



## รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

โครงการ การประกอบคืนสภาพจากภาพกระดูกสันหลังสองมิติเป็นภาพสามมิติ  
เพื่อสนับสนุนการวินิจฉัยทางคลินิกและการคำนวณมวลกระดูกแบบอัตโนมัติ

(2 Dimension Vertebral Bone Image Reconstruction into 3  
Dimension for Supporting Clinical Analysis and Bone Mass  
Automatic Calculation)

### คณะผู้วิจัย

นางสาวสุวรรณา รัชมีขวัญ	หัวหน้าโครงการวิจัย
นายกฤษณะ ชินสาร	ผู้ร่วมวิจัย
นายภูสิต กุลเกษม	ผู้ร่วมวิจัย
นางสาวเบญจภรณ์ จันทรวงกุล	ผู้ร่วมวิจัย
นางสาวจรรยา อ้นปิ่นส์	ผู้ร่วมวิจัย
พญ.อลิสรา วงศ์สุทธิเลิศ	ผู้ร่วมวิจัย
นายอัครณัฐพันธ์ รอดทุกข์	ผู้ร่วมวิจัย
นายชิตชนก เหลือสินทรัพย์	ผู้ร่วมวิจัย
นายวัชรพงศ์ อยู่ขวัญ	ผู้ช่วยวิจัย
นายศิวกรณ์ อจรรักษา	ผู้ช่วยวิจัย
นางสาวเสาวลักษณ์ ธรรมนาวาศ	ผู้ช่วยวิจัย
นางสาวจิราภรณ์ วงवाल	ผู้ช่วยวิจัย

โครงการวิจัยประเภทงบประมาณเงินรายได้  
จากเงินอุดหนุนรัฐบาล (งบประมาณแผ่นดิน)

ปีงบประมาณ พ.ศ. ๒๕๖๐

มหาวิทยาลัยบูรพา

รหัสโครงการ 2560A10802155

เลขที่สัญญา 67/2560

### รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

โครงการ การประกอบคืนสภาพจากภาพกระดูกสันหลังสองมิติเป็นภาพสามมิติ  
เพื่อสนับสนุนการวินิจฉัยทางคลินิกและการคำนวณมวลกระดูกแบบอัตโนมัติ

(2 Dimension Vertebral Bone Image Reconstruction into 3  
Dimension for Supporting Clinical Analysis and Bone Mass  
Automatic Calculation)

#### คณะผู้วิจัย

นางสาวสุวรรณา รัศมีขวัญ	หัวหน้าโครงการวิจัย
นายกฤษณะ ชินสาร	ผู้ร่วมวิจัย
นายภูสิต กุลเกษม	ผู้ร่วมวิจัย
นางสาวเบญจภรณ์ จันทรวงกุล	ผู้ร่วมวิจัย
นางสาวจรรยา อ้นปิ่นส์	ผู้ร่วมวิจัย
พญ.อลิสรา วงศ์สุทธิเลิศ	ผู้ร่วมวิจัย
นายอัฒณันุพันธ์ รอดทุกข์	ผู้ร่วมวิจัย
นายชิตชนก เหลือสินทรัพย์	ผู้ร่วมวิจัย
นายวัชรพงศ์ อยู่ขวัญ	ผู้ช่วยวิจัย
นายศิวกรณ์ อาจรักษา	ผู้ช่วยวิจัย
นางสาวเสาวลักษณ์ ธรรมนาวาศ	ผู้ช่วยวิจัย
นางสาวจิราภรณ์ วงवाल	ผู้ช่วยวิจัย

คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยบูรพา

กันยายน 2561

## กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนการวิจัยจากงบประมาณเงินรายได้จากเงินอุดหนุนรัฐบาล  
(งบประมาณแผ่นดิน) ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2560 มหาวิทยาลัยบูรพา ผ่านสำนักงาน  
คณะกรรมการการวิจัยแห่งชาติ เลขที่สัญญา 67/2560

คณะผู้วิจัย

กันยายน 2561

## บทคัดย่อ

การแบ่งส่วนข้อของกระดูกสันหลังในเพื่อวินิจฉัยโรคกระดูกพรุน (Osteoporosis) ซึ่งเป็นโรคที่เกิดจากความหนาแน่นของมวลกระดูกลดน้อยลง ทำให้กระดูกเสื่อม เปราะบางและแตกหักง่าย และกระดูกจะไม่สามารถทำงานหรือเคลื่อนไหวได้อย่างตามปกติ ซึ่งในปัจจุบันมีงานวิจัยทางด้านเทคนิคการประมวลผลภาพที่เสนอวิธีการแบ่งส่วนข้อของกระดูกสันหลัง ในโครงการวิจัยจึงนำเสนอขั้นตอนวิธีการแบ่งส่วนข้อกระดูกสันหลังในภาพถ่ายรังสีเอกซ์ เพื่อช่วยสนับสนุนในการตัดสินใจของแพทย์ ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอมีด้วยกันทั้งหมด 3 ขั้นตอนหลัก ได้แก่ ขั้นตอนการเตรียมภาพ (Image Pre-processing) เพื่อให้ง่ายต่อการประมวลผลภาพ, ขั้นตอนการแบ่งส่วนข้อของกระดูกสันหลัง (Segmentation) ซึ่งในขั้นตอนการแบ่งส่วนนี้จะแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอนย่อยคือ การแบ่งส่วนในแนวนอน (Vertical) และการแบ่งส่วนในแนวตั้ง (Horizontal) เพื่อแบ่งส่วนข้อของกระดูกสันหลังในแนวตั้งและแนวนอน ในขั้นตอนสุดท้ายเป็นขั้นตอนการเลือกตำแหน่งที่สนใจ (Prediction) เพื่อเลือกตำแหน่งที่คาดว่าจะน่าจะเป็นบริเวณข้อกระดูก จากผลการทดลองพบว่าการนำเอาเทคนิคด้านการประมวลผลภาพ เข้ามาใช้ในการแยกส่วนของภาพถ่ายกระดูกสันหลังที่มีคุณภาพต่ำเพื่อนำภาพไปตรวจสอบหรือพยากรณ์โรคกระดูก โดยผ่านขั้นตอนวิธีที่มาจากผู้วิจัยได้นำเสนอ และหลังจากได้ผลลัพธ์จากกระบวนการแยกส่วนของกระดูกสันหลังแล้ว จะเข้าสู่กระบวนการปรับปรุงส่วนของผลลัพธ์ จากผลการทดลองที่ได้จะสามารถนำไปช่วยเหลือในการแนะนำผู้เชี่ยวชาญในการลดเวลาที่ใช้ในส่วนของการวาดขอบเขตของกระดูกสันหลังได้มากยิ่งขึ้น

## สารบัญ

	หน้า
สารบัญ.....	ก
สารบัญรูปภาพ.....	ข
สารบัญตาราง.....	ค
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา .....	1
1.2 ประเด็นปัญหาทางานวิจัย .....	3
1.3 วัตถุประสงค์การวิจัย.....	5
1.4 ขอบเขตของงานวิจัย.....	5
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	6
1.6 แผนการดำเนินงานวิจัย .....	7
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง .....	6
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง .....	6
2.1.5 การขยาย (Dilation).....	11
2.1.6 การกัดกร่อนภาพ (Erosion).....	11
2.1.7 วิธีการโอเพนนิ่ง (Opening).....	12
2.1.8 การปรับปรุงภาพด้วยวิธีการรูปหมวก (Top-Hat Transform) .....	13
2.1.9 การเลือกเส้นโค้งที่เหมาะสมด้วยวิธีการโพลีโนเมียล (Polynomial Curve Fitting).....	14
2.1.10 การหาขอบภาพด้วยวิธีการเลเวลเซต (Level Set Method).....	15
2.1.11 ความชันและมุม (Slope and Angle).....	17
2.1.12 เกรเดียนต์ (Gradient).....	18
2.1.13 การหาค่าสูงสุดสัมพัทธ์และค่าต่ำสุดสัมพัทธ์ (Relative Max , Min).....	19
2.2 เครื่องมือการวัดประสิทธิภาพ .....	21
2.3 วรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง .....	22
บทที่ 3 วิธีดำเนินงานวิจัย.....	28
3.1 กระบวนการก่อนการประมวลผลภาพ.....	29

3.2 ขั้นตอนการแบ่งส่วน (SEGMENTATION).....	31
3.2.1 การหาโครงร่างของกระดูกในแกนตั้ง (Vertical Segmentation).....	32
3.2.2 การปรับความสว่างของภาพ (Gamma Correction for Enhancing Image).....	32
3.2.3 การหาโครงร่างของกระดูกด้วยวิธีการเลเวลเซต (Level Set Method for Finding Vertical Edge).....	33
3.2.4 การหาแกนหลักของกระดูกโดยใช้ค่าเฉลี่ยของเส้นแกนตั้ง (Vertical Mean Point Average Method for Locating Vertical Spine ).....	34
3.2.5 การหาลักษณะที่เป็นข้อของกระดูก (Horizontal Segmentation).....	36
3.2.6 การปรับปรุงภาพด้วยวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก (Top-Hat Transform).....	37
3.2.7 การหาแรงภายนอกของภาพ (External Force) .....	38
3.2.8 การหาผลรวมของค่าความสว่างในแต่ละทิศทาง (Summation Projection).....	39
3.3 ขั้นตอนการเลือกตำแหน่งที่สนใจ (Prediction).....	41
3.3.1 ขั้นตอนการหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์สำหรับพิจารณาข้อของกระดูก (Local Maxima for Estimating Vertebra Pose).....	41
3.3.2 ขั้นตอนการแบ่งส่วนสำหรับปรับมุมข้อกระดูก (Vertebral Skew Detection).....	42
บทที่ 4 ผลการทดลอง.....	44
4.1 ขั้นตอนกระบวนการก่อนการประมวลผลภาพ.....	44
4.2 ขั้นตอนกระบวนการแยกส่วนของรูปภาพกระดูกสันหลัง .....	46
4.3 ขั้นตอนการหาโครงร่างของกระดูกในแกนตั้ง .....	47
4.3.1 การปรับความสว่างของภาพ .....	47
4.3.2 การหาโครงร่างของกระดูกด้วยวิธีการเลเวลเซต.....	47
4.3.3 การหาแกนหลักของกระดูก .....	48
4.4 ขั้นตอนการแบ่งส่วนในแกนนอน .....	49
4.4.1 การปรับปรุงภาพด้วยวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก .....	49
4.4.2 การหาแรงภายนอก.....	50
4.4.3 การหาผลรวมของค่าความสว่างในแต่ละทิศทาง.....	51
4.5 ขั้นตอนการเลือกตำแหน่งที่สนใจ.....	53
4.5.1 การหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์สำหรับการวิเคราะห์ข้อกระดูก.....	53

4.5.2 การแบ่งส่วนสำหรับปรับมุมข้อของกระดูก .....	54
4.6 การวัดประสิทธิภาพของวิธีการที่นำเสนอ .....	55
บทที่ 5 สรุปผลการทดลอง .....	61
5.1 สรุปผลการทดลอง .....	61
5.2 งานวิจัยที่จะทำต่อในอนาคต .....	61
5.3 ประโยชน์ที่ได้รับ .....	62
5.4 ปัญหาและอุปสรรคที่พบ .....	62
5.5 ข้อเสนอแนะ .....	62
บรรณานุกรม .....	63

## สารบัญรูปภาพ

รูปที่	หน้า
รูปที่ 2-1 ส่วนประกอบของกระดุกสันหลัง.....	7
รูปที่ 2-2 ส่วนประกอบโครงสร้างแบบเส้นตรง ที่ทำมุม 45 องศา .....	9
รูปที่ 2-3 ส่วนประกอบโครงสร้างรูปจาน .....	9
รูปที่ 2-4 ส่วนประกอบโครงสร้างรูปสี่เหลี่ยม.....	10
รูปที่ 2-5 ส่วนประกอบโครงสร้างรูปข้าวหลามตัด .....	10
รูปที่ 2-6 ส่วนประกอบโครงสร้างรูปแปดเหลี่ยม.....	10
รูปที่ 2-7 ตัวอย่างภาพที่ผ่านกระบวนการขยาย (ก) ภาพต้นฉบับ (ข) ภาพหลังจากผ่านการขยาย. 11	11
รูปที่ 2-8 ตัวอย่างภาพที่ผ่านกระบวนการกัดกร่อน (ก) ภาพต้นฉบับ (ข) ภาพหลังจากผ่านการกัดกร่อน.....	12
รูปที่ 2-9 ตัวอย่างการประมาณค่าความโค้งด้วยวิธีการโพลีโนเมียล order ที่ 5 กำลัง 2.....	15
รูปที่ 2-10 ตัวอย่างการหาขอบของวัตถุด้วยวิธีเลเวลเซต.....	16
รูปที่ 2-11 การหาความชันของเส้นตรงของจุด 2 จุด.....	17
รูปที่ 2-12 ตัวอย่างการหาเกรเดียนต์ของภาพ (ก) ภาพต้นฉบับ (ข) การหาเกรเดียนต์ตามแนวแกน x (ค) การหาเกรเดียนต์ตามแนวแกน y (ง) ภาพหลังจากผ่านการทำให้ขอบเด่นชัดขึ้นทั้ง 2 แกน.....	19
รูปที่ 2-13 (ก) การหาค่าสูงสุดสัมพัทธ์ที่จุด P และ (ข) การหาค่าต่ำสุดสัมพัทธ์ที่จุด P.....	20
รูปที่ 3-1 แผนภาพแสดงขั้นตอนการแยกภาพถ่ายส่วนของกระดุกสันหลัง.....	28
รูปที่ 3-2 กราฟแสดงความสัมพันธ์ของกระดุกสันหลังสังเกตได้จากช่วงข้อมูลของกระดุกสันหลังจะอยู่ที่กึ่งกลางของกราฟ.....	30
รูปที่ 3-3 กราฟที่แสดงช่วงที่เป็นเพียงกระดุกสันหลังบนกราฟซึ่งส่วนอื่นจะถูกกำจัดออกไป .....	31
รูปที่ 3-4 ตัวอย่างการกำหนดบริเวณของเลเวลเซตฟังก์ชัน .....	34
รูปที่ 3-5 รหัสเทียมของขั้นตอนวิธีการหาแกนหลักของกระดุก.....	36
รูปที่ 3-6 (ก) ลักษณะของมาสกในแกนนอน (X-Axis) (ข) ลักษณะของมาสกในแกนตั้ง (Y-Axis) ....	38
รูปที่ 3-7 รหัสเทียมของขั้นตอนวิธีการหาผลรวมของค่าความสว่างในแต่ละทิศทาง.....	40
รูปที่ 3-8 รหัสเทียมของขั้นตอนวิธีการหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์สำหรับพิจารณาตำแหน่งข้อของกระดุก. 42	42
รูปที่ 3-9 (ก) ลักษณะการสร้างเส้นตรง 2 เส้น โดยเส้นสีแดงคือตำแหน่งของเส้นแกนกลาง.....	43



รูปที่ 4-1 (ก) คือภาพต้นฉบับก่อนกระบวนการครอตัดรูปภาพแบบอัตโนมัติ.....	44
รูปที่ 4-2 (ก) คือภาพที่ผ่านกระบวนการแยกส่วนของรูปภาพด้วยวิธีการ Otsu's threshold เพียง อย่างเดียว.....	45
รูปที่ 4-3 (ก) คือภาพที่ผ่านกระบวนการ superpixels ด้วยจำนวนกลุ่มเท่ากับ 50 กลุ่ม .....	46
รูปที่ 4-4 (ก) ภาพระดับเทาที่ผ่านขั้นตอนการระบุพื้นที่ (ข) ภาพที่ผ่านการปรับค่าความสว่าง.....	47
รูปที่ 4- 5 (ก) ภาพที่ผ่านวิธีการปรับค่าความสว่าง (ข) การหาขอบภาพด้วยวิธี (DRLSE) (ค) พื้นที่ ของกระดูกเมื่อเลเวลเซตฟังก์ชัน $\varphi < 0$ และ (ง) ขอบของกระดูกเมื่อเลเวลเซตฟังก์ชัน $\varphi = 0$ .....	48
รูปที่ 4- 6 (ก) เส้นขอบที่ได้หลังจากผ่านกระบวนการเลเวลเซต (ข) เส้นสีเหลืองคือเส้นที่ผ่านการ ประมาณค่าด้วยวิธีโพลิโนเมียล และ (ค) เส้นสีน้ำเงินคือเส้นที่ได้จากการนำเส้นสีเหลืองทั้ง 2 เส้น คำนวณหาค่าเฉลี่ย โดยเส้นสีน้ำเงินนี้จะใช้เป็นเส้นแกนหลักของกระดูก .....	49
รูปที่ 4-7 (ก) ภาพระดับเทาที่ผ่านขั้นตอนการระบุพื้นที่ (ข) ผลลัพธ์ของวิธีการกัดกร่อน (ค) ผลลัพธ์ หลังจากนำภาพ (ข) มาผ่านวิธีการขยาย และ (ง) ผลลัพธ์ที่ผ่านกระบวนการปรับปรุงภาพด้วยวิธีการ แปลงข้อมูลรูปหมวก.....	50
รูปที่ 4-8 (ก) ภาพที่ผ่านขั้นตอนวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก (ข) ภาพผลลัพธ์เมื่อหาอนุพันธ์ใน แนวแกนนอน X-Axis (ค) ภาพผลลัพธ์เมื่อหาอนุพันธ์ในแนวแกนตั้ง Y-Axis และ (ง) ภาพผลลัพธ์ เมื่อนำทั้งสองภาพรวมเข้าด้วยกัน.....	51
รูปที่ 4-9 (ก) ภาพผลลัพธ์ที่ผ่านวิธีการรูปหมวก (ข) ผลรวมของค่าความสว่างของภาพ ก ในแต่ละ แถวของเส้นแกนหลัก (ค) ภาพผลลัพธ์ของการหาแรงภายนอก และ (ง) ผลรวมของค่าความสว่างของ ภาพ (ข) ในแต่ละแถวของเส้นแกนหลัก .....	52
รูปที่ 4- 10 (จ) ผลลัพธ์ของการหาผลคูณของภาพ (ข) และ (ง).....	52
รูปที่ 4- 11 (ก) ข้อมูลที่นำมาใช้สำหรับการวิเคราะห์ และ (ข) แบ่งข้อมูลออกเป็นช่วง.....	53
รูปที่ 4- 12 (ก) ภาพข้อมูลที่ถูกแบ่งออกเป็นช่วง และ (ข) หาค่าสูงสุดสัมพัทธ์ของข้อมูล .....	53
รูปที่ 4- 13 (ก) ภาพหลังจากหาค่าสูงสุดสัมพัทธ์ในแต่ละช่วง และ (ข) ภาพผลลัพธ์หลังจากปรับ ตำแหน่งของจุดสูงสุดสัมพัทธ์ใหม่ซึ่งตำแหน่งนี้จะใช้เป็นตำแหน่งสำหรับการระบุข้อของกระดูก .....	54
รูปที่ 4- 14 (ก) ภาพระดับเทาที่ผ่านขั้นตอนการระบุพื้นที่แบบอัตโนมัติ และ (ข) ภาพผลลัพธ์ของ ขั้นตอนการระบุตำแหน่งของข้อกระดูก.....	55
รูปที่ 4- 15 (ก) และ (ค) คือ ตัวอย่างภาพผลเฉลยที่ได้จากแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ .....	56

## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
ตารางที่ 1-1 แผนการดำเนินงานวิจัย.....	7
ตารางที่ 4- 1 ผลลัพธ์การวัดประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอด้วยวิธีคอนฟิวชันเมทริกซ์.....	57
ตารางที่ 4- 2 ร้อยละความถูกต้องของคอนฟิวชันเมทริกซ์.....	58
ตารางที่ 4- 3 ผลลัพธ์การวัดประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอด้วยวิธีการหาพื้นที่ทับซ้อน (Area Overlap) เมื่อเทียบกับผลเฉลย (Ground-truth) มีทั้งหมด 5 ข้อ คือ L1 – L5.....	59
ตารางที่ 4- 4 ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยของการหาพื้นที่ทับซ้อนในแต่ละข้อ.....	60

## บทที่ 1

### บทนำ

#### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ความหนาแน่นมวลกระดูก (Bone Density หรือ Bone Mineral Density) หรือ มวลกระดูก หมายถึงส่วนประกอบที่เป็นสารอนินทรีย์หรือแร่ธาตุของกระดูก ได้แก่ แคลเซียม แมกนีเซียม เป็นต้น เพื่อป้องกันความแข็งแรงของกระดูกที่เจริญเต็มที่แล้ว โดยปกติกระดูกของมนุษย์จะมีการเจริญเติบโตในเรื่องของความหนาแน่นขึ้นเป็นระยะและจะแข็งแรงที่สุดในช่วงก่อนอายุ 30 ปี ซึ่งเป็นระยะที่ร่างกายของมนุษย์มีมวลเนื้อกระดูกมากที่สุด หากพ้นวัยนี้แล้วร่างกายจะไม่สามารถสะสมเนื้อกระดูกเพิ่มขึ้น เนื่องจากกระบวนการสลายกระดูกเกิดขึ้นมากกว่า และเมื่อมวลกระดูกเริ่มเสื่อมสลาย ผลลัพธ์ที่ตามมาคือ โรคต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้อง อาทิเช่น โรคกระดูกพรุน

โรคกระดูกพรุน (Osteoporosis) เป็นภาวะที่มวลกระดูกภายในร่างกายมีความหนาแน่นต่ำ ส่งผลให้เกิดความเสี่ยงต่อการที่จะเกิดการกระดูกหักได้ง่ายมากขึ้น แม้เพียงได้รับการกระทบเพียงเล็กน้อย เช่น หกล้มแล้วกระดูกหัก เป็นต้น สาเหตุของการเกิดโรคกระดูกพรุนมีหลายปัจจัย แต่ที่พบมากที่สุดคือ ปัจจัยที่เกิดจากสตรีวัยหมดประจำเดือนที่ขาดฮอร์โมนเอสโตรเจนจากรังไข่หรือจำนวนอายุที่มากขึ้น ก็เป็นอีกปัจจัยที่ทำให้เกิดการสึกหรอได้มากขึ้นทั้งสิ้น ซึ่งการลดลงของมวลกระดูกตามปัจจัยเหล่านี้หากมีอัตราที่มากพอก็อาจทำให้เป็นโรคกระดูกพรุนได้ โรคกระดูกถือเป็นภัยแรงเงียบอย่างหนึ่ง เพราะไม่มีอาการเตือนล่วงหน้าจนกระทั่งมีกระดูกหักครั้งแรกโดยเฉพาะในส่วนของกระดูกข้อมือ กระดูกสะโพก และกระดูกสันหลัง อาการแทรกซ้อนภายหลังจากกระดูกหัก เช่น การเกิดแผลกดทับ โรคทางระบบหายใจ กล้ามเนื้ออ่อนแรง และเป็นสาเหตุสำคัญของการเสียชีวิต ดังนั้นการไปตรวจหรือพยากรณ์อัตรามวลกระดูกในร่างกายนั้นจึงเป็นสิ่งสำคัญเพื่อป้องกันและรักษาการเกิดโรคกระดูกพรุนได้ทันเวลาที่

ในปัจจุบันการตรวจหรือพยากรณ์การเกิดโรคกระดูกพรุนมีหลายวิธี อาทิเช่น Radiogrammetry, Single Photon Absorptiometry (SPA), Dual Photon Absorptiometry (DPA), Single Energy X-ray Absorptiometry (SXA), Dual Energy X-ray Absorptiometry (DXA), Quantitative Computed Tomography (QCT), และ Quantitative Ultrasound อย่างไรก็ตามวิธีที่เป็นที่นิยมมากที่สุดคือการวินิจฉัยจากการวัดความหนาแน่นของมวลกระดูก (Bone Mineral Density Measurement) โดยใช้เครื่อง Dual Energy X-ray Absorptiometry

(DXA) ซึ่งส่วนใหญ่จะวินิจฉัยและวัดความหนาแน่นของกระดูกที่บริเวณกระดูกสันหลัง กระดูก สะโพก กระดูกต้นขา และปลายกระดูกข้อมือเป็นหลัก ซึ่งค่าที่ได้ไปเปรียบเทียบกับค่าปกติในเพศ และอายุช่วงเดียวกันถ้ากระดูกมี Bone Mineral Density (BMD) < 1.00 gm/cm<sup>2</sup> จะมีโอกาส กระดูกหักได้ง่าย ซึ่งเครื่อง DXA นั้นจะมีการแผ่รังสีไปทั่วบริเวณต่าง ๆ ของผู้ป่วยและนำภาพถ่าย x-ray ที่ได้จากเครื่อง DXA ส่งต่อให้ผู้เชี่ยวชาญทางด้านกระดูกทำการหาขอบเขตของกระดูกที่ ถูกต้องเพื่อใช้ในการวัดมวลกระดูกและตรวจหาโรคกระดูกพรุนต่อไป

การปล่อยรังสีจากเครื่อง DXA นั้นสามารถเลือกปริมาณการแผ่รังสีสู่ร่างกายผู้ป่วยได้ว่าจะแผ่ รังสีจำนวนมากหรือน้อยหากเครื่อง DXA มีการแผ่รังสีออกไปจำนวนมากผลที่ตามมาคือภาพถ่าย รังสีเอกซ์ (X-ray) ที่ได้จากเครื่องจะมีคุณภาพสูงหรือเห็นรายละเอียดของแต่ละส่วนของกระดูก ชัดเจนและง่ายในการหาขอบเขตของกระดูกจากผู้เชี่ยวชาญทางด้านกระดูก เนื่องจากในปัจจุบัน การหาขอบเขตของกระดูกยังใช้วิธีการแบบกำหนดเอง (Manual) อยู่ แต่ผลที่ตามมาของผู้ป่วยคือ เมื่อได้รับรังสีเข้าสู่ร่างกายจำนวนมากอาจก่อให้เกิดอันตรายที่จะเกิดโรคต่าง ๆ ที่ได้รับผลกระทบ จากรังสีได้ เช่น เนื้องอก มะเร็ง มีโอกาสที่เสี่ยงจะเป็นหมันมากขึ้น มีบุตรยาก เป็นต้น ดังนั้นทาง แพทย์จึงเลือกที่จะแผ่รังสีสู่ร่างกายผู้ป่วยน้อยมากเพื่อลดความเสี่ยงต่อการเกิดโรคดังกล่าว แต่ ผลกระทบที่ตามมาคือภาพที่ได้จากเครื่อง DXA มีคุณภาพต่ำและทำให้มองเห็นรายละเอียดของ กระดูกไม่ชัด และเกิดความยากลำบากแก่ผู้เชี่ยวชาญทางด้านกระดูกในการวาดขอบเขตของกระดูกที่จะ ใช้ในการตรวจโรคกระดูกพรุนได้ถูกต้อง เพราะภาพมีคุณภาพต่ำ ซึ่งอาจทำให้เกิดความผิดพลาดใน การวาดขอบเขตของกระดูกและการวาดขอบเขตของกระดูกบางภาพต้องใช้เวลานานเนื่องต้องการ ขอบเขตของกระดูกที่ต้องการแบบถูกต้องที่สุด

