

การวิเคราะห์และการจำแนกกระดูกสันหลังที่ผิดปกติด้วยปัญญาประดิษฐ์



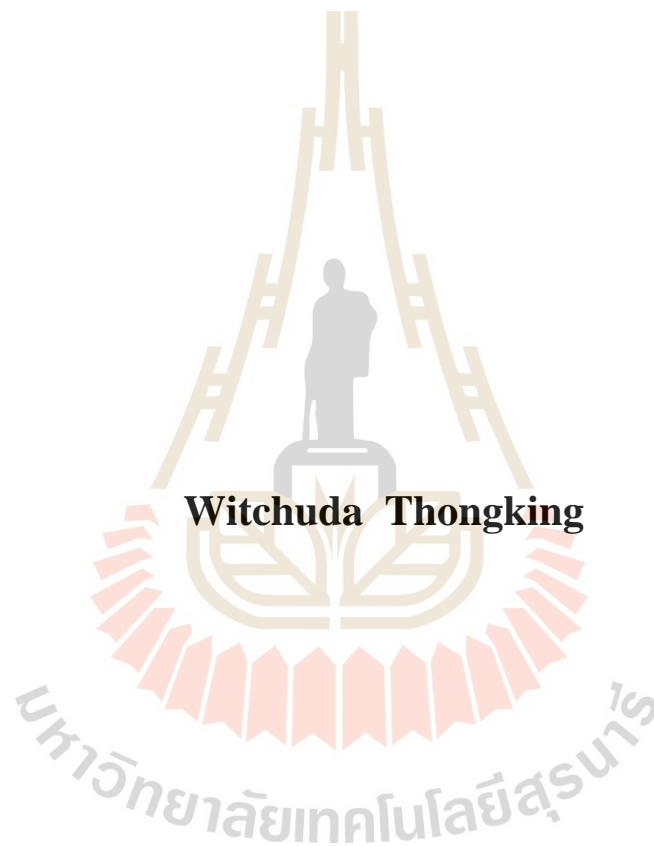
วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรม วิศวกรรมแพทย์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ปีการศึกษา 2563

**ANALYSIS AND CLASSIFICATION OF ABNORMAL
VERTEBRAE BY ARTIFICIAL INTELLIGENCE**



**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirement for the
Degree of Master of Biomedical Innovation Engineering**

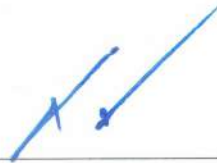
Suranaree University of Technology

Academic Year 2020

การวิเคราะห์และการจำแนกกระดูกล้างที่ผลิตปกติด้วยปัญญาประดิษฐ์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์



(ผศ. ดร.สุขเกษม วัชรมัชสกุล)

ประธานกรรมการ



(ผศ. ดร.ภูษิต มิตรสมหวัง)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)



(ผศ. ดร.เจษฎา ตันตานุช)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม)



(ผศ. ดร.ศิริวรรณ ไชคคำ)

กรรมการ



(ผศ. ดร.สุวิทย์ ภูมิฤทธิกุล)

กรรมการ



(รศ. ร.อ. ดร.กนต์ธร ชำนิประศาสน์)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการและพัฒนาความเป็นสากล



(รศ. ดร.พรศิริ จงกถ)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

วิชชุดา ชงกิ่ง : การวิเคราะห์และการจำแนกกระดูกสันหลังที่ผิดปกติด้วยปัญญาประดิษฐ์ (ANALYSIS AND CLASSIFICATION OF ABNORMAL VERTEBRAE BY ARTIFICIAL INTELLIGENCE) อาจารย์ที่ปรึกษา : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ภูษิต มิตรสมหวัง, 65 หน้า.

งานวิจัยนี้เป็นการประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีของโครงข่ายประสาทกับภาพทางการแพทย์เพื่อใช้ในการจำแนกและวิเคราะห์การเรียงตัวของกระดูกสันหลังมนุษย์ด้วยภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยเป็นภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์และข้อมูลการวิเคราะห์ความผิดปกติกระดูกสันหลังของผู้ป่วยได้รับการสนับสนุนจากโรงพยาบาลมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา ประเทศไทย การศึกษานี้มุ่งเน้นไปที่การจัดเรียงตัวของกระดูกสันหลังโดยเฉพาะกระดูกสันหลังส่วนคอข้อที่หนึ่งถึงข้อที่เจ็ด วิธีการดำเนินการประกอบด้วย 2 กระบวนการหลัก กระบวนการแรก คือ การประมวลผลภาพเพื่อเลือกลักษณะสำคัญของภาพทางการแพทย์ออกมา ภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์สามมิติทั้งหมดใช้โปรแกรมเรดิเอนท์ ในการศึกษาลักษณะของภาพใน 4 มุมมอง ได้แก่ ด้านหน้า ด้านหลัง ด้านขวา และด้านซ้าย หลังจากนั้นนำภาพที่ได้เข้าสู่การโปรแกรมการตรวจหาสันขอบ เพื่อแสดงลักษณะสำคัญของการจัดเรียงตัวของกระดูกสันหลังจากภาพ โดยการปรับพารามิเตอร์ที่แตกต่างกันในแต่ละแบบจำลองจำนวน 8 แบบจำลอง พารามิเตอร์ประกอบไปด้วยซิกมา 1, 4, 7 และ 10 ตามลำดับ ค่าเกณฑ์ต่ำ และค่าเกณฑ์สูงคือ 10-30 และ 20-20 ตามลำดับ ในขั้นตอนสุดท้ายคือการสร้างแบบจำลองด้วยขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับการพัฒนาเพื่อจำแนกการจัดแนวกระดูกสันหลังของมนุษย์ที่ปกติและผิดปกติจากภาพที่ผ่านการประมวลผลจากผลการศึกษการสร้างแบบจำลองการวิเคราะห์และการจำแนกกระดูกสันหลังที่ผิดปกติด้วยปัญญาประดิษฐ์พบว่าแบบจำลองที่ดีที่สุดสามารถทำงานได้ดีมาก อีกทั้งยังเป็นแบบจำลองที่สามารถทำนายได้อย่างไม่มีข้อผิดพลาด

สาขาวิชา นวัตกรรม วิศวกรรม แพทย์
ปีการศึกษา 2563

ลายมือชื่อนักศึกษา Witchuda, Th.
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา สุจิต อมรวิภา
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาร่วม J. Tanthamech

WITCHUDA THONGKING : ANALYSIS AND CLASSIFICATION OF
ABNORMAL VERTEBRAE BY ARTIFICIAL INTELLIGENCE.

THESIS ADVISOR : ASST. PROF. PUSIT MITSOMWANG, Ph.D., 65 PP.

ABNORMAL VERTEBRAE/ARTIFICIAL INTELLIGENCE

This research is an application of the neural network (NN) algorithm to a medical monitoring work. The NN algorithm was used to classify and analyze the alignment of human vertebrae from computerized tomography (CT). The data used in this research, CT images and patient information, was supported by Suranaree University of Technology Hospital, Nakhon Ratchasima, Thailand. These studies focused on the alignment of vertebrae, especially on cervical vertebrae (C1-C7). The methodology consisted of 2 main processes. The first process was the image extraction that extracted the essential characteristic of a medical image. All 3D CT images were viewed by RadiAnt Program in 4 viewpoints, which were anterior, posterior, right side and left side. After that, the Ridge Detection with various parameters was applied to the obtained images to extract the key characteristics of the vertebrae appearing in the images. Here, the 8 parameters were the combinations of sigma 1,4,7 and 10 with the two low-high thresholds, 10-30 and 20-20. In the final process, the python code of the NN algorithm was developed to classify the normal and abnormal alignment of human vertebrae from the processed images. The best model could perform very well. It was able to predict faultlessly.

School of Biomedical Innovation Engineering

Academic year 2020

Student's Signature Witchuda.Th.

Advisor's Signature Prof. Pusit Mitsomwang

Co-Advisor's Signature J. Jantach

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี เนื่องจากได้รับความช่วยเหลืออย่างยิ่ง ทั้งด้านวิชาการ และด้านการดำเนินงานวิจัย จากบุคคลดังต่อไปนี้

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ภูษิต มิตรสมหวัง อาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมโลหการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์) และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เจษฎา ตัณฑนุช สาขาวิชาคณิตศาสตร์ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม) ที่ช่วยเหลือในการทำการศึกษาวิจัยให้คำแนะนำในการเขียน และช่วยตรวจทานเนื้อวิทยานิพนธ์ ตลอดจนผลงานวิจัยที่ได้รับการเผยแพร่ รวมทั้งชี้แนะแนวทางการเรียน

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ พันโทนายแพทย์ บุระ สินธุภากร ที่ช่วยเหลือในการทำการศึกษาวิจัยให้คำแนะนำเกี่ยวกับข้อมูลทางด้านการแพทย์ และแนวทางการวิเคราะห์ข้อมูลกระดูกที่ผิดปกติเป็นอย่างดีตลอดระยะเวลาการศึกษา

คณาจารย์ทุกท่านในหลักสูตรสาขาวิชาทันตกรรม วิศวกรรมแพทย์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ให้ความเมตตาและให้ความรู้กับผู้วิจัยมาโดยตลอด

คุณอนงค์นาด แซ่จอหอ ที่ได้ให้ความช่วยเหลือและประสานงานทางด้านเอกสารตลอดระยะเวลาที่ศึกษา

คุณคมเดช พร้อมกลาง เจ้าหน้าที่รังสีเทคนิค โรงพยาบาลมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ช่วยเหลือในการดำเนินการวิจัย

คุณจักรกฤษณ์ พลรบ คุณปิยะนารถ บุญระมาตร และคุณณัฐพล กุงเป้า นักศึกษามหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ช่วยเหลือในการสร้างแบบจำลองผลการศึกษาในการวิจัย

คุณอินทิรา นนทชัย เจ้าหน้าที่กองบรรณาธิการวารสารเทคโนโลยีสุรนารี ที่ให้คำแนะนำช่วยเหลือและประสานงานทางด้านการนำเสนอผลงานในวารสารระดับชาติ

ขอขอบคุณศูนย์ความเป็นเลิศทางด้านชีวกลศาสตร์ทางการแพทย์ และมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ได้เปิดโอกาสทางการศึกษา และให้การช่วยเหลือสนับสนุนด้านทุนการศึกษา รวมทั้งด้านอุปกรณ์และเครื่องมือวิทยาศาสตร์

สำหรับคุณประโยชน์อันใดที่เกิดจากงานวิจัยในครั้งนี้ เป็นผลมาจากความช่วยเหลือและกรุณาจากทุกท่านที่ได้กล่าวมาข้างต้น รวมทั้งบุคคลอื่นที่ผู้วิจัยมิได้กล่าวถึง ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งเป็นอย่างยิ่ง จึงขอขอบพระคุณอย่างสูงไว้ ณ โอกาสนี้ด้วย

วิชา ชงกิ่ง



สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย).....	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ).....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ค
สารบัญ.....	ง
สารบัญตาราง.....	ช
สารบัญรูป.....	ซ
บทที่	
1 บทนำ.....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหาการวิจัย.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	2
1.3 ขอบเขตของการวิจัย.....	2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	3
2 ปรัชณววรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.1 กายวิภาคกระดูกสันหลังและเส้นประสาทไขสันหลัง (Vertebrae and Spinal Cord).....	4
2.2 ความผิดปกติของกระดูกสันหลัง.....	5
2.3 สาเหตุความผิดปกติหลักของกระดูกสันหลัง.....	9
2.4 การวินิจฉัยเพื่อระบุความผิดปกติและการบาดเจ็บของกระดูกสันหลัง ของผู้ป่วย.....	10
2.5 ภาพถ่ายทางการแพทย์ (Medical Imaging).....	10
2.5.1 การสร้างภาพด้วยรังสีเอกซ์ (X-ray Imaging)	11
2.5.2 การสร้างภาพด้วยเรโซแนนซ์แม่เหล็ก (Magnetic Resonance Imaging).....	11
2.5.3 การสร้างภาพด้วยคลื่นเสียงความถี่สูง (Ultrasound Imaging).....	12

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.6	เพิ่มข้อมูลภาพถ่ายทางการแพทย์.....	13
2.7	ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI)	13
2.8	การทำงานของเครื่องเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)	14
2.8.1	ขั้นตอนวิธีที่จำลองการทำงานระบบโครงข่ายประสาท	15
2.8.2	โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network).....	15
2.9	การประมวลผลภาพ (Image Processing)	20
2.10	การจำแนกสมบัติเฉพาะของภาพ โดยเครื่องมือ Ridge Detection.....	21
2.11	โปรแกรม RadiAnt	22
2.12	การใช้สถิติในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง.....	22
2.13	การทบทวนเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	24
3	วิธีดำเนินงานวิจัย.....	27
3.1	เครื่องมือที่ใช้ในการทำวิจัย.....	27
3.2	วิธีการทดลอง.....	28
3.2.1	กระบวนการเก็บข้อมูล (Data Collection Process)	28
3.2.2	การประมวลผลรูปภาพโดยใช้โปรแกรม Ridge Detection	30
3.2.3	กระบวนการสร้างแบบจำลองโดยใช้ขั้นตอนวิธี.....	34
3.2.4	การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง.....	36
4	ผลการทดลองและการอภิปรายผล.....	37
4.1	ผลการศึกษาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องด้วย RapidMiner และ เครื่องมือด้วยภาษาไพธอน.....	37
5	สรุปผลการวิจัย.....	48
5.1	แรงทางด้านข้างและระยะการเอียงตัวของเสา.....	48
5.1.1	ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองจากการประมวลผลภาพ และขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาท.....	48
5.1.2	ประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องด้วย RapidMiner	48

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

5.1.3	ประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง ด้วยภาษาไพธอน.....	49
5.1.4	เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง.....	49
5.2	ข้อเสนอแนะ	49
	รายการอ้างอิง.....	50
	ภาคผนวก	
	ภาคผนวก ก. ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองด้วยโปรแกรม RapidMiner.....	54
	ภาคผนวก ข. ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองด้วยภาษาไพธอน.....	57
	ภาคผนวก ค. เอกสารรับรองงานวิจัยในมนุษย์.....	59
	ภาคผนวก ง. หนังสือขอความอนุเคราะห์ในการใช้ภาพเอกซเรย์ คอมพิวเตอร์กระดูกสันหลังของผู้ป่วย.....	61
	ภาคผนวก จ. บทความทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา.....	33
	ประวัติผู้เขียน.....	65

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 เครื่องมือ วัสดุ และอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย	27
3.2 ข้อมูลประชากรผู้ป่วยที่เข้ารับการรักษาเข้าข่ายความผิดปกติของกระดูกสันหลัง.....	29
3.3 การกำหนดลักษณะของภาพในกระบวนการ Ridge Detection	31
4.1 ผลแสดงประสิทธิภาพการทำงานของแต่ละแบบจำลองการจำแนกกระดูกสันหลัง ที่ผิดปกติของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทด้วย RapidMiner.....	38
4.2 ผลแสดงประสิทธิภาพการทำงานของแต่ละแบบจำลองการจำแนกกระดูกสันหลัง ที่ผิดปกติของขั้นตอนวิธีของโครงข่ายประสาทด้วยภาษาไพธอน	38

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1	กายวิภาคกระดูกสันหลังของมนุษย์.....5
2.2	ความปกติของกระดูกสันหลังส่วนคอการบาดเจ็บที่ท้ายทอยของภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์.....6
2.3	ความปกติของกระดูกสันหลังส่วนคอแบบรอยแตกของ Atlas ของภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์.....7
2.4	ความปกติของกระดูกสันหลังส่วนคอแบบ Odontoid ของภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์.....7
2.5	ความปกติของกระดูกสันหลังส่วนคอแบบ Hangman ของภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์.....8
2.6	ความปกติของกระดูกสันหลังส่วนคอแบบการหมุน การเคลื่อนตัว และการตรึงของกระดูกสันหลังของภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์.....9
2.7	ความปกติของกระดูกสันหลังส่วนคอแบบการหมุน การเคลื่อนตัว และการตรึงของกระดูกสันหลังของภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์.....9
2.8	ความผิดปกติของกระดูกสันหลังเฉพาะจุด10
2.9	ภาพจากรังสีเอกซ์ (ก) ภาพเอกซเรย์ (ข) ภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์11
2.10	การสร้างภาพด้วยเรโซแนนซ์แม่เหล็ก12
2.11	(ก) หัวตรวจปล่อยเสียงและรับเสียงสะท้อน (ข) ภาพจากคลื่นเสียงความถี่สูง.....12
2.12	ความสัมพันธ์ของปัญญาประดิษฐ์ การเรียนรู้ของเครื่อง และการเรียนรู้เชิงลึก.....14
2.13	ขั้นตอนวิธีของโครงข่ายระบบประสาท.....15
2.14	ขั้นตอนวิธีของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน16
2.15	การมององค์ประกอบของข้อมูลแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน16
2.16	ตัวกรอง 3×3 เพื่อหาเส้นตรงทแยงสีขาว.....17
2.17	(ก) ตัวกรองเลื่อนไปบนภาพ (ข) ผลลัพธ์การคำนวณซึ่งออกมาเป็นฟังก์ชันของภาพ.....17
2.18	(ก) สไครเดนต์ (ข) ฟังก์ชันของภาพ18

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
2.19 (ก) สไลด์เรคเอนด์ที่มีการเสริมเต็ม (ข) ฟังก์ชันของภาพ.....	18
2.20 ความสามารถในการย่อของข้อมูล.....	19
2.21 การแบ่งชุดข้อมูล.....	19
2.22 (ก) ภาพถ่ายปกคด้วยวิธีการเอกซเรย์ (ข) การนำภาพเอกซเรย์ปกคเข้าสู่กระบวนการประมวลผลภาพ	20
2.23 ภาพแสดงการสร้างสมบัติเฉพาะของภาพโดยเครื่องมือ Ridge Detection (ก) ภาพถ่ายกระดูกสันหลังส่วนต้นคอแบบเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ (ข) ภาพกระดูกสันหลังส่วนต้นคอที่ผ่านกระบวนการเลือกสมบัติเฉพาะ.....	22
2.24 แผนภาพ Confusion Matrix	23
2.25 แผนภาพ Receiver Operating Characteristics	23
3.1 แผนภาพแสดงขั้นตอนการทำงานสร้างแบบจำลองจากการเรียนรู้ของเครื่อง.....	28
3.2 การกำหนดมุมมองของภาพทางการแพทย์ที่เปิดอ่านข้อมูลจากโปรแกรม RadiAnt ประกอบไปด้วย (ก) ด้านหน้า (ข) ด้านหลัง (ค) ด้านซ้าย และ (ง) ด้านขวา ตามลำดับ.....	29
3.3 การประมวลผลภาพของโปรแกรม Ridge Detection (ก) ภาพ 2 มิติ (ข) ภาพที่ผ่านการประมวลผล.....	30
3.4 การประมวลผลภาพของโปรแกรม Ridge Detection ในมุมมองของภาพทางการแพทย์ (ก) ด้านหน้า (ข) ด้านหลัง (ค) ด้านซ้าย และ (ง) ด้านขวา ตามลำดับ	31
3.5 การประมวลผลภาพของโปรแกรม Ridge Detection ตามการกำหนดพารามิเตอร์ของแต่ละแบบจำลองในมุมมองด้านหน้าของภาพ (ก) ภาพสองมิติ (ข) แบบจำลองที่ 1 (ค) แบบจำลองที่ 2 (ง) แบบจำลองที่ 3 (จ) แบบจำลองที่ 4 (ฉ) แบบจำลองที่ 5 (ช) แบบจำลองที่ 6 (ซ) แบบจำลองที่ 7 และ (ฌ) แบบจำลองที่ 8 ตามลำดับ.....	32
3.6 การประมวลผลภาพของโปรแกรม Ridge Detection ตามการกำหนดพารามิเตอร์ของแต่ละแบบจำลองในมุมมองด้านหลังของภาพ (ก) ภาพสองมิติ (ข) แบบจำลองที่ 1 (ค) แบบจำลองที่ 2 (ง) แบบจำลองที่ 3 (จ) แบบจำลองที่ 4	

สารบัญญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
(ฉ) แบบจำลองที่ 5 (ช) แบบจำลองที่ 6 (ซ) แบบจำลองที่ 7 และ (ฅ) แบบจำลองที่ 8 ตามลำดับ.....	32
3.7 การประมวลผลภาพของโปรแกรม Ridge Detection ตามการกำหนดพารามิเตอร์ ของแต่ละแบบจำลองในมุมมองด้านซ้ายของภาพ (ก) ภาพสองมิติ (ข) แบบจำลองที่ 1 (ค) แบบจำลองที่ 2 (ง) แบบจำลองที่ 3 (จ) แบบจำลองที่ 4 (ฉ) แบบจำลองที่ 5 (ช) แบบจำลองที่ 6 (ซ) แบบจำลองที่ 7 และ (ฅ) แบบจำลองที่ 8 ตามลำดับ.....	33
3.8 การประมวลผลภาพของโปรแกรม Ridge Detection ตามการกำหนดพารามิเตอร์ ของแต่ละแบบจำลองในมุมมองด้านขวาของภาพ (ก) ภาพสองมิติ (ข) แบบจำลองที่ 1 (ค) แบบจำลองที่ 2 (ง) แบบจำลองที่ 3 (จ) แบบจำลองที่ 4 (ฉ) แบบจำลองที่ 5 (ช) แบบจำลองที่ 6 (ซ) แบบจำลองที่ 7 และ (ฅ) แบบจำลองที่ 8 ตามลำดับ.....	33
3.9 การกำหนดลักษณะที่เฉพาะเจาะจงของโปรแกรม Ridge Detection ในการแสดง ผลเปรียบเทียบความแตกต่างของรูปกระดูกที่มีการจัดเรียงตัวปกติ (ก) (ข) และ รูปกระดูกที่จัดเรียงตัวผิดปกติ (ค) (ง) ตามลำดับ	34
3.10 ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองด้วยโปรแกรม RapidMiner.....	35
3.11 ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองด้วยภาษาไพธอน	36
3.25 อุปกรณ์ตรวจวัดการเคลื่อนตัว Displacement transducer	46
3.26 ตำแหน่งการใส่จุกรองรับของแบบจำลอง	46
3.27 ระบบกันบิต	47
3.28 ตำแหน่งซึ่งชำห้อยถ่วงทรายได้แผ่นพื้น แผ่นเพลทละ 350 กิโลกรัม	48
3.29 ตำแหน่งถ่วงทรายบนแผ่นพื้น	48
3.30 การบรรจุทุกน้ำหนักในแนวตั้งของแบบจำลอง	49
3.31 ด้านบนของการจัดการทดลอง	49
3.32 การจัดการทดลองด้านตะวันออก	49
3.33 การจัดการทดลองด้านเหนือ	50
3.34 การให้ระยะการเคลื่อนตัวภายใต้แผ่นดินไหวจำลอง	50

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.35 รูปแสดงตำแหน่ง Displacement transducer และ LVDT	51
3.36 รูปแสดงตำแหน่ง Displacement transducer และ LVDT ด้านบน.....	51
3.37 ตำแหน่งการติดตั้งเกจวัดความเครียดที่ลวดอัดแรง	52
3.38 ตำแหน่งการติดตั้งเกจวัดความเครียดที่เหล็กเสริมล่าง	52
3.39 ตำแหน่งการติดตั้งเกจวัดความเครียดที่เหล็กเสริมบน	53
3.40 ตำแหน่งการติดตั้งเกจวัดความเครียดที่เหล็กเสริมในเสา	53
3.41 ตำแหน่งของเกจวัดความเครียดในหมุดเชื่อม.....	54
3.42 ตัวอย่างป้ายแสดงรหัสของเกจวัดความเครียด.....	55
3.43 การต่อสายสัญญาณเข้ากับเครื่องบันทึกข้อมูล	55
3.44 แนวการตัดสำรวจหลังการวิบัติโดยประมาณ	56
4.1 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธี โครงข่ายประสาทด้วยโปรแกรม RapidMiner ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 1.....	39
4.2 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธี โครงข่ายประสาทด้วยโปรแกรม RapidMiner ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 2.....	40
4.3 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธี โครงข่ายประสาทด้วยโปรแกรม RapidMiner ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 3.....	40
4.4 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธี โครงข่ายประสาทด้วยโปรแกรม RapidMiner ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 4.....	44
4.5 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธี โครงข่ายประสาทด้วยโปรแกรม RapidMiner ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 5.....	44
4.6 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธี โครงข่ายประสาทด้วยโปรแกรม RapidMiner ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 6.....	46
4.7 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธี โครงข่ายประสาทด้วยโปรแกรม RapidMiner ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 7.....	46
4.8 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธี โครงข่ายประสาทด้วยโปรแกรม RapidMiner ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 8.....	43

