



การระบุพื้นที่ช่องว่างระหว่างกระดูกส่วนขาเพื่อคำนวณมวลกล้ามเนื้อเชิงพื้นที่จากภาพถ่ายรังสีระดับ

ต่ำ

IDENTIFYING INTEROSSEOUS SPACE OF LEG FOR AREA-BASED MUSCLE MASS
CALCULATION FROM LOW RADIATION IMAGES

ศิวกรณ์ อาจารย์รักษา

มหาวิทยาลัยบูรพา

2563

การระบุพื้นที่ช่องว่างระหว่างกระดูกส่วนขาเพื่อคำนวณมวลกล้ามเนื้อเชิงพื้นที่จากภาพถ่ายรังสีระดับ
ต่ำ



ศิวกรณ์ อาจารย์รักษา

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิทยาการสารสนเทศ

คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยบูรพา

2563

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยบูรพา

IDENTIFYING INTEROSSEOUS SPACE OF LEG FOR AREA-BASED MUSCLE MASS
CALCULATION FROM LOW RADIATION IMAGES



SIWAKORN ARTRAKSA

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF
THE REQUIREMENTS FOR MASTER OF SCIENCE
IN INFORMATICS
FACULTY OF INFORMATICS
BURAPHA UNIVERSITY

2020

COPYRIGHT OF BURAPHA UNIVERSITY

คณะกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์และคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ได้พิจารณา
วิทยานิพนธ์ของ ศิวกรณ์ อาจักษณ์ ฉบับนี้แล้ว เห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตาม
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการสารสนเทศ ของมหาวิทยาลัยบูรพาได้

คณะกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์

..... อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. กฤษณะ ชินสาร)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธาน
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. กฤษณะ ชินสาร)

..... กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุวรรณ รัศมีขวัญ)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ปรเมศวร์ ห่อแก้ว)

คณะวิทยาการสารสนเทศอนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการสารสนเทศ ของมหาวิทยาลัยบูรพา

..... คณบดีคณะวิทยาการสารสนเทศ

()

วันที่.....เดือน.....พ.ศ.....

60910064: สาขาวิชา: วิทยาการสารสนเทศ; วท.ม. (วิทยาการสารสนเทศ)

คำสำคัญ: การระบุพื้นที่ช่องว่างระหว่างกระดูกส่วนขาเพื่อคำนวณมวลกล้ามเนื้อเชิงพื้นที่จากภาพถ่ายรังสีระดับต่ำ, ภาพถ่ายรังสีเอกซ์/มวลกล้ามเนื้อ, ช่องว่างระหว่างกระดูก, กระดูกหน้าแข้ง

ศิวกรณ์ อาจารย์ : การระบุพื้นที่ช่องว่างระหว่างกระดูกส่วนขาเพื่อคำนวณมวลกล้ามเนื้อเชิงพื้นที่จากภาพถ่ายรังสีระดับต่ำ. (IDENTIFYING INTEROSSEOUS SPACE OF LEG FOR AREA-BASED MUSCLE MASS CALCULATION FROM LOW RADIATION IMAGES)
คณะกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์: กฤษณะ ชินสาร ปี พ.ศ. 2563.

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอขั้นตอนวิธีและลักษณะทางภาพถ่ายรังสีเอกซ์ส่วนขา ภาพถ่ายรังสีเอกซ์ได้มาจาก เครื่องถ่ายภาพรังสีเอกซ์ Dual Energy X-ray Absorptiometry (DXA) และประกอบด้วย 3 ส่วนประกอบ (กล้ามเนื้อ ไขมัน และกระดูก) เครื่อง DXA สร้างภาพที่แตกต่างกันสองภาพภาพสีเทาและภาพสีแต่ละภาพมีข้อมูลที่แตกต่างกัน กล้ามเนื้อและไขมันเป็นสององค์ประกอบที่สามารถใช้ในการคำนวณมวลกล้ามเนื้อ บริเวณกระดูกถูกใช้เพื่อคำนวณการประมาณค่าการวัดความหนาแน่นของมวลกระดูก (BMD) ในฐานะตัวบ่งชี้โรคกระดูกพรุน มวลกล้ามเนื้อใช้สำหรับการคำนวณดัชนีมวลกาย ในการระบุช่องว่างระหว่างกระดูกจากภาพถ่ายรังสีเอกซ์ระดับต่ำได้อย่างอัตโนมัติเพื่อช่วยในการสนับสนุนการตัดสินใจของแพทย์ ในขั้นตอนวิธีการที่นำเสนอมี 3 ขั้นตอนหลักได้แก่ ขั้นตอนการปรับปรุงคุณภาพของภาพถ่ายรังสีเอกซ์เพื่อให้ง่ายต่อการประมวลผลภาพ ขั้นตอนการเลือกบริเวณขาที่อ่อนล้า และขั้นตอนการระบุตำแหน่งและประมาณค่าช่องว่างระหว่างกระดูก ลักษณะของช่องว่างระหว่างกระดูกขาที่ได้จากการถ่ายภาพรังสีเอกซ์ประกอบด้วย 2 ลักษณะ คือ ช่องว่างระหว่างกระดูกที่แสดงเพียงช่องเดียว และลักษณะของช่องว่างระหว่างกระดูกที่แสดงหลายช่องแต่แท้ที่จริงคือช่องว่างกระดูกเพียงช่องเดียว โดยประสิทธิภาพการระบุช่องว่างระหว่างกระดูกจะถูกประเมินเมื่อเปรียบเทียบกับภาพเฉลยและคำนวณหาความถูกต้องร้อยละจากการเปรียบเทียบ 3 วิธีดังนี้ Jaccard Index (JI) 91.89%, DICE Coefficient 96.35% และ Confusion Matrix 94.25 %

60910064: MAJOR: INFORMATICS; M.Sc. (INFORMATICS)

KEYWORDS: shinbone interosseous space, bones, Dual Energy X-ray
Absorptiometry (DXA)

SIWAKORN ARTRAKSA : IDENTIFYING INTEROSSEOUS SPACE OF LEG FOR
AREA-BASED MUSCLE MASS CALCULATION FROM LOW RADIATION IMAGES. ADVISORY
COMMITTEE: KRISANA CHINNASARN, Ph.D. 2020.

The new shinbone interosseous space of the leg segmentation, X-ray images method was proposed in this dissertation. The images were obtained from Dual Energy X-ray Absorptiometry (DXA). The DXA scanner produces a gray-level image and color image at the same time. Each image consists of 3 components (muscle, fat, and bone). Muscle area and fat area are two principal components that could be calculated muscle mass. The bone area was used to estimate bone mineral density (BMD). It could be measured as an osteoporosis indicator. Muscle mass is used for calculating body mass index. In the proposed algorithm, there are 3 main steps. Firstly, X-ray image quality was enhanced. Secondly, the gap between the leg was estimated. Lastly, the main features of the space between the leg bones were obtained. The experimental result was compared with the 3 evaluation methods: Jaccard Index (JI) 91.89%, DICE Coefficient 96.35%, and Confusion Matrix 94.25%.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสร็จสมบูรณ์ได้ด้วยดีด้วยการสนับสนุนจากคณาจารย์หลายท่านของคณะ
วิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยบูรพาทุกท่านที่ช่วยให้ความรู้แก่ผู้วิจัย โดยเฉพาะอย่างยิ่ง ผู้ช่วย
ศาสตราจารย์ ดร. กฤษณะ ชินสาร และ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุวรรณ รัศมีขวัญ ที่ช่วยให้คำปรึกษา
และแนวทางในการดำเนินงานวิทยานิพนธ์เล่มนี้ อีกทั้งยังช่วยแก้ไขข้อบกพร่องและแนะนำในงานเขียน
วิทยานิพนธ์ด้วยดีเสมอมา

ขอขอบคุณ คุณพ่อ คุณแม่ พี่ๆ และเพื่อนๆ ที่ช่วยเหลือในการให้คำแนะนำและให้กำลังใจใน
การเรียนและการดำเนินงานวิทยานิพนธ์ตลอดเวลาที่ผ่านมาทำให้ผู้วิจัยประสบความสำเร็จในการศึกษา
ด้วยดี

วิทยานิพนธ์นี้ได้รับทุนอุดหนุนงานวิจัยจากสำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ (วช.)

วิทยานิพนธ์นี้ได้รับทุนอุดหนุนงานวิจัยจากมหาวิทยาลัยบูรพา ปีงบประมาณ 2561

ศิวกรณ์ อจรรักษา

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	จ
กิตติกรรมประกาศ	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญรูปภาพ.....	ฎ
บทที่ 1.....	1
บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ประเด็นปัญหาทางานวิจัย.....	3
1.3 วัตถุประสงค์งานวิจัย.....	6
1.4 ขอบเขตงานวิจัย.....	6
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	6
1.6 แผนการดำเนินงานวิจัย.....	7
บทที่ 2.....	8
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	8
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	8
2.1.1 องค์ประกอบในร่างกาย	8
2.1.2 กายวิภาคศาสตร์กล้ามเนื้อ	9
2.1.3 กายวิภาคศาสตร์กระดูกปลายแขนและขา.....	11
2.1.4 กายวิภาคศาสตร์กล้ามเนื้อการตรวจวัดมวลกล้ามเนื้อและไขมันในร่างกาย.....	16

2.1.4.1	คำนวณมวลกล้ามเนื้อ ไขมัน ในร่างกาย	16
2.1.5	โรคที่เกิดจากปริมาณกล้ามเนื้อต่ำ	19
2.1.6	เครื่องตรวจความหนาแน่นกระดูกและเนื้อเยื่อ (Dual Energy X-ray Absorptiometry: DEXA).....	19
2.1.7	ระบบสี (Color Spaces).....	20
2.1.8	ปรับปรุงคุณภาพของฮิสโตแกรม (Histogram Equalization).....	20
2.1.9	สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson Product-moment Coefficient หรือ Pearson Correlation).....	21
2.1.10	ค่าความโด่ง(Kurtosis)	21
2.1.11	Top-hat Transform	22
2.1.12	Bottom-hat Transform.....	23
2.1.13	Image Subtraction	23
2.1.14	Labeling	24
2.1.15	Local Entropy	24
2.1.16	Gradient Vector Flow (GVF).....	24
2.2	งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	25
บทที่ 3	28
วิธีดำเนินงานวิจัย	28
3.1	ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลภาพ	29
3.2	ขั้นตอนก่อนการประมวลผลภาพ (Pre-process)	30
3.2.2	ขั้นตอนการหาความสัมพันธ์ระหว่างภาพสีและภาพระดับเทา.....	32
3.2.3	การปรับปรุงคุณภาพ	34
3.2.4	ขั้นตอนการซ้อนทับเพื่อลบ (Subtraction).....	35
3.2.5	ขั้นตอนการกำจัดภาพสัญญาณรบกวน (Remove noise).....	35

3.3 ขั้นตอนการระบุช่องว่างระหว่างกระดูก	35
บทที่ 4.....	39
ผลการทดลอง	39
4.1 ขั้นตอนก่อนการประมวลผลภาพ (Pre-process)	39
4.1.1 กระบวนการหาพื้นที่บริเวณบางส่วนปลาย	39
4.1.2 ขั้นตอนการหาความสัมพันธ์ระหว่างภาพ	41
4.1.3 การปรับปรุงคุณภาพของภาพ.....	41
4.1.4 ขั้นตอนการซ้อนทับเพื่อลบ(Subtraction)	43
4.1.5 ขั้นตอนการกำจัดภาพสัญญาณรบกวน (Remove noise).....	43
4.2 ขั้นตอนการระบุช่องว่างระหว่างกระดูก	44
4.3 การวัดประสิทธิภาพความถูกต้อง.....	46
บทที่ 5.....	48
สรุปผลการทดลอง	48
5.1 สรุปผลการทดลอง.....	48
5.2 วิเคราะห์ผลการทดลอง	48
5.3 งานที่จะทำต่อในอนาคต.....	48
บรรณานุกรม.....	49
ภาคผนวก.....	52
ภาคผนวก ก	53
ภาคผนวก ข	56
ภาคผนวก ค	62
ประวัติย่อของผู้วิจัย.....	70

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1-1 แผนดำเนินงานวิจัย.....	7
ตารางที่ 2-1 เกณฑ์ค่าดัชนีมวลกาย.....	18
ตารางที่ 2-2 เกณฑ์การแบ่งไขมันในร่างกาย.....	18
ตารางที่ 4-1 ขั้นตอนการหาพื้นที่ไขมันส่วนปลาย	40
ตารางที่ 4-2 การปรับปรุงคุณภาพของภาพระดับเทาและภาพสี โดย Histogram Equalization (HE) Top-hat Transform และ Bottom-hat Transform.....	41
ตารางที่ 4-3 อัตราร้อยละการวัดประสิทธิภาพความถูกต้องด้วย Jaccard index , DICE Coefficient และ Confusion Matrix.....	47
ตารางที่ 5-1 ภาพขาบริเวณล่างที่มีช่องว่างระหว่างกระดูก 1 ช่องที่ได้รับ การลบภาพสัญญาณรบกวน	53
ตารางที่ 5-2 ภาพขาบริเวณล่างที่มีช่องว่างระหว่างกระดูก 2 ช่องที่ได้รับ การลบภาพสัญญาณรบกวน	54
ตารางที่ 5-3 ภาพขาบริเวณล่างที่มีช่องว่างระหว่างกระดูก 1 ช่องที่ได้รับ การระบุช่องว่างระหว่าง กระดูก.....	56
ตารางที่ 5-4 ภาพขาบริเวณล่างที่มีช่องว่างระหว่างกระดูก 2 ช่องที่ได้รับ การระบุช่องว่างระหว่าง กระดูก.....	57
ตารางที่ 5-5 ปริมาณมวลกล้ามเนื้อ ไขมัน และกระดูก.....	59

สารบัญรูปภาพ

	หน้า
รูปที่ 1-1 ฮิตโตแกรมของภาพ (a) ภาพระดับเทา (b) ภาพสี (c) ภาพ Red Channel.....	3
รูปที่ 1-2 ภาพการวางขาที่มีองศาไม่เหมาะสม.....	4
รูปที่ 1-3 ภาพช่องว่างระหว่างกระดูกไม่ชัดเจนของภาพสี(ซ้าย) และภาพระดับเทา(ขวา).....	5
รูปที่ 1-4 ภาพการวางขาที่มีองศาที่เหมาะสม.....	5
รูปที่ 1-5 ภาพช่องว่างระหว่างกระดูกชัดเจนของภาพสี(ซ้าย) และภาพระดับเทา(ขวา).....	5
รูปที่ 2-1 องค์ประกอบในร่างกาย.....	9
รูปที่ 2-2 ชนิดของกล้ามเนื้อ.....	11
รูปที่ 2-3 กระดูกอัลนาส่วนต้น.....	12
รูปที่ 2-4 กระดูกอัลนาส่วนกลาง.....	13
รูปที่ 2-5 กระดูกอัลนาส่วนปลาย.....	13
รูปที่ 2-6 กระดูกเรเดียส.....	15
รูปที่ 2-7 กระดูกขาส่วน Fibula และ Tibia.....	15
รูปที่ 2-8 ตัวอย่างเครื่องวัดองค์ประกอบร่างกาย BIA.....	16
รูปที่ 2-9 ตัวอย่างผลลัพธ์จากเครื่อง DEXA.....	17
รูปที่ 2-10 เครื่อง Dual Energy X-ray Absorptiometry: DEXA.....	19
รูปที่ 2-11 ค่าความโด่ง(Kurtosis) แบบ Platykurtic แบบ Leptokurtic และ แบบ Mesokurtic .	22
รูปที่ 3-1 ขั้นตอนการดำเนินงาน.....	28
รูปที่ 3-2 ภาพฮิตโตแกรมของภาพระดับเทา.....	29
รูปที่ 3-3 ภาพฮิตโตแกรมของภาพสี.....	29
รูปที่ 3-4 กราฟความเข้มแสงของภาพ Gray Red Channel Green Channel และ Blue Channel ในแนวตั้งตามลำดับ.....	30

รูปที่ 3-5 กราฟความเข้มแสงของภาพ Gray Red Channel Green Channel และ Blue Channel ในแนวนอนตามลำดับ.....	30
รูปที่ 3-6 (ก) คือ ภาพระดับเทา และ (ข) คือ ภาพผลลัพธ์การคำนวณเอนโทรปี	31
รูปที่ 3-7 (ก) คือการระบุตำแหน่งของขาส่วนปลาย และ (ข) คือภาพผลลัพธ์ของการครอบตัดภาพสี และภาพระดับเทา.....	32
รูปที่ 3-8 ภาพระบบสีนำเงินของภาพสี.....	34
รูปที่ 3-9 ภาพระบบสีนำเงินของภาพสีที่ปรับปรุงคุณภาพ	34
รูปที่ 3-10 (ก) คือ ทิศทางในแนวนอน และ (ข) คือ ทิศทางในแนวตั้ง ของ Sobel filter.....	35
รูปที่ 3-11 ขนาดของเวกเตอร์ที่เข้าขอบ	36
รูปที่ 3-12 จำนวนขอบของวัตถุในภาพ.....	36
รูปที่ 3-13 (ก) ช่องระหว่างกระดูกหนึ่งช่อง และ (ข) ช่องระหว่างกระดูกสองช่อง.....	37
รูปที่ 3-14 (ก) การระบุตำแหน่งของช่องบน(จุดสีเหลืองด้านบน) และช่องล่าง(จุดสีเหลืองด้านล่าง) และ (ข) วิธีการประมาณค่าความยาวของเส้น C	38
รูปที่ 4-1 Scatter plot แสดงค่าเฉลี่ยของความสัมพันธ์.....	42
รูปที่ 4-2 (ก) ภาพระบบสีนำเงินที่ผ่าน Top-hat Transform และ(ข) ภาพระดับเทาผ่าน Bottom-hat Transform.....	42
รูปที่ 4-3 ภาพผลลัพธ์การซ้อนทับเพื่อลบ (Subtraction).....	43
รูปที่ 4-4 ภาพผลลัพธ์การทับซ้อนทับเพื่อลบ(Subtraction) และกราฟ surface ของภาพที่ผ่านทับซ้อนเพื่อลบ	44
รูปที่ 4-5 ภาพผลลัพธ์การกำจัดสัญญาณรบกวน และ กราฟ Surface ของภาพที่ผ่านกำจัดสัญญาณรบกวน	44
รูปที่ 4-6 (ก) ภาพที่ระบุช่องทั้งหมด(ภาพระดับเทาและภาพสี) (ข) ภาพของช่องที่มีค่าความโค้งมากที่สุด(ภาพระดับเทาและภาพสี) (ค) ภาพ groundtruth ระดับเทา.....	45
รูปที่ 4-7 (ก) ภาพที่ระบุช่องทั้งหมด(ภาพระดับเทาและภาพสี) (ข) เลือกช่องการประมาณช่องระหว่างกระดูก.....	46

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในร่างกายมนุษย์ส่วนใหญ่ประกอบไปด้วยกล้ามเนื้อ ไขมัน กระดูก และน้ำ คือ “น้ำหนัก” รวมของกล้ามเนื้อในร่างกาย โดยไขมันรวมกระดูก กล้ามเนื้อเป็นส่วนสำคัญที่ช่วยให้ร่างกายสามารถเคลื่อนไหวได้ไม่ใช่แค่กระดูกหรือไขข้อ แต่กล้ามเนื้อก็เป็นส่วนการบังคับการเคลื่อนไหวที่สำคัญ ปริมาณของมวลกล้ามเนื้อจะไม่คงที่ขึ้นอยู่กับ การเปลี่ยนแปลงเมื่ออายุมากขึ้น ปริมาณของมวลกล้ามเนื้อจะลดลงส่งผลให้การเคลื่อนไหวน้อยลง กล้ามเนื้อที่แข็งแรงจะช่วยให้ร่างกายเพิ่มอัตราการเผาผลาญ เพิ่มความหนาแน่นของกระดูกทำให้กระดูกแข็งแรงเพิ่มขึ้น ลดอาการปวดบริเวณข้อ ลดการหักของกระดูก และช่วยควบคุมน้ำหนัก เมื่อกล้ามเนื้อมีปริมาณที่น้อยกว่าเกณฑ์ร่างกายจะให้ความสำคัญกับการสร้างกล้ามเนื้อมากกว่าการรักษาอาการบาดเจ็บ สารเคมีที่ช่วยสร้างกล้ามเนื้อในขณะเดียวกันสารเคมีตัวเดียวกันจะช่วยให้การสลายไขมันและลดความเครียด น้ำหนักตัวมากหรือน้ำหนักตัวน้อยไม่สามารถสรุปได้ว่า มีน้ำหนักมากแล้วมวลกล้ามเนื้อมากตาม เพราะบางครั้งการที่มีน้ำหนักมากอาจจะมาจากปริมาณน้ำและไขมันในร่างกาย ยิ่งคนที่มีปริมาณสัดส่วนของมวลกล้ามเนื้อมาก ระบบเผาผลาญในร่างกายจะมีประสิทธิภาพ

ในปัจจุบันมีการวัดความหนาแน่นและปริมาณไขมันในร่างกาย โดยใช้วิธีที่เป็นมาตรฐานในการประเมินภาวะอ้วนหรือผอม คือ ดัชนีมวลกาย” หรือ “Body Mass Index (BMI)” คือการประมาณปริมาณไขมันในร่างกายเบื้องต้น หากมีค่าดัชนีมวลกายสูงความเสี่ยงที่จะเกิดโรค เช่น โรคเบาหวาน โรคความดันโลหิตสูง โรคไขมันในเลือดสูง และอาจส่งผลให้เกิดโรคเมตาบอลิกซินโดรม การคำนวณดัชนีมวลกายอาจเกิดความผิดพลาดได้เนื่องจากการคำนวณดัชนีมวลกายใช้ส่วนสูงในการคำนวณ แต่ผู้สูงอายุส่วนสูงอาจลดลงเพราะอายุมากขึ้นค่าความหนาแน่นของกระดูกลดลงส่งผลให้เกิดโรคกระดูกพรุน และส่วนสูงของผู้สูงอายุลดลง จึงทำให้การคำนวณดัชนีมวลกายที่ผิดพลาด

นอกจากนี้ยังมีวิธีนำภาพ X-ray มาคำนวณปริมาณมวลกล้ามเนื้อและไขมันเชิงพื้นที่บริเวณขาและแขนโดยใช้เครื่อง Dual Energy X-ray Absorptiometry (DEXA) เป็นเครื่องมือมาตรฐานในการวินิจฉัยโรคกระดูกหรือวัดค่าความหนาแน่นของกระดูก การทำงานของเครื่อง DEXA จะปล่อยรังสีเอกซ์ที่มี 2 ค่าพลังงานผ่านร่างกาย โดยกระดูกและเนื้อเยื่อที่ความหนาแน่นไม่เท่ากัน ภาพสแกนที่ได้

จะขึ้นอยู่กับความหนาแน่นของกระดูกและเนื้อเยื่อ จะแบ่งเป็น 3 รูปแบบ ได้แก่ กระดูก(Bone) ไขมัน (Fat) และ กล้ามเนื้อ(Muscle) การคำนวณปริมาณมวลกล้ามเนื้อที่แม่นยำนั้นต้องแยกพื้นที่ กระดูก และกล้ามเนื้อ แต่ภาพถ่ายที่ได้จากเครื่อง DEXA มีความคมชัดต่ำ จึงทำให้ช่องว่างระหว่างกระดูก (Interosseous space) บริเวณกระดูกขาและแขนส่วนปลาย มีความผิดพลาดโดยกล้ามเนื้อถูกมองเป็นกระดูกแต่แท้ที่จริงแล้วบริเวณนี้คือ กล้ามเนื้อ การตรวจสอบองค์ประกอบในร่างกาย (Body composition) สามารถตรวจด้วยเทคนิคอื่น ๆ เช่น เครื่อง Computerized Tomography Scan (CT Scan) หรือเครื่องเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ใช้ตรวจสอบร่างกายด้วยรังสีเอกซ์ที่มีปริมาณรังสีค่อนข้างสูง ภาพถ่ายรังสีเอกซ์ที่ได้ออกมาจากการฉายรังสีมีความคมชัดและแม่นยำสูง แต่ผู้ที่ได้รับการตรวจจะได้รับรังสีที่มีปริมาณสูงคือ 25 – 360 mSv (millisievert) ต่อครั้ง โดยปกติมนุษย์ได้รับรังสีจากธรรมชาติเฉลี่ยปริมาณ 1.5 mSv ต่อปี ดังนั้นถ้าเปรียบเทียบการตรวจด้วยเครื่อง CT Scan ผู้ตรวจจะได้รับปริมาณรังสีเทียบเท่ากับได้รับรังสีธรรมชาติถึง 20 ปี ซึ่งการได้รับรังสีเอกซ์ในปริมาณที่มากอาจทำให้เกิดความเสียหายในระดับพันธุกรรม และมีความเสี่ยงที่ก่อให้เกิดโรค เช่น โรคมะเร็ง โรคเนื้องอก โรคผิวหนัง เป็นต้น ดังนั้นการ ซึ่งเมื่อมาเปรียบเทียบกับเครื่อง เครื่อง Dual Energy X-ray Absorptiometry (DEXA) ซึ่งผู้ตรวจจะได้รับปริมาณการแผ่รังสีเอกซ์เข้าสู่ร่างกายในปริมาณต่ำกว่า เครื่อง Computerized Tomography Scan CT Scan) จะได้รับรังสีเอกซ์ในปริมาณต่ำคือ 0.8 – 4.6 mSv (millisievert)

หัวข้อวิจัยเป็นที่สนใจของคณะผู้วิจัย ศึกษาเพื่อออกแบบอัลกอริทึมการประมวลผลของ ภาพถ่ายร่างกายบริเวณขาและแขนชนิด X-ray ที่ได้ถ่ายภาพจากเครื่อง Dual Energy X-ray Absorptiometry (DEXA) สำหรับหาพื้นที่ของกล้ามเนื้อและไขมันที่แท้จริงในบริเวณขาและแขนส่วนปลาย และคำนวณปริมาณกล้ามเนื้อและไขมันเชิงพื้นที่ เพื่อพัฒนาขั้นตอนวิธีสนับสนุนการคำนวณ ปริมาณมวลกล้ามเนื้อและไขมัน

