



การศึกษาการบีบอัดภาพสำหรับการวิเคราะห์ภาพทางพยาธิวิทยาขนาดใหญ่

Image compression for big pathological image analysis



นางสาวคุณากร เอี่ยมสกุล

นางสาวธัญชนก พุ่มพิจ

โครงการวิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมชีวการแพทย์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

ปีการศึกษา 2563

การศึกษาการบีบอัดภาพสำหรับการวิเคราะห์ภาพทางพยาธิวิทยาขนาดใหญ่

Image compression for big pathological image analysis



นางสาวคุณากร เอี่ยมสกุล

นางสาวธัญชนก พุ่มพิจ

โครงงานวิศวกรรมนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมชีวการแพทย์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

ปีการศึกษา 2563

ลิขสิทธิ์เป็นของคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

โครงการวิศวกรรม

เรื่อง

การศึกษาการบีบอัดภาพสำหรับการวิเคราะห์ภาพทางพยาธิวิทยาขนาดใหญ่

ของ

นางสาวคุณากร เอี่ยมสกุล

นางสาวธัญชนก พุ่มพิจ

โครงการวิศวกรรมนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมชีวการแพทย์
คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สมภาพ รอดอัมพร)

คณะกรรมการสอบโครงการวิศวกรรม

..... *สุชดา*

ประธาน

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุชดา ตันตสิริระพงษ์)

..... *อ. อัมพร*

กรรมการ

(อาจารย์ ดร.อัมราพร บุญประเททอง)

..... *Uthairat A.*

กรรมการ

(อาจารย์ ดร.วีรยส อร่ามเพียรเลิศ)

การศึกษาการบีบอัดภาพสำหรับการวิเคราะห์ภาพทางพยาธิวิทยาขนาดใหญ่

ปีการศึกษา 2563

โดย

นางสาวคุณากร เอียสกุล
นางสาวธัญชนก พุ่มพิจ

อาจารย์ที่ปรึกษา

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุชาติดา ตันติสิทธิระพงษ์

บทคัดย่อ

การตรวจชิ้นเนื้อคือ การตัดหรือฝานชิ้นเนื้อตัวอย่างของรอยโรคที่อวัยวะต่างๆเพื่อส่งตรวจทางพยาธิวิทยาด้วยกล้องจุลทรรศน์ ในปัจจุบันการวินิจฉัยโรคด้วยการตรวจชิ้นเนื้อเพิ่มมากขึ้น โดยการตรวจชิ้นเนื้อ 1 ครั้งจะมีภาพสไลด์ของเนื้อเยื่อจำนวนมากและไฟล์ภาพสไลด์ดิจิทัลเหล่านี้มีขนาดที่ใหญ่ต้องใช้พื้นที่จัดเก็บและสำรองข้อมูลเป็นจำนวนมาก โครงการวิทยานิพนธ์นี้จึงมุ่งเน้นไปที่ศึกษาการบีบอัดภาพโดยรายละเอียดของภาพหลังการบีบอัดไม่ส่งผลต่อการวิเคราะห์ภาพและลดการใช้พื้นที่ในการจัดเก็บ โดยงานวิจัยนี้ทำการศึกษาการบีบอัดภาพด้วย JPEG PNG และ JPEG2000 จากนั้นตรวจสอบภาพด้วยค่า PSNR (peak signal-to-noise ratio) และ Convolutional Neural Network (CNN) โดยงานวิจัยนี้ใช้ภาพเนื้อเยื่อจำนวน 240 ภาพ ผลจากการทดลองพบว่าภาพที่บีบอัดด้วย JPEG มีค่า PSNR ในช่วง 38.68–49.67 dB ค่า F1-score เฉลี่ย 0.86 ภาพที่บีบอัดด้วย PNG มีค่า PSNR ที่ 100 dB ค่า F1-score เฉลี่ย 0.88 และภาพที่บีบอัดด้วย JPEG2000 มีค่า PSNR ในช่วง 50-100 dB ค่า F1-score เฉลี่ย 0.88 และภาพที่บีบอัดด้วย JPEG สามารถลดพื้นที่การจัดเก็บมากที่สุด 96.25 เปอร์เซ็นต์ ภาพที่บีบอัดด้วย PNG สามารถลดพื้นที่การจัดเก็บมากที่สุด 62.96 เปอร์เซ็นต์ และ JPEG2000 สามารถลดพื้นที่การจัดเก็บมากที่สุด 83.31 เปอร์เซ็นต์ โดย JPEG2000 สามารถบีบอัดภาพได้เพียง 96 ภาพจากทั้งหมด เนื่องจากขีดจำกัดของหน่วยความจำชั่วคราวของคอมพิวเตอร์ จึงควรมีการเพิ่มหน่วยความจำชั่วคราวเพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีความละเอียดและน่าเชื่อถือมากขึ้น

คำสำคัญ: วิทยาการประมวลผลภาพ, การบีบอัดภาพ, อัลกอริทึม, ภาพดิจิทัล, พยาธิวิทยา

Image Compression For Big Pathological Image Analysis

Application Academic Year 2020

By

Miss Kunakorn

Earsakul

Miss Thanchanok

Poompij

Advisor

Asst Prof Dr.Suchada Tantisatirapong

Abstract

A biopsy is a cutting or slicing of sample lesions on various organs for microscopic pathological examination. At present, the diagnosis of biopsy is on the rise. With one biopsy there are many tissue slideshows and these large digital slideshows require a lot of storage and backup. This engineering project focuses on studying image compression in detail of images after compression does not affect image analysis and reduces the storage space. Image compression was studied with JPEG PNG and JPEG2000, and then examined the images with PSNR (peak signal-to-noise ratio) and Convolutional Neural Network (CNN) values. It was found that images compressed with JPEG had PSNR values. In the range of 38.68–49.67 dB, average F1-score 0.86, PNG compressed images had PSNR values of 100 dB, average F1-score of 0.88, and JPEG2000 compressed images had. PSNR value. In the 50-100 dB range, an average F1-score of 0.88, and a JPEG-compressed image can reduce storage space the most 96.25 percent, images compressed with PNG can reduce the storage space by 62.96 percent by the most and JPEG2000. Can reduce the storage space by as much as 83.31 percent by JPEG2000 can compress only 96 images of all. Due to the limit of temporary memory of the computer, Therefore, temporary memory modules should be added to provide more reliable and detailed data.

Keywords: Image processing, image compression, algorithm, digital image, pathology

กิตติกรรมประกาศ

โครงการวิศวกรรมศาสตร์นี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดีเนื่องจากได้รับความกรุณาอย่างสูงจากอาจารย์หลายท่านที่กรุณาให้คำแนะนำปรึกษาตลอดจนปรับปรุงแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ ด้วยความเอาใจใส่อย่างยิ่ง ผู้วิจัยตระหนักถึง ความตั้งใจจริงและความทุ่มเทของอาจารย์และขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ ที่นี้ อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการวิจัย อาจารย์ ผศ. ดร.สุชาติ ตันตีสถิระพงษ์ ที่ได้กรุณาเสียสละเวลาอันมีค่า เพื่อให้คำปรึกษาและชี้แนะในปัญหาที่คณะผู้จัดทำไม่สามารถวิเคราะห์ได้ปรับปรุงแก้ไขข้อผิดพลาด รวมถึงให้ ความรู้ความเข้าใจในโครงการวิจัยนี้ คณะผู้จัดทำตระหนักถึงความตั้งใจและทุ่มเทของอาจารย์ ได้เป็นอย่างดี

อาจารย์ ดร.อัมราพร บุญประเทือง ที่ได้เสียสละเวลาอันมีค่าเพื่อให้คำปรึกษาและตั้งคำถามเพื่อชี้แนะ ข้อบกพร่องของโครงการวิจัยนี้ จนสำเร็จลุล่วงเป็นโครงการวิจัยเล่มนี้

อาจารย์ ดร.วิรัช อร่ามเพียรเลิศ ผู้ให้คำปรึกษาและชี้แนะทางด้านทฤษฎีที่มีความสำคัญในการทำเนื้อหา หลักเกี่ยวกับโครงการนี้ รวมถึงชี้แนะแนวทางในการปรับปรุงและพัฒนาโครงการวิจัยนี้ต่อไปในอนาคต

อาจารย์ ดร.ธีระศักดิ์ จันทร์วิเมลียง หัวหน้าภาควิชาวิศวกรรมชีวการแพทย์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ที่เป็นแบบอย่างที่ดี เข้าอกเข้าใจในนิสิตและคอยเป็นแรงผลักดันให้นิสิตภาควิชา วิศวกรรมชีวการแพทย์ตลอดมา และขอขอบพระคุณอาจารย์ทุกท่าน และขอบคุณเพื่อนๆ ร่วมภาควิชาวิศวกรรมชีวการแพทย์ทุกคนที่คอย ให้คำปรึกษา แนะนำ ช่วยเหลือ และคอยให้กำลังใจเสมอมา รวมทั้งคณะวิศวกรรมศาสตร์ ภาควิชาวิศวกรรมชีว การแพทย์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ สถานที่ที่ให้ที่ทำงาน ที่พักผ่อน และให้ความรู้แก่คณะผู้จัดทำเสมอมา

อนึ่ง คณะผู้จัดทำหวังว่า งานวิจัยฉบับนี้จะมีประโยชน์อยู่ไม่น้อย จึงขอมอบส่วนดี ทั้งหมดนี้ให้แก่เหล่าคณาจารย์ที่ได้ประสิทธิประสาทวิชาจนทำผลงานวิจัยเป็นประโยชน์ต่อผู้ที่เกี่ยวข้องและขอมอบความกตัญญูตเวทิตาคุณ แต่บิดา มารดา และผู้มี พระคุณทุกท่าน สำหรับข้อบกพร่องต่าง ๆ ที่อาจจะเกิดขึ้นนั้น ผู้วิจัยขอน้อมรับผิดเพียง ผู้เดียว และยินดีที่จะรับฟังคำแนะนำจากทุกท่านที่ได้เข้ามาศึกษา เพื่อเป็นประโยชน์ใน การพัฒนางานวิจัยต่อไป

คณะผู้จัดทำโครงการ

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ก
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ข
กิตติกรรมประกาศ	ค
สารบัญ	ง
สารบัญตาราง	ช
สารบัญรูป	ฉ
ประมวลคำย่อ	ฎ
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ที่มาและความสำคัญ (Background and Signification)	1
1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการวิจัย (Objectives)	1
1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย (Research scope)	1
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	2
บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	3
2.1 Whole slide image	3
2.2 การบีบอัดข้อมูลภาพ (Image compression)	3
2.2.1 การบีบอัดแบบไม่มีการสูญเสียรายละเอียดข้อมูล (Lossless compression)	3
2.2.2 การบีบอัดแบบสูญเสียรายละเอียดข้อมูล (Lossy compression)	3
2.3 Joint Photographic Experts Group (JPEG)	4
2.4 Portable Network Graphic (PNG)	7
2.4.1 การกรอง	7
2.4.2 การบีบอัดด้วย Deflate	8
2.4.2.1 การกำจัดสตริงที่ซ้ำกัน LZSS	8
2.4.2.2 การลดบิต Huffman coding	9
2.5 Joint Photographic Experts Group 2000 (JPEG2000)	10

สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
2.5.1 การเตรียมการก่อนการประมวลผล (Pre-processing)	12
2.5.1.1 Image Tiling	12
2.5.1.2 DC Level Shifting	12
2.5.1.3 Component Transformation	12
2.5.2 การประมวลผลหลัก (Core Processing)	12
2.5.2.1 Wavelet transform	12
2.5.2.2 การหาปริมาณ (Quantization)	13
2.5.2.3 การเข้ารหัส Entropy	13
2.5.3 การสร้าง Bit-Stream	13
2.6 อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนสูงสุด (Peak signal-to-noise ratio)	15
2.6.1 Mean Square Error (MSE)	15
2.7 Convolutional Neural Network (CNN)	15
2.7.1 Confusion Matrix	16
2.7.1.1 Accuracy	17
2.7.1.2 Precision	17
2.7.1.3 Recall	18
2.7.1.4 F1-Score	18
2.7.2 Receiver Operating Characteristics (ROC) Curve	18
2.8 ทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	19
บทที่ 3 วิธีการดำเนินงาน	21
3.1 การเก็บข้อมูลภาพ	21
3.2 การประมวลผลภาพเบื้องต้น	22
3.3 การบีบอัดข้อมูลภาพ	22
3.3.1 การบีบอัดภาพ JPEG	22
3.3.2 การบีบอัดภาพ PNG	22

สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
3.3.3 การบีบอัดภาพ JPEG 2000	22
3.3.4 เวลาในการบีบอัดภาพ	23
3.4 การตรวจสอบคุณภาพหลังการบีบอัด	23
3.4.1 ค่าฉนวนหาอัตราส่วนการการบีบอัดจากขนาดไฟล์ก่อนและหลังการบีบอัด	23
3.4.2 ค่าฉนวนหาค่า Peak signal-to-noise ratio (PSNR)	24
3.4.3 Convolutional Neural Network (CNN)	24
3.4.3.1 การนำเข้าภาพ	25
3.4.3.2 เตรียมภาพก่อนการประมวลผล	25
3.4.3.3 สร้าง model CNN สำหรับการประมวลผล	25
3.4.3.4 Train the model	25
3.4.3.5 Classification	25
บทที่ 4 ผลการดำเนินงาน	26
4.1 ผลการบีบอัดข้อมูลภาพ	26
4.1.1 การบีบอัดภาพด้วยวิธี JPEG	26
4.1.2 การบีบอัดภาพด้วยวิธี PNG	28
4.1.3 การบีบอัดภาพด้วยวิธี JPEG2000	29
4.2 ผลการตรวจสอบคุณภาพหลังการบีบอัด	31
4.2.1 ค่าฉนวนหาอัตราส่วนการการบีบอัดจากขนาดไฟล์ก่อนและหลังการบีบอัด	31
4.2.1.1 การบีบอัดภาพ JPEG	31
4.2.1.2 การบีบอัดภาพ PNG	32
4.2.1.3 การบีบอัดภาพ JPEG2000	33
4.2.2 ค่าฉนวนหาค่า Peak signal-to-noise ratio	35
4.2.2.1 การบีบอัดภาพ JPEG	35
4.2.2.2 การบีบอัดภาพ PNG	36
4.2.2.3 การบีบอัดภาพ JPEG2000	37

สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
4.2.3 Convolutional Neural Network	38
4.3 อภิปรายผล	41
บทที่ 5 สรุปผล	42
5.1สรุปผล	42
5.2 ข้อเสนอแนะ	43
เอกสารอ้างอิง	44
ภาคผนวก ก	49
ประวัติย่อผู้ทำโครงการ	53



สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 ตารางแสดงประเภทตัวกรอง	8
2.2 ตารางแสดงวิธีและข้อจำกัดงานวิจัย	20
4.1 ตารางแสดงเวลาในการบีบอัดข้อมูลภาพด้วยวิธี JPEG	27
4.2 ตารางแสดงเวลาในการบีบอัดข้อมูลภาพด้วยวิธี PNG	28
4.3 ตารางแสดงเวลาในการบีบอัดข้อมูลภาพด้วยวิธี JPEG2000	30
4.4 ตารางแสดงอัตราส่วนของขนาดไฟล์ก่อนและหลังบีบอัดด้วยวิธี JPEG	31
4.5 ตารางแสดงอัตราส่วนของขนาดไฟล์ก่อนและหลังบีบอัดด้วยวิธี PNG	32
4.6 ตารางแสดงอัตราส่วนของขนาดไฟล์ก่อนและหลังบีบอัดด้วยวิธี JPEG2000	34
4.7 ตารางแสดงค่า PSNR ของภาพหลังการบีบอัดด้วยวิธี JPEG	35
4.8 ตารางแสดงค่า PSNR ของภาพหลังการบีบอัดด้วยวิธี PNG	36
4.9 ตารางแสดงค่า PSNR ของภาพหลังการบีบอัดด้วยวิธี JPEG2000	37
4.10 ตารางแสดงค่า accuracy F1-score และ ROC-AUC ของการ test	49
4.11 ตารางเปรียบเทียบอัตราส่วนการบีบอัดกับ PSNR และ Accuracy	41

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 ตัวอย่าง Whole slide image	3
2.2 การแปลงองค์ประกอบภาพจาก RGB เป็น YCbCr และการแบ่งภาพออกเป็น กลุ่มค่าน้อยขนาด 8x8 พิกเซล 2.3 รหัสขนาด 3 บิต	5
2.3 การคำนวณ Discrete Cosine Transform (DCT) และ Quantization	6
2.4 วิธีการกรองของ PNG 0 โดยใช้ข้อมูลพิกเซล A B และ C เพื่อ ทำนายค่าสำหรับ X	7
2.5 การกำจัดสตริงที่ซ้ำกัน LZSS compression	9
2.6 ตัวอย่างโหนดของ Huffman coding และการคำนวณบิตหลังการบีบอัด	10
2.7 Block diagram ของ JPEG2000	11
2.8 ตำแหน่งพาร์ติชันแพ็คเกจและโค้ดบล็อก	14
2.9 รูปแบบการสแกนของระนาบบิตของแต่ละบล็อกรหัส	14
2.10 Convolutional Neural Network Architecture	16
2.11 confusion matrix ขนาด 2x2 ใช้วัดความสามารถของ machine learning	17
2.12 ROC curve แสดงการเปรียบเทียบกราฟที่มีค่า AUC แตกต่างกัน	18
3.1 แผนผังขั้นตอนเบื้องต้นของงานวิจัย	21
3.2 ตัวอย่างภาพทางพยาธิวิทยา	21
3.3 ไตรอะแกรมของ Convolutional Neural Network	24
4.1 ตัวอย่างภาพหลังการบีบอัดด้วย JPEG	26
4.2 กราฟเวลาในการบีบอัด JPEG	27
4.3 ตัวอย่างภาพหลังการบีบอัดด้วย PNG	28
4.4 กราฟเวลาในการบีบอัด PNG	29
4.5 ตัวอย่างภาพหลังการบีบอัดด้วย JPEG2000	29
4.6 กราฟเวลาในการบีบอัด JPEG2000	30
4.7 กราฟอัตราส่วนของขนาดไฟล์ก่อนและหลังก่อนบีบอัดด้วยวิธี JPEG	32
4.8 กราฟอัตราส่วนของขนาดไฟล์ก่อนและหลังก่อนบีบอัดด้วยวิธี PNG	33

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.9 กราฟอัตราส่วนของขนาดไฟล์ก่อนและหลังก่อนบีบอัดด้วยวิธี JPEG2000	34
4.10 กราฟค่า PSNR ของภาพหลังการการบีบอัดด้วยวิธี JPEG	36
4.11 กราฟค่า PSNR ของภาพหลังการการบีบอัดด้วยวิธี PNG	37
4.12 กราฟค่า PSNR ของภาพหลังการการบีบอัดด้วยวิธี JPEG2000	38
4.13 ตัวอย่าง confusion matrix จากการทดลอง	39
4.14 ตัวอย่างกราฟ ROC Curve จากการทดลอง	39



ประมวลคำย่อ

คำย่อ	คำอธิบาย
CNN	Convolutional Neural Network
PSNR	Peak signal-to-noise ratio
MSE	Mean Square Error
WSI	Whole slide image
SVS	ScanScope Virtual Slide
RGB	Red, Green, Blue
RGBA	Red, Green, Blue, Alpha
JPEG	Joint Photographic Experts Group
JPEG2000	Joint Photographic Experts Group 2000
PNG	Portable Network Graphic
DWT	Discrete Wavelet Transform
ROC	Receiver Operating Characteristics
AUC	Area under the curve

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ (Background and Signification)

ในปัจจุบันมีข้อมูลจำนวนมากมหาศาลที่จะถูกจัดเก็บประมวลผลและส่งต่อทุกวันในรูปแบบดิจิทัล ยกตัวอย่างเช่นการบีบอัดภาพที่ได้จากกล้องจุลทรรศน์ ซึ่งเป็นภาพที่มีความละเอียดสูง ภาพที่ได้มักจะมีขนาดไฟล์ที่ใหญ่ เมื่อนำมาวิเคราะห์กับโปรแกรมดิจิทัลต้องใช้เวลาและยังใช้พื้นที่ในการจัดเก็บและสำรองข้อมูลจำนวนมาก ผู้วิจัยได้ตระหนักถึงการใช้เวลาที่นานในการวิเคราะห์ภาพ และการใช้พื้นที่ในการจัดเก็บและสำรองข้อมูลเยอะ จึงเกิดแนวคิดการนำวิธีการบีบอัดภาพมาประยุกต์ใช้ ซึ่งการบีบอัดรูปภาพช่วยแก้ปัญหาในการลดจำนวนข้อมูลที่ต้องใช้ในการแสดงภาพดิจิทัล พื้นฐานที่สำคัญของกระบวนการลดคือการลบข้อมูลที่ซ้ำซ้อน