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.9 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทด้วยภาษาไพธอน ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 1	43
4.10 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทด้วยภาษาไพธอน ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 2	43
4.11 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทด้วยภาษาไพธอน ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 3	43
4.12 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทด้วยภาษาไพธอน ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 4	43
4.13 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทด้วยภาษาไพธอน ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 5	43
4.14 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทด้วยภาษาไพธอน ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 6	43
4.15 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทด้วยภาษาไพธอน ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 7	43
4.16 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทด้วยภาษาไพธอน ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 8	43

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหาที่ทำการวิจัย

กระดูกสันหลังสร้างขึ้นจากกระดูกขนาดเล็ก 33 ชิ้น กระดูกสันหลังเกิดจากการซ้อนทับกันเป็นลำกระดูกสันหลัง ลักษณะทั่วไปกระดูกสันหลังที่แข็งแรงจะมีลักษณะโค้งงอ เส้นโค้งช่วยให้ลำกระดูกสันหลังดูดซับความเครียดที่เกิดจากการเคลื่อนไหวและแรงโน้มถ่วงของร่างกายมนุษย์ (Miele, Panjabi and Benzel, 2012) เมื่อแนวแกนของกระดูกสันหลังเกิดความผิดปกติความโค้งตามธรรมชาติของแนวแกนกระดูกสันหลังจะไม่ตรงแนว เป็นสาเหตุที่ก่อให้เกิดความผิดปกติต่อการทำงานในส่วนที่เกี่ยวข้องกับร่างกาย (Rochester, 2009)

ความผิดปกติของกระดูกสันหลังของมนุษย์ สามารถวินิจฉัยและระบุถึงสาเหตุได้โดยแพทย์ศัลยกรรมกระดูก ในกระบวนการวินิจฉัยจะประกอบไปด้วยวิธีการทางการแพทย์ต่าง ๆ เพื่อใช้วิเคราะห์ผล คือ ภาพทางการแพทย์ ภาพถ่ายทางการแพทย์มีด้วยกันหลายรูปแบบ เช่น ภาพถ่ายเอ็กซเรย์ ภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ (CT) และภาพถ่ายด้วยคลื่นสนามแม่เหล็ก (MRI) (Preim and Botha, 2014) วิธีที่ใช้ที่เหมาะสมกับการวิเคราะห์ความผิดปกติของกระดูกที่สุดคือ ภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ วิธีนี้สามารถบ่งชี้จุดที่ผิดปกติของกระดูกสันหลังและให้สาเหตุที่แท้จริงอย่างแม่นยำ (Goel, Yadav and Singh, 2016) ข้อมูลนี้ช่วยให้แพทย์สามารถทำการรักษาผู้ป่วยได้อย่างรวดเร็วและการฟื้นตัวจากอาการบาดเจ็บที่รวดเร็วด้วยเช่นกัน ทำให้เห็นว่าการวินิจฉัยเหล่านี้จำเป็นต้องผ่านแพทย์ผู้เชี่ยวชาญเฉพาะทาง ทำให้โรงพยาบาลในปัจจุบันประสบปัญหาขาดแคลนแพทย์ในแผนกศัลยกรรมกระดูกและเกิดการขาดแคลนอย่างยิ่งในพื้นที่ชนบท (Erlemann, 2006) ทางผู้วิจัยจึงได้เห็นปัญหา และต้องการที่จะแก้ไขปัญหาย่างต้น โดยการนำปัญญาประดิษฐ์มาสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่อง เพื่อเรียนรู้ความผิดปกติของกระดูกสันหลัง และเรียนรู้การวิเคราะห์อย่างเป็นระบบ (Dey, 2016; McCoy et al., 2019; Merali et al., 2019) เห็นได้อย่างชัดเจนว่าปัญญาประดิษฐ์มีความสามารถในการคิดแบบมนุษย์ แต่การประมวลผลมีข้อผิดพลาดลดลง การพัฒนางานวิจัยจึงมุ่งเน้นใช้ปัญญาประดิษฐ์เพื่อตรวจจับอวัยวะที่ผิดปกติในผู้ป่วย (Padhy et al, 2019) ไม่ว่าจะเป็นการใช้ปัญญาประดิษฐ์ในการวินิจฉัยภาวะเบาหวานขึ้นตา (Romiti et al, 2020) การใช้กระบวนการเรียนรู้ของเครื่องและการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อช่วยในการถ่ายภาพหัวใจและหลอดเลือด (Pankhania, 2020) การใช้ปัญญาประดิษฐ์ในงานรังสีวิทยาในระบบกระดูกและมวลกล้ามเนื้อเพื่อการวินิจฉัยความเสียหายของกล้ามเนื้อและการเกิด

กระดูกหักหรือเนื้องอกในร่างกาย (Tanzi et al., 2020) การวิจัยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกที่แตกต่างกัน เพื่อจำแนกกระดูกหัก (Kokkotis et al., 2020) ทางผู้วิจัยพบว่ายังมีวิธีการเรียนรู้ของเครื่องที่หลากหลายเกี่ยวกับการวินิจฉัยและการคาดการณ์ของโรคต่าง ๆ ถึงแม้ว่าปัญญาประดิษฐ์จะเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการวินิจฉัยภาพทางการแพทย์ แต่ก็พบว่ามีข้อจำกัดที่ทำให้การประมวลผลการวิเคราะห์ความผิดปกติยังไม่สมบูรณ์ และความแม่นยำเพียงพอต่อการใช้งานทางการแพทย์ ซึ่งได้พบว่าแนวทางการประยุกต์ใช้การประมวลผลภาพกับภาพทางการแพทย์มีการพัฒนาขึ้น เพื่อลดข้อจำกัดการเรียนรู้ของเครื่องข้างต้น (Staal et al., 2004) ไม่ว่าจะเป็นการตรวจจับขอบภาพกับภาพจอประสาทตา เพื่อคัดกรองภาวะเบาหวานขึ้นตาได้ (Nerysungnoen and Tanthanuch, 2015) การค้นคว้าทางคณิตศาสตร์ของภาพเพื่อวินิจฉัยโรคต้อหิน (โรคตาเรื่อรังที่ทำให้ตาบอด) (Tanthanuch, Kaptsov and Meleshko, 2019) การศึกษาการประมวลผลภาพร่วมกับการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อวิเคราะห์ความผิดปกติของอวัยวะต่าง ๆ ในร่างกายมนุษย์ที่เป็นแนวทางการพัฒนาที่มีประสิทธิภาพ

ในการศึกษานี้มุ่งเน้นเพื่อพัฒนากระบวนการวิเคราะห์และจำแนกภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ ในแนวแกนกระดูกสันหลังที่ผิดปกติ โดยประกอบไปด้วยสองส่วนหลัก ได้แก่ การประมวลผลด้วยวิธีการหาเส้นขอบ เพื่อหาความเฉพาะเจาะจงของข้อมูลในภาพและตัดแยกข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องต่อการพิจารณาความผิดปกติของกระดูกสันหลัง ส่วนที่สอง คือ กระบวนการเรียนรู้ของเครื่องด้วยขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาท เพื่อสร้างแบบจำลองในการวิเคราะห์และจำแนกความผิดปกติของกระดูกสันหลัง พร้อมทั้งศึกษาประสิทธิภาพของแบบจำลอง ได้แก่ ความถูกต้อง ความแม่นยำ และค่าเรียกคืนของแบบจำลอง

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1.2.1 เพื่อศึกษาขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทในการเรียนรู้ของเครื่องร่วมกับการประมวลผลภาพเพื่อวิเคราะห์และการจำแนกผิดปกติของกระดูกสันหลังบนภาพทางการแพทย์

1.2.2 เพื่อศึกษาประสิทธิภาพของแบบจำลอง ได้แก่ ความถูกต้อง ความแม่นยำ และค่าเรียกคืน เพื่อการวิเคราะห์และการจำแนกความผิดปกติของกระดูกสันหลังบนภาพทางการแพทย์ของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาท

1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย

1.3.1 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลองประกอบด้วยข้อมูลภาพทางการแพทย์ของผู้ป่วยที่มีความปรกติ และผิดปกติของกระดูกสันหลังในส่วนต้นคอ (C1-C7) ข้อมูลจากโรงพยาบาลมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

1.3.2 งานวิจัยนี้เลือกใช้ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่องคือ ขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาท เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำในการวิเคราะห์ความผิดปกติกระดูกสันหลัง

1.3.3 งานวิจัยนี้เลือกใช้โปรแกรม RapidMiner และภาษาไพธอนในการสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง

1.3.4 การทดสอบขั้นตอนวิธีของการเรียนรู้ของเครื่อง เพื่อการวิเคราะห์ความผิดปกติของกระดูกสันหลังสูงสุดโดยใช้ข้อมูลภาพทางการแพทย์ได้ถูกต้อง

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.4.1 เพื่อได้รับความรู้ในการใช้งานขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทร่วมกับการประมวลผลภาพ เพื่อวิเคราะห์และวินิจฉัยความผิดปกติจากกระดูกสันหลัง

1.4.2 เพื่อทราบความแม่นยำของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทในการวิเคราะห์และการจำแนกความผิดปกติของกระดูกสันหลังบนภาพทางการแพทย์



บทที่ 2

ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษากระบวนการวิเคราะห์ความผิดปกติของกระดูกสันหลังมนุษย์โดยใช้เทคโนโลยีสมัยใหม่ อาทิ การวิเคราะห์สมบัติสำคัญของภาพถ่ายทางการแพทย์ และปัญญาประดิษฐ์มาช่วยสร้างเงื่อนไขของการเรียนรู้ของเครื่องด้วยขั้นตอนวิธีที่เฉพาะเจาะจงเพื่อช่วยสร้างแบบจำลองการวิเคราะห์ความผิดปกติของกระดูกสันหลังอย่างมีประสิทธิภาพ รวมถึงการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองเพื่อนำไปสู่การสร้างแบบจำลองที่เหมาะสม

2.1 กายวิภาคกระดูกสันหลังและเส้นประสาทไขสันหลัง (Vertebrae and Spinal Cord)

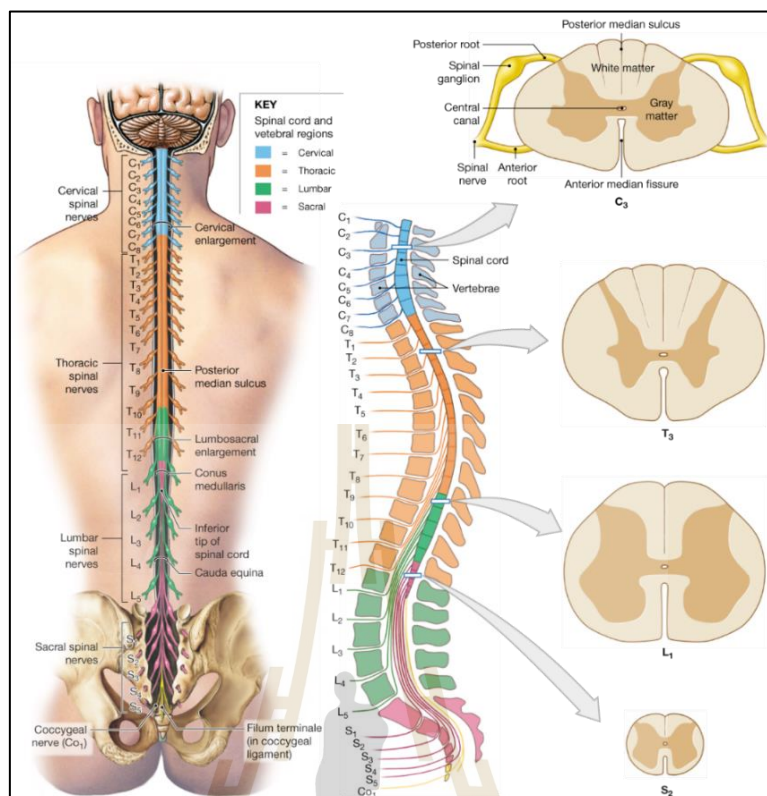
กระดูกสันหลังของมนุษย์ (Vertebrae) เป็นอวัยวะเป็นตัวกลางเชื่อมการทำงานระหว่างอวัยวะต่าง ๆ ในร่างกายกับสมอง ระบบประสาทภายในสมองจะสื่อสารข้อมูลผ่านกระดูกสันหลัง กระดูกสันหลังมีทั้งหมด 33 ชิ้น (Miele, Panjabi and Benzel, 2012) แบ่งออกเป็น 4 ส่วน ประกอบด้วย

กระดูกสันหลังส่วนคอ (The Cervical Spinal Cord) เป็นส่วนกระดูกสันหลังที่เชื่อมต่อสมองกับกระดูกสันหลัง ส่วนนี้มีทั้งหมด 8 ชิ้น มีชื่อเรียกกระดูกสันหลังส่วนคอว่า C1-C7 ตามลำดับ

กระดูกสันหลังส่วนอก (The Thoracic Spinal Cord) 12 ชิ้น เป็นส่วนกลางของกระดูกสันหลัง มีทั้งหมด 12 ชิ้น มีชื่อเรียกกระดูกสันหลังส่วนอกว่า T1-T12 ตามลำดับ

กระดูกสันหลังส่วนเอว (The Lumbar Spinal Cord) เป็นส่วนที่มีการโค้งงอ แสดงให้เห็นว่าเป็นกระดูกสันหลังส่วนเอว โดยมีทั้งหมด 5 ชิ้น มีชื่อเรียกกระดูกสันหลังส่วนเอวว่า L1-L5 ตามลำดับ

กระดูกสันหลังส่วนก้นและก้นกบ (The Sacral and Coccyx Spine) กระดูกสันหลังส่วนก้นมีรูปร่างเป็นสามเหลี่ยมจำนวน 5 ชิ้น เรียกว่ากระดูกสันหลังส่วนก้นว่า S1-S5 ตามลำดับ และส่วนก้นกบว่า Co1 จำนวน 1 ชิ้น (รูปที่ 2.1)



รูปที่ 2.1 กายวิภาคกระดูกสันหลังของมนุษย์ (ที่มา : <https://meded.psu.ac.th/binlaApp.com>)

2.2 ความผิดปกติของกระดูกสันหลัง

ความผิดปกติของกระดูกสันหลังส่วนมากพบในภาวะ Spinal Shock โดยอาการขึ้นอยู่กับความรุนแรงที่ได้รับ ซึ่งอาการดังกล่าวสามารถหายภายใน 24-48 ชั่วโมง หากผ่านพ้นสภาวะนี้ไป จะพบในลักษณะการหัก เคลื่อน ผิดรูป ซึ่งอาการเหล่านี้เป็นอันตรายอย่างมากต่อผู้ป่วยหากไม่ได้รับการวินิจฉัยอย่างถูกต้องและทันเวลา เป็นเหตุผลที่นำไปสู่การทุพพลภาพและเสียชีวิต โดยอาการดังกล่าวสามารถแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม ดังนี้

1. การบาดเจ็บของกระดูกสันหลังแบบทั้งหมด (Complete Spinal Cord Injuries)
2. การบาดเจ็บของกระดูกสันหลังแบบบางส่วน (Incomplete Spinal Cord Injuries)

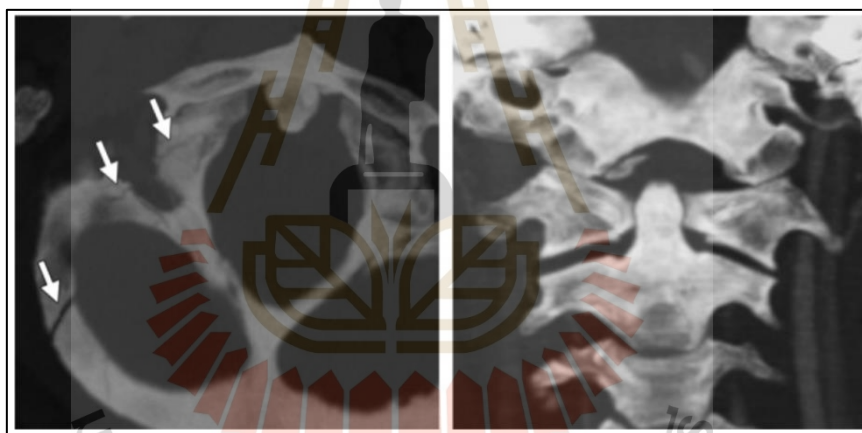
มีความแตกต่างกันไปในแต่ละบุคคล โดยคิดเป็นร้อยละ 60 ของรูปแบบความผิดปกติของกระดูกสันหลัง และหากผู้ป่วยได้รับการรักษาอย่างรวดเร็วจะส่งผลให้ผู้ป่วย ลดอาการแทรกซ้อนที่อาจจะเกิดขึ้นจากปัจจัยร่วมของการสื่อสารไปยังอวัยวะนั้น ๆ งานวิจัยนี้ทางผู้วิจัยจะบ่งชี้เฉพาะในส่วนของความผิดปกติกระดูกสันหลังส่วนต้นคอ โดยสามารถแบ่งประเภทของการบาดเจ็บของกระดูกสันหลังส่วนต้นคอได้ดังนี้

การบาดเจ็บที่ท้ายทอย (Occipital Condyle Injuries) การแตกหักของกระดูกท้ายทอย มีแนวโน้มการเกิดเหตุการณ์นี้ขึ้นถึงร้อยละ 3 ของผู้ป่วยที่มีความผิดปกติของกระดูกสันหลังส่วนคอ (รูปที่ 2.2)

ประเภทที่ 1 การบาดเจ็บที่เกิดจากการกระแทก และเหตุการณ์ที่เกิดการรับน้ำหนักตามแนวแกนด้วยการกระจัดของการแตกหักที่ส่งผลให้เกิดความผิดปกติของกระดูกสันหลังส่วนคอแบบน้อยที่สุดหรือไม่มีเลย

ประเภทที่ 2 การแตกหักของฐานกะโหลกยื่นผ่านกระดูกสันหลังส่วนต้นคอ ซึ่งเป็นผลมาจากกะโหลกศีรษะโดยตรง

ประเภทที่ 3 การแตกหักของ Avulsion ซึ่งเป็นผลมาจากความตึงเครียดที่เอ็นกล้ามเนื้อร่างกายที่เกิดจากการหมุนและการตัดตัวของเอ็นกล้ามเนื้อร่างกายบริเวณนั้น ๆ ซึ่งมีโอกาสเกิดความผิดปกติถึงร้อยละ 75



รูปที่ 2.2 ความผิดปกติของกระดูกสันหลังส่วนคอการบาดเจ็บที่ท้ายทอยของภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ (Dreizin et al., 2014)

การแตกหักของ Atlas เกิดจากกลไกที่มีเสถียรภาพและไม่ส่งผลให้เกิดการบาดเจ็บทางระบบประสาท คิดเป็นร้อยละ 75 ของการบาดเจ็บ (รูปที่ 2.3)

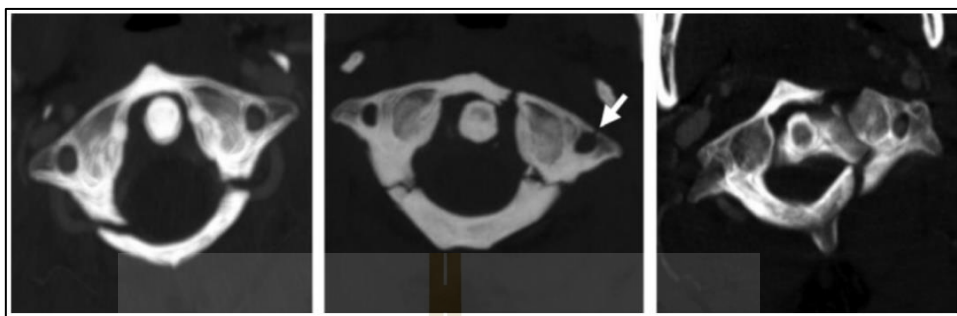
ประเภทที่ 1 เกิดความผิดปกติของกระดูกสันหลังส่วนต้นคอที่ส่วนโค้งด้านหลัง

ประเภทที่ 2 เกิดความผิดปกติของกระดูกสันหลังส่วนต้นคอส่วนโค้งด้านหน้า

ประเภทที่ 3 เกิดความผิดปกติของกระดูกสันหลังส่วนต้นคอส่วนโค้งด้านหลังทั้งสองข้าง

ประเภทที่ 4 เกิดความผิดปกติของมวลกระดูกสันหลังส่วนต้นคอด้านข้าง

ประเภทที่ 5 เกิดความผิดปกติของมวลกระดูกสันหลังส่วนต้นคอส่วนโค้งด้านหน้าตามขวา (Avulsion of Longus Coli หรือ Atlantoaxial Ligament)



รูปที่ 2.3 ความผิดปกติของกระดูกสันหลังส่วนคอแบบบรอยแตกของ Atlas ของภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ (Dreizin et al., 2014)

ความผิดปกติของกระดูกสันหลังส่วนต้นคอหักแบบ Odontoid

ประเภทที่ 1 ความผิดปกติที่เกิดจากการหักเฉียงผ่านปลายของ Odontoid เป็นผลมาจากเอ็นกล้ามเนื้อของร่างกาย

ประเภทที่ 2 ความผิดปกติที่เกิดบริเวณจุดเชื่อมต่อของกระดูกสันหลังส่วนต้นคอ

ประเภทที่ 3 ความผิดปกติที่เกิดบริเวณกระดูกส่วน Cancellous (รูปที่ 2.4)



รูปที่ 2.4 ความผิดปกติของกระดูกสันหลังส่วนคอแบบ Odontoid ของภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ (Dreizin et al., 2014)

เกิดความผิดปกติของกระดูกสันหลังส่วนต้นคอหักแบบ Hangman

ประเภทที่ 1 ความผิดปกติที่เกิดจากการหักลักษณะเส้นที่มีขนาดน้อยกว่า 2 มิลลิเมตร

ประเภทที่ 2 ความผิดปกติที่เกิดจากการหักลักษณะเส้นที่มีขนาดมากกว่า 2 มิลลิเมตร

ประเภทที่ 2a ความผิดปกติที่เกิดจากการหักลักษณะทำมุมอย่างรุนแรง

ประเภทที่ 3 ความผิดปกติที่เกิดจากการหักส่วนหลังทั้งสองด้าน (รูปที่ 2.5)



รูปที่ 2.5 ความผิดปกติของกระดูกสันหลังส่วนคอแบบ Hangman ของภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ (Dreizin et al., 2014)

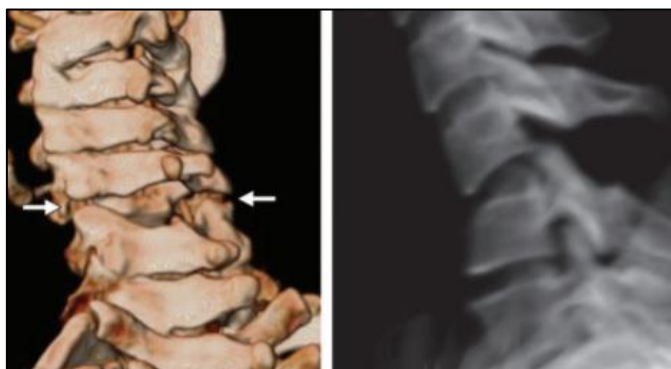
ความผิดปกติของกระดูกสันหลังส่วนต้นคอแบบการหมุน การเคลื่อนตัว และการตรึงของกระดูกสันหลัง (รูปที่ 2.6-2.7)

ประเภทที่ 1 ความผิดปกติที่เกิดจากการหมุนในทางสรีรวิทยาปกติ (น้อยกว่า 48 องศา ถึง 52 องศาซ้ายหรือขวา) แกนกลางทำหน้าที่เป็นเดือยให้หมุนตามขวางของเอ็นไขว้ของกล้ามเนื้อ

ประเภทที่ 2 ความผิดปกติที่เกิดจากเอ็นไขว้หน้าได้รับบาดเจ็บ โดยศูนย์กลางของการหมุนของกระดูกสันหลังส่วนต้นคอเคลื่อนไปด้านหน้าของตำแหน่งเดิมน้อยกว่า 5 มิลลิเมตร