ดังนั้นสิ่งที่กล่าวมาข้างต้นนี้จึงเป็นเหตุผลสำคัญประการหนึ่งที่ทำให้เกิดงานวิจัยในเชิงการ พัฒนาโปรแกรมประยุกต์คอมพิวเตอร์สำหรับประมวลผลภาพถ่ายของกระดูกในรูปแบบต่าง เช่น ภาพถ่ายกระดูกจากรังสีเอกซ์ภาพถ่ายกระดูกแบบ Computed Tomography (CT) หรือ ภาพถ่าย กระดูกแบบ Magnetic resonance Imaging (MRI) ทั้งแบบอัตโนมัติและกึ่งอัตโนมัติ จึงถูกพัฒนา คิดค้นและเผยแพร่อย่างต่อเนื่องในรอบหลายปีที่ผ่านมาอัลกอริทึมที่หลากหลายได้ถูกคิดค้น พัฒนาขึ้นมาเพื่อนำผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริทึมเหล่านั้นไปช่วยเหลือหรือช่วยแนะนำผู้เชี่ยวชาญ ทางด้านกระดูกในการลดเวลาในการวาดขอบเขตของกระดูกในแต่ละภาพให้น้อยลงและเพิ่มความ ถูกต้องในการสกัดขอบกระดูกให้มากขึ้นและนำภาพเหล่านั้นไปตรวจหรือพยากรณ์โรคต่าง ๆ ที่เกิด จากกระดูกต่อไป

หัวข้อวิจัยที่เป็นที่สนใจสำหรับทางผู้วิจัยในงานวิจัยนี้ เป็นการศึกษาเพื่อออกแบบ อัลกอริทึมการประมวลผลภาพถ่ายกระดูกที่เป็นส่วนของกระดูกสันหลังจากรังสีเอกซ์ที่มีคุณภาพต่ำ ที่มีลักษณะของความคล้ายคลึงกันมากระหว่างส่วนของกระดูกสันหลังที่ต้องการใช้ในการตรวจหรือพยากรณ์การเกิดโรคกระดูกพรุนกับส่วนกระดูกสันหลังที่ไม่ต้องการนำไปใช้ตรวจหรือพยากรณ์การเกิดโรคกระดูกพรุน และสกัดส่วนของกระดูกสันหลังที่ต้องการออกมาได้ถูกต้องมากที่สุด ซึ่งการทำงานข้างต้นจะประกอบด้วยขั้นตอนหลัก คือ การสกัดส่วนของกระดูกสันหลังที่ต้องการได้อย่างถูกต้อง การตรวจสอบความถูกต้องว่ากระดูกที่ได้มาจากขั้นตอนแรกเป็นกระดูกสันหลังที่ต้องการทั้งหมดจริงไม่มีส่วนอื่นที่ไม่ต้องการปะปนอยู่ด้วย และหลังจากนั้นนำภาพที่ได้จากกระบวนการที่ผ่านมาทำการวัดมวลกระดูกเพื่อตรวจโรคกระดูกพรุน และเมื่อได้อัลกอริทึมดังกล่าวมาแล้วก็นำไปพัฒนาต่อยอดเป็นซอฟต์แวร์ประยุกต์สำหรับช่วยเหลือทางการแพทย์ต่อไป

ทางผู้วิจัยจะทำการทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมสำหรับการสกัดส่วนของกระดูกสันหลัง ที่ถูกต้อง และการวัดมวลกระดูกเพื่อตรวจหรือพยากรณ์การเกิดโรคกระดูกพรุนกับข้อมูลภาพจากฐานข้อมูลภาพที่เป็นภาพถ่ายกระดูกสันหลังจากรังสีเอกซ์ที่มีคุณภาพต่ำ ซึ่งได้รับฐานข้อมูลนี้มาจากโรงพยาบาลภายในมหาวิทยาลัยบูรพา

## 1.2 ประเด็นปัญหางานวิจัย

คุณลักษณะที่สำคัญของปัญหาภาพที่มีคุณภาพต่ำนั้นสามารถอธิบายได้ดังนี้

- ภาพที่มีคุณภาพต่ำอาจทำให้เกิดความผิดพลาดในการหาขอบเขตของและบริเวณข้อกระดูกสันหลังที่ต้องการนำไปตรวจหรือพยากรณ์การเกิดโรคกระดูกพรุนให้มีความถูกต้องได้
- ภาพที่มีคุณภาพต่ำอาจทำให้เกิดความผิดพลาดในการหาขอบเขตและบริเวณข้อของกระดูกสันหลังในกรณีที่มีกระดูกส่วนอื่นปะปนมาด้วย อย่างเช่น Facet joint
- บางครั้งกระดูกสันหลังที่หาขอบเขตมาได้อาจมีโรคที่ติดมาด้วยอาจทำให้การคำนวณมวลกระดูกหรือพยากรณ์การเกิดโรคกระดูกพรุนเกิดความผิดพลาดได้

ปัญหาของภาพกระดูกสันหลังที่มีคุณภาพต่ำก่อให้เกิดความยากในการวาดขอบเขตและข้อของภาพถ่าย กระดูกสันหลังเนื่องจากภาพที่ได้ไม่สามารถมองเห็นส่วนประกอบของกระดูกสันหลังที่ต้องการนำไปตรวจหรือพยากรณ์การเกิดโรคกระดูกพรุนได้ชัด และอาจจะทำให้เกิดความผิดพลาดได้ง่ายเพราะการวาดขอบเขตและข้อของกระดูกสันหลังจากผู้เชี่ยวชาญทางด้านกระดูกในปัจจุบันยังเป็นแบบกำหนดเองอยู่ ดังนั้นในประเด็นปัญหาทางานวิจัยนี้ ทางผู้วิจัยเสนอวิธีการปรับคุณภาพของภาพและวิธีการหาขอบเขตและข้อของกระดูกสันหลังจากภาพถ่ายรังสีเอกซ์ที่มีคุณภาพต่ำแบบอัตโนมัติ และสามารถนำขอบเขตและข้อของกระดูกสันหลังที่ได้ไปใช้พยากรณ์การเกิดโรคกระดูกพรุน เพื่อใช้ในการแก้ในส่วนของประเด็นปัญหาทางานวิจัยเหล่านี้

**ประเด็นที่ 1** เพื่อแก้ไขประเด็นปัญหาวิจัยที่ 1 ในหัวข้องานวิจัยนี้ทางผู้วิจัยได้นำเสนอการแก้ปัญหาโดยวิธีการหาขอบเขตของกระดูกสันหลังจากภาพถ่าย ด้วยวิธีการหากระดูกสันหลังที่ต้องการจากรูปภาพและทำการกำจัดส่วนที่ไม่จำเป็นออกไป และใช้วิธีการทางด้านการประมวลผลภาพในการหาขอบเขตของกระดูกสันหลังจากภาพที่มีคุณภาพต่ำแบบอัตโนมัติได้อย่างมีประสิทธิภาพ ในคุณภาพของภาพถ่ายที่แตกต่างกันอาทิเช่น Aggregate Super pixels และ Distance Regularized Level Set Evolution (DRLSE) เป็นต้น

**ประเด็นที่ 2** หลังจากขอบเขตของกระดูกถูกสกัดเรียบร้อยแล้ว ทางผู้วิจัยได้เสนอวิธีการในการแก้ประเด็นปัญหาที่ 2 ในการหาขอบเขตบริเวณข้อของกระดูกสันหลัง ในคุณภาพที่แตกต่างกัน เพื่อสามารถสกัดบริเวณข้อของกระดูกสันหลังและกำจัดกระดูกส่วนเกินเหล่านั้นออกไปและได้ส่วนของกระดูกสันหลังที่จำเป็นในการพยากรณ์การเกิดโรคกระดูกพรุนได้อย่างมีประสิทธิภาพ อาทิเช่น Gradient Vector Flow (GVF) Field, การผสมผสานกันระหว่างวิธีการ Gamma Correction, Otsu's, Horizontal Summation, และ Midpoint of a Couple Peak เป็นต้น

**ประเด็นที่ 3** ประเด็นที่มีโรคติดมากับกับส่วนของกระดูกสันหลัง เนื่องจากโรคเหล่านี้อาจทำให้การวัดมวลกระดูกเพื่อตรวจหรือพยากรณ์การเกิดโรคกระดูกพรุนเกิดความผิดพลาดได้ ดังนั้นในหัวข้อวิจัยนี้ทางผู้วิจัยได้นำเสนอการแก้ปัญหาโดยวิธีการในการประมวลผลภาพในรูปแบบต่าง ๆ เพื่อระบุหรือกำจัดโรคที่ติดมากับกระดูกสันหลังออกไปให้มากที่สุด เพื่อให้การวัดมวลกระดูกหรือพยากรณ์การเกิดโรคกระดูกพรุนมีประสิทธิภาพและถูกต้องมากที่สุด อาทิเช่น Modified Average Intensity เป็นต้น

**ประเด็นที่ 4** หลังจากการหาขอบเขตและบริเวณข้อของภาพถ่ายกระดูกสันหลัง ในคุณภาพที่แตกต่างกันถูกสกัดเรียบร้อยแล้ว สำหรับประเด็นปัญหาที่ 4 นี้ ทางผู้วิจัยได้เสนอวิธีการในการคำนวณค่ามวลกระดูก (Bone Mineral Density) สำหรับการพยากรณ์การเกิดโรคกระดูกพรุนหรือกระดูกหัก ซึ่งการคำนวณเหล่านี้จะสามารถช่วยเหลือในงานทางการแพทย์ในการวินิจฉัยได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น

### 1.3 วัตถุประสงค์การวิจัย

1. เพื่อแยกส่วนขอบเขตและบริเวณข้อจากภาพถ่ายกระดูกสันหลังที่มีคุณภาพต่ำได้อย่างอัตโนมัติ
2. เพื่อวัดค่ามวลกระดูกในกระดูกสันหลังสำหรับการพยากรณ์การเกิดโรคกระดูกพรุน
3. เพื่อลดงานในทางการแพทย์ในส่วนของการสกัดขอบเขตและบริเวณข้อของภาพถ่ายกระดูกสันหลัง
4. เพื่อนำเสนอวิธีการใหม่ในการหาขอบเขตและบริเวณข้อของภาพถ่ายกระดูกสันหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ

### 1.4 ขอบเขตของงานวิจัย

1. ภาพถ่ายกระดูกสันหลังจำนวน 80 ภาพจากเครื่อง DXA ของโรงพยาบาลภายในมหาวิทยาลัยบูรพา
2. ภาพถ่ายกระดูกสันหลังจะประกอบด้วยกระดูก ดังนี้ T12, L1, L2, L3, L4, และ L5
3. ขนาดของภาพถ่ายจะอยู่ที่ 668 x 681
4. ภาพถ่ายกระดูกจะเป็นภาพในมุมมอง AP (Anterior-posterior) เท่านั้น
5. ภาพถ่ายกระดูกสันหลังจะต้องมีลักษณะค่อนข้างตรง
6. รูปแบบชนิดไฟล์ของภาพถ่ายจะอยู่ในรูปแบบ JPG

### 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้องค์ความรู้จากการศึกษาวิธีการประมวลผลภาพที่มีอยู่อย่างหลากหลาย และนำมาประยุกต์ใช้ในงานวิจัยได้อย่างมีประสิทธิภาพ
2. ได้อัลกอริทึมเพื่อช่วยเหลือในการสนับสนุนตัดสินใจในการตรวจหรือพยากรณ์การเกิดโรคกระดูกพรุน และอำนวยความสะดวกสบายในการวินิจฉัยโรคให้ทางการแพทย์มากขึ้น
3. สามารถนำอัลกอริทึมนี้ไปเป็นต้นแบบในการพัฒนาซอฟต์แวร์เพื่อพยากรณ์หรือวินิจฉัยโรคอื่น ที่มีระบบโครงสร้างการประมวลผลภาพคล้ายคลึงกัน หรือมีรูปแบบการประมวลผลในทิศทางเดียวกัน



## 1.6 แผนการดำเนินงานวิจัย

ตารางที่ 1-1 แผนการดำเนินงานวิจัย

ขั้นตอนการดำเนินงาน	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
1.ศึกษารรณกรรมที่เกี่ยวข้องกระดูกสันหลังและกระดูกพรุน	←										→
2.ทดลองอัลกอริทึมของงานวิจัยในอดีตและสรุป	←	→									
3.ออกแบบพัฒนาอัลกอริทึมการแยกส่วนหรือวัดมวลกระดูก		←	→								
4.รวบรวมและวิเคราะห์		←	→								
5.เขียนรายงานและจัดพิมพ์งานวิจัย			←	→							
6.เตรียมและนำเสนอข้อเสนองานวิจัย (Proposal)			←	→							
7.นำเสนองานวิจัย						←	→				
8.เตรียมสอบจริยธรรมนักวิจัย							←	→			
9.เขียนวารสารเกี่ยวกับกระดูกสันหลังและการตรวจโรคกระดูกพรุน						←					→

## บทที่ 2

### ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

#### 2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

##### 2.1.1 การประมวลผลภาพและการแพทย์

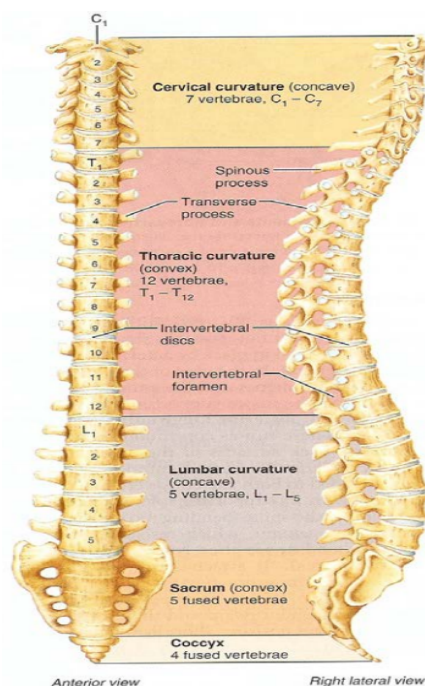
การประมวลผลภาพ หมายถึง การนำภาพมาประมวลผลหรือคิดคำนวณด้วยคอมพิวเตอร์ เพื่อให้ได้ข้อมูลที่เราต้องการทั้งในเชิงคุณภาพและปริมาณ โดยมีกระบวนการอยู่หลากหลายลักษณะ ยกตัวอย่างเช่น การปรับปรุงคุณภาพของภาพให้มีความคมชัดมากขึ้น (Image Enhancement) การแปลงข้อมูลรูปภาพ (Image Transformation) การนิยามภาพ (Image Description) 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 เพื่อให้เกิดเงาโดยจะมีแผ่นฟิล์มมารับสำหรับบันทึกภาพ ซึ่งภาพที่ได้จะแสดงองค์ประกอบแตกต่างกันโดยส่วนที่เป็นสีขาวเป็นส่วนที่รังสีเอกซ์ผ่านไปได้ยากและส่วนที่รังสีเอกซ์ผ่านได้ง่ายจะมีสีเทาหรือดำ เป็นต้น ภาพถ่ายรังสีส่วนตัดอาศัยคอมพิวเตอร์ (Computer Tomography) เป็นภาพที่พัฒนามาจากปัญหาของภาพถ่ายรังสีเอกซ์ที่ต้องการวิเคราะห์รายละเอียดของภาพเพิ่มมากขึ้น โดยรังสีที่ใช้จะใช้รังสีเอกซ์เช่นเดียวกันแต่จะแตกต่างกันตรงที่เครื่องที่ใช้จะมีหัวอ่าน (Detector) หลายตัวอยู่ภายในเพื่อรับเงาที่เกิดขึ้นและจะหมุนต้นกำเนิดรังสีไปโดยรอบเพื่อให้ได้ภาพจากหลายๆมุม เป็นต้น ภาพถ่ายด้วยเรโซแนนซ์แม่เหล็ก (Magnetic Resonance Imaging) จะใช้คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าไปยังเป้าหมายเพื่อเปลี่ยนแกนของโมเลกุลน้ำ แล้วดักจับคลื่นความถี่ที่ถูกปล่อยออกมาระหว่างที่โมเลกุลของน้ำคืนรูปแล้วนำสัญญาณที่ได้ไปประมวลผล โดยลักษณะของภาพนั้นอวัยวะส่วนใดที่มีปริมาณน้ำหนาแน่นจะเป็นภาพสีขาวหรือจะมีสีเทาลึกลงๆไปขึ้นอยู่กับบางส่วนของบริเวณใดที่มีปริมาณของน้ำน้อยหรือเป็น

โพรง ลักษณะของภาพจะเป็นสีดำหรือเทาดำ เป็นต้น ภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูง (Ultrasound) เป็นภาพที่ได้จากการส่งคลื่นเสียงความถี่สูงเข้าไปในร่างกาย โดยอาศัยหลักการสะท้อนของเสียงส่วนใหญ่จะถูกนำไปใช้บริเวณตับ เป็นต้น ซึ่งทำให้เห็นแล้วว่าการประมวลผลภาพทางการแพทย์มีส่วนเกี่ยวข้องกับการดำเนินชีวิตของมนุษย์เป็นอย่างมาก

### 2.1.2 กายวิภาคของกระดูกสันหลังมนุษย์

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



รูปที่ 2-1 ส่วนประกอบของกระดูกสันหลัง

<sup>1</sup> <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 และเอ็นกระดูกต่าง ๆ

### 2.1.3 การประมวลผลภาพการยัลฐานวิทยา (Morphological Image Processing)

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

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

### 2.1.4 ส่วนประกอบโครงสร้าง (Structuring Element)

ส่วนประกอบโครงสร้าง (Structuring Element) คือ เมทริกซ์ย่อยที่กำหนดขึ้นเพื่อใช้ดำเนินการกับรูปภาพที่มีรูปร่างลักษณะที่แตกต่างกัน โดยส่วนประกอบโครงสร้างนี้เรียกอีกชื่อหนึ่งคือมาสก์ (Mask) ซึ่งจะนำไปแสมกลงบนภาพทั่วทั้งภาพ 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

รูปที่ 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

รูปที่ 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

รูปที่ 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

รูปที่ 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

รูปที่ 2-6 ส่วนประกอบโครงสร้างรูปแปดเหลี่ยม

### 2.1.5 การขยาย (Dilation)

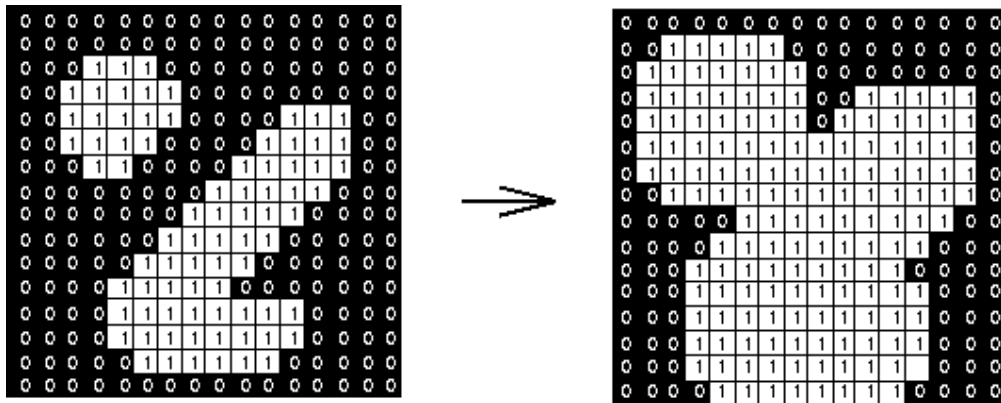
การขยาย (Dilation) เป็นหนึ่งในขั้นตอนวิธีของการประมวลผลภาพกายสัญญาณวิทยา ซึ่งจะทำให้วัตถุในภาพมีขนาดที่ใหญ่ขึ้น ใช้สำหรับเพิ่มสีให้กับวัตถุในผลลัพธ์สุดท้าย โดยการขยายวัตถุนั้นจะสามารถทำได้โดยการกำหนดส่วนประกอบโครงสร้าง (Structuring Element) หรือมาสก์ (Mask) และนำไปประมวลผลบนข้อมูลภาพโดยจะเทียบกับทุกจุดภาพ (Pixel) ในภาพ เพื่ออัปเดตค่าใหม่ให้กับจุดที่อยู่บริเวณกึ่งกลางของมาสก์ โดยจะพิจารณาหาค่าสูงสุดของค่าจุดภาพที่มาสก์ทับอยู่ ซึ่งถ้าหากเป็นภาพขาวดำจะเปลี่ยนค่าของจุดภาพที่มีค่าเป็น 0 ให้มีค่าเป็น 1 เมื่อค่าของจุดภาพใดจุดภาพหนึ่งบนมาสก์มีค่าตรงกับค่าของจุดภาพบนภาพ และจะมีค่าคงเดิมก็ต่อเมื่อทุกค่าของมาสก์ มีค่าตรงกับทุกค่าของจุดภาพภาพที่มาสก์เลื่อนไปทับในตำแหน่งต่าง ๆ ซึ่งกระบวนการขยายนี้อาจเขียนให้อยู่ในรูปสมการดังนี้

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

โดย  $I$  คือ ภาพผลลัพธ์หลังจากผ่านกระบวนการขยาย

$B$  คือ ส่วนประกอบโครงสร้าง (Structuring Element)

$\oplus$  คือ ตัวดำเนินการขยายภาพ (Dilation)



รูปที่ 2-7 ตัวอย่างภาพที่ผ่านกระบวนการขยาย (ก) ภาพต้นฉบับ (ข) ภาพหลังจากผ่านการขยาย

### 2.1.6 การกัดกร่อนภาพ (Erosion)

การกัดกร่อนภาพ (Erosion) เป็นวิธีการที่ตรงกันข้ามกับการขยาย (Dilation) คือจะลดขนาดของจุดภาพในภาพเพื่อใช้สำหรับการเปลี่ยนแปลงรูปร่างหรือลักษณะให้เป็นไปตาม

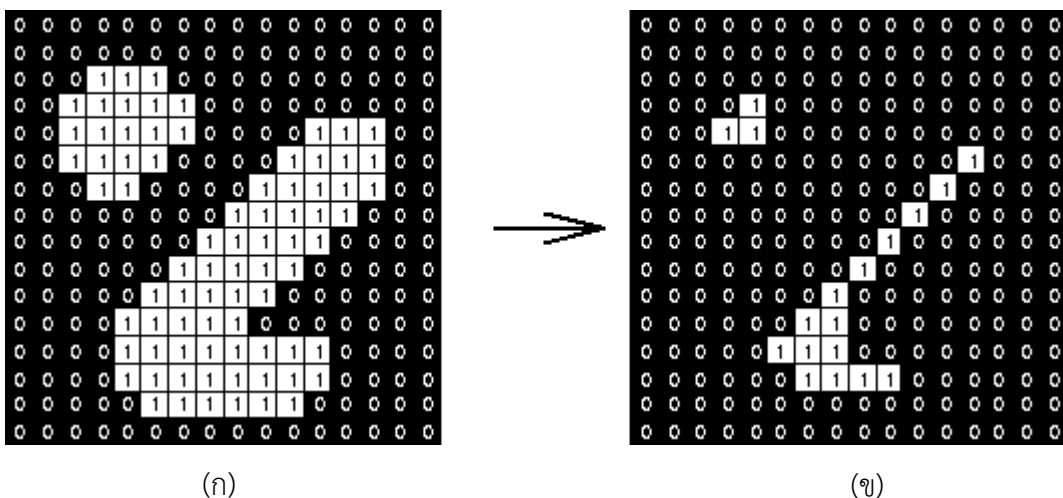
ส่วนประกอบโครงสร้าง (Structuring Element) หรือมาสก์ (Mask) ที่กำหนด โดยการนำ ส่วนประกอบโครงสร้างไปเปรียบเทียบกับทุกตำแหน่งในภาพ โดยจะพิจารณาค่าต่ำสุดที่มาสก์เลื่อน ไปทับ ซึ่งหากใช้กับภาพขาวดำหรือภาพลักษณะฐานสอง (Binary Image) การเปลี่ยนค่าของตำแหน่ง ที่มีจุดภาพที่มีค่าเท่ากับ 1 จะทำให้มีค่าเป็น 0 ก็ต่อเมื่อจุดภาพใดจุดภาพหนึ่งที่อยู่บนส่วนประกอบ โครงสร้างมีค่าที่ตรงกับค่าของจุดภาพในภาพ และจะมีค่าคงเดิมก็ต่อเมื่อทุกจุดภาพที่มาสก์ทับอยู่ มี ค่าตรงกับจุดภาพของภาพ กระบวนการกัดกร่อนนี้สามารถเขียนให้อยู่ในรูปสมการได้ดังนี้

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

โดย  $I$  คือ ภาพผลลัพธ์หลังจากผ่านกระบวนการกัดกร่อน

$B$  คือ ส่วนประกอบโครงสร้าง (Structuring Element)

$\ominus$  คือ ตัวดำเนินการกัดกร่อน (Erosion)



รูปที่ 2-8 ตัวอย่างภาพที่ผ่านกระบวนการกัดกร่อน (ก) ภาพต้นฉบับ (ข) ภาพหลังจากผ่านการกัดกร่อน

### 2.1.7 วิธีการโอเพ่นนิง (Opening)

ในกายสัณฐานวิทยา (Morphology) วิธีการโอเพ่นนิง (Opening) คือ ขั้นตอนการ ขยายตัวของวัตถุ (Dilation) หลังจากผ่านกระบวนการกัดกร่อน (Erosion) ด้วยส่วนประกอบ โครงสร้าง (Structuring Element) หรือมาสก์ (Mask) ในรูปทรงของภาพที่แตกต่างกัน วิธีการนี้ถูก นำมาประยุกต์ใช้อย่างแพร่หลายในการแสดงผลภาพทางคอมพิวเตอร์ (Computer Vision) และ การ



