



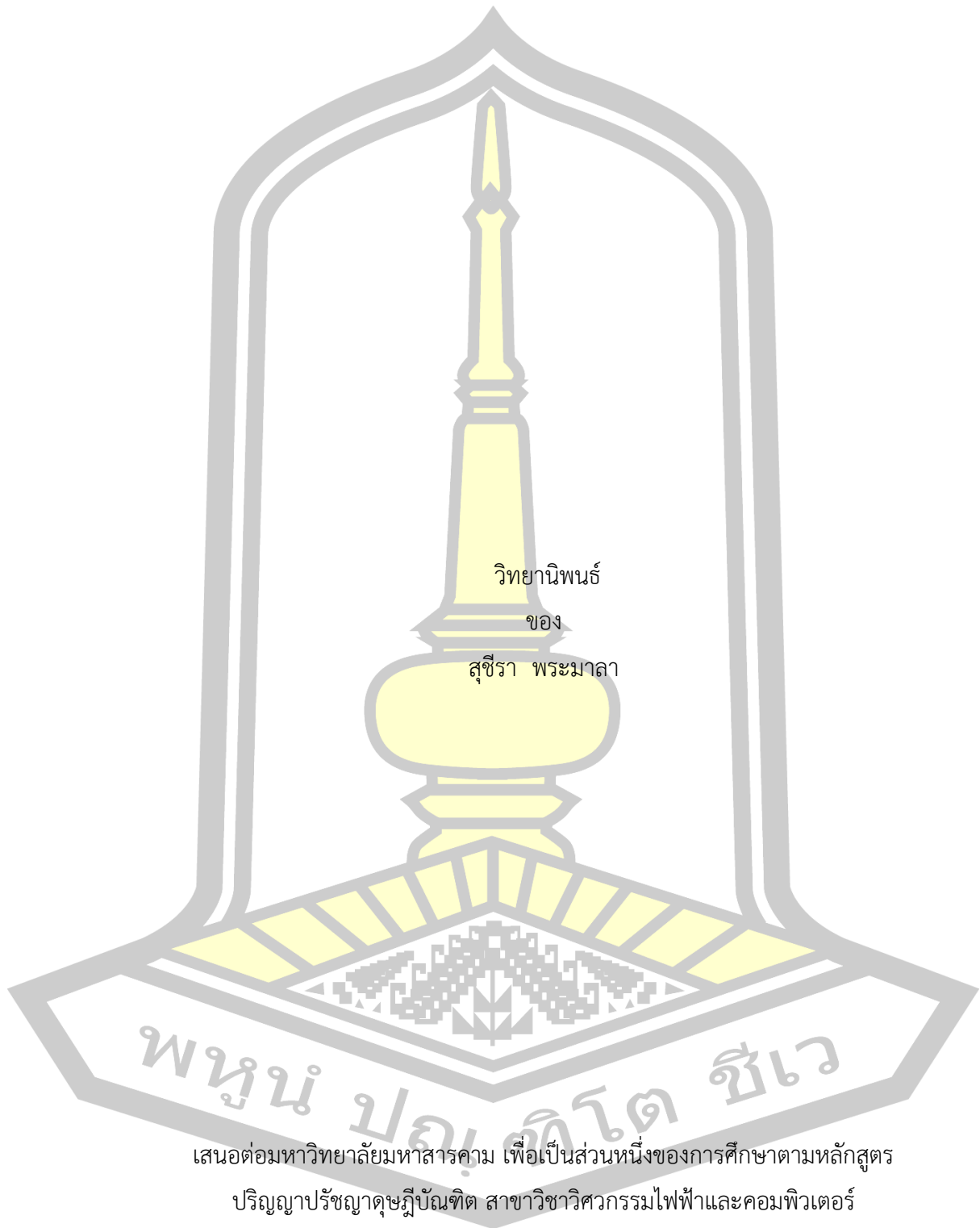
การคัดกรองวีณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

วิทยานิพนธ์  
ของ  
สุชีรา พระมาลา

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร  
ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์  
พฤษภาคม 2564

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

การคัดกรองไวรัสโคโรนาคัดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

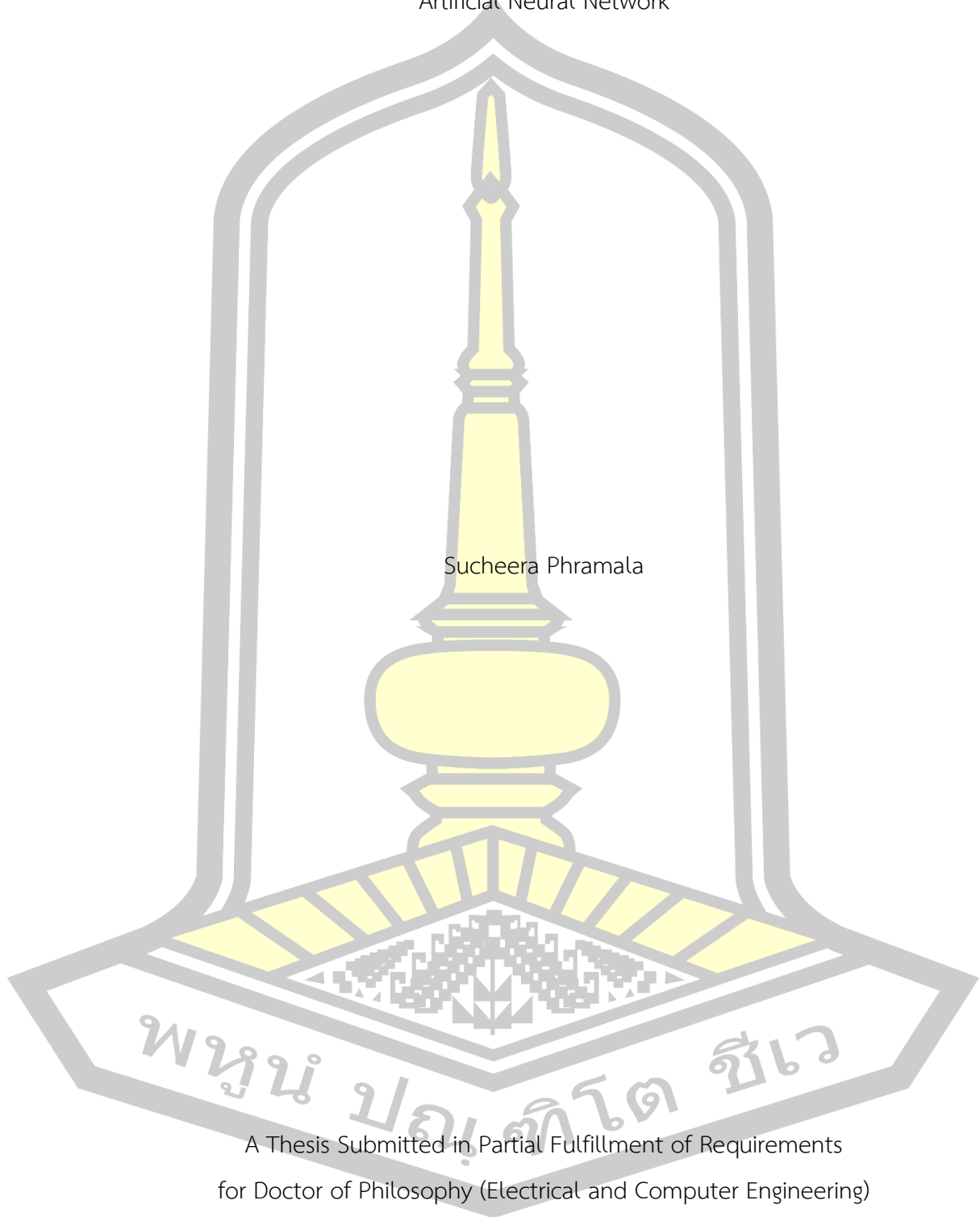


เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร  
ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์

พฤษภาคม 2564

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

Preliminary Screening for Pulmonary Tuberculosis from Chest Radiography using  
Artificial Neural Network



Sucheera Phramala

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of Requirements  
for Doctor of Philosophy (Electrical and Computer Engineering)

May 2021

Copyright of Maharakham University



คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ของนางสาวสุชีรา พระมาลา  
แล้วเห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชา  
วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ

(รศ. ดร. อนันต์ เครือทรัพย์ถาวร )

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(รศ. ดร. วรวัฒน์ เสี่ยงมวิบูล )

.....กรรมการ

(รศ. ดร. ชลธิ์ โพธิ์ทอง )

.....กรรมการ

(ผศ. ดร. นิวัตร อังควิศิษฐพันธ์ )

.....กรรมการ

(ผศ. ดร. สุพรรณนิกา วัฒนนะ )

มหาวิทยาลัยขอนแก่นให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร  
ปริญญา ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ ของมหาวิทยาลัย  
มหาสารคาม

.....  
(รศ. ดร. เกียรติศักดิ์ ศรีประทีป )

คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์

.....  
(รศ. ดร. กริสน์ ชัยมูล )

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ชื่อเรื่อง	การคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม		
ผู้วิจัย	สุชีรา พระมาลา		
อาจารย์ที่ปรึกษา	รองศาสตราจารย์ ดร. วรวัฒน์ เสงี่ยมวิบูล		
ปริญญา	ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต	สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
มหาวิทยาลัย	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม	ปีที่พิมพ์	2564

### บทคัดย่อ

วัณโรคเป็นโรคที่มีอุบัติการณ์การเกิดโรคสูงสุดในเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ ก่อให้เกิดความทุพพลภาพและมีการเสียชีวิตสูงที่สุดในประเทศที่กำลังพัฒนา วิธีที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในการวินิจฉัยวัณโรคปอดในระยะแรกสำหรับค้นหาผู้ที่ป่วยด้วยวัณโรค คือการวินิจฉัยโดยใช้ภาพถ่ายรังสีทรวงอกร่วมกับการตรวจคัดกรองด้วยอาการก่อนส่งตรวจทางห้องปฏิบัติการขั้นสูงตรเพื่อยืนยันการตรวจพบวัณโรคได้ แต่เนื่องจากลักษณะของวัณโรคที่ปรากฏในภาพถ่ายรังสีทรวงอกนั้นไม่เฉพาะเจาะจงและยากต่อการสังเกต งานวิจัยนี้จึงได้พัฒนาขั้นตอนวิธีสำหรับตรวจคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอก โดยใช้หลักการประมวลผลภาพ (Image Processing) ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) เพื่อตรวจสอบคุณลักษณะเบื้องต้นที่มีความสัมพันธ์กับการเกิดวัณโรคในปอดสูงได้แก่ เส้นเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อ (Reticular Infiltration) โพรงแผลในเนื้อปอด (Cavity) และ เงาทึบจากพยาธิสภาพเนื้อปอดตัน (Consolidation) จากนั้นนำวิธีการขั้นตอนนี้มาเรียนรู้กับภาพถ่ายรังสีทรวงอกจำนวน 14,000 ภาพ และนำไปทดสอบการตรวจคัดกรองเบื้องต้นกับชุดภาพทดสอบจำนวน 6,000 ภาพ พบว่ามีระดับความแม่นยำ 82.80% และมีค่าความไวเท่ากับ 86.80% ค่าความจำเพาะเท่ากับ 79.59% และ ค่าพยากรณ์ผลบวก 77.37% เมื่อเทียบกับผลการอ่านภาพถ่ายรังสีทรวงอกของรังสีแพทย์

คำสำคัญ : ภาพถ่ายรังสีทรวงอก, โครงข่ายประสาทเทียม, การประมวลผลภาพ, วัณโรคปอด

<b>TITLE</b>	Preliminary Screening for Pulmonary Tuberculosis from Chest Radiography using Artificial Neural Network		
<b>AUTHOR</b>	Sucheera Phramala		
<b>ADVISORS</b>	Associate Professor Worawat Sa-Ngiamvibool , Ph.D.		
<b>DEGREE</b>	Doctor of Philosophy	<b>MAJOR</b>	Electrical and Computer Engineering
<b>UNIVERSITY</b>	Maharakham University	<b>YEAR</b>	2021

### ABSTRACT

Tuberculosis is the disease with the highest incidence in Southeast Asia, causing the highest number of disabilities and deaths in developing countries. The most widely used method for finding patients with tuberculosis is chest X-ray imaging combination with pre-clinical symptom screening to confirm the detection of tuberculosis. But, the characteristics of lesions related with pulmonary tuberculosis in chest radiography is nonspecific and difficult to observe. Thus, this research has developed an algorithm for the primary screening of pulmonary tuberculosis from chest radiographs by using the image processing principle with Artificial Neural Network (ANN) for examining the preliminary features that related with the high incidence of pulmonary tuberculosis, namely Reticular Infiltration, Cavity, and Consolidation. The procedure was then used to learn 14,000 chest radiographs and tested for preliminary screening on 6,000 test images. The result from testing found that this method can process with accuracy of 82.20%, sensitivity of 86.80%, specificity of 79.59% and positive predictive values at 77.37% when compared with radiologist.

Keyword : Chest radiography, Artificial neural network, Image processing, Pulmonary tuberculosis

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จสมบูรณ์ได้ด้วยความกรุณาและความช่วยเหลืออย่างสูงยิ่งจาก รศ.ดร. วรวัฒน์ เสี่ยงมวิบูล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก รศ.ดร.อนันต์ เครือทรัพย์ถาวร ประธานกรรมการสอบ และกรรมการในการสอบ รศ.ดร.ชลธิ โปธิ์ทอง ผศ.ดร.นิวัตร อังควิศิษฐพันธ์ และ ผศ.ดร.สุพรรณิกา วัฒนะ

ขอขอบคุณ ดร.วีระกุล ประทุมกุล ผู้ผลักดันและสนับสนุนประสานงานด้านเทคนิคทางการแพทย์ต่าง ๆ ทำให้การวิจัยสำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี

สุชีรา พระมาลา

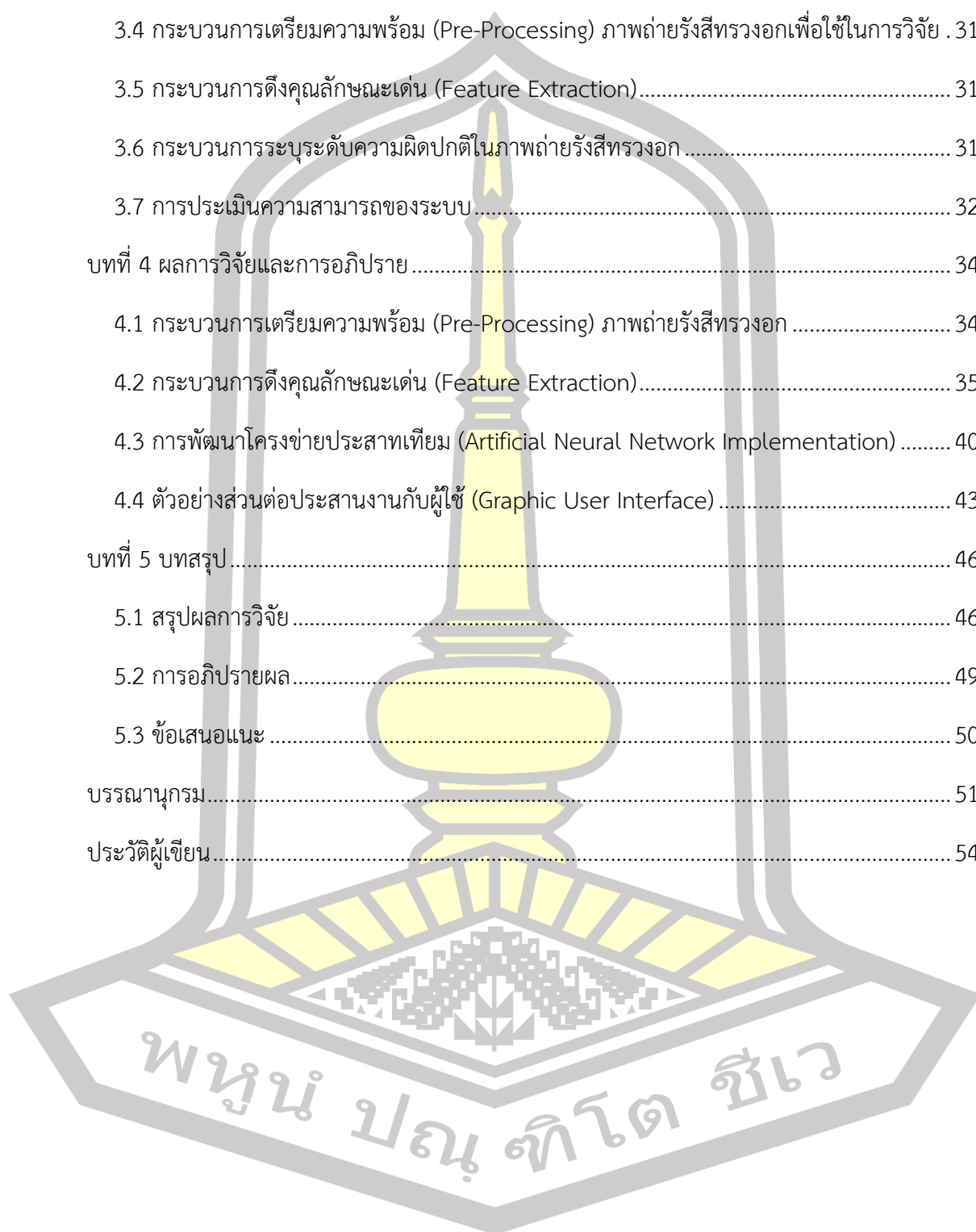


## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ฅ
สารบัญภาพ.....	ญ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ภูมิหลัง.....	1
1.2 ความมุ่งหมายของการวิจัย.....	2
1.3 ความสำคัญของการวิจัย.....	2
1.4 ขอบเขตการวิจัย.....	3
1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ.....	3
บทที่ 2 ปริทัศน์เอกสารข้อมูล.....	4
2.1 ความรู้ทางการแพทย์ที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network).....	12
2.3 การประมวลผลภาพเชิงสัญญาณ.....	21
2.4 การศึกษาผลงานวิชาการที่เกี่ยวข้อง.....	23
2.5 งานที่เกี่ยวข้อง (Relate Work).....	23
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	29
3.1 ศึกษาทฤษฎีและวิธีการที่ใช้ในการตรวจสอบภาพถ่ายรังสีทรวงอก.....	29
3.2 ขั้นตอนการวิจัย.....	29

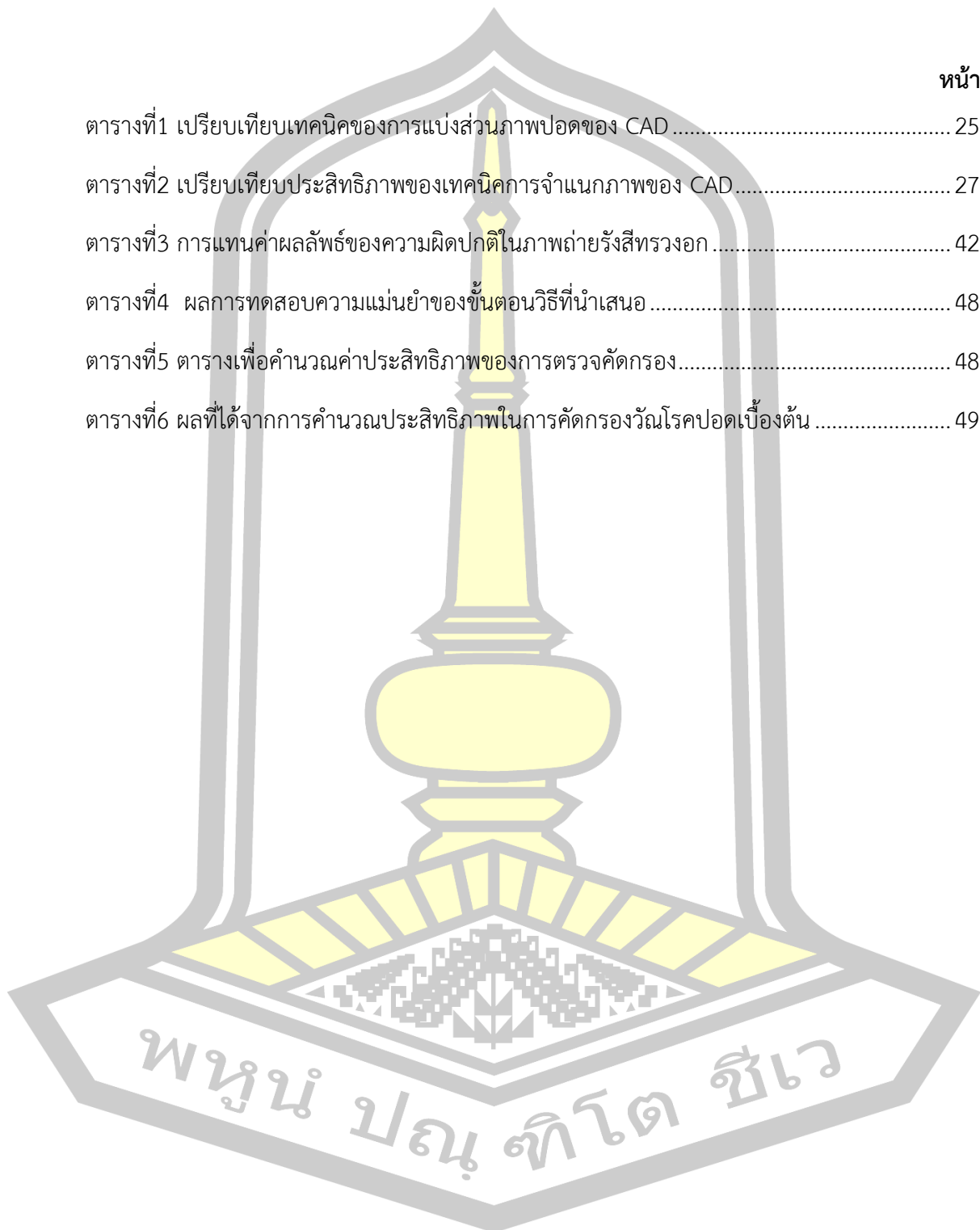


3.3 ตัวอย่างที่ใช้ในการวิจัย .....	30
3.4 กระบวนการเตรียมความพร้อม (Pre-Processing) ภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อใช้ในการวิจัย .	31
3.5 กระบวนการดึงคุณลักษณะเด่น (Feature Extraction).....	31
3.6 กระบวนการระบุระดับความผิดปกติในภาพถ่ายรังสีทรวงอก .....	31
3.7 การประเมินความสามารถของระบบ.....	32
บทที่ 4 ผลการวิจัยและการอภิปราย .....	34
4.1 กระบวนการเตรียมความพร้อม (Pre-Processing) ภาพถ่ายรังสีทรวงอก .....	34
4.2 กระบวนการดึงคุณลักษณะเด่น (Feature Extraction).....	35
4.3 การพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network Implementation) .....	40
4.4 ตัวอย่างส่วนต่อประสานงานกับผู้ใช้ (Graphic User Interface) .....	43
บทที่ 5 บทสรุป .....	46
5.1 สรุปผลการวิจัย .....	46
5.2 การอภิปรายผล.....	49
5.3 ข้อเสนอแนะ .....	50
บรรณานุกรม.....	51
ประวัติผู้เขียน.....	54



## สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่1 เปรียบเทียบเทคนิคของการแบ่งส่วนภาพปอดของ CAD .....	25
ตารางที่2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของเทคนิคการจำแนกภาพของ CAD.....	27
ตารางที่3 การแทนค่าผลลัพธ์ของความผิดปกติในภาพถ่ายรังสีทรวงอก .....	42
ตารางที่4 ผลการทดสอบความแม่นยำของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอ .....	48
ตารางที่5 ตารางเพื่อคำนวณค่าประสิทธิภาพของการตรวจคัดกรอง.....	48
ตารางที่6 ผลที่ได้จากการคำนวณประสิทธิภาพในการคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้น .....	49



## สารบัญภาพ

	หน้า
ภาพประกอบ 2.1 แสดงโครงสร้างปอดขวา 3 กลีบ และปอดซ้าย 2 กลีบ.....	6
ภาพประกอบ 2.2 โครงสร้างปอดในภาพถ่ายรังสีทรวงอก.....	6
ภาพประกอบ 2.3 แสดงโครงสร้างต่างๆของร่างกายที่พบบนCXR ในท่า Postero-Anterior (PA)....	8
ภาพประกอบ 2.4 ภาพรังสีทรวงอกผู้ป่วย Military tuberculosis .....	11
ภาพประกอบ 2.5 ภาพรังสีทรวงอกผู้ป่วย Generalize bronchiectasis .....	11
ภาพประกอบ 2.6 รูปแบบประสาทในสมองมนุษย์.....	13
ภาพประกอบ 2.7 Model ของ Neuron ในคอมพิวเตอร์.....	13
ภาพประกอบ 2.8 การแยกแยะระหว่างสามเหลี่ยมกับสี่เหลี่ยมตามวิธีของ Neural Network.....	14
ภาพประกอบ 2.9 โครงสร้างวงจร Neural Network .....	15
ภาพประกอบ 2.10 รูปแบบ Back-Propagation Neural Network .....	15
ภาพประกอบ 2.11 อนุกรมวิธานของโครงข่ายประสาทเทียม.....	17
ภาพประกอบ 2.12 สถาปัตยกรรมของ Feed Forward Network.....	18
ภาพประกอบ 2.13 สถาปัตยกรรมของ Feedback Network.....	18
ภาพประกอบ 2.14 โครงสร้างของ Perceptrons .....	20
ภาพประกอบ 3.1 ขั้นตอนการทำงานพื้นฐานของการคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม.....	30
ภาพประกอบ 4.1 กระบวนการเตรียมความพร้อมภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อใช้ในการวิจัย.....	35
ภาพประกอบ 4.2 (ก) รูปแบบของเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อ (Reticular Infiltration) (ข) ภาพถ่ายรังสีทรวงอกที่ปรากฏเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อที่บริเวณปอดกลีบล่างทั้งสองข้าง..	36
ภาพประกอบ 4.3 ผังงานขั้นตอนการหาเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อ .....	36
ภาพประกอบ 4.4 ภาพถ่ายรังสีทรวงอกต้นฉบับ (ข) ภาพหลังการปรับ Contrast (ค) ภาพที่ได้จากการทำ Active Contour .....	37