ประเภทที่ 3 ความผิดปกติที่เกิดจากเอ็นไขว้หน้าขาดลักษณะคล้ายประเภทที่ 2

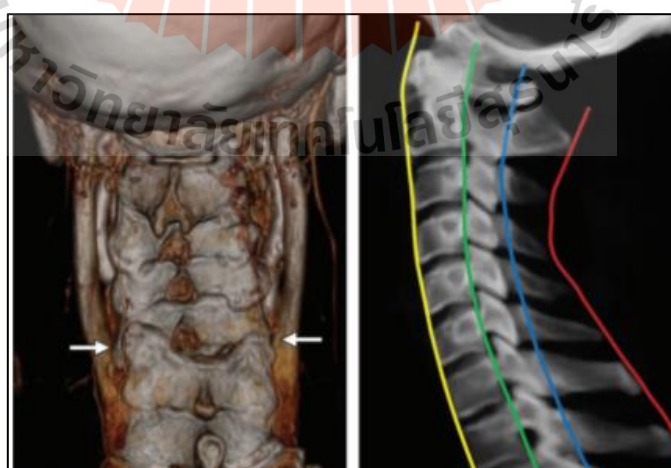
ประเภทที่ 4 ความผิดปกติที่เกิดจาก Odontoid กระดูกสันหลังส่วนต้นคอเคลื่อนไปด้านหลังของตำแหน่งเดิม



รูปที่ 2.6 ความปรกติของกระดูกสันหลังส่วนคอแบบการหมุน การเคลื่อนตัว และการตรึงของกระดูกสันหลังของภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ (Dreizin et al., 2014)

2.3 สาเหตุความผิดปกติหลักของกระดูกสันหลัง

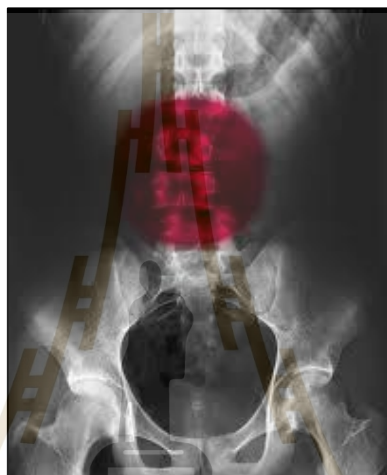
จากสถิติการบาดเจ็บกระดูกสันหลังขององค์การอนามัยโลกประจำปี 2013 เกี่ยวกับประเภทการบาดเจ็บกระดูกสันหลังพบว่า แนวโน้มส่วนใหญ่พบว่าผู้ชายมีโอกาสบาดเจ็บมากกว่าผู้หญิงถึงร้อยละ 60 โดยพบว่าสาเหตุ 4 อันดับแรกของการบาดเจ็บของกระดูกสันหลัง (Lukesmith, 2013) คือ อุบัติเหตุรถยนต์เป็นสาเหตุการบาดเจ็บหลักของกระดูกสันหลัง อุบัติเหตุตกจากที่สูงเป็นสาเหตุรองของการบาดเจ็บที่กระดูกสันหลัง การบาดเจ็บของกระดูกสันหลังที่เกิดจากความรุนแรงและการบาดเจ็บของการกระดูกสันหลังที่เกิดจากการเล่นกีฬา ออกกำลังกาย



รูปที่ 2.7 ความปรกติของกระดูกสันหลังส่วนคอแบบการหมุน การเคลื่อนตัว และการตรึงของกระดูกสันหลังของภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ (Dreizin et al., 2014)

2.4 การวินิจฉัยเพื่อระบุความผิดปกติและการบาดเจ็บของกระดูกสันหลังของผู้ป่วย

การวินิจฉัยเพื่อระบุความผิดปกติและการบาดเจ็บของกระดูกสันหลัง ประกอบด้วย 2 ขั้นตอน ขั้นตอนแรก คือ การตรวจความผิดปกติทางคลินิกโดยแพทย์ผู้เชี่ยวชาญเกี่ยวกับการตรวจสอบการตอบสนองของร่างกายในด้านต่าง ๆ ขั้นตอนที่สองคือการวินิจฉัยด้วยการถ่ายภาพทางการแพทย์เพื่อดูส่วนประกอบต่างของกระดูกสันหลังและเส้นประสาทที่เกี่ยวข้อง (Wanitwattanarumlug, 2011) แสดงดังรูปที่ 2.8



รูปที่ 2.8 ความผิดปกติของกระดูกสันหลังเฉพาะจุด (ที่มา: <https://depositphotos.com>)

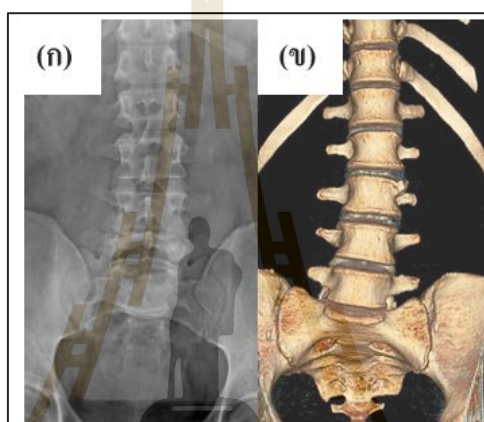
2.5 ภาพถ่ายทางการแพทย์ (Medical Image)

ข้อมูลภาพทางการแพทย์มีไว้เพื่อการวินิจฉัยการวางแผนการรักษา การวางแผนการผ่าตัด การติดตามผลหลังการผ่าตัด และการวิจัยทางการแพทย์ (Ganguly et al., 2010; Goel, Yadav and Singh, 2016) แบ่งออกเป็น 3 ประเภทตามแหล่งกำเนิดของการสร้างภาพ

2.5.1 การสร้างภาพด้วยรังสีเอกซ์ (X-Ray Imaging)

ภาพถ่ายจากรังสีเอกซ์คือ ภาพเอกซเรย์ (X-Ray) และภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ (Computed Tomography) ภาพถ่ายเอกซเรย์เกิดจากการปล่อยรังสีเอกซ์จากเครื่องกำเนิดฉายไปยังเป้าหมายเพื่อให้ในเกิดภาพเงาบนแผ่นฟิล์ม ภาพเอกซเรย์จะแสดงอวัยวะด้วย สีขาวดำที่ปรากฏในภาพ ซึ่งปริมาณความเข้มของสีขาวดำในภาพจะมีความเข้มของสีดำที่ต่างกัน อวัยวะที่รังสีเอกซ์ผ่านได้ยากแสดงให้เห็นถึงสมบัติที่รังสี พื้นที่บนภาพถ่ายจะเป็นสีขาว อวัยวะที่รังสีเอกซ์ผ่านได้ง่ายแสดงให้เห็นถึงสมบัติโปร่ง พื้นที่บนภาพจะปรากฏสีเทาหรือดำ ส่วนภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ถูกคิดค้นขึ้น เพื่อแก้ไขปัญหาของภาพเอกซเรย์ที่ไม่สามารถแสดง

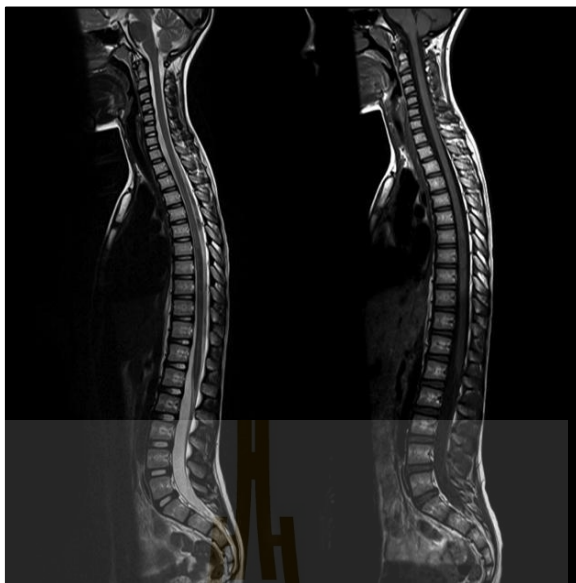
ความละเอียดของภาพอวัยวะเป้าหมายที่มากเพียงพอ เนื่องจากภาพเอกซเรย์เป็นภาพลักษณะ 2 มิติ ทำให้ภาพเงาของอวัยวะต่าง ๆ ซ้อนทับกันส่งผลให้ภาพมีความไม่ชัดเจน แต่ภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์เกิดจากการทำงานของอุปกรณ์ตรวจจับวัตถุ 10 ตัวขึ้นไป พร้อมทั้งออกแบบให้เครื่องกำเนิดรังสีมีการหมุนโดยรอบวัตถุเพื่อบันทึกภาพให้ละเอียดและครอบคลุมขึ้น จากนั้นนำข้อมูลทั้งหมดที่ได้มาประมวลผลและสร้างภาพในลักษณะ 3 มิติ กำหนดการสร้างภาพแบบการกราดภาพตัดขวาง (Tomography) เพื่อแสดงผลให้สามารถเห็นวัตถุนั้น ๆ ได้อย่างชัดเจนมากขึ้น รูปเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างภาพทั้งสองประเภทแสดงดังรูปที่ 2.9



รูปที่ 2.9 ภาพจากรังสีเอกซ์ (ก) ภาพเอกซเรย์ (ข) ภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์
(ที่มา: <https://depositphotos.com>)

2.5.2 การสร้างภาพด้วยเรโซแนนซ์แม่เหล็ก (Magnetic Resonance Imaging)

Kathiravan and Kanakaraj (2013) กล่าวว่า การสร้างภาพด้วยเรโซแนนซ์แม่เหล็ก เป็นหนึ่งในเทคโนโลยีภาพถ่ายทางการแพทย์ ภาพที่ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการวินิจฉัยให้มีความชัดเจนมากยิ่งขึ้น การสร้างภาพด้วยเรโซแนนซ์แม่เหล็กถูกค้นพบบนพื้นฐานและหลักการของร่างกายมนุษย์ เนื่องจากร่างกายมนุษย์มีน้ำเป็นส่วนประกอบหลัก การใช้คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าไปปล่อยไปยังเป้าหมายเพื่อเปลี่ยนแกนของโมเลกุลของน้ำ และเมื่อโมเลกุลน้ำคืนตัวจะมีการดักจับคลื่นความถี่ เพื่อสัญญาณคลื่นที่ได้ไปประมวลผลจนเป็นภาพของอวัยวะต่าง ๆ จากหลักการของเรโซแนนซ์แม่เหล็กพบว่าอวัยวะที่มีน้ำอยู่มากส่งผลให้ภาพที่ได้เป็นสีขาวหรือเทาอ่อน ๆ ส่วนอวัยวะที่มีน้ำอยู่น้อยหรือเป็นโพรงจะทำให้ภาพที่ได้เป็นสีดำหรือเทาดำ ดังนั้นการสร้างภาพด้วยเรโซแนนซ์แม่เหล็กมีลักษณะตรงกันข้ามกับภาพเอกซเรย์และภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ การแสดงผลภาพที่เกิดจากเรโซแนนซ์แม่เหล็กแสดงดังรูปที่ 2.10



รูปที่ 2.10 การสร้างภาพด้วยเรโซแนนซ์แม่เหล็ก (ที่มา: <http://theworldmedicalcenter.com>)

2.5.3 การสร้างภาพด้วยคลื่นเสียงความถี่สูง (Ultrasound Imaging)

Hughes (2001) การทำงานของการสร้างภาพด้วยคลื่นเสียงความถี่สูง เป็นความถี่ที่สูงกว่าความถี่ที่มนุษย์หรือสัตว์สามารถรับสัญญาณได้ อุปกรณ์การทำงานจึงมีการออกแบบพิเศษเพื่อการใช้งานนั้นคือ หัวตรวจ (Probe) แสดงดังรูปที่ 2.11 (ก) เป็นอุปกรณ์ปล่อยเสียงและรับเสียงสะท้อนกลับ มีหลักการคล้ายการฟังเสียงสะท้อนของค้างคาว เนื่องจากเนื้อเยื่อของอวัยวะภายในร่างกายข้อมูลที่ได้ไปประมวลผลให้เป็นภาพ แสดงดังรูปที่ 2.11 (ข)



รูปที่ 2.11 (ก) หัวตรวจปล่อยเสียงและรับเสียงสะท้อน (ข) ภาพจากคลื่นเสียงความถี่สูง (ที่มา: <https://medthai.com>)

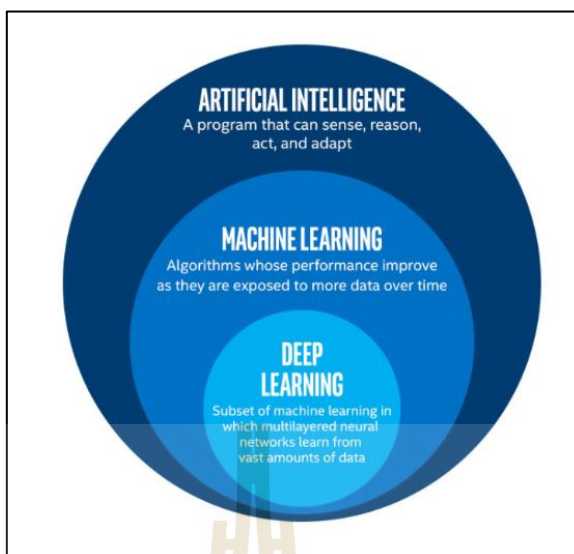
2.6 เพิ่มข้อมูลภาพถ่ายทางการแพทย์

เพิ่มข้อมูลภาพถ่ายทางการแพทย์ที่ใช้ในงานวิจัยนี้คือ Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) เพิ่มข้อมูลภาพที่ใช้ในการอ่านภาพที่เกิดจากการสร้างภาพด้วยเรโซแนนซ์แม่เหล็ก, การสร้างภาพด้วยคลื่นเสียงความถี่สูง, การสร้างภาพด้วยรังสีเอกซ์ และการสร้างภาพด้วยเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ เพิ่มข้อมูลภาพ DICOM จัดว่าเป็นมาตรฐานกลางทางด้านการแพทย์ที่ใช้ในการจัดเก็บ ประมวลผล และแสดงผล เพิ่มข้อมูลภาพถ่ายทางการแพทย์ กำหนดโดยองค์กร National Electrical Manufacturers Association (NEMA) ทำให้สามารถใช้ข้อมูลภาพถ่ายทางการแพทย์ต่าง ๆ ในระบบหรืออุปกรณ์การแสดงผลทางการแพทย์ที่แตกต่างกันได้

2.7 ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI)

ปัญญาประดิษฐ์คือ การสร้างแบบจำลองสมองของมนุษย์มีระบบทำงานเพื่อศึกษาและทำความเข้าใจการทำงานของจิตใจของมนุษย์ และสร้างกลไกเพื่อลดระยะเวลาในการทำงานและช่วยให้ระบบทำงานได้อย่างรวดเร็วเทียบเท่าสมองของมนุษย์ ปัญญาประดิษฐ์จึงเป็นศาสตร์ที่รวบรวมความรู้ แนวคิดทางด้านเทคโนโลยี วิทยาการทางคอมพิวเตอร์ วิศวกรรมศาสตร์ รวมทั้งการประยุกต์ใช้งานและพัฒนาพร้อมกับศาสตร์ด้านอื่น ๆ เพื่อให้เกิดนวัตกรรมและสิ่งประดิษฐ์ใหม่ ๆ ในการแก้ไขปัญหา ตอบโจทย์ และส่งเสริมกิจกรรมในด้านนั้น ๆ (Liu et al., 2018)

Dey (2016) กล่าวว่า การทำงานของปัญญาประดิษฐ์แบ่งย่อยได้หลากหลายประเภทด้วยกัน เพื่อให้ปัญญาประดิษฐ์สามารถทำงานได้เฉพาะเจาะจงและเกิดประสิทธิภาพสูงสุดไม่ว่าจะเป็นการเรียนรู้เชิงสัญลักษณ์ (Symbolic Learning) ที่เกี่ยวข้องกับการประมวลผลภาพ (Image Processing) การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning : ML) เป็นระบบการเรียนรู้อัตโนมัติบนฐานข้อมูลขนาดใหญ่ การเรียนรู้ของเครื่องมีขั้นตอนวิธีที่หลากหลาย เช่น โครงข่ายประสาท (Neural Network), Support Vector Machine และ Principle Component Analysis ส่วนย่อยถัดมาของการเรียนรู้ของเครื่องคือ การเรียนรู้เชิงลึก การเรียนรู้ที่เน้นหลักการของโครงข่ายประสาทเพื่อเรียนรู้ และวิเคราะห์ปัจจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับโครงสร้าง ซึ่งการทำงานคล้ายกับระบบประสาทของมนุษย์ที่แบ่งแยกการเก็บข้อมูลหลายชั้น เพื่อเรียนรู้ จดจำ และนำไปสู่การประมวลผลที่แม่นยำ แสดงดังรูปที่ 2.12



รูปที่ 2.12 ความสัมพันธ์ของปัญญาประดิษฐ์ การเรียนรู้ของเครื่อง และการเรียนรู้เชิงลึก
(ที่มา: <https://medium.com/@benamorn>)

2.8 การทำงานของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

Ray (2019) กล่าวว่า การเรียนรู้ของเครื่องมีองค์ประกอบ 3 อย่างด้วยกัน ได้แก่ ชุดข้อมูล (Data Set) สมบัติ (Feature) และขั้นตอนวิธี (Algorithm)

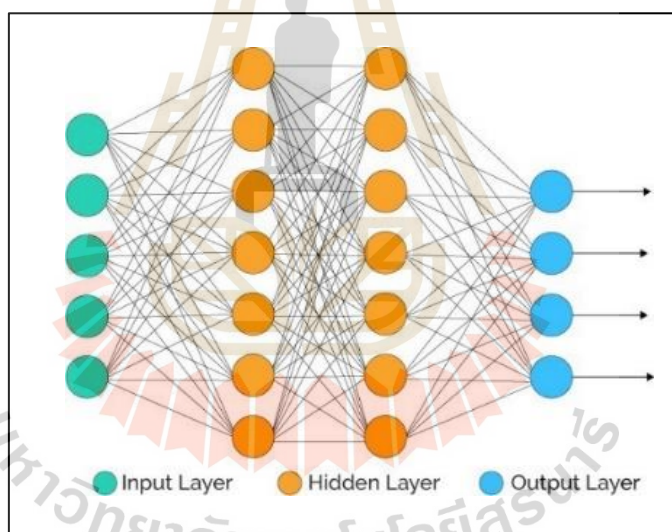
ชุดข้อมูล คือ ข้อมูลที่ต้องการศึกษาเมื่อนำชุดข้อมูลเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้จำเป็นต้องแบ่งชุดข้อมูลเป็นสองกลุ่ม ได้แก่ ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ (Training Data Set) และชุดข้อมูลในการทดสอบ (Testing Data Set) เพื่อให้แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องได้รับการฝึกฝนและเกิดการเรียนรู้ในชุดข้อมูลการเรียนรู้ พร้อมทั้งทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองจากข้อมูลชุดทดสอบ โดยชุดข้อมูลสามารถเป็นได้ทั้งข้อมูลตัวเลข ข้อมูลรูปภาพ ข้อมูลข้อความ หรือข้อมูลชนิดอื่น ๆ

สมบัติเป็นส่วนประกอบที่สร้างความสัมพันธ์ของข้อมูลในการเรียนรู้และหาคำตอบเปรียบเสมือนกุญแจที่นำไปสู่การแก้ปัญหาของชุดข้อมูล โดยข้อมูลแต่ละประเภทจะมีความจำเพาะเจาะจงต่อสมบัตินั้น ๆ จึงจำเป็นต้องมีการเลือกสมบัติอย่างเฉพาะเจาะจง

ขั้นตอนวิธีคือการออกแบบการเรียนรู้ชุดข้อมูลเพื่อหาความแม่นยำ ความถูกต้องในการวิเคราะห์และทำนายผลจากชุดข้อมูล ในการศึกษาในครั้งนี้ได้ศึกษาและประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีดังต่อไปนี้

2.8.1 ขั้นตอนวิธีที่จำลองการทำงานของระบบโครงข่ายประสาท (Neural Network : NN)

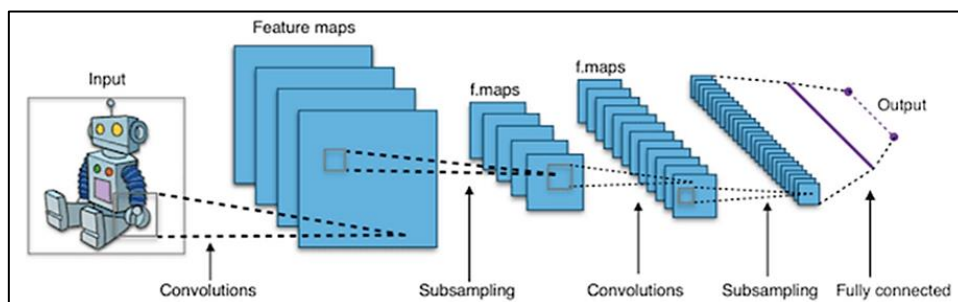
ขั้นตอนวิธีของโครงข่ายประสาทมีการทำงานคล้ายสมองของมนุษย์ กระบวนการทำงานประกอบไปด้วย หน่วยประมวลผลและเชื่อมโยงกันด้วยระบบประสาท ในส่วนนี้ช่วยให้สามารถวิเคราะห์หรือตัดสินใจได้อย่างรวดเร็วและทันที ขั้นตอนวิธีของโครงข่ายประสาทสามารถแบ่งย่อยได้ดังนี้ โครงข่ายระบบประสาทแบบเพอร์เซ็ปตรอน (Perceptron) มีการทำงานด้วยการแบ่งชั้น (Layer) ของข้อมูล การเรียนรู้ชุดข้อมูลจากชั้นหนึ่งไปยังชั้นหนึ่งจะมีการไหลของข้อมูลในทิศทางเดียว และไม่เกิดการไหลย้อนกลับ โครงสร้างของโครงข่ายระบบประสาทแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multi-Layer Perceptron: MLP) มีหลักการทำงานผ่านสถานีเชื่อมต่อ (Node) ในชั้นสถานีเชื่อมต่อจะมีชั้นที่อยู่ตรงกลาง (Hidden Layer) เพื่อเรียนรู้ชุดข้อมูลและสร้างความสัมพันธ์ของแบบจำลอง การเพิ่มชั้นและจำนวนสถานีเชื่อมต่อจะช่วยให้การเรียนรู้ดีขึ้น แสดงดังรูปที่ 2.13



รูปที่ 2.13 ขั้นตอนวิธีของโครงข่ายระบบประสาท (ที่มา: <https://medium.com>)

2.8.2 ขั้นตอนวิธีที่โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network)

โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันเป็นหนึ่งในโครงข่ายประสาทกระบวนการทำงาน คือ การจำลองการมองเห็นของมนุษย์ในมุมมองย่อย ๆ และนำกลุ่มของพื้นที่เหล่านี้มาผสมกันเพื่อประมวลผลว่าสิ่งที่ต้องการวิเคราะห์ผลนั้นหมายถึงสิ่งใด แสดงดังรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.14 ขั้นตอนวิธีของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

(ที่มา: <https://raspberrypi3robot.blogspot.com>)

พื้นที่ย่อยจะมีการแยกลักษณะและสมบัติของพื้นที่ เช่น ลายเส้น และการตัดกันของสีแต่ละพื้นที่ที่มีจุดเด่นและองค์ประกอบของพื้นที่นั้นประกอบกันแสดงดังรูปที่ 2.15 กรอบสี่เหลี่ยมสีเหลืองแสดงให้เห็นถึงพื้นที่ที่กำลังให้ความสนใจ แต่จะสามารถรับรู้ได้ว่าสิ่งนี้คือภาพหนู จำเป็นต้องมององค์ประกอบของพื้นที่รอบ ๆ ประกอบกัน



รูปที่ 2.15 การมององค์ประกอบของข้อมูลแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

(ที่มา: <https://adeshpande3.github.io>)

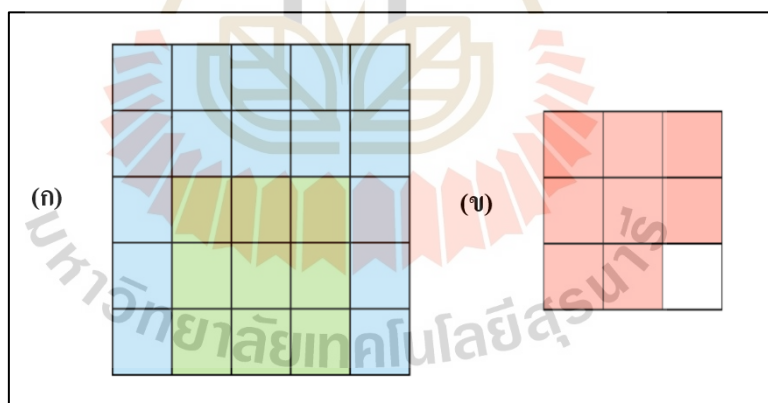
การแยกลักษณะ (Feature Extraction) ของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน มีระบบการคำนวณทางคณิตศาสตร์รองรับ การคำนวณแนวคิดนี้มีหลักการเดียวกันกับคอนโวลูชันเชิงพื้นที่ (Spatial Convolution) การคำนวณมีการกำหนดค่าในตัวกรอง (Filter) หรือเคอร์เนล (Kernel) เพื่อใช้ในการบอกลักษณะเด่นของวัตถุ ด้วยเหตุผลนี้ในขั้นตอนวิธีการของแบบจำลองจึงจำเป็นต้องประกอบด้วยตัวกรองหลายตัวกรองด้วยกัน เพื่อหาคุณลักษณะทางพื้นที่ สมมติว่าต้องการหาเส้นตรงทแยงสีขาว ตัวกรองจะอยู่ในลักษณะแสดงดังรูปที่ 2.16