ประมวลผลภาพ (Image Processing) ซึ่งใช้สำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนหรือวัตถุที่มีขนาดเล็กที่อยู่ในภาพ โดยปกติแล้วจะกำจัดจุดภาพที่มีค่าความสว่าง (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)

◦ คือ ตัวดำเนินการโอเพ่นนิง (Opening)

### 2.1.8 การปรับปรุงภาพด้วยวิธีการรูปหมวก (Top-Hat Transform)

สำหรับการคำนวณกายสัมพันธ์ฐานวิทยา และการประมวลผลภาพดิจิทัล วิธีการ Top-Hat Transform เป็นหนึ่งในตัวดำเนินการที่ใช้สำหรับสกัดองค์ประกอบที่มีขนาดเล็กที่อยู่ในรูปภาพ ซึ่งถูกนำมาประยุกต์ใช้ในงานทางด้านการประมวลผลภาพอย่างแพร่หลาย ยกตัวอย่างเช่น การสกัดหาคุณลักษณะ (Feature Extraction) , การปรับปรุงคุณภาพของภาพ (Image Enhancement) และอื่น ๆ อีกหลายศาสตร์หลายแขนง เป็นต้น โดยวิธีการรูปหมวก (Top-Hat Transform) จะใช้หลักการของการกัดกร่อนภาพ (Erosion) และนำผลลัพธ์ที่ได้มาผ่านวิธีการขยาย (Dilation) ซึ่งเรียกวิธีการลักษณะนี้ว่า โอเพ่นนิง (Opening) เมื่อได้ภาพผลลัพธ์หลังจากผ่านวิธีการโอเพ่นนิงแล้วจะนำไปหากผลต่างกับภาพต้นฉบับ โดยสามารถเขียนให้อยู่ในรูปของสมการดังนี้

$$T(f) = f - (f \circ b) \quad (2-4)$$

โดยที่  $f$  คือ ภาพต้นฉบับ

$b$  คือ ส่วนประกอบโครงสร้าง (Structuring Element)

- คือ ตัวดำเนินการโอเพนนิ่ง (Opening)

$T(f)$  คือ ภาพที่ผ่านขั้นตอนวิธีการรูปหมวก

### 2.1.9 การเลือกเส้นโค้งที่เหมาะสมด้วยวิธีการโพลีโนเมียล (Polynomial Curve Fitting)

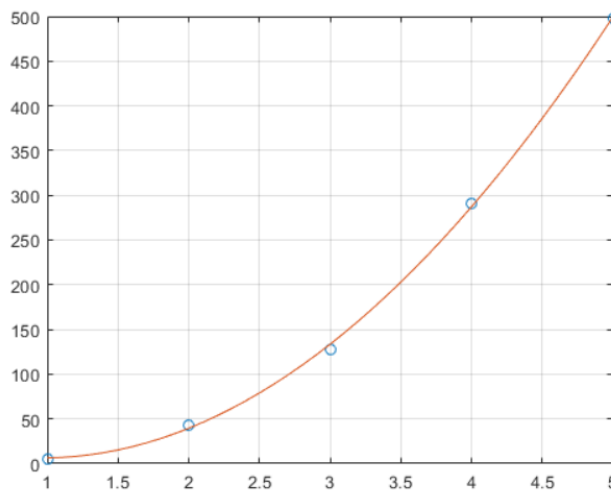
การเลือกเส้นโค้งที่เหมาะสม (Curve Fitting) เป็นกระบวนการสร้างเส้นโค้งหรือฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่ดีที่สุดของชุดข้อมูลจุด ซึ่งอาจจะเกี่ยวข้องกับการปรับเรียบโดยเส้นที่สร้างขึ้นจะประมาณให้มีความเหมาะสมและใกล้เคียงกับชุดข้อมูลจุด โดยจะเกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis) ซึ่งจะเน้นไปทางด้านการอนุมานข้อมูลเชิงสถิติและยังเกี่ยวข้องกับการประมาณค่าในช่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

$$y = p_1x^n + p_2x^{n-1} + \dots + p_nx + p_{n+1} \quad (2-5)$$

เมื่อ  $p_n$  คือ สัมประสิทธิ์ของชุดข้อมูลที่ลำดับที่  $n$  และ  $x$  คือ ค่าที่อยู่ในชุดข้อมูล ซึ่งหากแปลงให้อยู่ในรูปของเมทริกซ์ สำหรับการประมาณค่า  $y$  ในตำแหน่ง  $x$  ใด ๆ ของพหุนามลำดับที่  $n$  จะเขียนได้ดังนี้

$$\begin{pmatrix} x_1^n & x_1^{n-1} & \dots & 1 \\ x_2^n & x_2^{n-1} & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m^n & x_m^{n-1} & \dots & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_{n+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{pmatrix} \quad (2-6)$$

เมื่อ  $m$  คือ ขนาดของข้อมูล



รูปที่ 2-9 ตัวอย่างการประมาณค่าความโค้งด้วยวิธีการโพลีโนเมียล order ที่ 5 กำลัง 2

### 2.1.10 การหาขอบภาพด้วยวิธีการเลเวลเซต (Level Set Method)

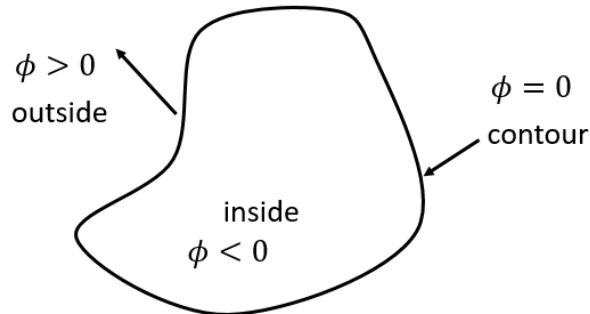
วิธีการเลเวลเซต<sup>2</sup> (Level Set Method) เป็นวิธีการที่ถูกนำมาประยุกต์ใช้งานด้านการประมวลผลภาพสำหรับการหาขอบเขตหรือวัตถุที่สนใจซึ่งอาจจะเรียกขอบของวัตถุเหล่านี้ว่า แอ็กทีฟคอนทัวร์ (Active Contour) โดยวิธีการของเลเวลเซตจะพิจารณาการไล่ระดับ (Gradient) ของวัตถุในแต่ละระดับ (Level) ในระยะเวลาที่เปลี่ยนแปลงไป ซึ่งขั้นตอนในเบื้องต้นสำหรับการใช้งานวิธีเลเวลเซตมีความจำเป็นที่จะต้องกำหนดขอบเขตตั้งต้น (Zero Level Set) สำหรับการหาพื้นที่ที่สนใจ โดยจะขยายพื้นที่หรือลดพื้นที่ของขอบเขตตั้งต้นที่ได้กำหนดไว้ตามการไล่ระดับ (Gradient) ซึ่งมี

<sup>2</sup> <https://profs.etsmtl.ca/hlombaert/levelset/>

สมมติฐานว่าบริเวณที่มีความแตกต่างกันของสีบนจุดภาพจะเป็นขอบของวัตถุ โดยจะนิยามเลเวลเซตฟังก์ชัน (Level Set Function) ดังสมการที่ 2-5

$$z = \phi(x, y, t = 0) \quad (2-7)$$

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



รูปที่ 2-10 ตัวอย่างการหาขอบของวัตถุด้วยวิธีเลเวลเซต

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

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

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

$$\frac{\partial \phi}{\partial x(t)} x_t + \phi_t = 0 \quad (2-10)$$

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

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + F|\nabla \phi| = 0 \quad (2-11)$$

เมื่อ  $F$  คือ ความเร็วหรือแรงที่ใช้เคลื่อนที่สำหรับการวัดลู่ออกซึ่งจะขึ้นอยู่กับลักษณะของภาพ

### 2.1.11 ความชันและมุม (Slope and Angle)

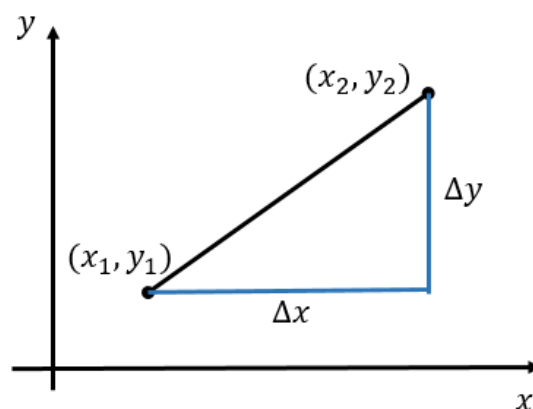
ในทางคณิตศาสตร์ความชัน หรือ ความลาดเอียง ถูกนำมาประยุกต์ใช้กับงานหลายด้าน ยกตัวอย่างเช่น งานทางด้านภูมิศาสตร์ หรือแม้กระทั่งทางด้านวิศวกรรม สำหรับการหาความลาดเอียงของพื้นดิน โดยที่ความชันของเส้นตรงนั้นจะกล่าวถึงอัตราส่วนสูงที่มีการเปลี่ยนแปลงไปตามระยะทางตามแนวแกนนอนระหว่างสองจุดคือ  $(x_1, y_1)$  และ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

$$m = \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} \quad (2-12)$$

หรือ

$$m = \frac{\Delta y}{\Delta x} \quad (2-13)$$

เมื่อ  $m$  คือ ค่าความชันของจุด 2 จุด,  $\Delta y$  คือ ผลต่างของแกนตั้ง และ  $\Delta x$  คือผลต่างของแกนนอน ในกรณีที่ค่าความชันมีค่าเท่ากับ 0 แสดงว่าตำแหน่งจุด 2 จุดนี้ไม่มีความชัน



รูปที่ 2-11 การหาความชันของเส้นตรงของจุด 2 จุด

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

$$\theta = \tan^{-1} \left| \frac{m_2 - m_1}{1 + m_2 m_1} \right| \quad (2-14)$$

เมื่อ  $\theta$  คือ มุมที่เส้นตรง 2 เส้นตัดกัน ,  $m_1$  คือ ความชันของเส้นที่ 1 และ  $m_2$  คือ ความชันของเส้นที่ 2

### 2.1.12 เกรเดียนต์ (Gradient)

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

$$\nabla I(x, y) = \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \hat{i} + \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \hat{j} \quad (2-15)$$

เมื่อ  $I(x, y)$  คือ ภาพต้นฉบับ

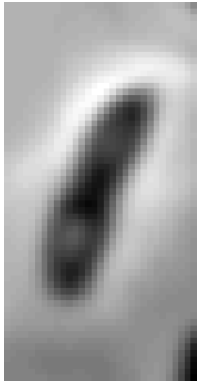
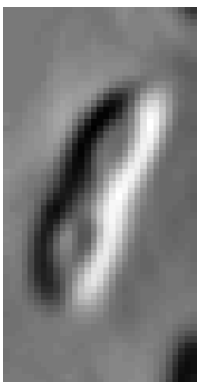
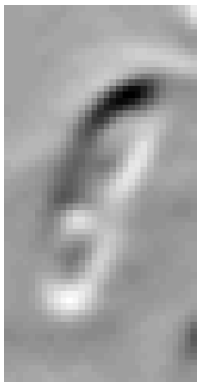
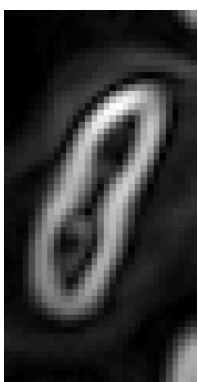
$\nabla$  คือ ตัวดำเนินการเกรเดียนต์

$\hat{i}$  และ  $\hat{j}$  คือ เวกเตอร์

เพื่อปรับปรุงและทำให้บริเวณขอบภาพมีความเด่นชัดขึ้นทั้ง 2 แกน จะหาได้จากสมการดังนี้

$$|\nabla I(x, y)| = \sqrt{\left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial y}\right)^2} \quad (2-16)$$

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

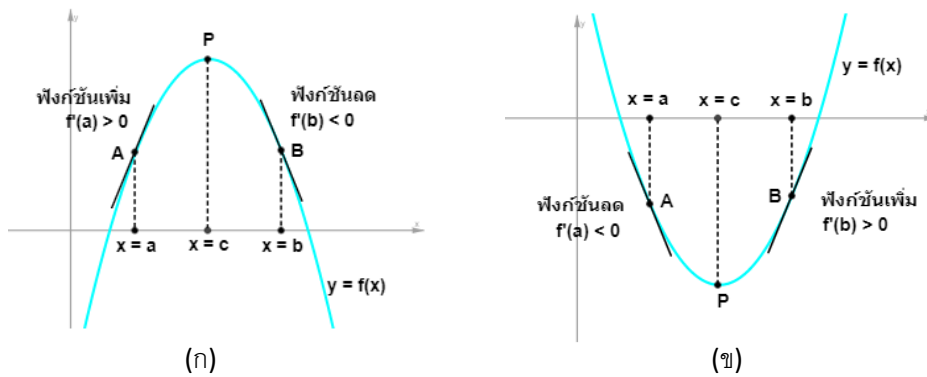
			
$I(x, y)$	$\frac{\partial I(x, y)}{\partial x}$	$\frac{\partial I(x, y)}{\partial y}$	$ \nabla I(x, y) $
(ก)	(ข)	(ค)	(ง)

รูปที่ 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)<sup>3</sup> ของข้อมูลหรือฟังก์ชันที่มีความต่อเนื่อง ซึ่งการหาค่าเหล่านี้จะพิจารณาข้อมูลโดยจะแบ่งข้อมูลหรือฟังก์ชันออกเป็นช่วง กล่าวคือช่วงข้อมูลที่เป็นฟังก์ชันเพิ่มและช่วงข้อมูลที่เป็นฟังก์ชันลด โดยจะเรียกตำแหน่งที่มีการเปลี่ยนแปลงของฟังก์ชันว่าเป็นจุดวกกลับของกราฟ ซึ่งจะเป็นจุดที่มีค่าความชันเป็น 0 โดยที่จะเรียกค่าบริเวณที่มีค่าความชันเป็น 0 ว่าเป็นจุดวิกฤต (Critical Point) สำหรับจุดวิกฤตของฟังก์ชัน  $y = f(x)$  มี 2 ลักษณะคือจะเป็นจุดสูงสุดหรือจุดต่ำสุดของฟังก์ชันในช่วงใดช่วงหนึ่ง ซึ่งสามารถสังเกตได้จากรูปที่ 2-13

<sup>3</sup> [https://www.opendurian.com/learn/relative\\_max\\_min/](https://www.opendurian.com/learn/relative_max_min/)



รูปที่ 2-13 (ก) การหาค่าสูงสุดสัมพัทธ์ที่จุด  $P$  และ (ข) การหาค่าต่ำสุดสัมพัทธ์ที่จุด  $P$

จากรูปที่ 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 สำหรับทุก ๆ  $a, b \in A$  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 ที่ได้นำเสนอในงานวิจัยนี้ไปเปรียบเทียบความแม่นยำ โดยคำนึงจากการวัดผล 4 แบบด้วยกัน คือ True Positive ( $TP$ ) คือ สิ่งที่โปรแกรมทำนายได้ถูกต้อง และผู้เชี่ยวชาญบอกว่าถูกต้อง , True Negative ( $TN$ ) คือ สิ่งที่โปรแกรมทำนายผิด และผู้เชี่ยวชาญบอกว่าผิด , False Positive ( $FP$ ) คือ สิ่งที่โปรแกรมทำนายค่าผิด และผู้เชี่ยวชาญบอกว่าผิด และ False Negative ( $FN$ ) คือ สิ่งที่โปรแกรมทำนายผิด แต่ผู้เชี่ยวชาญบอกว่าถูก เป็นต้น ซึ่งค่าที่กล่าวมานี้จะถูกนำมาใช้สำหรับหาค่า *Precision* และ *Accuracy* ซึ่งคำนวณได้จากสมการต่อไปนี้

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2-17)$$

และ

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2-18)$$

### 2.2.2 การวัดพื้นที่ทับซ้อน (Area Overlap)

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

$$AO = \left| \frac{A \cap B}{A} \right| \times 100 \quad (2-19)$$

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” ซึ่งงานวิจัยนี้ได้พูดถึงถึงการกำหนดความโค้งของกระดูกสันหลัง ซึ่งขั้นตอนแรกก่อนการประมวลผลจะใช้วิธี Top-Hat Filter ในการปรับความชัดของภาพให้เห็นความแตกต่างมากขึ้น เมื่อผ่านขั้นตอนการปรับภาพแล้วจะใช้วิธี Gradient Vector Flow ในการหาส่วนที่มีความต่างกันของระดับสี ซึ่งวิธีนี้จะคำนวณหาค่าความเปลี่ยนแปลงของระดับสี แล้วทำให้ส่วนที่มีความต่างของสีมากให้มีลักษณะเด่นชัดขึ้น หลังจากหาคำนวนหาค่าความเปลี่ยนแปลงแล้วก็คำนวณหาขอบของวัตถุโดยใช้วิธี 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 และเติมข้อมูลบางส่วนลงไปในการ เนื่องจากวิธีการ 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 ซึ่งขั้นตอนสุดท้ายจะใช้วิธีหาผลรวมในแนวนอนของภาพในแต่ละจุดภาพ เพื่อหาการสะสมของจุดภาพที่สนใจ 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 ขั้นที่สองการแบ่งขอบเขตใช้ Gamma Correction และ Distance Regularized Level Set Evolution ในการตรวจจับขอบเขตของกระดูกสันหลัง ขั้นที่สามเป็นการประมาณการหาข้อของกระดูกสันหลัง โดยใช้เทคนิคการสร้างจุดกึ่งกลางระหว่างจุดยอดสองจุดของกราฟระหว่างการแบ่งข้อแต่ละข้อ ขั้นที่สี่

การหากระดูกทรวงอก และการหากระดูกสะโพก โดยการใช้สมการเชิงเส้นในการจำกัดตำแหน่ง โดยสมการเชิงเส้นที่จะจำกัดวงตำแหน่งโดยใช้การชนกันระหว่างสี่โครงด้านซ้าย ด้านขวาและกระดูกสันหลัง เพื่อหากระดูกทรวงอก ชั้นที่ห้าหากระดูกสะโพก โดยการใช้เทคนิคในการหาระยะทางขั้นต่ำระหว่างตำแหน่งสูงสุดของสะโพกและข้อของกระดูกสันหลัง 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 วิธีการวัดที่นำเสนอเป็นการนำวิธี 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 กับการแบ่งรูปออกเป็น ส่วน และ มีค่าความถูกต้องเฉลี่ย 86.01%

งานวิจัยของ (Marco Pereanez และคณะ, 2015) นำเสนองานวิจัยชื่อ “Accurate Segmentation of Vertebral Bodies and Processes using Statistical Shape Decomposition and Conditional Models” ซึ่งงานวิจัยนี้จะพูดถึงการแบ่งส่วนรายละเอียดของกระดูกสันหลังเพราะเป็นสิ่งจำเป็นและมีความสำคัญเป็นอย่างมากสำหรับการดูแลรักษาหลังการผ่าตัดและการสร้างแบบจำลองทางชีวกลศาสตร์โดยเฉพาะอย่างยิ่งการให้คำแนะนำจากแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ ยกตัวอย่างเช่น การสร้างแบบจำลองเพื่อช่วยหาตำแหน่งของกระดูกที่มีมวลมากที่สุดระหว่างข้อต่อ นอกจากนี้รูปทรงทางเรขาคณิตก็มีส่วนช่วยในการอธิบายและหาความสัมพันธ์ของอวัยวะในส่วนต่าง ๆ ที่จะช่วยในการเคลื่อนไหวของกล้ามเนื้อ โดยงานวิจัยนี้นำเสนอวิธีการใหม่ที่ใช้สำหรับการแบ่งส่วนกระดูกสันหลังและกระบวนการต่าง ๆ โดยอาศัยหลักการสลายตัวของรูปทรงทางสถิติและการสร้างแบบจำลองเงื่อนไข เทคนิคที่งานวิจัยนี้นำเสนอมุ่งหมายสำหรับการจัดการ

รูปทรงเรขาคณิตที่มีความซับซ้อนของกระบวนการและความแปรปรวนที่มีขนาดใหญ่ของแต่ละบุคคล หัวใจของเทคนิคนี้คือการแนะนำการสลายทางสถิติตามส่วนต่าง ๆ ของกระดุกสันหลัง 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 จากผลการทดลองทำให้เห็นว่าวิธีการที่งานวิจัยนี้ได้นำเสนอมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าขั้นตอนวิธีการแบบดั้งเดิม 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 โดยกล่าวไว้ว่าค่าจำกัดความของวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก (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” ซึ่งได้ทำการศึกษารูปแบบสำหรับความผิดปกติของกระดูกสันหลังจากภาพถ่ายรังสีเอกซ์และได้นำเสนอวิธีการทางรูปทรงเรขาคณิตที่แตกต่างกันสำหรับอธิบายความโค้งของกระดูกสันหลัง 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) ที่นำมาใช้ในแต่ ละภาพจะมีขนาดที่แตกต่างกัน 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

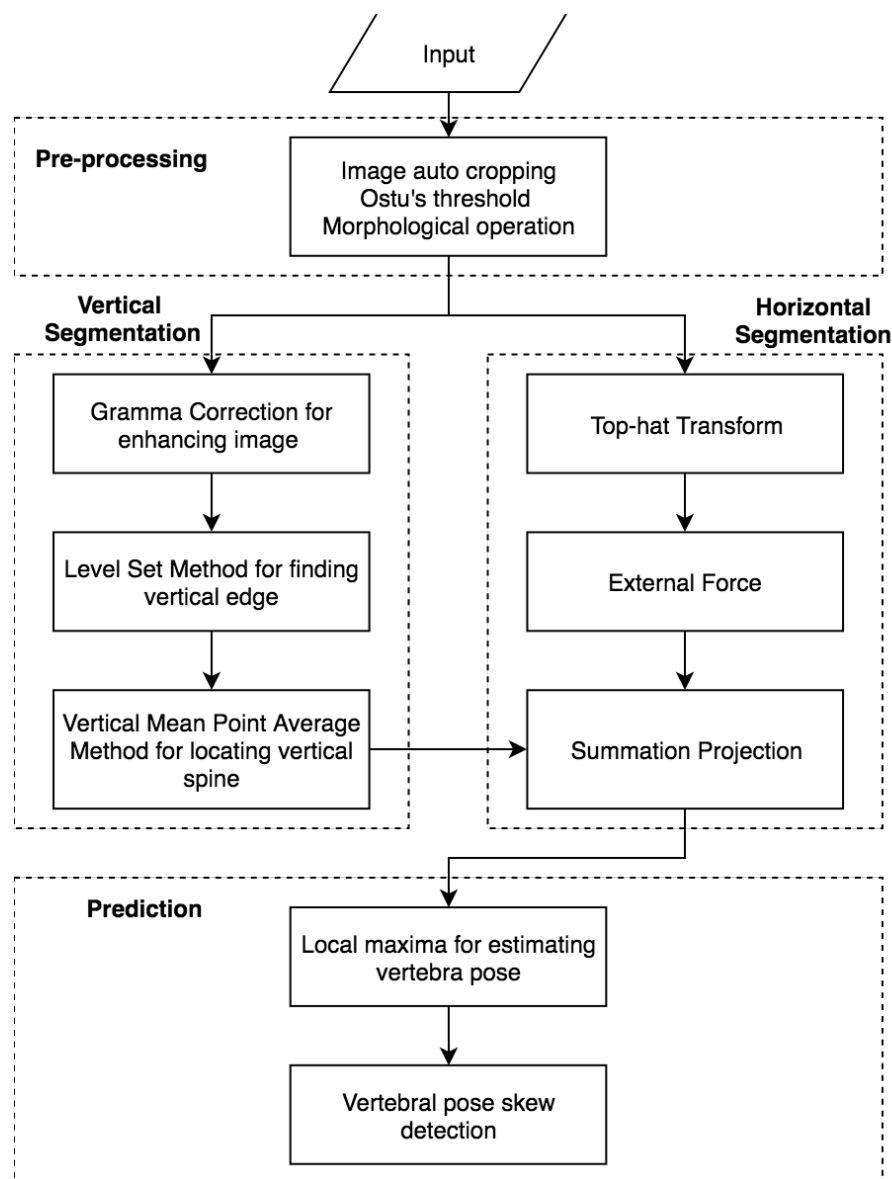
ภายในภาพ ที่มีผลกระทบทำให้การแบ่งส่วนหรือพื้นหลังที่มีความสว่างไม่สม่ำเสมอและหาอัลกอริทึมสำหรับการแบ่งส่วนที่ปรับตัวได้ ซึ่งได้กล่าวไว้ว่าการรวมกันของวิธีการปรับตัวของค่ามัธยฐานและการแปลงเวฟเล็ต (Wavelet Transform) ถูกนำมาใช้เพื่อที่จะลดสัญญาณรบกวนภายในภาพ และใช้วิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก Top-Hat Transform 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 โดยผลการทดลองได้ถูกนำมาใช้กับภาพทางคลินิก ที่แสดงให้เห็นถึงความถูกต้องและมีความเสถียรของขั้นตอนวิธีการที่นำเสนอ

### บทที่ 3

#### วิธีดำเนินงานวิจัย

ในงานวิจัยนี้จะศึกษาวิธีการแยกภาพถ่ายส่วนของกระดูกสันหลังที่มีคุณภาพต่ำเพื่อนำภาพที่แยกส่วนได้นำไปวัดมวลกระดูกเพื่อตรวจสอบหรือพยากรณ์การเกิดโรคกระดูกพรุนซึ่งในขั้นต้นทางผู้วิจัยได้นำเสนอวิธีการแยกส่วนของกระดูกสันหลังแบบอัตโนมัติดังรูปที่ 3-1