จากมุมมองทางคณิตศาสตร์จำนวนนี้จะแปลงอาร์เรย์พิกเซล 2 มิติให้เป็นชุดข้อมูลที่ไม่สัมพันธ์กันทางสถิติ การแปลงจะถูกนำไปใช้ก่อนที่จะจัดเก็บหรือส่งภาพ ในตอนท้ายของการรับภาพที่บีบอัดจะถูกคลายการบีบอัดเพื่อสร้างภาพต้นฉบับขึ้นมาใหม่หรือโดยประมาณทำให้ขนาดของภาพเล็กลงและประหยัดเวลาในการวิเคราะห์ภาพและประหยัดพื้นที่ในการจัดเก็บและสำรองข้อมูลอีกด้วย แต่การบีบอัดภาพนั้นต้องบีบอัดโดยที่ไม่มีการสูญเสียรายละเอียดดั้งเดิมของภาพจนมีผลกระทบต่อการใช้ภาพ ซึ่งในปัจจุบันมีอัลกอริทึมสำหรับการบีบอัดภาพเป็นจำนวนมาก ทางผู้วิจัยจึงต้องการศึกษาการทำงานและเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการบีบอัดภาพของอัลกอริทึมเหล่านั้น

1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการวิจัย (Objectives)

1.2.1 เพื่อศึกษาการบีบอัดภาพทางพยาธิวิทยาโดยรายละเอียดของภาพหลังการบีบอัดไม่ส่งผลกระทบต่อการใช้ภาพ

1.2.2 เพื่อลดพื้นที่ในการจัดเก็บและสำรองข้อมูล

1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย (Research scope)

1.3.1 การศึกษาครั้งนี้มุ่งเน้นศึกษาการบีบอัดภาพโดยไม่สูญเสียรายละเอียดดั้งเดิมของภาพหรือสูญเสียในระดับที่ยอมรับได้สำหรับการวิเคราะห์ภาพทางพยาธิวิทยา

1.3.2 ซอฟต์แวร์: Python

1.3.3 ภาพทางพยาธิวิทยาที่สร้างโดยเครื่องสแกนสไลด์ ScanScope ของ Aperio

1.3.4 วิธีการบีบอัดภาพในการศึกษานี้ประกอบด้วย JPEG, PNG และ JPEG200

1.3.5 การประเมินคุณภาพของภาพด้วยค่า Peak signal-to-noise ratio

1.3.6 การจำแนกชนิดของภาพด้วย Convolutional Neural Network (CNN)

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.4.1. ได้เรียนรู้ถึงวิธีการบีบอัดภาพที่เหมาะสมกับภาพที่ได้จากกล้องจุลทรรศน์

1.4.2. ลดปัญหาพื้นที่การจัดเก็บและสำรองข้อมูลไม่เพียงพอ

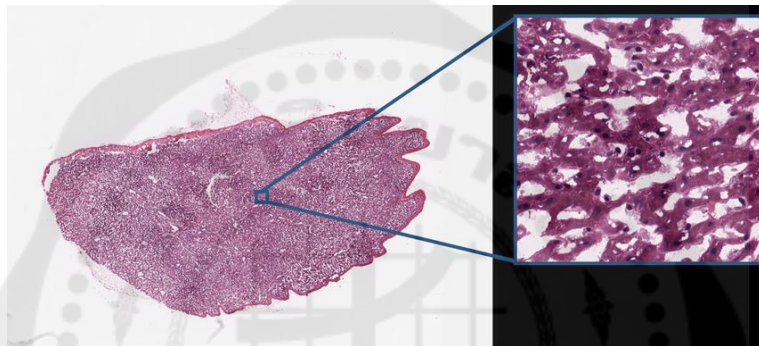


บทที่ 2

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 Whole slide image

Whole slide image หรือที่เรียกว่า virtual microscopy หมายถึงการสแกนสไลด์ด้วยกล้องจุลทรรศน์ที่สมบูรณ์และสร้างไฟล์ดิจิทัลความละเอียดสูงไฟล์เดียว สิ่งนี้ทำได้โดยทั่วไปโดยการจับภาพ tiles หรือแถบภาพความละเอียดสูงขนาดเล็กจำนวนมากจากนั้นตัดต่อเพื่อสร้างภาพเต็มของส่วนเนื้อเยื่อ



รูปที่ 2.1 ตัวอย่าง Whole slide image

ที่มา: https://www.researchgate.net/figure/A-digital-pathology-whole-slide-image-The-20-000-14-000-whole-slide-image-is-shown-on_fig3_320511493

2.2 การบีบอัดข้อมูลภาพ (Image compression)

วิธีการในการจัดเก็บข้อมูลภาพ ที่ทำให้ใช้เนื้อที่ในการจัดเก็บน้อยลง การบีบอัดข้อมูลภาพ มีความสำคัญในระบบสารสนเทศและจัดเก็บข้อมูลภาพ เนื่องจากทำให้เก็บหรือรับส่งข้อมูลภาพได้มากขึ้น โดยใช้เนื้อที่เท่าเดิม สามารถแบ่งได้เป็นสองประเภทใหญ่ ๆ ตามคุณภาพของข้อมูลที่ถูกบีบอัดแล้ว คือ

2.2.1 การบีบอัดแบบไม่มีการสูญเสียรายละเอียดข้อมูล (Lossless compression)

ซึ่งค่าความสว่างของแต่ละจุดภาพจะยังคงอยู่เหมือนเดิมทุกประการ หรือไม่มีการเปลี่ยนแปลงค่าของแต่ละจุดภาพ

2.2.2 การบีบอัดแบบสูญเสียรายละเอียดข้อมูล (Lossy compression)

วิธีการนี้จะมีการเปลี่ยนแปลงค่าความสว่างของจุดภาพนั้นหมายความว่า วิธีการนี้ไม่เหมาะสมสำหรับข้อมูลภาพที่ต้องการมีการจำแนกข้อมูล (Classification)

2.3 Joint Photographic Experts Group (JPEG)

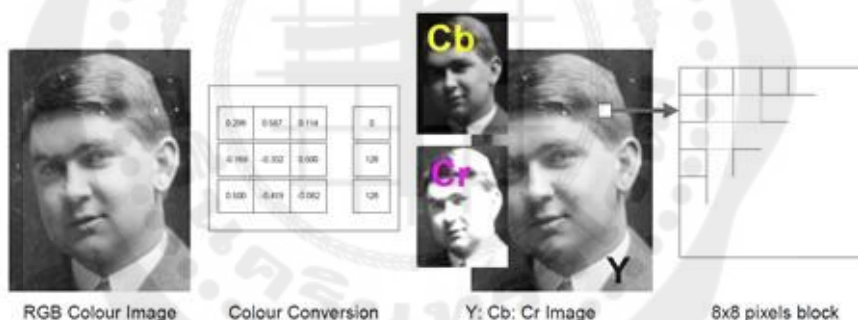
การลดขนาดข้อมูลภาพด้วยมาตรฐาน JPEG เป็นที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในปัจจุบัน ทั้งในงานด้านการสื่อสาร ข้อมูล เครือข่าย การบันเทิง และการแพทย์ นอกจากนี้ ด้วยการพัฒนาทางด้านเทคโนโลยี สื่อผสม ของวงจรรวม สำหรับการประมวลสัญญาณดิจิทัล (Digital Signal Processing หรือ DSP) ได้มีการนำ JPEG มาประยุกต์ใช้ในระบบแบบฝังตัว(Embedded Environments) เพื่อเพิ่มความเร็วในการคำนวณอีกด้วย JPEG เป็นการลดขนาดข้อมูลภาพแบบมีการสูญเสียไม่สามารถสร้างภาพต้นฉบับขึ้นใหม่ได้อย่างสมบูรณ์) ทั้งนี้โดยอาศัยลักษณะเฉพาะของการมองเห็นของมนุษย์ กล่าวคือ จำกัดขนาดหรือลดปริมาณข้อมูลในส่วนซึ่งตามนุษย์ มีความไวต่อการตอบสนองต่ำ หลักการนี้ใช้ได้ดีสำหรับภาพที่มีการไล่ระดับของความสว่างอย่างต่อเนื่อง เช่น ภาพถ่าย (ทั้งแบบสีและระดับเทา) แต่ไม่เหมาะสำหรับภาพที่มีการไล่ระดับไม่ต่อเนื่อง เช่น เอกสาร (สองระดับ) หรือ ภาพการ์ตูน (ที่มีจำนวนสีจำกัด) เป็นต้น เนื่องจากเป็นการลดข้อมูลภาพแบบมีการสูญเสียโดยทั่วไปแล้ว JPEG จึงมีอัตราการลดขนาดข้อมูลสูงมาก ซึ่งอาจจะถึง 10:1 หรือ 20:1 ทั้งนี้คุณภาพของภาพที่ปรากฏก็จะลดลงด้วยตามลำดับ ดังนั้นเพื่อเพิ่มความยืดหยุ่นสำหรับการใช้งาน JPEG จึงนิยามตัวประกอบระบุคุณภาพ (Quality Factor) เพื่อใช้สำหรับถ่วงดุลระหว่างคุณภาพในการมองเห็นกับขนาดของข้อมูลที่ผ่านการประมวลผลแล้ว ตามความ เหมาะสมในการใช้งานแต่ละประเภท

Baseline JPEG คือมาตรฐานที่ประกอบด้วยชุดเงื่อนไขความต้องการที่น้อยที่สุดในบรรดาตระกูล JPEG ด้วยกัน ซึ่งมีหลักการคำนวณอธิบายได้ดังต่อไปนี้ ภาพสีโดยทั่วไปประกอบด้วยข้อมูล 24 บิต ต่อ 1 จุดภาพ (Picture Element หรือ Pixel) ซึ่งจำแนก ได้เป็นสามส่วน ส่วนละ 8 บิต เพื่อใช้แทนระดับความสว่าง ขององค์ประกอบ สีแดง (R) เขียว (G) และน้ำเงิน (B) ตามลำดับ ซึ่งเหมาะสำหรับนำไปเข้าอุปกรณ์แสดงผลได้เกือบทุกชนิด ก่อนทำการ ลดขนาดข้อมูล JPEG จะทำการปฏิสัมพันธ์ (Decorrelate) จุดภาพแต่จะจุดออกเป็น สามองค์ประกอบในอีกรูปแบบหนึ่งซึ่งสอดคล้องกับระบบรับรู้ด้านการมองเห็นของมนุษย์มากกว่าแบบ RGB ได้แก่ ความสว่าง (Y) สีน้ำเงินที่ตัดความสว่างออกไป (Cb) และสีแดงที่ตัดความสว่างออกไป (Cr) ด้วยสมการ (2.1)

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.169 & -0.332 & 0.500 \\ 0.500 & -0.419 & -0.813 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

เนื่องจากประสาทสัมผัสด้านการมองเห็นมนุษย์จะมีความไวต่อความสว่างของภาพมากกว่าเมื่อเทียบกับส่วนที่เป็นสี ดังนั้นเราสามารถจะลดขนาดของข้อมูลสี (Cb และ Cr) ลงไปอีกด้วยการสุ่มข้อมูลด้วยอัตราที่ต่ำกว่า (Sub-sampling) ส่วนที่แสดงถึงความสว่าง (Y) โดยที่ตามนุษย์ยังคงไม่สามารถแยกความแตกต่างได้ อัตราการสุ่มข้อมูล Y: Cb: Cr ที่นิยมใช้โดยทั่วไป ได้แก่ 4:2:2 และ 4:2:0 หลังจากนั้น JPEG จะจัดเก็บและประมวลผลข้อมูลในองค์ประกอบแต่ละส่วนในหน่วยความจำที่แยกกันเป็นอิสระโดย แต่ละส่วนจะแบ่งเป็นกลุ่ม กลุ่มละ 8x8 จุดภาพจากซ้ายไปขวาและบนลงล่างดังรูปที่ 2.2 ถัดจากนั้นขั้นตอน Discrete Cosine Transform (DCT) ของข้อมูลแต่ละกลุ่มอาศัยหลักการว่าการมองเห็นของมนุษย์มีความไวต่อสัญญาณภาพความถี่ต่ำมากกว่ารายละเอียดที่มีความถี่สูงกว่าในขั้นตอนนี้ DCT แปลงข้อมูลแต่ละกลุ่มขนาด 8x8 จุดภาพในปริภูมิ (Spatial Domain) ให้เป็นความถี่ (Frequency Domain) ดังสมการที่ 2.2

$$F(u, v) = 0.25C(u)C(v) \left[\sum_x \sum_y f(x, y) \cos \frac{(2x+1)u\pi}{16} \cos \frac{(2y+1)v\pi}{16} \right] \quad (2.2)$$



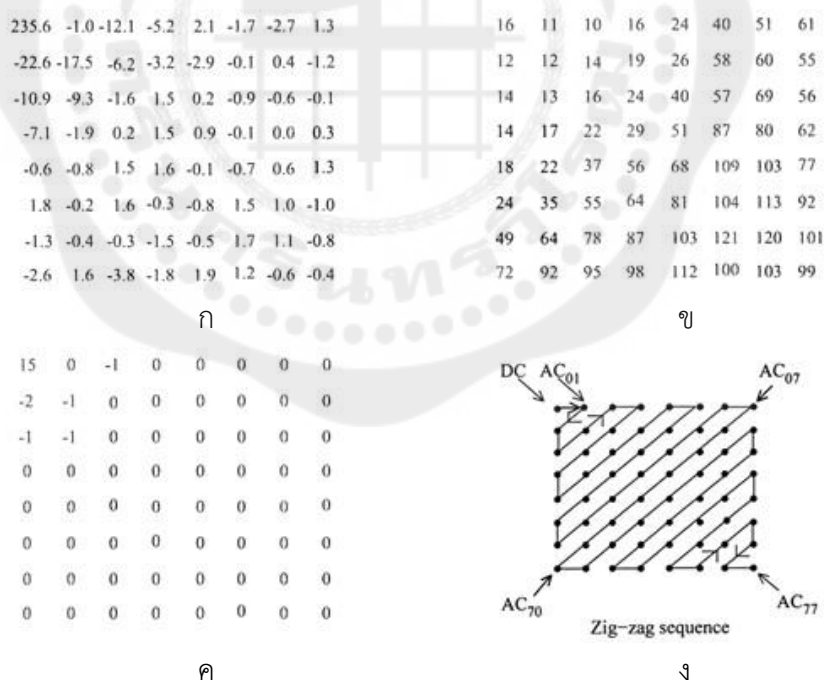
รูปที่ 2.2 การแปลงองค์ประกอบภาพจาก RGB เป็น YCbCr และการแบ่งภาพออกเป็นกลุ่มค่าน้อยขนาด 8x8 พิกเซล

ที่มา: <https://www.hisour.com/ycbcr-color-spaces-26075/>

ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นเมตริกเก็บค่าสัมประสิทธิ์ของ DCT ที่สัมพันธ์กับองค์ประกอบความถี่ทั้งหมด 64 ความถี่ เมตริก DCT จัดให้องค์ประกอบค่าคงที่(หรือกระแสตรง Direct Current:DC) อยู่มุมบนซ้าย ซึ่งคือ ค่าเฉลี่ยความสว่างทั่วไปของภาพและ 63 ตำแหน่งที่เหลือเก็บค่าสัมประสิทธิ์ขององค์ประกอบสัญญาณแบบมีคาบเวลา (หรือกระแสสลับ Alternating Current:AC) ซึ่งสัมพันธ์กับส่วนที่เป็นรายละเอียดของภาพโดยเรียงลำดับความถี่ต่ำ (รายละเอียดน้อย) ไปสูง(รายละเอียดมาก) จากบนลงล่างและซ้ายไปขวาของเมตริก ขนาดสัมประสิทธิ์ที่ได้จะถูกนำไปแบ่งเป็นช่วงๆ (Quantization) โดยการหารค่าแต่ละองค์ประกอบด้วยค่าคงที่ (Quantization Coefficients) ในตำแหน่งที่สัมพันธ์กัน แล้วปิดเศษ

ผลลัพธ์ที่ได้เป็นจำนวนเต็มเพื่อให้สามารถแทนด้วยเลขฐานสองที่มีจำนวนบิตตามที่กำหนดในขั้นตอนนี้จะทำให้เกิดข้อผิดพลาดขึ้นอย่างไรก็ดีด้วยการเลือก Quantization Coefficients ที่เหมาะสมแล้ว ที่ความถี่สูงเราจะไม่สามารถสังเกตเห็นความผิดพลาดที่เกิดขึ้นได้ง่ายนัก ตัวอย่างของสัมประสิทธิ์ DCT ตาราง Quantization และ ผลลัพธ์จากการ Quantization แสดงได้ดังรูปที่ 2.3

สำหรับการเข้ารหัสเพื่อลดขนาดของข้อมูลนั้น จะพิจารณาสัมประสิทธิ์ DC และ AC แยกกันดังนี้ จากการสังเกตพบว่าสำหรับภาพทั่วไปความสว่างของแต่ละกลุ่มที่อยู่ติดกันจะมีการเปลี่ยนแปลงไม่มากนัก ดังนั้นการเข้ารหัสสัมประสิทธิ์ DC ที่เหมาะสม ได้แก่วิธี Differential Prediction Model หรือ Differential Pulse Code Modulation (DCPM) ดังรูปที่ 2.3 ก ซึ่งโดยหลักการจะเก็บค่าความแตกต่างระหว่างกลุ่มปัจจุบันกับกลุ่มก่อนหน้าแล้วนำค่าที่ได้ไปเทียบจากตารางเข้ารหัส (รูปที่ 2.3ข) ส่วนที่ระบุความยาวของรหัส (SIZE) และ ขนาดของความแตกต่าง (AMPLITUDE) จะจัดเก็บด้วยรหัส Huffman และ รหัส 2's complement ตามลำดับ ในรูปแบบ (SIZE)(AMPLITUDE) ในทำนองเดียวกันสำหรับอนุกรมของสัมประสิทธิ์ AC นั้นจะแบ่งออกเป็นสองกลุ่มคือ ส่วนที่มีค่าเป็น 0 นำไปผ่านการเข้ารหัสแบบ Run Length ตามด้วย Huffman และส่วนที่มีค่าไม่เป็น 0 จะจัดเก็บด้วยรหัส 2's complement ตามลำดับในรูปแบบ (ZERO-RUNS, SIZE)(AMPLITUDE)



รูปที่ 2.3 การคำนวณ Discrete Cosine Transform (DCT) และ Quantization ก) สัมประสิทธิ์ DCT

ข) ตาราง Quantization ค) ผลลัพธ์จากการ Quantization ง) การเวกเตอร์แบบ Zig-zag

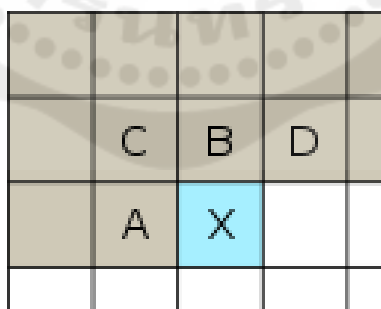
ที่มา: <https://medium.com/@kornpokemon/digital-photography-8f367b3f85b8>

2.4 Portable Network Graphic (PNG)

PNG เป็นวิธีที่พัฒนาต่อจาก GIF ที่มีปัญหาด้านสิทธิบัตร โดย PNG มีกระบวนการบีบอัด 2 ขั้นตอนคือ 1) การกรอง 2) การบีบอัดด้วย Deflate