1	-1	-1
-1	1	-1
-1	-1	1

รูปที่ 2.16 ตัวกรอง 3×3 เพื่อหาเส้นตรงทแยงสีขาว

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

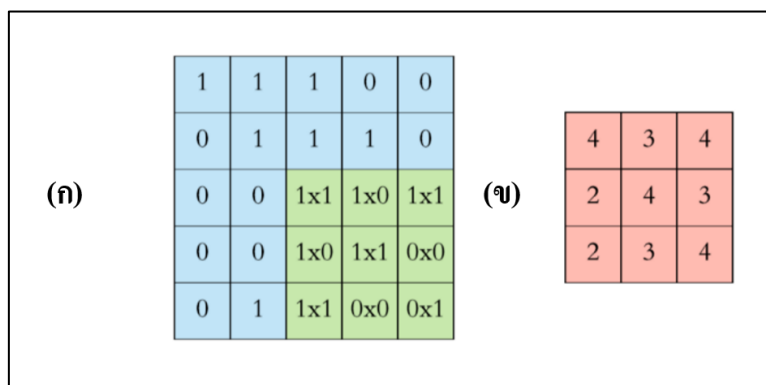
ตำแหน่งตรงกลางมีรอบสีฟ้าคือทรงหุสมอ (Anchor) ใช้ในการทาบบนจุดภาคของภาพ (Pixel, Picture Element) ที่ละจุดภาคจนครบทุกจุดภาคในภาพ จากการเลื่อนตัวกรองไปครบทุกจุดภาคของภาพที่สามารถเลื่อนได้ในภาพ ทำให้ได้มาซึ่งฟังก์ชันของภาพแสดงดังรูปที่ 2.17



รูปที่ 2.17 (ก) ตัวกรองเลื่อนไปบนภาพ (ข) ผลลัพธ์การคำนวณซึ่งออกมาเป็นฟังก์ชันของภาพ

(ที่มา: <https://towardsdatascience.com>)

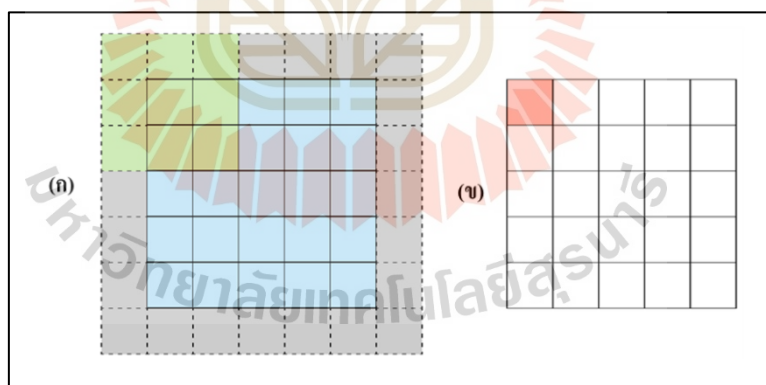
สไลด์เคนต์ (Stride) และการเสริมเต็ม (Padding) เป็นตัวกำหนดการเลื่อนตัวกรองไปด้วยขั้นตอนที่เท่าไรแสดงดังรูปที่ 2.18 มีการกำหนดสไลด์เคนต์ เท่ากับ 1



รูปที่ 2.18 (ก) สไลด์คอนต์ (ข) ผังลักษณะของภาพ

(ที่มา: <https://towardsdatascience.com>)

การเรียนรู้ชุดข้อมูลแบบการเสริมเต็มที่แสดงในรูปที่ 2.19 แสดงให้เห็นถึงพื้นที่สี่เหลี่ยม ๆ ของข้อมูลถูกนำเข้ามาในพื้นที่ แสดงให้เห็นถึงพื้นที่ที่ถูกเพิ่มเติมเข้าไปเพื่อสนับสนุนข้อมูลผังลักษณะของภาพในขณะที่มีการดำเนินการเรียนรู้ชุดข้อมูลของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน



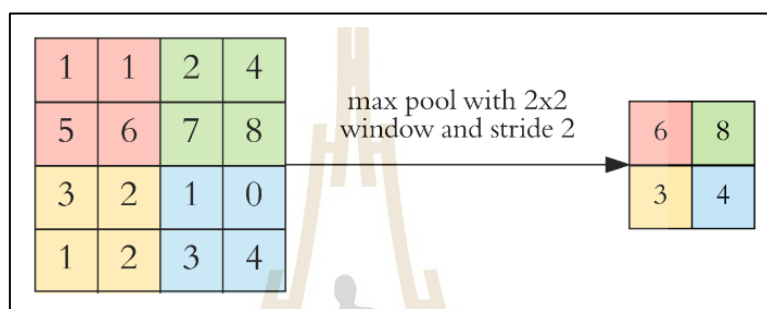
รูปที่ 2.19 (ก) สไลด์คอนต์ที่มีการเสริมเต็ม (ข) ผังลักษณะของภาพ

(ที่มา: <https://towardsdatascience.com>)

ค่าสูงสุดของความสามารถในการย่อ (Max Pooling) ของการจำแนกวัตถุ บางครั้งมีความต้องการข้อมูลที่หายาก บางครั้งต้องการข้อมูลที่ละเอียด ดังนั้นในการเรียนรู้ชุดข้อมูลของ

โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน จึงจำเป็นต้องมีข้อมูลทั้งหายาและละเอียดควบคู่กันไป เพื่อความสามารถ

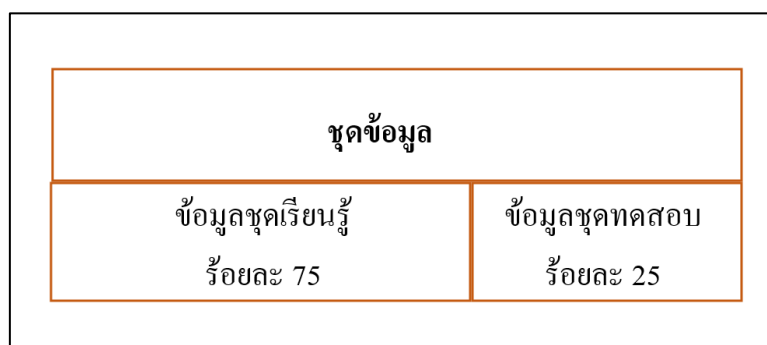
ในการคำนวณภาพหลายมาตราส่วนเป็นข้อดีในการเก็บรายละเอียดเล็ก ๆ ด้วยตัวกรองขนาดเท่าเดิม ในขณะที่ภาพขนาดเล็กกลางประสิทธิภาพตัวกรองจะครอบคลุมพื้นที่วัตถุเดิมมากขึ้น หมายความว่า จะสามารถเข้าถึงความสามารถด้านการวิเคราะห์ความละเอียดมากขึ้น และเก็บคุณลักษณะเด่นของข้อมูลที่แสดงดังรูปที่ 2.20



รูปที่ 2.20 ความสามารถในการย่อของข้อมูล

(ที่มา: <https://towardsdatascience.com>)

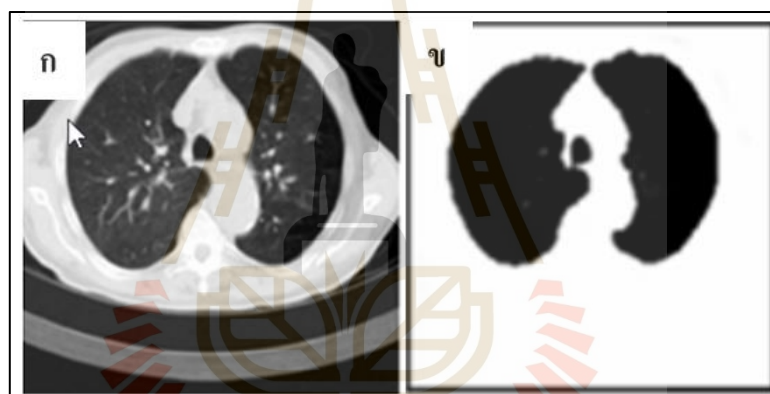
การใช้งานชุดข้อมูลแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลชุดเรียนรู้ร้อยละ 75 จะถูกนำไปใช้ในการเรียนรู้ด้วยการอธิบายรายละเอียดของข้อมูล (Label / Class) เพื่อสร้างเป็นแบบจำลอง และข้อมูลชุดทดสอบร้อยละ 25 นำมาใช้ในการทดสอบแบบจำลองที่สร้างขึ้นเพื่อยืนยันประสิทธิภาพการใช้งานของแบบจำลอง (Merali et al, 2019) แสดงดังรูปที่ 2.21



รูปที่ 2.21 การแบ่งชุดข้อมูล

2.9 การประมวลผลภาพ (Image Processing)

Hegadi (2010) กล่าวว่า การประมวลผลภาพเป็นกระบวนการเปลี่ยนข้อมูลรูปภาพให้เป็นข้อมูลรูปแบบดิจิทัลด้วยวิธีการทางคอมพิวเตอร์ การประมวลผลภาพมีไว้เพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีสมบัติตรงตามความต้องการทั้งในเชิงคุณภาพและเชิงปริมาณ ซึ่งเรียกอีกชื่อหนึ่งว่าการปรับปรุงคุณภาพของภาพ (Image Enhancement) นอกจากนี้ยังมีการปรับเปลี่ยนหรือแปลงรูปภาพทั้งขนาดและรูปร่าง (Image Transformation) การกรองภาพหรือการกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพ (Image Filters) การซ้อนทับภาพ (Image Registration) การคืนสภาพของภาพ (Image Restoration) การตัดแบ่งภาพหรือคัดลอกส่วนที่ต้องการและการหาขอบภาพในวัตถุ (Image Segmentation and Edge Detection) การบีบอัดภาพ (Image Compression) การสร้างภาพ 3 มิติ (3D Image Reconstruction) เป็นต้น (Goel, Yadav and Singh, 2016)



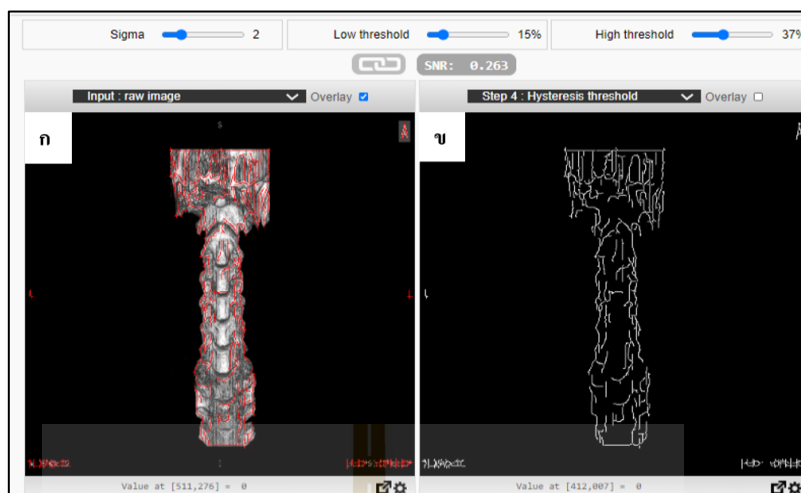
รูปที่ 2.22 (ก) ภาพถ่ายปอดด้วยวิธีการเอกซเรย์ (ข) การนำภาพเอกซเรย์ปอดเข้าสู่กระบวนการประมวลผลภาพ (ที่มา : <https://www.scimath.org>)

การประมวลผลภาพทางการแพทย์ (Medical Image Processing) มีขึ้นเพื่อช่วยในการวินิจฉัยโรคด้วยการเพิ่มประสิทธิภาพของภาพเพื่อการมองเห็นความผิดปกติของอวัยวะ ตัวอย่าง เช่น การประมวลผลภาพบริเวณอวัยวะที่สงสัยว่าเกิดมะเร็ง ภาพจะแสดงลักษณะของมะเร็งที่ชัดเจนยิ่งขึ้น ช่วยทำให้การตรวจวิเคราะห์เป็นไปอย่างรวดเร็วและมีคุณภาพ เทคนิคที่ใช้ในการประมวลผลภาพประกอบไปด้วยหลายวิธี เช่น การตัดส่วนภาพคือการเลือกข้อมูลภาพในส่วนที่ให้ความสนใจเพื่อแสดงผลภาพนั้นออกมาอย่างชัดเจน เนื่องจากโดยทั่วไปภาพทางการแพทย์จะมีอวัยวะส่วนอื่น ๆ คিদมาด้วย ซึ่งกระบวนการประมวลผลภาพจะใช้วิธีการตัดแยกอวัยวะส่วนที่สนใจไว้และตัดส่วนที่นอกเหนือความสนใจของข้อมูลออก เช่น การตัดเฉพาะ

ส่วนของเนื้อสมองจากภาพสมองทั้งหมด การตัดภาพส่วนของเส้นเลือด การตัดภาพส่วนของข้อกระดูกสันหลังส่วนคอจากภาพลำกระดูกสันหลังทั้งหมด เป็นต้น ข้อดีของกระบวนการนี้คือทำให้เกิดภาพที่ชัดและสมบูรณ์มากขึ้น การประมวลผลภาพด้วยวิธีการซ่อนทับภาพเพื่อติดตามความคิดปรกติที่เปลี่ยนแปลงไปของอวัยวะ โดยเมื่อนำภาพเก่าก่อนการสังเกตมารวมกับภาพภายหลังการสังเกตจะทำให้มองเห็นการเปลี่ยนแปลงหรือความชัดเจนของความคิดปรกติ การประมวลผลภาพด้วยวิธีการหาขอบภาพเป็นเทคนิคที่ช่วยลดสัญญาณรบกวนจากส่วนที่ไม่เกี่ยวข้อง กำหนดขอบเขตภาพที่สนใจในการวินิจฉัยโรคออกจากส่วนอื่นอย่างชัดเจน แสดงดังรูปที่ 2.22 (ก) เทคนิคการหาขอบเขตภาพของปอดที่อยู่บริเวณทรวงอก และการกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพแสดงดังรูปที่ 2.22 (ข)

2.10 การจำแนกสมบัติเฉพาะของภาพ โดยเครื่องมือ Ridge Detection

Lindeberg (1996) กล่าวว่า การจำแนกสมบัติเฉพาะของภาพเพื่อค้นหาและดึงลักษณะออกจากภาพที่ต้องการศึกษา สมบัติของภาพถูกกำหนดโดยตัวดำเนินการภายในของอุปกรณ์ของเครื่องมือ Ridge Detection ลักษณะภาพในวิทยานิพนธ์นี้ใช้ Ridge Detection สำหรับกระบวนการแยกคุณลักษณะ Perciano, Hirata and Jorge (2010) กล่าวว่า ฟังก์ชันแสดงข้อมูลทางเรขาคณิตที่สำคัญมีสองตัวแปรประกอบไปด้วย ตัวแปรชุดของจุดโค้งที่ต้องทำให้แม่นยำด้านล่างและค่าสูงสุดในพื้นที่ของฟังก์ชันอย่างน้อยหนึ่งมิติ กระบวนการหลักในการสร้างการตรวจจับขอบรูปภาพมาจากการวิเคราะห์ภาพและการมองเห็นด้วยคอมพิวเตอร์ โดยมีกระบวนการจับภาพภายในของวัตถุที่มีความยาวของรูปภาพ การแสดงผลที่เกี่ยวข้องกับสันเขาในมุมมองของกลุ่มน้ำที่ใช้สำหรับการแบ่งส่วนภาพ โปรแกรมจับภาพรูปร่างของวัตถุโดยใช้กราฟซึ่งสะท้อนเส้นขอบของภาพและจุดหลักสำคัญของรูปภาพอธิบายให้เห็นอย่างชัดเจน โดยแสดงในรูปที่ 2.23



รูปที่ 2.23 ภาพแสดงการสร้างสมบัติเฉพาะของภาพ โดยเครื่องมือ Ridge Detection

(ก) ภาพถ่ายกระดูกสันหลังส่วนต้นคอแบบเอกซเรย์คอมพิวเตอร์

(ข) ภาพกระดูกสันหลังส่วนต้นคอที่ผ่านกระบวนการเลือกสมบัติเฉพาะ
ที่แสดงโครงสร้างด้วย Ridge Detectio (ที่มา : <http://www.epfl.ch>)

2.11 โปรแกรม RadiAnt

โปรแกรม RadiAnt เป็นโปรแกรมแสดงผลภาพดิจิทัลและภาพทางการแพทย์ เช่นภาพตะกวด DICOM สำหรับภาพทางการแพทย์ที่เป็นภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ หรือ ภาพเรโซแนนซ์แม่เหล็กสามารถทำงานได้รวดเร็วพร้อมทั้งสามารถทำงานจากสื่อแผ่นซีดี/แผ่นดิจิทัลอเนกประสงค์โดยไม่ต้องติดตั้งโปรแกรมอย่าง โปรแกรม RadiAnt มีความสำคัญอย่างยิ่งในการเตรียมไฟล์เพื่อแสดงผลข้อมูลอย่างชัดเจนในการวินิจฉัยโรคจากภาพทางการแพทย์ โปรแกรมมีความสามารถในการปรับแต่ง วัตถุประสงค์ ขยายความละเอียด ปรับความสว่าง ปรับความคมชัด ลบข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยออกได้ ตามลำดับ

2.12 การใช้สถิติในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง

Visa et al. (2011) กล่าวว่า การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้ Confusion Matrix แสดงผลตามรูปที่ 2.24 เพื่อคำนวณค่าความถูกต้อง ความแม่นยำ และค่าเรียกคืนของแบบจำลองที่ต้องการทำนายซึ่งมีการคำนวณตามสูตรดังต่อไปนี้

$$\text{ความถูกต้อง (Accuracy)} = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$$

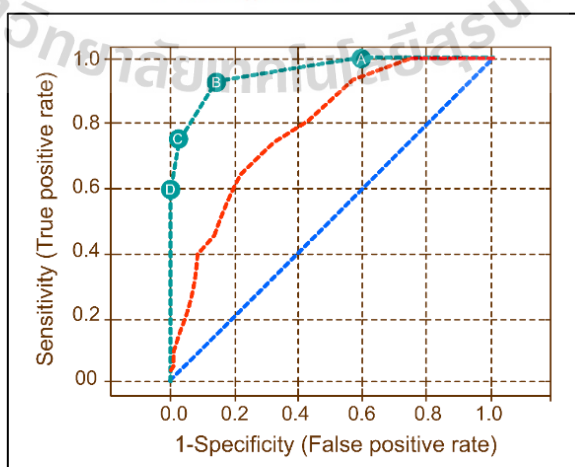
$$\text{ความแม่นยำ (Precision)} = TP / (TP + FP)$$

$$\text{ค่าเรียกคืน (Recall)} = TP / (TP + FN)$$

		Predictions	
		Good Condition	Fractured
Labels	Good	893	232
	Fractured	46	675

รูปที่ 2.24 แผนภาพ Confusion Matrix (ที่มา: <https://malonglearn.blog>)

แผนภาพ ROC หมายถึง แผนภาพแสดงโครงสร้างแกน x เป็น False Positive Rate (หรือเท่ากับ $1 - \text{Specificity}$) และแกน y เป็น True Positive Rate (หรือเท่ากับ Sensitivity) แสดงให้เห็นถึงการพิจารณาสมบัติ ค่าความไว (Sensitivity) และค่าความจำเพาะ (Specificity) ของเครื่องมือไปพร้อม ๆ กัน จากรูปที่ 2.25 แสดงให้เห็นการเปรียบเทียบจุด A, B, C และ D รวมถึงเส้นทแยงมุมจะได้ว่าจุด A จะมีค่าความไวสูงสุดหมายความว่าค่าความไวเข้าใกล้ 1.0 หรือร้อยละ 100 ในขณะที่ค่าความจำเพาะคือ 1 ถึง 0.6 มีค่าเท่ากับ 0.4 หรือร้อยละ 40 จุด B และ C ก็จะมีค่าความไวที่ต่ำลงมาจากจุด A แต่ค่าความจำเพาะสูงมากขึ้นเมื่อเทียบกับจุด A และในส่วนของจุด D แสดงให้เห็นว่ามีค่าความจำเพาะสูงสุดคือค่าที่เข้าใกล้ 1.0 หรือร้อยละ 100 ในขณะที่ค่าความไวอยู่ที่ 0.6 หรือร้อยละ 60 ส่วนเส้นทแยงมุมที่แสดงในภาพคือเส้นที่จุดแต่ละจุดบนเส้นนั้นเมื่อได้ทดสอบเชิงบวกจะมีความน่าจะเป็นที่มีค่าเท่ากับค่าความไวคือ 1



รูปที่ 2.25 แผนภาพ Receiver Operating Characteristics (ที่มา: <https://malonglearn.blog>)

2.13 การทบทวนเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากงานวิจัยของ Wanitwattananarumlug (2011) กล่าวว่า การคิดเชื้อของกระดูกสันหลังส่งผลให้เกิดความผิดปกติของกระดูกสันหลัง หากได้รับการวินิจฉัยที่ล่าช้าจะส่งผลให้ความผิดปกติหรือความเสียหายต่อกระดูกสันหลังเกิดขึ้นมาก ดังนั้นการวินิจฉัยที่รวดเร็วและถูกต้องจึงมีความสำคัญในการป้องกันความพิการในระยะยาวและใช้ในกระบวนการวางแผนรักษาและผ่าตัดเป็นเหตุผลให้ภาพถ่ายทางการแพทย์มีความสำคัญเป็นอย่างยิ่ง โดยเฉพาะภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์และภาพถ่ายจากคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า

จากงานวิจัยของ Rajkomar, Dean and Kohane (2019) ได้ทำการศึกษาวิจัยเกี่ยวกับการปรับใช้การเรียนรู้ของเครื่องในงานทางการแพทย์ที่หลากหลาย และให้ผู้ป่วยเข้าถึงการรักษาได้สะดวก รวดเร็วและแม่นยำสูงสุด การสร้างฐานข้อมูลด้านการแพทย์จำเป็นต้องมีการเข้าถึงข้อมูลขนาดใหญ่ของโรคนั้น ๆ ชุดข้อมูลจะประกอบไปด้วยลักษณะความผิดปกติที่เกิดจากโรค รายงานการวินิจฉัยของแพทย์เฉพาะทาง และภาพถ่ายทางการแพทย์ที่เกี่ยวข้อง จากนั้นนำข้อมูลข้างต้นเข้าสู่กระบวนการสร้างฐานข้อมูลและสร้างแบบจำลองของการเรียนรู้ของเครื่อง พร้อมทั้งสร้างอุปกรณ์การรับส่งข้อมูลของผู้ป่วยไปยังแพทย์ผู้เชี่ยวชาญถึงในพื้นที่ห่างไกล เพื่อเพิ่มแนวทางเข้าถึงการแพทย์และการรักษา ยกตัวอย่างในด้านการรักษาผู้ป่วยในอาการผื่นแดงตามผิวหนัง ผู้ป่วยสามารถใช้โทรศัพท์ถ่ายภาพผื่นแดง จากนั้นนำรูปภาพเข้าสู่โปรแกรมสำเร็จรูปเพื่อวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น โปรแกรมที่มีการสร้างแบบจำลองและฐานข้อมูลไว้ในเพื่อวิเคราะห์อาการ ลำดับถัดไปแพทย์ผู้เชี่ยวชาญจะยืนยันผลการวิเคราะห์ และทำการนัดตรวจ และรักษาในขั้นตอนถัดไป

จากงานวิจัยของ Khan et al. (2019) กล่าวว่า การประยุกต์ใช้เครื่องมือการเรียนรู้ของเครื่องในการวิเคราะห์และเปรียบเทียบความผิดปกติของกระดูกสันหลังในผู้ป่วยและคนปกติ กระบวนการทำงานจะมีการแยกความแตกต่างของกระดูกสันหลังที่มีความปกติ และผิดปกติออกจากกัน โดยในงานวิจัยฉบับนี้ใช้เทคนิคการสอนการเรียนรู้ของเครื่องด้วยขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาท ฐานข้อมูลภาพถ่ายทางการแพทย์เป็นภาพถ่ายเรโซแนนซ์แม่เหล็กของผู้ป่วยและบุคคลปกติ แหล่งข้อมูลได้รับการสนับสนุนจาก RHSCIR (Rick Hansen Spinal Cord Injury Registry) ผลการศึกษาพบว่าขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่องด้วยขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเพื่อวิเคราะห์ความผิดปกติของกระดูกสันหลังมีความแม่นยำร้อยละ 93