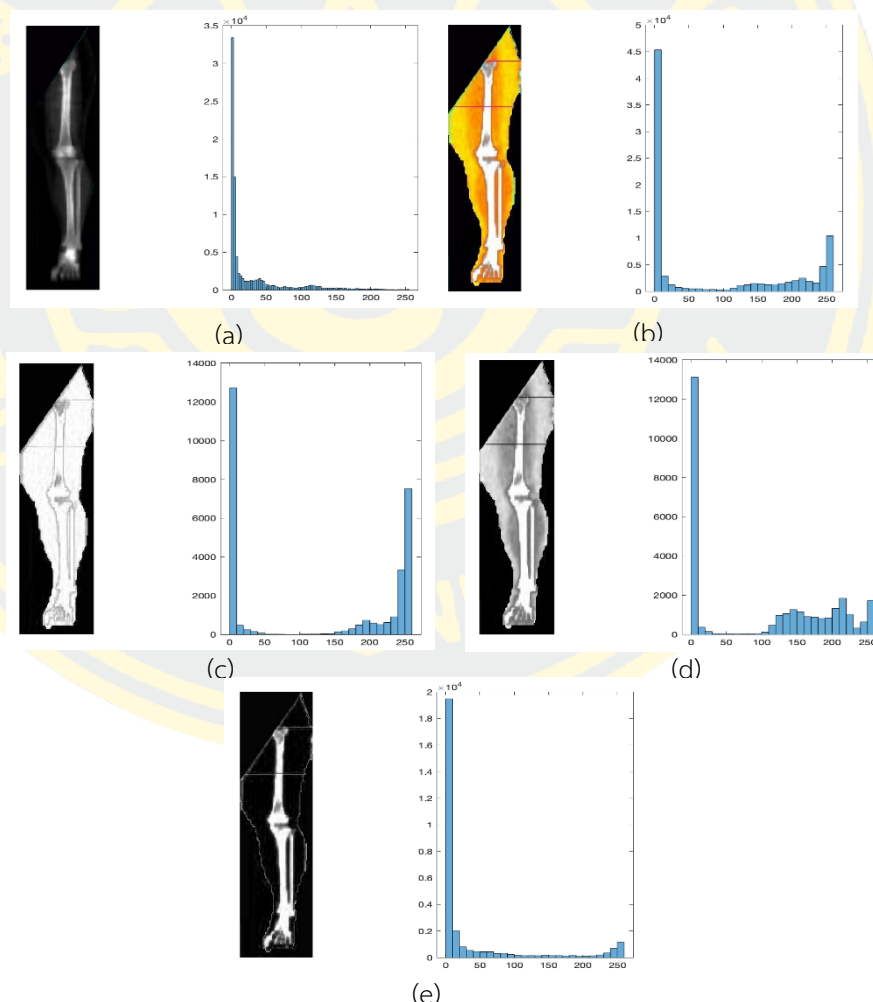
ผู้วิจัยทำการทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมสำหรับหาพื้นที่ของกล้ามเนื้อและไขมันที่แท้จริงในบริเวณกระดูกขาและแขน และคำนวณปริมาณกล้ามเนื้อและไขมันเชิงพื้นที่ กับข้อมูลภาพจากเครื่อง DEXA ซึ่งเป็นข้อมูลทดสอบจาก โรงพยาบาลมหาวิทยาลัยบูรพา จังหวัดชลบุรี

1.2 ประเด็นปัญหาทางวิจัย

ประเด็นปัญหาในการคำนวณปริมาณมวลกล้ามเนื้อและไขมันในเชิงพื้นที่จากภาพถ่าย X-ray สามารถจำแนกได้ดังนี้

- ข้อมูลภาพถ่ายรังสีเอ็กซ์ทั้งภาพสีและภาพระดับเทาที่มีข้อมูล (Information) ที่แตกต่างกัน แต่เป็นภาพที่เกิดจากการถ่ายพร้อมกัน
- ภาพถ่ายรังสีเอ็กซ์ที่ได้มีความคมชัดต่ำ ส่งผลให้พื้นที่ของช่องว่างระหว่างกระดูกไม่ชัดเจนจึงมีผลต่อการคำนวณมวลกล้ามเนื้อ และกระดูก

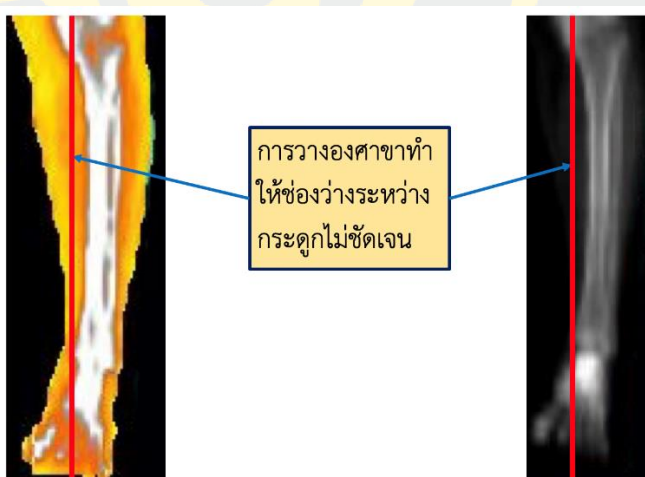
ประเด็นที่ 1 ภาพถ่ายรังสีเอ็กซ์ที่เกิดจาก 2 ค่าพลังงานในการถ่ายภาพครั้งเดียวจึงทำให้ได้ภาพระดับเทาและภาพสีที่มีขนาดเท่ากัน แต่มีคุณลักษณะเด่นข้อมูลภาพที่ต่างกัันดังรูปที่ 1-1



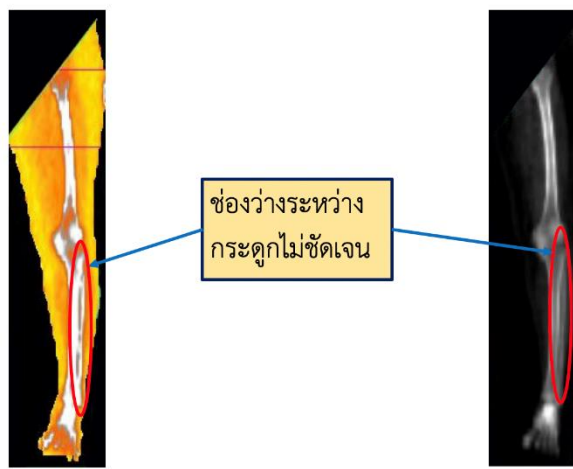
รูปที่ 1-1 ฮิสโตแกรมของภาพ (a) ภาพระดับเทา (b) ภาพสี (c) ภาพ Red Channel (d) ภาพ Green Channel และ (e) ภาพ Blue Channel

โดยจะใช้วิธีการเปรียบเทียบเพื่อหาความสัมพันธ์ของข้อมูลภาพในภาพระดับเทาที่มีลักษณะของกระดูกที่ชัดเจน และภาพสีมีลักษณะของกล้ามเนื้อและไขมันที่ชัดเจน โดยการนำภาพระดับเทาและภาพสีมาปรับปรุงคุณภาพและไม่ได้ปรับปรุงคุณภาพเพื่อดูความสัมพันธ์ของทั้งสอง

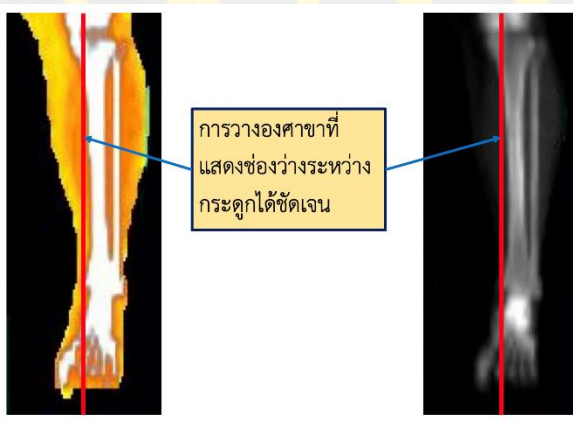
ประเด็นที่ 2 ภาพถ่ายรังสีเอ็กซี้ใช้ปริมาณรังสีต่ำและจากการถ่ายภาพไม่สามารถควบคุมการวางองศาการวางขาของคนไข้ได้หรือขาของคนไข้บิดเบี้ยวไม่สามารถวางในองศาที่เหมาะสมได้ดังรูปที่ 1-2 จึงส่งผลให้ภาพที่ได้มีความคมชัดต่ำบริเวณของช่องระหว่างกระดูกขาส่วนปลายถูกบดบังด้วยด้วยกระดูก หรือกระดูกถูกบดบังด้วยกล้ามเนื้อดังรูปที่ 1-3 เมื่อเปรียบเทียบกับการวางองศาที่เหมาะสมของคนไข้ดังรูปที่ 1-4 จึงทำให้ภาพของช่องว่างระหว่างกระดูกชัดเจนดังรูปที่ 1-5 ซึ่งในภาพที่แสดงช่องว่างกระดูกขาไม่ชัดเจนจึงทำให้ยากต่อการแยกองค์ประกอบของกล้ามเนื้อ ไขมันและกระดูกเพื่อคำนวณหาปริมาณกล้ามเนื้อ ไขมัน และกระดูกขาขาดความแม่นยำโดยนำภาพและวิธีการปรับปรุงภาพที่มีความสัมพันธ์กันมากที่สุดจากประเด็นที่ 1 เพื่อมาหาปริมาณของช่องว่างระหว่างกระดูก จากค่าของความเข้มแสง (Intensity)



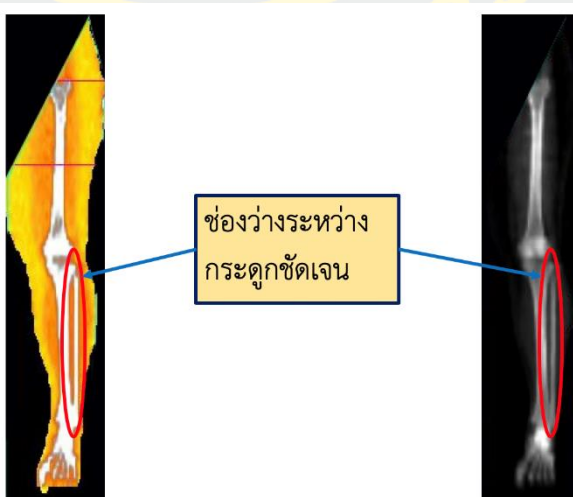
รูปที่ 1-2 ภาพการวางขาที่มีองศาไม่เหมาะสม



รูปที่ 1-3 ภาพช่องว่างระหว่างกระดูกไม่ชัดเจนของภาพลิ(ซ้าย) และภาพระดับเทา(ขวา)



รูปที่ 1-4 ภาพการวางขาที่มีองศาที่เหมาะสม



รูปที่ 1-5 ภาพช่องว่างระหว่างกระดูกชัดเจนของภาพลิ(ซ้าย) และภาพระดับเทา(ขวา)

1.3 วัตถุประสงค์งานวิจัย

1. ศึกษาวิธีการคำนวณปริมาณมวลกล้ามเนื้อ ไขมัน และกระดูก
2. ศึกษาวิธีการซ่อมแซมภาพถ่ายรังสีเอกซ์ในช่องว่างระหว่างกระดูกบริเวณขาส่วนปลาย
3. ศึกษาวิธีการประมาณค่าของพื้นที่ช่องว่างระหว่างกระดูกบริเวณขาส่วนปลาย
4. พัฒนาซอฟต์แวร์เพื่อช่วยสนับสนุนการคำนวณประมาณของมวลกล้ามเนื้อ ไขมัน และกระดูก

1.4 ขอบเขตงานวิจัย

1. ชุดข้อมูลจากโรงพยาบาลมหาวิทยาลัยบูรพา 46 ภาพ
2. ชนิดของภาพเป็นภาพถ่ายรังสีเอกซ์ (X-ray) คุณภาพต่ำแผ่รังสี 0.8 – 4.6 mSv
3. ลักษณะของข้อมูลภาพ คือ ภาพถ่ายรังสีเอกซ์ของโครงสร้างร่างกายบริเวณขาทั้ง ข้อมูลภาพสีและภาพระดับเทา

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้ขั้นตอนเพื่อช่วยในการคำนวณปริมาณกล้ามเนื้อและไขมันในเชิงพื้นที่ และช่วยอำนวยความสะดวกสบายในการวินิจฉัยความเสี่ยงในการเกิดโรคให้กับทางการแพทย์มากขึ้น
2. เพื่อช่วยลดอัตราการได้รับรังสีจากการฉายรังสีเอกซ์

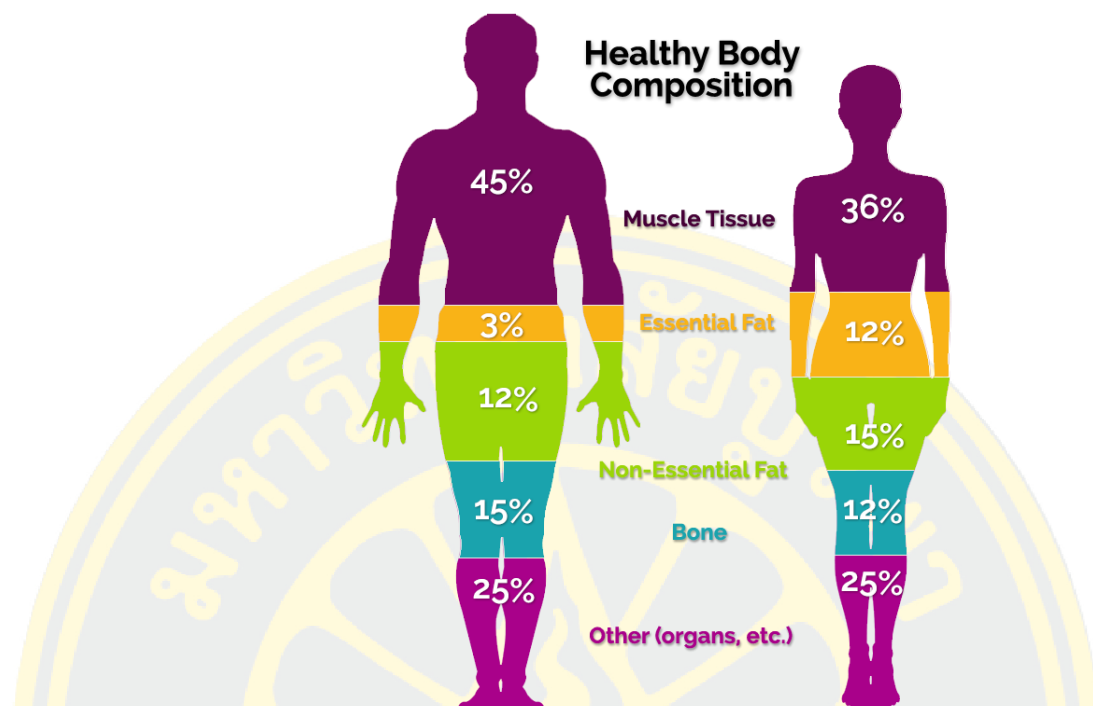
บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 องค์ประกอบในร่างกาย

โครงสร้างในร่างกายมนุษย์ แต่ละส่วนจะมีการจะมีการทำงานที่สัมพันธ์กัน โดยไม่มีส่วนใดที่สามารถทำงานอย่างอิสระยกเว้นเม็ดเลือดแดงประมาณได้ว่า 75 ถึง 80 เปอร์เซ็นต์ของร่างกายผู้ใหญ่ประกอบด้วยน้ำ ส่วนที่เหลือเป็นสารประกอบทางเคมี สารประกอบเหล่านี้รวมตัวกันเป็นเซลล์ หลายร้อยชนิดซึ่งเป็นหน่วยพื้นฐานที่เล็กที่สุดในร่างกายมนุษย์ มนุษย์มีโครงสร้างร่างกายที่ซับซ้อน โดยเฉลี่ยแล้วในร่างกายมนุษย์ประกอบไปด้วยเซลล์จำนวนมากเจริญเติบโตและทำหน้าที่เฉพาะ โดยเซลล์ชนิดเดียวกันจะรวมตัวเป็นเนื้อเยื่อ (Tissues) เนื้อเยื่อหลายๆ ประเภทเมื่อมาทำงานร่วมกัน เรียกว่า อวัยวะ (Organ) และในแต่ละอวัยวะทำงานร่วมกัน เรียกว่า ระบบ (System) ดังนั้นเมื่อเซลล์มารวมกลุ่มจะกลายเป็นเนื้อเยื่อ เช่น กระดูก กล้ามเนื้อ เป็นต้น เนื้อเยื่อเหล่านี้จะทำงานร่วมกันอย่างเป็นระบบภายในร่างกายเช่น ระบบกล้ามเนื้อ ระบบประสาท เป็นต้น การทำงานของระบบในร่างกายที่มีความสัมพันธ์กันดีมนุษย์จะมีสุขภาพร่างกายที่ดี



รูปที่ 2-1องค์ประกอบในร่างกาย

ที่มา: <http://www.diabetespreventioninstitute.com>

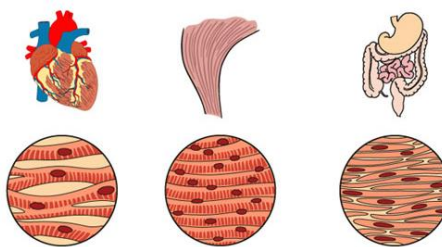
2.1.2 กายวิภาคศาสตร์กล้ามเนื้อ

กล้ามเนื้อ (Muscle) เป็นเนื้อเยื่อที่สามารถยืดหยุ่นและหดตัวได้ของทุกส่วนของร่างกายเกิดการเปลี่ยนแปลงจากของชิ้นเนื้อเยื่อในตัวอ่อน และเป็นระบบส่วนหนึ่งที่มีความสำคัญต่อการหดตัวและคลายตัวเพื่อให้เกิดการเคลื่อนที่ทั้งหมดของร่างกายทั้งภายนอกและอวัยวะภายใน กล้ามเนื้อมีหน้าที่หลักช่วยในการเคลื่อนที่ของร่างกายโดยเปลี่ยนพลังงานที่ได้รับจากสารอาหารมาเป็นพลังงานกล และมีหน้าที่รองเช่น ช่วยยึดบริเวณข้อต่อไว้ด้วยกัน ช่วยรักษาอุณหภูมิภายในร่างกายโดยผลิตความร้อนออกมาตามี่ร่างกายต้องการ กล้ามเนื้อหลายส่วนมีการหดตัวได้นอกเหนืออำนาจจิตใจ และมีผลต่อการดำรงชีวิต(Tortora & Derrickson, 2018) เช่น การบีบตัวของหัวใจเป็นกระบวนการที่ทำให้เกิดการผลักดันอาหารเข้าสู่ภายในทางเดินอาหาร และการหดตัวที่อยู่ภายในอำนาจจิตใจมีอิทธิพลต่อการเคลื่อนที่ของร่างกาย และสามารถควบคุมการหดตัวของกล้ามเนื้อได้ เช่น การหดตัวของกล้ามเนื้อบริเวณขา การกลอกตา

ใยกล้ามเนื้อมีหน้าที่ช่วยในการหดตัวซึ่งประกอบด้วย กล้ามเนื้อ Fast twitch และ Slow twitch โดยกล้ามเนื้อ Slow twitch สามารถหดตัวเป็นระยะเวลาสั้นแต่อัตราการเคลื่อนไหวช้า ในขณะที่กล้ามเนื้อ Fast twitch สามารถหดตัวในระยะเวลาที่สั้นและให้การเคลื่อนไหวที่เร็ว แต่กล้ามเนื้อจะอ่อนล้าได้ง่าย

ในร่างกายของมนุษย์จะประกอบด้วยกล้ามเนื้อประมาณ 639 มัด ซึ่งจำนวนกล้ามเนื้อไม่สามารถเพิ่มขึ้นด้วยการออกกำลังกาย แต่สิ่งที่มีขนาดโตขึ้นคือเซลล์กล้ามเนื้อ กล้ามเนื้อส่วนใหญ่ประกอบด้วยเซลล์กล้ามเนื้อ ภายในเซลล์ Myofibril เป็นโปรตีนหลักสำคัญต่อการยึดหดตัวของกล้ามเนื้อ ซึ่งภายในเซลล์มี Sarcomere ประกอบด้วย Actin และ Myosin เป็นโปรตีนช่วยในการเคลื่อนไหวภายในเซลล์และใยกล้ามเนื้อแต่ละเส้นจะถูกล้อมรอบด้วยเยื่อหุ้มใยกล้ามเนื้อ (Endomysium) ใยกล้ามเนื้อหลายเส้นรวมกันจะเกิดเป็นมัดกล้ามเนื้อ มัดกล้ามเนื้อดังกล่าวจะรวมตัวกันกลายเป็นกล้ามเนื้อที่อยู่ภายในเยื่อหุ้มมัดกล้ามเนื้อ (Muscle spindle) และส่งกระแสประสาทรับความรู้สึกกลับมาที่ระบบประสาทกลาง (Central nervous system) ดังนั้นกล้ามเนื้อเป็นระบบส่วนหนึ่งที่สำคัญต่อการเคลื่อนไหวของร่างกายซึ่งแบบออกเป็น 3 ชนิดดังนี้

1. กล้ามเนื้อโครงร่าง (Skeletal Muscle) เป็นกล้ามเนื้อที่ยึดติดอยู่บริเวณเนื้อเยื่อกระดูกโดยเอ็นกล้ามเนื้อทำหน้าที่ควบคุมการเคลื่อนไหวและรักษาท่าทางของร่างกาย เมื่อสังเกตกล้ามเนื้อดังกล่าวจะพบว่า มีลักษณะเป็นลาย กล้ามเนื้อชนิดนี้จะพบได้ทั่วไปในร่างกายซึ่งผู้ชายจะประกอบไปด้วย 40 – 50 % และผู้หญิงจะประกอบไปด้วย 30 – 40 %
2. กล้ามเนื้อเรียบ (Smooth Muscle) เป็นกล้ามเนื้อที่ไม่สามารถควบคุมได้อยู่ที่ผนังของอวัยวะภายใน เช่น ภายในผิวหนังที่ทำหน้าที่ให้ขนลุก และทางเดินอาหารที่ทำหน้าที่ควบคุมขนาดของช่องทางเดินอาหารและการบีบรัด
3. กล้ามเนื้อหัวใจ (Cardiac Muscle) เป็นกล้ามเนื้อที่อยู่บริเวณหัวใจช่วยในการบีบตัวของหัวใจ และมีหน้าที่ติดต่อกับใยกล้ามเนื้ออื่น ๆ



รูปที่ 2-2 ชนิดของกล้ามเนื้อ
ที่มา : <http://www.teachpe.com>

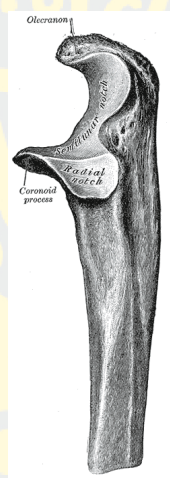
กล้ามเนื้อโครงร่างและกล้ามเนื้อหัวใจจัดเป็นกล้ามเนื้อลาย (Striated Muscle) เพราะมีเส้นใยของกล้ามเนื้อจัดเรียงอย่างเป็นระเบียบอยู่ภายในมัดกล้ามเนื้อ และกล้ามเนื้อลายสามารถหดตัวและคลายตัวได้เร็ว แต่ในขณะที่เดียวกันกล้ามเนื้อเรียบมีการหดตัวและคลายตัวได้ช้า

2.1.3 กายวิภาคศาสตร์กระดูกปลายแขนและขา

กระดูกปลายแขนในร่างกายของมนุษย์ประกอบไปด้วย 2 ชิ้นหลัก คือ กระดูกปลายท่อนแขนใน หรือ กระดูกอัลนา (Ulna) และกระดูกปลายท่อนแขนนอก หรือ กระดูกเรเดียส (Radius) ซึ่งกระดูกทั้ง 2 ชิ้นประกกันเป็นข้อต่อ Radioulnar Joint โดยมีเยื่อระหว่างกระดูก (Interosseous Membrane) เชื่อมระหว่างกระดูกหลักสองชิ้นนี้เป็นบริเวณสำคัญของกล้ามเนื้อและเอ็นต่าง ๆ เพื่อช่วยในการเคลื่อนไหวของปลายแขนและมือ

กระดูกปลายแขนด้านใน หรือ กระดูกอัลนา (Ulna) มีลักษณะที่ยาวมีรูปร่างคล้ายค้อน และมีหัวกระดูกขนาดใหญ่และเชื่อมต่อกับส่วนของกระดูกต้นแขน แต่มีส่วนปลายของกระดูกที่เรียวย่อยกว่ากระดูกเรเดียส กระดูกอัลนาสามารถแบ่งได้ 3 ส่วน คือ กระดูกส่วนต้น (Proximal/Upper Part) กระดูกส่วนกลาง (Body) และกระดูกส่วนท้าย (Distal/Lower Part) กระดูกอัลนามีส่วนหัวกระดูก (Head of Ulna) จะอยู่บริเวณส่วนปลายของกระดูก ซึ่งต่างจากกระดูกส่วนอื่นที่ส่วนหัวของกระดูกนั้นจะอยู่บริเวณต้นกระดูก ในส่วนต้นของกระดูกอัลนานั้นจะมีลักษณะใหญ่ มีส่วนที่เห็นได้ชัดเจนคือ Olecranon process เป็นกระดูกอัลนาที่มีขนาดใหญ่ มีลักษณะคล้ายตะขอยื่นออกมาด้านหลังของกระดูกต้นแขน มีพื้นผิวทางด้านบนเป็นจุดเกาะของปลายกล้ามเนื้อ Triceps brachii นอกจากนี้พื้นผิวด้านหลังยังเป็นบริเวณที่มีเอ็นยึดเกาะกระดูก