รูปที่ 3-1 แผนภาพแสดงขั้นตอนการแยกภาพถ่ายส่วนของกระดูกสันหลัง



ซึ่งในกระบวนการนี้จะแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนหลัก คือ ส่วนของขั้นตอนก่อนการประมวลผล (Pre-processing) ขั้นตอนการแยกส่วนภาพถ่ายกระดูกสันหลัง และส่วนที่สาม ส่วนของการปรับปรุงคุณภาพของผลลัพธ์ ซึ่งในขั้นตอนก่อนการประมวลผลจะเป็นค้นหาพื้นที่ของกระดูกสันหลังเป็นจุดที่สนใจมากที่สุดเพื่อตัดส่วนอื่นที่ไม่จำเป็นออกไป ในส่วนของการแยกส่วนได้นำภาพที่ผ่านกระบวนการก่อนการประมวลผลเข้าสู่ Superpixels ขั้นตอนวิธี เพื่อทำการแบ่งกลุ่มที่มีความเหมือนกันในรูปภาพและลดความซับซ้อนในรูปภาพ หลังจากนั้น ทางผู้วิจัยได้นำภาพจากกระบวนการ Superpixels มาหาความสัมพันธ์เพื่อแยกส่วนของกระดูกสันหลัง และในส่วนสุดท้ายนำผลลัพธ์ที่ถูกแยกส่วนแล้วทำการผ่านกระบวนการปรับปรุงคุณภาพของภาพให้มีความใกล้เคียงกับภาพต้นฉบับ (Ground-truth) ที่ได้รับมาจากโรงพยาบาลในมหาวิทยาลัยมากขึ้น

### 3.1 กระบวนการก่อนการประมวลผลภาพ

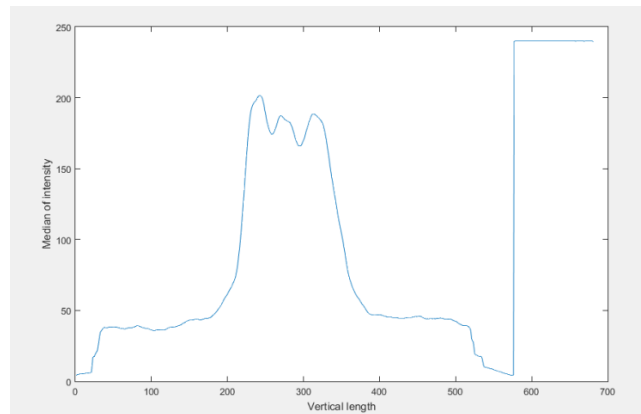
#### 3.1.1 Auto crop image

การครอบตัดรูปภาพเป็นอีกหนึ่งเทคนิคในการประมวลผลภาพในปัจจุบันเนื่องจากวิธีการนี้จะได้ส่วนของพื้นที่เป็นจุดที่สนใจ (Region of interest) และจะสามารถกำจัดส่วนที่ไม่ต้องการทิ้งไปจากรูปภาพได้ ซึ่งวิธีการดังกล่าวสามารถทำได้ทั้งแบบกำหนดเองหรือแบบอัตโนมัติ แต่เนื่องจากข้อมูลในปัจจุบันมีความหลากหลาย มีจำนวนมากและมีคุณภาพต่ำ ทำให้เกิดความยากในการครอบตัดรูปภาพแบบกำหนดเอง ดังนั้นทางผู้วิจัยจึงได้นำเสนอวิธีการครอบตัดรูปภาพส่วนของกระดูกสันหลังแบบอัตโนมัติ ซึ่งมีขั้นตอนย่อยดังนี้

Vertical Projection Profile: ในหัวข้องานวิจัยนี้ได้เลือกใช้วิธีการ Vertical Projection Profile ที่มีพื้นฐานมาจากค่าเฉลี่ยของความหนาแน่นของสีในรูปภาพกระดูกสันหลังเพื่อหาค่าเฉลี่ยของความหนาแน่น (Intensity) ในแนวตั้งของข้อมูลความสัมพันธ์และลักษณะของกระดูกสันหลัง ซึ่งวิธีการดังกล่าวสามารถอธิบายได้ดังสมการที่ (3-1)

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{x=1}^n I(x, y) \quad (3-1)$$

เมื่อ  $I(x, y)$  คือตำแหน่งของ  $x$  และ  $y$  ในรูปภาพที่มีคุณลักษณะเป็นภาพแบบเข้มเทา,  $\mu$  คือค่าเฉลี่ยของความหนาแน่นในรูปภาพกระดูกสันหลัง และ  $n$  คือขนาดของรูปภาพในรูปแบบแนวตั้ง

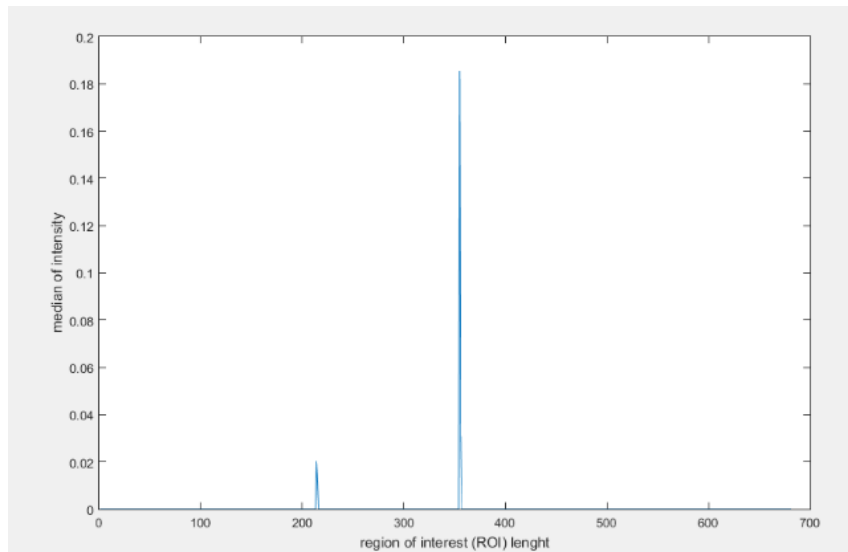


รูปที่ 3-2 กราฟแสดงความสัมพันธ์ของกระดูกสันหลังสังเกตได้จากช่วงข้อมูลของกระดูกสันหลังจะอยู่ที่กึ่งกลางของกราฟ

หลังจากผ่านกระบวนการ Vertical Projection Profile ทางผู้วิจัยได้พบความสัมพันธ์ที่ว้าลักษณะของข้อมูลที่เป็นส่วนกระดูกสันหลังจะมีลักษณะการกระจายตัวของข้อมูลแบบระฆังคว่ำซึ่งคล้ายกับสมการ Normalize ดังนั้นทางผู้วิจัยจึงได้นำวิธีการการกระจายตัวแบบ Normalize เพื่อทำการครอบตัดรูปภาพส่วนที่เป็นเพียงกระดูกสันหลังและกำจัดส่วนที่ไม่จำเป็นออกไป ซึ่งวิธีการดังกล่าวสามารถอธิบายได้ดังสมการที่ (3-2)

$$F(x | \mu) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2}} \quad (3-2)$$

เมื่อ  $\mu$  คือค่าเฉลี่ยของการกระจายตัวของข้อมูล



รูปที่ 3-3 กราฟที่แสดงช่วงที่เป็นเพียงกระดูกสันหลังบนกราฟซึ่งส่วนอื่นจะถูกกำจัดออกไป

### 3.1.2 Otsu's threshold and morphological operation

หลังจากได้รูปภาพที่ผ่านกระบวนการครอบตัดรูปภาพแบบอัตโนมัติแล้วทางผู้วิจัยได้นำรูปภาพเข้าสู่กระบวนการแยกส่วนพื้นหลังกับวัตถุที่ต้องการโดยวิธีการ Otsu's threshold และวิธีการ Morphological operation ซึ่งจะใช้วิธีการ Dilation ในการขยายภาพ เนื่องจากภาพกระดูกสันหลังได้รับมาจากทางโรงพยาบาลภายในมหาวิทยาลัยมีคุณภาพต่ำ ทำให้วิธีการแบ่งพื้นหลังกับวัตถุแบบดั้งเดิมมีประสิทธิภาพไม่เพียงพอเพราะจะทำให้พื้นที่บางส่วนของกระดูกสันหลังหายไปและทำให้เกิดความผิดพลาดในการคำนวณทางโปรแกรมได้ ดังนั้นในหัวข้องานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการ Morphological operation ในการขยายพื้นที่ของรูปภาพให้ได้พื้นที่ของกระดูกกลับมามากที่สุด ถึงแม้บางครั้งอาจได้พื้นที่ที่เป็นพื้นหลังมาบางส่วนก็ตาม แต่ถ้ามองในเชิงบวก การที่ได้พื้นที่เกินมาบางส่วนแต่ได้พื้นที่กระดูกทั้งหมดที่จำเป็นต้องใช้ อาจเป็นสิ่งที่ดีกว่า

### 3.2 ขั้นตอนการแบ่งส่วน (Segmentation)

หลังจากระบุพื้นที่ของกระดูกและหาค่าได้แล้ว ในขั้นตอนนี้จะเป็นขั้นตอนสำหรับการแบ่งส่วนข้อกระดูกซึ่งในการแบ่งส่วนกระดูกนั้นผู้วิจัยได้แยกออกเป็นสองส่วนด้วยกัน คือ ขั้นตอนสำหรับการหาโครงร่างของกระดูกในแกนตั้ง (Vertical Segmentation) ในขั้นตอนนี้จะทำให้ทราบถึงแนวเส้นการเรียงตัวแกนกลางของกระดูกสันหลังในแนวตั้งรวมถึงบริเวณขอบของกระดูกทั้งสองฝั่ง

และขั้นตอนที่สอง คือ การหาลักษณะของข้อมูลที่แสดงถึงบริเวณของข้อกระดูก (Horizontal Segmentation) เพื่อให้สามารถนำไปใช้ระบุบริเวณข้อต่อของกระดูกในแต่ละตำแหน่งในขั้นตอนถัดไป (ขั้นตอนการระบุตำแหน่งที่สนใจ) โดยมีขั้นตอนวิธีอย่างละเอียดดังนี้

### 3.2.1 การหาโครงร่างของกระดูกในแกนตั้ง (Vertical Segmentation)

การหาโครงร่างของกระดูกนั้นเป็นส่วนสำคัญเพราะในขั้นตอนนี้จะบ่งบอกถึงลักษณะของกระดูกที่ปกติและผิดปกติ ซึ่งโดยทั่วไปแล้วกระดูกของคนปกตินั้นจะเรียงตัวเป็นแนวตรง 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) เพราะจากผลการทดลองภาพถ่ายรังสีเอกซ์ของกระดูกสันหลังในบริเวณที่สนใจมีสีที่สว่างขึ้น ซึ่งผลลัพธ์ของค่าความสว่างใหม่ในตำแหน่งของขอบล่างจะถูกปรับให้มีค่าเท่ากับ 0 และผลลัพธ์ของค่าความสว่างใหม่ของตำแหน่งขอบบนจะถูกปรับให้มีค่าเท่ากับ 1 นั้นหมายความว่าค่าความสว่างที่มีค่าค่อนข้างมืดจะถูกปรับให้มีค่าความสว่างที่มีความสว่างอยู่แล้วจะถูกปรับให้มีความสว่างเพิ่มขึ้น และจะมีค่าแกรมมาเป็นตัวควบคุมความสว่างของภาพ ซึ่งถ้าค่าแกรมมามีค่าน้อยกว่า 1 จะทำให้ภาพมีความสว่างขึ้น หรือจะเรียกว่า Encode และในทำนองเดียวกันหากค่าแกรมมามากกว่า 1 จะทำให้ภาพมืดมากยิ่งขึ้น หรือเรียกว่า Decode ซึ่งในงานวิจัยนี้กำหนดค่าแกรมมาเท่ากับ 0.4 (ได้จากการทดลอง) ทำให้บริเวณของกระดูกสว่างขึ้นและส่วนที่ไม่ใช่กระดูกมีลดลง ผลลัพธ์ในขั้นตอนนี้จะได้พื้นที่ของกระดูกชัดขึ้น ซึ่งเป็นหนึ่งในขั้นตอนการเตรียมภาพสำหรับการแบ่งส่วนเพื่อใช้สำหรับการหาขอบของกระดูก ดังสมการที่ (3-3)

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

เมื่อ  $I(x, y)$  เป็นภาพระดับเทา,  $LowIn$  คือ ขอบล่างของค่าความสว่าง,  $HighIn$  คือ ขอบบนของค่าความสว่าง,  $\gamma$  คือ ค่าแกรมม่า,  $A$  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  $I_y$  โดยสมการที่ใช้ในการหาเกรเดียนต์สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (3-4) และ (3-5)

$$I_x = \frac{\partial I(x,y)}{\partial x} \quad (3-4)$$

และ

$$I_y = \frac{\partial I(x,y)}{\partial y} \quad (3-5)$$

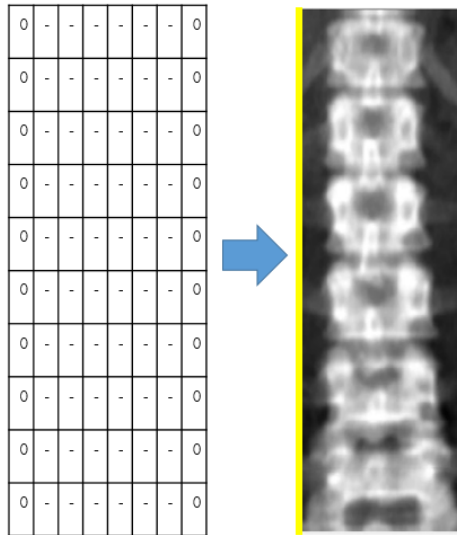
เมื่อ  $I(x, y)$  คือ ภาพที่จะใช้สำหรับหาเกรเดียนต์ จากนั้นนำเกรเดียนต์ของทั้ง 2 แกนมาสร้างเป็นภาพใหม่  $I_{new}$  โดยคำนวณได้ดังสมการที่ (3-6)

$$I_{new} = I_x^2 + I_y^2 \quad (3-6)$$

และคำนวณหาตัวบ่งชี้ขอบ  $g$  (Edge Indicator Function) โดยคำนวณได้สมการที่ (3-7)

$$g \triangleq \frac{1}{(1+I_{new})} \quad (3-7)$$

ในขั้นตอนนี้จำเป็นต้องกำหนดกรอบของเลเวลเซตฟังก์ชัน  $\phi$  เพื่อควบคุมการเคลื่อนที่ โดยจะกำหนดความกว้าง  $r$  ตำแหน่งที่ 3 ไปจนถึงตำแหน่งที่  $r - 3$  โดยที่ค่าที่อยู่ภายในมีค่าเป็นลบและขนาดของ  $\phi$  จะมีขนาดเท่ากับรูปภาพ โดยคอนทัวร์จะคำนวณหาขอบของวัตถุภายในพื้นที่เชิงลบ



รูปที่ 3-4 ตัวอย่างการกำหนดบริเวณของเลเวลเซตฟังก์ชัน

นอกจากที่จำกำหนดเลเวลเซตฟังก์ชัน  $\phi$  แล้ว จำเป็นที่จะต้องกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักของ Distance Regularization Term ( $\mu$ ) เท่ากับ 0.04 , ค่าน้ำหนักในเชิงของความยาว ( $\lambda$ ) เท่ากับ 2 , ค่าน้ำหนักในเชิงของพื้นที่ ( $\alpha$ ) เท่ากับ 4 และค่าความกว้าง ( $\epsilon$ ) ของฟังก์ชัน Dirac Delta ( $\delta$ ) เท่ากับ 1.5 ค่าดังกล่าวจะถูกคำนวณและทำการอัปเดตค่าของเลเวลเซตฟังก์ชันใหม่  $\phi$  ซึ่งบริเวณที่เป็นกระดูกสันหลังจะมีค่าของ  $\phi(x, y) \leq 0$  จากขั้นตอนนี้จะพิจารณาเส้นขอบที่มีความยาวที่สุด 2 อันดับ เพราะบางครั้งเลเวลเซตอาจจะแบ่งวัตถุได้หลายส่วน และสองเส้นขอบที่มีความยาวนี้ จะใช้เป็นตำแหน่งเส้นขอบด้านซ้ายและด้านขวาของกระดูก

### 3.2.4 การหาแกนหลักของกระดูกโดยใช้ค่าเฉลี่ยของเส้นแกนตั้ง (Vertical Mean Point Average Method for Locating Vertical Spine )

สำหรับขั้นตอนนี้จะประมาณค่าของเส้นขอบกระดูกด้านซ้ายและขอบกระดูกด้านขวา จากข้อมูลโครงร่างของกระดูกในขั้นตอนนี้ก่อนหน้าเพื่อใช้สำหรับคำนวณหาค่าแกนหลักของกระดูก ทั้งนี้เส้นขอบที่ได้ในขั้นตอนนี้ก่อนหน้าอาจจะมีตำแหน่งของจุดภาพที่ซ้อนทับกันในแถวเดียวกันจึงต้องการที่จะหาตัวแทนข้อมูลของกระดูกในแต่ละแถวเพื่อใช้กำหนดตำแหน่งใหม่ของขอบกระดูก โดยจะใช้วิธีพิจารณาเลือกเส้นโค้งที่เหมาะสมด้วยวิธีการโพลิโนเมียล (Polynomial Curve Fitting) ซึ่ง

จะนำตำแหน่งของขอบกระดูกด้านซ้าย  $LE_{i=1}^S$  และตำแหน่งของขอบกระดูกด้านขวา  $RE_{i=1}^S$  เมื่อ  $S$  คือจำนวนตำแหน่งซึ่งมีขนาดไม่เท่ากัน ในขั้นตอนนี้ได้กำหนดจำนวนตำแหน่งของเส้นขอบในแนวตั้งให้มีขนาดเท่ากับจำนวนความสูงของภาพ  $r$  โดยนำเส้นขอบกระดูกทั้ง 2 ไปหาสัมประสิทธิ์พหุนาม ซึ่งงานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้กำหนดลำดับ (Order) ที่เหมาะกับข้อมูลมีค่าเท่ากับ 3 (ได้จากการทดลอง) เพราะเนื่องจากว่าการประมาณค่าของเส้นขอบนั้นมีความโค้งเอียงซึ่งค่าลำดับที่ 3 เป็นค่าที่เหมาะสมกับการประมาณหาเส้นขอบของกระดูก โดยสมการที่ใช้สำหรับการหาสัมประสิทธิ์สามารถเขียนในรูปเมทริกซ์ที่ (3-8)

$$\begin{pmatrix} x_1^n & x_1^{n-1} & \dots & 1 \\ x_2^n & x_2^{n-1} & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m^n & x_m^{n-1} & \dots & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_{n+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{pmatrix} \quad (3-8)$$

เมื่อ  $P$  คือ สัมประสิทธิ์พหุนาม สำหรับงานวิจัยนี้เลือกใช้ลำดับที่ 3 จำนวนของสัมประสิทธิ์จะมีทั้งหมด 4 จำนวน,  $x_m$  และ  $y_m$  คือ ตำแหน่งของขอบกระดูก และ  $n$  คือ ลำดับของพหุนาม หลังจากนั้นเมื่อคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์ได้แล้วจะนำค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้ไปประมาณค่าของตำแหน่งขอบใหม่ ซึ่งสามารถเขียนให้อยู่ในรูปสมการที่ (3-9)

$$x_{new} = P_1y^3 + P_2y^2 + P_3y + P_4 \quad (3-9)$$

โดยที่  $x_{new}$  คือ ตำแหน่งใหม่,  $y = 1,2,3,..r$  คือ ค่าของตำแหน่งซึ่งจะมีขนาดเท่ากับความสูงของภาพ หลังจากได้ตำแหน่งใหม่ของเส้นขอบกระดูกด้านซ้าย  $LE_i$  และเส้นขอบกระดูกด้านขวา  $RE_i$  แล้วนำตำแหน่ง  $LE_i$  และ  $RE_i$  ในแต่ละคอลัมน์มาทำการหาค่าเฉลี่ย เมื่อ  $i$  คือ ตำแหน่งความสูงของภาพในแต่ละแถว โดยการกำหนดเส้นแกนหลัก หรือ  $ME$  สำหรับหาจุดหมุนของกระดูก โดยสมการที่ใช้ในการหาค่าเฉลี่ยของเส้นสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3-10)