จากงานวิจัยของ Tay, Hyun and Oh (2014) ได้ทำการศึกษาวิจัยเกี่ยวกับการประยุกต์ใช้เครื่องมือการเรียนรู้ของเครื่องกับภาพถ่ายทางการแพทย์แบบ Diffusion Tensor Imaging (DTI) ในการวิเคราะห์และเปรียบเทียบความผิดปกติของกระดูกสันหลังผู้ป่วยและคนปกติ จากบทความฉบับนี้อธิบายโครงสร้างการทำงานของแหล่งกำเนิดภาพ DTI ว่ามีวิธีการวัดการแพร่ของโมเลกุลน้ำเพื่อสร้างภาพ โดยกระบวนการสร้างภาพจะจับการเคลื่อนไหวและการวางแผน

ตามแนวแกนของโมเลกุลน้ำ ภาพ DTI ให้ข้อมูลที่สำคัญสำหรับการประเมินรอยโรคและความเสียหายของโครงสร้างในระบบประสาทส่วนกลาง ในส่วนการบาดเจ็บไขสันหลังและการประเมินผู้ป่วยที่ฟื้นตัวจากการบาดเจ็บดังกล่าว การศึกษาได้ทำการศึกษาในบุคคลที่มีสุขภาพดีและผู้ป่วยจำนวน 14 ท่าน แบ่งเป็นผู้ป่วย 9 ท่าน บุคคลที่มีสุขภาพดี 5 ท่าน ชุดข้อมูลจะถูกสร้างขึ้นครั้งแรกจากภาพ DTI หลังจากนั้นชุดข้อมูลที่สร้างขึ้นผ่านการคัดเลือกสมบัติและการจำแนกด้วยขั้นตอนวิธี 2 รูปแบบคือ K-Nearest Neighbor และ Support Vector Machine จากผลการศึกษาพบว่าความแม่นยำในการวิเคราะห์ความผิดปกติของกระดูกสันหลังด้วยขั้นตอนวิธี K-Nearest Neighbor มีความแม่นยำร้อยละ 91.4 และขั้นตอนวิธี Support Vector Machine มีความแม่นยำร้อยละ 92.7 ตามลำดับ

จากงานวิจัยของ Mc Coy et al. (2019) ได้ทำการศึกษางานวิจัยเกี่ยวกับการใช้ขั้นตอนวิธีของโครงข่ายประสาทเพื่อแยกความผิดปกติของไขสันหลังและการบาดเจ็บของไขสันหลังจากภาพเรโซแนนซ์แม่เหล็กในแนวแกน T2 ของกลุ่มผู้ป่วยที่ได้รับบาดเจ็บที่ไขสันหลังเฉียบพลัน โดยมีจำนวนกลุ่มทดลอง 47 ท่าน ในการวิจัยสร้างแบบจำลองเชิงเส้นแบบผสมเพื่อเปรียบเทียบผลการแบ่งกลุ่มการทดสอบระหว่างกลุ่มที่มีการบาดเจ็บส่วนประสาทไขสันหลัง และแยกประเภทของรอยโรคที่แบ่งเป็นส่วน ๆ จากผลการศึกษาพบว่าค่าความแม่นยำอยู่ที่ร้อยละ 90

จากงานวิจัยของ Burget et al. (2010) ได้ทำการศึกษางานวิจัยเกี่ยวกับการใช้ RapidMiner เพื่อใช้ในการศึกษาการวิเคราะห์และระบุความเป็นไปได้ของมะเร็งเต้านมด้วยขั้นตอนวิธีของ Support Vector Machine โดยใช้ภาพทางการแพทย์แบบรังสีเอกซ์ เพื่อสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง การศึกษานี้มีกลุ่มตัวอย่าง 367 ตัวอย่าง จากการศึกษาพบว่าแบบจำลองสามารถวิเคราะห์และระบุความเป็นไปได้ของมะเร็งเต้านม ผลการศึกษาพบว่ามีความถูกต้องของการวิเคราะห์และระบุความเป็นไปได้ของมะเร็งเต้านมคือ ร้อยละ 98.13 และความแม่นยำร้อยละ 96.46 ตามลำดับ

จากงานวิจัยของ Larhman, Benjelloun and Saïd (2013) ได้ศึกษาการใช้ขั้นตอนวิธี K-mean เพื่อวิเคราะห์การจัดเรียงตัวของกระดูกสันหลังจากภาพถ่ายทางการแพทย์แบบรังสีเอกซ์ การศึกษาในครั้งนี้มีภาพทางการแพทย์ของกระดูกสันหลังส่วนคอที่ได้รับการทดสอบ 330 ภาพ ขั้นตอนวิธีได้รับการพัฒนาและทดสอบเพื่อระบุความผิดปกติของกระดูกสันหลังส่วนคอและการแบ่งส่วนอย่างชัดเจนสำหรับการวัดแนวกระดูกสันหลังจากภาพถ่ายทางการแพทย์แบบรังสีเอกซ์ ผลการศึกษาพบว่าประสิทธิภาพของแบบจำลองมีความถูกต้องร้อยละ 97.5

จากงานวิจัยของ (Staal et al., 2004) มีการนำเสนอวิธีการสำหรับการแบ่งกลุ่มอัตโนมัติของเส้นเลือดในภาพสีสองมิติของจอประสาทตา เพื่อคัดกรองเบาหวานด้วยขั้นตอนวิธีการประมวลผลภาพแบบ Ridge Detection ร่วมกับการเรียนรู้ของเครื่องด้วยขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาท

ในขั้นตอนประมวลผลภาพด้วย Ridge Detection ใช้การแยกสันภาพและเส้นกลางภาพ เพื่อให้ภาพที่แสดงลักษณะเฉพาะพร้อมทั้งองค์ประกอบของภาพที่มีข้อมูลครบถ้วน ฐานข้อมูลในครั้งนี้มีภาพทางการแพทย์ทั้งสิ้น 40 ภาพ และผลการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองมีค่าความถูกต้องคือร้อยละ 95.2

จากงานวิจัยของ Tanthanuch, Kaptsov and Meleshko (2019) ได้ทำการศึกษาการประมวลผลภาพร่วมกับการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อวิเคราะห์ความผิดปกติของอวัยวะ จากภาพถ่ายคลื่นเสียงความถี่สูง (Ultrasound) จากบทความนี้มีการพิจารณาแบบจำลองร่วมกับการลดสัญญาณรบกวนระดับกว้างจากมุมมองการวิเคราะห์กลุ่ม ขั้นตอนย่อยจะทำการจำแนกกลุ่มและนำเสนอผลการอนุรักษ์ของสมการเพื่อศึกษาพิกัดทรงกระบอกของชุดข้อมูล



บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

บทนี้แสดงรายการ โปรแกรม พารามิเตอร์ และเครื่องมือที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองของการเรียนรู้เครื่องด้วยภาษาไพธอน และโปรแกรม RapidMiner ด้วยขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาท (Neural Network : NN) จากนั้นอธิบายขั้นตอนวิธีการศึกษาเพื่อง่ายต่อการเข้าใจในการดำเนินงานวิจัยในครั้งนี้

3.1 เครื่องมือที่ใช้ในการทำวิจัย

ตารางที่ 3.1 เครื่องมือ วัสดุ และอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย

เครื่องมือ	สถานที่
1. หน่วยประมวลผล: Intel® Core i5 8 th Gen, RAM 8 GB	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
2. ระบบปฏิบัติการ: Windows 10	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
3. อุปกรณ์เสริมอื่น ๆ เช่น เม้าส์ แป้นพิมพ์	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
โปรแกรม	สถานที่
4. โปรแกรม RapidMiner รุ่น 9.8	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
5. ภาษา Python รุ่น 3.7.9	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
6. โปรแกรม RadiAnt DICOM Viewer รุ่น 2020.2	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
7. โปรแกรม Ridge Detection (http://www.epfl.ch/demo/ip/demos/ridgeDetector/)	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
8. ขั้นตอนวิธี Neural Network	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

3.2 วิธีการทดลอง

สำหรับงานวิจัยนี้ได้แบ่งการทดลองออกเป็น 3 ส่วนหลัก ๆ โดยส่วนแรก คือ การเก็บรวบรวมชุดข้อมูลที่ปฏิบัติตามข้อกำหนดทางจริยธรรมมนุษย์ ส่วนที่สอง คือ ประมวลผลรูปภาพและเลือกลักษณะพิเศษของรูปภาพที่สอดคล้องกับการศึกษาและงานวิจัยในครั้งนี้ (รูปที่ 3.1) ในส่วนที่สาม คือ กระบวนการสร้างแบบจำลองโดยใช้ขั้นตอนวิธีของโครงข่ายประสาท



รูปที่ 3.1 แผนภาพแสดงขั้นตอนการทำงานสร้างแบบจำลองจากการเรียนรู้ของเครื่อง

3.2.1 กระบวนการเก็บข้อมูล (Data Collection Process)

ก่อนทำการเก็บข้อมูลจำเป็นต้องขอการรับรองจากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ ตามระเบียบของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีว่าด้วยการศึกษาวิจัยและการทดลองในมนุษย์ พ.ศ. 2555 ของโครงการการวิเคราะห์และจำแนกกระดูกสันหลังที่ผิดปกติ

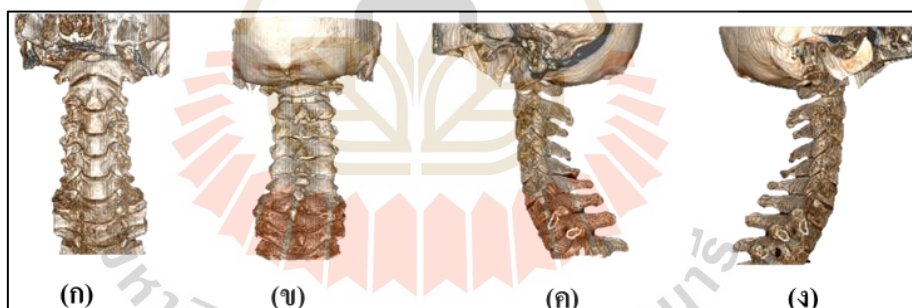
ด้วยปัญญาประดิษฐ์ รหัสโครงการ EC-63-62 โดยได้รับการรับรองตามเอกสาร COA no. 62/2563 ตั้งแต่วันที่ 9 ตุลาคม พ.ศ. 2563 ถึงวันที่ 9 ตุลาคม พ.ศ. 2564

ข้อมูลการศึกษาความผิดปกติของกระดูกสันหลังส่วนต้นคอ (Clavicle Vertebral Column) ได้รับการสนับสนุนข้อมูลจากโรงพยาบาลมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีเป็นการเก็บข้อมูลย้อนหลังจำนวน 3 ปี ตั้งแต่ปี 2560-2563 ในมุมมองด้านหน้า ด้านหลัง ด้านซ้าย และด้านขวา ของภาพทางการแพทย์แบบรังสีเอกซเรย์คอมพิวเตอร์แสดงดังตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 ข้อมูลประชากรผู้ป่วยที่เข้ารับการรักษาโดยเข้าข่ายมีความผิดปกติของกระดูกสันหลัง

ข้อมูลประชากรผู้ป่วยที่เข้ารับการรักษาเข้าข่ายความผิดปกติของกระดูกสันหลัง และประเภทความผิดปกติ (N = 93)	
ประเภทความผิดปกติ	จำนวน (N)
Alignment	53
Misalignment	40

หมายเหตุ อ้างอิงข้อมูลผู้ป่วยจากแผนกศัลยกรรมกระดูก โรงพยาบาลมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



รูปที่ 3.2 การกำหนดมุมมองของภาพทางการแพทย์ที่เปิดอ่านข้อมูลจากโปรแกรม RadiAnt ประกอบไปด้วย (ก) ด้านหน้า (ข) ด้านหลัง (ค) ด้านซ้าย และ (ง) ด้านขวา ตามลำดับ

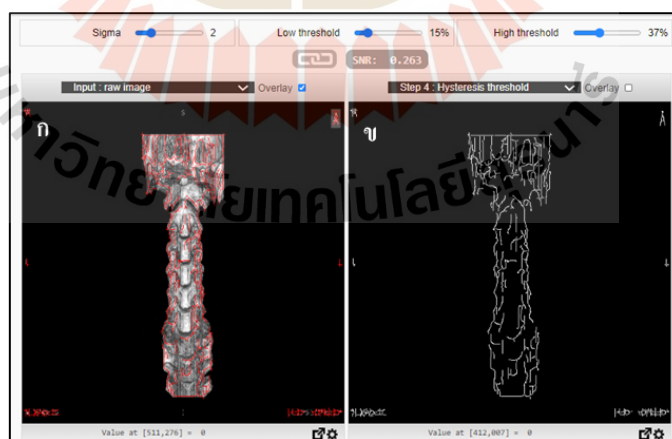
ภาพทางการแพทย์ด้วยเครื่องเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ทั้งหมดของการวิจัยดำเนินการบนเครื่องเอกซเรย์คอมพิวเตอร์โปรแกรมประยุกต์ (APPS) รุ่น 15 HW25.2_SP²-0-1.H40-P²_SS64_G_GMV (General Electric, USA) ของโรงพยาบาลมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ดำเนินการศึกษาในกระดูกสันหลังส่วนคอ (C1-C7) สมบัติของภาพประกอบไปด้วยความหนาของภาพขนาด 2.5 มิลลิเมตร ความยาวสะท้อนแสง 16 FOV * 32 ขนาดจุดภาคของภาพ (Pixel) ในระนาบที่ระบุ 512×512 ตารางมิลลิเมตร ซึ่งงานวิจัยนี้ทำการศึกษาสมบัติภาพทางการแพทย์

ตามข้อมูลข้างต้นเท่านั้น และดำเนินการอ่านข้อมูลภาพโดยใช้โปรแกรม RadiAnt โปรแกรมแสดงข้อมูลภาพถ่ายทางการแพทย์บนไฟล์ DICOM ซึ่งแสดงผลภาพ 3 มิติ จากนั้นกำหนดมุมมองภาพเพื่อใช้ในการวิเคราะห์และจัดหมวดหมู่ มุมมองของภาพประกอบไปด้วยด้านหน้า ด้านหลัง ด้านขวาและด้านซ้าย จากนั้นบันทึกภาพเป็นนามสกุล PNG (รูปที่ 3.2)

จากนั้นทำการแบ่งลักษณะของข้อมูลของภาพเป็นภาพถ่ายกระดูกสันหลังที่มีความผิดปกติ (แนวกระดูกสันหลังที่ผิดปกติ) และภาพถ่ายกระดูกสันหลังที่ปกติ (แนวกระดูกสันหลังที่ปกติ) จากภาพทางการแพทย์ด้วยเครื่องเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ และรายงานการวินิจฉัยของแพทย์ศัลยกรรมกระดูก ชุดข้อมูลในการศึกษาในครั้งนี้ประกอบไปด้วยภาพกระดูกสันหลังที่ปกติ 53 ชุดข้อมูล และภาพกระดูกสันหลังที่ผิดปกติ 40 ชุดข้อมูล ตามลำดับ

3.2.2 การประมวลผลรูปภาพด้วยขั้นตอนวิธี Ridge Detection

การประมวลผลรูปภาพ คือ การแยกลักษณะพร้อมทั้งเน้นและดึงสมบัติที่สำคัญออกจากภาพ สมบัติดังกล่าวถูกกำหนดโดยตัวดำเนินการภายในของขั้นตอน ขั้นตอนวิธีที่เลือกในครั้งนี้คือ ขั้นตอนวิธี Ridge Detection ที่เน้นการตรวจจับสันภาพ และหุบเขาของภาพสำหรับกระบวนการแยกลักษณะ กระบวนการจะเกิดจากการคำนวณส่วนโค้งทางเรขาคณิตร่วมกับวิธีการประมวลผลแบบ Watershed Edge Detection และค่าสูงที่สุดของค่าสูงสุดของภาพ (Local Maxima) ขั้นตอนวิธีจะพยายามจับภาพ รูปร่างของวัตถุโดยใช้กราฟซึ่งสะท้อนสันภาพ หุบเขาและจุดวิกฤตในขอบเขตของภาพ



รูปที่ 3.3 การประมวลผลรูปภาพของโปรแกรม Ridge Detection

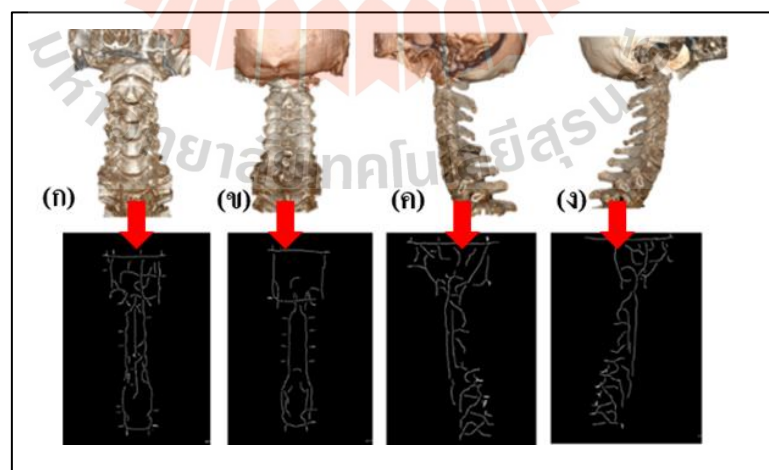
(ก) ภาพ 2 มิติ (ข) ภาพที่ผ่านการประมวลผล

ที่มา: <http://bigwww.epfl.ch/demo/ip/demos/ridgeDetector/>

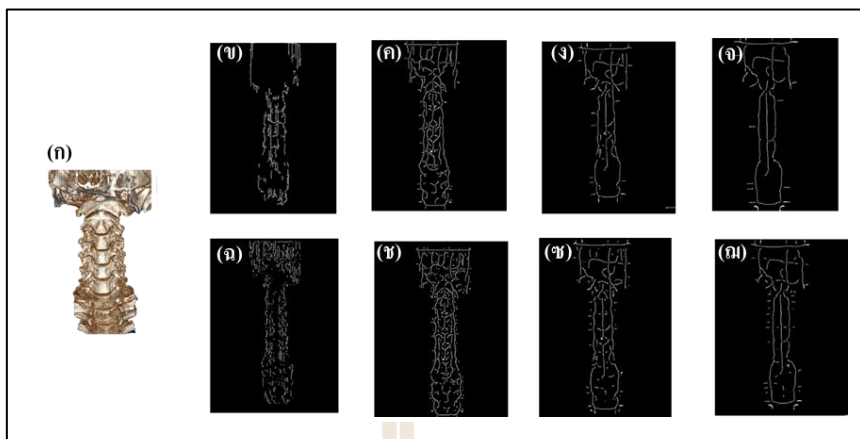
โดยการดำเนินการประมวลผลภาพจะประมวลผลผ่าน โปรแกรม Ridge Detection ขึ้นตอนภายในจะกำหนดลักษณะที่เฉพาะเจาะจงต่อการวิเคราะห์ลักษณะการจัดเรียงตัวที่ปกติ และผิดปกติของกระดูกสันหลังส่วน C1- C7 แสดงรูปที่ 3.3 - 3.9 และการกำหนดแบบจำลองตามเงื่อนไขพารามิเตอร์ของโปรแกรม Ridge Detection เพื่อแสดงลักษณะที่เฉพาะเจาะจง และนำข้อมูลเข้าสู่การเรียนรู้ของเครื่องในลำดับถัดไปแสดงดังตารางที่ 3.3

ตารางที่ 3.3 การกำหนดพารามิเตอร์ของโปรแกรม Ridge Detection

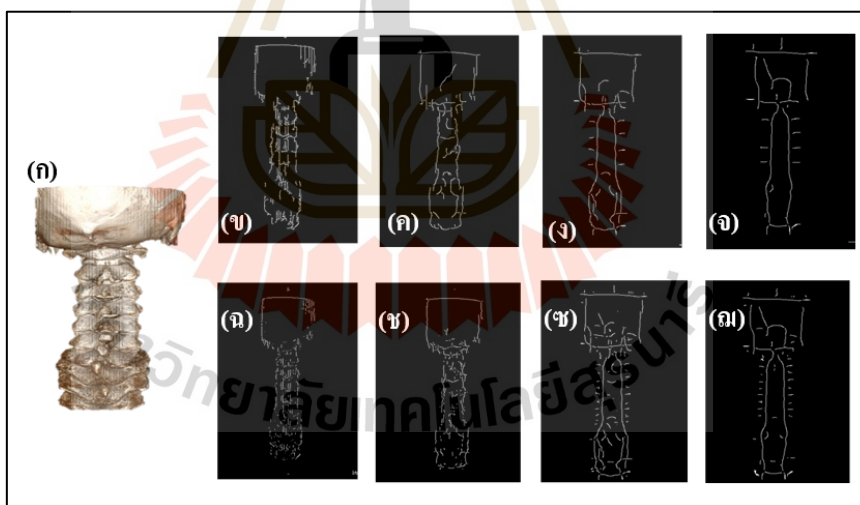
แบบจำลอง	การกำหนดลักษณะของภาพ		
	Sigma	Low Threshold	High Threshold
1	1	10	30
2	1	20	20
3	4	10	30
4	4	20	20
5	7	10	30
6	7	20	20
7	10	10	30
8	10	20	20



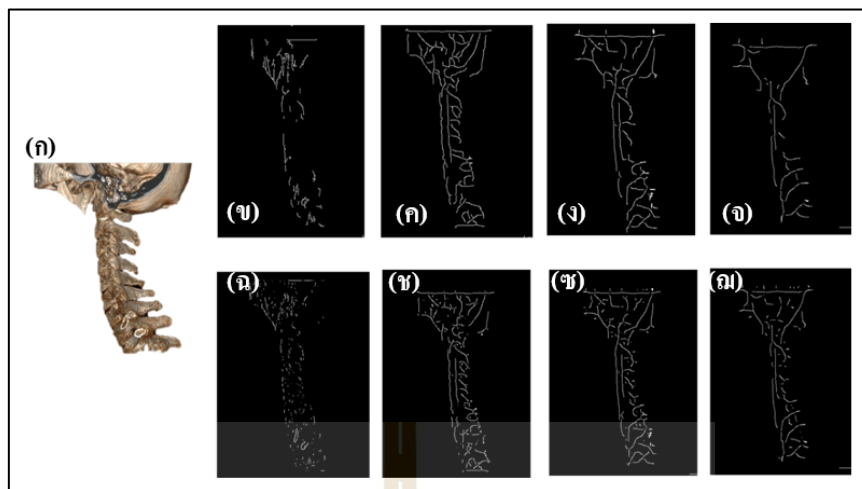
รูปที่ 3.4 การประมวลผลภาพของโปรแกรม Ridge Detection ในสี่มุมมองของภาพทางการแพทย์
(ก) ด้านหน้า (ข) ด้านหลัง (ค) ด้านซ้าย และ (ง) ด้านขวา ตามลำดับ



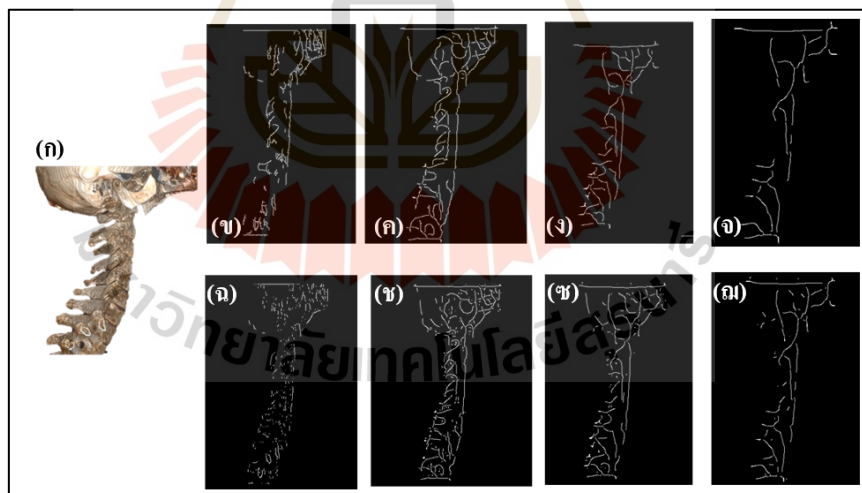
รูปที่ 3.5 การประมวลผลภาพของโปรแกรม Ridge Detection ตามการกำหนดพารามิเตอร์ของแต่ละแบบจำลองในมุมมองด้านหน้าของภาพ (ก) ภาพสองมิติ (ข) แบบจำลองที่ 1 (ค) แบบจำลองที่ 2 (ง) แบบจำลองที่ 3 (จ) แบบจำลองที่ 4 (ฉ) แบบจำลองที่ 5 (ช) แบบจำลองที่ 6 (ฌ) แบบจำลองที่ 7 และ (ฏ) แบบจำลองที่ 8 ตามลำดับ