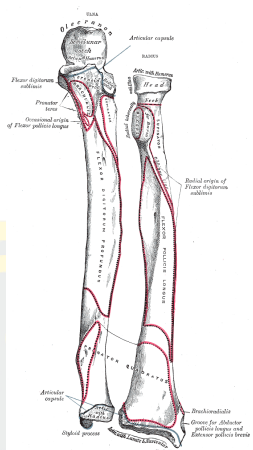
โดยรอบข้อศอก และ Coronoid process เป็นกระดูกที่มีขนาดเล็กกว่า Olecranon process ยื่นออกมาทางด้านหน้าและมีลักษณะที่งอเพื่อรับแอ่ง Coronoid fossa อยู่บริเวณด้านหน้าของกระดูกต้นแขนซึ่งเป็นจุดเกาะของกล้ามเนื้อจำนวนหนึ่ง และยังมีส่วนที่รับกระดูกเรเดียสซึ่งมีลักษณะโค้งเว้าคือ Semilunar notch เป็นร่องเว้าขนาดใหญ่มีหน้าที่รับกระดูกปลายแขน และ Radial notch เป็นร่องเว้าขนาดเล็กที่รับส่วนหัวของกระดูกเรเดียสซึ่งบริเวณดังกล่าวเกี่ยวข้องกับการพลิกและการหมุนของปลายแขน



รูปที่ 2-3 กระดูกอัลนาส่วนต้น

ที่มา: <https://th.wikipedia.org/wiki/กระดูกอัลนา>

กระดูกอัลนาส่วนกลาง หรือ ตัวกระดูกอัลนา มีลักษณะคล้ายแท่งปริซึมสามเหลี่ยมและมีลักษณะโค้งด้านหลังละด้านข้าง ส่วนกลางมีลักษณะตรง ส่วนล่างมีลักษณะกลมเรียบและโค้งงอไปทางด้านข้างเล็กน้อย ส่วนกลางของกระดูกอัลนาประกอบด้วยพื้นผิว 3 ด้าน และ 3 ขอบซึ่งเป็นจุดเกาะของกล้ามเนื้อ

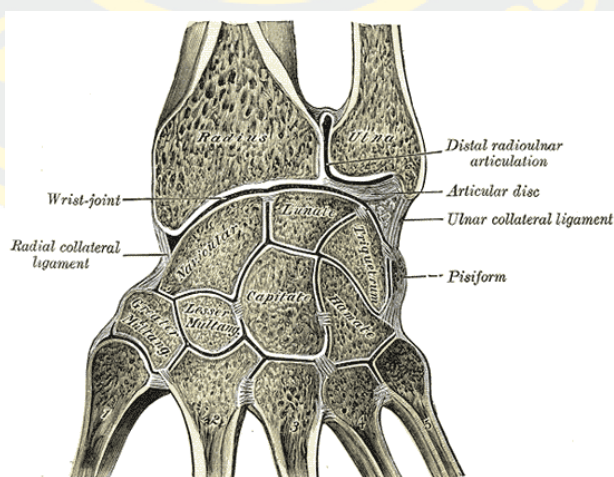


รูปที่ 2-4 กระดูกอัลนาส่วนกลาง

ที่มา: <https://th.wikipedia.org/wiki/ส่วนกลางของกระดูกอัลนา>

กระดูกอัลนาส่วนปลายเป็นกระดูกที่มีลักษณะขนาดเล็กมีปุ่มนูน 2 อัน อันแรกคือ ปุ่มกระดูกอัลนา (Head of Ulna) เป็นพื้นผิวข้อต่อ มีลักษณะกลมอยู่บริเวณด้านข้างซึ่งมีหน้าที่แบ่งระหว่างปุ่มหัวกระดูกและข้อมือ

ในขณะที่อีกส่วนซึ่งไปทางด้านข้างมีลักษณะแคบจะไข่ต่อกับร่องเว้าอัลนา (Ulnar notch) บนกระดูกเรเดียสเพื่อใช้เป็นข้อต่อ และ Styloid process เป็นส่วนเล็ก ๆ ที่ยื่นออกมาทางด้านหลังและด้านล่างของกระดูก ซึ่งเป็นจุดเกาะของข้อมือ



รูปที่ 2-0-5 กระดูกอัลนาส่วนปลาย

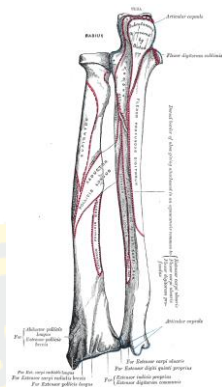
ที่มา: <http://www.wikiwand.com/th/ส่วนปลายของกระดูกอัลนา>

กระดูกปลายแขนด้านนอก หรือ กระดูกเรเดียส (Radius) เป็นกระดูกหลักชิ้นที่สองของปลายแขนซึ่งเชื่อมต่อระหว่างข้อศอกสองจุดคือ ข้อศอก (Elbow) และข้อมือ (Wrist) กระดูกเรเดียสมีลักษณะแท่งยาวและวางอยู่ข้างกระดูกอัลนา (Ulna) โดยมีแผ่นเอ็นชั้นระหว่างกระดูกสองชิ้นเรียกว่า Interosseous membrane เป็นกระดูกที่มีกล้ามเนื้อเกาะอยู่เป็นจำนวนมากเพื่อรับการเคลื่อนไหวของปลายแขนและข้อมือกระดูกค่อนข้างเล็กและส่วนปลายของกระดูกข้อมือ (Carpal bones) กระดูกเรเดียสแบ่งออกเป็น 3 ส่วน คือ กระดูกส่วนต้น (Proximal/Upper part) กระดูกส่วนกลาง (Body) และกระดูกส่วนปลาย (Distal/Lower part)

กระดูกเรเดียสส่วนต้น (Proximal/Upper part) มีโครงสร้างที่สำคัญ 3 ส่วน คือ ส่วนหัวกระดูก (Head of radius) ส่วนคอกระดูก (Neck) และส่วนที่มีปุ่มนูนเรเดียส (Radial tuberosity) ในส่วนหัวของกระดูกมีลักษณะเป็นทรงกระบอกตรง พื้นผิวเว้าเพื่อรับกระดูกต้นแขน (humerus) ซึ่งโครงสร้างในส่วนต้นนี้จะช่วยในการพลิกหงาย (Supination) ของปลายแขน ในส่วนคอกระดูก (Neck) ช่วยเป็นที่ยึดเกาะของกล้ามเนื้อเป็นบริเวณสำคัญที่เกี่ยวข้องโดยตรงกับการพลิกหงายของปลายแขน และในส่วนปุ่มนูนเรเดียส (Radial tuberosity) ปุ่มนี้จะอยู่ในส่วนของคอกระดูกเป็นจุดเกาะของปลายกล้ามเนื้อ

กระดูกเรเดียสส่วนกลาง (Body of the radius) มีลักษณะคล้ายปริซึมสามารถคลพแนวโค้งนี้ในส่วนของปลายกระดูก ขอบและพื้นผิวของกระดูกเป็นส่วนที่สำคัญช่วยให้กล้ามเนื้อยึดเกาะกับปลายแขนและมือ

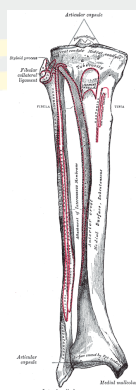
กระดูกเรเดียสส่วนปลาย (Distal end of the radius) มีลักษณะคล้ายสี่เหลี่ยมคางหมูซึ่งมีจุดเชื่อมต่อกับกระดูกขีตอื่น 2 จุด ได้แก่ 1.) ทางด้านปลายสุดจะต่อกับกระดูกในกลุ่มข้อมือ 2.) ด้านข้างจะต่อกับปลายกระดูกอัลนา



รูปที่ 2-6 กระดูกเรเดียส

ที่มา: <https://th.wikipedia.org/wiki/ส่วนต้นของกระดูกเรเดียส>

กระดูกปลายขาในร่างกายมนุษย์ประกอบไปด้วย 2 ชิ้นหลัก คือ กระดูกน่อง หรือ กระดูกฟีบูลา (Fibula) และ กระดูกแข้ง หรือ กระดูกทibia (Tibia) ดังรูปที่ 2-7 ซึ่งในกระดูกน่องและกระดูกแข้งนั้นจะเป็นขาบริเวณท่อนล่างได้เข้า โดยกระดูกน่องนั้นจะประกอบไปด้วยกระดูกเป็นกระดูกลักษณะยาวเรียวเล็กปลายมีลักษณะกระดูกคล้ายรูปสี่เหลี่ยมขนาดใหญ่ ด้านในจะติดกับกระดูกหน้าแข้ง ตอนกลางมีลักษณะบางเรียว หักงา และส่วนปลายล่างมีลักษณะแหลม ประกอบไปด้วยตาตุ่มด้านนอก เรียกว่า Lateral malleolus กระดูกส่วนปลายติดกับกระดูกข้อเท้า และในส่วนของกระดูกแข้งมีขนาดใหญ่กว่ากระดูกน่องและมีขนาดใหญ่เป็นอันดับที่สองในร่างกายมนุษย์รองจากกระดูกต้นขา (Femur) กระดูกแข้งนั้นมีการต่อกับในส่วนบนกับกระดูกต้นขาและกระดูกสะบ้า (Patella) ลักษณะของกระดูกตอนกลางคล้ายรูปสามเหลี่ยม หักง่าย ปลายล่างเล็กกว่าปลายบน บริเวณด้านล่างติดกับปลายของกระดูกน่อง และพื้นล่างติดกับกระดูกข้อเท้า



รูปที่ 2-7 กระดูกขาส่วน Fibula และ Tibia

ที่มา: <https://en.wikipedia.org/wiki/Fibula>

2.1.4 กายวิภาคศาสตร์กล้ามเนื้อการตรวจวัดมวลกล้ามเนื้อและไขมันในร่างกาย

การคำนวณเพื่อวัดปริมาณของกล้ามเนื้อและไขมันเพื่อวินิจฉัยโอกาสการเกิดโรค โดยปัจจุบันมีการตรวจวัดมวลกล้ามเนื้อหลายวิธีที่สามารถแบ่งแยกมวลกล้ามเนื้อและไขมันต่าง ๆ ออกจากกัน มีวิธีคำนวณผ่านส่วนสูงและน้ำหนักตัว ไปจนถึงการใช้อุปกรณ์เพื่อวัดโดยตรง ความแม่นยำในแต่ละวิธีก็จะแตกต่างกัน ดังนั้นการวัดมวลกล้ามเนื้อจะได้ข้อมูลของ มวลกระดูก มวลกล้ามเนื้อ และมวลไขมันในปัจจุบันมีวิธี ดังนี้

2.1.4.1 คำนวณมวลกล้ามเนื้อ ไขมัน ในร่างกาย

เครื่องวัดองค์ประกอบร่างกาย (Bioelectrical impedance analysis : BIA)

เป็นเครื่องประเมินองค์ประกอบของร่างกายหรือการวิเคราะห์ทางชีวภาพ เป็นวิธีประเมินส่วนประกอบของไขมันในร่างกายเมื่อเทียบกับมวลกาย ของเหลวในร่างกาย และมวลกล้ามเนื้อ ซึ่งเป็นส่วนสำคัญในการประเมินทางด้านสุขภาพและโภชนาการ โดยเครื่อง BIA มี 2 วิธี คือ

- 1.) เป็นเครื่องชั่งน้ำหนักและส่งกระแสไฟฟ้าที่ไม่เป็นอันตรายจะถูกส่งผ่านร่างกายและคำนวณเปอร์เซ็นต์ของไขมันในร่างกาย
- 2.) ใช้ขั้วกระแสไฟฟ้าวางบริเวณข้อมือ ข้อเท้า ด้านหลังมือขวา และด้านบนของเท้า เพื่อวัดแรงดันระหว่างขั้วไฟฟ้าและคำนวณเปอร์เซ็นต์ไขมันในร่างกาย



รูปที่ 2-8 ตัวอย่างเครื่องวัดองค์ประกอบร่างกาย BIA

ที่มา: <https://accuniqthailand.com/accuniq-bc510-body-composition-analyzer/>

วัดมวลกล้ามเนื้อด้วยเครื่อง Dual Energy X-ray Absorptiometry (DEXA)

เป็นวิธีวัดมวลกล้ามเนื้อด้วยรังสีเอกซ์เข้าสู่ร่างกายโดยมี 2 ค่าพลังงาน โดยรังสีเอกซ์จะลดพลังงานที่เข้าไปแตกต่างกันขึ้นอยู่กับความหนาแน่นของเนื้อเยื่อและกระดูกในร่างกาย จากนั้นภาพที่ออกจากเครื่องจะแสดงเป็นจุดภาพขนาดเล็ก (Pixel) ทำให้ทราบถึงมวลกล้ามเนื้อและไขมัน



รูปที่ 2-9 ตัวอย่างผลลัพธ์จากเครื่อง DEXA

ที่มา: <https://sites.edb.utexas.edu/fit/assessments/body-comp-fit/>

คำนวณค่าดัชนีมวลกาย (Body Mass Index : BMI)

ค่าดัชนีมวลกาย (BMI) เป็นการตรวจวัดในร่างกายและเป็นเกณฑ์ในการประเมินความเสี่ยงการเกิดโรคที่ปริมาณไขมันในร่างกายมากขึ้น เช่น โรคความดันหัวใจ โรคเบาหวาน และโรคมะเร็งบางชนิด การคำนวณค่าดัชนีมวลกายคำนวณได้จากส่วนสูงและน้ำหนักตัวทั้งหมด ดังสมการ (2.1)

$$BMI = \frac{\text{น้ำหนัก (กิโลกรัม)}}{\text{ส่วนสูง (เมตร)}^2} \quad (2.1)$$

โดยเกณฑ์ค่าดัชนีมวลกายจาก World Health Organization (WHO) ดังนี้

ตารางที่ 2-1 เกณฑ์ค่าดัชนีมวลกาย

ค่าดัชนีมวลกาย (BMI)	เกณฑ์จำแนก
< 16	ผอมระดับอันตราย
16 – 17	ผอมระดับปานกลาง
17 – 18.5	ค่อนข้างผอม
18.5 – 25	ปกติ
25 – 30	น้ำหนักเกิน
30 – 35	โรคอ้วนระดับ 1
35 – 40	โรคอ้วนระดับ 2
> 40	โรคอ้วนระดับ 3

Fat Mass Index (FMI: kg/m²)

การเป็นสภาวะอ้วนที่ได้ผลความถูกต้องมากกว่าการคำนวณค่าดัชนีมวลกาย (BMI) สามารถประเมินได้ดีโดยเฉพาะผู้ที่อยู่ในกลุ่มกล้ามเนื้อน้อยหรือมากกว่าปกติเนื่องจากการคำนวณดัชนีมวลกาย (BMI) ไม่สามารถประเมินปริมาณไขมันในร่างกายโดยตรงมีเกณฑ์การแบ่งปริมาณไขมัน ดังตารางที่ 2-2

ตารางที่ 2-2 เกณฑ์การแบ่งไขมันในร่างกาย

FMI	Severe Fat Deficit	Moderate Fat Deficit	Mild Fat Deficit	Normal	Excess Fat	Obese Class I	Obese Class II	Obese Class III
M	<2	<2.3	<3	3-6	>6	>9	>12	>15
F	<3.5	<4	<5	5-9	>9	>13	>17	>21

2.1.5 โรคที่เกิดจากปริมาณกล้ามเนื้อต่ำ

โรคเบาหวาน (Diabetes)

โรคเบาหวานเกิดขึ้นได้หลายสาเหตุ เช่น ระบบภูมิคุ้มกันอ่อนแอ ถ่ายทอดทางพันธุกรรม และมีพฤติกรรมที่เสี่ยงจากการดำเนินชีวิต เช่น น้ำหนักเกินมาตรฐานหรือโรคอ้วน ไม่ออกกำลังกาย การที่น้ำหนักเกินมาตรฐานเป็นสาเหตุหลักในการเกิดโรคเบาหวานเนื่องจากร่างกายไม่สามารถสร้างฮอร์โมนที่ควบคุมระดับน้ำตาลหรือ Insulin และไม่สามารถนำ Insulin มาใช้ประโยชน์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ จนทำให้ปริมาณน้ำตาลในเลือดสูงและร่างกายไม่สามารถนำน้ำตาลไปใช้ได้ การขาดการออกกำลังกายจะทำให้ความดันโลหิตสูง จะเพิ่มความเสี่ยงเกิดโรคเบาหวาน

2.1.6 เครื่องตรวจความหนาแน่นกระดูกและเนื้อเยื่อ (Dual Energy X-ray Absorptiometry: DEXA)

เครื่องตรวจ Dual Energy X-ray Absorptiometry หรือ DEXA เป็นเครื่องตรวจความหนาแน่นของกระดูกและเนื้อเยื่อที่ใช้รังสีเอกซ์ที่มีค่าพลังงานต่ำ 2 ค่าพลังงาน โดยหลักการดูดกลืนรังสีเอกซ์บริเวณกระดูกและเนื้อเยื่อมีความหนาแน่นไม่เท่ากันปริมาณรังสีเอกซ์ที่ถูกดูดกลืนจึงมีความแตกต่างกันมาก สามารถวิเคราะห์ความหนาแน่นของ กระดูก (Bone) กล้ามเนื้อ (Lean Muscle Tissue) และไขมัน (Fat) ซึ่งผู้รับการตรวจจะได้รับปริมาณรังสีต่ำ



รูปที่ 2-10 เครื่อง Dual Energy X-ray Absorptiometry: DEXA

ที่มา: http://www3.gehealthcare.in/en/404/prodigy_for_bone_health

2.1.7 ระบบสี (Color Spaces)

ระบบ RGB (Red, Green, Blue) ประกอบด้วย สีแดง สีเขียว และสีน้ำเงินหลักของ RGB นี้เกิดขึ้นจากผสมแสงสามสีเพื่อสร้างเป็นจุดสี ระบบสีของ RGB เป็นระบบสีของแสงที่เกิดจากการหักเหของแสงที่ผ่านแก้วปริซึม จะเกิดแถบสีที่เรียกว่า สเปกตรัม (Spectrum) สามารถมองเห็นได้ มีทั้งหมด 7 สี คือ แดง เขียว แสด เหลือง น้ำเงิน ม่วง คราม ซึ่งอยู่ในรูปแบบรังสี แสงสีม่วงมีความถี่คลื่นสูง แสงที่มีความถี่สูงกว่าแสงสีม่วง คือ อัลตราไวโอเล็ต (Ultra Violet) และคลื่นแสงที่มีความถี่ต่ำที่สุด เรียกว่า อินฟราเรด (InfraRed) สายตามนุษย์ไม่สามารถรับได้

ระบบ CMYK (Cyan, Magenta, Yellow, Black) ประกอบด้วย สีเขียวปนน้ำเงิน สีม่วงเข้ม สีเหลือง และสีดำ ซึ่งเป็นระบบสีชนิดที่เป็นวัตถุ คือ สีแดง สีเหลือง สีน้ำเงินแต่ไม่ใช่สีน้ำเงินที่เป็นแม่สีวัตถุ แม่สีในระบบ CMYK เกิดจากการผสมกันของแม่สีของแสง คือ แสงสีน้ำเงินกับแสงสีเขียว รวมกันคือ สีฟ้า (Cyan) แสงสีน้ำเงินกับสีแดงรวมกันคือ สีแดง (Magenta) และแสงสีแดงกับแสงสีเขียวรวมกันคือ สีเหลือง (Yellow)

2.1.8 ปรับปรุงคุณภาพของฮิสโตแกรม (Histogram Equalization)

ฮิสโตแกรม (Histogram) เป็นเครื่องมือสำคัญของกระบวนการปรับปรุงรูปภาพอย่างหนึ่งเป็นเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพในการปรับปรุง Dynamic range และ Contrast ของรูปภาพ โดยการเปลี่ยนแปลงฮิสโตแกรม (Histogram) ของรูปภาพ มีสมการดังนี้ (2.2)

$$p_n = \frac{\text{number of pixels with intensity } n}{\text{total number of pixels}} \quad (2.2)$$

เมื่อ

n คือ $0, 1, \dots, L - 1$

L คือ ค่าความหนาแน่นในภาพระดับเทา คือ 256

2.1.9 สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson Product-moment Coefficient หรือ Pearson Correlation)

เป็นเทคนิคทางสถิติที่ใช้ในการหาทิศทางและขนาดของความสัมพันธ์ระหว่างชุดข้อมูลหรือตัวแปร 2 ชุดนั้นจะต้องอยู่ในรูปของข้อมูลวัดแบบช่วง (Interval) หรือ อัตราส่วน (Ratio scale) หรือเรียกตัวแปรประเภทนี้ว่าตัวแปรเชิงปริมาณ (Metrics variables) เช่น ความสัมพันธ์ของข้อมูลระหว่าง X และ Y ที่มีค่าอยู่ในช่วงที่ -1 ถึง 1 สมการหาสหสัมพันธ์มีดังนี้ (2.3)

$$p = \frac{\sum(x-\bar{x})(y-\bar{y})}{\sigma_x\sigma_y} \quad (2.3)$$

เมื่อ

x และ y คือ ชุดข้อมูล

\bar{x} และ \bar{y} คือ ค่าเฉลี่ย

σ_x และ σ_y คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

2.1.10 ค่าความโด่ง(Kurtosis)

ระดับความสูงโด่งของการแจกแจงของข้อมูล โดยพิจารณาจากโค้งความถี่ ว่ามีความโด่งมากน้อยเพียงใด ซึ่งในกรณีที่ข้อมูลมีการแจกแจงแบบสมมาตรหรือโค้งปกตินั้น ความโด่งของเส้นโค้งความถี่จะต้องได้สัดส่วนกันในลักษณะรูปประฆังคว่ำ ความโด่งของโค้งความถี่แบ่งได้เป็น 3 ระดับ การหาค่าความโด่ง(Kurtosis) มีสมการดังนี้ (2.4)

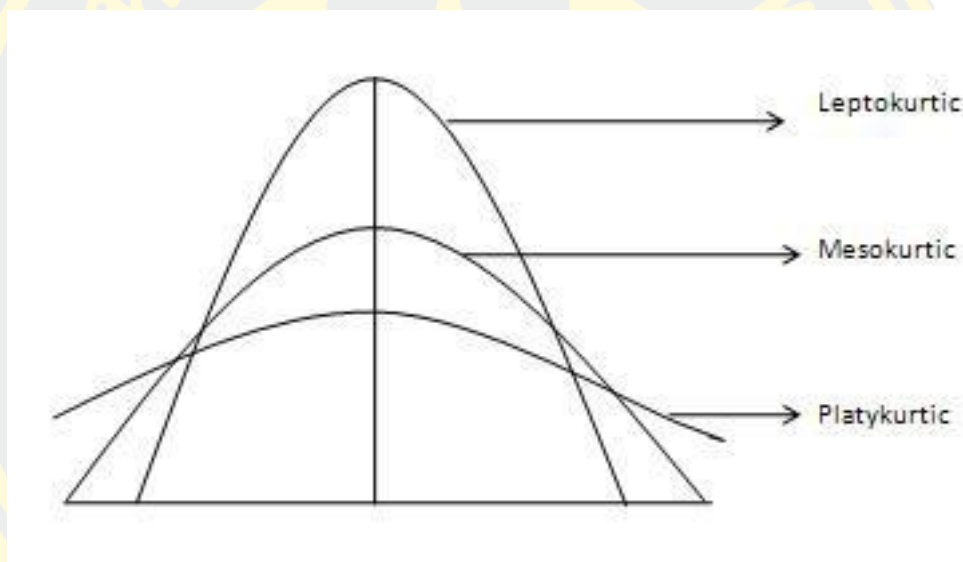
$$kurtosis = \sum \frac{(x_i - \bar{x})^4}{NS^4} \quad (2.4)$$

1. โด่งปกติ (Mesokurtic) เป็นลักษณะความสูงของการแจกแจงที่มีความโด่งเท่ากับ การแจกแจงความโด่งปกติ

2. โด่งสูง (Leptokurtic) ความสูงของโค้งอยู่ในระดับสูง มีการแจกแจงที่มีความโด่ง สูง กว่าความโด่งของการแจกแจงปกติโดยมีค่าความโด่งสูงกว่า 0

3. โด่งต่ำ (Platykurtic) ความสูงของโค้งอยู่ในระดับต่ำ มีการแจกแจงที่มีความโด่ง ต่ำ กว่าความโด่งของการแจกแจงปกติโดยมีค่าความโด่งต่ำกว่า 0

การแสดงกราฟค่าความโด่ง ดังรูปที่ 2-11



รูปที่ 2-11 ค่าความโด่ง(Kurtosis) แบบ Platykurtic แบบ Leptokurtic และ แบบ Mesokurtic
ที่มา: <https://codeburst.io/2-important-statistics-terms-you-need-to-know-in-data-science-skewness-and-kurtosis>