$$ME_i = \left( \frac{RE_i + LE_i}{2} \right) \quad (3-10)$$

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

ขั้นตอนวิธีที่ 3-1 : 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

```

รูปที่ 3-5 รหัสเทียมของขั้นตอนวิธีการหาแกนหลักของกระดูก

### 3.2.5 การหาลักษณะที่เป็นข้อของกระดูก (Horizontal Segmentation)

จากภาพถ่ายรังสีเอกซ์ที่ผ่านขั้นตอนการครอบภาพให้ได้พื้นที่ของกระดูกสันหลังที่สนใจ แต่อย่างไรก็ตามสัญญาณรบกวนภายในภาพก็ยังคงปรากฏให้เห็นทั่วทั้งภาพ ซึ่งสัญญาณรบกวนนี้ส่งผลทำให้พื้นที่บริเวณรอยต่อของกระดูกแต่ละท่อนมีค่าความสว่างที่ใกล้เคียงกันทำให้เป็นปัญหาอย่างมากสำหรับการแบ่งส่วนข้อของกระดูกในแต่ละตำแหน่ง ดังนั้นในขั้นตอนนี้จะเป็นการกรองภาพเพื่อให้ข้อต่อของกระดูกและพื้นที่ของกระดูกมีลักษณะที่แตกต่างกันมากขึ้น ซึ่งการหาลักษณะดังกล่าวนี้จะแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน ประกอบด้วยขั้นตอนการปรับปรุงภาพด้วยวิธีแปลงข้อมูลรูปหมวก (Top-Hat Transform) ขั้นตอนการหาขอบของวัตถุด้วยวิธีแรงภายนอก (External Force) และ ขั้นตอนการหาลักษณะของข้อต่อกระดูกด้วยวิธีการผสมผลรวม (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

ในการดำเนินการของขั้นตอนนี้การกัดกร่อนภาพ ดังสมการที่ (3-11)

$$E(x, y) = I(x, y) \ominus B \quad (3-11)$$

โดยที่  $I(x, y)$  เป็นภาพระดับเทาที่ผ่านกระบวนการระบุพื้นที่แบบอัตโนมัติ (Auto Cropping) และ  $B$  คือ ส่วนประกอบโครงสร้างรูปจานโดยมีขนาดเท่ากับรัศมีที่หาได้จากขั้นตอนการระบุพื้นที่แบบอัตโนมัติ อย่างไรก็ตามเมื่อทำการกัดกร่อนภาพแล้วทำให้วัตถุภายในภาพมีขนาดเล็กลงหรือวัตถุบางส่วนขาดหายไป จึงต้องมีการคืนรูปเพื่อที่จะทำให้วัตถุที่คงเหลืออยู่มีขนาดที่ใกล้เคียงกับขนาดเดิม โดยจะใช้วิธีการขยาย (Dilation) ดังสมการที่ (3-12)

$$D(x, y) = E(x, y) \oplus B \quad (3-12)$$

เมื่อทำการขยายภาพเสร็จแล้วจะได้ภาพที่มีความแตกต่างของค่าข้อมูลในแต่ละพื้นที่เพิ่มมากขึ้น แล้วนำภาพที่ผ่านการขยายนี้ไปหาผลต่างกับภาพต้นฉบับจะทำให้บริเวณที่เป็นเนื้อกระดูกที่มีค่าความสว่างสูงยังคงมีค่าความหนาแน่นของข้อมูลสูง ในทำนองเดียวกันบริเวณที่ไม่ใช่เนื้อกระดูกจะมีค่าความสว่างที่มีความหนาแน่นของข้อมูลเบาบางกว่าบริเวณอื่น ดังสมการที่ (3-13)

$$T(x, y) = I(x, y) - D(x, y) \quad (3-13)$$

เมื่อ  $T(x, y)$  คือ ภาพที่ผ่านวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก

### 3.2.7 การหาแรงภายนอกของภาพ (External Force)

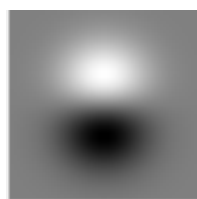
สำหรับการหาแรงภายนอก (External Force) เป็นส่วนหนึ่งในขั้นตอนของการหาขอบของวัตถุ (Active Contour) โดยใช้หลักการของ Gradient Vector Flow ในการหาพลังงาน (Energy Function) ภายในภาพ ซึ่งจะพิจารณาจากความไม่ต่อเนื่องของค่าความเข้มสีที่อยู่ในภาพ (Gradient) ซึ่งเหมาะสมกับการใช้สร้างความแตกต่างของข้อมูล ซึ่งขั้นตอนนี้จะช่วยทำให้บริเวณที่มีความไม่ต่อเนื่องของภาพกระดูมีความแตกต่างกันชัดเจนยิ่งขึ้น โดยในขั้นตอนแรกจะสร้างแกนหลัก (Kernel) สำหรับใช้ในการหาอนุพันธ์ของเกาส์ (Gaussian Derivative) โดยกำหนดค่าความแปรผัน  $\sigma$  หรือค่าซิก (Sigma) มีค่าเท่ากับ 5 (ได้จากการทดลอง) เพื่อใช้สำหรับการสร้างมาสก์ (Mask) ในแนวแกนนอนและแกนตั้ง โดยสมการที่ใช้สำหรับการหาอนุพันธ์แบบเกาส์สามารถเขียนได้ ดังสมการที่ (3-14) และ (3-15)

$$D_{\text{gauss}}_x = -\left(\frac{x}{2\pi\sigma^4}\right) \exp^{-\left(\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (3-14)$$

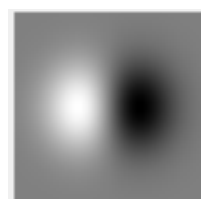
และ

$$D_{\text{gauss}}_y = -\left(\frac{y}{2\pi\sigma^4}\right) \exp^{-\left(\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (3-15)$$

เมื่อ  $D_{\text{gauss}}_x$  คือ มาสก์เมื่อเทียบกับแกนนอน และ  $D_{\text{gauss}}_y$  คือ มาสก์เมื่อเทียบกับแกนตั้ง



(ก)



(ข)

รูปที่ 3-6 (ก) ลักษณะของมาสก์ในแกนนอน (X-Axis) (ข) ลักษณะของมาสก์ในแกนตั้ง (Y-Axis)

หลังจากนั้นนำมาสก์ที่ได้ไปคอนโวลูชัน (Convolution) กับภาพที่ผ่านวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก ซึ่งจะได้ภาพใหม่ในแนวแกนนอน  $I_x$  และภาพใหม่ในแนวแกนตั้ง  $I_y$  ซึ่งการหาพลังงานของขอบภาพ ดังสมการที่ (3-16)

$$E'(x, y) = \sqrt{I_x^2 + I_y^2} \quad (3-16)$$

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 ซึ่งสามารถคำนวณความกว้างของแต่ละแถว  $f$  ดังสมการที่ (3-17)

$$length_i = RE_i(x, y) - LE_i(x, y) \quad (3-17)$$

หลังจากนั้นจะนำค่าความสว่างของแต่ละจุดภาพที่อยู่ในช่วงที่กำหนดมาหาผลรวมดังสมการที่ (3-18)

$$Sum_i = \sum_{y=LE_i}^{length_i} I(x, y) \quad (3-18)$$

เมื่อ  $I(x, y)$  คือภาพที่นำไปใช้หาผลรวม และ  $i$  คือ ความสูงของภาพในแต่ละแถว อย่างไรก็ตามการหาผลรวมดังกล่าวเกิดจากช่วงระหว่างจุดสองจุด คือ  $LE_i(x, y)$  และ  $RE_i(x, y)$  ซึ่งเป็นการหาในทิศทางเดียวคือในแนวนอนของภาพเพียงอย่างเดียว ในความเป็นจริงแล้วกระดูกนั้นอาจมีความโค้งเอียงทำให้ค่าความสว่างที่หาเฉพาะแนวนอนเพียงอย่างเดียวนั้นอาจจะยังไม่เหมาะสม เพื่อเป็นการปรับการผลรวมค่าความสว่างมีความละเอียดเพิ่มขึ้น โดยที่ตำแหน่งที่จะเอียงตามแนวของกระดูกสันหลังซึ่งจะพิจารณาจากแกนหลักของกระดูกที่ได้จากขั้นตอนการหาแกนหลักของกระดูก (Vertical Mean Point Average Method)  $ME(x, y)$  สำหรับใช้เป็นจุดหมุนในการหามุมของเส้นในทิศทางต่าง ๆ 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  $ME(x, y - 5)$  และจุดที่สอง  $p_2(x_2, y_2)$  จะอยู่ที่ตำแหน่ง  $ME(x, y + 5)$  และคำนวณหามุมโดยดูจากความชันของทั้ง 2 เส้น ซึ่งสมการที่ใช้ในการหาความชันดังสมการที่ (3-19)

$$m = \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} \quad (3-19)$$

ซึ่งสมการที่ใช้สำหรับการหามุมของเส้นตรง 2 เส้น ดังสมการที่ (3-20)

$$\theta = \tan^{-1} \left| \frac{m_2 - m_1}{1 + m_2 m_1} \right| \quad (3-20)$$

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 3-2 : การหาผลรวมของค่าความสว่างในแต่ละทิศทาง	
<b>Input:</b>	$T(x, y), E'(x, y), LE_{i=1}^r(x, y), RE_{i=1}^r(x, y), r$
<b>Output:</b>	$Data_i$
1:	<b>begin</b>
2:	<b>for</b> $i = 1$ to $r$ <b>do</b>
3:	Compute <i>length</i> 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:	<b>if</b> $\theta = 90$ <b>then</b>
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:	<b>else</b>
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:	<b>end for</b>
14:	Compute $Data_{i=1} = S1 * S2$
15:	<b>end</b>

รูปที่ 3-7 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 หากจุดตำแหน่งที่ได้ใกล้เคียงกันเกินไปหรือห่างกันเกินไปผู้วิจัยจะนิยามตำแหน่งเหล่านั้นว่าไม่ใช่ข้อของกระดูก เพราะโดยลักษณะของกระดูกนั้นจะมีอัตราส่วนของเนื้อกระดูกที่ใกล้เคียงกัน ซึ่งงานวิจัยนี้ได้กำหนดขนาดของช่วงสำหรับการหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์ ดังสมการที่ (3-21)

$$window = \lfloor r/5 \rfloor \quad (3-21)$$

โดยที่  $r$  คือ จำนวนของข้อมูล หลังจากนั้นจะเลื่อนช่วงไปยังตำแหน่งถัดไป เมื่อได้ตำแหน่งที่เราสนใจ *Peak* แล้วจะนำตำแหน่งที่ได้มาคำนวณหาระยะห่าง  $D_j$  เมื่อ  $j$  คือ จำนวนของข้อมูล หากตำแหน่งที่ได้มีระยะที่มากกว่าช่วง *window* จะทำการสร้างช่วงใหม่ *window* โดยที่ขนาดของช่วงที่สร้างใหม่นั้นจะมีค่าเท่ากับระยะห่างของ  $Peak_{i+1} - Peak_i$  โดยที่ช่วงระยะห่างที่ได้นั้นจะต้องไม่ใกล้เคียงกันเกินค่าของ  $((2 * radius) - 1) + C$  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 3-3 : การหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์สำหรับพิจารณาตำแหน่งข้อของกระดูก	
<b>Input:</b>	$Data_{i=1}^r, r, C$
<b>Output:</b>	$Peak_{i=1}^5$
1:	<b>begin</b>
2:	Initial $lower = ((2 * radius) - 1) + C$
3:	Compute $Window$ using equation (3-27)
4:	$k = r / Window$
5:	<b>for</b> $i = 1$ to $k$ <b>do</b>
6:	Compute $Peak_i = peaks(Data_{Window})$
7:	Shift $Window$
8:	<b>end for</b>
9:	<b>repeat</b>
10:	Compute Distance between Peak $D_j \leftarrow Peak_i$
11:	<b>if</b> $D_j > Window$ <b>then</b>
12:	Adjust $Peak_{j+1}$
13:	<b>if</b> $D_j < lower$ <b>then</b>
14:	Adjust $Peak_{j+1}$
15:	<b>until</b> $D_j > lower$ <b>and</b> $D_j < Window$
16:	<b>end</b>

รูปที่ 3-8 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  $\theta$  โดยจะนำมุมที่ได้นั้นไปหาพิกัดใหม่ของขอบด้านซ้าย  $LE_{new}(x, y)$  และขอบด้านขวา  $RE_{new}(x, y)$  ซึ่งผู้วิจัยได้นำทฤษฎีการหาตำแหน่งของเส้นรอบวงรีในระนาบ  $x$  และ  $y$  ดังสมการที่ (3-22) และ (3-23)

$$x_{new} = x_{ME} + a * \cos(t) * \cos(\theta) - b * \sin(t) * \sin(\theta) \quad (3-22)$$

และ

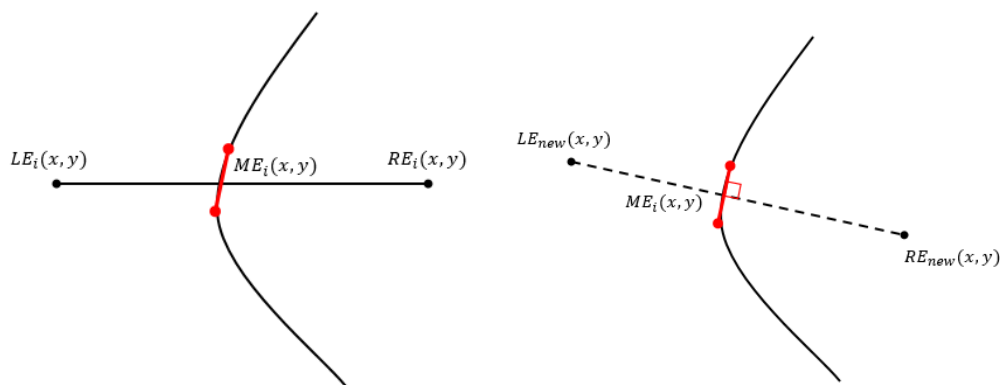
$$y_{new} = y_{ME} + a * \cos(t) * \cos(\theta) - b * \sin(t) * \sin(\theta) \quad (3-23)$$

โดยที่  $t$  คือ ระยะห่างของแต่ละจุดของเส้นรอบวง,  $a$  คือ แกนหลักของวงรี (Major Axis) และ  $b$  คือ แกนรองของวงรี (Minor Axis) จากนั้นจะคำนวณหาพิกัดใหม่  $LE_{new}(x, y)$  และ  $RE_{new}(x, y)$  ดังสมการที่ (3-24) และ (3-25)

$$LE_{new}(x, y) = (\text{argmin}(x_{new}), y_{new}(\text{argmin}(x_{new}))) \quad (3-24)$$

และ

$$RE_{new}(x, y) = (\text{argmax}(x_{new}), y_{new}(\text{argmax}(x_{new}))) \quad (3-25)$$



รูปที่ 3-9 (ก) ลักษณะการสร้างเส้นตรง 2 เส้น โดยเส้นสีแดงคือตำแหน่งของเส้นแกนกลาง

(ข) ลักษณะการหมุนของเส้นตรงในแกนนอนให้ตั้งฉากกับเส้นแกนกลาง

## บทที่ 4

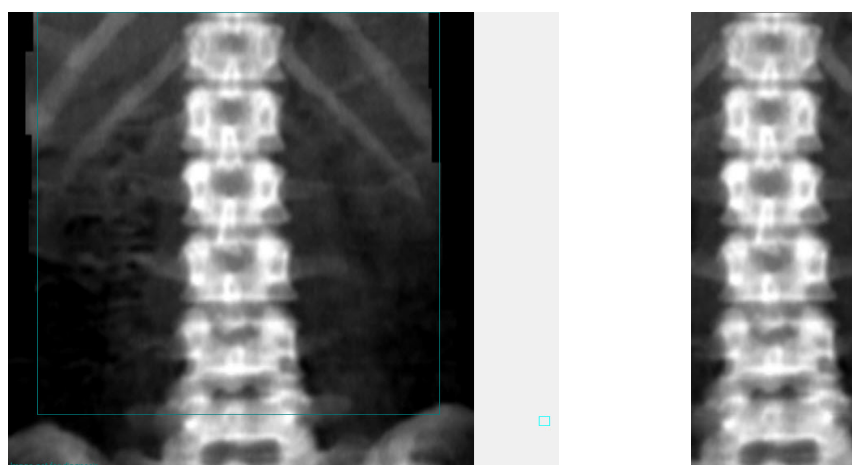
### ผลการทดลอง

ในบทนี้ แสดงผลการทดลองที่ได้จากการใช้วิธีที่นำเสนอในบทที่ 3 โดยแสดงภาพตัวอย่าง ภาพถ่ายของกระดูกสันหลัง และตารางแสดงผลลัพธ์เบื้องต้น ที่ดำเนินการตามขั้นตอนในบทที่ 3

โดยแนวทางในการวิเคราะห์เพื่อแยกส่วนของภาพถ่ายส่วนกระดูกสันหลัง เพื่อนำภาพที่ถูกแยกส่วนระหว่างส่วนที่กระดูกสันหลังกับส่วนที่ไม่จำเป็นต้องใช้ออกจากกัน เข้าสู่กระบวนการในการวัดมวลกระดูกสันหลังเพื่อตรวจสอบหรือพยากรณ์การเกิดโรคกระดูกพรุนต่อไป และผลจากการทดลองอธิบายรายละเอียด ดังต่อไปนี้

#### 4.1 ขั้นตอนกระบวนการก่อนการประมวลผลภาพ

จากข้อมูลชุดภาพที่นำมาใช้ทดสอบนั้นภาพจะมีความละเอียดต่ำที่แตกต่างกัน ซึ่งในขั้นตอนกระบวนการก่อนการประมวลผลภาพจะต้องไม่ส่งผลกระทบต่อโครงสร้างหลักของภาพ ซึ่งจะมีการหาความสัมพันธ์ของพื้นที่ที่เป็นส่วนของกระดูกสันหลัง และดำเนินการกำจัดสิ่งที่ไม่จำเป็นออกไปจากรูปภาพ ด้วยการวิเคราะห์ลักษณะความสัมพันธ์ของกระดูกสันหลังด้วยหลักการ Vertical Projection Profile และ Normal Distribution equation เพื่อทำการครอบตัดรูปภาพแบบอัตโนมัติและลดขนาดรูปภาพในการลดเวลาที่ใช้ในการคำนวณทางโปรแกรม รูปที่ 4-1 (ก) คือภาพถ่ายกระดูกสันหลังก่อนกระบวนการครอบตัดรูปภาพแบบอัตโนมัติในส่วนของกระบวนการก่อนการประมวลผลภาพ และ รูปที่ 4-1 (ข) คือภาพที่ผ่านกระบวนการดังกล่าวแล้ว



(ก)

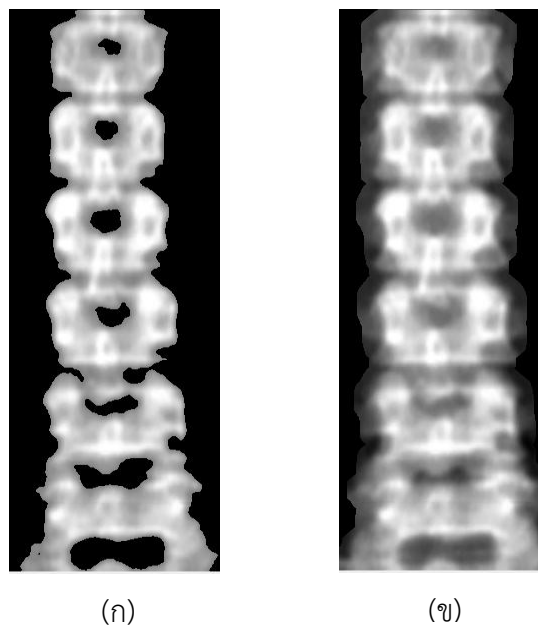
(ข)

รูปที่ 4-1 (ก) คือภาพต้นฉบับก่อนกระบวนการครอบตัดรูปภาพแบบอัตโนมัติ

(ข) คือภาพหลังจากกระบวนการดังกล่าวเสร็จสิ้น



หลังจากได้ภาพที่ผ่านกระบวนการในการครอบตัดรูปภาพแบบอัตโนมัติแล้วทางผู้วิจัยได้นำภาพเข้าสู่กระบวนการแยกส่วนระหว่างส่วนที่เป็นพื้นหลังและวัตถุที่ต้องการออกจากกัน โดยวิธีการ Otsu's threshold แต่อย่างไรก็ตามภาพที่มีคุณภาพต่ำและมีความใกล้เคียงกันระหว่างส่วนที่พื้นหลังและส่วนที่เป็นวัตถุค่อนข้างมากทำให้การแบ่งแยกรูปภาพด้วยวิธีการดั้งเดิมจึงไม่มีประสิทธิภาพเพียงพอ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการแยกส่วนของพื้นที่กระดูกสันหลังกับพื้นหลังให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น จึงได้นำภาพไปผ่านกระบวนการ Dilation ในส่วนของวิธีการ Morphological operation เพื่อเพิ่มพื้นที่ของกระดูกให้กับภาพที่สมบูรณ์หรือครบถ้วนมากยิ่งขึ้น รูปที่ 4-2 (ก) แสดงให้เห็นผลลัพธ์รูปภาพที่ได้รับจากวิธีการแยกส่วนของกระดูกสันหลังและส่วนที่เป็นพื้นหลัง สังเกตได้ว่ามีบางส่วนของกระดูกสันหลังหายไป และ รูปที่ 4-2 (ข) คือผลลัพธ์รูปภาพหลังจากที่ผ่านกระบวนการแยกส่วนบวกกับวิธีการขยายรูปภาพ (Dilation) เพื่อให้ได้พื้นที่กระดูกสันหลังมามากที่สุด



รูปที่ 4-2 (ก) คือภาพที่ผ่านกระบวนการแยกส่วนของรูปภาพด้วยวิธีการ Otsu's threshold เพียงอย่างเดียว

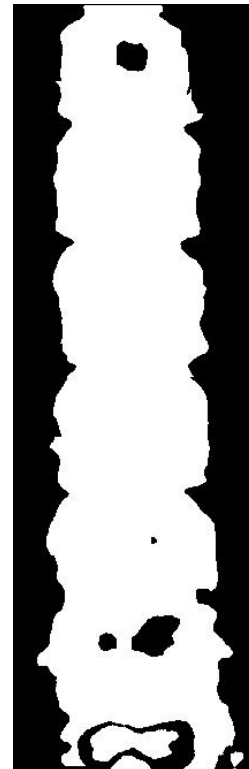
(ข) คือภาพที่ผ่านวิธีการ Otsu's threshold และ วิธีการ Morphological operation (Dilation)

#### 4.2 ขั้นตอนกระบวนการแยกส่วนของรูปภาพกระดูกสันหลัง

หลังจากได้รูปภาพที่ผ่านการหาพื้นที่ของกระดูกสันหลังจากกระบวนการก่อนการประมวลผลรูปภาพ ได้นำรูปภาพเข้าสู่กระบวนการ Superpixels เพื่อแบ่งกลุ่มข้อมูลที่มีความเหมือนกันในรูปภาพ เพื่อหาลักษณะของความสัมพันธ์ของการแบ่งกลุ่มจากกระบวนการ Superpixels ซึ่งในผลการทดลองนี้ ทางผู้วิจัยได้เลือกจำนวนกลุ่มที่เหมาะสมในการแบ่งกลุ่มรูปภาพเท่ากับ 50 กลุ่ม เนื่องจากหากแบ่งกลุ่มที่มีจำนวน เช่น 70 80 100 กลุ่ม เป็นต้น จะทำให้ Superpixels มีอัตราการความถี่ในการแบ่งกลุ่มที่มากขึ้นทำให้มองหาความสัมพันธ์ของข้อมูลรูปภาพได้ยากและอาจทำให้ขั้นตอนวิธีที่ทางผู้วิจัยได้นำเสนอมีความผิดพลาดได้ เนื่องจากกลุ่มที่มีคุณลักษณะที่ติดอยู่ขอบด้านซ้ายหรือขอบด้านขวาของรูปภาพ จะไม่อยู่ติดกับขอบของกระดูกสันหลังจริงที่ต้องการได้และยังเพิ่มภาระในด้านเวลาในการคำนวณทางโปรแกรมการประมวลผลภาพให้มากขึ้นอีกด้วย รูปที่ 4-3 (ก) คือรูปภาพที่ผ่านกระบวนการวิธีการ Superpixels ด้วยจำนวนกลุ่มเท่ากับ 50 กลุ่ม และ รูปที่ 4-3 (ข) คือรูปภาพที่ผ่านกระบวนการแยกส่วนของรูปภาพกระดูกสันหลังด้วยขั้นตอนวิธีจากวิธีการ Aggregate superpixels และแสดงผลลัพธ์ออกมาเป็นภาพที่มีคุณลักษณะเป็นแบบภาพระดับขาวดำ (binary image)



(ก)



(ข)

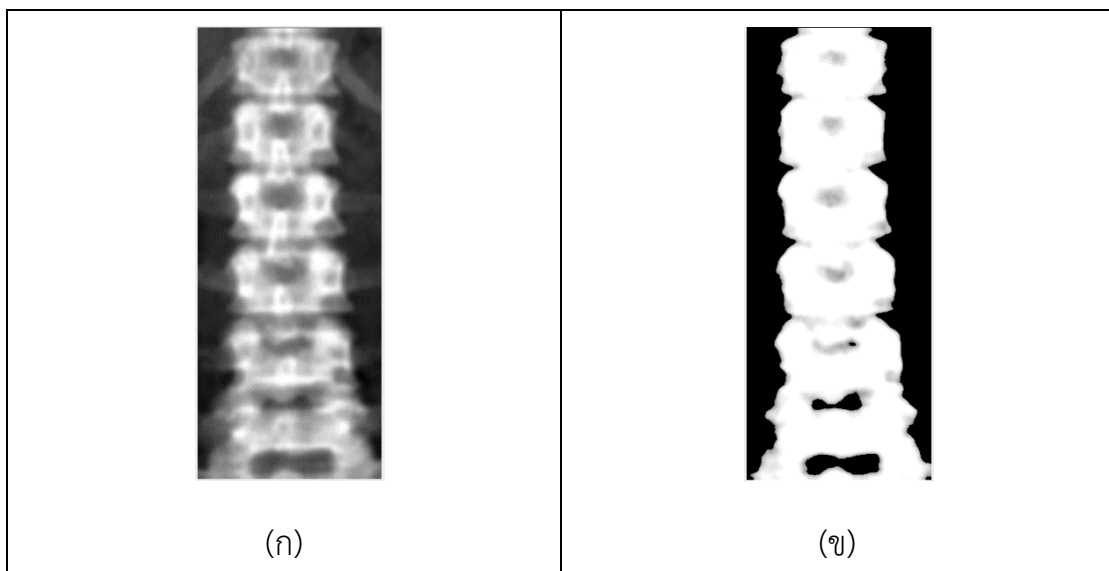
รูปที่ 4-3 (ก) คือภาพที่ผ่านกระบวนการ superpixels ด้วยจำนวนกลุ่มเท่ากับ 50 กลุ่ม

(ข) คือภาพที่ผ่านกระบวนการ Aggregate superpixels

### 4.3 ขั้นตอนการหาโครงร่างของกระดูกในแกนตั้ง

#### 4.3.1 การปรับความสว่างของภาพ

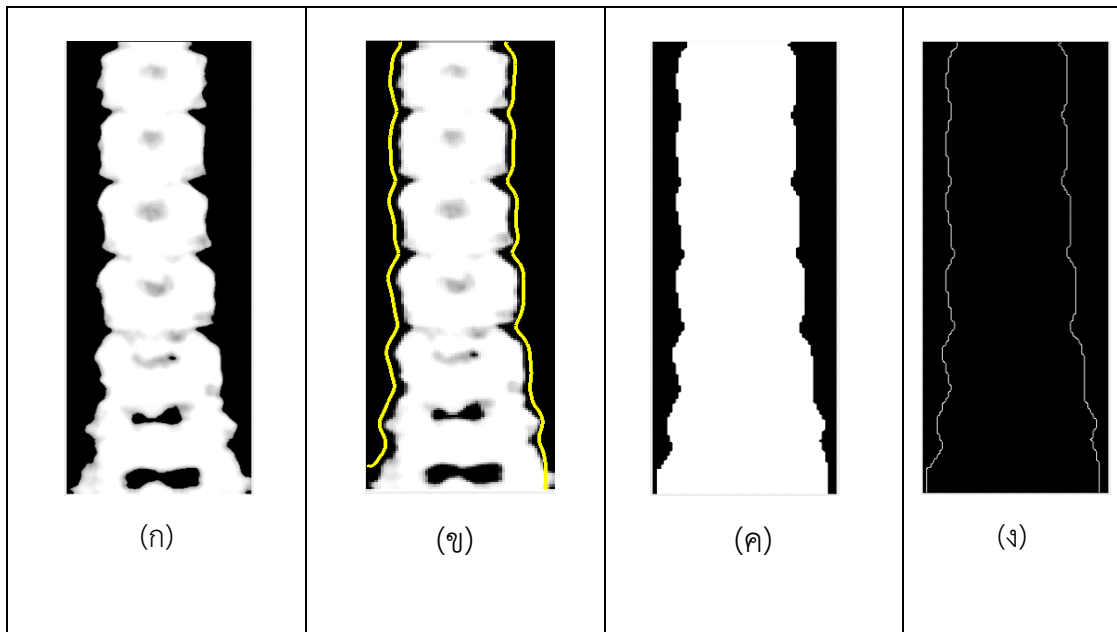
สำหรับในขั้นตอนนี้หลังจากระบุพื้นที่แบบอัตโนมัติของกระดูกแล้ว ค่าความสว่างของภาพยังคงมีค่าที่ใกล้เคียงกันในแต่ละบริเวณซึ่งทำให้การหาขอบนั้นทำได้ยาก จึงต้องมีการปรับค่าความสว่างให้เกิดความไม่ต่อเนื่องของสีหรือทำให้สีของกระดูกแยกออกจากพื้นหลังให้มีความเด่นชัดเพิ่มขึ้น เพื่อให้ง่ายต่อการหาขอบในขั้นตอนถัดไป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



รูปที่ 4-4 (ก) ภาพระดับเทาที่ผ่านขั้นตอนการระบุพื้นที่ (ข) ภาพที่ผ่านการปรับค่าความสว่าง

#### 4.3.2 การหาโครงร่างของกระดูกด้วยวิธีการเลเวลเซต

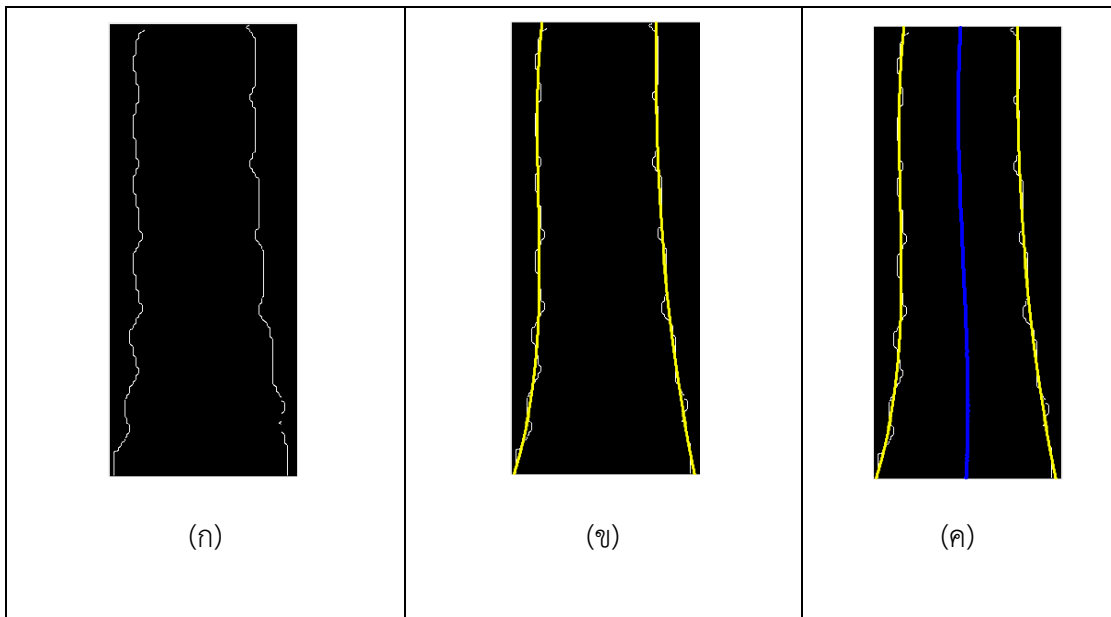
หลังจากปรับภาพให้เห็นบริเวณของกระดูกสันหลังชัดเจนขึ้น ในขั้นตอนนี้จะหาพื้นที่ของกระดูกสันหลังและหาขอบของกระดูกโดยในงานวิจัยของ (Chunming Li และคณะ, 2010) ได้นำเสนอวิธีการ Distance Regularized Level Set Evolution (DRLSE) สำหรับการแบ่งส่วนรูปภาพ โดยพารามิเตอร์ที่กำหนดนั้นได้อธิบายไว้ในวิธีการดำเนินงานในบทที่ 3 ซึ่งผลลัพธ์จากขั้นตอนนี้แสดงดังรูปที่ 4-5



รูปที่ 4- 5 (ก) ภาพที่ผ่านวิธีการปรับค่าความสว่าง (ข) การหาขอบภาพด้วยวิธี (DRLSE) (ค) พื้นที่ของกระดูกเมื่อเลเวลเซตฟังก์ชัน  $\phi < 0$  และ (ง) ขอบของกระดูกเมื่อเลเวลเซตฟังก์ชัน  $\phi = 0$

#### 4.3.3 การหาแกนหลักของกระดูก

หลังจากขั้นตอนการหาขอบของกระดูกจะได้เส้นขอบของกระดูก 2 เส้นด้วยกัน คือ เส้นขอบด้านซ้ายและเส้นขอบด้านขวา สำหรับขั้นตอนนี้จะหาแกนหลักของกระดูกที่จะใช้เป็นตำแหน่งตัวแทนโครงร่างของกระดูก การประมวลผลในขั้นตอนนี้ผู้วิจัยจึงนำวิธีการประมาณค่าของเส้นโดยใช้วิธีการเลือกเส้นโค้งที่เหมาะสม (Polynomial Curve Fitting) ที่ลำดับ 3 มาใช้ประมาณเส้นขอบของกระดูกทั้งสองด้าน และหาเส้นแกนกลางโดยใช้ค่าเฉลี่ยของทั้ง 2 เส้น ซึ่งผลการทดลองนั้นแสดงดังรูปที่ 4-6

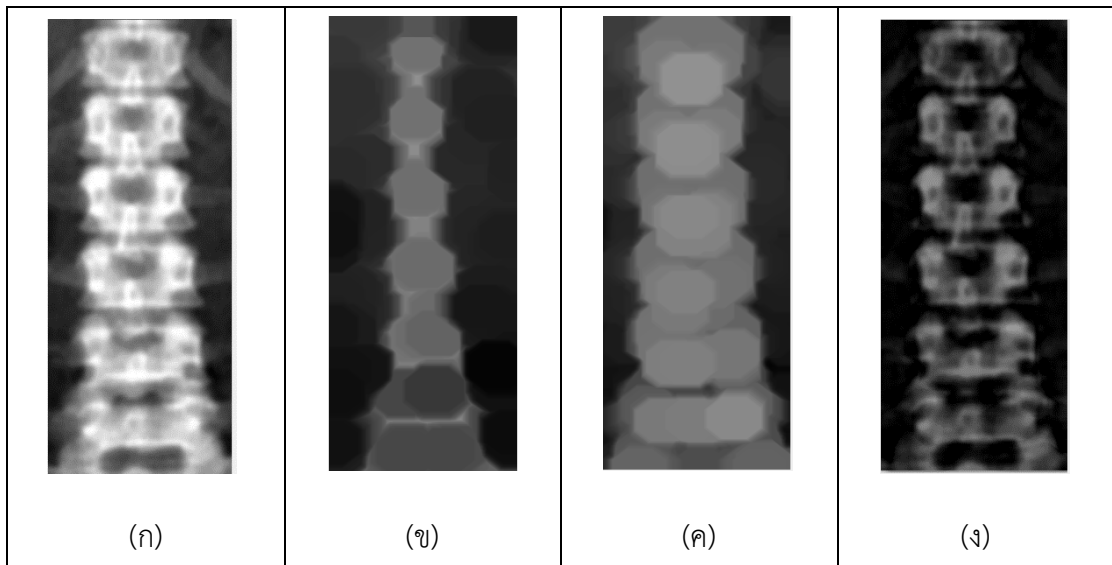


รูปที่ 4- 6 (ก) เส้นขอบที่ได้หลังจากผ่านกระบวนการเลเวลเซต (ข) เส้นสีเหลืองคือเส้นที่ผ่านการประมาณค่าด้วยวิธีโพลีโนเมียล และ (ค) เส้นสีน้ำเงินคือเส้นที่ได้จากการนำเส้นสีเหลืองทั้ง 2 เส้นคำนวณหาค่าเฉลี่ย โดยเส้นสีน้ำเงินนี้จะใช้เป็นเส้นแกนหลักของกระดุก

#### 4.4 ขั้นตอนการแบ่งส่วนในแกนนอน

##### 4.4.1 การปรับปรุงภาพด้วยวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก

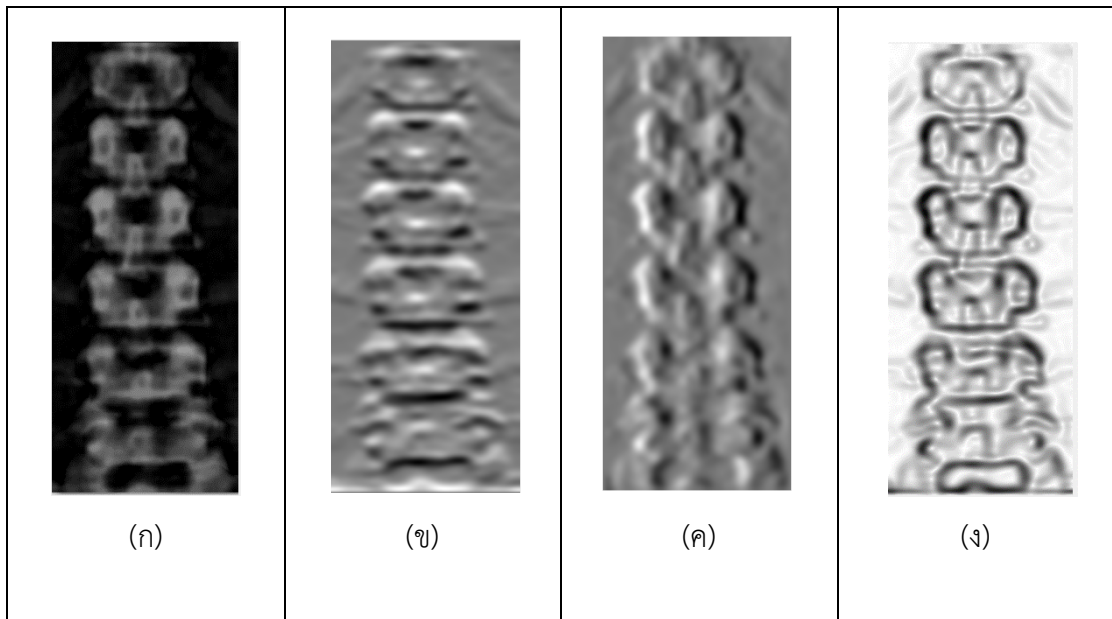
จากภาพถ่ายรังสีเอกซ์ที่ผ่านขั้นตอนการระบุพื้นที่แบบอัตโนมัติ พบว่าค่าพื้นที่บริเวณข้อต่อมีค่าความสว่างของจุดภาพที่เกิดจากสัญญาณรบกวนทำให้มีค่าความสว่างเข้าใกล้กับค่าข้อมูลของพื้นที่กระดุก ในขั้นตอนนี้จึงทำการปรับปรุงภาพให้เห็นลักษณะข้อต่อของกระดุก โดยมีสมมติฐานที่ว่าบริเวณของเนื้อกระดุกจะมีค่าความสว่างที่สูงกว่าบริเวณอื่น โดยจะใช้วิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก (Top-Hat Transform) หลักการของขั้นตอนนี้จะนำภาพที่ได้ไปทำการกัดกร่อนวัตถุ เพื่อให้สัญญาณรบกวนบางส่วนถูกกำจัดทิ้งและขยายวัตถุให้กลับมาคงรูปใกล้เคียงกับของเดิมและนำภาพที่ได้หลังจากผ่านขั้นตอนการขยายไปหาส่วนต่างกับภาพต้นฉบับ ขั้นตอนนี้จะทำให้ข้อต่อของกระดุกมีความชัดเจนมากขึ้น ซึ่งผลการทดลองแสดงดังรูปที่ 4-7



รูปที่ 4-7 (ก) ภาพระดับเทาที่ผ่านขั้นตอนการระบุพื้นที่ (ข) ผลลัพธ์ของวิธีการกัดกร่อน (ค) ผลลัพธ์หลังจากนำภาพ (ข) มาผ่านวิธีการขยาย และ (ง) ผลลัพธ์ที่ผ่านกระบวนการปรับปรุงภาพด้วยวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก

#### 4.4.2 การหาแรงภายนอก

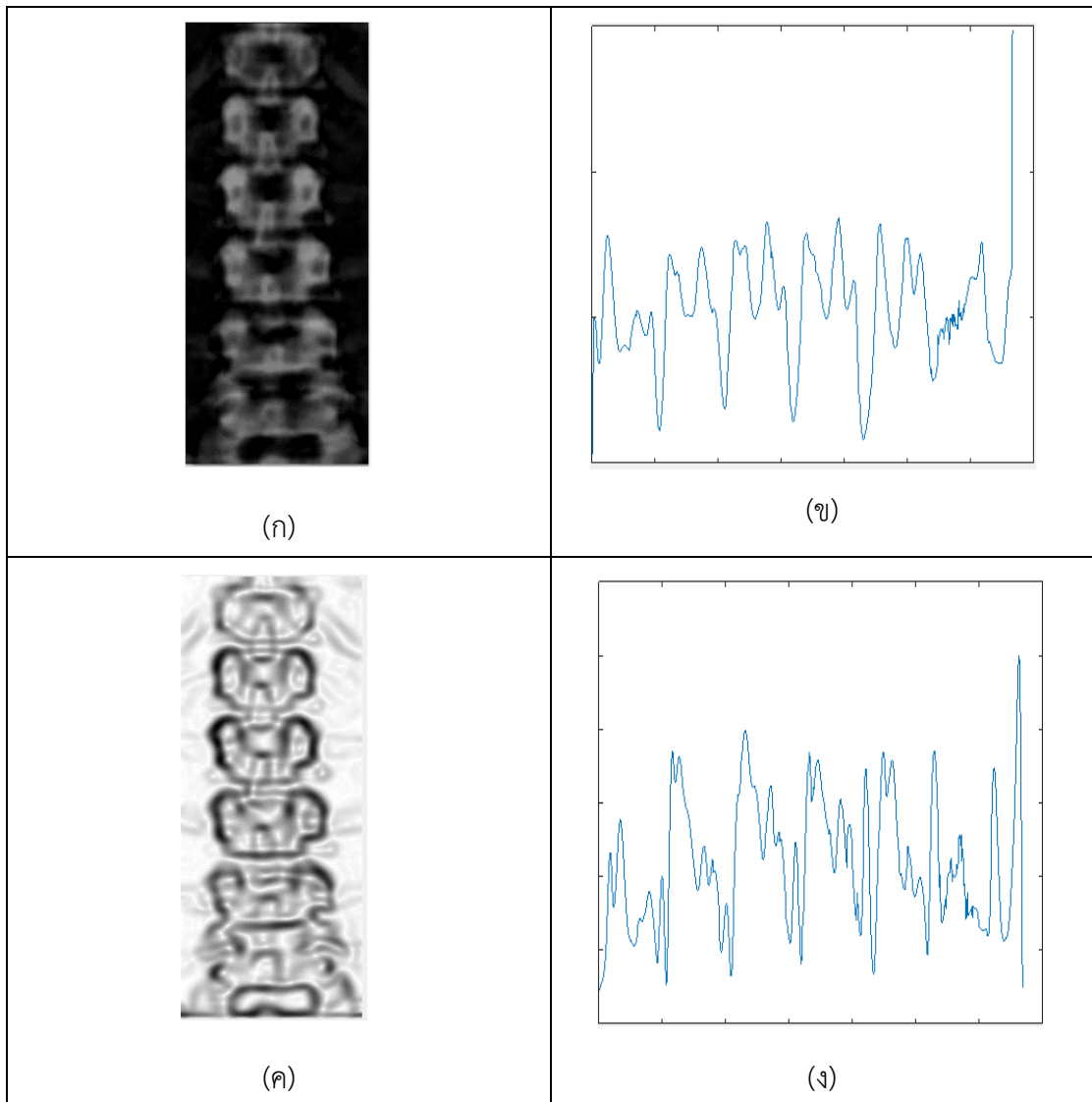
สำหรับการหาแรงภายนอกหรือการหาค่าพลังงาน (Energy Function) ซึ่งเป็นหนึ่งในขั้นตอนการหาขอบของวัตถุ (Contour) โดยใช้หลักการหาอนุพันธ์ เนื่องจากต้องการให้ภาพถ่ายรังสีเอกซ์ของกระดูกสันหลังมีความโดดเด่นในพื้นที่ของข้อต่อในสภาวะภาพที่มีค่าความสว่างที่แตกต่างกันทั้งในแกนตั้งและแกนนอนเพิ่มมากขึ้น ซึ่งขั้นตอนนี้จะนำภาพที่ได้จากขั้นตอนการปรับปรุงภาพด้วยวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวกมาคำนวณหาอนุพันธ์ (Derivative) เพื่อให้บริเวณที่มีความไม่ต่อเนื่องของค่าสีที่แตกต่างกันขึ้น โดยผลลัพธ์ในขั้นตอนนี้แสดงดังรูปที่ 4-8



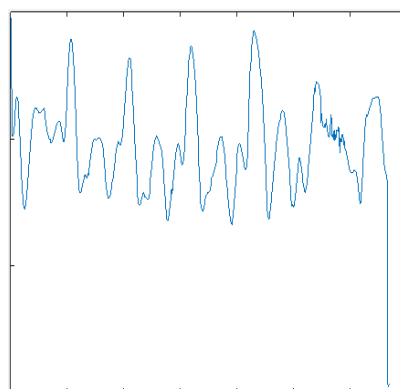
รูปที่ 4-8 (ก) ภาพที่ผ่านขั้นตอนวิธีการแปลงข้อมูลรูปหมวก (ข) ภาพผลลัพธ์เมื่อหาอนุพันธ์ในแนวแกนนอน X-Axis (ค) ภาพผลลัพธ์เมื่อหาอนุพันธ์ในแนวแกนตั้ง Y-Axis และ (ง) ภาพผลลัพธ์เมื่อนำทั้งสองภาพรวมเข้าด้วยกัน

#### 4.4.3 การหาผลรวมของค่าความสว่างในแต่ละทิศทาง

สำหรับขั้นตอนนี้เป็นการสร้างข้อมูลโดยพิจารณาจากค่าความสว่างของจุดภาพ ซึ่งบริเวณที่จะพิจารณานั้นจะเป็นบริเวณที่อยู่ภายในของกระดูก โดยมีเส้นแกนหลักเป็นจุดกึ่งกลางที่ใช้สำหรับการหาผลรวมในทิศทางต่าง ๆ ตามความโค้งเอียงของกระดูก ผลลัพธ์ที่ได้นี้ถ้าหากมีที่ค่าสูงหมายความว่ามีความหนาแน่นของกระดูกมาก และในทำนองเดียวกันหากมีค่าผลรวมที่ต่ำนั้นหมายความว่าพื้นที่บริเวณนั้นมีความเบาบางของข้อมูล โดยการหาผลรวมนี้จะนำภาพ 2 ภาพ คือ ภาพที่ผ่านกระบวนการปรับปรุงด้วยวิธีรูปหมวก (ได้จากขั้นตอนที่ 4.3.1) และภาพที่ผ่านกระบวนการหาแรงภายนอก (ได้จากขั้นตอนที่ 4.3.2) และนำผลลัพธ์ทั้ง 2 มาหาผลคูณ ซึ่งผลลัพธ์จากขั้นตอนการหาผลรวมของค่าความสว่างในแต่ละทิศทางจะแสดงดังรูปที่ 4-9



รูปที่ 4-9 (ก) ภาพผลลัพธ์ที่ผ่านวิธีการรูปหมวก (ข) ผลรวมของค่าความสว่างของภาพ ก ในแต่ละแถวของเส้นแกนหลัก (ค) ภาพผลลัพธ์ของการหาแรงภายนอก และ (ง) ผลรวมของค่าความสว่างของภาพ (ข) ในแต่ละแถวของเส้นแกนหลัก



(จ)

รูปที่ 4-10 (จ) ผลลัพธ์ของการหาผลคูณของภาพ (ข) และ (ง)

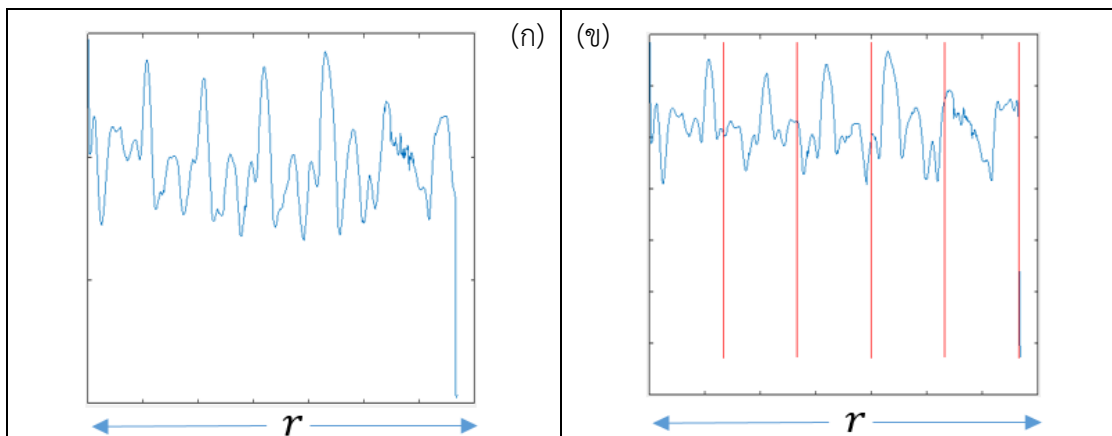


#### 4.5 ขั้นตอนการเลือกตำแหน่งที่สนใจ

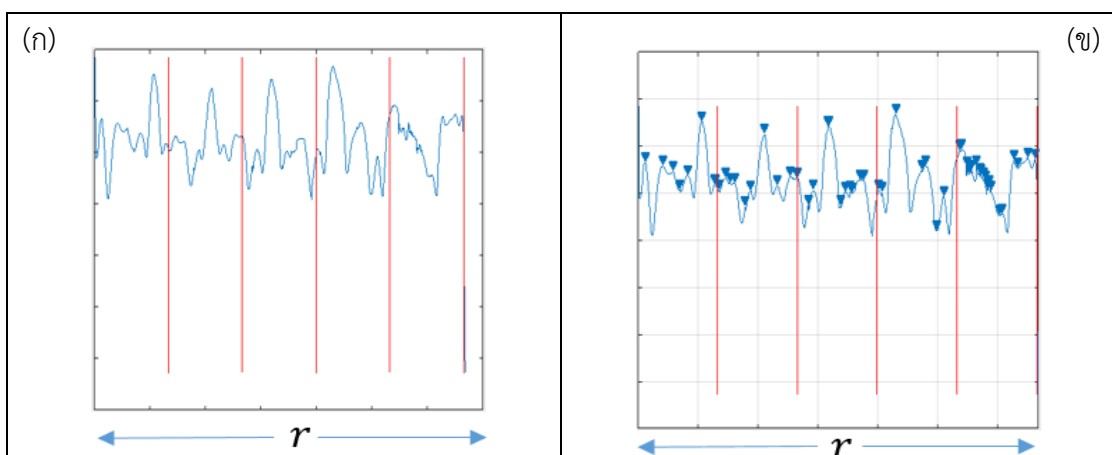
สำหรับขั้นตอนนี้จะเป็นขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลซึ่งข้อมูลที่น่าวิเคราะห์นั้นคือผลลัพธ์ของวิธีการหาผลรวมค่าความสว่างในขั้นตอนที่ 4.4.3 เพื่อใช้สำหรับหาตำแหน่งของข้อกระดูกโดยจะพิจารณาจากวิธีการหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์เข้าช่วยมาในการเลือกตำแหน่งที่สนใจ และแสดงผลลัพธ์ของการแบ่งส่วนข้อของกระดูกในลำดับถัดไป

##### 4.5.1 การหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์สำหรับการวิเคราะห์ข้อกระดูก

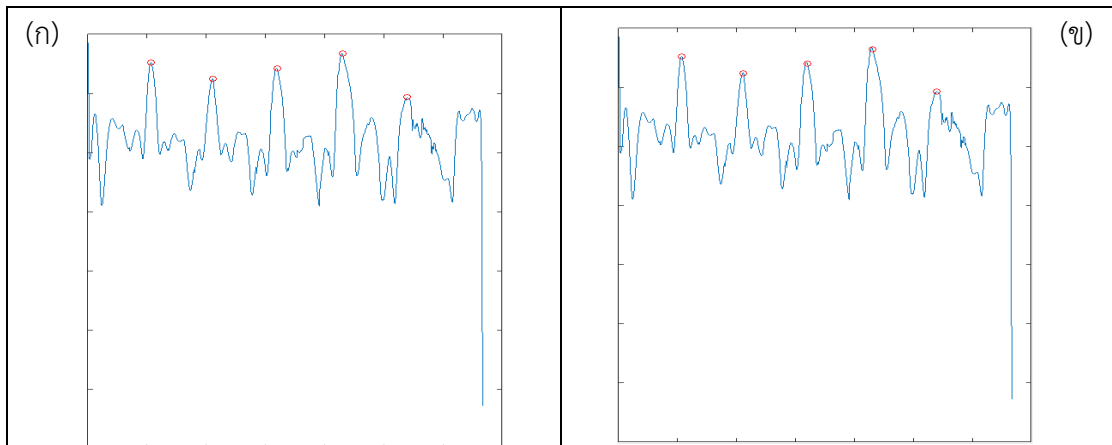
จากที่ได้กล่าวไปข้างต้นสำหรับการเลือกตำแหน่งที่สนใจ โดยตำแหน่งที่จะถูกนำมาพิจารณานั้นจะมีค่าผลรวมของความสว่างสูงในแต่ละช่วง สำหรับงานวิจัยนี้ได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 5 ช่วง เพราะภาพถ่ายรังสีเอกซ์ที่นำมาประมวลผลนั้นมีส่วนของกระดูกสันหลังส่วนเอว ซึ่งมีอยู่ 5 ข้อ โดยมีสมมติฐานที่ว่าพื้นที่ในแต่ละช่วงจะมีบริเวณข้อของกระดูก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



รูปที่ 4- 11 (ก) ข้อมูลที่นำมาใช้สำหรับการวิเคราะห์ และ (ข) แบ่งข้อมูลออกเป็นช่วง



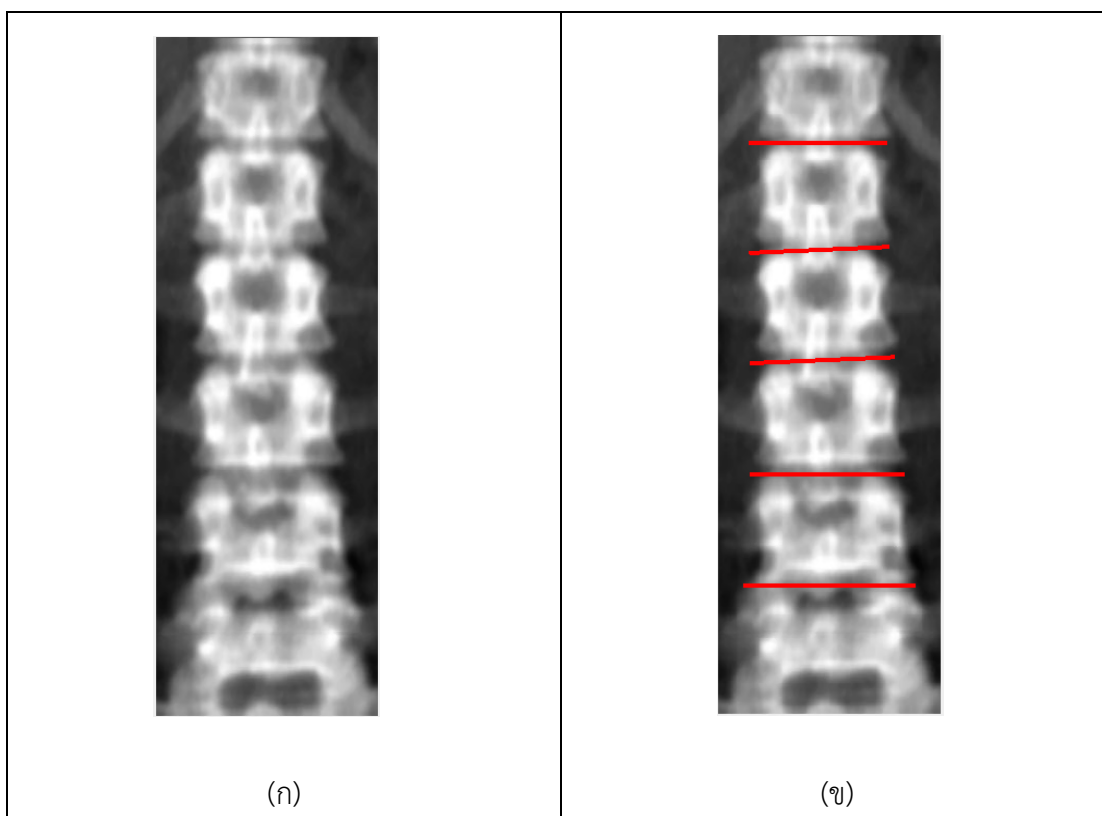
รูปที่ 4-12 (ก) ภาพข้อมูลที่ถูกแบ่งออกเป็นช่วง และ (ข) หาจุดสูงสุดสัมพัทธ์ของข้อมูล



รูปที่ 4-13 (ก) ภาพหลังจากหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์ในแต่ละช่วง และ (ข) ภาพผลลัพธ์หลังจากปรับตำแหน่งของจุดสูงสุดสัมพัทธ์ใหม่ซึ่งตำแหน่งนี้จะใช้เป็นตำแหน่งสำหรับการระบุข้อของกระดูก

#### 4.5.2 การแบ่งส่วนสำหรับปรับมุมข้อของกระดูก

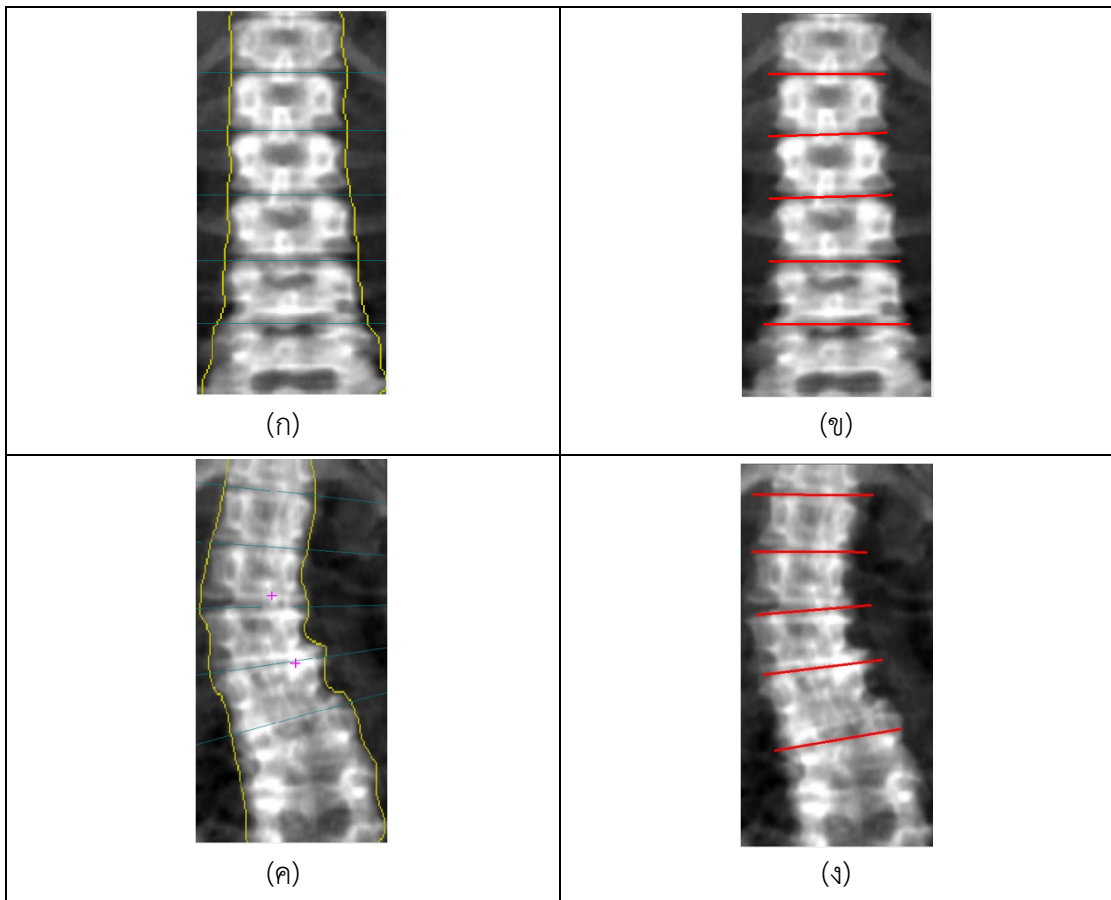
หลังจากที่ได้ตำแหน่งของข้อกระดูกจากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีการหาจุดสูงสุดสัมพัทธ์แล้วขั้นตอนนี้จะนำตำแหน่งที่ได้ไปแสดงผลหรือสร้างเส้นที่ใช้แบ่งส่วนของกระดูกในแต่ละข้อ ซึ่งขั้นตอนวิธีจะคล้ายคลึงกันกับขั้นตอนการหาผลรวมในหลายทิศทาง (ขั้นตอนที่ 4.3.3) โดยจะใช้เส้นแกนหลักของกระดูกเป็นจุดควบคุมสำหรับการสร้างเส้นตรงทั้งสองเส้น และหมุนเส้นที่สร้างขึ้นให้ทำมุมตั้งฉากกับเส้นแกนหลัก หลังจากนั้นนำเส้นที่แบ่งไปแสดงผลกับภาพระดับเทาที่ผ่านการระบุพื้นแบบอัตโนมัติ



รูปที่ 4-14 (ก) ภาพระดับเทาที่ผ่านขั้นตอนการระบุพื้นที่แบบอัตโนมัติ และ (ข) ภาพผลลัพธ์ของขั้นตอนการระบุตำแหน่งของข้อกระดูก

#### 4.6 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 สิ่งที่โปรแกรมไม่ได้ทายและผู้เชี่ยวชาญบอกว่าไม่ได้ทาย (TN) ซึ่งค่านี้จะมีค่าเท่ากับ 0 ในทำนองเดียวกันหากสิ่งโปรแกรมทำนายว่าไม่ใช่แต่ผู้เชี่ยวชาญบอกว่าถูกต้องให้เป็นค่า (FN) ซึ่งค่าของ FN จะมีค่าเท่ากับ FP เสมอ เนื่องจากว่าบริเวณที่ทำนายไม่ตรงกับตำแหน่งที่ผู้เชี่ยวชาญระบุ เป็นต้น และการวัดประสิทธิภาพด้วยวิธีพื้นที่ทับซ้อน (Area Overlap)



รูปที่ 4-15 (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 ร้อยละความถูกต้องของคอนฟิวชันเมตริกซ์

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

จากการบูรณาการนำเอาเทคนิคด้านการประมวลผลภาพ เข้ามาใช้ในการแยกส่วนของภาพถ่ายกระดูกสันหลังที่มีคุณภาพต่ำเพื่อนำภาพไปตรวจสอบหรือพยากรณ์โรคกระดูกพรุน ในช่วงต้นงานวิจัยนี้ได้นำเสนอขั้นตอนวิธีในการแยกส่วนของกระดูกสันหลังในภาพที่มีคุณภาพต่ำแบบอัตโนมัติ โดยมีวิธีการหลัก 3 ส่วนด้วยกัน คือ ส่วนก่อนการประมวลผลภาพ ซึ่งเป็นการหาพื้นที่ที่เป็นส่วนสนใจในรูปภาพและกำจัดส่วนที่เป็นสิ่งรบกวนในรูปภาพออกไป และทำการลดขนาดของภาพเพื่อประหยัดเวลาในการคำนวณทางโปรแกรมให้ดีขึ้น หลังจากผ่านกระบวนการก่อนการประมวลผลภาพ ได้นำภาพเข้าสู่กระบวนการแยกส่วนของรูปภาพ เพื่อทำการแยกส่วนของกระดูกสันหลังออกมาเพียงอย่างเดียว โดยผ่านขั้นตอนวิธีที่มาจากผู้วิจัยได้นำเสนอ และหลังจากได้ผลลัพธ์จากกระบวนการแยกส่วนของกระดูกสันหลังแล้ว จะเข้าสู่กระบวนการปรับปรุงส่วนของผลลัพธ์ เนื่องจากผลลัพธ์จากกระบวนการที่ผ่านมายังมีช่องโหว่หรือยังมีส่วนที่ขาดหายจึงต้องทำการปรับปรุงคุณภาพของผลลัพธ์ให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น เมื่อเทียบกับภาพต้นฉบับที่ได้รับมาจากโรงพยาบาลภายในมหาวิทยาลัย และจากผลการทดลองที่ได้จะสามารถนำไปช่วยเหลือในการแนะนำผู้เชี่ยวชาญในการลดเวลาที่ใช้ในส่วนของการวาดขอบเขตของกระดูกสันหลังได้มากยิ่งขึ้น

#### 5.2 งานวิจัยที่จะทำต่อในอนาคต

ขั้นตอนวิธีในการสกัดเอาส่วนของกระดูกสันหลังในคุณภาพต่ำที่ใช้ในงานวิจัยนี้ อาจเกิดข้อผิดพลาดขึ้นได้เนื่องจากยังมีการกำหนดตัวแปรอยู่ค่อนข้างมากเช่น จำนวนกลุ่มที่เหมาะสมของแต่ละรูปภาพ จำนวน structure element ที่ใช้ในการย่อยขยายรูปภาพ เป็นต้น และในกรณีที่ภาพเหล่านี้มีความคล้ายคลึงระหว่างกระดูกสันหลังและพื้นหลังมากเกินไปอาจทำให้ประสิทธิภาพในการแยกส่วนนั้นมีประสิทธิภาพที่แย่ง งานวิจัยต่อไปในอนาคตอาจพัฒนาให้ขั้นตอนวิธีในการแยกส่วนของกระดูกสันหลังที่มีคุณภาพที่ต่ำมากให้มีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น เพื่อเป็นประโยชน์ในการนำภาพไปพยากรณ์หรือตรวจสอบโรคกระดูกพรุนได้อย่างถูกต้อง

### 5.3 ประโยชน์ที่ได้รับ

1. สามารถนำองค์ความรู้ที่ได้รับจากงานวิจัยนี้ไปพัฒนาหรือเพิ่มประสิทธิภาพให้มากขึ้นต่อไป
2. สามารถนำองค์ความรู้ที่ได้รับจากงานวิจัยไปพัฒนาระบบเพื่อสนับสนุนการตัดสินใจในทางการแพทย์
3. ได้ความรู้จากการศึกษาวิธีการประมวลผลภาพที่มีอยู่อย่างหลากหลาย และนำมาประยุกต์ใช้ในงานวิจัยได้อย่างมีประสิทธิภาพ

### 5.4 ปัญหาและอุปสรรคที่พบ

1. ในระยะแรกทางผู้วิจัยไม่มีความรู้เกี่ยวกับกายวิภาคของกระดูกสันหลังเพียงพอต้องทำศึกษาให้เกิดความรู้ของส่วนประกอบกระดูกสันหลังเพื่อทำการแยกส่วนได้ถูกต้อง
2. ภาษาที่ใช้ในการออกแบบขั้นตอนวิธี ทางผู้วิจัยไม่มีความรู้มากเพียงพอ จึงทำให้เสียเวลาในการศึกษาโครงสร้างการทำงานของภาษาที่นำมาใช้
3. ในระยะแรกทางผู้วิจัยไม่มีความรู้เกี่ยวกับวิธีการวัดมวลกระดูกเพื่อใช้ในการตรวจสอบหรือพยากรณ์การเกิดโรคกระดูกพรุน จึงทำให้เสียเวลาในการศึกษาเพื่อออกแบบพัฒนาขั้นตอนวิธีมากยิ่งขึ้น

### 5.5 ข้อเสนอแนะ

1. ควรพัฒนาและออกแบบโปรแกรมให้มีประสิทธิภาพในการแยกส่วนของกระดูกสันหลังให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นเพราะมีผลกระทบต่อการนำภาพไปตรวจสอบหรือพยากรณ์การเกิดโรคกระดูกพรุนได้ถูกต้อง
2. ควรออกแบบระบบที่ช่วยสนับสนุนการตัดสินใจทางการแพทย์ให้มีความเรียบง่ายและเข้าใจได้ง่ายเรียนรู้เพื่อใช้ระบบที่ถูกออกแบบได้ไม่ยากมากนัก

## บรรณานุกรม

- M. S. Aslan, A. Shalaby and A. A. Farag, "Clinically desired segmentation method for vertebral bodies," 2013 IEEE 10th International Symposium on Biomedical Imaging, San Francisco, CA, 2013, pp. 840-843.
- P. D. Barbieri, G. V. Pedrosa, A. J. M. Traina and M. H. Nogueira-Barbosa, "Vertebral Body Segmentation of Spine MR Images Using Superpixels," 2015 IEEE 28th International Symposium on Computer-Based Medical Systems, Sao Carlos, 2015, pp. 44-49.
- R. Achanta, A. Shaji, K. Smith, A. Lucchi, P. Fua and S. Ssstrunk, "SLIC Superpixels Compared to State-of-the-Art Superpixel Methods," in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 34, no. 11, pp. 2274-2282, Nov. 2012.
- S. Ruiz-Espaa et al., "Automatic segmentation of the spine by means of a probabilistic atlas with a special focus on ribs suppression. Preliminary results," 2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Milan, 2015, pp. 2014-2017.
- S. Ruiz-Espaa, A. Daz-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.
- Z. Lu, Q. Zheng, W. Yang, Q. Feng and W. Chen, "Adaptive image segmentation based on local neighborhood information and Gaussian weighted Chi-square distance," 2012 9th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), Barcelona, 2012, pp. 1240-1243.

กายวิภาคกระดูกสันหลัง (Spine Anatomy). [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก :

<http://www.thaispine.com/spine-anatomy.html> (สืบค้น 5 พฤษภาคม 2559)

นพ. พิรัตน์ โลกาพัฒนา.โรคกระดูกพรุน รู้แต่เนิ่นๆ ป้องกันได้.[ออนไลน์].เข้าถึงได้จาก :

<http://health.kapook.com/view115981.html> (สืบค้น 8 พฤษภาคม 2559)

ศาสตราจารย์เกียรติคุณ แพทย์หญิง พวงทอง ไกรพิบูลย์.โรคกระดูกพรุน โรคกระดูกบาง

(Osteoporosis and Osteopenia).[ออนไลน์].เข้าถึงได้จาก :

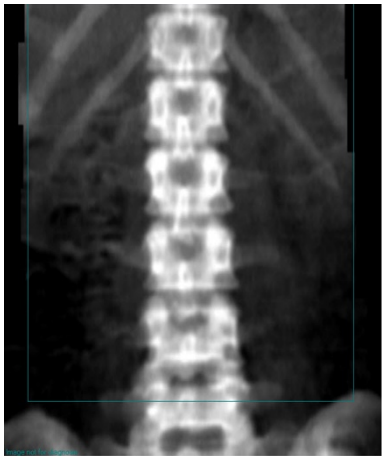
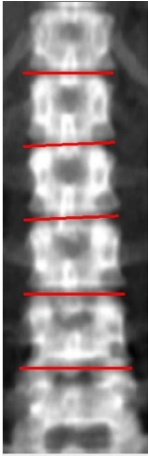
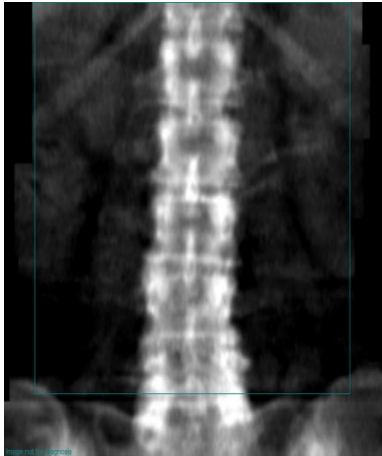
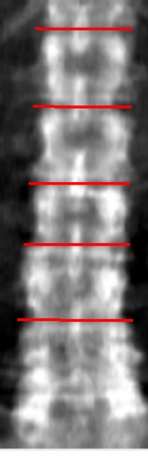
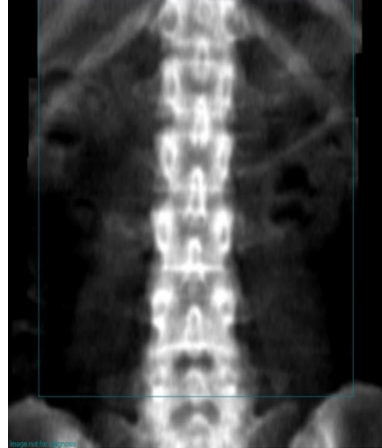
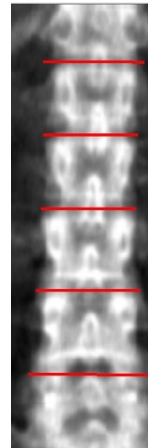
<http://haamor.com/th/%E0%B8%81%E0%B8%A3%E0%B8%B0%E0%B8%94%E0%B8%B9%E0%B8%81%E0%B8%9E%E0%B8%A3%E0%B8%B8%E0%B8%99/>

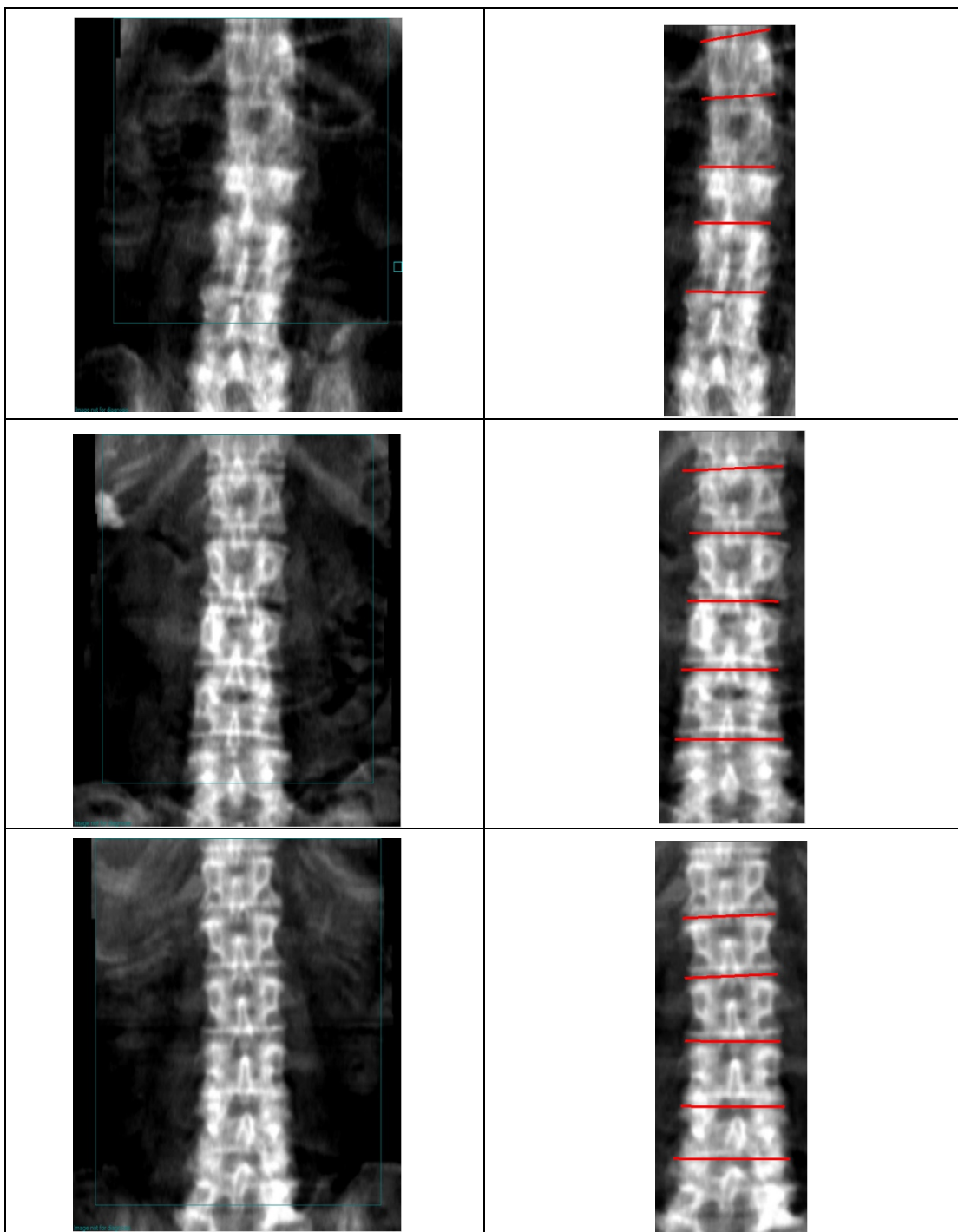
(สืบค้น 6 พฤษภาคม 2559)

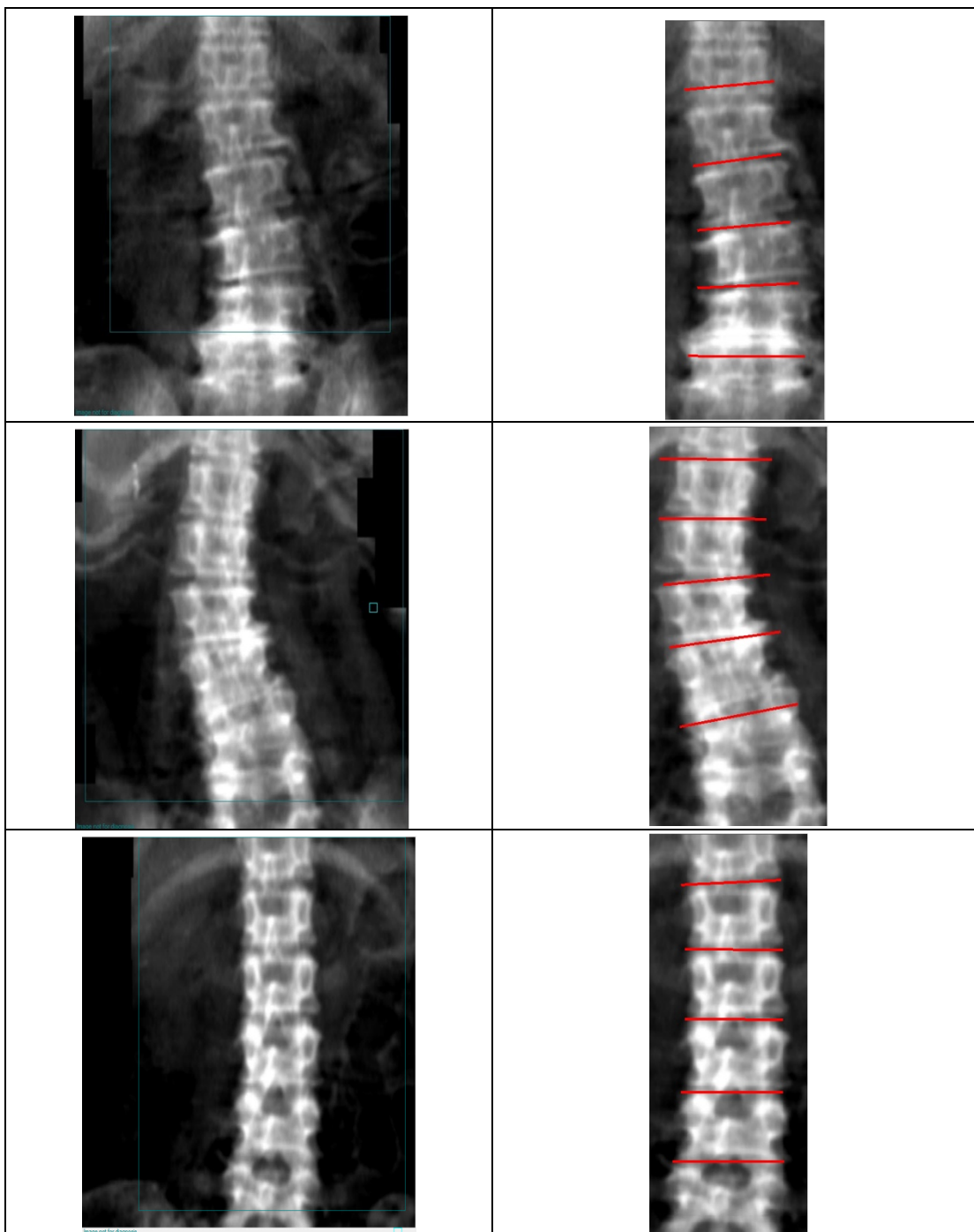
ภาคผนวก

## ภาคผนวก ก

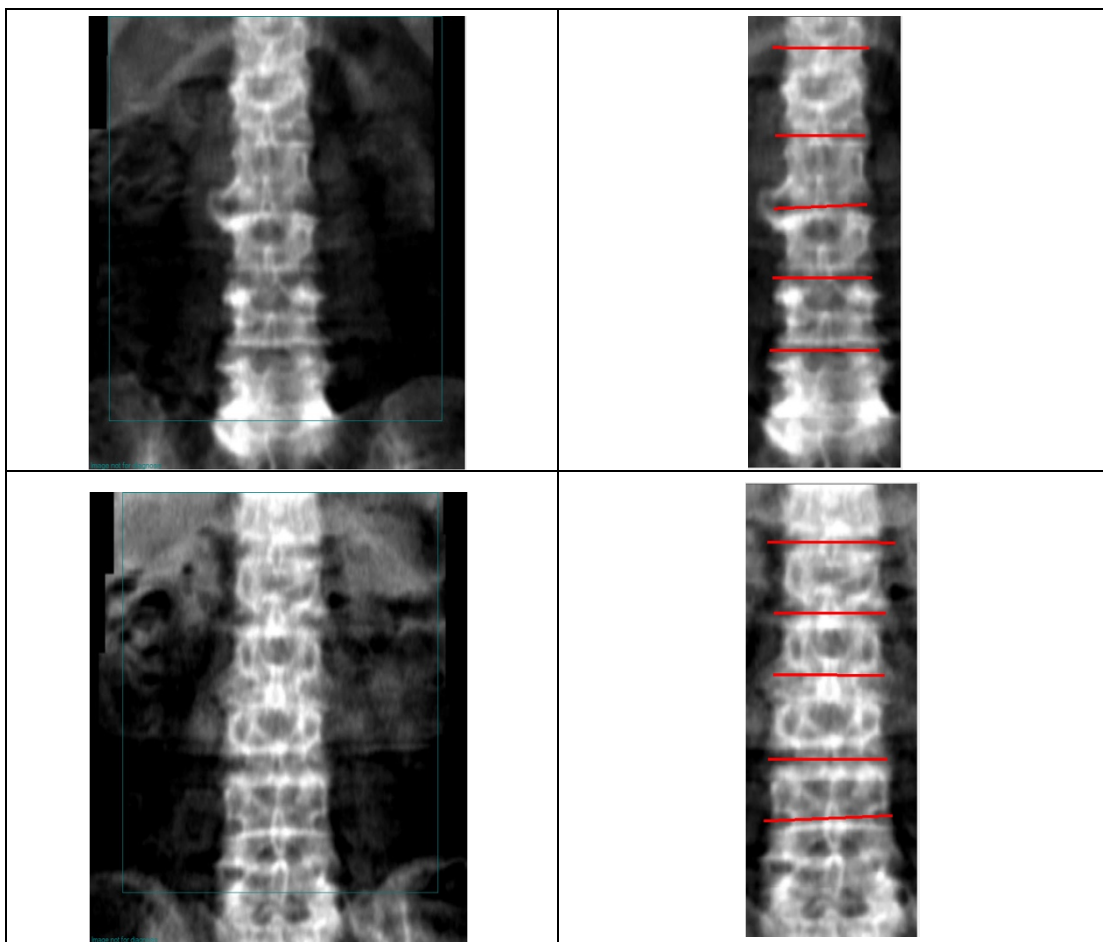
ภาพถ่ายรังสีเอกซ์ของกระดูกสันหลังและภาพผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการที่นำเสนอ

ภาพต้นฉบับ	ภาพผลลัพธ์การแบ่งส่วน
	
	
	









\*\* (เส้นสีแดงคือผลลัพธ์ที่ได้จากการแบ่งส่วน)



August 4, 2016  
Sukonthee Sungkhun,

Dear Prof./Dr./Sir/Madam/Miss,

We are pleased to inform that your paper 'Automated Multiple Lesion Identification on Vertebral Spine using Modified Average Intensity' has been accepted for participation in the 2016 International Conference on Advanced Informatics: Concepts, Theory and Application (ICAICTA2016) which will be held at Parkroyal Penang Resort, Penang from 16 to 19 August 2016. Your mode of presentation is ORAL presentation.

The registration fee is USD 250 ( US Dollars Two Hundred and Fifty Only) should be made payable to Universiti Sains Malaysia with CIMB Bank Berhad. Account Number: 98986100300022. Payment could be made via e-payment, telegraphic transfer (TT), cheque, purchase order (PO) or local order (LO). Attached is the Performa invoice for the payment of registration fee. The payment must be made by 29 July 2016. We would like to remind you to upload the proof of payment to the website by 29 July 2016 to confirm your participation.

Submit the final version of your paper by 29 July 2016. Please ensure that your paper conforms to the IEEE paper template. Please also submit the Author Biography, and the IEEE Copyright Form (if you have not already done so). The submission process, full paper template and tentative program can be executed and viewed at the following website: <http://icaicta2016.usm.my>.

On behalf of Organizing Committee, we would like to thank you for your participation in ICAICTA2016/4th ICAICTA and we are looking forward to meeting you at the conference.

Sincerely,

(PROF. DR. AHAMAD TAJUDIN KHADER)  
General Co-Chair  
ICAICTA2016/4th ICAICTA



# Automated Multiple Lesion Identification on Vertebral Spine using Modified Average Intensity

Sukonthee Sungkhun, Chea Keo, Ratanak Khoeun,  
Krisana Chinnasarn, Suwanna Rasmequan  
Faculty of Informatics, Burapha University, Chonburi,  
Thailand.  
58910111@go.buu.ac.th  
58910017@go.buu.ac.th  
58910018@go.buu.ac.th  
krisana@it.buu.ac.th  
rsuwanna@buu.ac.th

Annupan Rodtook  
Faculty of Science, Ramkhamhaeng University, Bangkok,  
Thailand.  
sittisak168@yahoo.com

**Abstract**—X-ray images of vertebral spine are important to analyze vertebral diseases such as osteoporosis, osteopenia and scoliosis. Vertebral Spine lesion affects the diagnosing of bone disease such that the lesion might affect bone mineral density calculation that used to predict osteoporosis. In this respect, the accuracy of identifying lesion from these images is essential. However, some lesion detecting may have low accuracy because of the quality of the acquired images. In this research, we propose a new approach to identify lesion and its position. In our proposed method, there are five main steps. Firstly, Auto Crop, we segment vertebral spine area using Vertical Projection and Normal Distribution. Secondly, Boundary Segmentation, we use Gamma Correction and Distance Regularized Level Set Evolution to detect vertebral spine boundary. Thirdly, Vertebral Pose Estimation, we identify vertebral pose by applying the technique on locating the middle point of a couple of graph peaks as the border line to divide among each pose. Fourthly, Locating Thoracic Bone 12 and Lumbar Bone 5, we use linear equation to localize position of colliding between left or right rib and the vertebral spine to identify Thoracic Bone 12. Likewise, we detect vertebral bone Lumbar Bone 5 by applying the technique to find the minimum distance between position of top hip and vertebral poses. Finally, Identifying Bone Lesion, we use average intensity. From the experimental results, we found that the accuracy performance of our approach is 82.50% for Thoracic Bone 12 and 76.25% for Lumbar Bone 5 compared to ground truth. Moreover, the accuracy performance of bone lesion 61.25%.

**Keywords**—Bone Lesion; T12 and L5 Identification; Boundary Segmentation; Auto Crop; Vertebral Pose Estimation

## I. INTRODUCTION

X-ray images are obtained from irradiation through the patient's body. Typically, the dose of radiation on the human body can be determined which will offer different results. If the volume of x-ray is high, we will get a high-resolution image that the vertebral spine boundary can be seen clearly. The image quality is significantly affected the work of radiologist to correctly identify the boundary of the bone area. However, the high volume of x-ray may also cause a serious effects to the patients such as cancer and tumor. X-ray images of vertebral spine are the main source to predict or diagnose vertebral

diseases such as osteoporosis, osteopenia, and scoliosis. In medical operation, there are several ways to diagnose these diseases. One way is to use bone mineral density to analyze the potential of osteoporosis.

To avoid the certain side effects, the radiologist chooses to radiate the low volume of x-ray and obtains the low resolution x-ray images. The low resolution images cause the radiologist to spend more time in identifying the boundary of vertebral spine. So that the researchers in image processing domain are trying to decrease this burden by working on how to enhance, segment, and analyze these low resolution x-ray images in order to help the radiologist to diagnose the diseases more effectively. In doing this, the first and important process is to identify the region of interest (ROI) of the vertebral spine. In this respect, the physical structure of the patient is also the main aspect to consider. For instance, the over-weighted patient body may contain more fat than standard-weight patient, this leads to the obstruction of radiation that causes to produce low resolution of the x-ray image. This is one of the serious problems because non-vertebral spine pixels may found to be overlapped with the area of the vertebral spine. In such case the accuracy of analyzing or diagnosing some diseases will be dropped.

Several researches have been working on segmenting the area of vertebral spine using various sources of input images such as X-ray, CT, Ultrasound, and MRI images [1-5]. These researches attempted to reduce the burden of the radiologist from manually segmentation process. Madha Christian Wibowo et al. [6] presented an approach to identify the characteristics of curve area of vertebral bone x-ray image. They used Top-hat Filter to enhance the image and differentiate between the ROI and the background of the image using GVF Snake. Rabia Haq et al. [7] proposed an approach to segment the intervertebral disc from MRI image using Shape-Aware Models, which is the statistic approach, to observe the physical characteristics. This research helps to find the herniated disc. Fabian Lecron et al. [8] presented an approach to segment the vertebral pose from X-ray image. This approach used Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE), Canny Edge Detection and Polygonal Approximation in order to identify the vertebral bone. Wei Chen et al. [9] proposed an approach to detect abnormal

vertebral spine from ultrasound images. However, these researches were working with high resolution images. So that accuracy rates of their proposed approaches are quite high.

In this paper, we propose a new method to identify multiple bone lesion. Firstly, we introduce Auto Crop which exploits Vertical Projection and Normal Distribution to segment vertebral spine area. Secondly, we apply Boundary Segmentation which consists of Gamma Correction and Distance Regularized Level Set Evolution (DRLSE) to identify the boundary between foreground and background. Thirdly, we use Vertebral Pose Estimation to detect vertebral poses. Then, we configure vertebral pose position using Thoracic Bone 12 (T12) and Lumbar Bone 5 (L5) Identification. Finally, Bone Lesion Identification is applied to predict lesion.

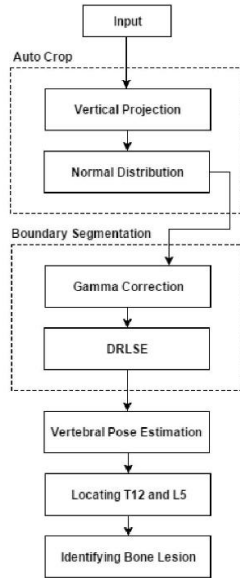


Fig. 1. The overall flowchart of our approach.

## II. METHODOLOGY

This section illustrates the steps of our proposed approach for estimating lesion on vertebral spine. First of all, our approach uses Auto Crop which exploits Vertical Projection and Normal Distribution to segment vertebral spine area from the x-ray image shown in Fig. 2. This step makes most of the background disappeared so that the area of interest will be more prominent. Secondly, we use Boundary Segmentation which consists of Gamma Correction and Distance Regularized Level Set Evolution (DRLSE) model [10] to identify the boundary between foreground and background. Thirdly, we use Vertebral Pose Estimation to detect all possible vertebral poses in the x-ray image. Then, we configure vertebral pose of T12 and L5. After we can identify T12 and L5, we can extract the position of

T12 - L1 and L4 - L5 subsequently. Finally, we use Average Intensity to find bone lesion. All the value of parameters used in the proposed methodology are derived from experimentations.



Fig. 2. Original x-ray image.

### A. Auto Crop

1) *Vertical Projection Average*: Vertebral spine locating on x-ray image is in vertical line. Cropping by vertical average intensity is an alternative applied in this work. Let  $I$  be an input image,  $I(x, y_1)$  denotes gray level at pixel  $(x, y_1)$ . Vertical Projection Average is defined as (1)

$$\mu = \frac{1}{m} \sum_{x=1}^m I(x, y_1) \quad (1)$$

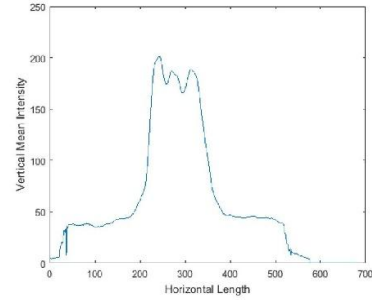


Fig. 3. Vertical Average Intensity.

where  $\mu$  is average intensity,  $m$  denote vertical pixel length.  $x$  and  $y_1$  are the vertical and horizontal length of original image respectively.

2) *Normal Distribution*: Average vertebral intensity of x-ray image distributes as normal distribution. Normal distribution equation is used to solve this type of data. Normal Distribution is defined as (2)

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

where  $\mu$  denotes mean of the distribution.

### B. Boundary Segmentation

1) *Gamma Correction*: To make the low resolution image easily to identify, contrast enhancement method is applied. Gamma Correction is nonlinear operation used to encode and decode luminance or tristimulus values in an image as per equation defined in (3)

$$V_{out} = AV_{in}^\gamma \quad (3)$$

where  $A$  is constant value that is equal to 1,  $V_{in}$  denotes as inner voltage ranging from 0.1 to 0.5 and  $\gamma = 4$ . A gamma value  $\gamma < 1$  is called encoding gamma which makes outer voltage brighter and  $\gamma > 1$  is called decoding gamma which makes outer voltage darker.

2) *Distance Regularized Level Set Evolution*: This technique is applied to detect the ultimate boundary of vertebral spine. Initialization in segmentation with this method is mentioned in section A. Intensity of x-ray image is inhomogeneity. To overcome this challenge, we detect the connected region between inside and outside of the contour. For a LSF  $\phi: \Omega \in \mathfrak{R}$ , an energy functional  $E(\phi)$  is defined as (4)

$$E(\phi) = \mu R_p + E_{ext}(\phi) \quad (4)$$

where  $\mu$  is positive value. The first level set regularization term  $R_p$  is defined as (5)

$$E(\phi) = \int_{\Omega} V_{out} (|\nabla \phi|) dx \quad (5)$$