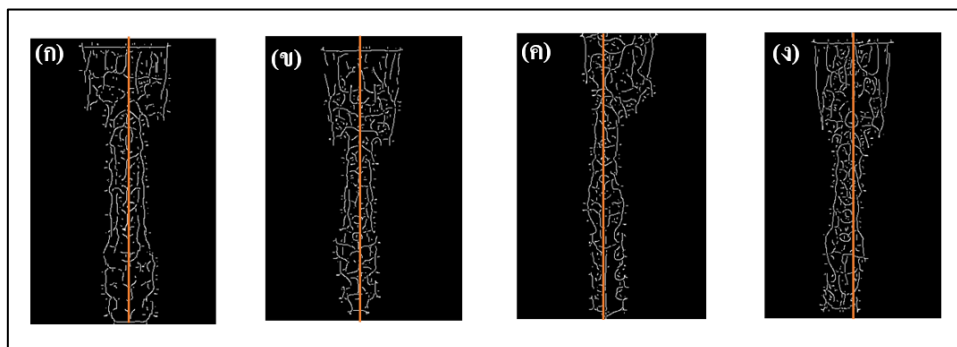
รูปที่ 3.6 การประมวลผลภาพของโปรแกรม Ridge Detection ตามการกำหนดพารามิเตอร์ของแต่ละแบบจำลองในมุมมองด้านหลังของภาพ (ก) ภาพสองมิติ (ข) แบบจำลองที่ 1 (ค) แบบจำลองที่ 2 (ง) แบบจำลองที่ 3 (จ) แบบจำลองที่ 4 (ฉ) แบบจำลองที่ 5 (ช) แบบจำลองที่ 6 (ฌ) แบบจำลองที่ 7 และ (ฏ) แบบจำลองที่ 8 ตามลำดับ



รูปที่ 3.7 การประมวลผลภาพของโปรแกรม Ridge Detection ตามการกำหนดพารามิเตอร์ของแต่ละแบบจำลองในมุมมองด้านซ้ายของภาพ (ก) ภาพสองมิติ (ข) แบบจำลองที่ 1 (ค) แบบจำลองที่ 2 (ง) แบบจำลองที่ 3 (จ) แบบจำลองที่ 4 (ฉ) แบบจำลองที่ 5 (ช) แบบจำลองที่ 6 (ช) แบบจำลองที่ 7 และ (ณ) แบบจำลองที่ 8 ตามลำดับ



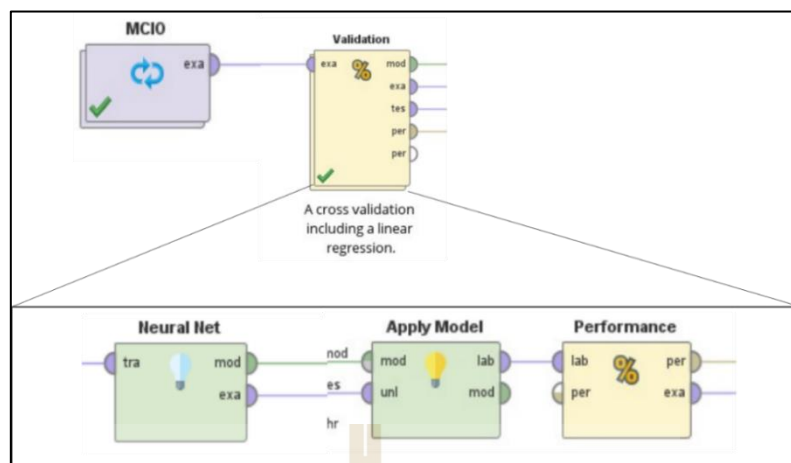
รูปที่ 3.8 การประมวลผลภาพของโปรแกรม Ridge Detection ตามการกำหนดพารามิเตอร์ของแต่ละแบบจำลองในมุมมองด้านขวาของภาพ (ก) ภาพสองมิติ (ข) แบบจำลองที่ 1 (ค) แบบจำลองที่ 2 (ง) แบบจำลองที่ 3 (จ) แบบจำลองที่ 4 (ฉ) แบบจำลองที่ 5 (ช) แบบจำลองที่ 6 (ช) แบบจำลองที่ 7 และ (ณ) แบบจำลองที่ 8 ตามลำดับ



รูปที่ 3.9 การกำหนดลักษณะที่เฉพาะเจาะจงของโปรแกรม Ridge Detection ในการแสดงผล
เปรียบเทียบความแตกต่างของรูปกระดูกที่มีการจัดเรียงตัวปกติ (ก) (ข) และ
รูปกระดูกที่จัดเรียงตัวผิดปกติ (ค) (ง) ตามลำดับ

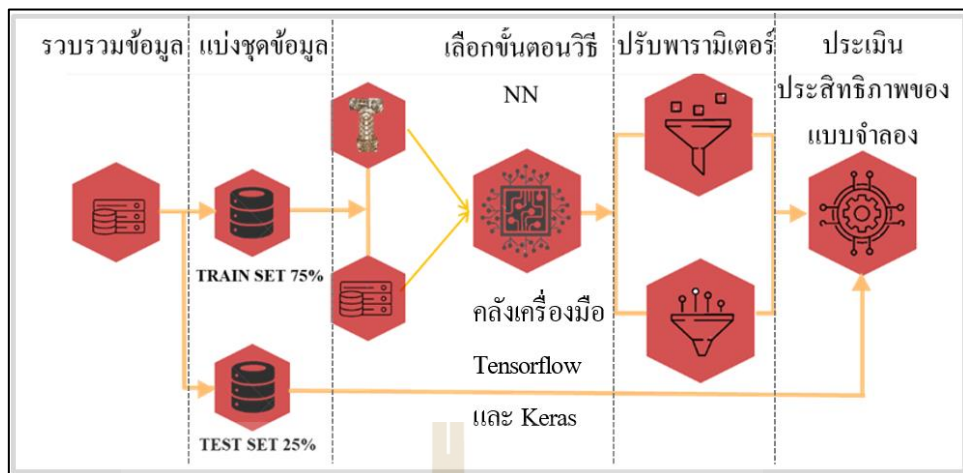
3.2.3 กระบวนการสร้างแบบจำลองโดยใช้ขั้นตอนวิธี

1. การสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องด้วย RapidMiner นำข้อมูลเข้าสู่ RapidMiner โดยทำการอ่านด้วย IMMI (Image Mining Extension for RapidMiner) เพื่ออ่านข้อมูลรูปภาพ โดยเฉพาะ ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ของเครื่องทั้งหมดคือ 93 ชุดข้อมูล ซึ่งประกอบด้วย ชุดข้อมูลเพื่อการเรียนรู้ของแบบจำลอง (Training Set) แบบกระดูกสันหลังที่ปกติคือ 40 ชุด และ ชุดข้อมูลกระดูกสันหลังที่ผิดปกติคือ 30 ชุด ชุดข้อมูลเพื่อทดสอบแบบจำลอง (Testing Set) ของชุดข้อมูลผู้ป่วยที่ปกติและผิดปกติ คือ 13 ชุด และ 10 ชุด ตามลำดับ การสร้างแบบจำลองนี้ จะมีการกำหนดรายละเอียดเป็นสร้างการเรียนรู้เป็นชั้นของรูปภาพขนาดจุดภาคของภาพ (Pixel) ซึ่งเกิดขึ้นภายในของขั้นตอนวิธีการอ่านข้อมูลภาพ ลำดับถัดไปคือสร้างแบบจำลองด้วยขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทและการกำหนดเงื่อนไข โดยขั้นตอนวิธีที่เลือกใช้เป็นขั้นตอนวิธีที่จำลองการทำงานทางคณิตศาสตร์และมีการเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์เพื่อใช้ในการจำแนกประเภทของข้อมูลของความผิดปกติของกระดูกสันหลังที่คณะผู้วิจัยได้ทำการศึกษา พร้อมทั้งสร้างขั้นตอนการตรวจสอบ (Validation) 8 ขั้นตอนเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ใช้ในการวิเคราะห์ความผิดปกติของกระดูกสันหลัง และทำการทำซ้ำ 3 ครั้ง และสร้างแบบจำลองทั้งหมด 8 แบบจำลองชุดข้อมูลตามการสร้างชุดข้อมูลรูปภาพในขั้นตอนของ Ridge Detection ข้างต้นแสดงการสร้างแบบจำลองดังรูปที่ 3.10



รูปที่ 3.10 ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองด้วยโปรแกรม RapidMiner

2. การสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องด้วยภาษาไพธอน (Python) เป็นการสร้างแบบจำลองด้วยขั้นตอนวิธีโครงข่ายเซลล์ประสาทซึ่งเป็นการเรียนรู้เชิงลึกในการจำแนกภาพทางการแพทย์โดยใช้ภาษาไพธอนในงานวิจัยนี้ใช้ชุดข้อมูลภาพทางการแพทย์ที่ผ่านการประมวลผลภาพด้วยเครื่องมือ Ridge Detection ประกอบด้วยชุดข้อมูลทั้งหมดคือ 93 ชุดข้อมูล ซึ่งประกอบด้วยชุดข้อมูลเพื่อการเรียนรู้ของแบบจำลอง (Training Set) แบบกระดุกสันหลังที่ปรกติคือ 40 ชุด และชุดข้อมูลกระดุกสันหลังที่ผิดปกติคือ 30 ชุด ชุดข้อมูลเพื่อทดสอบแบบจำลอง (Testing Set) ของชุดข้อมูลผู้ป่วยที่ปรกติ และผิดปกติ คือ 13 และ 10 ชุด ตามลำดับ การสร้างแบบจำลองประกอบไปด้วย คลังเครื่องมือ (Library) Tensorflow และ Keras เพื่อใช้ในการเรียนรู้แบบจำลอง มีการกำหนดรายละเอียดเป็นสร้างการเรียนรู้เป็นชั้นของรูปภาพขนาดจุดภาพของภาพในระนาบเมตริกซ์ (Matrix) 2 มิติ ชั้นแรกมีจำนวนบัพ (Node) คือ 64 บัพ ชั้นที่สอง 32 และในชั้นที่สาม ส่วนข้อมูลชั้นภาพ (Layer) ในแต่ละชั้นประกอบด้วยชั้นแรกคือ 512×512 ชั้นที่สองคือ 128×128 และชั้นสุดท้ายคือ 1 พร้อมทั้งสร้างขั้นตอนการตรวจสอบ (Validation) 8 ขั้นตอนเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ใช้ในการวิเคราะห์ความผิดปกติของกระดุกสันหลังด้วยคลังเครื่องมือ Sklearn พร้อมสร้างแบบจำลองทั้งหมด 8 แบบชุดข้อมูลตามการสร้างชุดข้อมูลรูปภาพในขั้นตอนของ Ridge Detection ข้างต้นเพื่อหาแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงสุดแสดงดังรูปที่ 3.11



รูปที่ 3.11 ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองด้วยภาษาไพธอน

3.2.4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

การเปรียบเทียบความถูกต้อง ความแม่นยำ ค่าเรียกคืน และ ROC ในแบบจำลองทั้งหมด 8 แบบจำลอง ซึ่งกระบวนการนี้ดำเนินการภายใต้การวิเคราะห์ประสิทธิภาพของคอมพิวเตอร์สำหรับแบบจำลองการวิเคราะห์และการจำแนกกระดูกสันหลังที่ผิดปกติด้วยขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเพื่อศึกษาผลลัพธ์ในแต่ละแบบจำลอง

บทที่ 4

ผลการทดลองและการอภิปรายผล

บทนี้จะนำเสนอผลการทดลองและการอภิปรายผลประสิทธิภาพแบบจำลองของการเรียนรู้ของเครื่อง ด้วยขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทที่แสดงค่าความถูกต้อง ความแม่นยำ ค่าเรียกคืน และค่า ROC ของแต่ละแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง เพื่อใช้ในการวิเคราะห์และจำแนกกระดูกสันหลังผิดปกติส่วนต้นคอ ข้อมูลพื้นฐานเป็นภาพทางการแพทย์จากเครื่องเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ของผู้ป่วยที่เข้าข่ายความผิดปกติของกระดูกสันหลังส่วนต้นคอ (C1-C7)

4.1 ผลการศึกษาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง RapidMiner และเครื่องด้วยภาษาไพธอน

แบบจำลองของการเรียนรู้ของเครื่องสร้างขึ้น โดยการประมวลผลรูปภาพทางการแพทย์เพื่อหาลักษณะที่เฉพาะเจาะจงต่อการศึกษาด้วยโปรแกรม Ridge Detection และขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาท พร้อมทั้งมีการตรวจสอบประสิทธิภาพการทำงานของแต่ละแบบจำลอง การประมวลผลรูปภาพทางการแพทย์มีการสร้างแบบจำลองโดยการปรับพารามิเตอร์ที่ประกอบไปด้วยค่าซิกมา (Sigma) ค่าขีดแบ่งต่ำสุด (Low Threshold) ค่าขีดแบ่งสูงสุด (High Threshold) พารามิเตอร์คือ 1-10, 10-30 และ 20-20 ตามลำดับ ค่าพารามิเตอร์ดังกล่าวที่มีหลายค่าส่งผลให้ภาพแสดงออกมาแตกต่างกันอย่างชัดเจน ที่แสดงให้เห็นถึงข้อมูลภาพทางการแพทย์ที่ตัดแยกข้อมูลส่วนไม่เกี่ยวข้องออกจากขั้นตอน Ridge Detection แสดงดังรูปที่ 3.4-3.9 ที่กล่าวมาในขั้นตอนการดำเนินวิทยานิพนธ์ เพื่อการสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่อง ส่วนการสร้างแบบจำลองแบ่งการสร้างเป็นสองรูปแบบการเรียนรู้ด้วยกัน แบบแรกเป็นการสร้างแบบจำลองจากโปรแกรม RapidMiner และแบบที่สองเป็นการสร้างแบบจำลองด้วยภาษาไพธอน

จากการศึกษาพบว่าแบบจำลองที่ 6 ที่ถูกสร้างด้วยภาษาไพธอนมีประสิทธิภาพสูงที่สุด พบว่ามีพารามิเตอร์ในส่วน of ค่าซิกมา 7 ค่าขีดแบ่งต่ำสุด 20 ค่าขีดแบ่งสูงสุด 20 แสดงให้เห็นอย่างชัดเจนว่าการรับพารามิเตอร์ภายในของขั้นตอน Ridge Detection มีผลต่อค่าความแม่นยำของแบบจำลองเมื่อเปรียบเทียบกับค่าพารามิเตอร์ที่แตกต่างกันในแบบทดลอง ประสิทธิภาพด้านความถูกต้องของแบบจำลองที่ 6 คือ 1.00 หมายความว่า แบบจำลองวิเคราะห์ความผิดปกติของกระดูกสันหลังนี้มีความถูกต้องร้อยละ 100 จากการประเมินผลทั้งหมดทั้งหมด 100 ตัวอย่าง พร้อมทั้งแสดงความแม่นยำอยู่ที่ 1.00 หรือร้อยละ 100 และค่าเรียกคืนหรือความไวต่อการวิเคราะห์

ข้อมูลในแบบจำลองคือ 1.00 หรือร้อยละ 100 ตามลำดับ เห็นได้ว่าแบบจำลองการวิเคราะห์และจำแนกกระดูกสันหลังที่ฝึกปรักนี้ เป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพ และ โครงสร้างภายในสร้างแบบจำลองจากภาษาไพธอนเกิดจากการใช้คลังเครื่องมือ (Library) ของ Tensorflow และ Keras เมื่อเปรียบเทียบกับ การประเมินประสิทธิภาพของงานด้านการเรียนรู้ด้วยเครื่องด้วย RapidMiner ที่มีการปรับพารามิเตอร์ภายในแบบค่าเริ่มต้น (Default) มีผลอย่างมากในการเพิ่มประสิทธิภาพการเรียนรู้ด้วยเครื่องของแบบจำลอง ผลลัพธ์ของแบบจำลองอื่น ๆ แสดงในตารางที่ 4.1 และ 4.2

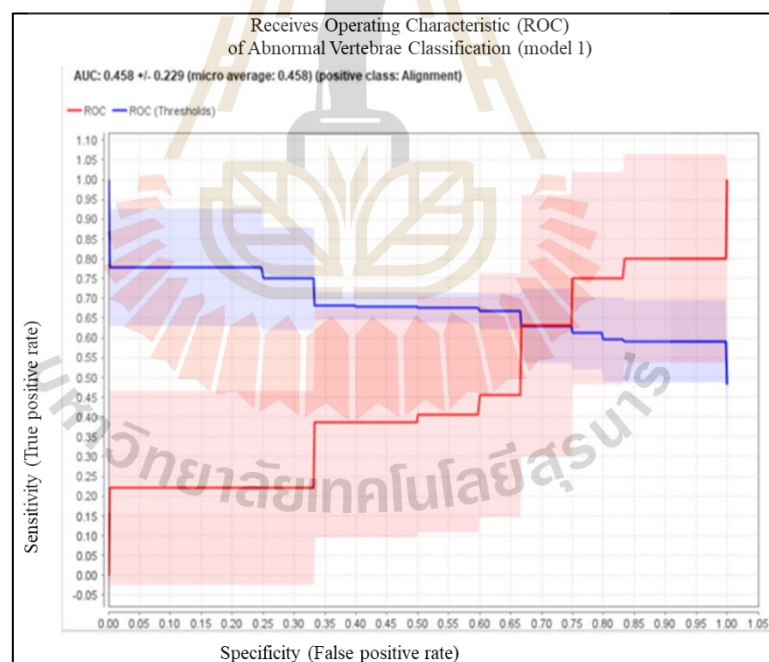
ตารางที่ 4.1 ผลแสดงประสิทธิภาพการทำงานของแต่ละแบบจำลองการจำแนกกระดูกสันหลังที่ฝึกปรักด้วยขั้นตอนวิธีของโครงข่ายประสาทด้วยโปรแกรม RapidMiner

แบบจำลอง	ความถูกต้อง (ร้อยละ)	ความแม่นยำ (ร้อยละ)	ค่าเรียกคืน (ร้อยละ)
1	62.11+/- 10.59	63.22 +/- 12.72	92.92 +/- 12.43
2	62.16 +/- 5.97	62.16 +/- 5.97	100.00 +/- 0.00
3	62.16 +/- 5.97	62.16 +/- 5.97	100.00 +/- 0.00
4	61.11 +/- 17.63	62.28 +/- 17.73	97.14 +/- 9.04
5	59.00 +/- 16.27	61.62 +/- 17.92	93.83 +/- 10.12
6	62.22 +/- 18.35	62.22 +/- 18.35	100.00 +/- 0.00
7	58.11 +/- 13.88	59.22 +/- 10.79	91.67 +/- 26.35
8	57.00 +/- 11.36	59.94 +/- 6.71	90.00 +/- 22.50

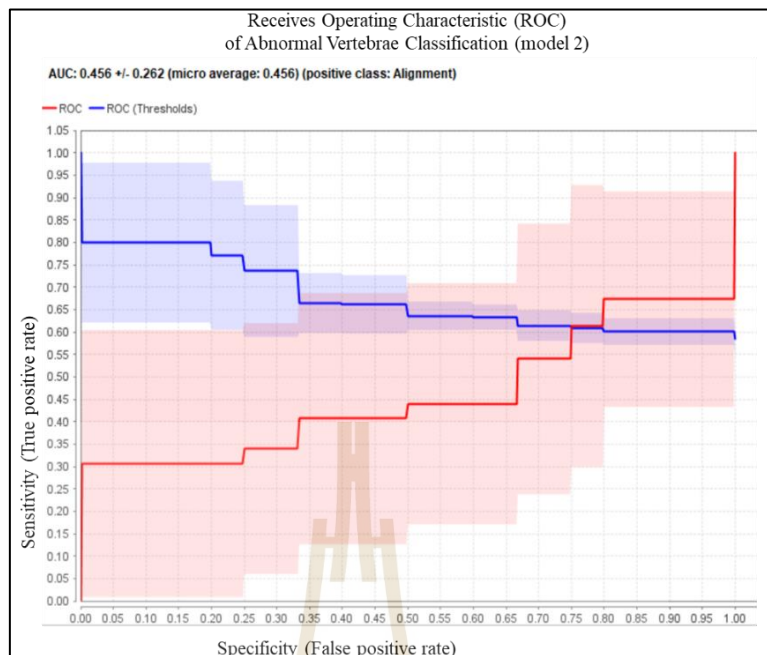
ตารางที่ 4.2 ผลแสดงประสิทธิภาพการทำงานของแต่ละแบบจำลองการจำแนกกระดูกสันหลังที่ฝึกปรักด้วยขั้นตอนวิธีของโครงข่ายประสาทด้วยภาษาไพธอน

แบบจำลอง	ความถูกต้อง (ร้อยละ)	ความแม่นยำ (ร้อยละ)	ค่าเรียกคืน (ร้อยละ)
1	44.44	0.00	0.00
2	55.66	100.00	20.00
3	55.66	55.66	100.00
4	88.99	83.33	100.00
5	55.66	55.66	100.00
6	100.00	100.00	100.00
7	88.99	83.33	100.00
8	55.66	55.66	100.00

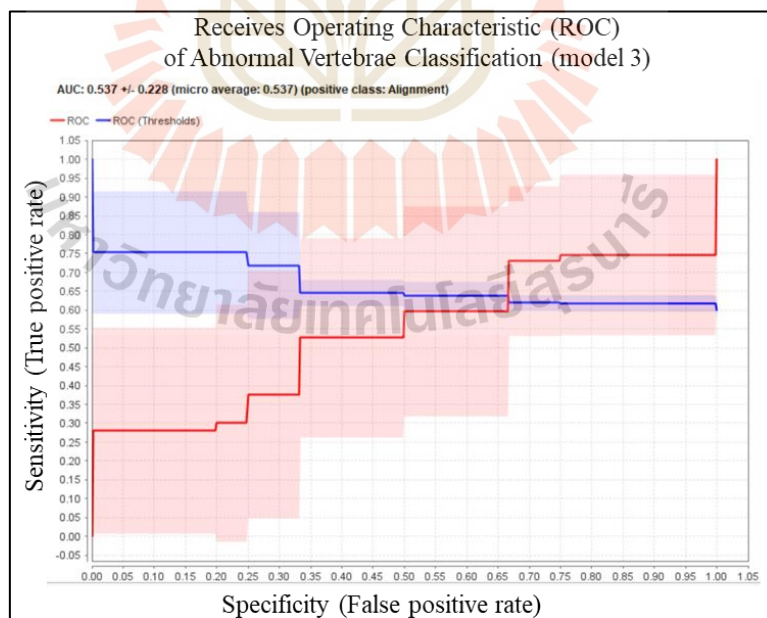
ทั้งนี้เพื่อการแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของแบบจำลองอย่างชัดเจน ผลการศึกษามีการแสดงผล Receiver Operating Characteristics หรือ ROC แผนภาพแสดง โครงสร้างที่ประกอบด้วย แกน x เป็นอัตราตำแหน่งจริงของการวิเคราะห์ความผิดปกติของกระดูกสันหลัง (False Positive Rate หรือเท่ากับ 1-Specificity) และแกน y เป็นอัตราตำแหน่งเท็จ (True Positive Rate หรือเท่ากับ Sensitivity) แผนภาพแสดงให้เห็นแนวโน้มของแบบจำลองนำไปสู่ 1 (แกน y) เป็นแผนภาพที่แสดงให้เห็นถึงการพิจารณาสมบัติคือ ค่าความไวต่อการวิเคราะห์ข้อมูล (Sensitivity) และ ความจำเพาะ (Specificity) ของการทำงานของแบบจำลอง ในการวิเคราะห์และจำแนกความผิดปกติของกระดูกสันหลังคือ กระดูกสันหลังปกติ หรือผิดปกติ สามารถที่จะใช้ในการวิเคราะห์และจำแนกที่เป็นค่าต่อเนื่องได้ (รูปที่ 4.1 ถึงรูปที่ 4.2) จากรูปที่ 4.14 มีค่าความจำเพาะที่สูงที่สุดคือ เท่ากับ 1.00 หรือร้อยละ 100 ในขณะที่ค่าความจำเพาะของข้อมูลมีค่าสูงถึง 1.00 หรือร้อยละ 100 เช่นกัน แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่ดีมากของแบบจำลอง ในรูปที่ 4.13 มีค่าความจำเพาะต่ำลงมาจากเดิมเล็กน้อย แต่ยังมีค่าความจำเพาะของข้อมูลที่สูงมากเมื่อเทียบกับรูปที่ 4.14 ที่กล่าวมาข้างต้น



