อเพิ่มจำนวนกลุ่มเป็น $K=10$ ในรูปที่ 4.7 (ค) ขอบเขตของเนื้อเยื่อผิดปกติก็ยังคงอยู่ในกลุ่มกรอบสีเขียว สีน้ำเงินและสีม่วงเข้ม และเมื่อเพิ่มจำนวนกลุ่มเป็น $K=12$ รูปที่ 4.7 (ง) ขอบเขตของเนื้อเยื่อผิดปกติจะอยู่ในกลุ่มสีเหลือง สีแดงและสีม่วงเข้มปนกันและมีการเกาะกลุ่มของพื้นที่ข้างเคียงน้อยกว่า



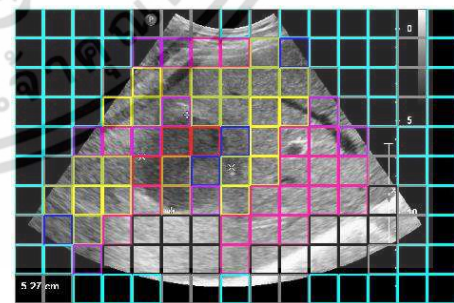
(ก) ภาพแสดงบริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติ



(ข) $K=8$



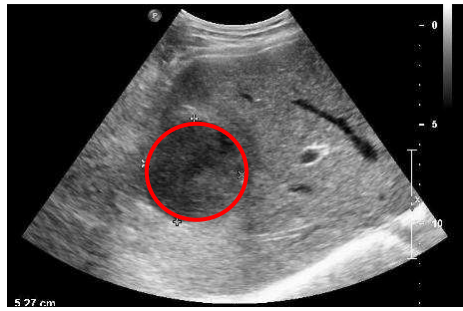
(ค) $K=10$



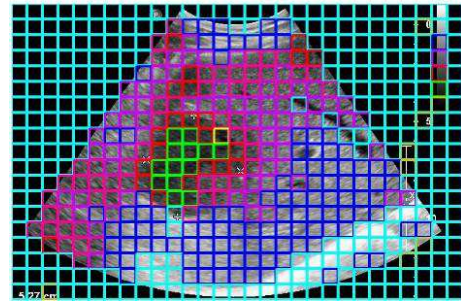
(ง) $K=12$

รูปที่ 4.6 ผลการจำแนกกลุ่มข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64×64 พิกเซลด้วยเค-มีน

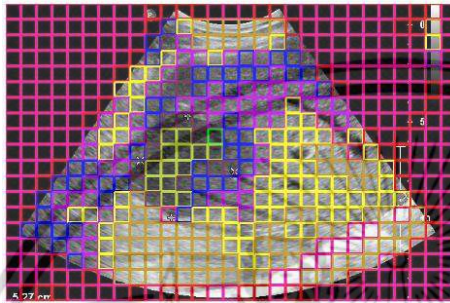
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



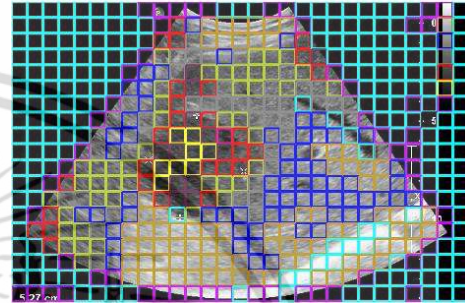
(ก) ภาพแสดงบริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติ



(ข) K=8



(ค) K=10



(ง) K=12

รูปที่ 4.7 ผลการจำแนกกลุ่มข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลด้วยเค-มีน

จากการพิจารณาผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกกลุ่มข้อมูลเนื้อเยื่อตับภายในภาพและกลุ่มภาพอัลตราซาวด์ระดับทั้งหมดในฐานข้อมูลดังตัวอย่างในรูปที่ 4.6 และ 4.7 นั้นสามารถแยกภาพเนื้อเยื่อตับออกจากภาพพื้นหลังได้อย่างชัดเจน โดยรูปที่ 4.6 (ข) ขอบเขตของพื้นหลังแทนด้วยกรอบสีเหลือง รูปที่ 4.6 (ค) ขอบเขตของพื้นหลังแทนด้วยกรอบสีเหลือง และรูปที่ 4.6 (ง) ขอบเขตของพื้นหลังแทนด้วยกรอบสีฟ้า ในทำนองเดียวกันในรูปที่ 4.7 (ข) ขอบเขตของพื้นหลังแทนด้วยกรอบสีฟ้า รูปที่ 4.7 (ค) ขอบเขตของพื้นหลังแทนด้วยกรอบสีชมพูเข้ม และรูปที่ 4.7 (ง) ขอบเขตของพื้นหลังแทนด้วยกรอบสีฟ้า ส่วนบริเวณที่เป็นเนื้อเยื่อตับจะมีหลายกลุ่มโดยขึ้นอยู่กับความคล้ายคลึงของข้อมูลฮิสโตแกรมที่นำไปจำแนกกลุ่ม

จากการจำแนกกลุ่มข้อมูลฮิสโตแกรมของเนื้อเยื่อจากภาพอัลตราซาวด์ระดับด้วยอัลกอริธึมเค-มีนสามารถตั้งข้อสรุปได้ดังนี้คือ

1) พื้นที่ที่สนใจหรือพื้นที่ย่อยที่เหมาะสมสำหรับการนำไปคำนวณค่าฮิสโตแกรมคือขนาด 32X32 พิกเซล เนื่องจากมีการเกาะกลุ่มของผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกกลุ่มดีกว่า

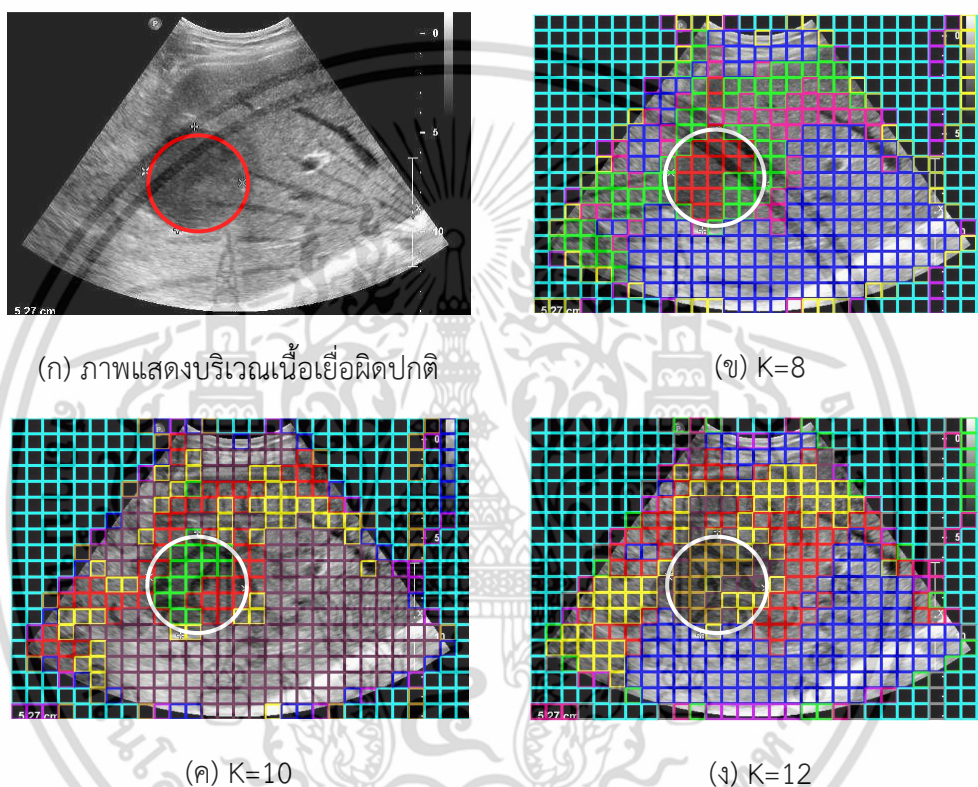
2) จำนวนคลัสเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับนำไปใช้ในการทดลองจำแนกกลุ่มข้อมูลเนื้อเยื่อตับคือ 8 10 และ 12

3) การใช้อัลกอริธึมเค-มีนในการจำแนกกลุ่มข้อมูลฮิสโตแกรมภายในภาพสามารถแยกบริเวณพื้นที้นอกโฟรบ และเนื้อเยื่อตับได้ชัดเจน แต่ในส่วนของเนื้อเยื่อตับผิดปกติและเนื้อเยื่อปกตียังมีบางส่วนที่ปนกันอยู่บางส่วนและที่สำคัญจำเป็นต้องใช้เวลาในการประมวลผลนาน รวมทั้งมีความยืดหยุ่นน้อย ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงได้นำอัลกอริธึมฟัซซีซีมีนมาใช้ในการจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อตับดังแสดงรายละเอียดในหัวข้อถัดไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.2.2 การประยุกต์ใช้อัลกอริธึมพีซีซีเอ็ม

จากการนำข้อมูลฮีโดแกรมมาจำแนกกลุ่มเนื้อเยื่อตับด้วยการใช้อัลกอริธึมเค-มินที่ต้องใช้เวลาในการประมวลผลนานและมีความยืดหยุ่นน้อย งานวิจัยนี้จึงนำอัลกอริธึมพีซีซีเอ็มที่มีความยืดหยุ่นมากกว่าและใช้เวลาในการประมวลผลน้อยกว่ามาจำแนกกลุ่มข้อมูลฮีโดแกรมของพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลโดยกำหนดค่า $K=8$ 10 และ 12 ดังตัวอย่างในรูปที่ 4.8 ผลที่ได้สามารถแยกพื้นหลังได้จากบริเวณเนื้อเยื่อตับได้อย่างชัดเจนเช่นเดียวกับเค-มิน อีกทั้งใช้เวลาในการประมวลผลลดลงเป็นอย่างมาก ดังนั้นเป็นการยืนยันได้ว่าอัลกอริธึมพีซีซีเอ็มใช้เวลาในการประมวลผลน้อยกว่าอัลกอริธึมเค-มินโดยที่ยังคงให้ผลลัพธ์จากการจำแนกได้ใกล้เคียงกัน



รูปที่ 4.8 ผลการจำแนกกลุ่มฮีโดแกรมในพื้นที่ที่สนใจขนาด 32X32 พิกเซลด้วยพีซีซีเอ็ม

จากการจำแนกกลุ่มข้อมูลฮีโดแกรมด้วยอัลกอริธึมเค-มินและพีซีซีเอ็มสามารถตั้งข้อสรุปได้ดังนี้คือ

- 1) พื้นที่ที่สนใจหรือพื้นที่ย่อยที่เหมาะสมสำหรับการนำไปคำนวณค่าฮีโดแกรมคือขนาด 32X32 พิกเซล
- 2) จำนวนคลัสเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับนำไปใช้ในการทดลองจำแนกกลุ่มข้อมูลเนื้อเยื่อตับคือ 8 และ 10 โดยจะทำการจัดกลุ่มข้อมูลเนื้อเยื่อตับที่อยู่ในฐานข้อมูลทั้งหมด 24 ภาพ ($K=12$ ใช้เวลานานกว่าและผลการทดลองที่ได้ใกล้เคียงกับ $K=10$)
- 3) การใช้อัลกอริธึมพีซีซีเอ็มจะใช้เวลาในการประมวลผลน้อยกว่าอัลกอริธึมเค-มิน โดยที่ให้ผลลัพธ์ในการจำแนกกลุ่มข้อมูลของเนื้อเยื่อออกจากพื้นหลังได้ดีกว่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

วิทยานิพนธ์นี้จึงนำผลลัพธ์ที่ได้จากข้อสรุปดังกล่าวมาประยุกต์ใช้ในการกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อเพื่อใช้เป็นค่าควอนไทล์เซชันในการบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ดับในหัวข้อถัดไป

4.3.3 การกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อ

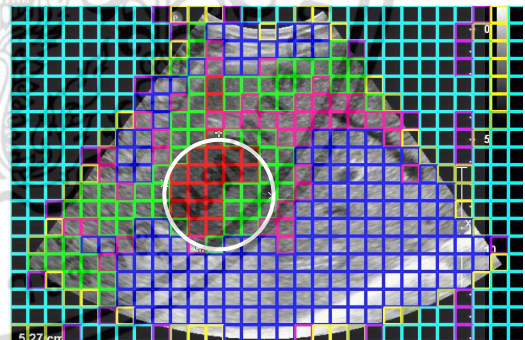
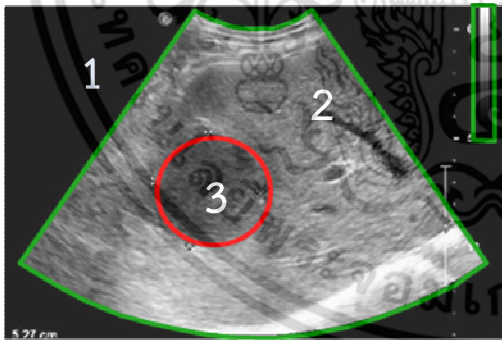
ผลลัพธ์ในการจำแนกกลุ่มข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยที่ได้จากอัลกอริธึมพีชชีซีมินจะนำมาใช้ในการกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อในแต่ละพื้นที่ย่อย โดยวิทยานิพนธ์นี้ได้กำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อดับตามที่เราได้นำเสนอไว้ในงานวิจัย [33] [34] และ [38] โดยนำผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกกลุ่มข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลมากำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อออกเป็น 3 กลุ่มดังตัวอย่างในรูปที่ 4.9 (ก) คือ

1) กลุ่มความสำคัญมากที่สุด (Most Significant Group: MSG) ได้แก่ เนื้อเยื่อตับผิดปกติซึ่งเป็นบริเวณร่องรอยของโรค เป็นบริเวณในกรอบสีแดงที่มีหมายเลข 3

2) กลุ่มความสำคัญปานกลาง (Normal Significant Group: NSG) ได้แก่ เนื้อเยื่อตับปกติ เป็นบริเวณเนื้อเยื่อตับในกรอบสีเขียวหมายเลข 2

3) กลุ่มความสำคัญน้อย (Least Significant Group: LSG) ได้แก่ พื้นที่บริเวณนอกโพรบ แอบสเกลลี และตัวหนังสือ เป็นบริเวณนอกกรอบสีเขียวหมายเลข 1

รูปที่ 4.9 (ข) เป็นตัวอย่างของผลลัพธ์จากการจำแนกข้อมูลฮิสโตแกรมด้วยพีชชีซีมินที่ค่า $K=8$ จะเห็นว่าสามารถแยกกลุ่มความสำคัญน้อย (LSG) ออกมาได้ชัดเจน (กรอบสีฟ้า) แต่ในส่วนที่เป็นบริเวณเนื้อเยื่อตับยังมีการจำแนกกลุ่มความสำคัญมากที่สุด (MSG กรอบสีแดง) และกลุ่มความสำคัญปานกลาง (NSG กรอบสีน้ำเงิน เขียว และชมพู) ปะปนกันอยู่เมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์การจัดกลุ่มความสำคัญที่กำหนดจากผู้เชี่ยวชาญในรูปที่ 4.9 (ก) ดังนั้นจึงเป็นที่มาของการยืนยันความถูกต้องของกลุ่มเนื้อเยื่อด้วยการประยุกต์ใช้อัลกอริธึมพีชชีอินเฟอเรนที่จะกล่าวถึงในหัวข้อถัดไป



(ก) การกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อจากผู้เชี่ยวชาญ

(ข) ผลการจำแนกกลุ่มที่ได้จากอัลกอริธึมพีชชีซีมิน ($K=8$)

รูปที่ 4.9 ตัวอย่างการกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อ

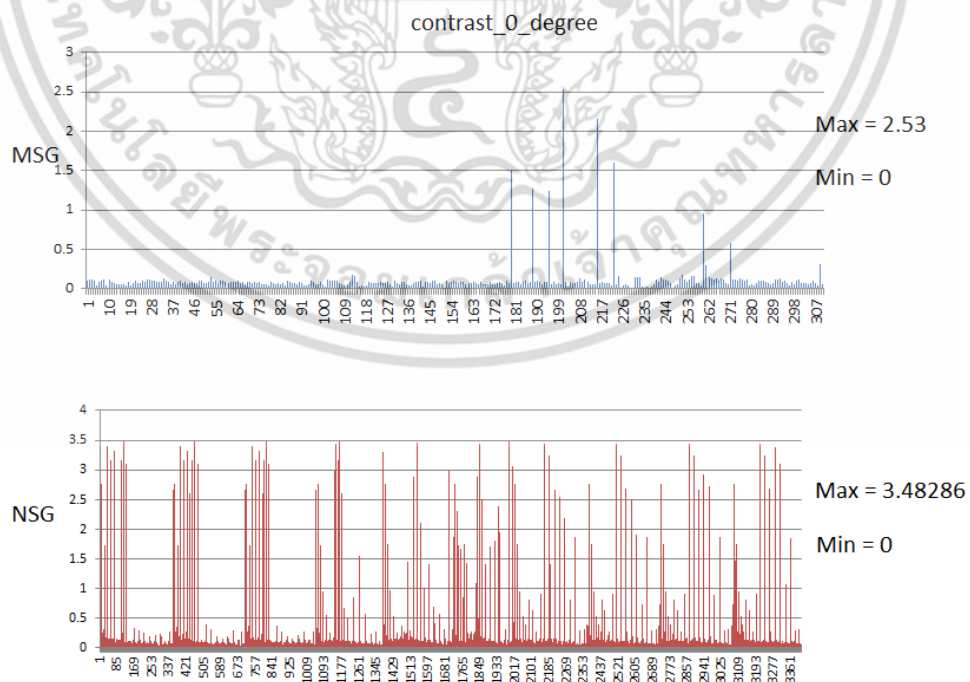
4.4 การยืนยันความถูกต้องของกลุ่มเนื้อเยื่อ

การนำผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกกลุ่มข้อมูลฮิสโตแกรมมากำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อเป็น 3 ประเภทนั้นปรากฏว่าพื้นที่ย่อยที่กำหนดให้เป็นพื้นที่ที่มีความสำคัญมากที่สุดซึ่งเป็นบริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติยังมีการปะปนของเนื้อเยื่อปกติและผิดปกติอยู่ เราจึงได้เสนองานวิจัย [34] โดยการเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

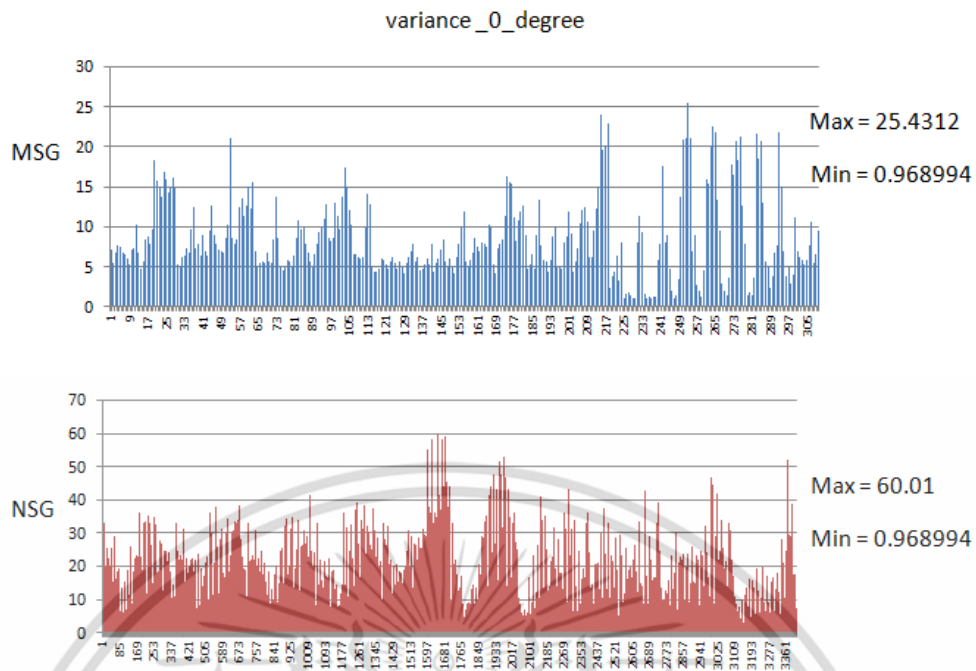
ประยุกต์ใช้อัลกอริทึมฟัซซีอินเฟอร์เรนในการยืนยันความถูกต้องของกลุ่มเนื้อเยื่อ ซึ่งจะเป็นการนำข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับคุณลักษณะพื้นผิวในแต่ละพื้นที่ย่อยมาประยุกต์ใช้เป็นค่าความเป็นสมาชิกและสร้างกฎในฟัซซีอินเฟอร์เรนเพื่อจำแนกกลุ่มความสำคัญของเนื้อเยื่อผิดปกติและปกติให้มีความถูกต้องเพิ่มมากยิ่งขึ้น การคำนวณคุณลักษณะพื้นผิวของพื้นที่ย่อยเพื่อนำมาประยุกต์ใช้เป็นอินพุทในอัลกอริทึมฟัซซีอินเฟอร์เรนมีรายละเอียดดังนี้

4.4.1 การคำนวณคุณลักษณะพื้นผิว

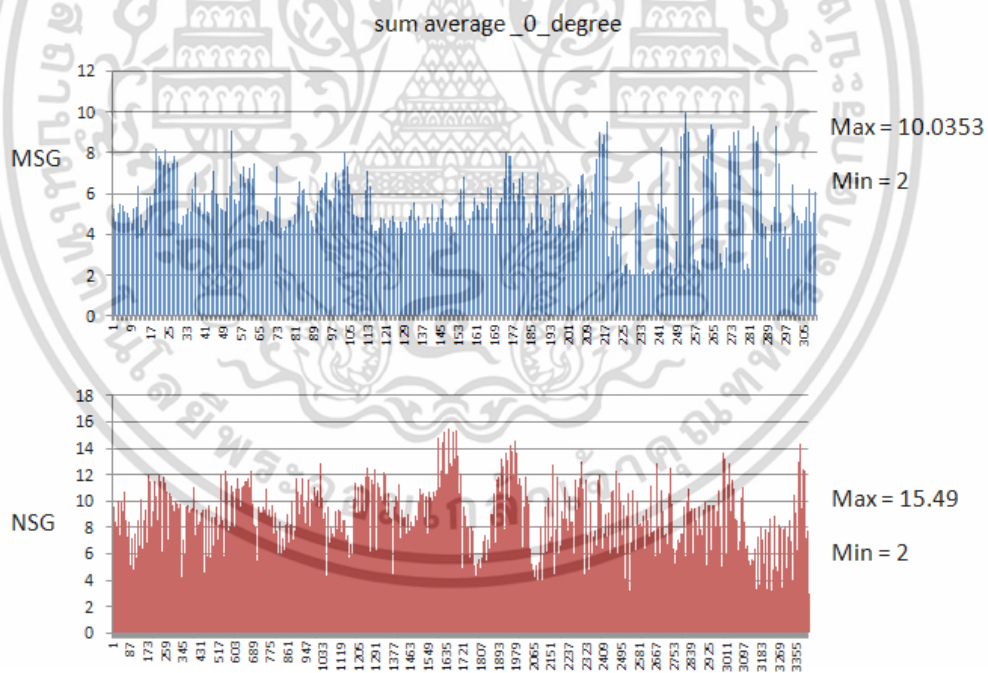
การนำค่าทางสถิติจากการคำนวณคุณลักษณะพื้นผิวด้วยวิธีการหาความสัมพันธ์ไปประยุกต์ใช้ในการบ่งชี้หรือระบุเนื้อเยื่อในพื้นที่ที่สนใจในภาพทางการแพทย์เป็นที่นิยมใช้กันอย่างกว้างขวาง งานวิจัยนี้จึงเก็บค่าทางสถิติของคุณลักษณะพื้นผิวด้วยการหาความสัมพันธ์จาก Gray Level Co-occurrence Matrix: GLCM มาวิเคราะห์ข้อมูลภาพอัลตราซาวด์เพื่อจำแนกเนื้อเยื่อผิดปกติและเนื้อเยื่อปกติของภาพอัลตราซาวด์พื้นฐานข้อมูลซึ่งประกอบด้วยพื้นที่ย่อยบริเวณเนื้อเยื่อที่มีความผิดปกติหรือเพิ่งเกิดรอยโรคที่เห็นความแตกต่างของข้อมูลไม่ชัดเจนและเนื้อเยื่อที่เห็นรอยโรคที่ชัดเจน พบว่าค่า GLCM ที่สามารถอธิบายถึงคุณลักษณะพื้นผิวของภาพอัลตราซาวด์พื้นฐานข้อมูลได้ดีที่สุดในงานวิจัยนี้ได้แก่ ค่าความแตกต่างของระดับความเข้มแสง (Contrast) ค่าความแปรผันของระดับความเข้มแสง (Sum of square: Variance) และค่าผลรวมเฉลี่ย (Sum_Average: Sum_Avg) ซึ่งคำนวณได้จากสมการ (3.10) (3.11) และ (3.14) ตามลำดับ ค่าเหล่านี้จะถูกนำมาประยุกต์ใช้เป็นอินพุท ค่าความเป็นสมาชิก (Membership Function) และการประเมินกฎ (Rules Evaluation) ในระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนเพื่อยืนยันความถูกต้องและเพิ่มประสิทธิภาพจำแนกกลุ่มความสำคัญของเนื้อเยื่อ ในรูปที่ 4.10 4.11 และ 4.12 เป็นกราฟแสดงค่า GLCM ของฐานข้อมูลทั้งหมดที่นำมาประยุกต์ใช้กับระบบฟัซซีอินเฟอร์เรน



รูปที่ 4.10 ค่า Contrast ที่ได้จากกลุ่มความสำคัญมากที่สุดและปานกลางของภาพในฐานข้อมูล เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.11 ค่า Variance ที่ได้จากกลุ่มความสำคัญมากที่สุดและปานกลางของภาพในฐานข้อมูล



รูปที่ 4.12 ค่า Sum_Avg ที่ได้จากกลุ่มความสำคัญมากที่สุดและปานกลางของภาพในฐานข้อมูล

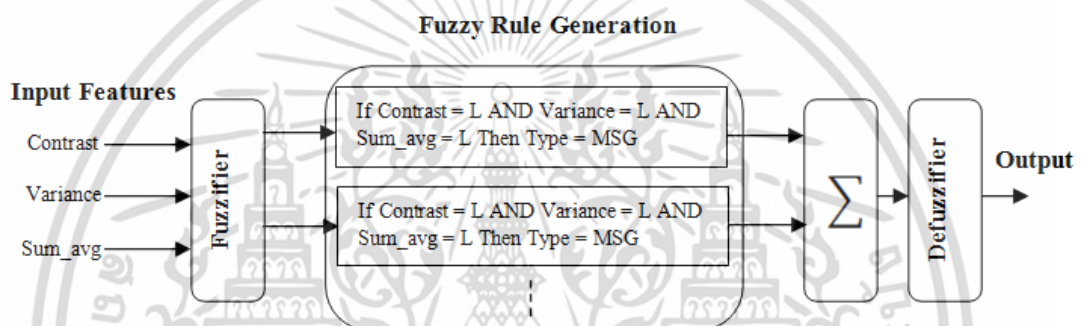
4.4.2 การประยุกต์ใช้ระบบฟิชซีอินเฟอเรน

จากจุดเด่นของระบบฟิชซีอินเฟอเรนที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 2 ว่าสามารถนำความรู้ของผู้เชี่ยวชาญมาประยุกต์ใช้เพื่อช่วยในการตัดสินใจหรือการวิเคราะห์เหตุผลเชิงตรรกะซึ่งปัจจุบันมีแนวโน้มในการพัฒนาและนิยมนำมาใช้ในงานวิจัยทางการแพทย์เพิ่มมากขึ้น งานวิจัยของเราจึงเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับกรใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ทางการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ได้นำเสนอการประยุกต์ใช้ระบบฟัซซีอินเฟอเรนในการยืนยันความถูกต้องในการจำแนกกลุ่มเนื้อเยื่อด้วยการนำค่าคุณลักษณะทางพื้นผิวมาเป็นอินพุท กำหนดค่าฟังก์ชันสมาชิก และประเมินกฎของระบบดังรายละเอียดด้านล่าง

4.4.2.1 การกำหนดอินพุทจากค่าคุณลักษณะทางพื้นผิว

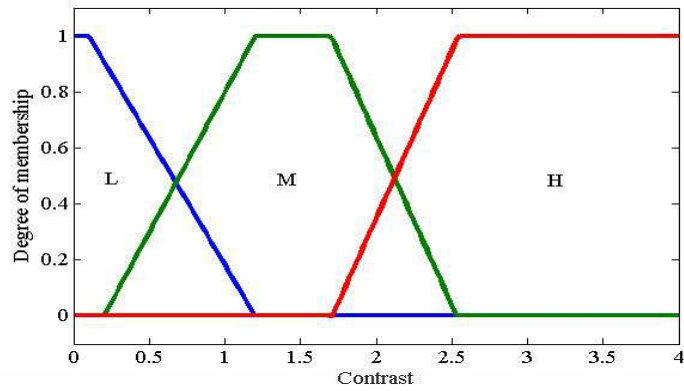
การอนุมานฟัซซีเป็นกระบวนการของการสร้างการแปลง (Mapping) ข้อมูลอินพุทไปเป็นข้อมูลเอาต์พุทด้วยวิธีการทางตรรกศาสตร์ (Fuzzy Logic) ดังนั้นการแปลงจึงเป็นส่วนประกอบหลักที่ได้มาจากการตัดสินใจหรือรูปแบบที่สังเกตเห็น กระบวนการอนุมานฟัซซีจะเกี่ยวข้องกับฟังก์ชันสมาชิก การดำเนินการทางลอจิก (Logical Operation) และกฎ (If-Then rules) [14] ซึ่งในงานวิจัยนี้เราได้นำค่าคุณลักษณะพื้นผิวซึ่งประกอบด้วยค่า Contrast ค่า Variance และค่า Sum_Avg ที่ได้ในแต่ละพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลไปเป็นอินพุทในการสร้างระบบฟัซซีอินเฟอเรนดังแสดงบล็อกไดอะแกรมในรูปที่ 4.13



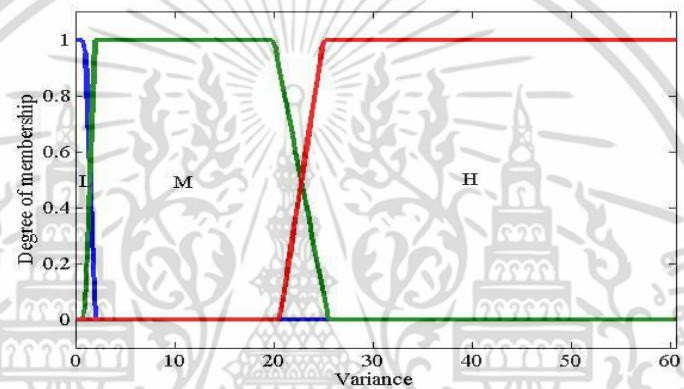
รูปที่ 4.13 ระบบฟัซซีอินเฟอเรนที่นำเสนอในการยืนยันความถูกต้องในการจำแนกเนื้อเยื่อตับ

4.4.2.2 การกำหนดค่าฟังก์ชันสมาชิก

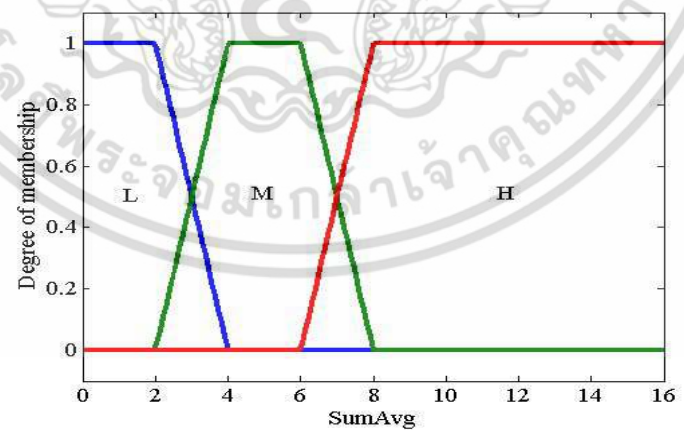
ในทางตรรกศาสตร์นั้นจะมีการแบ่งขอบเขตที่ใช้ในการแบ่งแยกระหว่างการเป็นสมาชิกและไม่เป็นสมาชิกอย่างชัดเจนทำให้เราจำเป็นต้องขีดเส้นแบ่งแยกให้ชัดเจนระหว่างการเป็นหรือไม่เป็นสมาชิก ซึ่งฟัซซีลอจิกเป็นแนวทางหนึ่งที่จะมาช่วยแก้ปัญหาเหล่านี้ได้ โดยฟัซซีลอจิกจะสะท้อนความคิดของมนุษย์พยายามกำหนดรูปแบบให้กับคำพูดที่เกิดจากความรู้สึกของมนุษย์หรือการตัดสินใจที่ตั้งอยู่บนพื้นฐานความรู้สึกของมนุษย์ โดยผลลัพธ์ที่ได้จะนำไปสู่การพัฒนาาระบบที่ชาญฉลาดเยี่ยงมนุษย์ได้ ในงานวิจัยของเราได้ออกแบบฟังก์ชันสมาชิกไว้ 2 ส่วน คือ ฟังก์ชันสมาชิกอินพุทจะพิจารณาจากค่า Contrast ค่า Variance และค่า Sum_Avg ที่ได้จากการคำนวณค่าคุณลักษณะพื้นผิวดังรูปที่ 4.14 4.15 และ 4.16 รูปร่างของฟังก์ชันสมาชิกที่ใช้เป็นรูปสี่เหลี่ยมคางหมู และกำหนดค่าของตัวแปรภาษา (Linguistic Variable) เป็น 3 ระดับคือ ต่ำ (Low: L) ปานกลาง (Medium: M) และสูง (High: H) ส่วนฟังก์ชันสมาชิกเอาต์พุทกำหนดรูปร่างของฟังก์ชันสมาชิกเป็นรูปสี่เหลี่ยมคางหมูและกำหนดค่าของตัวแปรภาษาเป็น MSG คือเนื้อเยื่อผิดปกติ และ NSG คือเนื้อเยื่อปกติดังแสดงในรูปที่ 4.17



รูปที่ 4.14 ฟังก์ชันสมาชิกอินพุตจากคุณลักษณะพื้นผิว Contrast

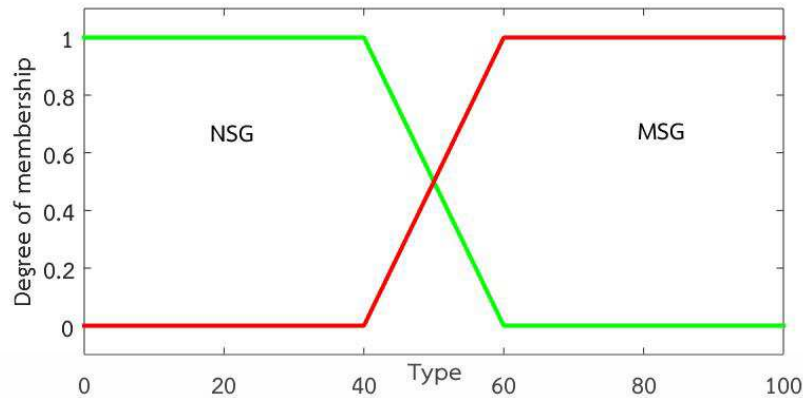


รูปที่ 4.15 ฟังก์ชันสมาชิกอินพุตจากคุณลักษณะพื้นผิว Variance



รูปที่ 4.16 ฟังก์ชันสมาชิกอินพุตจากคุณลักษณะพื้นผิว Sum_average

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.17 ฟังก์ชันสมาชิกเอาท์พุทจากคุณลักษณะพื้นผิว

4.4.2.3 การประเมินกฎ

แนวคิดของการใช้กฎในฟัซซีลอจิกคือ ทำให้ระบบมีความใกล้เคียงกับการทำงานจริงของมนุษย์ หรือผู้เชี่ยวชาญ ดังนั้นการประเมินกฎ (Rules Evaluation) ในระบบฟัซซีถือเป็นหัวใจในการดำเนินการควบคุม กฎสามารถมาจากเงื่อนไขที่หลากหลายรวมถึงสามารถให้ผลลัพธ์ได้มากกว่า 1 ผลลัพธ์ ในงานวิจัยของเราใช้ตัวควบคุม (Controller) ที่มีอินพุทและเอาท์พุทมากกว่าหนึ่งคือ Multi-Input Multi-Output: MIMO โดยเงื่อนไขของแต่ละอินพุทจะถูกประเมินค่าด้วยตัวกระทำ AND กฎที่ได้มีจำนวน 27 กฎด้านล่าง โดยพิจารณาจากคุณลักษณะทางพื้นผิวของเนื้อเยื่อผิดปกติซึ่งมีรายละเอียดน้อยส่งผลให้ค่าทางสถิติ เช่น ค่าความเข้มแสง (contrast) ผลบวกของค่าเบี่ยงเบนยกกำลังสอง (variance) และผลรวมค่าเฉลี่ย (Sum_avg) มีค่าค่อนข้างน้อยซึ่งแตกต่างจากเนื้อเยื่อปกติ จากคุณลักษณะที่แตกต่างของเนื้อเยื่อปกติและผิดปกติดังกล่าวจะถูกนำมาใช้ในการกำหนดกฎจากข้อมูลคุณลักษณะพื้นผิวเทียบกับการวิเคราะห์ของผู้เชี่ยวชาญ ตัวอย่างเช่น จากกฎข้อแรก พื้นที่ย่อยจะถูกจำแนกกลุ่มเป็น MSG ถ้าค่า Contrast อยู่ในช่วง $L = 0 - 0.1$ และ ค่า Variance อยู่ในช่วง $M = 1.2-1.7$ และ ค่า Sum_avg อยู่ในช่วง $L = 0-2$ เป็นต้น

- 1) If Contrast = L AND Variance = L AND Sum_avg = L Then Type = MSG
- 2) If Contrast = L AND Variance = L AND Sum_avg = M Then Type = MSG
- 3) If Contrast = L AND Variance = L AND Sum_avg = H Then Type = MSG
- 4) If Contrast = L AND Variance = M AND Sum_avg = L Then Type = MSG
- 5) If Contrast = L AND Variance = M AND Sum_avg = M Then Type = NSG
- 6) If Contrast = L AND Variance = M AND Sum_avg = H Then Type = NSG
- 7) If Contrast = L AND Variance = H AND Sum_avg = L Then Type = MSG
- 8) If Contrast = L AND Variance = H AND Sum_avg = M Then Type = MSG
- 9) If Contrast = L AND Variance = H AND Sum_avg = H Then Type = NSG
- 10) If Contrast = M AND Variance = L AND Sum_avg = L Then Type = MSG
- 11) If Contrast = M AND Variance = L AND Sum_avg = M Then Type = NSG
- 12) If Contrast = M AND Variance = L AND Sum_avg = H Then Type = NSG

- 13) If Contrast = M AND Variance = M AND Sum_avg = L Then Type = MSG
- 14) If Contrast = M AND Variance = M AND Sum_avg = M Then Type = MSG
- 15) If Contrast = M AND Variance = M AND Sum_avg = H Then Type = NSG
- 16) If Contrast = M AND Variance = H AND Sum_avg = L Then Type = NSG
- 17) If Contrast = M AND Variance = H AND Sum_avg = M Then Type = NSG
- 18) If Contrast = M AND Variance = H AND Sum_avg = H Then Type = NSG
- 19) If Contrast = H AND Variance = L AND Sum_avg = L Then Type = MSG
- 20) If Contrast = H AND Variance = L AND Sum_avg = M Then Type = NSG
- 21) If Contrast = H AND Variance = L AND Sum_avg = H Then Type = NSG
- 22) If Contrast = H AND Variance = M AND Sum_avg = L Then Type = NSG
- 23) If Contrast = H AND Variance = M AND Sum_avg = M Then Type = NSG
- 24) If Contrast = H AND Variance = M AND Sum_avg = H Then Type = NSG
- 25) If Contrast = H AND Variance = H AND Sum_avg = L Then Type = NSG
- 26) If Contrast = H AND Variance = H AND Sum_avg = M Then Type = NSG
- 27) If Contrast = H AND Variance = H AND Sum_avg = H Then Type = NSG

ผลลัพธ์ที่ได้จากการนำเสนอการประยุกต์ใช้อัลกอริทึมพีชชีอินเฟอร์เรนในการยืนยันความถูกต้องของกลุ่มเนื้อเยื่อด้วยการนำข้อมูลคุณลักษณะพื้นผิวมาประยุกต์ใช้ในระบบพีชชีอินเฟอร์เรนจะได้กลุ่มความสำคัญของเนื้อเยื่อผิดปกติและปกติที่มีความถูกต้องมากขึ้น ซึ่งกลุ่มที่ได้จากขั้นตอนนี้จะถูกนำไปใช้ในการกำหนดค่าควอนไทเซชันสำหรับการบีบอัดข้อมูลภาพในขั้นตอนถัดไป

4.5 การกำหนดค่าควอนไทเซชันแบบปรับเปลี่ยนได้

จากสมมติฐานที่ตั้งไว้ว่าพื้นที่ย่อยหรือบริเวณที่เหมือนกันหรือคล้ายคลึงกันจะมีค่าทางสถิติใกล้เคียงกันหรือมีรูปแบบที่คล้ายคลึงกัน ดังนั้นถ้านำความสำคัญของเนื้อเยื่อมาประยุกต์ใช้ในการบีบอัดภาพด้วยการให้ความสำคัญกับเนื้อเยื่อผิดปกติเป็นพิเศษเนื่องจากเป็นพื้นที่ที่สำคัญมาก โดยการกำหนดค่าควอนไทเซชันให้ต่ำซึ่งจะส่งผลให้อัตราการบีบอัดน้อยทำให้ภาพที่ได้มีความใกล้เคียงกับภาพต้นฉบับมาก ส่วนเนื้อเยื่อปกติ แอบสเกลลี และตัวหนังสือซึ่งเป็นพื้นที่สำคัญปานกลางจะกำหนดค่าควอนไทเซชันปานกลางทำให้ได้อัตราการบีบอัดปานกลาง ภาพที่ได้หลังจากการบีบอัดจะมีความใกล้เคียงกับภาพต้นฉบับปานกลาง และส่วนบริเวณที่เป็นพื้นหลังซึ่งเป็นพื้นที่สำคัญน้อยจะกำหนดค่าควอนไทเซชันสูงทำให้ได้อัตราการบีบอัดสูงภาพที่ได้หลังจากการบีบอัดจะมีความใกล้เคียงกับภาพต้นฉบับน้อยลง จึงเป็นที่มาของการบีบอัดภาพอัลตราฮาร์ดต้นฉบับพื้นฐานของการเลือกค่าควอนไทเซชันที่สามารถปรับเปลี่ยนได้ตามความสำคัญของพื้นที่ซึ่งจะทำให้สามารถรักษารายละเอียดของพื้นที่ที่สำคัญมากคือ พื้นที่ที่มีความผิดปกติของเนื้อเยื่อไว้ได้และทำให้ได้ผลการบีบอัดที่เหมาะสมสำหรับแต่ละพื้นที่ย่อยซึ่งจะทำให้ประสิทธิภาพการบีบอัดโดยรวมของระบบเพิ่มขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในงานวิจัยนี้จึงนำเสนอการประยุกต์ใช้ผลการจำแนกข้อมูลฮิสโตแกรมด้วยฟuzzyซีมีนและผลการยืนยันความถูกต้องของการจำแนกเนื้อเยื่อด้วยฟuzzyอินเฟอร์เรนมากำหนดค่าควอนไทเซชันสำหรับการบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ดับ จากการกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อดับในพื้นที่ย่อยขนาด 32×32 พิกเซลออกเป็น 3 กลุ่มคือ กลุ่มความสำคัญมากที่สุด กลุ่มความสำคัญปานกลาง และกลุ่มความสำคัญน้อย ในขั้นตอนการจำแนกเนื้อเยื่อเบื้องต้นจากข้อมูลฮิสโตแกรมด้วยอัลกอริธึมฟuzzyซีมีนสามารถจำแนกเนื้อเยื่อที่เป็นกลุ่มความสำคัญน้อยซึ่งเป็นบริเวณพื้นหลังของภาพ ส่วนในขั้นตอนการยืนยันความถูกต้องของเนื้อเยื่อด้วยฟuzzyอินเฟอร์เรนสามารถจำแนกเนื้อเยื่อที่เป็นกลุ่มความสำคัญมากที่สุดและกลุ่มความสำคัญปานกลาง โดยกลุ่มความสำคัญของเนื้อเยื่อทั้ง 3 กลุ่มนี้จะถูกนำมาประยุกต์ใช้เป็นข้อมูลพื้นฐานในการกำหนดค่าควอนไทเซชันสำหรับนำไปใช้ในการบีบอัดด้วยอัลกอริธึม JPEG ตามที่เราได้นำเสนอไว้ในงานวิจัย [33] คือ กลุ่มความสำคัญของเนื้อเยื่อจะถูกกำหนดเป็นค่า $Q_s(u, v)$ ในขั้นตอนการควอนไทเซชันดังสมการ (4.1) เพื่อนำมาคำนวณกับสัมประสิทธิ์ความถี่ DCT ของภาพอินพุตที่ได้จากสมการ (3.1) จากนั้นนำสัมประสิทธิ์ที่เหลือจากการควอนไทเซชันไปเข้ารหัสด้วย Run Level Coding ซึ่งจะได้ภาพที่ทำการบีบอัดออกมา โดยลำดับขั้นของการปรับค่าควอนไทเซชัน $Q_s(u, v)$ ที่งานวิจัยของเรานำเสนอนั้นแสดงไว้ในสมการ (4.2)

$$F_q(u, v) = \text{Round} \left(\frac{F(u, v)}{Q(u, v)_{\text{Classic}} / Q_s(u, v)} \right) \quad (4.1)$$

โดยที่ $Q(u, v)_{\text{Classic}}$ เป็นลำดับขั้นของการควอนไทเซชันตามตารางมาตรฐาน

$Q_s(u, v)$ เป็นลำดับขั้นของการปรับค่าควอนไทเซชันที่งานวิจัยของเรานำเสนอ

$$Q_s(u, v) = \begin{cases} Q_L & \text{LSG} \\ Q_N & \text{NSG} \\ Q_M & \text{MSG} \end{cases} \quad (4.2)$$

โดยที่ Q_L เป็นควอนไทเซชันของกลุ่มพื้นที่ความสำคัญน้อย

Q_N เป็นควอนไทเซชันของกลุ่มพื้นที่ความสำคัญปานกลาง

Q_M เป็นควอนไทเซชันของกลุ่มพื้นที่ความสำคัญมากที่สุด

4.6 การบีบอัดภาพด้วยค่าควอนไทเซชันแบบปรับเปลี่ยนได้ในอัลกอริธึม JPEG

จากการนำเสนอการกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อด้วยผลการจำแนกกลุ่มด้วยฟuzzyซีมีนและผลการยืนยันความถูกต้องของเนื้อเยื่อด้วยฟuzzyอินเฟอร์เรนเพื่อนำมาประยุกต์ใช้เป็นค่าควอนไทเซชันตามที่ได้กล่าวมาในหัวข้อก่อนหน้านั้น ค่าควอนไทเซชันที่กำหนดไว้ตามความสำคัญของกลุ่มเนื้อเยื่อจะถูกนำมาใช้ในการบีบอัดด้วยอัลกอริธึม JPEG ดังนั้นเพื่อทำการทดสอบประสิทธิภาพในการบีบอัดที่ได้จากวิธีการที่เรานำเสนองานวิจัยนี้จึงทำการวัดประสิทธิภาพของการบีบอัดด้วยการหาอัตราการบีบอัด (Compression ratio: C_r) ตามสมการ (3.42) และประเมินการวัดคุณภาพแบบอิงปริมาณเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ด้วยการหาค่าทางคณิตศาสตร์ด้วย Peak Signal to Noise Ratio : $PSNR$ ซึ่งเป็นการวัดระดับความคล้ายคลึงหรือความเหมือนระหว่างภาพต้นฉบับและภาพที่เรียกกลับคืนตามสมการ (3.46) นอกจากนี้จะทำการคำนวณค่า Weight Peak Signal to Noise Ratio : $WPSNR$ ซึ่งเป็นการนำเอาการรับรู้การมองเห็นของมนุษย์มาประยุกต์ใช้ในการเปรียบเทียบความแตกต่างของภาพมนุษย์ตามสมการ (3.48) ผลการทดลองที่ได้จากงานวิจัยของเราแสดงไว้ในบทที่ 5



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5

ผลการทดลองและการวิเคราะห์

งานวิจัยการบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ต้นฉบับพื้นฐานการเลือกค่าควอนไทเซชันของค่าทางสถิติของคุณลักษณะพื้นผิวที่ปรับเปลี่ยนได้นี้ ผู้วิจัยได้ศึกษาค้นคว้าเกี่ยวกับการบีบอัดภาพ การหาค่าทางสถิติของคุณลักษณะพื้นผิวในภาพถ่ายทางการแพทย์ การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายทางการแพทย์ด้วยอัลกอริธึมเค-มีนและอัลกอริธึมพีซีซีมีน และการประยุกต์ใช้ระบบพีซีซีอินเฟอเรน จากนั้นจึงได้นำเสนอแนวคิดในการบีบอัดแบบสูญเสียบางส่วนของภาพอัลตราซาวด์ต้นฉบับด้วยการวิเคราะห์เนื้อหาที่ปรากฏภายในภาพด้วยการประยุกต์ใช้ค่าฮิสโตแกรมและคุณลักษณะพื้นผิวในบริเวณพื้นที่ที่สนใจเพื่อคำนวณหาข้อมูลเนื้อหาที่สำคัญของแต่ละพื้นที่เพื่อนำมาใช้ในกระบวนการจัดกลุ่มข้อมูลด้วยอัลกอริธึมพีซีซีมีน จากนั้นนำอัลกอริธึมพีซีซีอินเฟอเรนมาใช้ในการยืนยันความถูกต้องของผลลัพธ์ที่ได้จากการจัดกลุ่มโดยอ้างอิงเทียบกับข้อมูลที่ได้จากผู้เชี่ยวชาญ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จะถูกนำมาประยุกต์เป็นค่าควอนไทเซชันสำหรับการบีบอัดในอัลกอริธึม JPEG ด้วยการกำหนดความสำคัญของพื้นที่ย่อยที่แตกต่างกัน โดยบริเวณพื้นที่ที่สำคัญมากจะกำหนดอัตราการบีบอัดต่ำ พื้นที่ที่สำคัญน้อยจะกำหนดอัตราการบีบอัดสูง เพื่อให้ได้อัตราการบีบอัดที่เหมาะสมในแต่ละพื้นที่ที่สนใจ จากแนวคิดข้างต้นผู้วิจัยได้นำเสนอภาพรวมและรายละเอียดของระบบไว้แล้วในบทที่ 4 ซึ่งประกอบด้วย 5 ขั้นตอนหลัก คือ การเตรียมภาพและกำหนดพื้นที่ย่อย การกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อเบื้องต้น (Initial Priority Map) การยืนยันความถูกต้องของกลุ่มเนื้อเยื่อ (Verification Process) การกำหนดค่าควอนไทเซชันแบบปรับเปลี่ยนได้ และการบีบอัดภาพด้วยค่าควอนไทเซชันแบบปรับเปลี่ยนได้ในอัลกอริธึม JPEG จากภาพรวมของระบบที่ได้นำเสนอและวิเคราะห์ไว้ในบทที่ 4 ผู้วิจัยได้พัฒนาโปรแกรมขึ้นเพื่อทดลองและวิเคราะห์ความเป็นไปได้ตามแนวคิดที่ได้นำเสนอไว้ดังรายละเอียดต่อไปนี้

5.1 ผลของการเตรียมภาพและกำหนดพื้นที่ย่อย

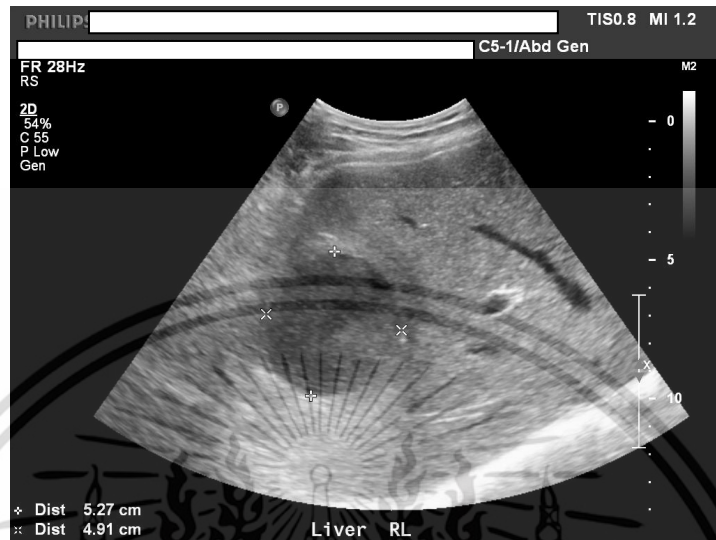
ในส่วนนี้เป็นการเตรียมภาพสำหรับนำมาใช้ในการทดลองกำหนดขนาดของพื้นที่ย่อยตามที่ได้นำเสนอ เพื่อวิเคราะห์ความเหมาะสมสำหรับการนำมาใช้ในการคำนวณข้อมูลทางสถิติซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

5.1.1 การเตรียมภาพอัลตราซาวด์ต้นฉบับ

การเตรียมภาพอัลตราซาวด์ต้นฉบับที่นำมาใช้เป็นฐานข้อมูลเพื่อทดสอบการทำงานของวิธีการบีบอัดที่นำเสนอใช้นั้นใช้ภาพอัลตราซาวด์ที่ได้รับความอนุเคราะห์จากภาควิชารังสีวิทยา คณะแพทยศาสตร์โรงพยาบาลรามาธิบดี มหาวิทยาลัยมหิดลดังแสดงตัวอย่างในรูปที่ 5.1 ซึ่งเป็นภาพ Grayscale ที่ได้จากเครื่องอัลตราซาวด์ยี่ห้อ Philips มีขนาด 1024X768 พิกเซล รายละเอียดของภาพที่ถูกปิดด้วยแถบสีขาวด้านบน จะเป็นชื่อ นามสกุล เลขทะเบียนคนไข้ วันเวลาที่ตรวจ และหมายเลขเครื่องที่ตรวจ และแสดงชนิดของโพรบที่ใช้ในการตรวจ (C5-1/Abd) ตัวอักษรด้านซ้ายมือเป็นรายละเอียดต่างๆ ที่ตั้งค่าไว้ในเครื่องอัลตราซาวด์ ส่วนบริเวณรูปใบพัดตรงกลางเป็นพื้นที่แสดงภาพที่ได้จากการสะท้อนกลับของคลื่นเสียงจากโพรบ สเกลทางด้านขวามือเป็นระยะความลึกของตำแหน่งอวัยวะที่ทำการตรวจและแถบสีเทาดำ ตัวอักษรด้านล่างเป็นชื่อของอวัยวะที่ทำการตรวจ โดยเราเลือกบริเวณที่เป็นพื้นที่รูปใบพัดขนาด 908X606 พิกเซลดังตัวอย่างในรูปที่ 5.2 เพื่อนำมาเป็นภาพต้นฉบับสำหรับใช้ใน

เอกสารนี้เป็นเอกสารลิขสิทธิ์ของโรงเรียนเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ใดเห็นใบแจ้งประโยชน์นี้ กรุณา
ไม่ว่าการณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การทดลองตามสมมติฐานที่ตั้งไว้ในวิทยานิพนธ์นี้ ภาพอัลตราซาวด์ดับที่ถูกเลือกจำนวน 24 ภาพ แสดงไว้ในรูปที่ 5.3 ประกอบด้วยภาพที่มีบริเวณเนื้อเยื่อติดปกติดอยู่ในภาพได้แก่ ภาพ (1) ถึงภาพ (17) และภาพที่เป็นเนื้อเยื่อปกติดได้แก่ ภาพ (18) ถึงภาพ (24)



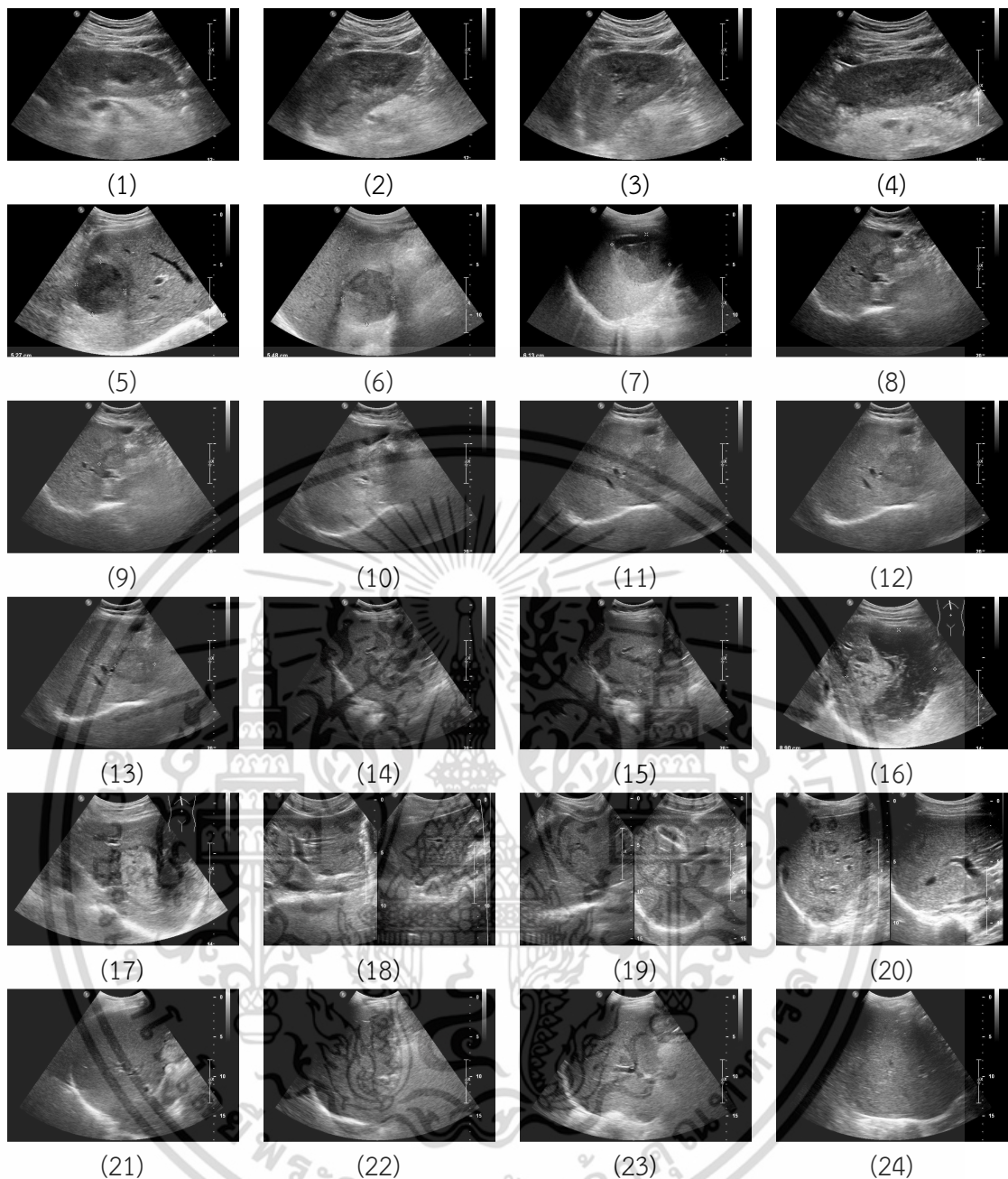
รูปที่ 5.1 ตัวอย่างภาพที่ได้จากเครื่องอัลตราซาวด์ขนาด 1024X768 พิกเซล



รูปที่ 5.2 ตัวอย่างภาพต้นฉบับบริเวณใบพัดขนาด 908X606 พิกเซลที่ใช้ในการทดลอง

5.1.2 การแบ่งพื้นที่ย่อยภายในภาพ

จากการนำเสนอการแบ่งพื้นที่ย่อยในหัวข้อ 4.2.2 ออกเป็น 4 ขนาดคือ 256X256 พิกเซล 128X128 พิกเซล 64X64 พิกเซล และ 32X32 พิกเซล ดังตัวอย่างในตารางที่ 4.2 - 4.5 เพื่อทำการวิเคราะห์ข้อมูลทางด้านสถิติภายในพื้นที่ย่อยโดยการคำนวณค่าฮิสโตแกรมและคุณลักษณะพื้นผิวว่าพื้นที่ย่อยขนาดใดเหมาะสมสำหรับนำไปประยุกต์ใช้จำแนกกลุ่มข้อมูล ซึ่งจากการพิจารณาในหัวข้อดังกล่าวได้เลือกข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลและ 32X32 พิกเซลเนื่องจากการเกาะกลุ่มที่แสดงถึงข้อมูลของเนื้อเยื่อตับได้ดี เพื่อนำไปใช้ในการจำแนกกลุ่มข้อมูลเนื้อเยื่อตับเบื้องต้นด้วยอัลกอริธึมเค-มีนและอัลกอริธึมฟuzzyซิมินตามรายละเอียดในหัวข้อถัดไป เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.3 ภาพอัลตราซาวด์ตัดขวางในฐานข้อมูลขนาด 908X606 พิกเซล โดยภาพ (1) - (17) เป็นภาพที่มีเนื้อเยื่อผิดปกติอยู่ และภาพ (18) - (24) เป็นภาพเนื้อเยื่อปกติ

5.2 ผลการทดลองการกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อเบื้องต้น

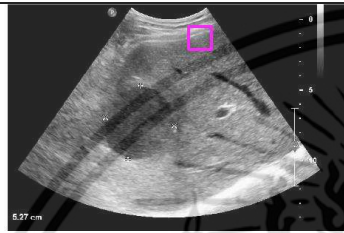
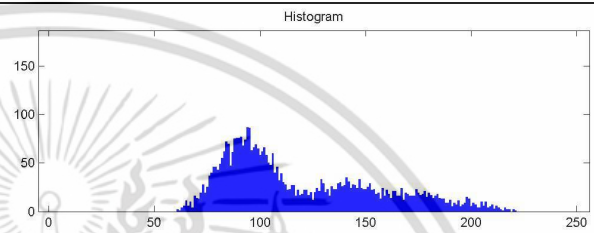
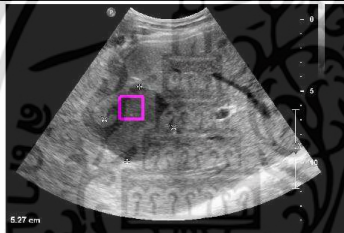
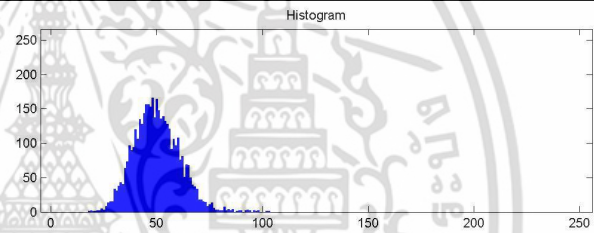

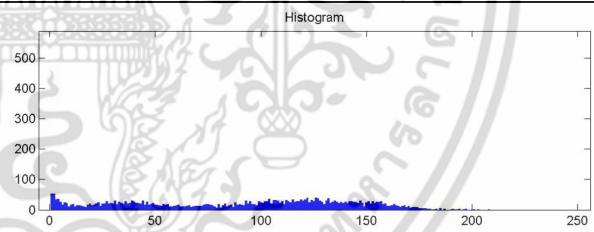

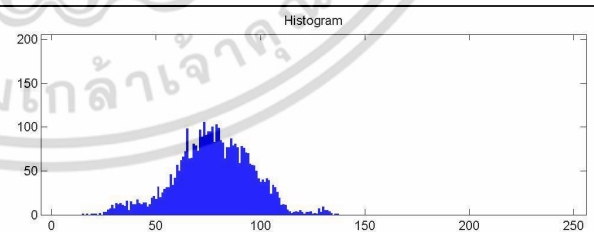

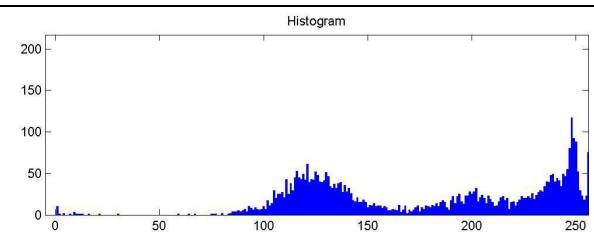
จากที่ได้นำเสนอวิธีการกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อเบื้องต้นไว้ในหัวข้อ 4.3 ซึ่งมี 3 ขั้นตอน คือ การคำนวณฮิสโตแกรม การจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อ และการกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อ ในหัวข้อนี้จะแสดงผลการทดลองให้แต่ละหัวข้อเพิ่มเติมจากที่ได้นำเสนอในบทที่ 4 ดังนี้

5.2.1 ผลการคำนวณฮิสโตแกรม

จากการพิจารณาลักษณะการเกาะกลุ่มของข้อมูลฮิสโตแกรมในบทที่ 4 ตารางที่ 4.2 - 4.5 เพื่อเลือกพื้นที่ย่อยขนาดใดเหมาะสมสำหรับการนำไปใช้ในการจำแนกกลุ่มเนื้อเยื่อตบั้นสรุปได้ว่าการเอกซารนี้เป็นเอกซารที่ส่งวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยามให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

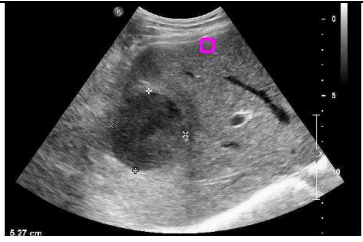
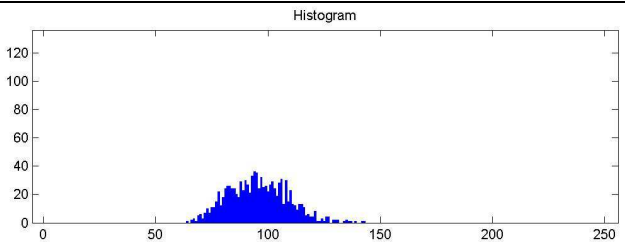
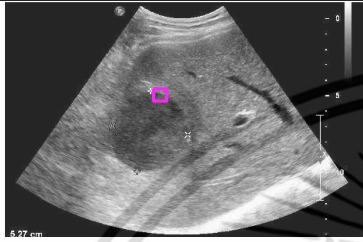
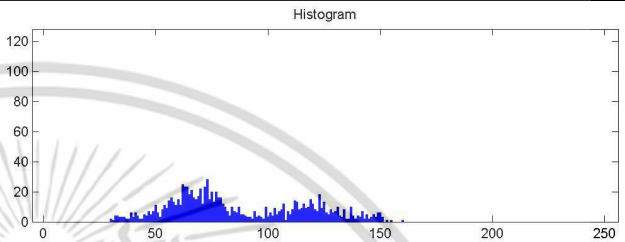

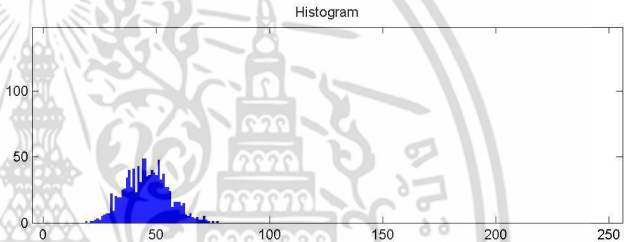

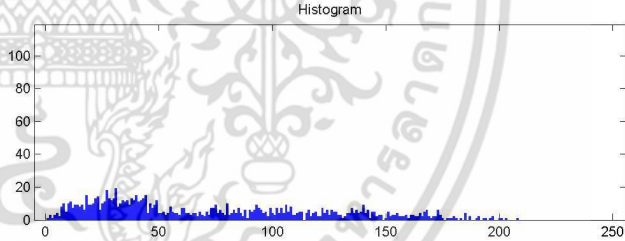
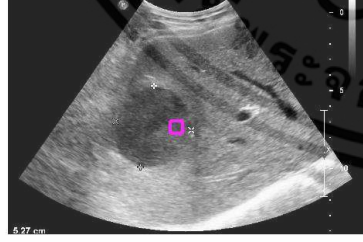
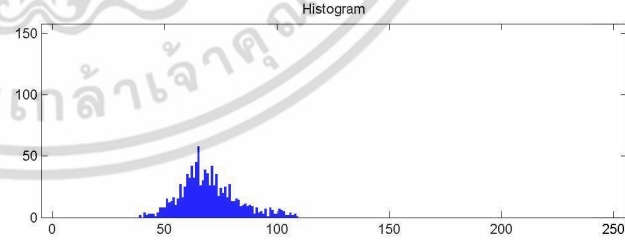
เกาะกลุ่มของข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64×64 และ 32×32 พิกเซลมีการเกาะกลุ่มที่แสดงถึงข้อมูลของเนื้อเยื่อตับได้ดีกว่าพื้นที่ย่อยขนาด 256×256 และ 128×128 พิกเซล ดังนั้นจึงพิจารณาเลือกข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64×64 และ 32×32 พิกเซลไปใช้สำหรับการจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อตับเบื้องต้นในขั้นตอนถัดไป ในหัวข้อนี้แสดงตัวอย่างตำแหน่งพื้นที่ย่อยภายในภาพและกราฟฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64×64 และ 32×32 พิกเซลของภาพตัวอย่าง 1 ในตารางที่ 5.1 และ 5.2 ตามลำดับ

ตารางที่ 5.1 ข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64×64 พิกเซลของตัวอย่าง 1

	ตำแหน่งพื้นที่ย่อยภายในภาพ	ฮิสโตแกรมของพื้นที่ย่อย
1		
2		
3		
4		
5		

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.2 ข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลของตัวอย่าง 1

	ตำแหน่งพื้นที่ย่อยภายในภาพ	ฮิสโตแกรมของพื้นที่ย่อย
1		
2		
3		
4		
5		

5.2.2 ผลการจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อเบื้องต้น

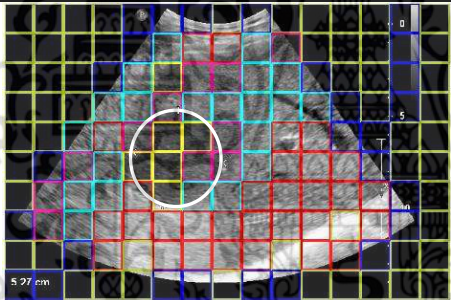
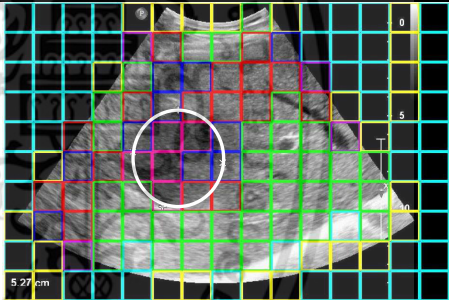
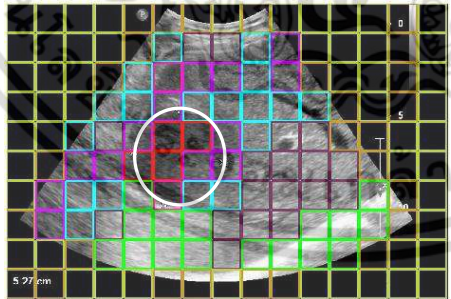
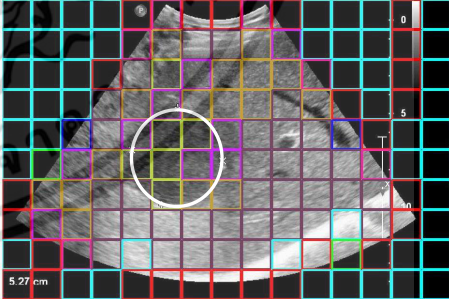
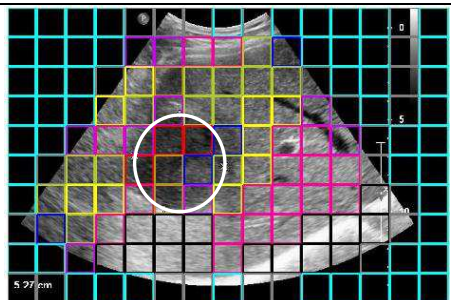
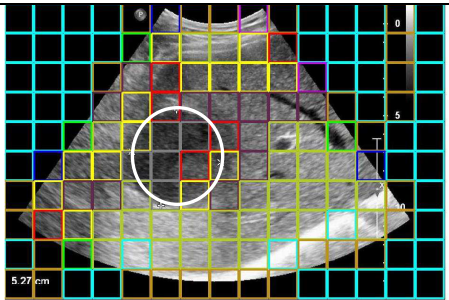
ข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 และ 32X32 พิกเซลที่ได้นั้นจะถูกนำมาจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อด้วยอัลกอริธึมเค-มีนและพีซีซีเอ็ม เพื่อวิเคราะห์ผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกว่าข้อมูลฮิสโตแกรมของพื้นที่ย่อยทั้งสองขนาดเมื่อนำมาจำแนกข้อมูลด้วยอัลกอริธึมใดให้ผลการจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อที่เหมาะสม ผลของการจำแนกข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 และ 32X32 พิกเซลของภาพตัวอย่างที่ 1 (รูปที่ 5.4) และตัวอย่างที่ 2 (รูปที่ 5.5) ด้วยอัลกอริธึมเค-มีนและพีซีซีเอ็ม เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แสดงไว้ในตารางที่ 5.3 และ 5.4 ตามลำดับ โดยกำหนดค่าคลัสเตอร์ $K = 8, 10$ และ 12 โดยที่กรอบสีในแต่ละในพื้นที่ย่อยแสดงถึงตัวแทนกลุ่มเพื่อให้เห็นความแตกต่างชัดเจนซึ่งจำนวนสีที่กำหนดจะเท่ากับจำนวนกลุ่มหรือคลัสเตอร์ที่ได้จากอัลกอริธึมการจำแนกกลุ่มข้อมูลสีโดแกรม



รูปที่ 5.4 ภาพตัวอย่างที่ 1

ตารางที่ 5.3 เปรียบเทียบผลการจำแนกข้อมูลสีโดแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64×64 พิกเซลด้วยอัลกอริธึมเค-มีนและพีซีซีมีนของภาพตัวอย่างที่ 1

คลัสเตอร์	อัลกอริธึมเค-มีน	อัลกอริธึมพีซีซีมีน
K=8		
K=10		
K=12		

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้เฉพาะในวงการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้เผยแพร่ไปยังประชาชนโดยไม่ได้รับอนุญาต
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 5.4 ตัวอย่างที่ 1 ในบริเวณวงกลมสีขาวเป็นพื้นที่ที่ผู้เชี่ยวชาญจำแนกว่าเป็นเนื้อเยื่อผิดปกติ เมื่อนำมากำหนดเป็น Ground truth สำหรับเปรียบเทียบกับผลการจำแนกจากวิธีการที่นำเสนอจะได้บริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติสำหรับพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซล 14 พื้นที่ย่อย และพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซล 40 พื้นที่ย่อย

ตารางที่ 5.3 แสดงการเปรียบเทียบผลการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลด้วยอัลกอริธึมเค-มีนและพีซีซีมีนของภาพตัวอย่างที่ 1 อัลกอริธึมพีซีซีมีนจำแนกบริเวณพื้นหลังของภาพหรือพื้นที่นอกโพรบออกจากบริเวณที่เป็นเนื้อเยื่อหรือข้อมูลจากโพรบได้อย่างชัดเจน ส่วนอัลกอริธึมเค-มีนที่ค่า $K=12$ มีบางพื้นที่ย่อยที่อยู่ตรงขอบของข้อมูลจากโพรบจะถูกจำแนกเป็นพื้นหลัง เมื่อกำหนดค่า $K=8$ และ 10 ทั้งสองอัลกอริธึมสามารถจำแนกบริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติเป็นกลุ่มเดียวกันได้ 5 พื้นที่ย่อยเท่ากันคือ กรอบสีเหลืองและสีชมพูตามลำดับ เมื่อเพิ่มค่า $K=12$ อัลกอริธึมพีซีซีมีนยังคงจำแนกบริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติได้ 5 เท่าเดิม(กรอบสีเทา) แต่อัลกอริธึมเค-มีนจะจำแนกเนื้อเยื่อผิดปกติได้ 4 พื้นที่ย่อย (กรอบสีแดง)

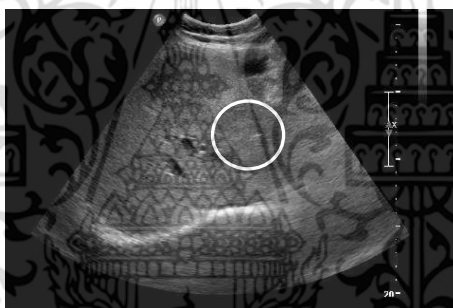
ตารางที่ 5.4 เปรียบเทียบผลการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลด้วยอัลกอริธึมเค-มีนและพีซีซีมีนของภาพตัวอย่างที่ 1

คลัสเตอร์	อัลกอริธึมเค-มีน	อัลกอริธึมพีซีซีมีน
K=8		
K=10		
K=12		

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.4 แสดงการเปรียบเทียบผลการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลด้วยอัลกอริธึมเค-มินและฟuzzyซิมินของภาพตัวอย่างที่ 1 ซึ่งทั้งสองอัลกอริธึมสามารถจำแนกบริเวณพื้นหลังของภาพหรือพื้นที่นอกโพรบออกจากบริเวณที่เป็นเนื้อเยื่อหรือข้อมูลจากโพรบได้อย่างชัดเจน เมื่อกำหนดค่า $K=8$ อัลกอริธึมเค-มินจำแนกบริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติได้ 16 พื้นที่ย่อย (กรอบสีม่วง) ส่วนอัลกอริธึมฟuzzyซิมินจำแนกได้ 18 พื้นที่ย่อย (กรอบสีแดง) ที่เป็นกลุ่มเดียวกัน เมื่อค่า $K=10$ เค-มินจำแนกได้ 14 พื้นที่ย่อย(กรอบสีม่วง) ส่วนฟuzzyซิมินจำแนกได้ 16 พื้นที่ย่อย(กรอบสีเขียว) เมื่อเพิ่มค่า $K=12$ อัลกอริธึมเค-มินจะจำแนกเนื้อเยื่อผิดปกติได้ลดลงเหลือเพียง 8 พื้นที่ย่อย(กรอบสีเหลือง) ส่วนอัลกอริธึมฟuzzyซิมินจำแนกบริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติได้ 17 พื้นที่ย่อย(กรอบสีแดง)

เมื่อพิจารณาผลจากการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยในตัวอย่างที่ 1 โดยพิจารณาที่ขนาดของพื้นที่ย่อยคือ 64X64 และ 32X32 พิกเซลนั้นพบว่าการจำแนกข้อมูลด้วยการใช้อัลกอริธึมฟuzzyซิมินสามารถแยกบริเวณพื้นหลังกับส่วนที่เป็นข้อมูลจากโพรบได้อย่างชัดเจนดีกว่าอัลกอริธึมเค-มิน เมื่อพิจารณาผลจากจำนวนการจำแนกพื้นที่ย่อยที่เป็นเนื้อเยื่อผิดปกติจะเห็นว่าฟuzzyซิมินให้ผลการจำแนกดีกว่าเค-มินเมื่อค่า K เพิ่มขึ้นเป็น 10 และ 12 และเมื่อพิจารณาถึงขนาดของบริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติที่จำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมที่ได้ระหว่างพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 และ 32X32 พิกเซลจะเห็นว่ามีความคล้ายคลึงกัน



รูปที่ 5.5 ภาพตัวอย่างที่ 2

รูปที่ 5.5 ตัวอย่างที่ 2 ในบริเวณวงกลมสีขาวเป็นพื้นที่ที่ผู้เชี่ยวชาญจำแนกว่าเป็นเนื้อเยื่อผิดปกติ เมื่อนำมากำหนดเป็น Ground truth สำหรับเปรียบเทียบกับผลการจำแนกจากวิธีการที่นำเสนอจะได้บริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติสำหรับพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซล 9 พื้นที่ย่อย และพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซล 26 พื้นที่ย่อย

ตารางที่ 5.5 แสดงการเปรียบเทียบผลการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลด้วยอัลกอริธึมเค-มินและฟuzzyซิมินของภาพตัวอย่างที่ 2 ซึ่งทั้งสองอัลกอริธึมสามารถจำแนกบริเวณพื้นหลังของภาพหรือพื้นที่นอกโพรบออกจากบริเวณที่เป็นเนื้อเยื่อหรือข้อมูลจากโพรบได้อย่างชัดเจน เมื่อกำหนดค่า $K=8$ และ 10 ทั้งสองอัลกอริธึมสามารถจำแนกบริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติเป็นกลุ่มเดียวกันได้ 4 พื้นที่ย่อยเท่ากันคือ กรอบสีชมพูและสีน้ำเงินตามลำดับ เมื่อเพิ่มค่า $K=12$ ทั้งอัลกอริธึมเค-มินและฟuzzyซิมินสามารถจำแนกบริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติได้เพียง 3 พื้นที่ย่อย (กรอบสีน้ำเงินและกรอบสีแดงตามลำดับ)

ตารางที่ 5.6 แสดงการเปรียบเทียบผลการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลด้วยอัลกอริธึมเค-มินและฟuzzyซิมินของภาพตัวอย่างที่ 2 อัลกอริธึมฟuzzyซิมินสามารถจำแนก
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ในการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บริเวณพื้นหลังของภาพหรือพื้นที่นอกโพรบออกจากบริเวณที่เป็นเนื้อเยื่อหรือข้อมูลจากโพรบได้อย่างชัดเจน ส่วนอัลกอริธึมเค-มินที่ค่า $K=8$ ผลการจำแนกบางส่วนด้านบนและบริเวณขอบใบพัดถูกจำแนกผิดกลุ่มจากกลุ่มความสำคัญปานกลางเป็นกลุ่มความสำคัญน้อย เมื่อพิจารณาบริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติที่ค่า $K=8$ อัลกอริธึมเค-มินจำแนกบริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติได้ 17 พื้นที่ย่อย (กรอบสีแดง) ส่วนอัลกอริธึมฟัซซีซีมีนจำแนกได้ 21 พื้นที่ย่อย (กรอบสีเหลือง) ที่เป็นกลุ่มเดียวกัน ที่ค่า $K=10$ เค-มินจำแนกได้ 11 พื้นที่ย่อย(กรอบสีม่วงเข้ม) ส่วนฟัซซีซีมีนจำแนกได้ 22 พื้นที่ย่อย(กรอบสีแดง) และเมื่อเพิ่มค่า $K=12$ อัลกอริธึมเค-มินจะจำแนกเนื้อเยื่อผิดปกติได้เหลือเพียง 15 พื้นที่ย่อย(กรอบสีแดง) ส่วนอัลกอริธึมฟัซซีซีมีนจำแนกบริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติได้เหลือเพียง 14 พื้นที่ย่อย(กรอบสีชมพู) เมื่อเทียบกับผลการจำแนกจาก Ground truth ที่ได้จากผู้เชี่ยวชาญที่ได้ทั้งหมด 26 พื้นที่ย่อย

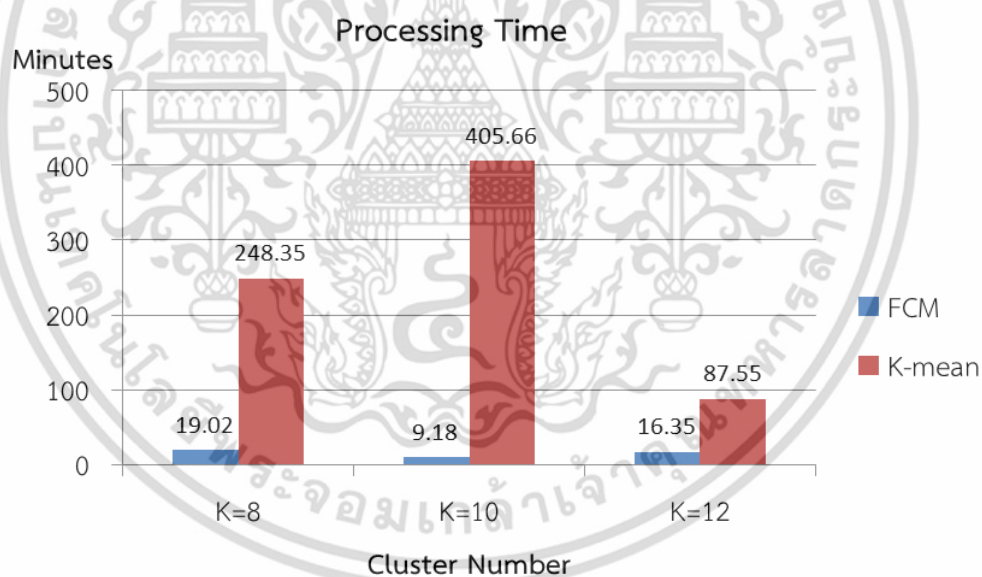
ตารางที่ 5.5 เปรียบเทียบผลการจำแนกข้อมูลฮีโดแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64×64 พิกเซลด้วยอัลกอริธึมเค-มินและฟัซซีซีมีนของภาพตัวอย่าง 2

คลัสเตอร์	อัลกอริธึมเค-มิน	อัลกอริธึมฟัซซีซีมีน
$K=8$		
$K=10$		
$K=12$		

เมื่อพิจารณาผลจากการจำแนกข้อมูลฮีโดแกรมในพื้นที่ย่อยในตัวอย่างที่ 2 โดยพิจารณาที่ขนาดของพื้นที่ย่อยคือ 64×64 และ 32×32 พิกเซลนั้นพบว่าการจำแนกข้อมูลด้วยการใช้เอกสารนี้เป็นเอกสารที่รองรับการแสดงผลที่ถูกต้องและแม่นยำที่สุด เมื่อพิจารณาจากผลการจำแนกที่ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อัลกอริธึมฟัซซีซีมีนสามารถแยกบริเวณพื้นหลังกับส่วนที่เป็นข้อมูลจากโพรบได้อย่างชัดเจนมากกว่า อัลกอริธึมเค-มีน โดยเฉพาะในกรณีที่มีค่า $K=8$ ซึ่งอัลกอริธึมเค-มีนจำแนกกลุ่มผิดจากบริเวณที่เป็นเนื้อเยื่อตรงขอบภาพกลายเป็นกลุ่มความสำคัญน้อยซึ่งเป็นพื้นหลัง เมื่อพิจารณาถึงจำนวนผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกอัลกอริธึมฟัซซีซีมีนให้จำนวนพื้นที่ย่อยที่ถูกต้องมากกว่าอัลกอริธึมเค-มีนเมื่อเทียบกับ Ground truth ที่ได้จากผู้เชี่ยวชาญ นอกจากนี้เมื่อพิจารณาถึงขนาดของเนื้อเยื่อผิดปกติทั้งหมดที่ได้จากการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมของพื้นที่ย่อยขนาด 64×64 และ 32×32 พิกเซลจะเห็นได้ว่าเมื่อนำพื้นที่ย่อยมารวมกันจะได้ขนาดของเนื้อเยื่อที่ใกล้เคียงกัน

การพิจารณาว่าอัลกอริธึมใดเหมาะสมสำหรับการนำมาใช้ในการจำแนกข้อมูลเบื้องต้นนอกจากพิจารณาจากผลการจำแนกที่ได้แล้ว ในงานวิจัยนี้ยังได้ทำการเปรียบเทียบความเร็วที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมของอัลกอริธึมเค-มีนและฟัซซีซีมีนว่ามีความแตกต่างกันมากน้อยเพียงไร เพื่อพิจารณาว่าอัลกอริธึมใดเหมาะสมสำหรับการนำไปประยุกต์ใช้ในการบีบอัดข้อมูลภาพอัลตราซาวด์ดับในขั้นตอนต่อไป โดยการเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการประมวลผลของอัลกอริธึมเค-มีนและฟัซซีซีมีนที่ค่าคลัสเตอร์ $K=8$, 10 และ 12 เมื่อนำมาวิเคราะห์โดยการนำค่าไปพล็อตกราฟดังรูปที่ 5.6 จะเห็นความแตกต่างได้อย่างชัดเจนว่าอัลกอริธึมฟัซซีซีมีนใช้เวลาในการประมวลผลน้อยกว่าอัลกอริธึมเค-มีนในทุกๆ ค่า K ที่ทำการทดลอง (ค่าที่แสดงในกราฟเป็นเวลาเฉลี่ยที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมจำนวน 10 ครั้ง)



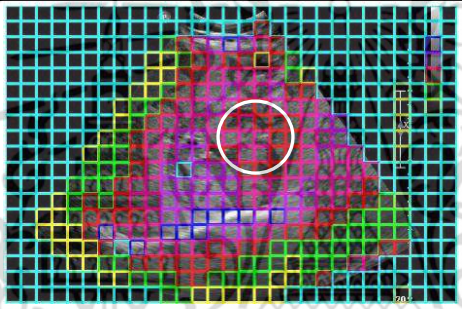
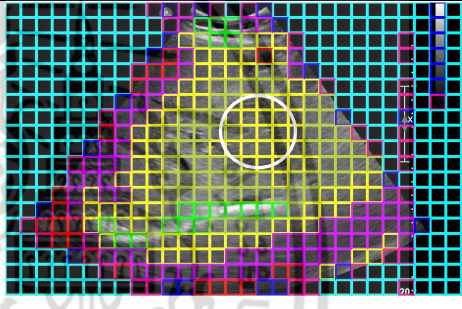
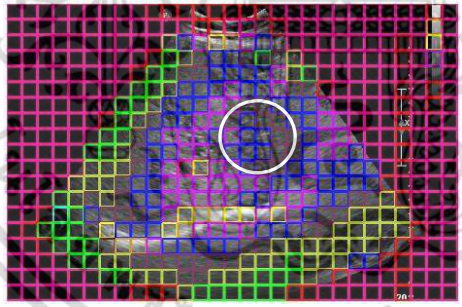
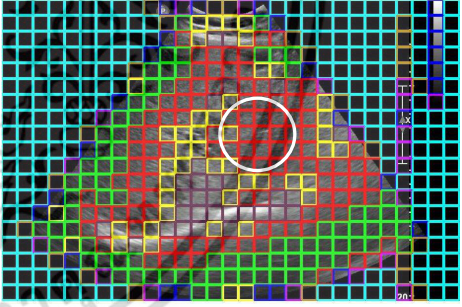
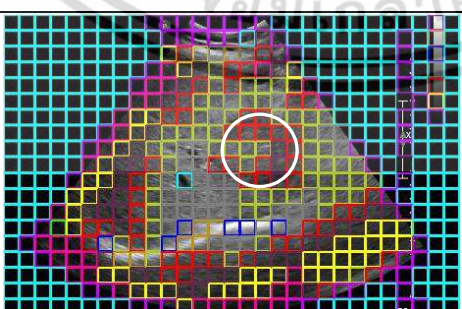
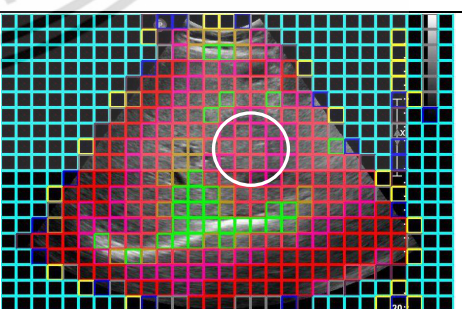
รูปที่ 5.6 กราฟเปรียบเทียบเวลาเฉลี่ยที่ใช้ในการประมวลผลข้อมูลฮีสโตแกรมด้วยอัลกอริธึมเค-มีน (K-mean) และฟัซซีซีมีน (FCM) ที่มีค่า $K=8$, 10 และ 12

จากผลการทดลองที่กล่าวมาข้างต้น สามารถสรุปได้ว่าการจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อเบื้องต้นในพื้นที่ย่อยที่เหมาะสมสำหรับการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมคือ พื้นที่ย่อยขนาด 32×32 พิกเซล โดยกำหนดความสำคัญของเนื้อเยื่อดับในพื้นที่ย่อยเป็น 3 กลุ่มคือ กลุ่มความสำคัญมากที่สุด กลุ่มความสำคัญปานกลาง และกลุ่มความสำคัญน้อย ซึ่งผลการจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อเบื้องต้นในหัวข้อนี้จะเห็นได้จากการทดลองทั้งหมดสิ่งที่เห็นได้ชัดเจนคือ สามารถจำแนกบริเวณที่เป็นกลุ่มสำคัญน้อย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ออกได้อย่างชัดเจน ดังนั้นพื้นที่ย่อยเหล่านี้จะถูกกำหนดให้เป็นกลุ่มความสำคัญน้อย (LSG) ซึ่งจะนำไปใช้สำหรับการบีบอัดด้วยอัลกอริธึม JPEG ส่วนพื้นที่ย่อยที่เป็นกลุ่มความสำคัญมากที่สุด (MSG) และกลุ่มความสำคัญปานกลาง (NSG) การจำแนกกลุ่มเนื้อเยื่อด้วยข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยโดยเทียบกับข้อมูลจากผู้เชี่ยวชาญ (Ground Truth: GT) ปรากฏว่ายังคงมีความผิดพลาดอยู่ในบางพื้นที่ย่อยอยู่ จึงถูกนำไปยืนยันความถูกต้องของเนื้อเยื่อด้วยระบบฟัซซีอินเฟอเรนซ์ซึ่งจะมีการนำค่าคุณลักษณะพื้นผิวซึ่งได้แก่ ค่าความแตกต่างของระดับความเข้มแสง (Contrast) ค่าความแปรผันของระดับความเข้มแสง (Sum of square: Variance) และค่าผลรวมเฉลี่ย (Sum_Average: Sum_Avg) ในพื้นที่ย่อยมาประยุกต์ใช้ในการสร้างค่าความเป็นสมาชิกตามที่ได้นำเสนอไว้ นั้น แสดงผลการยืนยันความถูกต้องได้ในหัวข้อถัดไป

ตารางที่ 5.6 เปรียบเทียบผลการจำแนกข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลด้วยอัลกอริธึมเค-มีนและฟัซซีซีมีนของภาพตัวอย่าง 2

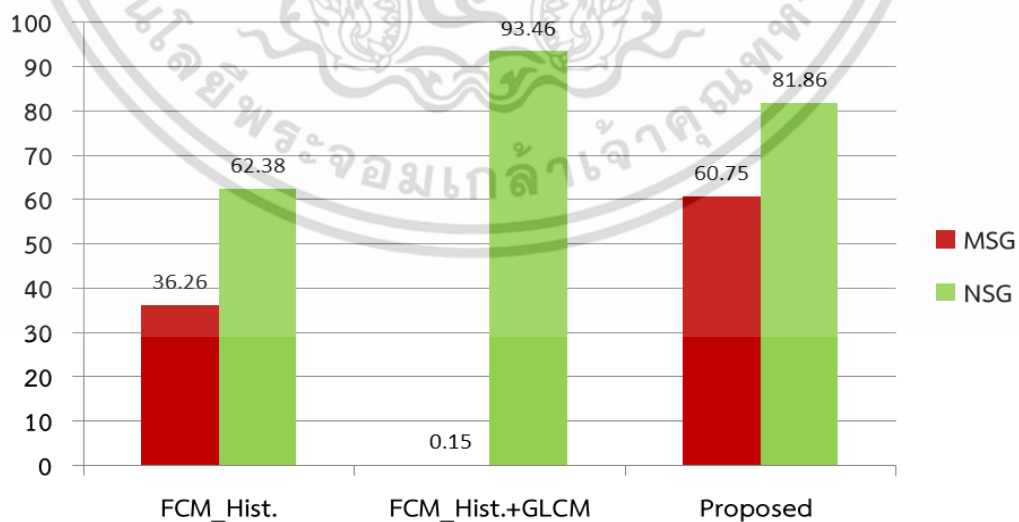
คลัสเตอร์	อัลกอริธึมเค-มีน	อัลกอริธึมฟัซซีซีมีน
K=8		
K=10		
K=12		

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.3 ผลการยืนยันความถูกต้องของกลุ่มเนื้อเยื่อด้วยระบบฟัซซีอินเฟอเรน

จากผลการจำแนกเนื้อเยื่อเบื้องต้นโดยการใช้ข้อมูลฮิสโตแกรมในพื้นที่ย่อยปรากฏว่ายังคงมีความผิดพลาดอยู่ในบางพื้นที่ที่ย่อยอยู่ ดังนั้นจึงนำพื้นที่ย่อยที่เป็นกลุ่มความสำคัญมากที่สุด (MSG) และกลุ่มความสำคัญปานกลาง (NSG) มายืนยันความถูกต้องด้วยระบบฟัซซีอินเฟอเรนเพื่อเทียบความถูกต้องจากการจำแนกที่ได้ดังแสดงรูปที่ 5.7 ซึ่งเป็นกราฟเปรียบเทียบความถูกต้องของการจำแนกกลุ่มเนื้อเยื่อ MSG และ NSG ด้วยอัลกอริธึมฟัซซีซิมินที่ใช้ข้อมูลฮิสโตแกรม อัลกอริธึมฟัซซีซิมินที่ใช้ข้อมูลฮิสโตแกรมและคุณลักษณะพื้นผิว และระบบฟัซซีอินเฟอเรนที่นำเสนอ โดยที่การจำแนกข้อมูลฮิสโตแกรมด้วยอัลกอริธึมฟัซซีซิมิน (FCM_Hist.) สำหรับกลุ่มความสำคัญมากที่สุด (สีแดง) และกลุ่มความสำคัญปานกลาง (สีเขียว) มีความถูกต้อง 36.26% และ 62.38% ตามลำดับ เมื่อมีการนำข้อมูลฮิสโตแกรมและค่าคุณลักษณะพื้นผิวมาจำแนกด้วยอัลกอริธึมฟัซซีซิมินจะให้ความถูกต้องสูงถึง 93.46% ในกลุ่มความสำคัญปานกลางแต่ให้ความถูกต้องเพียง 0.15% ในกลุ่มความสำคัญมากที่สุดซึ่งเป็นส่วนเนื้อเยื่อผิดปกติ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการรวมค่าฮิสโตแกรมและคุณลักษณะพื้นผิวเข้าด้วยกันโดยปราศจากการนำความรู้จากผู้เชี่ยวชาญเข้ามาร่วมพิจารณา ไม่สามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกได้ ดังนั้นเพื่อเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพของระบบ วิธีการที่นำเสนอโดยการนำ Hierarchical Fuzzy Expert System ด้วยการรวม FIS ของคุณลักษณะพื้นผิวเพื่อทำให้การจำแนกกลุ่มเนื้อเยื่อเบื้องต้นที่ได้จากข้อมูลฮิสโตแกรม ผลการทดลองให้ความถูกต้องเพิ่มมากขึ้นซึ่งกลุ่มความสำคัญมากที่สุดและกลุ่มความสำคัญปานกลางให้ความถูกต้อง 60.75% และ 81.86% ตามลำดับ

จากผลการจำแนกกลุ่มข้อมูลเนื้อเยื่อต้นเบื้องต้นและผลการยืนยันความถูกต้องของกลุ่มเนื้อเยื่อที่ได้ในขั้นตอนนี้จะถูกนำไปใช้ในการบีบอัดภาพด้วยอัลกอริธึม JPEG ในหัวข้อถัดไป

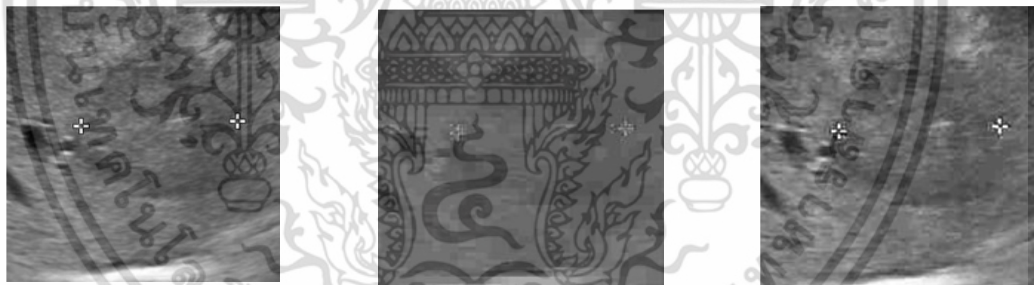


รูปที่ 5.7 กราฟเปรียบเทียบความถูกต้องของการจำแนกกลุ่มเนื้อเยื่อ MSG และ NSG ด้วยฟัซซีซิมินที่ใช้ข้อมูลฮิสโตแกรม ฟัซซีซิมินที่ใช้ข้อมูลฮิสโตแกรมและคุณลักษณะพื้นผิว และระบบฟัซซีอินเฟอเรนที่นำเสนอเทียบกับผู้เชี่ยวชาญ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.4 ผลการวัดประสิทธิภาพในการบีบอัดภาพอัลตราซาวด์ดับในอัลกอริธึม JPEG

การกำหนดค่าควอนไทเซชันแบบปรับเปลี่ยนได้ เมื่อนำมาใช้บีบอัดข้อมูลภาพอัลตราซาวด์ดับในฐานข้อมูล จะพิจารณาค่า $Q_S(u, v)$ ตามความสำคัญของกลุ่มเนื้อเยื่อหรือพื้นที่ย่อย โดยจะกำหนดค่าควอนไทเซชันในแต่ละพื้นที่ย่อยดังนี้ กลุ่มความสำคัญน้อย $Q_L = 0$ กลุ่มความสำคัญปานกลาง $Q_N = 2$ และ กลุ่มความสำคัญมากที่สุด $Q_M = 3, 6, 9, 12$ ตารางที่ 5.7 ซึ่งแสดงตัวอย่างของภาพ 3 ภาพ โดยตารางที่ 5.7 (ก) เป็นภาพต้นฉบับที่มีการกำหนดพื้นที่ที่สนใจที่เป็นบริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติในกรอบสีขาว ตารางที่ 5.7 (ข) แสดงเฉพาะพื้นที่ที่สนใจ ตารางที่ 5.7 (ค) แสดงผลการบีบอัดด้วยการใช้ค่าควอนไทเซชันแบบมาตรฐาน (Classic) ในขณะที่ตารางที่ 5.7 (ง) - (จ) ตัวอย่างกำหนดค่า $Q_S = 3, 6$ จะเห็นว่าการใช้ควอนไทเซชันที่ปรับเปลี่ยนตามการกำหนดความสำคัญของกลุ่มเนื้อเยื่อในแต่ละพื้นที่ย่อยที่ได้นำเสนอไว้ให้ผลลัพธ์ใกล้เคียงกับภาพต้นฉบับมากกว่าการใช้ควอนไทเซชันแบบมาตรฐานและไม่เกิดรอยหยัก (blocking artifact) ภายในภาพซึ่งจะทำให้คุณภาพของภาพยังสามารถนำมาใช้การวินิจฉัยโรคได้อย่างมีประสิทธิภาพมากกว่า เมื่อพิจารณารูปที่ 5.8 (ก) แสดงภาพต้นฉบับบริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติที่มีขนาดเล็กและไม่ชัดเจน (ข) ภาพหลังจากการบีบอัดด้วยค่าควอนไทเซชันแบบมาตรฐาน JPEG จะพบว่าการบีบอัดโดยใช้ควอนไทเซชันแบบมาตรฐานในรูปที่ 5.8 (ข) มีการเกิดรอยหยักในปริมาณมาก ซึ่งอาจส่งผลกระทบต่อการใช้งานขนาดของเนื้อเยื่อผิดปกติผิดพลาด และส่งผลกระทบต่อประเมินและวางแผนการรักษาได้ ส่วนรูปที่ 5.8 (ค) เป็นภาพหลังจากการบีบอัดด้วยค่าควอนไทเซชันที่นำเสนอในงานวิจัยนี้ ซึ่งภาพผลลัพธ์ที่ได้มีความใกล้เคียงกับภาพต้นฉบับและยังคงคุณภาพดีพอที่จะนำไปใช้ในการวินิจฉัยเนื้อเยื่อผิดปกติที่มีขนาดเล็กและไม่ชัดเจนได้ดี



(ก) ภาพต้นฉบับ

(ข) $Q(u, v)_{Classic}$ (ค) $Q_S = 6$

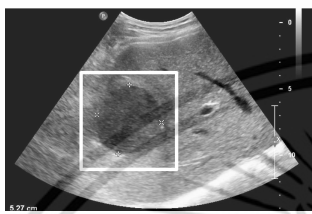
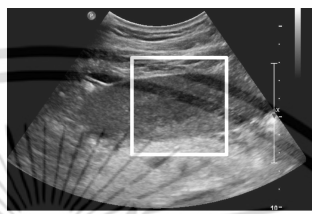
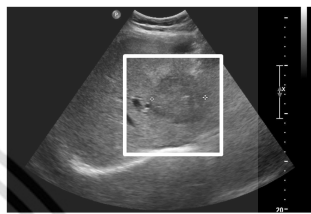

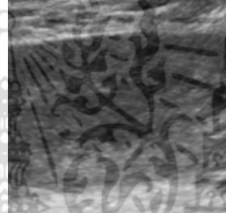
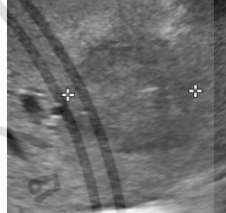


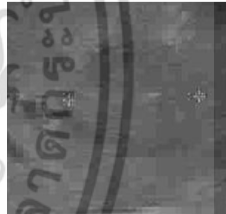

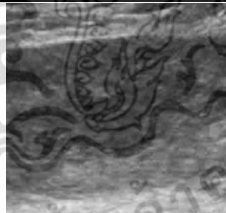




รูปที่ 5.8 (ก) ภาพต้นฉบับบริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติที่มีขนาดเล็กและไม่ชัดเจน (ข) ภาพหลังจากการบีบอัดด้วยค่าควอนไทเซชันแบบมาตรฐาน JPEG และ (ค) ภาพหลังจากการบีบอัดด้วยค่าควอนไทเซชันที่นำเสนอในงานวิจัยนี้

รูปที่ 5.9 แสดงค่าที่ได้จากการวัดประสิทธิภาพในการบีบอัดด้วยการปรับเปลี่ยนค่าควอนไทเซชันสเตปจากผลลัพธ์การจำแนกข้อมูลฮิสโตแกรมด้วยอัลกอริธึมพีซีซีมีน $K=10$ โดยจะทำการเปรียบเทียบค่า PSNR และ Compression Ratio เพื่อวิเคราะห์ค่าควอนไทเซชันที่เหมาะสมสำหรับพื้นที่กลุ่มความสำคัญมากที่สุด จากผลการทดลองที่ได้จะเห็นว่าค่า PSNR และค่า Compression ratio ที่ดีที่สุดที่ค่า $Q_S = 7$ อย่างไรก็ตามที่ $Q_S = 6$ ค่า Compression ratio จะสูงกว่าที่ $Q_S = 7$ เล็กน้อยในขณะที่ค่า PSNR ไม่แตกต่างกัน ดังนั้น $Q_S = 6$ จึงเป็นตัวเลือกที่เหมาะสมที่สุดซึ่งได้ 3.86

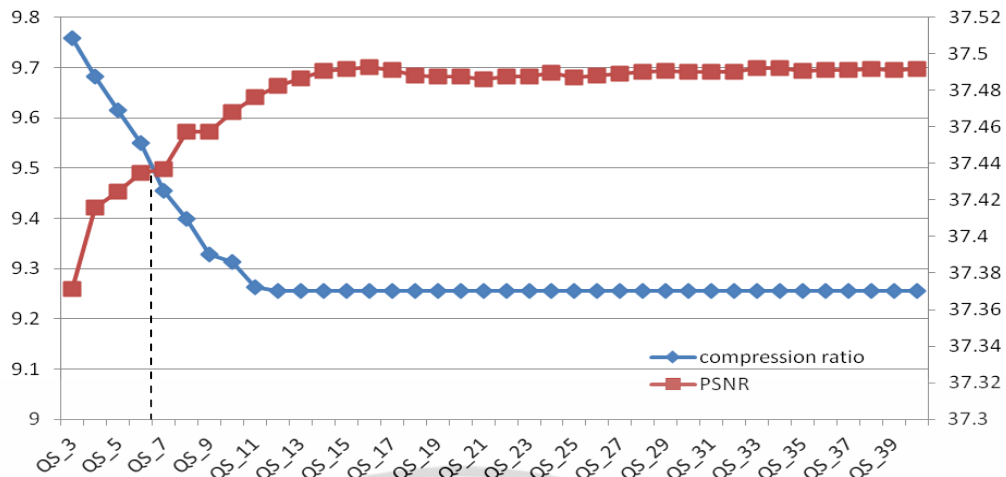
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

dB โดยที่ลดข้อมูลได้ 4.53% เมื่อเทียบกับการบีบอัดด้วยควอนไทเซชันแบบมาตรฐาน จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าวิธีการที่นำเสนอสามารถลดขนาดของภาพลงโดยที่อัตราการบีบอัดยังอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้และให้คุณภาพของภาพหลักการถอดการบีบอัดที่มีคุณภาพกว่าการใช้ควอนไทเซชันแบบมาตรฐาน ภาพที่ได้มีการผิดเพี้ยนต่ำกว่า เป็นผลให้สามารถนำมาใช้การวินิจฉัยโรคได้อย่างมีประสิทธิภาพดีกว่าด้วย

ตารางที่ 5.7 ตัวอย่างผลการบีบอัดด้วยค่าการปรับเปลี่ยนค่าควอนไทเซชันสเตปจากผลลัพธ์การจำแนกข้อมูลฮิสโตแกรมด้วยอัลกอริธึมฟuzzyซิมินที่ค่า $K=10$

(ก) ภาพต้นฉบับ			
(ข) พื้นที่ที่สนใจ			
(ค) $Q(u, v)_{Classic}$			
(ง) $QS = 3$			
(จ) $QS = 6$			



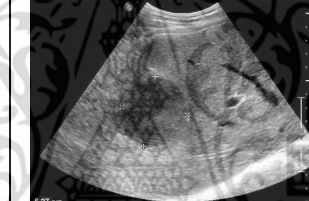


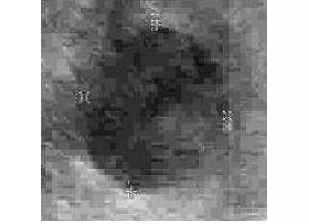
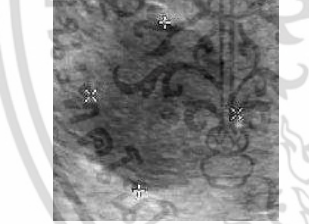
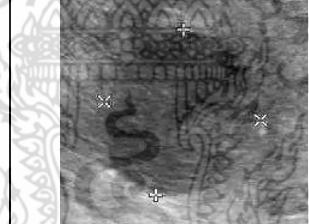
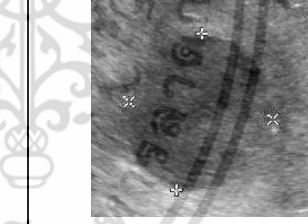
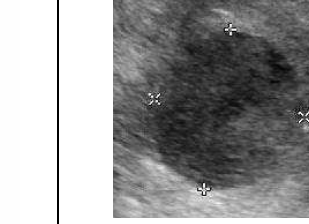
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.9 กราฟแสดงจุดตัดของค่า PSNR และค่า Compression ratio ของ FCM $K=10$

ตารางที่ 5.8 แสดงภาพตัวอย่างผลการบีบอัดด้วยค่าควอนไทเซชันตามมาตรฐาน JPEG ค่าควอนไทเซชันคงที่บริเวณเนื้อเยื่อตับทั้งหมด และค่าควอนไทเซชันที่ปรับเปลี่ยนตามความสำคัญของพื้นที่ย่อยที่นำเสนอ เมื่อพิจารณาในแง่ของค่า Compression ratio จะเห็นว่าการใช้ค่าควอนไทเซชันมาตรฐานจะให้อัตราการบีบอัดที่ดีกว่าวิธีการที่นำเสนอ แต่หากพิจารณาในแง่ของค่า PSNR วิธีการที่นำเสนอจะให้ค่าสูงกว่าโดยค่านี้อบ่งบอกถึงคุณภาพของภาพหลังจากการบีบอัดซึ่งมีความสำคัญสำหรับการนำมาใช้ในการวินิจฉัยโรค การประเมินและวางแผนการรักษา ส่วนในแง่ของเวลาที่ใช้ในการประมวลผลวิธีการที่นำเสนอใช้เวลาในการประมวลผลนานกว่าวิธีมาตรฐาน แต่ก็คุ้มค่าสำหรับคุณภาพของภาพที่ได้กลับคืนมาเพื่อใช้ในการวินิจฉัยและประเมินการรักษาที่ถูกต้องมากที่สุด

ตารางที่ 5.8 ภาพตัวอย่างผลการบีบอัดด้วยค่าควอนไทเซชันตามมาตรฐาน JPEG ค่าควอนไทเซชันคงที่บริเวณเนื้อเยื่อตับ และค่าควอนไทเซชันที่ปรับเปลี่ยนตามความสำคัญของพื้นที่ย่อยที่นำเสนอ

	JPEG Classical	Adaptive Quantization (Proposed System) LSG (Step size = 1) NSG (Step Size = 2) MSG (Step Size = 6)	Constant Step Size LSG (Step Size = 1) NSG&MSG (Step Size =2)	Constant Step Size LSG (Step Size = 1) NSG&MSG (Step Size = 4)	Constant Step Size LSG (Step Size = 1) NSG&MSG (Step Size =6)
ภาพจากการบีบอัด					
ภาพบริเวณเนื้อเยื่อผิดปกติ					
Cr	16.57	9.13	9.88	4.55	7.99
PSNR	33.57	37.59	37.32	43.33	38.70
Time	JPEG 3.09	FCM + FIS + JPEG $9.18 + 6.15 + 3.92 = 19.10$	FCM + JPEG $9.18 + 3.47 = 12.65$	FCM + JPEG $9.18 + 3.55 = 12.73$	FCM + JPEG $9.18 + 3.19 = 12.37$

บทที่ 6

สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ

จากการนำเสนอแนวคิดสำหรับการบีบอัดแบบสูญเสียบางส่วนของภาพอัลตราฮาร์ดด้วยอาศัยการวิเคราะห์เนื้อหาที่ปรากฏภายในภาพ โดยประยุกต์ใช้การหาค่าทางสถิติด้วยฮิสโตแกรมและคุณลักษณะพื้นผิวในพื้นที่ย่อยเพื่อให้ได้ข้อมูลเนื้อหาที่สำคัญของแต่ละพื้นที่ สำหรับนำมาเข้าสู่กระบวนการจัดกลุ่มข้อมูลด้วยอัลกอริธึมฟัซซีซิมิน และกำหนดความสำคัญของพื้นที่ย่อยออกเป็นกลุ่มความสำคัญมากที่สุด กลุ่มความสำคัญปานกลาง และกลุ่มความสำคัญน้อย แล้วประยุกต์ใช้อัลกอริธึมฟัซซีอินเฟอร์เรน ในการยืนยันความถูกต้องของผลลัพธ์ที่ได้จากการจัดกลุ่มด้วยการอ้างอิงเทียบกับผลการจำแนกพื้นที่ย่อยที่ได้จากผู้เชี่ยวชาญ จากนั้นนำผลลัพธ์ที่ได้มาประยุกต์เป็นค่าควอนไทเซชันสำหรับการบีบอัดในอัลกอริธึม JPEG โดยบริเวณกลุ่มความสำคัญมากที่สุดจะกำหนดอัตราการบีบอัดต่ำ ส่วนกลุ่มความสำคัญน้อยจะกำหนดอัตราการบีบอัดสูงเพื่อให้ได้อัตราการบีบอัดที่เหมาะสมในแต่ละพื้นที่ย่อย สามารถสรุปและวิเคราะห์ได้ดังนี้

6.1 สรุปและวิเคราะห์ผลการดำเนินงานวิจัย

จากการทดลองที่ได้ในงานวิจัยนี้สามารถสรุปได้ว่า

1. ข้อมูลฮิสโตแกรมสามารถช่วยแยกความแตกต่างของชิ้นส่วนอวัยวะได้ดี แต่ยังไม่เพียงพอในการแยกเนื้อเยื่อผิดปกติออกจากปกติได้ชัดเจน ทำให้ผลการจำแนกกลุ่มที่ได้ยังมีความผิดพลาดระหว่างกลุ่มเนื้อเยื่อปกติและผิดปกติอยู่มาก
2. การนำค่าคุณลักษณะพื้นผิวเข้ามาช่วยในการจำแนกเนื้อเยื่อสามารถเพิ่มประสิทธิภาพของระบบได้
3. การนำความรู้จากผู้เชี่ยวชาญมาใช้ในการเปรียบเทียบความถูกต้องและประยุกต์ใช้ในการจำแนกข้อมูลโดยผ่านระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนทำให้ระบบมีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้น
4. การบีบอัดด้วยการปรับเปลี่ยนค่าควอนไทเซชันที่ได้จากผลการจำแนกข้อมูลเนื้อเยื่อต้นนั้นทำให้ภาพที่ได้จากการบีบอัดมีประสิทธิภาพมากกว่าการใช้ค่าควอนไทเซชันแบบมาตรฐาน

6.2 ปัญหาและแนวทางการพัฒนาต่อ

จากการทดลองในงานวิจัยนี้มีปัญหาที่พบและแนวทางการแก้ไขดังนี้

1. การเลือกภาพต้นฉบับที่นำมาใช้ในการทดลองมีผลต่อประสิทธิภาพของวิธีการที่นำเสนอ หากได้ภาพที่มีคุณภาพที่ดีจะทำให้ประสิทธิภาพของระบบดีขึ้น
2. ค่าความเป็นสมาชิกของคุณลักษณะพื้นผิวที่นำมาใช้ หากมีการปรับเปลี่ยนได้ตามข้อมูลที่ต้องการจำแนกจะทำให้ประสิทธิภาพของระบบเพิ่มขึ้นได้
3. การกำหนดกฎในระบบฟัซซีอินเฟอร์เรน ถ้าหากมีการปรับกฎที่หลากหลายจะทำให้ผลลัพธ์ที่ดีขึ้น แต่ต้องใช้เวลาในการทดลองและวิเคราะห์ผลมากขึ้น

จากงานวิจัยนี้สามารถพัฒนาต่อโดยทดลองนำอัลกอริธึมที่สามารถเรียนรู้ลักษณะข้อมูล และสร้างฟังก์ชันตัวแทนที่เหมาะสมได้เองน่าจะทำให้ได้ฟังก์ชันตัวแทนข้อมูลที่เหมาะสม และน่าจะทำให้สามารถเพิ่มประสิทธิภาพของระบบได้ เช่น SVM หรือ Neuro-Fuzzy เป็นต้น



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอกสารอ้างอิง

- [1] C. Gonzalez R. and E. Woods R., Digital Image Processing 2nd edition, Pearson Prentice Hall, 2002
- [2] M. A. Ansari and R. S. An, "Context Based Medical Image Compression with Application to Ultrasound Images", IEEE, 2008.
- [3] A. Chaiwerawatana, S. Sukarayothin, A. Karalak and T. Khuhaprema, Guidelines for screening, diagnosis and treatment : Liver cancer and Cholangiocarcinoma, National Cancer Institute, Department of medical services, Ministry of Public Health, Bangkok, Thailand, ISBN 78-616-11-0634-8, 2011.
- [4] A. P. James and B. V. Dasarathy, Medical Image Fusion: A survey of the state of art, Information Fusion 19, pp.4-19, 2014.
- [5] C.K. Lin, F.C. Lin, F.L. Lian, K.H. Chang, M.C. Ho, J.Y. Yen and Y.Y. Chen, "Ultrasound Image-Guided Algorithms for Tracking Liver Motion", IEEE/ASME International Conference on Advanced Intellifent Mechatonics, pp. 51-56, July 11-14, 2012.
- [6] J. Virmani, V. Kumar, N. Kalra and N. Khandelwal, "Prediction of Cirrhosis from Liver Ultrasound B-Mode Images based on Laws' Masks Analysis", Proceeding of the 2011 International Conference on Image Information Processing(ICIIP 2011), 2011.
- [7] R. Kaur, L. Kaur and S. Gupta, "Enhanced K-Mean Clustering Algorithm for Liver Image Segmentation to Extract Cyst Region", IJCA Special Issue on Novel Aspects of Digital Imaging Applications, pp.59-66, 2011.
- [8] C. G. Tao, S. P. Fei and H. Bing, "Liver fibrosis identification based on ultrasound images captured under varied imaging protocols", Journal of Zhejiang University SCIENCE, pp 1107-1114, 2005.
- [9] SeyyedHadi Hashemi-Berenjabad, Ali Mahloojifar and Amir Akhavan, "Threshold Based Lossy Compression of Medical Ultrasound ImagesUsing Contourlet Transform", 18th Iranian Conference on BioMedical Engineering, IEEE, 2011.
- [10] T. Uehara, R. Safavi-Naini, and P. Ogunbona, "Recovering DC Coefficients in Block-Based DCT" IEEE Transactions on Image Processing, vol.15, no.11, pp.3592-3596, 2006.
- [11] N. R. Thota and S. K. Devireddy, "Image Compression Using Discrete Cosine Transform", Georgian Electronic Scientific Journal: Computer Science and Telecommunications, no.3, pp.35-43, 2008.
- [12] M. A. Ansari and R. S. Anand, Recent Trends in Image Compression and its Application in Telemedicine and Teleconsultation, XXXII National Systems Conference, pp.59-64, 2008.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [13] C. Christopoulos, Joel Askelöf, and Mathias Larsson, Efficient Methods for Encoding Regions of Interest in the Upcoming JPEG2000 Still Image Coding Standard, *IEEE Signal Processing Letters*, vol.7, no.9, pp.247-249, 2000.
- [14] S. M. Hosseini, and Ahmad-Reza Naghsh-Nilchi, Medical ultrasound image compression using contextual vector quantization, *Computers in Biology and Medicine*, pp.743-750, 2012.
- [15] T. Sikora and B. Makai, Shape-Adaptive DCT for Generic Coding of Video, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol.5, no.1, pp.59-62, 1995.
- [16] T. Sikora, Low complexity Shape-Adaptive DCT for Coding of Arbitrarily Shaped Image Segments, *Signal Processing: Image Communication*, pp.381-395, 1995.
- [17] C. S. Fabregas and N. P. Tri, Ultrasound Image Coding using Shape-Adaptive DCT and Adaptive Quantization, *Infoscience EPFL*, 1997.
- [18] P. Kauff and K. Schuur, Shape-adaptive DCT with block-based DC separation and Δ DC correction, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol.8, no.3, pp.237-242, 1998.
- [19] Y. Zheng, X. Wang and C. Wang, Shape-Adaptive DCT and Its Application in Region-based Image, *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, vol.7, no.1, pp.99-108, 2014.
- [20] S. Li and W. Li, Shape Adaptive Discrete Wavelet Transforms for Arbitrarily Shaped Visual Object Coding, *Microsoft Research*, pp.1-28, 2000.
- [21] R. Korchiyuel, S. M. Farssi, A. Sbihi, R. Touahni, M. T. Alaoui, A Combined Method of Fractal and GLCM Features for MRI and CT Scan Images Classification, *Signal & Image Processing: An International Journal (SIPIJ)*, vol.5, no.4, August 2014.
- [22] H. N. Moulick and M. Ghosh, Image compression using k-means clustering and nuclear medical image processing, *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*, vol.1, no.4, pp.869-877, 2013.
- [23] R. Harikumar, B. V. Kumar and G. Karthick, Performance analysis for quality measures using kmeans clustering and EM models in segmentation of medical images, *International Journal of Soft Computing and Engineering*, vol.1, pp.74-80, 2012.
- [24] A. A. Adebisi, O. E. Olusayo and O. S. Olatunde, An exploratory study of k-means and expectation maximization algorithms, *British Journal of Mathematics & Computer Science*, pp.62-71, 2012.
- [25] F. Khalili, M. Celenk and A. Akinlar, Medical image compression using quad-tree fractals and segmentation, *Proc. of the 2013 World Congress in Computer Science, Computer Engineering, and Applied Computing*, 2013.

- [26] B. Grinstead, H. Sari-Sarraf, S. Gleason and S. Mitra, Content-based compression of mammograms for telecommunication and archiving, Proc. of CBMS, pp.37-42, 2000.
- [27] B. Grinstead, Content-based Compression of Mammograms, Master Thesis, Texas Tech University, 2001.
- [28] Y. Li, Q. Yang and R. Jiao, Image compression scheme based on curvelet transform and support vector machine, Expert Systems with Applications, pp.3063-3069, 2010.
- [29] L. Auria and R. A. Moro, Support Vector Machines (SVM) as a Technique for Solvency Analysis, Discussion Paper, DIW Berlin German Institute for Economic Research, pp.1-16, 2008.
- [30] B. Aaron, D. E. Tamir, N. D. Rishe and A. Kandel, Dynamic incremental fuzzy c-means clustering, The 6th International Conferences on Pervasive Patterns and Applications, pp.28-37, 2014.
- [31] D. A. Karras, S. A. Karkanis and D. E. Maroulis, Efficient image compression of medical images using the wavelet transform and fuzzy c-means clustering on regions of interest, IEEE, pp.469-473, 2000.
- [32] C. M. Yu, Y. C. Chen and K. S. Hsieh, Texture features for classification of ultrasonic liver images, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol.11, no.2, pp.141-152, 1992.
- [33] R. Sombutkaew, Y. Kumsang and O. Chitsobuk, Adaptive Quantization with Fuzzy C-mean Clustering for Liver Ultrasound Compression, International Conference on Control, Automation and Systems, pp.521-524, October 2014.
- [34] R.Sombutkaew, O. Chitsobhuk, D. Praruttam and T. Ruangchaijatuporn, Fuzzy Inference System for Liver Ultrasound Image Classification, The 30th International Technical Conference on Circuits/System, Computers and Communication (ITC-CSCC2015), pp.329-332, June 2015.
- [35] S. S. Sikchi, S. Sikchi and Ali M. S., Fuzzy Expert System (FES) for Medical Diagnosis, International Journal of Computer Applications, Vol 63, No.11, February 2013.
- [36] N. Gal and V. S. Tivadar, Semantic Analysis of Medical Images Using Fuzzy Inference Systems, The First International Conference on Intelligent Systems and Applications (INTELLI 2012), pp. 66-70, 2012.
- [37] P.S. Hiremath and Jyothi R. Tegnoor, Fuzzy inference system for follicle detection in ultrasound images, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 30 October 2013.
- [38] R. Sombutkaew, O. Chitsobhuk, D. Praruttam and T. Ruangchaijatuporn, Adaptive Quantization via Fuzzy Classified Priority Mapping for Liver Ultrasound

Compression, International Journal of Innovative Computing, Information and Control, vol.12, number 2, April 2016.

[39] Cebrail TASKIN and Serdar Kursat SARIKOZ, “An Overview of Image Compression Approaches”, The Third International Conference on Digital Telecommunications, IEEE Computer Society, 2008.

[40] <http://zephyrviz.exteen.com/intro-to-huffman>

[41] Euclid Seeram RTR, BSc, MSc, FCAMRT, “Irreversible Compression in Digital Radiology A Literature Review”, INSITE Consultancy Inc., 2004.

[42] เพชรากร หาญพานิชย์ และวัลลภ เหล่าไพบูลย์ “ระบบสื่อสารและการเก็บข้อมูลภาพทางการแพทย์” ภาควิชารังสีวิทยา คณะแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น อ.เมือง จ.ขอนแก่น

[43] Jun Wang and Yan Kang, “Study on Medical Image Processing Algorithm based on Contourlet Transform and Correlation Theory”, World Congress on Computer Science and Information Engineering, IEEE, 2008.

[44] <http://haamor.com/th/อัลตราซาวด์>

[45] พื้นฐานวิศวกรรมชีวการแพทย์ รศ.ดร.ชูชาติ ปิณฑวิรุจน์และคณะ

[46] http://www.med.cmu.ac.th/dept/radiology/324321%5CPhysics%20of%20Ultrasound_for%20vet55.pdf

[47] Digital Image Processing/ทฤษฎีการประมวลผลภาพดิจิทัล ผศ.ดร.อรฉัตร จิตต์โสภาคย์ พิมพ์ครั้งที่ 1 มีนาคม 2552

[48] R. M. Haralick, K. Shanmugam and I. Dinstein “Textural features for Image Classification”, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol.3, pp. 610-621, November 1973

[49] D. Gadkari, “Quality Analysis Using GLCM” College of Arts and Sciences, University of Central Florida, Orlando, Florida, 2000

[50] David A. Clausi, “An analysis of co-occurrence texture statistics as a function of gray level quantization”, Can. J. Remote Sensing, Vol. 28, No. 1, pp. 45-62, 2002

[51] <https://www.gotoknow.org/posts/492648>

[52] Smita Sushil Sikchi, Sushi Sikchi, and Ali M. S., “Fuzzy Expert System(FES) for Medical Diagnosis”, International Journal of Computer Applications, vol.63, pp. 7-16, February 2013.

[53] Ahlam Fadhil Mahmood and Ameen Mohammed Abd-Alsalam, “Automatic Brain MRI Slices Classification Using Hybrid Technique”, Al-Rafidain Engineering, vol. 22, no. 3, pp. 198-212, April 2014.

[54] <http://www.saruthipong.com/port/document/299-705/299-705-10.pdf>

[55] <http://e-book.ram.edu/e-book/c/CT477/CT477-3.pdf>

[56] www.academia.edu/7750667/บทที่_18_พี_ซซี_ลอจิก_ก_Fuzzy_Logic

- [57] Sonja Grgic, Mislav Grgic and Marta Mrak, “Reliability of Objective Picture Quality Measures”, Journal of Electrical Engineering, Vol.55, No.1-2, 2004.
- [58] ITU, Methods for the Subjective Assessment of the Quality of Television Pictures, ITU-R Rec. BT.500-7, August 1998.
- [59] S.E. Ghrare, M.A.M. ALI, M. Ismail and K. Jumari, “Diagnostic Quality of Compressed Medical Images: Objective and Subjective Evaluation”, Second Asia International Conference on Modeling & Simulation, IEEE Computer Society, 2008.
- [60] V.S. Vora, A.C. Suthar, Y.N. Makwana and S.J. Davda, “Analysis of compressed Image Quality Assessments”, International Journal of Advanced Engineering & Application, 2010.
- [61] Amnach Khawna, Kazuhiko Hamamoto and Orachat Chitsobhuk, “Image Watermarking Based on Adaptive Models of Human Visual Perception”, IEEJ Trans. EIS, Vol.130, No.9, 2010.
- [62] https://en.wikipedia.org/wiki/Structural_similarity



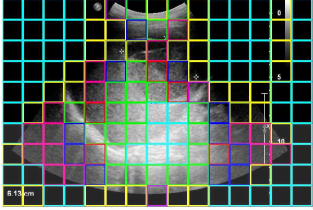
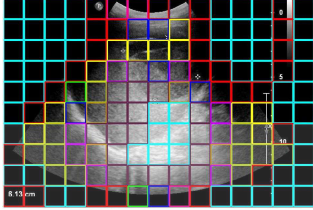
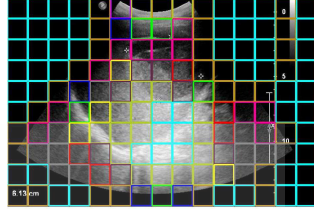
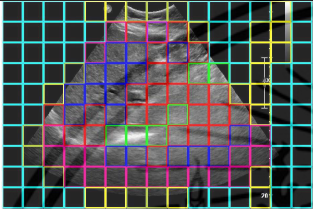
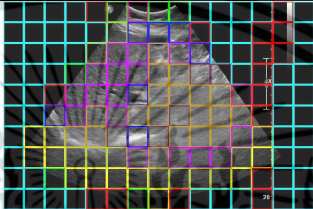
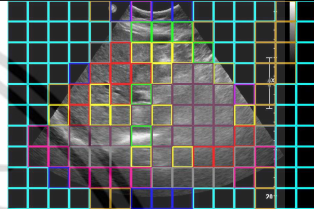
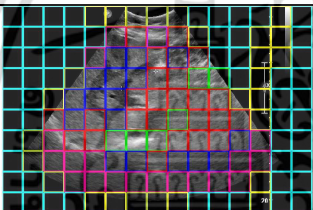
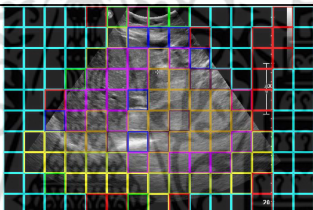
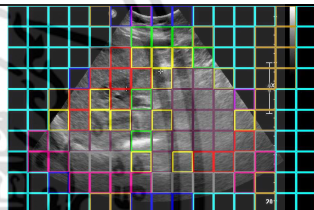
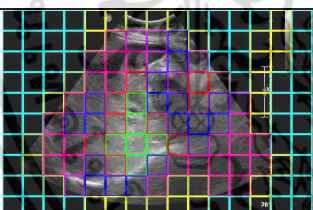
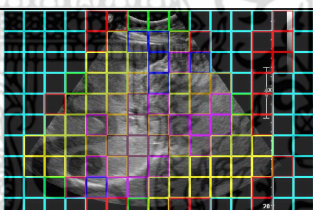
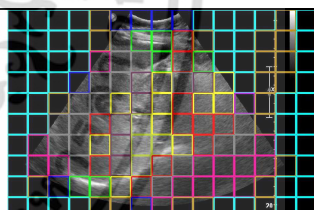
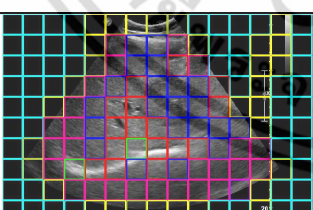
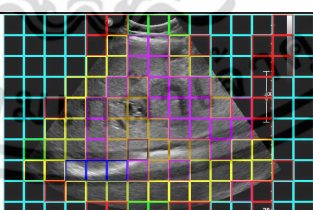
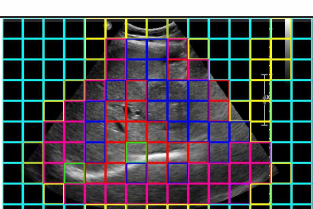
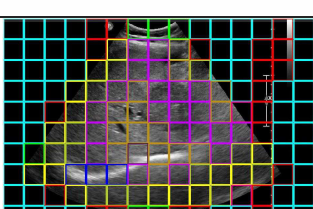
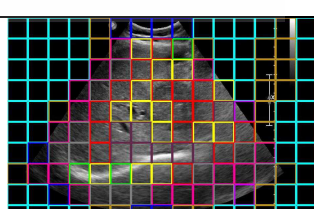
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ก.1 ผลการจำแนกข้อมูลฮีโดแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลด้วยอัลกอริทึมพีชชีซี
มินของภาพในฐานข้อมูล

ภาพ	$K=8$	$K=10$	$K=12$
1			
2			
3			
4			
5			
6			

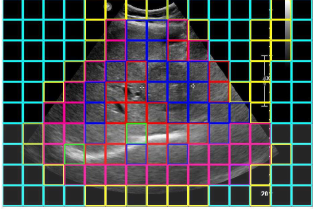
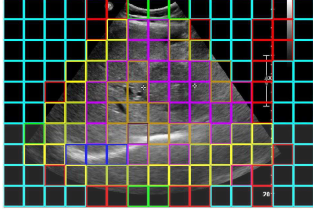
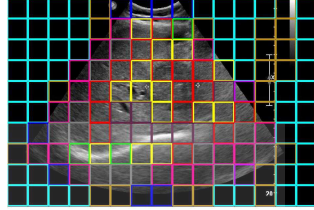
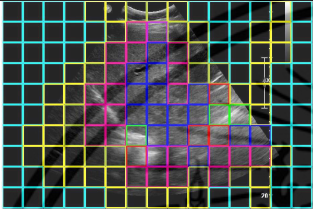
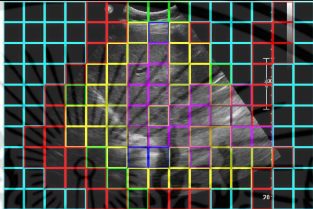
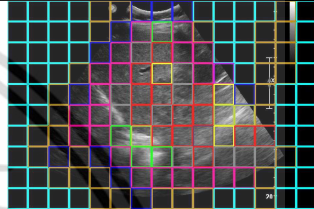
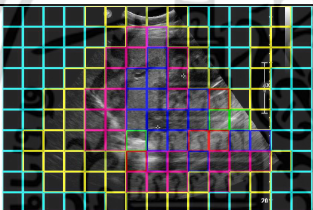
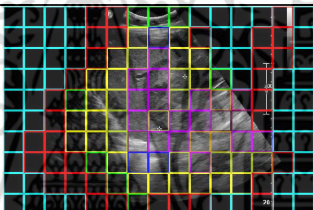
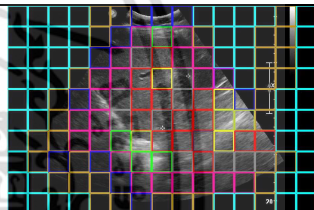
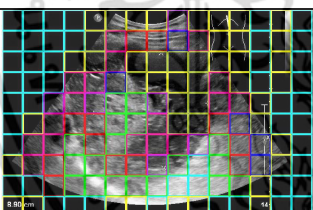
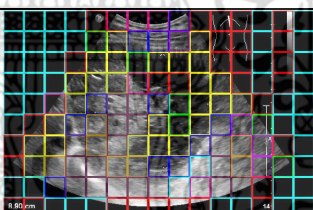
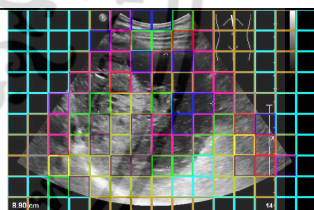
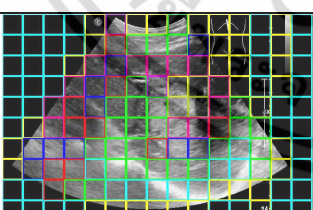
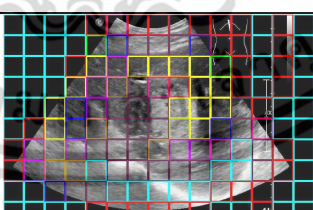
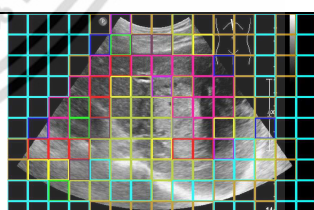
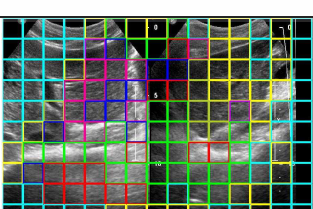
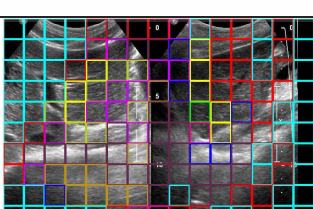
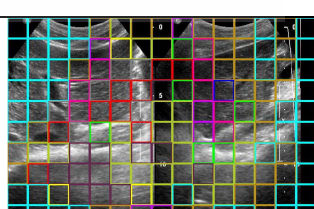
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ก.1(ต่อ) ผลการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลด้วย
อัลกอริธึมพีซีซีมีนของภาพในฐานข้อมูล

ภาพ	$K=8$	$K=10$	$K=12$
7			
8			
9			
10			
11			
12			

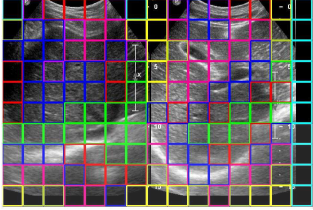
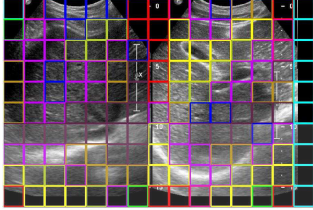
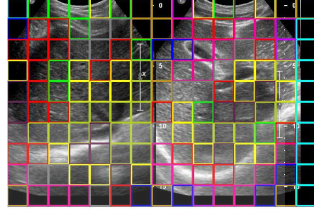
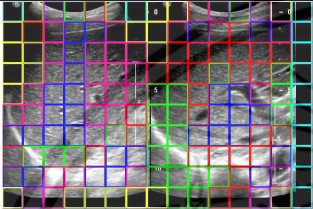
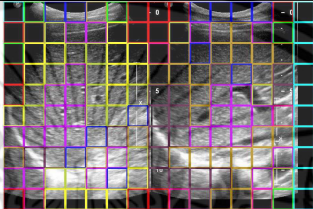
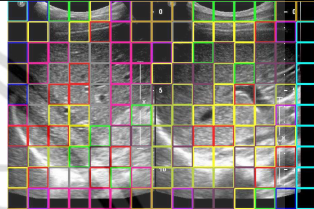
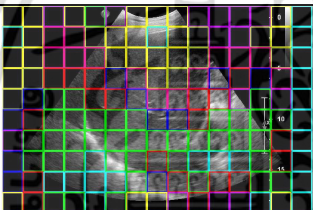
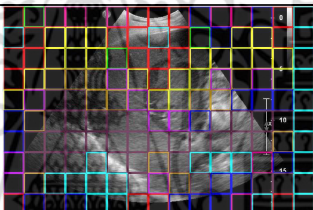
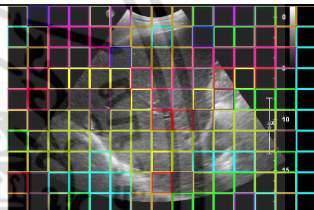
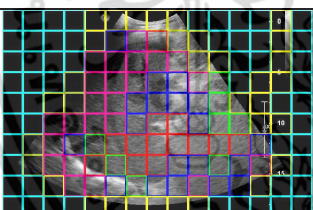
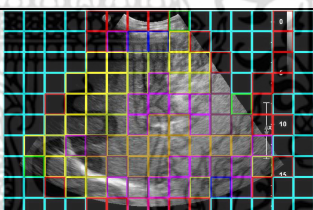
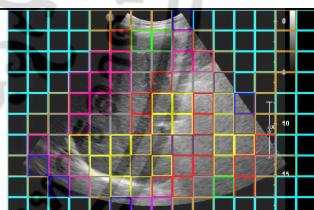
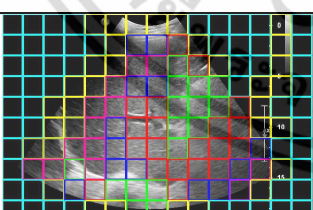
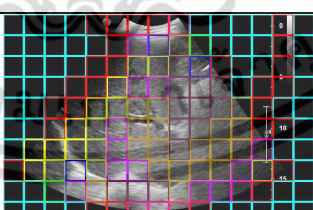
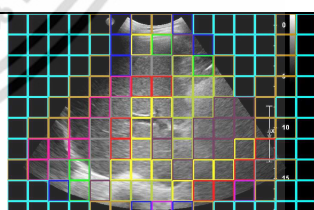
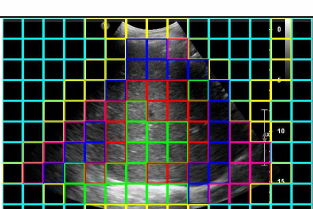
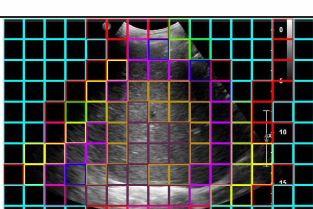
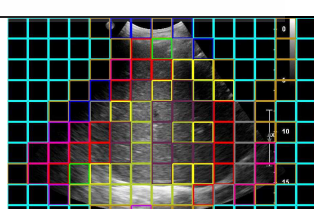
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ก.1(ต่อ) ผลการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลด้วย
อัลกอริธึมพีซีซีมีนของภาพในฐานข้อมูล

ภาพ	$K = 8$	$K = 10$	$K = 12$
13			
14			
15			
16			
17			
18			

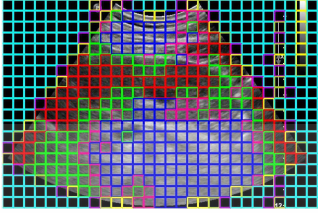
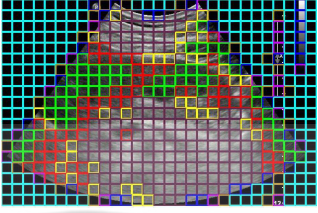
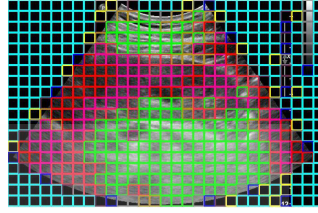
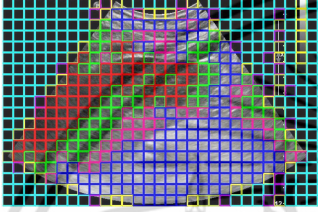
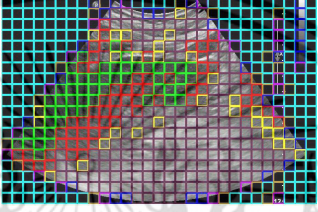
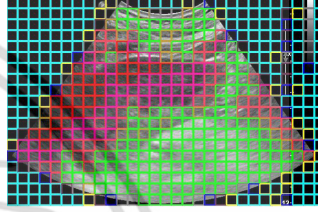
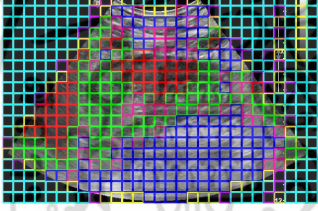
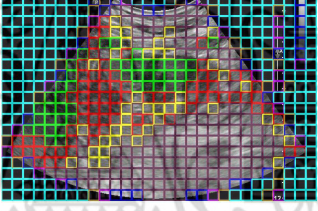

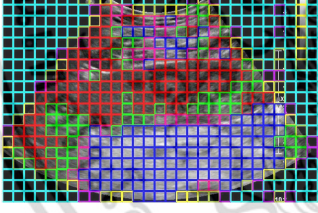
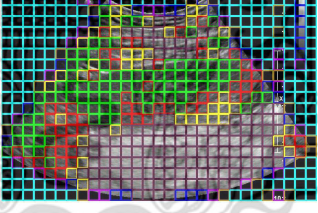
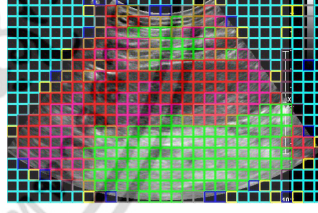
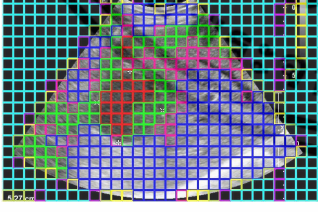
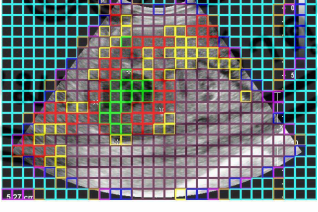
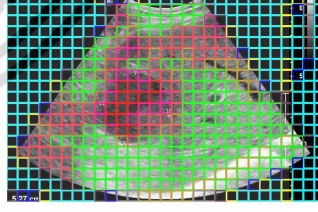
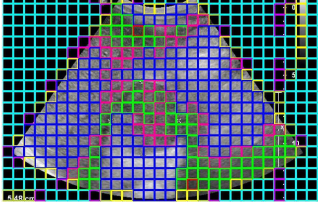
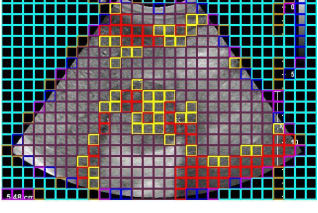
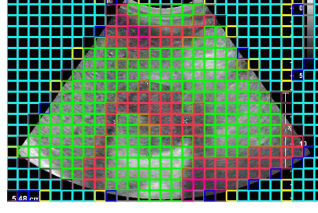
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ก.1(ต่อ) ผลการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลด้วย
อัลกอริธึมพีชชีมีนของภาพในฐานข้อมูล

ภาพ	$K = 8$	$K = 10$	$K = 12$
19			
20			
21			
22			
23			
24			

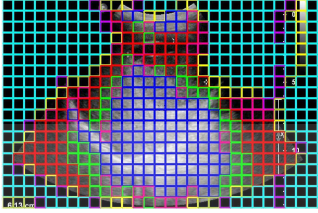
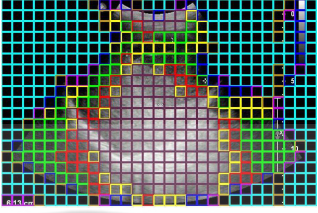
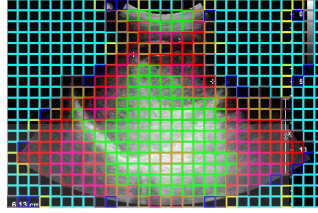

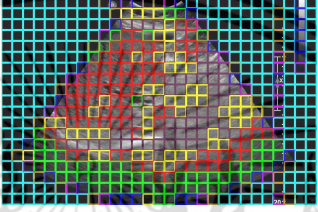
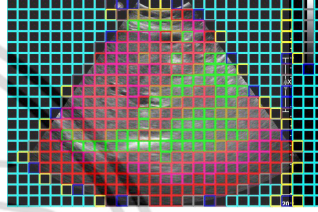
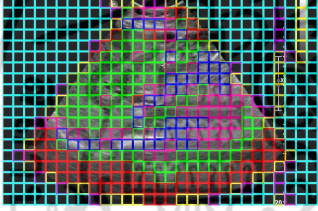
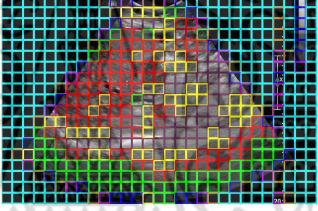
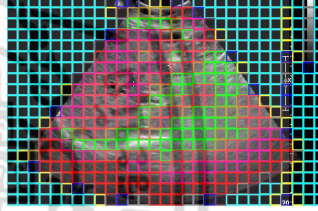
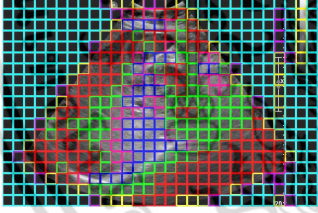
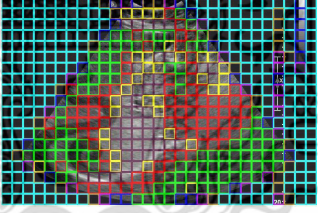
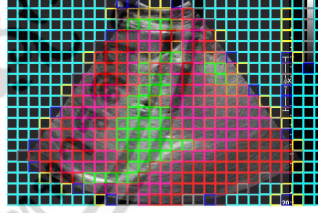
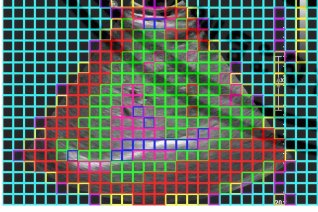
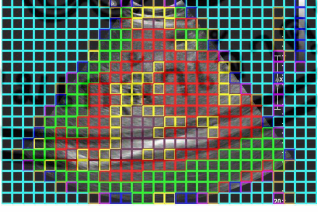
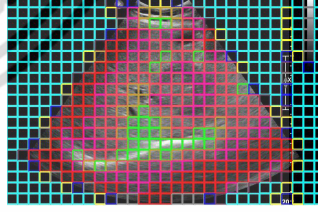
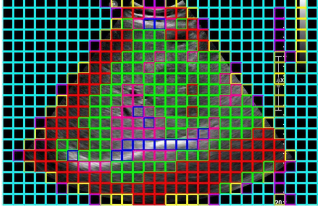
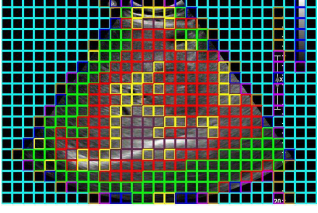
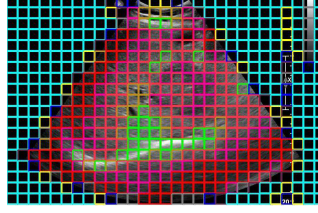
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ก.2 ผลการจำแนกข้อมูลสีโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลด้วยอัลกอริธึมพีชชีซี
มินของภาพในฐานข้อมูล

ภาพ	$K=8$	$K=10$	$K=12$
1			
2			
3			
4			
5			
6			

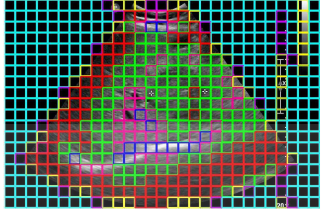
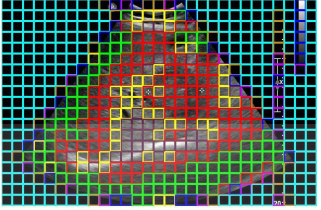
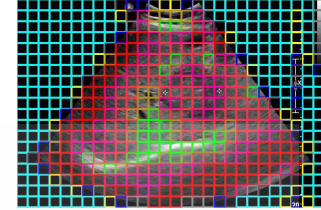
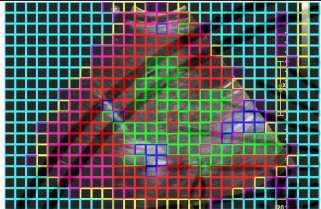
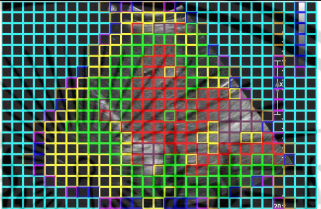
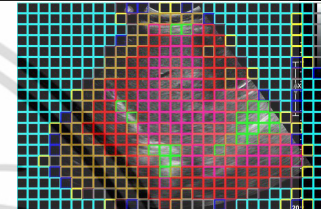
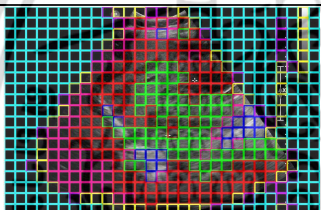
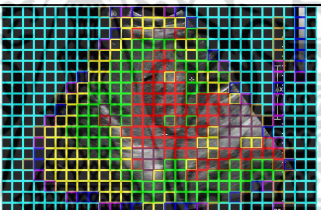
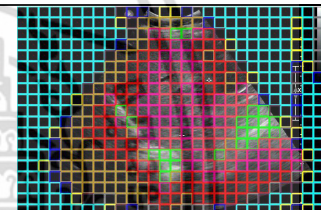
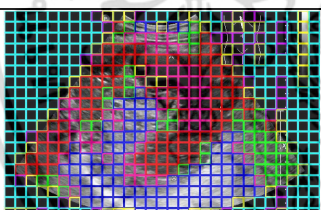
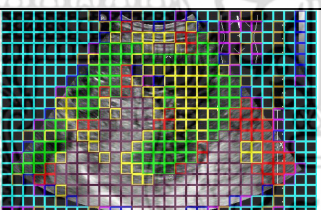
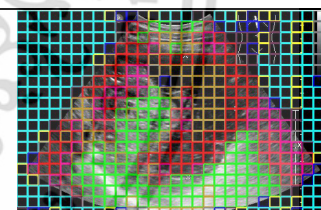
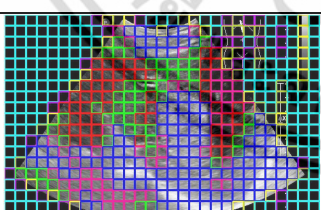
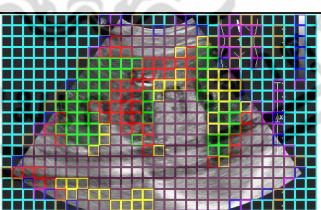
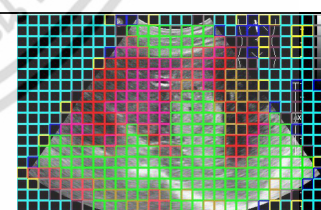
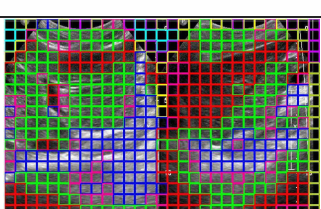
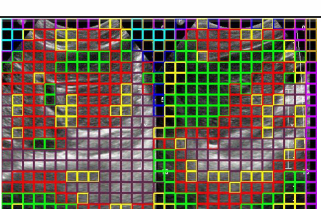
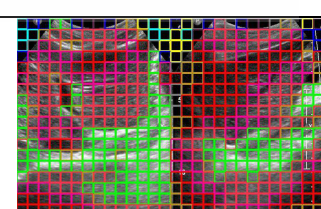
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ก.2(ต่อ) ผลการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลด้วย
อัลกอริธึมพีซีซีมีนของภาพในฐานข้อมูล

ภาพ	$K=8$	$K=10$	$K=12$
7			
8			
9			
10			
11			
12			

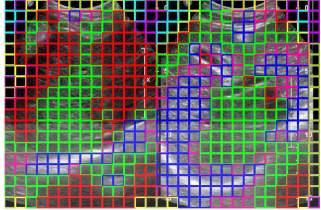
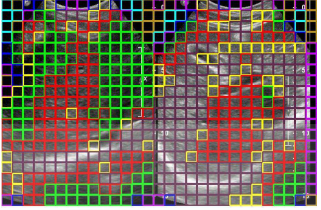
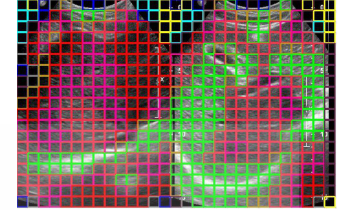
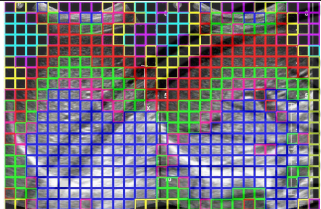
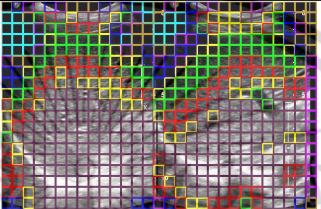
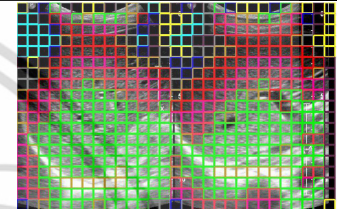
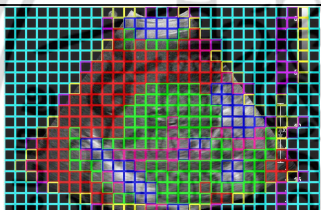
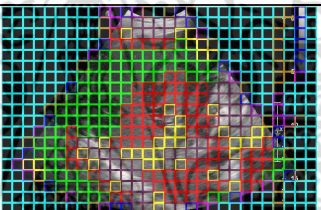
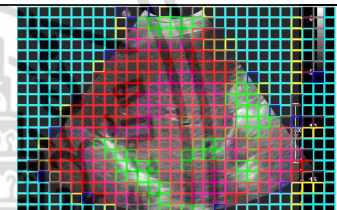
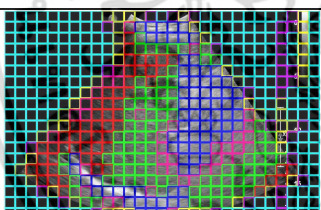
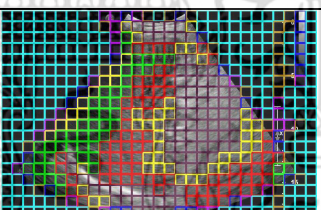
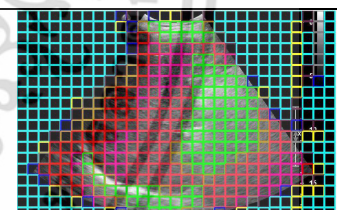
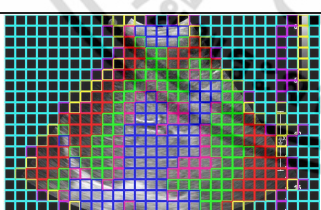
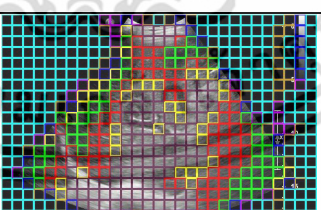
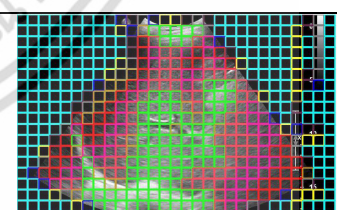
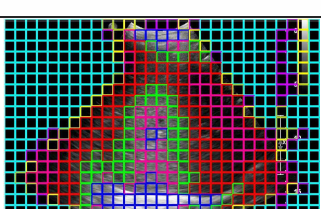
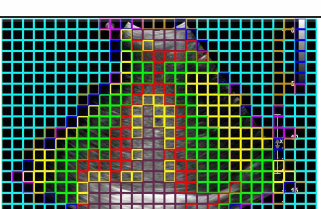
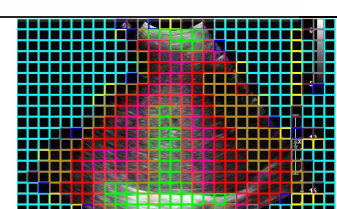
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ก.2(ต่อ) ผลการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลด้วย
อัลกอริธึมพีซีซีเอ็มของภาพในฐานข้อมูล

ภาพ	$K=8$	$K=10$	$K=12$
13			
14			
15			
16			
17			
18			

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ก.2(ต่อ) ผลการจำแนกข้อมูลฮีโตนแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลด้วย
อัลกอริธึมพีซีซีเอ็มของภาพในฐานข้อมูล

ภาพ	$K = 8$	$K = 10$	$K = 12$
19			
20			
21			
22			
23			
24			

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



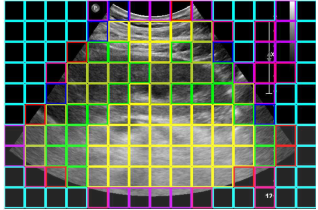
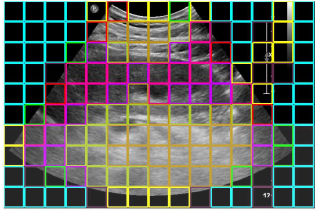
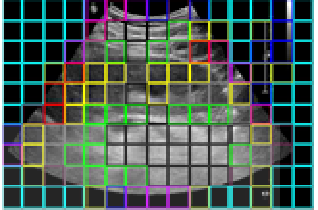
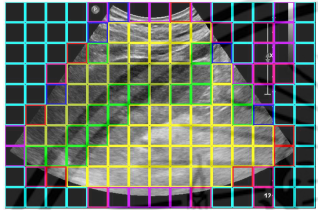
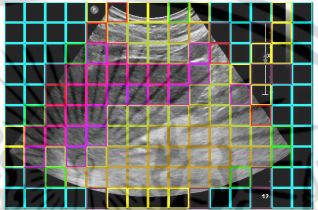
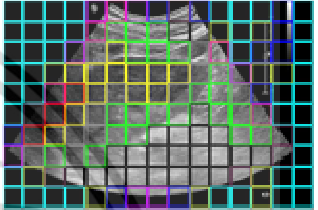
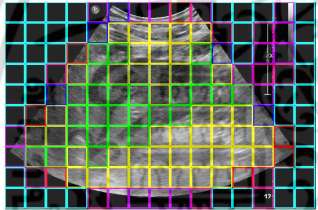
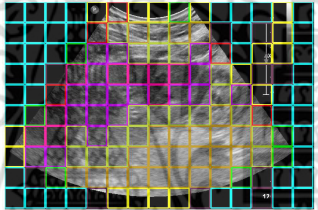
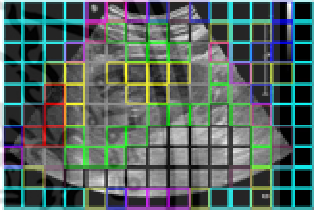
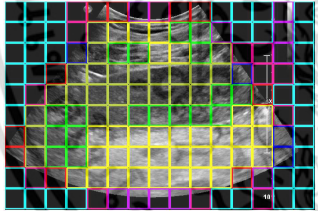
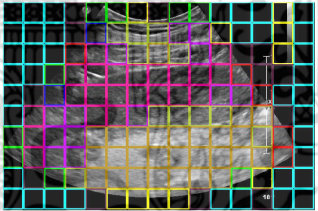
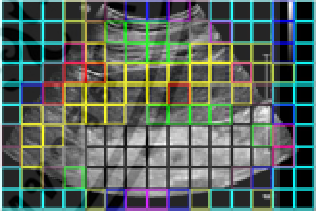
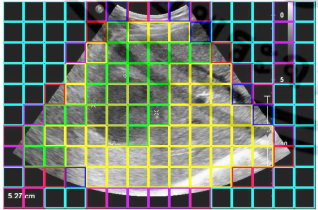
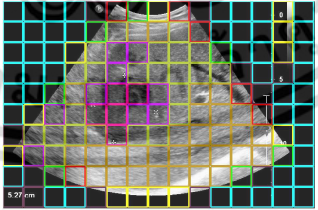
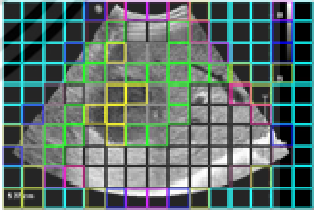
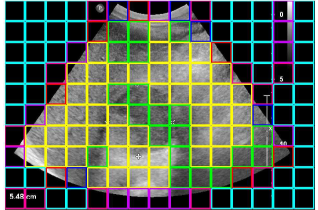
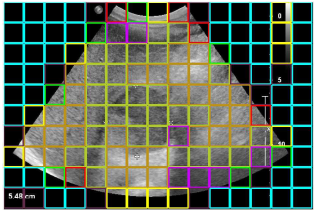
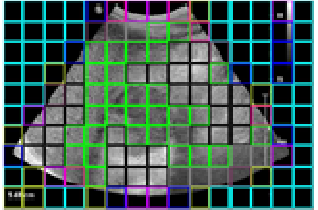
ภาคผนวก ข.

ผลการจำแนกข้อมูลอีไอทีแถมด้วยอัลกอริธึมเค-มีน

(ค่า $K = 8$ 10 และ 12)

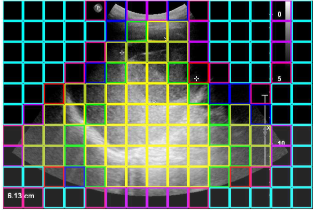
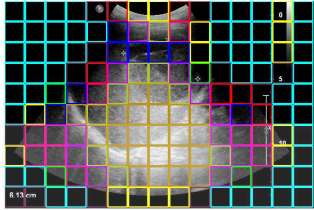
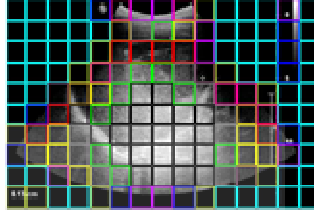
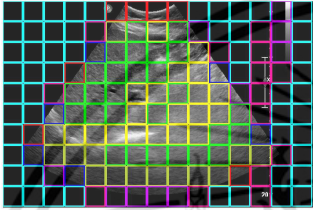
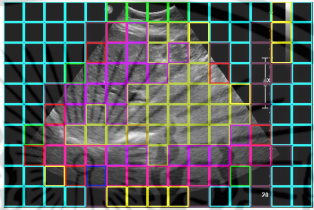
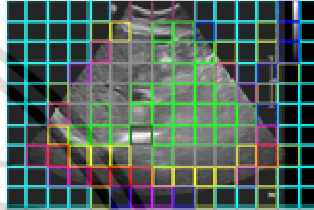
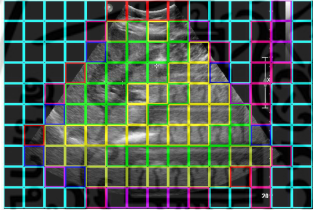
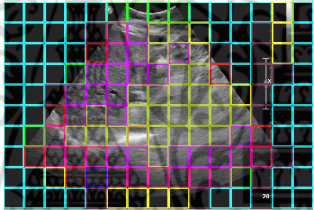
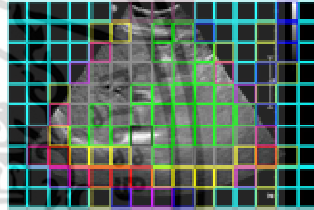
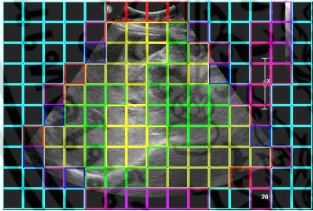
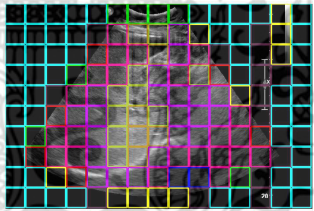
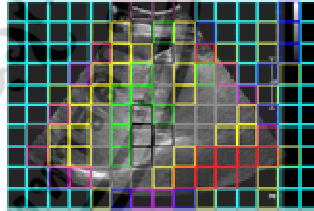
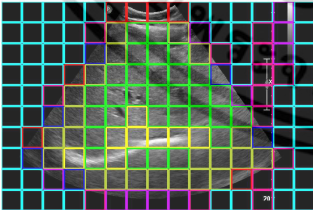
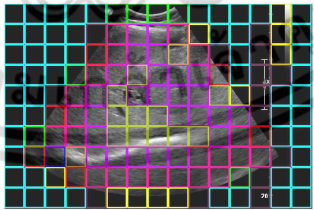
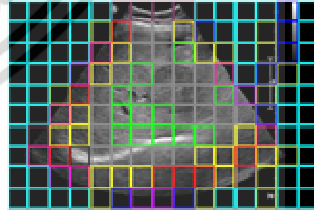
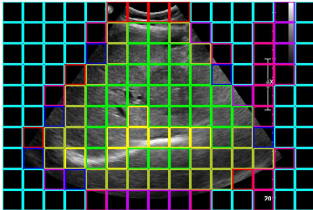
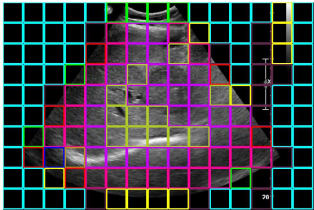
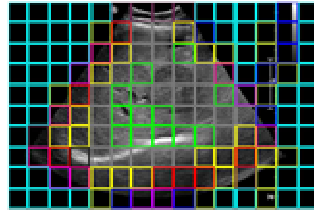
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข.1 ผลการจำแนกข้อมูลฮีโดแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลด้วยอัลกอริธึมเค-มีนของภาพในฐานะข้อมูล

ภาพ	$K=8$	$K=10$	$K=12$
1			
2			
3			
4			
5			
6			

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข.1(ต่อ) ผลการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลด้วย
อัลกอริธึมเค-มีนของภาพในฐานข้อมูล

ภาพ	$K=8$	$K=10$	$K=12$
7			
8			
9			
10			
11			
12			

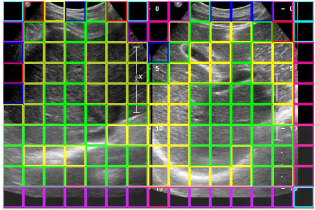
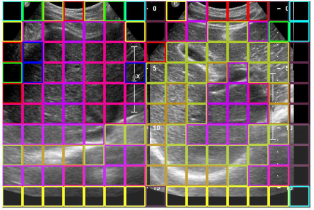
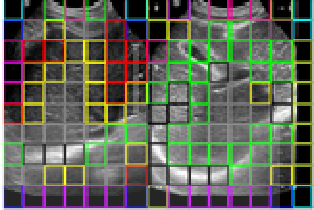
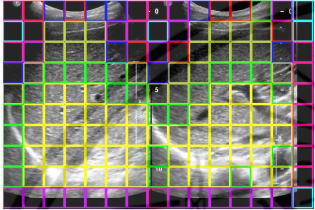
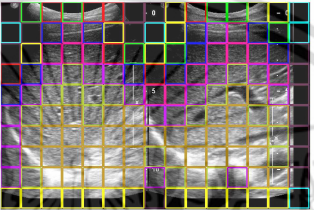
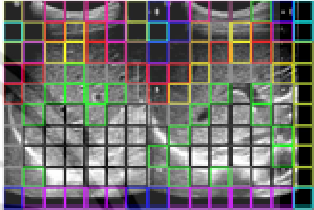
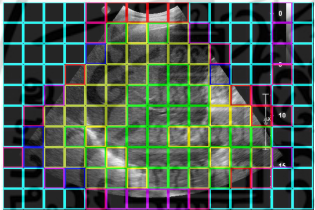
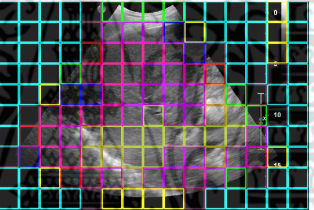
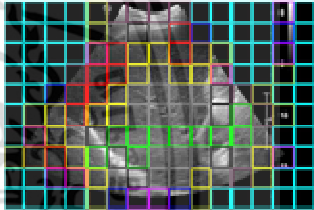
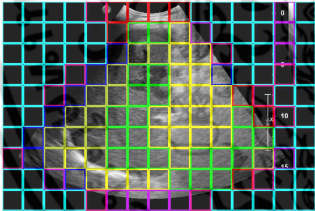
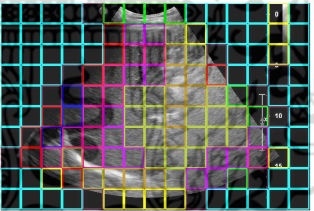
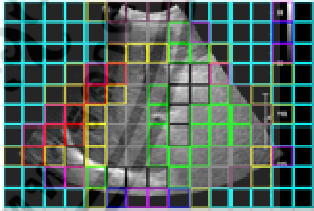
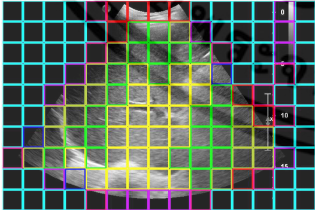
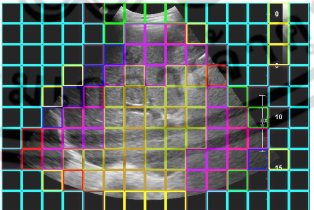
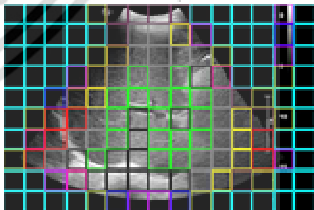
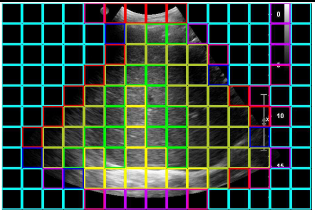
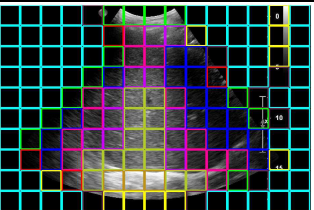
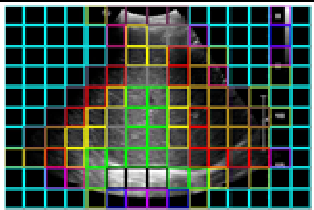
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข.1(ต่อ) ผลการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลด้วย
อัลกอริธึมเค-มีนของภาพในฐานข้อมูล

ภาพ	$K=8$	$K=10$	$K=12$
13			
14			
15			
16			
17			
18			

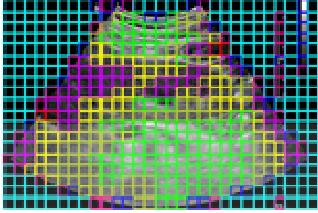
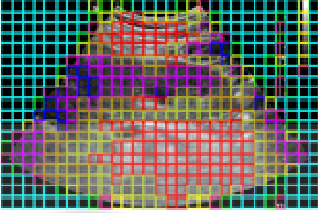
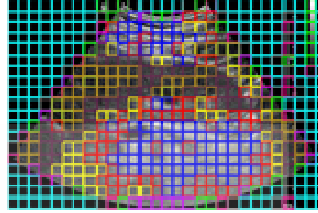
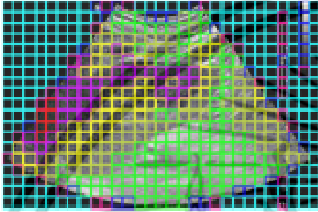
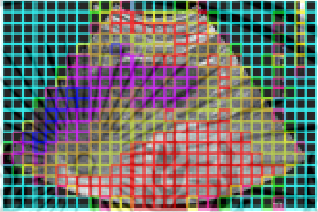
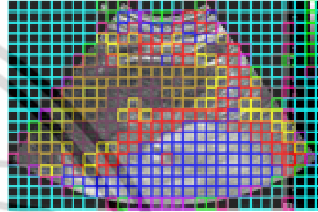
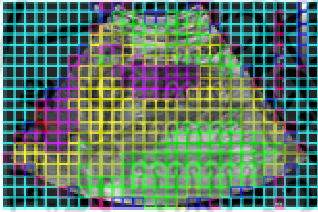
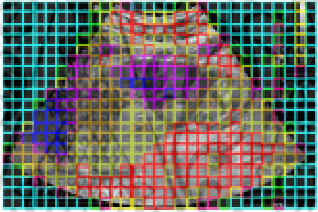
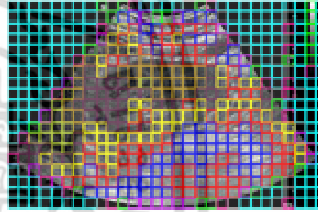
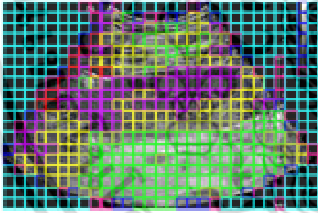
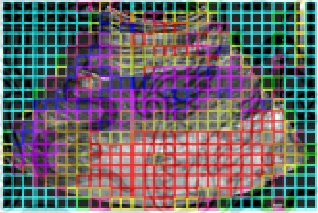
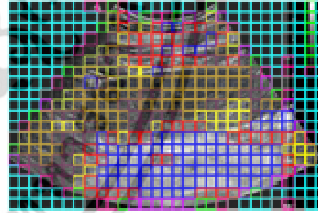
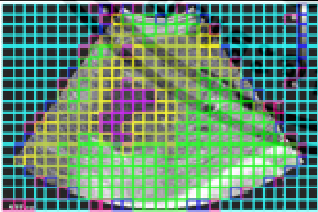
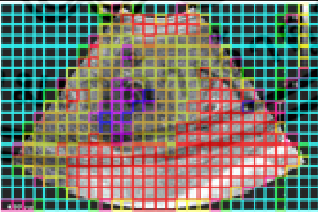
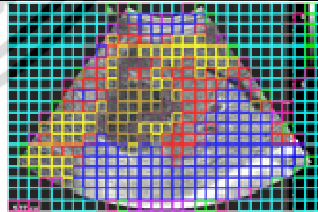
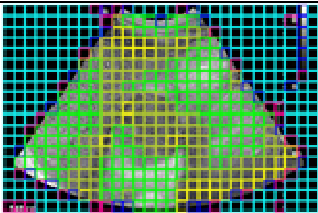
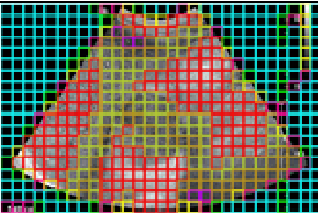
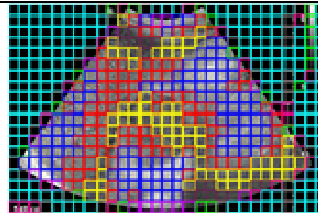
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข.1(ต่อ) ผลการจำแนกข้อมูลอีสเตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 64X64 พิกเซลด้วย
อัลกอริธึมเค-มีนของภาพในฐานข้อมูล

ภาพ	$K = 8$	$K = 10$	$K = 12$
19			
20			
21			
22			
23			
24			

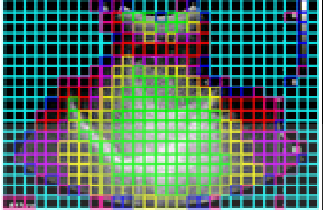
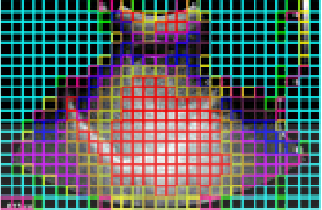
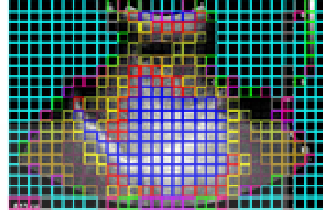
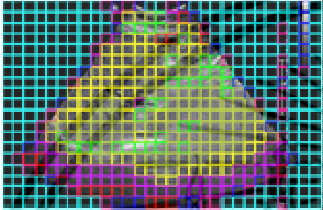
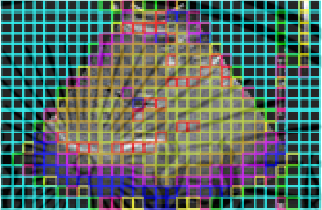
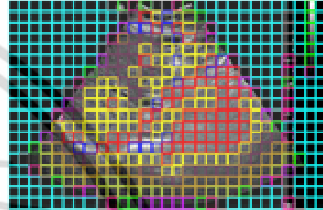
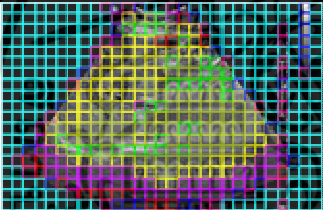
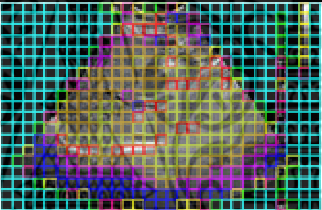
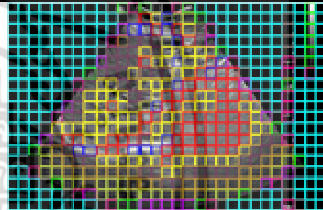
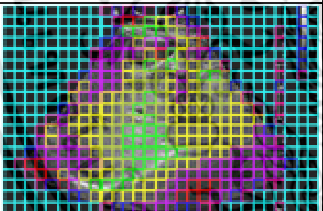
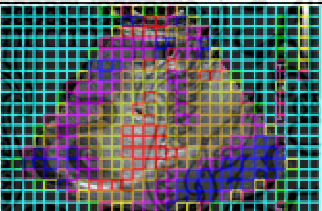
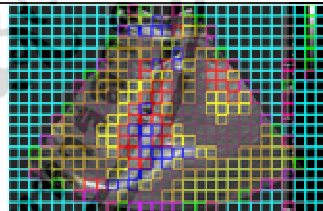
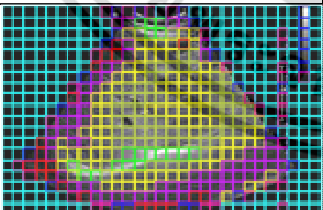
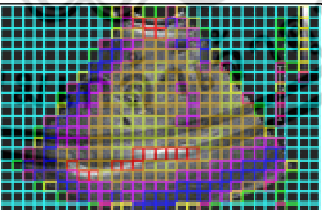
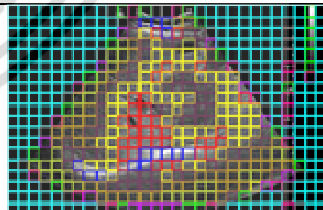
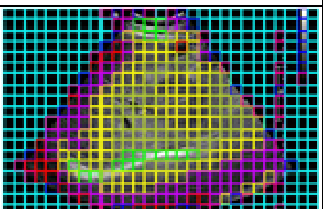
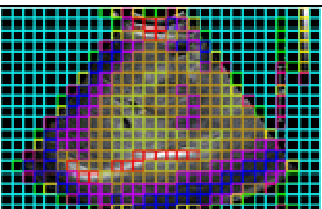
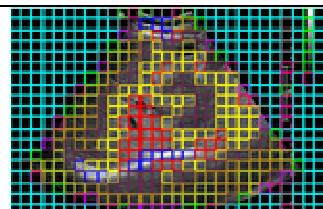
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข.2 ผลการจำแนกข้อมูลฮีโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลด้วยอัลกอริธึมเค-มีนของภาพในฐานะข้อมูล

ภาพ	$K=8$	$K=10$	$K=12$
1			
2			
3			
4			
5			
6			

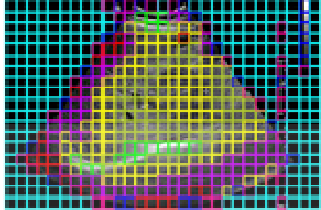
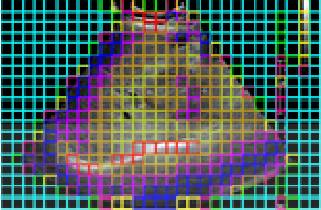
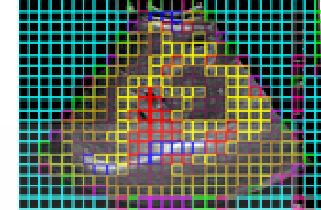
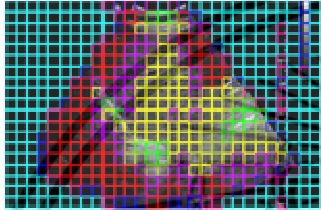
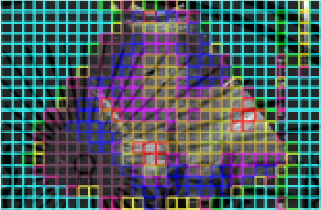
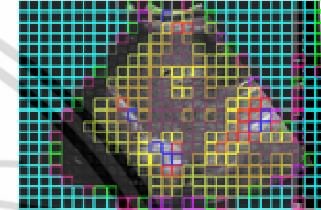
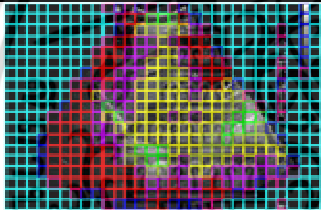
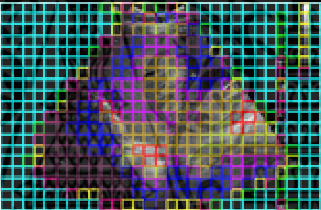
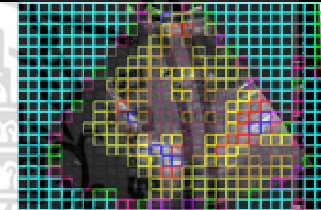
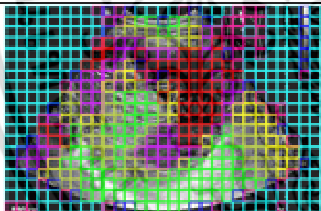
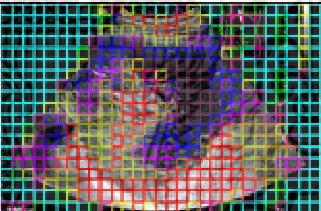
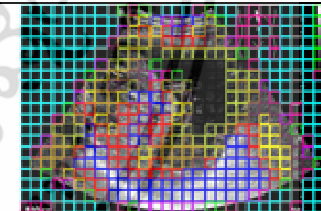
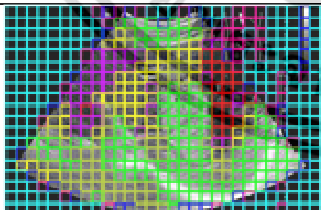
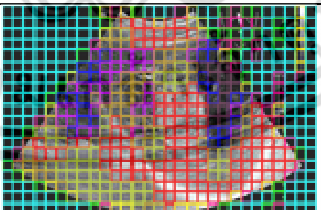
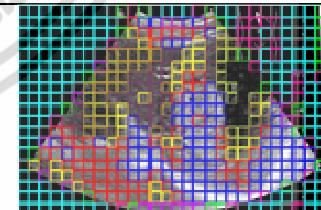
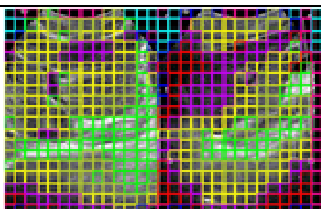
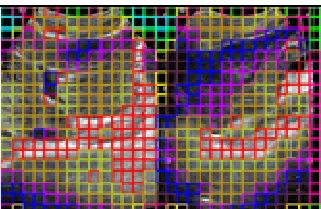
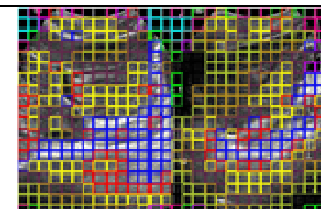
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข.2(ต่อ) ผลการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลด้วย
อัลกอริธึมเค-มีนของภาพในฐานข้อมูล

ภาพ	$K=8$	$K=10$	$K=12$
7			
8			
9			
10			
11			
12			

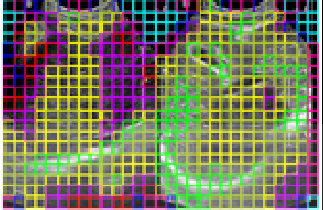
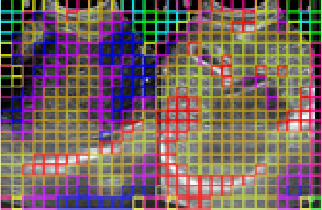
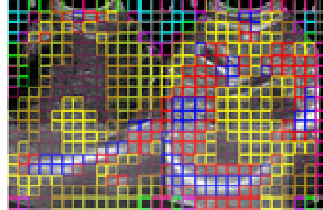
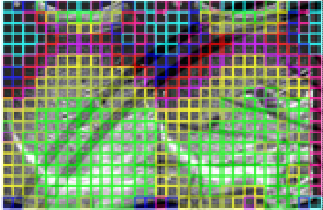
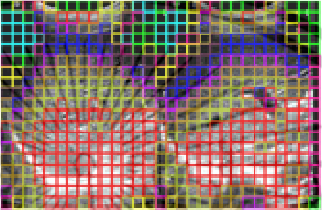
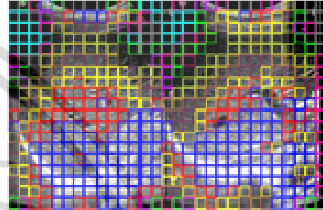
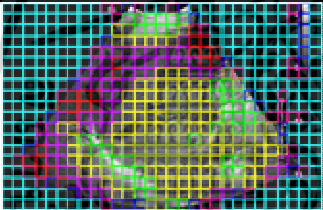
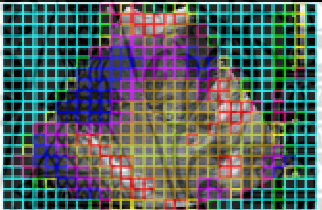
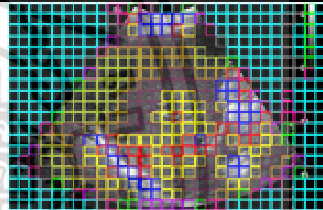
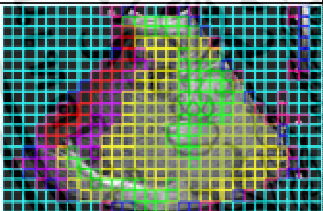
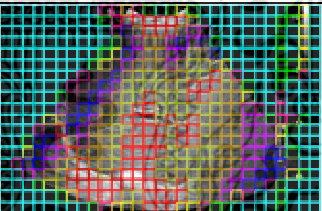
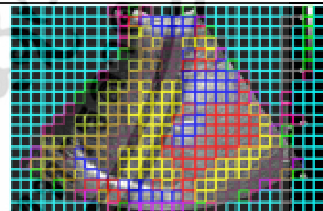
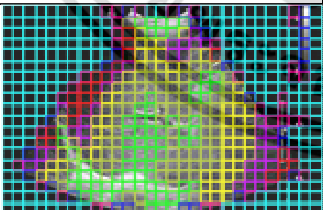
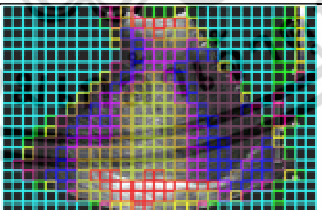
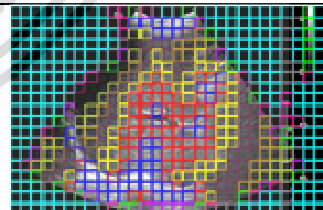
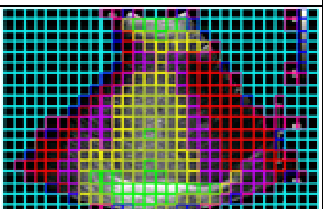
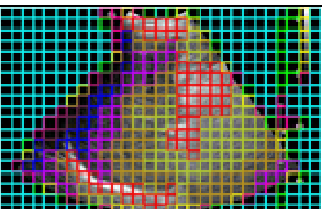
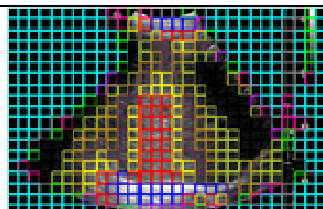
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข.2(ต่อ) ผลการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X632 พิกเซลด้วย อัลกอริธึมเค-มีนของภาพในฐานข้อมูล

ภาพ	$K=8$	$K=10$	$K=12$
13			
14			
15			
16			
17			
18			

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข.2(ต่อ) ผลการจำแนกข้อมูลฮีสโตแกรมในพื้นที่ย่อยขนาด 32X32 พิกเซลด้วย
อัลกอริธึมเค-มีนของภาพในฐานข้อมูล

ภาพ	$K=8$	$K=10$	$K=12$
19			
20			
21			
22			
23			
24			

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ภาคผนวก ค.

ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Adaptive Quantization with Fuzzy C-mean Clustering for Liver Ultrasound Compression

Rattikorn Sombutkaew¹, Yothin Kumsang² and Orachat Chitsobuk¹

¹ Faculty of Engineering King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang,
Bangkok, Thailand (ksrattik@hotmail.com, orachatc@yahoo.com)

² Faculty of Medicine, Ramathibodi Hospital, Mahidol University,
Bangkok, Thailand (Pusjeckson@hotmail.com)

Abstract: With the massive increment of patients' medical information and images also limitation in transmission bandwidth, it is a challenging task for developing efficient medical information and image encoding techniques for digital picture archiving and communications (PACS). In order to achieve higher encoding efficiency, this research proposes adaptive quantization via fuzzy classified priority mapping. Image statistical characteristics are used as key features for Fuzzy C-mean clustering. The derived priority map is used to identify levels of importance for each image area. The significant candidates of irregular liver tissues, which need special doctor's attention, will be assigned with higher priority than those from the regular ones. The higher the priority, the greater the number of bits assigned for encoding. An analysis of suitable quantization step size has been conducted. With the selection of appropriate quantization parameters for each priority level, the blocking artifacts can be greatly reduced. This results in quality improvement of the reconstructed images while the compression ratio remains reasonably high.

Keywords: Ultrasound Compression, Quantization table, Fuzzy C-mean Clustering, JPEG.

1. INTRODUCTION

Liver cancer is the most significant disease causing premature death as reported by data of World Health Organization (WHO), especially for the HepatoCellular Carcinoma (HCC). In 2008, Ministry of Public Health of Thailand has reported that the liver cancer is the number one disease found in males and the fifth rank in females [1]. The general acceptance test taking for diagnosing the disease is to examine the blood tests and to look for Alfa-fetoprotein (AFP) together with ultrasonography (US) in every six months. This introduces a requirement for massive amount of ultrasound liver images needed to be stored in each hospital's database. Implementation of teleradiology and digital Picture Archiving and Communications (PACS) systems plays an important role to effectively exchange patient information from one site to another via electronic communication. The main purpose is to provide health services with higher quality thus improve patients' health status. As the requirement for greater storage, it becomes rapidly increasing together with limitation in transmission bandwidth. Consequently, an efficient image compression technique is required in order to reduce the transmission time and storage cost while preserve the quality of the image.

Several researchers have been investigated on liver ultrasound images [2-4]. In [2] the authors used statistical calculation and K-mean Clustering of motion B-Mode liver ultrasound image to define approximation of liver position. In [3] the authors proposed a technique for differentiating normal regions from the cirrhotic liver ones using Law's mask analysis as texture filtering mask. The surface searching of a liver tissue was proposed in [4] by using spatial gray-level dependence matrices, Fourier power spectrum, and gray-level difference statistics. These surface features were used to characterize the difference between normal and

abnormal liver tissues. Other texture features such as fractal dimension and entropy of edge co-occurrence matrix were also proposed for characterizing the liver tissues. The liver ultrasound images are examined not only for diagnosing liver disease but also for compressing the image itself. Compression via contourlet transform comes into attention [5]. Even though the contourlet compression method provides high PSNR, the drawback is its low compression ratio. In order to achieve higher encoding efficiency, this research proposes adaptive quantization step size according to a priority map. The priority map is created based on the results of Fuzzy C-mean clustering. The statistical characteristics in terms of histograms have been used as key features. Since Fuzzy C-mean is a soft clustering, the results are robust to ambiguity of the data and thus retain much more information than hard clustering. The priority map is used to identify levels of importance for each image area. The significant candidates of irregular liver tissues, which need special doctor's attention, will be assigned with higher priority and greater number of bits than those from the regular ones. This helps to reduce the encoding bit rate and enhance the compression efficiency for the transmission and storage while maintaining an acceptable diagnostic image quality.

2. THE PROPOSED METHOD

This research proposes an analysis of adaptive quantization step size using Fuzzy C-mean (FCM) classified priority map. The ultrasound input image is partitioned into sub-image with the size of 32x32 pixels. The statistical characteristics in terms of histograms, which represents the distribution of intensity are then calculated for each sub-image and used as input to FCM clustering. FCM is a soft clustering algorithm, where

sub-images can belong to more than one cluster and associated them with a set of membership levels. This makes FCM robust to ambiguity of the data and thus can retain much more information than hard clustering. The algorithm is an iterative clustering, which creates an optimal partition of c clusters. Equation (1) is used to minimize the weights within group sum of squared error objective function.

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m d^2(X_j, Z_i) \quad (1)$$

Where J [6] is the objective function of FCM algorithm. Let $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ with $x_n \in \mathfrak{R}^d$ be a data set, which consists of N dimensional samples, and n represents the number of data items. c is the number of clusters. m is a weighting exponent on each fuzzy membership. μ_{ij} is the membership of the j^{th} data in the i^{th} cluster, and Z_i is the fuzzy cluster centroid of the i^{th} cluster.

Using the Euclidean norm, Eq. (2) is the distance metric d that measures the similarity between a feature vector X_j and a cluster centroid Z_i in the feature space.

$$d^2(X_j, Z_i) = \|X_j - Z_i\|^2 \quad (2)$$

The objective function is minimized when data points are close to the centroid of their clusters, which will be assigned with high membership values. On the other hand, low membership values are assigned to data points far from the centroid. Equation (3) is membership functions.

$$u_{ij} = \left(\sum_{k=1}^c \left(\frac{d(x_j, v_i)}{d(x_j, v_k)} \right)^{2/(m-1)} \right)^{-1} \quad (3)$$

Equation (4) is updated cluster centroids.

$$Z_i = \frac{\sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m X_j}{\sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m} \quad (4)$$

The FCM algorithm proceeds by iterating the two necessary conditions until a solution is reached [6]. Each data point will be associated with a membership value for each class after FCM clustering. The data point will be assigned the class label according to the highest membership value.

The cluster results are then used to create a priority map, which identify level of importance for each image area. The more importance of the image area, the higher value of the quantization level. Fig. 1 shows the JPEG encoding process with the proposed adaptive

quantization step size.

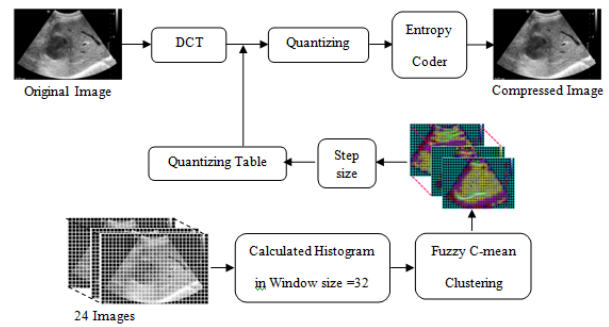


Fig. 1 The proposed adaptive quantization for JPEG encoding.

To accommodate the variation in image statistics, the quantization step size is needed to be adaptively adjusted in order to achieve higher encoding efficiency. In this research, the quantization step size is modified according to a priority map created from the clustering results. The significant sub-images from the candidates of irregular liver tissues, which need special doctor's attention, will be assigned with higher priority than those from the regular ones. The higher the priority, the greater number of bits assigned for encoding. A standard quantization equation is presented in Eq. (5),

$$F_q(u, v) = \text{Round} \left(\frac{F(u, v)}{Q(u, v)_{\text{Classic}} / Q_s(u, v)} \right) \quad (5)$$

Where $Q(u, v)_{\text{Classic}}$ is the standard JPEG quantization table (Fig. 2) while $Q_s(u, v)$ is the proposed quantization step size in Eq. (6).

$$Q_s(u, v) = \begin{cases} Q_L & \text{LSG} \\ Q_N & \text{NSG} \\ Q_M & \text{MSG} \end{cases} \quad (6)$$

16	11	10	16	24	40	51	61
12	12	14	19	26	58	60	55
14	13	16	24	40	57	69	56
14	17	22	29	51	87	80	62
18	22	37	56	68	109	103	77
24	35	55	64	81	104	113	92
49	64	78	87	103	121	120	101
72	92	95	98	112	100	103	99

Fig. 2 The quantization table of standard JPEG.

The quantization step of Q_M is assigned to the Most Significant Group (MSG), which represents the candidate of irregular liver tissues. The normal tissues, the border of the probe, and the scale/color bars are grouped into the Normal Significant Group (NSG), which will be assigned the quantization step of Q_N . The Lowest Significant Group (LSG) is considered as

the lowest priority in the priority map, where sub-images of this class are quantized to the minimum number of encoding bits. Fig. 3 presents (a) the ground truth image with the irregular tissue located within the red circle area and (b) the classification results from FCM clustering.

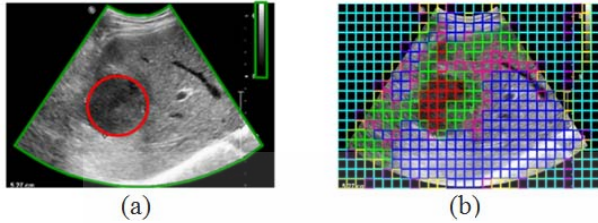


Fig. 3 (a) the ground truth image with the irregular tissue located within the red circle area (b) the classified sub-images, where the red sub-images are for the MSG, the cyan sub-images are for the LSG, and the rest sub-images are for the NSG.

3. RESULTS

The adaptive quantization step size based on a priority mapping derived from the results of Fuzzy C-mean clustering is proposed. In order to obtain a priority mapping, the histograms of the partitioned sub-images of size 32x32 pixels from the 24 ultrasound liver images are extracted. Fig. 4 shows examples of histograms of sub-images from the MSG (in red block), the NSG (in pink and yellow blocks), and the LSG (in cyan block). The distribution of the image intensity of the MSG sub-images is between 60 and 120, while that of the NSG lies between 20 and 150. In contrast, the distribution of the LSG sub-images is dense in the very low intensity level close to 0. From the presented sample histograms, it can be seen that most of the distributions of gray level intensity of sub-images from each group are overlapped, which is difficult to efficiently clustered using hard clustering. To overcome this difficulty, Fuzzy C-mean soft clustering is implemented. The cluster centers and membership values are iteratively updated. Using fuzzy membership allows FCM to be robust to noise and outliers and gives superior clustering performance. Table 1 illustrated a comparison of the clustering time between Fuzzy C-mean and regular K-mean clustering algorithms for K=6, 8, 10, and 12. This shows that soft clustering remarkably provide faster convergence than the hard clustering

The clustering results are then used to construct a priority map according to the significance of the liver tissue regions. The highest priority map designated as the MSG is compressed with various quantization step sizes ($3 \leq Q_s \leq 12$) while the rests of the priority map denoted as the NSG and LSG are compressed with quantization step sizes of $Q_N=2$ and $Q_L=0$ respectively. Fig. 5 shows the sample results of reconstructed images using the standard quantization table (c) and using quantization step sizes of 3 (d) and 6 (e) respectively for

the MSG sub-images. From the results, it can be observed that the reconstructed images using standard quantization table are affected from blocking artifacts, which is the most significant irritation to human visual perception.

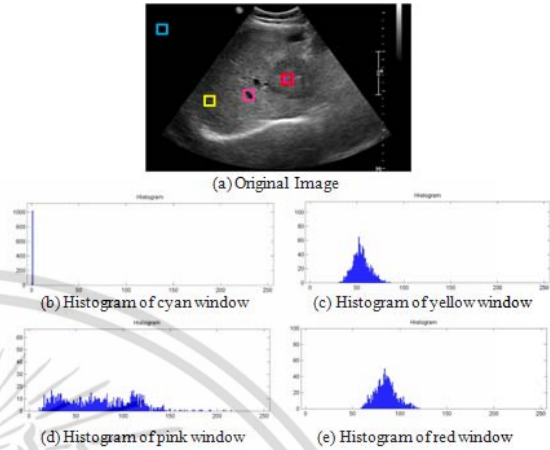


Fig. 4 (a) Original Image with the MSG in red block, the NSG in pink and yellow blocks, and the LSG in cyan block (b)-(e) The sample histogram of the LSG, NSG, and MSG, respectively.

Table 1 A comparison of clustering time between Fuzzy C-mean Clustering and K-mean Clustering for K= 8 and 10.

	Fuzzy C-mean Clustering	K-mean Clustering
K=8	18.70 min.	248.49 min.
K=10	9.25 min.	349.00 min.

In order to reduce the blocking artifacts, the quantization step size needs to be increased. The greater value of the quantization step size, the higher quality of the reconstructed image. One of the well-known parameters used to measure image quality is PSNR [7]. It measures the level of similarity between reconstructed image and the original one. Large PSNR leads to better image quality. Compression ratio is another parameter used to measure the ability to reduce the size of the compressed image from the size of the original image. PSNR indicates the loss of information in the image while compression ratio specifies the degree of compression. Nevertheless, compromising between quality and compression ratio is a critical issue. Although increasing MSG quantization step size (Q_s) will enhance quality in term of PSNR, the compression ratio will be reduced obviously. An analysis of the appropriate value of Q_s is conducted in terms of PSNR versus compression ratio as shown in Fig. 6. The intersection point between PSNR and compression ratio is suggested to be a target point, which lies at $Q_s = 7$. However, at $Q_s = 6$, the value of the compression ratio is quite larger than at $Q_s = 7$ while the value of PSNR is

not much different. Therefore, $Q_s = 6$ would be a better choice. With $Q_s=6$, the quality in term of PSNR is improved by 3.86 dB while the storage saving is reduced by 4.53 % compared to the standard quantization. The results show great improvement of the reconstructed images while maintaining acceptable compression ratio.

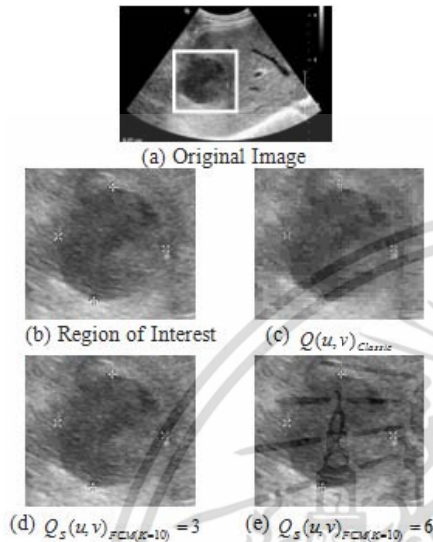


Fig. 5 (a) The abnormal tissue in white region of the original image, the compressed image with the standard quantization $Q(u,v)_{Classic}$ (b) and the proposed adaptive quantization (c) with $Q_s(u,v)_{FCM(K=10)} = 3$ and (d) $Q_s(u,v)_{FCM(K=10)} = 6$

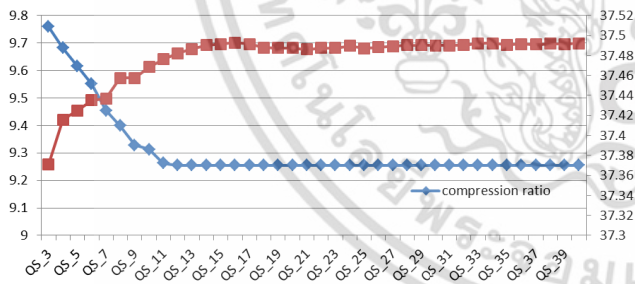


Fig.6 An analysis of the appropriate value of Q_s is conducted in terms of PSNR versus compression ratio

4. CONCLUSION

This research proposes adaptive quantization, which quantization step size is adjusted to the priority map created from the results of Fuzzy C-mean clustering. The statistical characteristics in terms of histograms from each sub-image are used as key features for Fuzzy C-mean soft clustering. The derived priority map is then used to identify levels of importance for each image area. The significant candidates of irregular liver tissues from the MSG group will be assigned with higher priority than those from the regular ones. An analysis of suitable quantization step size has been conducted. With

the selection of appropriate quantization parameters, the blocking artifacts can be greatly reduced. This results in quality improvement of the reconstructed images while the compression ratio remains reasonably high.

REFERENCES

- [1] A. Chaiwerawatana, S. Sukarayothin, A. Karalak and T. Khuhaprema, Guidelines for screening, diagnosis and treatment : Liver cancer and Cholangiocarcinoma, National Cancer Institute, Department of medical services, Ministry of Public Health, Bangkok, Thailand, ISBN 78-616-11-0634-8, 2011.
- [2] C.K. Lin, F.C. Lin, F.L. Lian, K.H. Chang, M.C. Ho, J.Y. Yen and Y.Y. Chen, "Ultrasound Image-Guided Algorithms for Tracking Liver Motion," *IEEE/ASME International Conference on Advanced Intellifent Mechatronics*, pp. 51-56, 2012.
- [3] J. Virmani, V. Kumar, N. Kalra and N. Khandelwal, "Prediction of Cirrhosis from Liver Ultrasound B-Mode Images based on Laws' Masks Analysis," *Proceeding of the 2011 International Conference on Image Information Processing(ICIIP 2011)*, 2011.
- [4] C.M. Yu, Y.C. Chen and K.S. Hsieh, "Texture Features for Classification of Ultrasonic Liver Images," *IEEE Transactions on medical imaging*, Vol.11, No.2, pp. 141-152, 1992.
- [5] SeyyedHadi Hashemi-Berenjabad, Ali Mahloojifar and Amir Akhavan, "Threshold Based Lossy Compression of Medical Ultrasound Images Using Contourlet Transform," *18th Iranian Conference on BioMedical Engineering, IEEE*, 2011.
- [6] Ping Wang and HongLei Wang, "A modified FCM algorithm for MRI brain image segmentation," *International Seminar on Future BioMedical Information Engineering*, pp. 26-29, December 2008.
- [7] Prabhakar.Telagarapu, V.Jagan Naveen, A.Lakshmi.Prasanthi, and G.Vijaya Santhi, "Context Based Medical Image Compression with Application to Ultrasound Images," *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, Vol.4, No.3, pp. 61-74, 2011.

second order statistical texture features of Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) are suggested. With the integration of expert knowledge, the significant improvement of the classification can be achieved.

2. Proposed Method

This research proposes a Fuzzy Expert System for liver ultrasound image classification. A fuzzy system is capable of transforming data into knowledge in term of human understanding. FCM is considered as a data driven approach, which its limitation is the sensitivity in the initial guess and noise. The initial guess affects its speed and local minima while noise results in low membership degree for outliers [3, 5]. On the other hand, FIS integrates expert knowledge into fuzzy rules and membership to recover the deficiencies in the physical data. However, relying on only FIS based classification may not demonstrate satisfactory performance.

Therefore, in this research, hierarchical fuzzy based classification is introduced. The initial clustering of liver tissues is performed using FCM clustering. The initial priority map result is still undesirable since the correct classification rate is inadequate due to a mixture of the abnormal and normal tissues. In order to improve the classification rate, the FIS is incorporated to validate the clustering results. Figure 1 shows the operation of the proposed research.

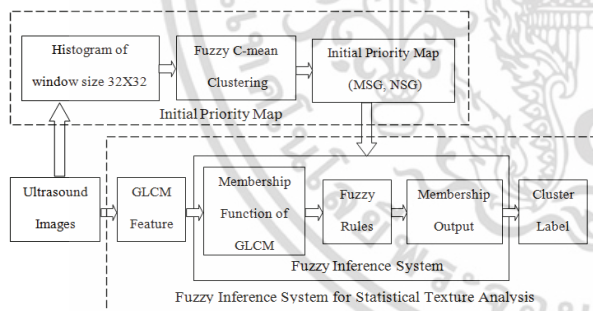


Fig.1 The proposed hierarchical fuzzy based system for liver ultrasound image classification

A. Initial Priority Map Stage

In this stage, the distribution of intensity in ultrasound sub-image with the size of 32x32 pixels is estimated. FCM is then used to cluster the intensity distribution of sub-images into 3 groups: the Most Significant Group (MSG) (the abnormal liver tissue), the Normal Significant Group (NSG) (the normal tissue), and the Least Significant Group (LSG) (a group outside the probe) [3]. Figure 2 illustrates the FCM

clustering results. The doctoral identification of the abnormal tissue is shown in a white circle. The red blocks are denoted as MSG while the LSG is indicated as the green blocks. Most LSG sub-images are clearly identified. However, the MSG sub-images are intermingled with the LSG sub-images especially in the area that the intensity distribution of the liver tissue is ambiguous. In order to improve the classification rate, the initial priority map of MSG and NSG is created and the FIS based on the second order statistical texture features of Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) is implemented to further validate the MSG and LSG.

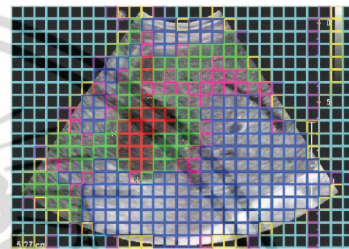


Fig.2 The clustering results with a mixture of the MSG and the NSG in white circle

B. Fuzzy Inference System based on Statistical Texture Analysis Stage

The FCM clustering results could not provide satisfactory results due to the ambiguity of the intensity histogram of sub-images. Consequently, there is a need for expert knowledge of additional feature to validate each classification class in the initial priority map. The Fuzzy Inference System based on GLCM texture features becomes a preferable selection since it allows an integration of the expert knowledge to the proposed system. Two main processes are conducted in this stage; texture feature extraction and Fuzzy Inference System based classification.

1) Texture Feature Extraction

Texture feature is an alternative representation generated to describe the underlying characteristics of patterns in the region of interest. Using only histograms tends to carry out only information on distribution of intensities while relationship between pixels is neglected. Gray level co-occurrence matrix (GLCM) is one of the second order statistical texture features widely used for texture analysis.

The GLCM captures gray tone spatial dependencies between pixels of interest and their neighbors as proposed by Haralick [6]. In [7], 22 features of co-occurrence texture matrix are calculated. However, these features may not be independent from each other. It is unclear which features specify same texture properties or are insignificant thus can be neglected.

From several GLCM features, the contrast, the sum of square or variance and the sum average in each sub-image are found to be significant for categorizing ultrasound liver tissue especially in the area of the embryonic tissue. These features can be calculated according to equation (1) - (3), respectively.

Contrast is a measure of the difference between the highest and lowest intensity of an adjoining set of pixels in sub-image in term of different moment. Variance is the variation of the light intensity, calculated from the sum of the squared deviations. Sum average represents average gray level distribution in the direction parallel to the diagonal. Its value demonstrates whether a patch is well contrasted and whether dark or bright illumination is predominant. These features are used to create membership functions and rules for Fuzzy Inference System to verify the initial classification obtained from the FCM based priority map of the liver tissue.

$$\text{Contrast} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j) \quad (1)$$

$$\text{Variance} = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i, j) \quad (2)$$

$$\text{Sum Average} = \sum_{i=2}^{2Ng} i p_{x+y}(i) \quad (3)$$

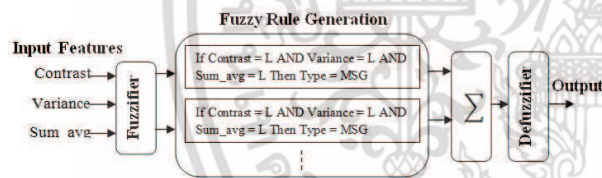


Fig. 3 The schematic diagram of the proposed Fuzzy Inference System (FIS)

2) Fuzzy Inference System based classification

Fuzzy inference is the process of creating a mapping from a given input to an output by means of a fuzzy logic. Then, the mapping provides a basis from which decisions can be made, or patterns discerned. The process of fuzzy inference involves membership functions, logical operations, and rules [8]. The fuzzy inference system normally contains three major operations: Fuzzification, Rules Evaluation and Defuzzification. The texture features in the form of contrast, variance and sum average of each sub-image are extracted to create fuzzy memberships and rules. The schematic diagram of the proposed fuzzy inference system (FIS) is shown in Figure 3. The details of determination of the member function and evaluation rules are as follow.

2.1) Membership function

The membership function is generally an indicator function, which provides graphical representation of a fuzzy set. Membership functions were introduced by Zadeh in the first paper on fuzzy sets (1965) [9]. In fuzzy logic, membership function is designated as the degree of truth. Even though the degrees of truth are often confused with probabilities, their concepts are reasonably distinct. It is essential to realize that fuzzy logic uses truth degrees as a mathematical model of the vagueness phenomenon while probability is a mathematical model of ignorance [10]. There is no consensus on which method should be preferred in a specific situation. There are several shapes of membership functions, which can be defined according to the rules of the definition of a fuzzy set. The selection of membership function is subjective as long as the desired values are properly interpreted. Both triangular and trapezoidal membership functions have been used extensively since they are simple and computationally efficient.

In this research, member functions of inputs are determined by the GLCM values of contrast, variance and sum average. The trapezoidal shape of membership functions and the configuration of language variables of 3 levels: low (L), medium (M) and high (H) are used.

2.2) Rule Evaluation

The core of the actions of the FIS is a set of fuzzy rules, which is formulated based on expert knowledge to express the behavior of the system. The rules are characterized in term of a collection of linguistic statement usually in the format of if-then rules describing how the FIS makes a decision on classification or controls an output.

In this paper, the Multi-Input Multi-Output: MIMO structure of FIS is proposed. The inference rules are interpreted as the intersection and union using the connectives AND and ELSE, respectively. The 27 rules are extracted based on the GLCM texture characteristics of the liver ultrasound tissue. The tissue abnormalities in the MSG mostly contain less detail of statistics such as the contrast, variance and sum average. For example, in the first rule, the tissue is classified as MSG if the contrast in the range L = 0 - 0.1 and the variance in the range M = 1.2-1.7 and the Sum average in the range L = 0-2 and so on.

- If Contrast = L AND Variance = L AND Sum_avg = L Then Type = MSG
- If Contrast = M AND Variance = L AND Sum_avg = L Then Type = NSG
- If Contrast = M AND Variance = M AND Sum_avg = H Then Type = NSG

ADAPTIVE QUANTIZATION VIA FUZZY CLASSIFIED PRIORITY MAPPING FOR LIVER ULTRASOUND COMPRESSION

RATTIKORN SOMBUTKAEW¹, ORACHAT CHITSOBHUK¹
DUANGKAMON PRAPRUTTAM² AND THUMANON RUANGCHAIJATUPORN²

¹Faculty of Engineering
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang
Chalongkrung Rd., Ladkrabang, Bangkok 10520, Thailand
ksrattik@hotmail.com; orachate@yahoo.com

²Department of Diagnostic and Therapeutic Radiology
Faculty of Medicine, Ramathibodi Hospital
Mahidol University
Bangkok 10400, Thailand
radpt@mahidol.ac.th; md.thum@yahoo.com

Received October 2015; revised January 2016

ABSTRACT. *This paper proposes adaptive quantization based on fuzzy classified priority mapping in order to achieve higher encoding efficiency. The priority map serves as a quantization mask, which is adaptively adjusted according to the statistical characteristics in terms of histograms based on the results of Fuzzy C-mean clustering. With its soft clustering property, the results illustrate robustness to ambiguity of the data and thus retain much more information than hard clustering. The priority map represents levels of significance as the Most Significant Group (MSG), the Normal Significant Group (NSG), and the Lowest Significant Group (LSG). The significant candidates of irregular liver tissues requiring special doctor attention will be assigned with higher priority than those from the regular ones. The higher the priority, the greater the number of bits assigned for encoding. An analysis of suitable quantization step size has been conducted. With the selection of appropriate quantization parameters for each priority level, the blocking artifacts can be greatly reduced. This helps to reduce the encoding bit rate and enhance the compression efficiency for the transmission and storage while maintaining an acceptable diagnostic image quality.*

Keywords: Ultrasound image compression, Fuzzy C-mean clustering, Adaptive quantization, Priority mapping

1. **Introduction.** With the advance in medical imaging, visual representation of human interior has become massively produced in digital format since the hospitals are moving towards filmless [1] and computer-aid diagnostic processing. The medical information is exchanged from one site to another via electronic communication based on implementation of teleradiology and digital Picture Archiving and Communications Systems (PACS) in order to provide health services with high quality and thus improve patients' health status [2]. The Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) Standard specifies a non-proprietary data interchange protocol, digital image format, and file structure of biomedical images and image-related information [3]. Liver cancer was reported as the most significant disease causing premature death by the World Health Organization (WHO), especially for the HepatoCellular Carcinoma (HCC). It was also reported as the number one disease found in males and the fifth rank in females by the Ministry of Public Health of Thailand in 2008 [2]. The blood and Alfa-fetoprotein (AFP) tests are recommended as general acceptance test taking for patient diagnosing together with

Ultrasonography (US) in every six months. This introduces a requirement for the massive amount of ultrasound liver images needed to be stored in each hospital's database. In order to handle such massive information, there have been significant considerations in memory requirement and bandwidth limitation for effective DICOM storage and communication. An efficient image compression technique is required to reduce the transmission time and storage cost while preserving the quality of the image. One definition of optimal medical image compression is a degree of compression that decreases file size substantially while producing a degree of image distortion that is not clinically significant [4].

Image compression provides a way to efficiently encode images based on redundancy reduction in order to preserve the actual information resided in the image itself. Transform coding has been popular and widely adopted to transform pixel-wise image representation into a new representation such that the transformed results are independently quantized [5]. Block-based DCT transform is a part of the JPEG standard format. The DCT has been known for near-optimum especially with natural image compression [6]. Each block of subimage is transformed into DC (Direct Current) and AC (Alternating Current) coefficients. DC coefficient expresses the mean value of the subblock while AC coefficients represent zero means with amplitude changes in different frequencies. Most of the energy is compacted in the DC coefficient while details are carried in the AC coefficients. These DCT coefficients are encoded in the form of either lossless or lossy compression techniques. Even though lossless compression allows perfect reconstruction of the original image, it can support Compression Ratio (CR) only up to 4:1 (max) [7]. To achieve higher compression ratio, lossy compression algorithm becomes an alternative selection. The significant constraints for lossy compression are high compression ratio with clinical quality. Context based modeling has been proposed to encode medical image information according to predetermined characteristics [7,9]. ROI based compression is an example of context based compression, where each region is compressed independently with its appropriate compression ratio. The desired compression ratio of each region depends on its significance. The most significant regions are compressed with low compression ratios while the least significant regions are encoded with higher ratios.

The main contribution of this paper is to present adaptive quantization based on Fuzzy C-mean (FCM) clustering for ultrasound liver compression, where the ROIs are classified into three levels of significance: the Most Significant Group (MSG), the Normal Significant Group (NSG), and the Lowest Significant Group (LSG). It serves as a quantization mask, which is adaptively adjusted according to the statistical characteristics in terms of histograms based on the results of FCM. However, the relation between priority level and the suitable quantization scale has not been clearly evaluated. Therefore, another contribution is to provide an analysis of suitable quantization step size related to each priority level. With the appropriate selection of the quantization parameters, the blocking artifacts can be greatly reduced. This helps to reduce the encoding bit rate and enhance the compression efficiency for the transmission and storage while maintaining an acceptable diagnostic image quality.

2. A Review of Related Works. Selecting ROI is a challenging task since it affects the overall compression performance for both quality and quantity. Simple maxshift and general scaling were chosen to create ROI based on wavelet based coding in EBCOT of JPEG2000 [8]. The wavelet coefficients of the ROI bit-planes were scaled up so that they were placed in the higher bit-planes in order to give them higher significance [9]. Even though maxshifting allows compression to arbitrarily define ROI shape without ROI mask, the results are not guaranteed lossless compression with a specified bitrate. ROI image

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

coding using Shape-adaptive DCT was introduced in [9], as a low complexity Shape Adaptive DCT (SA DCT) algorithm suitable for coding arbitrarily shaped image segments. The algorithm encoded the foreground and background of 8×8 DCT blocks separately [10-12]. The SA-DCT has been developed in the framework of the ongoing MPEG-4 standardization phase of ISO/IEC and included in the video verification model of MPEG-4. With high computational overhead, an improved version of the SA-DCT called Δ DC-SA-DCT was proposed for intraframe coding. It was proven to require smaller computational overhead, thus attractive for hardware implementations [13]. The Δ DC-SA-DCT was also adopted as ROI based image coding in [14]. The compression results were compared to the algorithm based on DCT-JPEG. The SA-DCT based coding showed improved compression performance in terms of PSNR and visual quality. However, the limitation of the SA-DCT based coding is that the spatial correlation may be lost due to flushing samples in arbitrarily shaped block to a certain edge of a rectangular bounding block before DCT transformation of row or column, where the coefficients are from different frequency bands [15].

An alternative ROI identification is performed based on segmentation and classification techniques using Vector Quantization (VQ) [16-19], K-mean clustering [20-22], Fractal segmentation [25-27], Support Vector Machine (SVM) [29,30] and Fuzzy C-mean clustering [31,32]. With its lowest quantization distortion at a given bit rate, VQ has been widely adopted for lossy image compression [9,16-19]. Contextual Vector Quantization (CVQ) was proposed to encode an image with different quality between the Contextual Region of Interest (CROI) portion and the Background (BG) for ultrasound images [9]. Region growing was adopted as a segmentation method to define the CROIs. The CROIs were encoded with a low CVQ compression ratio while the BG was encoded with the high CVQ compression ratio. However, in high bit-rate compression, VQ codebooks are relatively large and require extensive computational complexity and memory requirements. K-mean clustering is a clustering technique used to partition data samples into K clusters, where each cluster is indicated by its own center [2,20-22]. In [20], K-mean clustering was adopted for nuclear medical image compression. Clustering without analyzing compression, distortion may result in significant loss of data. Therefore, the segmented image was compared to the original one in all iterations in order to determine the termination criteria. The iteration will be ended when the loss of data is minimized (the value of correlation co-efficient function should be maximum). Statistical calculation and K-mean clustering of motion B-Mode liver ultrasound image were proposed to define approximation of liver position in [23] while differentiating normal regions of the cirrhotic liver was proposed using Law's mask analysis of spatial gray-level dependence matrices, Fourier power spectrum, and gray-level difference [24]. Although implementation of the K-means algorithm is quite simple, the convergence depends on the choice of the initial cluster vector. Fractal based segmentation performs region partitioning using Fractal Dimension (FD) analysis. The FD is a statistical quantity identifying the detail in a pattern, which changes with the scale. Quad-tree partitioning of fractal features was adopted for x-ray images [25]. In [26,27], the ROIs of the mammograms were extracted using fractal based segmentation and then encoded with maxshift ROI coding technique while multiresolution analysis of fractal feature vector for ultrasound liver segmentation was described in [28]. However, the fractal based image coding requires tremendous time for encoding; thus providing poor retrieved image quality when compression is applied on noisy or corrupted images. Another segmentation approach was based on curvelet transform and Support Vector Machine (SVM) regression [29]. The curvelet coefficients were quantized and approximated by SVM with the predefined error. The model parameters of SVM were then encoded with adaptive arithmetic coding. Extensive memory requirement and high computational

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

complexity are the main drawbacks of SVM for practical implementation [30]. The FCM clustering provides a soft (fuzzy) assignment of patterns (memberships) to clusters [31]. Since each data element can belong to one or more clusters, the levels of memberships can be used to determine the degrees of relationship between data elements and their related clusters. In [32], FCM was introduced as the ROI texture partitioning, where different compression ratios were then assigned the ROIs according to their textural significance. The absolute values of wavelet coefficients for each DWT subband were chosen as texture descriptors.

The ROI classification of liver ultrasound is quite difficult due to the image itself containing other organs, in which their characteristics are closely related to the liver. The hard decision based clustering is not an appropriate choice to cope with this uncertainty. FCM based clustering is suggested in this paper due to its soft decision property. It tries to iteratively optimize the membership function in order to minimize the objective function based on the similarity between the sample data and the cluster center. Each data sample can belong to more than one cluster according to the certain degree of membership [33]. The statistics of different types of liver tissues are illustrated. It can be seen that the texture characteristics of the normal and abnormal tissues are closely related especially in the case of early stage of the disease. With the proposed FCM-based priority clustering, it demonstrates an improvement of the classification for ROIs with ambiguous characteristics of different organs that reside in the image and unstable texture description of liver tissue due to intensity variation of the input image.

3. Methodology. JPEG is well known image compression standard based on Discrete Cosine Transform (DCT) [34,35]. There was a study on performance of image compression based on DCT and wavelet for CT scan image [36]. It was concluded that, for a lower compression ratio, DCT based image compression yielded higher quality image than Wavelet. However, the image quality is decreased at higher compression ratios due to the artifacts resulting from the block-based DCT scheme. Figure 1 shows the JPEG encoding process with the proposed adaptive quantization step size.

In JPEG encoding process, an input image is partitioned into consecutive 8×8 blocks and each block is transformed using forward DCT algorithm to obtain a set of 64 values of one DC plus 63 AC DCT coefficients. To reduce amount of information, human perception

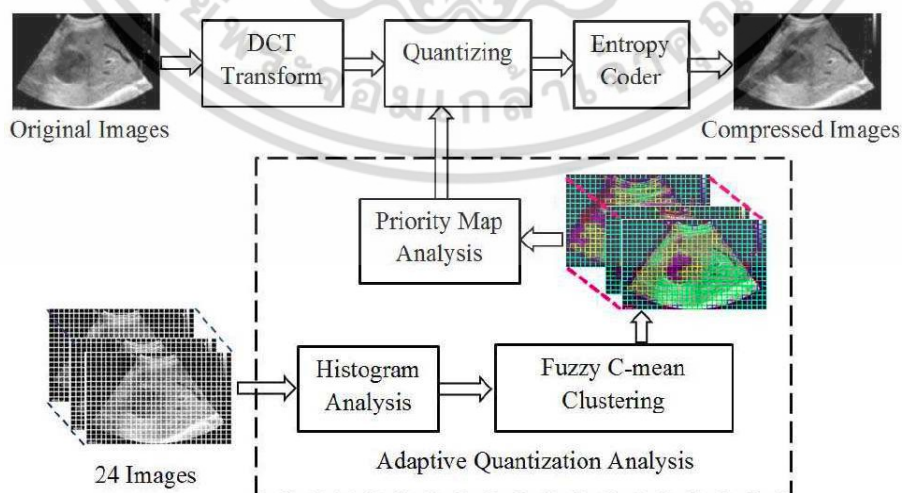


FIGURE 1. The proposed adaptive quantization for JPEG encoding

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

is taken into consideration. The human visual perception is a complex coordination among the eye, optical nerve, visual cortex and other parts of the brain [37]. The human eye does not perceive directly translation of the retina stimuli, but it involves complicated psychological inference [38]. The psychovisual redundancy is the image information that is ignored by the human visual system or relatively less important to human eye. In another word, the human eye is not equally sensitive to all visual image information [39]. The human visual perception cannot differentiate the difference in brightness over a relatively large area and also in a high frequency of brightness variation. Removing the psychovisual redundancy would be beneficial for image compression. The redundancy elimination is performed through the quantization process via the quantization tables [39]. In JPEG, quantization table is not fixed; however, a standard quantization table $Q(u, v)_{Classic}$ is recommended as illustrated in Figure 2. This suggested JPEG quantization table is derived based on psychovisual threshold experiments and represents quality of 50%.

16	11	10	16	24	40	51	61
12	12	14	19	26	58	60	55
14	13	16	24	40	57	69	56
14	17	22	29	51	87	80	62
18	22	37	56	68	109	103	77
24	35	55	64	81	104	113	92
49	64	78	87	103	121	120	101
72	92	95	98	112	100	103	99

FIGURE 2. The quantization table of standard JPEG

JPEG quantization tables aim to discard the information not visually significant especially at the higher frequencies. A standard quantization equation is presented in (1),

$$F_q(u, v) = \text{Round} \left(\frac{F(u, v)}{Q(u, v)_{Classic}/Q_S(u, v)} \right) \quad (1)$$

where $F(u, v)$ is the DCT coefficient at (u, v) spatial frequency in horizontal and vertical directions, respectively, $Q(u, v)_{Classic}$ is the standard JPEG quantization table (Figure 2) while $Q_S(u, v)$ is the quantization step size.

JPEG quantization largely determines the rate distortion in a JPEG image compression [40]. Increasing in the quantization leads to increasing the degree of compression; however, the quality of the image would be decreased. The question is the optimization between quality and quantity in terms of compression ratio. Several quantization matrices have been introduced such as for images of human face recognition [41], iris in the human eye [42], and x-ray [43]. However, researchers are still active for alternative optimal quantization.

3.1. Adaptive quantization. There was a study of the impact of quantization matrix on the performance of JPEG [44]. From the results, it can be concluded that compression ratio changes when the quantization matrix changes. However, the quality of compression varies from image to image even though the quantization matrix as well as the compression ratio remains the same. This means that each type of images requires a particular quantization, which can be adjusted according to its own characteristic for better compression performance.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

In this research, an analysis of adaptive quantization parameters based on FCM classified priority map is presented. Each ultrasound liver image is partitioned into 32×32 subimages. The statistical characteristics in terms of histograms are then calculated for each subimage and sent as input training vectors to FCM clustering. A priority map generation is performed according to the clustering results. It identifies the level of importance for each image area and serves as an adaptive quantization mask. The more importance of the image area, the higher value of quantization level.

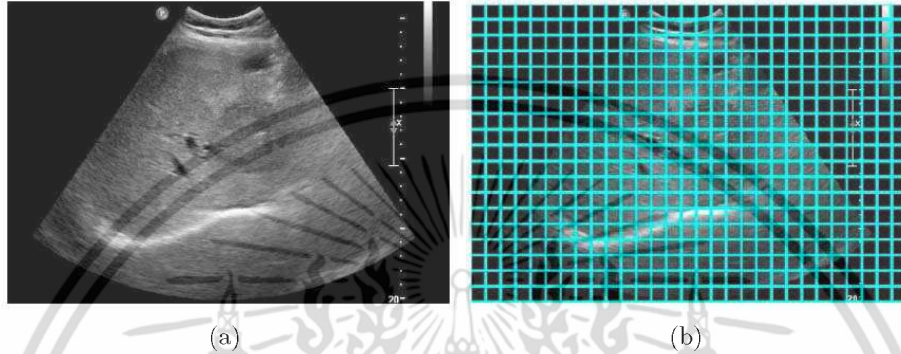


FIGURE 3. (a) Original image (928×608 pixels), (b) subimages with the size of 32×32 pixels

3.1.1. *Statistical characteristics of liver tissues.* Histograms are adopted as texture characteristics, which represent the spatial distribution of gray levels and contribute to the perception of texture [45]. Figure 4 illustrates the histograms obtained from various regions in an ultrasound image. Sample regions are abdominal wall in (a), the border of the abnormal liver tissue in (b), the interior of the abnormal liver tissue in (c), Hepatic artery in (d). The gray-level intensity of abdominal wall distributes in a wider range of intensity while the distribution of Hepatic artery is narrower. The abnormal liver tissues both in (b) and (c) illustrate the dominant distribution in a more compact range.

Even though the intensity distribution of abnormal liver tissue demonstrates distinct characteristic, some parts of normal tissues may have the distributions close to the abnormal one especially in the early stage of the decease.

3.1.2. *FCM clustering.* FCM is a soft clustering algorithm, where sub-images can belong to more than one cluster and associated them with a set of membership levels. The Fuzzy C-means (FCM) clustering algorithm was first introduced by Dunn [46] and later extended by Bezdek [47]. The algorithm is an iterative clustering, which creates an optimal partition of c clusters. Equation (2) is used to minimize the weights within group sum of squared error objective function.

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m d^2(X_j, Z_i) \quad (2)$$

where J is the objective function of FCM algorithm. Let $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ with $x_n \in \mathbb{R}^d$ being a data set, which consists of N dimensional samples, and n represents the number of data items. c is the number of clusters. m is a weighting exponent on each fuzzy membership. μ_{ij} is the membership of the j^{th} data in the i^{th} cluster, and Z_i is the fuzzy cluster centroid of the i^{th} cluster [48].

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

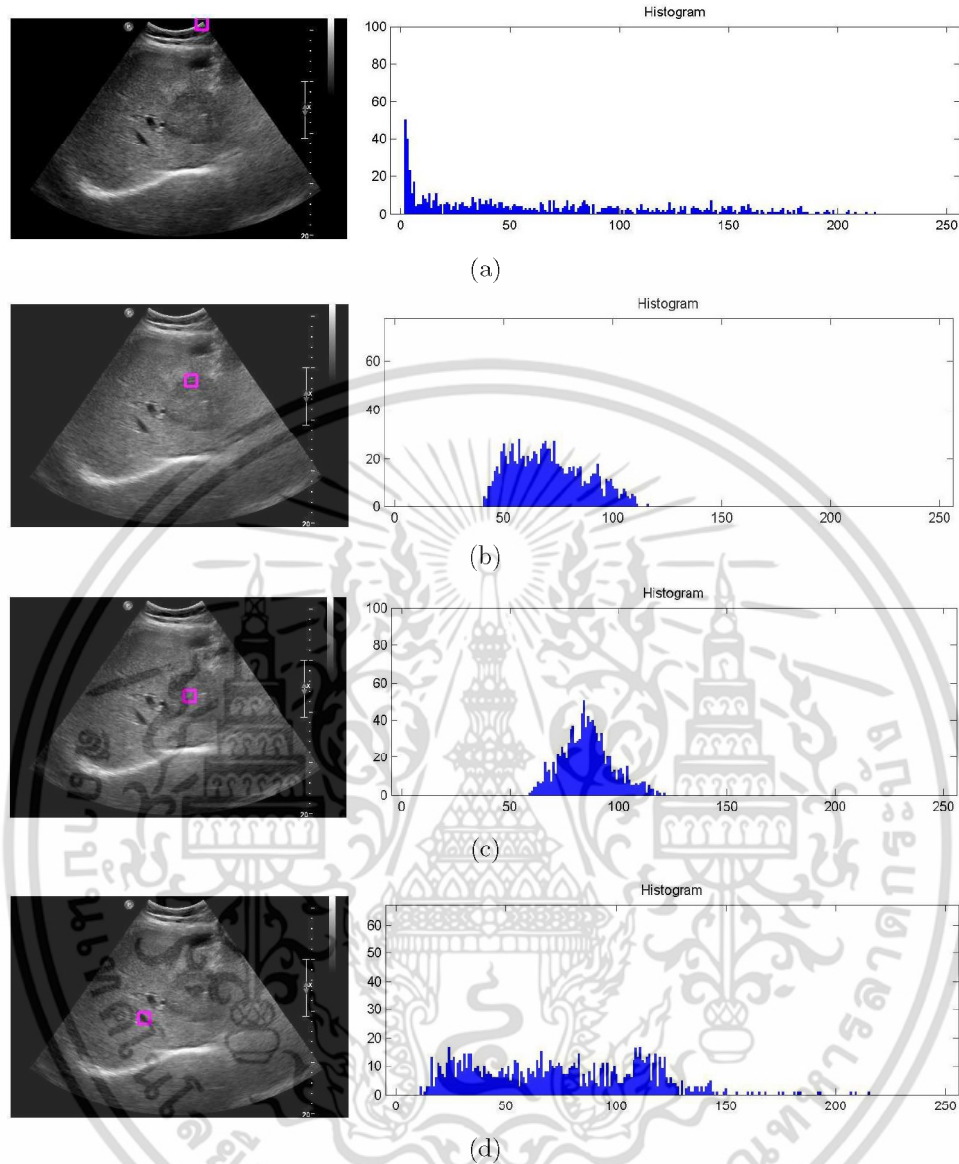


FIGURE 4. Histograms of sample regions in ultrasound liver image, (a) abdominal wall, (b) the border of the abnormal liver tissue, (c) the interior of the abnormal liver tissue, (d) Hepatic artery

Using the Euclidean norm, Equation (3) is the distance metric d that measures the similarity between a feature vector X_j and a cluster centroid Z_i in the feature space.

$$d^2(X_j, Z_i) = \|X_j - Z_i\|^2 \quad (3)$$

The objective function is minimized when data points are close to the centroid of their clusters, which will be assigned with high membership values. On the other hand, low membership values are assigned to data points far from the centroid. Equation (4) is membership function. Equation (5) is updated cluster centroids.

$$u_{ij} = \left(\sum_{k=1}^c \left(\frac{d(x_j, v_i)}{d(x_j, v_k)} \right)^{2/(m-1)} \right)^{-1} \quad (4)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$Z_i = \frac{\sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m X_j}{\sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m} \quad (5)$$

The FCM algorithm proceeds by iterating the two necessary conditions until a solution is reached [49]. Each data point will be associated with a membership value for each class after FCM clustering. The data point will be assigned the class label according to the highest membership value. The important parameters of FCM are the number of clusters (c), the weighting exponent (m), and termination criteria [50]. When clustering real data without any a priori information about the structures in the data, one usually has to make assumptions about the number of underlying clusters. The fuzziness parameter in terms of the weighting exponent m significantly influences the fuzziness of the resulting partition. Usually, $m = 2$ is initially chosen. The FCM algorithm terminates when the norm of the difference between \mathbf{U} in two successive iterations is smaller than the termination parameter $\varepsilon = 10^{-6}$.

3.1.3. *Quantization based on a priority map.* To accommodate the variation in image statistics, the quantization step size is needed to be adaptively adjusted in order to achieve higher encoding efficiency. In this research, the quantization step size is modified according to a priority map created from the clustering results. The priority map generation is a process to create an adaptive quantization mask. It specifies the levels of significance as the Most Significant Group (MSG), the Normal Significant Group (NSG), and the Lowest Significant Group (LSG) according to the results of FCM. The significant sub-images from the candidates of irregular liver tissues, which need special doctor's attention, will be assigned with higher priority than those from the regular ones. The higher the priority, the greater number of bits assigned for encoding. A standard quantization equation is presented in (6).

$$F_q(u, v) = \text{Round} \left(\frac{F(u, v)}{Q(u, v)_{\text{classic}}/Q_S(u, v)} \right) \quad (6)$$

where $Q(u, v)_{\text{classic}}$ is the standard JPEG quantization table (Figure 2) while $Q_S(u, v)$ is the proposed quantization step size in (7).

$$Q_S(u, v) = \begin{cases} Q_L & \text{LSG} \\ Q_N & \text{NSG} \\ Q_M & \text{MSG} \end{cases} \quad (7)$$

The quantization step of Q_M is assigned to the Most Significant Group (MSG), which represents the candidate of irregular liver tissues. The normal tissues, the border of the probe, and the scale/color bars are grouped into the Normal Significant Group (NSG), which will be assigned the quantization step of Q_N . The Lowest Significant Group (LSG) is considered as the lowest priority in the priority map, where sub-images of this class are quantized to the minimum number of encoding bits. Figure 5 presents (a) the ground truth image with the irregular tissue located within the red circle area and (b) the classification results from Fuzzy C-mean clustering. Analysis of optimal quantization step for each priority level should be performed in order to achieve the greatest performance.

4. **Results and Discussions.** In this research, a set of 17 abnormal and 7 normal liver ultrasound images is used for analysis. An ultrasound image is partitioned into sub-images of size 32×32 pixels. A 256-bin histogram of each sub-image is then calculated. Since the gray-level distributions of normal and abnormal tissues are overlapped, especially in the case of early stage, it would be difficult to efficiently cluster using hard clustering such

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

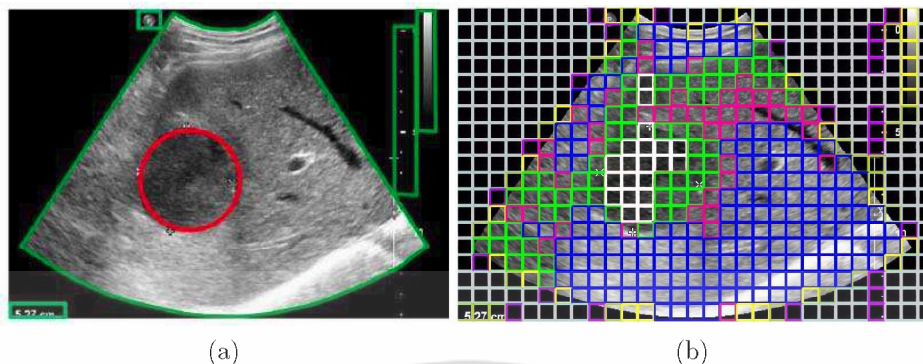


FIGURE 5. (a) The ground truth image with the irregular tissue located within the circle area at the middle and (b) the classified sub-images, where the white sub-images are for the MSG, the light gray sub-images are for the LSG, and the rest sub-images are for the NSG

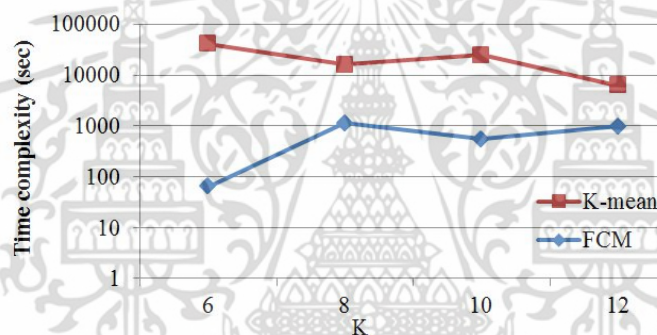
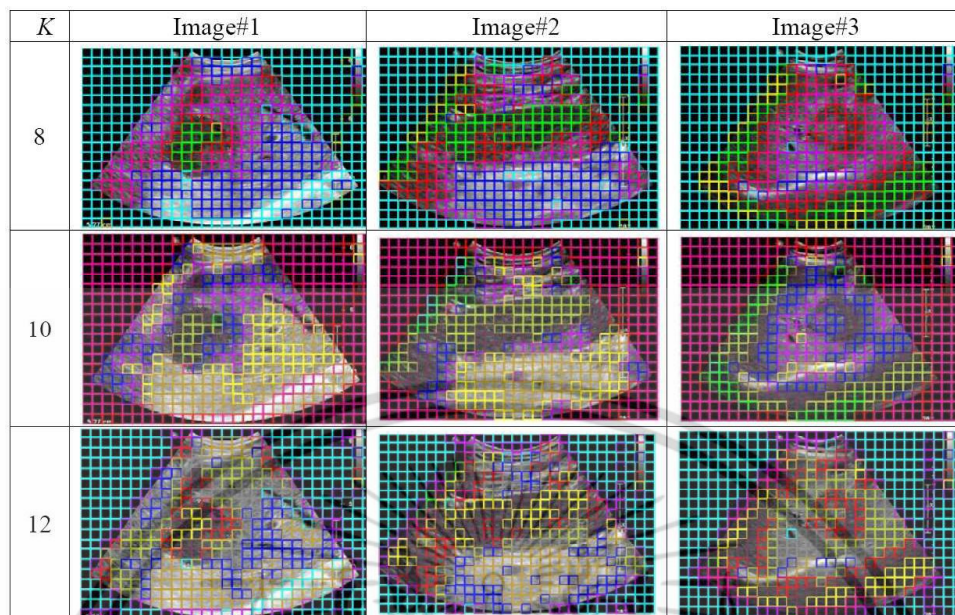
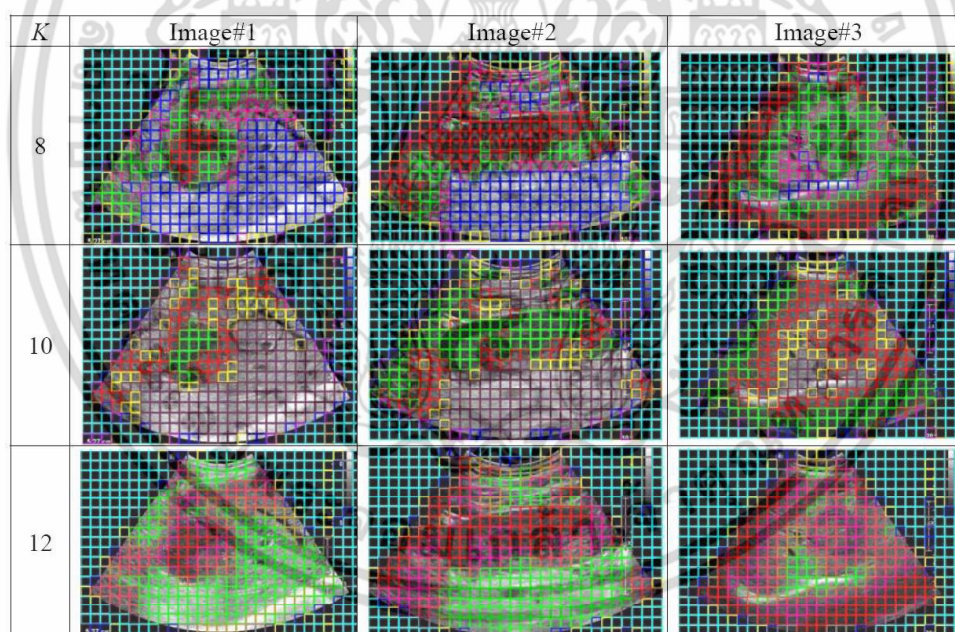


FIGURE 6. A comparison of time complexity of K-mean and FCM clustering (logarithmic scale)

as K-mean. This results in expanding time to achieve clustering results. To overcome this difficulty, Fuzzy C-mean soft clustering is implemented. The cluster centers and membership values are iteratively updated. Using fuzzy membership allows FCM to be robust to noise and outliers and gives superior clustering performance. A comparison of time complexity of K-mean and FCM clustering is conducted as illustrated in Figure 6. The clustering parameters for $K = 6, 8, 10,$ and 12 are evaluated using Matlab functions of K-mean and FCM. The sample results of K-mean and FCM clustering are shown in Figures 7 and 8. From the results, it can be seen that FCM soft clustering produces better clustering results with remarkably faster convergence than the K-mean hard clustering. From experiments, the number of clusters ($K = 10$) can achieve better clustering performance with reasonable time complexity.

The results obtained from FCM clustering are then used to construct a priority map, which specifies the level of importance of the liver tissue regions. The highest priority map designated as the MSG is compressed with higher compression ratio than the lower priority map denoted as the NSG. An analysis of appropriate quantization step sizes ($3 \leq Q_S \leq 12$) for MSG with $Q_N = 2$ and $Q_L = 0$ for NSG and LSG respectively is conducted. Figure 9 presents the sample results of reconstructed images using the standard quantization table

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

FIGURE 7. The sample results of K-mean clustering for $K = 8, 10, 12$ FIGURE 8. The sample results of FCM clustering for $K = 8, 10, 12$

the blocking artifacts, the quantization step size needs to be increased. The greater value of the quantization step size, the higher quality of the reconstructed image.

The objective measurement in terms of Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) [51], Weighted Signal to Noise Ratio (WPSNR) [52], and Structural Similarity (SSIM) [53] are adopted, which can be calculated as presented in (8) and (10) respectively.

$$WPSNR = 10 \log_{10} \frac{MAX_I^2}{MSE \times NVF^2} \quad (8)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

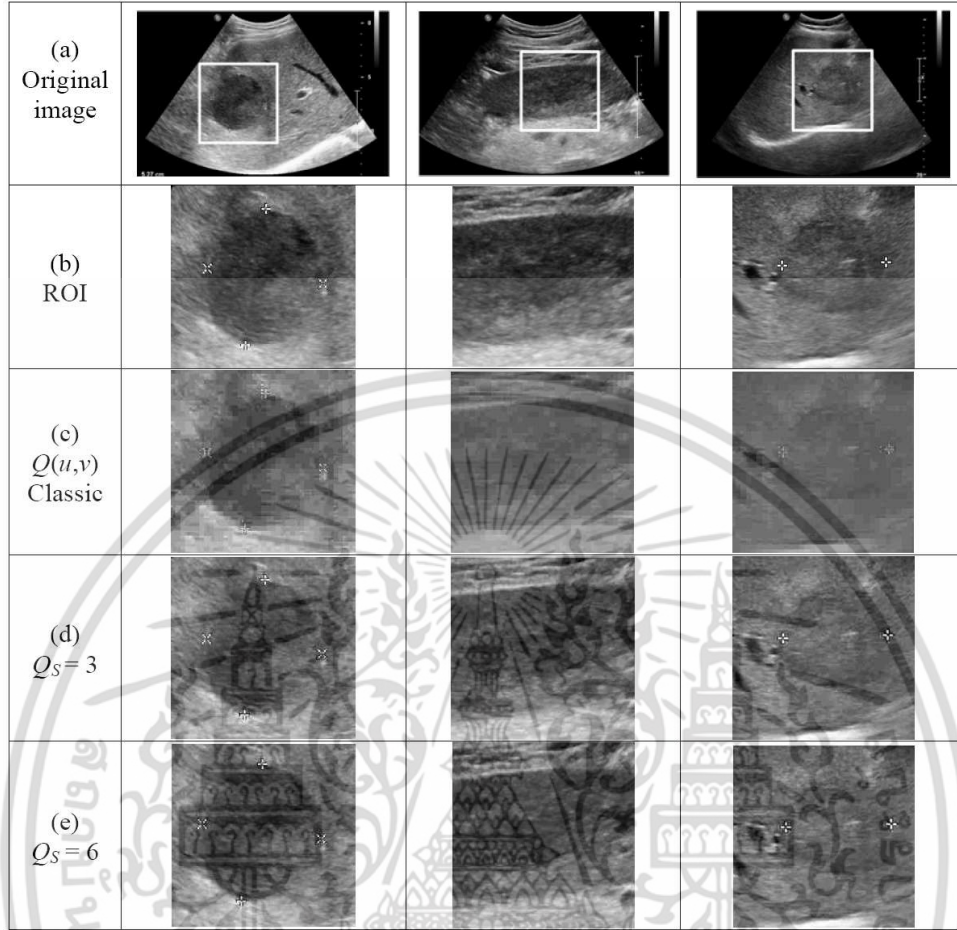


FIGURE 9. The sample results of reconstructed images: (a) the original image containing the abnormal tissue in white region, (b) the region of interest (ROI), (c)-(e) the compressed images with the standard quantization $Q(u, v)_{Classic}$, the proposed adaptive quantization with $Q_S(u, v)_{FCM(K=10)} = 3$ and $Q_S(u, v)_{FCM(K=10)} = 6$, respectively

$$NVF(i, j) = \frac{1}{1 + Q_x^2(i, j)} \quad (9)$$

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (10)$$

where MAX_I is maximum intensity in the image. MSE is mean square error. $NVF(i, j)$ is Noise Visibility Function. μ_x and μ_y are the average of pixel x and y . $Q_x^2(i, j)$ is Local variance. σ_x^2 and σ_y^2 are the variance of pixel x and y . C is constant.

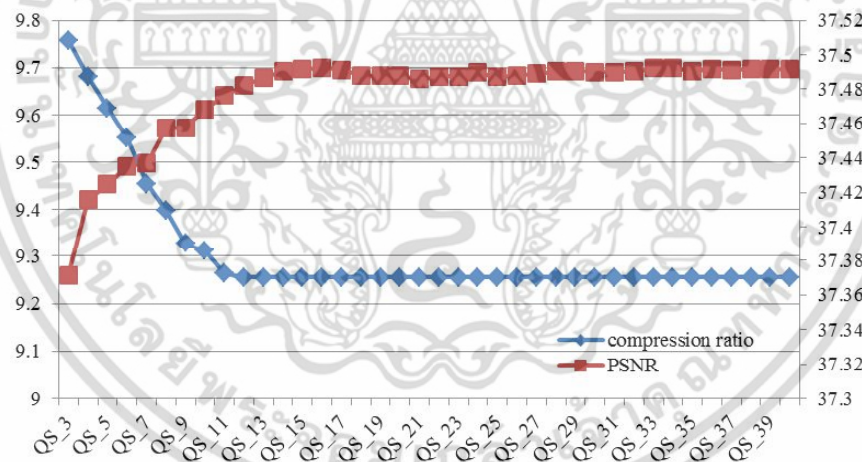
One of the well-known parameters used to measure image quality is PSNR, which measures the level of similarity between reconstructed image and the original one. WPSNR has been proposed as an alternative image quality measurement to PSNR with additional NVF texture masking function. The Gaussian model is adopted in the NVF to estimate amount of texture in an image. SSIM is another image quality measurement, which calculates luminance, contrast, and structure comparison in terms of the mean and variance of a pixel with its neighbors. Table 1 illustrates objective measurement comparison in terms of PSNR, WPSNR, and SSIM. Large objective measurement leads to better image

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

TABLE 1. Average objective measurement of liver ultrasound image compression

Q_S	PSNR	WPSNR	SSIM	Q_S	PSNR	WPSNR	SSIM
3	37.37118	13.86961	0.34495	22	37.48740	13.86981	0.34496
4	37.41576	13.86932	0.34495	23	37.48753	13.86983	0.34496
5	37.42482	13.86982	0.34496	24	37.48955	13.86965	0.34496
6	37.43506	13.86957	0.34495	25	37.48704	13.86984	0.34496
7	37.43681	13.86970	0.34495	26	37.48804	13.86980	0.34496
8	37.45731	13.86922	0.34496	27	37.48917	13.86983	0.34496
9	37.45744	13.86975	0.34496	28	37.49022	13.86979	0.34496
10	37.46826	13.86969	0.34496	29	37.49046	13.86987	0.34496
11	37.47625	13.86976	0.34496	30	37.49003	13.86980	0.34496
12	37.48228	13.86967	0.34496	31	37.49001	13.86980	0.34496
13	37.48639	13.86983	0.34496	32	37.49026	13.86986	0.34496
14	37.49045	13.86976	0.34496	33	37.49209	13.86988	0.34496
15	37.49151	13.86985	0.34496	34	37.49214	13.86985	0.34496
16	37.49264	13.86987	0.34496	35	37.49065	13.86983	0.34496
17	37.49127	13.86984	0.34496	36	37.49145	13.86983	0.34496
18	37.48790	13.86976	0.34496	37	37.49121	13.86981	0.34496
19	37.48763	13.86985	0.34496	38	37.49161	13.86988	0.34496
20	37.48765	13.86977	0.34496	39	37.49141	13.86984	0.34496
21	37.48595	13.86982	0.34496	40	37.49197	13.86984	0.34496

FIGURE 10. An analysis of the appropriate value of Q_S is conducted in terms of PSNR versus compression ratio.

quality. Even though both WPSNR and SSIM try to model human visual perception, their values cannot be clearly distinguished two images with different qualities compared to the traditional PSNR especially for the images with high texture characteristics such as the ultrasound images.

Compression ratio is another parameter used to measure the ability to reduce the size of the compressed image from the size of the original image. PSNR indicates the loss of information in the image while the compression ratio specifies the degree of compression. Nevertheless, compromising between quality and compression ratio is a critical issue.

Although increasing MSG quantization step size (Q_S) will enhance quality in terms of

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

PSNR, the compression ratio will be reduced obviously. An analysis of the appropriate value of Q_S versus compression ratio is conducted and illustrated in Figure 10.

As a result, the intersection point between PSNR and compression ratio is suggested to be a target point, which lies at $Q_S = 7$. However, at $Q_S = 6$, the value of the compression ratio is quite larger than at $Q_S = 7$ while the value of PSNR is not much different. Therefore, $Q_S = 6$ would be a better choice. With $Q_S = 6$, the quality in terms of PSNR is improved by 3.86 dB while the storage saving is reduced by 4.53% compared to the standard quantization. The results show great improvement of the reconstructed images while maintaining acceptable compression ratio.

5. Conclusions. This research proposes adaptive quantization for liver ultrasound image compression. The quantization step size is adaptively adjusted according to the fuzzy classified priority map. An ultrasound image is partitioned into sub-images and their statistical characteristics in terms of histograms are extracted as key features for Fuzzy C-mean soft clustering. The clustering results are used to construct the priority mapping, which specified the levels of importance for each image area. The higher the priority, the greater the number of bits assigned for encoding. An analysis of suitable quantization step size has been conducted. With the selection of appropriate quantization parameters, the blocking artifacts can be greatly reduced. Several subjective measurements are evaluated to demonstrate the performance of the proposed algorithm compared to the standard JPEG. The results indicate quality improvement of the reconstructed images while the compression ratio remains reasonably high.

Acknowledgment. Ultrasound liver images were supported by the Department of Diagnostic and Therapeutic Radiology, Faculty of Medicine, Ramathibodi Hospital, Mahidol University, Bangkok, Thailand.

REFERENCES

- [1] S. Sridevi, V. R. Vijayakumar and R. Anuja, A survey on various compression methods for medical images, *I. J. Intelligent Systems and Applications*, vol.3, pp.13-19, 2012.
- [2] R. Sombutkaew, Y. Kumsang and O. Chitsobuk, Adaptive quantization with fuzzy c-mean clustering for liver ultrasound compression, *The 14th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS 2014)*, Seoul, South Korea, pp.521-524, 2014.
- [3] W. D. Bidgood, S. C. Horii, F. W. Prior and D. E. Van Syckle, Understanding and using DICOM, the data interchange standard for biomedical imaging, *Journal of the American Medical Informatics Association*, vol.4, no.3, pp.199-212, 1997.
- [4] A. C. Flint, Determining optimal medical image compression: Psychometric and image distortion analysis, *BMC Medical Imaging*, pp.1-7, 2012.
- [5] T. Uehara, R. Safavi-Naini and P. Ogunbona, Recovering DC coefficients in block-based DCT, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.15, no.11, pp.3592-3596, 2006.
- [6] N. R. Thota and S. K. Devireddy, Image compression using discrete cosine transform, *Georgian Electronic Scientific Journal: Computer Science and Telecommunications*, no.3, pp.35-43, 2008.
- [7] M. A. Ansari and R. S. Anand, Recent trends in image compression and its application in telemedicine and teleconsultation, *XXXII National Systems Conference*, pp.59-64, 2008.
- [8] C. Christopoulos, J. Askelöf and M. Larsson, Efficient methods for encoding regions of interest in the upcoming JPEG2000 still image coding standard, *IEEE Signal Processing Letters*, vol.7, no.9, pp.247-249, 2000.
- [9] S. M. Hosseini and A.-R. Naghsh-Nilchi, Medical ultrasound image compression using contextual vector quantization, *Computers in Biology and Medicine*, pp.743-750, 2012.
- [10] T. Sikora and B. Makai, Shape-adaptive DCT for generic coding of video, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol.5, no.1, pp.59-62, 1995.
- [11] T. Sikora, Low complexity shape-adaptive DCT for coding of arbitrarily shaped image segments, *Signal Processing: Image Communication*, pp.381-395, 1995.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [12] C. S. Fabregas and N. P. Tri, Ultrasound image coding using shape-adaptive DCT and adaptive quantization, *Infoscience EPFL*, 1997.
- [13] P. Kauff and K. Schuur, Shape-adaptive DCT with block-based DC separation and Δ DC correction, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol.8, no.3, pp.237-242, 1998.
- [14] Y. Zheng, X. Wang and C. Wang, Shape-adaptive DCT and its application in region-based image, *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, vol.7, no.1, pp.99-108, 2014.
- [15] S. Li and W. Li, Shape adaptive discrete wavelet transforms for arbitrarily shaped visual object coding, *Microsoft Research*, pp.1-28, 2000.
- [16] A. I. Gonzalez, M. Grana, J. R. Cabello, A. D'Anjou and F. X. Albizuri, Experimental results of an evolution based strategy for VQ image filtering, *Information Sciences*, pp.249-266, 2001.
- [17] N. Sanyal, A. Chatterjee and S. Munshi, Modified bacterial foraging optimization technique for vector quantization-based image compression, *Computational Intelligence in Image Processing*, pp.131-152, 2013.
- [18] K. Sasazaki, S. Saga, S. Maeda and V. Suzuki, Vector quantization of images with variable block size, *Applied Soft Computing*, vol.8, pp.634-645, 2008.
- [19] W.-J. Hwang, B.-Y. Ye and S.-C. Liao, A novel entropy-constrained competitive learning algorithm for vector quantization, *Neurocomputing*, pp.133-147, 1999.
- [20] H. N. Moulick and M. Ghosh, Image compression using k-means clustering and nuclear medical image processing, *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*, vol.1, no.4, pp.869-877, 2013.
- [21] R. Harikumar, B. V. Kumar and G. Karthick, Performance analysis for quality measures using k-means clustering and EM models in segmentation of medical images, *International Journal of Soft Computing and Engineering*, vol.1, pp.74-80, 2012.
- [22] A. A. Adebisi, O. E. Olusayo and O. S. Olatunde, An exploratory study of k-means and expectation maximization algorithms, *British Journal of Mathematics & Computer Science*, pp.62-71, 2012.
- [23] C. K. Lin, F. C. Lin, F. L. Lian, K. H. Chang, M. C. Ho, J. Y. Yen and Y. Y. Chen, Ultrasound image-guided algorithms for tracking liver motion, *IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*, pp.51-56, 2012.
- [24] C. M. Yu, Y. C. Chen and K. S. Hsieh, Texture features for classification of ultrasonic liver images, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol.11, no.2, pp.141-152, 1992.
- [25] F. Khalili, M. Celenk and A. Akinlar, Medical image compression using quad-tree fractals and segmentation, *Proc. of the 2013 World Congress in Computer Science, Computer Engineering, and Applied Computing*, 2013.
- [26] B. Grinstead, H. Sari-Sarraf, S. Gleason and S. Mitra, Content-based compression of mammograms for telecommunication and archiving, *Proc. of CBMS*, pp.37-42, 2000.
- [27] B. Grinstead, *Content-based Compression of Mammograms*, Master Thesis, Texas Tech University, 2001.
- [28] W. L. Lee, Y. C. Chen, Y. C. Chen and K. S. Hsieh, Unsupervised segmentation of ultrasonic liver images by multiresolution fractal feature vector, *Information Sciences: An International Journal*, vol.175, pp.177-199, 2005.
- [29] Y. Li, Q. Yang and R. Jiao, Image compression scheme based on curvelet transform and support vector machine, *Expert Systems with Applications*, pp.3063-3069, 2010.
- [30] L. Auria and R. A. Moro, *Support Vector Machines (SVM) as a Technique for Solvency Analysis*, Discussion Paper, DIW Berlin German Institute for Economic Research, pp.1-16, 2008.
- [31] B. Aaron, D. E. Tamir, N. D. Rishe and A. Kandel, Dynamic incremental fuzzy c-means clustering, *The 6th International Conferences on Pervasive Patterns and Applications*, pp.28-37, 2014.
- [32] D. A. Karras, S. A. Karkanis and D. E. Maroulis, Efficient image compression of medical images using the wavelet transform and fuzzy c-means clustering on regions of interest, *IEEE*, pp.469-473, 2000.
- [33] M. Hassan, A. Chaudhry, A. Khan and M. A. Iftikhar, Robust information gain based fuzzy c-means clustering and classification of carotid artery ultrasound images, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol.113, no.2, pp.593-609, 2014.
- [34] W. B. Pennebaker and J. L. Mitchell, *JPEG: Still Image Data Compression Standard*, Van Nostrand Reinhold, New York, 1993.
- [35] A. M. Raid, W. M. Khedr, M. A. El-dosuky and W. Ahmed, JPEG image compression using discrete cosine transform – A survey, *International Journal of Computer Science & Engineering Survey (IJCSES)*, vol.5, no.2, pp.39-47, 2014.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [36] S. Jabbar and S. Panchikkil, Lossy compression schemes based on transforms – A literature review on medical images, *International Journal of Advanced Information Technology*, vol.2, no.6, pp.25-31, 2012.
- [37] R. J. Strenberg, *Cognitive Psychology*, 3rd Edition, Thomson Wadsworth, 2003.
- [38] G. Zhai, X. Wu, X. Yang, W. Lin and W. Zhang, A psychovisual quality metric in freeenergy principle, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.21, no.1, pp.41-52, 2012.
- [39] F. Ernawan, N. A. Abu and N. Suryama, TMT quantization table generation based on psychovisual threshold for image compression, *International Conference of Information and Communication Technology*, pp.202-207, 2013.
- [40] E. H. Yang and L. Wang, Joint optimization of run-length coding, Huffman coding, and quantization table with complete baseline JPEG decoder compatibility, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.18, no.1, pp.63-74, 2009.
- [41] G.-M. Jeong, C. Kim, H.-S. Ahn and B.-J. Ahn, JPEG quantization table design for face images and its application to face recognition, *IEICE Transaction Fundamentals*, vol.89, no.11, 2006.
- [42] G. S. Kostmayer, H. Stogner and A. Uhl, Custom JPEG quantization for improved iris, *IFIP International Federation for Information Processing*, pp.76-86, 2009.
- [43] A. J. Maeder, Tuning of JPEG quantization matrices for x-ray images, *Proc. of SPIE3031, Medical Imaging 1997: Image Display*, 1997.
- [44] S. V. Viraktamath and G. V. Attimarad, Impact of quantization matrix on the performance of JPEG, *International Journal of Future Generation Communication and Networking*, vol.4, no.3, pp.107-118, 2011.
- [45] G. Malathi and V. Shanthi, Histogram based classification of ultrasound images of placenta, *International Journal of Computer Applications*, vol.1, no.16, pp.49-53, 2010.
- [46] J. C. Dunn, A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters, *Journal of Cybernetics and Systems*, vol.3, pp.32-57, 1973.
- [47] J. C. Bezdek, *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*, Plenum Press, New York, 1981.
- [48] S. H. Berenjabad, A. Mahloojifar and A. Akhavan, Threshold based lossy compression of medical ultrasound images using contourlet transform, *The 18th Iranian Conference on BioMedical Engineering*, Tehran, Iran, pp.191-194, 2011.
- [49] J. Wang, J. Kong, Y. Lub, M. Qi and B. Zhang, A modified FCM algorithm for MRI brain image segmentation using both local and non-local spatial constraints, *Computerized Medical Imaging and Graphics*, pp.685-698, 2008.
- [50] U. Kaymak and R. Babuska, *4 Fuzzy Clustering*, homes.di.unimi.it/~.../Fuzzy-Clustering-lecture-Babuska.pdf, pp.55-72, 1995.
- [51] P. Telagarapu, V. J. Naveen, A. L. Prasanthi and G. V. Santhi, Context based medical image compression with application to ultrasound images, *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, vol.4, no.3, pp.61-74, 2011.
- [52] K. A. Navas, D. K. G. Gayathri, M. S. Athulya and A. Vasudev, MWPSNR: A new image fidelity metric, *Recent Advance in Intelligent Computation Systems*, pp.627-632, 2011.
- [53] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh and E. P. Simoncelli, Image quality assessment from error visibility to structural similarity, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.13, no.4, pp.600-612, 2004.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล นางสาวรัตติกกร สมบัติแก้ว
 ที่อยู่ 44 หมู่ 8 ต.นาไต้ อ.บ้านนาเดิม จ.สุราษฎร์ธานี 84240
 ประวัติการศึกษา 2544 อุตสาหกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาอิเล็กทรอนิกส์
 มหาวิทยาลัยสยาม
 2548 วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
 สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ประสบการณ์การทำงาน

พ.ศ. 2545-2546 ตำแหน่งช่างอิเล็กทรอนิกส์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
 สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
 พ.ศ. 2549 ตำแหน่งนักวิชาการคอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
 สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
 ปัจจุบัน อาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ ภาควิชาวิศวกรรมศาสตร์
 สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง วิทยาเขตชุมพร-
 เขตอรุณศักดิ์ จ.ชุมพร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้