2.4.1 การกรอง

วิธีการกรองของ PNG 0 สามารถใช้ข้อมูลเป็นพิกเซล A B และ C เพื่อทำนายค่าของ X PNG ที่มี 256 สีซึ่งมีขนาดใหญ่เพียง 251 ไบต์พร้อมตัวกรองล่วงหน้าก่อนที่จะใช้ DEFLATE ข้อมูลจะถูกแปลงด้วยวิธีการคาดคะเน โดยใช้วิธีการกรองเดียวสำหรับภาพทั้งหมดในขณะที่สำหรับแต่ละบรรทัดของภาพจะมีการเลือกประเภทตัวกรองเพื่อแปลงข้อมูลเพื่อให้บีบอัดได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น ประเภทตัวกรองที่ใช้สำหรับ scanline จะอยู่ข้างหน้า scanline เพื่อเปิดใช้งานการคลายการบีบอัดแบบอินไลน์ มีวิธีการกรองเพียงวิธีเดียวใน PNG ปัจจุบัน ดังนั้นในทางปฏิบัติตัวเลือกเดียวคือประเภทตัวกรองที่จะใช้กับแต่ละบรรทัด สำหรับวิธีนี้ตัวกรองจะทำนายค่าของแต่ละพิกเซลตามค่าของพิกเซลใกล้เคียงก่อนหน้าและลบสีที่คาดการณ์ไว้ของพิกเซลออกจากค่าจริง ภาพที่กรองด้วยวิธีนี้มักจะบีบอัดได้มากกว่าภาพดิบเนื่องจากโดยทั่วไปความแตกต่างจากการคาดคะเนจะรวมกันเป็นกลุ่ม 0 แทนที่จะกระจายไปทั่วค่าภาพที่เป็นไปได้ทั้งหมด สิ่งนี้มีความสำคัญอย่างยิ่งในการเชื่อมโยงแถวที่แยกจากกันเนื่องจาก DEFLATE ไม่เข้าใจว่ารูปภาพเป็นแอนติที 2 มิติและเพียงแต่มองว่าข้อมูลรูปภาพเป็นสตรีมไบต์



รูปที่ 2.4 วิธีการกรองของ PNG 0 โดยใช้ข้อมูลพิกเซล A B และ C เพื่อทำนายค่าสำหรับ X

ที่มา: <https://th.hmong.wiki/wiki/OptiPNG>

มีตัวกรองห้าประเภทสำหรับวิธีการกรอง 0 แต่ละประเภทจะทำนายค่าของแต่ละไบต์(ของข้อมูลรูปภาพก่อนการกรอง) ตามไบต์ที่สอดคล้องกันของพิกเซลทางด้านซ้าย (A) พิกเซลด้านบน (B) และพิกเซล

ด้านบนและด้านซ้าย (C) หรือ รวมกันบางส่วนและเข้ารหัสความแตกต่างระหว่างค่าที่คาดการณ์และค่าจริง ใช้ฟิลเตอร์กับค่าไบต์ไม่ใช่พิกเซล ค่าพิกเซลอาจเป็นหนึ่งหรือสองไบต์หรือหลายค่าต่อไบต์ แต่ห้ามข้ามขอบเขตไบต์ โดยประเภทตัวกรองดังแสดงในตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 ตารางแสดงประเภทตัวกรองของ PNG 0

ชนิด byte	ชื่อฟิลเตอร์	ค่าที่คาดการณ์
0	ไม่มี	ศูนย์ (เพื่อให้ค่าไบต์ดิบผ่านไม่เปลี่ยนแปลง)
1	ย่อย	ไบต์A (ไปทางซ้าย)
2	ขึ้น	ไบต์B (ด้านบน)
3	เฉลี่ย	ค่าเฉลี่ยของไบต์AและBปัดลง
4	Paeth	A BหรือCแล้วแต่ค่าใดใกล้เคียงกับ $p = A + B - C$ มากที่สุด

การบีบอัดได้รับการปรับปรุงเพิ่มเติมโดยการเลือกประเภทตัวกรองที่ปรับเปลี่ยนได้ที่ละบรรทัด หากมีการใช้การสอดประสานแต่ละขั้นตอนของการเชื่อมต่อกันจะถูกกรองแยกกันซึ่งหมายความว่าภาพสามารถแสดงผลได้อย่างต่อเนื่องเมื่อได้รับการดำเนินการแต่ละขั้นตอน อย่างไรก็ตามการสอดประสานโดยทั่วไปทำให้การบีบอัดมีประสิทธิภาพน้อยลง

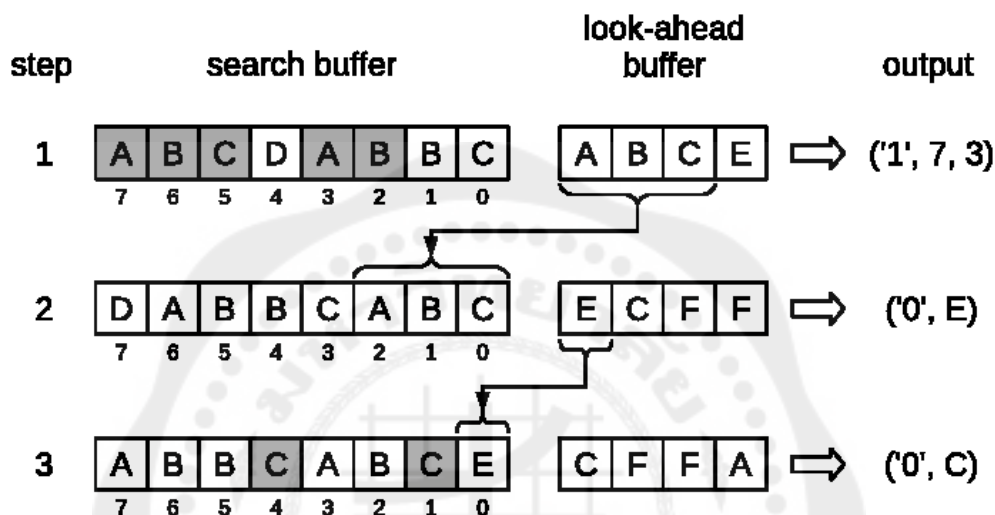
2.4.2 การบีบอัดด้วย Deflate

Deflate เป็นรูปแบบไฟล์บีบอัดข้อมูลแบบไม่สูญเสียซึ่งใช้การเข้ารหัส LZSS และ Huffman ร่วมกัน Deflate ประกอบด้วยชุดบล็อก แต่ละบล็อกนำหน้าด้วยส่วนหัว 3 บิต โดย บิตแรกคือเครื่องหมายบล็อกสุดท้ายในสตรีมมีค่าเป็น 1 แสดงถึงชุดนี้คือบล็อกสุดท้ายในสตรีม และ 0 แสดงถึงมีบล็อกอีกมากที่ต้องดำเนินการหลังจากนี้ บิตที่สองและสามคือวิธีการเข้ารหัสที่ใช้สำหรับบล็อกประเภทนี้โดย 00 คือส่วนที่เก็บไว้ (raw หรือ literal) มีความยาวระหว่าง 0 ถึง 65,535 ไบต์ 01 คือบล็อกบีบอัด Huffman แบบคงที่ที่ใช้โครงสร้าง Huffman ที่กำหนดไว้ล่วงหน้าซึ่งกำหนดไว้ใน RFC 10 คือบล็อกบีบอัดพร้อมตาราง Huffman ที่ให้มา และ 11 คือสงวนไว้ -ไม่ใช้ ข้อมูลที่บีบอัดได้ส่วนใหญ่จะถูกเข้ารหัสโดยใช้วิธีที่ 10 ซึ่งก็คือการเข้ารหัสแบบไดนามิกของ Huffman ซึ่งสร้างโครงสร้าง Huffman ที่ปรับให้เหมาะสมสำหรับข้อมูลแต่ละบล็อกที่ละบล็อก การบีบอัดทำได้สองขั้นตอนคือ

2.4.2.1 การกำจัดสตริงที่ซ้ำกัน LZSS

ภายในบล็อกที่บีบอัดหากพบชุดไบต์ที่ซ้ำกัน (สตริงที่ซ้ำกัน) การอ้างอิงย้อนกลับจะถูกแทรกโดยเชื่อมโยงไปยังตำแหน่งก่อนหน้าของสตริงที่เหมือนกันแทน การจับคู่ที่เข้ารหัสกับสตริงก่อนหน้านี้นี้

ประกอบด้วยความยาว 8 บิต (3–258 ไบต์) และระยะทาง 15 บิต (1–32,768 ไบต์) ไปยังจุดเริ่มต้นของรายการที่ซ้ำกัน การอ้างอิงย้อนกลับแบบสัมพัทธ์สามารถทำได้ในบล็อกจำนวนเท่าใดก็ได้ที่ตรงกับระยะทางปรากฏภายใน 32 KB สุดท้ายของข้อมูลที่ไม่ได้บีบอัดที่ถอดรหัส หากระยะทางน้อยกว่าความยาวสิ่งที่ซ้ำกันจะซ้อนทับตัวเองซึ่งแสดงถึงการเกิดซ้ำ ตัวอย่างเช่นการรันของ 10 ไบต์ที่เหมือนกันสามารถเข้ารหัสเป็นหนึ่งไบต์ตามด้วยความยาวที่ซ้ำกัน 9 เริ่มต้นด้วยไบต์ก่อนหน้า



รูปที่ 2.5 การกำจัดสตริงที่ซ้ำกัน LZSS compression

ที่มา: <https://www.semanticscholar.org/paper/A-novel-architecture-for-LZSS-compression-of-within-Isa-Matousek/ff4263ba3d4454ca1e43d246469ad2240f16d92c>

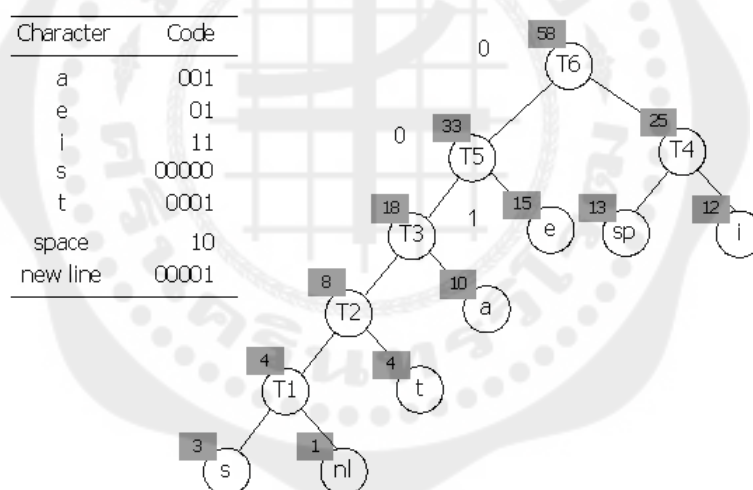
2.4.2.2 การลดบิต Huffman coding

ขั้นตอนการบีบอัดที่สองประกอบด้วยการแทนที่สัญลักษณ์ที่ใช้กันทั่วไปด้วยการแทนค่าที่สั้นลงและสัญลักษณ์ที่ใช้น้อยกว่าด้วยการแสดงที่ยาวขึ้น วิธีการที่ใช้คือการเข้ารหัส Huffman ซึ่งสร้างโครงสร้างที่ไม่ได้เติมค่านำหน้าของช่วงเวลาที่ไม่ทับซ้อนกันโดยที่ความยาวของแต่ละลำดับจะแปรผกผันกับลอการิทึมของความน่าจะเป็นของสัญลักษณ์นั้นที่จำเป็นต้องเข้ารหัส ยังมีโอกาสที่จะต้องเข้ารหัสสัญลักษณ์มากเท่าใดลำดับบิตก็จะยิ่งสั้นลงเท่านั้น แผนภูมิต้นไม้ถูกสร้างขึ้นโดยมีช่องว่างสำหรับ 288 สัญลักษณ์ดังนี้ 0–255 คือแทนไบต์หรือสัญลักษณ์ตามตัวอักษร 256 คือ end of block หยุดการประมวลผลหากบล็อกสุดท้ายมีฉะนั้นจะเริ่มประมวลผลบล็อกถัดไป 257–285 คือรวมกับบิตพิเศษความยาวจับคู่ 3–258 ไบต์ 286-287 ไม่ได้ใช้ แต่ยังคงเป็นส่วนหนึ่งของแผนภูมิ โดยรหัสความยาวที่ตรงกันจะ

ตามด้วยรหัสระยะทางเสมอ จากการอ่านรหัสระยะทางอาจมีการอ่านบิต "พิเศษ" เพิ่มเติมเพื่อสร้างระยะทางสุดท้าย

การบีบอัดไฟล์ข้อมูล (compression) ปกติแล้วเราจะเปลี่ยนข้อมูลที่ให้กลายเป็นบิตข้อมูล (bit) ที่มีขนาดเล็กกว่าบิตข้อมูลธรรมดา เช่น ปกติเลข 5 อาจจะเป็นตัวเลข 0000 0101 ถ้าเก็บแบบ 8 บิต แต่ถ้าเราบีบอัดแล้วอาจจะใช้ที่เก็บจริงๆแค่ 3 บิตคือ 101 เท่านั้น

วิธีการของ Huffman ต้องการลดจำนวนบิตที่ใช้ในการเข้ารหัสให้เหลือน้อยที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ โดยนำตัวอักษรทั้งหมดมาเรียงเป็นโหนดใบ (Leaf Node) พร้อมกับใส่จำนวนครั้งที่พบ (Frequency) กำกับไว้แล้วให้เลือกเอาตัวที่พบน้อยครั้งที่สุดมารวมเข้าด้วยกันก่อน วิธีรวมทำได้โดยสร้างโหนดแม่ขึ้นมาผูกโหนดลูกทั้ง 2 ตัวเข้าด้วยกัน โดยที่โหนดแม่ที่ใช้ผูกโหนดลูกเข้าด้วยกันให้มีค่า Frequency เป็นผลรวมของโหนดลูกรวมกัน ทำไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งครบทุกตัวอักษรจะได้ต้นไม้ Huffman การเข้ารหัสจะท่อง (Traverse) เข้าไปในต้นไม้ เริ่มจาก Root ถ้าเดินไปทางซ้าย จะให้รหัสเป็น 0 และถ้าเดินไปทางขวา จะให้รหัสเป็น 1



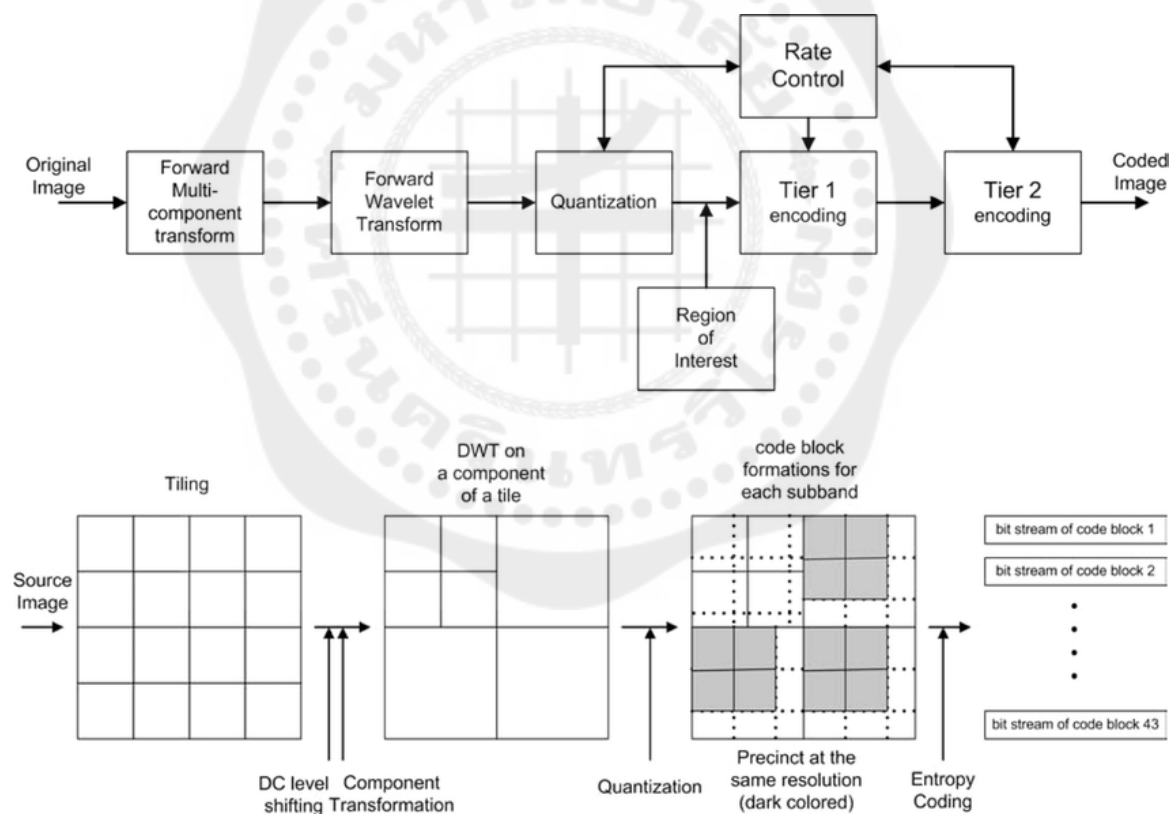
รูปที่ 2.6 ตัวอย่างโหนดของ Huffman coding และการคำนวณบิตหลังการบีบอัด

ที่มา: <http://datastructurealgori.blogspot.com/2017/06/huffmans-code.html>

2.5 Joint Photographic Experts Group 2000 (JPEG2000)

JPEG2000เป็นมาตรฐานตัวแปลงสัญญาณการบีบอัดเวฟเล็ตสำหรับภาพและวิดีโอดิจิทัลเข้ารหัสโดยใช้เทคนิค Discrete Wavelet Transform โดยการเข้ารหัสแบบ Subband coding ใช้เพื่อแบ่งภาพออกเป็น lowpass และ highpass หลังจากการกรองเราจะได้ภาพย่อยสองมิติ(two-scale of two-dimensional decomposition) จะถูกแปลงในแต่ละพิกเซลเป็นค่าสัมประสิทธิ์ Embedded Block

Coding with Optimized Truncation (EBCOT) ใช้สำหรับการเข้ารหัสเอนโทรปีของ JPEG 2000 EBCOT สามารถแบ่งออกเป็นสองขั้นตอน: Tier-1 และ Tier-2 ส่วน Tier-1 ประกอบด้วยการสร้างบริบทและการเข้ารหัสทางคณิตศาสตร์ ตัวเข้ารหัส Tier-1 แบ่งค่าสัมประสิทธิ์ DWT ของอินพุตเป็นบล็อกโค้ดแยกต่างหากและเข้ารหัสแต่ละบล็อกให้เป็นบิตสตรีมที่อิงกับบล็อก หลังจากการดำเนินการเข้ารหัส Tier-1 แล้ว Tier-2 จะตัดบิตสตรีมเพื่อให้บิตสตรีมเล็กที่สุด การตัดสินใจของข้อมูลและบริบทที่ถูกเข้ารหัสโดยโปรแกรมเข้ารหัสทางคณิตศาสตร์ (The arithmetic encoder: AE) ตัวเข้ารหัสทางคณิตศาสตร์ที่ใช้โดยมาตรฐาน JPEG 2000 เป็นตัวเข้ารหัส MQ แบบปรับตัวไบนารี โดย Jpeg2000 compression สามารถแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนหลักคือ 1) การเตรียมการก่อนการประมวลผล (Pre-processing) 2) การประมวลผลหลัก (Core Processing) และ 3) การสร้าง Bit-Stream



รูปที่ 2.7 Block diagram ของ JPEG2000

ที่มา: https://www.researchgate.net/figure/a-Block-diagram-of-the-JPEG-2000-encoder-algorithm-b-Dataflow_fig1_3308674

2.5.1 การเตรียมการก่อนการประมวลผล (Pre-processing)

การเตรียมการก่อนการประมวลผลประกอบด้วย 3 ขั้นตอนคือ 1) Image Tiling 2) DC Level Shifting และ 3) Component Transformation

2.5.1.1 Image Tiling

Tiling คือการแบ่งพาร์ติชันของภาพต้นฉบับเป็นบล็อกสี่เหลี่ยมที่ไม่ทับซ้อนกัน ซึ่งสามารถบีบอัดได้อย่างอิสระ และการดำเนินการทั้งหมด (wavelet transform, quantization, entropy coding) ดำเนินการได้อย่างอิสระบน tiles

2.5.1.2 DC Level Shifting

ก่อนจะคำนวณ DWT บน tiles จะต้องทำการ DC level shifting ทุก tiles โดยการลบด้วย 2P-1 โดย P คือ ความแม่นยำของส่วนประกอบ โดย DC level shifting จะดำเนินการกับส่วนประกอบ tiles ที่ unsigned และ DC level shifting ไม่ส่งผลต่อความแปรปรวน

2.5.1.3 Component Transformation

ประกอบด้วย Irreversible component transformation (ICT) การแปลงองค์ประกอบที่ไม่สามารถแปลงกลับได้ ใช้สำหรับ lossy coding และ Reversible component transformation (RCT) การแปลงองค์ประกอบที่สามารถแปลงกลับได้ ใช้สำหรับ lossless หรือ lossy coding

2.5.2 การประมวลผลหลัก (Core Processing)

การประมวลผลหลักประกอบด้วย 3 ขั้นตอนคือ 1) Wavelet transform 2) การหาปริมาณ (Quantization) และ 3) การเข้ารหัส Entropy

2.5.2.1 Wavelet transform

การแปลงเวฟเล็ตใช้สำหรับการวิเคราะห์ส่วนประกอบของ tiles ในระดับการสลายตัวที่แตกต่างกัน ระดับการสลายตัวเหล่านี้ประกอบด้วยแถบย่อยจำนวนหนึ่งซึ่งประกอบด้วยค่าสัมประสิทธิ์ที่อธิบายลักษณะความถี่เชิงพื้นที่ในแนวนอนและแนวตั้งของส่วนประกอบกระเบื้องดั้งเดิมในส่วนที่ 1 ของมาตรฐาน JPEG2000 อนุญาตให้ใช้เพียง 2 การสลายตัวในรูปแบบของการสลายตัวแบบ dyadic

ในการดำเนินการส่งต่อ DWT มาตรฐานจะใช้การสลายตัวซบแบนด์หนึ่งมิติ (1-D) ของชุดตัวอย่าง 1 มิติให้เป็นตัวอย่างโลว์พาสและไฮพาส ตัวอย่างโลว์พาสแสดงถึงชุดต้นฉบับที่ลงตัวอย่างและมีความละเอียดต่ำ ตัวอย่างไฮพาสเป็นตัวอย่างของชุดต้นฉบับที่เหลืออยู่ซึ่งจำเป็นสำหรับการสร้างใหม่ที่สมบูรณ์แบบของชุดเดิมจากชุดโลว์พาส DWT สามารถย้อนกลับได้และไม่ได้ การแปลงค่าเริ่มต้นที่เปลี่ยน

กลับไม่ได้ถูกนำมาใช้โดยตัวกรอง Daubechies 9-tap / 7-tap การเปลี่ยนค่าเริ่มต้นแบบย้อนกลับได้ถูกนำไปใช้โดยใช้ตัวกรอง Le Gall 5-tap / 3-tap

2.5.2.2 การหาปริมาณ (Quantization)

หลังจากการเปลี่ยนแปลงค่าสัมประสิทธิ์ทั้งหมดจะถูกวัดปริมาณ การหาปริมาณสเกลาร์ด้วย dead-zone ของจุดกำเนิดจะใช้ในส่วนที่ 1 และการหาปริมาณที่เข้ารหัสโคจรต่าย (TCQ) ในส่วนที่ 2 ของมาตรฐาน Quantization คือกระบวนการที่ค่าสัมประสิทธิ์ลดลงอย่างแม่นยำ การดำเนินการนี้จะสูญเสียเว้นแต่ว่าขั้นตอนการหาปริมาณคือ 1 และสัมประสิทธิ์เป็นจำนวนเต็มตามที่สร้างโดยเวฟเล็ต 5/3 จำนวนเต็มย้อนกลับได้ ค่าสัมประสิทธิ์การแปลงแต่ละตัว (u, v, b) ของซับแบนด์ b ถูกหาค่าเป็นค่า (q, u, v, b) ตามสมการที่ 2.3

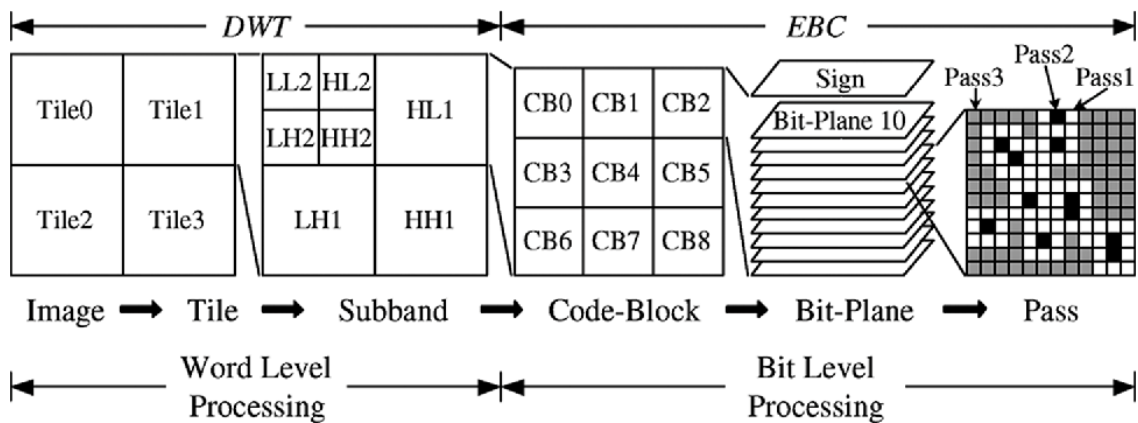
$$q_b(u, v) = \text{sign}(a_b(u, v)) \left\lfloor \frac{|a_b(u, v)|}{\Delta_b} \right\rfloor \quad (2.3)$$

2.5.2.3 การเข้ารหัส Entropy

การเข้ารหัสเอนโทรปีทำได้โดยใช้ระบบการเข้ารหัสเลขคณิตที่บีบอัดสัญลักษณ์ไบนารีที่สัมพันธ์กับแบบจำลองความน่าจะเป็นแบบปรับได้ที่เกี่ยวข้องกับบริบทการเข้ารหัสที่แตกต่างกัน 18 แบบ อัลกอริทึมการเข้ารหัส MQ ใช้เพื่อทำงานนี้และจัดการการปรับตัวของโมเดลความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไข การแบ่งช่วงความน่าจะเป็นแบบวนซ้ำของการเข้ารหัส Elias เป็นพื้นฐานสำหรับกระบวนการเข้ารหัสเลขคณิตไบนารี

2.5.3 การสร้าง Bit-Stream

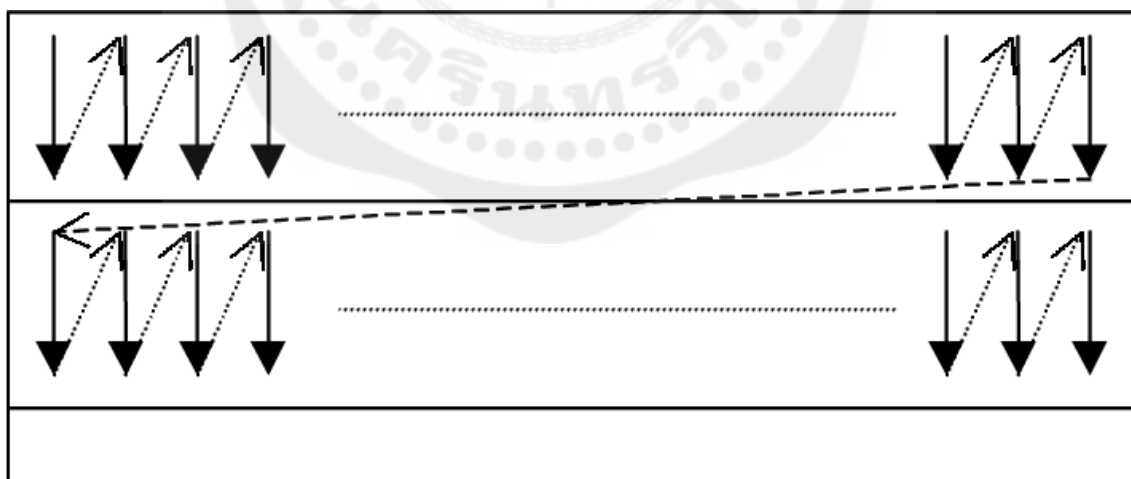
หลังจากการหาปริมาณ แต่ละแถบย่อยจะถูกแบ่งเป็นบล็อก 3 บล็อกที่สอดคล้องกันเชิงพื้นที่ (1 อันจากแต่ละ Subband ในแต่ละระดับความละเอียด) ประกอบด้วยตำแหน่งพาร์ติชันแพ็คเกจหรือบริเวณ แต่ละเขตจะถูกแบ่งออกเป็นสี่เหลี่ยมที่ไม่ซ้อนทับกันอีกเรียกว่าโค้ดบล็อกซึ่งเป็นรูปแบบการบ่อนข้อมูลไปยังตัวเข้ารหัสเอนโทรปี (รูปที่ 2.8) โดยทั่วไปขนาดของบล็อกโค้ดคือ 64×64 และไม่น้อยกว่า 32×32



รูปที่ 2.8 ตำแหน่งพาร์ติชันแพ็คเกจและโค้ดบล็อก

ที่มา: <https://www.semanticscholar.org/paper/Memory-Efficient-JPEG-2000-Architecture-With-Stripe-Fang-Chang/>

ในแต่ละ Subband จะมีการเชื่อมขมโค้ดบล็อกตามลำดับแรสเตอร์ จากนั้นจะถูกเข้ารหัสทีละบิตจากบิตที่มีความสำคัญมากที่สุดโดยไม่มี 0 ไปยังบิตที่มีความสำคัญน้อยที่สุด เป็นการเข้ารหัสด้วย zero-tree coder described แต่ละบิตของโค้ดบล็อกจะถูกแทนด้วยลำดับเฉพาะดังแสดงในรูปที่ 2.9 ค่าสัมประสิทธิ์เข้ารหัสด้วย 1 ใน 3รอบของการเข้ารหัส ถ้าค่าสัมประสิทธิ์มีนัยสำคัญจะมีค่าเป็น 1 แต่ถ้าค่าสัมประสิทธิ์ไม่มีนัยสำคัญจะมีค่าเป็น 0



รูปที่ 2.9 รูปแบบการสแกนของระนาบบิตของแต่ละบล็อกรหัส

ที่มา: <https://www.semanticscholar.org/paper/2-The-JPEG-2000-Development-Process-Marcellin-Gormish/>

2.6 อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนสูงสุด (Peak signal-to-noise ratio)

อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนสูงสุดซึ่งมักเรียกโดยย่อว่า PSNR เป็นคำศัพท์ทางวิศวกรรมสำหรับอัตราส่วนระหว่างกำลังสูงสุดที่เป็นไปได้ของสัญญาณและพลังของสัญญาณรบกวนที่เสียหายซึ่งมีผลต่อความเที่ยงตรงของการเป็นตัวแทน โดยสามารถคำนวณค่า PSNR ได้จาก (2.5) เนื่องจากสัญญาณจำนวนมากมีช่วงไดนามิกที่กว้างมาก PSNR จึงมักแสดงในรูปของสเกลเดซิเบลลอการิทึม PSNR ถูกกำหนดได้ง่ายที่สุดผ่าน Mean Square Error (MSE) ด้วยภาพขาวดำ ภาพที่มีการสูญเสียรายละเอียดจะมีค่า PSNR ต่ำกว่า 50 dB (Faragallah; Osama S; & et al. 2021)

2.6.1 Mean Square Error (MSE)

ข้อผิดพลาดค่าเฉลี่ยกำลังสอง (MSE) คือวัดค่าเฉลี่ยของกำลังสองของข้อผิดพลาดระหว่างค่าประมาณและมูลค่าจริง MSE เป็นฟังก์ชันความเสี่ยงซึ่งสอดคล้องกับมูลค่าที่คาดหวังของการสูญเสียข้อผิดพลาดกำลังสอง ความจริงที่ว่า MSE มีค่าเป็นค่าบวกอย่างเคร่งครัด (ไม่ใช่ศูนย์) MSE เป็นการวัดคุณภาพของตัวประมาณค่าซึ่งจะไม่ใช่ค่าลบเสมอและค่าที่ใกล้เคียงกับศูนย์คือดี โดยสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2.4 โดยการใช้งานกับภาพ MSE จะวัดค่าความผิดพลาดของข้อมูลในแต่ละพิกเซลของภาพต้นฉบับกับภาพที่ถูกบีบกำลังสองเพื่อให้ค่าเป็นบวกแล้วนำมาหาค่าเฉลี่ยของทั้งภาพ

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \quad (2.4)$$

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX_I^2}{MSE} \right) \quad (2.5)$$

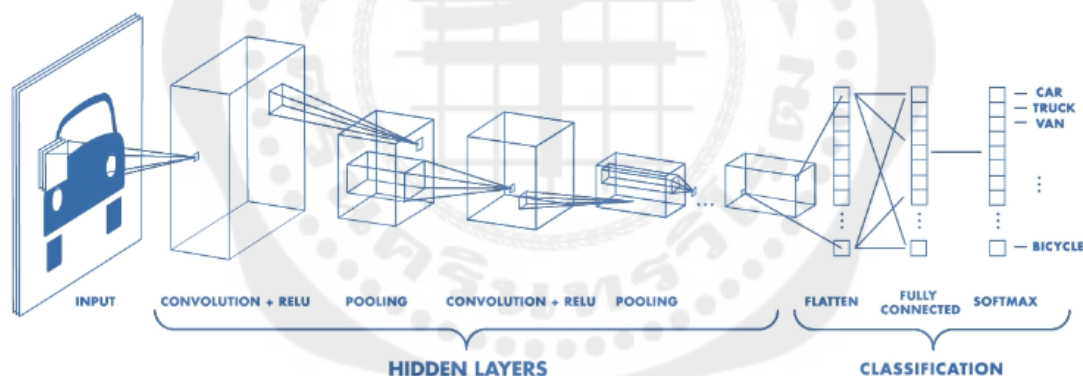
ในที่นี้ MAX_I คือค่าพิกเซลสูงสุดที่เป็นไปได้ของภาพ เมื่อพิกเซลถูกแสดงโดยใช้ 8 บิตต่อตัวอย่างนี้คือ 255

2.7 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) หรือ โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน เป็นโครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งในกลุ่ม bio-inspired โดยที่ CNN จะจำลองการมองเห็นของมนุษย์ที่มองเห็นที่เป็นที่ย่อยๆ และนำสิ่งย่อยๆ นั้นมาผสมผสานเข้ากัน โดยการมองเห็นย่อยๆ ของมนุษย์นั้นได้แก่การมองเห็นที่ย่อยๆ ของมนุษย์จะมีการแยกคุณลักษณะ (feature) ของพื้นที่ย่อยๆ นั้น เช่น ลายเส้น และการตัดกันของ

สี ซึ่งการที่มนุษย์รู้ว่าพื้นที่ตรงนี้เป็นเส้นตรงหรือสี่เหลี่ยม เพราะมนุษย์ดูทั้งจุดที่สนใจและบริเวณรอบ ๆ ประกอบกัน

โดยแนวคิดของ CNN เป็นแนวคิดที่ดีมาก แต่มีความซับซ้อนของมันนั่นก็คือระบบการคำนวณที่สอดคล้องกับ Concept ของมันเองและต้องมีคณิตศาสตร์มารองรับ โดยการคำนวณตามแนวคิดนี้ใช้หลักการเดียวกันกับ คอนโวลูชันเชิงพื้นที่ (Spatial Convolution) ในการทำงานด้าน Image Processing การคำนวณนี้จะเริ่มจากการกำหนดค่าใน ตัวกรอง (filter) หรือ เคอร์เนล (kernel) ที่ช่วยดึงคุณลักษณะที่ใช้ในการรู้จำวัตถุออก โดยปกติตัวกรอง/เคอร์เนลอันหนึ่งจะดึงคุณลักษณะที่สนใจออกมาได้หนึ่งอย่าง เราจึงจำเป็นต้องตัวกรองหลายตัวกรองด้วย เพื่อหาคุณลักษณะทางพื้นที่หลายอย่างประกอบกัน การที่จะนำ Model ไปใช้งานจริงได้นั้น จำเป็นต้องมีการวัดประสิทธิภาพ Model ก่อนว่า Model นั้นมีประสิทธิภาพเพียงพอที่จะนำมาพัฒนา หรือนำไปใช้งานด้านต่างๆ ซึ่งการวัดประสิทธิภาพนั้นส่วนใหญ่จะวัดค่าจากใน Confusion Matrix และ Receiver Operating Characteristics (ROC) Curve



รูปที่ 2.10 Convolutional Neural Network Architecture

ที่มา: <https://medium.com/@natthawatphongchit/>

2.7.1 Confusion Matrix

Confusion Matrix คือตารางสำคัญในการวัดความสามารถของ machine learning ในการแก้ปัญหา classification

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

รูปที่ 2.11 confusion matrix ขนาด 2x2 ใช้วัดความสามารถของ machine learning

ที่มา: <https://medium.com/@cheng3374/>

โดย True Positive (TP) คือ สิ่งที่โปรแกรมทำนายว่า “จริง” และมีค่าเป็น “จริง”

True Negative (TN) คือ สิ่งที่โปรแกรมทำนายว่า “ไม่จริง” และมีค่า “ไม่จริง”

False Positive (FP) คือ สิ่งที่โปรแกรมทำนายว่า “จริง” แต่ มีค่าเป็น “ไม่จริง”

False Negative (FN) คือ สิ่งที่โปรแกรมทำนายว่า “ไม่จริง” แต่ มีค่าเป็น “จริง”

โดยทั่วไปแล้วจะมีตัววัดที่นิยมใช้กันในงานวิจัยและการทำงานต่างๆ อยู่ 4 ค่าคือ Accuracy

Precision Recall และ F1-Score

2.7.1.1 Accuracy

Accuracy เป็นการวัดความถูกต้องของ Model โดยพิจารณารวมทุกคลาส มีค่าเป็น % ยิ่งมีค่ามากความถูกต้องก็จะมากด้วย โดยสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2.6

$$\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100 \quad (2.6)$$

2.7.1.2 Precision

Precision เป็นการวัดความแม่นยำของข้อมูล โดยพิจารณาแยกทีละคลาส โดยสามารถคำนวณได้จาก (2.7)

$$\frac{TP}{TP + FP} \quad (2.7)$$

2.7.1.3 Recall

Recall เป็นการวัดความถูกต้องของ Model โดยพิจารณาแยกทีละคลาส สามารถคำนวณได้จาก (2.8)

$$\frac{TP}{TP + FN} \quad (2.8)$$

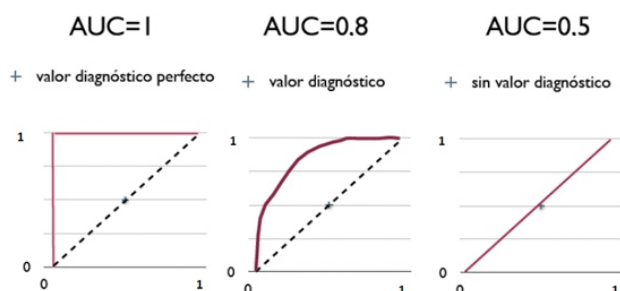
2.7.1.4 F1-Score

F1-Score คือค่าเฉลี่ยแบบ harmonic mean ระหว่าง precision และ recall สร้าง F1 ขึ้นมาเพื่อเป็น single metric ที่วัดความสามารถของโมเดล โดยมีค่าเต็ม 1 ค่ายิ่งเข้าใกล้ 1 แสดงถึงโมเดลมีความถูกต้องมาก สามารถคำนวณได้จาก (2.9)

$$F1 = 2 \cdot \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} = \frac{TP}{TP + \frac{1}{2}(FP + FN)} \quad (2.9)$$

2.7.2 Receiver Operating Characteristics (ROC) Curve

ROC Curve คือ กราฟที่มีโครงสร้าง: แกน x เป็น False positive rate (หรือเท่ากับ 1-Specificity) และแกน y เป็น True positive rate (หรือเท่ากับ Sensitivity) นั้นหมายความว่า จะพิจารณาคุณสมบัติทั้ง sensitivity และ specificity ของโมเดลไปพร้อม ๆ กัน โดยพื้นที่ใต้กราฟ (AUC) บ่งบอกถึงประสิทธิภาพของโมเดลโดยค่ายิ่งเข้าใกล้ 1 มากยิ่งดี เพราะโมเดลจะมีประสิทธิภาพ



รูปที่ 2.12 ภาพแสดง ROC curve แสดงการเปรียบเทียบกราฟที่มีค่า AUC ต่างกัน

ที่มา: <https://phyblas.hinaboshi.com/20171016>

2.8 ทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Zarella M. และคณะนำเสนอการศึกษาและดำเนินงาน Whole slide Imaging ของภาพเนื้อเยื่อทางพยาธิวิทยาจำนวน 400 ภาพ เช่น การบันทึกภาพ การแปลงภาพเป็น 3D และการบีบอัดภาพ โดยได้กล่าวถึง JPEG algorithm ว่าเป็นการบีบอัดภาพที่ทำให้ภาพสูญเสียรายละเอียดดั้งเดิม (Zarella M; Bowman D; & et al. 2019)