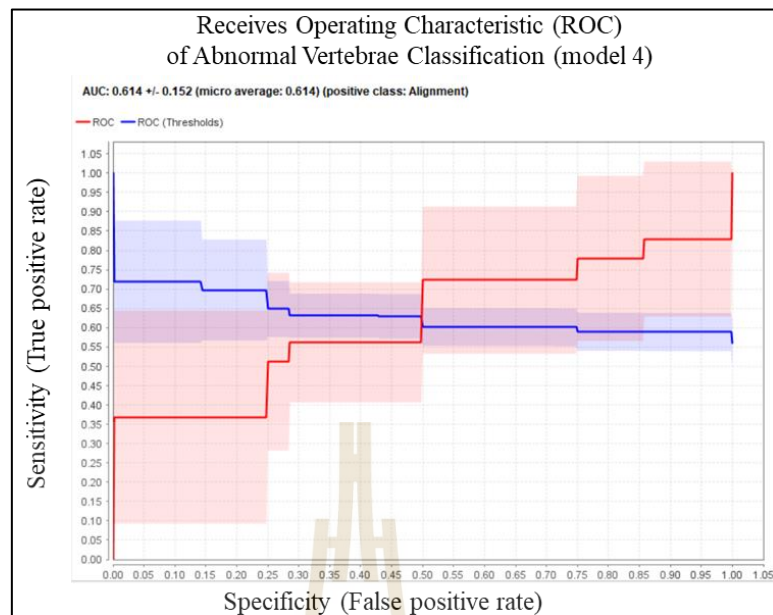
รูปที่ 4.1 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธี โครงข่ายประสาทด้วยโปรแกรม RapidMiner ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 1



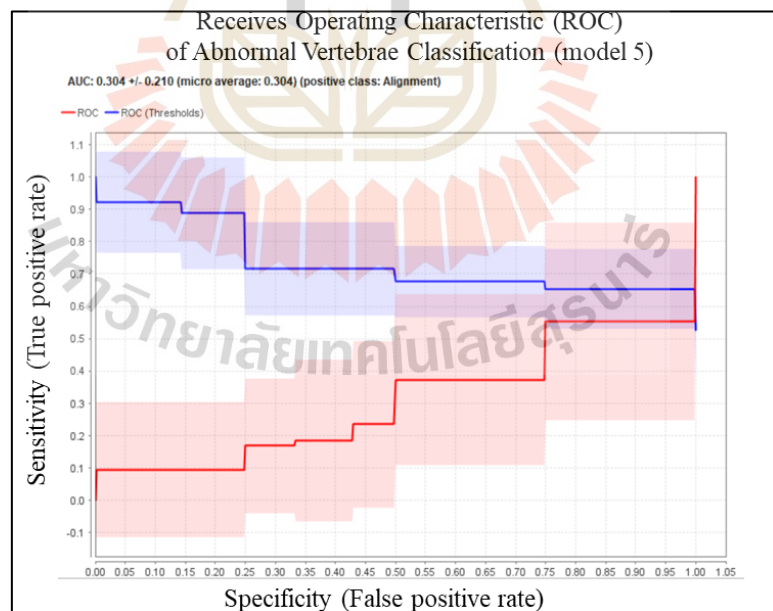
รูปที่ 4.2 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาท
ด้วยโปรแกรม RapidMiner ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 2



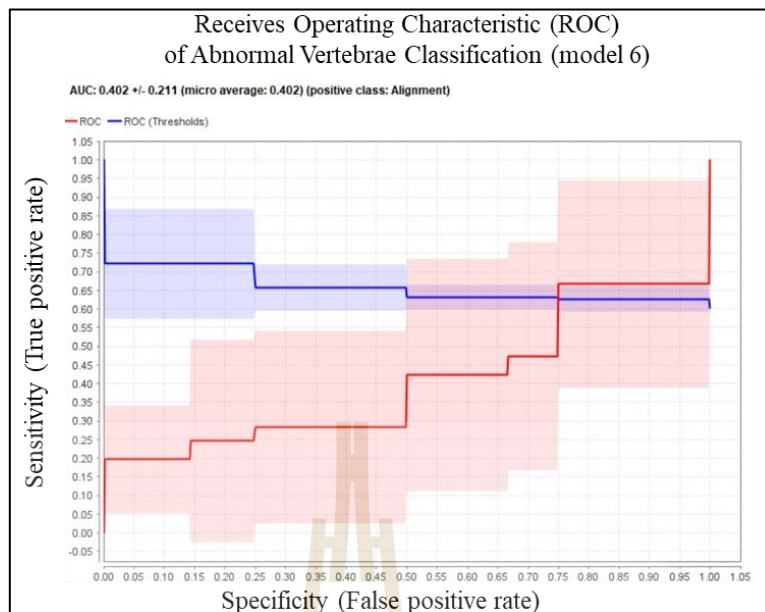
รูปที่ 4.3 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาท
ด้วยโปรแกรม RapidMiner ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 3



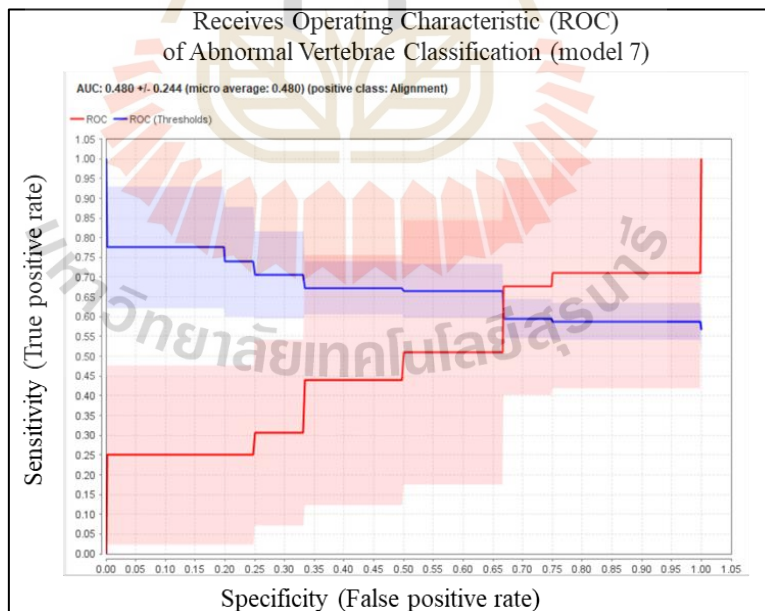
รูปที่ 4.4 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทด้วย
โปรแกรม RapidMiner ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 4



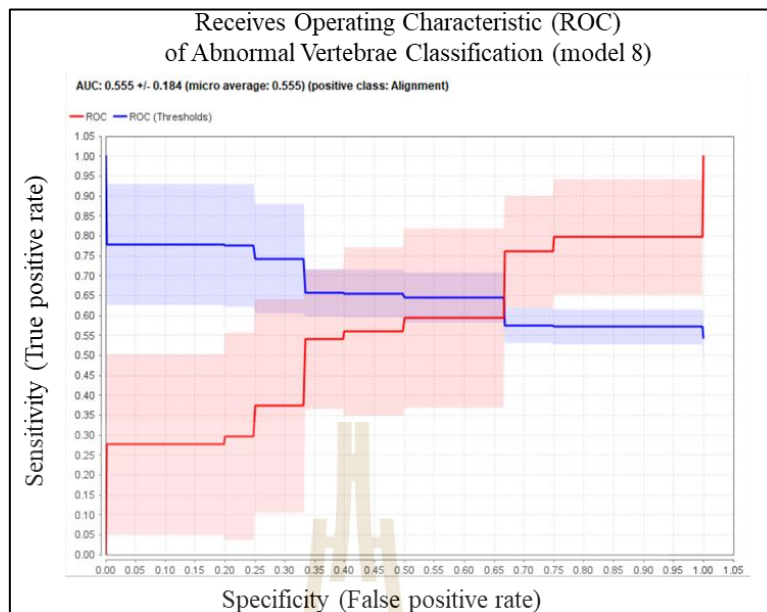
รูปที่ 4.5 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาท
ด้วยโปรแกรม RapidMiner ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 5



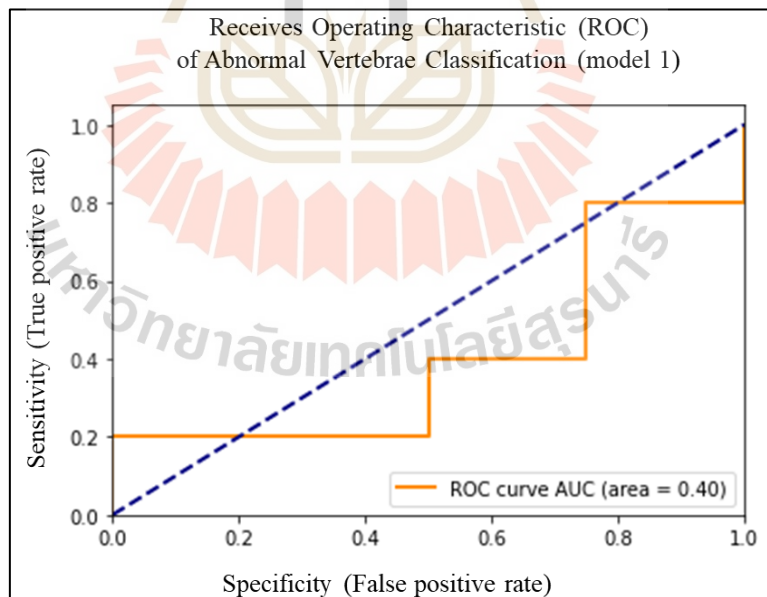
รูปที่ 4.6 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาท
ด้วยโปรแกรมRapidMiner ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 6



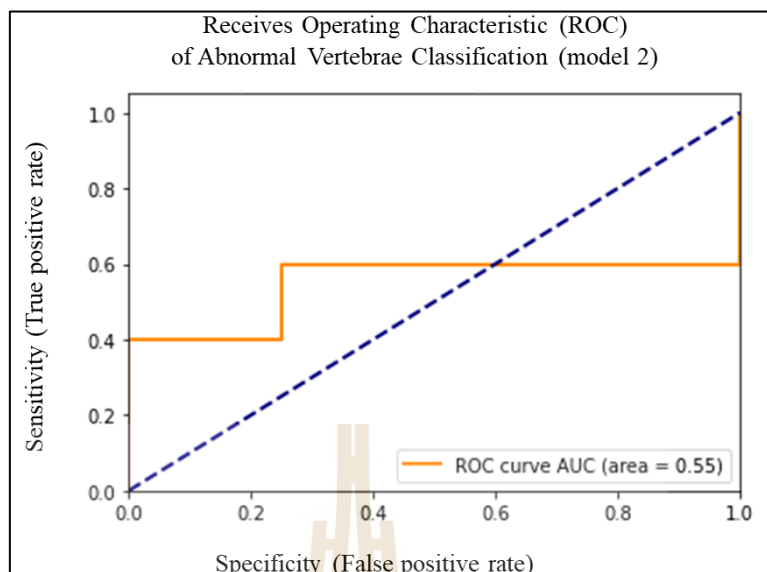
รูปที่ 4.7 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาท
ด้วยโปรแกรม RapidMiner ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 7



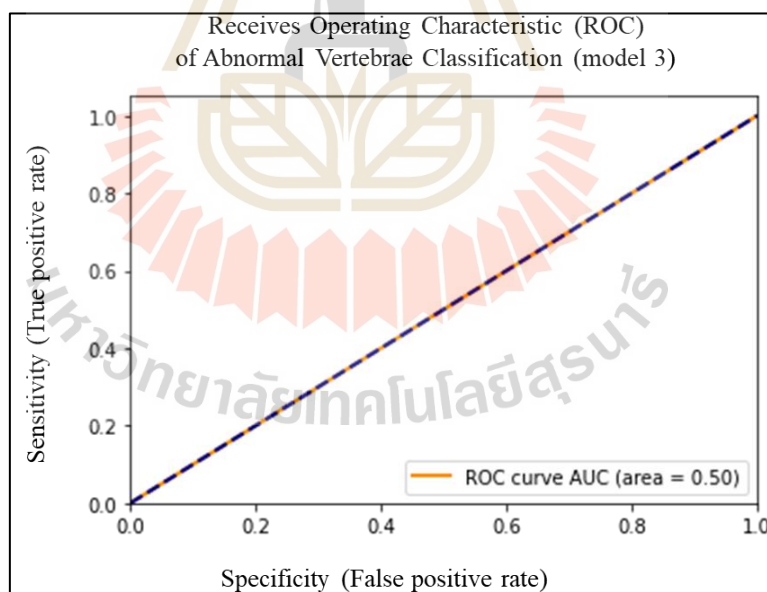
รูปที่ 4.8 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาท
ด้วยโปรแกรม RapidMiner ของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 8



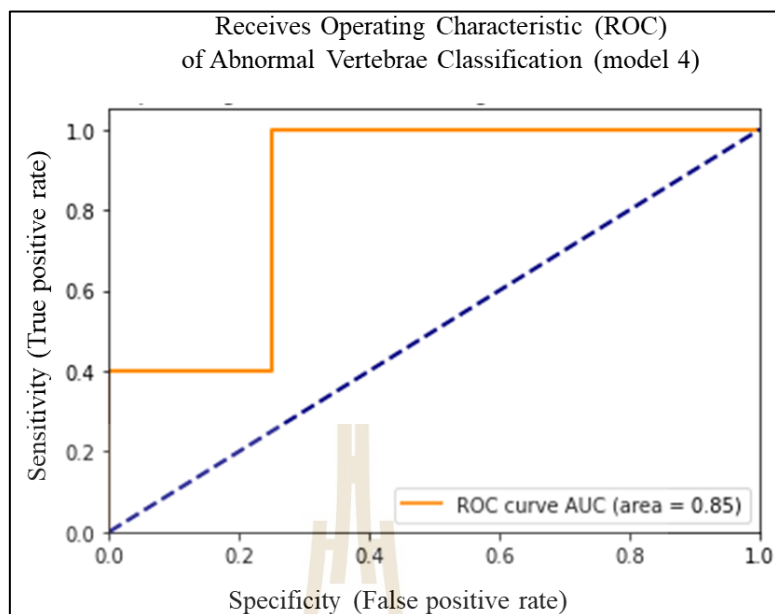
รูปที่ 4.9 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาท
ด้วยภาษาไพธอนของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 1



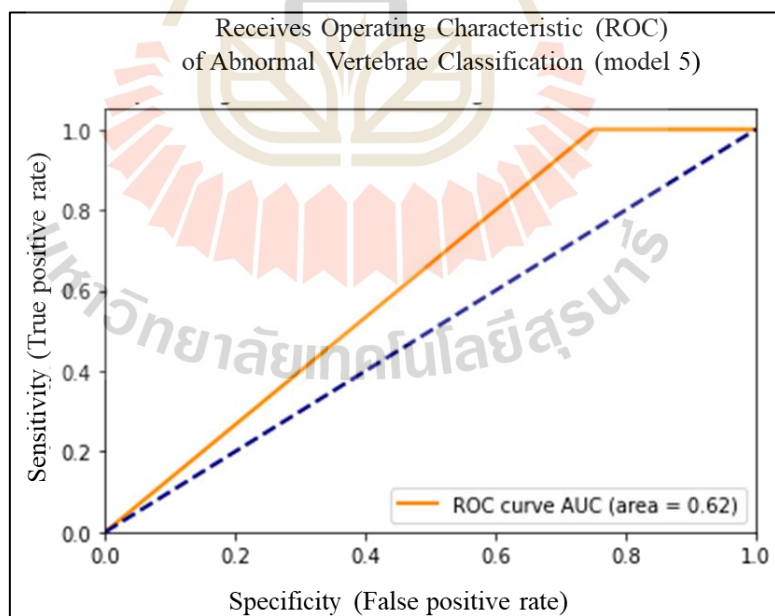
รูปที่ 4.10 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาท
ด้วยภาษาไพธอนของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 2



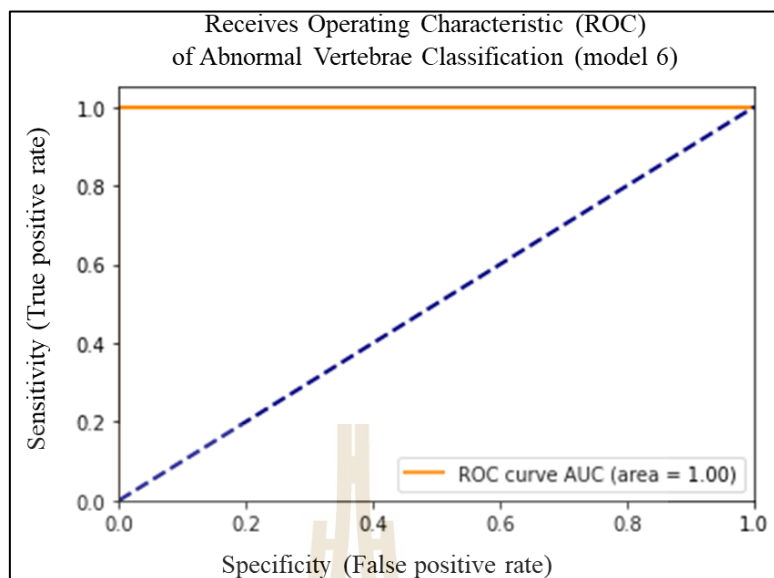
รูปที่ 4.11 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาท
ด้วยภาษาไพธอนของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 3



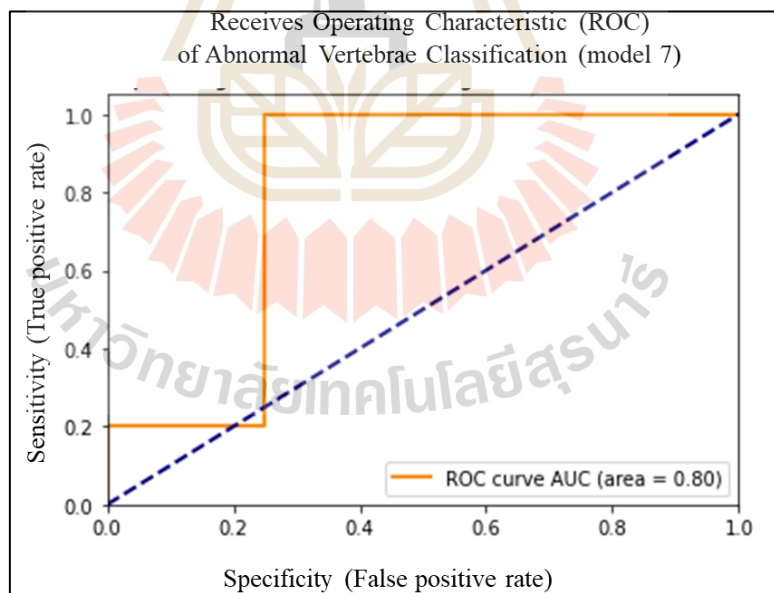
รูปที่ 4.12 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทด้วยภาษาไพธอนของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 4



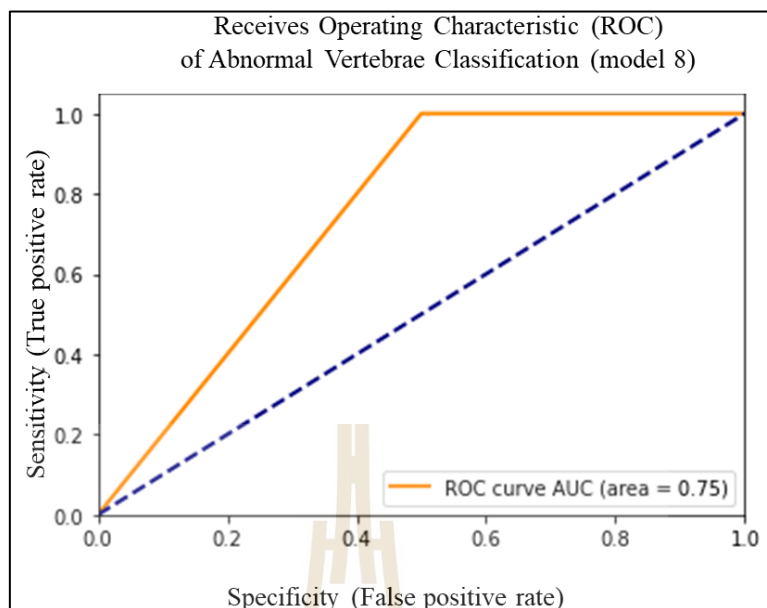
รูปที่ 4.13 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทด้วยภาษาไพธอนของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 5



รูปที่ 4.14 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธี โครงข่ายประสาท
ด้วยภาษาไพธอนของแบบจำลองชุดข้อมูลที่



รูปที่ 4.15 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธี โครงข่ายประสาท
ด้วยภาษาไพธอนของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 7



รูปที่ 4.16 แผนภาพ ROC แบบจำลองของขั้นตอนวิธี โครงข่ายประสาท
ด้วยภาษาไพธอนของแบบจำลองชุดข้อมูลที่ 8

จากการศึกษางานวิจัยพบว่า ผลประสิทธิภาพของแบบจำลอง เพื่อใช้ในการวิเคราะห์และแยกกลุ่มของสิ่งที่สนใจ เมื่อเปรียบเทียบกับผลการศึกษาแบบจำลองมีความถูกต้อง และแม่นยำมากกว่าร้อยละ 70 แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการทำงานที่ถูกต้องและแม่นยำที่อยู่ในเกณฑ์การพิจารณาที่ดีมาก แต่ถ้าหากมีความถูกต้องและแม่นยำอยู่ในช่วงร้อยละ 50 หมายถึง แบบจำลองนั้นทำงานด้วยการสุ่มตัวอย่างไม่มีความน่าเชื่อถือในแบบจำลองเหล่านั้นได้ (Anwar et al., 2018) ซึ่งค่าความแม่นยำ และความถูกต้องของงานวิจัยนี้มีประสิทธิภาพสูงคือ ความถูกต้องร้อยละ 100 ความแม่นยำร้อยละ 100 และค่าการเรียกคืนหรือความไวต่อการวิเคราะห์ข้อมูลร้อยละ 100 ซึ่งเกิดการสร้างการทำงานร่วมกันของกระบวนการประมวลผลภาพที่มีการปรับพารามิเตอร์ภายในเพื่อระบุความเฉพาะเจาะจงของสมบัติในภาพทางการแพทย์ก่อนที่จะนำเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้ด้วยเครื่อง เมื่อเปรียบเทียบกับงานวิจัยประเภทเดียวกันที่มีการศึกษาก่อนหน้า (Mussarat, Muhammad and Sajjad, 2013) พร้อมทั้งจำนวนชุดข้อมูลภาพทางการแพทย์ของผู้ป่วยที่มีการแบ่งชุดข้อมูลอย่างสมมาตรอีกด้วย

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัย

5.1 สรุปผลงานวิจัย

จากผลการศึกษาการวิเคราะห์ความผิดปกติของกระดูกสันหลังมนุษย์แบบความผิดปกติของส่วนโค้ง ด้วยการเรียนรู้ของเครื่องในขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทร่วมกับการประมวลผลรูปภาพทางการแพทย์ เพื่อทำการประเมินประสิทธิภาพการทำงานของแบบจำลองดังกล่าว ได้แก่ ความแม่นยำ ความถูกต้องของแบบจำลองการวิเคราะห์ข้อมูล สามารถสรุปผลการวิจัยได้ดังนี้ การทำงานร่วมกันของการประมวลผลภาพด้วยเครื่องมือ Ridge Detection กับการเรียนรู้ของเครื่องด้วยขั้นตอนวิธีของโครงข่ายประสาท ส่งผลให้ประสิทธิภาพของแบบจำลองสามารถใช้งานในการวิเคราะห์ความผิดปกติของกระดูกสันหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ และแม่นยำ มีแนวโน้มที่ดีต่อการพัฒนาต่อยอดในการสร้างโปรแกรมประยุกต์ เพื่อใช้งานทางด้านการแพทย์ที่เฉพาะเจาะจงต่อผู้ป่วย

5.1.1 ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองจากวิธีโครงข่ายประสาทและการประมวลผลภาพ