The second region-correlation external energy term  $E_{ext}(\phi)$  depends on the region correlation between inside and outside of the contour. We define this term as (6)

$$E_{ext}(\phi) = \lambda I_g(\phi) + \alpha A_g(\phi) \quad (6)$$

where  $\lambda > 0$  and  $\alpha \in \mathfrak{R}$  are the coefficients of the energy functions  $I_g(\phi)$  and  $A_g(\phi)$ , which are defined as (7) and (8)

$$I_g(\phi) = \int_{\Omega} g \delta(\phi) |\nabla \phi| dx \quad (7)$$

$$A_g(\phi) = \int_{\Omega} g H(-\phi) dx \quad (8)$$

where  $\delta$  and  $H$  are the Dirac delta function and the Heaviside function, respectively.

### C. Vertebral Pose Estimation

Most of vertebral bones in x-ray image contain black holes. These black holes are in the middle of vertebral bone and between each two black holes are vertebral pose. By this feature, we can estimate vertebral pose. To find the black holes shown in Fig. 4 on vertebral spine, we use Gamma Correction ( $V_{in}$  ranging from 0.2 to 0.55 and  $\gamma = 4$ ) and Otsu's method [11]. After detecting black holes, we use horizontal summation to find their position. Horizontal Summation is defined as (9)

$$HS = \sum_{y_2=1}^n u(x, y_2) \quad (9)$$

where  $u$  is binary image of black holes,  $n$  is horizontal pixel length.  $x$  and  $y_2$  are the vertical and horizontal length of cropped image respectively. Fig. 5 shows the result of horizontal summation. A Number of peaks are equivalent to the number of black holes position.

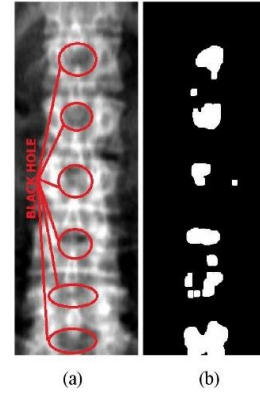


Fig. 4. (a) black holes on the gray scale image and (b) binary black holes resulted from Gamma Correction and Otsu's method.

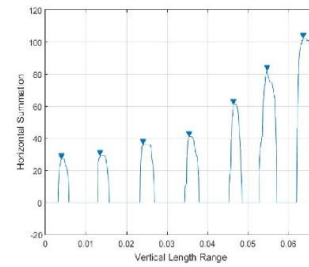


Fig. 5. Vertebral Poses are on the middle of each couple of peaks

In defining each peak, first of all, we use minimum peak separation at 0.006 ms. Then we choose the tallest peak of each

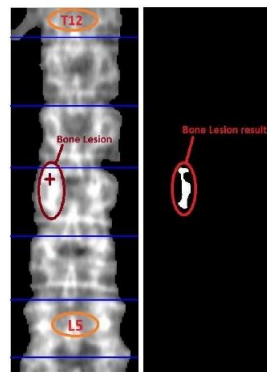
height between left and right rib. Moreover, L5 is defined by computing minimum distance between maximum top position of left or right hip and vertebral poses. Table 1 shows the correctness of detecting T12, L5 and bone lesion. True Positive (TP) of T12 and L5 equal 1 means that our proposed approach detects T12 or L5 correctly, otherwise cannot. From these sets of vertebral bone data, the experimental results show that accuracy performance of our approach is 82.50% for T12 and 76.25% for L5.

TABLE II. PERFORMANCE MEASUREMENT RESULT

Measurement	Modified Otsu's	MRF	Our Approach
Accuracy	40.00%	15.00%	61.25%
Sensitivity	40.90%	31.81%	50.00%
Specificity	39.65%	8.62%	65.51%



(a)



(b)

(c)

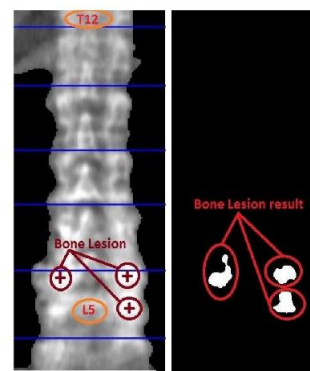
Fig. 6. Single lesion identification in vertebral spine. (a) original vertebral spine image (b) localize of T12, L5 and bone lesion from section A,B,C and D (c) bone lesion result from our proposed approach

For those bone lesions such as calcium calcification segmented from the vertebral spine of x-ray image will affect the process of calculating the bone mineral density. Single lesion is shown in Fig. 6(c) and multiple lesions are shown in Fig. 7(c).

Furthermore, Number of Lesions (NL) represents the amount of existing lesions on vertebral spine of an image. True Positive (TP) refers to the percentage of existing lesions that our proposed approach can detect. False Negative (FN) refers to the percentage of existing lesions that our proposed approach cannot detect. The experimental results show that accuracy performance of detecting bone lesion as shown in Table II indicate that our proposed method offers the highest accuracy, highest sensitivity, and highest specificity as compared to Modified Otsu's and MRF [12]. Our method can provide the improvement rate on accuracy of 21.25% and 46.25%, on sensitivity of 9.10% and 18.19%, and on specificity of 25.86% and 56.89% as compared with Modified Otsu's and MRF respectively.



(a)



(b)

(c)

Fig. 7. Multiple lesions identification in vertebral spine. (a) original vertebral spine image (b) localize of T12, L5 and bone lesion from section A,B,C and D (c) bone lesion result from our proposed approach

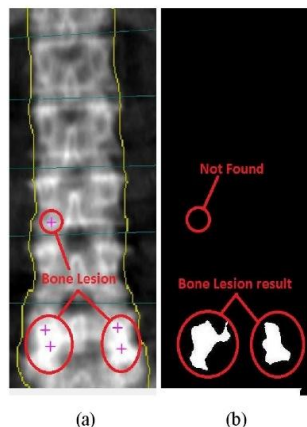


Fig. 8. The result of losing some bone lesion because of abnormal feature that is similar to vertebral intensity. (a) ground-truth image and (b) bone lesion detection.

#### IV. CONCLUSION AND DISCUSSION

This paper proposed a new approach to deal two issues in identifying bone lesion on low resolution vertebral spine of x-ray images. The first issue is to remove unrelated vertebral objects: T12 and L5. The second issue is to identify bone lesion on vertebral spine. Our proposed method is able to attempt such difficulties of identifying objects of interest on low resolution image with a reasonable output. Our proposed approach starts from cropping vertebral spine automatically using Vertical Projection and Normal Distribution. After that, we detect vertebral spine boundary using Gamma Correction and DRLSE method. Then, Vertebral Pose Estimation is applied to find vertebral pose and to remove T12 using segmenting technique. Finally, the proposed method can automatically detect bone lesion using Modified Average Intensity. The results of our proposed method are compared with the ground-truth by an expert radiologist. The results show that our method can identify T12 and L5 with accuracy of 82.50% and 76.25% respectively. In addition, the proposed method can identify bone lesion with 61.25%. Experimental results on x-ray images demonstrate that our proposed approach is sufficiently more accurate and robust than the Modified Otsu's and MRF.

In this research, we proposed an approach to identify lesion on vertebral spine. However, our proposed approach cannot detect lesion with low intensity and with very small size. In addition, in the case of missing or incorrect black holes

information, the accuracy performance will be dropped too. So we plan to solve these two issues further in the future work.

#### ACKNOWLEDGEMENT

This work is funded by the National Research Council of Thailand (NRCT), fiscal year 2016.

#### REFERENCES

- [1] R. Korez, B. Ibragimov, B. Likar, F. Pernuš 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.
- [2] 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.
- [3] C. H. Chuang, Z. P. Li, G. S. Lin and W. C. Shen, "A Projection Profile-Based Algorithm for Content-Aware Image Resizing," *Computer Graphics, Imaging and Visualization (CGIV)*, 2011 Eighth International Conference on, Singapore, 2011, pp. 125-130.
- [4] S. Banerjee and M. Bhattacharya, "Segmentation of medical images using Selective Binary and Gaussian Filtering regularized level set (SBGFRLS) method," 2010 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics, Yanai, 2010, pp. 541-545.
- [5] C. H. Huang, "A fast method for spine localization in x-ray images," 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Osaka, 2013, pp. 5094-5091.
- [6] M. C. Wibowo and T. A. Sardjono, "Spinal curvature determination from x-ray image using GVF snake," *Information & Communication Technology and Systems (ICTS)*, 2015 International Conference on, Surabaya, 2015, pp. 35-40.
- [7] R. Haq, D. A. Besachio, R. C. Borgie and M. A. Audette, "Using Shape-Aware Models for Lumbar Spine Intervertebral Disc Segmentation," *Pattern Recognition (ICPR)*, 2014 22nd International Conference on, Stockholm, 2014, pp. 3191-3196.
- [8] F. Lecron, M. Benjelloun and S. Mahmoudi, "Points of interest detection in cervical spine radiographs by polygonal approximation," *Image Processing Theory Tools and Applications (IPTA)*, 2010 2nd International Conference on, Paris, 2010, pp. 81-86.
- [9] W. Chen, E. H. M. Lou and L. H. Le, "Using ultrasound imaging to identify landmarks in vertebra models to assess spinal deformity," 2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Boston, MA, 2011, pp. 8495-8498.
- [10] 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.
- [11] C. Sha, J. Hou, H. Cui and J. Kang, "Gray Level-Median Histogram Based 2D Otsu's Method," *Industrial Informatics - Computing Technology, Intelligent Technology, Industrial Information Integration (ICIICII)*, 2015 International Conference on, Wulan, 2015, pp. 30-33.
- [12] R. Peter, M. Malinsky, P. Ourednick and J. Jan, "3D CT spine data segmentation and analysis of vertebrae bone lesions," 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Osaka, 2013, pp. 2376-2379.

# 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

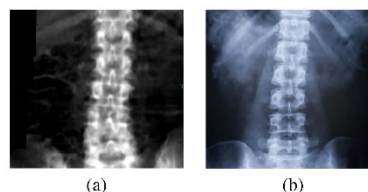


Fig. 1. (a) An example of low radiation image (b) An example of high radiation image.

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.

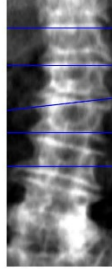


Fig. 2. An example of low radiation image that was segmented incorrectly using existing method.

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.

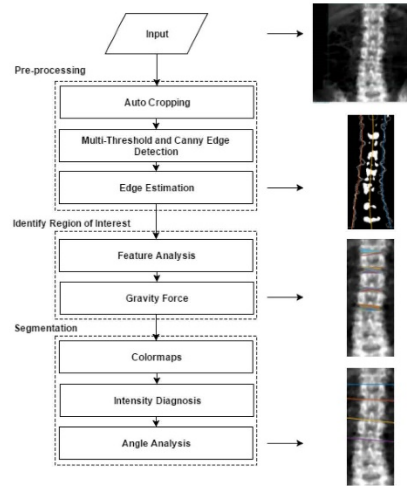


Fig. 3. The overview of the proposed method.

### 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  $(x, y)$   
 $\mu$  is the average intensity  
 $n$  is the size of image

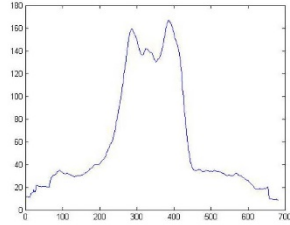


Fig. 4. An example of a vertical line graph.

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

where  $\mu$  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

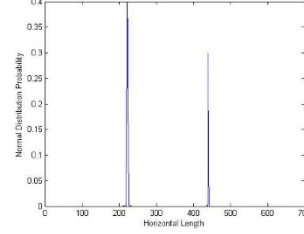


Fig. 5. An example result from normal distribution equation.

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

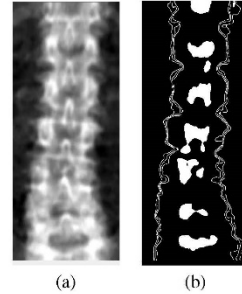


Fig. 6. (a) A result from Auto Cropped (b) A result from Multi-Threshold.

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

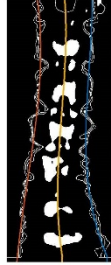


Fig. 7. A result from Edge Estimation step as depicted by orange, red and blue lines.

### 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).

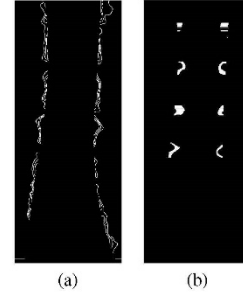


Fig. 8. An example result from Feature Analysis step (a) unrelated objects (b) candidates objects.

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

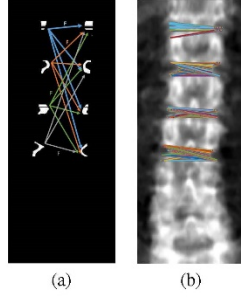


Fig. 9. A sample result from Gravity Force Step (a) the projections of all gravity force to locate all possible objects (b) the identification of candidates area using maximum force summation criteria to generate the matching objects.

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

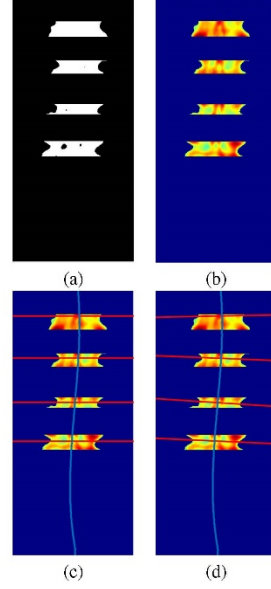


Fig. 10. A sample of Segmentation Step (a) binary representation of the candidates (b) visualization of grayscale using Colormaps (c) horizontal straight line on each vertebral pose is located using the lowest intensity seed points (d) final result obtained from rotating the horizontal lines.

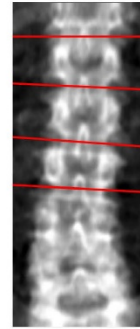


Fig. 11. A final result after superposition the segmented lines obtained from Segmentation Step over the original image.

#### 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.

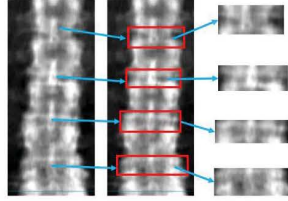


Fig 1. An example region of joint between each vertebral pose.

### 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.

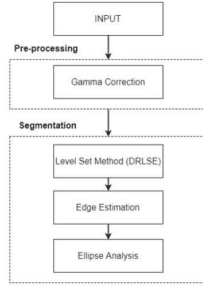


Fig 2. Overview of the proposed method

#### 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.

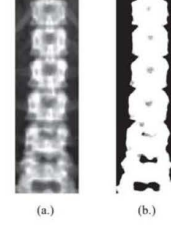


Fig 3. (a.) Original image (b.) The result from pre-processing step.

#### 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  $\Omega$ . 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,  $\mu$  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,  $G_{\sigma}$  is Gaussian kernel with a standard deviation  $\sigma$ . 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  $\delta$  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.

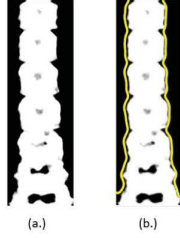


Fig 4. (a.) The result from Gamma Correction (b.) The result from DRLSE.

**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.

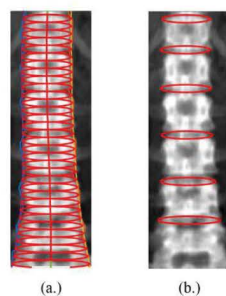


Fig 8. (a.) An ellipsoidal wave in vertebral spine without overlapping area (b.) A final result from ellipse analysis algorithm.

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