Helin H. และคณะนำเสนอการบีบอัดภาพเนื้อเยื่อทางจุลพยาธิวิทยา ด้วย JPEG และ JPEG 2000 ในระดับที่เหมาะสมกับแต่ละวิธีที่ไม่ทำให้ภาพสูญเสียรายละเอียดในการวินิจฉัยที่อัตราส่วนการบีบอัดด้วย JPEG 2000 ที่ 35:1 และ JPEG ที่ 80% โดยมีการตรวจสอบความถูกต้องโดยผู้เชี่ยวชาญทางพยาธิวิทยาและใช้เทคนิค peak signal-to-noise ratio (PSNR) (Helin H; Tolonen T; & et al. 2018)

Krupinski EA. และคณะนำเสนอการบีบอัดภาพชิ้นเนื้อเต้านมจำนวน 100 รูป ด้วย JPEG 2000 ใน 5 อัตราส่วนของารบีบอัดคือ 8: 1, 16: 1, 32: 1, 64: 1, และ 128: 1 เพื่อหาอัตราส่วนที่ไม่ทำให้ภาพสูญเสียรายละเอียดและไม่ส่งผลกระทบต่อวินิจฉัยโดยอัตราส่วนที่ทำให้ภาพสูญเสียรายละเอียดคือ 64:1 และ 128:1 โดยมีการตรวจสอบความถูกต้องโดยผู้เชี่ยวชาญทางพยาธิวิทยาจำนวน 6 คน และ ตรวจสอบโดย เทคนิค peak signal-to-noise ratio (PSNR) และ Structural Similarity (SSIM) (Krupinski EA; Johnson JP; & et al. 2017)

Johnson JP. และคณะนำเสนอการบีบอัดภาพทางพยาธิวิทยาโดยใช้ภาพจำนวน 93 รูป ด้วย JPEG2000 เพื่อหาอัตราส่วนที่ไม่ทำให้ภาพสูญเสียรายละเอียดดั้งเดิม โดยวัดผลจากการมองภาพหลังการบีบอัดจากผู้สังเกตการณ์ (นักวิเคราะห์ภาพที่มีประสบการณ์, นักศึกษาแพทย์ และนักพยาธิวิทยา) อาศัยหลักการพิจารณาความแตกต่างของภาพ(เทคนิค Just noticeable difference : JND)โดยมีการตรวจสอบความถูกต้องโดยนักอายุรแพทย์ผู้เชี่ยวชาญและตรวจสอบโดยเทคนิค Peak signal-to-noise ratio(PSNR) (Johnson JP; Krupinski EA; & et al. 2011)

Alakuijala J. และคณะเสนออัลกอริทึม Guetzli ที่พัฒนามาจาก JPEG ที่สามารถลดขนาดข้อมูลลงถึง 29 - 45% มีการตรวจสอบความถูกต้องด้วยวิธี Peak signal-to-noise ratio, Structural similarity (ssim)และ Multi-Scale SSIM (ms-ssim) (Alakuijala J; Obryk R; & et al. 2017)

Yijiang Chen. และคณะเสนอความสัมพันธ์ระหว่างอัตราส่วนการบีบอัดและ PSNR ในความคมชัดความแตกต่างรวมสูงสุด แสดงให้เห็นระหว่างระดับสูงสุดและต่ำสุดของการบีบอัดด้วยประสิทธิภาพของโมเดลที่ลดลงช้าลงที่ระดับการบีบอัดระดับกลาง(Yijiang Chen; Andrew Janowczyk; & et al. 2020)

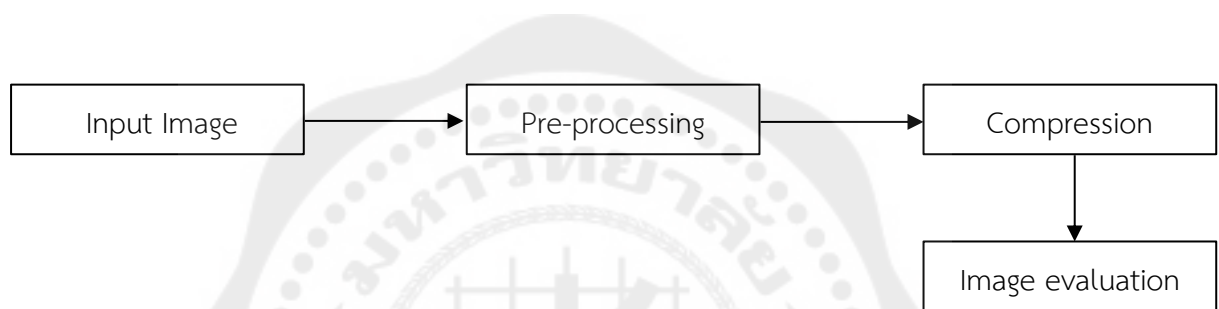
ตารางที่ 2.2 ตารางแสดงวิธีและข้อจำกัดงานวิจัย

งานวิจัย	วิธีการบีบอัด			การตรวจสอบความถูกต้อง	
	JPEG	PNG	JPEG 2000	PSNP	CNN
A Practical Guide to Whole Slide Imaging A White Paper From the Digital Pathology Association	✓				
Optimized JPEG 2000 Compression for Efficient Storage of Histopathological Whole-Slide Image	✓		✓	✓	
Compressing pathology whole-slide images using a human and model observer evaluation			✓	✓	
Using a visual discrimination model for the detection of compression artifacts in virtual pathology images			✓	✓	
Quantitative Assessment of the Effects of Compression on Deep Learning in Digital Pathology Image Analysis	✓		✓	✓	✓
Pathological image compression for big data image analysis: Application to hotspot detection in breast cancer			✓		

บทที่ 3

วิธีการดำเนินการ

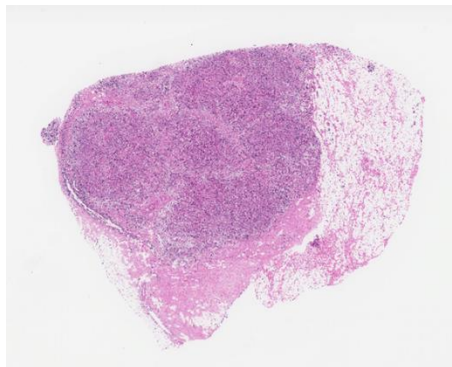
ในบทนี้จะกล่าวถึงภาพรวมการทำงานของโครงการ รายละเอียดการทำงานแต่ละขั้นตอนซึ่งประกอบด้วย 1.การเก็บข้อมูลภาพ 2.การประมวลผลภาพเบื้องต้น 3.บีบอัดข้อมูลภาพ และ 4.ตรวจสอบคุณภาพของภาพหลังการบีบอัด



รูปที่ 3.1 แผนผังขั้นตอนเบื้องต้นของงานวิจัย

3.1 การเก็บข้อมูลภาพ

ภาพที่ใช้คือภาพทางพยาธิวิทยา ที่สร้างโดยเครื่องสแกนสไลด์ ScanScope ของ Aperio จัดเก็บในรูปแบบไฟล์. SVS (ScanScope Virtual Slide) โดยแสกนจากตัวอย่างเนื้อเยื่อขนาด 30 มม. x 20 มม. ด้วยเลนส์ใกล้วัตถุ 40x โดยขนาดภาพสูงสุดคือ 30,000 x 20,000 พิกเซล จำนวน 240 ภาพ



รูปที่ 3.2 ตัวอย่างภาพพยาธิวิทยา

3.2 การประมวลผลภาพเบื้องต้น

ภาพสไลด์ดิจิทัลที่สร้างโดยเครื่องสแกนสไลด์ ScanScope ของ Aperio นั้นมีรูปแบบภาพเป็น RGBA (Red, Green, Blue, Alpha) โดยวิธีในการบีบอัดภาพที่ทางผู้วิจัยเลือกไม่รองรับภาพรูปแบบ RGBA จึงจำเป็นต้องปรับปรุงภาพให้เป็นรูปแบบ RGB ซึ่งใกล้เคียงกับ RGBA มากที่สุด โดยการลบข้อมูลในส่วน Alpha ออก

3.3 การบีบอัดข้อมูลภาพ

ในการบีบอัดข้อมูลภาพ ผู้วิจัยได้เลือกใช้ภาษา Python ในการบีบอัดภาพและวิธีที่ใช้ในการบีบอัดภาพได้แก่ PNG และ JPEG2000 สำหรับการบีบอัดแบบไม่มีการสูญเสียรายละเอียดข้อมูล (Lossless compression) และ JPEG สำหรับการบีบอัดแบบสูญเสียรายละเอียดข้อมูล (Lossy compression) และมีการจับเวลาในการบีบอัดภาพแต่ละระดับการบีบอัดของแต่ละวิธีเพื่อนำมาประกอบการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของการบีบอัดภาพแต่ละวิธี

3.3.1 การบีบอัดภาพ JPEG

ในการบีบอัดภาพ JPEG มีพารามิเตอร์ที่สำคัญคือ Quality – คุณภาพของภาพหลังการบีบอัดมีค่าระหว่าง 1 ถึง 100 (โดย 1 หมายถึง ภาพหลังการบีบอัดมีคุณภาพเป็น 1 % ของภาพต้นฉบับ และ 100 หมายถึง ภาพหลังการบีบอัดมีคุณภาพเป็น 100 % ของภาพต้นฉบับ) โดยในงานวิจัยนี้ได้บีบอัดภาพ JPEG ที่มีค่า Quality ดังนี้ 50 55 60 65 70 75 80 85 90 95 และ 100

3.3.2 การบีบอัดภาพ PNG

ในการบีบอัดภาพ PNG มีพารามิเตอร์ที่สำคัญคือ Compress level – ระดับการบีบอัดภาพ มีค่าระหว่าง 0 ถึง 9 (โดย 0 หมายถึง ไม่มีการบีบอัดภาพ และ 9 หมายถึง มีการบีบอัดที่มากที่สุด) โดยในงานวิจัยนี้ได้บีบอัดภาพ PNG ที่มีค่า compress level ตั้งแต่ 0 จนถึง 9

3.3.3 การบีบอัดภาพ JPEG 2000

ในการบีบอัดภาพ JPEG 2000 มีพารามิเตอร์ที่สำคัญคือ

Quality mode – โหมดในการบีบอัดภาพ มี “rates” และ “dB”

Quality layers – ลำดับของตัวเลขซึ่งแต่ละตัวแสดงถึงการลดขนาดโดยประมาณสำหรับโหมด “rates” และค่าของ PSNR (Peak signal-to-noise ratio) เป็นเดซิเบลสำหรับโหมด “dB” มีค่าตั้งแต่ 0 จนถึง 100 (โดย 0 หมายถึง ภาพหลังการบีบอัดมีค่า PSNR เท่ากับ 0 dB ซึ่งคือภาพหลังการบีบอัดไม่มีความเหมือนภาพต้นฉบับเลย และ 100 หมายถึง ภาพหลังการบีบอัดมีค่า PSNR เท่ากับ 100 dB ซึ่งคือภาพหลังการบีบอัดมีความเหมือนภาพต้นฉบับ)

โดยในงานวิจัยนี้ได้บีบอัดภาพ JPEG 2000 ที่มี Quality mode เป็น “dB” และมีค่า Quality layers ดังนี้ 50 55 60 65 70 75 80 85 90 95 และ 100

3.3.4 เวลาในการบีบอัดภาพ

ในจับเวลาของการบีบอัดภาพแต่ละระดับในแต่ละวิธีจะทำการจับเวลาการบีบอัดของแต่ละภาพจนครบ 240 ภาพแล้วนำมาหาค่าเฉลี่ยต่อการบีบอัด 1 ภาพในแต่ละระดับการบีบอัดของแต่ละวิธี

3.4 การตรวจสอบคุณภาพของภาพหลังการบีบอัด

ในการตรวจสอบคุณภาพของภาพหลังการบีบอัด ผู้วิจัยได้เลือกการตรวจสอบมา 3 วิธีคือ 1. คำณวนหาอัตราส่วนการบีบอัดจากขนาดไฟล์ก่อนและหลังการบีบอัด 2. คำณวนหาค่า Peak signal-to-noise ratio (PSNR) และ 3. Convolutional Neural Network (CNN)

3.4.1 คำณวนหาอัตราส่วนการบีบอัดจากขนาดไฟล์ก่อนและหลังการบีบอัด

การหาอัตราส่วนของขนาดไฟล์ในงานวิจัยนี้ทำการวัดขนาดไฟล์ก่อนและหลังการบีบอัดแล้วนำมาคำนวณจาก(3.1) ของภาพทั้งหมด 240 ภาพแล้วนำมาหาค่าเฉลี่ยต่อ 1 ภาพในแต่ละระดับการบีบอัดของแต่ละวิธี

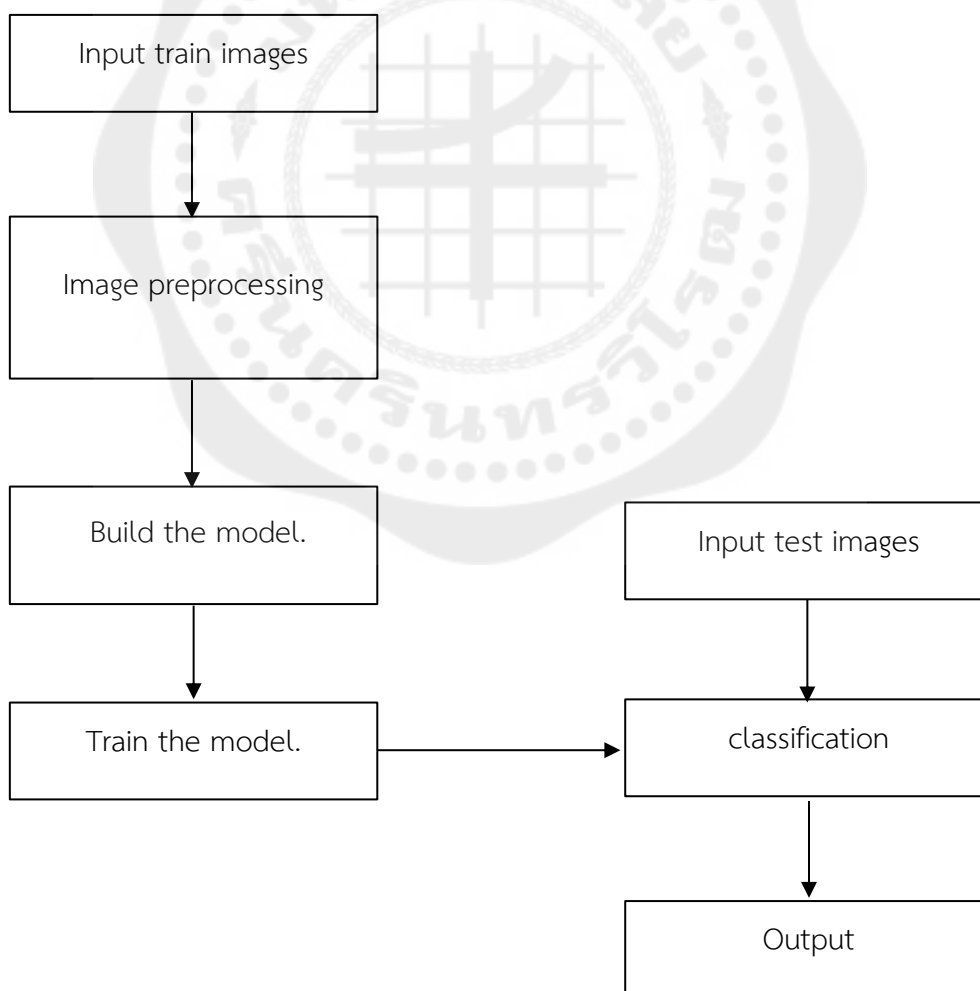
$$\frac{\text{ขนาดของไฟล์ต้นฉบับ}}{\text{ขนาดของไฟล์หลังการบีบอัด}} \quad (3.1)$$

3.4.2 คำนวณหาค่า Peak signal-to-noise ratio (PSNR)

การหาค่า PSNR เป็นการคำนวณตามสมการโดยมีตัวแปรที่สำคัญคือ ค่า MSE ที่คำนวณจากภาพ grayscale จึงต้องแปลงภาพจาก RGB เป็น grayscale แล้วนำไปคำนวณจาก (2.5) ของภาพทั้งหมด 240 ภาพแล้วนำมาหาค่าเฉลี่ยต่อ 1 ภาพ ในแต่ละระดับการบีบอัดของแต่ละวิธี

3.4.3 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network ใช้ในการตรวจสอบคุณภาพของภาพโดยการวัดค่าความถูกต้องของการ Classification cancer โดยจะแบ่งข้อมูลสำหรับ train และ validate จำนวน 200 ภาพ และสำหรับ test 40 ภาพ โดยมีกระบวนการดังนี้ 1. นำเข้าภาพ 2. เตรียมภาพก่อนการประมวลผล 3. สร้าง model CNN สำหรับการประมวลผล 4. Train the model 5. Classification



รูปที่ 3.3 ไตอะแกรมของ Convolutional Neural Network

3.4.3.1 การนำเข้าภาพ

ภาพทั้งหมด 240 ภาพ โดยจำแนกเป็น abnormal สำหรับ test 20 ภาพ สำหรับ train และ validate 100 ภาพ และ normal สำหรับ test 20 ภาพ สำหรับ train และ validate 100 ภาพ การนำเข้าภาพดำเนินการโดย lode ภาพทุกภาพภายใน folder เข้าสู่โปรแกรมที่ละภาพเป็น RGB โดยมีการปรับขนาดของภาพให้เท่ากันที่ 224×224 พิกเซลเพื่อเพิ่มความถูกต้องของโปรแกรม

3.4.3.2 เตรียมภาพก่อนการประมวลผล

ภาพที่โหลดเข้าสู่โปรแกรมจะยังคงจำแนกเป็น abnormal และ normal จะต้องมีการติด label 0 และ 1 เพื่อกำหนดค่าคำตอบของโปรแกรม เมื่อติด label แล้วจึงนำภาพ abnormal และ normal มารวมกันและทำการ random เพื่อกระจายข้อมูลและป้องกันโปรแกรมจดจำลำดับ และแบ่งภาพ train และ validate โดย validate คิดเป็น 2 % ของภาพทั้งหมดในตัวแปร train

3.4.3.3 สร้าง model CNN สำหรับการประมวลผล

สร้าง Sequential Model 4 layers โดย layer ที่ 1 คือ GlobalAveragePooling2D layer, layer ที่ 2 คือ Dropout layer โดยมี rate ที่ 0.5, layer ที่ 3 คือ BatchNormalization layer และ layer ที่ 4 คือ Dense layer ที่มีค่า units(จำนวน output) เท่ากับ 2 และค่า activation เป็น softmax model มีการ pre trained weights model ด้วย DenseNet201 และมีค่า learning rate ที่ 0.0001 โดยใช้ Adam เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและใช้ binary-cross-entropy สำหรับ loss function

3.4.3.4 Train the model

ก่อนที่จะฝึกโมเดลการกำหนดการเรียกกลับคือ ModelCheckpoint และ ReduceLRonPlateau ในการ train ทางผู้วิจัยได้เลือก train ทั้งหมด 20 epochs

3.4.3.5 Classification

นำข้อมูล test มาหาค่า Y Prediction เพื่อนำมาหา classification report ซึ่งประกอบด้วย Precision, Recall, F1-Score และ Accuracy เมื่อได้ค่า Y Prediction แล้วจึงคำนวณเพื่อสร้าง confusion matrix และ ROC Curves โดยค่า F1-Score หาได้จาก (2.9)

บทที่ 4

ผลการดำเนินงาน

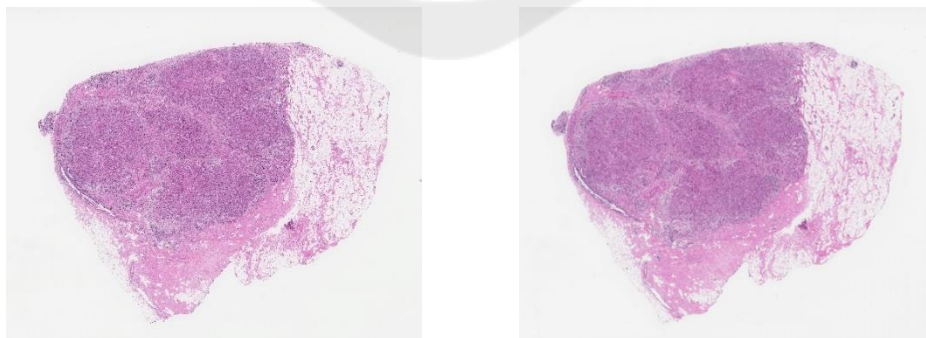
บทนี้จะกล่าวถึงผลของการดำเนินงานวิจัยทั้งหมด 2 ขั้นตอนได้แก่ 1. ผลการบีบอัดข้อมูลภาพ และ 2. ผลการตรวจสอบคุณภาพของภาพหลังการบีบอัด โดยแต่ละขั้นตอนใช้ภาพสไลด์ดิจิทัลของเนื้อเยื่อเต้านมชุดเดียวกันทั้งหมด 240 ภาพ

4.1 ผลการบีบอัดข้อมูลภาพ

ผลที่ได้จากขั้นตอนการบีบอัดข้อมูลภาพคือ ภาพหลังการบีบอัด และเวลาในการบีบอัด ซึ่งเวลาในการบีบอัดภาพเป็นอีกตัวแปรหนึ่งที่สามารถบ่งบอกถึงประสิทธิภาพของการบีบอัดภาพ

4.1.1 การบีบอัดภาพด้วยวิธี JPEG

ภาพที่ได้จากการบีบอัดภาพจากวิธี JPEG จะมีสกุลไฟล์เป็น .jpg และใช้เวลาในการบีบอัดแสดงในตารางที่ 4.1 และรูปที่ 4.2 โดยการบีบอัด JPEG ที่เก็บคุณภาพของภาพไว้มากก็ใช้เวลามากในการบีบอัดเช่นกัน โดยการบีบอัดที่ใช้เวลามากที่สุด คือ JPEG Quality 100 ที่ใช้เวลาในการบีบอัดที่ 0.94 วินาที และน้อยที่สุดคือ JPEG Quality 50 ที่ใช้เวลาในการบีบอัดที่ 0.52 วินาที



ก

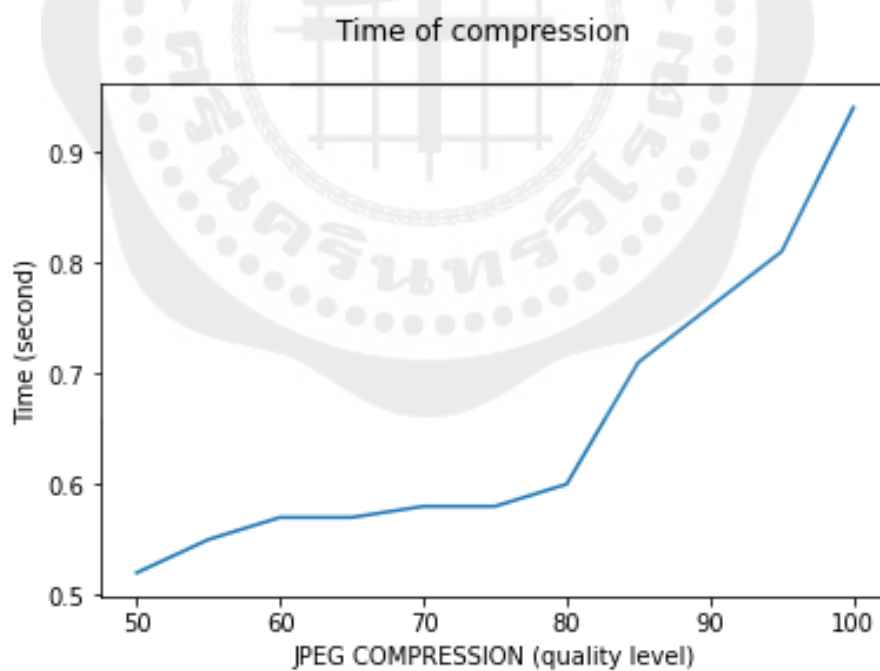
ข

รูปที่ 4.1 ตัวอย่างภาพหลังการบีบอัดด้วย JPEG ก) ภาพอินพุต(.svs) ข) ภาพหลังการบีบอัดด้วย JPEG

(.jpg)

ตารางที่ 4.1 ตารางแสดงเวลาในการบีบอัดข้อมูลภาพด้วยวิธี JPEG

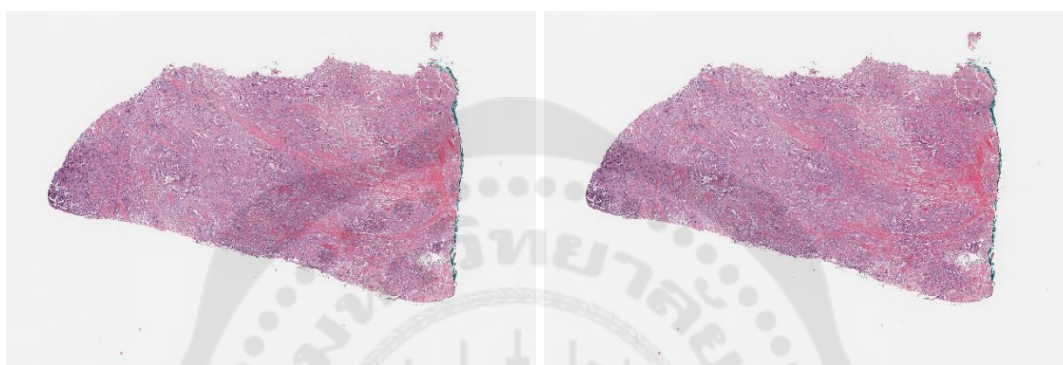
JPEG Quality	เวลาการบีบอัด (วินาที)
50	0.52
55	0.55
60	0.57
65	0.57
70	0.58
75	0.58
80	0.60
85	0.71
90	0.76
95	0.81
100	0.94



รูปที่ 4.2 กราฟเวลาในการบีบอัด JPEG

4.1.2 การบีบอัดภาพด้วยวิธี PNG

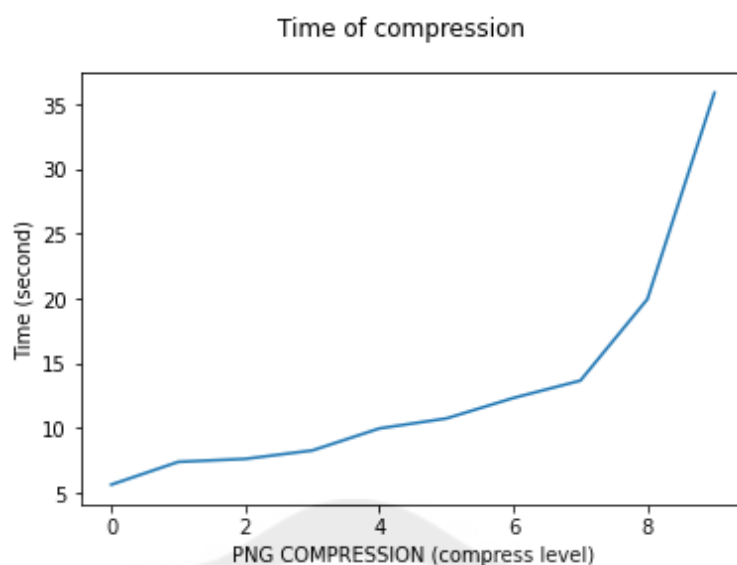
ภาพที่ได้จากการบีบอัดภาพจากวิธี PNG จะมีสกุลไฟล์เป็น .png และใช้เวลาในการบีบอัดแสดงในตารางที่ 4.2 และภาพที่ 4.4 โดยในการบีบอัด PNG ยิ่งมีการบีบอัดในระดับที่มากก็จะทำให้ใช้เวลาในการบีบอัดมากขึ้น โดยในการบีบอัดที่ใช้เวลามากที่สุดคือ PNG compress level 9 ที่ใช้เวลาในการบีบอัด 95.88 วินาที และการบีบอัดที่ใช้เวลาน้อยที่สุดคือ PNG compress level 0 ที่ใช้เวลาในการบีบอัด 5.63 วินาที



รูปที่ 4.3 ตัวอย่างภาพหลังการบีบอัดด้วย PNG ก) ภาพอินพุต(.svs) ข) ภาพหลังการบีบอัดด้วย PNG (.png)

ตารางที่ 4.2 ตารางแสดงเวลาในการบีบอัดข้อมูลภาพด้วยวิธี PNG

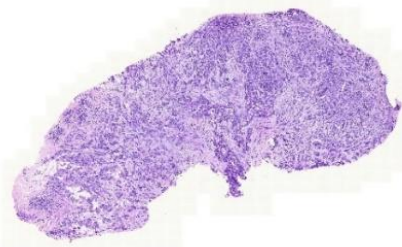
PNG compress level	เวลาการบีบอัด (วินาที)
0	5.63
1	7.39
2	7.62
3	8.27
4	9.97
5	10.74
6	12.32
7	13.66
8	19.95
9	35.88



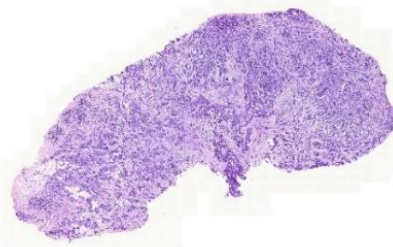
รูปที่ 4.4 กราฟเวลาในการบีบอัด PNG

4.1.3 การบีบอัดภาพด้วยวิธี JPEG2000

ภาพที่ได้จากการบีบอัดภาพจากวิธี JPEG2000 จะมีสกุลไฟล์เป็น .jp2 และใช้เวลาในการบีบอัดแสดงในตารางที่ 4.3 และภาพที่ 4.6 จากการดำเนินงานผู้วิจัยพบว่า การบีบอัดด้วยวิธี JPEG2000 มีข้อจำกัดด้านคอมพิวเตอร์โดยขนาดภาพต้นฉบับที่เกิน 180 ล้านพิกเซลไม่สามารถบีบอัดได้ด้วยคอมพิวเตอร์ที่มี RAM น้อยกว่า 16 GB ส่งผลให้สามารถบีบอัดภาพสไลด์ดิจิทัลของเนื้อเยื่อเต้านมชุดนี้ได้เพียง 96 ภาพจากทั้งหมด 240 ภาพ โดยการบีบอัด JPEG2000 ทุกระดับการบีบอัดใช้เวลาในการบีบอัดที่ 14 วินาที



ก



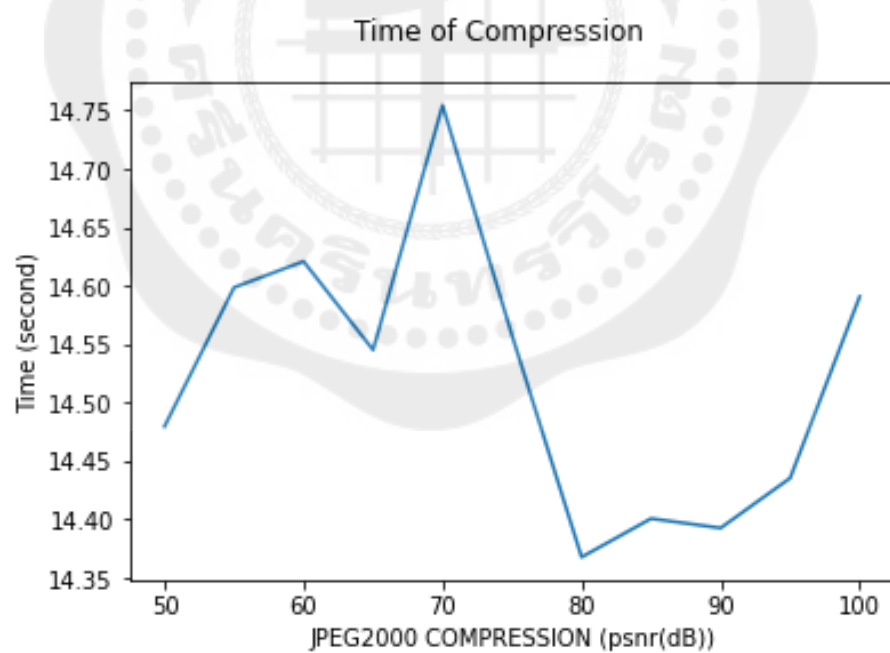
ข

รูปที่ 4.5 ตัวอย่างภาพหลังการบีบอัดด้วย JPEG2000 ก) ภาพอินพุต(.svs) ข) ภาพหลังการบีบอัดด้วย

JPEG2000 (.jp2)

ตารางที่ 4.3 ตารางแสดงเวลาในการบีบอัดข้อมูลภาพด้วยวิธี JPEG2000

JPEG2000 (PSNR (dB))	เวลาการบีบอัด (วินาที)
50	14.48
55	14.60
60	14.62
65	14.54
70	14.75
75	14.56
80	14.37
85	14.40
90	14.39
95	14.44
100	14.59



รูปที่ 4.6 กราฟเวลาในการบีบอัด JPEG2000

4.2 ผลการตรวจสอบคุณภาพของภาพหลังการบีบอัด

การตรวจสอบคุณภาพของภาพหลังการบีบอัด ผู้วิจัยได้เลือกการตรวจสอบมา 3 วิธีคือ 1. ค่าความอัตราส่วนการบีบอัดจากขนาดไฟล์ก่อนและหลังการบีบอัด 2. ค่าความหาค่า Peak signal-to-noise ratio และ 3. Convolutional Neural Network ซึ่งได้ผลดังต่อไปนี้

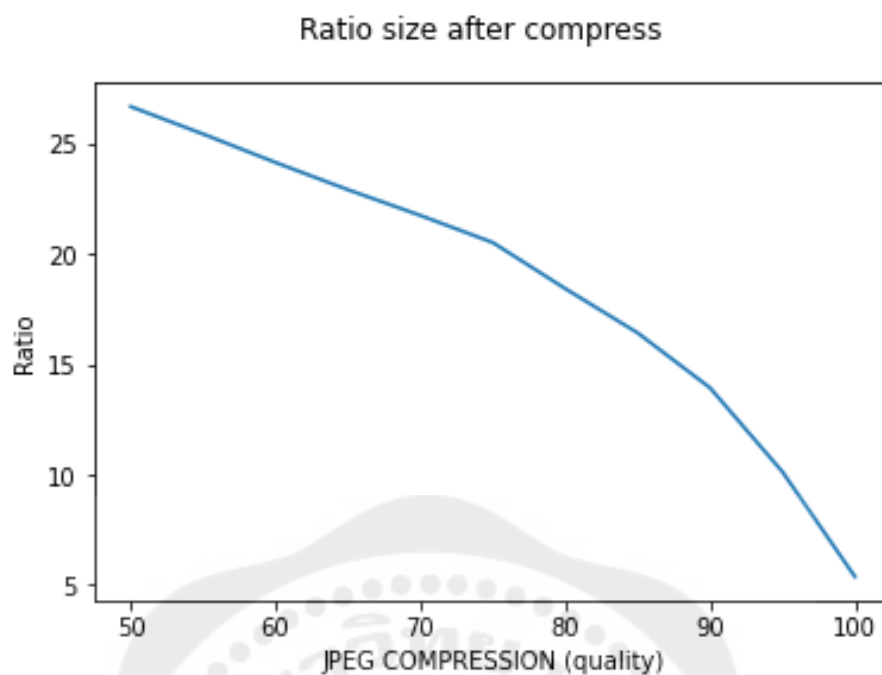
4.2.1 ค่าความอัตราส่วนการบีบอัดจากขนาดไฟล์ก่อนและหลังการบีบอัด

4.2.1.1 การบีบอัดภาพ JPEG

ผลของอัตราส่วนของขนาดไฟล์ก่อนและหลังการบีบอัดของการบีบอัดภาพด้วยวิธี JPEG แสดงในตารางที่ 4.4 และรูปที่ 4.7 โดยในการบีบอัด JPEG เก็บคุณภาพของภาพไว้มากจะทำให้มีการบีบอัดได้น้อยกว่าเก็บคุณภาพของภาพหลังการบีบอัดน้อย จึงทำให้อัตราส่วนการบีบอัดน้อยกว่าเก็บคุณภาพของภาพน้อย โดยการบีบอัด JPEG ที่มีอัตราส่วนการบีบอัดมากที่สุดคือ JPEG Quality 50 ที่มีอัตราการบีบอัดที่ 26.68 ต่อ 1 และมีอัตราส่วนการบีบอัดน้อยที่สุดคือ JPEG Quality 100 ที่มีอัตราส่วนบีบอัดที่ 5.37 ต่อ 1

ตารางที่ 4.4 ตารางแสดงอัตราส่วนของขนาดไฟล์ก่อนและหลังก่อนบีบอัดด้วยวิธี JPEG

JPEG Quality	อัตราส่วนการบีบอัด (ภาพต้นฉบับ: JPEG)
50	26.68 :1
55	25.44 :1
60	24.15 :1
65	22.91 :1
70	21.75 :1
75	20.52 :1
80	18.43 :1
85	16.42 :1
90	13.93 :1
95	10.12 :1
100	5.37 :1



รูปที่ 4.7 กราฟอัตราส่วนของขนาดไฟล์ก่อนและหลังก่อนบีบอัดด้วยวิธี JPEG

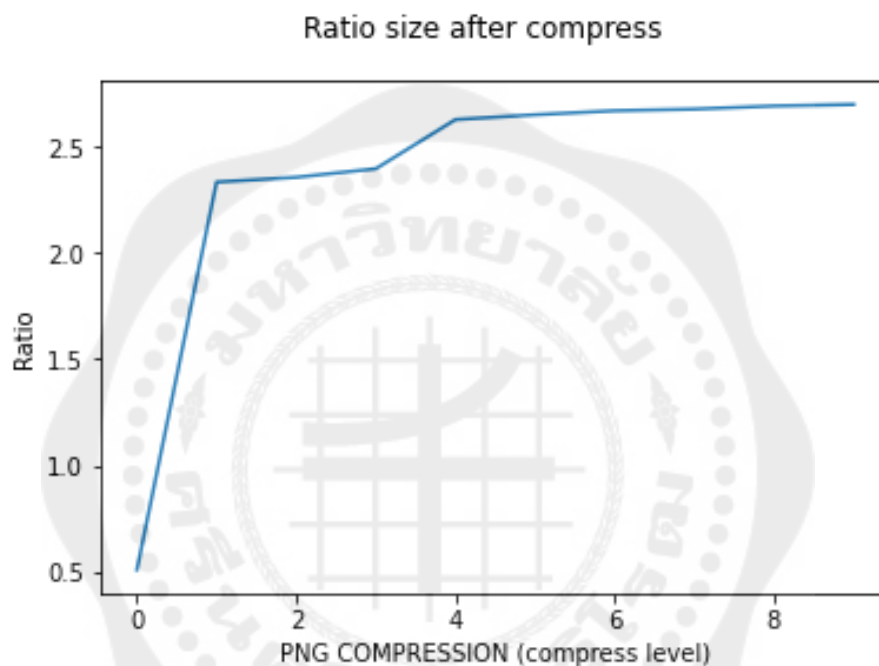
4.2.1.2 การบีบอัดภาพ PNG

ผลของอัตราส่วนของขนาดไฟล์ก่อนและหลังการบีบอัดของการบีบอัดภาพด้วยวิธี PNG แสดงในตารางที่ 4.5 และรูปที่ 4.8 โดยการบีบอัด PNG ยิ่งมีระดับการบีบอัดมากก็จะมีอัตราการบีบอัดมากดเช่นกัน โดยการบีบอัด PNG ที่ระดับการบีบอัด 0 ไม่มีการบีบอัดภาพเกิดขึ้นซึ่งมีอัตราการบีบอัดที่ 0.51 ต่อ 1 หมายความว่าภาพหลังการบีบอัดมีขนาดใหญ่ขึ้น และการบีบอัด PNG ที่มีอัตราการบีบอัดมากที่สุดคือการบีบอัดที่ระดับการบีบอัด 9 โดยมีอัตราการบีบอัดที่ 2.70 ต่อ 1

ตารางที่ 4.5 ตารางแสดงอัตราส่วนของขนาดไฟล์ก่อนและหลังก่อนบีบอัดด้วยวิธี PNG

PNG compress level	อัตราส่วนการบีบอัด (ภาพต้นฉบับ: PNG)
0	0.51 :1
1	2.33 :1
2	2.35 :1
3	2.39 :1
4	2.62 :1

PNG compress level	อัตราส่วนการบีบอัด (ภาพต้นฉบับ: PNG)
5	2.65 :1
6	2.67 :1
7	2.67 :1
8	2.69 :1
9	2.70 :1



รูปที่ 4.8 กราฟอัตราส่วนของขนาดไฟล์ก่อนและหลังก่อนบีบอัดด้วยวิธี PNG

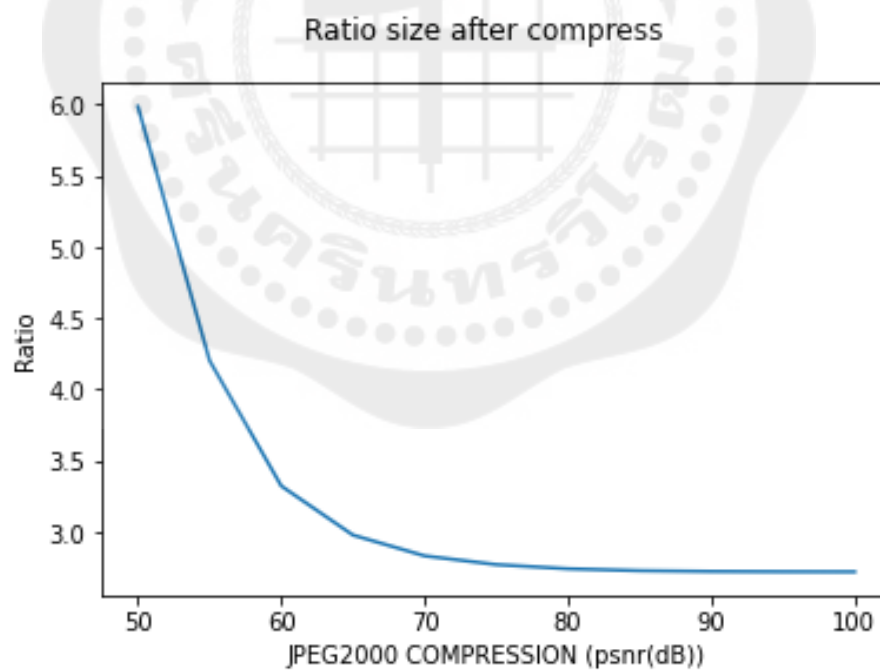
4.2.1.3 การบีบอัดภาพ JPEG2000

ผลของอัตราส่วนของขนาดไฟล์ก่อนและหลังการบีบอัดของการบีบอัดภาพด้วยวิธี

JPEG2000 แสดงในตารางที่ 4.6 และรูปที่ 4.9 โดยการบีบอัดภาพ JPEG2000 ที่ระดับ PSNR ต่ำก็จะสามารถบีบอัดภาพได้มากและมีอัตราการบีบอัดที่มากด้วยเช่นกัน ซึ่งการบีบอัดที่มีอัตราการบีบอัดมากที่สุดคือ JPEG2000 PSNR 50 dB ที่มีอัตราการบีบอัดที่ 5.99 ต่อ 1 และ การบีบอัดที่มีอัตราการบีบอัดน้อยที่สุดคือ JPEG2000 PSNR 100 dB ที่มีอัตราการบีบอัดที่ 2.72 ต่อ 1

ตารางที่ 4.6 ตารางแสดงอัตราส่วนของขนาดไฟล์ก่อนและหลังก่อนบีบอัดด้วยวิธี JPEG2000

JPEG2000 (PSNR (dB))	อัตราส่วนการบีบอัด (ภาพต้นฉบับ: JPEG2000)
50	5.99 :1
55	4.20 :1
60	3.32 :1
65	2.98 :1
70	2.83 :1
75	2.77 :1
80	2.74 :1
85	2.73 :1
90	2.72 :1
95	2.72 :1
100	2.72 :1



รูปที่ 4.9 กราฟอัตราส่วนของขนาดไฟล์ก่อนและหลังก่อนบีบอัดด้วยวิธี JPEG2000

ผลการคำนวณหาอัตราส่วนการบีบอัดจากขนาดไฟล์ก่อนและหลังการบีบอัด พบว่าการบีบอัดภาพด้วย JPEG มีอัตราส่วนการบีบอัดที่มากที่สุด โดยมีค่าตั้งแต่ 5.37 : 1 จนถึง 26.68 : 1 การบีบอัดภาพด้วย JPEG2000 มีอัตราส่วนการบีบอัดเป็นอันดับที่สอง มีค่าตั้งแต่ 2.72 : 1 จนถึง 5.99 : 1 และการบีบอัดภาพด้วย PNG มีอัตราส่วนการบีบอัดที่ต่ำที่สุด มีค่าตั้งแต่ 0.51:1 จนถึง 2.70:1

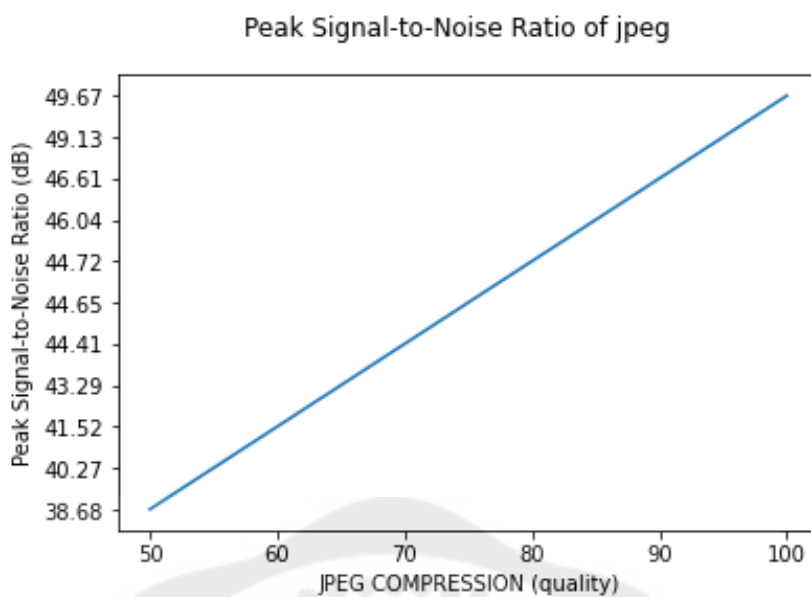
4.2.2 ค่าณหวนหาค่า Peak signal-to-noise ratio

4.2.2.1 การบีบอัดภาพ JPEG

ค่า PSNR ของภาพหลังการบีบอัดด้วยวิธี JPEG แสดงในตารางที่ 4.7 และรูปที่ 4.10 โดยการบีบอัด JPEG ที่เก็บคุณภาพของภาพหลังการบีบอัดสูงจะทำให้ภาพหลังการบีบอัดมีค่า PSNR สูงด้วยเช่นกัน ซึ่งการบีบอัด JPEG ที่มีค่า PSNR สูงที่สุดคือ JPEG Quality 100 ที่ 49.67 dB และ PSNR ต่ำที่สุดคือ JPEG Quality 50 ที่ 98.68 dB

ตารางที่ 4.7 ตารางแสดงค่า PSNR ของภาพหลังการการบีบอัดด้วยวิธี JPEG

JPEG Quality	PSNR (dB)
50	38.68
55	40.27
60	41.52
65	43.29
70	44.41
75	44.65
80	44.72
85	46.04
90	46.61
95	49.13
100	49.67



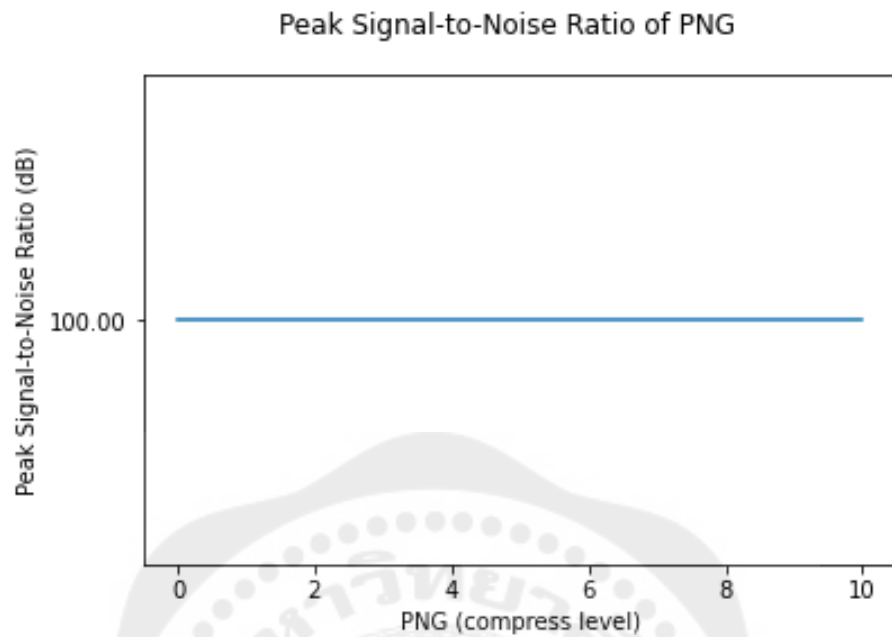
รูปที่ 4.10 กราฟค่า PSNR ของภาพหลังการการบีบอัดด้วยวิธี JPEG

4.2.2.2 การบีบอัดภาพ PNG

ค่า PSNR ของภาพหลังการบีบอัดด้วยวิธี JPEG แสดงในตารางที่ 4.8 และรูปที่ 4.11 โดยการบีบอัด PNG ทุกระดับการบีบอัดมีค่า PSNR ที่ 100 dB

ตารางที่ 4.8 ตารางแสดงค่า PSNR ของภาพหลังการการบีบอัดด้วยวิธี PNG

PNG compress level	PSNR (dB)
0	100
1	100
2	100
3	100
4	100
5	100
6	100
7	100
8	100
9	100



รูปที่ 4.11 กราฟค่า PSNR ของภาพหลังการการบีบอัดด้วยวิธี PNG

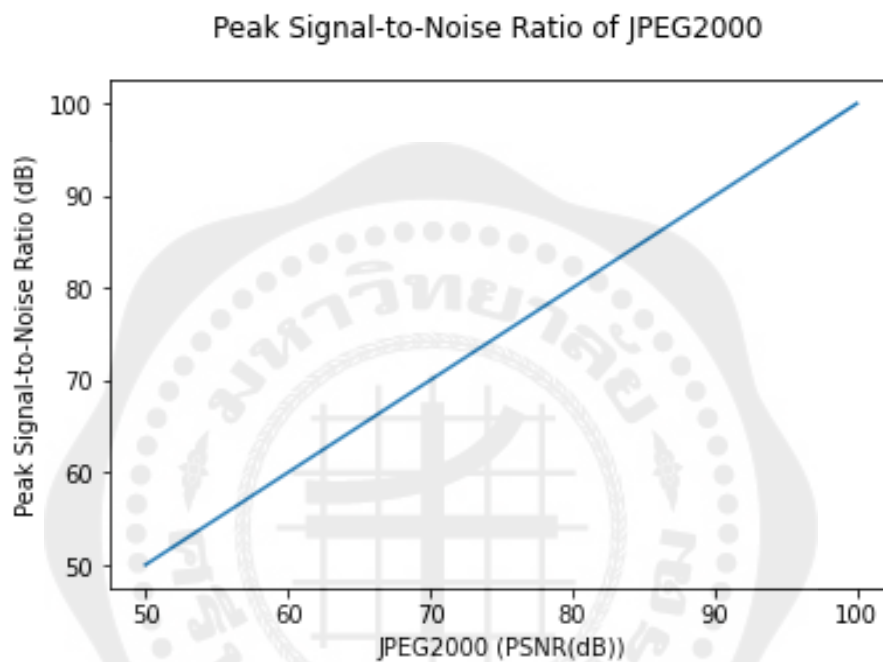
4.2.2.3 การบีบอัดภาพ JPEG2000

เนื่องจากทางผู้วิจัยใช้โหมดการบีบอัดภาพของ JPEG2000 เป็น “dB” ซึ่งเป็นการบีบอัดภาพตามค่าของ PSNR จึงส่งผลให้ภาพที่ได้มีค่า PSNR ตามค่าการบีบอัด โดยมีค่าดังในตารางที่ 4.9 และรูปที่ 4.12

ตารางที่ 4.9 ตารางแสดงค่า PSNR ของภาพหลังการการบีบอัดด้วยวิธี JPEG2000

JPEG2000 (PSNR (dB))	PSNR (dB)
50	50
55	55
60	60
65	65
70	70
75	75
80	80

JPEG2000 (PSNR (dB))	PSNR (dB)
85	85
90	90
95	95
100	100

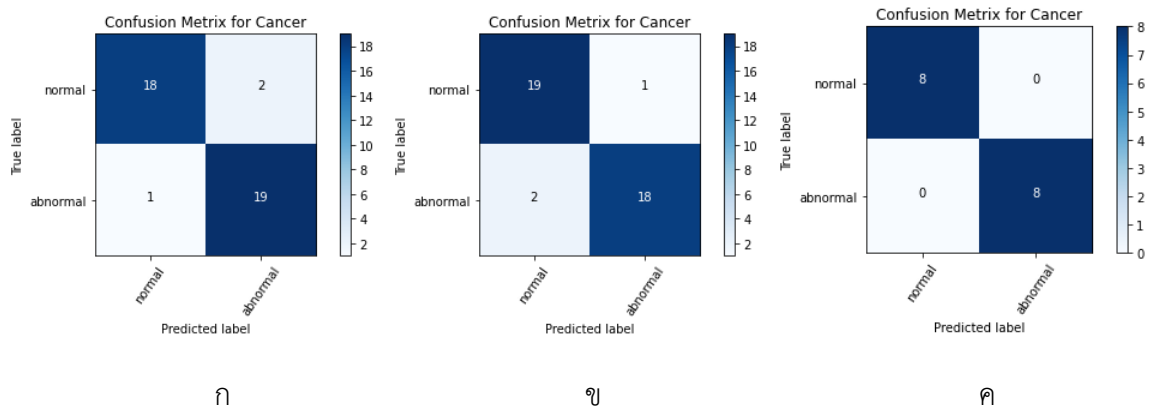


รูปที่ 4.12 กราฟค่า PSNR ของภาพหลังการบีบอัดด้วยวิธี JPEG2000

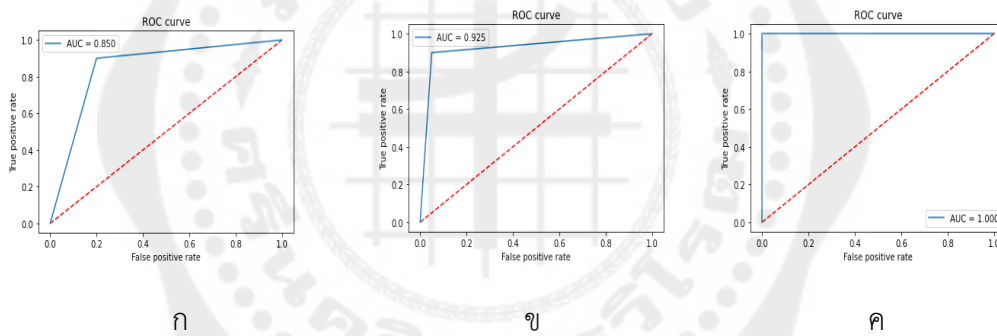
ผลการคำนวณค่า PSNR พบว่าภาพที่ได้จากการบีบอัดภาพด้วย PNG มีค่า PSNR สูงที่สุด โดยมีค่า 100 dB ในทุกระดับการบีบอัด ภาพที่ได้จากการบีบอัดด้วย JPEG2000 มีค่า PSNR รองลงมาเป็นอันดับที่สอง มีค่าตั้งแต่ 50 dB จนถึง 100 dB และภาพที่ได้จากการบีบอัดด้วย JPEG มีค่า PSNR น้อยที่สุด มีค่าตั้งแต่ 38.68 dB จนถึง 49.67dB ซึ่งอยู่ในช่วงของการสูญเสียรายละเอียดของข้อมูล

4.2.3 Convolutional Neural Network

ผลของการดำเนินงานของ CNN จะนำเสนอในรูปแบบของค่า accuracy F1-score และ ROC-AUC ของการ test ด้วยภาพหลังการบีบอัดในแต่ละระดับการบีบอัดของแต่ละวิธีดังที่แสดงในตารางที่ 4.10



รูปที่ 4.13 ตัวอย่าง confusion matrix จากการทดลอง ก) confusion matrix JPEG Quality 100
 ข) confusion matrix PNG compress level 0 ค) confusion matrix JPEG2000 PSNR 100 dB



รูปที่ 4.14 ตัวอย่างกราฟ ROC Curve จากการทดลอง ก) ROC Curve JPEG Quality 100
 ข.) ROC Curve PNG compress level 0 ค) ROC Curve JPEG2000 PSNR 100 dB

ตารางที่ 4.10 ตารางแสดงค่า accuracy F1-score และ ROC-AUC ของการ test

วิธีการบีบอัด	ระดับการบีบอัด	accuracy (%)	F1-score	ROC-AUC
JPEG (JPEG Quality)	50	75	0.74	0.750
	55	82	0.82	0.825
	60	82	0.82	0.825
	65	82	0.82	0.825

วิธีการบีบอัด	ระดับการบีบอัด	accuracy (%)	F1-score	ROC-AUC
	70	83	0.83	0.825
	75	83	0.83	0.830
	80	84	0.84	0.835
	85	84	0.84	0.840
	90	84	0.84	0.840
	95	85	0.85	0.845
	100	85	0.85	0.850
PNG (compress level)	9	78	0.77	0.775
	8	83	0.82	0.825
	7	85	0.85	0.850
	6	88	0.87	0.875
	5	88	0.88	0.875
	4	90	0.90	0.900
	3	90	0.90	0.900
	2	90	0.90	0.900
	1	93	0.93	0.925
	0	93	0.93	0.925
JPEG2000 (PSNR (dB))	50	86	0.86	0.855
	55	87	0.87	0.865
	60	88	0.87	0.875
	65	88	0.87	0.875
	70	88	0.87	0.875
	75	88	0.87	0.875
	80	88	0.88	0.875
	85	88	0.87	0.875
	90	88	0.87	0.875
	95	94	0.94	0.938
	100	100	1.00	1.00

เมื่อนำการบีบอัดที่ให้ภาพหลังการบีบอัดที่มีอัตราส่วนการบีบอัดใกล้เคียงกันมาเปรียบเทียบคุณภาพหลังการบีบอัดเพื่อหาว่าที่อัตราการบีบอัดเดียวกันวิธีการบีบอัดใดมีประสิทธิภาพมากกว่า โดยในการทดลองนี้ภาพหลังการบีบอัดที่มีอัตราการบีบอัดที่ใกล้เคียงกันมี 2 ชุด คือ JPEG Quality 100 กับ JPEG2000 50 dB ที่มีอัตราบีบอัดที่ประมาณ 5 ต่อ 1 และ PNG compress level 9 กับ JPEG2000 100 dB ที่มีอัตราบีบอัดที่ประมาณ 2.7 ต่อ 1 จะได้ดังในตารางที่ 4.11

ตารางที่ 4.11 ตารางเปรียบเทียบอัตราส่วนการบีบอัดกับ PSNR และ Accuracy

วิธีการบีบอัด	อัตราส่วนการบีบอัด	PSNR (dB)	accuracy (%)	F1-score	ROC-AUC
JPEG Quality 100	5.37:1	49.67	85	0.85	0.850
JPEG2000 50 dB	5.99:1	50	86	0.86	0.855
PNG compress level 9	2.70:1	100	78	0.77	0.775
JPEG2000 100 dB	2.72:1	100	100	1.00	1.00

4.3 อภิปรายผล

เมื่อพิจารณาจากการบีบอัดที่อัตราส่วนการบีบอัดใกล้เคียงกันพบว่า การบีบอัดภาพด้วย JPEG2000 เป็นการบีบอัดภาพที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด เนื่องจากภาพหลังการบีบอัดที่อัตราส่วนการบีบอัด 5.99:1 มีค่า PSNR 50 dB และค่า Accuracy 86% ซึ่งเป็นค่าที่ดีที่สุดในการบีบอัดเมื่อเทียบกับการบีบอัดแบบอื่น และที่อัตราส่วนการบีบอัด 2.72:1 มีค่า PSNR 100 dB แสดงว่าภาพหลังการบีบอัดไม่มีสัญญาณรบกวนหรือไม่มีการสูญเสียรายละเอียด และค่า Accuracy 100 % ซึ่งบ่งชี้ถึงความถูกต้องสูงของการวิเคราะห์ภาพด้วย CNN อันดับสองคือ PNG และการบีบอัดที่มีประสิทธิภาพน้อยที่สุดคือ JPEG ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Yijiang Chen และคณะ (2020) ที่ศึกษาพบว่า JPEG2000 ในอัตราการบีบอัดที่ใกล้เคียงกันกับ JPEG ที่ 53% jpeg2000 ค่า PSNR มากกว่า JPEG ที่ 80 dB และ 43 dB

บทที่ 5

สรุปผลและแนวทางในการพัฒนา

5.1 สรุปผล

งานวิจัยนี้นำเสนอวิธีการบีบอัดภาพสำหรับ Whole slide image ทางพยาธิวิทยา โดยเริ่มจากการเก็บข้อมูลภาพตัวอย่างเนื้อเยื่อเต้านม จากนั้นใช้หลักการประมวลผลภาพเบื้องต้นเพื่อให้รูปแบบของภาพสอดคล้องกับวิธีการบีบอัดภาพ แล้วจึงบีบอัดภาพด้วยโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วยภาษา Python โดยจะแบ่งวิธีการบีบอัดออกเป็น 3 วิธีคือ 1) JPEG 2) PNG และวิธีที่ 3 JPEG2000 จากนั้นนำภาพที่ได้จากการบีบอัดมาตรวจสอบคุณภาพของภาพหลังการบีบอัด โดยจะแบ่งวิธีการตรวจสอบออกเป็น 3 วิธีคือ 1) ค่าความหยาบวัดการบีบอัดจากขนาดไฟล์ก่อนและหลังการบีบอัด 2) ค่าความหยาบค่า Peak signal-to-noise ratio และวิธีที่ 3 Convolutional Neural Network ที่ทำการแบ่งข้อมูลสำหรับการ train validate และ test ด้วยอัตราส่วน 160 : 40 : 40 ตามลำดับสำหรับ JPEG และ PNG และ 64 : 16 : 16 ตามลำดับสำหรับ JPEG2000 ได้ผลการทดลองของโมเดลที่ดีที่สุดสำหรับการบีบอัดแต่ละวิธีโดยพิจารณาจากการบีบอัดที่มีอัตราการบีบอัดใกล้เคียงกันดังนี้

1. ประสิทธิภาพการบีบอัดเมื่อวัดจากค่า PSNR JPEG2000 มีประสิทธิภาพมากที่สุดโดยมีค่า PSNR ที่ 50-100 dB
2. ประสิทธิภาพการบีบอัดเมื่อวัดจากค่าความถูกต้องจาก Convolutional Neural Network JPEG2000 มีประสิทธิภาพมากที่สุดโดย มีค่า Accuracy Test สูงถึง 100 % ค่า F1-score เฉลี่ยที่ 0.88 และมีค่า ROC-AUC เฉลี่ยที่ 0.880

จากผลการทดสอบ สามารถสรุปได้ว่าบีบอัดภาพสำหรับ Whole slide image ทางพยาธิวิทยาด้วย JPEG2000 มีประสิทธิภาพมากที่สุด เนื่องจากสามารถให้ผลที่ดีกว่า JPEG และ PNG เมื่อพิจารณาจากค่า PSNR และค่า Accuracy จาก Convolutional Neural Network ที่มีอัตราการบีบอัดที่ใกล้เคียงกัน แล้วพบว่าวิธีที่มีค่า PSNR และค่า Accuracy จาก Convolutional Neural Network มากที่สุด โดยระดับการบีบอัดที่มีประสิทธิภาพที่สุดคือ ระดับการบีบอัดที่ค่า PSNR 100 dB ซึ่งให้ค่า PSNR สูงถึง 100 dB และค่าความถูกต้องของการทดสอบสูงถึง 100 %

5.2 ข้อเสนอแนะ

ต้องมีการเตรียมพร้อมด้านอุปกรณ์ที่มีประสิทธิภาพมากกว่านี้และเห็นผลของผลลัพธ์ได้ชัดเจน ในส่วนของความหลากหลายของชนิดภาพนั้นต้องมีจำนวนภาพของการจำแนกเท่ากันและเหมือนกันคณะผู้จัดการโครงการควรมีการประชุมวางแผนกันมากขึ้นเพื่อแก้ปัญหาต่าง ๆ ที่เกิดขึ้น และคณะผู้จัดการโครงการควรวางแผนในการประสานงานให้เป็นระบบ มีการแบ่งหน้าที่ความรับผิดชอบให้ตรงตามตำแหน่งงาน เพื่อการทำงานจะได้ มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น



เอกสารอ้างอิง

- Alakuijala, J., Obryk, R., Stoliarchuk, O., Szabadka, Z., Vandevenne, L., Wassenberg, J. (2017). Guetzli: Perceptually guided JPEG encoder. Retrieved from arXiv:1703.04421
- Barrera C, Velu P, Bera K, et al: Computer-extracted features relating to spatial arrangement of tumor infiltrating lymphocytes to predict response to nivolumab in non-small cell lung cancer (NSCLC). J Clin Oncol 36, 2018 (suppl; abstr 12115) Google Scholar
- Chervyakov, Nikolay; Lyakhov, Pavel; Nagornov, Nikolay (2020-02-11). "Analysis of the Quantization Noise in Discrete Wavelet Transform Filters for 3D Medical Imaging". Applied Sciences. 10 (4): 1223. doi:10.3390/app10041223. ISSN 2076-3417 – via MDPI.
- Counted AV, Arawole JO: "We are connected, but constrained": Internet inequality and the challenges of millennials in Africa as actors in innovation. J Innov Entrep 5:3, 2016 Crossref, Google Scholar
- Dinas S, Bañón J: A review on Delaunay triangulation with application on computer vision. Int J Comput Sci Eng 3:9-18, 2014 Google Scholar
- Dodge S, Karam L: Understanding how image quality affects deep neural networks. Presented at the Eighth International Conference on Quality of Multimedia Experience, Lisbon, Portugal, June 6-8, 2016 Google Scholar
- Doyle S, Monaco J, Madabhushi A, et al: Evaluation of effects of JPEG2000 compression on a computer-aided detection system for prostate cancer on digitized histopathology. Presented at the 2010 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro, Rotterdam, the Netherlands, April 14-17, 2010 Google Scholar
- Dunn BE, Choi H, Recla DL, et al: Robotic surgical telepathology between the Iron Mountain and Milwaukee Department of Veterans Affairs Medical Centers: A 12-year experience. Hum Pathol 40:1092-1099, 2009 Crossref, Medline, Google Scholar

เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- Ehteshami Bejnordi B, Veta M, Johannes van Diest P, et al: Diagnostic assessment of deep learning algorithms for detection of lymph node metastases in women with breast cancer. *JAMA* 318:2199-2210, 2017 Crossref, Medline, Google Scholar
- Ghazvinian Zanjani F, Zinger S, Piepers B, et al: Impact of JPEG 2000 compression on deep convolutional neural networks for metastatic cancer detection in histopathological images. *J Med Imaging (Bellingham)* 6:027501, 2019 Medline, Google Scholar
- Helin H, Tolonen T, Ylinen O, et al: Optimized JPEG 2000 compression for efficient storage of histopathological whole-slide images. *J Pathol Inform* 9:20, 2018 Crossref, Medline, Google Scholar
- Hernandez-Cabronero M, Sanchez V, Blanes I, et al: Mosaic-based color-transform optimization for lossy and lossy-to-lossless compression of pathology whole-slide images. *IEEE Trans Med Imaging* 38:21-32, 2019 Crossref, Medline, Google Scholar
- Hilbert M: The bad news is that the digital access divide is here to stay: Domestically installed bandwidths among 172 countries for 1986–2014. *Telecomm Policy* 40:567-581, 2016 Crossref, Google Scholar
- Huffman, D. (1952). "A Method for the Construction of Minimum-Redundancy Codes" (PDF). *Proceedings of the IRE*. 40 (9): 1098–1101. doi:10.1109/JRPROC.1952.273898
- Huynh-Thu Q, Ghanbari M: Scope of validity of PSNR in image/video quality assessment. *Electron Lett* 44:800-801, 2008 Crossref, Google Scholar
- Islam MA, Hoq KMG: Community Internet access in rural areas: A study on community information centres in Bangladesh. *Malays J Libr Inf Sci* 15:109-124, 2017 Google Scholar
- Janowczyk A, Madabhushi A: Deep learning for digital pathology image analysis: A comprehensive tutorial with selected use cases. *J Pathol Inform* 7:29, 2016 Crossref, Medline, Google Scholar

เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- Johnson JP, Krupinski EA, Yan M, Roehrig H, Graham AR, Weinstein RS. Using a visual discrimination model for the detection of compression artifacts in virtual pathology images. *IEEE Trans Med Imaging* 2011;30:306-14.
- Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE: ImageNet classification with deep convolutional neural networks, in Pereira F, Burges CJC, Bottou L, et al (eds): *Advances in Neural Information Processing Systems 25*. Red Hook, NY, Curran Associates, 2012, pp 1097-1105 Google Scholar
- Krupinski EA, Johnson JP, Jaw S, Graham AR, Weinstein RS. Compressing pathology whole-slide images using a human and model observer evaluation. *J Pathol Inform* 2012;3:17.
- Kumar S: Telepathology: An audit, in Kumar S, Dunn BE (eds): *Telepathology*. Berlin, Germany, Springer, 2009, pp 225-2283. Google Scholar
- Ling LC, Krishnappa P: Telepathology: An update. *Int J Collab Res Intern Med Public Health* 4:2013-2025, 2012 Google Scholar
- Liu F, Hernandez-Cabronero M, Sanchez V, et al: The current role of image compression standards in medical imaging. *Information* 8:131, 2017 Crossref, Google Scholar
- Liu Z, Liu T, Wen W, et al: DeepN-JPEG: A deep neural network favorable JPEG-based image compression framework. Presented at the 55th Annual Design Automation Conference, San Francisco, CA, June 24-29, 2018 Google Scholar
- Madabhushi A, Lee G: Image analysis and machine learning in digital pathology: Challenges and opportunities. *Med Image Anal* 33:170-175, 2016 Crossref, Medline, Google Scholar
- Mérigot Q, Ovsjanikov M, Guibas L: Voronoi-Based curvature and feature estimation from point clouds. *IEEE Trans Vis Comput Graph* 17:743-756, 2011 Crossref, Medline, Google Scholar
- Meyer J, Paré G: Telepathology impacts and implementation challenges: A scoping review. *Arch Pathol Lab Med* 139:1550-1557, 2015 Crossref, Medline, Google Scholar

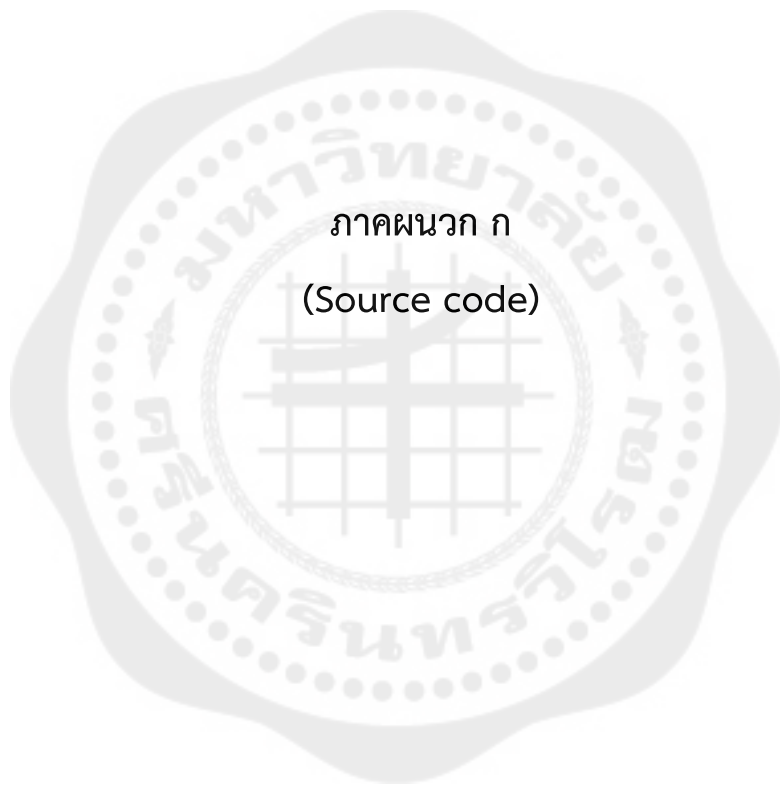
เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- O. S. Faragallah et al., "A Comprehensive Survey Analysis for Present Solutions of Medical Image Fusion and Future Directions," in IEEE Access, vol. 9, pp. 11358-11371, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3048315.
- OpenJPEG: An open-source JPEG 2000 codec written in C. <https://www.openjpeg.org>
 Google Scholar
- Oriani, Emanuele. "qpsnr: A quick PSNR/SSIM analyzer for Linux". Retrieved 6 April 2011. Portable Network Graphics (PNG) Specification (Second Edition): 9 Filtering". W3.org. Retrieved 20 October 2010.
- Qin P, Chen J, Zeng J, et al: Large-scale tissue histopathology image segmentation based on feature pyramid. EURASIP J Image Video Process 2018:75, 2018 Crossref, Google Scholar
- Rabbani M, Joshi R: An overview of the JPEG 2000 still image compression standard. Signal Process Image Commun 17:3-48, 2002 Crossref, Google Scholar
- Raouf Hamzaoui, Dietmar Saupe (May 2006). Barni, Mauro (ed.). Fractal Image Compression. Document and Image Compression. 968. CRC Press. pp. 168–169. ISBN 9780849335563. Retrieved 5 April 2011.
- Salomon, David (2007). Data Compression: The Complete Reference (4 ed.). Springer. p. 281. ISBN 978-1846286025. Retrieved 26 July 2012.
- Shin HC, Roth HR, Gao M, et al: Deep convolutional neural networks for computer-aided detection: CNN architectures, dataset characteristics and transfer learning. IEEE Trans Med Imaging 35:1285-1298, 2016 Crossref, Medline, Google Scholar
- Storer, James A.; Szymanski, Thomas G. (October 1982). "Data Compression via Textual Substitution". Journal of the ACM. 29 (4): 928–951. doi:10.1145/322344.322346.
- Thomos, N., Boulgouris, N. V., & Strintzis, M. G. (2006, January). Optimized Transmission of JPEG2000 Streams Over Wireless Channels. IEEE Transactions on Image Processing, 15 (1).

เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- Valkonen M, Kartasalo K, Liimatainen K, et al: Metastasis detection from whole slide images using local features and random forests. *Cytometry A* 91:555-565, 2017 Crossref, Medline, Google Scholar
- Wang H, Cruz-Roa A, Basavanhally A, et al: Mitosis detection in breast cancer pathology images by combining handcrafted and convolutional neural network features. *J Med Imaging (Bellingham)* 1:034003, 2014 Crossref, Medline, Google Scholar
- Weinstein RS, Graham AR, Richter LC, et al: Overview of telepathology, virtual microscopy, and whole slide imaging: Prospects for the future. *Hum Pathol* 40:1057-1069, 2009 Crossref, Medline, Google Scholar
- Welstead, Stephen T. (1999). *Fractal and wavelet image compression techniques*. SPIE Publication. pp. 155–156. ISBN 978-0-8194-3503-3.
- Whitney J, Corredor G, Janowczyk A, et al: Quantitative nuclear histomorphometry predicts oncotype DX risk categories for early stage ER+ breast cancer. *BMC Cancer* 18:610, 2018 Crossref, Medline, Google Scholar
- Xiangjun, L., & Jianfei, C. Robust transmission of JPEG2000 encoded images over packet loss channels. *ICME 2007* (pp. 947-950). School of Computer Engineering, Nanyang Technological University.
- Xu J, Luo X, Wang G, et al: A deep convolutional neural network for segmenting and classifying epithelial and stromal regions in histopathological images. *Neurocomputing* 191:214-223, 2016 Crossref, Medline, Google Scholar
- Yijiang Chen, BS¹; Andrew Janowczyk, PhD^{1,2}; and Anant Madabhushi, PhD represent the official views of the National Institutes of Health, the US Department of Veterans Affairs, the US Department of Defense, or the US Government
- Zarella, M. D., Bowman, D., Aeffner, F., et al:(2018). A practical guide to whole slide imaging a white paper from the digital pathology association. *Archives of pathology & laboratory medicine*. DOI: 10.5858/arpa.2018-0343-RA, 2018

ภาคผนวก ก
(Source code)



ภาคผนวก ก

Source code

แสดง Source code ในส่วนของโปรแกรม โดยประกอบไปด้วยโค้ดหลักสำหรับบีบอัดภาพและการตรวจสอบคุณภาพของภาพ

การบีบอัดภาพ

1.การอัปโหลดรูปเข้าสู่โปรแกรม

```
from openslide import OpenSlide

level = 1

Imno = ('D:/CNN/Dataset/dataOG/test/normal/n1.svs');

Ono = OpenSlide(Imno) # Load an SVS file

dino = Ono.level_dimensions[level] #size of image in level

ogno = Ono.read_region((0,0),level, dino)
```

2.การบีบอัดภาพ JPEG

```
from PIL import Image

imno.save(('F:/CNN_data_test/train_jpg50/normal/%d.jpg'%q),"JPEG",quality=50)
```

3.การบีบอัดภาพ PNG

```
from PIL import Image

imno.save(('F:/CNN_data_test/train_png9/normal/%d.png'%q),"PNG",compress_level=9)
```

4.การบีบอัดภาพ JPEG2000

```
from PIL import Image
```

```
imno.save(('F:/CNN_data_test/JP2/test'+str(v)+'normal/%d.jp2'%q),'JPEG2000',
quality_mode='dB', quality_layers=[100])
```

การตรวจสอบคุณภาพของภาพ

1. คำนวณหาอัตราส่วนการการบีบอัดจากขนาดไฟล์ก่อนและหลังการบีบอัด

```
file_nor= ('D:/CNN/Dataset/dataforjp2/train/normal/%d.svs' %q)

file_stats_nor = os.stat(file_nor)

og_nor = file_stats_nor.st_size/(1024*1024)

file_ab= ('D:/CNN/Dataset/dataforjp2/train/abnormal/%d.svs' %q)

file_stats_ab = os.stat(file_ab)

og_ab = file_stats_ab.st_size/(1024*1024)

nor= ('F:/CNN_data_test/JP2/train'+str(v)+'normal/%d.jp2' %q)

stats_nor = os.stat(nor)

nor = stats_nor.st_size/(1024*1024)

ab= ('F:/CNN_data_test/JP2/train'+str(v)+'abnormal/%d.jp2' %q)

stats_ab = os.stat(ab)

ab = stats_ab.st_size/(1024*1024)

ra_no = og_nor/nor

ra_ab = og_ab/ab
```

2. คำนวณหาค่า Peak signal-to-noise ratio (PSNR)

```
def PSNR(img1, img2):

    img1 = img1.astype(np.float64)

    img2 = img2.astype(np.float64)
```



```

mse = np.mean( (img1 - img2) ** 2 )

if mse == 0:

    return 100

PIXEL_MAX = 255.0

return 20 * log10(PIXEL_MAX / sqrt(mse))

```

3. Convolutional Neural Network (CNN)

```

def build_model(backbone, lr=1e-4):

    model = Sequential()

    model.add(backbone)

    model.add(layers.GlobalAveragePooling2D())

    model.add(layers.Dropout(0.5))

    model.add(layers.BatchNormalization())

    model.add(layers.Dense(2, activation='softmax'))

    model.compile( loss='binary_crossentropy',optimizer=Adam(lr=lr),

        metrics=['accuracy'] )

    return model

resnet = DenseNet201(

    weights='imagenet',

    include_top=False,

    input_shape=(224,224,3))

model = build_model(resnet ,lr = 1e-4)

model.summary()

```



ประวัติย่อผู้ทำโครงการ

ประวัติย่อผู้ทำโครงการ



ชื่อ ชื่อสกุล	นางสาว คุณากร เอียสกุล
วันเดือนปีเกิด	2 พฤศจิกายน 2541
สถานที่เกิด	อำเภอเมือง จังหวัดหนองคาย
สถานที่อยู่ปัจจุบัน	150 ถ.พานิชบำรุง ต.ท่าบ่อ อ.ท่าบ่อ จ.หนองคาย 43110
หมายเลขโทรศัพท์ติดต่อ	098-2569224
ประวัติการศึกษา	พ.ศ. 2559 มัธยมศึกษาปีที่ 6 จากโรงเรียนจุฬาภรณราชวิทยาลัย เลข
พ.ศ. 2563	กำลังศึกษาระดับปริญญาตรี สาขาวิชาวิศวกรรม คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

ประวัติย่อผู้ทำโครงการ



ชื่อ ชื่อสกุล	นางสาว ชญชนก พุมพิจ
วันเดือนปีเกิด	1 กุมภาพันธ์ 2542
สถานที่เกิด	อำเภออากาศอำนวย จังหวัดสกลนคร
สถานที่อยู่ปัจจุบัน	101 ม.1 ต.โพนงาม อ.อากาศอำนวย จ.สกลนคร 47170
หมายเลขโทรศัพท์ติดต่อ	0929141841
ประวัติการศึกษา	พ.ศ. 2559 มัธยมศึกษาปีที่ 6 จากโรงเรียนสกลราชวิทยานุกูล สกลนคร
พ.ศ. 2563	กำลังศึกษาระดับปริญญาตรี สาขาวิชาวิศวกรรม คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