2.1.11 Top-hat Transform

เป็นกระบวนการหาพื้นที่สว่างรอบข้างโดยนำภาพต้นฉบับลบด้วยกระบวนการ opening ตัวกรอง Top-Hat เพื่อที่จะลบพื้นหลังออกจากภาพซึ่งฟลเตอร์นี้ทำหน้าที่เหมือนฟลเตอร์กรองความถี่สูงและแยกส่วนที่สว่างออก(Bai, Gu, & Zhou, 2010) สมการดังนี้ (2.5)

$$T_w(f) = f - (f \circ b) \quad (2.5)$$

เมื่อ

f คือ ภาพต้นฉบับ

$f \circ b$ คือ กระบวนการ Opening

2.1.12 Bottom-hat Transform

เป็นกระบวนการหาพื้นที่สว่างรอบข้างโดยนำภาพต้นฉบับลบด้วยกระบวนการ closing ตัวกรอง Bottom-Hat เพื่อที่จะลบพื้นหลังออกจากภาพซึ่งฟลเตอร์นี้ทำหน้าที่เหมือนฟลเตอร์กรองความถี่ต่ำและแยกส่วนที่มีต้ออก สมการดังนี้ (2.6)

$$T_w(f) = (f \bullet b) - f \quad (2.6)$$

เมื่อ

f คือ ภาพต้นฉบับ

$f \bullet b$ คือ กระบวนการ Closing

2.1.13 Image Subtraction

เป็นกระบวนการนำภาพทั้งหมดมาลบออกด้วยภาพอื่นเพื่อตรวจสอบการเปรียบของทั้งสองภาพสมการดังนี้ (2.7)

$$I = A - B \quad (2.7)$$

เมื่อ

A คือ ภาพตั้งต้น

B คือ ภาพเปรียบเทียบ

2.1.14 Labeling

Labeling หรือ การตีตราเป็นการค้นหาพิกเซลภาพที่ โดยทั่วไปจะทำการค้นหาในภาพขาวดำ โดยแบ่งพิกเซลภาพออกเป็น 2 ส่วนคือ ส่วนหน้าหรือองค์ประกอบที่สนใจ กับ ส่วนที่เป็นหรือส่วนที่ไม่สนใจเบื้องหลัง การนิยามพิกเซลภาพติดกันในภาพ 2 มิตินิยมใช้ 8 การเชื่อมต่อ

2.1.15 Local Entropy

Entropy(เอนโทรปี) มีการใช้กันอย่างแพร่หลายและมีประสิทธิภาพในการประมวลผลภาพเพื่อหาปริมาณข้อมูลภาพ(Hrzić et al., 2018) แนวคิดของ Local entropy ภายในหน้าต่างบานเลื่อน (ขนาด $n \times n$) หน้าต่างจะย้ายข้อมูลภาพไปยังทุกพิกเซลภายในแถวและคอลัมน์ภาพ การคำนวณเอนโทรปีของแต่ละหน้าต่างเลื่อนจะกำหนดค่าพิกเซลกลาง ค่าจะขึ้นอยู่กับพิกเซลข้างเคียงอื่น ๆ ทั้งหมดภายในหน้าต่าง สมการดังนี้ (2.8)

$$J = - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p(x_{ij}) \log_2 p(x_{ij}) \quad (2.8)$$

เมื่อ

p คือ probability of intensity image

n is the width and height of the sliding window size

x_{ij} is the intensity of the grayscale image

2.1.16 Gradient Vector Flow (GVF)

Gradient Vector Flow (GVF) ที่ใช้สำหรับการแก้ปัญหาด้วยสนามแรงภายนอกเขตไล้ระดับสี (Li, Xu, Gui, & Fox, 2010), สมการแรงภายนอก GVF สามารถแสดงเป็น

$$v(x, y) = (u(x, y), v(x, y)) \text{ และฟังก์ชันพลังงานของมันถูกกำหนดในสมการ (2.9)}$$

$$G = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |v - \nabla f|^2 dx dy \quad (2.9)$$

เมื่อ

u คือ ทิศทางแนวนอนของการไล่ระดับสี

v คือ ทิศทางแนวตั้งของการไล่ระดับสี

∇f คือ การไล่ระดับสีของขอบ หาก ∇f มีค่าน้อยที่สุดพลังงานจะถูกควบคุม โดยอนุพันธ์บางส่วนแรกและในส่วนของ 2 จะควบคุมพลังงานต่ำสุดที่เป็นไปได้หาก

$$v = \nabla f$$

μ คือ น้ำหนักที่ต้องปรับให้เหมาะสำหรับการขจัดสิ่งรบกวน

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

โดย Chia-Chun Hsu และคณะได้นำเสนองานวิจัยเรื่อง Efficient Edge-Oriented Image Interpolation Algorithm for Non-Integer Scaling Factor (Hsu, Ding, & Lee, 2017) ซึ่งงานวิจัยนี้เสนอวิธีการประมาณค่าในภาพที่ถูกขยาย ซึ่งมีคุณภาพที่ต่ำโดยใช้หลักการประมาณค่า โดยขั้นตอนแรกจะประมาณค่าทิศทางของ Gradient vector เพื่อที่จะประมาณค่าข้อมูลและปรับปรุงคุณภาพของภาพต้นฉบับให้ชัดขึ้นโดยใช้มีเปรียบเทียบการประมาณค่าแบบ Spline แบบ Bicubic และวิธีการของคณะผู้วิจัย โดยจะมีการเปรียบเทียบภาพผลลัพธ์กับภาพเฉลยจะใช้วิธี Peak signal-to-noise ratio หรือ PSNR

โดย Lan T. Ho-Pham และคณะได้นำเสนองานวิจัยเรื่อง Association Between Lean Mass, Fat Mass, and Bone Mineral Density: A Meta-analysis (Ho-Pham, Nguyen, & Nguyen, 2014) ซึ่งงานวิจัยนี้เสนอการเปรียบเทียบความสัมพันธ์ของปริมาณ มวลกล้ามเนื้อ (lean mass) มวลไขมัน (fat mass) และความหนาแน่นของมวลกระดูก (Bone Mineral Density : BMD) โดยใช้วิธี meta-analytic ซึ่งคณะผู้วิจัยได้ทำการศึกษาจากเพศชายและหญิง อายุระหว่าง 18 ถึง 92 ปี โดยดึงเอาความสัมพันธ์ระหว่างมวลกล้ามเนื้อ มวลไขมัน และความหนาแน่นของมวลกระดูก ที่กระดูกสันหลังส่วนเอว, กระดูกต้นขา และทั้งร่างกาย และการสังเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficients) โดยใช้โมเดลวิเคราะห์แบบสุ่ม (random-effects meta-analysis

model) ผลการศึกษาพบว่ามวลกล้ามเนื้อนี้มีผลต่อความหนาแน่นมวลกระดูกมากกว่ามวลไขมันทั้งในชายและหญิง

โดย Khu Zhu และคณะได้เสนองานวิจัยเรื่อง Associations between body mass index, lean and fat body mass and bone mineral density in middle-aged Australians: The Busselton Healthy Ageing Study (Zhu, Hunter, James, Lim, & Walsh, 2015) ซึ่งงานวิจัยนี้เสนอวิธีการหาความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีมวลกาย (Body Mass Index : BMI) มวลกล้ามเนื้อ (Lean Mass : LM) มวลไขมัน (Fat Mass : FM) และความหนาแน่นของมวลกระดูก (Bone Mineral Density : BMD) ที่ได้มาจากเครื่องเอกซเรย์ Dual-Energy X-Ray Absorptionmetry (DEXA) มีความสอดคล้องกันของ BMI ซึ่งคณะผู้วิจัยได้ทำการศึกษาในวัยอายุ 45-66 ปี โดยองค์ประกอบของร่างกายและความหนาแน่นของมวลกระดูกในส่วนกระดูกสันหลัง กระดูกเอว กระดูกสะโพก และกระดูกต้นขา โดยทั่วไปจะมีความสัมพันธ์ในเชิงบวกของ BMI และ BMD ลดลงเมื่อค่า BMI สูงขึ้น โดยเฉพาะที่กระดูกสันหลังและในเพศชาย ในกลุ่มประชากรทั้งหมดค่าตัวแปรรวมของ LM และ FM ซึ่งเป็นตัวบ่งชี้ที่มีนัยสำคัญของ BMD ทั้งเพศชายและเพศหญิง ในกลุ่มของเพศชายพบว่า LM และ FM (กิโลกรัม) มีความสัมพันธ์เชิงบวกกับ BMD (มิลลิกรัม/เซนติเมตร) มีความหนาแน่นสูง ในกลุ่มของผู้หญิงพบว่า LM มีความสัมพันธ์ทางบวกกับ BMD ในแต่ละค่าของ BMI ยกเว้น BMD กระดูกสันหลังส่วนบนที่มีค่าสัมพันธ์การถดถอยต่ำ FM มีความสัมพันธ์กับกระดูกสันหลังส่วนกระดูกสันหลังและสะโพกรวมของหญิงใน BMI

โดย Karim El Soufi และคณะได้เสนองานวิจัยเรื่อง CIMOR: An Automatic Segmentation To Extract Bone Tissue in Hand X-Ray Images ซึ่งเป็นงานวิจัยการแบ่งส่วนเนื้อเยื่อกระดูกในภาพถ่ายรังสีเอกซ์ ใช้การปรับสมดุลของฮิสโตแกรมเพื่อเพิ่มความคมชัด ใช้วิธี Contrast Limit Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) ใช้ค่าความสว่างเพื่อแยกพื้นหลังและเนื้อเยื่อเพื่อนำให้ทราบถึงกระดูก

โดย Song Tir-Rui และคณะได้เสนองานวิจัยเรื่อง The Research of X-ray Bone Fracture Image Enhancement Algorithms (Tie-Rui & Wei, 2010) ซึ่งเป็นวิจัยเกี่ยวกับการปรับปรุงคุณภาพของกระดูกที่ถ่ายจากรังสีเอกซ์ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการประมวลผลภาพ ใช้วิธี Contrast enhancement Histogram equalization Smoothing filter Median filter Low pass filter High pass filter และ Homomorphic filter เพื่อให้ระบุขอบของภาพถ่ายรังสีเอกซ์

โดย ZHENG wei และคณะเสนองานวิจัยเรื่อง X-ray Image Segmentation Based on Genetic Optimization and Watershed Transformation (Wei & Xiaoya, 2010) ซึ่งเป็นงานวิจัยแยกกระดูกจากภาพถ่ายรังสีเอ็กซ์โดยใช้โครงวิธีผสมผสานระหว่าง Optimization และ Watershed จะเลือกองค์ประกอบของโครงสร้างเพื่อให้ผลการทดลองเพิ่มประสิทธิภาพ

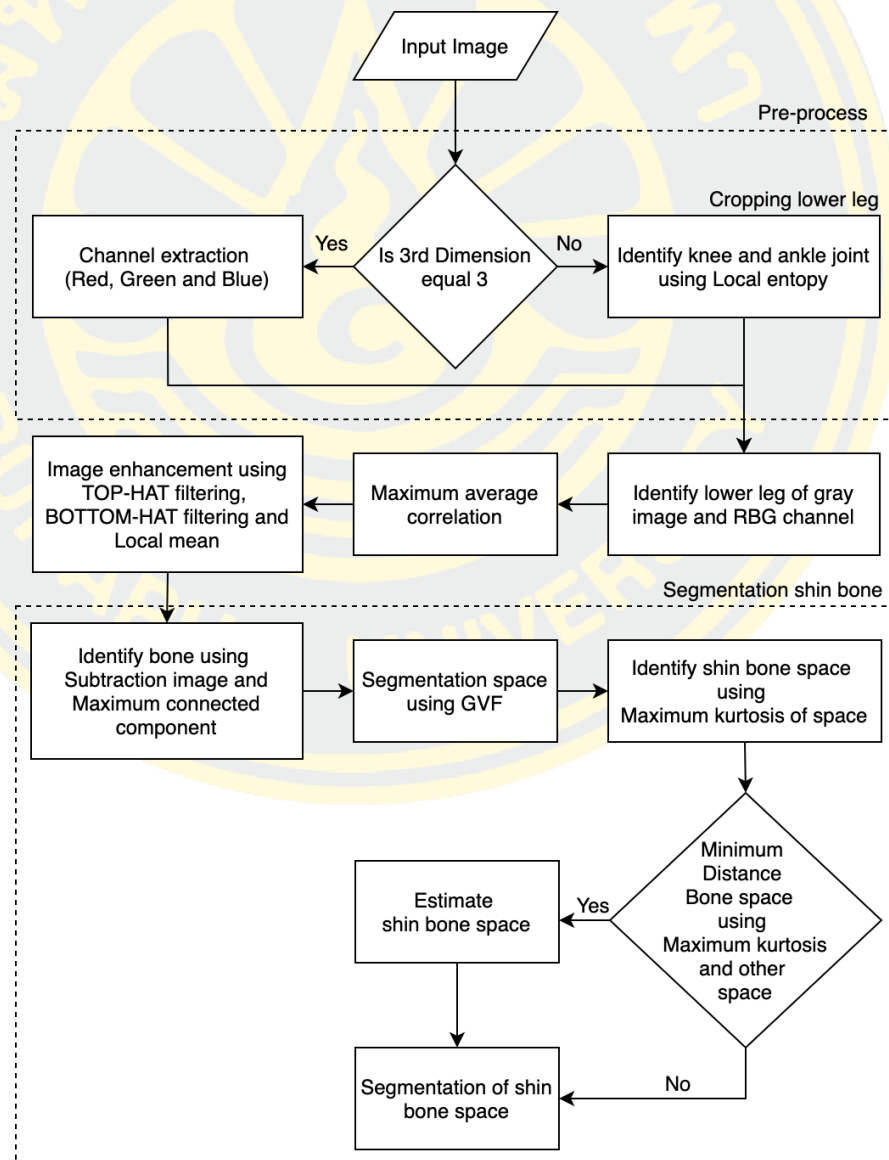
โดย Zhonghua Shao และคณะเสนองานวิจัยเรื่อง Automatic Segmentation of Cracks in X-ray Image Based on OTSU and Fuzzy Sets (Shao & Liang, 2010) ซึ่งเป็นงานวิจัยหาตำแหน่งของรอยแตกจากภาพถ่ายรังสีเอ็กซ์ งานวิจัยนี้จะใช้ค่า Thresholding 2 ค่า จาก Fuzzy set เพื่อแสดงให้เห็นถึงรอยแตกจากภาพถ่าย มีการหาความแตกต่างระหว่างความเข้มแสงในพิกเซลใกล้เคียงกัน

โดย S. Kzaeminia และคณะเสนองานวิจัยเรื่อง Bone Extraction in X-ray Images by Analysis of Line Fluctuations (Kazeminia et al., 2015) ซึ่งเป็นการแบ่งกลุ่มของกระดูกของภาพถ่ายรังสีเอ็กซ์เพื่อหาโรคกระดูกพรุนและกระดูกหัก มีความสร้างที่แปรผันทั้งภาพทำให้แยกกระดูกออกจากพื้นหลังและเนื้อเยื่อได้ยาก การวิเคราะห์ความแปรผันที่มากในทุกแถวของภาพเพื่อเพิ่มความแม่นยำให้การแยกบริเวณกระดูก ขั้นตอนการดำเนินมี 4 ขั้นตอนหลัก คือการทำให้ขอบของกระดูกเรียบ (Edge Smoothing) เพื่อแยกกระดูกออกจากพื้นหลังได้ และปรับองศาของกระดูกให้อยู่ในจุดที่เหมาะสมเพื่อคำนวณหาขนาดของกระดูกชิ้นใหญ่และกระดูกชิ้นเล็กโดยการหาพื้นที่ใช้วิธีการ Finding Peaks โดยกระดูกชิ้นใหญ่จะมีขนาดกว้างกว่ากระดูกชิ้นเล็ก

บทที่ 3

วิธีดำเนินงานวิจัย

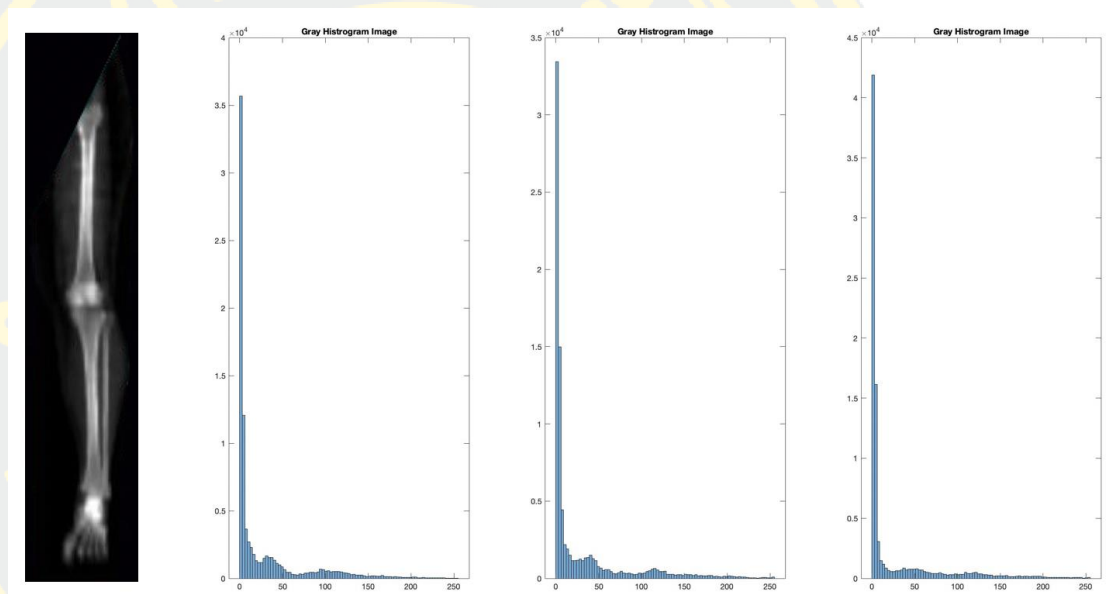
ในงานวิจัยนี้จะศึกษาวิธีการระบุช่องและประมาณค่าของช่องระหว่างกระดูกขาเพื่อคำนวณปริมาณมวลกล้ามเนื้อ ไขมัน และกระดูก โดยต้องหาบริเวณกระดูกของขาส่วนปลายก่อนเพื่อประมาณค่าของช่องว่างระหว่างกระดูกบริเวณปลายขาเพื่อคำนวณปริมาณกล้ามเนื้อและไขมันซึ่งในขั้นตอนนี้ทางผู้วิจัยได้เสนอวิธีการประมาณค่าของช่องว่างระหว่างกระดูกบริเวณปลายแขนและปลายขา ดังรูปที่ 3-1



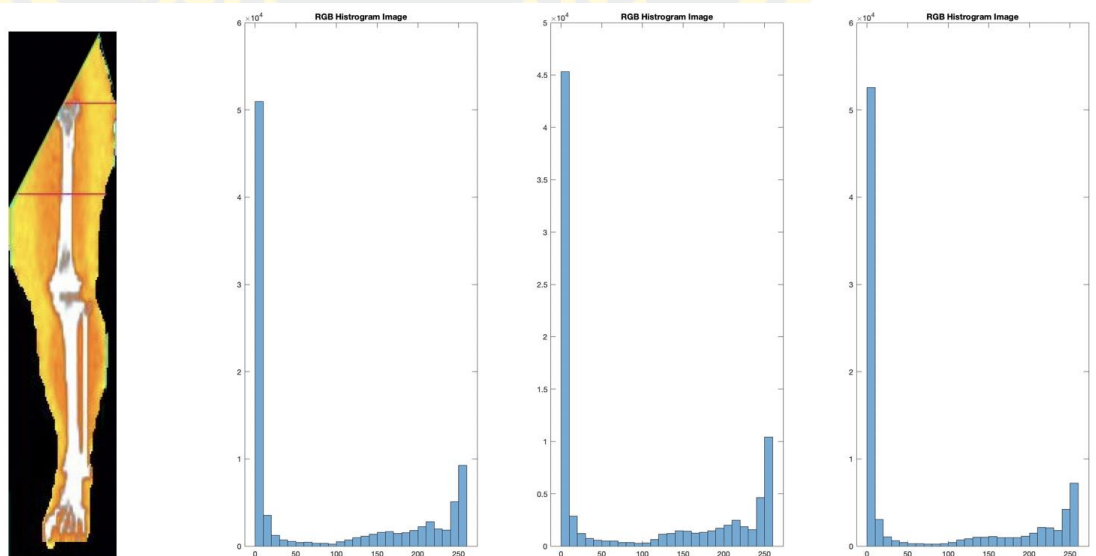
รูปที่ 3-1 ขั้นตอนการดำเนินงาน

3.1 ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลภาพ

โดยภาพที่ของงานวิจัยนี้เป็นภาพถ่ายรังสีเอกซ์ที่มีคุณภาพต่ำและมีการถ่ายภาพแบบ 2 ค่าพลังงานจึงได้ข้อมูลภาพ 2 รูปแบบ คือ ภาพระดับเทา (Gray Image) และ ภาพสี (RGB Image) ข้อมูลภาพมีความแตกต่างจึงวิเคราะห์ข้อมูลภาพจากการสังเกตฮิสโตแกรม (Histogram) ในภาพระดับเทามีค่าสีที่อยู่ในช่วง 0-255 และภาพสีมีระบบของสีรวมกันอยู่ 3 สีคือ สีแดง (Red) เขียว (Green) และ น้ำเงิน (Blue) ซึ่งจากการสังเกตฮิสโตแกรมภาพระดับเทามีความแตกต่างกับภาพสีดังรูปที่ 3-2 และ รูปที่ 3-3



รูปที่ 3-2 ภาพฮิสโตแกรมของภาพระดับเทา

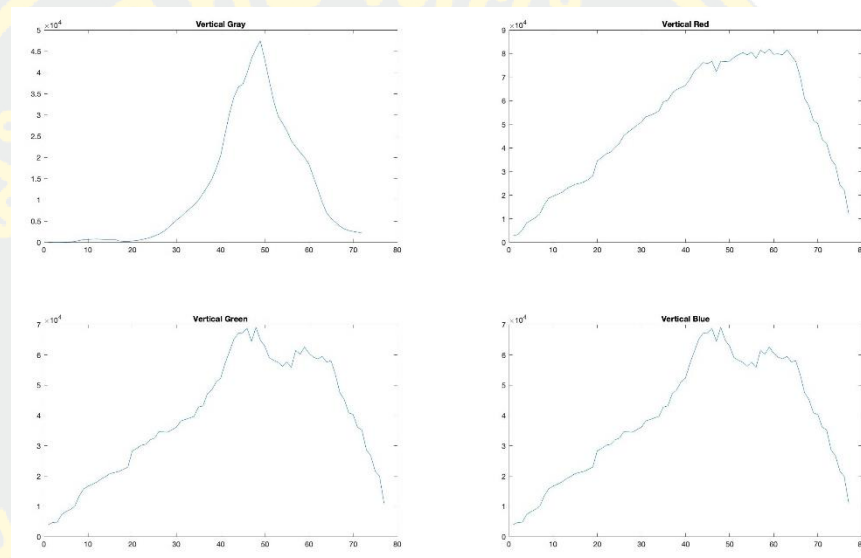


รูปที่ 3-3 ภาพฮิสโตแกรมของภาพสี

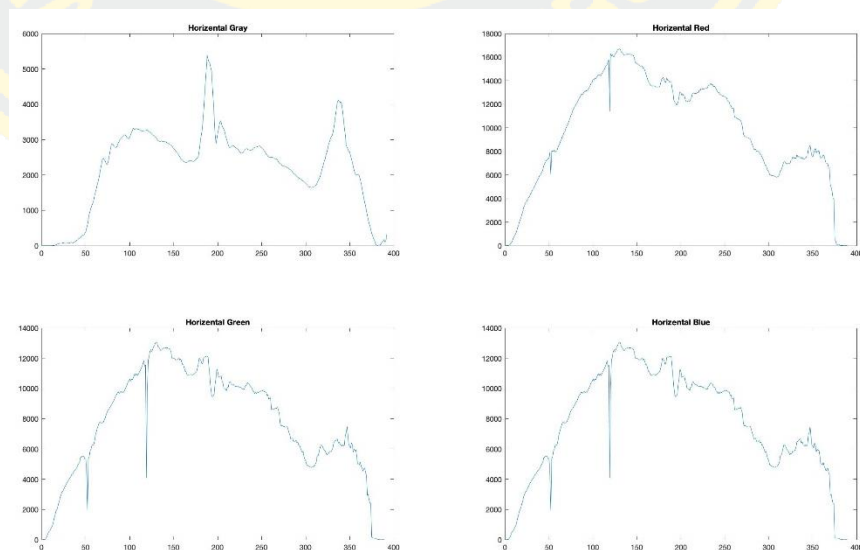
3.2 ขั้นตอนก่อนการประมวลผลภาพ (Pre-process)

3.2.1 กระบวนการหาพื้นที่บริเวณขาส่วนปลาย

โดยข้อมูลภาพระดับเทาและภาพสีซึ่งมีข้อมูลที่แตกต่างกันการหาบริเวณของกระดูกขาส่วนปลายใช้ภาพที่เป็นภาพระดับเทาเนื่องจากค่าของความเข้มแสง (Intensity) แนวตั้ง (Vertical) และแนวนอน (Horizontal) จะแสดงถึงช่องว่างระหว่างกระดูกที่อยู่บริเวณระหว่างข้อเข่าและข้อเท้ามีค่าขอตั้งรูปที่ 3-4 และ รูปที่ 3-5



รูปที่ 3-4 กราฟความเข้มแสงของภาพ Gray Red Channel Green Channel และ Blue Channel ในแนวตั้งตามลำดับ



รูปที่ 3-5 กราฟความเข้มแสงของภาพ Gray Red Channel Green Channel และ Blue Channel ในแนวนอนตามลำดับ

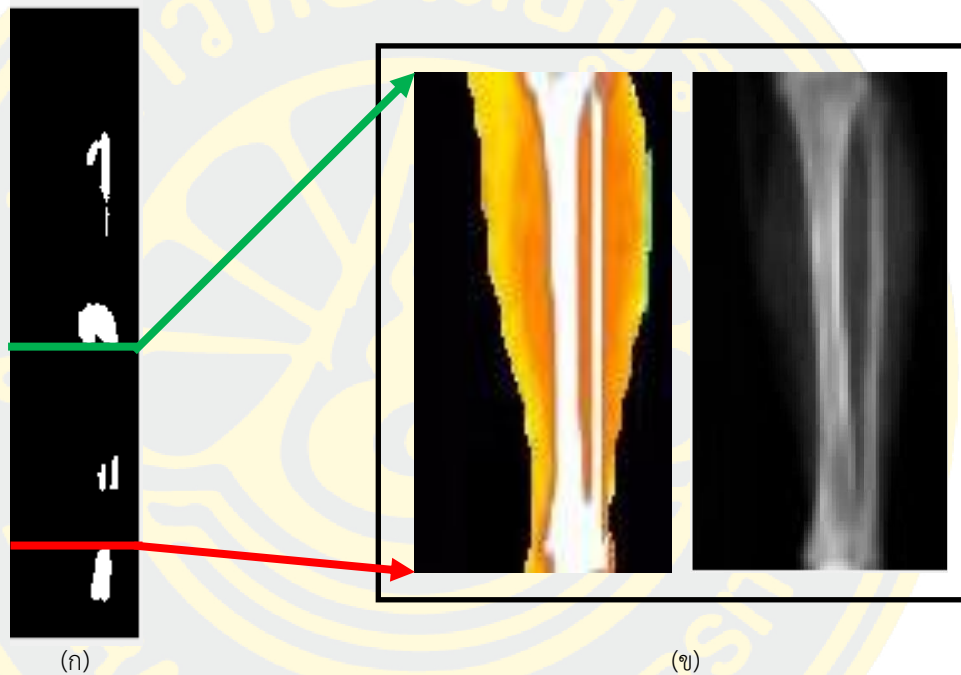
ในภาพระดับเทาสามารถเห็นข้อของกระดูกบริเวณหัวเข่าและข้อในของกระดูกข้อเท้าจะมีความเข้มแสง (Intensity) มากในบริเวณดังกล่าว เมื่อเทียบกับค่าของความเข้มแสงในภาพสีที่แยกระบบของสีเป็น แดง (Red) เขียว (Green) และน้ำเงิน (Blue) ในค่าของความเข้มแสงในภาพระดับเทาจะแบ่งในส่วนของข้อเข่าและข้อเท้าได้ชัดเจนมากกว่าภาพสี

ดังนั้นจึงใช้ข้อมูลภาพระดับเทาในการระบุบริเวณข้อเข่าและข้อเท้า โดยใช้วิธีการคำนวณเอนโทรปี (Entropy) ในแต่ละพื้นที่ตามหน้าตาขนาด 21*21 พิกเซล จะเลื่อนไปทุกตำแหน่งพิกเซลในภาพระดับเทาทั้งแถวและคอลัมน์ การคำนวณเอนโทรปี (Entropy) ของแต่ละหน้าตาจะตั้งค่าพิกเซลกลาง ค่าจะขึ้นอยู่กับพิกเซลข้างเคียงอื่น ๆ ทั้งหมดภายในหน้าตาต่าง ดังรูปที่ 3-6



รูปที่ 3-6 (ก) คือ ภาพระดับเทา และ (ข) คือ ภาพผลลัพธ์การคำนวณเอนโทรปี

จากค่าของการคำนวณเอนโทรปี (Entropy) โดยกลุ่มของพื้นที่หัวเข่าและข้อเท้าโดยเลือกกลุ่มวัตถุที่มีพื้นที่สูงสุดอันดับแรกคือพื้นที่ของหัวเข่า และพื้นที่สูงสุดที่อยู่ต่ำกว่าตำแหน่งของหัวเข่าคือพื้นที่ของข้อเท้า ซึ่งตำแหน่งของขาส่วนปลายอยู่ระหว่างหัวเข่าและข้อเท้า โดยพื้นที่เริ่มต้นการครอบตัดภาพจะเริ่มจากพื้นที่ของหัวเข่าตำแหน่งต่ำสูง และพื้นที่สิ้นสุดจะอยู่ตำแหน่งสูงสุดของพื้นที่ข้อเท้า ดังรูป 3-7 (ก) และ เมื่อได้ขอบเขตของกระดูกขาส่วนปลายเพื่อครอบตัดภาพโดยจะได้ภาพสีและภาพระดับเทา ดังรูปที่ 3-7 (ข)



รูปที่ 3-7 (ก) คือการระบุตำแหน่งของขาส่วนปลาย และ (ข) คือภาพผลลัพธ์ของการครอบตัดภาพสีและภาพระดับเทา

3.2.2 ขั้นตอนการหาความสัมพันธ์ระหว่างภาพสีและภาพระดับเทา

ในประเด็นที่ 1 ข้อมูลภาพที่ได้รับจากการถ่ายภาพรังสีเอ็กซซึ่งมี 2 ค่าพลังงานจากการถ่ายเพียงครั้งเดียวคือภาพระดับและภาพสีซึ่งมีความแตกต่างและคล้ายกันของข้อมูล จะนำข้อมูลภาพระดับและภาพสี (แยก ระบบสี คือ แดง เขียว และน้ำเงิน) นำภาพดังกล่าวมาวิเคราะห์

ค่าเฉลี่ย (Average)

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad (3.1)$$

ค่าความแปรปรวน (Variance)

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2}{n} \quad (3.2)$$

เพื่อแสดงถึงลักษณะของข้อมูลทั้งภาพระดับเทาและภาพสีซึ่งจากการค่าดังกล่าวข้อมูลบางกลุ่มมีลักษณะใกล้เคียงกันและบางกลุ่มมีลักษณะที่แตกต่างกัน จึงนำข้อมูลการวิเคราะห์ข้างต้นมาเปรียบเทียบหาความสัมพันธ์ของข้อมูล เพื่อทราบถึงข้อมูลว่ามีความสัมพันธ์กันหรือลักษณะของข้อมูลไปในทิศทางเดียวกัน

โดยก่อนการเปรียบเทียบหาความสัมพันธ์ของข้อมูลภาพต้นฉบับและการนำภาพระดับเทาและภาพสี ปรับปรุงคุณภาพเพื่อให้คุณลักษณะในภาพระดับเทาซึ่งมีความโดดเด่นในส่วนของกระดูกที่ชัดเจน และในส่วนของภาพสีจะมีลักษณะที่โดดเด่นในส่วนของกล้ามเนื้อและไขมัน โดยวิธีการดังนี้

- Histogram Equalization (HE)
- Top-hat Transform
- Bottom-hat Transform

โดยวิธีการเปรียบเทียบเพื่อหาความสัมพันธ์โดยวิธี Pearson Correlation ซึ่งเป็นวิธีการหาความสัมพันธ์ของชุดข้อมูลที่ ภาพระดับเทาและภาพสีมีการเปรียบเทียบทั้งหมด 48 ความสัมพันธ์ และหาค่าเฉลี่ยของความสัมพันธ์กับภาพระดับเทามากที่สุดจากรูปภาพทั้งหมด

3.2.3 การปรับปรุงคุณภาพ

โดยการปรับปรุงคุณภาพของภาพถ่ายรังสีเอ็กซ์หลังจากการครอบตัดจํานำภาพสีในระบบสีน้ำเงิน (Blue channel) มาเพื่อปรับปรุงคุณภาพเนื่องจาก ในระบบสีน้ำเงินมีสิ่งรบกวนมากและเพื่อให้ช่องระหว่างกระดูกชัดเจนขึ้น ดังรูปที่ 3-8 ภาพระบบสีน้ำเงินของภาพสี



รูปที่ 3-8 ภาพระบบสีน้ำเงินของภาพสี

การปรับปรุงคุณภาพทำได้โดยการใช้หน้าต่างขนาด 7×7 พิกเซล เพื่อปรับค่าในตำแหน่งที่หน้าต่างเคลื่อนที่จากซ้ายไปขวา และบนลงล่าง ในทุกตำแหน่งที่เลื่อนไปถ้าค่าในตำแหน่งนั้นน้อยกว่าค่าเฉลี่ยของหน้าต่างขนาด 7×7 พิกเซล ให้มีค่าพิกเซลเป็น 0 ดังรูปที่ 3-9 ภาพระบบสีน้ำเงินของภาพสีที่ปรับปรุงคุณภาพ



รูปที่ 3-9 ภาพระบบสีน้ำเงินของภาพสีที่ปรับปรุงคุณภาพ

3.2.4 ขั้นตอนการซ้อนทับเพื่อลบ (Subtraction)

ในประเด็นที่ 2 กระจกของภาพที่มีความสัมพันธ์มากที่สุดมากที่สุด 2 ภาพมีลักษณะของกระจก และช่องว่างที่ยังไม่ค่อยชัดเจน นำมาซ้อนทับกันเพื่อลบ (Subtraction) จะทำให้เพื่อนที่ช่องระหว่าง กระจกวงกระจกชัดเจน โดยนำภาพระบบสีนำเงินของภาพสีที่ผ่านการปรับปรุงคุณภาพโดยวิธีก่อนหน้า และนำมา ผ่านกระบวนการปรับปรุงคุณภาพวิธี Top-hat Transform (2.4) ลบกับ ภาพระดับเทา ผ่าน Bottom-hat Transform (2.5)

3.2.5 ขั้นตอนการกำจัดภาพสัญญาณรบกวน (Remove noise)

โดยขั้นตอนวิธีนี้จะระบุตำแหน่งของวัตถุในภาพทั้งหมด จะแบ่งวัตถุในภาพโดยเลือกจากวัตถุ ที่ติดกันหรือเชื่อมติดกัน ถ้าวัตถุในติดกันจะระบุเป็นวัตถุเดียวกัน และในการกำจัดภาพสัญญาณรบกวนจะเลือกเอาวัตถุที่ติดกันและมีขนาดใหญ่ที่สุด วัตถุอื่นนอกจากนี้จะระบุเป็นภาพสัญญาณรบกวน

3.3 ขั้นตอนการระบุช่องว่างระหว่างกระจก

โดยขอบของช่องว่างระหว่างกระจกและขอบจะมีความแตกต่าง การคำนวณทิศทางของ เวกเตอร์ที่เข้าไปหาขอบของวัตถุ โดยใช้วิธี Gradient Vector Flow (GVF) ใช้ตัวกำหนดทิศทางใน แนวตั้งและแนวนอนโดยใช้ Sobel filter เพื่อแสดงให้เห็นขอบของวัตถุ ดังรูปที่ 3-11

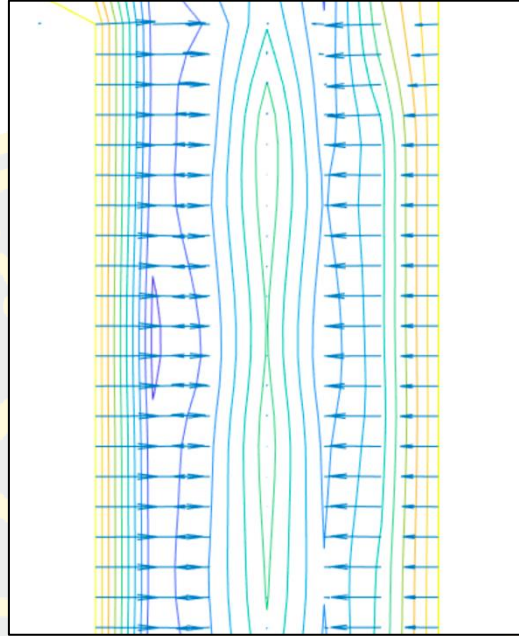
-1	0	1	-1	-2	-1
-2	0	2	0	0	0
-1	0	1	1	2	1

(ก)

(ข)

รูปที่ 3-10 (ก) คือ ทิศทางในแนวนอน และ (ข) คือ ทิศทางในแนวตั้ง ของ Sobel filter

Gradient Vector Flow (GVF) จะกำหนดทิศทางกรไหลของเวกเตอร์เกรเดียนต์ การไล่ระดับสีจะถูกคำนวณเพื่อระบุขนาดหรือแรงของการเคลื่อนที่ของเวกเตอร์ที่เข้าหาขอบ ดังรูปที่ 3-12



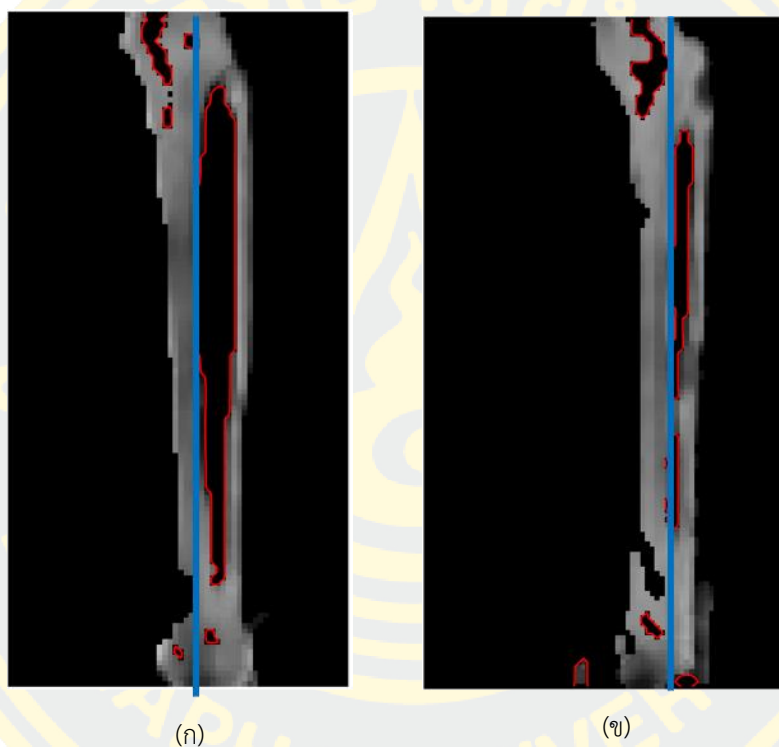
รูปที่ 3-11 ขนาดของเวกเตอร์ที่เข้าขอบ

ข้อมูลหลังจากการทำ Gradient Vector Flow (GVF) ทำให้ได้ชุดข้อมูลของจำนวนขอบในภาพดังรูปที่ 3-13 จำนวนขอบของวัตถุในภาพ



รูปที่ 3-12 จำนวนขอบของวัตถุในภาพ

ซึ่งเลือกกลุ่มข้อมูลที่เป็นช่องว่างระหว่างกระดูกที่พิจารณาจากกลุ่มข้อมูลที่มีค่าความโด่ง (Kurtosis) มากที่สุด ซึ่งช่องว่างระหว่างกระดูกจะแบ่งเป็น 2 รูปคือ 1.) มีช่องว่างระหว่างกระดูกหนึ่งช่อง 2.) มีช่องว่างระหว่างกระดูกสองช่อง โดยการแบ่งช่องจัดอยู่ในกลุ่มใดจะใช้เส้นแบ่งตามแนวแกนตั้งที่ระนาบกับช่องว่างระหว่างกระดูกแล้วลากไปยังสุดขอบภาพ ถ้าไม่พบช่องอื่นจะระบุว่าไม่มีช่องว่างระหว่างกระดูกเพียงช่องเดียวดังรูปที่ 3-13 (ก) ถ้าพบช่องว่างระหว่างกระดูกอื่นต้องทำการประมาณค่าของช่องว่างระหว่างกระดูก โดยจะเลือกช่องที่ระยะห่างไกลกับช่องแรกมากที่สุดดังรูปที่ 3-13 (ข)



รูปที่ 3-13 (ก) ช่องว่างระหว่างกระดูกหนึ่งช่อง และ (ข) ช่องว่างระหว่างกระดูกสองช่อง

โดยการประมาณค่าของช่องว่างระหว่างกระดูกใช้ช่องว่างระหว่างกระดูก 2 ช่อง ที่อยู่ในแนวเดียวกัน (แนวแกนตั้ง) ซึ่งจะประกอบด้วยช่องที่อยู่ด้านบนและช่องที่อยู่ด้านล่าง และการเลือกจุดที่ใช้ในการประมาณค่าระหว่าง 2 ช่อง โดยช่องบนจะเลือกจาก 2 ตำแหน่งล่างสุด(จุดสีเขียว) และช่องล่างจะเลือกจาก 2 ตำแหน่งบนสุด(จุดสีเหลือง) ดังรูปที่ 3-14

การประมาณค่าตำแหน่งของช่องระหว่างช่องบน(จุดสีเหลืองด้านบน) และช่องล่าง(จุดสีเหลืองด้านล่าง)โดยจะใช้การประมาณค่าเส้นตรงในรูปแบบความชัน ดังสมการ

$$y = mx + c$$

เมื่อ

(3.3)

m คือ ความชัน มีค่าเท่ากับ $\frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1}$

c คือ ระยะของเส้นกราฟตัดแกน y

การหาค่าความยาวหรือระยะเส้นที่ตัดแกน y คือเส้น c ซึ่งหาได้จากการคำนวณจากทฤษฎีบทพีทาโกรัส ดังสมการ

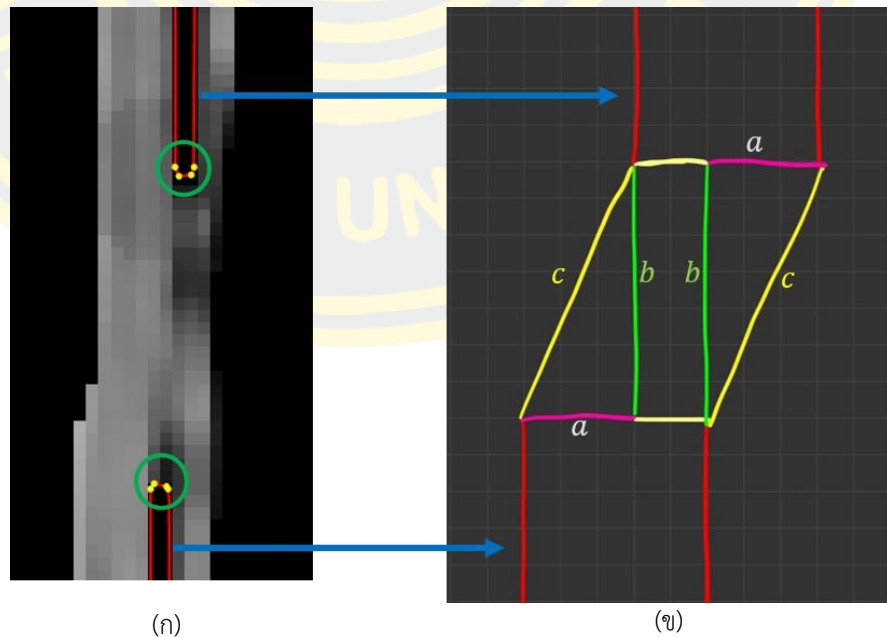
$$a^2 + b^2 = c^2$$

$$c = \sqrt{a^2 + b^2}$$

(3.4)

เมื่อ

a, b และ c คือ ความยาวแต่ละด้าน



รูปที่ 3-14 (ก) การระบุตำแหน่งของช่องบน(จุดสีเหลืองด้านบน) และช่องล่าง(จุดสีเหลืองด้านล่าง) และ (ข) วิธีการประมาณค่าความยาวของเส้น C

บทที่ 4

ผลการทดลอง

ในวิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอการคำนวณปริมาณกล้ามเนื้อ กระดูก และไขมัน ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองในขั้นตอนวิธี ที่ได้นำเสนอไปในบทที่ 3 ซึ่งจะถูกนำเสนอผลลัพธ์ในบทนี้ ในส่วนของภาพถ่ายรังสีเอกซ์บริเวณเมื่อผ่านกระบวนการกำหนดบริเวณพื้นที่ที่สนใจ และแยกองค์ประกอบ คือ ส่วนบริเวณขาส่วนบน และบริเวณขาส่วนปลาย ซึ่งในบริเวณขาส่วนปลายมีกระดูกขาอยู่เพียงชิ้นเดียว จึงสามารถคำนวณปริมาณมวลกล้ามเนื้อ ไขมัน และกระดูกได้แต่ในบริเวณขาส่วนปลายประกอบด้วยกระดูกขา 2 ชิ้น ซึ่งต้องคำนวณหาพื้นที่ของช่องระหว่างกระดูกเพื่อคำนวณปริมาณกล้ามเนื้อที่แม่นยำมากขึ้น ผลการทดลองแต่ละขั้นตอน อธิบายดังนี้

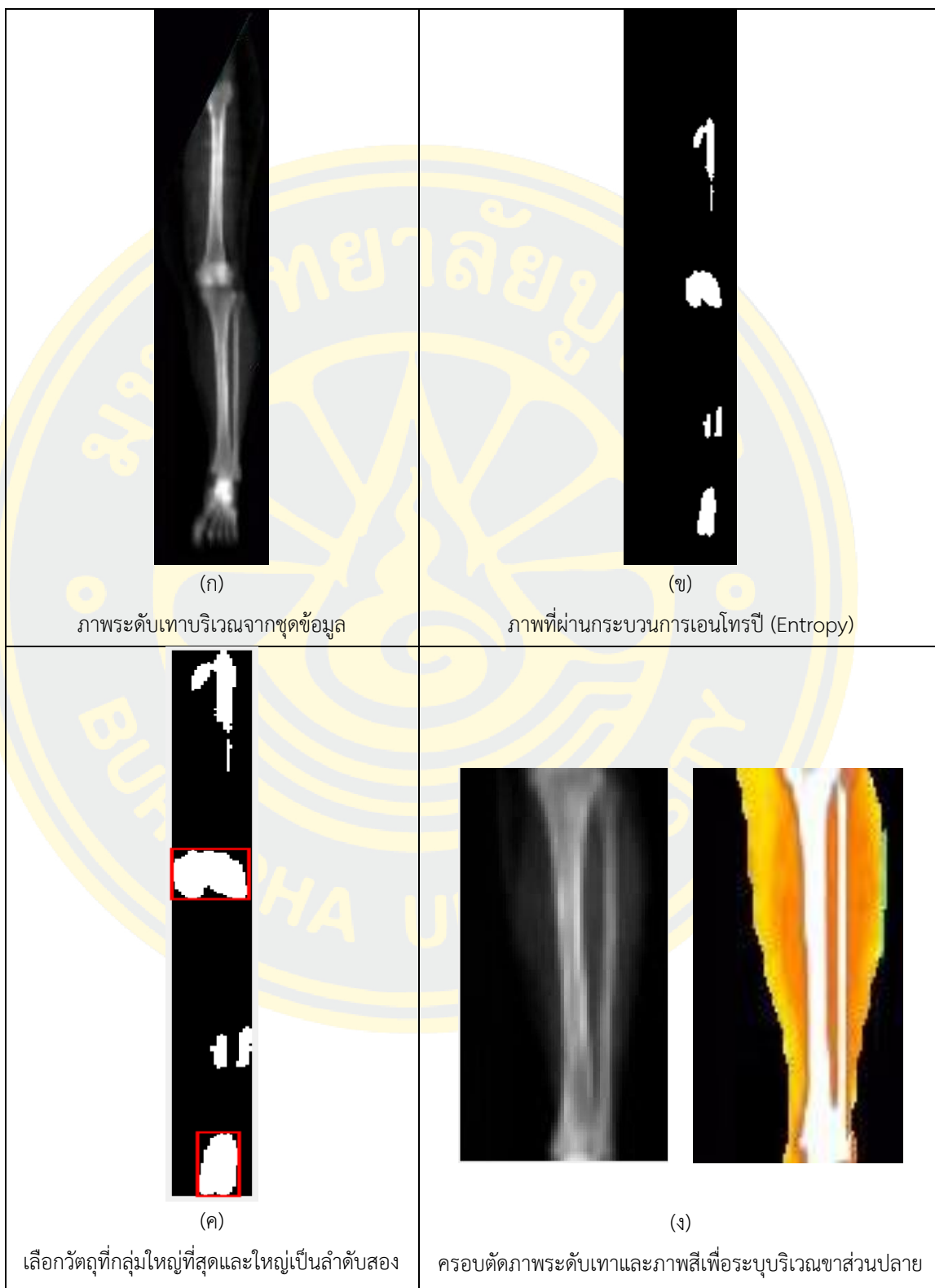
การทดลองใช้ข้อมูลภาพถ่ายรังสีเอ็กซจากเครื่อง Dual Energy X-ray Absorptiometry (DEXA) เป็นภาพสี 46 ภาพ และภาพระดับเทา 46 ภาพ รวมกันทั้งหมดจำนวน 92 ภาพ

4.1 ขั้นตอนก่อนการประมวลผลภาพ (Pre-process)

4.1.1 กระบวนการหาพื้นที่บริเวณขาส่วนปลาย

เพื่อระบุบริเวณพื้นที่ขาส่วนปลายเพื่อนำไปประมวลผลในขั้นตอนการหาพื้นที่ของช่องระหว่างกระดูก ดังรูปที่ 4-1 (ก) ภาพระดับเทาบริเวณจากชุดข้อมูล รูปที่ 4-1 (ข) ภาพที่ผ่านกระบวนการเอนโทรปี (Entropy) รูปที่ 4-1 (ค) เลือกวัตถุที่กลุ่มใหญ่ที่สุดและใหญ่เป็นลำดับสอง และ รูปที่ 4-1 (ง) กรอบตัดภาพระดับเทาและภาพสีเพื่อระบุบริเวณขาส่วนปลาย

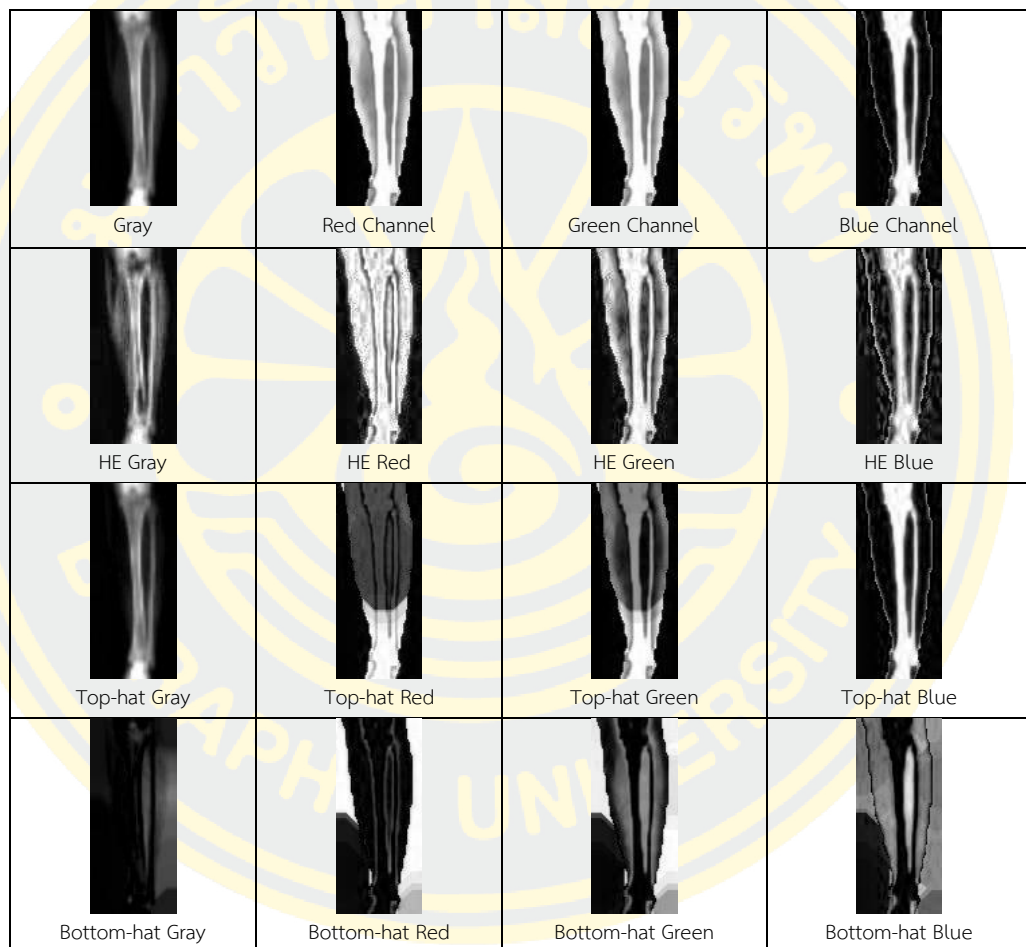
ตารางที่ 4-1 ขั้นตอนการหาพื้นที่ขาส่วนปลาย



4.1.2 ขั้นตอนการหาความสัมพันธ์ระหว่างภาพ

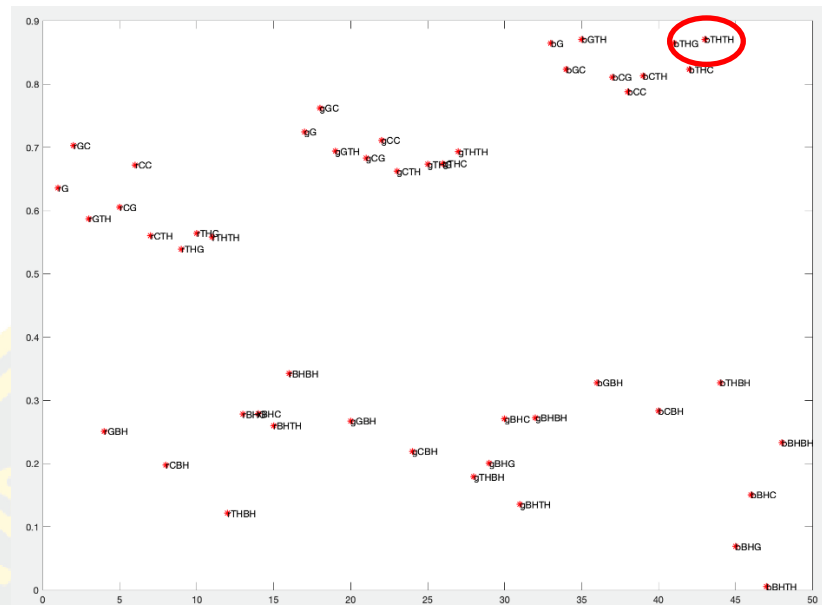
ในการเลือกภาพระดับเทาและภาพสีเพื่อนำมาปรับปรุงคุณภาพเพื่อให้ทั้งสองภาพมีคุณลักษณะที่เหมาะสมกันโดยนำภาพระดับเทาและภาพสี (ระบบสีแดง เขียว และน้ำเงิน) มาปรับปรุงคุณภาพโดยวิธีที่ได้อธิบายไว้ในบทที่ 3 แสดงผลลัพธ์การปรับปรุงคุณภาพ ดังตารางที่ 4-1

ตารางที่ 4-2 การปรับปรุงคุณภาพของภาพระดับเทาและภาพสี โดย Histogram Equalization (HE) Top-hat Transform และ Bottom-hat Transform



4.1.3 การปรับปรุงคุณภาพของภาพ

โดยใช้วิธีการเปรียบเทียบความสัมพันธ์ที่ได้นำเสนอไว้ที่บทที่ 3 เป็นการหาความสัมพันธ์ของข้อมูลที่ ภาพระดับเทาและภาพสี โดยค่าผลลัพธ์ของความสัมพันธ์ ดังรูปที่ 4-2 ทางผู้วิจัยจึงใช้ค่าของความสัมพันธ์ที่มากที่สุดเป็นเกณฑ์ในการปรับปรุงคุณภาพของกระดูกขาและภาพระดับเทาและภาพสีที่ผ่านวิธีการที่มีความสัมพันธ์สูงสุด

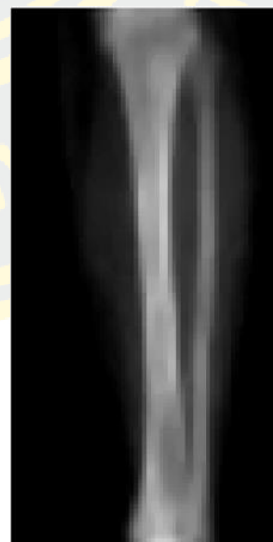


รูปที่ 4-1 Scatter plot แสดงค่าเฉลี่ยของความล้มพันธ์

โดยการปรับปรุงคุณภาพของภาพทั้งภาพระดับเทาและภาพระบบสีน้ำเงินแสดง ดังรูปที่ ดังรูปที่ 4-3 (ก) ภาพระบบสีน้ำเงินที่ผ่าน Top-hat Transform (ข) ภาพระดับเทาผ่าน Top-hat Transform และ (ค) ภาพผลลัพธ์การซ้อนทับเพื่อลบ (Subtraction)



(ก)



(ข)

รูปที่ 4-2 (ก) ภาพระบบสีน้ำเงินที่ผ่าน Top-hat Transform และ(ข) ภาพระดับเทาผ่าน Bottom-hat Transform

4.1.4 ขั้นตอนการซ้อนทับเพื่อลบ(Subtraction)

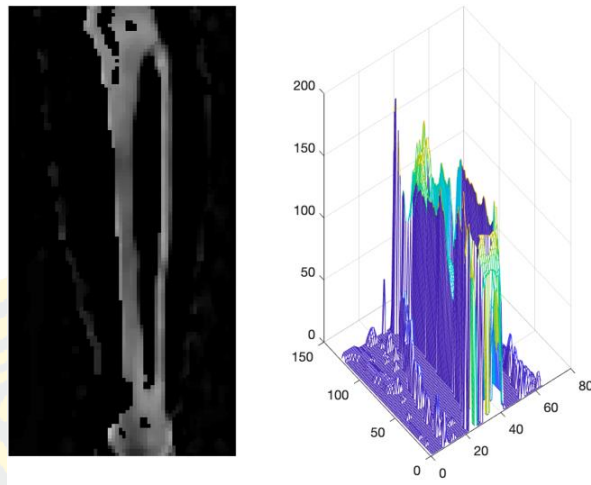
ซึ่งจากขั้นตอนก่อนหน้าได้ปรับปรุงคุณภาพของภาพโดยวิธีการ Top-hat transform(THT) และ Bottom-hat transform(BHT) โดยภาพที่ผ่าน THT จะปรับปรุงคุณภาพของกระดูก และ BHT จะปรับปรุงช่องของกระดูก ซึ่งจะนำภาพผลลัพธ์ทั้ง 2 วิธีมาทับซ้อนกัน(Subtraction) ดังรูปที่ 4-4



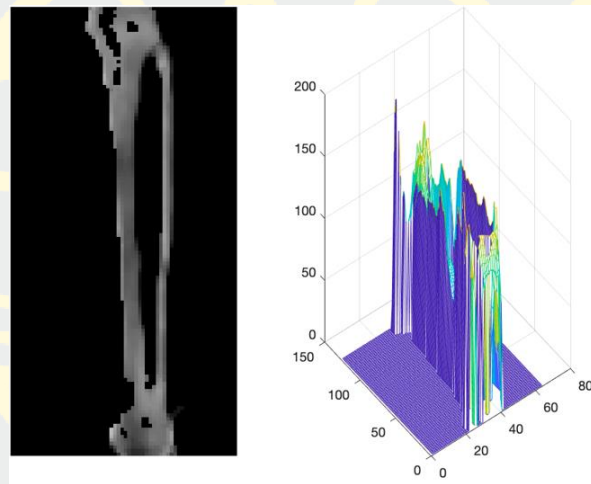
รูปที่ 4-3 ภาพผลลัพธ์การซ้อนทับเพื่อลบ (Subtraction)

4.1.5 ขั้นตอนการกำจัดภาพสัญญาณรบกวน (Remove noise)

ซึ่งการปรับปรุงคุณภาพและการซ้อนทับเพื่อลบจากขั้นตอนก่อนหน้ายังมีสัญญาณรบกวนอยู่ในภาพค่อนข้างมาก ดังรูปที่ 4-4 ภาพผลลัพธ์การทับซ้อนทับเพื่อลบ(Subtraction) และ กราฟ Surface ของภาพที่ผ่านทับซ้อนเพื่อลบ และขั้นตอนการกำจัดสัญญาณรบกวนจากการเชื่อมติดกันของวัตถุภายในภาพ ดังรูปที่ 4-5 ภาพผลลัพธ์การกำจัดสัญญาณรบกวน และ กราฟ Surface ของภาพที่ผ่านกำจัดสัญญาณรบกวน



รูปที่ 4-4 ภาพผลลัพธ์การทับซ้อนทับเพื่อลบ(Subtraction) และกราฟ surface ของภาพที่ผ่านทับซ้อนเพื่อลบ

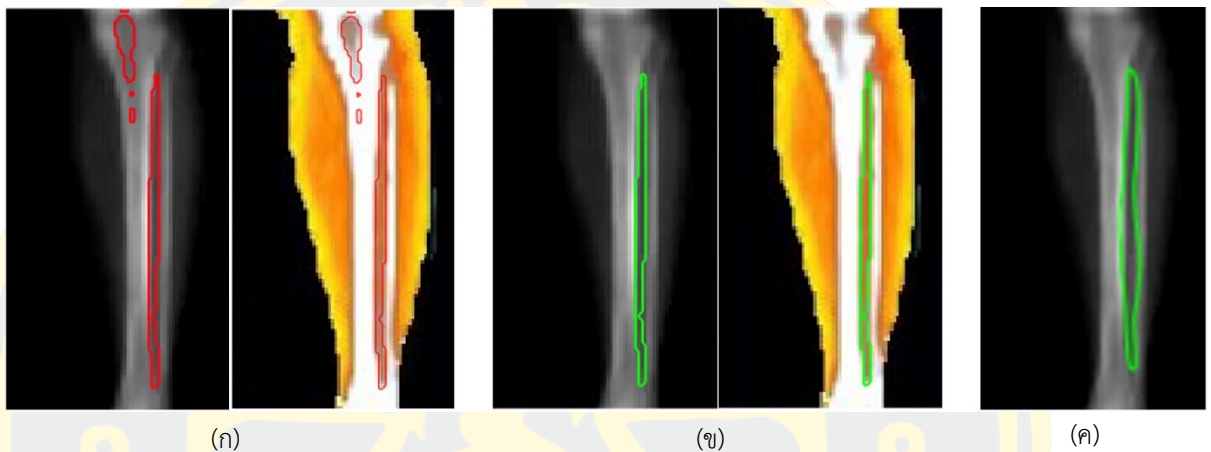


รูปที่ 4-5 ภาพผลลัพธ์การกำจัดสัญญาณรบกวน และ กราฟ Surface ของภาพที่ผ่านกำจัดสัญญาณรบกวน

4.2 ขั้นตอนการระบุช่องระหว่างกระดูก

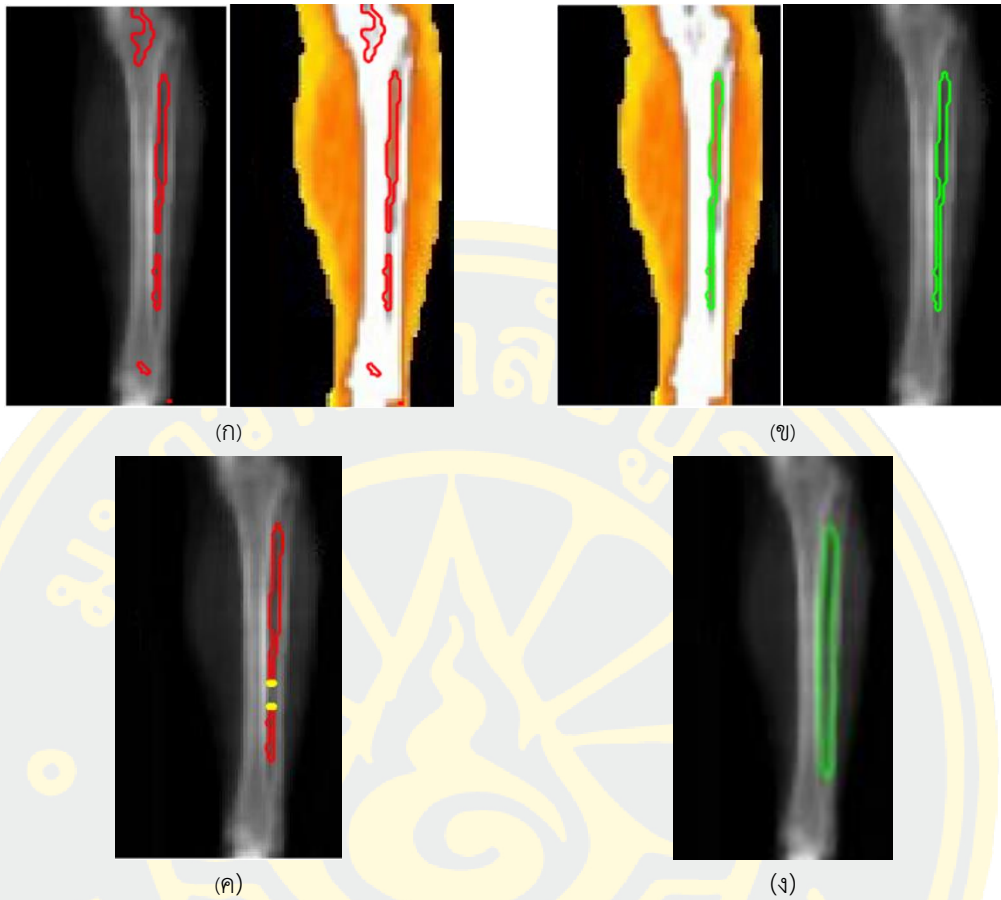
ขั้นตอนการระบุช่องระหว่างกระดูก จะดำเนินการโดยวิธีการกำหนดทิศทางการไหลของเวกเตอร์เกรเดียนต์ (Gradient Vector Flow: GVF) ในการหาช่องว่างระหว่างกระดูกในวิธีที่นำเสนอ บทที่ 3 ผลลัพธ์การระบุของช่องระหว่างกระดูกโดยจะมีช่องว่างระหว่างกระดูก 2 รูปแบบคือ

1). ช่องว่างระหว่างกระดูกเพียงช่องเดียว ซึ่งลักษณะข้อมูลช่องระหว่างกระดูกจะพิจารณาจากค่าความโด่ง (Kurtosis) จะมีค่ามากที่สุด ดังรูปที่ 4-6 (ก) ภาพที่ระบุช่องทั้งหมด(ภาพระดับเทาและภาพสี) (ข) ภาพของช่องที่มีค่าความโด่งมากที่สุด(ภาพระดับเทาและภาพสี) (ค) ภาพ groundtruth ระดับเทา



รูปที่ 4-6 (ก) ภาพที่ระบุช่องทั้งหมด(ภาพระดับเทาและภาพสี) (ข) ภาพของช่องที่มีค่าความโด่งมากที่สุด(ภาพระดับเทาและภาพสี) (ค) ภาพ groundtruth ระดับเทา

2). ช่องกว้างระหว่างกระดูกที่มีมากกว่า 1 ช่อง ซึ่งลักษณะข้อมูลช่องระหว่างกระดูกจะพิจารณาจากค่าความโด่ง (Kurtosis) จะมีค่ามากที่สุด และช่องที่อยู่ในแนวเดียวกับช่องว่างระหว่างกระดูกช่องแรกที่มีค่าความโด่งมากที่สุด โดยทั้งสองรูปแบบแสดงผล ดังรูปที่ 4-7 (ก) ภาพที่ระบุช่องทั้งหมด(ภาพระดับเทาและภาพสี) (ข) เลือกช่องการประมาณช่องระหว่างกระดูก (ค) ภาพการประมาณช่องระหว่างกระดูก(ภาพระดับเทาและภาพสี) (ง) ภาพ groundtruth ระดับเทา



รูปที่ 4-7 (ก) ภาพที่ระบุช่องทั้งหมด(ภาพระดับเทาและภาพสี) (ข) เลือกช่องการประมาณช่องระหว่างกระดูก (ค) ภาพการประมาณช่องระหว่างกระดูก(ภาพระดับเทาและภาพสี) (ง) ภาพ groundtruth ระดับเทา

4.3 การวัดประสิทธิภาพความถูกต้อง

การวัดประสิทธิภาพกับภาพผลลัพธ์ที่นำเสนอและภาพผลเฉลยทั้งหมด 46 ภาพ ซึ่งใช้วิธีในการวัดประสิทธิภาพ 3 แบบ ได้แก่ 1). Jaccard Index (JI) 2). DICE Coefficient 3). Confusion Matrix

1). Jaccard Index (JI)

$$JI(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (4.1)$$

เมื่อ

A คือ ภาพผลเฉลย

B คือ ภาพผลลัพธ์ที่นำเสนอ

2). DICE Coefficient

$$DICE(A, B) = \frac{2|A \cdot B|}{|A| + |B|} \quad (4.2)$$

เมื่อ

 A คือ ภาพผลเฉลย B คือ ภาพผลลัพธ์ที่นำเสนอ

3). Confusion Matrix

$$Accuracy = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)} \quad (4.3)$$

เมื่อ

 TP = True Positive TN = True Negative FP = False Positive FN = False Negative

ตารางที่ 4-3 อัตราร้อยละการวัดประสิทธิภาพความถูกต้องด้วย Jaccard index , DICE Coefficient และ Confusion Matrix

	อัตราความถูกต้อง(ร้อยละ)
Jaccard Index (JI)	95.89 %
DICE Coefficient	96.35 %
Confusion Matrix (Accuracy)	94.25 %

บทที่ 5

สรุปผลการทดลอง

5.1 สรุปผลการทดลอง

งานวิจัยนี้ นำเสนอวิธีการคำนวณเชิงตัวเลขและวิธีการเชิงคำนวณสำหรับการประยุกต์ใช้เพื่อเพื่อตรวจหาช่องระหว่างกระดูก จากภาพถ่ายรังสีเอกซ์โดยแบ่งขั้นตอนการประมวลผลออกเป็นขั้นตอนหลักคือ Pre-processing คือ ขั้นตอนการเตรียมข้อมูลภาพให้เหมาะสมกับการหาช่องระหว่างกระดูก โดยนำภาพระดับเทามาปรับปรุงคุณภาพโดยวิธี Bottom-hat transform และนำภาพสี มาแยกเอาเฉพาะ ระบบสีน้ำเงิน (Blue channel) โดยจะกำจัดสิ่งรบกวนโดยวิธี Median filter และปรับค่าของพิกเซลในแต่ละหน้าต่างตามค่าเฉลี่ยของหน้าต่างนั้น เมื่อปรับปรุงคุณภาพของทั้ง 2 ภาพ จึงนำภาพระดับเทาและภาพสี (Blue channel) มาซ้อนทับกัน (Subtraction) เพื่อนำภาพมาหาช่องระหว่างกระดูกด้วย GVF แต่จะระบุช่องระหว่างกระดูกจากช่องที่มีค่าความโค้งมากที่สุดคือช่องระหว่างกระดูก ซึ่งความถูกต้องของการระบุช่องระหว่างกระดูก นั้น คือ Jaccard Index = 91.89% DICE Coefficient = 96.35% และ Confusion Matrix (Accuracy) = 94.25% โดยเปรียบเทียบกับ groundtruth ทั้งหมด และมีการคำนวณมวลกล้ามเนื้อ ไขมัน และกระดูก โดยการแบ่งจะคำนวณโดยการนับพิกเซลของกล้ามเนื้อ ไขมันและกระดูก จากนั้นนำมาแปลงเป็นกรัมต่อพื้นที่ (ตารางเมตร) โดยใช้กำหนดค่า 0.25 เป็นค่าในการคูณเพื่อแปลงเป็นกรัมต่อพื้นที่ (ตารางเมตร) ทั้งนี้ค่าที่กำหนดต้องขึ้นอยู่กับทางเครื่อง Dual Energy X-ray Absorptiometry

5.2 วิจัยผลการทดลอง

งานวิจัยนี้อาจมีข้อผิดพลาดที่เกิดในกรณีบริเวณกระดูกขาที่มีภาพที่ไม่ชัดเจน ซึ่งเกิดจากการถ่ายภาพรังสีเอ็กซ์ส่งผลให้กระดูกขาในบริเวณ Tibia และ Fibula ขาออกจากกันจึงส่งผลให้การปรับปรุงคุณภาพของภาพและการระบุช่องว่างระหว่างกระดูกหรือการประมาณช่องว่างระหว่างกระดูกเกิดความผิดพลาด

5.3 งานที่จะทำต่อไปในอนาคต

ในอนาคตจะทำการระบุช่องว่างระหว่างกระดูกที่มีความคมชัดที่ต่ำ เนื่องจากการถ่ายภาพในมุมที่บิดบังช่องว่างระหว่างกระดูกหรือไม่สามารถแสดงถึงกระดูกทั้งสองท่อนในขาได้อย่างชัดเจน และจะสามารถคำนวณมวลกล้ามเนื้อในร่างกาย

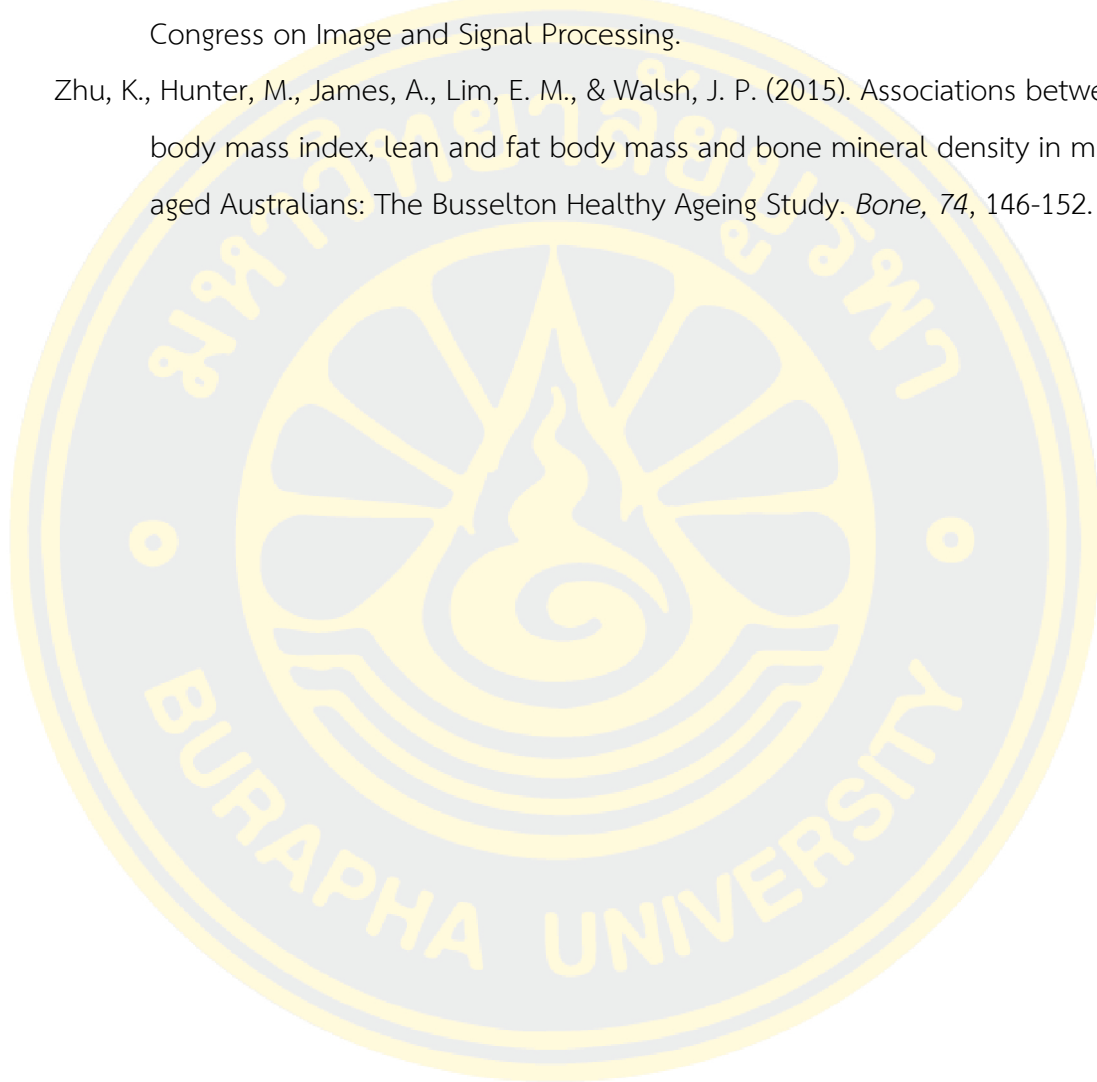
บรรณานุกรม

- Bai, X., Gu, S., & Zhou, F. (2010). *Entropy powered image fusion based on multi scale top-hat transform*. Paper presented at the 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing.
- Ho-Pham, L. T., Nguyen, U. D., & Nguyen, T. V. (2014). Association between lean mass, fat mass, and bone mineral density: a meta-analysis. *The Journal of Clinical Endocrinology & Metabolism*, 99(1), 30-38.
- Hrzić, F., Jansky, V., Sušan, D., Gulan, G., Kožar, I., & Jeričević, D. (2018). *Information entropy measures and clustering improve edge detection in medical X-ray images*. Paper presented at the 2018 41st International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO).
- Hsu, C.-C., Ding, J.-J., & Lee, Y.-C. (2017). *Efficient edge-oriented based image interpolation algorithm for non-integer scaling factor*. Paper presented at the 2017 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC).
- Kazeminiya, S., Karimi, N., Mirmahboub, B., Soroushmehr, S. M. R., Samavi, S., & Najarian, K. (2015). *Bone extraction in X-ray images by analysis of line fluctuations*. Paper presented at the 2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP).
- Li, C., Xu, C., Gui, C., & Fox, M. D. (2010). Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation. *IEEE transactions on image processing*, 19(12), 3243-3254.
- Shao, Z., & Liang, L. (2010). *Automatic segmentation of cracks in X-ray image based on OTSU and fuzzy sets*. Paper presented at the 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing.
- Tie-Rui, S., & Wei, Z. (2010). *The research of X-ray bone fracture image enhancement algorithms*. Paper presented at the 2010 International Conference on Computer, Mechatronics, Control and Electronic Engineering.

Tortora, G. J., & Derrickson, B. H. (2018). *Principles of anatomy and physiology*: John Wiley & Sons.

Wei, Z., & Xiaoya, C. (2010). *X-ray image segmentation based on genetic optimization and watershed transformation*. Paper presented at the 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing.

Zhu, K., Hunter, M., James, A., Lim, E. M., & Walsh, J. P. (2015). Associations between body mass index, lean and fat body mass and bone mineral density in middle-aged Australians: The Busselton Healthy Ageing Study. *Bone*, *74*, 146-152.



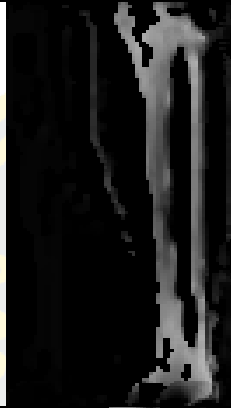

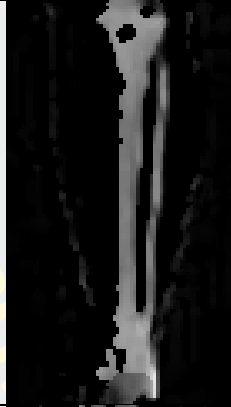
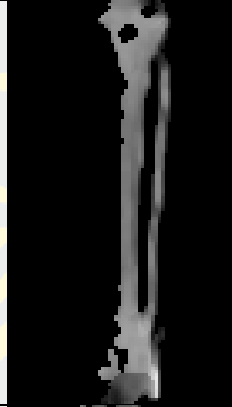

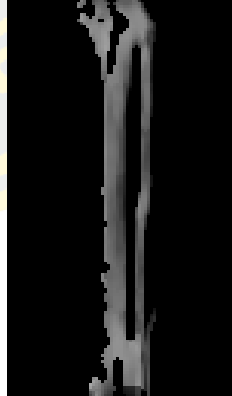


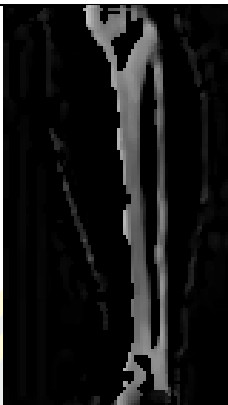
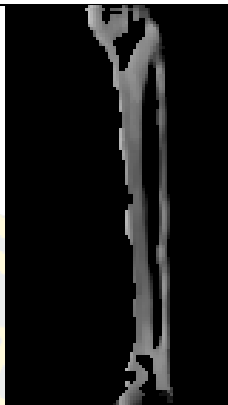
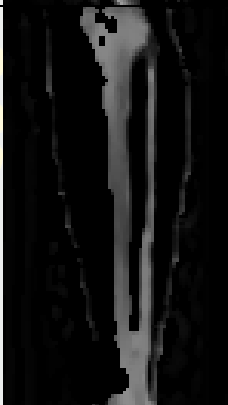

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

ภาพผลลัพธ์ที่ได้การลบภาพสัญญาณรบกวน

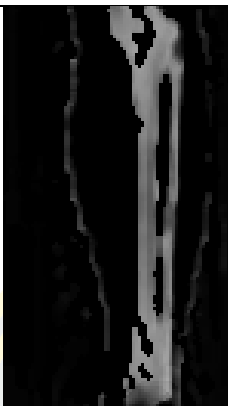
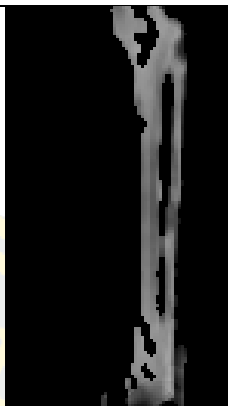
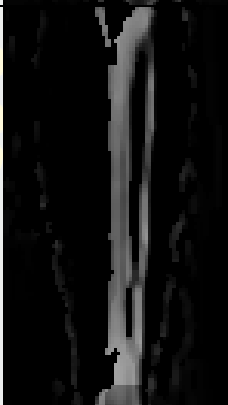
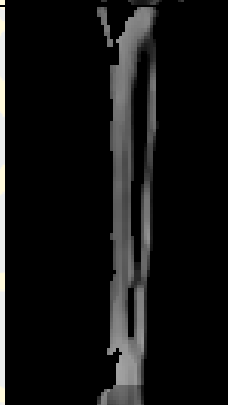
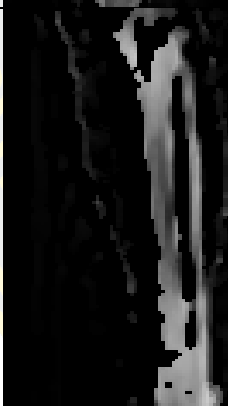
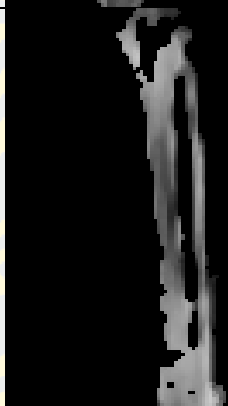
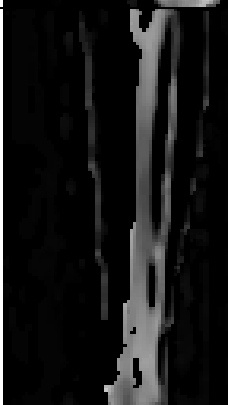
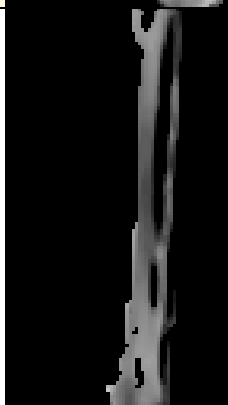
ตารางที่ 5-1 ภาพขาบริเวณลำที่มีช่องว่างระหว่างกระดูก 1 ช่องที่ได้รับ การลบภาพสัญญาณรบกวน

ภาพการปรับปรุงคุณภาพ	ภาพการลบภาพสัญญาณรบกวน
	
	
	

ภาพการปรับปรุงคุณภาพ	ภาพการลบภาพสัญญาณรบกวน
	
	

ตารางที่ 5-2 ภาพขาบริเวณล่างที่มีช่องว่างระหว่างกระดูก 2 ช่องที่ได้รับ การลบภาพสัญญาณรบกวน



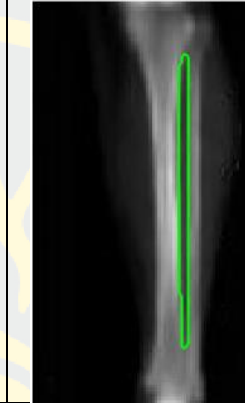



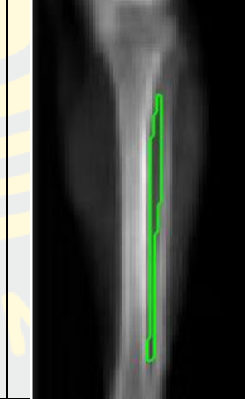



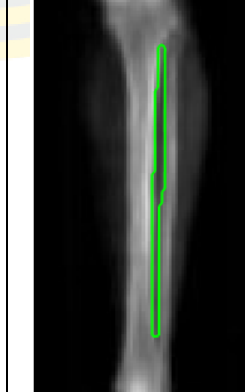

ภาพการปรับปรุงคุณภาพ	ภาพการลบภาพสัญญาณรบกวน
	

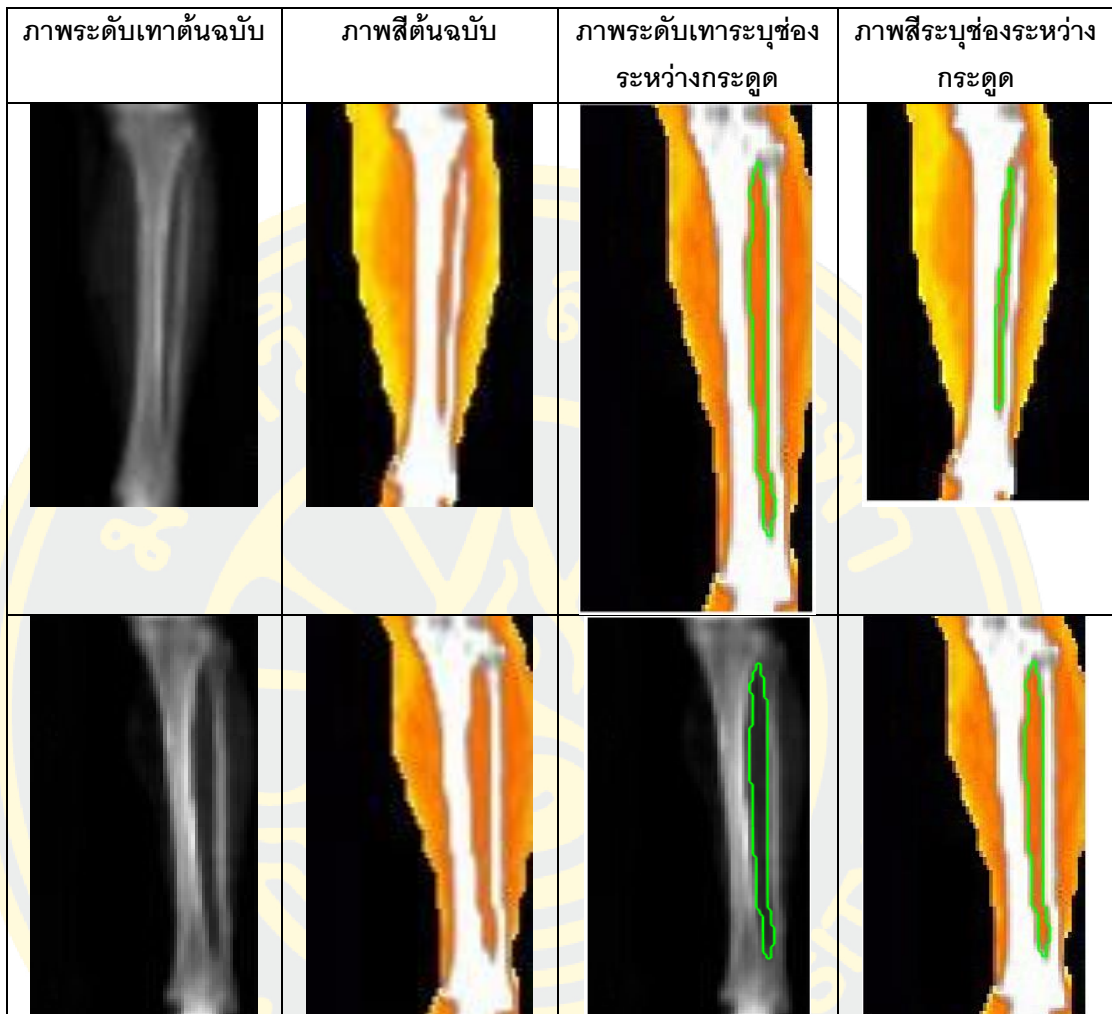
ภาพการปรับปรุงคุณภาพ	ภาพการลบภาพสัญญาครอบงวน
	
	
	
	

ภาคผนวก ข

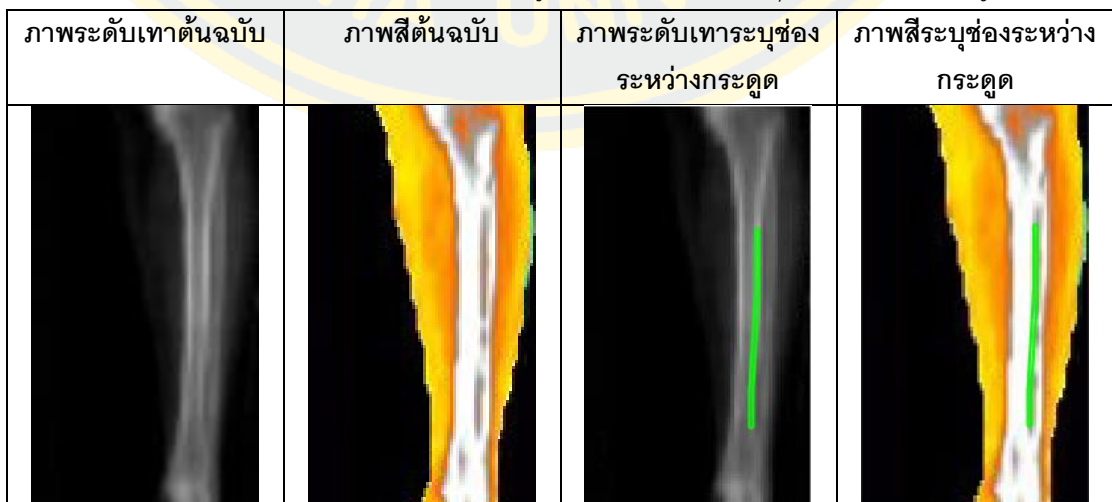
ภาพผลลัพธ์ที่ได้จากระบุช่องว่างระหว่างกระดูก



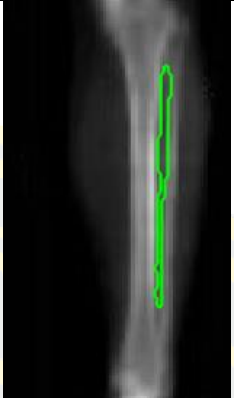
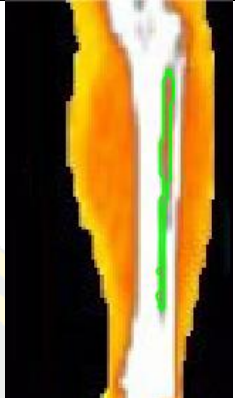


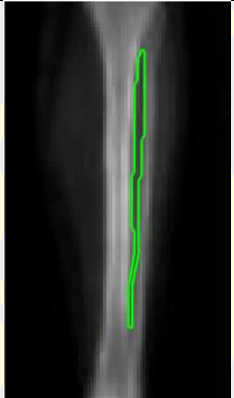
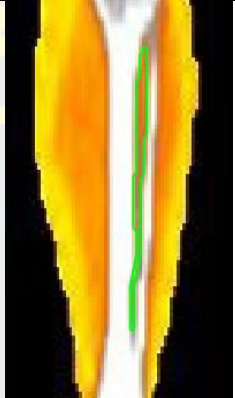


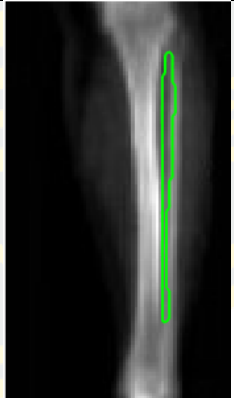
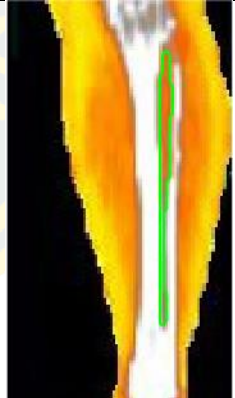
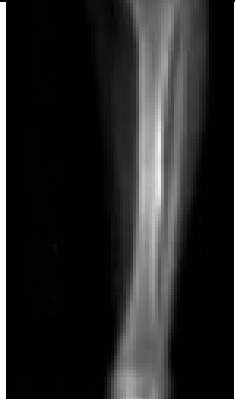
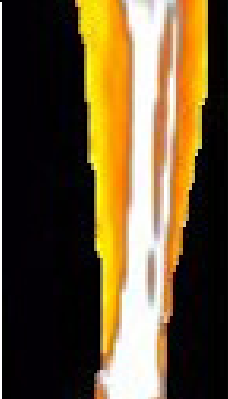
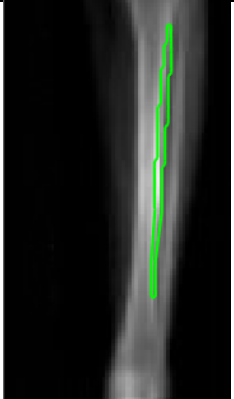
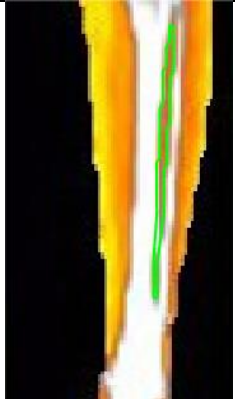
ตารางที่ 5-3 ภาพขาบริเวณลำที่มีช่องว่างระหว่างกระดูก 1 ช่องที่ได้รับ การระบุช่องว่างระหว่างกระดูก

ภาพระดับเทตันฉบับ	ภาพสีตันฉบับ	ภาพระดับเทาระบุช่องว่างระหว่างกระดูก	ภาพสีระบุช่องว่างระหว่างกระดูก
			
			
			



ตารางที่ 5-4 ภาพขาบริเวณล่างที่มีช่องว่างระหว่างกระดูก 2 ช่องที่ได้รับ การระบุช่องว่างระหว่างกระดูก



ภาพระดับทนต์ันฉบับ	ภาพสีต้นฉบับ	ภาพระดับเทาระบุช่อง ระหว่างกระดูก	ภาพสีระบุช่องระหว่าง กระดูก
			
			
			
			

ตารางที่ 5-5 ปริมาณมวลกล้ามเนื้อ ไขมัน และกระดูก




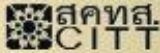

ลำดับที่	กล้ามเนื้อ(g/m ²)	ไขมัน(g/m ²)	กระดูก(g/m ²)	กล้ามเนื้อ ร้อยละ	ไขมัน ร้อยละ	กระดูก ร้อยละ
1	551.75	944.25	314.5	30.48	52.15	17.37
2	824.5	536.25	371.25	47.60	30.96	21.43
3	1525.5	74.5	182.75	85.57	4.18	10.25
4	783.5	653.25	396.5	42.74	35.63	21.63
5	704.25	661.25	435	39.11	36.73	24.16
6	518.25	655.25	313	34.86	44.08	21.06
7	1142	230.75	208.5	72.22	14.59	13.19
8	670.5	919.25	372	34.18	46.86	18.96
9	1210.25	68.5	326.5	75.39	4.27	20.34
10	1011.5	728.5	350.5	48.39	34.85	16.77
11	584.25	608.5	331.5	38.33	39.92	21.75
12	1138.5	180.75	343.75	68.46	10.87	20.67
13	1643.25	129.75	499.75	72.30	5.71	21.99
14	1102.5	269.75	308	65.62	16.05	18.33
15	1102	228.5	313.5	67.03	13.90	19.07
16	496	662	287.5	34.31	45.80	19.89

ลำดับที่	กล้ามเนื้อ(g/m ²)	ไขมัน(g/m ²)	กระดูก(g/m ²)	กล้ามเนื้อ ร้อยละ	ไขมัน ร้อยละ	กระดูก ร้อยละ
17	607.75	970	341.75	31.66	50.53	17.80
18	587.25	542.5	375.25	39.02	36.05	24.93
19	658.25	304.5	323	51.20	23.68	25.12
20	835.25	405.25	293.25	54.46	26.42	19.12
21	869	565.5	420.75	46.84	30.48	22.68
22	883.5	328.25	398.75	54.86	20.38	24.76
23	935.75	674.75	482.5	44.71	32.24	23.05
24	620.5	873.5	364.75	33.38	46.99	19.62
25	1563.25	160.5	340	75.75	7.78	16.47
26	879.25	638.75	395.25	45.96	33.39	20.66
27	1133.75	219.25	276.5	69.58	13.46	16.97
28	764.25	447.25	415.75	46.97	27.49	25.55
29	1475.5	273.75	339	70.66	13.11	16.23
30	559.5	440.5	323	42.29	33.30	24.41
31	662.75	951.75	339.25	33.92	48.71	17.36
32	758.5	687	383	41.48	37.57	20.95
33	570.25	762.25	378.5	33.33	44.55	22.12

ลำดับที่	กล้ามเนื้อ(g/m ²)	ไขมัน(g/m ²)	กระดูก(g/m ²)	กล้ามเนื้อ ร้อยละ	ไขมัน ร้อยละ	กระดูก ร้อยละ
34	672	574	498.5	38.52	32.90	28.58
35	729.5	594	442	41.32	33.64	25.04
36	1447.75	19.5	328	80.64	1.09	18.27
37	1408.25	145	374.25	73.06	7.52	19.42
38	823.25	670.25	373	44.11	35.91	19.98
39	498.25	720.75	301.75	32.76	47.39	19.84
40	651.75	777	245.75	38.92	46.40	14.68
41	944	389.75	404.5	54.31	22.42	23.27
42	728.75	416.75	361.5	48.36	27.65	23.99
43	994.5	592.75	395.25	50.16	29.90	19.94
44	659.25	729.25	354.75	37.82	41.83	20.35
45	995.25	475.75	418.25	52.68	25.18	22.14
46	1083.5	199	313.25	67.90	12.47	19.63



ภาคผนวก ค
งานวิจัยที่เผยแพร่

Call for Papers

InCIT 2019

4th International Conference on Information Technology

Embracing Intelligent Technology and Innovation Towards the New Era of Human Life.

Honorary Chair

Bandit Rojanasont TNI, Thailand
President of Thai-Nichi Institute of Technology

General Chair

Rutikorn Verakulapornth TNI, Thailand
Chairman of Council of IT Deans of Thailand (CITT)

General Co-chair

Krisana Chinmasom BUU, Thailand
Phayong Meesad KMUTNB, Thailand

Advisory Board

Woraphon Likitkatsakul	MUT, Thailand
Kriengkrai Porikaw	KMUTT, Thailand
Narongdech Keerapornon	DPU, Thailand
Wiporn Chokkikulnorn	KMUTT, Thailand
Pattanasak Mongkolkeat	MU, Thailand
Teevavit Lachapansong	MFU, Thailand
Sinchai Kamolphisong	PSU, Thailand
Tharapon Wongsoardakul	SU, Thailand
Thana Sawares	SPU, Thailand
Chetnat Srisaen	RSU, Thailand
Sasitorn Kasemut	MSU, Thailand
Phongpong Booniratham	WU, Thailand
Dechanuchit Kabanjavitwate	Samsu, Thailand
Among Rungsook	NPU, Thailand
Somsak Chamnamphet	SU, Thailand
Patt Chamkietkong	PIM, Thailand
Thirath Chooawan	UP, Thailand
Wario Shiratori	CHUO-U / TOHOKU, Japan
Kenzo Takahashi	UEC, Japan
Susumu Yoshida	KYOTO-U, Japan
Yoshihiko Miyajima	HOKKIDAI, Japan
Branika Vaccic	SYDNEY, Australia
Ying-Dar Lin	NCTU, Taiwan
Yasushi Kato	SFAIS, Japan

Technical Program Supporting Committee

Kosin Channongthai	KMUTT, Thailand
Kunpong Woraratpanya	KMUTT, Thailand
Chotapat Pornavalai	KMUTT, Thailand
Kopadol Maneevat	KMUTT, Thailand
Sakchai Tiphatsarut	KMUTT, Thailand
Wiroet San-Um	TNI, Thailand
Waree Kongprawechnon	SIT, Thailand
Vinach Somerlarnwanich	SIT, Thailand
Sayan Saeyod	KKU, Thailand
Patchang Uthayopas	KU, Thailand
Chaothi Aowakul	CU, Thailand
Kazuhiko Hamamoto	TOKAI-U, Japan
Samsak S. Chua	LPU, Philippines
I Wiyen Mustika	UGM, Indonesia
Hiroshi Isahara	TUT, Japan
Kaoru Takahashi	ARIAKE-NCT, Japan
Salahuddin Muhammad Salim Zahr	TSURUOKA-NCT, Japan
Takashi Mitsushin	TOHOKU, Japan
Hiroshi Tsunoda	TOHTECH, Japan

The 4th International Conference on Information Technology

24-25 October 2019, Bangkok, Thailand.

Organized by: Faculty of Information Technology, Thai-Nichi Institute of Technology and Council of IT Deans of Thailand (CITT)

Theme : Embracing Intelligent Technology and Innovation Towards the New Era of Human Life.

The 4th International Conference on Information Technology (InCIT2019) has goal and objective to be the forum of sharing the research in the related areas of information and communication technology. We believe that the research encompasses intelligent technology and innovation for the next society of human being will be very important. Authors who involves those research areas are cordially invited to submit papers and present in InCIT2019. In addition, the conference will strengthen the collaboration and provide opportunities for delegates to exchange and discuss new innovative ideas and research results, as well as the future directions for cooperative research.

The topics include, but are not limited to

<ul style="list-style-type: none"> • Artificial Intelligence • Data Science and Analytics • Cloud Service and Computing • Communications and Networking • Computer Animation and Game • Digital Multimedia Technology • Database Technology • E-Commerce, E-Education, E-Government, E-Industry, E-Society • Geo-informatics • Human Computer Interaction • IT in Education • IT and Project Management • IT Security and Privacy • IT and Mobile Application 	<ul style="list-style-type: none"> • Image Processing • Intelligence Communications • Internet of Things • Network Security and Privacy • Augmented and Virtual Reality • Pattern Recognition • Platform Technologies • Quantum Computing • Signal Processing • Natural Language Processing • Bio-medical Informatics • Smart and Expert Systems • Web and Internet Technologies • Wireless and Mobile Networks • Other Related Topics
---	---


Important Dates

Paper Submission Deadline: Extended to	20 June 2019
Notification of Acceptance:	15 July 2019
Camera-Ready:	31 August 2019
Early Bird Registration:	10 September 2019
Regular Registration:	11-25 September 2019
Conference Date:	24-25 October 2019

Registration fee

Categories	Authors		Participants
	Early Bird	Regular	
Non IEEE/ECTI Member	USD 280 or THB 10,800	USD 400 or THB 12,000	USD 250 or THB 8,000
IEEE/ECTI Member	USD 315 or THB 9,450	USD 260 or THB 10,200	USD 190 or THB 5,400

Contact InCIT Secretariat : incit@tni.ac.th, Tel :+66 (0) 2763 2752



incit.or.th/incit2019

Segmentation of Shinbone Interosseous Space using GVF Techniques

Siwakorn Artraksa
Burapha University Thailand
60910064@go.buu.ac.th

John Gatewood Ham
Burapha University Thailand
buraphalinuxserver@gmail.com

Krisana Chinnasarn
Burapha University Thailand
krisana@it.buu.ac.th

Abstract— In this research, a new shinbone interosseous space segmentation method was proposed. The X-ray images were obtained from Dual Energy X-ray Absorptiometry (DXA) and consisted of 3 components (muscle, fat, and bone). The DXA scanner produces two different images, gray image and a color image each containing different information. Muscle and fat are two components that can be used to calculate muscle mass. The bone area is used to compute an estimate of the bone mineral density (BMD) measurement as an osteoporosis indicator. Muscle mass is used for the body mass index calculation. X-ray images are the main source of information to measure muscle, fat, and bone area in the human body. The main problem is the ambiguous outline of each component, the position of the legs being placed into the X-ray machine, and the variety of leg shapes. Traditional segmentation methods such as watershed transformation, Noise cancellation, and Image Enhancement were used in preprocessing the images. Analysis of light concentration fluctuations to determine the location of the Gradient Vector Flow (GVF) was the technique used to find the region of interest (ROI), shinbone interosseous space. The Jaccard Index percentage reach 93.92%. Overlapped Area percentage reaches 93.51%.

Keywords— X-ray images, Muscle Mass, ROI, GVF Technique, Interosseous space

I. INTRODUCTION

The body is mainly composed of muscles, fat, bones and water. These four components make up most of the weight in the body. Muscles are an important part that help the body to move. The body needs more than just bones or joints. The amount of muscle mass is unstable, depending on many changing factors. As age increases, this results in less movement the amount of muscle mass will decrease. But having strong muscles will help the body increase the metabolic rate, increase bone density, and increase bone strength. The in turn will reduce pain in the joints, reduce fractures of the bones, and helps control weight. When the muscle mass is less than a built-in low threshold, the body will focus on building muscle rather than treating injuries. Chemicals that help build muscle also help to break down fat and reduce stress. Body's weight cannot determine the muscle mass, because of its companies such as fat and water. People who have a greater proportion of muscle mass have a more effective metabolic system than people with a smaller percentage of muscle in their total body weight.

There are currently many ways to determine the amount of muscle. Calculation of weight and height is used for calculating Body Mass Index (BMI), which is an estimate of initial body fat. If the body mass index is high, a higher risk exists of diseases such as diabetes, high blood pressure, high blood cholesterol, and certain types of cancer. Traditional methods for calculating Body Mass Index (BMI) may be wrong. Elderly patients may have bone problems, resulting in a lower height due to aging. Bone density decreases resulting in bone collapsing. The height of the elderly decreases over time, leading to errors in the calculating of the Body Mass Index (BMI).

In addition, the body composition method can be examined with other techniques such as Computerized Tomography Scan (CT Scan) or Computerized X-ray machines to inspect the body with high radiation X-rays. X-ray photos are very sharp and precise. But those who have been tested and receive high amounts of radiation while receiving X-rays in large quantities may suffer genetic damage. And there is also a risk of causing diseases such as cancer, tumors, skin diseases, etc. Dual Energy X-ray Absorptiometry (DXA) produces much lower radiation. Computerized Tomography Scan (CT Scan), therefore, takes X-ray images from Dual Energy X-ray Absorptiometry (DXA) to calculate the amount of muscle mass and fat in the area of the legs and arms. These are used to diagnose Osteoporosis, or low bone density. Dual Energy X-ray Absorptiometry (DXA) measurements release a second X-ray energy through the body tissues and bone density as well. X-ray photos are based on bone density and tissues. The images obtained from X-ray photos are composed of gray-scale images and color images. The gray-scale images show bones, and color images show muscle and fat. Calculating the amount of muscle mass accurately requires separating the area of the bone and muscle, but the X-ray image obtained from the Dual Energy X-ray Absorptiometry (DXA) has low contrast, resulting in the shinbone interosseous space being tallied incorrectly. Hala Algailani et al. [1] present the segmentation of overlapping red blood cells and different characteristics in each cell. Denoise using non-local means method and segmentation area of red blood cell using the watershed method was employed. Karim El Soufi et al. [2] present a method of segmentation of bone tissue in X-ray images. They improve gray-scale images to increase contrast using Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) to remove the background and soft tissue. Then morphological operators are used to maintain the bone structure. S. Kazemina et al. [3] present a method based on edge detection of the bone by using intensity fluctuations to look at the values of local maxima in intensity(peaks). In the research

presented above, the data of the imported images are clearly separated. And the quality of the images that have been imported is high. When compared to our image data, our images are less accurate because our images have been created using low radiation levels, yielding images that are of lower quality.

In this paper, we present a new method for identification of the shin bone and finding interosseous space adjacent to the shinbone. We will start with an image consisting of fibula and shin bone. We must improve the image to separate the two bones. We will take the gray image to improve quality. Knee and ankle area have high intensity. Thus, these areas are used to identify the shinbone region which locates in between both areas. The direction of the vector will move in the area of the space between the bones. Our first algorithm finds the local entropy to identify the knee and ankle. Then the Gradient Vector Flow (GVF) technique is used to find ROI of the shin bone and segment the image to separate out the interosseous space. The results were compared with ground-truth by specialist radiologists from our local university hospital.

II. BACKGROUND KNOWLEDGE

Medical photographs are medical information that experts use to identify diseases and find the risk of disease. Therefore, before medical image processing for accuracy, some basic knowledge is required.

A. Anatomy

1) Fibula and Tibia

The femur in the human body consists of 2 main parts, the fibula and the tibia (shin bone) [4], as shown in Figure 1. The tibia is the main weight-bearing bone of the lower leg and the second longest bone of the body, after the femur. The fibula and tibia are under the lower knee. The fibula is composed of bone. It is long and tapered with a large, bone-like shape. The inside is attached to the shin. In the middle, it has a thin, slender appearance. The lower end has a pointed appearance, called 'Lateral malleolus'. The tip is attached to the ankle joint. The tibia is larger than the fibula, and is the second largest in the human body, after the femur (Patella). The appearance of a cross section of the middle bone is shaped like a triangle. The lower end is smaller than the upper end. The bottom area is attached to the tip of the fibula. The area below the knee and near by the ankle bone is called. Fibula and Tibia shown in Figure 1.



Figure 1. The tibia and fibula [5]

B. Image Enhancement

1) TOP-HAT Transform[6]

Mathematical morphology is an important tool in image processing. TOP-HAT is one of the most important mathematical morphology operations, and is determined by dilation and erosion of two basic functions. The TOP-HAT transform is used to enhance features within bright images and is defined in Equation (1).

$$THT(x, y) = I(i, j) - f \circ M(x, y) \quad (1)$$

I is a grayscale image, M is a structure element, TOP-HAT transforms are using opening ($I \circ M$) and closing ($I \bullet M$) of $I(i, j)$ by $M(x, y)$.

C. Local Entropy

Entropy [7] has been widely and efficiently used in image processing to quantify the image information contained in one image.

The concept of local entropy calculates the entropy within a sliding window (size $n \times n$). The window will move through the image data to every pixel within the image rows and columns. The entropy calculation of each sliding window will set the middle pixel value. The value will depend on all other neighboring pixels within the window. Equation (2)

$$J = - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p(x_{ij}) \log_2 p(x_{ij}) \quad (2)$$

J is local entropy value. p is probability of intensity image. n is the width and height of the sliding window size. x_{ij} is the intensity of the grayscale image.

D. Gradient Vector Flow (GVF)

The gradient vector flow [8] is used for solving problems with a gradient range external force field, The external force equation. GVF can be expressed as $V(x, y) = (u(x, y), v(x, y))$, and its energy function is defined in Equation (3).

$$G = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |v - \nabla f|^2 dx dy \quad (3)$$

u and v are horizontal direction and vertical direction of the gradient. ∇f is the gradient parameter of the edge map. If ∇f is minimum, the energy is dominated by the first partial derivative and the second phase will control the lowest energy possible if $v = \nabla f$. μ is the weighing parameter that must be adjusted to be suitable for noise removing.

III. PROPOSED METHOD

In our method, we have two main processes: pre-processing and finding space. Pre-processing uses grayscale images to find the knee and ankle area using local entropy. Then the picture quality is enhanced by using grayscale images and

color images and the Gradient Vector Flow (GVF) technique to find the shin bone and find an interosseous space as shown in Figure 2.

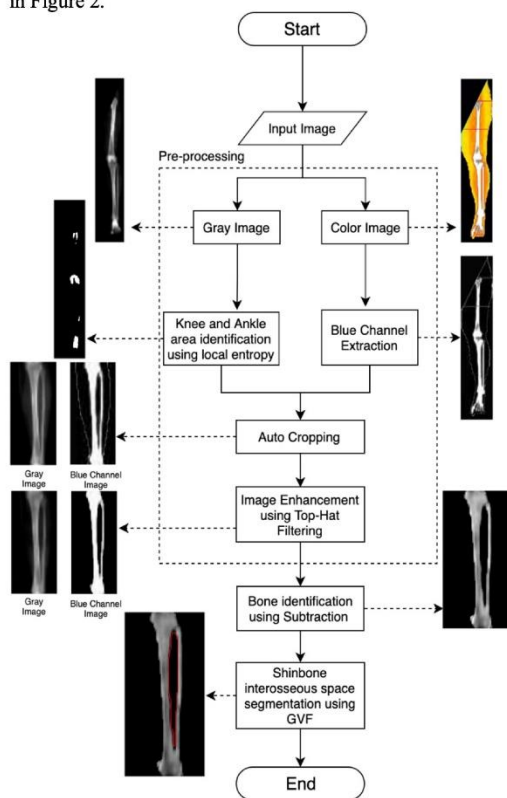


Figure 2. Diagram of our proposed method

A. Pre-processing

Before beginning the process of finding the space between the bones, we must first find the area of the discharge region because the input image consist of the whole component of human legs. The space between the legs is in the end between the tibia and fibula. Then, tibia and fibula bones are segmented from a whole leg's image.

1) Knee and ankle joint identification

The procedure for identifying the area of the knee bone and foot bone imports the gray scale image data because in the gray scale image, there will be clearer bone data than in the color image. Finding the knee and ankle by discovering the grouping of data after doing Local Entropy is done with Equation (2). We will group the knees and ankles by selecting the group that has the maximum area object, which is the knee area. The maximum remaining area object, which is below the knee position, is defined as the ankle area. The algorithm for finding the knee and ankle joint areas is shown in the Figure 3.

Algorithm 1: Knee and ankle joint area segmentation

```

Input: Image and window_size
Output: KneeArea and AnkleArea
Begin
1: ImagePad = zeropad(Image, (window_size, window_size))
2: for i = 1 : size(Image,1) do
3:   for j = 1 : size(Image,2) do
4:     EntropyValue(i,j) = entropy(ImagePad(i:i+window_size+1,
                                     j:j+window_size+1))
5:   endfor
6: endfor
7: Object = connected_component(EntropyValue)
8: KneeArea = maximum(Object)
9: for i = 1: size(Object,1) do
10:  if KneeArea.y > Object(i).y AND maximum(Object(i)) then
11:    AnkleArea = Object(i)
12:  endif
13: endfor
End

```

Figure 3. Knee and ankle area identification algorithm.

Finding the local entropy value will vary the size of the window from $15 * 15$ to of $25 * 25$ and then it can find the value of peak signal-to-noise ratio (PSNR) as in (4).

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{MAX^2}{MSE} \right) \quad (4)$$

MSE is the mean squared error. MAX is the maximum possible pixel value of the image.

$$MSE = \frac{1}{nm} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (x_{ij} - y_{ij})^2 \quad (5)$$

n and m are the size of a data point, x_{ij} is a data point value local entropy. y_{ij} is a data point of the original input image.

The result of finding the local entropy value from windows sized $15 * 15$ to windows sized $25 * 25$ is shown in Figure 4, In the window with size $21 * 21$, the value has the appropriate PSNR. But the value of the PSNR does not have a better value, as you can see in the graph in Figure 5. Therefore, we chose to use the window size $21 * 21$ as the boundary between the knee and ankle regions.

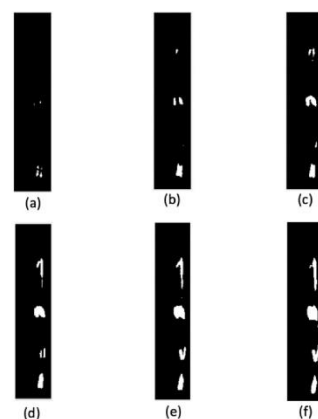


Figure 4. Window size of Local Entropy (a). window size $15 * 15$, (b). window size $17 * 17$ (c). window size $19 * 19$ (d). window size $21 * 21$ (e). window size $23 * 23$ (f). window size $25 * 25$

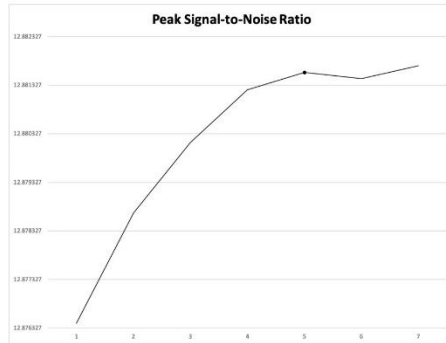


Figure 5. Result of PSNR of window size 15*15 to 25*25 which shows the optimal point in the graph is window size 21*21.

2) Image cropping

The knee and ankle area can be identified as limb areas of the fibula and tibia (shin bone). The green line is the tip of the knee area and the red line is the beginning of the ankle area obtained using local entropy analysis. A cropped grayscale image is shown in Figure 6 (a), and the corresponding color images are shown in Figure 6 (b).

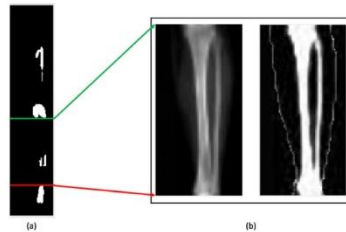


Figure 6. (a) Border of knee and ankle area (b) Gray and blue channel images

3) Image Enhancement

After cropping, gray scale image and blue channel image is enhanced using TOP-HAT transform. The result of this enhancement is shown in Figure 7.

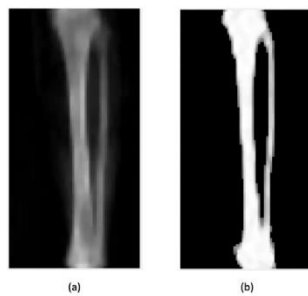


Figure 7. Enhancement by top-hat transforms (a) Grayscale image (b) Blue channel image

B. Bone Identification

1) Image Subtraction

Enhancement of the quality of images to make the bone information clearer and eliminate tissue using image subtraction is defined in Equation (6) and the result of the image subtraction is shown in Figure 8.

$$Q = A - B \quad (6)$$

A is image A and B is image B from Figure 7.

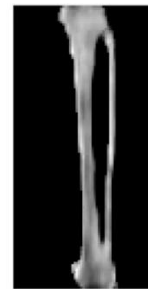


Figure 8. Result of image subtraction between grayscale and blue channel images.

2) Leg area localization using GVF

The gradient vector flow (GVF) method takes the image from the image subtraction and determines the slope of the intensity in both horizontal and vertical directions using the appropriate, Sobel filters shown in Figure 9.

-1	0	1	-1	-2	-1
-2	0	2	0	0	0
-1	0	1	1	2	1
Horizontal			Vertical		

Figure 9. Horizontal and vertical Sobel filters.

Sobel filter can reveal the edge of each image. Then, GVF is employed to determine the direction of vector. The Gradient Magnitude is calculated to indicate the size or force of the movement of the vector approaching the edge. This is shown graph in Figure 10.

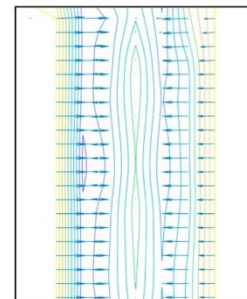


Figure 10. Gradient vector flow field of fibula and tibia bone.

The data from the GVF operation yields the data set of the image edge (Figure 11) by selecting the data group that is the space between the bones calculated from the Increasing and Decreasing functions. That set of information is the space between the bones shown in Figure 12. The algorithm for finding the shinbone interosseous space area is given in Figure 13.

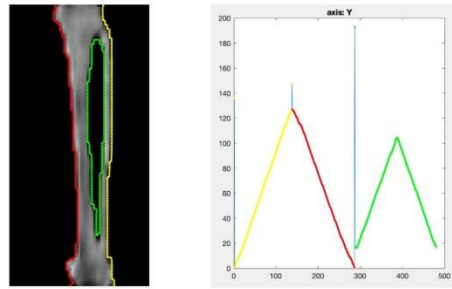


Figure 11. Graph is axis Y of left (red) and right (yellow) and shinbone interosseous space (green).

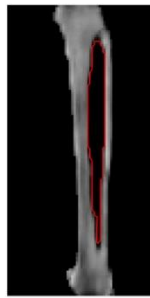


Figure 12. ROI of shinbone interosseous space.

```

Algorithm II: Shinbone interosseous space area segmentation
Input: Image SobelX and SobelY
Output: SpaceROI
Begin
1: GH = Image*SobelX
2: GV = Image*SobelY
3: GForce = squareroot((GH.*GH)+(GV.*GV))
4: NormValue=GForce/(max(GForce))
5: EdgePoint=SelectEdgePoint(NormValue)
6: if EdgePoint != Increasing() AND EdgePoint != Decreasing() then
7:   SpaceROI = EdgePoint
8: endif
End

```

Figure 13. Shinbone interosseous space segmentation algorithm.

IV. EXPERIMENTAL RESULTS

The proposed method was applied to 40 X-ray images. The images were obtained from the local university hospital and were generated with Dual-X-ray Absorptiometry (DXA) machine. The machine produced grayscale images and color images with low contrast and low resolution. The results were compared to the field truth by expert radiologists from our local university hospital and are shown in Figure 14.

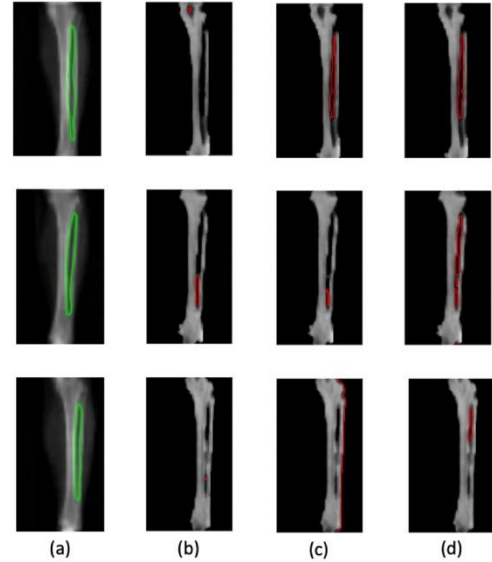


Figure 14. (a) Ground-truth, (b) Adaptive k-Means Algorithm, (c) Watershed transformation [1] and (d) Proposed method.

The comparison of the results was done with Area Overlap (AO) and Jaccard index (JI), defined in Equation (7) and Equation (8) respectively

A. Overlapping Area Percentage(AOP)

$$AO = \frac{|IM_1 \cap IM_2|}{|IM_1 \cup IM_2|} \times 100 \quad (7)$$

IM_x is image to compare.

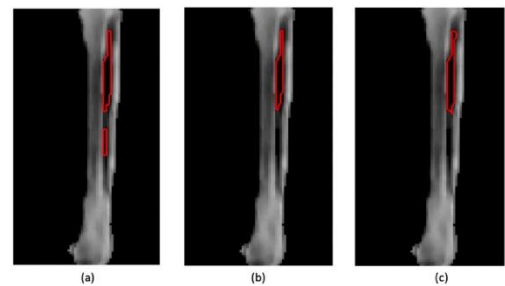


Figure 15. (a) Image from proposed method, (b) Image from watershed transformation [1] and (c) Image from Adaptive k-Means Algorithm.

B. Jaccard Index (JI)

$$JI(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (8)$$

A is ground-truth image and B is the segmented image. $A \cap B$ is the number of overlapped pixels of the segmented and

ground-truth images. $A \cup B$ is the number of pixels of the segmented image combined with the ground-truth image.

Table I: Result from Jaccard Index (JI) and Area Overlap (AO) measurement of Adaptive k-Means Algorithm, Watershed Transformation [1], and our new method.

Methods	JI	AOE
Adaptive k-Means Algorithm	82.36 %	76.05 %
Watershed Transformation [1]	87.31 %	83.79 %
Proposed Method	93.92 %	93.51 %

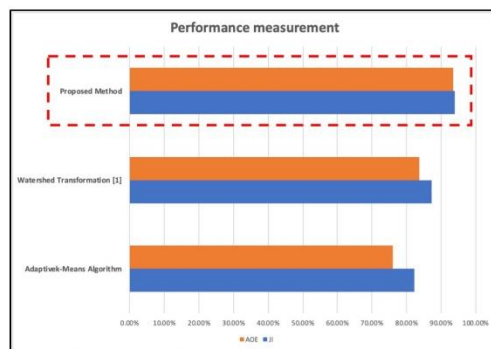


Figure 16. Performance comparison between our approach (in the dashed frame) with watershed transformation and adaptive k-means algorithm.

The research consisted of three main phases. First, the input image was enhanced in a pre-processing step. Second, bone area was identified. Finally, the shinbone region was segmented. The experimental results of our new, proposed method had high accuracy. For the Jaccard index our average was 92.92% and Area overlap our average was 93.51%.

V. DISCUSSION

These results were for images with very low contrast and low resolution. In future work, we will improve our methods to increase the accuracy of the leg bone detection and find the area of shinbone segmentation for images with low contrast and low resolution more precisely. This would allow us to estimate the true value of the shinbone interosseous space, even in the area obscured by tissues or bones caused by incorrect leg placement when x-rays were made.

VI. ACKNOWLEDGMENT

This work was financially supported by the Research Grant of Burapha University through the National Research Council of Thailand (NRCT), fiscal year 2018, Faculty of Informatics, Burapha University, Burapha University Hospital, and Dr. Alisara Wongsuttileart, MD.

REFERENCES

1. H. Algailani and M. E. S. Hamad, "Detection of Sickle Cell Disease Based on an Improved Watershed Segmentation," 2018 International Conference on Computer, Control, Electrical, and Electronics Engineering (ICCEEE), Khartoum, 2018, pp. 1-4.
2. K. El Soufi, Y. Kabbara, A. Shahin, M. Khalil and A. Nait-Ali, "CIMOR: An automatic segmentation to extract bone tissue in hand x-ray images," 2013 2nd International Conference on Advances in Biomedical Engineering, Tripoli, 2013, pp. 171-174.
3. S. Kazemina, N. Karimi, B. Mirmahboub, S. M. R. Soroushmehr, S. Samavi and K. Najarian, "Bone extraction in X-ray images by analysis of line fluctuations," 2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Quebec City, QC, 2015, pp. 882-886.
4. OpenStax, "Anatomy and Physiology," Anatomy and Physiology, 06-Mar-2013. [Online]. Available: <https://openstax.org/a/anatomyandphysiology/>. [Accessed: 17-Jun-2019].
5. "Tibia," One Stop Information on Anatomy. [Online]. Available: <https://www.knowyourbody.net/tibia.html>. [Accessed: 17-Jun-2019].
6. X. Bai, S. Gu and F. Zhou, "Entropy powered image fusion based on multi scale top-hat transform," 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing, Yantai, 2010, pp. 1083-1087.
7. F. Hrzić, V. Jansky, D. Sušan, G. Gulan, I. Kožar and D. Ž. Jeričević, "Information entropy measures and clustering improve edge detection in medical X-ray images," 2018 41st International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO), Opatija, 2018, pp. 0164-0166.
8. W. Qiongfai, Z. Yong and Z. Zhiqiang, "Infrared Image Segmentation Based on Gradient Vector Flow Model," 2015 Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Engineering Applications (ISDEA), Guiyang, 2015, pp. 460-462.

ประวัติย่อของผู้วิจัย

ชื่อ-สกุล	นาย ศิวกรณ์ อาจารย์รักษา
วัน เดือน ปี เกิด	14 ธันวาคม 2537
สถานที่เกิด	จังหวัดระยอง
สถานที่อยู่ปัจจุบัน	52/11 หมู่ 4 ต.ตาขัน อ.บ้านค่าย จ.ระยอง 21120
ประวัติการศึกษา	2556 วิทยาศาสตรบัณฑิต (วิทยาการคอมพิวเตอร์) มหาวิทยาลัยบูรพา 2560 วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (วิทยาการสารสนเทศ) มหาวิทยาลัยบูรพา