การศึกษาขั้นตอนการสร้างแบบจำลองที่เกิดจากการทำงานร่วมกันของสองขั้นตอนวิธีประกอบไปด้วยขั้นตอน Ridge Detection ของการประมวลผลภาพที่มีการปรับพารามิเตอร์ภายในที่ประกอบไปด้วย ค่าซิกมา (Σ) ค่าขีดแบ่งต่ำสุด (Low Threshold) ค่าขีดแบ่งสูงสุด (High Threshold) พร้อมทั้งขั้นตอนโครงข่ายประสาทของการเรียนรู้ของเครื่องสามารถทำงานร่วมกันได้ และส่งเสริมผลลัพธ์ในการจำแนกความผิดปกติของกระดูกสันหลังบนภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

5.1.2 ประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องด้วย RapidMiner

การประเมินประสิทธิภาพการทำงานของแบบจำลองดังกล่าว ได้แก่ ความแม่นยำ ความถูกต้องของแบบจำลองการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยโปรแกรม RapidMiner ที่มีการปรับพารามิเตอร์ภายในแบบค่าเริ่มต้นพบว่า ประสิทธิภาพอยู่ในขั้นที่สามารถวิเคราะห์ความผิดปกติของกระดูกสันหลังได้พบว่าประสิทธิภาพความถูกต้อง ความแม่นยำ และค่าเรียกคืนอยู่ในช่วงการทำงานที่สามารถจำแนกความผิดปกติของกระดูกสันหลังได้ คือร้อยละ 62.22 , 62.22 และ 100 ตามลำดับ

5.1.3 ประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องด้วยภาษาไพธอน

การประเมินประสิทธิภาพการทำงานของแบบจำลองดังกล่าว ได้แก่ ความแม่นยำ ความถูกต้องของแบบจำลองการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยภาษาไพธอน มีประสิทธิภาพอยู่ในขั้นที่สามารถวิเคราะห์ความผิดปกติของกระดุกสันหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ ความถูกต้อง ความแม่นยำ และค่าเรียกคืนสูงคือ ร้อยละ 100, 100 และ 100 ตามลำดับ

5.1.4 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง

ประสิทธิภาพการทำงานของแบบจำลองที่สร้างจากภาษาไพธอนที่มีการปรับพารามิเตอร์ภายในของคลังเครื่องมือ (Library) ของ Tensorflow และ Keras มีความถูกต้อง ความแม่นยำ และค่าเรียกคืนเพื่อยืนยันประสิทธิภาพของแบบจำลองการวิเคราะห์ความผิดปกติของกระดุกสันหลังได้อย่างแม่นยำอย่างมีนัยสำคัญ

5.2 ข้อเสนอแนะ

การดำเนินการเพื่อขอเข้าถึงข้อมูลงานวิจัยต้องใช้ความระมัดระวังอย่างละเอียดอ่อน เนื่องจากเป็นข้อมูลความลับของผู้ป่วย จึงทำให้ใช้เวลานานพอสมควร และได้ข้อมูลจริงหลังจากที่มีการสอบ โครงร่างวิทยานิพนธ์ และดำเนินการขอจริยธรรมมนุษย์ผ่านเรียบร้อยแล้ว จึงทำให้การวางแผนการทำงานเกี่ยวกับข้อมูลเหล่านี้ได้ยากกว่าเรื่องอื่น แต่อย่างไรก็ตามทางผู้วิจัยหวังเป็นอย่างยิ่งว่าวิทยานิพนธ์นี้จะเป็นแนวทางที่ดีเพื่อการพัฒนาฐานข้อมูลทางด้านเทคโนโลยีเกี่ยวกับข้อมูลผู้ป่วยของไทยต่อไป

รายการอ้างอิง

- Anwar, S. M., Majid, M., Qayyum, A., Awais, M., Alnowami, M., Khan, M. K. (2018). Medical Image Analysis using Convolutional Neural Networks: A Review. **Springer Science Nature**. 42-226.
- Burget, R., Karásek, J., Smékal, Z., Uher, V., and Dostál, O. (2010). RapidMiner image processing extension: A platform for collaborative research. **The 33rd International Conference on Telecommunication and Signal Processing**. (10): 114-118.
- Dey, A. (2016). Machine Learning Algorithms: A Review. **International Journal of Computer Science and Information Technologies**. 7(3).
- Dreizin, D., Letzing, M., Sliker, C.W., Chokshi, F.H., Bodanapally, U., Mirvis, S.E., Quencer, R.M., Munera, F. (2014). Multidetector CT of blunt cervical spine trauma in adults. **Radiographics**. 34(7): 1842-65.
- Erlemann, R. (2006). Imaging and differential diagnosis of primary bone tumors and tumor-like lesions of the spine. **Journal of the European Society of Radiology**. 58(1): 48-67.
- Ganguly, D., Chakraborty S., Balitanas M., Kim T. (2010) Medical Imaging: A Review. **Communications in Computer and Information Science**. 78: 504-516.
- Goel, N., Yadav, A., and Singh, B. M., (2016). Medical Image Processing: A Review. Innovative Applications of Computational Intelligence on Power, **Energy and Controls with their Impact on Humanity (CIPECH-16)**. 4: 57-62.
- Hegadi, R. (2010). Image Processing: Research Opportunities and Challenges. **The National Seminar on Research in Computers**.
- Hughes, S. (2001). Medical ultrasound imaging. **Physics Education**. 36: 468.
- Kathiravan, S. and Kanakaraj. J. (2013). A Review of Magnetic Resonance Imaging Techniques. **The Smart Computing Review**. 3(5).
- .

- Khan, A., Baharudin, B., Lee, L. H., and Khan, K. (2010). A Review of Machine Learning Algorithms for Text-Documents Classification. **Journal of advances in information technology**. 1: 4-20.
- Kokkotis, C., Moustakidis, S., Papageorgiou, E., Giakas, G.,Tsaopoulos, D. E. (2020). Machine learning in knee osteoarthritis: A review. **Osteoarthritis and Cartilage Open**. 2(3).
- Larhman, A., Benjelloun, M. and Saïd, M. (2013). Vertebra identification using template matching modelmp and K-means clustering. **International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery**. 9: 177-187.
- Lindeberg, T. (1996). Edge Detection and Ridge Detection with Automatic Scale Selection. **International Journal of Computer**. 30: 117-156.
- Liu, J., Kong, X., Xia, F., Bai, X., Wang, L., Qing, Q., & Lee, I. (2018). Artificial Intelligence in the 21st Century. **The Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) Access**. 1(1).
- McCoy, D. B., Dupont, S. M., Gros, C., Cohen-Adad, J., Huie, R. J., Ferguson. (2019). Convolutional Neural Network-Based Automated Segmentation of the Spinal Cord and Contusion Injury: Deep Learning Biomarker Correlates of Motor Impairment in Acute Spinal Cord Injury. **American Journal of Neuroradiology**. 40(4): 737-744.
- Merali, Z. G., Witiw, C. D., Badhiwala, J. H., Wilson, J. R., Fehlings, M. G. (2019). Using a machine learning approach to predict outcome after surgery for degenerative cervical myelopathy. **Public Library of Science**. 14(4): e0215133.
- Miele, V. J., Panjabi, M. M., Benzel, E. C. (2012). Anatomy and biomechanics of the spinal column and cord. In E. B.V. (Ed.). **Handbook of Clinical Neurology**. 2012(109): 31-43.
- Mussarat, Y., Muhammad, S., and Sajjad, M. (2013). Neural Networks in Medical Imaging Applications: A Survey. **World Applied Sciences Journal**. 22: 85-96.
- Nerysungnoen, B. and Tanthanuch, J. (2015). Classification of Noises in Computed Radiography Image. Advancement in Imaging and Radiotherapy through Medical Physics. **The Thai Medical Physicist Society, 9th Annual Scientific Meeting**.
- Padhy, S. K., Takkar, B., Chawla, R., Kumar, A. (2019). Artificial intelligence in diabetic retinopathy: A natural step to the future. **Indian journal of ophthalmology**. 67(7): 1004-1009.

- Pankhania, M. (2020). Artificial Intelligence in Musculoskeletal Radiology: Past, Present, and Future. **Indian Journal of Musculoskeletal Radiology**. 2: 89-96.
- Perciano, T., Hirata, R., and Jorge, C. (2010). Parameter Estimation for Ridge Detection in Images with Thin Structures. **Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications Conference**. 2010(6419): 386-393
- Preim, B., Botha, C. (2014). Acquisition of Medical Image Data. **In Visual Computing for Medicine**. 15-67.
- Rajkomar, A., Dean, J., and Kohane, I. (2019). Machine Learning in Medicine. **The New England Journal of Medicine**. 380(14): 1347-1358.
- Ray, S. (2019). A Quick Review of Machine Learning Algorithms. Paper presented at the International Conference on Machine Learning, Big Data. **Cloud and Parallel Computing (Com-IT-Con), India**.
- Rochester, R. P. (2009). Neck pain and disability outcomes following chiropractic upper cervical care: a retrospective case series. **The Journal of the Canadian Chiropractic Association**. 53(3): 173-185.
- Romiti, S., Vinciguerra, M., Saade, W., Anso Cortajarena, I., and Greco, E. (2020). Artificial Intelligence (AI) and cardiovascular diseases: An Unexpected Alliance. **Cardiology Research and Practice**. 2020: 4972346.
- Staal, J., Abramoff, M. D., Niemeijer, M., Viergever, M. A., and Ginneken, B. (2004). Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina. **IEEE Transactions on Medical Imaging**. 23(4): 501-509.
- Tanthanuch, J., Kaptsov, E. I. and Meleshko, S.V. (2019) Equation of Rayleigh Noise Reduction Model for Medical Ultrasound Imaging: Symmetry Classification and Conservation Laws in Cylindrical Coordinates. **American Institute of Physics Conference Proceedings**. 2153(1): 020022.
- Tay, B., Hyun, J. K. H., Oh, S. (2014). A machine learning approach for specification of spinal cord injuries using fractional anisotropy values obtained from diffusion tensor images. **Comput Math Methods Med**. 2014: 276589.

Visa, S., Ramsay, B., Ralescu, A., and Knaap, E. (2011). Confusion Matrix-based Feature Selection. **The Conference: Proceedings of the 22nd Midwest Artificial Intelligence and Cognitive Science Conference 2011**. 710: 120-127.

Wanitwattananurmlug, B. (2011). Diagnostic imagings of infective spondylitis. **Journal of Medicine and Health Sciences**. 18(2): 99-114.





ภาคผนวก ก

ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองด้วยโปรแกรม RapidMiner

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

Hidden 1

=====

Node 1 (Sigmoid)

Area Fraction_Global statistics: -0.047

Eginess_Global statistics: -0.614

Bias: -1.465

Node 2 (Sigmoid)

Area Fraction_Global statistics: -0.036

Eginess_Global statistics: -0.601

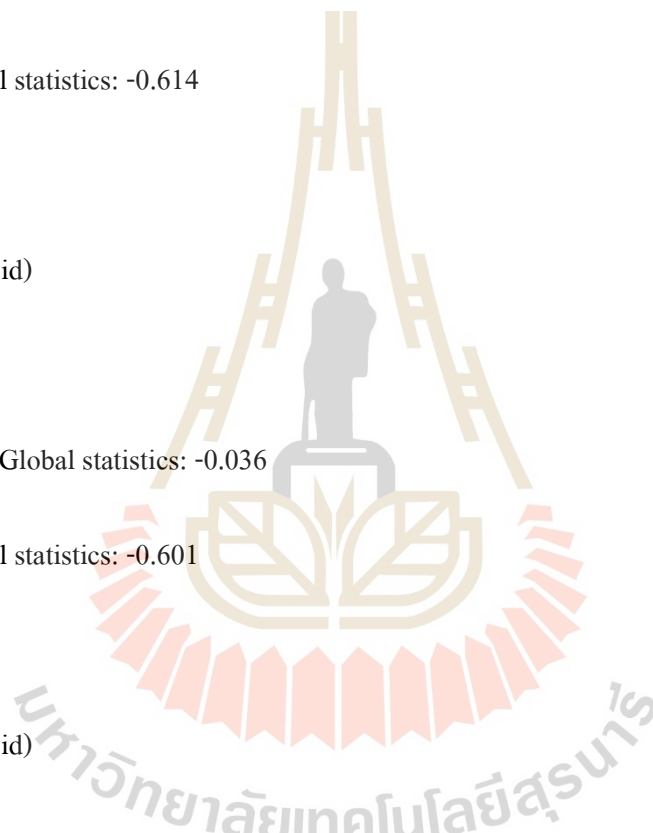
Bias: -1.467

Node 3 (Sigmoid)

Area Fraction_Global statistics: -0.042

Eginess_Global statistics: -0.567

Bias: -1.483



Output

=====

Class 'Misalignment' (Sigmoid)

Node 1: 0.221

Node 2: 0.229

Node 3: 0.219

Threshold: -0.652

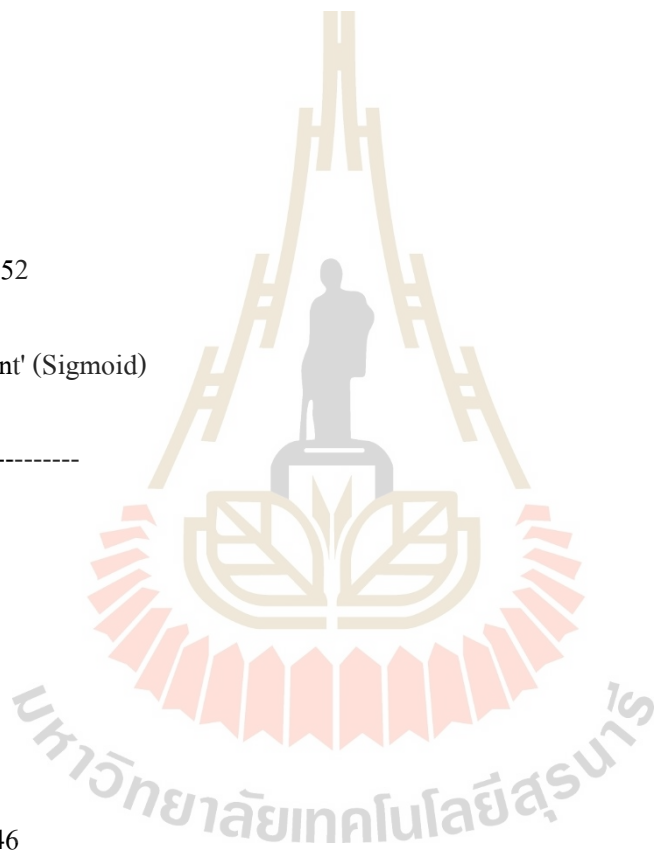
Class 'Alignment' (Sigmoid)

Node 1: -0.239

Node 2: -0.213

Node 3: -0.187

Threshold: 0.646





ภาคผนวก ข

ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองด้วยภาษาไพธอน

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

```

from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator

# All images will be rescaled by 1./255
train_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1/255)
validation_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1/255)

# Flow training images in batches of 120 using train_datagen generator
train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    '/tmp/train/', # This is the source directory for training images
    classes = ['Alignment', 'Misalignment'],
    target_size=(512, 512), # All images will be resized to 200x200
    batch_size=120,
    # Use binary labels
    class_mode='binary')

# Flow validation images in batches of 19 using valid_datagen generator
validation_generator = validation_datagen.flow_from_directory(
    '/tmp/valid/', # This is the source directory for training images
    classes = ['Alignment', 'Misalignment'],
    target_size=(512, 512), # All images will be resized to 200x200
    batch_size=120,
    # Use binary labels
    class_mode='binary',
    shuffle=False)

import tensorflow as tf
import numpy as np
from itertools import cycle

from sklearn import datasets
from sklearn.metrics import roc_curve, auc
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import label_binarize
from sklearn.multiclass import OneVsRestClassifier
from scipy import interp
from sklearn.metrics import roc_auc_score

model = tf.keras.models.Sequential([tf.keras.layers.Flatten(input_shape = (512,512,3)),
                                    tf.keras.layers.Dense(128, activation=tf.nn.relu),
                                    tf.keras.layers.Dense(1, activation=tf.nn.sigmoid)])

model.summary()

model.compile(optimizer = tf.optimizers.Adam(),
              loss = 'binary_crossentropy', metrics=['accuracy', f1_m, precision_m, recall_m])

#metrics=['accuracy', f1_m, precision_m, recall_m]

from keras import backend as K

def recall_m(y_true, y_pred):
    true_positives = K.sum(K.round(K.clip(y_true * y_pred, 0, 1)))
    possible_positives = K.sum(K.round(K.clip(y_true, 0, 1)))
    recall = true_positives / (possible_positives + K.epsilon())
    return recall

```



ภาคผนวก ค

เอกสารรับรองงานวิจัยในมนุษย์

COA no. 62/2563



คณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

เอกสารรับรองโครงการวิจัยในมนุษย์

คณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ดำเนินการให้การรับรองการพิจารณาจริยธรรมแบบเร่งรัดโครงการวิจัยตามแนวทางหลักจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ที่เป็นมาตรฐานสากล ได้แก่ Declaration of Helsinki, The Belmont Report, CIOMS Guideline, International Conference on Harmonization in Good Clinical Practice (ICH-GCP) and 45CFR 46.101(b)

โครงการ : การวิเคราะห์และการจำแนกกระดูกสันหลังที่ผิดปกติด้วยปัญญาประดิษฐ์
รหัสโครงการ : EC-63-62
ชื่อหัวหน้าโครงการ : นางสาววิชชุดา อังกิ่ง
สังกัด : สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์
วิธีทบทวน : Expedited
รายงานความก้าวหน้า : ส่งรายงานความก้าวหน้าอย่างน้อย 1 ครั้ง/ปี หรือส่งรายงานฉบับสมบูรณ์หากดำเนินโครงการเสร็จสิ้นก่อน 1 ปี
เอกสารรับรอง : ข้อเสนอโครงการ (version 2.0, 21 กันยายน 2563)

ลงชื่อ.....

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ แพทย์หญิงพรทิพย์ นิรมขุนทด)

ประธานคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

วันที่รับรอง : 9 ตุลาคม 2563

วันหมดอายุ : 8 ตุลาคม 2564

ทั้งนี้ การรับรองนี้มีเงื่อนไขดังที่ระบุไว้ด้านหลังทุกข้อ (ดูด้านหลังของเอกสารรับรองโครงการวิจัย)



ผ่านการพิจารณาจาก
คณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี แล้ว



ภาคผนวก ง

หนังสือขอความอนุเคราะห์ ในการใช้ภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ (CT Scan)

กระดูกสันหลังของผู้ป่วย

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



บันทึกข้อความ
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

หน่วยงาน ศูนย์ความเป็นเลิศทางด้านชีวกลศาสตร์ทางการแพทย์ โทรศัพท์ 3797 โทรสาร 3220
ที่ อว 7461/ 35 วันที่ 29 กรกฎาคม 2563
เรื่อง ขอความอนุเคราะห์ใช้ภาพถ่ายทางการแพทย์ ประเภทภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ความเร็วสูงกระดูกสันหลังส่วนต้นคอของผู้ป่วยของโรงพยาบาลมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

เรียน ผู้อำนวยการโรงพยาบาลมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ตามที่ทางศูนย์ความเป็นเลิศด้านชีวกลศาสตร์ทางการแพทย์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี โดยผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ภูษิต มิตรสมหวัง ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์บัณฑิตศึกษา โครงการวิจัยเรื่อง "การวิเคราะห์และการจำแนกกระดูกสันหลังที่ผิดปกติด้วยปัญญาประดิษฐ์ (Analysis and classification of abnormal vertebrae by artificial intelligence)" งานวิจัยในครั้งนี้จะเป็นการสร้างฐานข้อมูลทางการแพทย์วิเคราะห์ภาพทางการแพทย์ของไทยเนื่องด้วยสรีระและพฤติกรรมของมนุษย์ในแต่ละเชื้อชาติที่มีผลต่อความผิดปกติของกระดูกสันหลังมีความแตกต่างกัน หลักการดำเนินงานคือ ทางผู้วิจัยจะนำภาพถ่ายทางการแพทย์ประเภทภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ความเร็วสูง เข้าสู่กระบวนการประมวลผลภาพ (Image Processing) เพิ่มความคมชัด และจำแนกข้อมูลส่วนที่ไม่เกี่ยวข้องกับไขกระดูกออกก่อนนำข้อมูลเข้าสู่การเรียนรู้ของเครื่องจักรเพื่อให้ได้มาซึ่งภาพที่มีสมบัติตรงตามความต้องการในการแยกความผิดปกติของกระดูกสันหลังจากภาพถ่ายทางการแพทย์ทั้งในเชิงคุณภาพและปริมาณของภาพทางการแพทย์ ในระหว่างการดำเนินงานจะปกปิดเป็นความลับของผู้ป่วยอย่างยิ่งที่สุด โดยไฟล์ภาพแต่ละภาพไม่มีการระบุชื่อผู้ป่วยแต่อย่างใด เพื่อสร้างฐานข้อมูลทางปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์วิเคราะห์ภาพทางการแพทย์ของไทย รวมทั้งเพื่อการศึกษาดังกล่าวนี้

ในการนี้กระผมจึงใคร่ขอความอนุเคราะห์ในการเข้าถึงข้อมูลภาพถ่ายทางการแพทย์ประเภทภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ความเร็วสูง ส่วนกระดูกสันหลังต้นคอของผู้ป่วยโรงพยาบาลราชนครราชสีมา เป็นจำนวน 300 ภาพ ในระหว่างวันที่ 1 สิงหาคม - 31 ธันวาคม 2563 ณ โรงพยาบาลมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี และขอความอนุเคราะห์ให้นางสาววิชชุดา ธงกิ่ง นักศึกษาปริญญาโท สาขาวิศวกรรม นวัตกรรม ชีวการแพทย์ เข้าพื้นที่เพื่อเก็บข้อมูลดังกล่าว ทั้งนี้ หากต้องการข้อมูลเพิ่มเติมสามารถติดต่อสอบถามได้ที่นางสาววิชชุดา ธงกิ่ง โทรศัพท์ 06-4025-5500

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณาให้ความอนุเคราะห์ดังกล่าว

ภูษิต มิตรสมหวัง

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ภูษิต มิตรสมหวัง)

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์



ภาคผนวก จ

บทความทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

รายชื่อบทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา

- Thongking, W., Tanthanuch, J., and Mitsomwang, P. (2021). Analysis in Abnormal Alignment Vertebrae by Neural Network Algorithm. Proceedings of IFERP, International conference, 5th-6th February, 2021, Chiang Mai, Thailand. 31-35.
- Thongking, W., Mitsomwang, P., Sindhupakorn, B., and Tanthanuch, J. (2022). Analysis and Classification of Abnormal Vertebral Column by Convolutional Neural Network Algorithm. Suranaree Journal of Social Science. 16(1): 1-16.
- Thongking W., Ardi W., Ayato M., Zebing M., and Shingo M. (2021) Soft Robotic Gripper Based on Multi-Layers of Dielectric Elastomer Actuator. The Journal of Robotics and Mechatronics. 33(4).
- Thongking, W., Tanthanuch, J., and Mitsomwang, P. (2021). Analysis in Abnormal Alignment Vertebrae by Neural Network Algorithm. International Journal of Advance Computational Engineering and Networking. 9(3)

ประวัติผู้เขียน

นางสาววิชชุดา ชงกิ่ง เกิดเมื่อวันที่ 9 เดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2537 ณ จังหวัดนครราชสีมา สำเร็จการศึกษาระดับมัธยมศึกษาจากโรงเรียนปัทมรังษีประชานิรมิต อำเภอปัทมรังษี จังหวัดนครราชสีมา ในปีการศึกษา 2556 เข้ารับการศึกษาในระดับอุดมศึกษา ณ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา จนสำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรีจากสำนักวิชาแพทยศาสตร์ สาขาวิชาอาชีวอนามัยและความปลอดภัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ในปีการศึกษา 2559 ภายหลังจากจบการศึกษาระดับปริญญาตรีได้รับทุนการศึกษาในระดับปริญญาโท (ทุนกิตติบัตินิต) จึงทำให้เกิดแรงจูงใจที่จะศึกษาต่อในระดับที่สูงขึ้น เพื่อพัฒนาความรู้ความสามารถของตนเองให้มากขึ้น ในสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ หลักสูตรสาขาวิชานวัตกรรม วิศวกรรมชีวการแพทย์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ในปีการศึกษา 2561 จากประสบการณ์ที่ได้รับการศึกษาทำให้ผู้วิจัยได้ความรู้มากมายและสามารถพัฒนาความรู้ที่ได้รับมาประยุกต์ใช้กับงานวิจัยได้เป็นอย่างดี



มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี