

การแบ่งส่วนข้อกระดูกสันหลังจากภาพถ่าย DXA
โดยการประยุกต์ใช้ External Force

จักรพงษ์ บุญใหญ่

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิทยาการสารสนเทศ
คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยบูรพา
สิงหาคม 2561
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยบูรพา

VERTEBRAL POSE SEGMENTATION FOR DXA IMAGES
USING EXTERNAL FORCE


JAKAPONG BOONYAI

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE REQUIREMENT
FOR THE MASTER DEGREE OF SCIENCE IN INFORMATICS
FACULTY OF INFORMATICS BURAPHA UNIVERSITY
AUGUST 2018

COPYRIGHT OF BURAPHA UNIVERSITY

คณะกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์และคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ได้พิจารณา
วิทยานิพนธ์ของ จักรพงษ์ บุญใหญ่ ฉบับนี้แล้ว เห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตาม
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิทยาการสารสนเทศ ของมหาวิทยาลัยบูรพาได้

คณะกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์


..... อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุวรรณ รัตมีขวัญ)

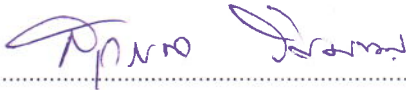

..... อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. อรรถนุพันธ์ รอดทุกข์)


คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์


..... ประธานกรรมการ

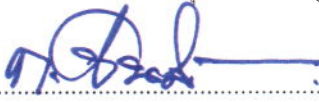
(ศาสตราจารย์ ดร. ชิตชนก เหลือสินทรัพย์)


..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุวรรณ รัตมีขวัญ)


..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. อรรถนุพันธ์ รอดทุกข์)


..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. กฤษณะ ชินสาร)

คณะวิทยาการสารสนเทศ อนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตาม
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการสารสนเทศ ของมหาวิทยาลัยบูรพา


..... คณบดีคณะวิทยาการสารสนเทศ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. กฤษณะ ชินสาร)

วันที่...4...เดือน...สิงหาคม.....พ.ศ. 2561

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จสมบูรณ์ได้ด้วยดีด้วยการสนับสนุนจากคณาจารย์ คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยบูรพาทุกท่านที่ช่วยแนะนำและให้ความรู้แก่ผู้วิจัย โดยเฉพาะอย่างยิ่ง ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุวรรณา รัชมีขวัญ และ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กฤษณะ ชินสาร, ศาสตราจารย์ ดร. ชิตชนก เหลือสินทรัพย์ ผู้ทรงคุณวุฒิจากจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย และอาจารย์ที่ปรึกษาร่วมจาก มหาวิทยาลัยรามคำแหง ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. อัมรินทร์พันธ์ รอดทุกข์ ที่ช่วยให้คำแนะนำแนวทางในการดำเนินงานวิทยานิพนธ์เล่มนี้อีกทั้งยังช่วยแก้ไขข้อบกพร่องและแนะนำในงานเขียนวิทยานิพนธ์ด้วยดีเสมอมา

ขอขอบพระคุณ คุณพ่อ คุณแม่ รวมทั้งพี่ ๆ น้อง ๆ และเพื่อน ๆ ที่ช่วยเหลือในการให้คำแนะนำและให้กำลังใจในการเรียนด้วยดีมาโดยตลอดสามปีที่ผ่านมา จนทำให้ผู้วิจัยประสบความสำเร็จในการศึกษาด้วยดี

จักรพงษ์ บุญใหญ่

58910102: สาขาวิชา: วิทยาการสารสนเทศ; วท.ม. (วิทยาการสารสนเทศ)

คำสำคัญ: กระดูกสันหลัง/ภาพถ่ายรังสีเอกซ์/การฉายรังสีระดับต่ำ/การวิเคราะห์ลักษณะของกระดูก/
การแบ่งส่วน

จักรพงษ์ บุญใหญ่: การแบ่งส่วนข้อกระดูกสันหลังจากภาพถ่าย DXA โดยการประยุกต์ใช้
External Force คณะกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์: สุวรรณ รัตมีขวัญ, Ph.D., อัจฉรินทร์ รอด
ทุกข์, Ph.D., 89 หน้า. ปี พ.ศ. 2561

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอขั้นตอนวิธีการแบ่งส่วนข้อของกระดูกสันหลัง ที่สามารถแบ่งส่วน
ภาพถ่ายรังสีเอกซ์ที่มีคุณภาพต่ำ เพื่อช่วยสนับสนุนแพทย์ในขั้นตอนการวินิจฉัยโรคที่เกี่ยวกับกระดูก
เช่น โรคกระดูกพรุน โรคกระดูกบางและโรคกระดูกสันหลังคด ซึ่งภาพถ่ายรังสีเอกซ์ถูกนำมาใช้อย่าง
แพร่หลายในการวินิจฉัยโรคดังกล่าว เพื่อลดความเสี่ยงของผู้ป่วยที่จะได้รับรังสีปริมาณสูงในการรักษา
ต่อเนื่อง โดยขั้นตอนวิธีที่นำเสนอจะประกอบด้วย 3 ขั้นตอนหลัก ได้แก่ ขั้นตอนที่ 1 ขั้นตอนการ
เตรียมภาพ (Pre-processing) ขั้นตอนที่ 2 ขั้นตอนการแบ่งส่วน (Segmentation) โดยขั้นตอนการ
แบ่งส่วนนี้แบ่งออกเป็นขั้นตอนย่อย 2 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนการแบ่งส่วนในแนวตั้งสำหรับการหาโครง
ร่างของกระดูก (Vertical Segmentation) และ ขั้นตอนการแบ่งส่วนในแนวนอนสำหรับหาลักษณะ
ที่เป็นข้อของกระดูก (Horizontal Segmentation) ขั้นตอนที่ 3 ขั้นตอนการระบุตำแหน่งที่สนใจ
(Prediction) ซึ่งจะพิจารณาลักษณะของข้อมูลที่ใช้บ่งบอกตำแหน่งข้อของกระดูกภายในภาพ วิธีการ
ที่นำเสนอนี้สามารถแบ่งส่วนกระดูกสันหลังส่วนเอวทั้งกระดูกที่มีรูปร่างปกติและกระดูกผิดรูปได้อย่าง
อัตโนมัติ

จากผลการทดลองภาพถ่ายรังสีเอกซ์ของโรงพยาบาลมหาวิทยาลัยบูรพา จำนวน 119 ภาพ
โดยทำการเปรียบเทียบกับผลเฉลยที่ระบุตำแหน่งข้อกระดูกโดยแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ พบว่าการแบ่งส่วน
ข้อของกระดูกสันหลังในตำแหน่งข้อที่ L1 - L5 มีค่าความถูกต้องเฉลี่ยเท่ากับ 81.82% และความถูก
ต้องในแต่ละข้อภายในภาพตั้งแต่ L1 - L5 มีค่าเท่ากับ 85.09%, 91.96%, 89.36%, 81.57% และ
61.16% ตามลำดับ เมื่อใช้ตัวชี้วัดประสิทธิภาพแบบพื้นที่ทับซ้อน และเมื่อใช้ตัววัดประสิทธิภาพด้วย
คอนฟิวชันเมตริกซ์กับชุดข้อมูลทั้งหมดมีค่าความเที่ยงตรงเท่ากับ 89.41% และค่าความถูกต้องเฉลี่ย
เท่ากับ 83.55%

58910102: MAJOR: INFORMATICS; M.Sc. (INFORMATICS)

KEYWORD: VERTEBRAL/ X-RAY IMAGES/ LOW RADIATION/ BONE ANALYSIS/
SEGMENTATION

JAKAPONG BOONYAI: VERTEBRAL POSE SEGMENTATION FOR DXA IMAGES USING
EXTERNAL FORCE. THESIS ADVISSOR: SUWANNA RASMEQUAN, Ph.D., ANNUPAN
RODTUK, Ph.D., 89 P. 2018.

This work presents an algorithm for spine segmentation. The proposed method can use to segment the spine of low-quality x-ray images to assist in the process of diagnosing bone diseases such as osteoporosis, osteopenia, and scoliosis. Low radiation X-ray images are often used to diagnose such diseases. This is done to reduce patients risk exposure to the overdose radiation which may cause from a series of treatments. The proposed method consists of three main steps. The first step is the pre-processing step. In the second step, the segmentation step, this step is divided into two sub-steps, Vertical Segmentation and Horizontal Segmentation. Finally, in the prediction step, we analyze the feature of bone structure for identifying vertebral pose in the image. The proposed method is able to segment the vertebrae of both normal and abnormal structure automatically.

In the experimental result, a total of 119 bone X-ray images from Burapha University Hospital are compared with ground-truth generated by a hospital specialist. By using Area Overlapping Technique, the accuracy of segmenting the position L1 - L5 of the vertebral column is 81.82%. The accuracy of segmentation for each position of the image from L1 - L5 are 85.09%, 91.96%, 89.36%, 81.57% and 61.16% respectively. Additionally, the performance measurement uses confusion matrix shows the precision of 89.41% and the accuracy of 83.55%.

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ค
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ง
สารบัญ.....	จ
สารบัญตาราง.....	ช
สารบัญภาพ.....	ซ
บทที่	
1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ปัญหาของการวิจัย.....	3
1.3 วัตถุประสงค์การวิจัย.....	3
1.4 ขอบเขตของงานวิจัย.....	4
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	4
1.6 แผนการดำเนินงานวิจัย.....	4
2 ทฤษฎีและวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง.....	6
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	6
2.2 เครื่องมือวัดประสิทธิภาพ.....	21
2.3 วรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง.....	22
3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	28
3.1 ขั้นตอนการเตรียมภาพ.....	29
3.2 ขั้นตอนการแบ่งส่วน.....	32
3.3 ขั้นตอนการเลือกตำแหน่งที่สนใจ.....	44
4 ผลการทดลอง.....	45
4.1 ขั้นตอนการเตรียมภาพ.....	45
4.2 ขั้นตอนการหาโครงร่างของกระดูกในแกนตั้ง.....	48
4.3 ขั้นตอนการแบ่งส่วนในแกนนอน.....	50

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.4 ขั้นตอนการเลือกตำแหน่งที่สนใจ.....	54
4.5 การวัดประสิทธิภาพของวิธีที่นำเสนอ.....	57
5 สรุปผลการทดลอง.....	62
5.1 สรุปผลการทดลอง.....	62
5.2 วิเคราะห์ผลการทดลอง.....	63
5.3 งานที่จะทำในอนาคต.....	64
บรรณานุกรม.....	65
ภาคผนวก	67
ภาคผนวก ก.....	68
ภาคผนวก ข.....	72
ภาคผนวก ค.....	76
ประวัติย่อผู้วิจัย.....	89

สารบัญตาราง

ตารางที่		หน้า
1-1	แผนการดำเนินงานวิจัย.....	4
4-1	ผลลัพธ์การวัดประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอด้วยวิธีคอนฟิวชันเมทริกซ์.....	58
4-2	ร้อยละความถูกต้องของคอนฟิวชันเมทริกซ์.....	59
4-3	ผลลัพธ์การวัดประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอด้วยวิธีการหาพื้นที่ทับซ้อน.....	60
4-4	ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยของการหาพื้นที่ทับซ้อนในแต่ละข้อ.....	61

สารบัญภาพ

ภาพที่		หน้า
2-1	ส่วนประกอบของกระดุกสันหลัง.....	7
2-2	ส่วนประกอบโครงสร้างแบบเส้นตรงที่ทำมุม 45 องศา.....	9
2-3	ส่วนประกอบโครงสร้างรูปจาน.....	9
2-4	ส่วนประกอบโครงสร้างรูปสี่เหลี่ยม.....	10
2-5	ส่วนประกอบโครงสร้างรูปข้าวหลามตัด.....	10
2-6	ส่วนประกอบโครงสร้างรูปแปดเหลี่ยม.....	10
2-7	ตัวอย่างภาพที่ผ่านกระบวนการขยาย (ก) ภาพต้นฉบับ (ข) ภาพหลังจากผ่านการขยาย.....	11
2-8	ตัวอย่างภาพที่ผ่านกระบวนการกัดกร่อน (ก) ภาพต้นฉบับ (ข) ภาพหลังจากผ่านการกัดกร่อน.....	12
2-9	ตัวอย่างการประมาณค่าความโค้งด้วยวิธีการโพลีโนเมียล.....	15
2-10	ตัวอย่างการหาขอบของวัตถุด้วยวิธีเลเวลเซต.....	16
2-11	การหาความชันของเส้นตรงของจุด 2 จุด.....	17
2-12	ตัวอย่างการหาเกรเดียนต์ของภาพ (ก) ภาพต้นฉบับ (ข) การหาเกรเดียนต์ตามแนวแกน x (ค) การหาเกรเดียนต์ตามแนวแกน y (ง) ภาพหลังจากผ่านการทำให้ขอบเด่นชัดขึ้นทั้ง 2 แกน.....	19
2-13	(ก) การหาค่าสูงสุดสัมพัทธ์ที่จุด P และ (ข) การหาค่าต่ำสุดสัมพัทธ์ที่จุด P.....	20
3-1	แผนภาพแสดงขั้นตอนการทำงานการแบ่งส่วนข้อของกระดุกสันหลัง.....	28
3-2	รหัสเทียมของขั้นตอนวิธีการระบุพื้นที่แบบอัตโนมัติ.....	32
3-3	ตัวอย่างการกำหนดบริเวณของเลเวลเซตฟังก์ชัน.....	35
3-4	รหัสเทียมของขั้นตอนวิธีการหาแกนหลักของกระดุก.....	37

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
3-5 (ก) ลักษณะของมาสก์ในแกนนอน (X-Axis) (ข) ลักษณะของมาสก์ในแกนตั้ง (Y-Axis).....	39
3-6 รหัสเทียบของขั้นตอนวิธีการหาผลรวมของค่าความสว่างในแต่ละทิศทาง.....	41
3-7 รหัสเทียบของขั้นตอนวิธีการหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์สำหรับพิจารณาตำแหน่งข้อของกระดูก.....	46
3-8 (ก) ลักษณะการสร้างเส้นตรง 2 เส้น โดยเส้นสีแดงคือตำแหน่งของเส้นแกนกลาง (ข) ลักษณะการหมุนของเส้นตรงในแกนนอนให้ตั้งฉากกับเส้นแกนกลาง.....	44
4-1 ภาพถ่ายรังสีเอกซ์ที่นำมาประมวลผล (ข) ภาพถ่ายระดับเทาที่ผ่านวิธีการมีเดียเนอร์ (ค) ข้อมูลหลังผ่านการหาผลรวมในแนวแกนตั้ง (ง) ข้อมูลหลังจากผ่านการหาผลรวมในแนวแกนนอน	46
4-1.1 (จ) ข้อมูลหลังจากการนำข้อมูลในรูป (ค) ไปหาการแจกแจงปกติ (ฉ) ข้อมูลหลังจากนำข้อมูลในรูป (ง) ไปหาการแจกแจงปกติซึ่งจะถูกนำไปใช้สำหรับการหารัศมี (ช) ภาพผลลัพธ์ที่ใช้สำหรับระบุพื้นที่โดยนำข้อมูลจากภาพ (จ) มาช่วยเป็นตัวระบุขอบด้านข้าง.....	47
4-2 (ก) ภาพระดับเทาที่ผ่านขั้นตอนการระบุพื้นที่ (ข) ภาพที่ผ่านการปรับค่าความสว่าง...	48
4-3 (ก) ภาพที่ผ่านวิธีการปรับค่าความสว่าง (ข) การหาขอบภาพด้วยวิธี (DRLSE) (ค) พื้นที่ของกระดูกเมื่อเลเวลเซตฟังก์ชัน $\phi < 0$ (ง) ขอบของกระดูกเมื่อเลเวลเซตฟังก์ชัน $\phi = 0$	49
4-4 (ก) เส้นขอบที่ได้หลังจากผ่านกระบวนการเลเวลเซต (ข) เส้นสีเหลืองคือเส้นที่ผ่านการประมาณค่าด้วยวิธีโพลีโนเมียล (ค) เส้นสีน้ำเงินคือเส้นที่ได้จากการนำเส้นสีเหลืองทั้ง 2 เส้นคำนวณหาค่าเฉลี่ย โดยเส้นสีน้ำเงินนี้จะใช้เป็นเส้นแกนหลักของกระดูก.....	50
4-5 (ก) ภาพระดับเทาที่ผ่านขั้นตอนการระบุพื้นที่ (ข) ผลลัพธ์ของวิธีการกัดกร่อน (ค) ผลลัพธ์หลังจากนำภาพ (ข) มาผ่านวิธีการขยาย (ง) ผลลัพธ์ที่ผ่านกระบวนการปรับปรุงภาพด้วยวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก.....	51

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
4-6	52
(ก) ภาพที่ผ่านขั้นตอนวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก (ข) ภาพผลลัพธ์เมื่อหาอนุพันธ์ใน แนวแกนนอน X-Axis (ค) ภาพผลลัพธ์เมื่อหาอนุพันธ์ในแนวแกนตั้ง Y-Axis (ง) ภาพ ผลลัพธ์เมื่อนำทั้งสองภาพรวมเข้าด้วยกัน.....	
4-7	53
(ก) ภาพผลลัพธ์ที่ผ่านวิธีการรูปหมวก (ข) ผลรวมของค่าความสว่างของภาพ ก ในแต่ ละแถวของเส้นแกนหลัก (ค) ภาพผลลัพธ์ของการหาแรงภายนอก (ง) ผลรวมของค่า ความสว่างของภาพ (ข) ในแต่ละแถวของเส้นแกนหลัก.....	
4-7.1	54
(จ) ผลลัพธ์ของการหาผลคูณของภาพ (ข) และ (ง).....	
4-8	54
(ก) ข้อมูลที่นำมาใช้สำหรับการวิเคราะห์ (ข) แบ่งข้อมูลออกเป็นช่วง.....	
4-9	55
(ก) ภาพข้อมูลที่ถูกแบ่งออกเป็นช่วง (ข) หาจุดสูงสุดสัมพัทธ์ของข้อมูล.....	
4-10	55
(ก) ภาพหลังจากหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์ในแต่ละช่วง (ข) ภาพผลลัพธ์หลังจากปรับ ตำแหน่งของจุดสูงสุดสัมพัทธ์ใหม่ซึ่งตำแหน่งนี้จะใช้เป็นตำแหน่งสำหรับการระบุชื่อ ของกระดูก.....	
4-11	56
(ก) ภาพระดับเทาที่ผ่านขั้นตอนการระบุพื้นที่แบบอัตโนมัติ (ข) ภาพผลลัพธ์ของ ขั้นตอนการระบุตำแหน่งของข้อกระดูก.....	
4-12	57
(ก) และ (ค) คือ ตัวอย่างภาพผลเฉลยที่ได้จากแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ (ข) และ (ง) คือ ตัวอย่างภาพผลลัพธ์ที่ได้จากโปรแกรม.....	
5-1	63
ตัวอย่างภาพกระดูกที่มีขนาดของแต่ละข้อแตกต่างกัน เส้นสีเขียวคือเส้นของข้อ กระดูกที่ระบุโดยผู้เชี่ยวชาญ.....	
5-2	64
ตัวอย่างภาพการหาขอบโดยเส้นสีเหลืองคือเส้นขอบของกระดูก และเส้นสีน้ำเงินคือ เส้นแกนหลัก.....	

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

กระดูกเป็นอวัยวะที่สำคัญมีหน้าที่หลักในการค้ำจุนโครงสร้างของร่างกาย การเคลื่อนไหว การสะสมแร่ธาตุ และการสร้างเซลล์เม็ดเลือด กระดูกถือเป็นอวัยวะที่มีความคงทนแข็งแรง ซึ่งกระดูกในแต่ละส่วนจะมีรูปร่างต่างกัน โดยกระดูกแต่ละท่อนหรือแต่ละข้อจะเชื่อมต่อกัน ซึ่งจะช่วยให้การเคลื่อนไหวของร่างกายได้สะดวก การบำรุงรักษากระดูกให้สมบูรณ์แข็งแรงขึ้นอยู่กับบุคคลิกภาพของแต่ละบุคคล หากมีการดูแลรักษาประกอบกับการเคลื่อนที่ในแต่ละอริยาบถที่ถูกวิธีจะช่วยให้มีโครงสร้างของกระดูกและบุคคลิกภาพที่ดีตามไปด้วย อย่างไรก็ตามความผิดปกติหรือโรคที่เกิดขึ้นเกี่ยวกับกระดูกก็มีให้เห็นเป็นอย่างมากในทางการแพทย์ ซึ่งความผิดปกติเหล่านี้อาจเกิดขึ้นได้ตั้งแต่กำเนิดเกิดจากอุบัติเหตุ เกิดจากความผิดปกติของกล้ามเนื้อ หรืออาจจะเกิดจากพฤติกรรมการใช้ชีวิตประจำวันที่สะสมเป็นเวลานาน โดยส่วนมากจะมีอาการเรื้อรัง ซึ่งพบมากในกลุ่มของคนที่มีน้ำหนักตัวมาก และกลุ่มผู้สูงอายุ เช่น โรคข้อเสื่อม โรคกระดูกพรุน เป็นต้น ดังนั้นการตรวจรักษาอย่างสม่ำเสมอจึงเป็นเรื่องสำคัญอย่างยิ่งเพื่อที่จะป้องกันหรือบรรเทาอาการดังกล่าว

ปัจจุบันการตรวจวินิจฉัยโรคที่เกี่ยวข้องกับกระดูก แพทย์ประเมินจากภาพถ่ายรังสี โดยการฉายรังสีให้กับผู้ป่วย ซึ่งปริมาณการฉายรังสีจะส่งผลกับคุณภาพของภาพถ่าย ถ้าฉายรังสีในปริมาณมากภาพที่ได้รับจะมีรายละเอียดของภาพสูง แต่ทว่ารังสีที่ตกค้างอยู่ภายในร่างกายของผู้ป่วยก็จะมากตามไปด้วย ซึ่งส่งผลกระทบต่อสุขภาพผู้ป่วยในระยะยาว เพื่อหลีกเลี่ยงผลกระทบดังกล่าวในการตรวจรักษาอย่างต่อเนื่องแพทย์จึงเลือกใช้รังสีในปริมาณที่ต่ำ จากการใช้ปริมาณรังสีในระดับต่ำทำให้รายละเอียดของภาพถ่ายรังสีที่ได้รับมีคุณภาพที่ต่ำกว่าการฉายรังสีในปริมาณที่สูง โดยภาพถ่ายรังสีคุณภาพต่ำนี้แพทย์หรือผู้เชี่ยวชาญทางการแพทย์จะนำมาระบุตำแหน่งของกระดูกและใช้นำมาประกอบการวิเคราะห์เพื่อตรวจวัดมวลของกระดูก โดยปกติใช้เวลาเฉลี่ยในการระบุตำแหน่งของข้อกระดูกประมาณ 10-15 นาที ต่อหนึ่งภาพ

จากตัวอย่างปัญหาดังกล่าวข้างต้น ได้มีการศึกษาและวิจัยเชิงพัฒนาโปรแกรมประยุกต์คอมพิวเตอร์สำหรับประมวลผลภาพถ่ายทางการแพทย์ทั้งแบบอัตโนมัติและกึ่งอัตโนมัติอย่างต่อเนื่อง โดยการใช้ภาพถ่ายทางการแพทย์ เช่น ภาพถ่ายรังสีเอกซ์ (X-ray), ภาพถ่ายรังสีส่วนตัดอาศัยคอมพิวเตอร์ (Computed Tomography) หรือ ภาพถ่ายด้วยเรโซแนนซ์แม่เหล็ก (Magnetic resonance Imaging) ซึ่งต่างก็ให้รายละเอียดของภาพที่แตกต่างกันออกไป สำหรับการตรวจวัดโรคกระดูกพรุน แพทย์จะประเมินสภาวะกระดูกพรุนจากภาพถ่ายกระดูกสันหลังส่วนเอว (Lumbar) ซึ่ง

จะประกอบด้วยกระดูก 5 ข้อ คือ กระดูกสันหลังข้อที่ 1 ถึงกระดูกสันหลังข้อที่ 5 ซึ่งทางการแพทย์จะเรียกตำแหน่งส่วนนี้ว่า L1 ถึง L5 โดยผู้เชี่ยวชาญจะต้องระบุขอบเขตของข้อกระดูกสันหลัง เพื่อนำไปวิเคราะห์หามวลของกระดูกประกอบการวินิจฉัย แต่การนำไปใช้วินิจฉัยนั้นแพทย์จะวินิจฉัยเฉพาะตำแหน่งข้อที่ L1 - L4 สำหรับการวัดมวลของกระดูก โดยภาพที่ใช้จะใช้ภาพถ่ายรังสีเอกซ์ (X-ray) ซึ่งเป็นภาพที่ได้รับจากเครื่อง DXA (Dual-energy X-ray absorptiometry) ที่สามารถกำหนดปริมาณการฉายรังสีในระดับที่แตกต่างกัน โดยส่วนใหญ่แล้วแพทย์จะเลือกฉายรังสีให้กับผู้ป่วยในปริมาณที่ต่ำ ส่งผลทำให้ภาพที่ได้อาจขาดความคมชัดและมีสัญญาณรบกวนค่อนข้างสูงกระจายไปทั่วทั้งภาพ โดยเฉพาะบริเวณตำแหน่งของรอยต่อระหว่างกระดูกในแต่ละข้อรวมไปถึงขอบของกระดูก ซึ่งอาจทำให้ข้อมูลบางส่วนถูกบดบัง สูญหาย หรือแม้กระทั่งค่าความสว่างของจุดภาพบริเวณรอยต่อของกระดูกไม่สามารถที่จะแยกความแตกต่างออกจากกันได้หรือมีค่าความสว่างที่คล้ายคลึงกัน ทำให้ยากต่อการแยกส่วนของบริเวณพื้นที่ของกระดูกและข้อต่อของกระดูกสำหรับการระบุตำแหน่งของกระดูกในส่วนที่สนใจ ยิ่งไปกว่านั้นลักษณะการเรียงตัวของกระดูกในแต่ละบุคคลมีความแตกต่างกันและอาจเกิดขึ้นได้ในหลายลักษณะ เช่น การเรียงตัวของกระดูกที่มีลักษณะการเรียงตัวตรง และการเรียงตัวของกระดูกที่มีลักษณะโค้ง โดยความโค้งของกระดูกจะเอียงไปด้านใดด้านหนึ่งซึ่งส่วนใหญ่แล้วจะพบในลักษณะการโค้งแบบตัว “C” และการโค้งแบบตัว “S” จึงเป็นอีกหนึ่งสาเหตุที่ทำให้เกิดความซับซ้อนขององค์ประกอบในภาพถ่ายกระดูกสันหลัง ที่ส่งผลต่อการระบุตำแหน่งของกระดูกแต่ละข้อรวมไปถึงพื้นที่ของกระดูกเกิดความคลาดเคลื่อน

ดังนั้นผู้วิจัยจึงนำเสนอวิธีการประมวลผลภาพด้วยวิธีลูกผสมสำหรับการแบ่งส่วนข้อของกระดูกสันหลังจากภาพถ่ายรังสีเอกซ์ เพื่อใช้ในการแบ่งส่วนข้อของกระดูกในตำแหน่งข้อที่ L1 - L4 ให้สามารถประมวลผลได้ทั้งลักษณะของกระดูกที่มีโครงร่างตรงปกติและโครงร่างของกระดูกที่ผิดปกติ ซึ่งวิธีการนำเสนอจะประกอบด้วยขั้นตอนหลักทั้งหมด 3 ขั้นตอน ได้แก่ ขั้นตอนการเตรียมภาพ (Pre-processing) เพื่อลดพื้นที่การประมวลผล ขั้นตอนการแบ่งส่วน (Segmentation) ในขั้นตอนนี้จะแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอนย่อย เพื่อใช้สำหรับการหาลักษณะที่แตกต่างกันของกระดูก โดยจะเป็นการหาโครงร่างกระดูกในแนวตั้ง (Vertical Segmentation) และการหาลักษณะที่เป็นรอยต่อของกระดูกในแนวนอน (Horizontal Segmentation) สำหรับการสร้างข้อมูลเพื่อนำไปใช้ในการวิเคราะห์ลักษณะของกระดูก และขั้นตอนสุดท้ายเป็นขั้นตอนสำหรับการเลือกตำแหน่งที่สนใจ (Prediction) และการปรับหามุมที่เหมาะสมสำหรับการแบ่งส่วนข้อของกระดูก โดยฐานข้อมูลที่น่ามาใช้สำหรับการศึกษาเป็นภาพถ่ายรังสีเอกซ์ (X-ray) จากโรงพยาบาลมหาวิทยาลัยบูรพาจำนวน 119 ภาพประกอบไปด้วยภาพของกระดูกที่มีการเรียงตัวลักษณะปกติและภาพกระดูกที่มีลักษณะผิดปกติ สำหรับรายละเอียดของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอจะอธิบายในบทที่ 3

1.2 ปัญหาของการวิจัย

การระบุพื้นที่ของกระดูกสันหลังเพื่อการแบ่งส่วนข้อกระดูกจากภาพถ่ายรังสีเอกซ์ที่มีการฉายรังสีในปริมาณที่ต่ำยังคงเป็นเรื่องยาก เนื่องจากภาพถ่ายรังสีเอกซ์ที่ได้เป็นภาพที่เกิดจากการฉายรังสีให้กับผู้ป่วยในระดับที่ต่ำเพื่อลดความเสี่ยงจากการได้รับรังสีสะสมสูงในระยะยาว ทำให้ภาพที่ได้ขาดความคมชัดและมีสัญญาณรบกวนทั่วทั้งภาพ นอกจากนี้หากผู้ป่วยมีภาวะกระดูกทรุด หรือโครงร่างของกระดูกโค้งไปด้านใดด้านหนึ่งก็จะทำให้การระบุตำแหน่งของข้อกระดูกทำได้ยากขึ้น จากงานวิจัยของ (C. Keo และคณะ, 2016) พบว่าการแบ่งข้อของกระดูกสันหลังจากภาพถ่ายรังสีเอกซ์ที่มีคุณภาพต่ำสามารถแบ่งส่วนข้อของกระดูกได้ แต่ทว่าการแบ่งส่วนของกระดูกในสภาวะที่กระดูกมีความโค้งเอียงยังไม่สามารถแบ่งได้ดีเท่าที่ควร ในงานวิจัยนี้จึงได้ทำการปรับปรุงขั้นตอนวิธีให้สามารถแบ่งส่วนข้อของกระดูกบนสภาวะของภาพถ่ายรังสีที่มีความหลากหลายให้มีความถูกต้องและมีความยืดหยุ่นเพิ่มมากขึ้น โดยสามารถอธิบายลักษณะที่สำคัญของปัญหาได้ดังนี้

ประเด็นที่ 1 ปัญหาความไม่คมชัดขององค์ประกอบภายในภาพ ภาพรังสีเอกซ์ที่นำมาใช้สำหรับการศึกษานี้เป็นภาพที่มีการฉายรังสีให้กับผู้ป่วยในปริมาณที่ต่ำจึงมีสัญญาณรบกวนกระจายทั่วทั้งภาพ รวมไปถึงลักษณะของโครงร่างกระดูกสันหลังที่มีความแตกต่างของแต่ละบุคคลทำให้เกิดความหลากหลายขององค์ประกอบภายในภาพ ซึ่งมีผลต่อการวิเคราะห์ ดังนั้นวัตถุประสงค์หลักของประเด็นปัญหานี้จะเป็นขั้นตอนการปรับปรุงภาพก่อนนำไปหาส่วนของข้อกระดูกที่ต้องการระบุตำแหน่ง ดังนั้นการกำจัดหรือลดสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นจะช่วยให้การประมวลผลภาพดีขึ้น รวมไปถึงการหาโครงร่างการเรียงตัวของกระดูกที่จะช่วยให้การวิเคราะห์มีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น

ประเด็นที่ 2 ปัญหาการแบ่งข้อกระดูกจากโครงร่างกระดูกปกติและโครงร่างโค้ง ผลลัพธ์ที่ได้ในประเด็นที่หนึ่ง คือ ภาพที่มีการกำจัดสัญญาณรบกวนสามารถแสดงให้เห็นถึงความแตกต่างกันของกระดูกในแต่ละข้อ ซึ่งจะช่วยให้เลือกตำแหน่งข้อของกระดูกได้ดี อย่างไรก็ตามการเรียงตัวของกระดูกที่แตกต่างกันก็ยังคงส่งผลกระทบต่อกระบวนการแบ่งส่วน เพราะลักษณะของกระดูกสันหลังของแต่ละบุคคลมีความโค้งเอียง ดังนั้นเพื่อให้ขั้นตอนการแบ่งส่วนข้อกระดูกมีความยืดหยุ่นมากขึ้นจึงต้องทำให้ตำแหน่งที่แบ่งสามารถโค้งเอียงตามลักษณะของกระดูกในแต่ละคน

1.3 วัตถุประสงค์การวิจัย

1. เพื่อศึกษาและพัฒนาขั้นตอนวิธีในการแบ่งส่วนข้อกระดูกสันหลังจากภาพรังสีเอกซ์ เพื่อให้สามารถระบุตำแหน่งของข้อกระดูกได้ จากภาพที่มีสภาวะกระดูกแบบปกติและแบบผิดปกติ
2. เพื่อพัฒนาซอฟต์แวร์ต้นแบบสำหรับการแบ่งส่วนข้อของกระดูกสันหลังที่อาจนำไปช่วยสนับสนุนการตัดสินใจของแพทย์ผู้เชี่ยวชาญในการวินิจฉัยโรค

1.4 ขอบเขตของงานวิจัย

1. ขั้นตอนวิธีในงานวิจัยนี้ใช้ได้เฉพาะกับภาพถ่ายกระดูกสันหลังด้านหน้า (Antero-posterior) จากเครื่อง DXA
2. ขั้นตอนวิธีในงานวิจัยนี้ใช้ได้เฉพาะกับการแบ่งส่วนข้อของกระดูกสันหลังส่วนเอว (Lumbar) ตั้งแต่ข้อที่ L1 – L4
3. ขั้นตอนวิธีในงานวิจัยนี้ใช้ได้เฉพาะกับภาพถ่ายกระดูกสันหลังที่จะต้องไม่มีการถูกบดบังส่วนใดส่วนหนึ่งของกระดูก
4. ขั้นตอนวิธีในงานวิจัยนี้ใช้ได้เหมาะสมกับข้อมูลภาพที่ได้จากฐานข้อมูลภาพถ่ายกระดูกสันหลังจากโรงพยาบาลมหาวิทยาลัยบูรพา

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้องค์ความรู้ใหม่สำหรับการประมวลผลภาพ ในการแบ่งส่วนข้อของกระดูกสันหลังทั้งโครงร่างของกระดูกที่มีลักษณะตรงและโครงร่างของกระดูกที่มีลักษณะโค้ง
2. ได้โปรแกรมต้นแบบที่มีส่วนช่วยในการแบ่งส่วนข้อของกระดูกเพื่อนำไปสู่โปรแกรมประยุกต์ที่ช่วยสนับสนุนการตัดสินใจของแพทย์ในการวินิจฉัยโรคที่เกิดขึ้นกับกระดูกสันหลังให้มีความถูกต้องแม่นยำมากขึ้น และสามารถนำความรู้ที่ได้มาประยุกต์ใช้ในงานด้านอื่นเพื่อให้เกิดประโยชน์สูงสุดต่อไป

1.6 แผนการดำเนินงานวิจัย

ตารางที่ 1-1 แผนการดำเนินงานและระยะเวลาที่ใช้ในการทำวิจัย

ขั้นตอนการดำเนินงาน	2016	2017				2018	
	ก.ค. – ธ.ค.	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค. – ก.ค.	ส.ค. – ธ.ค.	ม.ค.	ก.พ. – ส.ค.
1.ศึกษาปัญหา/กำหนดปัญหา งานวิจัย							

ตารางที่ 1-1 (ต่อ)

2.ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง							
3.ออกแบบขั้นตอนวิธี/ผลการทดลอง							
4.เขียนโครงร่างงานวิจัย (Proposal)							
5.สอบโครงร่าง (Proposal)							
6.สอบจริยธรรมวิจัย							
7.ส่งผลงานเข้าร่วมงานประชุมวิชาการ							
8.เขียนเล่มวิทยานิพนธ์/สอบจบงานวิทยานิพนธ์							

บทที่ 2

ทฤษฎีและวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 การประมวลผลภาพและการแพทย์

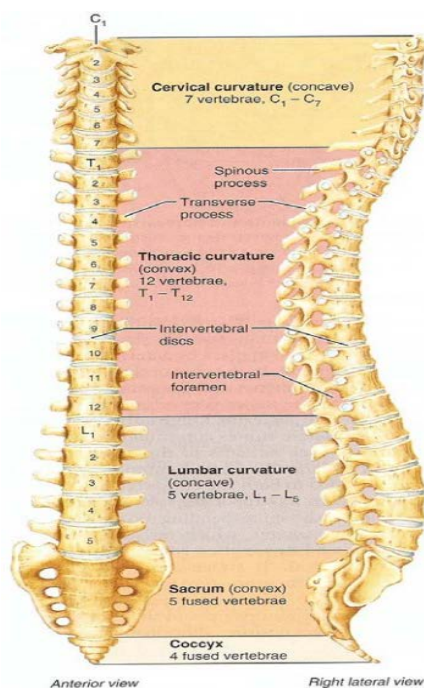
การประมวลผลภาพ หมายถึง การนำภาพมาประมวลผลหรือคิดคำนวณด้วยคอมพิวเตอร์ เพื่อให้ได้ข้อมูลที่เราต้องการทั้งในเชิงคุณภาพและปริมาณ โดยมีกระบวนการอยู่หลากหลายลักษณะ ยกตัวอย่างเช่น การปรับปรุงคุณภาพของภาพให้มีความคมชัดมากขึ้น (Image Enhancement) การแปลงข้อมูลรูปภาพ (Image Transformation) การนิยามภาพ (Image Description) การกรองภาพ (Image Filters) การคืนสภาพ (Image Restoration) การบีบอัดข้อมูลภาพ (Image Compression) การแบ่งภาพแล้วการหาขอบภาพของวัตถุ (Image Segmentation and Edge Detection) จากกระบวนการดังกล่าวนี้ปัจจุบันมีการนำมาประยุกต์ใช้งานกันอย่างแพร่หลาย เช่น ด้านการแพทย์ ด้านคมนาคม ด้านความปลอดภัย เป็นต้น ซึ่งเห็นได้ว่าการประมวลผลภาพมีส่วนเข้ามาช่วยในกิจกรรมของมนุษย์ โดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับงานวิเคราะห์ภาพทางการแพทย์ ที่อาจจะนำกระบวนการหรือศาสตร์ที่จำเป็นมาประยุกต์ใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของแพทย์ผู้เชี่ยวชาญในการวินิจฉัยโรค หรือตรวจหาความผิดปกติของอวัยวะในร่างกาย

ในปัจจุบันเทคนิคการถ่ายภาพทางการแพทย์มีความหลากหลายมากขึ้น เช่น ภาพถ่ายรังสีเอกซ์ (X-ray) ซึ่งเกิดจากการปล่อยรังสีเอกซ์จากเครื่องกำเนิดฉายไปยังเป้าหมาย เพื่อให้เกิดเงา โดยจะมีแผ่นฟิล์มมารับสำหรับบันทึกภาพ ซึ่งภาพที่ได้จะแสดงองค์ประกอบแตกต่างกันโดยส่วนที่เป็นสีขาวเป็นส่วนที่รังสีเอกซ์ผ่านไปได้ยากและส่วนที่รังสีเอกซ์ผ่านได้ง่ายจะมีสีเทาหรือดำ เป็นต้น ภาพถ่ายรังสีส่วนตัดอวัยวะคอมพิวเตอร์ (Computer Tomography) เป็นภาพที่พัฒนามาจากปัญหาของภาพถ่ายรังสีเอกซ์ที่ต้องการวิเคราะห์รายละเอียดของภาพเพิ่มมากขึ้น โดยรังสีที่ใช้จะใช้รังสีเอกซ์เช่นเดียวกันแต่จะแตกต่างกันตรงที่เครื่องที่ใช้จะมีหัวอ่าน (Detector) หลายตัวอยู่ภายในเพื่อรับภาพเงาที่เกิดขึ้นและจะหมุนต้นกำเนิดรังสีไปโดยรอบเพื่อให้ได้ภาพจากหลายๆมุม เป็นต้น ภาพถ่ายด้วยเรโซแนนซ์แม่เหล็ก (Magnetic Resonance Imaging) จะใช้คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าไปยังเป้าหมายเพื่อเปลี่ยนแกนของโมเลกุลน้ำ แล้วตรวจจับคลื่นความถี่ที่ถูกปล่อยออกมาระหว่างที่โมเลกุลของน้ำคืนรูปแล้วนำสัญญาณที่ได้ไปประมวลผล โดยลักษณะของภาพนั้นอวัยวะส่วนใดที่มีปริมาณน้ำหนาแน่นจะเป็นภาพสีขาวหรือจะมีสีเทาอ่อนๆปนอยู่บางส่วน ส่วนบริเวณใดที่มีปริมาณของน้ำน้อยหรือเป็น

โพรง ลักษณะของภาพจะเป็นสีดำหรือเทาดำ เป็นต้น ภาพถ่ายอัลตราซาวด์ (Ultrasound) เป็นภาพที่ได้จากการส่งคลื่นเสียงความถี่สูงเข้าไปในร่างกาย โดยอาศัยหลักการสะท้อนของเสียงส่วนใหญ่จะถูกนำไปใช้บริเวณตับ เป็นต้น ซึ่งทำให้เห็นแล้วว่า การประมวลผลภาพทางการแพทย์มีส่วนเกี่ยวข้องกับการดำเนินชีวิตของมนุษย์เป็นอย่างมาก

2.1.2 กายวิภาคของกระดูกสันหลังมนุษย์

กระดูกสันหลังเป็นโครงสร้างแข็งที่ปกป้องแกนของไขสันหลัง ทำหน้าที่เป็นเกาะของกล้ามเนื้อและยังเชื่อมต่อกับกะโหลกศีรษะ (Skull) กระดูกสะบัก (Scapula) กระดูกเชิงกราน (Pelvic Bones) และกระดูกซี่โครง (Ribs) กระดูกสันหลังในคนปกติจะมี 33 ชั้น¹ ลักษณะทั่วไปของกระดูกสันหลังในแต่ละส่วนจะมีความแตกต่างกันของขนาด รูปร่าง และรายละเอียดบางอย่าง กระดูกสันหลังแต่ละชั้นจะเรียงตัวต่อกันเป็นแท่งเรียกว่า Vertebral Column เป็นแกนของลำตัว ดังภาพที่ 2-1 ซึ่งจะมีการจำแนกตามตำแหน่งและรูปร่างลักษณะดังนี้



ภาพที่ 2-1 ส่วนประกอบของกระดูกสันหลัง

¹ <https://th.wikipedia.org/wiki/กระดูกสันหลัง>

กระดูกสันหลังส่วนคอ (Cervical Vertebrae) ทางกายวิภาคศาสตร์มักเรียกชื่อย่อว่า C - Spine กระดูกสันหลังส่วนนี้มีทั้งหมด 7 ชิ้น C1 - C7 อยู่ในช่วงลำคอ กระดูกสันหลังในส่วนนี้ทำหน้าที่เป็นจุดเกาะของกล้ามเนื้อและเอ็นที่เกี่ยวข้องกับการเคลื่อนไหวของลำคอและศีรษะ กระดูกสันหลังบริเวณนี้มีขนาดเล็กที่สุดในกระดูกสันหลังทั้งหมดที่ใช้ในการเคลื่อนไหว ภายในเป็นที่อยู่ของหลอดเลือดแดงซึ่งนำเลือดขึ้นไปเลี้ยงบริเวณก้านสมองและไขสันหลัง

กระดูกสันหลังส่วนอก (Thoracic vertebrae) ทางกายวิภาคศาสตร์มักเรียกชื่อย่อว่า T-spine กระดูกสันหลังส่วนนี้มีทั้งหมด 12 ข้อ คือ T1 - T12 เป็นกระดูกสันหลังที่อยู่ช่วงกลางระหว่างกระดูกคอ และกระดูกเอว (Lumbar Vertebral) และยังเป็นกระดูกสันหลังส่วนที่เชื่อมต่อกับกระดูกซี่โครงมีหน้าที่ช่วยปกป้องไขสันหลัง จัดเป็นกระดูกสันหลังที่ยาวที่สุด ดังนั้นจึงเกิดการคด (Scoliosis) ได้สูงกว่ากระดูกสันหลังส่วนอื่น นอกจากโรคกระดูกสันหลังคดแล้ว โรคที่พบได้อีก คือ กระดูกสันหลังทรุดหรือหักจากอุบัติเหตุ และกระดูกสันหลังผิดรูปซึ่งเกิดจากการเสื่อมตามอายุได้ เช่นเดียวกับกระดูกสันหลังส่วนอื่น

กระดูกสันหลังส่วนบั้นเอว (Lumbar Vertebrae) เป็นกระดูกสันหลังช่วงล่างต่อจากกระดูกสันหลังส่วนอก กระดูกสันหลังส่วนนี้มีทั้งหมด 5 ข้อ ทางกายวิภาคศาสตร์มักเรียกชื่อย่อว่า L-Spine คือ L1 - L5 กระดูกส่วนบั้นเอวเป็นกระดูกที่ช่วยรองรับน้ำหนักของร่างกาย และช่วยการเคลื่อนไหวร่างกายในเกือบทุกท่าทาง ซึ่งทำให้ต้องแบกรับน้ำหนักอย่างต่อเนื่อง ดังนั้นจึงเป็นสาเหตุให้พบโรคจากกระดูกส่วนนี้มากที่สุด เช่น โรคปวดหลัง โรคกระดูกพรุน โรคกระดูกสันหลังเอวเคลื่อน เป็นต้น

กระดูกสันหลังส่วนกระเบนเหน็บ (Sacrum) เป็นกระดูกรูปสามเหลี่ยม วางตัวอยู่ระหว่างกระดูกสะโพกทั้ง 2 ข้าง กระดูกสันหลังส่วนนี้มีทั้งหมด 5 ชิ้น แต่เชื่อมติดกันเป็นชิ้นเดียว มีรูอยู่ด้านละ 4 คู่ เรียกว่า Anterior และ Posterior Sacral Foramina ตามลำดับ ซึ่งเป็นทางออกของแขนงเส้นประสาทจากไขสันหลังที่ออกไปสู่บริเวณเชิงกรานและขา

กระดูกสันหลังส่วนก้นกบ (Coccyx) เป็นกระดูกรูปสามเหลี่ยม ประกอบด้วย Coccygeal Vertebra 4 ชิ้น มีหน้าที่ช่วยคงรูปร่างของช่วงล่างลำตัว ช่วยพยุงลำตัวในการนั่ง เป็นที่ยึดเกาะของกล้ามเนื้อ เอ็นกล้ามเนื้อ และเอ็นกระดูกต่างๆ

2.1.3 การประมวลผลภาพกายวิภาคศาสตร์ (Morphological Image Processing)

การประมวลผลภาพกายวิภาคศาสตร์ (Morphological Image Processing) คือ ชุดของตัวดำเนินการที่ไม่เชิงเส้น (Non-Linear) ใช้สำหรับเปลี่ยนแปลงลักษณะรูปร่างหรือโครงสร้างของภาพโดยใช้ทฤษฎีของเซตหรือเมทริกซ์สำหรับแทนรูปร่างหรือรูปทรงของวัตถุในภาพ เทคนิคการ

ประมวลผลดังกล่าวจะถูกใช้สำหรับการประมวลผลภาพที่แตกต่างกัน เช่น การกัดกร่อนภาพ (Erosion) การขยาย (Dilation) การทำโอเพ่นนิง (Opening) การทำโครสซิง (Closing) ซึ่งจะมี ส่วนประกอบโครงสร้าง (Structuring Element) เป็นตัวกำหนดรูปร่าง

2.1.4 ส่วนประกอบโครงสร้าง (Structuring Element)

ส่วนประกอบโครงสร้าง (Structuring Element) คือ เมทริกซ์ย่อยที่กำหนดขึ้นเพื่อใช้ดำเนินการกับรูปภาพที่มีรูปร่างลักษณะที่แตกต่างกัน โดยส่วนประกอบโครงสร้างนี้เรียกอีกชื่อหนึ่งคือ มาสก์ (Mask) ซึ่งจะนำไปแสดกลงบนภาพทั่วทั้งภาพ โดยจะไล่เทียบกับทุกจุด (Pixel) บนภาพ เพื่อที่จะอัปเดตค่าใหม่ ซึ่งขนาดของมาสก์นั้นส่วนใหญ่แล้วจะเป็นจำนวนคี่ เช่น 3*3 หรือ 5*5 เป็นต้น และรูปร่างลักษณะของมาสก์ก็จะแตกต่างกันตามการนำไปใช้ เช่น เส้นตรง (Line) รูปจาน (Disk) สี่เหลี่ยม (Square) รูปข้าวเหนามตัด (Diamond) รูปแปดเหลี่ยม (Octagon) เป็นต้น

0	0	0	0	1
0	0	0	1	0
0	0	1	0	0
0	1	0	0	0
1	0	0	0	0

ภาพที่ 2-2 ส่วนประกอบโครงสร้างแบบเส้นตรง ที่ทำมุม 45 องศา

0	0	0	1	0	0	0
0	1	1	1	1	1	0
0	1	1	1	1	1	0
1	1	1	1	1	1	1
0	1	1	1	1	1	0
0	1	1	1	1	1	0
0	0	0	1	0	0	0

ภาพที่ 2-3 ส่วนประกอบโครงสร้างรูปจาน

1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1

ภาพที่ 2-4 ส่วนประกอบโครงสร้างรูปสี่เหลี่ยม

0	0	0	1	0	0	0
0	0	1	1	1	0	0
0	1	1	1	1	1	0
1	1	1	1	1	1	1
0	1	1	1	1	1	0
0	0	1	1	1	0	0
0	0	0	1	0	0	0

ภาพที่ 2-5 ส่วนประกอบโครงสร้างรูปข้าวหลามตัด

0	0	1	1	1	0	0
0	1	1	1	1	1	0
1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1
0	1	1	1	1	1	0
0	0	1	1	1	0	0

ภาพที่ 2-6 ส่วนประกอบโครงสร้างรูปแปดเหลี่ยม

2.1.5 การขยาย (Dilation)

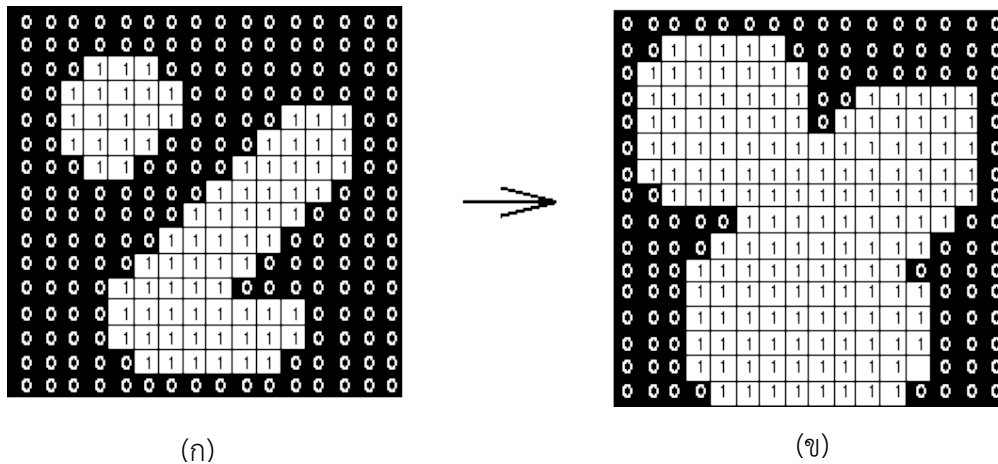
การขยาย (Dilation) เป็นหนึ่งในขั้นตอนวิธีของการประมวลผลภาพกายสัมพันธ์ฐานวิทยา ซึ่งจะทำให้วัตถุในภาพมีขนาดที่ใหญ่ขึ้น ใช้สำหรับเพิ่มสีให้กับวัตถุในผลลัพธ์สุดท้าย โดยการขยายวัตถุนั้นจะสามารถทำได้โดยการกำหนดส่วนประกอบโครงสร้าง (Structuring Element) หรือมาสก์ (Mask) และนำไปประมวลผลบนข้อมูลภาพโดยจะเทียบกับทุกพิกเซล (Pixel) ในภาพ เพื่ออัปเดตค่าใหม่ให้กับจุดที่อยู่บริเวณกึ่งกลางของมาสก์ โดยจะพิจารณาค่าสูงสุดของค่าพิกเซลที่มาสก์ทับอยู่ ซึ่งถ้าหากเป็นภาพขาวดำจะเปลี่ยนค่าของพิกเซลที่มีค่าเป็น 0 ให้มีค่าเป็น 1 เมื่อค่าของพิกเซลใดพิกเซลหนึ่งบนมาสก์มีค่าตรงกับค่าของพิกเซลบนภาพ และจะมีค่าคงเดิมก็ต่อเมื่อทุกค่าของมาสก์ มีค่าตรงกับทุกค่าของพิกเซลภาพที่มาสก์เลื่อนไปทับในตำแหน่งต่างๆ ซึ่งกระบวนการขยายนี้สามารถเขียนให้อยู่ในรูปสมการดังนี้

$$I = A \oplus B \quad (2-1)$$

โดย I คือ ภาพผลลัพธ์หลังจากผ่านกระบวนการขยาย

B คือ ส่วนประกอบโครงสร้าง (Structuring Element)

\oplus คือ ตัวดำเนินการขยายภาพ (Dilation)



ภาพที่ 2-7 ตัวอย่างภาพที่ผ่านกระบวนการขยาย² (ก) ภาพต้นฉบับ (ข) ภาพหลังจากผ่านการขยาย

² <https://humancominteracg1.wixsite.com>

2.1.6 การกัดกร่อนภาพ (Erosion)

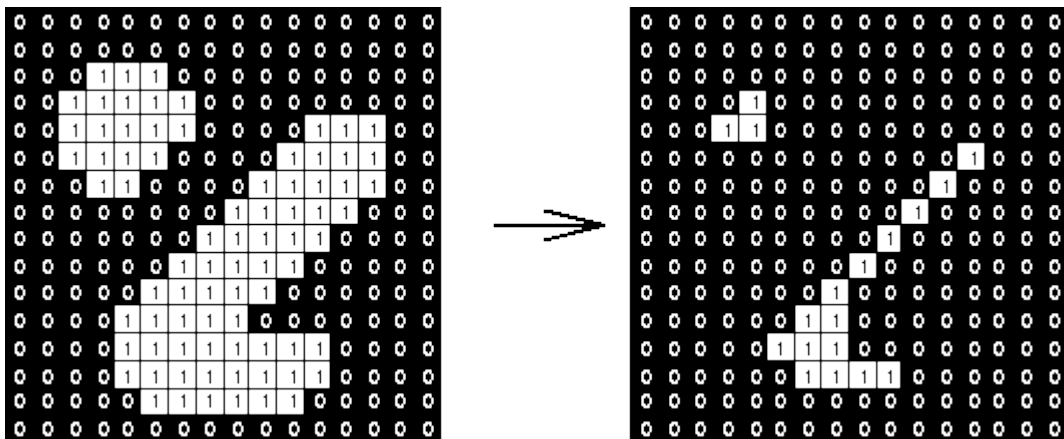
การกัดกร่อนภาพ (Erosion) เป็นวิธีการที่ตรงกันข้ามกับการขยาย (Dilation) คือจะลดขนาดของพิกเซลในภาพเพื่อใช้สำหรับการเปลี่ยนแปลงรูปร่างหรือลักษณะให้เป็นไปตามส่วนประกอบโครงสร้าง (Structuring Element) หรือมาสก์ (Mask) ที่กำหนด โดยการนำส่วนประกอบโครงสร้างไปเปรียบเทียบกับทุกตำแหน่งในภาพ โดยจะพิจารณาค่าต่ำสุดที่มาสก์เลื่อนไปทับ ซึ่งหากใช้กับภาพขาวดำหรือภาพไบนารี การเปลี่ยนค่าของตำแหน่งที่มีพิกเซลที่มีค่าเท่ากับ 1 จะทำให้มีค่าเป็น 0 ก็ต่อเมื่อพิกเซลใดพิกเซลหนึ่งที่อยู่บนส่วนประกอบโครงสร้างมีค่าที่ตรงกับค่าของพิกเซลในภาพ และจะมีค่าคงเดิมก็ต่อเมื่อทุกพิกเซลที่มาสก์ทับอยู่ มีค่าตรงกับพิกเซลของภาพ กระบวนการกัดกร่อนนี้สามารถเขียนให้อยู่ในรูปสมการได้ดังนี้

$$I = A \ominus B \quad (2-2)$$

โดย I คือ ภาพผลลัพธ์หลังจากผ่านกระบวนการกัดกร่อน

B คือ ส่วนประกอบโครงสร้าง (Structuring Element)

\ominus คือ ตัวดำเนินการกัดกร่อน (Erosion)



(ก)

(ข)

ภาพที่ 2-8 ตัวอย่างภาพที่ผ่านกระบวนการกัดกร่อน³ (ก) ภาพต้นฉบับ (ข) ภาพหลังจากผ่านการกัดกร่อน

³ <https://humancominteracg1.wixsite.com>

2.1.7 วิธีการโอเพ่นนิง (Opening)

ในกายสัณฐานวิทยา (Morphology) วิธีการโอเพ่นนิง (Opening) คือ ขั้นตอนการขยายตัวของวัตถุ (Dilation) หลังจากผ่านกระบวนการกัดกร่อน (Erosion) ด้วยส่วนประกอบโครงสร้าง (Structuring Element) หรือมาสก์ (Mask) ในรูปทรงของภาพที่แตกต่างกัน วิธีการนี้ถูกนำมาประยุกต์ใช้อย่างแพร่หลายในการแสดงผลภาพทางคอมพิวเตอร์ (Computer Vision) และ การประมวลผลภาพ (Image Processing) ซึ่งใช้สำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนหรือวัตถุที่มีขนาดเล็กที่อยู่ในภาพ โดยปกติแล้วจะกำจัดพิกเซลที่มีค่าความสว่าง (Bright Pixels) เพื่อให้ภาพเบื้องหน้า (Foreground) และ ภาพเบื้องหลัง (Background) แตกต่างกัน หรืออาจถูกนำไปประยุกต์ใช้สำหรับการหารูปทรงที่มีลักษณะเฉพาะภายในรูปภาพ ซึ่งรูปทรงนี้สามารถกำหนดได้ในส่วนประกอบของโครงสร้าง โดยวิธีการโอเพ่นนิง (Opening) สามารถเขียนให้อยู่ในรูปของสมการได้ดังนี้

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (2-3)$$

โดยที่ A คือ ภาพต้นฉบับ

B คือ ส่วนประกอบโครงสร้าง (Structuring Element)

\ominus คือ ตัวดำเนินการกัดกร่อน (Erosion)

\oplus คือ ตัวดำเนินการขยาย (Dilation)

\circ คือ ตัวดำเนินการโอเพ่นนิง (Opening)

2.1.8 การปรับปรุงภาพด้วยวิธีการรูปหมวก (Top-Hat Transform)

สำหรับการคำนวณกายสัณฐานวิทยา และการประมวลผลภาพดิจิทัล วิธีการ Top-Hat Transform เป็นหนึ่งในตัวดำเนินการที่ใช้สำหรับสกัดองค์ประกอบที่มีขนาดเล็กที่อยู่ภายในรูปภาพ ซึ่งถูกนำมาประยุกต์ใช้ในงานทางด้าน การประมวลผลภาพอย่างแพร่หลาย ยกตัวอย่างเช่น การสกัดหาคุณลักษณะ (Feature Extraction) , การปรับปรุงคุณภาพของภาพ (Image Enhancement) และอื่นๆอีกหลายศาสตร์หลายแขนง เป็นต้น โดยวิธีการรูปหมวก (Top-Hat Transform) จะใช้หลักการของการกัดกร่อนภาพ (Erosion) และนำผลลัพธ์ที่ได้มาผ่านวิธีการขยาย (Dilation) ซึ่งเรียกวิธีการลักษณะนี้ว่า โอเพ่นนิง (Opening) เมื่อได้ภาพผลลัพธ์หลังจากผ่านวิธีการโอเพ่นนิงแล้วจะนำไปหากผลต่างกับภาพต้นฉบับ โดยสามารถเขียนให้อยู่ในรูปของสมการดังนี้

$$T(f) = f - (f \circ b) \quad (2-3)$$

โดยที่ f คือ ภาพต้นฉบับ

b คือ ส่วนประกอบโครงสร้าง (Structuring Element)

- คือ ตัวดำเนินการโอเพนนิ่ง (Opening)

$T(f)$ คือ ภาพที่ผ่านขั้นตอนวิธีการรูปหมวก

2.1.9 การเลือกเส้นโค้งที่เหมาะสมด้วยวิธีการโพลีโนเมียล (Polynomial Curve

Fitting)

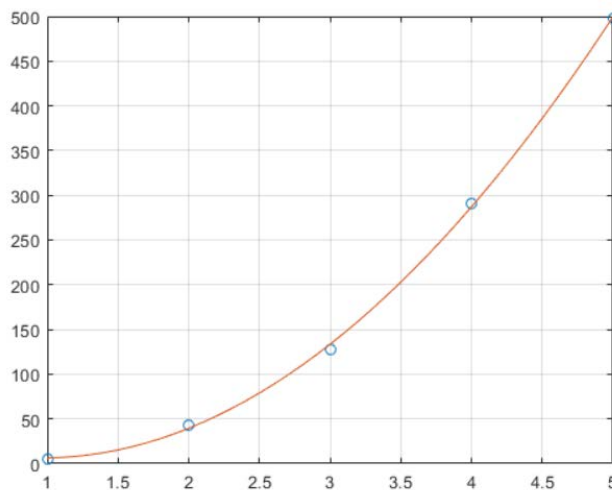
การเลือกเส้นโค้งที่เหมาะสม (Curve Fitting) เป็นกระบวนการสร้างเส้นโค้งหรือฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่ดีที่สุดของชุดข้อมูลจุด ซึ่งอาจจะเกี่ยวข้องกับการปรับเรียบโดยเส้นที่สร้างขึ้นจะประมาณให้มีความเหมาะสมและใกล้เคียงกับชุดข้อมูลจุด โดยจะเกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis) ซึ่งจะเน้นไปทางด้านการอนุมานข้อมูลเชิงสถิติและยังเกี่ยวข้องกับการประมาณค่าในช่วงที่มีความจำเป็นอย่างมากสำหรับการปรับแก้รูปทรงทางด้านเรขาคณิต เพื่อใช้สำหรับวิเคราะห์รูปร่างของวัตถุ โดยในงานทางด้านการประมวลผลภาพ (Image Processing) มีการนำมาประยุกต์ใช้งานหลายด้านด้วยกัน ยกตัวอย่างเช่น การประมาณค่าของจุดภาพ หรือค่าความสว่างของจุดภาพใหม่ เป็นต้น ซึ่งหลังจากการทำวิธีการประมาณค่าจะทำให้ข้อมูลเกิดความเรียบและต่อเนื่องกัน แต่รายละเอียดบางส่วนอาจจะลดลงหรือคลาดเคลื่อนไปจากข้อมูลเริ่มต้น การเลือกเส้นโค้งที่เหมาะสมจึงเป็นส่วนสำคัญที่จะทำให้การประมาณค่าของข้อมูลมีค่าใกล้เคียงกับข้อมูลเริ่มต้นมากที่สุด โดยจะใช้วิธีการหาสัมประสิทธิ์ของข้อมูลและนำสัมประสิทธิ์ที่ได้ไปแทนในฟังก์ชันเพื่อใช้สำหรับการประมาณค่าของจุดใหม่ ซึ่งวิธีการโพลีโนเมียล p ในลำดับที่ n ที่เหมาะกับข้อมูล y เพื่อที่จะให้ได้ตำแหน่งใหม่ที่มีค่าใกล้เคียงกับจุดเดิมมากที่สุด สมการที่ใช้สำหรับการหาสัมประสิทธิ์สามารถเขียนได้ดังนี้

$$y = p_1x^n + p_2x^{n-1} + \dots + p_nx + p_{n+1} \quad (2-3)$$

เมื่อ p_n คือ สัมประสิทธิ์ของชุดข้อมูลที่ลำดับที่ n และ x คือ ค่าที่อยู่ในชุดข้อมูล ซึ่งหากแปลงให้อยู่ในรูปของเมทริกซ์ สำหรับการประมาณค่า y ในตำแหน่ง x ใดๆ ของพหุนามลำดับที่ n จะเขียนได้ดังนี้

$$\begin{pmatrix} x_1^n & x_1^{n-1} & \dots & 1 \\ x_2^n & x_2^{n-1} & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m^n & x_m^{n-1} & \dots & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_{n+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{pmatrix} \quad (2-4)$$

เมื่อ m คือ ขนาดของข้อมูล



ภาพที่ 2-9 ตัวอย่างการประมาณค่าความโค้งด้วยวิธีการโพลีโนเมียล order ที่ 5^4

2.1.10 การหาขอบภาพด้วยวิธีการเลเวลเซต (Level Set Method)

วิธีการเลเวลเซต⁵ (Level Set Method) เป็นวิธีการที่ถูกนำมาประยุกต์ใช้งานด้านการประมวลผลภาพสำหรับการหาขอบเขตหรือวัตถุที่สนใจซึ่งอาจจะเรียกขอบของวัตถุเหล่านี้ว่า แอ็กทีฟคอนทัวร์ (Active Contour) โดยวิธีการของเลเวลเซตจะพิจารณาการไล่ระดับ (Gradient) ของวัตถุในแต่ละระดับ (Level) ในระยะเวลาที่เปลี่ยนแปลงไป ซึ่งขั้นตอนในเบื้องต้นสำหรับการใช้งานวิธีเลเวลเซตมีความจำเป็นที่จะต้องกำหนดขอบเขตตั้งต้น (Zero Level Set) สำหรับการหาพื้นที่ที่สนใจ โดยจะขยายพื้นที่หรือลดพื้นที่ของขอบเขตตั้งต้นที่ได้กำหนดไว้ตามการไล่ระดับ (Gradient) ซึ่งมี

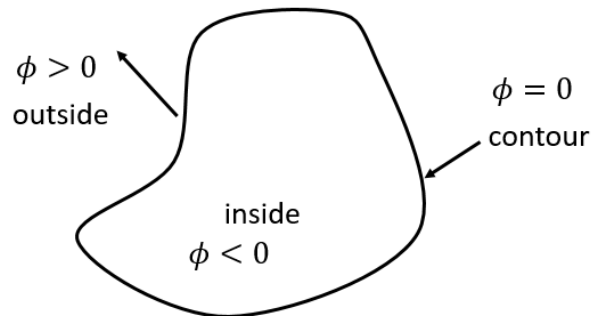
⁴ <https://www.mathworks.com>

⁵ <https://profs.etsmtl.ca/hlombaert/levelset/>

สมมติฐานว่าบริเวณที่มีความแตกต่างกันของสีบนจุดภาพจะเป็นขอบของวัตถุ โดยจะนิยามเลเวลเซตฟังก์ชัน (Level Set Function) ดังสมการที่ 2-5

$$z = \phi(x, y, t = 0) \quad (2-5)$$

เมื่อ (x, y) คือ ระบายที่อยู่บนภาพ, t คือ ระดับการเปลี่ยนแปลงของเวลา และ Z คือ ค่าระยะทางที่คิดเครื่องหมายซึ่งหากค่าเป็นลบหมายความว่าระบายอยู่ในพื้นที่ของเส้นขอบ ถ้าหากค่าเป็นค่าบวกระบายจะอยู่นอกเส้นขอบ และหากมีค่าเท่ากับ 0 จะเป็นบริเวณขอบของวัตถุ



ภาพที่ 2-10 ตัวอย่างการหาขอบของวัตถุด้วยวิธีเลเวลเซต

โดยทิศทางเคลื่อนที่ดังกล่าวของเลเวลเซตฟังก์ชัน $\phi(x, y, t = 0) = \pm z$ ดังนั้นการกำหนดทิศทางเริ่มต้น ϕ ที่ $t = 0$ ซึ่งสามารถหาสมการการเคลื่อนที่ของ $\frac{\partial \phi}{\partial t}$ ที่เวลาใดๆ ได้ดังนี้ เมื่อกำหนดให้ $x(t)$ คือระบายในช่วงเวลา t

$$\frac{\partial \phi(x(t), t)}{\partial t} = 0 \quad (2-6)$$

$$\frac{\partial \phi}{\partial x(t)} \frac{\partial x(t)}{\partial t} + \frac{\partial \phi}{\partial t} = 0 \quad (2-7)$$

$$\frac{\partial \phi}{\partial x(t)} x_t + \phi_t = 0 \quad (2-8)$$

โดยที่ $\frac{\partial \phi}{\partial x} = \nabla \phi$, x_t คือ ความเร็วที่เกิดขึ้นจากแรงปกติของพื้นผิวบนรูปภาพ สามารถเขียนให้อยู่ในรูปสมการได้ดังนี้ $x_t = F(x(t)n)$, เมื่อ $n = \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}$ ซึ่งจะสามารถเขียนสมการที่ใช้คำนวณหาทิศทางการเคลื่อนที่ก่อนหน้านี้

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + F|\nabla \phi| = 0 \quad (2-9)$$

เมื่อ F คือ ความเร็วหรือแรงที่ใช้เคลื่อนที่ใช้สำหรับการวัดลู่ออกซึ่งจะขึ้นอยู่กับลักษณะของภาพ

2.1.11 ความชันและมุม (Slope and Angle)

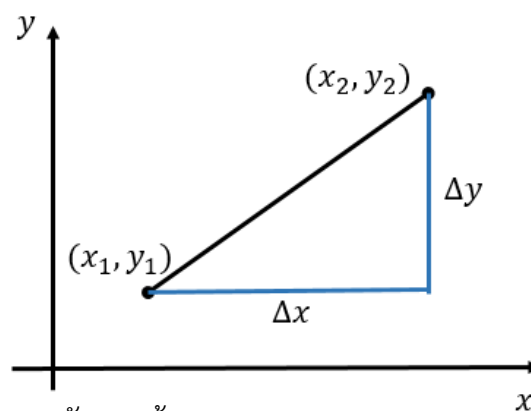
ในทางคณิตศาสตร์ความชัน หรือ ความลาดเอียง ถูกนำมาประยุกต์ใช้กับงานหลายด้าน ยกตัวอย่างเช่น งานทางด้านภูมิศาสตร์ หรือแม้กระทั่งทางด้านวิศวกรรม สำหรับการหาความลาดเอียงของพื้นดิน โดยที่ความชันของเส้นตรงนั้นจะกล่าวถึงอัตราส่วนสูงที่มีการเปลี่ยนแปลงไปตามระยะทางตามแนวแกนระหว่างสองจุดคือ (x_1, y_1) และ (x_2, y_2) ของเส้นตรง โดยที่ค่าความชันของเส้นตรงสามารถเขียนให้อยู่ในรูปของสมการดังนี้

$$m = \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} \quad (2-10)$$

หรือ

$$m = \frac{\Delta y}{\Delta x} \quad (2-11)$$

เมื่อ m คือ ค่าความชันของจุด 2 จุด, Δy คือ ผลต่างของแกนตั้ง และ Δx คือผลต่างของแกนนอน ในกรณีที่ค่าความชันมีค่าเท่ากับ 0 แสดงว่าตำแหน่งจุด 2 จุดนี้ไม่มีความชัน



ภาพที่ 2-11 การหาความชันของเส้นตรงของจุด 2 จุด

นอกจากนั้นแล้วความชันยังสามารถนำมาประยุกต์ใช้ในด้านตรีโกณมิติ สำหรับการหาความลาดเอียงหรือมุม (Angle) ซึ่งจะเกี่ยวข้องกับรูปทรงเรขาคณิต ยกตัวอย่างเช่น การหามุมภายในของรูปสามเหลี่ยม การหามุมภายในของรูปสี่เหลี่ยม เป็นต้น สำหรับงานวิจัยนี้พิจารณามุมที่เกิดจากการตัดของเส้นตรง 2 เส้น ซึ่งจำเป็นที่จะต้องหาความชันของทั้ง 2 เส้น โดยเขียนสมการเพื่อหามุมได้ดังนี้

$$\theta = \tan^{-1} \left| \frac{m_2 - m_1}{1 + m_2 m_1} \right| \quad (2-12)$$

เมื่อ θ คือ มุมที่เส้นตรง 2 เส้นตัดกัน , m_1 คือ ความชันของเส้นที่ 1 และ m_2 คือ ความชันของเส้นที่ 2

2.1.12 เกรเดียนต์ (Gradient)

เกรเดียนต์ คือ การไล่ระดับ โดยอาศัยหลักการของความชันทางคณิตศาสตร์หรืออาจเรียกอีกรูปแบบหนึ่งว่าการหาอนุพันธ์กับฟังก์ชันหลายตัวแปร ซึ่งในงานทางด้านภาพประมวลผลภาพถูกนำมาประยุกต์ใช้ในการหาขอบของวัตถุภายในภาพ เพราะจะสามารถอธิบายความไม่ต่อเนื่องของภาพเบื้องหลัง (Background) และภาพเบื้องหน้า (Foreground) ความไม่ต่อเนื่องเหล่านี้สามารถหาได้จากสมการหาอนุพันธ์ดังนี้

$$\nabla I(x, y) = \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \hat{i} + \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \hat{j} \quad (2-13)$$

เมื่อ $I(x, y)$ คือ ภาพต้นฉบับ

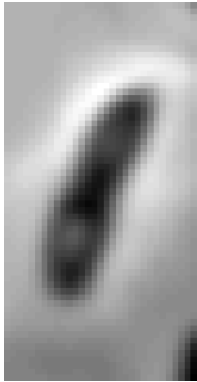
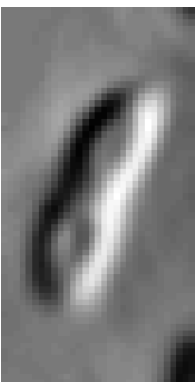
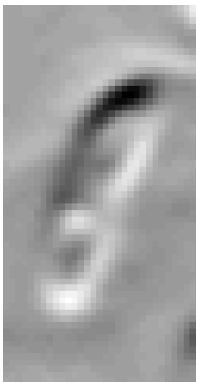

∇ คือ ตัวดำเนินการเกรเดียนต์

\hat{i} และ \hat{j} คือ เวกเตอร์

เพื่อปรับปรุงและทำให้บริเวณขอบภาพมีความเด่นชัดขึ้นทั้ง 2 แกน จะหาได้จากสมการดังนี้

$$|\nabla I(x, y)| = \sqrt{\left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial y}\right)^2} \quad (2-14)$$

เมื่อ $|\nabla I(x, y)|$ คือ ภาพหลังจากผ่านการทำให้ขอบเด่นชัดขึ้นทั้ง 2 แกน

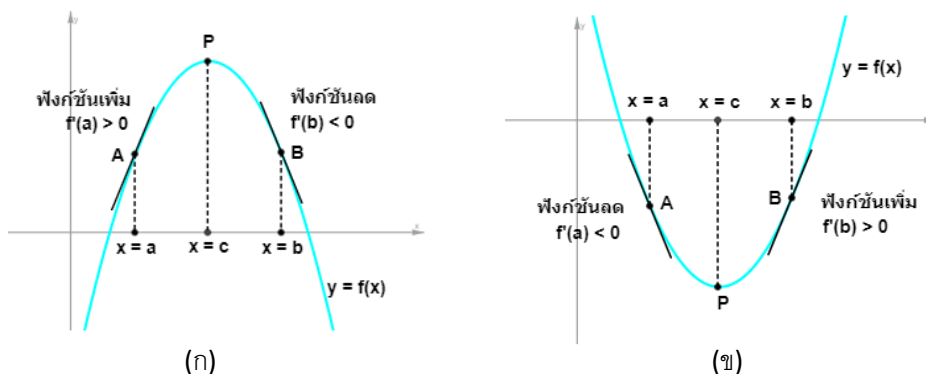
			
$I(x, y)$	$\frac{\partial I(x, y)}{\partial x}$	$\frac{\partial I(x, y)}{\partial y}$	$ \nabla I(x, y) $
(ก)	(ข)	(ค)	(ง)

ภาพที่ 2-12 ตัวอย่างการหาเกรเดียนต์ของภาพ (ก) ภาพต้นฉบับ (ข) การหาเกรเดียนต์ตามแนวแกน x (ค) การหาเกรเดียนต์ตามแนวแกน y (ง) ภาพหลังจากผ่านการทำให้ขอบเด่นชัดขึ้นทั้ง 2 แกน

2.1.13 การหาค่าสูงสุดสัมพัทธ์และค่าต่ำสุดสัมพัทธ์ (Relative Max , Min)

การวิเคราะห์ค่าสูงสุดสัมพัทธ์ (Maxima) และค่าต่ำสุดสัมพัทธ์ (Minima)⁶ ของข้อมูลหรือฟังก์ชันที่มีความต่อเนื่อง ซึ่งการหาค่าเหล่านี้จะพิจารณาข้อมูลโดยจะแบ่งข้อมูลหรือฟังก์ชันออกเป็นช่วง กล่าวคือช่วงข้อมูลที่เป็นฟังก์ชันเพิ่มและช่วงข้อมูลที่เป็นฟังก์ชันลด โดยจะเรียกตำแหน่งที่มีการเปลี่ยนแปลงของฟังก์ชันว่าเป็นจุดวกกลับของกราฟ ซึ่งจะเป็นจุดที่มีค่าความชันเป็น 0 โดยที่จะเรียกค่าบริเวณที่มีค่าความชันเป็น 0 ว่าเป็นจุดวิกฤต (Critical Point) สำหรับจุดวิกฤตของฟังก์ชัน $y = f(x)$ มี 2 ลักษณะคือจะเป็นจุดสูงสุดหรือจุดต่ำสุดของฟังก์ชันในช่วงใดช่วงหนึ่ง ซึ่งสามารถสังเกตได้จากภาพที่ 2-13

⁶ https://www.opendurian.com/learn/relative_max_min/



ภาพที่ 2-13 (ก) การหาค่าสูงสุดสัมพัทธ์ที่จุด P และ (ข) การหาค่าต่ำสุดสัมพัทธ์ที่จุด P

จากภาพที่ 2-13 (ก) ให้ค่าของ $a < c < b$ และกราฟมีจุด P เป็นจุดวิกฤต (มีค่าความชันเป็น 0) จุด A เป็นจุดที่อยู่ทางด้านซ้ายของ P และจุด B เป็นจุดที่อยู่ ทางด้านขวาของจุด P ถ้า P เป็นจุดสูงสุดสัมพัทธ์แล้วความชันของเส้นสัมผัสเส้นโค้งที่จุดทางด้านซ้ายของจุด P มีค่าเป็นบวกและความชันของเส้นสัมผัสเส้นโค้งที่จุดทางด้านขวาของจุด P มีค่าเป็นค่าลบ ในทำนองเดียวกันจากภาพ (ข) หากจุด P เป็นจุดต่ำสุดสัมพัทธ์ก็ต่อเมื่อ ความชันของเส้นสัมผัสเส้นโค้งที่อยู่ทางด้านซ้ายของจุด P จะมีค่าเป็นลบและค่าความชันของเส้นสัมผัสเส้นโค้งทางด้านขวาเป็นค่าบวก ซึ่งสามารถสรุปเป็นทฤษฎีบทได้ดังนี้

ทฤษฎีบท

ให้ f เป็นฟังก์ชันที่หาอนุพันธ์ได้บนช่วง A และมี $c \in A$ เป็นค่าวิกฤตของฟังก์ชัน สำหรับทุกๆ $a, b \in A$ โดยที่ $a < c < b$

1. ถ้า $f'(a) > 0$ และ $f'(b) < 0$ แล้ว $f(c)$ เป็นค่าสูงสุดสัมพัทธ์และ $(c, f(c))$ เป็นจุดสูงสุดสัมพัทธ์ของฟังก์ชัน
2. ถ้า $f'(a) < 0$ และ $f'(b) > 0$ แล้ว $f(c)$ เป็นค่าต่ำสุดสัมพัทธ์ และ $(c, f(c))$ เป็นจุดต่ำสุดสัมพัทธ์ของฟังก์ชัน

2.2 เครื่องมือการวัดประสิทธิภาพ

2.2.1 คอนฟิวชันเมทริกซ์ (Confusion Matrix)

การวัดประสิทธิภาพของการแบ่งส่วนข้อของกระดูกจากภาพถ่ายรังสีเอกซ์โดยจะมีผลเฉลยจากแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ (Ground-truth) ซึ่งจะนำผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลภาพแบบอัตโนมัติ ที่ได้นำเสนอในงานวิจัยนี้ไปเปรียบเทียบกับความแม่นยำ โดยคำนึงจากการวัดผล 4 แบบด้วยกัน คือ True Positive (TP) คือ สิ่งที่โปรแกรมทำนายได้ถูกต้อง และผู้เชี่ยวชาญบอกว่าถูกต้อง , True Negative (TN) คือ สิ่งที่โปรแกรมทายผิด และผู้เชี่ยวชาญบอกว่าผิด , False Positive (FP) คือ สิ่งที่โปรแกรมทำนายค่าผิด และผู้เชี่ยวชาญบอกว่าผิด และ False Negative (FN) คือ สิ่งที่โปรแกรมทำนายผิด แต่ผู้เชี่ยวชาญบอกว่าถูก เป็นต้น ซึ่งค่าที่กล่าวมานี้จะถูกนำมาใช้สำหรับหาค่า *Precision* และ *Accuracy* ซึ่งคำนวณได้จากสมการต่อไปนี้

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2-15)$$

และ

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2-16)$$

2.2.2 การวัดพื้นที่ทับซ้อน (Area Overlap)

การวัดประสิทธิภาพด้วยวิธีพื้นที่ทับซ้อนจะพิจารณาตำแหน่งที่มีค่าเหมือนกันของภาพผลลัพธ์จากการดำเนินงาน (Result) กับภาพผลเฉลย (Ground-truth) โดยจะใช้ตรวจสอบความถูกต้องของภาพผลลัพธ์ว่าตำแหน่งที่มีค่าเหมือนกันอยู่ในภาพผลเฉลยทั้งหมดกี่ตำแหน่ง โดยจะคิดเป็นร้อยละและสามารถคำนวณได้จากสมการต่อไปนี้

$$AO = \left| \frac{A \cap B}{A} \right| \times 100 \quad (2-17)$$

เมื่อ A คือ ภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการดำเนินงาน และ B คือ ภาพผลเฉลย (Ground-truth)

2.3 วรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยของ (Binoshi Samuvel และคณะ, 2012) นำเสนองานวิจัยชื่อ “A Mask Based Segmentation Algorithm for Automatic Measurement of Cobb Angle from Scoliosis X-Ray Image” ซึ่งงานวิจัยนี้นำเสนอวิธีการแบ่งส่วนการวัดความโค้งของกระดูกสันหลังคดแบบอัตโนมัติจากภาพรังสีเอกซ์ ขั้นตอนการทำงานหลักคือ การหาขอบเขตส่วนที่เป็นกระดูก โดยการกำหนดจุดกึ่งกลางให้ในแต่ละข้อ แล้ววัดระยะห่างของจุดกึ่งกลางที่กำหนดไว้ในเพื่อหาขนาดของ Mask จากนั้นนำ Mask ที่ได้ไปวางไว้บนจุดกึ่งกลางของแต่ละข้อที่ได้กำหนดไว้ หมุน Mask ไปในแต่ละองศาเพื่อหาพื้นที่ของกระดูกมากที่สุดในแต่ละข้อ ผลลัพธ์สุดท้ายคำนวณค่ามุมที่ได้โดยใช้วิธี Cobb Angle เพื่อดูว่ากระดูกสันหลังมีความโค้งมากหรือน้อย แต่อย่างไรก็ตามวิธีการนี้ยังมีการกำหนดจุดกึ่งกลางโดยผู้ใช้และภาพที่ผู้วิจัยได้นำมาใช้ในการทดลองเป็นภาพที่ค่อนข้างชัด ทำให้ผลการทดลองที่ได้มีความถูกต้องสูง

งานวิจัยของ (Madha Christian Wibowo และคณะ, 2015) นำเสนองานวิจัยชื่อ “Spinal Curvature Determination from X-Ray Image using GVF Snake” ซึ่งงานวิจัยนี้ได้พูดถึงการกำหนดความโค้งของกระดูกสันหลัง ซึ่งขั้นตอนแรกก่อนการประมวลผลจะใช้วิธี Top-Hat Filter ในการปรับความชัดของภาพให้เห็นความแตกต่างมากขึ้น เมื่อผ่านขั้นตอนการปรับภาพแล้ว จะใช้วิธี Gradient Vector Flow ในการหาส่วนที่มีความต่างกันของระดับสี ซึ่งวิธีนี้จะคำนวณหาค่าความเปลี่ยนแปลงของระดับสี แล้วทำให้ส่วนที่มีความต่างของสีมากให้มีลักษณะเด่นชัดขึ้น หลังจากหาค่าความเปลี่ยนแปลงแล้วก็จะคำนวณหาขอบของวัตถุโดยใช้วิธี Snake ในการวิ่งหาส่วนที่เป็นขอบของวัตถุเพื่อใช้ในการหาพื้นที่ของส่วนที่เป็นกระดูกสันหลัง

งานวิจัยของ (Ili Ayuni Mohd Ikhsan และคณะ, 2014) นำเสนองานวิจัยชื่อ “An Analysis of X-Ray Image Enhancement Methods for Vertebral Bone Segmentation” ซึ่งงานวิจัยนี้ได้พูดถึงเกี่ยวกับการปรับปรุงคุณภาพของภาพเพราะเป็นกระบวนการที่สำคัญที่จะทำให้การแบ่งส่วนของกระดูกจากภาพรังสีเอกซ์ให้มีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น และได้วิเคราะห์วิธีการในส่วนก่อนการประมวลผล (Pre-processing) ซึ่งทำการเปรียบเทียบวิธีการ 3 วิธีการ ประกอบด้วย Histogram Equalization (HE), Gamma Correction (GC) และ Contrast Limited Adaptive Histogram Equalizer (CLAHE) ผลการทดลองวิธีการ CLAHE สามารถปรับปรุงคุณภาพของภาพได้สูงกว่า GC และ HE ตามลำดับ

งานวิจัยของ (Apichaya Kiartubonpaiboon และคณะ, 2014) นำเสนองานวิจัยชื่อ “A Comparison of Reliability in Measuring Spinal Curvature” ซึ่งงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบความน่าเชื่อถือของวิธีที่ใช้ในการวัดมุมความโค้งของกระดูกสันหลัง โดยการเปรียบเทียบ 3 วิธี ประกอบด้วย วิธีการวัดแบบ Ferguson , Cobb Angle และ พหุนาม โดยวิธีการ

ที่นิยมในปัจจุบันได้แก่วิธี Cobb Angle การศึกษางานวิจัยนี้ได้พบว่า ค่าความน่าเชื่อถือที่แน่นอนและสอดคล้องกัน มีค่าใกล้เคียงกัน แสดงให้เห็นว่าวิธีการวัดมุมความโค้งกระดูกสันหลัง แบบ Cobb และ Ferguson มีความน่าเชื่อถือมากกว่าวิธีการวัดมุมโค้งกระดูกสันหลังแบบพหุนาม

งานวิจัยของ (Sukonthee Sungkhun และคณะ, 2016) นำเสนองานวิจัยชื่อ “Vertebral Body Segmentation using Aggregate Superpixels” ซึ่งงานวิจัยนี้นำเสนอวิธีการในการแยกส่วนของกระดูกสันหลังจากภาพรังสีเอกซ์ที่มีคุณภาพต่ำ โดยสามารถแบ่งขั้นตอนออกได้เป็น 3 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนการเตรียมภาพ (Pre-processing) ในการลดพื้นที่ในการประมวลผลภาพ โดยใช้วิธี Auto Cropped ที่พิจารณาจาก Histogram จากนั้นใช้วิธี Otsu’s Thresholding และ Morphological Operation ในการหาค่าเทรตโฆว์ที่เหมาะสม และเติมข้อมูลบางส่วนลงไปในภาพเนื่องจากวิธีการ Otsu’s Thresholding ทำให้ข้อมูลบางส่วนหายไป ขั้นตอนที่สอง การแยกส่วนของกระดูกสันหลังใช้วิธี Superpixels ในการจัดกลุ่มข้อมูลที่มีลักษณะใกล้เคียงกันให้อยู่กลุ่มเดียวกัน ขั้นตอนสุดท้ายจะเป็นขั้นตอนในการปรับปรุงคุณภาพของผลลัพธ์ โดยจะใช้วิธีการ Morphological Operations ในการเติมข้อมูลบางส่วนให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีขึ้น

งานวิจัยของ (Chea Keo และคณะ, 2016) นำเสนองานวิจัยชื่อ “Vertebral Pose Estimation using Horizontal Gradient Vector Field” ซึ่งงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ในการประมาณหาข้อของกระดูกสันหลังจากภาพถ่ายรังสีเอกซ์ โดยสามารถแบ่งขั้นตอนได้เป็น 3 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนในการกำจัดส่วนที่ไม่จำเป็นออกโดยดูจากการกระจายตัวของข้อมูลที่มีลักษณะเป็นกราฟของ Normal Distribution ขั้นที่ 2 ใช้วิธี Gradient Vector Field ในการหาขอบเขตของพื้นที่ที่จะใช้ระบุ Foreground , Background และ Candidate ของพื้นที่กระดูก ซึ่งขั้นตอนสุดท้ายจะใช้วิธีหาผลรวมในแนวนอนของภาพในแต่ละพิเซล เพื่อหาการสะสมของพิเซลที่สนใจ โดยมีสมมติฐานที่ว่า ตำแหน่งบริเวณที่มีผลรวมของสีในแนวนอนมากจะเป็นตำแหน่งของข้อกระดูก และทำการแบ่งส่วนของตำแหน่งนั้นสำหรับหาข้อของกระดูกซึ่งงานวิจัยนี้ให้ความถูกต้อง 79.25 %

งานวิจัยของ (Sukonthee Sungkhun และคณะ, 2016) นำเสนองานวิจัยชื่อ "Automated Multiple Lesion Identification on Vertebral Spine using Modified Average Intensity" ซึ่งงานวิจัยนี้เสนอวิธีการในการระบุรอยโรคและตำแหน่งของรอยโรคจากภาพรังสีเอกซ์ (X-ray) ของกระดูกสันหลังเพื่อใช้ประกอบการวินิจฉัยของแพทย์ โดยใช้ Modified Average Intensity ในวิธีการที่นำเสนอมีห้าขั้นตอนหลักในการหาขอบเขตของกระดูกสันหลังและข้อดังนี้ ขั้นแรกแบ่งส่วนของกระดูกสันหลังโดยการฉายภาพในแนวตั้งและใช้การกระจายตัวแบบปกติ ขั้นที่สอง การแบ่งขอบเขตใช้ Gamma Correction และ Distance Regularized Level Set Evolution ในการตรวจจับขอบเขตของกระดูกสันหลัง ขั้นที่สามเป็นการประมาณการหาข้อของกระดูกสันหลัง โดยใช้เทคนิคการสร้างจุดกึ่งกลางระหว่างจุดยอดสองจุดของกราฟระหว่างการแบ่งข้อแต่ละข้อ ขั้นที่สี่

การหากระดูกทรวงอก และการหากระดูกสะโพก โดยการใช้อนุกรมเชิงเส้นในการจำกัดตำแหน่ง โดยสมการเชิงเส้นที่จะจำกัดวงตำแหน่งโดยใช้การชนกันระหว่างซีโครงด้านซ้าย ด้านขวาและกระดูกสันหลัง เพื่อหากระดูกทรวงอก ชั้นที่ห้าหากระดูกสะโพก โดยใช้เทคนิคในการหาระยะทางขั้นต่ำระหว่างตำแหน่งสูงสุดของสะโพกและข้อของกระดูกสันหลัง เมื่อได้ขอบและข้อของกระดูกสันหลังแล้วจะทำการหารอยโรคจากขอบและข้อของกระดูกสันหลังที่สกัดออกมาได้ จากผลการทดลองพบว่าประสิทธิภาพการทำงานที่ถูกต้องของวิธีการที่นำเสนอเป็น 82.50% สำหรับการหากระดูกทรวงอก และ 76.25% สำหรับกระดูกเอว นอกจากนี้ยังมีประสิทธิภาพการทำงานที่ถูกต้องของรอยโรค 61.25%

งานวิจัยของ (Bagus Adhi Kusuma และคณะ, 2016) นำเสนองานวิจัยชื่อ “Spinal Curvature Determination from Scoliosis X-Ray Image Using Sum of Squared Difference Template Matching” งานวิจัยนี้พูดถึงโรคกระดูกสันหลังคด ซึ่งลักษณะของกระดูกที่คดนั้นจะมีความบิดหรือโค้งเอียงไปในด้านใดด้านหนึ่งรูปร่างส่วนใหญ่คล้ายตัว S และ C มีวิธีที่เกี่ยวข้องกับการวัดความโค้งของกระดูกผู้ป่วยซึ่งก็คือวิธี Cobb Angle ระบบการตรวจจับความโค้งแบบอัตโนมัติสามารถตรวจหาความผิดปกติเกี่ยวกับกระดูกสันหลังได้รวดเร็วขึ้น งานวิจัยนี้เป็นขั้นตอนแรกสำหรับการวินิจฉัยโรคด้วยคอมพิวเตอร์ วิธีการวัดที่นำเสนอนี้เป็นการนำวิธี Template Matching โดยใช้พื้นฐานของวิธี Sum of Squared Difference (SSD) หลังจากนั้นจะทำการระบุพื้นที่ของข้อกระดูกโดยใช้วิธีการประมาณ Polynomial Curve Fitting ซึ่งสามารถทำการประมาณความโค้งของกระดูกสันหลังได้ สำหรับการวัดประสิทธิภาพนั้นวิธีการ SSD ถูกนำไปใช้ในการตรวจวัดความโค้งจากผู้ป่วยจำนวนมากกับภาพรังสีเอกซ์ (X-ray) ซึ่งผลจากการทดลองในวิธีการที่นำเสนอสามารถตรวจจับภาพรังสีเอกซ์ (X-ray) ได้ทั้งภาพโดยค่าความถูกต้องที่ดีที่สุด 96.30% โดยใช้ Polynomial Degree 5 กับการแบ่งรูปออกเป็นส่วน และ มีค่าความถูกต้องเฉลี่ย 86.01%

งานวิจัยของ (Marco Pereanez และคณะ, 2015) นำเสนองานวิจัยชื่อ “Accurate Segmentation of Vertebral Bodies and Processes using Statistical Shape Decomposition and Conditional Models” ซึ่งงานวิจัยนี้จะพูดถึงการแบ่งส่วนรายละเอียดของกระดูกสันหลัง เพราะเป็นสิ่งจำเป็นและมีความสำคัญเป็นอย่างมากสำหรับการดูแลรักษาหลังการผ่าตัดและการสร้างแบบจำลองทางชีวกลศาสตร์โดยเฉพะอย่างยิ่งการให้คำแนะนำจากแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ ยกตัวอย่างเช่น การสร้างแบบจำลองเพื่อช่วยหาตำแหน่งของกระดูกที่มีมวลมากที่สุดในช่วงข้อต่อ นอกจากนั้นรูปทรงทางเรขาคณิตก็ยังมีส่วนช่วยในการอธิบายและหาความสัมพันธ์ของอวัยวะในส่วนต่างๆที่จะช่วยในการเคลื่อนไหวของกล้ามเนื้อ โดยงานวิจัยนี้นำเสนอวิธีการใหม่ที่ใช่สำหรับการแบ่งส่วนกระดูกสันหลังและกระบวนการต่างๆ โดยอาศัยหลักการสลายตัวของรูปทรงทางสถิติและการสร้างแบบจำลองเงื่อนไข เทคนิคที่งานวิจัยนี้นำเสนอมีจุดมุ่งหมายสำหรับการจัดการรูปทรงเรขาคณิต

ที่มีความซับซ้อนของกระบวนการและความแปรปรวนที่มีขนาดใหญ่ของแต่ละบุคคล หัวใจของเทคนิคนี้คือการแนะนำการสลายทางสถิติตามส่วนต่างๆของกระดุกสันหลัง จึงจำเป็นที่จะต้องสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์เพื่อหาส่วนที่สนใจ อย่างไรก็ตามชุดข้อมูลแต่ละชุดรวมถึงลักษณะของภาพที่นำมาใช้ไม่เหมือนกันทำให้ขั้นตอนวิธีบางส่วนอาจจะยังไม่เหมาะการปรับปรุง รวมไปถึงการนำขั้นตอนวิธีบางส่วนมาประยุกต์ใช้จะส่งผลให้ประสิทธิภาพการทำงานในแต่ละงานมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้น

งานวิจัยของ (Avind Pillai และคณะ, 2017) นำเสนองานวิจัยชื่อ “Analysis New Top-Hat Transform and Multi-Scale Sequential Toggle Operator based Infrared Image Enhancement” ได้พูดถึงการเพิ่มความคมชัดให้กับรูปภาพ การรักษาค่าความสว่างบนภาพอินฟราเรด (Infrared Radiation) ปัจจุบันมีเทคนิคมากมายที่ช่วยสำหรับการปรับปรุงภาพให้มีความคมชัดมากขึ้น ในงานวิจัยนี้ประยุกต์ใช้วิธีแปลงข้อมูลรูปหมวก (Top-Hat Transform) ประกอบกับวิธีการ Multi-Scale ซึ่งขั้นตอนแรกจะสร้างรูปภาพที่ได้จากขั้นตอนวิธี White Top-Hat Transform และ Black Top-Hat Transform เพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนและใช้ควบคุมบริเวณจุดภาพที่มีมืดและบริเวณจุดภาพที่มีความสว่างหลังจากนั้นจะใช้วิธี Multi-Scale สำหรับการหาบริเวณที่สนใจซึ่งจะถูกนำมาประยุกต์ใช้เพื่อหาลำดับของพื้นที่ที่มีบริเวณความสว่างต่ำและบริเวณที่มีความสว่างสูง สุดท้ายเราจะได้ลำดับของภาพ ซึ่งผลการทดลองของงานวิจัยนี้ได้ทำการเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีที่มีอยู่ในปัจจุบันและเป็นที่ยอมรับอย่างมาก ยกตัวอย่างเช่น ขั้นตอนวิธี Histogram Equalization (HE) , ขั้นตอนวิธี Adaptive Histogram Equalization (AHE) และ วิธีการหาค่ามัธยฐานสูงสุด (Max-median) เป็นต้น จากผลการทดลองทำให้เห็นว่าวิธีการที่งานวิจัยนี้ได้แนะนำเสนอมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าขั้นตอนวิธีการแบบดั้งเดิม อย่างไรก็ตามการแปลงข้อมูลรูปหมวก (Top-Hat Transform) ก็ยังคงมีปัญหาอยู่บ้างเพราะจำเป็นที่จะต้องเลือก Structuring Element (SE) ให้เหมาะสมกับรูปภาพ เพราะถ้าหากเลือก Structuring Element (SE) ไม่เหมาะสมแล้วจะทำให้กำจัดสัญญาณรบกวนบนภาพได้ไม่ดีเท่าที่ควร

งานวิจัยของ (Xiangzhi bai และ Fugen Zhou, 2010) นำเสนองานวิจัยชื่อ “Analysis of New Top-Hat Transformation and The Application for Infrared Dim Small Target Detection” ซึ่งงานวิจัยนี้ได้พูดถึงการพัฒนาประสิทธิภาพของวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก (Top-Hat Transform) สำหรับการตรวจจับเป้าหมายขนาดเล็กแบบอินฟราเรดด้วยวิธีที่มีประสิทธิภาพ ซึ่งได้กล่าวถึงความหมายและคุณสมบัติทั่วไปรวมถึงการดำเนินงานของวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก Top-Hat Transform แบบใหม่และการนำไปปรับใช้กับโปรแกรมประยุกต์ซึ่งจะนำเสนอในงานวิจัยนี้ โดยกล่าวไว้ว่าคำจำกัดความของวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก (Top-Hat Transform) รูปแบบใหม่ใช้ส่วนประกอบโครงสร้าง (Structuring Element) ที่แตกต่างกันสองแบบ แต่มีความสัมพันธ์กันเมื่อ

เทียบกับวิธีการแบบดั้งเดิม และยังคงคำนึงถึงข้อมูลที่มีความแตกต่างกันระหว่างบริเวณที่สนใจกับพื้นที่โดยรอบ การประยุกต์ใช้ตัวดำเนินการ Multi-Scale เพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนซึ่งให้ประสิทธิภาพที่ดีสำหรับการตรวจจับสัญญาณรบกวนที่มีขนาดเล็กบนภาพอินฟราเรด และจำถูกนำมาปรับใช้ให้เหมาะสมกับการเลือกองค์ประกอบของโครงสร้าง (Structuring Element) ตามคุณสมบัติ โดยผลการทดลองให้ประสิทธิภาพที่ดีกว่าวิธีการ Top-Hat Transform แบบดั้งเดิม

งานวิจัยของ (Alan Petronio Pinheiro และคณะ, 2018) นำเสนองานวิจัยชื่อ “A Computerized Method for Evaluating Scoliotic Deformities using Elliptical Pattern Recognition in X-ray Spine Images” ซึ่งได้ทำการศึกษารูปทรงเรขาคณิตที่ผิดปกติของกระดูกสันหลังจากภาพถ่ายรังสีเอกซ์และได้นำเสนอวิธีการทางรูปทรงเรขาคณิตที่ต่างกันสำหรับอธิบายความโค้งของกระดูกสันหลัง วังรีแสดงให้เห็นว่าเป็นรูปทรงเรขาคณิตที่สามารถนำมาประยุกต์ใช้ได้ แต่ก็ยังไม่สามารถนำมาใช้สำหรับการระบุค่าจำนวนความโค้งของกระดูกสันหลังได้ดีเท่าที่ควร วัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้จึงนำเสนอวิธีการแบบใหม่ที่ประยุกต์ใช้วงรีเพื่อใช้ประเมินขอบเขตของความผิดปกติของกระดูกสันหลังคด สำหรับภาพถ่ายรังสีเอกซ์ของกระดูกสันหลังในแต่ละภาพ ส่วนที่โค้งจะถูกสร้างขึ้นมาจากจุดกึ่งกลางของกระดูกสันหลัง โดยจะทำการเลือกวงรีที่เหมาะสมกับเส้นโค้งมากที่สุดซึ่งจะใช้วิธีการ Least Square และ Genetic Algorithm มาช่วยเป็นขั้นตอนในการเพิ่มประสิทธิภาพ พารามิเตอร์ของวงรีจะถูกใช้เพื่อกำหนดดัชนีที่วัดความโค้งของกระดูกสันหลัง ซึ่งผลการทดลองวิธีการนี้ได้เปรียบเทียบกับวิธีการดั้งเดิมซึ่งให้ความผิดพลาดที่น้อยลงและสามารถช่วยสนับสนุนการวินิจฉัยของแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ

งานวิจัยของ (William Whitehead และคณะ, 2018) นำเสนองานวิจัยชื่อ “A Deep Learning Approach To Spine Segmentation Using A Feed-Forward Chain of Pixel-Wise Convolutional Networks” ซึ่งงานวิจัยนี้ได้กล่าวถึงการแบ่งส่วนข้อของกระดูกและดิสก์ (Disk) ในภาพถ่ายทางการแพทย์ เพื่อเป็นขั้นตอนวิธีสำหรับการปรับปรุงการวินิจฉัยและการรักษาอาการปวดหลังของแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ ซึ่งได้นำเสนอวิธีการการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เพื่อแบ่งส่วนของกระดูกสันหลังจากภาพถ่ายคลื่นแม่เหล็ก (MRI) โดยที่โครงข่ายประสาท (Network) ที่นำมาใช้ในแต่ละภาพจะมีขนาดที่ต่างกัน ผลลัพธ์ที่ได้จากหนึ่งเครือข่ายจะถูกนำไปใช้ในขั้นตอนถัดไปเป็นห่วงโซ่ โดยจะนำภาพต้นฉบับและภาพผลลัพธ์ก่อนหน้ามาเป็นข้อมูลนำเข้า (Input) วิธีการนี้ช่วยปรับปรุงการแบ่งส่วนภาพกระดูกสันหลังและดิสก์ให้ดีขึ้น เท่ากับ 1.3 % และ 4.9 % ตามลำดับ เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการใช้การเรียนรู้เชิงลึกที่มีในปัจจุบัน

งานวิจัยของ (Fei Sun และ Yubo Zhang, 2018) ได้นำเสนองานวิจัยชื่อ “Image Segmentation Algorithm Base on Top-Hat Transform” งานวิจัยนี้ได้มุ่งเน้นปัญหาทั่วไปที่อยู่

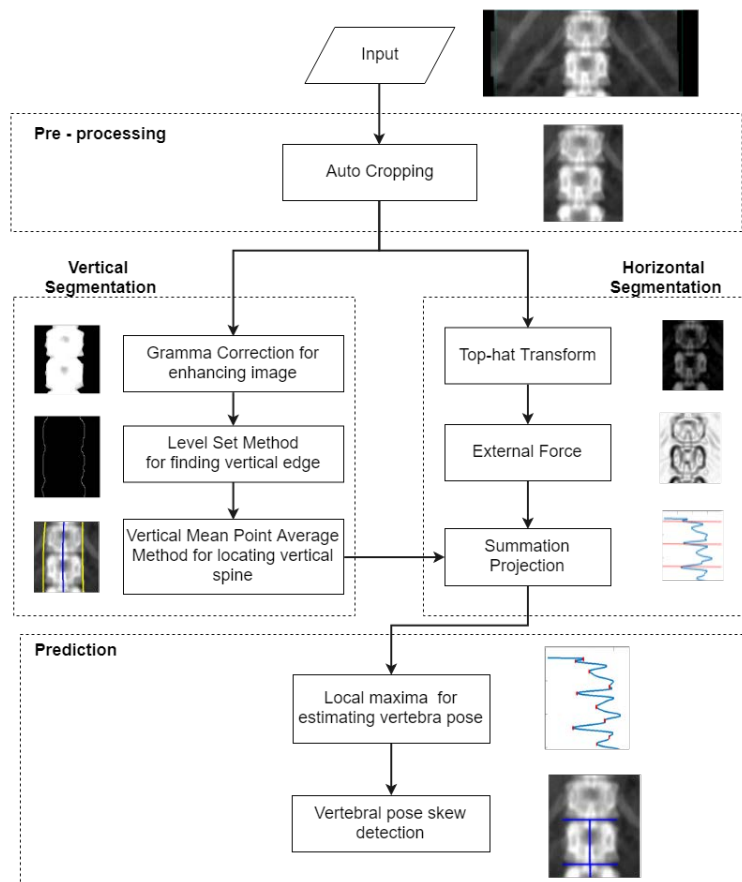
ภายในภาพ ที่มีผลกระทบทำให้การแบ่งส่วนหรือพื้นหลังที่มีความสว่างไม่สม่ำเสมอและหาอัลกอริธึมสำหรับการแบ่งส่วนที่ปรับตัวได้ ซึ่งได้กล่าวไว้ว่าการรวมกันของวิธีการปรับตัวของค่ามัธยฐานและการแปลงเวฟเล็ต (Wavelet Transform) ถูกนำมาใช้เพื่อที่จะลดสัญญาณรบกวนภายในภาพ และใช้วิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก Top-Hat Transform สำหรับเพิ่มประสิทธิภาพการแก้ปัญหาค่าขีดแบ่ง (Threshold) ให้มีความยืดหยุ่นมากขึ้น ผลการทดลองวิธีการที่งานวิจัยนี้นำเสนอ มีประสิทธิภาพการแบ่งส่วนที่ดีกว่าวิธีการดั้งเดิมเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการ Otsu

งานวิจัยของ (Changfa Shi และคณะ, 2014) ได้นำเสนองานวิจัยชื่อ “Greedy Algorithm Based Deformable Simplex Meshes Using Gradient Vector Flow as External Energy” ได้กล่าวถึงรูปแบบการคืนรูป (Deformable) ที่เป็นที่ยอมรับและถูกนำมาใช้กันอย่างแพร่หลายในการวิเคราะห์ภาพถ่ายทางการแพทย์ โดยเฉพาะอย่างยิ่งการแบ่งส่วนภาพ อย่างไรก็ตามเมื่อถูกนำมาประยุกต์ใช้กับข้อมูล 3 มิติจะทำให้เกิดปัญหาในเรื่องของระยะเวลาในการประมวลผลที่สูง ในงานวิจัยนี้จึงได้อธิบายถึงประสิทธิภาพการแบ่งส่วนในภาพ 3 มิติ โดยใช้พื้นฐานของ ตาข่าย (Meshes) ที่ปรับตัวได้ และขั้นตอนวิธีประเภทละโมภ (Greedy Algorithm) ซึ่งทำให้ประสิทธิภาพของการคำนวณเพิ่มขึ้นและมีประสิทธิภาพสูงกว่าวิธีการทางด้านฟิสิกส์สำหรับการเปลี่ยนรูปร่าง Generalized Gradient Vector Flow (GGVF) เป็นวิธีการหาแรงภายนอกแบบดั้งเดิมสำหรับการคืนรูปภาพ ซึ่งได้นำมาปรับใช้กับขั้นตอนวิธีประเภทละโมภ โดยผลการทดลองได้ถูกนำมาใช้กับภาพทางคลินิกที่แสดงให้เห็นถึงความถูกต้องและมีความเสถียรของขั้นตอนวิธีการที่นำเสนอ

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

ในบทนี้จะอธิบายขั้นตอนการดำเนินงานสำหรับการแบ่งส่วนข้อกระดูกสันหลังจากภาพถ่ายรังสีเอ็กซ์ ที่มีการฉายรังสีให้กับผู้ป่วยในปริมาณที่ต่ำ ซึ่งขั้นตอนการดำเนินงานจะแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนหลัก ประกอบด้วยขั้นตอนที่ 1 ขั้นตอนการเตรียมภาพ (Pre - processing) เพื่อกำจัดองค์ประกอบในภาพที่ไม่ต้องการ ขั้นตอนที่ 2 ขั้นตอนการแบ่งส่วน (Segmentation) ซึ่งในขั้นตอนนี้จะแบ่งออกเป็น 2 ส่วนด้วยกัน คือ ขั้นตอนการแบ่งส่วนในแนวตั้งสำหรับการหาโครงร่างของกระดูก (Vertical Segmentation) และ ขั้นตอนการแบ่งส่วนในแนวนอนสำหรับหาลักษณะที่เป็นข้อของกระดูก (Horizontal Segmentation) ขั้นตอนที่ 3 เป็นขั้นตอนการระบุตำแหน่งที่สนใจ (Prediction) โดยขั้นตอนการดำเนินงานทั้งหมดจะแสดงดังภาพที่ (3-1)



ภาพที่ 3-1 แผนภาพแสดงขั้นตอนการทำงานการแบ่งส่วนข้อของกระดูกสันหลัง

3.1 ขั้นตอนการเตรียมภาพ (Pre-processing)

ขั้นตอนการเตรียมภาพสำหรับการแบ่งส่วนข้อของกระดูกสันหลังจากภาพถ่ายรังสีเอกซ์ (X-ray) เนื่องจากภาพที่ใช้เป็นภาพที่มีการฉายรังสีให้กับผู้ป่วยในปริมาณที่ต่ำจึงทำให้องค์ประกอบของภาพขาดความคมชัด และมีพื้นที่ที่ไม่สนใจติดอยู่ด้วย โดยขั้นตอนนี้จะกำจัดพื้นที่ที่ไม่สนใจออกจากภาพ เช่น บางส่วนของซีโครงซึ่งได้มาจากการถ่ายภาพรังสีเอกซ์ของกระดูกสันหลัง สัญญาณรบกวนภายในภาพ ได้แก่ จุดไขมัน บริเวณเนื้อเยื่อที่มีความหนาสูง เป็นต้น เพื่อให้คงเหลือเฉพาะบริเวณของแนวกระดูกสันหลังที่สนใจ ดังนั้นในขั้นตอนนี้จึงทำการครอบเฉพาะพื้นที่ส่วนของกระดูก โดยที่ยังคงรักษาบริเวณโดยรอบของเนื้อกระดูกไว้บางส่วน ซึ่งในขั้นตอนนี้จะมีการระบุพื้นที่ที่สนใจ (Region of Interest) ของกระดูกสันหลังแบบอัตโนมัติ โดยมีขั้นตอนวิธีอย่างละเอียดดังต่อไปนี้

3.1.1 การระบุพื้นที่แบบอัตโนมัติ (Auto Cropping)

ขั้นตอนนี้จะนำภาพถ่ายรังสีเอกซ์ $I(x, y)$ โดยขนาดของภาพจะแทนด้วย r และ c ที่จะหมายถึงความกว้างและความสูงของภาพ มาแปลงให้อยู่ในรูปแบบของภาพระดับเทา (Gray Image) เพื่อลดปริมาณข้อมูลที่ต้องทำการประมวลผล เขียนแทนด้วย $f'(x, y)$ เนื่องจากว่าค่าความเข้มสีในระดับเทาเป็นช่องสัญญาณค่าสีที่นิยมใช้ในการประมวลผล โดยมีค่าความสว่าง (Intensity) อยู่ระหว่าง 0 ถึง 255 ซึ่งเป็นการไล่ระดับสีจากสีดำ (0) ไปจนถึงสีขาว (255) อย่างไรก็ตามการแปลงภาพให้เป็นภาพระดับเทาก็ไม่สามารถที่จะกำจัดสัญญาณรบกวนภายในภาพได้ ดังนั้นเพื่อเป็นการกรองข้อมูลและกำจัดองค์ประกอบที่ไม่เกี่ยวข้องในเบื้องต้น จึงต้องมีการปรับปรุงภาพก่อนโดยการนำภาพระดับเทามาผ่านกระบวนการการมีเดียฟิลเตอร์ (Median Filter) เขียนแทนด้วย $M(x, y)$ วิธีการนี้จะปรับปรุงภาพโดยดูจากการเรียงลำดับ (Sort) ของค่าสัญญาณสีในแต่ละพิกเซลภายในภาพแล้วเลือกค่าที่อยู่ในตำแหน่งตรงกลางมาแทนค่าในตำแหน่งศูนย์กลางของมาสก์ โดยมาสก์ที่ใช้มีขนาด 3×3 ซึ่งจะส่งผลให้สัญญาณรบกวนบางส่วนลดน้อยลง เมื่อกำจัดสัญญาณรบกวนบางส่วนออกจากภาพแล้วจะสังเกตเห็นว่าบริเวณที่เป็นกระดูกจะมีค่าความสว่างที่สูง ดังนั้นการหาผลรวมของความสว่างนี้จึงถูกนำมาใช้ในการประมวลผล โดยจะคำนวณหาผลรวมเฉลี่ยของค่าความสว่างในแกนตั้ง (Vertical Axis) โดยใช้สมการดังนี้

$$V_i = \frac{\sum_{x=1}^r M(x,y)}{r} \quad (3-1)$$

และการหาผลรวมเฉลี่ยของค่าความสว่างในแกนนอน (Horizontal Axis) โดยใช้สมการดังนี้

$$H_i = \frac{\sum_{y=1}^c M(x,y)}{c} \quad (3-2)$$

ในส่วนของการหาผลรวมนั้นจะทำให้เห็นการกระจายตัวของข้อมูลทั้งแนวตั้งและแนวนอนของภาพ หลังจากนั้นจะคำนวณหาตัวแทนของข้อมูลทั้ง 2 แกน โดยใช้วิธีหาค่าเฉลี่ย โดยใช้สมการดังนี้

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^c V_i}{c} \quad (3-3)$$

และ

$$\mu_2 = \frac{\sum_{i=1}^r H_i}{r} \quad (3-4)$$

นอกจากคำนวณหาค่าเฉลี่ยของข้อมูลแล้วจะคำนวณหาส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation) โดยใช้สมการดังนี้

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2}{N-1}} \quad (3-5)$$

เมื่อ N คือ จำนวนข้อมูล จากการสังเกตการกระจายตัวของข้อมูลพบว่าลักษณะการกระจายตัวของข้อมูลมีการแจกแจงแบบปกติจึงได้นำสมการการแจกแจงปกติ (Normal Distribution) มาประยุกต์ใช้เพื่อหาขอบทั้งแนวตั้งและแนวนอนของบริเวณกระดูกสันหลัง โดยใช้สมการดังนี้

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x_i - \mu)^2}{2}} \quad (3-6)$$

เมื่อ μ คือ ค่าเฉลี่ย หลังจากหาค่าการแจกแจงปกติของข้อมูลแต่ละตัวทั้ง 2 แกนของภาพแล้ว ในส่วนของแกนตั้ง (Vertical Axis) จะทำการครอบภาพโดยพิจารณาค่าที่ได้จาก $f(x)$ ที่มีค่ามากกว่า 0 โดยจะพิจารณาเลือกจากตำแหน่งความกว้างของภาพที่มีค่ามากกว่า 0 ณ ตำแหน่งแรก (Leftmost Point) เป็นขอบด้านซ้าย LM และพิจารณาค่าตำแหน่งความกว้างของภาพที่มีค่ามากกว่า 0 ณ ตำแหน่งสุดท้าย (Rightmost Point) เป็นขอบด้านขวา RM แต่เนื่องจากการกำหนดขอบเขตของกระดูกสันหลังจากสมการ 3-6 ทำให้พื้นที่ของกระดูกบางส่วนขาดหายไป จึงต้องทำการปรับปรุงค่าขอบเขตให้ครอบคลุมพื้นที่บริเวณกระดูกสันหลังได้ครบถ้วนมากขึ้น ผู้วิจัยจึงได้เสนอการกำหนดค่าสำหรับการปรับปรุงขอบเขตดังกล่าว คือค่า *range* ที่จะใช้ปรับขนาดความกว้างสำหรับการครอบภาพเพื่อที่จะรักษาบริเวณของกระดูกสันหลังให้ครบถ้วนมากที่สุด โดยในงานวิจัยนี้ได้กำหนดค่า *range* เท่ากับ 5 % ของความสูงของภาพ โดยใช้สมการดังนี้

$$range = \left(\frac{5}{100}\right) \times r \quad (3-7)$$

โดยที่ r คือความสูงของภาพ และขอบด้านซ้ายจะนำขนาดที่ได้นี้ไปใช้เป็นขนาดของความยาวภาพใหม่ $I'(x, y)$ และความสูงคงเดิม นอกจากนี้จะคำนวณหารัศมีของพื้นที่เพื่อที่จะใช้สำหรับสร้างมาสก์ในขั้นตอนถัดไป โดยการหารัศมีนั้น จะพิจารณาจากจุดสูงสุด (Peak) เฉลี่ยของกราฟในแกนนอน โดยที่จุดสูงสุดนั้นจะต้องมีค่ามากกว่าค่าเฉลี่ยของข้อมูล ซึ่งจะถูกใช้มาเป็นความยาวของพื้นที่เขียนแทนด้วย rn จากนั้นจะคำนวณหาพื้นที่ โดยใช้สมการดังนี้

$$A = (R - L) * rn \quad (3-8)$$

โดยที่ R และ L นั้นเป็นขอบที่ได้จากขั้นตอนก่อนหน้าซึ่งถูกปรับขนาดเพิ่ม 5 % ของขนาดภาพแล้ว เนื่องจากว่าผู้วิจัยต้องการค่ารัศมีเพื่อที่จะนำไปสร้างขนาดของมาสก์ที่มีลักษณะเป็นพื้นที่ของวงกลมเพื่อที่จะกำจัดตำแหน่งบริเวณขอบของวัตถุที่มาสก์เลื่อนผ่าน จึงได้นำสมการหาพื้นที่วงกลมมาประยุกต์ใช้สำหรับการหารัศมี *radius* โดยใช้สมการดังนี้

$$radius = \sqrt{\frac{A}{\pi}} \quad (3-9)$$

ขั้นตอนวิธีที่ 3-1 : การระบุพื้นที่แบบอัตโนมัติ

Input: $I(x, y)$, r , c

Output: $I'(x, y)$, $radius$

```

1: begin
2:   Compute  $f'(x, y) \leftarrow rgb2gray(I(x, y))$ 
3:   Compute  $M(x, y) \leftarrow medianfilter(f'(x, y))$ 
4:   Compute  $V_i$  using equation (3-1)
5:   Compute  $H_i$  using equation (3-2)
6:   Compute  $\mu$  and  $\mu_2$  using equation (3-3),(3-4)
7:   Compute  $SD$  using equation (3-5)
8:   Compute  $f(V_i)$  using equation (3-6)
9:   Compute  $f(H_i)$  using equation (3-6)
10:  Find the leftmost point  $i \in f(V_i)$ 
11:    ( $LM \leftarrow i \in f(V_i) | f(V_i) > 0$ )
12:  Find the rightmost point  $i \in f(V_i)$ 
13:    ( $RM \leftarrow i \in f(V_i) | f(V_i) > 0$ )
14:  Compute  $width \leftarrow (\frac{5}{100}) \times r$ 
15:  Compute  $L \leftarrow LM - width$ 
16:  Compute  $R \leftarrow RM + width$ 
17:   $I'(x, y) = size(r, R - L)$ 
18:  Find area using equation (3-8)
19:  Compute  $radius$  using equation (3-9)
20: end

```

ภาพที่ 3-2 รหัสเทียมของขั้นตอนวิธีการระบุพื้นที่แบบอัตโนมัติ

3.2 ขั้นตอนการแบ่งส่วน (Segmentation)

หลังจากระบุพื้นที่ของกระดูกและหารัศมีได้แล้ว ในขั้นตอนนี้จะเป็นขั้นตอนสำหรับการแบ่งส่วนข้อกระดูกซึ่งในการแบ่งส่วนกระดูกนั้นผู้วิจัยได้แยกออกเป็นสองส่วนด้วยกัน คือ ขั้นตอนสำหรับการหาโครงร่างของกระดูกในแกนตั้ง (Vertical Segmentation) ในขั้นตอนนี้จะทำให้ทราบถึงแนวเส้นการเรียงตัวแกนกลางของกระดูกสันหลังในแนวตั้งรวมทั้งบริเวณขอบของกระดูกทั้งสองฝั่ง และขั้นตอนที่สอง คือ การหาลักษณะของข้อมูลที่แสดงถึงบริเวณของข้อกระดูก (Horizontal Segmentation) เพื่อให้สามารถนำไปใช้ระบุบริเวณข้อต่อของกระดูกในแต่ละตำแหน่งในขั้นตอนถัดไป (ขั้นตอนการระบุตำแหน่งที่สนใจ) โดยมีขั้นตอนวิธีอย่างละเอียดดังนี้

3.2.1 การหาโครงร่างของกระดูกในแกนตั้ง (Vertical Segmentation)

การหาโครงร่างของกระดูกนั้นเป็นส่วนสำคัญเพราะในขั้นตอนนี้จะบ่งบอกถึงลักษณะของกระดูกที่ปกติและผิดปกติ ซึ่งโดยทั่วไปแล้วกระดูกของคนปกติจะเรียงตัวเป็นแนวตรง แต่ลักษณะของกระดูกที่ผิดปกติการเรียงตัวของกระดูกจะเอียงไปด้านใดด้านหนึ่ง ขั้นตอนนี้จะหาโครงร่างการเรียงตัวของกระดูกและการประมาณหาขอบของกระดูกซึ่งจะประกอบด้วย 3 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนการปรับค่าความสว่างของภาพ (Gamma Correction) ขั้นตอนการหาขอบด้วยวิธีเลเวลเซต (Level Set Method) และขั้นตอนการประมาณค่าสำหรับหาแกนของกระดูก (Vertical Mean Point Average Method) ซึ่งจะอธิบายในแต่ละขั้นตอนโดยละเอียดดังนี้

3.2.2 การปรับความสว่างของภาพ (Gamma Correction for Enhancing Image)

สำหรับงานวิจัยนี้เลือกใช้วิธีการปรับภาพโดยการปรับค่าความสว่างแบบเฉพาะช่วง เทคนิคนี้จะทำการ Mapping ค่าความสว่างของภาพไปยังช่วงที่กำหนดโดยมีการกำหนดพารามิเตอร์ของช่วงค่าความสว่างมีค่าเท่ากับ 0.4 - 0.6 (ได้มาจากการทดลอง) เพราะจากผลการทดลองภาพเอ็กซเรย์ของกระดูกสันหลังในบริเวณที่สนใจมีสีที่สว่างขึ้น ซึ่งผลลัพธ์ของค่าความสว่างใหม่ในตำแหน่งของขอบล่างจะถูกปรับให้มีค่าเท่ากับ 0 และผลลัพธ์ของค่าความสว่างใหม่ของตำแหน่งขอบบนจะถูกปรับให้มีค่าเท่ากับ 1 นั้นหมายความว่าค่าความสว่างที่มีค่าค่อนข้างมืดจะถูกปรับให้มืด ส่วนค่าความสว่างที่มีความสว่างอยู่แล้วจะถูกปรับให้มีความสว่างเพิ่มขึ้น และจะมีค่าแกรมมาเป็นตัวควบคุมความสว่างของภาพ ซึ่งถ้าค่าแกรมมามีค่าน้อยกว่า 1 จะทำให้ภาพมีความสว่างขึ้น หรือจะเรียกว่า Encode และในทำนองเดียวกันหากค่าแกรมมามากกว่า 1 จะทำให้ภาพมืดมากยิ่งขึ้น หรือเรียกว่า Decode ซึ่งในงานวิจัยนี้กำหนดค่าแกรมมาเท่ากับ 0.4 (ได้จากการทดลอง) ทำให้บริเวณของกระดูกสว่างขึ้นและส่วนที่ไม่ใช่กระดูกมืดลง ผลลัพธ์ในขั้นตอนนี้จะได้พื้นที่ของกระดูกชัดขึ้น ซึ่งเป็นหนึ่งในขั้นตอนการเตรียมภาพสำหรับการแบ่งส่วนเพื่อใช้สำหรับการหาขอบของกระดูก โดยใช้สมการดังนี้

$$V_{out} = A \left(\frac{I(x,y) - LowIn}{HighIn - LowIn} \right)^{\gamma} \quad (3-9)$$

เมื่อ $I(x, y)$ เป็นภาพระดับเทา, $LowIn$ คือ ขอบล่างของค่าความสว่าง, $HighIn$ คือ ขอบบนของค่าความสว่าง, γ คือ ค่าแกรมมา, A คือค่าคงที่ซึ่งมีค่าเท่ากับ 1 และ V_{out} ค่าใหม่ที่ได้ซึ่งจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0-1

3.2.3 การหาโครงร่างของกระดูกด้วยวิธีการเลเวลเซต (Level Set Method for Finding Vertical Edge)

หลังจากปรับภาพแสดงให้เห็นบริเวณของกระดูกสันหลังชัดเจนขึ้น ในขั้นตอนนี้จะหาบริเวณของกระดูกสันหลังและหาขอบของกระดูก โดยในงานวิจัยของ (Chunming Li และคณะ, 2010) ได้นำเสนอวิธีการ Distance Regularized Level Set Evolution (DRLSE) สำหรับการแบ่งส่วนรูปภาพ ซึ่งจะใช้หลักการหาเกรเดียนต์ของภาพทั้งแนวแกนนอน I_x และแกนตั้ง I_y โดยสมการที่ใช้ในการหาเกรเดียนต์สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$I_x = \frac{\partial I(x,y)}{\partial x} \quad (3-10)$$

และ

$$I_y = \frac{\partial I(x,y)}{\partial y} \quad (3-11)$$

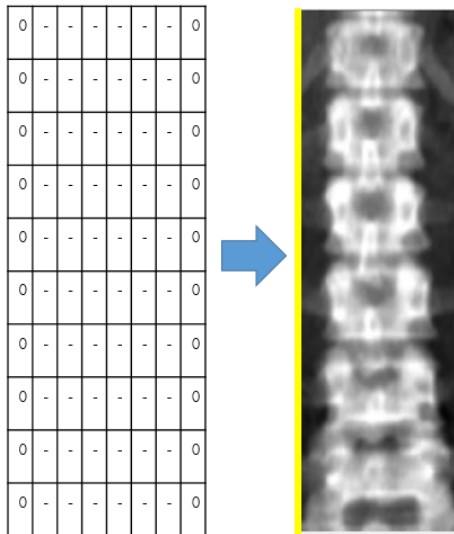
เมื่อ $I(x, y)$ คือ ภาพที่จะใช้สำหรับหาเกรเดียนต์ จากนั้นนำเกรเดียนต์ของทั้ง 2 แกนมาสร้างเป็นภาพใหม่ I_{new} โดยคำนวณจาก

$$I_{new} = I_x^2 + I_y^2 \quad (3-12)$$

และคำนวณหาตัวบ่งชี้ขอบ g (Edge Indicator Function) โดยใช้สมการ

$$g \triangleq \frac{1}{(1+I_{new})} \quad (3-13)$$

ในขั้นตอนนี้จำเป็นที่จะต้องกำหนดกรอบของเลเวลเซตฟังก์ชัน ϕ เพื่อควบคุมการเคลื่อนที่ โดยจะกำหนดความกว้าง r ตำแหน่งที่ 3 ไปจนถึงตำแหน่งที่ $r - 3$ โดยที่ค่าที่อยู่ภายในมีค่าเป็นลบและขนาดของ ϕ จะมีขนาดเท่ากับรูปภาพ โดยคอนทัวจะคำนวณหาขอบของวัตถุภายในพื้นที่เชิงลบ



ภาพที่ 3-3 ตัวอย่างการกำหนดบริเวณของเลเวลเซตฟังก์ชัน

นอกจากที่จำกำหนดเลเวลเซตฟังก์ชัน ϕ แล้ว จำเป็นที่จะต้องกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักของ Distance Regularization Term (μ) เท่ากับ 0.04 , ค่าน้ำหนักในเชิงของความยาว (λ) เท่ากับ 2 , ค่าน้ำหนักในเชิงของพื้นที่ (α) เท่ากับ 4 และค่าความกว้าง (ϵ) ของฟังก์ชัน Dirac Delta (δ) เท่ากับ 1.5 ค่าดังกล่าวจะถูกคำนวณและทำการอัปเดตค่าของเลเวลเซตฟังก์ชันใหม่ ϕ ซึ่งบริเวณที่เป็นกระดูกสันหลังจะมีค่าของ $\phi(x, y) \leq 0$ จากขั้นตอนนี้จะพิจารณาเส้นขอบที่มีความยาวที่สุด 2 อันดับ เพราะบางครั้งเลเวลเซตอาจจะแบ่งวัตถุได้หลายส่วน และสองเส้นขอบที่มีความยาวนี้ จะใช้เป็นตำแหน่งเส้นขอบด้านซ้ายและด้านขวาของกระดูก

3.2.4 การหาแกนหลักของกระดูกโดยใช้ค่าเฉลี่ยของเส้นแกนนั่ง (Vertical Mean Point Average Method for Locating Vertical Spine)

สำหรับขั้นตอนนี้จะประมาณค่าของเส้นขอบกระดูกด้านซ้ายและขอบกระดูกด้านขวา จากข้อมูลโครงร่างของกระดูกในขั้นตอนก่อนหน้าเพื่อใช้สำหรับคำนวณหาค่าแกนหลักของกระดูก ทั้งนี้เส้นขอบที่ได้ในขั้นตอนก่อนหน้าอาจจะมีตำแหน่งของพิกเซลที่ซ้อนทับกันในแถวเดียวกันจึงต้องการที่จะหาตัวแทนข้อมูลของกระดูกในแต่ละแถวเพื่อใช้กำหนดตำแหน่งใหม่ของขอบกระดูก โดยจะใช้วิธีพิจารณาเลือกเส้นโค้งที่เหมาะสมด้วยวิธีการโพลีโนเมียล (Polynomial Curve Fitting) ซึ่งจะนำตำแหน่งของขอบกระดูกด้านซ้าย $LE_{i=1}^S$ และตำแหน่งของขอบกระดูกด้านขวา $RE_{i=1}^S$ เมื่อ S คือจำนวนตำแหน่งซึ่งมีขนาดไม่เท่ากัน ในขั้นตอนนี้ได้กำหนดจำนวนตำแหน่งของเส้นขอบในแนวตั้งให้มีขนาดเท่ากับจำนวนความสูงของภาพ r โดยนำเส้นขอบกระดูกทั้ง 2 ไปหาสัมประสิทธิ์พหุนาม

ซึ่งงานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้กำหนดลำดับ (Order) ที่เหมาะกับข้อมูลมีค่าเท่ากับ 3 (ได้จากการทดลอง) เพราะเนื่องจากว่าการประมาณค่าของเส้นขอบนั้นมีความโค้งเอียงซึ่งค่าลำดับที่ 3 เป็นค่าที่เหมาะสมกับการประมาณหาเส้นขอบของกระดูก โดยสมการที่ใช้สำหรับการหาสัมประสิทธิ์สามารถเขียนในรูปเมทริกซ์ดังนี้

$$\begin{pmatrix} x_1^n & x_1^{n-1} & \dots & 1 \\ x_2^n & x_2^{n-1} & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m^n & x_m^{n-1} & \dots & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_{n+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{pmatrix} \quad (3-14)$$

เมื่อ P คือ สัมประสิทธิ์พหุนาม สำหรับงานวิจัยนี้เลือกใช้ลำดับที่ 3 จำนวนของสัมประสิทธิ์จะมีทั้งหมด 4 จำนวน, x_m และ y_m คือ ตำแหน่งของขอบกระดูก และ n คือ ลำดับของพหุนาม หลังจากนั้นเมื่อคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์ได้แล้วจะนำค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้ไปประมาณค่าของตำแหน่งขอบใหม่ ซึ่งสามารถเขียนให้อยู่ในรูปสมการดังนี้

$$x_{new} = P_1 y^3 + P_2 y^2 + P_3 y + P_4 \quad (3-15)$$

โดยที่ x_{new} คือ ตำแหน่งใหม่, $y = 1, 2, 3, \dots, r$ คือ ค่าของตำแหน่งซึ่งจะมีขนาดเท่ากับความสูงของภาพ หลังจากได้ตำแหน่งใหม่ของเส้นขอบกระดูกด้านซ้าย LE_i และเส้นขอบกระดูกด้านขวา RE_i แล้วนำตำแหน่ง LE_i และ RE_i ในแต่ละคอลัมน์มาทำการหาค่าเฉลี่ย เมื่อ i คือ ตำแหน่งความสูงของภาพในแต่ละแถว โดยการกำหนดเส้นแกนหลัก หรือ ME สำหรับหาจุดหมุนของกระดูก โดยสมการที่ใช้ในการหาค่าเฉลี่ยของเส้นสามารถคำนวณได้จาก

$$ME_i = \left(\frac{RE_i + LE_i}{2} \right) \quad (3-16)$$

เมื่อ ME คือ ตำแหน่งของเส้นแกนกลางของกระดูก และ $i = 1, 2, 3, \dots, r$

ขั้นตอนวิธีที่ 3-2 : การหาแกนหลักของกระดูก

Input: $LE_{x=1}^s(x, y)$, $RE_{x=1}^s(x, y)$, s , r

Output: $LE_i(x, y)$, $RE_i(x, y)$, $ME_i(x, y)$

```

1: begin
2:   Initial  $r$  is height image
3:   Compute coefficient Left Edge using equation (3-14)
4:    $P_{LE} \leftarrow LE_{x=1}^s(x, y)$ 
5:   Compute coefficient Right Edge using equation (3-14)
6:    $P_{RE} \leftarrow RE_{x=1}^s(x, y)$ 
7:   Compute  $LE_i$  using  $P_{LE}$  in equation (3-15)
8:   Compute  $RE_i$  using  $P_{RE}$  in equation (3-16)
9:
10:   $ME_i \leftarrow \frac{(RE_i + LE_i)}{2}$ 
11: end

```

ภาพที่ 3-4 รหัสเทียมของขั้นตอนวิธีการหาแกนหลักของกระดูก

3.2.5 การหาลักษณะที่เป็นข้อของกระดูก (Horizontal Segmentation)

จากภาพถ่ายรังสีเอกซ์ที่ผ่านขั้นตอนการครอบภาพให้ได้พื้นที่ของกระดูกสันหลังที่สนใจ แต่อย่างไรก็ตามสัญญาณรบกวนภายในภาพก็ยังคงปรากฏให้เห็นทั่วทั้งภาพ ซึ่งสัญญาณรบกวนนี้ส่งผลทำให้พื้นที่บริเวณรอยต่อของกระดูกแต่ละท่อนมีค่าความสว่างที่ใกล้เคียงกันทำให้เป็นปัญหาอย่างมากสำหรับการแบ่งส่วนข้อของกระดูกในแต่ละตำแหน่ง ดังนั้นในขั้นตอนนี้จะเป็นการกรองภาพเพื่อให้ข้อต่อของกระดูกและพื้นที่ของกระดูกมีลักษณะที่แตกต่างกันมากขึ้น ซึ่งการหาลักษณะดังกล่าวนี้จะแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน ประกอบด้วยขั้นตอนการปรับปรุงภาพด้วยวิธีแปลงข้อมูลรูปหมวก (Top-Hat Transform) ขั้นตอนการหาขอบของวัตถุด้วยวิธีแรงภายนอก (External Force) และ ขั้นตอนการหาลักษณะของข้อต่อกระดูกด้วยวิธีการผลรวมรวม (Summation Projection) ของผลลัพธ์ในขั้นตอนวิธีแปลงข้อมูลรูปหมวกกับผลรวม (Summation Projection) ของผลลัพธ์ในขั้นตอนวิธีแรงภายนอก (External Force) เพื่อสร้างเป็นชุดข้อมูลใหม่ที่ใช้สำหรับระบุข้อกระดูกในขั้นตอนถัดไป โดยขั้นตอนดังกล่าวขั้นต้นมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

3.2.6 การปรับปรุงภาพด้วยวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก (Top-Hat Transform)

จากภาพถ่ายรังสีเอกซ์ที่ผู้วิจัยนำมาใช้สำหรับการแบ่งส่วนตำแหน่งข้อกระดูกพบว่าพื้นที่บริเวณข้อต่อมีค่าความสว่างของจุดภาพที่เกิดจากสัญญาณรบกวนทำให้มีค่าความสว่างเข้าใกล้กับค่าข้อมูลของพื้นที่กระดูก ดังนั้นในขั้นตอนนี้จึงต้องมีการปรับค่าความสว่างของภาพในแต่ละพื้นที่ของกระดูก เพื่อที่จะลดสัญญาณรบกวนบางส่วนภายในภาพ โดยการปรับค่าความสว่างนั้นจะถูกปรับตามค่าความสว่างของแต่ละพื้นที่ โดยการใช้ส่วนประกอบโครงสร้าง (Structuring Element) หรือมาสก์ (Mask) เป็นจุดเคลื่อนไปยังพื้นที่ทั่วทั้งภาพ โดยส่วนประกอบโครงสร้างหรือมาสก์จะมีลักษณะเป็นพื้นที่รูปจาน (Disk) ที่มีขนาดเท่ากับ $2n - 1$ เมื่อ n คือ รัศมี โดยที่ค่ารัศมีนั้นจะได้จากขั้นตอนการระบุพื้นที่แบบอัตโนมัติ (Auto Cropping) เนื่องจากว่ารูปทรงลักษณะนี้จะทำให้พื้นที่บริเวณรอยต่อมีความโดดเด่นมากขึ้น ทำให้รอยต่อกระดูกแต่ละท่อนชัดเจน เนื่องจากสัญญาณรบกวนบางส่วนถูกกำจัดไป หลังจากที่กำหนดส่วนประกอบโครงสร้างหรือมาสก์แล้ว ขั้นตอนวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก (Top-Hat Transform) ซึ่งประกอบไปด้วยขั้นตอนการกัดกร่อนภาพ (Erosion) และขั้นตอนการขยาย (Dilation) ได้ถูกนำมาใช้ดังมีรายละเอียดต่อไปนี้

ในการดำเนินการของขั้นตอนนี้ สมการที่ใช้ในการกัดกร่อนภาพ คือ

$$E(x, y) = I(x, y) \ominus B \quad (3-17)$$

โดยที่ $I(x, y)$ เป็นภาพระดับเทาที่ผ่านกระบวนการระบุพื้นที่แบบอัตโนมัติ (Auto Cropping) และ B คือ ส่วนประกอบโครงสร้างรูปจานโดยมีขนาดเท่ากับรัศมีที่ได้จากขั้นตอนการระบุพื้นที่แบบอัตโนมัติ อย่างไรก็ตามเมื่อทำการกัดกร่อนภาพแล้วทำให้วัตถุภายในภาพมีขนาดเล็กลงหรือวัตถุบางส่วนขาดหายไป จึงต้องมีการคืนรูปเพื่อที่จะทำให้วัตถุที่คงเหลืออยู่มีขนาดที่ใกล้เคียงกับขนาดเดิม โดยจะใช้วิธีการขยาย (Dilation) ด้วยสมการดังต่อไปนี้

$$D(x, y) = E(x, y) \oplus B \quad (3-18)$$

เมื่อทำการขยายภาพเสร็จแล้วจะได้ภาพที่มีความแตกต่างของค่าข้อมูลในแต่ละพื้นที่เพิ่มมากขึ้น แล้วนำภาพที่ผ่านการขยายนี้ไปหาผลต่างกับภาพต้นฉบับจะทำให้บริเวณที่เป็นเนื้อกระดูกที่มีค่าความสว่างสูงยังคงมีค่าความหนาแน่นของข้อมูลสูง ในทำนองเดียวกันบริเวณที่ไม่ใช่เนื้อกระดูกจะมีค่าความสว่างที่มีความหนาแน่นของข้อมูลเบาบางกว่าบริเวณอื่น โดยใช้สมการดังนี้

$$T(x, y) = I(x, y) - D(x, y) \quad (3-19)$$

เมื่อ $T(x, y)$ คือ ภาพที่ผ่านวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก

3.2.7 การหาแรงภายนอกของภาพ (External Force)

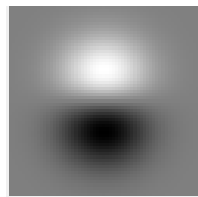
สำหรับการหาแรงภายนอก (External Force) เป็นส่วนหนึ่งในขั้นตอนของการหาขอบของวัตถุ (Active Contour) โดยใช้หลักการของ Gradient Vector Flow ในการหาลังงาน (Energy Function) ภายในภาพ ซึ่งจะพิจารณาจากความไม่ต่อเนื่องของค่าความเข้มสีที่อยู่ในภาพ (Gradient) ซึ่งเหมาะสมกับการใช้สร้างความแตกต่างของข้อมูล ซึ่งขั้นตอนนี้จะช่วยทำให้บริเวณที่มีความไม่ต่อเนื่องของภาพกระดูมีความแตกต่างกันชัดเจนยิ่งขึ้น โดยในขั้นตอนแรกจะสร้างแกนหลัก (Kernel) สำหรับใช้ในการหาอนุพันธ์ของเกาส์ (Gaussian Derivative) โดยกำหนดค่าความแปรผัน σ หรือค่าซิก (Sigma) มีค่าเท่ากับ 5 (ได้จากการทดลอง) เพื่อใช้สำหรับการสร้างมาสก์ (Mask) ในแนวแกนนอนและแกนตั้ง โดยสมการที่ใช้สำหรับการหาอนุพันธ์แบบเกาส์สามารถเขียนได้ดังนี้

$$D_{\text{gauss}}_x = -\left(\frac{x}{2\pi\sigma^4}\right) \exp^{-\left(\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (3-20)$$

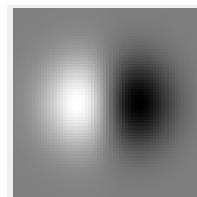
และ

$$D_{\text{gauss}}_y = -\left(\frac{y}{2\pi\sigma^4}\right) \exp^{-\left(\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (3-21)$$

เมื่อ D_{gauss}_x คือ มาสก์เมื่อเทียบกับแกนนอน และ D_{gauss}_y คือ มาสก์เมื่อเทียบกับแกนตั้ง



(ก)



(ข)

ภาพที่ 3-5 (ก) ลักษณะของมาสก์ในแกนนอน (X-Axis) (ข) ลักษณะของมาสก์ในแกนตั้ง (Y-Axis)

หลังจากนั้นนำมาสก์ที่ได้ไปคอนโวลูชัน (Convolution) กับภาพที่ผ่านวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก ซึ่งจะได้ภาพใหม่ในแนวแกนนอน I_x และภาพใหม่ในแนวแกนตั้ง I_y ซึ่งการหาลังงานของขอบภาพนั้นจะใช้สมการ

$$E'(x, y) = \sqrt{I_x^2 + I_y^2} \quad (3-22)$$

เมื่อ $E'(x, y)$ คือ ภาพใหม่ที่แสดงถึงความไม่ต่อเนื่องของค่าความสว่าง เพื่อให้นำมาพิจารณาในขั้นตอนถัดไป

3.2.8 การหาผลรวมของค่าความสว่างในแต่ละทิศทาง (Summation Projection)

ในขั้นตอนนี้จะหาผลรวมของค่าความสว่างของจุดภาพโดยที่มีสมมติฐานที่ว่าบริเวณที่เป็นรอยต่อของกระดูกจะมีสีที่ทึบ (มีค่าเข้าใกล้ 0) และในทำนองเดียวกันบริเวณที่เป็นพื้นที่กระดูกจะมีสีที่สว่าง (มีค่าเข้าใกล้ 255) โดยจะใช้วิธีการหาผลรวมของค่าความสว่างในแต่ละแถวของภาพ แต่การประมวลผลทั้งภาพ อาจจะทำให้ได้ผลรวมของสัญญาณรบกวนติดมาด้วยบางส่วน ดังนั้นเพื่อเป็นการลดสัญญาณรบกวนดังกล่าวจึงทำการกำหนดช่วงของการหาผลรวมใหม่ในแต่ละแถว (X-Axis) โดยช่วงที่กำหนดนั้นจะอยู่ระหว่างขอบกระดูกด้านขวา $RE_{i=1}^S(x, y)$ และขอบของกระดูกด้านซ้าย $LE_{i=1}^S(x, y)$ เมื่อ S คือความสูงของภาพ ซึ่งสามารถคำนวณความกว้างของแต่ละแถวโดยใช้สมการดังนี้

$$length_i = RE_i(x, y) - LE_i(x, y) \quad (3-23)$$

หลังจากนั้นจะนำค่าความสว่างของแต่ละพิเซลที่อยู่ในช่วงที่กำหนดมาหาผลรวมโดยใช้สมการ

$$Sum_i = \sum_{y=LE_i}^{length_i} I(x, y) \quad (3-24)$$

เมื่อ $I(x, y)$ คือภาพที่นำไปใช้หาผลรวม และ i คือ ความสูงของภาพในแต่ละแถว อย่างไรก็ตามการหาผลรวมดังกล่าวเกิดจากช่วงระหว่างจุดสองจุด คือ $LE_i(x, y)$ และ $RE_i(x, y)$ ซึ่งเป็นการหาในทิศทางเดียวคือในแนวนอนของภาพเพียงอย่างเดียว ในความเป็นจริงแล้วกระดูกนั้นอาจมีความโค้งเอียงทำให้ค่าความสว่างที่หาเฉพาะแนวนอนเพียงอย่างเดียว นั้นอาจจะยังไม่เหมาะสม เพื่อเป็นการปรับการผลรวมค่าความสว่างมีความละเอียดเพิ่มขึ้น โดยที่ตำแหน่งที่จะเอียงตามแนวของกระดูกสันหลังซึ่งจะพิจารณาจากแกนหลักของกระดูกที่ได้จากขั้นตอนการหาแกนหลักของกระดูก (Vertical Mean Point Average Method) $ME(x, y)$ สำหรับใช้เป็นจุดหมุนในการหามุมของเส้นในทิศทางต่างๆ โดยที่จุดหมุนนั้นจะเกิดจากเส้นตรง 2 เส้น โดยเส้นตรงเส้นแรก L_1 จะขนานกับแกนแนวนอนของรูปภาพ (X-Axis) ซึ่งความยาวนั้นจะมีค่าเท่ากับ $length_i$ ในตำแหน่งที่ i เมื่อ $i = 1, 2, 3, \dots, r$ คือ แถวของรูปภาพ และเส้นตรงเส้นที่สอง L_2 จะมีความยาวของเส้นเท่ากับ 10 (ได้จากการทดลอง) ซึ่งเป็นค่าที่ผู้วิจัยได้กำหนดขึ้น โดยจุดแรก $p_1(x_1, y_1)$ จะอยู่ห่างจากจุด $ME(x, y - 5)$ และ

จุดที่สอง $p_2(x_2, y_2)$ จะอยู่ที่ตำแหน่ง $ME(x, y + 5)$ และคำนวณหามุมโดยดูจากความชันของทั้ง 2 เส้น ซึ่งสมการที่ใช้ในการหาความชันสามารถเขียนได้ดังนี้

$$m = \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} \quad (3-25)$$

ซึ่งสมการที่ใช้สำหรับการหามุมของเส้นตรง 2 เส้น สามารถคำนวณได้จาก

$$\theta = \tan^{-1} \left| \frac{m_2 - m_1}{1 + m_2 m_1} \right| \quad (3-26)$$

เมื่อได้มุมแล้วจะหมุนเส้นของจุด $LE_i(x, y)$ และ $RE_i(x, y)$ ให้ตั้งฉากกับเส้นของ $p_1(x_1, y_1)$ และ $p_2(x_2, y_2)$ และนำตำแหน่งใหม่ที่ได้หมุนตั้งฉากกับแกนของกระดูกแล้วคำนวณหาผลรวมตามตำแหน่งที่อยู่ระหว่างจุด $LE_{new}(x, y)$ และ $RE_{new}(x, y)$ ซึ่งในขั้นตอนนี้จะหาผลรวมของทั้ง 2 ภาพ คือ ภาพที่ได้จากขั้นตอนวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก (Top-Hat Transform) $T(x, y)$ และ ภาพที่ได้จากขั้นตอนการหาแรงภายนอก (External Force) $E'(x, y)$ โดยจะนำข้อมูลทั้ง 2 มาหาผลคูณ เพื่อใช้เป็นข้อมูลสำหรับวิเคราะห์ตำแหน่งของข้อกระดูกในขั้นตอนถัดไป

ขั้นตอนวิธีที่ 3-3 : การหาผลรวมของค่าความสว่างในแต่ละทิศทาง

Input: $T(x, y), E'(x, y), LE_{i=1}^r(x, y), RE_{i=1}^r(x, y), r$

Output: $Data_i$

```

1: begin
2:   for i = 1 to r do
3:     Compute length in each row using equation (3-23)
4:     Create  $L_1$  and  $L_2$ 
5:     Compute  $\theta$  between 2 line using equation(3-26)
6:     if  $\theta = 90$  then
7:       Compute  $S1_i$  of  $T(x, y)$  using equation (3-24)
8:       Compute  $S2_i$  of  $E'(x, y)$  using equation (3-24)
9:     else
10:      Adjust  $L_1$  rotate  $\theta$  to 90
11:      Compute  $S1_i$  of  $T(x, y)$  using equation (3-24)
12:      Compute  $S2_i$  of  $E'(x, y)$  using equation (3-24)
13:   end for
14:   Compute  $Data_{i=1} = S1 * S2$ 
15: end

```

ภาพที่ 3-6 รหัสเทียมของขั้นตอนวิธีการหาผลรวมของค่าความสว่างในแต่ละทิศทาง

3.3 ขั้นตอนการเลือกตำแหน่งที่สนใจ (Prediction)

การแบ่งส่วนในแนวตั้งสำหรับการหาโครงร่างของกระดูก (Vertical Segmentation) และการแบ่งส่วนในแนวนอนสำหรับหาลักษณะที่เป็นข้อของกระดูก (Horizontal Segmentation) ทำให้ได้ข้อมูลที่จะนำมาใช้วิเคราะห์สำหรับเลือกตำแหน่งที่คาดว่าจะจะเป็นบริเวณข้อกระดูก ซึ่งในขั้นตอนนี้จะแบ่งส่วนข้อของกระดูกให้มีความยืดหยุ่น ซึ่งจะประกอบด้วยขั้นตอนหลัก 2 ส่วน คือ ขั้นตอนการหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์สำหรับใช้พิจารณาตำแหน่งข้อกระดูก (Local Maxima for Estimating Vertebra Pose) และขั้นตอนการแบ่งส่วนสำหรับปรับมุมของข้อกระดูก (Vertebral Skew Detection) ซึ่งรายละเอียดของขั้นตอนวิธีอธิบายได้ดังนี้

3.3.1 ขั้นตอนการหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์สำหรับพิจารณาข้อของกระดูก (Local Maxima for Estimating Vertebra Pose)

หลังจากที่เราได้ข้อมูลที่จะนำมาวิเคราะห์จากขั้นตอนก่อนหน้าแล้วขั้นตอนนี้จะแบ่งการหาตำแหน่งข้อของกระดูกออกเป็นช่วง ซึ่งในลำดับแรกจะแบ่งภาพออกเป็น 5 ช่วงด้วยกัน โดยมีสมมติฐานว่าในแต่ละช่วงจะมีบริเวณตำแหน่งของข้อกระดูกอยู่ภายใน โดยลักษณะที่เป็นจุดเด่นของข้อกระดูกนั้นจะเป็นบริเวณที่มีค่าความสว่างที่ต่ำในแต่ละช่วง ซึ่งในขั้นตอนนี้ได้แปลงข้อมูลแกนตั้ง (Y-Axis) ของภาพ ให้มีค่าความสว่างที่มีค่าน้อยที่สุดเป็นจุดสูงสุดบนกราฟและค่าที่มีความสว่างสูงที่สุดเป็นจุดต่ำสุดของกราฟ โดยที่ลักษณะข้อกระดูกจะพิจารณาตำแหน่งโดยวิธีการหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์ (Local Maxima) ของข้อมูล อย่างไรก็ตามตำแหน่งที่ได้นั้นเป็นตำแหน่งของแต่ละช่วง หากจุดตำแหน่งที่ได้ใกล้กันเกินไปหรือห่างกันเกินไปผู้วิจัยจะนิยามตำแหน่งเหล่านั้นว่าไม่ใช่ข้อของกระดูก เพราะโดยลักษณะของกระดูกนั้นจะมีอัตราส่วนของเนื้อกระดูกที่ใกล้เคียงกัน ซึ่งงานวิจัยนี้ได้กำหนดขนาดของช่วงสำหรับการหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์ โดยคำนวณได้จากสมการดังนี้

$$window = \lceil r/5 \rceil \quad (3-26)$$

โดยที่ r คือ จำนวนของข้อมูล หลังจากนั้นจะเลื่อนช่วงไปยังตำแหน่งถัดไป เมื่อได้ตำแหน่งที่เราสนใจ *Peak* แล้วจะนำตำแหน่งที่ได้มาคำนวณหาระยะห่าง D_j เมื่อ j คือ จำนวนของข้อมูล หากตำแหน่งที่ได้มีระยะที่มากกว่าช่วง *window* จะทำการสร้างช่วงใหม่ *window* โดยที่ขนาดของช่วงที่สร้างใหม่นั้นจะมีค่าเท่ากับระยะห่างของ $Peak_{i+1} - Peak_i$ โดยที่ช่วงระยะห่างที่ได้นั้นจะต้องไม่ใกล้กันเกินค่าของ $((2 * radius) - 1) + C$ โดยที่ค่า *radius* ได้จากขั้นตอนการระบุพื้นที่แบบอัตโนมัติ จากนั้นจะพิจารณาหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์ของตำแหน่งใหม่ตำแหน่งใหม่ โดย

ที่ตำแหน่งปัจจุบัน $Peak_i$ จะไม่ถูกปรับแต่จะเลื่อนตำแหน่งของ $Peak_{i+1}$ ให้เข้ามาอยู่ในช่วง โดยช่วงที่นำมาหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์นั้นจะมีค่าเท่ากับ $Peak_i + window$ ซึ่งขั้นตอนทั้งหมดจะ ทำจนกว่าตำแหน่งทั้ง 5 ตำแหน่งมีระยะห่างที่อยู่ในช่วงทั้งหมด ในภาพที่ 3-7 แสดงขั้นตอนวิธีการหา จุดสูงสุดสัมพัทธ์สำหรับการหาตำแหน่งของข้อกระดูกด้วยรหัสเทียม

ขั้นตอนวิธีที่ 3-4 : การหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์สำหรับพิจารณาตำแหน่งข้อของกระดูก

Input: $Data_{i=1}^r, r, C$
Output: $Peak_{i=1}^5$

- 1: **begin**
- 2: Initial $lower = ((2 * radius) - 1) + C$
- 3: Compute $Window$ using equation (3-27)
- 4: $k = r / Window$
- 5: **for** $i = 1$ to k **do**
- 6: Compute $Peak_i = peaks(Data_{Window})$
- 7: Shift $Window$
- 8: **end for**
- 9: **repeat**
- 10: Compute Distance between Peak $D_j \leftarrow Peak_i$
- 11: **if** $D_j > Window$ **then**
- 12: Adjust $Peak_{j+1}$
- 13: **if** $D_j < lower$ **then**
- 14: Adjust $Peak_{j+1}$
- 15: **until** $D_j > lower$ **and** $D_j < Window$
- 16: **end**

ภาพที่ 3-7 รหัสเทียมของขั้นตอนวิธีการหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์สำหรับพิจารณาตำแหน่งข้อของกระดูก

3.3.2 ขั้นตอนการแบ่งส่วนสำหรับปรับมุมข้อกระดูก (Vertebral Skew Detection)

เมื่อได้ตำแหน่งที่เราสนใจจากขั้นตอนก่อนหน้าแล้ว ขั้นตอนนี้จะคล้ายคลึงกับขั้นตอน การหาผลรวมของค่าความสว่างในแต่ละทิศทาง (ขั้นตอนที่ 3.3.3) โดยนำตำแหน่งที่ได้ $Peak_i$ มา วางบนจุดภาพ โดยจะสร้างเส้นตรงจากเส้นแกนกลาง ME_i ที่ตำแหน่ง $i = Peak_i$ จากนั้นสร้าง เส้นตรงในแนวแกนนอนจากขอบของกระดูกด้านซ้าย $LE_{i=1}^S(x, y)$ และขอบกระดูกด้านขวา $RE_{i=1}^S(x, y)$ ในตำแหน่งจุดสูงสุดสัมพัทธ์ที่ได้ ($Peak_i$) และสร้างเส้นตรงในแกนตั้งเพื่อหา ความชันโดยสูตรที่ใช้สำหรับหาความชันสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 3-25 จากนั้นจะปรับเส้นตรง

ในแกนนอนให้ตั้งฉากกับเส้นแกนตั้ง ซึ่งการหมุนนั้นจะทำให้ได้มุม θ โดยจะนำมุมที่ได้นั้นไปหาพิกัดใหม่ของขอบด้านซ้าย $LE_{new}(x, y)$ และขอบด้านขวา $RE_{new}(x, y)$ ซึ่งผู้วิจัยได้นำทฤษฎีการหาตำแหน่งของเส้นรอบวงรีในระนาบ x และ y โดยสมการที่ใช้คำนวณดังนี้

$$x_{new} = x_{ME} + a * \cos(t) * \cos(\theta) - b * \sin(t) * \sin(\theta) \quad (3-27)$$

และ

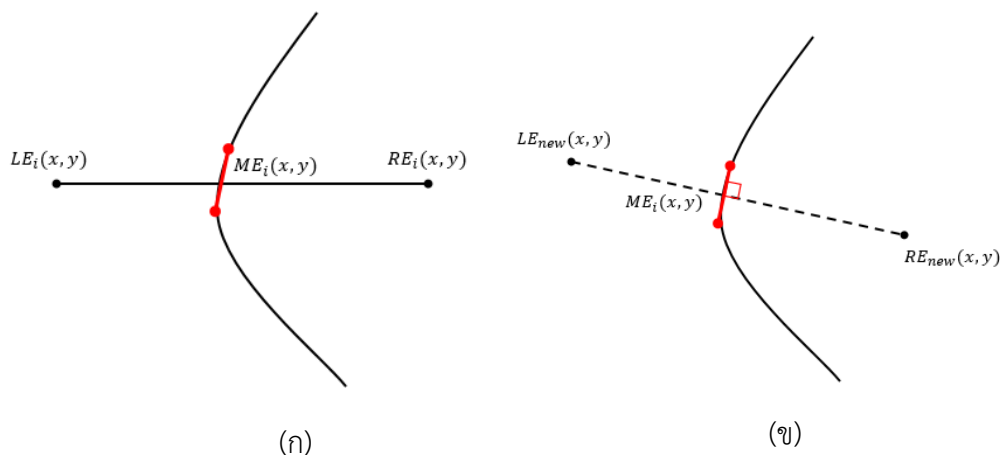
$$y_{new} = y_{ME} + a * \cos(t) * \cos(\theta) - b * \sin(t) * \sin(\theta) \quad (3-28)$$

โดยที่ t คือ ระยะห่างของแต่ละจุดของเส้นรอบวง, a คือ แกนหลักของวงรี (Major Axis) และ b คือ แกนรองของวงรี (Minor Axis) จากนั้นจะคำนวณหาพิกัดใหม่ $LE_{new}(x, y)$ และ $RE_{new}(x, y)$ เมื่อ

$$LE_{new}(x, y) = (\operatorname{argmin}(x_{new}), y_{new}(\operatorname{argmin}(x_{new}))) \quad (3-29)$$

และ

$$RE_{new}(x, y) = (\operatorname{argmax}(x_{new}), y_{new}(\operatorname{argmax}(x_{new}))) \quad (3-30)$$



ภาพที่ 3-8 (ก) ลักษณะการสร้างเส้นตรง 2 เส้น โดยเส้นสีแดงคือตำแหน่งของเส้นแกนกลาง
(ข) ลักษณะการหมุนของเส้นตรงในแกนนอนให้ตั้งฉากกับเส้นแกนกลาง

บทที่ 4

ผลการทดลอง

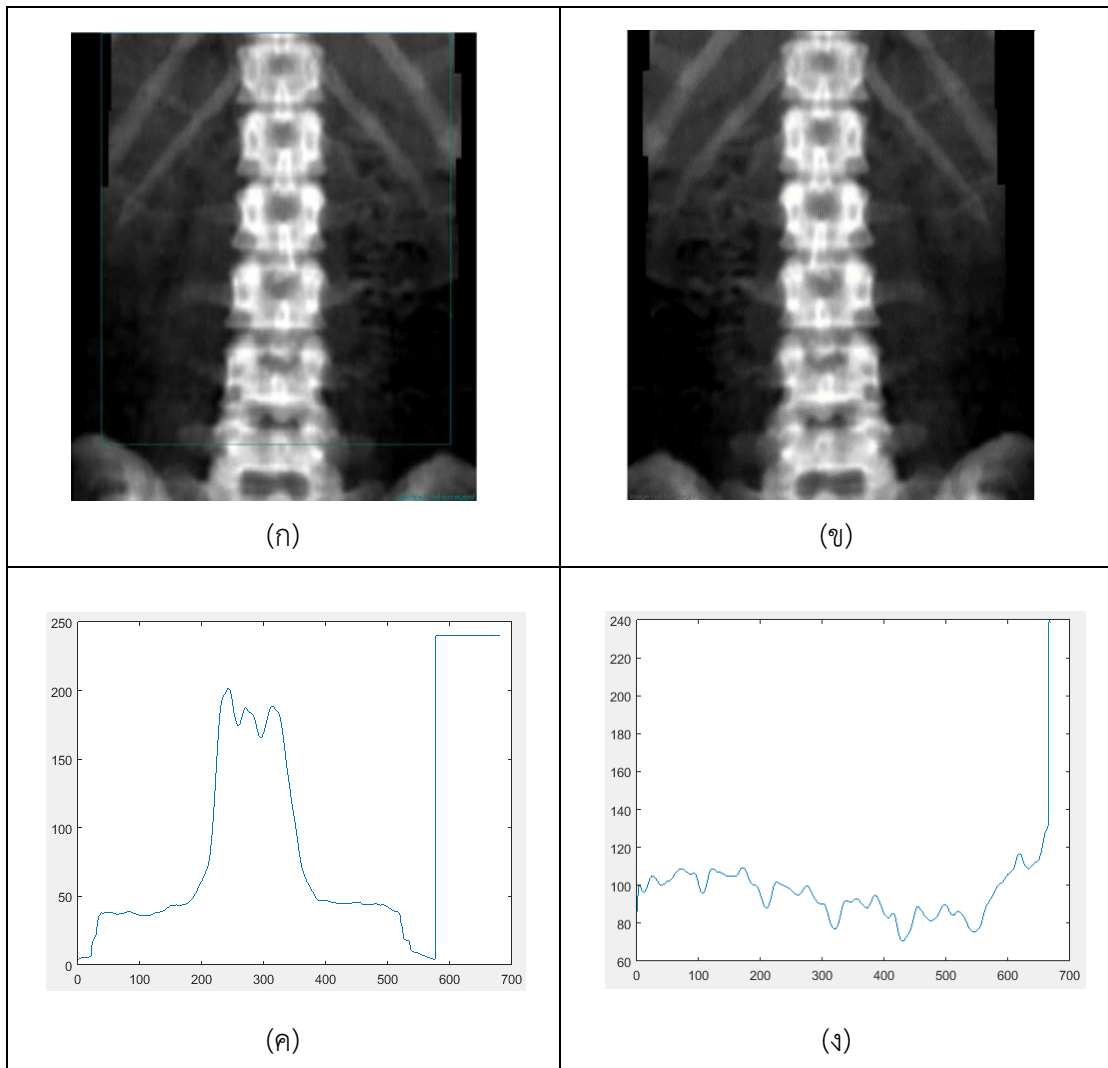
ในบทนี้เป็นส่วนแสดงผลการทดลองจากขั้นตอนวิธีที่ได้นำเสนอไปในบทที่ 3 ซึ่งภาพรังสีเอกซ์ของกระดูกสันหลังที่นำมาใช้สำหรับการศึกษาประกอบไปด้วยกระดูกสันหลังส่วนอกข้อที่ 12 (T-12) กระดูกสันหลังส่วนเอวข้อที่ 1 ถึงข้อที่ 5 (L1 - L5) ซึ่งงานวิจัยนี้จะระบุตำแหน่งของกระดูกสันหลังส่วนเอวเฉพาะข้อที่ L1 - L4 โดยขั้นตอนหลักนั้นจะประกอบด้วย 3 ขั้นตอนหลักดังที่กล่าวมาข้างต้นในบทที่ 3 คือ ขั้นตอนการเตรียมภาพ (Pre - processing) ขั้นตอนที่ 2 คือ ขั้นตอนการแบ่งแบ่งส่วนภาพ (Segmentation) ซึ่งได้แบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอนหลักด้วยกัน คือ ขั้นตอนการแบ่งส่วนในแนวตั้งสำหรับการหาโครงร่างของกระดูก (Vertical Segmentation) และ ขั้นตอนการแบ่งส่วนในแนวนอนสำหรับหาลักษณะที่เป็นข้อของกระดูก (Horizontal Segmentation) ขั้นตอนที่ 3 เป็นขั้นตอนการระบุตำแหน่งที่สนใจ (Prediction) โดยจะแสดงผลการทดลองในแต่ละขั้นตอนอย่างละเอียดดังนี้

ชุดข้อมูลภาพที่นำมาใช้เป็นภาพถ่ายรังสีเอกซ์ (X-ray) ที่ได้จากเครื่อง DXA จำนวน 119 ภาพ ซึ่งเป็นภาพถ่ายกระดูกสันหลังด้านหน้าของผู้ป่วย (Antero-posterior) จากฐานข้อมูลภาพถ่ายของโรงพยาบาลมหาวิทยาลัยบูรพา

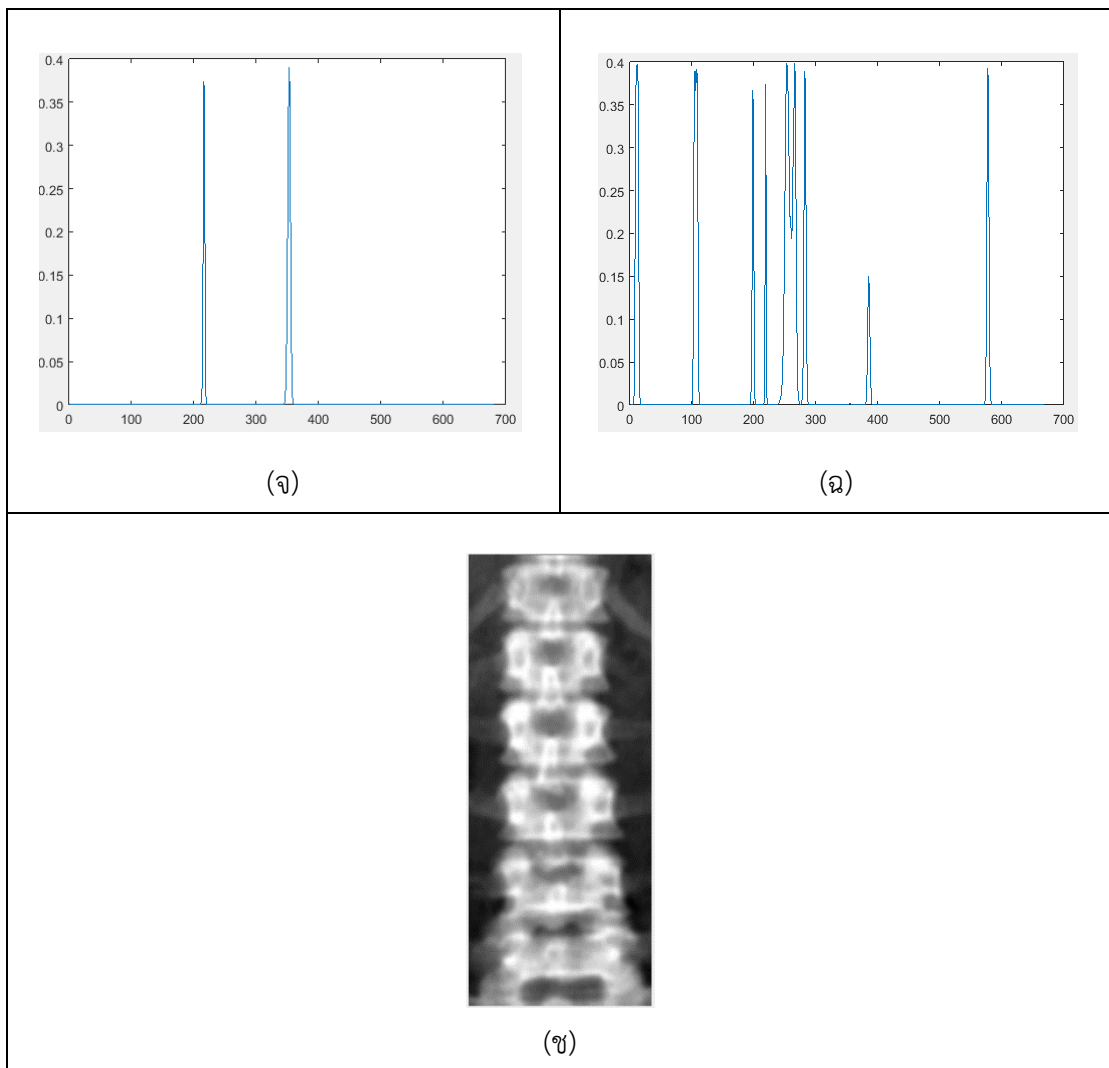
4.1 ขั้นตอนการเตรียมภาพ

4.1.1 การระบุพื้นที่แบบอัตโนมัติ

เนื่องจากภาพถ่ายรังสีเอกซ์นั้นเป็นภาพที่ประกอบด้วยองค์ประกอบที่หลากหลายทั้งกระดูกสันหลัง ไขมัน รวมถึงอวัยวะภายในที่อยู่บริเวณรอบกระดูก โดยขั้นตอนนี้จะกำจัดพื้นที่ที่ไม่สนใจออกจากภาพ เพื่อให้คงเหลือบริเวณที่สนใจและช่วยให้การประมวลผลรวดเร็วขึ้น ซึ่งภาพที่นำมาใช้สำหรับงานวิจัยนี้เป็นภาพสีซึ่งจะถูกแปลงให้อยู่ในภาพระดับเทา โดยที่บริเวณของกระดูกนั้นจะมีสีที่สว่างและเด่นชัดการบริเวณอื่น การพิจารณาตำแหน่งของกระดูกจะนำผลรวมของสีทั้งแนวแกนตั้งและแนวแกนนอนมาประมวลผลและวิเคราะห์การแจกแจงของข้อมูล เพื่อครอบคลุมบริเวณที่สนใจสำหรับเตรียมข้อมูลนำไปประมวลผลในขั้นตอนถัดไป ซึ่งผลการทดลองในแต่ละขั้นตอนแสดงดังภาพที่ 4-1



ภาพที่ 4-1 (ก) ภาพถ่ายรังสีเอกซ์ที่นำมาประมวลผล (ข) ภาพถ่ายระดับเทาที่ผ่านวิธีการมีเดียเนอร์
 (ค) ข้อมูลหลังผ่านการหาผลรวมในแนวแกนตั้ง (ง) ข้อมูลหลังจากผ่านการหาผลรวมใน
 แนวแกนนอน



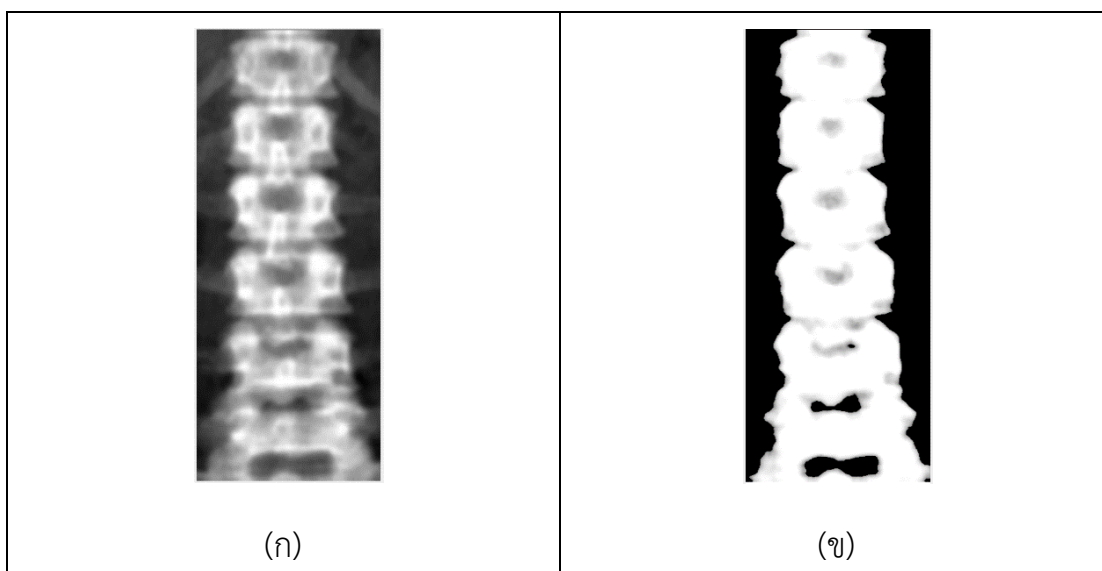
ภาพที่ 4-1.1 (จ) ข้อมูลหลังจากการนำข้อมูลในรูป (ค) ไปหาการแจกแจงปกติ (ฉ) ข้อมูลหลังจากนำข้อมูลในรูป (ง) ไปหาการแจกแจงปกติซึ่งจะถูกนำไปใช้สำหรับการหารัศมี (ช) ภาพผลลัพธ์ที่ใช้สำหรับระบุพื้นที่โดยนำข้อมูลจากภาพ (จ) มาช่วยเป็นตัวระบุขอบด้านข้าง

สำหรับขั้นตอนถัดไปจะเป็นขั้นตอนการแบ่งส่วนโดยวิธีการที่นำเสนอนี้แบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอนหลักคือ ขั้นตอนการหาโครงร่างของกระดูกในแกนตั้ง (Vertical Segmentation) และ ขั้นตอนการแบ่งส่วนในแนวนอน (Horizontal Segmentation) โดยจะกล่าวถึงผลการทดลองสำหรับการแบ่งส่วนในแนวตั้งเป็นลำดับแรกโดยมีรายละเอียดดังนี้

4.2 ขั้นตอนการหาโครงร่างของกระดูกในแกนตั้ง

4.2.1 การปรับความสว่างของภาพ

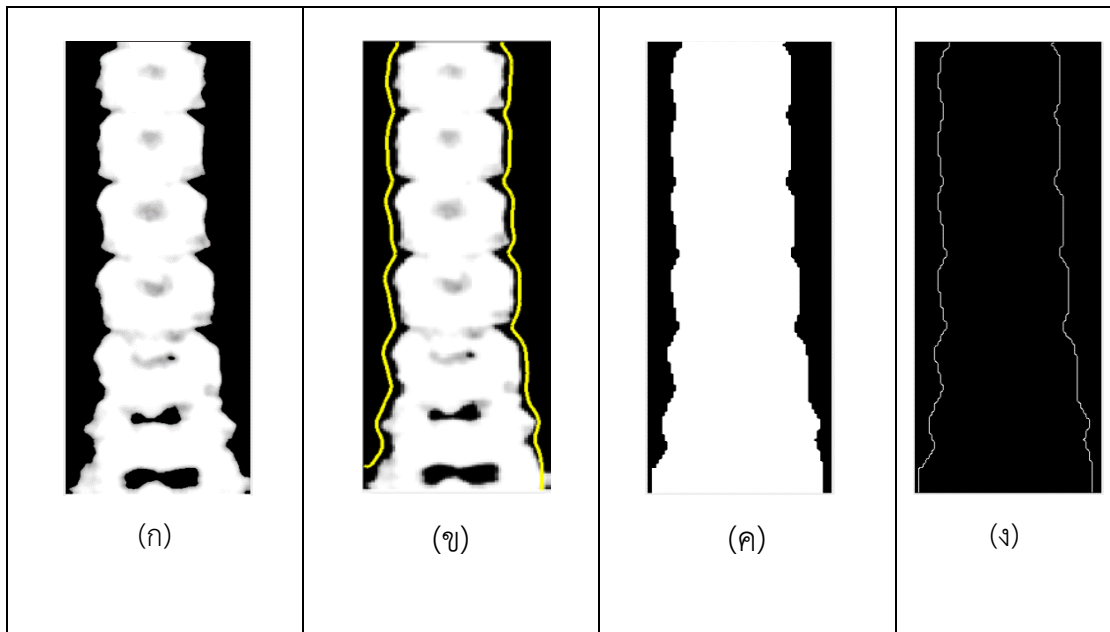
สำหรับในขั้นตอนนี้หลังจากระบุพื้นที่แบบอัตโนมัติของกระดูกแล้ว ค่าความสว่างของภาพยังคงมีค่าที่ใกล้เคียงกันในแต่ละบริเวณซึ่งทำให้การหาขอบนั้นทำได้ยาก จึงต้องมีการปรับค่าความสว่างให้เกิดความไม่ต่อเนื่องของสีหรือทำให้สีของกระดูกแยกออกจากพื้นหลังให้มีความเด่นชัดเพิ่มขึ้น เพื่อให้ง่ายต่อการหาขอบในขั้นตอนถัดไป สำหรับงานวิจัยนี้เลือกใช้วิธีการปรับภาพโดยการปรับค่าความสว่างแบบเฉพาะช่วง เทคนิคนี้จะทำการ Mapping ค่าความสว่างของภาพไปยังช่วงที่กำหนดโดยมีการกำหนดพารามิเตอร์ของช่วงค่าความสว่างมีค่าเท่ากับ 0.4 - 0.6 (ได้จากการทดลอง) ซึ่งทำให้ภาพถ่ายกระดูกสันหลังในบริเวณที่สนใจมีสีที่สว่างขึ้น



ภาพที่ 4-2 (ก) ภาพระดับเทาที่ผ่านขั้นตอนการระบุพื้นที่ (ข) ภาพที่ผ่านการปรับค่าความสว่าง

4.2.2 การหาโครงร่างของกระดูกด้วยวิธีการเลเวลเซต

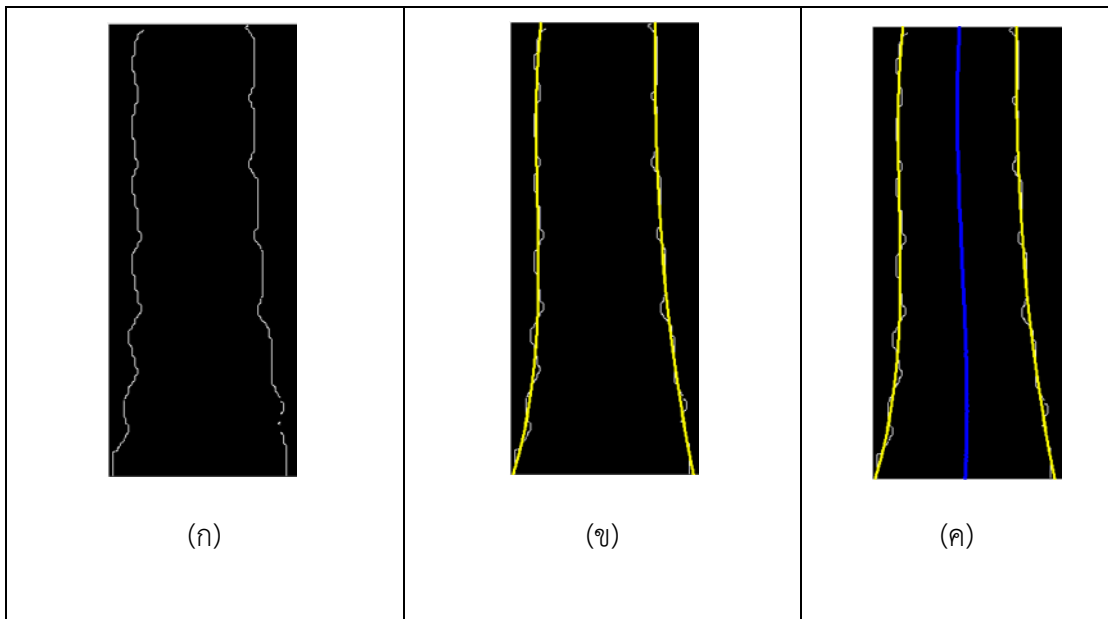
หลังจากปรับภาพให้เห็นบริเวณของกระดูกสันหลังชัดเจนขึ้น ในขั้นตอนนี้จะหาพื้นที่ของกระดูกสันหลังและหาขอบของกระดูกโดยในงานวิจัยของ (Chunming Li และคณะ, 2010) ได้นำเสนอวิธีการ Distance Regularized Level Set Evolution (DRLSE) สำหรับการแบ่งส่วนรูปภาพโดยพารามิเตอร์ที่กำหนดนั้นได้อธิบายไว้ในวิธีการดำเนินงานในบทที่ 3 ซึ่งผลลัพธ์จากขั้นตอนนี้แสดงดังภาพที่ 4-3



ภาพที่ 4-3 (ก) ภาพที่ผ่านวิธีการปรับค่าความสว่าง (ข) การหาขอบภาพด้วยวิธี (DRLSE) (ค) พื้นที่ของกระดูกเมื่อเลเวลเซตฟังก์ชัน $\phi < 0$ (ง) ขอบของกระดูกเมื่อเลเวลเซตฟังก์ชัน $\phi = 0$

4.2.3 การหาแกนหลักของกระดูก

หลังจากขั้นตอนการหาขอบของกระดูกจะได้เส้นขอบของกระดูก 2 เส้นด้วยกัน คือ เส้นขอบด้านซ้ายและเส้นขอบด้านขวา สำหรับขั้นตอนนี้จะหาแกนหลักของกระดูกที่จะใช้เป็นตำแหน่งตัวแทนโครงร่างของกระดูก การประมวลผลในขั้นตอนนี้ผู้วิจัยจึงนำวิธีการประมาณค่าของเส้นโดยใช้วิธีการเลือกเส้นโค้งที่เหมาะสม (Polynomial Curve Fitting) ที่ลำดับ 3 มาใช้ประมาณเส้นขอบของกระดูกทั้งสองด้าน และหาเส้นแกนกลางโดยใช้ค่าเฉลี่ยของทั้ง 2 เส้น ซึ่งผลการทดลองนั้นแสดงดังภาพที่ 4-4

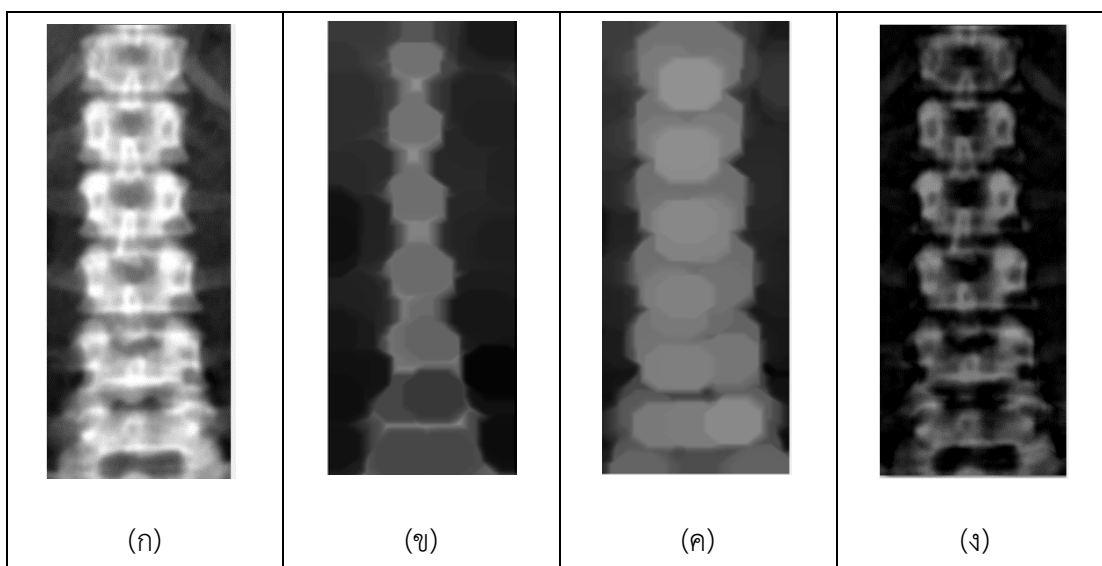


ภาพที่ 4-4 (ก) เส้นขอบที่ได้หลังจากผ่านกระบวนการเลเวลเซต (ข) เส้นสีเหลืองคือเส้นที่ผ่านการประมาณค่าด้วยวิธีโพลีโนเมียล (ค) เส้นสีน้ำเงินคือเส้นที่ได้จากการนำเส้นสีเหลืองทั้ง 2 เส้นคำนวณหาค่าเฉลี่ย โดยเส้นสีน้ำเงินนี้จะใช้เป็นเส้นแกนหลักของกระดูก

4.3 ขั้นตอนการแบ่งส่วนในแกนนอน

4.3.1 การปรับปรุงภาพด้วยวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก

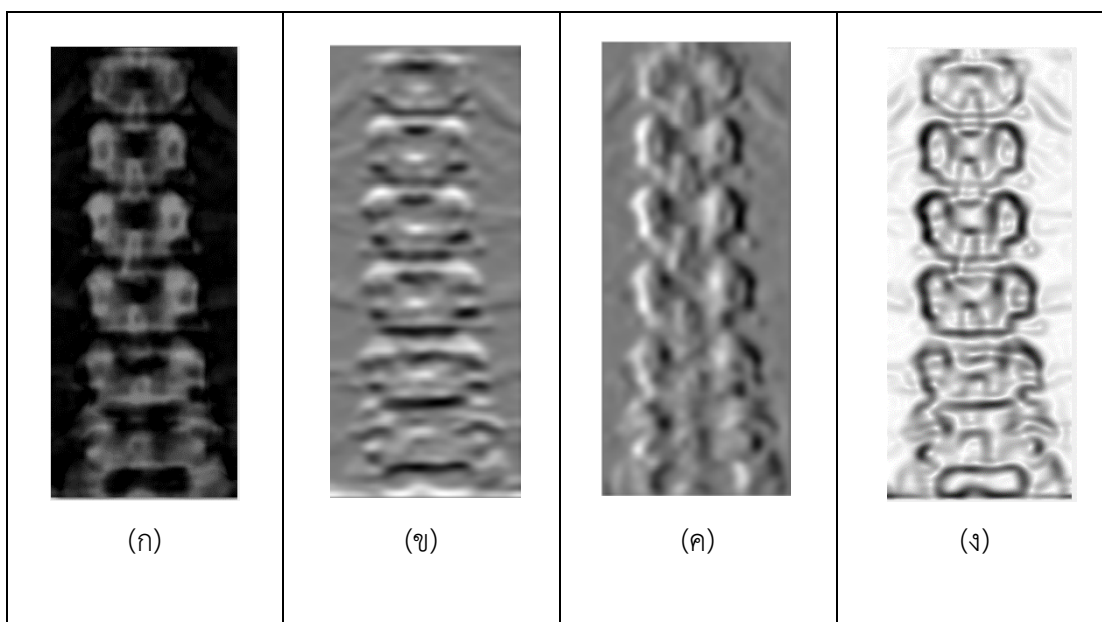
จากภาพถ่ายรังสีเอกซ์ที่ผ่านขั้นตอนการระบุพื้นที่แบบอัตโนมัติ พบว่าค่าพื้นที่บริเวณข้อต่อมีค่าความสว่างของจุดภาพที่เกิดจากสัญญาณรบกวนทำให้มีค่าความสว่างเข้าใกล้กับค่าข้อมูลของพื้นที่กระดูก ในขั้นตอนนี้จึงทำการปรับปรุงภาพให้เห็นลักษณะข้อต่อของกระดูก โดยมีสมมติฐานที่ว่าบริเวณของเนื้อกระดูกจะมีค่าความสว่างที่สูงกว่าบริเวณอื่น โดยจะใช้วิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก (Top-Hat Transform) หลักการของขั้นตอนนี้จะนำภาพที่ได้ไปทำการกัดกร่อนวัตถุ เพื่อให้สัญญาณรบกวนบางส่วนถูกกำจัดทิ้งและขยายวัตถุให้กลับมาคงรูปใกล้เคียงกับของเดิมและนำภาพที่ได้หลังจากผ่านขั้นตอนการขยายไปหาส่วนต่างกับภาพต้นฉบับ ขั้นตอนนี้จะทำให้ข้อต่อของกระดูกมีความชัดเจนมากขึ้น ซึ่งผลการทดลองแสดงดังภาพที่ 4-5



ภาพที่ 4-5 (ก) ภาพระดับเทาที่ผ่านขั้นตอนการระบุพื้นที่ (ข) ผลลัพธ์ของวิธีการกัดกร่อน (ค) ผลลัพธ์หลังจากนำภาพ (ข) มาผ่านวิธีการขยาย (ง) ผลลัพธ์ที่ผ่านกระบวนการปรับปรุงภาพด้วยวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก

4.3.2 การหาแรงภายนอก

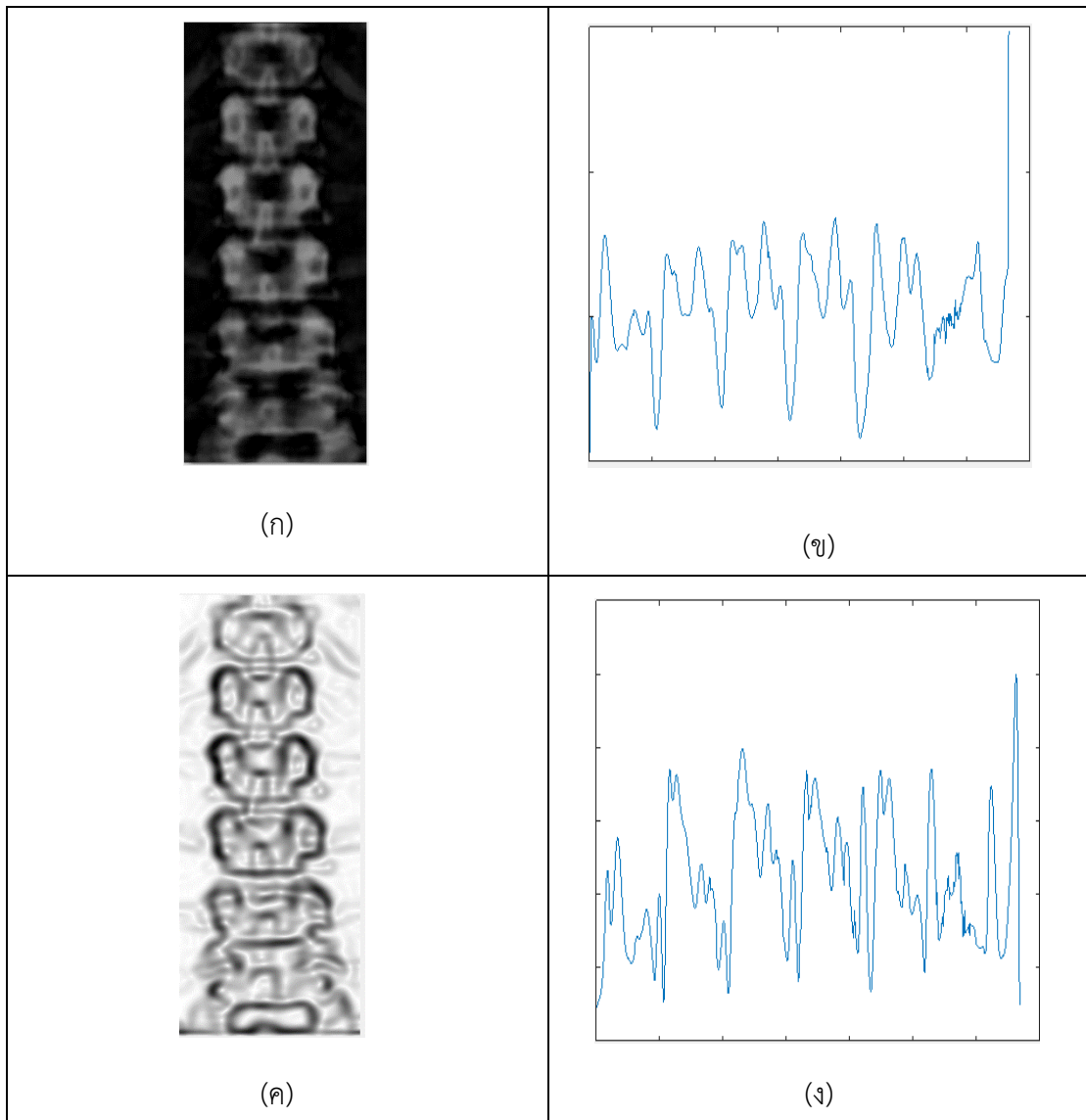
สำหรับการหาแรงภายนอกหรือการหาค่าพลังงาน (Energy Function) ซึ่งเป็นหนึ่งในขั้นตอนการหาขอบของวัตถุ (Contour) โดยใช้หลักการหาอนุพันธ์ เนื่องจากต้องการให้ภาพถ่ายรังสีเอกซ์ของกระดูกสันหลังมีความโดดเด่นในพื้นที่ของข้อต่อในสภาวะภาพที่มีค่าความสว่างที่แตกต่างกันทั้งในแกนตั้งและแกนนอนเพิ่มมากขึ้น ซึ่งขั้นตอนนี้จะนำภาพที่ได้จากขั้นตอนการปรับปรุงภาพด้วยวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวกมาคำนวณหาอนุพันธ์ (Derivative) เพื่อให้บริเวณที่มีความไม่ต่อเนื่องของค่าสีที่แตกต่างกันขึ้น โดยผลลัพธ์ในขั้นตอนนี้แสดงดังภาพที่ 4-6



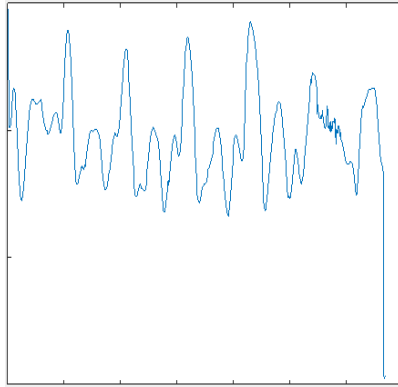
ภาพที่ 4-6 (ก) ภาพที่ผ่านขั้นตอนวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก (ข) ภาพผลลัพธ์เมื่อหาอนุพันธ์ในแนวแกนนอน X-Axis (ค) ภาพผลลัพธ์เมื่อหาอนุพันธ์ในแนวแกนตั้ง Y-Axis (ง) ภาพผลลัพธ์เมื่อนำทั้งสองภาพรวมเข้าด้วยกัน

4.3.3 การหาผลรวมของค่าความสว่างในแต่ละทิศทาง

สำหรับขั้นตอนนี้เป็นการสร้างข้อมูลโดยพิจารณาจากค่าความสว่างของจุดภาพ ซึ่งบริเวณที่จะพิจารณานั้นจะเป็นบริเวณที่อยู่ภายในของกระดูก โดยมีเส้นแกนหลักเป็นจุดกึ่งกลางที่ใช้สำหรับการหาผลรวมในทิศทางต่างๆตามความโค้งเอียงของกระดูก ผลลัพธ์ที่ได้นี้ถ้าหากมีที่ค่าสูงหมายความว่ามีความหนาแน่นของกระดูกมาก และในทำนองเดียวกันหากมีค่าผลรวมที่ต่ำนั้นหมายความว่าพื้นที่บริเวณนั้นมีความเบาบางของข้อมูล โดยการหาผลรวมนี้จะนำภาพ 2 ภาพ คือ ภาพที่ผ่านกระบวนการปรับปรุงด้วยวิธีรูปหมวก (ได้จากขั้นตอนที่ 4.3.1) และภาพที่ผ่านกระบวนการหาแรงภายนอก (ได้จากขั้นตอนที่ 4.3.2) และนำผลลัพธ์ทั้ง 2 มาหาผลคูณ ซึ่งผลลัพธ์จากขั้นตอนการหาผลรวมของค่าความสว่างในแต่ละทิศทางจะแสดงดังภาพที่ 4-7



ภาพที่ 4-7 (ก) ภาพผลลัพธ์ที่ผ่านวิธีการรูปหมวก (ข) ผลรวมของค่าความสว่างของภาพ ก ในแต่ละแถวของเส้นแกนหลัก (ค) ภาพผลลัพธ์ของการหาแรงภายนอก (ง) ผลรวมของค่าความสว่างของภาพ (ข) ในแต่ละแถวของเส้นแกนหลัก



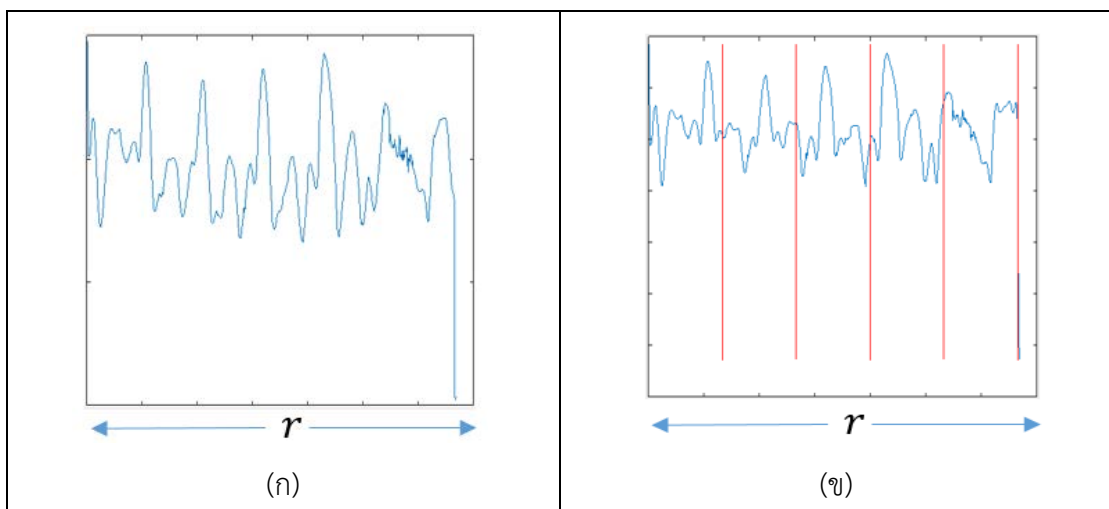
ภาพที่ 4-7.1 (จ) ผลลัพธ์ของการหาผลคูณของภาพ (ข) และ (ง)

4.4 ขั้นตอนการเลือกตำแหน่งที่สนใจ

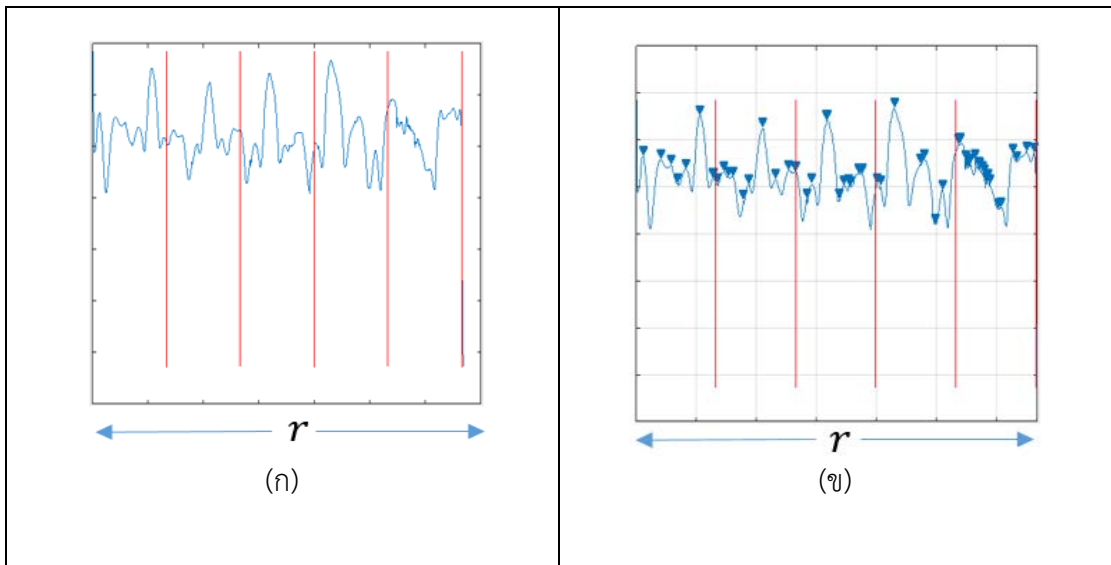
สำหรับขั้นตอนนี้จะเป็นขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลซึ่งข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์นั้นคือผลลัพธ์ของวิธีการหาผลรวมค่าความสว่างในขั้นตอนที่ 4.4.3 เพื่อใช้สำหรับหาตำแหน่งของข้อกระดูกโดยจะพิจารณาจากวิธีการหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์เข้าช่วยมาในการเลือกตำแหน่งที่สนใจ และแสดงผลลัพธ์ของการแบ่งส่วนข้อของกระดูกในลำดับถัดไป

4.4.1 การหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์สำหรับการวิเคราะห์ข้อกระดูก

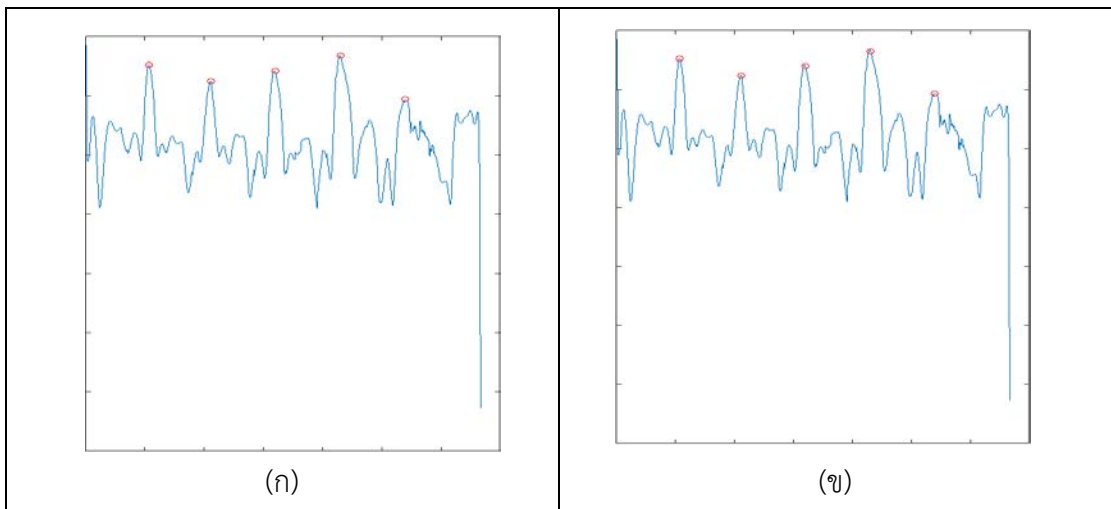
จากที่ได้กล่าวไปข้างต้นสำหรับการเลือกตำแหน่งที่สนใจ โดยตำแหน่งที่จะถูกนำมาพิจารณานั้นจะมีค่าผลรวมของความสว่างสูงในแต่ละช่วง สำหรับงานวิจัยนี้ได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 5 ช่วง เพราะภาพถ่ายรังสีเอกซ์ที่นำมาประมวลผลนั้นมีส่วนของกระดูกสันหลังส่วนเอว ซึ่งมีอยู่ 5 ข้อ โดยมีสมมติฐานที่ว่าพื้นที่ในแต่ละช่วงจะมีบริเวณข้อของกระดูก จากนั้นคำนวณหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์ของแต่ละช่วง จนกระทั่งได้ตำแหน่งที่เหมาะสมทั้งหมด



ภาพที่ 4-8 (ก) ข้อมูลที่นำมาใช้สำหรับการวิเคราะห์ (ข) แบ่งข้อมูลออกเป็นช่วง



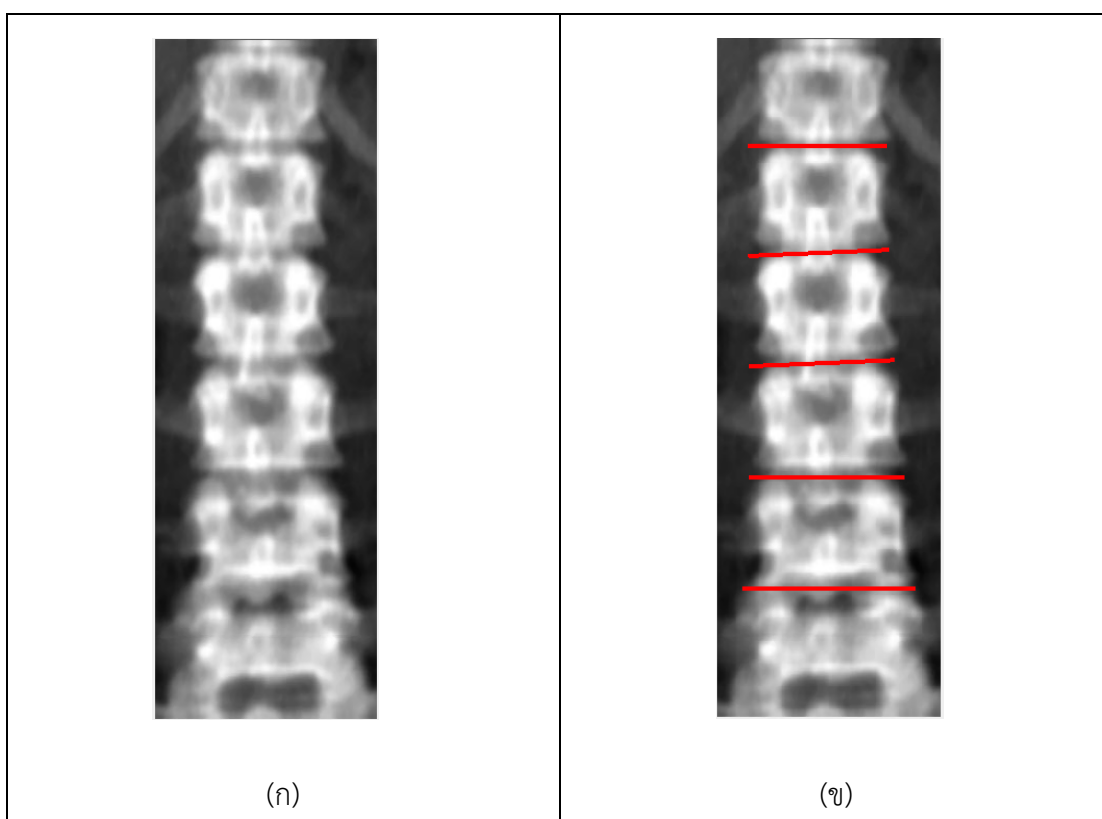
ภาพที่ 4-9 (ก) ภาพข้อมูลที่ถูกแบ่งออกเป็นช่วง (ข) หาจุดสูงสุดสัมพัทธ์ของข้อมูล



ภาพที่ 4-10 (ก) ภาพหลังจากหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์ในแต่ละช่วง (ข) ภาพผลลัพธ์หลังจากปรับตำแหน่งของจุดสูงสุดสัมพัทธ์ใหม่ซึ่งตำแหน่งนี้จะใช้เป็นที่ตำแหน่งสำหรับการระบุข้อมูลของกระดูก

4.4.2 การแบ่งส่วนสำหรับปรับมุมข้อของกระดูก

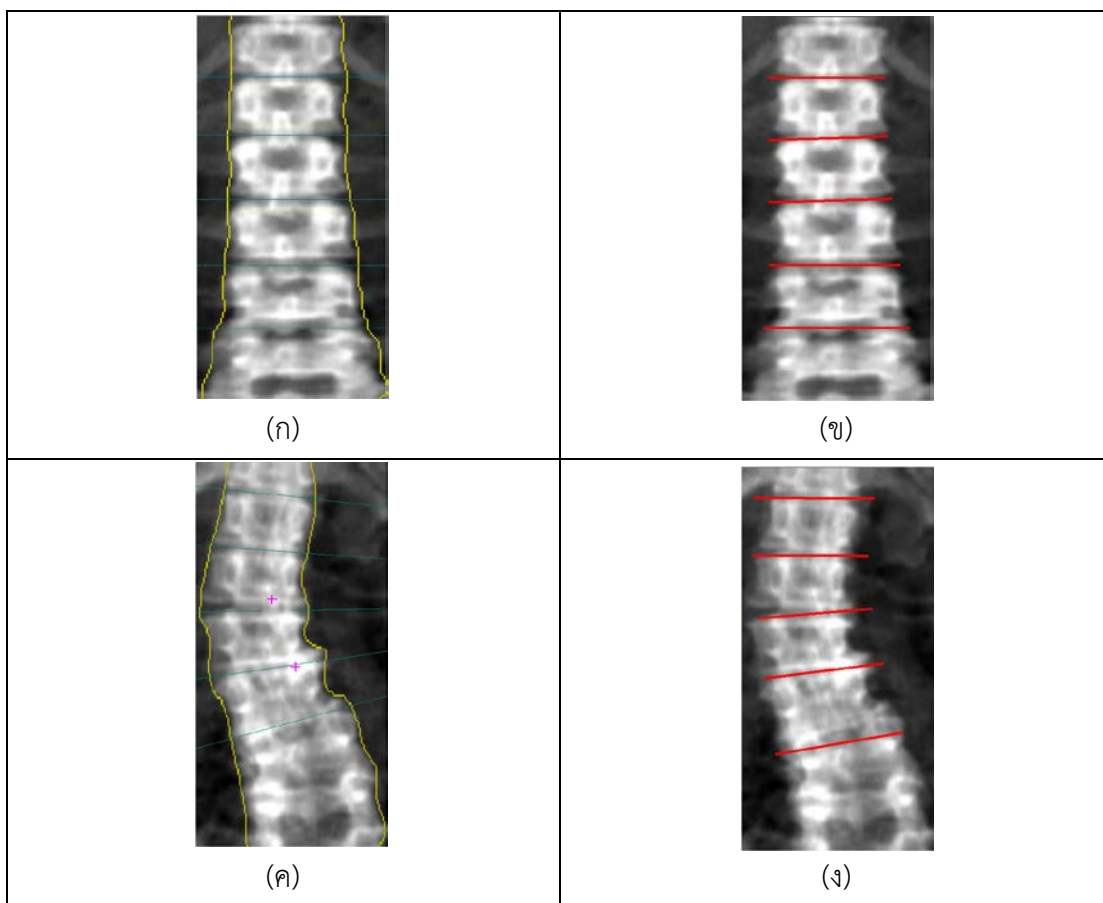
หลังจากที่ได้ตำแหน่งของข้อกระดูกจากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีการหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์แล้วขั้นตอนนี้จะนำตำแหน่งที่ได้ไปแสดงผลหรือสร้างเส้นที่ใช้แบ่งส่วนของกระดูกในแต่ละข้อ ซึ่งขั้นตอนวิธีจะคล้ายคลึงกันกับขั้นตอนการหาผลรวมในหลายทิศทาง (ขั้นตอนที่ 4.3.3) โดยจะใช้เส้นแกนหลักของกระดูกเป็นจุดควบคุมสำหรับการสร้างเส้นตรงทั้งสองเส้น และหมุนเส้นที่สร้างขึ้นให้ทำมุมตั้งฉากกับเส้นแกนหลัก หลังจากนั้นนำเส้นที่แบ่งไปแสดงผลกับภาพระดับเทาที่ผ่านการระบุพื้นแบบอัตโนมัติ



ภาพที่ 4-11 (ก) ภาพระดับเทาที่ผ่านขั้นตอนการระบุพื้นแบบอัตโนมัติ (ข) ภาพผลลัพธ์ของขั้นตอนการระบุตำแหน่งของข้อกระดูก

4.5 การวัดประสิทธิภาพของวิธีการที่นำเสนอ

สำหรับการวัดประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอจะเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่ได้จากแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ (Ground-truth) จากโรงพยาบาลมหาวิทยาลัยบูรพาจำนวน 119 ภาพ แต่ละภาพมีจำนวนผลเฉลยอยู่ทั้งหมด 5 ผลเฉลย คือ เส้นแบ่งของข้อกระดูกในตำแหน่งข้อที่ L1 – L4 ซึ่งทั้งหมดจะมีจำนวน 595 ผลเฉลย โดยใช้วิธีการวัดคอนฟิวชันเมทริกซ์ (Confusion Matrix) ซึ่งคำนวณจากค่าที่ใช้วัด 4 แบบด้วยกัน คือ สิ่งที่โปรแกรมทำนายและผู้เชี่ยวชาญบอกว่าถูกต้องให้ค่า (TP) มีค่าเท่ากับ 1 สิ่งที่โปรแกรมทำนายและผู้เชี่ยวชาญบอกว่าผิดจะให้ค่า (FP) เท่ากับ 0 สิ่งที่โปรแกรมไม่ได้ทำนายและผู้เชี่ยวชาญบอกว่าไม่ได้ทำนาย (TN) ซึ่งค่านี้จะมีค่าเท่ากับ 0 ในทำนองเดียวกันหากสิ่งโปรแกรมทำนายว่าไม่ใช่แต่ผู้เชี่ยวชาญบอกว่าถูกต้องให้ค่า (FN) ซึ่งค่าของ FN จะมีค่าเท่ากับ FP เสมอ เนื่องจากว่าบริเวณที่ทำนายไม่ตรงกับตำแหน่งที่ผู้เชี่ยวชาญระบุ เป็นต้น และการวัดประสิทธิภาพด้วยวิธีพื้นที่ทับซ้อน (Area Overlap)



ภาพที่ 4-12 (ก) และ (ค) คือ ตัวอย่างภาพผลเฉลยที่ได้จากแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ

(ข) และ (ง) คือ ตัวอย่างภาพผลลัพธ์ที่ได้จากโปรแกรม

ตารางที่ 4-1 ผลลัพธ์การวัดประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอด้วยวิธีคอนฟิวชันเมทริกซ์

ภาพถ่ายรังสีเอกซ์ของกระดูกสันหลัง				
NO.	TP	TN	FP	FN
1	5	0	0	0
2	3	0	2	2
3	5	0	0	0
4	4	0	1	1
5	5	0	0	0
6	3	0	2	2
7	5	0	0	0
8	5	0	0	0
9	4	0	1	1
10	3	0	2	2
11	5	0	0	0
12	4	0	1	1
13	4	0	1	1
14	5	0	0	0
15	5	0	0	0
16	5	0	0	0
17	4	0	1	1
18	4	0	1	1
19	5	0	0	0
20	5	0	0	0
21	5	0	0	0
.....				
.....				
105	4	0	1	1
106	5	0	0	0
107	5	0	0	0
108	5	0	0	0

ตารางที่ 4-1 (ต่อ)

NO.	TP	TN	FP	FN
109	5	0	0	0
110	5	0	0	0
111	5	0	0	0
112	4	0	1	1
113	4	0	1	1
114	5	0	0	0
115	5	0	0	0
116	3	0	2	2
117	5	0	0	0
118	5	0	0	0
119	4	0	1	1

จากตารางที่ 4-1 ค่าของ (TP, TN, FP, FN) เป็นผลลัพธ์ที่ได้จากโปรแกรมโดยค่า TP คือค่าที่ทำนายถูกในแต่ละตำแหน่ง, ค่า TN คือค่าที่โปรแกรมไม่ได้ทำนายซึ่งมีค่าเท่ากับ 0, ค่า FP คือ ค่าที่โปรแกรมทำนายผิดในแต่ละข้อ และค่า FN คือ ค่าที่ทำนายผิดในแต่ละข้อ

ตารางที่ 4-2 ร้อยละความถูกต้องของคอนฟิวชันเมทริกซ์

วิธีการวัดผล	ร้อยละความถูกต้อง (%)
Precision	89.41
Accuracy	83.55

ตารางที่ 4-3 ผลลัพธ์การวัดประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอด้วยวิธีการหาพื้นที่ทับซ้อน (Area Overlap) เมื่อเทียบกับผลเฉลย (Ground-truth) มีทั้งหมด 5 ข้อ คือ L1 - L5

NO.	L1	L2	L3	L4	L5
1	0.913146	1	1	1	1
2	1	1	1	0	0
3	1	1	1	0.101266	0.229958
4	1	0.711073	0.219723	0.411765	0
5	1	1	1	1	1
6	0.929658	1	0	0.418251	0.749049
7	1	1	1	1	1
8	0	0.722642	0.532075	0.960377	0
9	1	1	1	1	0.722222
10	0.8125	1	1	0	0
11	1	1	0.998264	1	1
12	1	1	1	1	0.974074
13	0.851923	0.698077	1	0.980769	1
14	1	1	1	1	0
15	0.58277	0.910473	1	0.760135	0.077703
16	1	1	1	1	0.910506
17	1	1	1	0.998188	0
18	1	1	0.748971	0.248971	1
29	0	1	0.997768	1	1
20	1	1	1	1	1
.....					
.....					
110	0.8341	1	0.9977	0	0
111	1	1	1	1	1
112	1	1	1	1	0.9982
113	0.5313	1	1	0.9983	0.8229
114	1	1	1	1	0

ตารางที่ 4-3 (ต่อ)

NO.	L1	L2	L3	L4	L5
115	1	0.953	1	1	0
116	1	1	0.3014	0	0.2252
117	0.9545	0.9731	0.9259	0.532	0.1684
118	1	1	1	1	1
119	1	1	1	1	0

จากตารางที่ 4-3 จะแสดงผลลัพธ์ของพื้นที่ที่ซ้อนทับกันของข้อกระดูกจากผลที่ได้จากโปรแกรม (Result) และผลเฉลย (Ground-truth) โดยจะคิดจากผลลัพธ์ที่ได้ว่าอยู่ในพื้นที่ของผลเฉลยกี่ตำแหน่งโดยจะคิดเป็นร้อยละ เมื่อ 1 คือ ทุกตำแหน่งของผลลัพธ์ (Result) อยู่ในพื้นที่ผลเฉลยทั้งหมด (Ground-truth) และ 0 คือ ทุกตำแหน่งของผลลัพธ์ (Result) ไม่ได้อยู่ในพื้นที่ผลเฉลย (Ground-truth)

ตารางที่ 4-4 ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยของการหาพื้นที่ทับซ้อนในแต่ละข้อ

L1	L2	L3	L4	L5	AVERAGE
85.09 %	91.96 %	89.36 %	81.57 %	61.16 %	81.82%

จากตารางที่ 4-4 ค่าความถูกต้องเฉลี่ยของข้อกระดูกในตำแหน่ง L1 – L5 จากภาพทั้งหมด 119 ภาพ

บทที่ 5

สรุปผลการทดลอง

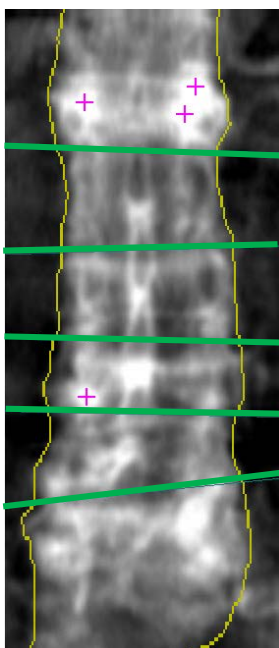
5.1 สรุปผลการทดลอง

การประมวลผลภาพทางคอมพิวเตอร์ถูกนำมาประยุกต์ใช้สำหรับการแบ่งส่วนข้อของกระดูกสันหลังเพื่อเป็นเครื่องมือให้กับแพทย์ผู้เชี่ยวชาญในการสนับสนุนการวินิจฉัยโรค เช่น โรคกระดูกพรุน โรคกระดูกสันหลังคด เป็นต้น ภาพถ่ายรังสีเอกซ์จึงถูกนำมาใช้ในทางการแพทย์อย่างแพร่หลาย โดยปริมาณการฉายรังสีให้กับผู้ป่วยนั้นหากมีปริมาณที่มากจะทำให้ภาพมีความคมชัด ซึ่งทำให้เห็นองค์ประกอบหรืออวัยวะภายในได้ชัดเจนแต่ผู้ป่วยจะได้รับผลกระทบจากรังสีที่อาจจะก่อให้เกิดโรคแทรกซ้อนในระยะยาว ในทำนองเดียวกันหากฉายรังสีในปริมาณที่ต่ำภาพที่ได้รับจะมีคุณภาพต่ำ โดยที่องค์ประกอบภายในภาพขาดความคมชัดแต่จะช่วยลดความเสี่ยงในการเกิดโรคแทรกซ้อน สำหรับปัญหาทางวิจัยนี้เป็นการแบ่งส่วนข้อกระดูกสันหลังจากภาพถ่ายรังสีเอกซ์ในสถานะที่มีการฉายรังสีให้กับผู้ป่วยในปริมาณที่ต่ำ โดยจะมุ่งเน้นในการแบ่งส่วนของตำแหน่งกระดูกข้อที่ L1 – L4 เพราะเป็นตำแหน่งที่แพทย์นำมาใช้ประกอบการวินิจฉัยทั้งในระยะสั้นและระยะยาว ซึ่งจะมีเส้นที่ใช้แบ่งทั้งหมด 5 เส้น (L1 - L5) งานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอขั้นตอนวิธีสำหรับการแบ่งส่วนข้อของกระดูกสันหลังทั้งหมด 5 เส้น ให้สามารถแบ่งส่วนได้แม่นยำและมีความใกล้เคียงกับการระบุตำแหน่งโดยแพทย์ผู้เชี่ยวชาญให้มากที่สุด โดยขั้นตอนที่นำเสนอได้แบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนหลัก ประกอบด้วยขั้นตอนที่ 1 ขั้นตอนการเตรียมภาพ (Pre-processing) เพื่อกำจัดองค์ประกอบในภาพที่ไม่ต้องการซึ่งจะได้ภาพเฉพาะบริเวณกระดูก ขั้นตอนที่ 2 ขั้นตอนการแบ่งส่วน (Segmentation) โดยขั้นตอนการแบ่งส่วนนี้ได้แบ่งออกเป็นขั้นตอนย่อย 2 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนการแบ่งส่วนในแนวตั้งสำหรับการหาโครงร่างของกระดูก (Vertical Segmentation) ผลลัพธ์ในขั้นตอนนี้จะทำให้ทราบถึงตำแหน่งของขอบกระดูก รวมทั้งแนวแกนหลักของกระดูก เป็นต้น และ ขั้นตอนการแบ่งส่วนในแนวนอนสำหรับหาลักษณะที่เป็นข้อของกระดูก (Horizontal Segmentation) ผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนนี้จะได้ข้อมูลที่เป็นผลรวมของค่าความสว่างในแต่ละแถว (Y-Axis) ที่จะนำไปสู่การวิเคราะห์ในขั้นตอนถัดไป ขั้นตอนที่ 3 เป็นขั้นตอนการระบุตำแหน่งที่สนใจ (Prediction) โดยจะนำข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนที่ 2 มาพิจารณาหาความแตกต่างของบริเวณข้อต่อของกระดูก โดยจะพิจารณาจากค่าสูงสุดในแต่ละช่วงของข้อมูล จากวิธีการที่นำเสนอสามารถแบ่งส่วนได้อย่างอัตโนมัติ ฐานข้อมูลที่ใช้เป็นภาพถ่ายรังสีเอกซ์ของกระดูกสันหลังด้านหน้า (Antero-posterior) จากโรงพยาบาลมหาวิทยาลัยบูรพาจำนวน 119

ภาพ โดยเครื่องมือที่ใช้วัดประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอจะวัดผลด้วยวิธีคอนฟิวชันเมตริกซ์ ผลลัพธ์ที่ได้จากค่า Precision คิดเป็นร้อยละ 89.41% และ Accuracy คิดเป็นร้อยละ 83.55% การวัดประสิทธิภาพของความถูกต้องในพื้นที่ทับซ้อน (Area Overlap) ตั้งแต่ข้อที่ L1 ถึง L5 โดยค่าความถูกต้องเฉลี่ยเท่ากับ 85.09%, 91.96%, 89.36%, 81.57% และ 61.16% ตามลำดับ งานวิจัยที่นำเสนอนี้จะสามารถช่วยลดระยะเวลาในการระบุตำแหน่งของแพทย์ผู้เชี่ยวชาญลง จากเดิมที่จะต้องระบุตำแหน่งด้วยตัวผู้เชี่ยวชาญเองและใช้งานกับภาพรังสีเอกซ์ที่มีคุณภาพต่ำ (Low Radiation) ที่ช่วยลดความเสี่ยงของผลกระทบทางรังสีในระยะยาวได้

5.2 วิจัยผลการทดลอง

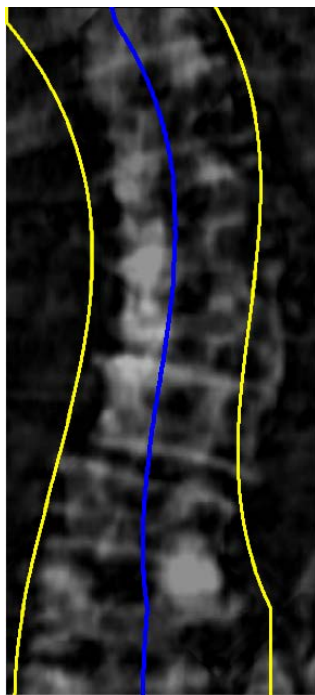
อย่างไรก็ตามวิธีการที่ได้นำเสนอขึ้นยังมีข้อบกพร่องบางประการ คือ การพิจารณาตำแหน่งของข้อกระดูกที่ได้กำหนดอัตราส่วนของแต่ละข้อชัดเจนหรือเป็นไปตามช่วงที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ ซึ่งในบางครั้งผู้ป่วยที่เข้ารับการฉายรังสีมีปัญหาเรื่องของกระดูกทรุด ทำให้กระดูกบางข้อมีขนาดที่ต่างจากข้ออื่น ส่งผลให้การแบ่งส่วนผิดพลาด เป็นต้น



ภาพที่ 5-1 ตัวอย่างภาพกระดูกที่มีขนาดของข้อกระดูกแตกต่างกัน เส้นสีเขียวคือเส้นของข้อกระดูกที่ได้ระบุโดยผู้เชี่ยวชาญ

นอกจากปัญหาเรื่องขนาดของข้อกระดูกที่ผิดรูปแล้ว ยังพบว่าการหาขอบของกระดูกก็เป็นอีกหนึ่งสาเหตุสำคัญที่มีผลต่อความถูกต้องในการแบ่งส่วน เพราะในขั้นตอนที่ผู้วิจัยได้นำเสนอนั้นจะพิจารณา

ค่าความสว่างของช่วงที่อยู่ภายในที่ของกระดูก หากระบุพื้นที่ของขอบกระดูกคลาดเคลื่อนไปมากจะส่งผลต่อความถูกต้องเช่นกัน



ภาพที่ 5-2 ตัวอย่างภาพการหาขอบโดยเส้นสีเหลืองคือเส้นขอบของกระดูก และเส้นสีน้ำเงินคือเส้นแกนหลัก

5.3 งานวิจัยที่จะทำต่อในอนาคต

ทำการศึกษาลักษณะใหม่ที่จะช่วยส่งเสริมให้ขั้นตอนวิธีการแบ่งส่วนมีประสิทธิภาพดีขึ้นและสามารถที่จะหาพื้นที่ที่แท้จริงของกระดูกในแต่ละข้อได้อย่างถูกต้องแม่นยำในขอบเขตที่แพทย์ผู้เชี่ยวชาญสามารถนำไปใช้ในการวินิจฉัยโรคได้อย่างอัตโนมัติ

บรรณานุกรม

- Alan Petronio Pinheiro, Julio Cezar Coelho, Antonio C. Paschoarelli Veiga and Tomaz Vrtovec. (2018). A computerized method for evaluating scoliotic deformities using elliptical pattern recognition in X-ray spine images. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 161.
- Apichaya Kiertubonpaiboom, Warunyu Wongseree, Wimol San-Um, Adisorn Leelasantitham and Supaporn Kiattisin. (2014). A Comparison of Reliability in Measuring Spinal Curvature. *TNI Journal of Engineering and Technology*, 2.
- A. Pillai, S. Rajkumar, K. Marimuthu and G. Rajasekaran. (2017). Adaptive new top-hat transform and multi-scale sequential toggle operator based infrared image enhancement. *Innovations in Power and Advanced Computing Technologies (i-PACT)*, 1-5.
- B. A. Kusuma, H. A. Nugroho and S. Wibirama. (2016). Spinal curvature determination from scoliosis x-ray image using sum of squared difference template matching. *2nd International Conference on Science and Technology-Computer (ICST), Yogyakarta*, 29-34.
- B. Samuvel, V. Thomas, M. M. G. and R. K. J. (2012). A mask based segmentation algorithm for automatic measurement of cobb angle from scoliosis x-ray image. *International Conference on Advances in Computing and Communications, Cochin, Kerala*, 110-113.
- C. Shi, C. Guo, Y. Cheng and J. Wang. (2014). Greedy algorithm based deformable simplex meshes using gradient vector flow as external energy. *7th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics, Dalian*, 199-204.
- C. Keo, S. Rasmeequan, K. Chinnasarn and A. Rodtuk. (2016). Vertebral pose estimation using horizontal gradient vector field. *13th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE), Khon Kaen*, 1-5.


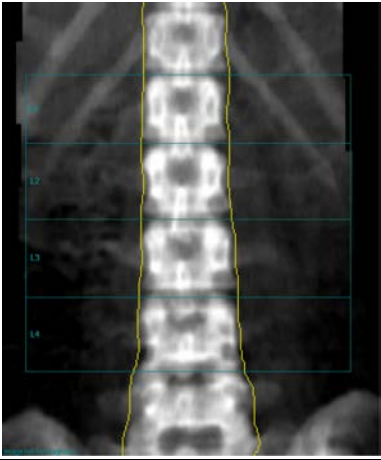
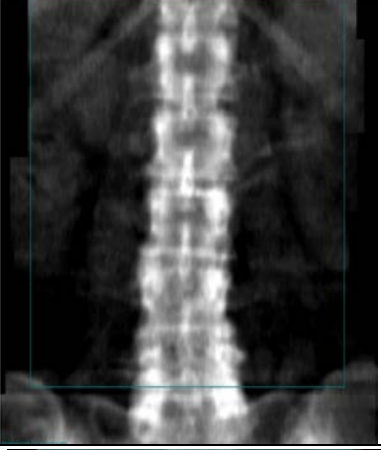
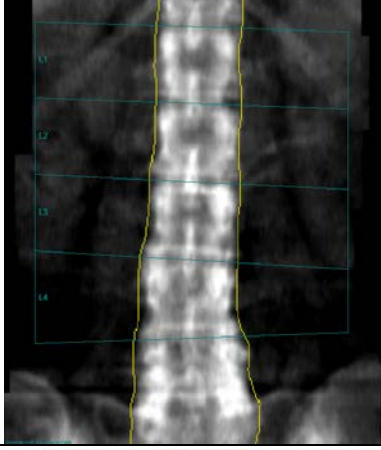
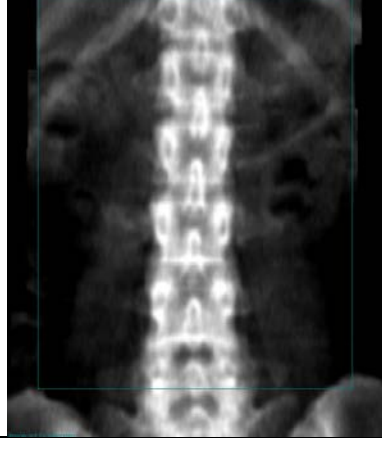
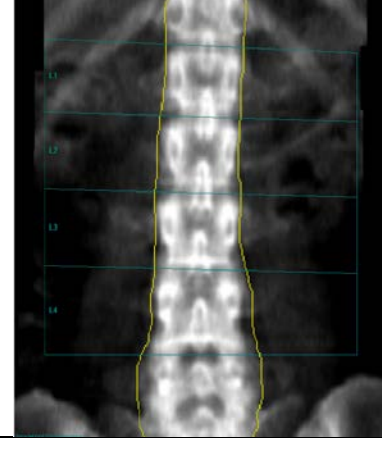
- F. Sun and Y. Zhang. (2018). Image segmentation algorithm based on top-hat transformation. *33rd Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC), Nanjing*, 156-161.
- I. A. M. Ikhsan, A. Hussain, M. A. Zulkifley, N. M. Tahir and A. Mustapha. (2014). An analysis of x-ray image enhancement methods for vertebral bone segmentation. *IEEE 10th International Colloquium on Signal Processing and its Applications, Kuala Lumpur*, 208-211.
- M. C. Wibowo and T. A. Sardjono. (2015). Spinal curvature determination from x-ray image using GVF snake. *International Conference on Information & Communication Technology and Systems (ICTS), Surabaya*, 35-40.
- M. Pereañez, K. Lekadir, I. Castro-Mateos, J. M. Pozo, Á. Lazáry and A. F. Frangi. (2015). Accurate Segmentation of Vertebral Bodies and Processes Using Statistical Shape Decomposition and Conditional Models. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 34, No. 8, 1627-1639.
- S. Sungkhun, S. Rasmequan, K. Chinnasarn and A. Rodtuk. (2016). Vertebral body segmentation using aggregate superpixels. *13th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE), Khon Kaen*, 1-6.
- S. Sungkhun, C. Keo, R. Khoeun, K. Chinnasarn, S. Rasmequan and A. Rodtook. (2016). Automated multiple lesion identification on vertebral spine using modified average intensity. *International Conference On Advanced Informatics: Concepts, Theory And Application (ICAICTA), George Town*, 1-6.
- W. Whitehead, S. Moran, B. Gaonkar, L. Macyszyn and S. Iyer. (2018). A deep learning approach to spine segmentation using a feed-forward chain of pixel-wise convolutional networks. *IEEE 15th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), Washington, DC*, 868-871.
- Xiangzhi Bai and Fugen Zhou. (2010). Analysis of new top-hat transformation and the application for infrared dim small target detection. *Pattern Recognition*, 43.

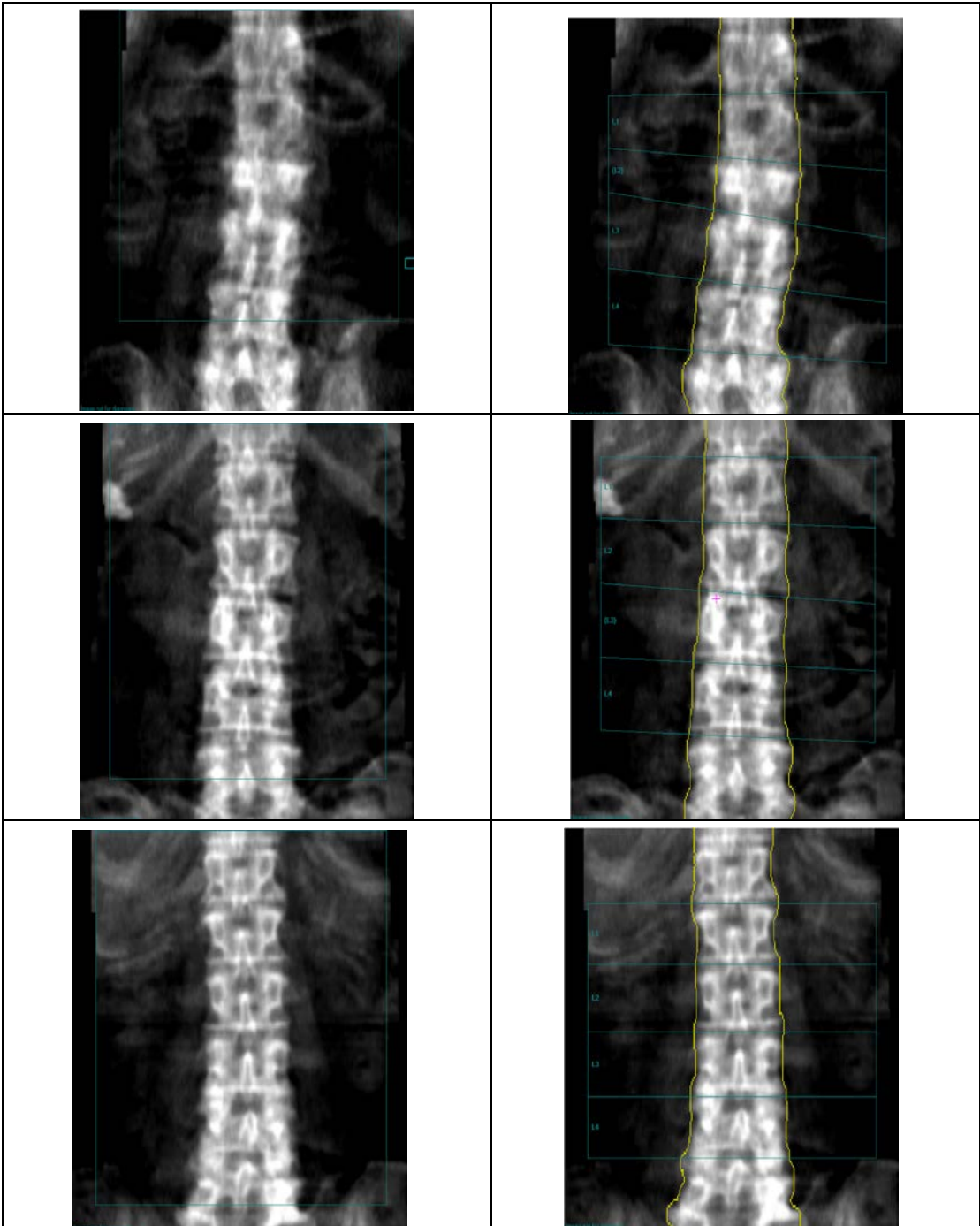
ภาคผนวก

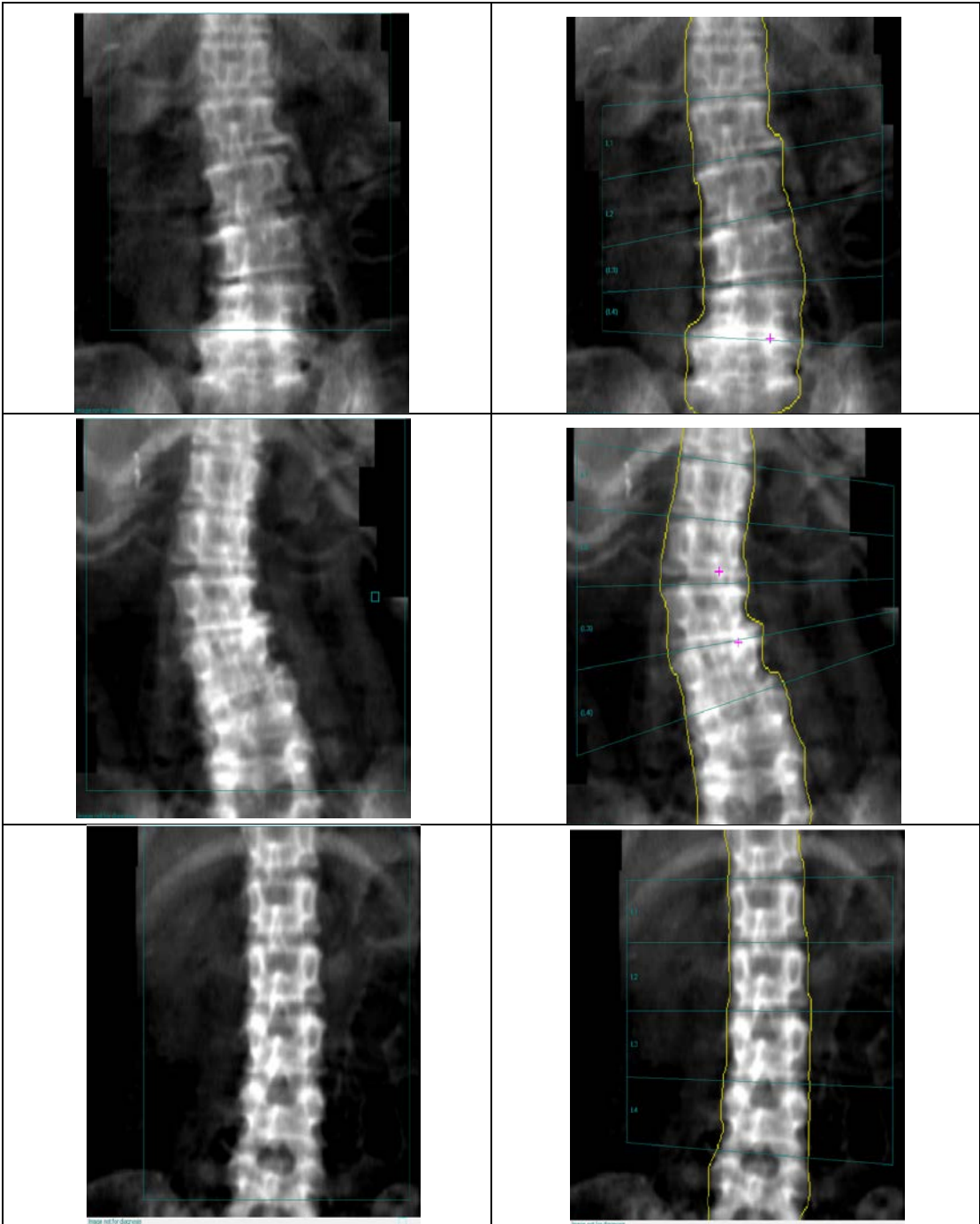
ภาคผนวก ก

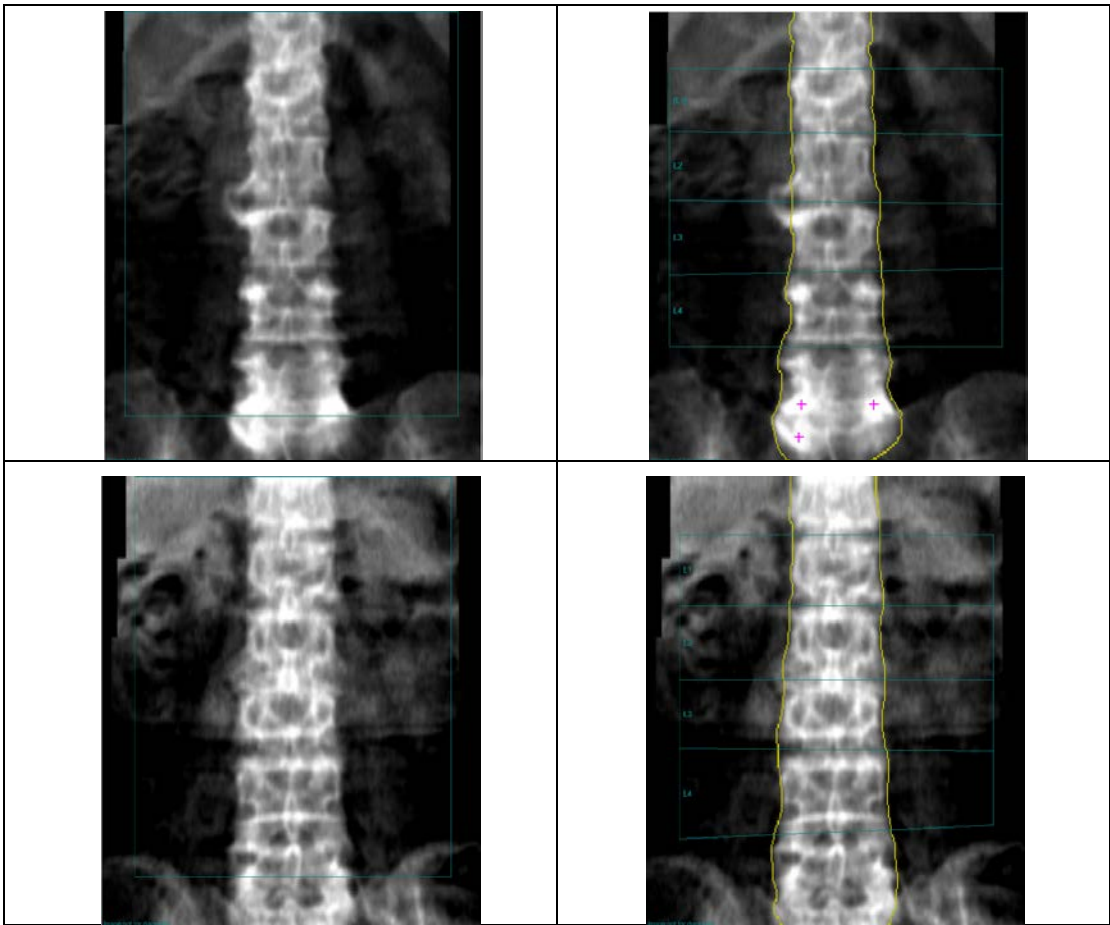
ตัวอย่างชุดข้อมูลภาพถ่ายกระดูกสันหลังที่ได้จากโรงพยาบาลมหาวิทยาลัยบูรพา

ตารางที่ 1 แสดงภาพถ่ายรังสีเอ็กซของกระดูกสันหลังและผลเฉลยจากแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ

ภาพต้นฉบับ	ภาพผลลัพธ์การแบ่งส่วน
	
	
	





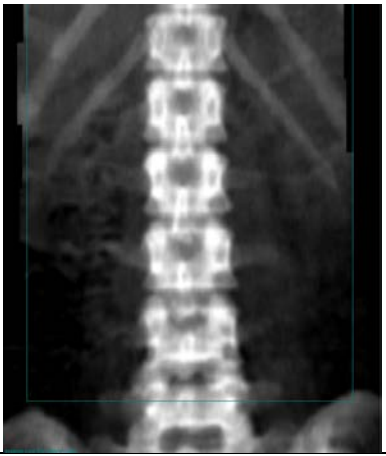
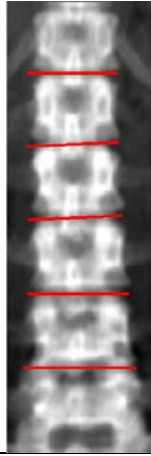
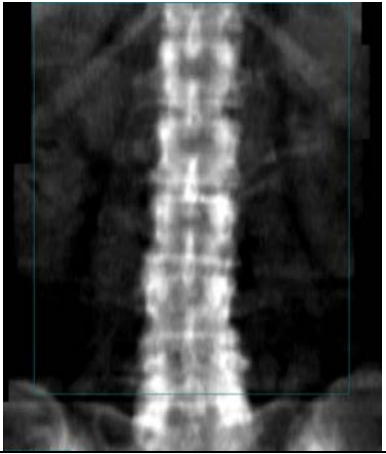
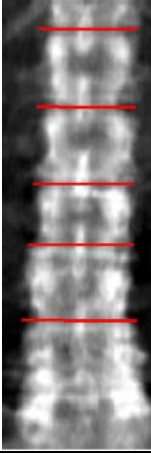
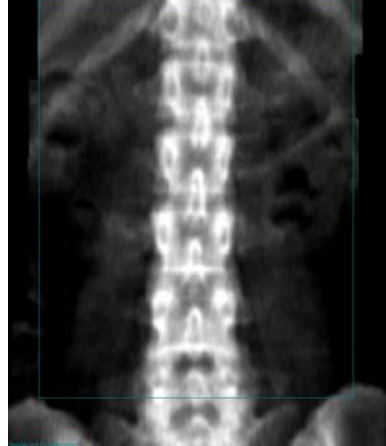
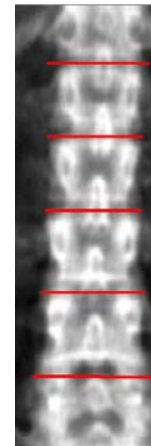


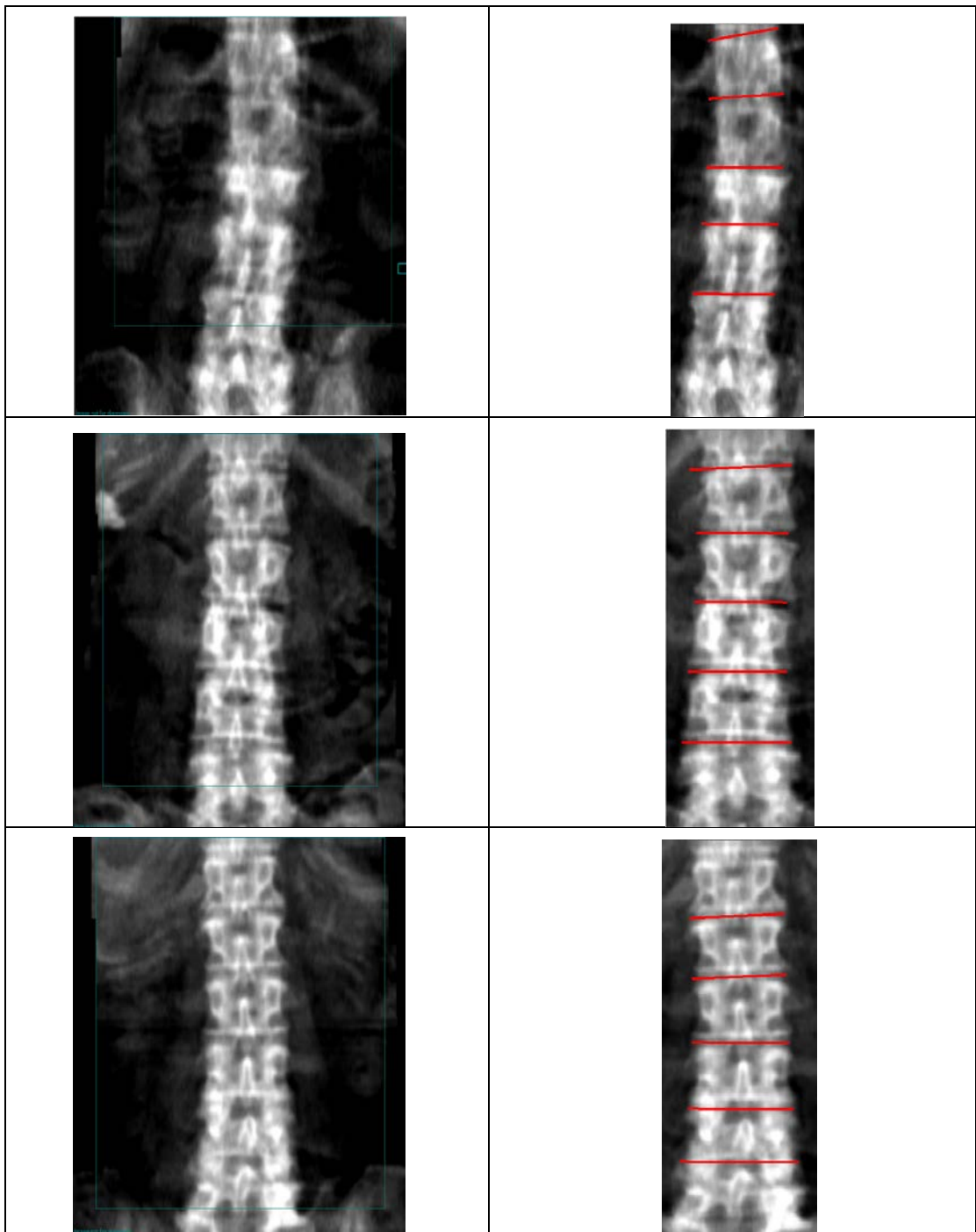
*(เส้นสีเหลืองคือเส้นขอบของกระดูกที่ระบุโดยผู้เชี่ยวชาญ)

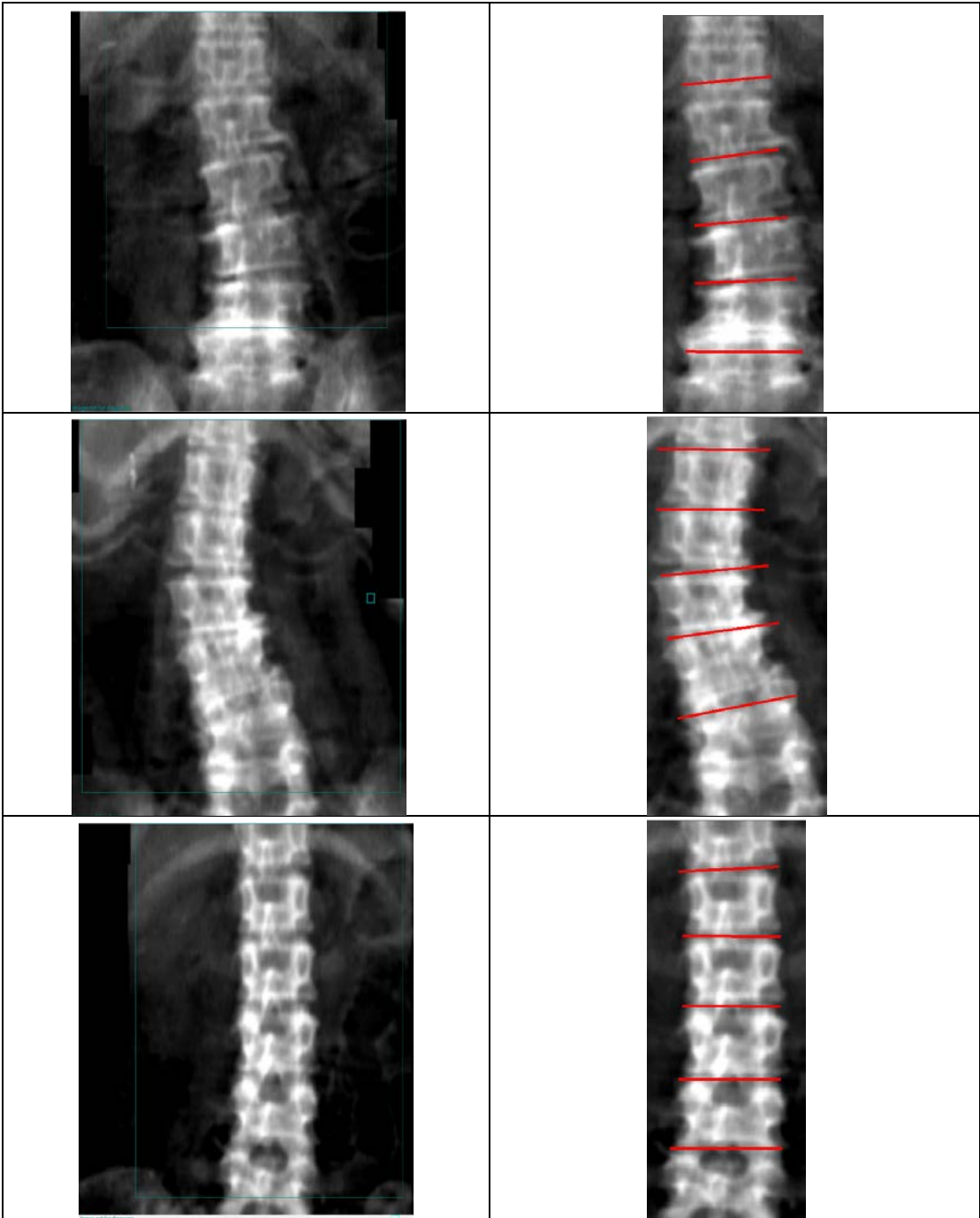
ภาคผนวก ข

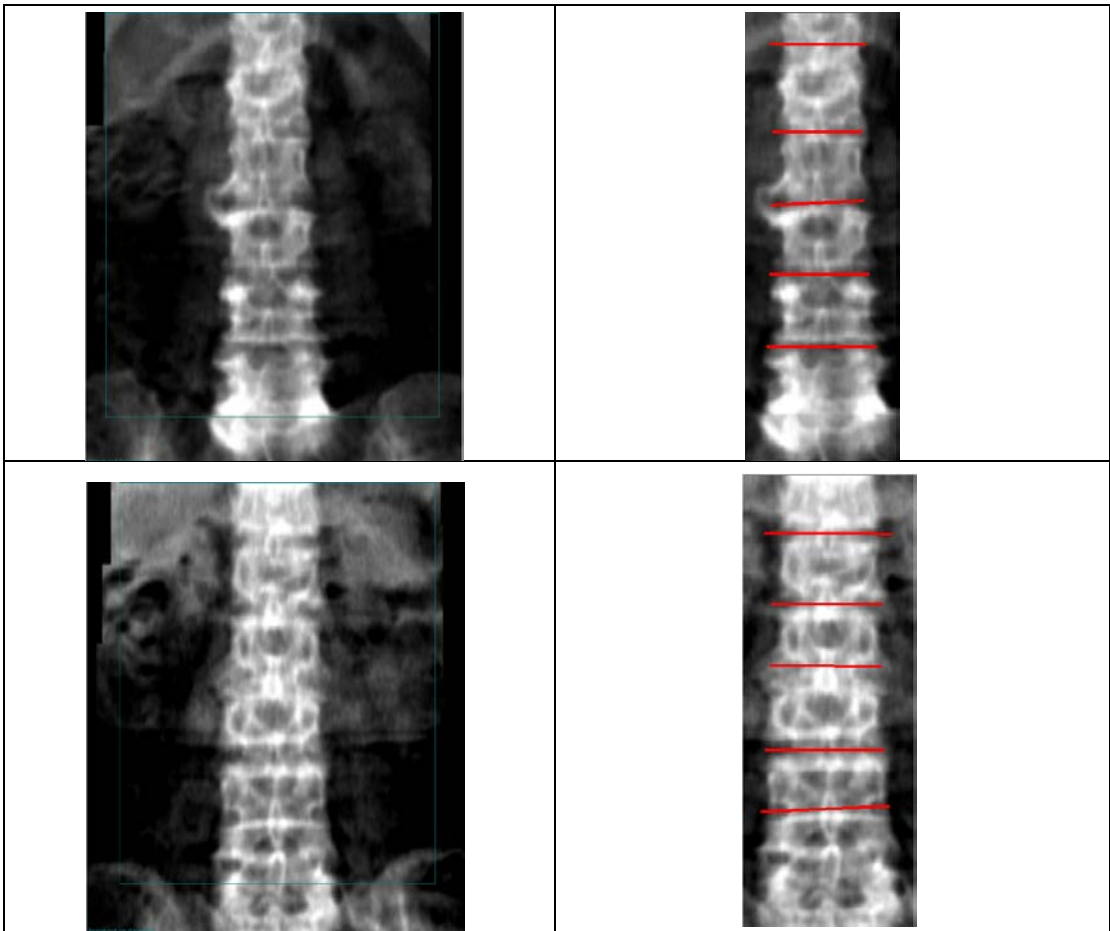
ภาพถ่ายรังสีเอกซ์ของกระดูกสันหลังและภาพผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการที่นำเสนอ

ตารางที่ 1 แสดงภาพถ่ายรังสีเอกซ์ของกระดูกสันหลังและผลลัพธ์การแบ่งส่วนข้อกระดูก

ภาพต้นฉบับ	ภาพผลลัพธ์การแบ่งส่วน
	
	
	







** (เส้นสีแดงคือผลลัพธ์ที่ได้จากการแบ่งส่วน)

ภาคผนวก ค

งานวิจัยที่ได้เผยแพร่

Vertebral Pose Segmentation on Low Radiation Image using Convergence Gravity Force

Jakapong Boonyai and Suwanna Rasmeequan
Faculty of Informatics, Burapha University, Chonburi, 20131, Thailand
58910102@go.buu.ac.th, rasmeequa@buu.ac.th

Abstract—Vertebral pose segmentation is an important factor in diagnosing diseases such as osteoporosis, osteopenia and scoliosis. Low radiation X-ray images are often used to diagnose such diseases. This has been done to reduce patients risk exposure of over dose radiation which may cause from a series of treatments. In this respect, it led to a low accuracy in vertebral pose detection. In this paper, we proposed to improve the automate segmentation of low quality image of vertebral pose with a more generalized technique. In the proposed method, there are three main steps. Firstly, in the pre-processing step, Auto Cropped, Multi-Threshold and Canny Edge Detection are applied to find the vertebral bone structure from the original image. Secondly, Feature Analysis and Gravity Force were used to find the region of interest or the area of each pose. Finally, Colormaps, Intensity Diagnosis and Angle Analysis are adopted to segment each vertebral pose from candidate areas retrieved from second step. The experimental results which were compared with ground truth shown that the proposed approach can estimate vertebral pose with Precision at 79.61% and Recall at 77.11%.

Index Terms—Vertebral pose segmentation; Low radiation image; Convergence gravity force; Feature analysis; Colormaps; Intensity Analysis;

I. INTRODUCTION

The poses of vertebral column are important information for diagnosing many medical conditions such as back pain, osteopenia, osteoporosis and scoliosis. There are several technologies deploy to take the vertebral column image such as X-ray image, Computer Tomography (CT) image, Ultrasound image and Magnetic Resonance Imaging (MRI). However, the most common used technique is X-ray technique. This is because the X-ray technique often uses low level of radiation as shown in Figure 1 (a). If the high volume of radiation is used or different techniques are applied, the high image quality is obtained as shown in Figure 1 (b). The low level radiation can help to avoid risk on radiation exposure to patient and cost less in term of both machine and supplies cost. However, the low level of radiation produced poor quality image for diagnosis purpose. The image quality is significantly affected the work of radiologist to correctly identify the poses of vertebral bone column which is a major factor in analyzing the bone disease. In this research, we attempt to improve the segmentation of vertebral column of X-ray image from Dual Energy X-Ray Absorptiometry machine (DEXA).

To avoid the certain side effects on patient, the radiologist normally chooses to use the low volume radiation which

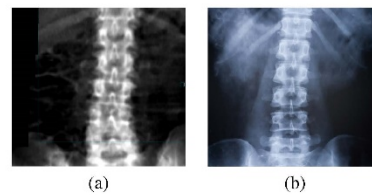


Fig. 1. (a) An example of low radiation image (b) An example of high radiation image.

resulted in low resolution images quality. The low resolution images cause the radiologist to spend more time in locating the poses of vertebral column. Several researchers are trying to identify the vertebral pose on this kind of low radiation images. In order to decrease the burden of low quality image, a number of techniques were applied to either enhance or analyze the image prior to the segmentation process, to help the specialist to diagnose the diseases more effectively. There are a number of approaches proposed to segment the vertebrae bone objects either by semi-automatic or fully automatic method as followed.

Silvia Ruiz-Espaa et al. [1] presented a fully automatic segmentation method of thoracic and lumbar vertebral bodies from Computed Tomography images using Level-Set Based. Madha Christian Wibowo and Tri Arief Sardjono [2] proposed a methodology for determining the Spinal Curvature from X-ray Image using GVF Snake. Jianhua Yao et al. [3] presented automated extraction of anatomic landmarks on vertebrae based on anatomic knowledge and geometrical constraints in CT scan dataset. S. N. Zahari et al. [4] represented the Influence of Preload Application for Vertebra Segment in Finite Element Modelling on 3D CT scan image. Mohamed Amine LARHMAM et al. [5] proposed Semi-Automatic Detection of Cervical Vertebrae in X-ray Images using Generalized Hough Transform. Yang Li et al. [6] presented an automatically initialized level set approach based on region correlation for lumbar vertebrae CT image segmentation. Robert Korez et al. [7] presented an approach to automated detection and segmentation of spinal and vertebral structures from Computing Tomography (CT) images based on interpolation theory. Their

proposed approach was applied to detect the location of the whole spine in the image. Chea Keo et al. [8] presented an approach to automatically detect vertebral pose on low radiation x-ray images with different bone structure layout using Horizontal Gradient Vector Field. Huang et al. [9] proposed a vertebral pose estimation using two sets of training patterns. Their method used eXclusive ICA based Boosting (XICABOOST) algorithm. They argued that with their method a useful information for supporting diagnosis of the relevant medical conditions can be obtained. Rabia Hag et al. [9] presented a methodology to segment the intervertebral disc of spine in MRI image using Shape-Aware Model.

In this paper, a new methodology to estimate vertebral pose on the low radiation X-ray image automatically is proposed. The proposed method consists of three main phases. Firstly, in the pre-processing phase, Auto Cropped, Multi-Threshold and Canny Edge Detection are applied to extract the vertebral structure from the original image. In the second phase, Feature Analysis and Gravity Force are used to find the regions of interest or the area of each pose. In the final phase, the segmenting phase, Colormaps, Intensity Diagnosis and Angle Analysis are used to estimate the location of each pose.

II. PROBLEM ANALYSIS IN VERTEBRAL POSE ESTIMATION

Most of the existing methodologies are appropriate with high or medium radiation image. However, the accuracy rates are decreased when applied with low radiation images. In Figure 2, an example of low radiation image that causes an incorrect segmentation is shown. In this example, the low radiation images was segmented using a method proposed by [8]. It can clearly seen that due to a number of noises on the image, the proposed algorithm that was based on a rather fix configuration or layout of bone structures could not deal with this kind of problem. As mentioned above, the low radiation image is often used in the case of patients who need a series of radiation follow up. This, therefore, led to a very challenging problem on how to correctly locate vertebral pose from low radiation image to further help the diagnosis process more effective.

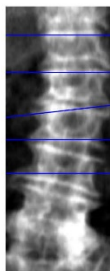


Fig. 2. An example of low radiation image that was segmented incorrectly using existing method.

There are difficulties of low radiation images as follows. Firstly, the low radiation images produces a very high similarity of color between object and background. Secondly, the low radiation image also produces a very high similarity of color between vertebral pose and vertebral bone. And thirdly, those patients that received X-ray diagnosis frequently may get bone diseases such as disc degeneration and disc collapse which led to complicated bone components on the X-ray images. Therefore, in this work, we proposed to attempt these problems to automatically estimate the vertebral pose more efficiently.

III. PROPOSED METHODOLOGY

This section described the steps of the proposed approach for estimating vertebral pose on a low radiation image. The overview of the proposed method is shown in Figure 3.

Firstly, the pre-processing techniques were applied which consisted of Auto Cropped, Multi-Threshold Edge Detection and Edge Estimation techniques to find the vertebral bone structure from the original image. Once the main structured was located, most noises cause from background can be removed. Secondly, the regions of interest were obtained using Feature Analysis and Gravity Force techniques to find candidate location of each vertebral pose on an image. Finally, vertebral pose segmenting using Colormaps Visualizaion, Intensity Diagnosis and Angel Analysis techniques are used to estimate location of each vertebral pose on an image.

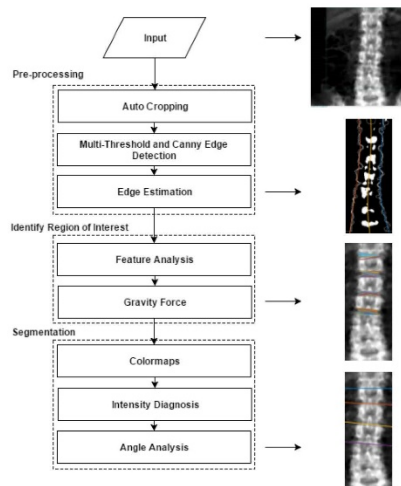


Fig. 3. The overview of the proposed method.

A. Pre-processing

In order to find the location of vertebral pose, all noises needed to be removed. Typically, the low radiation image contains a great number of noises. Thus, we needed to eliminate

image background. In this step, we use Auto cropped which included Vertical Projection and Normal Distribution [8] to solve this problem.

1) *Auto Cropping*: We start by creating Vertical Projection Profile as shown in Figure 4. This profile is built using equation (1). After retrieving the Vertical Projection Profile, we then applied Normal Distribution on the information retrieved from Vertical Projection Profile to locate the area of vertebral bone using equation (2) as shown in Figure 5.

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{x=1}^n I(x, y) \quad (1)$$

where $I(x, y)$ is a pixel position (x, y)
 μ is the average intensity
 n is the size of image

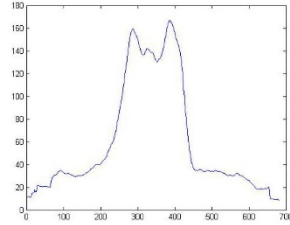


Fig. 4. An example of a vertical line graph.

$$f(x|\mu) = \frac{1}{n} \sqrt{2\pi} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2}} \quad (2)$$

where μ is mean of distribution

2) *Multi-Threshold and Canny Edge Detection*: After getting the result from the Auto Cropping step, the cropped image may contain several noises as shown in Figure 6 (a). These noises may lead to incorrect detection of the vertebral pose boundary. Hence, in this step, Multi-Threshold and Canny Edge detection were used to locate vertebral bone pose and remove all noises as shown in Figure 6 (b). There are three threshold values for convert grayscale to binary image. Those threshold values are 1) mean of intensity value, 2) mean of intensity value plus ten percent and 3) mean of intensity value minus ten percent as defined in equation (3). The addition and subtraction of ten percent values were proposed due to the experimental results that these two values offered the optimal

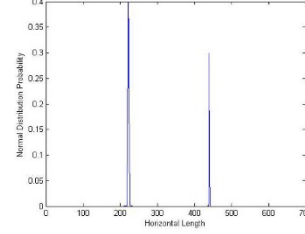


Fig. 5. An example result from normal distribution equation.

results. Then, Canny Edge Detection method was used to find vertebral pose edges using local maxima of the image gradient. The edge function calculates the gradient using the derivative of a Gaussian filter. This method uses double thresholds to detect both strong and weak edges.

$$I(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } I(x, y) \geq \mu \\ & \text{if } I(x, y) \geq \mu + p \\ & \text{if } I(x, y) \geq \mu - p \\ 0 & \text{if } I(x, y) < \mu \\ & \text{if } I(x, y) < \mu + p \\ & \text{if } I(x, y) < \mu - p \end{cases} \quad (3)$$

where $I(x, y)$ is the input image
 p is the ten percent of intensity value in grayscale image

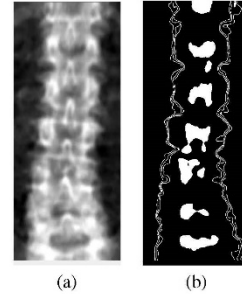


Fig. 6. (a) A result from Auto Cropped (b) A result from Multi-Threshold.

3) *Edge Estimation*: After getting the result from Multi-Threshold step, we can locate the main structure of vertebral pose on edge lines as shown in Figure 6(b). However, from the boundary retrieved in previous process, the bone structures

are curve. Therefore in order to find the bone structures, Polynomial Curve Fitting Degree 3 was applied to estimate the main feature of the bone structure as shown in Figure 7. Polynomial Curve Fitting can be defined as shown in equation (4) and equation (5).

$$P(x) = P_1x^n + P_2x^{n-1} + \dots + P_nx + P_{n+1} \quad (4)$$

$$y = P_1x^n + P_2x^{n-1} + \dots + P_nx + P_{n+1} \quad (5)$$

where $P(x)$ is the coefficient
 y is the value of a polynomial of degree n
 n is degree of polynomial



Fig. 7. A result from Edge Estimation step as depicted by orange, red and blue lines.

B. Identify Region of Interest

1) *Feature Analysis*: The result of Edge Estimation provided 3 categories of vertical line as shown in Figure 7. Therefore at this step, the output image consisted of a variety of information. Those information may include boundary lines, bone areas and noises. In this respect, it is difficult to find the position of vertebral pose. So that, in this step, Feature Analysis is used. That is, after getting the result from Edge Estimation step, the first category of vertical line, the middle orange line is used to divide the image into two partitions: right and left partitions. The next two categories of line is the left red line and the right blue lines. For the left red line, those objects which are located on the right hand side of the left red line are the features that were used in analyzing the position of vertebral pose candidates. For those objects which are located on the left hand side of the left red line are considered as unrelated objects. Likewise, those objects which are located on the left hand side of the right blue line are the features used in analyzing the position of the vertebral pose candidates. So those objects which are located on the right hand side of the right blue line are considered as unrelated objects and

are removed as shown in Figure 8 (a). Once all the possible candidates were obtained, we then use basic morphological to fill up area under the detected objects. Then, we merge those objects on the right hand side of red line and those objects on the left hand side of the blue line to locate candidates as shown in Figure 8 (b).

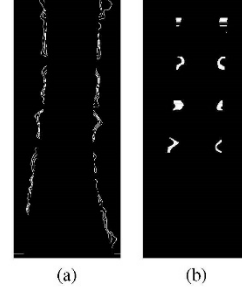


Fig. 8. An example result from Feature Analysis step (a) unrelated objects (b) candidates objects.

2) *Gravity Force*: After getting result from Feature Analysis technique as shown in Figure 8 (b), a number of candidates of vertebral pose were acquired. These candidates can cause incorrect segmentation. So that, in this step, Gravity Force technique is used to solve this problem. Then, the candidates of vertebral pose is located using Convergence Gravity Force as shown in equation (6). The mass value of m_1 and m_2 in this work is equal to one. This is because we consider to use every pixels in each object to calculate all possible forces to the opposite direction as shown in Figure 9 (a). Then, we select the max values Force of each object to find the nearest distance in order to identify all possible candidates as shown in Figure 9 (b).

$$F = G \frac{m_1 m_2}{r^2} \quad (6)$$

where F is the force
 G is the gravitational constant
 m_1, m_2 are the mass of the objects interacting
 r is distance between object

C. Segmentation

After Gravity Force step, we can retrieve most of the candidates which made it difficult to find the exact pose of vertebral spine. In order to find the position of vertebral pose, we crop boundary area which depicted by Gravity Force lines as shown in Figure 10 (a). After finding a region of vertebral pose, we use Colormaps function as an visual aid to

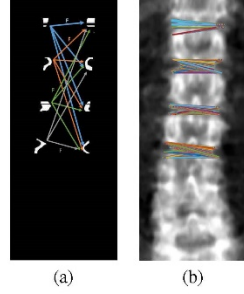


Fig. 9. A sample result from Gravity Force Step (a) the projections of all gravity force to locate all possible objects (b) the identification of candidates area using maximum force summation criteria to generate the matching objects.

help confirm our assumptions. The observed gradient in those boundary area is used to find min intensity in average line across to find a position in bone segmentation as shown in Figure 10 (b). After getting position, we draw a horizontal line to the first and last point of the image to create a straight line as shown in Figure 10 (c). Then, we find the angle of the straight line intersect with the center line. It is determined by the intersection location in an upward direction 20 positions and in downward direction of 20 positions to create a new vertical line to get a proper slope using equation (7).

$$M = \frac{y_1 - y_2}{x_1 - x_2} \quad (7)$$

where M is the slope
 x, y is the coordinate position in the line

The proposed value of 20 positions was resulted from an experimental setting. Once the two straight lines are intersecting, the angle can be calculated from equation (8). In order to make a straight line rotate perpendicular to the center line as shown in Figure 10 (d). Finally, those all possible horizontal lines were superposition with the original image as shown in Figure 11 to segment the vertebral pose.

$$angle = \arctan \frac{M_2 - M_1}{(M_2 M_1) + 1} \quad (8)$$

where $angle$ is the angle between 2 lines
 M is the slope of each line

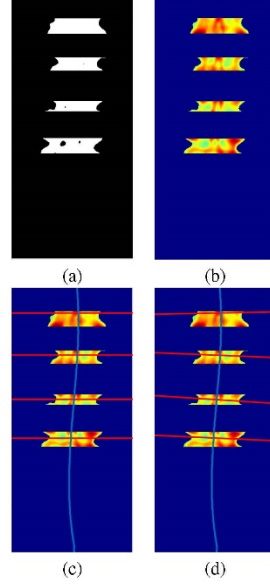


Fig. 10. A sample of Segmentation Step (a) binary representation of the candidates (b) visualization of grayscale using Colormaps (c) horizontal straight line on each vertebral pose is located using the lowest intensity seed points (d) final result obtained from rotating the horizontal lines.

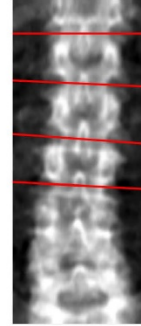


Fig. 11. A final result after superposition the segmented lines obtained from Segmentation Step over the original image.

IV. EXPERIMENTAL RESULTS

The proposed approach used 80 vertebral spine X-ray images which are obtained from DEXA machine to validate the efficiency. Most of the images are obtained from low radiation process. Typically, this type of images is rather difficult and

TABLE I
RESULT OF SEGMENTING VERTEBRAL POSE WITH TRUE POSITIVE(TP),
TRUE NEGATIVE(TN), FALSE POSITIVE(FP), AND FALSE NEGATIVE(FN)

Image	TP	TN	FP	FN
1	4	0	0	0
2	3	0	2	1
3	4	0	0	0
4	4	0	0	0
5	3	0	1	0
6	3	0	1	1
7	2	0	1	2
8	2	0	2	2
.
.
79	4	0	2	0
80	4	0	2	0

time consuming for a radiologist to identify the position of vertebral pose. Therefore, an automate tool is expected. The experimental results of the proposed approach are compared with the ground-truth prepared by expert radiologist from our local university hospital. In this step, we use Precision and Recall technique from True Positive(TP), True Negative(TN), False Positive(FP), and False Negative Values to evaluate accuracy of our proposed as described in equation (9) and equation (10).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (9)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (10)$$

In table I shows the validation results of segmenting vertebral pose. For example, if the True Positive (TP) equal to 4, True Negative (TN) equal to 0, False Positive (FP) equal to 0, and False Negative (FN) equal to 0, it means that our proposed approach can perfectly segment the vertebral pose correctly. From the acquired dataset, the experimental results show that performance of our approach attains 79.61% for Precision and 77.11% for Recall respectively.

V. CONCLUSION AND DISCUSSION

This paper proposed an approach to improve the automatic segmentation of the vertebral pose from X-ray image. The proposed method started from pre-processing step which included Auto Cropped, Multi-Threshold and Edge Detection. These techniques are applied to detect the vertebral structure from the original image and remove all noises such as background. In the second phase, Feature Analysis technique is used to find important feature of vertebral pose. After getting the result from Feature Analysis technique, the Convergence Gravity force is used to find all possible candidates. Finally, in the segmenting phase, Colormaps, Intensity Diagnosis and Angle Analysis are used to segment the location of each pose. The proposed method can automatically segment the vertebral pose about 10 times faster as compared with manual operation done by radiologist. This help to reduce the burden work load of

the radiologist. In performance verification, the experimental results are compared with the ground-truth receiving from the radiologist in the university local hospital. The experimental results shown that the proposed method is efficient with the precision rate of 79.61% and 77.11% for Recall. However, the proposed approach is unable to segment vertebral bone in the case of collapse bone structure. The proposed method also cannot applied to locate other bone pose beyond L1 - L4. However, these are the potential scope of interests in the future work.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was financially supported by the Research Grant of Burapha University through the National Research Council of Thailand (NRCT), fiscal year 2016.

REFERENCES

- [1] S. Ruiz-Espaa, A. Daz-Parra, E. Arana and D. Moratal, "A fully automated level-set based segmentation method of thoracic and lumbar vertebral bodies in Computed Tomography images," 2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Milan, 2015, pp. 3049-3052.
- [2] M. C. Wibowo and T. A. Sardjono, "Spinal curvature determination from x-ray image using GVF snake," 2015 International Conference on Information Communication Technology and Systems (ICTS), Surabaya, 2015, pp. 35-40.
- [3] J. Yao, J. E. Burns, S. Getty, J. Stieger and R. M. Summers, "Automated extraction of anatomic landmarks on vertebrae based on anatomic knowledge and geometrical constraints," 2014 IEEE 11th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), Beijing, 2014, pp. 397-400.
- [4] S. N. Zahari, M. J. Abd Latif and M. R. A. Kadir, "The influence of pre-load application for vertebra segment in finite element modelling," 2014 IEEE Conference on Biomedical Engineering and Sciences (IECBES), Kuala Lumpur, 2014, pp. 198-203.
- [5] M. A. Larhman, S. Mahmoudi and M. Benjelloun, "Semi-automatic detection of cervical vertebrae in X-ray images using generalized hough transform," 2012 3rd International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA), Istanbul, 2012, pp. 396-401.
- [6] Y. Li, W. Liang, J. Tan and Y. Zhang, "A novel automatically initialized level set approach based on region correlation for lumbar vertebrae CT image segmentation," 2015 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA) Proceedings, Turin, 2015, pp. 291-296.
- [7] R. Korez, B. Ibragimov, B. Likar, F. Pernu and T. Vrtovec, "A Framework for Automated Spine and Vertebrae Interpolation-Based Detection and Model-Based Segmentation," in IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 34, no. 8, pp. 1649-1662, Aug. 2015.
- [8] C. Keo, S. Rasmeequan, K. Chinnasarn and A. Rodtuk, "Vertebral pose estimation using horizontal gradient vector field," 2016 13th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JC-SSE), Khon Kaen, 2016, pp. 1-5.
- [9] C. H. Huang, "Pose estimation for vertebral mobility analysis using eXclusive-ICA based boosting (XICABOOST) algorithm," The 2013 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Dallas, TX, 2013, pp. 1-5.
- [10] R. Haq, D. A. Besachio, R. C. Borgie and M. A. Audette, "Using Shape-Aware Models for Lumbar Spine Intervertebral Disc Segmentation," 2014 22nd International Conference on Pattern Recognition, Stockholm, 2014, pp. 3191-3196.

Automated Vertebral Pose Segmentation based on Level Set Method and Bone Geometric Analysis

Jakapong Boonyai, Suwanna Rasmequan and Pusit Kulkasem
 KST Lab, Faculty of Informatics, Burapha University, Chonburi, 20131, Thailand
 58910102@go.buu.ac.th, rasmequa@buu.ac.th, pusit@buu.ac.th

Abstract—Vertebral pose segmentation is an important factor in diagnosing bone diseases such as osteoporosis, osteopenia and scoliosis. Low radiation X-ray images are often used to diagnose such diseases. This is done to reduce patients risk exposure on the over dose radiation which may cause from a series of treatments. In this respect, it led to a low accuracy in vertebral pose detection. In this paper, the automated vertebral pose segmentation based on geometric analysis using ellipsoidal wave on x-ray image of human spine. The proposed method consists of two main step. Firstly, in the pre-processing step, gamma correction is an image adjustment technique that used to enhance spine area. Secondly, in the segmentation step, Level Set Method, Edge Estimation and Ellipse Analysis are combined to locate the vertebral pose area. The experimental result can locate the position of each vertebral pose with 92.54% for Precision, 84.40% for Recall and 79.02% for Accuracy.

Keywords—vertebral pose; edge detection; ellipsoidal wave; geometric analysis; polynomial estimation; low radiation image;

I. INTRODUCTION

Diseases such as back pain, osteopenia and scoliosis can usually happen to people causing from their everyday life behavior. Such habits, for example, lifting too heavy things, wrong sitting pose, lack of exercise and accidents are the causes of such diseases. In addition, aging people are most likely to face such diseases unavoidable. Symptoms of these diseases often could not be easily visible or noticeable by patients at the very first state of symptoms development. Most cases, the symptoms shown after the patients are in the severe state. In such case, the patient may already need a surgery treatment. Therefore, the earlier the symptoms can be diagnosed, the better the alternative treatment can be used instead of surgery. Currently, there are alternative medical diagnosis support tools such as Computer Tomography, Magnetic Resonance and X-ray Machine. These medical equipment have different properties. Some of them can produce a very sharp and clear image quality of the bone structure while some of them cannot. The quality of the image is varied directly with the volume to radiation.

In clinical routine, X-ray Machine is widely used because it is a simple and cheap one. Moreover, the patient will be exposed to a very low level of radiation as compared to

other types of machine. In this respect, it means that it can reduce risk on side effect for a long term treatment. However, due to the low volume of radiation, the quality of the image produce by this machine is not good. This led to a difficulty to properly detect the bone structure by specialist. Likewise, this type of image quality also made it difficult to automatically detect by computer vision. This is due to the fact that there is a very small differentiation among intensity of each objects in the image.

A number of image processing techniques has been proposed to overcome such a problem mentioned above. Binoshi Samuvel et al. [1] proposed a mask based segmentation algorithm for automatic measurement of Cobb Angle from scoliosis in X-ray image to find the angle from vertebral spine area and then get the result for more accuracy. But the starting point for the position of each vertebral posed is still set manually. Bagus Adhi Kusuma et al. [2] presented spinal curvature determination from scoliosis X-Ray image using sum of squared difference template matching. This work focuses on the vertebral column shapes: S-shaped or C-shaped. Template matching and Sum of squared difference are used to estimate the position of vertebral. However, a problem of template matching is not suitable for detecting objects which have variety of sizes. Chunming Li et al. [3] proposed distance regularized level set evolution or DRLSE. This DRLSE model based on the gradient method to find the contour of object of interest. Yang Li et al. [4] proposed a novel automatically initialized level set approach based on region correlation for lumbar vertebrae CT image. S. Ruiz-Espaa et al. [5] presented a fully automatic segmentation method of thoracic and lumbar vertebral bodies from Computed Tomography images using Level-Set Based.

II. PROBLEM ANALYSIS

Typically, Dual Energy X-Ray Absorptiometry Machine or DEXA, generates an X-Ray image with different variation of contrast depended upon the volume of radiation used for diagnosis different symptoms. Normally, for long term treatment, the patient will be exposed with low volume of radiation. This is done to reduce risk of overdose explosion that may cause from a series of treatment in certain cases such as osteoporosis disease. As a consequence, a low-radiation image may contain with a lot of noises. Moreover, the bone structure of each person is varied. This may due to the weight, age and congenital disease. This can lead to the loss of certain

information of the vertebral spine. These situations brought forward a number of diversified patterns on the vertebrae pose that made it difficult to analyze the image either manually or automatically. In the case of manually segment the vertebrae pose, a specialist may need a longer time to draw the boundary of each pose for low quality image. For the case of automate process, an attempt using only single algorithm is almost impossible. Fig. 1, showed an image of lumbar section that contained various patterns at the joint point area of each pose.

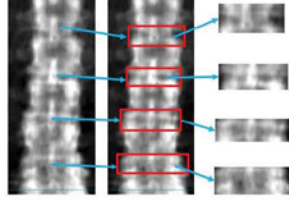


Fig 1. An example region of joint between each vertebral pose.

III. METHODOLOGY

In this section, the proposed method to locate the vertebrae pose is discussed. There are two main steps. The overview of the proposed method is illustrated in Fig. 2.

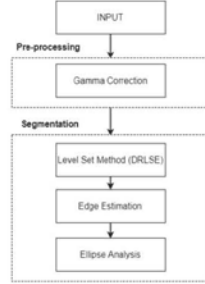


Fig 2. Overview of the proposed method

A. Pre-processing

Gamma Correction: In this research, Gamma Correction is applied to enhance an image to distinguish foreground from background. With this technique, a number of noises can be eliminated. In theory, a value of gamma correction less than 1 will increase the brightness while a value more than 1 will decrease the brightness. The proposed method used a gamma value of 0.4 to generate a result as shown in Fig. 3.

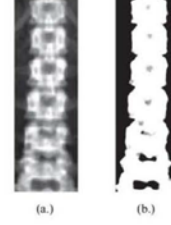


Fig 3. (a.) Original image (b.) The result from pre-processing step.

B. Segmentation

Level Set Method: Level set methods have been widely used in image processing and computer vision. The main idea of the level set is to detect a point where there is a differentiation between intensity. By detecting this kind of points, the contour of object can be revealed. In this work Distance Regularized Level Set Evolution (DRLSE) [3] is applied to find a boundary of vertebral column. The general equation of DRLSE can be defined by $\phi: \Omega \rightarrow \mathfrak{R}$ is LSF on a domain Ω . Energy function $\varepsilon(\phi)$ written as

$$\varepsilon(\phi) = \mu R_p(\phi) + \varepsilon_{ext}(\phi) \quad (1)$$

Where $R_p(\phi)$ is the level set regularization term, μ is coefficient of the distance regularization term and $\varepsilon_{ext}(\phi)$ is External Energy. The level set regularization term $R_p(\phi)$ is defined by

$$R_p(\phi) = \int_{\Omega} p(|\nabla\phi|) dx \quad (2)$$

Where P is a potential function. While Edge based active contour in DRLSE is defined by function g as shown in Eq. 3

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma} \times I|^2} \quad (3)$$

Where I is the output image from Section A, G_{σ} is Gaussian kernel with a standard deviation σ . In Eq.3 used to smooth the image. For LSF $\phi: \Omega \rightarrow \mathfrak{R}$ in our work defined an energy function $\varepsilon(\phi)$ by

$$\varepsilon(\phi) = \mu R_p(\phi) + \lambda L_g(\phi) + \alpha A_g(\phi) \quad (4)$$

Where $\lambda > 0$ and $\alpha \in \mathfrak{R}$ are the coefficients of energy function, $L_g(\phi)$ and $A_g(\phi)$ with are defined by

$$L_g(\phi) = \int_{\Omega} g\delta(\phi)|\nabla\phi| dx \quad (5)$$

And

$$A_g(\phi) = \int_{\Omega} gH(-\phi)dx \quad (6)$$

Where δ and H are the Dirac delta function and the Heaviside function. The $\int_{\Omega} g(\phi)$ computes the line integral of the function g and $A_g(\phi)$ computes a weighted area of the region.

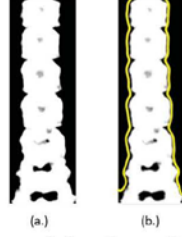


Fig 4. (a.) The result from Gamma Correction (b.) The result from DRLSE.

Edge Estimation: A result received from Level Set Method provides an outline contour of the vertebral spine. The proposed method, then applied edge estimation technique called Polynomial Curve Fitting to smooth out the contour outline before generating the center line of the bone structure. Polynomial Curve Fitting can be defined as shown in Eq. 7 and Eq. 8

$$P(x) = P_1x^n + P_2x^{n-1} + \dots + P_nx + P_{n+1} \quad (7)$$

$$y = P_1x^n + P_2x^{n-1} + \dots + P_nx + P_{n+1} \quad (8)$$

Where $P(x)$ is the coefficient, y is the value of a polynomial, n is the degree of polynomial. In this study, a degree is equal to 3. This is because the spine structure have a curved like shape.

Ellipse Analysis: Once the center line of the bone structure was retrieved, ellipse shape objects are generated using a point in center line as a center point of each one. The proposed method used ellipse analysis to differentiate among different patterns of bone structure which are distinguished by its intensity and properties of each specific cases. Ellipse equation is calculated from

$$\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} = 1 \quad (9)$$

Where x and y is coordinate point, a and b is axis length. The axis that has a bigger value is called a major axis moreover and another is called minor axis. The center of the ellipse shifted along the position of the center line of the bone structure.

A region of ellipse can be computed from

$$\frac{(x - x_c)^2}{a^2} + \frac{(y - y_c)^2}{b^2} \leq 1 \quad (10)$$

Where x_c is a center along x-axis, y_c is a center along y-axis. The density of ellipse we called DE can be calculated from

$$DE = \frac{\sum_{i=1}^n (Ic_i)}{n \cdot level} \quad (11)$$

Where DE is density, Ic is an intensity value of each pixel inside each region of interest, n is size of an area, $level$ is a color value which has the maximum value of 256.

However, ellipse analysis does not consider only the density information of overall ellipse area, but also consider the density of circle patterns within each ellipse as shown in the following cases.

Pattern #1: Three Adjacent Circles which has diameter of each circle equal to minor axis, where its center point located at the center of the ellipse as shown in Fig. 5.



Fig 5. A pattern of three circle insides the ellipse

The density of first case we called Case1 can be calculated by

$$Case1 = \frac{\sum_{i=1}^3 C_i}{3} \quad (12)$$

Where C_i is density of circle can be computed in Eq. 11

Pattern #2: Two Circles at far sites of the edge of ellipse as shown in Fig. 6.



Fig 6. A pattern of the circle on the edge of ellipse in the second case.

The density of second case we called Case2 can be calculated by

$$Case2 = \frac{C_1 + C_2}{2} \quad (13)$$

Where C_1 and C_2 is density of circle

Pattern #3: Two Circles in between Pattern #1 and Pattern #2 as shown in Fig. 7.



Fig 7. A pattern of the circle the located between Case1 and Case2.

The density in the third case we called Case3 can also be calculated using Eq. 13. The algorithm of ellipse analysis can be summarized as follows.

- 1: **Initial four parameter of ellipse(e) in vertebral spine.**
Let Center is center line of the bone structure, Major is size of vertebral in x-axis
Minor is 20, Angle is 0
- 2: **Compute density in ellipse(e).**
Let N is a number of ellipse.
For each the ellipse(e) between 1 to N. Computed as follows:
 $DE(e)$, Case1(e), Case2(e), Case3(e)
- 3: **Create label of each ellipse(e).**
For each the ellipse(e) in vertebral spine:
If Case1 in ellipse(e) > Case1 in ellipse(e+1) then set Label(e) is 1
Else set Label(e) is 0
- 4: **Adjust label in each ellipse(e).**
For each ellipse(e) in vertebral spine:
a) If Label(e) = 1 and Label(e+1) = 1 then
If Case2(e) < Case2(e+1) then set Label(e) is 0
Update Label
For each ellipse(e) in vertebral spine:
b) If Label(e) = 1 and Label(e+1) = 1 then
If $DE(e) > DE(e+1)$ then
Collect ellipse(e+1) in Idx
Else Collect ellipse(e) in Idx
- 5: **Adjust label between spacing distance in each ellipse(e).**
 $D = Idx(k+1) - Idx(k)$
Let k is number of member in Idx and D is distance of the elliptical
a) If $D = 2$ then
Collect minimal DE of ellipse range between $Idx(k)$ and $Idx(k+1)$ in List
Else Update $Idx(k)$ in List
Repeat a) until computed all element in List
b) If $D = 3$ then
Collect minimal Case3 of ellipse range between $Idx(k)$ and $Idx(k+1)$ in List
Else Update $Idx(k)$ in List
Repeat a) until computed all element in List

IV. EXPERIMENTAL RESULT

From the lab scale experimental on dataset of 50 X-ray images obtained from local university hospital generated by DEXA machine revealed a reasonable result as shown in Fig. 8. Each lumbar spine image composed of T12 and L1 to L4 which has 5 vertebral poses. The proposed method aimed to detect each vertebral pose of the lumbar spine. The proposed method used Precision, Recall, and Accuracy Rate to evaluate performance.

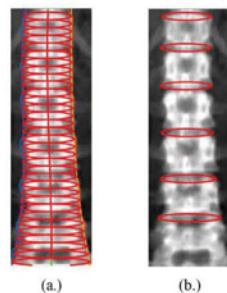


Fig 8. (a.) An ellipsoidal wave in vertebral spine without overlapping area (b.) A final result from ellipse analysis algorithm.

The experimental results are compared with the ground-truth provided by a hospital technical specialist. The performance evaluation indicated that the proposed method obtained 92.54% for Precision, 84.40% for Recall, and 79.02% for Accuracy.

V. CONCLUSION

In this research, an automated vertebral pose segmentation based on geometric analysis is proposed. The proposed method can automatically segment the vertebral pose in a normal environment. The proposed method used geometric features such as an ellipse and circle for finding the location of each vertebral pose. There are two main steps. Firstly, pre-processing step used Gamma Correction to eliminate background and noises. In next step, Level Set, Edge Estimation and Ellipse Analysis methods are used to segment vertebral pose on the images. The results of our proposed method are compared with ground-truth generated by hospital specialist. The result shown that our approach can locate the position of each vertebral pose with 92.54% for Precision, 84.40% for Recall and 79.02% for Accuracy. In future work, the proposed method will be modified to attempt those special cases on complex environment image and a curved-like vertebrae bone image.

VI. ACKNOWLEDGEMENT

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

VII. REFERENCES

- [1] B. Samuvel, V. Thomas, M. M. G. and R. K. J., "A Mask Based Segmentation Algorithm for Automatic Measurement of Cobb Angle from Scoliosis X-Ray Image," 2012 International Conference on Advances in Computing and Communications, Cochin, Kerala, 2012, pp. 110-113. doi: 10.1109/ICACC.2012.224
- [2] B. A. Kusuma, H. A. Nugroho and S. Wibirama, "Spinal curvature determination from scoliosis X-Ray image using sum of squared difference template matching," 2016 2nd International Conference on Science and Technology-Computer (ICST), Yogyakarta, 2016, pp. 29-34. doi: 10.1109/ICSTC.2016.7877343
- [3] C. Li, C. Xu, C. Gui and M. D. Fox, "Distance Regularized Level Set Evolution and Its Application to Image Segmentation," in IEEE Transactions on Image Processing, vol. 19, no. 12, pp. 3243-3254, Dec. 2010. doi: 10.1109/TIP.2010.2069690
- [4] Y. Li, W. Liang, J. Tan and Y. Zhang, "A novel automatically initialized level set approach based on region correlation for lumbar vertebrae CT image segmentation," 2015 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA) Proceedings, Turin, 2015, pp. 291-296. doi: 10.1109/MeMeA.2015.7145215
- [5] S. Ruiz-España, A. Diaz-Parra, E. Arana and D. Moratal, "A fully automated level-set based segmentation method of thoracic and lumbar vertebral bodies in Computed Tomography images," 2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Milan, 2015, pp. 3049-3052. doi: 10.1109/EMBC.2015.7319035



WALAILAK UNIVERSITY

Nakhon Si Thammarat : 222 Thaiburi, Thasala District, Nakhon Si Thammarat 80160 THAILAND
Tel. (66 75) 673-000, 384-000 Fax. (66 75) 673-708, 384-258 E-mail : wu@wu.ac.th

Bangkok co-ordination Unit : 979/44-45 19th Floor SM TOWER Phahon Yothin Rd., Phaya Thai, BANGKOK 10400 THAILAND
Tel. (66 2) 298-0290-3 Fax. (66 2) 298-0248 E-mail : wu-bkk@wu.ac.th

MOE 5755 00/ C 4133

School of Informatics
Walailak University
Nakhon Si Thammarat 80161
THAILAND

June 15, 2017

Dear Jakapong Boonyai

Your paper 1570372259 ('Vertebral Pose Segmentation on Low Radiation Image using Convergence Gravity Force') for JCSSE2017 - the 14th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering has been accepted for oral presentation. Decisions were made based on a double-blind review process. The technical session will be during the main conference (Wednesday July 12th, 2017 – Friday 14th, 2017), held at Twin Lotus Hotel, Nakhon Si Thammarat, Thailand. For the paper to be included in the conference proceedings, which will be published in IEEE Xplore® Digital Library (IEEE Catalog Number: 40590) and indexed by the relevant databases.

On behalf of the organizing committee, we thank you for your contribution and look forward to seeing you.

Sincerely,

(Assoc. Prof. Dr. Pongpong Boonbrahm)

General Chair

The 14th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering



ที่ ๕๒/๒๕๖๐

เอกสารรับรองผลการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์
มหาวิทยาลัยบูรพา

คณะกรรมการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ มหาวิทยาลัยบูรพา ได้พิจารณาโครงการวิจัย

รหัสโครงการวิจัย Sci 018/2560

โครงการวิจัยเรื่อง การแบ่งส่วนข้อของกระดูกสันหลังจากภาพถ่าย DXA โดยการประยุกต์ใช้ External force

หัวหน้าโครงการวิจัย นายจักรพงษ์ บุญใหญ่

หน่วยงานที่สังกัด นิสิตรระดับบัณฑิตศึกษา คณะวิทยาการสารสนเทศ

คณะกรรมการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ มหาวิทยาลัยบูรพา ได้พิจารณาแล้วเห็นว่า โครงการวิจัยดังกล่าวเป็นไปตามหลักการของจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ โดยที่ผู้วิจัยเคารพสิทธิและศักดิ์ศรี ในความเป็นมนุษย์ ไม่มีการล่วงละเมิดสิทธิ สวัสดิภาพ และไม่ก่อให้เกิดอันตรายแก่ตัวอย่างการวิจัยและผู้เข้าร่วม โครงการวิจัย

จึงเห็นสมควรให้ดำเนินการวิจัยในขอบข่ายของโครงการวิจัยที่เสนอได้ (ดูตามเอกสารตรวจสอบ)

- | | |
|---|--|
| ๑. เอกสารโครงการวิจัยฉบับภาษาไทย | ฉบับที่ ๑ วันที่ ๒๒ เดือน มีนาคม พ.ศ. ๒๕๖๐ |
| ๒. เอกสารชี้แจงผู้เข้าร่วมโครงการวิจัย | ฉบับที่ - วันที่ - เดือน - พ.ศ. - |
| ๓. เอกสารแบบแสดงความยินยอมของผู้เข้าร่วมโครงการวิจัย | ฉบับที่ - วันที่ - เดือน - พ.ศ. - |
| ๔. เอกสารแสดงรายละเอียดเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัยซึ่งผ่านการพิจารณาจากผู้ทรงคุณวุฒิแล้ว หรือชุดที่ใช้เก็บข้อมูล
จริงจากผู้เข้าร่วมโครงการวิจัย | ฉบับที่ - วันที่ - เดือน - พ.ศ. - |

การรับรองผลการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ฉบับนี้ มีผลตั้งแต่วันที่ ๑ เดือน เมษายน พ.ศ. ๒๕๖๐

ออกให้ ณ วันที่ ๒๒ เดือน มีนาคม พ.ศ. ๒๕๖๐

ลงนาม

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วิวิท แจ็งเอี่ยม)

ประธานคณะกรรมการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์
มหาวิทยาลัยบูรพา