ภาพประกอบ 4.5 พื้นที่ของเส้นเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื่อในภาพถ่ายรังสีทรวงอก .....	38
ภาพประกอบ 4.6 ลักษณะโพรงแผลในเนื้อปอดที่ปรากฏบนภาพถ่ายรังสีทรวงอก.....	38
ภาพประกอบ 4.7 ผังขั้นตอนการหาโพรงแผลในเนื้อปอด (Cavity).....	39
ภาพประกอบ 4.8 ขั้นตอนการทำงานในการหาเงาทึบจากพยาธิสภาพเนื้อปอดตัน .....	40
ภาพประกอบ 4.9 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจาก ภาพถ่ายรังสีทรวงอก.....	41
ภาพประกอบ 4.10 ขั้นตอนการออกแบบหน้าจอส่วนต่อประสานงานผู้ใช้ด้วย Matlab .....	44
ภาพประกอบ 4.11 ตัวอย่างหน้าจอที่ได้จากผลการรันโปรแกรม Matlab .....	44
ภาพประกอบ 4.12 ตัวอย่างการทำงานของกรตรวจคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสี ทรวงอกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม.....	45



# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ภูมิหลัง

วัณโรคเป็นโรคที่มีอุบัติการณ์การเกิดโรคสูงที่สุดในเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ ก่อให้เกิดความทุกข์ทรมานและการเสียชีวิตสูงที่สุดในประเทศที่กำลังพัฒนา ในปี 2558 องค์การอนามัยโลก (WHO) ระบุว่าประเทศไทยเป็น 1 ใน 14 ประเทศที่มีปัญหาวัณโรคสูงทั้ง 3 ด้าน ได้แก่ ด้านอุบัติการณ์วัณโรค (TB) ด้านวัณโรคที่มีการติดเชื้อเอชไอวีร่วมด้วย (TB/HIV) และด้านวัณโรคดื้อยาหลายขนาน (MDR-TB) โดยปกติวัณโรคเป็นได้ทุกอวัยวะแต่ที่พบบ่อยที่สุดคือที่ปอด (Pulmonary TB) ประมาณร้อยละ 80 ของวัณโรคทั้งหมด (สำนักวัณโรค กรมควบคุมโรค 2021)

ประเทศไทยมีผู้ป่วยวัณโรครายใหม่เกิดขึ้นกว่าแสนรายต่อปี และตายกว่าหมื่นรายต่อปี ในปี 2561 ประเทศไทยมีผู้ป่วยวัณโรคประมาณ 108,000 คน ถ้าคิดเป็นสัดส่วนต่อประชากร 100,000 คน พบว่าผู้ป่วยด้วยวัณโรคสูงถึง 156 คน (กระทรวงสาธารณสุข 2019) กระทรวงสาธารณสุขจึงมีการกำหนดแผนปฏิบัติการระดับชาติด้านการต่อต้านวัณโรค พ.ศ. 2560-2564 โดยมุ่งเน้นไปยังกระบวนการในการค้นหาผู้ป่วยด้วยวัณโรคให้พบในระยะเร็วที่สุดเพื่อให้การรักษาผู้ป่วยวัณโรคเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพและลดความเสี่ยงในการแพร่กระจายของโรค ดังนั้นการตรวจคัดกรองและวินิจฉัยต้องรวดเร็วและแม่นยำ วิธีที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในการวินิจฉัยวัณโรคปอดในระยะแรกคือ การวินิจฉัยโดยใช้ภาพถ่ายรังสีทรวงอกร่วมกับการตรวจคัดกรองด้วยอาการก่อนส่งตรวจทางห้องปฏิบัติการขั้นสูงตรเพื่อยืนยันการตรวจพบวัณโรคได้

การถ่ายภาพรังสีทรวงอก (Chest Radiography) หรือการตรวจเอกซเรย์ทรวงอก (Chest X-Ray, CXR) หรือรู้จักกันทั่วไปในชื่อของการเอกซเรย์ปอด เป็นการตรวจทางรังสีวิทยาโดยถ่ายภาพทรวงอกด้วยรังสีเอกซ์ (X-Ray) ลงบนแผ่นฟิล์ม เมื่อนำฟิล์มผ่านกระบวนการล้างก็จะได้ภาพเอกซเรย์ปอดซึ่งแพทย์ใช้ในการตรวจวินิจฉัยภาวะต่าง ๆ เกี่ยวกับทรวงอก อวัยวะภายในและโครงสร้างข้างเคียงได้ แต่ปัจจุบันเครื่องเอกซเรย์ได้พัฒนาไปสู่ระบบดิจิทัลเต็มรูปแบบโดยไม่ต้องใช้ฟิล์มมีการทำงานแบบเดียวกับกล้องดิจิทัลทำให้ขบวนการได้มาซึ่งภาพเอกซเรย์รวดเร็วขึ้น การถ่ายภาพรังสีทรวงอกจึงเป็นการตรวจที่แพทย์ส่งตรวจมากที่สุด (Medthai 2562) เนื่องจากมีเครื่องมือพร้อมบริการในสถานบริการสุขภาพเกือบทุกแห่ง ทั้งยังส่งผลกระทบต่อด้านสุขภาพต่อผู้เข้ารับการถ่ายภาพรังสีทรวงอกน้อยเพราะใช้ปริมาณรังสีในการถ่ายภาพรังสีทรวงอกต่ำกว่ารูปแบบอื่น ค่าใช้จ่ายน้อยและใช้เวลาไม่นาน หากแต่การตีความของภาพถ่ายรังสีทรวงอกอาจแตกต่างกันไปในแต่ละบุคคล

เนื่องจากลักษณะของวัณโรคที่ปรากฏในภาพถ่ายรังสีทรวงอกนั้นไม่เฉพาะเจาะจงและยากต่อการสังเกต ดังนั้นจึงควรนำเทคโนโลยีที่สามารถช่วยในการตรวจวินิจฉัยมาใช้ในงานการตรวจคัดกรองผู้ป่วยวัณโรคเบื้องต้น เพื่อเพิ่มความรวดเร็วและแม่นยำทั้งในฐานะความเห็นแรกและความเห็นที่สอง (Second Opinion)

## 1.2 ความมุ่งหมายของการวิจัย

1.2.1 เพื่อศึกษาและประยุกต์ใช้หลักการและเทคนิคการประมวลผลภาพ (Image Processing) ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ในการพัฒนาความสามารถของคอมพิวเตอร์เพื่อช่วยในการตรวจวินิจฉัยวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอก

1.2.2 เพื่อพัฒนากระบวนการทางคอมพิวเตอร์ช่วยในการคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกที่ช่วยลดระยะเวลาในการอ่านหรือตีความเพื่อระบุความผิดปกติภายในภาพในแก่บุคลากรทางการแพทย์

1.2.3 เพื่อเป็นแนวทางในการนำเทคโนโลยีแขนงวิศวกรรมชีวการแพทย์และวิศวกรรมคอมพิวเตอร์มาประยุกต์ใช้เพื่อลดปัญหาด้านสาธารณสุข เช่น ปัญหาการขาดแคลนผู้เชี่ยวชาญเฉพาะด้านในการอ่านหรือตีความจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกในการคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้น

## 1.3 ความสำคัญของการวิจัย

การรักษาผู้ป่วยวัณโรคได้อย่างมีประสิทธิภาพและลดความเสี่ยงในการแพร่กระจายของโรค จำเป็นต้องมีการวินิจฉัยที่รวดเร็วและแม่นยำ วิธีที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในการวินิจฉัยวัณโรคปอดในระยะแรกคือการวินิจฉัยโดยใช้ภาพถ่ายรังสีทรวงอก (Chest X-Ray: CXR) ซึ่งเป็นวิธีการที่มีความไว (Sensitivity) สูงกว่าการคัดกรองด้วยอาการ แม้ว่าความจำเพาะ (Specificity) จะต่ำกว่าแต่สามารถใช้ในการตรวจคัดกรองเบื้องต้นหรือใช้ร่วมกับการตรวจคัดกรองด้วยอาการก่อนส่งตรวจทางห้องปฏิบัติการขั้นสูงตรเพื่อยืนยันการตรวจพบวัณโรคได้ หากแต่การตีความของภาพถ่ายรังสีทรวงอกอาจแตกต่างกันไปในแต่ละบุคคลเนื่องจากลักษณะของวัณโรคที่ปรากฏในภาพถ่ายรังสีทรวงอกนั้นไม่เฉพาะเจาะจงและยากต่อการสังเกต ซอฟต์แวร์คอมพิวเตอร์ช่วยในการตรวจวินิจฉัย (Computer-Aided Diagnosis: CADx) เป็นซอฟต์แวร์ที่เสนอการประมวลผลภาพเพื่อช่วยแพทย์และนักรังสีวิทยาในการแปลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อตรวจหาเชื้อวัณโรคปอดในระยะแรกให้มีความแม่นยำยิ่งขึ้นโดยใช้เวลาน้อยลง

#### 1.4 ขอบเขตการวิจัย

การวิจัยเพื่อพัฒนากระบวนการของคอมพิวเตอร์ช่วยในการตรวจวินิจฉัยวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอก มีขอบเขตในการวิจัยดังนี้

1.4.1 ศึกษาและพัฒนากระบวนการทางคอมพิวเตอร์ช่วยในการคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกด้วยพื้นฐานของเทคนิคการประมวลผลภาพเชิงสัญญาณ (Morphological Image Processing) ร่วมกับการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมสร้างกลไกการเรียนรู้ (Machine Learning) เพื่อตรวจสอบหาร่องรอยความผิดปกติภายในปอดจากภาพถ่ายรังสีทรวงอก

1.4.2 ใช้คุณสมบัติพื้นฐานที่สกัดได้จากภาพถ่ายรังสีทรวงอกในการจำแนกความผิดปกติในภาพ ได้แก่ เงามไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อ (Reticular Infiltration) โพรงแผลในเนื้อปอด (Cavity) เงามที่บดจากพยาธิสภาพเนื้อปอดตัน (Consolidation)

1.4.3 ทดสอบหาประสิทธิภาพของวิธีการที่พัฒนาโดยเปรียบเทียบกับ การตรวจคัดกรองโดยรังสีแพทย์หรือผู้เชี่ยวชาญในการวินิจฉัยภาพถ่ายรังสีทรวงอก

#### 1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ

1.5.1 Feature Extraction หมายถึง กระบวนการในการสกัดคุณลักษณะเด่นซึ่งเป็นพื้นฐานหนึ่งในกระบวนการประมวลผลภาพ

1.5.2 Artificial Neural Network คือ โมเดลทางคณิตศาสตร์สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนกชันนิสต์ (Connectionist) เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้ การจดจำรูปแบบ (Pattern Recognition) และการอุปมาความรู้ (Knowledge Deduction) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์

พูน ปณ ทิโต ชีเว

## บทที่ 2

### ปริทัศน์เอกสารข้อมูล

ในการศึกษาเรื่องการคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมนี้ มีทฤษฎีที่จำเป็นต้องศึกษาเพื่อนำมาประยุกต์ใช้ในการวิจัยดังต่อไปนี้

2.1 ความรู้ทางการแพทย์ที่เกี่ยวข้อง ประกอบด้วย 2 เรื่องหลักคือ

2.1.1 กายวิภาคศาสตร์ของปอด (Normal Lung Anatomy)

2.1.2 ภาพถ่ายรังสีทรวงอก (Chest X-Ray Images)

2.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN)

2.3 การประมวลผลภาพเชิงสัณฐาน (Morphological Image Processing)

2.4 การศึกษางานวิชาการด้านโครงข่ายประสาทเทียม

2.4.1 การทำนายวัณโรคแบบหลายสายพันธุ์ด้วยรูปแบบไดนามิกโดยโครงข่ายประสาทเทียม (Dynamical Model of Tuberculosis Multiple Strain Prediction Based on Artificial Neural Network)

2.5 งานที่เกี่ยวข้อง (Relate Work)

2.5.1 งานวิชาการด้านการแบ่งส่วนปอดจากภาพถ่ายรังสีทรวงอก (Lung Regions Segmentation)

2.5.2 งานวิชาการด้านการจำแนกความผิดปกติจากภาพถ่ายรังสีทรวงอก (Classifying the Lung Region)

### 2.1 ความรู้ทางการแพทย์ที่เกี่ยวข้อง

ความรู้ทางการแพทย์ที่เกี่ยวข้องกับการศึกษาวิจัยในครั้งนี้ แบ่งเป็น 3 เรื่องหลัก ๆ ดังนี้

2.1.1 กายวิภาคศาสตร์ของปอด (Normal Lung Anatomy)

ปอดเป็นอวัยวะภายในช่องอกที่ปิดทึบ มีกระดูกซี่โครงเป็นโครงเสริมให้ความแข็งแรง มีปริมาตร ประมาณ 2 ใน 3 ของช่องอก มี 2 ข้าง น้ำหนักประมาณ 1 กิโลกรัม โดยปอดข้างขวาจะใหญ่กว่าปอดข้างซ้ายแต่กลีบจะสั้นกว่า ส่วนปอดกลีบซ้ายจะแคบกว่าปอดขวา ปอดขวาแบ่งเป็น 3 กลีบ คือ right upper lobe (RUL) right middle lobe (RML) และ right lower lobe (RLL) โดย oblique fissure (major fissure) และ horizontal fissure (minor fissure) ส่วนปอดซ้ายจะแบ่งเป็น 2 กลีบคือ left upper lobe ซึ่งรวมเอา lingular segment และ left lower lobe โดย

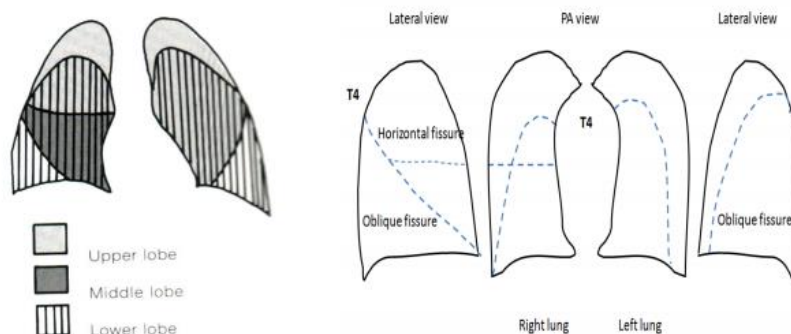


oblique fissure (major fissure) เนื้อเยื่อปอดประกอบด้วยแขนงของหลอดเลือดมากมาย ที่ปลายของแขนงที่ 23 จะเป็นเยื่อบาง ลักษณะเป็นกระเปาะ คือ ถุงลม ซึ่งมีทั้งหมดประมาณ 300 ล้านหน่วย ทำให้มี diffusing area รวมประมาณ 80 ถึง 90 ตารางเมตร เส้นผ่าศูนย์กลางตั้งแต่ 75 ถึง 300 ไมครอน ผนังหนาประมาณ 0.2 - 0.6 ไมครอน ผนังของถุงลมประกอบด้วย alveolar epithelium เพียงชั้นเดียว และมีหลอดเลือดฝอยกระจายล้อมรอบอยู่เพื่อแลกเปลี่ยนก๊าซระหว่างอากาศกับเลือดในปอด

ปอดแต่ละข้างจะถูกห่อหุ้มด้วยเยื่อหุ้มปอด 2 ชั้น ชั้นในติดอยู่กับเนื้อปอดเรียก visceral pleura ชั้นนอกติดกับผนังของช่องอกเรียก parietal pleura เยื่อหุ้มปอดทั้ง 2 ชั้นนี้อยู่แนบติดกันจนดูเป็นผืนเดียว ระหว่างชั้นทั้งสองมีช่องเหลวใสๆ เคลือบอยู่ ซึ่งทำให้เกิดเป็นช่องว่างศักย์ชั้นเรียก intra pleural space เนื่องจากปอดและผนังทรวงอกมีคุณสมบัติยืดหยุ่น โดยที่ปอดจะพยายามหดกลับให้เล็กลง ส่วนทรวงอกก็จะพยายามขยายออกในทิศทางตรงข้าม ทำให้เยื่อหุ้มปอดทั้งสองพยายามแยกจากกัน เป็นเหตุให้ช่องเยื่อหุ้มปอดมีความดันต่ำกว่าบรรยากาศหรือมีค่าเป็นลบ ด้วยเหตุนี้จึงทำให้ปอดอยู่ในลักษณะที่พองโตเต็มทรวงอก ถ้าความดันในช่องเยื่อหุ้มปอดสูงเท่ากับบรรยากาศจะทำให้ปอดแยกตัวจากผนังทรวงอกทำให้ปอดเล็กหรือแฟบลงได้

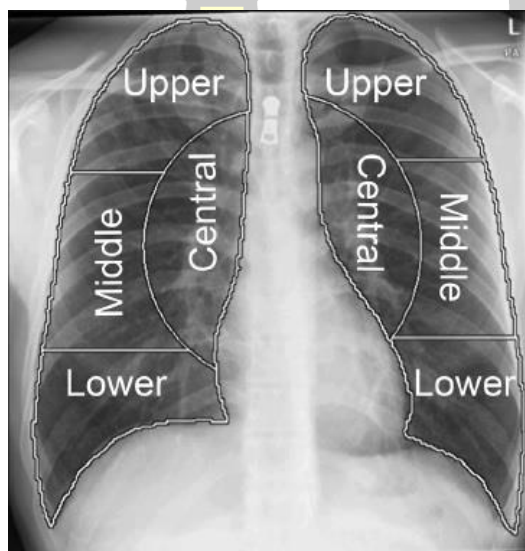
ปอดมีเลือดมาเลี้ยงด้วยระบบหลอดเลือดแดง ซึ่งแยกเป็นอิสระเรียก pulmonary circulation มี pulmonary artery และ bronchial artery โดย pulmonary artery ทำหน้าที่นำเลือดจากหัวใจห้องล่างขวา (right atrium) มาพอกที่ปอด การแตกแขนงย่อยของ pulmonary artery สัมพันธ์กับการแตกแขนงของหลอดเลือด และทอดคู่ขนานไปกับหลอดเลือด ปลายสุดของ pulmonary artery ที่แตกแขนงย่อยเรียกว่า pulmonary capillary ซึ่งแทรกไปตามบุผนังของ alveoli จึงทำให้เกิดการแลกเปลี่ยนก๊าซระหว่าง alveoli และ pulmonary capillary ส่วน bronchial artery ทำหน้าที่นำสารอาหารและออกซิเจนมาเลี้ยงเซลล์ของผนังหลอดเลือดในส่วนต่าง ๆ left bronchial artery แตกแขนงมาจาก aorta ส่วน right bronchial artery แตกแขนงมาจาก first intercostals artery และ superior left bronchial artery

ปอดของมนุษย์นั้นประกอบไปด้วย โดยปกติแล้ว oblique fissure ที่แบ่ง upper lobe ออกจาก 2 middle lobe จะมองเห็นได้ใน PA view เนื่องจากทำมุม tangential ต่อลำแสงของเอกซเรย์ อย่างไรก็ตาม oblique fissure อาจเห็นได้ใน lateral view



ภาพประกอบ 2.1 แสดงโครงสร้างปอดขวา 3 กีบ และปอดซ้าย 2 กีบ

ที่มา: รศ.พญ.จันทิมา เอื้อตรงจิตต์ ภาควิชารังสีวิทยา คณะแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่



ภาพประกอบ 2.2 โครงสร้างปอดในภาพถ่ายรังสีทรวงอก

ที่มา: พญ.วรรณพร บุรีวงษ์ เอกสารประกอบการสอนเรื่อง รังสีวิทยาระบบทางเดินหายใจ

### 2.1.2 ภาพถ่ายรังสีทรวงอก (Chest X-Ray Images)

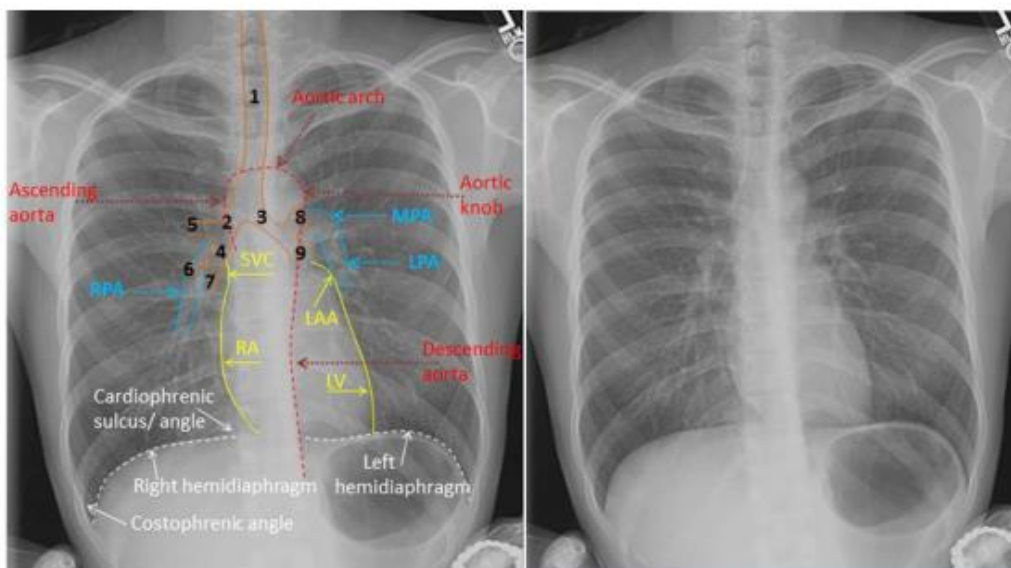
ในทางการแพทย์อาจใช้คำว่า การถ่ายภาพรังสีทรวงอก (Chest radiograph) หรือที่รู้จักในชื่อการเอกซเรย์ปอด เป็นการตรวจทางรังสีวิทยาอย่างหนึ่ง โดยถ่ายภาพทรวงอกด้วยรังสีเอกซ์ ใช้ในการตรวจวินิจฉัยภาวะต่างๆ เกี่ยวกับทรวงอก อวัยวะภายใน และโครงสร้างข้างเคียง การถ่ายภาพรังสีทรวงอกเป็นการถ่ายภาพรังสีที่ทำบ่อยที่สุดอย่างหนึ่ง และช่วยในการวินิจฉัยโรคและภาวะต่างๆ ได้หลายอย่าง

การใช้รังสีเอกซ์ในทางการแพทย์นั้นถือว่ามีความปลอดภัยมากที่สุดในระดับหนึ่ง โดยแม้ว่าจะมีความเสี่ยงจากอันตรายของรังสี แต่ก็ก็เป็นความเสี่ยงที่อาจจำเป็นต้องยอมรับ

(โดยเฉพาะเมื่อเป็นการเอกซเรย์ตามข้อบ่งชี้ทางการแพทย์และตามดุลยพินิจของแพทย์) เนื่องจากคัมค่าและให้ประโยชน์ในด้านข้อมูลข่าวสารของอวัยวะภายในเพื่อการตรวจวินิจฉัยและรักษาโรคมายิ่งกว่าอันตรายเนื่องจาก รังสีเอกซเรย์ (X-ray) ถือว่ามีคุณสมบัติใกล้เคียงกับรังสีแกมมา (Gamma ray) มากที่สุด เพียงแต่มีความเข้มข้นน้อยกว่าจนพอเอามาใช้ประโยชน์ในทางการแพทย์ได้ด้วยความระมัดระวัง โดยรังสีเอกซเรย์จะสามารถวิ่งทะลุผ่านเนื้อเยื่อของร่างกายโดยแสดงเงาให้เห็นตามความหนาแน่นของอวัยวะภายใน หน่วยแสดงความเข้มข้นของรังสีเอกซเรย์จะมีหน่วยเป็น มิลลิซีพเวท (Millisievert : mSv) โดยการฉายรังสีเอกซเรย์ที่ออกแต่ละครั้งจะมีค่ารังสีอยู่ที่ระดับ 0.1 mSv ซึ่งความเข้มข้นขนาดนี้จะมีผลต่อร่างกายในระดับเดียวกันกับรังสีอัลตราไวโอเล็ตของบรรยากาศจากแสงแดดบริเวณพื้นผิวโลกรอบ ๆ ตัวที่ระดับน้ำทะเลได้กระทำต่อมนุษย์ในช่วงระยะเวลาติดต่อกันประมาณ 10 วัน สำหรับการตรวจเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ หรือ CT Scan (Computerized Tomography Scan) นั้นก็เป็นการฉายรังสีเอกซเรย์ชนิดพิเศษที่กระทำให้เกิดภาพ 3 มิติ แม้จะมีประโยชน์อย่างมากต่อการช่วยวินิจฉัยโรคของอวัยวะภายใน แต่ผู้ตรวจก็ต้องยอมรับความเสี่ยงจากการถูกฉายรังสีเอกซเรย์ซ้ำๆ กันในแต่ละระนาบ เพื่อให้เกิดภาพตัดทางขวางในการสร้างภาพ 3 มิติด้วยเหตุนี้ ผู้ถูกตรวจ CT scan จึงยอมได้รับรังสีเอกซเรย์ด้วยช่วงระยะเวลาที่ยาวนานกว่าและความเข้มข้นที่มากกว่าปกติหลายเท่าตัว ถ้าให้เปรียบเทียบกัน การฉายรังสีเอกซเรย์ที่ปอดภาพเดียวผู้ที่ได้รับการตรวจจะได้รับรังสีเพียง 0.1 mSv แต่การตรวจด้วย CT Scan ที่ปอดจะได้รับรังสีมากถึง 7.0 mSv (เปรียบเทียบกับ การรับรังสีตามธรรมชาติ 2 ปี) การตรวจ CT Scan ด้วยขนาดรังสี 10 mSv จำนวน 1 ชุด เพื่อการตรวจอวัยวะใด ๆ ในผู้ใหญ่จะมีผลทำให้ผู้รับการตรวจมีอัตราเสี่ยงที่อาจเกิดโรคมะเร็งได้ 1 คนในทุก 2,000 คน (ในเด็กคือทุก ๆ 500 คน)

2.1.2.1 การประเมินภาพ CXR ในท่าการฉายภาพรังสีจากด้านหลังไปด้านหน้า (Postero-anterior: PA) กระทำโดยอาศัยหลักการดังต่อไปนี้

1. หัวใจและ เมดิแอสติเนียม (Mediastinum) หรือ ประจันอก หรือ อวัยวะคั่นระหว่างปอด
  - สัดส่วนของหัวใจต่อทรวงอก (cardio-thoracic ratio) ไม่ควรเกิน 0.5 ในท่า PA view ควรวัดในท่า หายใจเข้าเต็มที่เท่านั้น
  - ขอบเขตของหัวใจและ mediastinum ควรเห็นได้อย่างชัดเจน โดย right atrium เป็นขอบด้านขวาและ left ventricle เป็นขอบด้านซ้ายของหัวใจ ในเด็กเล็กจะเห็น normal thymus gland เป็นขอบเขตของ mediastinum ที่อยู่เหนือขอบหัวใจได้
  - ความหนาแน่นบริเวณหัวใจด้านขวาและด้านซ้ายต้องเท่ากัน และขาวประมาณครึ่งหนึ่งของความหนาแน่นดับ หากความหนาแน่นของหัวใจด้านซ้ายขาวกว่าปกติต้องนึกถึงรอยโรคของกลีบปอดล่างด้านซ้าย (left lower lobe) โดยเฉพาะ left lower lobe collapse



### ภาพประกอบ 2.3 แสดงโครงสร้างต่างๆของร่างกายที่พบบนCXR ในท่า Postero-Anterior (PA)

ที่มา: พญ.วรรณพร บุรีวงษ์ เอกสารประกอบการสอนเรื่อง รังสีวิทยาาระบบทางเดินหายใจ

2. หลอดลม (Trachea): หลอดลมจะอยู่ตรงกลางหรือค่อนข้างไปด้านขวาเล็กน้อย และอยู่ระหว่าง clavicular head ทั้งสองข้าง
3. ขั้วปอด (Hilar): Hilar shadows เป็นเงาของ pulmonary arteries และ veins ที่บริเวณขั้วปอด โดยพบ hilar ด้านซ้ายสูงกว่าด้านขวาเล็กน้อย และ density ของขั้วปอดทั้งสองข้างต้องเท่ากัน
4. ปอด: ความหนาแน่นของปอดสองข้างควรเท่ากัน โครงสร้างของปอดที่เห็นได้จาก CXR ในคนปกติคือ เส้นเลือด (pulmonary vessels) end-on bronchus และ major & minor fissure โดย minor fissure มักเห็นได้ใน AP หรือ PA view เป็นเส้นขาวลากจากบริเวณ hilum ไปที่กระดูกซี่โครงซี่ที่ 6 บริเวณ axilla ข้างขวา ส่วน major fissure ส่วนมากเห็นใน lateral view
5. กระจับลม (Diaphragm): ปกติกระจับลมด้านขวาจะอยู่สูงกว่ากระจับลมด้านซ้าย 1.5-2.0 ซม. หรือไม่เกิน 2 intercostal space
  - บริเวณรอยต่อระหว่างเยื่อหุ้มปอดกับกระจับลม (costophrenic angle) ทั้งสองข้าง ควรจะแหลมและขอบคมชัด หากมี blunting ของ posterior costophrenic angle แสดงว่ามีน้ำในเยื่อหุ้มปอด (pleural effusion) หรือเยื่อหุ้มปอดหนาตัวผิดปกติ (pleural thickening)
  - ขอบบนของกระจับลมควรเห็นได้ชัด ยกเว้นบริเวณที่หัวใจและ mediastinum อยู่ชิดกระจับลม
6. Thoracic cage: ตูลักษณะกระดูก (rib, clavicles, spine) ว่ามีการหักหรือถูกทำลายหรือไม่ เนื้อเยื่ออ่อน (soft tissue) ควรมีความหนาแน่นที่สม่ำเสมอ ในผู้ป่วยหญิงให้สังเกตเงาของเต้านมด้วย

ไม่ควรเข้าใจผิดคิดว่าเงาเต้านมเป็นรอยโรคในปอด หรือกรณีที่มีการตัดเต้านมจะทำให้ปอดด้านนั้นดำกว่าอีกด้านอาจแปลผลผิดได้

#### 2.1.2.2 การอ่านและแปลผล

ลักษณะของภาพรังสีปอดที่อ่านได้คือ exposure เหมาะสม ประกอบไปด้วยการที่สามารถมองเห็น spinous process ที่ T4 และ T5 ชัดเจน เห็น intervertebral disc จางสำหรับ extension ของ inspiration เหมาะสมคือควรมองเห็นส่วนยอดของกระบังลมอยู่ที่ anterior rib ที่ 6 และ posterior rib ที่ 9-10 และ ส่วน intervertebral disc ที่อยู่ต่ำกว่ากระบังลมไม่ควรมองเห็น และ left hila จะสูงกว่า right hila เล็กน้อย หากมีการเปลี่ยนแปลงเช่นมีการยกขึ้นของ right hilar structure หรือ upward shift ของ minor fissure บ่งชี้ว่าน่าจะมี volume loss เช่น post infectious fibrosis

จากวัณโรค เส้นเลือดในปอดจะพบน้อยมากที่ peripheral 1 ใน 3 เมื่อเทียบกับ inner zone และ retrosternal air space ต้องดำ (lucent) เท่ากับ retrocardiac air space และ ขอบส่วนยอดของกระบังลมต้องเห็นชัดเจน และยอดของกระบังลมด้านขวามักจะสูงด้านซ้าย และ paratracheal soft tissue strip ปกติหนาไม่เกิน 5 มม descending branch ของ pulmonary artery ข้างขวา วัดตั้งฉากกับ intermediate bronchus ในผู้ชายไม่เกิน 16 มม และในผู้หญิงไม่เกิน 14 มม หากโตกว่านี้สงสัยว่าอาจมี pulmonary hypertension ซึ่งอาจพบได้ใน congenital left to right shunt, chronic thromboembolism และสาเหตุอื่นๆและต้องแยกจาก hilar lymph node enlargement

#### 2.1.2.3 ลักษณะทางภาพรังสีทรวงอก

การพิจารณาว่าลักษณะทางภาพรังสีทรวงอกแบบใดควรจะเป็นวัณโรคนั้นมีหลักการในการพิจารณาดังต่อไปนี้

##### - ตำแหน่งที่รอยโรคปรากฏ

พบว่าปอดกลีบบนไม่ว่าด้านซ้ายหรือด้านขวาเป็นตำแหน่งที่วัณโรคพบบ่อยที่สุด สาเหตุที่เป็นเช่นนั้นอาจเนื่องมาจากว่าบริเวณนี้เป็นบริเวณที่มีแรงดันออกซิเจนสูงกว่าบริเวณอื่น และนอกจากนี้ยังเชื่อว่าการเป็นวัณโรคในผู้ป่วยกลุ่มนี้น่าจะเกิดจาก reactivation มากกว่า reinfection ซึ่งบ่งชี้ว่าผู้ป่วยเคยได้รับเชื้อมาก่อนหน้านี้แล้ว วัณโรคสามารถพบในตำแหน่งอื่นๆได้อีก ได้แก่ บริเวณ superior segment ของ lower lobe, middle lobe, lingular segment เป็นต้น ส่วนภาวะที่เรียกว่า primary tuberculosis นั้นคือการเกิดวัณโรคขึ้นเมื่อผู้ป่วยได้รับเชื้อครั้งแรกและร่างกายไม่มีภูมิคุ้มกันต้านทานดีพอในการควบคุมเชื้อเช่น ผู้ป่วย AIDS ทำให้พบความผิดปกติที่ lower lobe ของ

ปอดซึ่งเป็นบริเวณที่เชื้อเพิ่มจำนวนขึ้นและก่อโรคในที่สุด โดยมักจะพบว่ามีย้อมน้ำเหลืองบริเวณหัวปอดโตขึ้นด้วย

- ลักษณะของรอยโรค

วัณโรคปอดสามารถให้ลักษณะทางรังสีปอดได้หลายแบบขึ้นอยู่กับพยาธิสภาพของการเกิดโรค มีลักษณะทางภาพรังสีบางประการที่ค่อนข้างจำเพาะต่อวัณโรคปอด เช่น การพบโพรง (cavity) ในเนื้อปอดโดยเฉพาะโพรงที่เกิดบริเวณ upper lobe ซึ่งมักจะไม่มีพบว่ามี air-fluid level อย่างที่เห็นใน lung abscess ที่เกิดจากเชื้อแบคทีเรีย และโดยมากผู้ป่วยที่มีโพรงแผลจากภาพรังสีทรวงอกมักจะตรวจพบเชื้อวัณโรคจากการย้อมเสมหะ ดังนั้นหากตรวจไม่พบเชื้อวัณโรคจากการย้อมเสมหะควรนึกถึงภาวะอื่นไว้ด้วยเช่น ถ้าเป็นผู้ป่วยสูงอายุและมีประวัติสูบบุหรี่อาจจะต้องนึกถึงมะเร็งปอด หรือถ้าผู้ป่วยเป็น immune-compromise host อาจต้องนึกถึงเชื้อที่เป็นสาเหตุอื่นๆด้วยเช่น fungal infection Nocardiosis Mellioidosis เป็นต้น

นอกจากลักษณะทางภาพรังสีดังกล่าวข้างต้นแล้ว เราอาจพบลักษณะทางภาพรังสีอื่นๆได้อีก เช่น อาจพบความผิดปกติแบบ reticulo-nodular ซึ่งส่วนใหญ่จะเห็นบริเวณ upper lobe ทั้งสองข้างเช่นเดียวกัน แต่ในผู้ป่วยบางรายโดยเฉพาะที่มีภูมิคุ้มกันไม่แข็งแรงอาจพบลักษณะทางภาพรังสีแบบนี้กระจายทั่วไปทั้ง 2 ข้างได้ และบางครั้งอาจจะเห็นเป็นแบบ Miliary ดังในภาพประกอบที่ 4 ในกรณีนี้การตรวจเสมหะอาจไม่พบเชื้อวัณโรคเพราะรอยโรคส่วนใหญ่อยู่ในส่วนที่เป็น interstitial tissue ดังนั้นในกลุ่มผู้ป่วยดังกล่าวนี้อาจจะจำเป็นต้องอาศัยการตรวจเพิ่มเติมเพื่อยืนยันต่อไป แต่หากอยู่ในที่ๆไม่สามารถตรวจเพิ่มเติมได้เช่น ไม่สามารถทำการส่องกล้องหลอดลมได้ การให้การรักษาแบบวัณโรคไปก่อนและมีการติดตามผลการรักษาอย่างใกล้ชิดก็เป็นหนทางหนึ่งที่ทำได้ในเวชปฏิบัติ

ผู้ป่วยวัณโรคปอดบางรายมีการดำเนินโรคที่เรื้อรังมากจนอาจทำให้มีการถูกทำลายของเนื้อปอด และหลอดลมซึ่งสามารถมองเห็นได้จากภาพรังสีทรวงอก ในกรณีที่โรคดำเนินไปอย่างค่อยเป็นค่อยไปนั้น ในผู้ป่วยที่ภูมิคุ้มกันปกติอาจจะทำให้มีทั้งรอยโรคที่ active และ inactive อยู่ปนกันได้

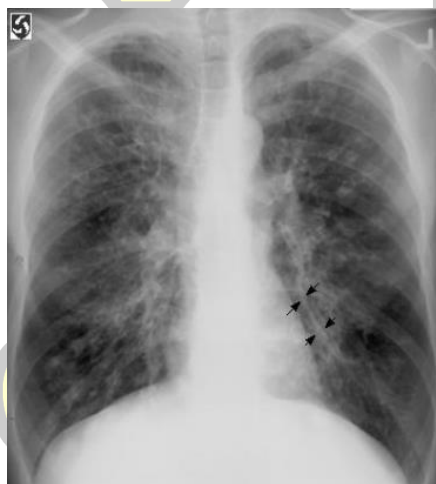


พหุ...

ชเว

#### ภาพประกอบ 2.4 ภาพรังสีทรวงอกผู้ป่วย Military tuberculosis

โดยพบว่ารอยโรคที่ inactive นั้นจะให้ลักษณะทางรังสีทรวงอกเป็น reticular infiltration ซึ่งส่วนใหญ่พบว่ามีการเปลี่ยนแปลงเป็น fibrosis และมักมีการหดตัวของปอดร่วมด้วยทำให้เห็นมี volume loss หรือ atelectasis จากภาพเอ็กซเรย์ปอด และมักพบร่วมกับการมี calcification ไปเกาะที่รอยโรค แต่หากมีการทำลายเนื้อปอดหรือหลอดลมร่วมด้วยแพทย์อาจเห็นมีภาวะที่เรียกว่า destroyed lung โดยจะพบว่าเนื้อปอดถูกทำลายไปโดยเหลือไว้เป็นโพรงหลายอัน ร่วมกับการทำลายหลอดลมและเห็นเป็น Bronchiectasis ได้ การถูกทำลายดังกล่าวอาจกินพื้นที่เฉพาะบางกลีบ หรือเป็นทั้งข้างก็เป็นได้ ดังในภาพประกอบที่ 5 ซึ่งในกรณีนี้การตรวจร่างกายจะพบมีการ shift ของ trachea ไปทางด้านที่มี destroyed lung



#### ภาพประกอบ 2.5 ภาพรังสีทรวงอกผู้ป่วย Generalize bronchiectasis

ที่มา: รศ.พญ.จันทิมา เอื้อตรงจิตต์ ภาควิชาสูติศาสตร์ คณะแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่

ภาวะ atelectasis สามารถเกิดได้ในกรณีอื่นได้อีก เช่น การเกิดวัณโรคในหลอดลมซึ่งอาจมีร่วมกับวัณโรคในเนื้อปอดหรือมีแต่ในหลอดลมอย่างเดียวก็ได้ ซึ่งเป็นเหตุทำให้หลอดลมถูกอุดตันจนมีการแฟบของกลีบปอด ในกรณีนี้จะพบว่าผู้ป่วยเกือบทั้งหมดจะพบเชื้อจากการย้อมเสมหะ แต่อย่างไรก็ดีในกลุ่มผู้ป่วยที่มีแต่วัณโรคหลอดลมแต่เพียงอย่างเดียวอาจทำให้แพทย์วินิจฉัยผิดพลาดได้เนื่องจากอาจไม่พบความผิดปกติของเอ็กซเรย์ปอด แต่ผู้ป่วยจะมีอาการเช่น ไอเรื้อรังและมักมีเสมหะ อาจมีไข้ร่วมกับอาการเบื่ออาหาร น้ำหนักลดได้ โดยผู้ป่วยบางรายอาจพบมีเสียงปอดผิดปกติแบบ central rhonchi ดังกล่าวแล้วข้างต้นเพราะฉะนั้นหากผู้ป่วยหญิง อายุุน้อยและมีลักษณะทางคลินิกดังที่กล่าวมาแล้วอาจจะต้องตรวจเสมหะเพื่อหาเชื้อวัณโรคเพราะอาจเป็นวัณโรคหลอดลมได้

ผู้ป่วยวัณโรคอาจมีลักษณะทางรังสีที่คล้ายผู้ป่วยที่เป็นปอดอักเสบจากเชื้อแบคทีเรียได้เช่น การพบ patchy infiltration หรือ consolidation เป็นต้น แต่ผู้ป่วยวัณโรคจะมีลักษณะทางคลินิกที่

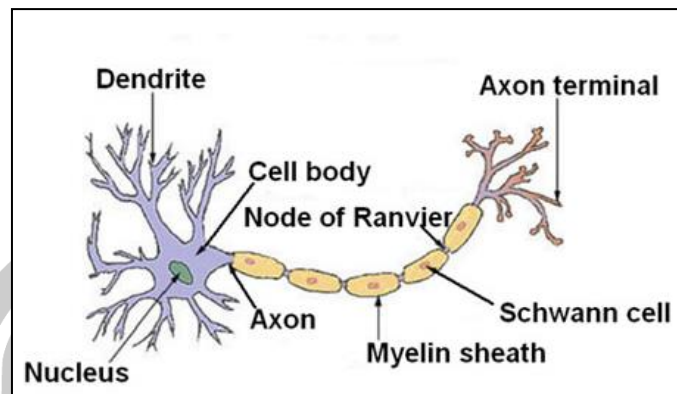
ต่างออกไปคือ จะมีอาการน้อยเมื่อเทียบกับผู้ป่วย bacterial pneumonia โดยเฉพาะอาการเหนื่อย ยกเว้นว่ามีพยาธิสภาพที่รุนแรง

ลักษณะทางเอ็กซ์เรย์ปอดแบบสุดท้ายที่พบบ่อยคือ nodule ซึ่งค่อนข้างเป็นปัญหาในการวินิจฉัยและรักษาเนื่องจากผู้ป่วยเหล่านี้มักไม่ค่อยมีอาการและมักตรวจพบความผิดปกติโดยบังเอิญ ทำให้มีโอกาสน้อยที่จะพบสาเหตุจากการย้อมเชื้อวัณโรค ดังนั้นหากพบเอ็กซ์เรย์ที่มีลักษณะดังกล่าวแพทย์ควรจะมีการตรวจเพิ่มเติมเพื่อประเมินโอกาสการเป็นวัณโรคก่อนที่จะตัดสินใจให้การรักษา โดยเฉพาะผู้ป่วยสูงอายุ ที่มีประวัติสูบบุหรี่ และมี nodule ขนาดใหญ่ซึ่งมีโอกาสเป็นมะเร็งปอดรวมทั้งอาจต้องนึกถึงการติดเชื้อ Mycobacterium ที่ไม่ใช่วัณโรคได้ด้วยเพราะมักจะให้ลักษณะทางเอ็กซ์เรย์ที่เป็น nodule ได้บ่อย และต้องวินิจฉัยโดยการส่งเพาะเชื้อเสมหะ หรือส่งตรวจชิ้นเนื้อ น้ำล้างปอดที่ได้จากการทำ bronchoscope

## 2.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) หรือที่มักจะเรียกสั้น ๆ ว่า ซ้ายงานประสาท (Neural Network : NN) เป็นหนึ่งในเทคนิคของการทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) และเป็นโมเดลทางคณิตศาสตร์สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนกชันนิสต์ (Connectionist) เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในมนุษย์ (R.C. Gonzalez and R.E.Woods 2002) ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้การจดจำรูปแบบ (Pattern Recognition) และการสร้างความรู้ใหม่ (Knowledge Extraction) โดยวิธีการนี้จะลอกเลียนการทำงานของเซลล์ประสาท (Nerve Cells) ซึ่งมีชื่อเรียกอีกอย่างว่านิวรอน (Neuron) ซึ่งมีหน้าที่หลักคือการคำนวณและทำการส่งผลที่ได้จากการคำนวณไปยังอีกปลายหนึ่งของเซลล์ประสาทอย่างรวดเร็ว เพื่อให้สามารถส่งผลดังกล่าวไปยังเซลล์อื่น ๆ ได้อย่างทันท่วงที โดยรูปร่างลักษณะของนิวรอนในสมองมนุษย์นั้นแสดงดังในภาพประกอบที่ 2.1 ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท หรือ "นิวรอน" (Neurons) และ จุดประสานประสาท (Synapses) แต่ละเซลล์ประสาทประกอบด้วย ปลายในการรับกระแสประสาท เรียกว่า "เดนไดรต์" (Dendrite) ซึ่งเป็น Input และปลายในการส่งกระแสประสาทเรียกว่า "แอกซอน" (Axon) ซึ่งเป็นเหมือน Output ของเซลล์ เซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรต์เข้าสู่นิวเคลียสซึ่งจะเป็นตัวตัดสินใจว่าต้องกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแสประสาทแรงพอ นิวเคลียสก็จะกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อไปผ่านทางแอกซอนของมัน

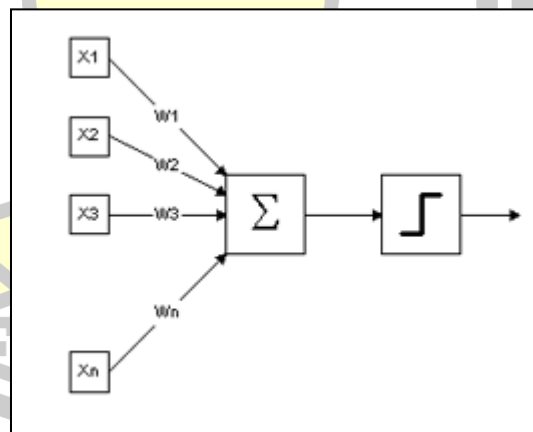




ภาพประกอบ 2.6 รูปแบบประสาทในสมองมนุษย์  
ที่มา <https://th.wikipedia.org/wiki/>

### 2.2.1 โครงสร้าง

นักวิจัยส่วนใหญ่ในปัจจุบันเห็นตรงกันว่าข่ายงานประสาทเทียมมีโครงสร้างแตกต่างจากข่ายงานในสมอง แต่ก็ยังเหมือนสมอง ในแง่ที่ว่าข่ายงานประสาทเทียม (Dougherty E. and J.Astola 1994) คือการรวมกลุ่มแบบขนานของหน่วยประมวลผลย่อย ๆ และการเชื่อมต่อนี้เป็นส่วนสำคัญที่ทำให้เกิดสติปัญญาของข่ายงาน เมื่อพิจารณาขนาดแล้วสมองมีขนาดใหญ่กว่าข่ายงานประสาทเทียมอย่างมาก รวมทั้งเซลล์ประสาทยังมีความซับซ้อนกว่าหน่วยย่อยของข่ายงาน อย่างไรก็ตามหน้าที่สำคัญของสมอง เช่น การเรียนรู้ยังคงสามารถถูกจำลองขึ้นอย่างง่ายด้วยโครงข่ายประสาทนี้



ภาพประกอบ 2.7 Model ของ Neuron ในคอมพิวเตอร์  
ที่มา <https://th.wikipedia.org/wiki/>

### 2.2.2 หลักการ

สำหรับในคอมพิวเตอร์ Neurons ประกอบด้วย Input และ Output เหมือนกัน โดยจำลองให้ Input แต่ละอันมี Weight เป็นตัวกำหนดน้ำหนักของ input โดย Neuron แต่ละหน่วยจะมีค่า

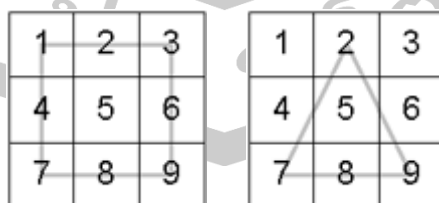
Threshold เป็นตัวกำหนดว่าน้ำหนักรวมของ Input ต้องมากขนาดไหนจึงจะสามารถส่ง Output ไปยัง Neurons ตัวอื่นได้ เมื่อนำ Neuron แต่ละหน่วยมาต่อกันให้ทำงานร่วมกันการทำงานนี้ในทางตรรกะแล้วก็จะเหมือนกับปฏิกิริยาเคมีที่เกิดในสมอง เพียงแต่ในคอมพิวเตอร์ทุกอย่างเป็นตัวเลขเท่านั้นเอง

### 2.2.3 การทำงาน

การทำงานของ Neural Networks คือเมื่อมี Input เข้ามายัง Network ก็เอา Input มาคูณกับ Weight ของแต่ละขา ผลที่ได้จาก Input ทุก ๆ ขาของ Neuron จะเอามารวมกันแล้วก็เอามาเทียบกับ Threshold ที่กำหนดไว้ ถ้าผลรวมมีค่ามากกว่า Threshold แล้ว Neuron ก็จะส่ง Output ออกไป Output นี้ก็จะถูกส่งไปยัง Input ของ Neuron อื่น ๆ ที่เชื่อมกันใน Network ถ้าค่าน้อยกว่า Threshold ก็จะไม่เกิด Output เขียนออกมาได้ดังนี้

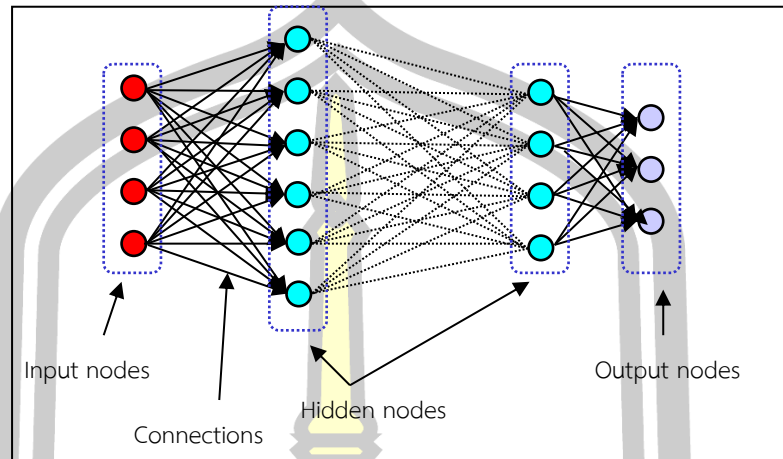
if (sum(input \* weight) > threshold) then output

สิ่งสำคัญคือต้องทราบค่า Weight และ Threshold สำหรับสิ่งที่ต้องการเพื่อให้คอมพิวเตอร์รู้จัก ซึ่งเป็นค่าที่ไม่แน่นอน แต่สามารถกำหนดให้คอมพิวเตอร์ปรับค่าเหล่านั้นได้โดยการสอนให้มันรู้จัก Pattern ของสิ่งที่ต้องการให้มันรู้จัก เรียกว่า "Back Propagation" ซึ่งเป็นกระบวนการย้อนกลับของการรู้จัก ในการฝึก feed-forward neural networks จะมีการใช้อัลกอริทึมแบบ Back-Propagation เพื่อใช้ในการปรับปรุงน้ำหนักคะแนนของเครือข่าย (Network Weight) หลังจากใส่รูปแบบข้อมูลสำหรับฝึกให้แก่เครือข่ายในแต่ละครั้งแล้ว ค่าที่ได้รับ (Output) จากเครือข่ายจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับผลที่คาดหวัง แล้วทำการคำนวณหาค่าความผิดพลาด ซึ่งค่าความผิดพลาดนี้จะถูกส่งกลับเข้าสู่เครือข่ายเพื่อใช้แก้ไขค่าน้ำหนักคะแนนต่อไปอย่างเช่นจะรู้จักรูปสามเหลี่ยม กับรูปสี่เหลี่ยม อาจแบ่ง Input เป็น 9 ตัวคือเป็นตาราง 3x3 ถ้าวาดรูปสี่เหลี่ยมหรือสามเหลี่ยมให้เต็มกรอบ 3x3 พอดี สี่เหลี่ยมจะมีส่วนของขอบอยู่ในช่อง 1,2,3,4,6,7,8,9 ก็สมมติให้น้ำหนักตรงช่องเหล่านี้มีค่ามาก ๆ ถ้ามีเส้นขีดผ่านก็เอามาคูณกับน้ำหนักแล้วก็เอามารวมกัน ตั้งค่าให้พอเหมาะก็จะสามารถแยกแยะระหว่างสี่เหลี่ยมกับสามเหลี่ยมได้ ซึ่งนี่คือหลักการของ Neural Network (Gasteratos 2014)



ภาพประกอบ 2.8 การแยกแยะระหว่างสามเหลี่ยมกับสี่เหลี่ยมตามวิธีของ Neural Network

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

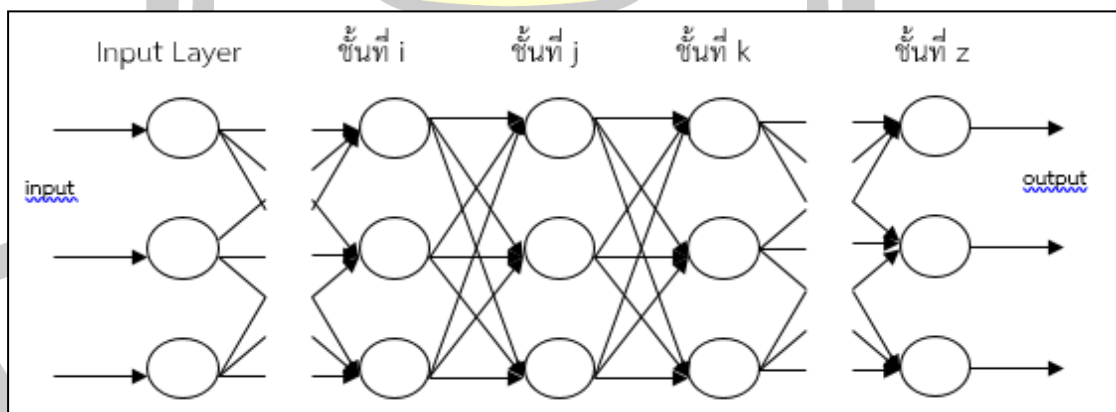


ภาพประกอบ 2.9 โครงสร้างวงจร Neural Network

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

#### 2.2.4 กระบวนการย้อนกลับของการรู้จำ (Back Propagation Algorithm)

Back-Propagation เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทวิธีหนึ่งที่ยิยมใช้ใน Multilayer Perceptron เพื่อปรับค่าน้ำหนักในเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดให้เหมาะสม โดยการปรับค่านี้อาจขึ้นกับความแตกต่างของค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้กับค่าเอาต์พุตที่ต้องการ พิจารณาภาพต่อไปนี้ประกอบ



ภาพประกอบ 2.10 รูปแบบ Back-Propagation Neural Network

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

ขั้นตอนของ Back-Propagation Algorithm มีดังนี้

1. กำหนดค่าอัตราเร็วในการเรียนรู้ (Rate Parameter : r)

2. สำหรับแต่ละตัวอย่างอินพุตให้ทำตามขั้นตอนต่อไปนี้จนกว่าได้ระดับ Performance ที่ต้องการ

- คำนวณหาค่าเอาต์พุตโดยใช้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นซึ่งอาจได้จากการสุ่ม
- คำนวณหาค่า  $\beta$  : แทนประโยชน์ที่จะได้รับสำหรับการเปลี่ยนค่าเอาต์พุตของแต่ละโหนด

ในชั้นเอาต์พุต (Output Layer)

$$\beta_z = d_z - o_z$$

(2.1)

เมื่อ  $d_z$  = ค่าเอาต์พุตที่ต้องการ

$o_z$  = ค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้

ในชั้นซ่อน (Hidden Layer)

$$\beta_j = \sum w_{j k} o_k (1 - o_k) \beta_k$$

(2.2)

เมื่อ  $w_{j k}$  = น้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างชั้นที่  $j$  กับ  $k$

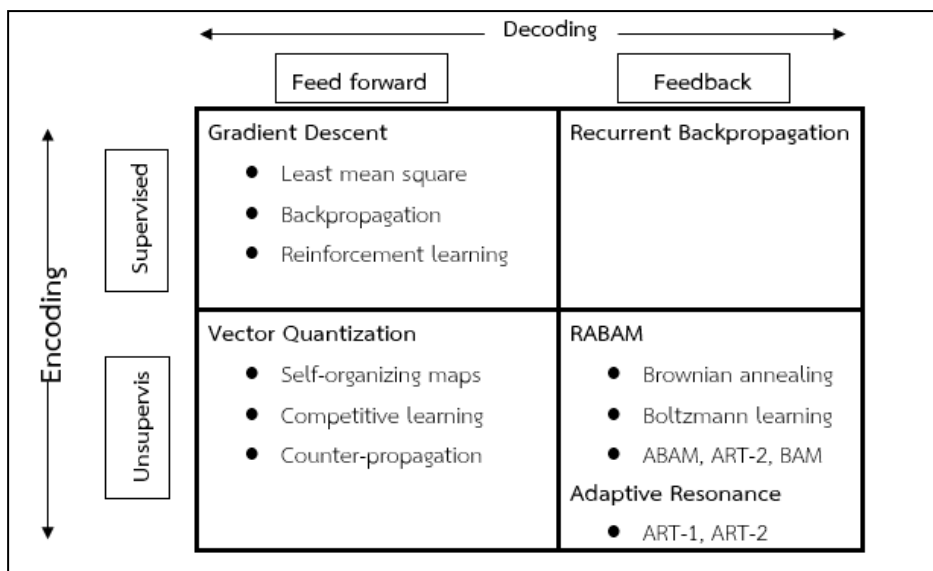
คำนวณค่าน้ำหนักที่เปลี่ยนแปลงไปสำหรับในค่าน้ำหนัก ด้วยสมการต่อไปนี้

$$\Delta w_{i j} = r o_i o_j (1 - o_j) \beta_j$$

(2.3)

- เพิ่มค่าน้ำหนักที่เปลี่ยนแปลง สำหรับตัวอย่างอินพุตทั้งหมด และเปลี่ยนค่าน้ำหนัก

พหุ ประ โท ชีวะ



ภาพประกอบ 2.11 อนุกรมวิธานของโครงข่ายประสาทเทียม

ที่มา: <https://mc.ai/>

### 2.2.5 การเรียนรู้สำหรับ Neural Network

#### 1. Supervised Learning การเรียนแบบมีการสอน

เป็นการเรียนแบบที่มีการตรวจคำตอบเพื่อให้วงจรข่ายปรับตัว ชุดข้อมูลที่ใช้สอนวงจรข่ายจะมีคำตอบไว้คอยตรวจสอบว่าวงจรข่ายให้คำตอบที่ถูกต้องหรือไม่ ถ้าตอบไม่ถูกต้องวงจรข่ายก็จะปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้น (เปรียบเทียบกับคนเหมือนกับการสอนนักเรียนโดยมีครูผู้สอนคอยแนะนำ)

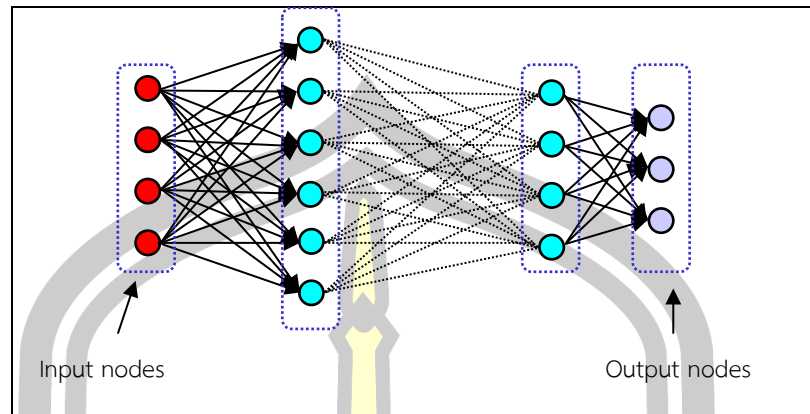
#### 2. Unsupervised Learning การเรียนแบบไม่มีการสอน

เป็นการเรียนแบบไม่มีผู้แนะนำ ไม่มีการตรวจคำตอบว่าถูกต้องหรือผิด วงจรข่ายจะจัดเรียงโครงสร้างด้วยตัวเองตามลักษณะของข้อมูล ผลลัพธ์ที่ได้ วงจรข่ายจะสามารถจัดหมวดหมู่ของข้อมูลได้ (เปรียบเทียบกับคน เช่น การที่เราสามารถแยกแยะพันธุ์พืช พันธุ์สัตว์ตามลักษณะรูปร่างของมันได้เองโดยไม่มีใครสอน)

### 2.2.6 Network Architecture

#### 1. Feedforward Network

ข้อมูลที่ประมวลผลในวงจรข่ายจะถูกส่งไปในทิศทางเดียวจาก Input Nodes ส่งต่อมาเรื่อยๆ จนถึง Output Nodes โดยไม่มีการย้อนกลับของข้อมูล หรือแม้แต่ Nodes ใน Layer เดียวกันก็ไม่มีการเชื่อมต่อกัน

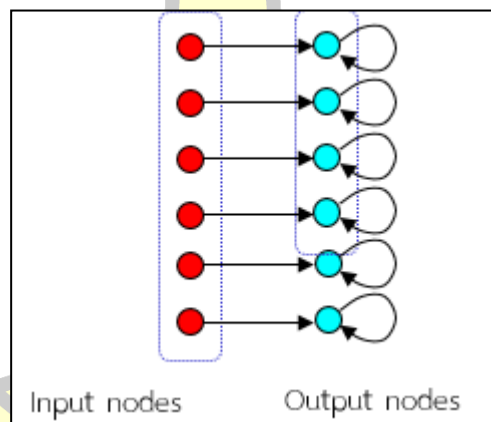


ภาพประกอบ 2.12 สถาปัตยกรรมของ Feed Forward Network

ที่มา: <https://mc.ai/>

## 2. Feedback Network

ข้อมูลที่ประมวลผลในวงจรข่าย จะมีการป้อนกลับเข้าไปยังวงจรข่ายหลาย ๆ ครั้ง จนกระทั่งได้คำตอบออกมา (บางที่เรียกว่า Recurrent Network)



ภาพประกอบ 2.13 สถาปัตยกรรมของ Feedback Network

ที่มา: <https://mc.ai/>

## 3. Network Layer

พื้นฐานสามัญที่สำคัญของ Artificial Neural Network ประกอบไปด้วย 3 ส่วน หรือ 3 Layer ได้แก่ ชั้นของ Input Units ที่ถูกเชื่อมต่อกับชั้นของ Hidden Units ซึ่งเชื่อมต่อกับชั้นของ Output Units

- การทำงานของ Input Unit จะทำหน้าที่แทนส่วนของข้อมูลดิบ ที่จะถูกป้อนเข้าสู่เครือข่าย

- การทำงานของแต่ละ Hidden Units จะถูกกำหนด โดยการทำงานของ Input Units และ คำนวณน้ำหนักบนความสัมพันธ์ระหว่าง Input units และ Hidden Units
- พฤติกรรมการทำงานของ Output Units จะขึ้นอยู่กับการทำงานของ Hidden Units และ คำนวณน้ำหนักระหว่าง Hidden Units และ Output Units

ประเภทของเครือข่ายนี้เป็นที่น่าสนใจ เพราะเราสามารถกำหนดการแทนค่าให้แก่ Input Units ได้อย่างอิสระ คำนวณน้ำหนักระหว่าง Input Units และ Hidden Units จะถูกกำหนดเมื่อ Hidden Unit กำลังทำงาน ฉะนั้นเวลาที่แก้ไขค่าน้ำหนัก Hidden Units จะสามารถเลือกว่าอะไรคือค่าที่เรา แทนเข้ามา

**Architecture of Layer** สามารถจำแนกสถาปัตยกรรมของชั้น (Layer) ออกเป็น 2 ประเภทคือ Single-Layer และ Multi-Layer

- Single-Layer Perceptron เครือข่ายประสาทที่ประกอบด้วยชั้นเพียงชั้นเดียว จำนวน Input Nodes ขึ้นอยู่กับจำนวน Components ของ Input Data และ Activation Function ขึ้นอยู่กับลักษณะข้อมูลของ Output เช่น ถ้า Output ที่ต้องการเป็น “ใช่” หรือ “ไม่ใช่” เราจะต้องใช้ Threshold Function

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq T \\ 0 & \text{if } x < T \end{cases} \quad T = \text{Threshold Level}$$

หรือถ้า Output เป็นค่าตัวเลขที่ต่อเนื่อง เราต้องใช้ Continuous Function เช่น Sigmoid Function

- **Multi-layer perceptron** เครือข่ายประสาทจะประกอบด้วยหลายชั้นโดยในแต่ละชั้น จะประกอบด้วยโหนด (Nodes) หรือเปรียบได้กับตัวเซลล์ประสาท (Neurons) คำนวณน้ำหนักของเส้นที่เชื่อมต่อระหว่างโหนดของแต่ละชั้น (เมทริก W), ค่า Bias Vector (b) และค่า Output Vector (a) โดย m เป็นตัวเลขบอกลำดับชั้นกำกับไว้ด้านบน เมื่อ p เป็น Input Vector การคำนวณค่าเอาต์พุต สำหรับเครือข่ายประสาทที่มี M ชั้นจะเป็นดังสมการ

$$\mathbf{a}^{m+1} = f^{m+1}(\mathbf{W}^{m+1}\mathbf{a}^m + \mathbf{b}^{m+1}) \quad (2.4)$$

เมื่อ  $m = 0, 2, \dots, M-1$

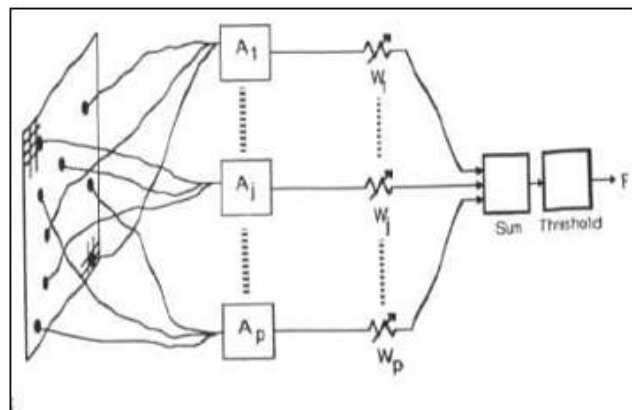
$$\mathbf{a}^0 = \mathbf{p}$$

$$\mathbf{a} = \mathbf{a}^m$$

และ f เป็น Transfer Function

#### 4. Perceptrons

ในยุค 60s งานส่วนใหญ่ของชายงานได้รับการวิพากษ์วิจารณ์ในหัวข้อเรื่อง Perceptrons ซึ่งค้นพบโดย Frank Rosenblatt โดย Perceptron ซึ่งกลายเป็น MCP Model ( Neuron with Weighted Inputs ) พร้อมกับส่วนต่อเติม จากรูปในส่วน  $A_1, A_2, A_j, A_p$  เรียกว่า Association Units การทำงานเพื่อคัดเลือกสิ่งที่แตกต่างออกมาจากรูปภาพที่รับเข้าไป โดย Perceptrons สามารถคัดลอกความคิดพื้นฐานภายในของสัตว์เลี้ยงลูกด้วยนม หลัก ๆ แล้วจะใช้ในรูปแบบ Recognition และสามารถขยายให้มีความสามารถสูงกว่านี้



ภาพประกอบ 2.14 โครงสร้างของ Perceptrons

ที่มา: Wikimedia Commons

ในปี ค.ศ.1969 Minsky และ Papert ได้เขียนหนังสืออธิบายเกี่ยวกับขอบเขตของ Single-Layer Perceptrons ผลกระทบที่ได้รับจากหนังสือเล่มนั้นร้ายแรง เป็นเหตุให้นักวิจัยสาขา Neural Network สูญเสียผลประโยชน์ เนื่องจากหนังสือสามารถถ่ายทอดออกมาได้ดี และแสดงข้อมูลในเชิงคำนวณว่า Single-Layer Perceptrons ไม่สามารถที่จะสร้างรูปแบบการจดจำพื้นฐาน (Basic Pattern Recognition Operation) ได้ เช่น การกำหนดความคล้ายคลึงของรูปร่าง หรือกำหนดว่ารูปร่างใดสัมพันธ์กันหรือไม่ แต่สิ่งที่นักวิจัยไม่รู้จนกระทั่งยุค 80s คือ การได้รับการฝึกฝนที่ถูกต้อง ซึ่ง Multi-Layer Perceptrons สามารถดำเนินการแก้ไขสิ่งเหล่านี้ได้

#### 2.2.7 การประยุกต์ใช้งาน Neural Network

แบบข่ายงานระบบประสาท (Neural Network) เกิดขึ้นเนื่องจากความสามารถในการจำลองพฤติกรรมทางกายภาพของระบบที่มีความซับซ้อนจากข้อมูลที่ป้อนให้เรียนรู้ การประยุกต์ใช้ข่ายงานระบบประสาทจึงเป็นทางเลือกใหม่ในการควบคุม ซึ่งมีผู้นำมาประยุกต์ใช้งานหลายประเภท ได้แก่

1. งานการจดจำรูปแบบที่มีความไม่แน่นอน เช่น ลายมือ ลายเซ็น ตัวอักษร รูปหน้า



2. งานการประมาณค่าฟังก์ชันหรือการประมาณความสัมพันธ์ (มี Inputs และ Outputs แต่ไม่ทราบว่า Inputs กับ Outputs มีความสัมพันธ์กันอย่างไร)
3. งานที่สิ่งแวดล้อมเปลี่ยนแปลงอยู่เสมอ (วงจรรายนิเวศสามารถปรับตัวเองได้)
4. งานจัดหมวดหมู่และแยกแยะสิ่งของ
5. งานทำนาย เช่นพยากรณ์อากาศ พยากรณ์หุ้น
6. การประยุกต์ใช้ข่ายงานระบบประสาทควบคุมกระบวนการทางเคมีโดยวิธีพยากรณ์แบบจำลอง (Model Predictive Control)
7. การประยุกต์ใช้ข่ายงานระบบประสาทแบบแพร่กระจายกลับในการทำนายพลังงานความร้อนที่สะสมอยู่ในตัวอาคาร
8. การใช้ข่ายงานระบบประสาทในการหาไซโครเมตริกซารท การประยุกต์ใช้ข่ายงานระบบประสาทควบคุมระบบ HVAC

### 2.3 การประมวลผลภาพเชิงสัญญาณ

การประมวลผลภาพเชิงสัญญาณ เป็นการประมวลผลภาพดิจิทัลพื้นฐานที่สำคัญ ซึ่งช่วยในการแสดงและอธิบายส่วนประกอบต่าง ๆ ของวัตถุในภาพ เช่น พื้นที่ โครงร่าง (Skeleton) ส่วนเว้าและส่วนโค้ง (Gasteratos 2014) เป็นการประมวลผลโดยการเปลี่ยนแปลงลักษณะรูปร่างหรือโครงสร้างของภาพ กระบวนการทำงานพื้นฐานโดยทั่วไปที่พบว่าถูกนำมาประยุกต์ใช้ในการประมวลผลต่าง ๆ ได้แก่ Dilation Erosion และ Skeleton โดยการ Dilation คือการขยายภาพโดยมีสัดส่วนเท่ากันทั่วทั้งภาพ (Uniform) การ Erosion คือการย่อภาพ ส่วนการทำ Skeleton เป็นการหาโครงสร้างหลักของวัตถุ ในการประมวลผลภาพเชิงสัญญาณจะใช้ทฤษฎีของเซต (Set Theory) ซึ่งเป็นพื้นฐานทางคณิตศาสตร์ในการประมวลผล

#### 2.3.1 โอเปอเรชันพื้นฐานของการประมวลผลภาพเชิงสัญญาณ

##### 2.2.1.1. ยูเนียน ( Union )

ยูเนียนของเซต A และเซต B เขียนแทนด้วย  $A \cup B$  คือ เซตที่ประกอบด้วยสมาชิกซึ่งเป็นสมาชิกของ A หรือของ B หรือ ของทั้งสองเซต เขียน  $A \cup B$  แบบบอกเงื่อนไขดังนี้

$$A \cup B = \{x \in U \mid x \in A \text{ หรือ } x \in B \text{ หรือ } x \text{ เป็นสมาชิกของทั้งสองเซต}\}$$

### 2.3.1.2. อินเตอร์เซกชัน (Intersection)

อินเตอร์เซกชันของเซต A และเซต B เขียนแทนด้วย  $A \cap B$  คือเซตที่ประกอบด้วยสมาชิกซึ่งเป็นสมาชิกของเซต A และเซต B เขียนแบบบอกเงื่อนไข ดังนี้

$$A \cap B = \{x \in U \mid x \in A \text{ และ } x \in B\}$$

### 2.3.1.3. คอมพลีเมนต์ (Complement)

คอมพลีเมนต์ของเซต A เขียนแทนด้วย  $A'$  คือ เซตที่ประกอบด้วยสมาชิกซึ่งเป็นสมาชิกของ U แต่ไม่เป็นสมาชิกของ A เขียนแบบบอกเงื่อนไข ดังนี้

$$A' = \{x \in U \mid x \notin A\}$$

### 2.3.1.4. ผลต่าง (Difference or Relative Complement)

ผลต่างของเซต A กับเซต B เขียนแทนด้วย  $A - B$  คือ เซตที่ประกอบด้วยสมาชิกของเซต A ซึ่งไม่เป็นสมาชิกของเซต B ผลต่างของเซต B กับเซต A เขียนแทนด้วย  $A - B$  เขียนแบบบอกเงื่อนไข ดังนี้

$$A - B = \{x \in U \mid x \in A \text{ และ } x \notin B\}$$

### 2.3.1.5. การขยายภาพ (Dilation)

คือ การขยายภาพโดยมีสัดส่วนเท่ากันทั่วทั้งภาพ (Uniform) ให้ A และ B เป็นเซตใน  $Z^2$  และ  $\Phi$  แทนเซตว่าง Dilation ของ A ด้วย B แทนด้วย  $A \oplus B$  มีคำจำกัดความดังนี้

$$A \oplus B = \{z / (B)_z \cap A \neq \Phi\}$$

การขยายภาพในที่นี้จะพิจารณาสำหรับข้อมูลภาพที่เป็นแบบไบนารีโดยการใช้เทคนิคการ Hit และ Miss การขยายภาพจะทำได้โดยกำหนด Template (ซึ่งสามารถสร้างได้จาก \* และ 1 โดยมีจุดเริ่มต้นที่กำหนดโดยวงกลม) และนำ Template นี้สแกนไปบนข้อมูลภาพตามลำดับตลอดทั้งภาพ ซึ่งในขณะที่จุดเริ่ม (Origin) ของ Template ตรงกับตำแหน่งข้อมูลภาพที่พิกเซลมีค่าเท่ากับ 1 นั่นก็ จะทำการยุเนียน Template นี้เข้ากับข้อมูลภาพ

### 2.3.1.6. การกร่อนของภาพ (Erosion)

สำหรับเซต A และ B เป็นเซตใน  $Z^2$  การเซาะของ A ด้วย B แทนด้วย  $A \ominus B$  และมีคำจำกัดความดังนี้

$$A \ominus B = \{z / (B)_z \subseteq A\}$$

การกร่อนภาพเป็นลักษณะของการลบข้อมูลภาพบริเวณขอบของภาพ การกร่อนภาพสามารถทำได้มีลักษณะคล้ายกับการขยายภาพโดยการสร้าง Template ขึ้นแล้วนำ Template ไปสแกนตามข้อมูลภาพ (Serra J. 1982)

สำหรับทุกตำแหน่งที่เลื่อน Template ไปบนภาพก็จะมีการเปรียบเทียบกับข้อมูลภาพ ถ้าข้อมูลภาพมีค่าเหมือนกับ Template จะทำการกำหนดค่าข้อมูลภาพในตำแหน่งที่ตรงกับจุดเริ่มต้น (Origin) ของ Template ถูกกำหนดให้มีค่าเท่ากับ 1

## 2.4 การศึกษาผลงานวิชาการที่เกี่ยวข้อง

### 2.4.1 การทำนายโรควัณโรคแบบหลายสายพันธุ์ด้วยรูปแบบไดนามิกโดยโครงข่ายประสาทเทียม (Dynamical Model of Tuberculosis-Multiple Strain Prediction based on Artificial Neural Network) (A.Fojnica 2016)

งานวิจัยนี้นำเสนอการใช้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อวินิจฉัยวัณโรคปอด โดยใช้ชุดข้อมูลภาพถ่ายรังสีทรวงอกในการฝึกสอนจำนวน 1,000 ภาพ โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้มีจำนวน 10 นิวรอน (Neurons) ชั้นนำเข้าข้อมูลใช้สถาปัตยกรรมแบบการป้อนย้อนกลับ (Back-propagation) ชั้นข้อมูลนำออกถูกสร้างขึ้นโดยการถ่วงน้ำหนักรวมทุก Neurons ในชั้น Output Layer และใช้ Activation function ในการฝึกสอนระบบจะแบ่งกลุ่มภาพถ่ายรังสีทรวงอกออกเป็น 6 กลุ่มตามเกณฑ์ระบาดวิทยา ได้แก่ กลุ่มเสี่ยงต่อการติดเชื้อกลุ่มติดเชื้อแต่ไม่แสดงอาการและตอบสนองต่อยา กลุ่มติดเชื้อแต่ไม่แสดงอาการและดื้อยา กลุ่มติดเชื้อที่แสดงอาการแต่ตอบสนองต่อยา กลุ่มติดเชื้อที่แสดงอาการแต่ดื้อยา และกลุ่มที่รักษาหายแล้ว โดยใช้อัลกอริธึมในการฝึกสอนแบบ Levenberg-Marquardt (LMA) มีเครือข่ายในการฝึกสอนแบบ TRAINLM ที่สามารถปรับค่าน้ำหนักในการทำนายตามการคำนวณของ LMA ซึ่งทำงานได้เร็วกว่าอัลกอริธึมแบบ Back-propagation แต่สิ้นเปลืองหน่วยความจำมากกว่า ใช้ Mean Squared Error ในการประเมินความสามารถของระบบซึ่งจะคำนวณหาค่าเฉลี่ยของความแตกต่างระหว่างค่าจริงกับค่าผลที่ได้จากการทำนาย จากนั้นมีการนำไปทดสอบด้วยการทำนายโรคในผู้ป่วย 1,400 รายของคลินิกศูนย์มหาวิทยาลัยซาราเจโว บอสเนีย และเฮอร์เซโกวีนา โดยระบบสามารถระบุภาพถ่ายรังสีทรวงอกของผู้ป่วยด้วยวัณโรคจริงได้ถูกต้อง 99.24% และระบุภาพถ่ายรังสีทรวงอกของผู้ไม่ป่วยได้ถูกต้อง 100% (85 ราย)

## 2.5 งานที่เกี่ยวข้อง (Relate Work)

งานวิจัยด้านคอมพิวเตอร์ช่วยในการวินิจฉัยวัณโรคปอดจะประกอบด้วย 2 ส่วนที่สำคัญหลักๆ คือ การแบ่งส่วนภาพของปอด (Lung region segmentation) และการจำแนกภาพที่แบ่งส่วนมาได้ว่าเป็นภาพปอดปกติหรือผิดปกติ (ติดเชื้อวัณโรค) ดังนั้นผู้วิจัยจึงทำการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องทั้งสองประเภทดังนี้

### 2.5.1 การแบ่งส่วนปอดจากภาพถ่ายรังสีทรวงอก (Lung Regions Segmentation)

มีงานวิจัยก่อนหน้าที่นำเทคนิคในการแบ่งส่วนภาพมาใช้เพื่อหาพื้นที่ส่วนของปอด เช่น S. Candemir et al (S. Candemir, S.Jaeger, K.Palaniappan 2012) ใช้วิธีการแบ่งส่วนแบบภาพตัดกราฟ (Graph cut based image segmentation) เพื่อหาขอบเขตปอดจากโมเดลของรูปร่างปอดที่คงที่ซึ่งถูกคำนวณจากระบบที่ได้รับการฝึกสอนด้วยภาพรูปทรงของปอดปกติและคำนวณจุดมาส์กจากภาพตัวอย่างแต่ละภาพ หลังจากนั้นจุดมาส์กทั้งหมดจะถูกนำมาเฉลี่ยเพื่อสร้างโมเดลปอดที่น่าจะเป็นไปได้มากที่สุดแล้วส่งผ่านไปยังระบบเพื่อตรวจสอบหาขอบเขตของปอดซึ่งใช้เทคนิคแบบผสมผสาน การทดสอบความสามารถของระบบใช้ชุดข้อมูลภาพจากสมาคมรังสีวิทยาแห่งประเทศไทย (Japanese society of radiological technology: JSRT) ซึ่งเทคนิคที่นำเสนอนี้สามารถตัดส่วนภาพได้ถูกต้อง 91% โดยใช้เวลาเพียง 8 วินาทีในการค้นหาขอบเขตของปอดจากภาพที่มีความละเอียด 1024x1024 พิกเซล

S.Candemir et al. (S.Candemir, S.Jaeger, K.Palaniappa, J.P.Musco, R.K.Singh, Z.Xue, A.Karagyris, S.Antani, G.Thoma 2014) ทำการรวบรวมรูปแบบปอดเพื่อการแบ่งส่วนภาพปอดที่เหมาะสมโดยแสดงให้เป็นรูปร่างโดยเฉลี่ยของปอดปกติด้วยมาส์กที่เลือก ผู้เขียนใช้ชุดย่อยของมาส์กที่ใช้ในการฝึกสอนห้าชุดที่มีลักษณะคล้ายกัน และใช้ Bhattacharyya coefficient ในการวัดความคล้ายของ projection และการฝึกสอนด้วยภาพถ่ายรังสีทรวงอก ในขั้นตอนสุดท้ายนำเทคนิค Graph cut มาใช้หาขอบเขตจากภาพปอดที่สกัดออกมาได้ ผลการวิจัยแสดงถึงความแม่นยำในการแบ่งส่วนภาพด้วยวิธีนี้ต่ำกว่าการแบ่งส่วนภาพด้วยบุคคลเมื่อใช้ชุดข้อมูลภาพถ่ายรังสีทรวงอกชุดเดียวกัน 4.6%

Hogeweg et al. (Hogeweg et al. 2015) นำเสนอการตรวจสอบความผิดปกติในภาพถ่ายรังสีทรวงอกแบบอัตโนมัติ โดยเทคนิคที่นำเสนอใช้ Active shape model (ASM) เพื่อทำการแบ่งส่วนภาพของปอดที่มีขนาดต่างกันออกจากกันโดยอัตโนมัติ โดยใช้ค่าอนุพันธ์เกาส์เซียน (Gaussian Derivative) เพื่อแยกคุณสมบัติพื้นผิว ค่าความผิดปกติของภาพถ่ายรังสีทรวงอกจะถูกคำนวณด้วยตัวคูณถ่วงน้ำหนัก เมื่อพื้นที่ปอดถูกจำแนกด้วย k-nearest neighbors แล้วจะถูกนำมารวมกับตัวคูณถ่วงน้ำหนัก โดยใช้ชุดภาพ 2 ชุดเพื่อทดสอบหาประสิทธิภาพของวิธีการที่นำเสนอ พบว่ามีค่าความแม่นยำที่ 82% วิธีการตรวจหาวัณโรคจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกแบบอัตโนมัติได้ถูกนำเสนอเช่นเดียวกันในงานของ Poomimadevi et al.(C.S. Poomimadevi and H.Sulochana 2016) โดยมีกระบวนการเตรียมความพร้อมก่อนประมวลผลภาพด้วยการลดสัญญาณรบกวน (Noise) ด้วยตัวกรอง Wiener และการปรับสมดุลฮิสโตแกรม (Histogram equalization) การเพิ่มความเข้มของแสง แต่เนื่องจากรูปร่างของปอดที่นำมาใช้ในการวิจัยมีความหลากหลายเนื่องจากปัจจัยเช่นอายุผู้ป่วยและระยะของโรค ดังนั้นจึงเสนอเทคนิคการทำ Rigid registration เพื่อสร้างมาส์กแบบเชิงเส้นในภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อใช้คำนวณค่าเฉลี่ยของปอด จากนั้นทำการแบ่งส่วนภาพด้วย Watershed segmentation ซึ่งให้

ความแม่นยำสูงกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับ Active contour และ Global thresholding segmentation การทดสอบความสามารถของระบบทำโดยใช้ชุดข้อมูลภาพถ่ายรังสีทรวงอกของสมาคมรังสีวิทยาแห่งญี่ปุ่น (JSRT) และชุดข้อมูลของมอนท์โกเมอรี่ (MC) พบว่าค่าความแม่นยำของระบบที่นำเสนอเท่ากับ 60% เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการ Global thresholding มีค่าความแม่นยำ 34.4% และวิธีการ Active contour มีค่าความแม่นยำที่ 59.4% ขณะที่ R.Ramya et al. (R.Ramya and P.S.Babu 2015) ได้นำเสนอวิธีการตรวจสอบหาวัณโรคจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกแบบอัตโนมัติโดยการใช้ Gaussian mask เพื่อให้ภาพอินพุตมีความสม่ำเสมอและลดสัญญาณรบกวน และหาขอบของภาพด้วย Canny edge detection ภาพสรุปโดยรวมของเทคนิคการแบ่งส่วนภาพของคอมพิวเตอร์ช่วยในการตรวจวินิจฉัยในงานวิจัยก่อนหน้าสามารถแสดงได้ดังตารางข้างล่างนี้

**ตารางที่ 1** เปรียบเทียบเทคนิคของการแบ่งส่วนภาพปอดของ CAD

	Authors	Year	Segmentation Technique	Dataset	Accuracy
1	S.Candemir et al	2012	Graph cut based image segmentation	JSRT	91%
2	S.Jaeger et al.	2014	Graph cut approach	JSRT	4.6% less than human
3	S.Candemir et al	2014	Graph cut based image segmentation	JSRT, Indiana, MC	95.4% (JSRT), 94.1% (MC), 91.7% (Indiana)
4	B.V.Ginneken et al.	2002	Deformable Model (ASM)	unknown	82%
5	Poomimadevi et al.	2016	Watershed segmentation	JSRT and MC	34.4% (JSRT), 59.4% (MC)
6	Jaeger et al.	2012	Combination of lung masks	JSRT	83.12%
7	R.Ramya et al.	2015	Canny edge detection	unknown	NA

	Authors	Year	Segmentation Technique	Dataset	Accuracy
8	R.Shen et al.	2010	Mean shift segmentation	Locally (131 images)	82%

### 2.5.2 การจำแนกความผิดปกติจากภาพถ่ายรังสีทรวงอก (Classifying the lung region)

ผลการทำงานของระบบคอมพิวเตอร์ช่วยในการวินิจฉัยวัณโรคจะพิจารณาที่ความสามารถการจำแนกประเภทของภาพถ่ายรังสีทรวงอก โดยไม่เกี่ยวข้องกับค่าความถูกต้องที่ได้จากขั้นตอนการแบ่งส่วนภาพ ซึ่งในงานวิจัยที่เกี่ยวข้องที่ผู้วิจัยได้ศึกษาค้นคว้ามานี้พบว่ามีการใช้กระบวนการจำแนกที่หลากหลายสามารถกล่าวโดยสรุปได้ดังนี้ S.Jaeger et al. (Jaeger et al. 2014) ใช้ชุดลักษณะเด่น 2 ชุดที่แตกต่างกันเพื่อคัดแยกประเภทของภาพถ่ายรังสีทรวงอกที่ปกติและผิดปกติ โดยชุดแรกมีการผสมผสานของรูปร่าง ขอบ และข้อมูลอธิบายลักษณะพื้นผิว จำนวน 6 ชนิด ซึ่งใช้ฮีโรแกรมแสดงค่าจำนวนของแต่ละชนิดพื้นผิว ชุดข้อมูลที่สองเป็นการรวบรวมคุณสมบัติของความเข้ม ขอบ พื้นผิวและรูปทรงที่มักจะถูกนำมาใช้ในระบบที่ดึงข้อมูลจากภาพโดยอ้างอิงเนื้อหา ใช้ Support vector machine ในการคัดแยกประเภทของภาพถ่ายรังสีทรวงอกเป็นแบบปกติและผิดปกติ โดยใช้ชุดภาพจากฐานข้อมูลของสมาคมรังสีวิทยาแห่งประเทศไทยปุ่น (JSRT) มอนท์โกเมอร์รี่ (MC) และ เซินเจิ้น (Shenzhen) ในการทดสอบความสามารถของระบบ พบว่ามีค่าความแม่นยำที่ 78.3% ในชุดภาพมอนท์โกเมอร์รี่และ 87% ของชุดภาพเซินเจิ้น

H.Das et al. (H.Das and A.Nath 2015) ทำการแบ่งส่วนภาพของปอดโดยใช้วิธี Region-based active contour โดยส่วนที่ถูกแบ่งภาพออกจะมีคุณสมบัติเด่นที่ถูกสกัดออกมาด้วย เช่น IH, GM, SD, HOG, LBP เพื่อคัดแยกประเภทของภาพถ่ายรังสีทรวงอกออกเป็นภาพปกติและภาพผิดปกติโดยใช้ Support Vector Machine (SVM) ซึ่งใช้เวลาเพียง 18 วินาทีในการค้นหา ทำการทดสอบระบบด้วยชุดภาพของมอนท์โกเมอร์รี่ (MC)

R.Ramya et al. (R.Ramya and P.S.Babu 2015) ทำการแบ่งส่วนของปอดด้วยเทคนิค Canny edge detection และคำนวณคุณสมบัติตามรูปร่างขอบและพื้นผิวเป็นอินพุตสำหรับตัวแยกประเภทไบนารี (Binary classifier) เพื่อทำนายว่าภาพอินพุตเป็นแบบปกติหรือผิดปกติ

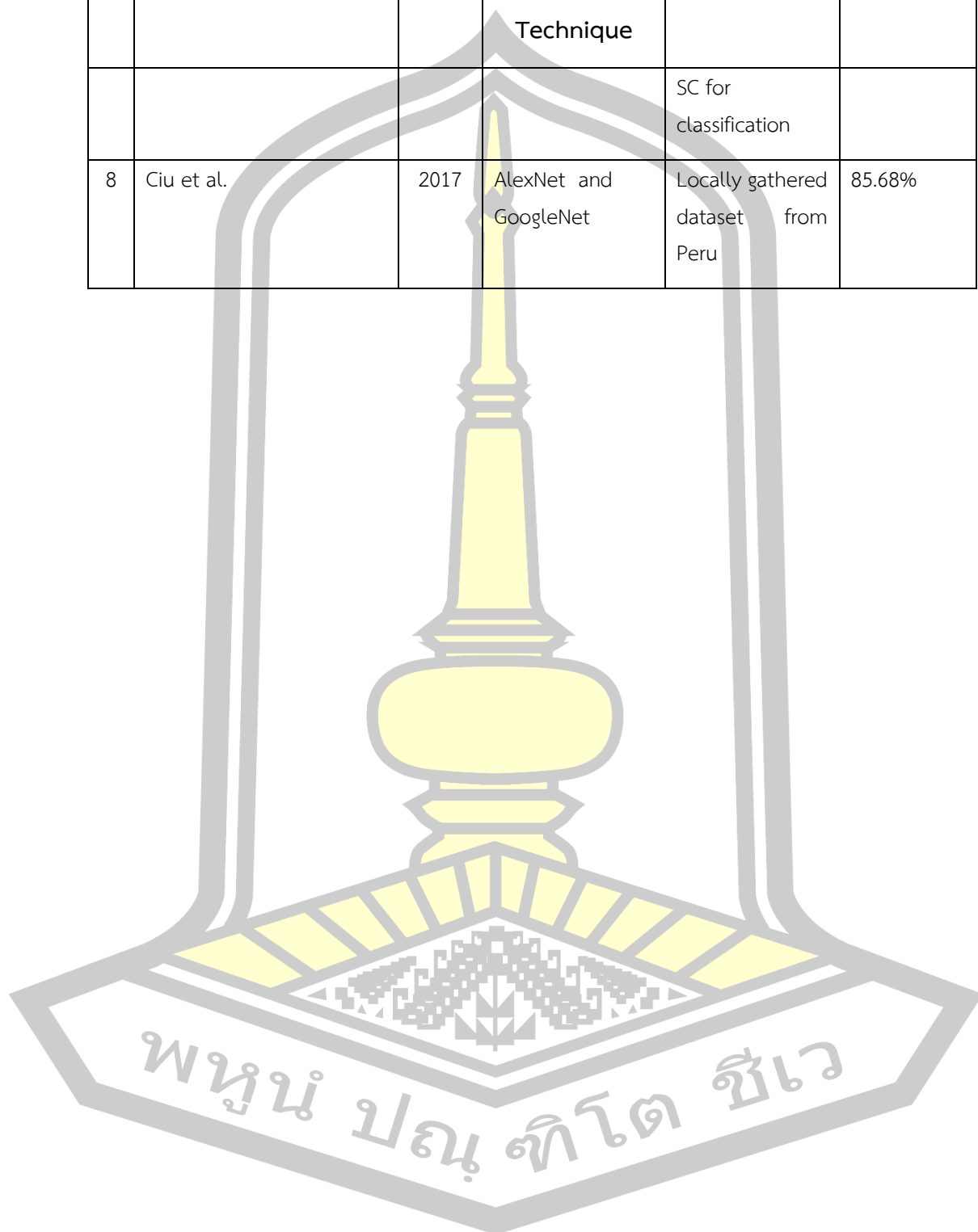
Y.Cao et al. (Cao et al. 2016) ใช้โทรศัพท์มือถือบนคลาวด์คอมพิวเตอร์ตั้งเพื่อคัดกรองภาพถ่ายรังสีทรวงอกด้วยการปรับปรุงความแม่นยำและความสอดคล้องกัน โดยระบบที่นำเสนอ

ทำงานบนสถาปัตยกรรม client-server การคัดแยกประเภทของคุณสมบัติเด่นใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึก (Deep convolutional neural network) ร่วมกับ SVM แต่มีข้อจำกัดตรงที่ขนาดภาพอินพุตต้องมีขนาด 227x227 พิกเซลเท่านั้น ขณะที่ S.Hwang et al.(S.Hwang, H.Kim, Ji Jeongb 2016a) เสนอวิธีการตรวจคัดกรองวัณโรคด้วยเครือข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึกของ AlexNet โดยใช้ชุดข้อมูล 3 ชุด จากสถาบันวัณโรคแห่งเกาหลี (Korean institute of tuberculosis: KIT) มอนท์โกเมอร์รี (MC) และเซ็นเงิน (SC) ผลการวิจัยพบว่าค่าที่ได้จากโมเดล Pre-trained ให้ค่าผลลัพธ์ที่ดีแต่ไม่เพียงพอที่จะใช้ในทางการแพทย์ ผู้วิจัยจึงเสนอแนะให้พัฒนาส่วนของ Transfer learning เพิ่มเติม นอกจากนี้แล้วผู้นำเสนองานโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกเช่น C.Liu et al. (Liu et al. 2018) เสนอแนะว่าการใช้ตัวคัดแยกเพียงชนิดเดียวนั้นจะไม่สามารถจำแนกค่าตัวแปรต่าง ๆ ของกลุ่มอาการแสดงของวัณโรคได้อย่างเหมาะสมโดยเฉพาะเมื่อทำงานกับชุดข้อมูลที่ไม่มีความสัมพันธ์กัน จึงใช้วิธีสุ่มตัวอย่างเพื่อแก้ไขปัญหาซึ่งส่งผลให้ความแม่นยำในการจำแนกวัณโรคเพิ่มขึ้นจาก 53.02% เป็น 85.68% ภาพสรุปโดยรวมของเทคนิคการจำแนกความผิดปกติของภาพของคอมพิวเตอร์ช่วยในการตรวจวินิจฉัยในงานวิจัยก่อนหน้านี้สามารถแสดงได้ดังตารางที่ 2

**ตารางที่ 2** เปรียบเทียบประสิทธิภาพของเทคนิคการจำแนกภาพของ CAD

	Authors	Year	Classification Technique	Dataset	Accuracy
1	S.Jaeger et al.	2014	SVM classifier	JSRT,MC,SC	78%(MC) 84%(SC)
2	H. Das, et al.	2015	SVM classifier	MC	NA
3	S.Jaeger et al.	2012	SVM classifier	MC	83.12%
4	L.Hogeweg et al.(Hogeweg et al. 2015)	2015	Random forest classifier	Find and treat and TB-NEAT (200 images)	NA
5	R.Ramya et al	2015	Binary classifier	unknown	NA
6	Y.Cao et al.	2016	Hybrid classifier	Local datasets	NA
7	S.Hwang et al.(S.Hwang, H.Kim, Ji Jeongb 2016b)	2016	AlexNet	ImageNet for training, MC and	77%

	Authors	Year	Classification Technique	Dataset	Accuracy
				SC for classification	
8	Ciu et al.	2017	AlexNet and GoogleNet	Locally gathered dataset from Peru	85.68%





## บทที่ 3

### วิธีดำเนินการวิจัย

สำหรับรายละเอียดในบทนี้จะแสดงถึงขั้นตอนและวิธีการดำเนินงานการวิจัย ซึ่งหลังจากที่ได้ศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้องในการทำวิจัยเรื่องการคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกด้วยโครงข่ายประสาทเทียม สามารถออกแบบการทำงานในการวิจัยโดยกำหนดขั้นตอนการดำเนินการได้ดังนี้

#### 3.1 ศึกษาทฤษฎีและวิธีการที่ใช้ในการตรวจสอบภาพถ่ายรังสีทรวงอก

จากงานวิจัยก่อนหน้าหรือวารสารทางวิชาการที่ตีพิมพ์บทความที่เกี่ยวข้อง โดยจากการศึกษาพบว่า

##### 3.1.1 ทฤษฎีที่นำมาใช้ในการวิจัย (Theory) ประกอบด้วย

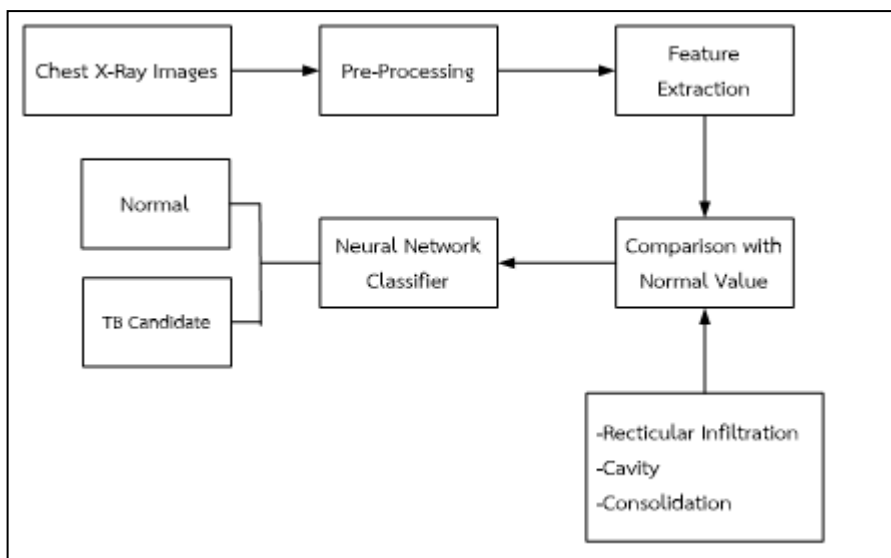
- ความรู้เกี่ยวกับวัณโรคปอด
- ลักษณะพยาธิสภาพของความผิดปกติที่เชื่อมโยงกับวัณโรคปอดที่พบในภาพถ่ายรังสีทรวงอก

##### 3.1.2 วิธีการที่ใช้ในการวิจัย (Methodology)

- การประมวลผลภาพ (Image Processing)
- การประมวลผลภาพเชิงสัณฐาน (Morphological Image Processing)
- โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

#### 3.2 ขั้นตอนการวิจัย

ขั้นตอนในการดำเนินการวิจัย แบ่งออกเป็นกระบวนการใหญ่ ๆ ได้ 3 กระบวนการคือ กระบวนการที่ 1 การเตรียมภาพถ่ายรังสีทรวงอกที่ใช้ในงานวิจัย กระบวนการที่ 2 การหาลักษณะเด่นเฉพาะที่ปรากฏในภาพถ่ายรังสีทรวงอก และกระบวนการที่ 3 การระบุค่าระดับความผิดปกติในภาพถ่ายรังสีทรวงอก ซึ่งขั้นตอนที่กล่าวถึงมานี้ สามารถนำมาเขียนให้อยู่ในรูปของแผนภาพเพื่อแสดงขั้นตอนโดยรวมของการคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกด้วยโครงข่ายประสาทเทียมได้ดังภาพประกอบที่ 3.1



ภาพประกอบ 3.15 ขั้นตอนการทำงานพื้นฐานของการคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

### 3.3 ตัวอย่างที่ใช้ในการวิจัย

ภาพถ่ายรังสีทรวงอกที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้มีจำนวนทั้งสิ้น 20,000 ภาพ จากฐานข้อมูลภาพถ่ายรังสีทรวงอก 3 แหล่ง ได้แก่ 1) ภาพถ่ายรังสีทรวงอกจากฐานข้อมูลชุดภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อคัดกรองวัณโรครัฐมอนโกเมอรี่ (Montgomery County Chest X-ray Set: MC) จำนวน 138 ภาพ ประกอบด้วยภาพถ่ายรังสีทรวงอกแบบปกติ จำนวน 80 ภาพ และแบบที่แสดงอาการที่เชื่อมโยงกับวัณโรคจำนวน 58 ภาพ และ 2) ภาพถ่ายรังสีทรวงอกจากฐานข้อมูลชุดภาพถ่ายรังสีทรวงอกจากการคัดกรองผู้ป่วยประจำวันในโรงพยาบาลประชาชนที่ 3 ประจำเซินเจิ้น วิทยาลัยการแพทย์กวางตุ้ง ประเทศจีน (Shenzhen Chest X-Ray Set: SC) จำนวน 662 ภาพ แบ่งเป็นภาพถ่ายรังสีทรวงอกแบบปกติ 326 ภาพ และแบบที่แสดงอาการที่เชื่อมโยงกับวัณโรคจำนวน 336 ภาพ และภาพถ่ายรังสีทรวงอกจากฐานข้อมูลชุดภาพถ่ายรังสีทรวงอกจากสถาบันสุขภาพแห่งชาติ (National Institutes of Health: NIH) กระทรวงสาธารณสุขและบริการมนุษย์ประเทศสหรัฐอเมริกาจำนวน 19,200 ภาพ แบ่งเป็นภาพถ่ายรังสีทรวงอกแบบปกติจำนวน 9,594 ภาพ และแบบที่แสดงอาการเชื่อมโยงกับวัณโรคจำนวน 9,606 ภาพ โดยภาพถ่ายรังสีทรวงอกทั้งหมดถูกถ่ายโดยเครื่องเอกซเรย์ดิจิทัลระบบ Computer Radiography (CR) บันทึกในรูปแบบ .PNG 12 บิตในโหมดสีเทา มีขนาดภาพหลัก ๆ ทั้งสิ้น 3 แบบคือ 4,020 x 4,892 พิกเซล หรือ 4,892 x 4,020 พิกเซล และ 3,000 x 3,000 พิกเซล ซึ่งจะแบ่งภาพทั้งหมดออกเป็น 2 ชุด สำหรับใช้ในการฝึกสอนให้ระบบรู้จำและชุดสำหรับทดสอบความสามารถของคอมพิวเตอร์ช่วยในการวินิจฉัยวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกจำนวน 14,000 ภาพ และ 6,000 ภาพ ตามลำดับ โดยภาพที่ใช้ในการฝึกสอนจะแบ่งเป็นกลุ่มละ 7,000 ภาพ และภาพที่ใช้ในการทดสอบแบ่งเป็นกลุ่มละ 3,000 ภาพ

### 3.4 กระบวนการเตรียมความพร้อม (Pre-Processing) ภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อใช้ในการวิจัย

ประกอบด้วยขั้นตอนย่อย ๆ ดังนี้

3.4.1 ปรับปรุงคุณลักษณะของภาพถ่ายรังสีทรวงอกให้เหมาะสมก่อนนำไปประมวลผล (กระบวนการ Pre-Processing) โดยใช้การกรองโฮโมมอร์ฟิก (Homomorphic Filter) เพื่อเพิ่มความสว่างในภาพและลดสัญญาณรบกวนแบบทวีคูณ (Multiplicative noise) ซึ่งมักพบในภาพถ่ายรังสีที่มีความเข้มไม่สม่ำเสมอเกิดการบิดเบือนที่ขอบของกระดูกซี่โครงและปิดบังรายละเอียดต่าง ๆ ตามด้วยการปรับสมดุลฮิสโตแกรม (Histogram Equalization), การกรองมัธยฐาน (Median Filter) และ Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) จากนั้นแบ่งส่วนภาพ (Image segmentation) ทำโดยใช้ Active Contour model เพื่อกำหนดรูปร่างปอดในภาพถ่ายรังสี

### 3.5 กระบวนการดึงคุณลักษณะเด่น (Feature Extraction)

การวิจัยครั้งนี้เลือกคุณลักษณะเด่นในภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อใช้ประกอบการพิจารณาถึงความเชื่อมโยงกับวัณโรคปอดซึ่งมีรายงานว่า เป็นลักษณะเด่นที่ปรากฏในภาพถ่ายรังสีทรวงอกของผู้ป่วยวัณโรคปอดเมื่อผ่านกระบวนการตรวจสอบและสรุปผลทางคลินิก โดยอ้างอิงตามผลงานวิจัย [10-12] ได้แก่

3.5.1 เงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อ (Reticular Infiltration)

3.5.2 โพรงแผลในเนื้อปอด (Cavity)

3.5.3 เงาที่บวมจากพยาธิสภาพเนื้อปอดตัน (Consolidation)

โดยอาศัยวิธีการพื้นฐานตามกระบวนการของ Morphology เช่น Closing Opening Dilation และ Erosion เป็นหลัก

### 3.6 กระบวนการระบุระดับความผิดปกติในภาพถ่ายรังสีทรวงอก

ประกอบด้วยขั้นตอนย่อยคือ

3.6.1 การนำผลลัพธ์ที่ได้จากกระบวนการก่อนหน้ามาเปรียบเทียบกับค่าซึ่งแบ่งเป็น ปกติ (Normal) และผิดปกติ (TB active) ซึ่งเมื่อจำแนกตามพยาธิสภาพที่พบ เช่น แล้วจัดบันทึกเป็นฐานข้อมูลภาพ

3.6.2 จัดแบ่งภาพเป็น 2 กลุ่ม สำหรับการฝึกฝน (Training) และสำหรับการทดสอบ (Test) โดยให้แต่ละกลุ่มมีจำนวนที่เท่ากันทั้งสองชุดเพื่อสร้างกลไกการคัดแยกประเภทโดยหลักการของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ก่อนสรุปผลเพื่อหาค่าความถูกต้องแม่นยำของขบวนการทำงาน

### 3.7 การประเมินความสามารถของระบบ

การประเมินความสามารถของการคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกด้วย  
โครงข่ายประสาทเทียมจะกระทำโดย

3.7.1 การทดสอบหาค่าความแม่นยำ (Accuracy) ของการตรวจ หมายถึงความสามารถของ  
ซอฟต์แวร์ในการตรวจสอบและระบุความผิดปกติของโรคได้ถูกต้องตรงกับค่าที่แท้จริง

3.7.2 การทดสอบหาค่าความไว (Sensitivity) ของการตรวจ หมายถึงสัดส่วนของภาพถ่าย  
รังสีทรวงอกที่ให้ผลการทดสอบเป็นบวกต่อภาพถ่ายรังสีทรวงอกทั้งหมดที่ใช้ในการวิจัย ซึ่งระบบที่มี  
ค่าความไวสูงจะเหมาะสำหรับใช้เป็นการตรวจเบื้องต้นเพื่อลดจำนวนผู้ป่วยที่ต้องทำการตรวจที่  
จำเพาะขึ้นเพื่อการวินิจฉัยต่อไป [25]

3.7.3 ค่าความจำเพาะ (Specificity) เป็นค่าสัดส่วนของการตรวจไม่พบโรคในภาพถ่ายรังสี  
ทรวงอกที่ได้จากภาพถ่ายรังสีทรวงอกที่ระบุว่าเป็นปกติ การตรวจที่มีค่าความจำเพาะสูง หมายความว่า  
ผู้ป่วยที่ให้ผลการตรวจเป็นบวกมีโอกาสที่จะเป็นโรคจริงสูง ดังนั้นจึงมีประโยชน์ในการยืนยันการ  
วินิจฉัยในกรณีที่มีข้อมูลจากการตรวจอื่นชี้แนะมาบ้างแล้วว่าผู้ป่วยน่าจะป่วยด้วยโรคนั้น การตรวจที่  
มีคุณสมบัตินี้มีประโยชน์มากในกรณีที่ผลบวกจะก่อให้เกิดผลเสียแก่ผู้ป่วยอย่างมากทั้งด้านจิตใจ  
และการรักษาเสี่ยงต่ออันตราย เช่น กรณีของโรคมะเร็ง หรือทางด้านค่าใช้จ่ายในการรักษา เป็นต้น  
ซึ่งปกติแล้วการตรวจที่มีค่าจำเพาะสูงจึงมีประโยชน์มากในกรณีที่ผลการทดสอบเป็นบวก

3.7.4 ค่าในการทำนาย (Predictive Value) หมายถึงความน่าจะเป็นที่ผู้ป่วยจะเป็นโรคนั้น  
จริงเมื่อการตรวจให้ผลบวก

เมื่อกำหนดให้ผลการตรวจสอบภาพถ่ายรังสีทรวงอกโดยเทคนิคการคัดกรองวัณโรคปอด  
เบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่เป็นบวกคือบ่งบอกว่าเป็นโรค และ  
ให้ผลตรวจเป็นลบเมื่อบ่งบอกว่าไม่เป็นโรค จะแยกผลที่ได้เป็นกรณีต่าง ๆ ดังนี้

ผลบวกจริง (True Positive) หมายถึง ภาพถ่ายรังสีทรวงอกของกลุ่มผิดปกติถูกตรวจพบว่า  
เป็นโรค

ผลบวกหลวง (False Positive) หมายถึง ภาพถ่ายรังสีทรวงอกของกลุ่มปกติถูกตรวจพบว่า  
เป็นโรค

ผลลบจริง (True Negative) หมายถึง ภาพถ่ายรังสีทรวงอกของกลุ่มปกติถูกตรวจพบว่าไม่  
เป็นโรค

ผลลบหลวง (False Negative) หมายถึง ภาพถ่ายจอประสาทตาของกลุ่มผิดปกติถูกตรวจ  
พบว่าไม่เป็นโรค

ดังนั้นจะได้สมการเพื่อการประเมินความสามารถของซอฟต์แวร์ดังนี้

ค่าความไว (Sensitivity) = ผลบวกจริง / (ผลบวกจริง+ ผลลบลง)

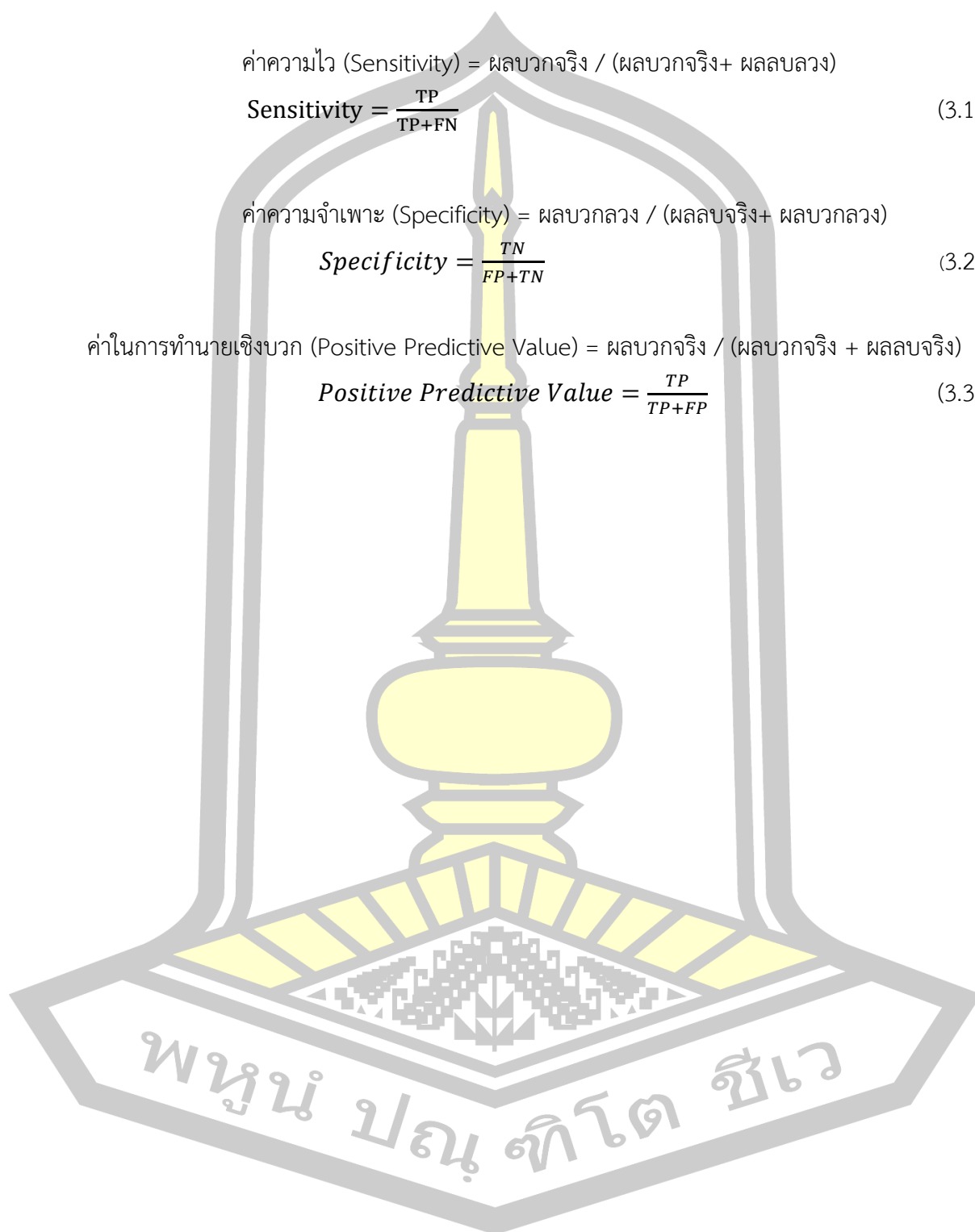
$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.1)$$

ค่าความจำเพาะ (Specificity) = ผลบวกลง / (ผลลบจริง+ ผลบวกลง)

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{FP+TN} \quad (3.2)$$

ค่าในการทำนายเชิงบวก (Positive Predictive Value) = ผลบวกจริง / (ผลบวกจริง + ผลลบจริง)

$$\text{Positive Predictive Value} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.3)$$



## บทที่ 4

### ผลการวิจัยและการอภิปราย

ผลการดำเนินงานวิจัยเรื่องการคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งใช้เทคนิคการประมวลผลภาพเชิงสัญญาณคณิตศาสตร์ในการดึงคุณลักษณะเด่นของพยาธิสภาพอันเป็นข้อบ่งชี้เบื้องต้นของการเกิดวัณโรคปอดจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกมาใช้พิจารณาร่วมกับการสร้างกลไกการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เพื่อให้สามารถระบุความผิดปกติของภาพถ่ายรังสีทรวงอกที่สัมพันธ์กับการเกิดวัณโรคปอดได้อย่างอัตโนมัติ อันจะเป็นการช่วยคัดกรองผู้ป่วยในเบื้องต้นได้อย่างรวดเร็วขึ้น มีรายละเอียดในการทำงานดังนี้

- 4.1 กระบวนการเตรียมความพร้อม (Pre-processing) ภาพถ่ายรังสีทรวงอก
- 4.2 กระบวนการดึงคุณลักษณะเด่น (Feature Extraction)
  - 4.2.1 การหาพื้นที่เส้นเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อ (Reticular Infiltration)
  - 4.2.2 การหาโพรงแผลในเนื้อปอด (Cavity)
  - 4.2.3 การหาพื้นที่เงาที่บวมจากพยาธิสภาพเนื้อปอดต้น (Consolidation)
- 4.3 การพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network Implementation)

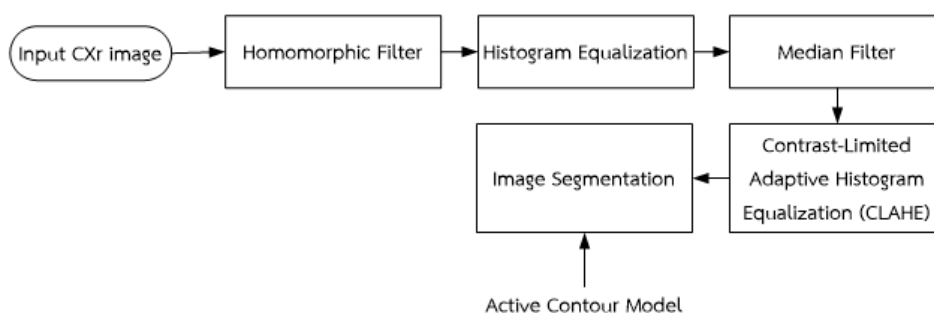
#### 4.1 กระบวนการเตรียมความพร้อม (Pre-Processing) ภาพถ่ายรังสีทรวงอก

ในการวิจัยครั้งนี้มีการเตรียมความพร้อมของภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อปรับปรุงคุณภาพของภาพก่อนการประมวลผลเพื่อให้พื้นที่ที่สนใจสามารถค้นหาได้ง่ายขึ้น โดยเฉพาะการปรับความเข้มระดับสีเทา (Grayscale) ซึ่งมีเฉดสีเทาที่สามารถแยกได้หลายระดับ โดยมีหน่วยวัดเป็น Hounsfield Unit (HU) ซึ่งมีค่าได้ตั้งแต่ -1000 HU ไปจนถึง +1000 โดยมีรายละเอียดคร่าว ๆ ดังนี้

- อากาศ (Air) ค่าระดับสีเทา <-500 HU สีดำสุด
- ไขมัน (Fat) ค่าระดับสีเทา <-90 HU
- น้ำและของเหลว (Water and CSF) มีค่าระดับสีเทาที่ 0 HU
- Hematoma มีค่าระดับสีเทา 50-90 HU
- Calcification มีค่าระดับสีเทา >+80 HU
- กระดูก (Bone) มีค่าระดับสีเทา >+500 HU สีขาวสุด

เพื่อปรับปรุงคุณลักษณะของภาพถ่ายรังสีทรวงอกให้เหมาะสมก่อนนำไปประมวลผล (กระบวนการ Pre-Processing) โดยใช้การกรองโฮโมมอร์ฟิก (Homomorphic Filter) เพื่อเพิ่ม

ความสว่างในภาพและลดสัญญาณรบกวนแบบทวีคูณ (Multiplicative Noise) ซึ่งมักพบในภาพถ่ายรังสีที่มีความเข้มไม่สม่ำเสมอทำให้เกิดการบิดเบือนที่ขอบกระดูกซี่โครงและปิดบังรายละเอียดต่าง ๆ ตามด้วยการปรับสมดุลฮิสโตแกรม (Histogram Equalization) การกรองมัธยฐาน (Median Filter) และ Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) จากนั้นแบ่งส่วนภาพ (Image Segmentation) ทำโดยใช้ Active Contour Model เพื่อกำหนดรูปร่างปอดในภาพถ่ายรังสี ซึ่งมีกระบวนการดังแสดงในภาพประกอบ 4.1



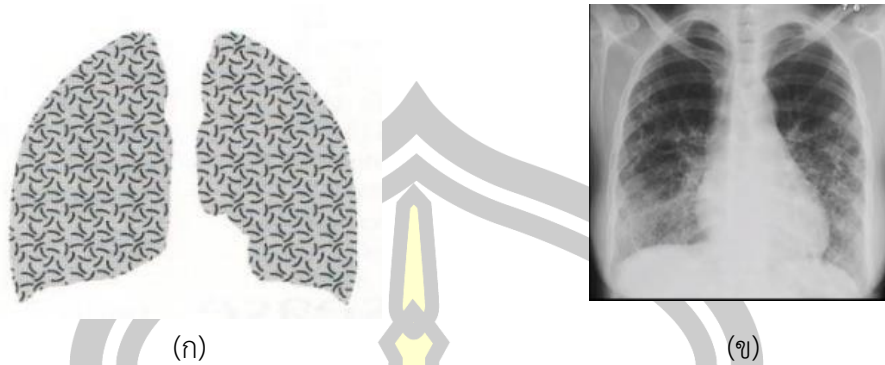
ภาพประกอบ 4.16 กระบวนการเตรียมความพร้อมภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อใช้ในการวิจัย

## 4.2 กระบวนการดึงคุณลักษณะเด่น (Feature Extraction)

การวิจัยครั้งนี้เลือกคุณลักษณะเด่นในภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อใช้ประกอบการพิจารณาถึงความเชื่อมโยงกับวัณโรคปอดซึ่งมีรายงานว่าเป็นลักษณะเด่นที่ปรากฏในภาพถ่ายรังสีทรวงอกของผู้ป่วยวัณโรคปอดเมื่อผ่านกระบวนการตรวจสอบและสรุปผลทางคลินิก โดยอ้างอิงตามผลงานวิจัย [10-12] ได้แก่ เงามไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อ (Reticular Infiltration) โพรงแผลในเนื้อปอด (Cavity) และเงาทึบจากพยาธิสภาพเนื้อปอดตัน (Consolidation) จากภาพถ่ายรังสีทรวงอกในท่ามาตรฐานยื่น (Postero-anterior: PA) และท่านอนหงาย (Antero-posterior: AP)

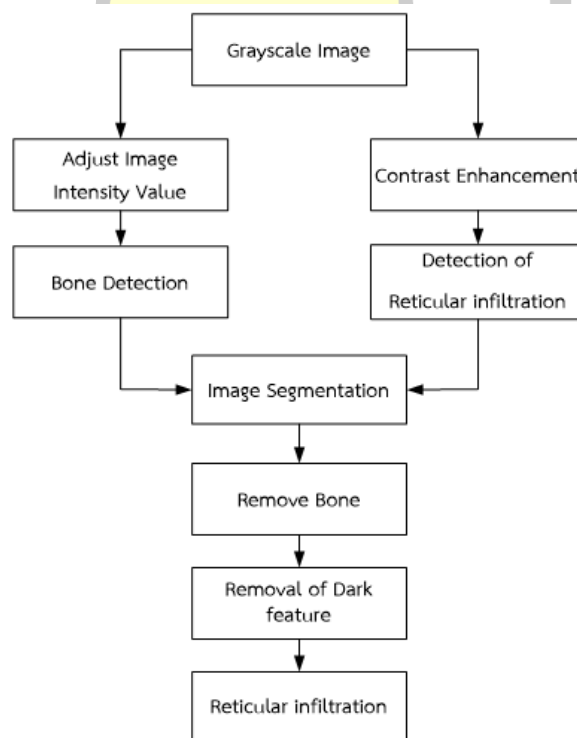
### 4.2.1 การหาเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อ (Reticular Infiltration)

เงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อเป็นหนึ่งในสภาพทางพยาธิวิทยาที่พบในผู้ป่วยวัณโรคปอดเบื้องต้น ซึ่งเกิดจากพยาธิสภาพที่เกิดขึ้นใน interstitium ซึ่งอยู่ระหว่างถุงลม (alveoli) และระหว่าง pulmonary lobules หรือ segment โดยปกติเป็นทางผ่านของก๊าซออกซิเจนจากถุงลมมายังเลือด แต่หากมีเซลล์อักเสบ เซลล์มะเร็ง ฟังไคต์ น้ำ หรือเลือดมาสะสมอยู่ในบริเวณนี้จะทำให้การแลกเปลี่ยนก๊าซแย่งและทำให้เกิดลักษณะของการหนาตัวขึ้นของโครงสร้างเหล่านี้ โดยไม่มีการแทนที่อากาศที่อยู่ภายในถุงลม ดังนั้น ลักษณะความทึบที่เกิดขึ้นจึงเป็นเส้นร่างแหบาง ๆ กระจายรอบ ๆ ถุงลม โดยรูปแบบของเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อ (Reticular Infiltration) จะมีขอบเขตหรือรูปร่างเส้นที่ค่อนข้างชัดเจน



ภาพประกอบ 17 (ก) รูปแบบของเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อ (Reticular Infiltration) (ข) ภาพถ่ายรังสีทรวงอกที่ปรากฏเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อที่บริเวณปอดกลีบล่างทั้งสองข้าง  
ที่มา: พญ.วรรณพร บุรีรัมย์ เอกสารประกอบการสอนเรื่อง รังสีวิทยาระบบทางเดินหายใจ

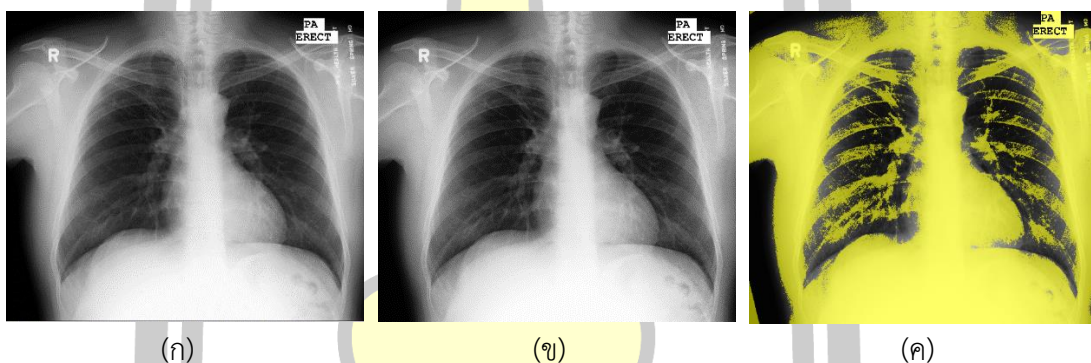
การประมวลผลภาพในการหาเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อจะใช้ค่าความแตกต่างของสีในภาพซึ่งได้แก่ ส่วนที่เป็นสีเข้ม (ดำ) ซึ่งเป็นพื้นที่ของเนื้อปอด และส่วนที่เป็นสีสว่างกว่า (สีขาว) โดยกำหนดให้พื้นที่ทั้งหมดในภาพที่ไม่ใช่ตำแหน่งของการเกิดเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อเป็นสีดำ ซึ่งเมื่อขจัดออกให้เหลือแต่พื้นที่สีขาวก็คือพื้นที่/ตำแหน่งของการเกิดเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อนั่นเอง กระบวนการในการดึงคุณลักษณะเด่นของเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อแสดงได้ดังผลงานในภาพประกอบที่ 4.3



ภาพประกอบ 18 ผลงานขั้นตอนการหาเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อ



จากภาพประกอบที่ 4.3 สามารถอธิบายรายละเอียดขั้นตอนการทำงานดังนี้ เริ่มต้นจากการนำภาพระดับสีเทามาปรับปรุงคุณลักษณะ โดยแยกเป็นการปรับระดับความเข้ม (Intensity) และการเพิ่มค่า Contrast โดยภาพระดับสีเทาที่ผ่านการปรับระดับความเข้มแล้วจะถูกนำมาหาเส้นเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื่อโดยใช้ฟังก์ชันเปิด (Opening) ของการประมวลผลภาพเชิงสัญญาณคณิตศาสตร์ ซึ่งใช้หลักการกร่อนภาพ (Erode) ก่อนแล้วตามด้วยการขยายภาพ (Dilation) ซึ่งฟังก์ชันการกร่อนภาพนั้นจะช่วยให้สามารถคงเส้นเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื่อเล็ก ๆ ไว้ในภาพได้เมื่อถึงขั้นตอนการกำจัดสิ่งที่ไม่ต้องการในขณะที่ฟังก์ชันการขยายภาพจะช่วยให้เห็นสิ่งที่ต้องการกำจัดออกได้ง่ายขึ้น จากนั้นจึงกำจัดส่วนที่เป็นกระดูก (กระดูกไหปลาร้าและกระดูกซี่โครง) ด้วยการเปรียบเทียบค่าและทำ subtracting ภาพที่เป็นต้นฉบับก่อนทำ Opening กับภาพผลลัพธ์ที่ได้หลังจากการทำ Opening



ภาพประกอบ 19 ภาพถ่ายรังสีทรวงอกต้นฉบับ (ข) ภาพหลังการปรับ Contrast (ค) ภาพที่ได้จากการทำ Active Contour

จากนั้นจึงแปลงภาพที่ได้ให้เป็นภาพแบบไบนารีด้วยฟังก์ชัน “im2bw” ของโปรแกรม MATLAB ซึ่งจะทำให้ค่าของพิกเซลที่สูงกว่าช่วง Threshold กำหนดมีค่าเป็น 1 (แสดงเป็นสีขาว) และค่าที่ต่ำกว่า Threshold มีค่าเป็น 0 (แสดงเป็นสีดำ) แล้วขจัดสัญญาณรบกวน (Noise) ด้วยคำสั่ง “bwareaopen” และใช้ตรรกะหาจุดร่วม (AND Logic) โดยอาศัยหลักการในการเปรียบเทียบจุดพิกเซลที่ทั้งภาพหลังการทำ segmentation กับภาพปัจจุบันมีค่าเป็น 1 เหมือนกัน จะให้ค่าภาพผลลัพธ์เป็น 1 (สีขาว) และแสดงแทนจุดที่เป็นส่วนของเส้นเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื่อตามต้องการ ผลลัพธ์ที่ได้จากการใช้ตรรกะหาจุดร่วมสามารถแสดงได้ดังภาพประกอบ 4.5

ภาพประกอบ 20 พื้นที่ของเส้นเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อในภาพถ่ายรังสีทรวงอก

#### 4.2.2 การหาโพรงแผลในเนื้อปอด (Cavity)

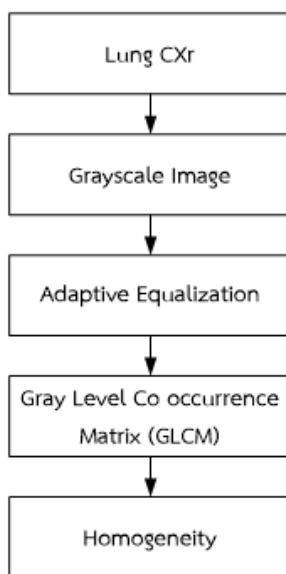
วัณโรคปอดสามารถให้ลักษณะทางรังสีปอดได้หลายแบบขึ้นอยู่กับพยาธิวิทยาของการเกิดโรค มีลักษณะทางภาพรังสีบางประการที่ค่อนข้างจำเพาะต่อวัณโรคปอด เช่น การพบโพรงแผล (Cavity) ในเนื้อปอด โดยเฉพาะโพรงที่เกิดบริเวณกลีบปอดด้านบน (Upper Lobe) ผู้ป่วยที่มีโพรงแผลจากภาพรังสีทรวงอกมักจะตรวจพบเชื้อวัณโรคจากการย้อมเสมหะ



ภาพประกอบ 21 ลักษณะโพรงแผลในเนื้อปอดที่ปรากฏบนภาพถ่ายรังสีทรวงอก

ที่มา: พญ.วรรณพร บุรีวงศ์ เอกสารประกอบการสอนเรื่อง รังสีวิทยาาระบบทางเดินหายใจ

การระบุคุณสมบัติของเนื้อภาพเป็นวิธีการคำนวณเนื้อภาพเพื่อให้ได้โครงร่างของเนื้อภาพ ซึ่งเป็นการวัดค่าความเข้มระดับสีเทาของพิกเซลในภาพที่สนใจและเป็นเทคนิคที่นิยมใช้กันมาก หรือเรียกการวิเคราะห์แบบนี้ว่า การวิเคราะห์เมตริกซ์ความสัมพันธ์ของระดับสีเทา



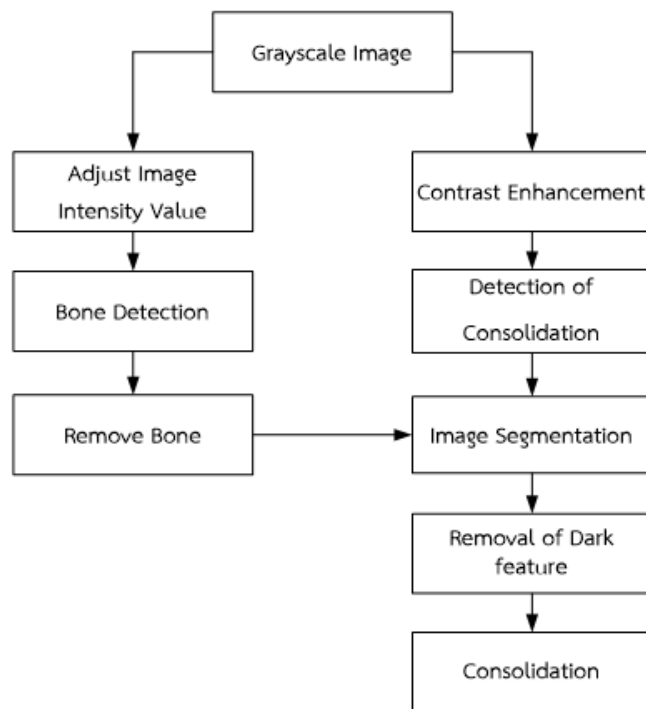
ภาพประกอบ 22 ผังขั้นตอนการหาโพรงแผลในเนื้อปอด (Cavity)

ในการหาโพรงแผลในเนื้อปอดของการวิจัยครั้งนี้จะมุ่งเน้นในการหาเมตริกซ์ความสัมพันธ์ระดับสีเทาของภาพระดับสีเทา (Grey Level Co-occurrence Matrix: GLCM) ซึ่งแต่ละพิกเซลจะถูกนำมาวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของระดับสีเทาแบบเมตริกซ์ครั้งละ 2 คู่ (2 พิกเซล) ที่ระดับความเข้มสีเทาที่แตกต่างกัน โดยสามารถใช้ฟังก์ชัน “graycomatrix” ในการสร้างเมตริกซ์ความสัมพันธ์ระดับสีเทาขึ้นได้ โดยเริ่มต้นจากการนำภาพถ่ายรังสีทรวงอกมาแปลงให้เป็นภาพระดับสีเทา จากนั้นจึงปรับกระจายแสงด้วยเทคนิค Adaptive Equalization แล้วจึงใช้เมตริกซ์หาความสัมพันธ์เพื่อเปรียบเทียบระดับความเข้มสีเทาของเนื้อปอดกับโพรงแผลในปอด

#### 4.2.3 การหาเงาที่บวมจากพยาธิสภาพเนื้อปอดตัน (Consolidation)

เงาที่บวมจากพยาธิสภาพเนื้อปอดตันเป็นพยาธิสภาพที่เกิดจากภายในถุงลม ซึ่งเดิมเป็นอากาศแต่ถูกแทนที่ด้วยของเหลว หรือเซลล์ต่าง ๆ ของการอักเสบ มีผลทำให้พื้นที่ในบริเวณนั้นทึบขึ้น และเมื่อถ่ายภาพรังสีก็จะเห็นเป็นเงาสีขาวทึบขึ้น เมื่อพยาธิสภาพนั้นมีการลุกลามเพิ่มขึ้นก็จะกระจายไปยัง alveoli ใกล้เคียง ทำให้เกิดเป็นกลุ่มก้อนเงาสีขาวทึบคล้ายกับก้อนเมฆหรือก้อนสำลี หากรวมกันมีขนาดใหญ่ขึ้นก็อาจครอบคลุมพื้นที่กระจายเต็มพื้นที่ปอดได้ การใช้เทคนิคประมวลผลภาพเพื่อหาเงาที่บวมจากพยาธิสภาพเนื้อปอดตันนั้นเริ่มจากการใช้ภาพระดับสีเทา โดยเริ่มจากการปรับปรุงคุณลักษณะก่อนประมวลผลแล้วนำไปผ่านเทคนิคของการประมวลผลภาพเชิงสัญญาณทางคณิตศาสตร์เพื่อขจัดเส้นเลือดภายในภาพออกและระบุพื้นที่ที่เกิดเงาที่บวมจาก

พยาธิสภาพปอดต้น ขณะเดียวกันนั้นจะมีขั้นตอนการหากระดูกไหปลาร้าและกระดูกซี่โครง จากนั้นจึงจัดออกจากภาพเพื่อความแม่นยำในการประมวลผลเช่นที่กล่าวมาแล้วในการหาเส้นเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื่อ นอกจากนี้เนื่องจากเงาที่บจากพยาธิสภาพปอดต้นมีคุณสมบัติเด่นที่ปรากฏในลักษณะเป็นกลุ่มสีเทาสว่างในภาพ ดังนั้นการประมวลผลภาพจะใช้ค่าความแตกต่างของสีในภาพซึ่งได้แก่ ส่วนที่เป็นสีเข้ม (ดำ) และส่วนที่เป็นสีสว่าง (ขาว) โดยการกำหนดให้พื้นที่ทั้งหมดในภาพที่ไม่ใช่ตำแหน่งเงาที่บจากพยาธิสภาพเนื้อปอดต้นเป็นสีดำ ซึ่งเมื่อจัดออกไปให้เหลือแต่พื้นที่สีขาวก็จะคือตำแหน่ง/พื้นที่ของเงาที่บจากพยาธิสภาพเนื้อปอดต้นนั่นเอง ภาพประกอบ 4.8 แสดงผังขั้นตอนการทำงานในการหาเงาที่บจากพยาธิสภาพเนื้อปอดต้นในการวิจัยครั้งนี้



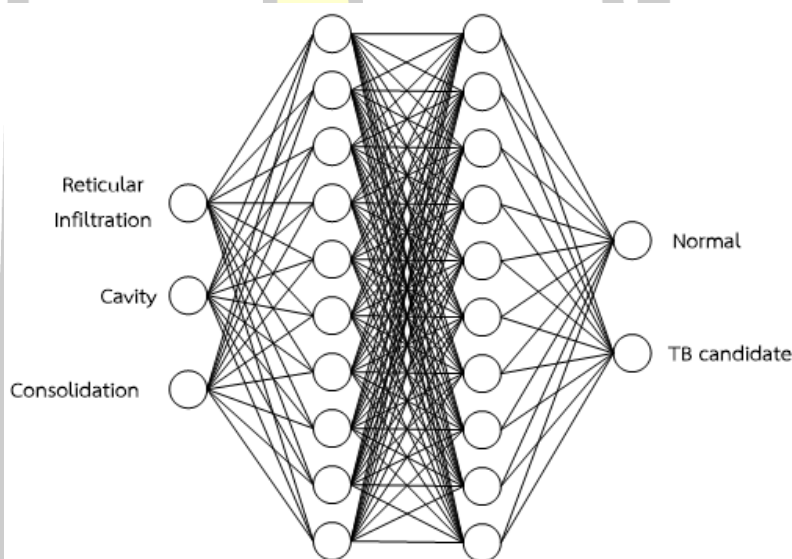
ภาพประกอบ 23.8 ขั้นตอนการทำงานในการหาเงาที่บจากพยาธิสภาพเนื้อปอดต้น

#### 4.3 การพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network Implementation)

การพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network Implementation) เป็นขั้นตอนที่ต่อเนื่องมาจากการดึงคุณสมบัติเด่น (Feature Extraction) แต่ละประเภทที่เป็นพยาธิสภาพข้อบ่งชี้ของโรคฉวยโรคปอดในเบื้องต้นที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้ โดยนำเป็นข้อมูลเข้าสู่โครงข่าย

ประสาทเทียมเพื่อฝึกสอนให้รู้จำ (Training) อันจะนำไปสู่ความสามารถในการตรวจสอบคัดแยก (Classification) โดยอัตโนมัติต่อไปนี้ได้

กระบวนการรู้จำของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้มีอัลกอริธึมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back-Propagation) และกระบวนการเรียนรู้ประเภทมีผู้สอน (Supervised) มีโครงสร้างเครือข่ายแบบป้อนไปข้างหน้า (Feed-Forward Neural Network) ที่มีขั้นตอนการปรับปรุงน้ำหนักคะแนนของเครือข่าย (Network Weight) หลังจากใส่รูปแบบข้อมูลสำหรับฝึกสอนให้แก่เครือข่ายในแต่ละครั้งแล้ว ค่าที่ได้รับ (Output) จากเครือข่ายจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับผลที่ค่าคาดหวัง แล้วทำการคำนวณหาค่าความผิดพลาด ซึ่งค่าความผิดพลาดนี้จะถูกส่งกลับไปสู่เครือข่ายเพื่อใช้แก้ไขค่าน้ำหนักคะแนนต่อไป ภาพประกอบที่ 4.9 แสดงลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาใช้ในการวิจัยครั้งนี้



ภาพประกอบ 24 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอก

จากภาพ โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในงานวิจัยนี้จะประกอบไปด้วย 4 ชั้น โดยชั้นการนำข้อมูลเข้า (Input Layer) จะมีหน่วยเซลล์ประสาท 3 หน่วยสำหรับรับค่าของคุณลักษณะที่ดึงได้จากขั้นตอนก่อนหน้านั้น ได้แก่ค่าของ Reticular Infiltration Cavity และ Consolidation เมื่อเซลล์ประสาทมีการรวบรวมสัญญาณโดยคำนวณผลรวมค่าถ่วงน้ำหนักของข้อมูลนำเข้าแล้ว ค่าผลรวมที่ได้จะถูกนำวิเคราะห์ตีความหรือคาดคะเนโดยผ่านฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) โดยในชั้นเซลล์ประสาทซ่อน (Hidden Layer) จะมีหน่วยเซลล์ประสาท (Neuron)

จำนวน 10 หน่วยในแต่ละชั้น และในชั้นข้อมูลออก (Output Layer) จะแสดงค่าผลลัพธ์ที่ได้เป็นตัวเลขในระบบไบนารีแทนระดับผิดปกติของภาพถ่ายรังสีทรวงอก ได้แก่ ระดับปกติ (Normal) และระดับผิดปกติที่คาดว่าจะเป็ยวัณโรคปอดเบื้องต้น (TB candidate) ข้อมูลออกจากชั้นเซลล์ประสาทซ่อนจะถูกประเมินโดยสมการ  $s_j^h = f(\sum_{i=1}^{10} w_{ji}^h s_i - \theta_j^h)$  ในขณะที่ข้อมูลออกจากชั้นข้อมูลออกจะถูกประเมินโดยสมการ  $b_k = f(\sum_{j=1}^{10} w_{kj}^o s_j^h - \theta_k^o)$  เมื่อ  $w_{ji}^h, w_{kj}^o$  คือค่าน้ำหนักที่เชื่อมต่อกันระหว่างชั้น และ  $\theta_j^h, \theta_k^o$  คือค่าความคลาดเคลื่อนตามลำดับ

ค่าความผิดพลาดเวกเตอร์ (Error Vector) สำหรับชั้นเซลล์ประสาทซ่อน สามารถคำนวณได้จากสมการ  $e_k = b_k(1 - b_k)(d_k - b_k)$  ขณะที่ค่าความผิดพลาดเวกเตอร์สำหรับชั้นข้อมูลออกจะสามารถคำนวณได้จากสมการ  $e_j = s_j^h(1 - s_j^h) \sum_{k=1}^{10} w_{kj} e_k$  เมื่อ  $d_k$  คือค่าเป้าหมายของข้อมูลออกที่ต้องการ

การปรับปรุงค่าน้ำหนักสำหรับชั้นข้อมูลออกและชั้นเซลล์ประสาทซ่อนจะเป็นดังนี้

$$\begin{aligned} w_{kj}^o(new) &= w_{kj}^o + \eta s_j^h e_k & \text{และ} & \theta_k^o(new) = \theta_k^o + \eta e_k \\ w_{ji}^h(new) &= w_{ji}^h + \eta s_i e_j & \theta_j^h(new) &= \theta_j^h + \eta e_k \end{aligned}$$

ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียม จากภาพถ่ายรังสีทรวงอกทั้งหมด 14,000 ภาพ จะแยกออกเป็น 2 ชุด คือ สำหรับใช้ในการฝึกสอนให้ระบบรู้จำและชุดสำหรับทดสอบความสามารถของคอมพิวเตอร์ช่วยในการวินิจฉัยวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอก ชุดละ 3,000 ภาพ ประกอบด้วยภาพถ่ายรังสีทรวงอกแบบปกติ 3,000 ภาพ และแบบที่แสดงอาการที่เชื่อมโยงกับวัณโรคจำนวน 3,000 ภาพ ซึ่งเมื่อผ่านการประมวลผลแล้วค่าข้อมูลออกที่ได้จะแสดงในระบบตัวเลขแบบไบนารีดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 การแทนค่าผลลัพธ์ของความผิดปกติในภาพถ่ายรังสีทรวงอก

ระดับความรุนแรงของโรค	การแทนค่าแบบไบนารี
ปกติ	00
ผิดปกติ	10
(สงสัยว่าเป็นวัณโรคปอดเบื้องต้น)	

#### 4.4 ตัวอย่างส่วนต่อประสานงานกับผู้ใช้ (Graphic User Interface)

การพัฒนาส่วนต่อประสานงานกับผู้ใช้ (Graphic User Interface) นั้น เป็นส่วนสำคัญสำหรับการนำขั้นตอนวิธีทางคอมพิวเตอร์ไปใช้งานจริงกับผู้ใช้งานทั่วไปที่ไม่จำเป็นต้องมีความรู้ในการเขียนคำสั่งเพื่อให้คอมพิวเตอร์ประมวลผล

สำหรับการวิจัยครั้งนี้ ได้ออกแบบตัวอย่างของส่วนต่อประสานงานกับผู้ใช้สำหรับการตรวจคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้ผู้ใช้งานได้ทดสอบการใช้งานและความแม่นยำในการทำงานของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอในงานวิจัยกระทำได้อย่างสะดวกรวดเร็วขึ้น โดยไม่ต้องจดจำคำสั่งต่าง ๆ ของโปรแกรม/ขั้นตอนวิธีมากนัก เพราะสามารถติดต่อสื่อสารกับระบบโดยผ่านทางหน้าจอภาพแทนการพิมพ์คำสั่งโดยตรง โดยตัวอย่างของส่วนต่อประสานงานกับผู้ใช้นี้ได้พัฒนาจากโปรแกรม Matlab เวอร์ชัน R2018a ผ่าน GUIDE

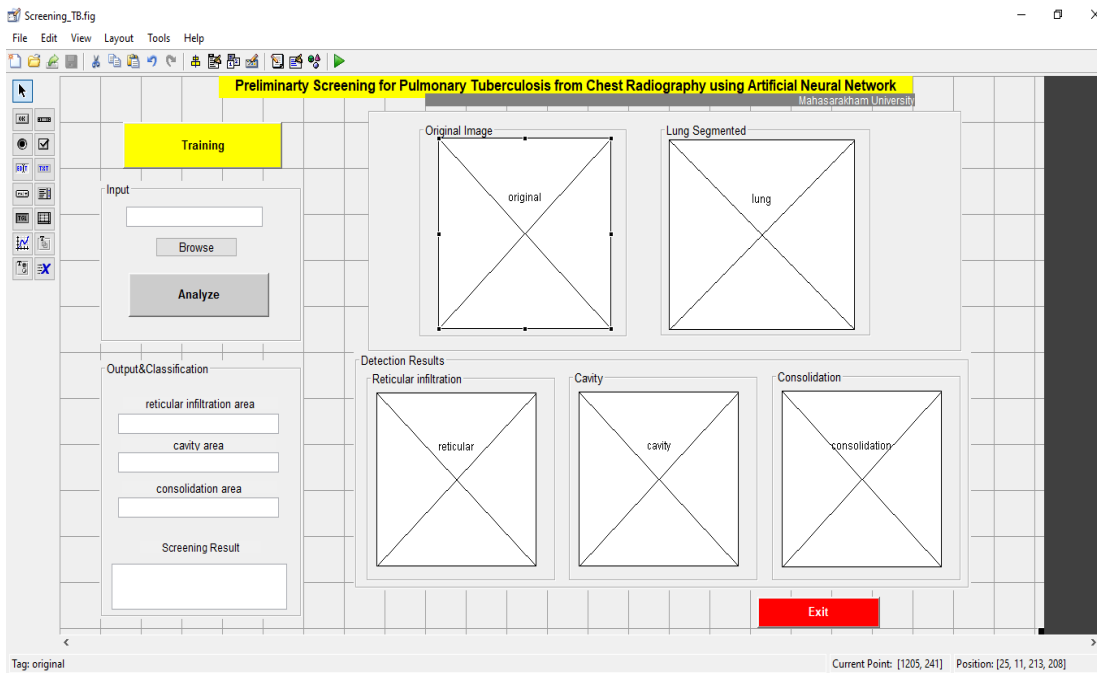
##### 4.4.1 การออกแบบหน้าจอ

การออกแบบหน้าจอสำหรับการตรวจคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบ่งองค์ประกอบหลัก ๆ ออกเป็น 4 ส่วนดังนี้

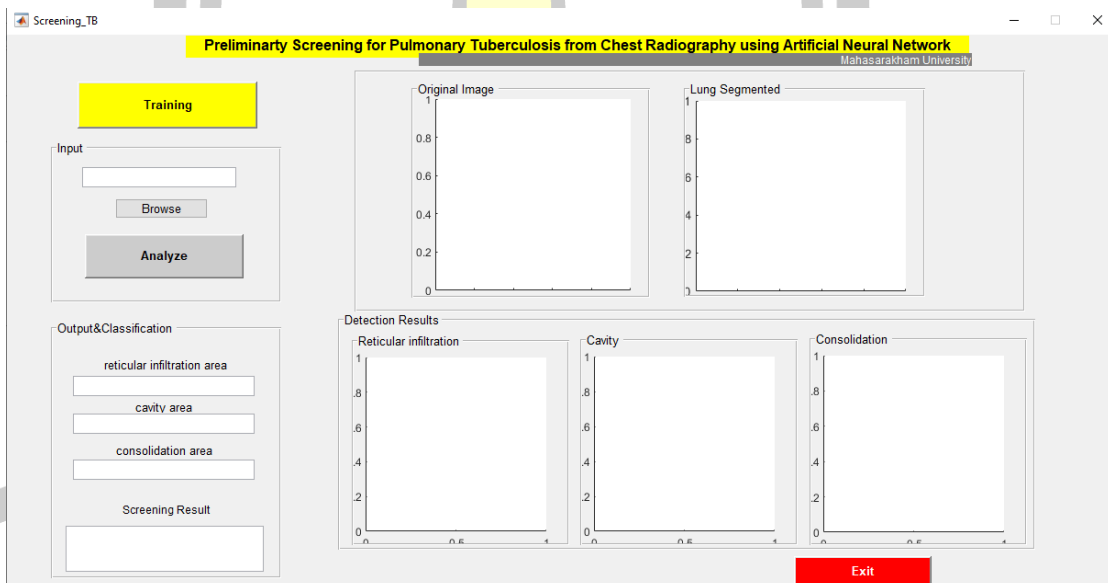
- 4.4.1.1 ส่วนนำเข้าข้อมูลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อประมวลผล (Input)
- 4.4.1.2 ส่วนแสดงภาพที่ได้จากการประมวลผล (Figure Panel)
- 4.4.1.3 ส่วนแสดงผลการวิเคราะห์ (Classification)
- 4.4.1.4 ปุ่มคำสั่งดำเนินการในระบบ (Operation Button)

ซึ่งตัวอย่างหน้าจอที่ออกแบบไว้มีลักษณะดังภาพประกอบ 4.10 และ 4.11





ภาพประกอบ 25 ขั้นตอนการออกแบบหน้าจอส่วนต่อประสานงานผู้ใช้ด้วย Matlab

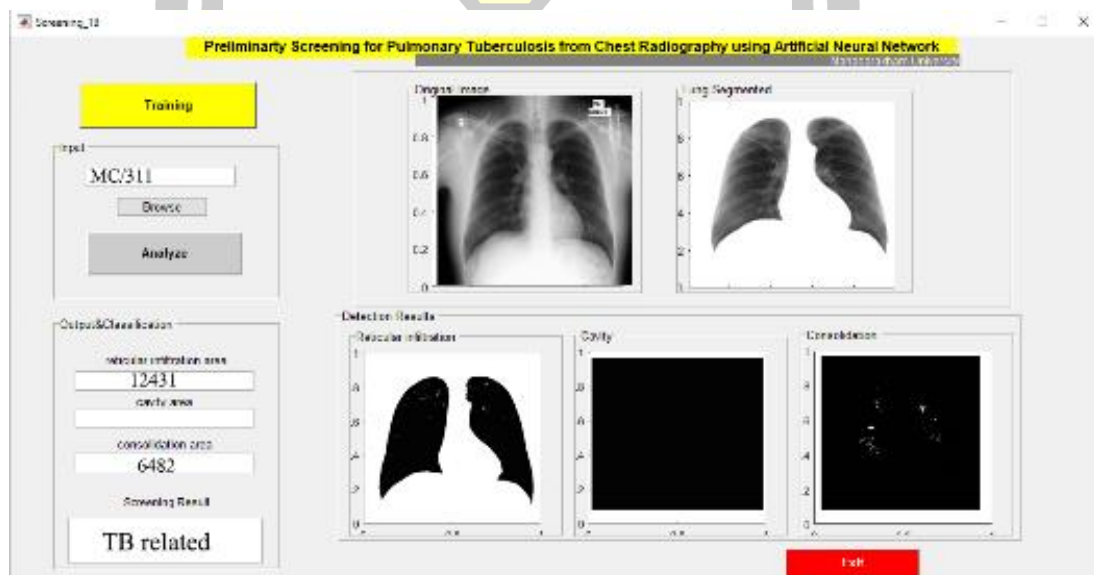


ภาพประกอบ 26 ตัวอย่างหน้าจอที่ได้จากผลการรันโปรแกรม Matlab

จากภาพประกอบ 4.11 แสดงให้เห็นตัวอย่างหน้าจอของการตรวจคัดกรองฯ โดยสามารถเริ่มต้นที่การฝึกสอนระบบ (Training) ด้วยปุ่มดำเนินการสี่เหลี่ยมด้านบนซ้ายของหน้าจอ เมื่อทำการฝึกสอนระบบเรียบร้อยแล้วจะเริ่มดำเนินการทดสอบระบบได้โดยในส่วนของการนำข้อมูลนำเข้า ผู้ใช้สามารถนำเข้าข้อมูลภาพถ่ายรังสีทรวงอกจากแหล่งเก็บใด ๆ ในคอมพิวเตอร์ได้โดยใช้ปุ่มดำเนินการเรียกดูข้อมูล (Browse) จากนั้นจึงสั่งให้ระบบประมวลผลภาพถ่ายเหล่านั้นโดยปุ่มดำเนินการ



วิเคราะห์ข้อมูล (Analyze) ซึ่งหลังจากผู้ใช้งานให้ระบบวิเคราะห์ข้อมูลแล้ว จะปรากฏภาพขึ้นที่ หน้าต่างด้านขวาประกอบด้วย แบ่งเป็น 2 ส่วนคือ หน้าต่างส่วนบนจะแสดงภาพภาพต้นฉบับที่เลือก นำมาวิเคราะห์ และภาพที่ได้จากระบบการ ตัดแบ่งภาพปอดจากภาพถ่ายหลัก (Lung Segmentation) หน้าต่างส่วนล่างจะแสดงภาพที่ได้จากระบบการดึงคุณลักษณะเด่น (Feature Extraction) ทั้ง 3 คุณลักษณะ ได้แก่ เส้นเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อ (Reticular Infiltration) โพรงแผลในเนื้อปอด (Cavity) และเงาทึบจากพยาธิสภาพเนื้อปอดตัน (Consolidation) พร้อมกับที่ หน้าต่างด้านล่างซ้ายของหน้าจอจะแสดงผลการคำนวณหาพื้นที่ของการเกิดคุณลักษณะเด่นและผลการระบุความผิดปกติของภาพถ่ายรังสีทรวงอก ซึ่งจะแสดงผลเป็นปกติ (Normal) หรือ เชื่อมโยงกับ วัณโรค (TB related) ดังภาพประกอบ 4.12 ซึ่งแสดงตัวอย่างการทำงานของระบบในการตรวจคัดกรองเบื้องต้น



ภาพประกอบ 4.127 ตัวอย่างการทำงานของ การตรวจคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม



## บทที่ 5

### บทสรุป

จากการศึกษาและดำเนินการตรวจคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอก โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถสรุปผล อภิปรายผลและระบุข้อเสนอนะในการพัฒนาต่อในอนาคตคนได้ดังต่อไปนี้

#### 5.1 สรุปผลการวิจัย

จากการดำเนินการวิจัย ผู้วิจัยได้ดำเนินงานจนสำเร็จตามวัตถุประสงค์ของการวิจัยคือ การศึกษาและประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับเทคนิคในการประมวลผลภาพเพื่อพัฒนาระเบียบวิธีในการตรวจคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอกได้ ซึ่งขั้นตอนในการดำเนินการวิจัยดังนี้

5.1.1 การจัดหาข้อมูลภาพถ่ายรังสีทรวงอกสำหรับใช้ในการฝึกสอนและการทดสอบระบบดำเนินการจัดหาจากฐานข้อมูลภาพถ่ายรังสีทรวงอก 3 แหล่งได้แก่

1) ภาพถ่ายรังสีทรวงอกจากฐานข้อมูลชุดภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อคัดกรองวัณโรค รัฐมอนโกเมอรี่ (Montgomery County Chest X-ray Set: MC) จำนวน 138 ภาพ ประกอบด้วยภาพถ่ายรังสีทรวงอกแบบปกติ จำนวน 80 ภาพ และแบบที่แสดงอาการที่เชื่อมโยงกับวัณโรคจำนวน 58 ภาพ

2) ภาพถ่ายรังสีทรวงอกจากฐานข้อมูลชุดภาพถ่ายรังสีทรวงอกจากการคัดกรองผู้ป่วยประจำวันในโรงพยาบาลประชาชนที่ 3 ประจำเซินเจิ้น วิทยาลัยการแพทย์กวางตุ้งประเทศจีน (Shenzhen Chest X-ray Set: SC) จำนวน 662 ภาพ แบ่งเป็นภาพถ่ายรังสีทรวงอกแบบปกติ 362 ภาพ และแบบที่แสดงอาการที่เชื่อมโยงกับวัณโรคจำนวน 336 ภาพ

3) ภาพถ่ายรังสีทรวงอกจากฐานข้อมูลชุดภาพถ่ายรังสีทรวงอกของสถาบันสุขภาพแห่งชาติ (National Institutes of Health: NIH) กระทรวงสาธารณสุขและบริการมนุษย์ประเทศสหรัฐอเมริกาจำนวน 19,200 ภาพ แบ่งเป็นภาพถ่ายรังสีทรวงอกแบบปกติจำนวน 9,594 ภาพ และแบบที่แสดงอาการเชื่อมโยงกับวัณโรคจำนวน 9,606 ภาพ

ภาพถ่ายรังสีทรวงอกทั้งหมดถูกถ่ายโดยเครื่องเอกซเรย์ดิจิทัลระบบ Computer Radiography (CR) บันทึกในรูปแบบ .PNG 12 บิตในโหมดสีเทา มีขนาดภาพหลัก ๆ 3 แบบคือ 4,020X4,892 พิกเซล หรือ 4,892X4,020 พิกเซล และ 3,000X3,000 พิกเซล ซึ่งจะแบ่งภาพทั้งหมดออกเป็น 2 ชุด สำหรับใช้ในการฝึกสอนให้ระบบรู้จำและชุดสำหรับทดสอบความสามารถของคอมพิวเตอร์ช่วยในการวินิจฉัยวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอก จำนวน 14,000 ภาพ

และ 6,000 ภาพ ตามลำดับ โดยภาพที่ใช้ในการฝึกสอนจะแบ่งเป็นกลุ่มละ 7,000 ภาพ และภาพที่ใช้ในการทดสอบแบ่งเป็นกลุ่มละ 3,000 ภาพ

5.1.2 กระบวนการเตรียมความพร้อมของภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อใช้ในการวิจัย เพื่อให้เหมาะสมก่อนนำไปประมวลด้วย ใช้การกรองไฮโมมอร์ฟิกเพื่อเพิ่มความสว่างในภาพและลดสัญญาณรบกวนแบบทวีคูณ (Multiplicative noise) จากนั้นทำการปรับสมดุลฮิสโตแกรม ใช้การกรองแบบมัทธฐานและ Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) แล้วจึงทำการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ Active Contour Model

5.1.3 กระบวนการดึงคุณลักษณะเด่นในภาพถ่ายรังสีทรวงอก เพื่อใช้ประกอบการพิจารณาถึงความเชื่อมโยงกับวัณโรคปอด โดยคัดเลือกคุณลักษณะเด่นที่มีรายงานทางการแพทย์ว่าเป็นลักษณะเด่นที่ปรากฏในภาพถ่ายรังสีทรวงอกของผู้ป่วยวัณโรคปอดเมื่อผ่านกระบวนการตรวจสอบและสรุปผลทางคลินิก ซึ่งประกอบด้วย 3 คุณลักษณะได้แก่

- 1) เงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อ (Reticular Infiltration)
- 2) โพรงแผลในเนื้อปอด (Cavity)
- 3) เงาที่บวมจากพยาธิสภาพเนื้อปอดตัน (Consolidation)

โดยอาศัยวิธีการพื้นฐานตามกระบวนการของ Morphology เช่น Closing Opening Dilation และ Erosion เป็นหลัก

5.1.4 กระบวนการระบุระดับความผิดปกติในภาพถ่ายรังสีทรวงอก

5.1.5 ผลการทดสอบขั้นตอนวิธีการคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นจากภาพถ่ายรังสีทรวงอก โดยใช้ภาพในการฝึกสอนทั้งหมดจำนวน 14,000 ภาพ แบ่งเป็น 2 กลุ่มคือ กลุ่มปกติและกลุ่มที่แสดงอาการเชื่อมโยงกับวัณโรคกลุ่มละ 7,000 ภาพ และภาพที่ใช้ในการทดสอบความความแม่นยำของระบบในการคัดกรองวัณโรคปอดจำนวน 6,000 ภาพ แบ่งเป็นภาพกลุ่มปกติและกลุ่มที่แสดงอาการเชื่อมโยงกับวัณโรคกลุ่มละ 3,000 ภาพ ผลการทดสอบความแม่นยำ (Accuracy) ของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอปรากฏดังต่อไปนี้

5.1.5.1 การประมวลผลและวิเคราะห์ภาพถ่ายรังสีทรวงอกของผู้ที่ไม่ได้ป่วยเป็นวัณโรคปอด หรือเรียกว่ากลุ่มปกติ สามารถตรวจสอบและระบุภาพปกติได้ถูกต้องจำนวน 2,647 ภาพ จากภาพที่ใช้ในการทดสอบจำนวน 3,000 ภาพ คิดเป็นระดับความแม่นยำที่ 88.23 %

5.1.5.2 การประมวลผลและวิเคราะห์ภาพถ่ายรังสีทรวงอกของผู้ป่วยวัณโรคปอด หรือเรียกว่ากลุ่มที่แสดงอาการเชื่อมโยงกับวัณโรคปอด สามารถตรวจสอบและระบุว่ามีอาการเชื่อมโยงกับวัณโรคปอดได้ถูกต้องจำนวน 2,321 ภาพ จากการทดสอบจำนวน 3,000 ภาพ คิดเป็นระดับความแม่นยำที่ 77.37%

ในภาพรวมแล้ว ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอในการวิจัยครั้งนี้สามารถตรวจสอบและคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นได้ถูกต้องทั้งสิ้น 4,968 ภาพ จากภาพที่ใช้ในการทดสอบ 6,000 ภาพ คิดเป็นระดับความแม่นยำที่ 82.80% ดังสรุปไว้ในตารางที่ 4

ตารางที่ 4 ผลการทดสอบความแม่นยำของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอ

กลุ่มภาพ	จำนวนภาพที่ใช้ในการฝึกสอน	จำนวนภาพที่ใช้ในการทดสอบ	จำนวนภาพที่ระบบระบุผลได้ถูกต้อง	ความแม่นยำ (%)
ปกติ	7,000	3,000	2,647	88.23
มีความเชื่อมโยงกับวัณโรคปอด	7,000	3,000	2,321	77.37
รวม	14,000	6,000	4,968	82.80

จากนั้นนำผลการทดสอบไปหาค่าความไว (Sensitivity) ความจำเพาะ (Specificity) และค่าความน่าจะเป็นที่จะเป็นวัณโรคปอดจริงเมื่อการตรวจสอบให้ผลเป็นบวก (Positive Predictive Value) โดยจัดวางตัวเลขดังตารางประกอบที่ 5 (กาญจนา จันทร์สูง 2542) เพื่อใช้ในการคำนวณค่าต่าง ๆ ดังนี้

ตารางที่ 5 ตารางเพื่อคำนวณค่าประสิทธิภาพของการตรวจคัดกรอง

การคัดกรองที่นำเสนอ	การตรวจคัดกรองและยืนยันผลจากคลินิก	
	พยาธิสภาพ	
ผลตรวจบ่งชี้	เป็นโรค	ไม่เป็นโรค
ผลบวก	ผลบวกจริง (True Positive) A	ผลบวกหลวง (False Positive) B
ผลลบ	ผลลบหลวง (False Negative) C	ผลลบจริง (True Negative) D

จากตารางที่ 5 จะสามารถคำนวณหาประสิทธิภาพต่าง ๆ ได้จากสูตรดังต่อไปนี้

$$\text{ค่าความไว (Sensitivity)} = \frac{A}{A+C}$$

$$\text{ค่าความจำเพาะ (Specificity)} = \frac{D}{B+D}$$

$$\text{Positive Predictive Value} = \frac{A}{A+B}$$

**ตารางที่ 6** ผลที่ได้จากการคำนวณประสิทธิภาพในการคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้น

ผลบวกจริง (True Positive)	ผลบวกหลง (True Negative)	ผลลบหลง (False Negative)	ผลลบจริง (False Positive)	ค่าความไว (Sensitivity)	ค่า ความจำเพาะ (Specificity)	Positive Predictive Value
2,321	679	353	2,647	86.80%	79.59%	77.37%

ค่าความไว (Sensitivity) ของการคัดกรองคือสัดส่วนของภาพถ่ายรังสีทรวงอกที่ให้ผลการคัดกรองเป็นมีความเชื่อมโยงกับวัณโรคปอดต่อภาพถ่ายรังสีทรวงอกทั้งหมด ซึ่งในทางปฏิบัติแล้วการเลือกใช้การตรวจคัดกรองที่มีค่า Sensitivity สูง ๆ ในการตรวจคัดกรองผู้ป่วยสำหรับโรคที่มีความรุนแรงมากแต่สามารถรักษาได้ ซึ่งหากผู้ป่วยไม่ได้รับการวินิจฉัยทั้งที่เป็นโรคจะทำให้ผู้ป่วยเสียประโยชน์มาก นอกจากนี้ค่า Sensitivity สูง ๆ ยังเหมาะสมกับการนำมาใช้ในการตรวจคัดกรองเบื้องต้นเพื่อลดจำนวนผู้ป่วยที่จะต้องทำการตรวจที่จำเพาะขึ้นเพื่อการวินิจฉัยต่อไป เช่นการตรวจคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นที่จะต้องมีการตรวจเพิ่มเติมทางห้องปฏิบัติการจึงจะสามารถยืนยันการเกิดโรคได้ ดังนั้นระเบียบขั้นตอนที่น่าเสนอในงานวิจัยนี้มีค่า Sensitivity เท่ากับ 86.80% ซึ่งอยู่ในระดับสูงจึงเป็นการยืนยันความสามารถในการนำไปพัฒนาต่อยอดเพื่อใช้ในการตรวจคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นได้จริง

## 5.2 การอภิปรายผล

5.2.1 การทำงานของระเบียบขั้นตอนวิธีที่น่าเสนอในงานวิจัยนี้ ใช้ค่าคุณลักษณะเด่นเพื่อค้นหาความเชื่อมโยงกับวัณโรคปอด 3 คุณลักษณะ ได้แก่ เส้นเงาไขว้แบบร่างแหจากการติดเชื้อ (Reticular Infiltration) โพรงแผลในเนื้อปอด (Cavity) และ เงาที่บวมจากพยาธิสภาพเนื้อปอดตัน (Consolidation) ให้ค่าความแม่นยำที่ระดับ 82.80% และมีค่าความไวของการตรวจคัดกรองเท่ากับ 86.80% ซึ่งอยู่ในระดับที่ค่อนข้างสูง แสดงว่าคุณลักษณะเด่นทั้ง 3 คุณลักษณะในภาพถ่ายรังสีทรวงอกที่เลือกใช้ในงานวิจัยนี้เป็นคุณลักษณะที่มีความเชื่อมโยงกับวัณโรคปอด สอดคล้องกับงานวิจัยของ เต็มพร เครือมาก และคณะ (เต็มพร เครือมาก, รวีวรรณ พัทธวีรกุล 2558) ที่พบว่าภาพถ่ายรังสีทรวงอก

อกของผู้ป่วยวัณโรคปอดที่มีผลเสมหะเป็นบวกโดยไม่มีโรคแทรกซ้อนอื่นเช่นเอ็ดส์ร่วมด้วย มีความสัมพันธ์กับการพบความผิดปกติประเภท เงามโซ่วแบบร่างแหจากการติดเชื้อ (Reticular Infiltration) โพรงแผลในเนื้อปอด (Cavity) และ เงามที่บจากพยาธิสภาพเนื้อปอดตัน (Consolidation) อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ จึงเป็นการยืนยันความสามารถในการนำไปพัฒนาต่อยอดเพื่อใช้งานจริงในการตรวจคัดกรองผู้ป่วยวัณโรคปอดเบื้องต้น

5.2.2 ความผิดพลาดที่พบในการตรวจสอบความสามารถของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอซึ่งระบุว่าภาพถ่ายรังสีทรวงอกของผู้ป่วยวัณโรคปอดเป็นภาพปกติเกิดจากการตรวจไม่พบคุณลักษณะเด่นทั้ง 3 ประเภทในภาพถ่ายรังสีทรวงอกของผู้ป่วยวัณโรคปอดที่มีการติดเชื้อ HIV ร่วมด้วย ซึ่งสอดคล้องกับการวิจัยของ เต็มพร เครือมาก และคณะ (เต็มพร เครือมาก, รวีวรรณ พัชรวิรุฑ 2558) ที่พบว่าผู้ป่วยวัณโรคปอดที่มีการติดเชื้อ HIV ร่วมด้วยนั้นมีลักษณะความผิดปกติเป็นแบบ Millary infiltration, Hilar adenopathy และ Diffuse pulmonary involvement ซึ่งต่างจากคุณลักษณะเด่นของความผิดปกติที่เกิดในภาพถ่ายรังสีทรวงอกของผู้ป่วยวัณโรคที่ไม่มีการติดเชื้อ HIV ร่วมด้วย

5.2.3 ความผิดพลาดที่พบในการตรวจสอบความสามารถของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอซึ่งระบุว่าภาพถ่ายรังสีทรวงอกปกติเป็นภาพของผู้ป่วยวัณโรคปอดเกิดจากการตรวจพบคุณลักษณะเด่นอย่างใดอย่างหนึ่งที่มีพื้นที่เด่นชัดถึงระดับมาตรฐาน (Theshold) ซึ่งในความเป็นจริงแล้วนั้น คุณลักษณะเด่นของความผิดปกติที่เลือกนำมาใช้การวิจัยและคัดกรองความผิดปกติของภาพถ่ายรังสีทรวงอกครั้งนี้สามารถเกิดขึ้นได้ด้วยพยาธิสภาพของโรคอื่น ๆ เช่น ภาวะถุงลมโป่งพอง อาการน้ำท่วมปอด อาการปอดบวม (Pneumonia) อาการปอดแฟบ ภาวะปอดมีฝุ่นจับมาก (Pneumoconiosis) เนื้องอกในปอด โรคมะเร็งปอดระยะเริ่มแรก เป็นต้น

### 5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของระบบควรพัฒนาเพิ่มเติมให้ระบบสามารถตรวจสอบคุณลักษณะเด่นที่มีความเชื่อมโยงกับวัณโรคได้หลากหลายมากขึ้นเพื่อให้ครอบคลุมกับกลุ่มผู้ป่วยวัณโรคในกลุ่มอื่น ๆ เช่น กลุ่มที่มีการติดเชื้อ HIV ร่วมด้วย เนื่องจากคุณลักษณะเด่นของความผิดปกติในภาพถ่ายรังสีทรวงอกที่มักพบเป็นส่วนใหญ่ในกลุ่มผู้ป่วยเหล่านี้มักจะมีลักษณะแตกต่างจากคุณลักษณะเด่นที่พบในกลุ่มผู้ป่วยวัณโรคแบบไม่มีการติดเชื้อ HIV ร่วมด้วย

5.3.2 ในการดำเนินการต่อไปในอนาคต ควรพัฒนาระบบการตรวจคัดกรองวัณโรคปอดเบื้องต้นโดยเพิ่มเติมเรื่องข้อมูลส่วนตัว/อาการเบื้องต้นของผู้ป่วยที่เข้ารับการตรวจคัดกรองเพื่อให้มีความแม่นยำสูงยิ่งขึ้นและสามารถนำไปใช้งานจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

5.3.3 ควรใช้เทคโนโลยีการประมวลผลขั้นสูงเช่น การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) มาใช้ในการพัฒนาการตรวจคัดกรองเพื่อเพิ่มความแม่นยำ

## บรรณานุกรม

- กระทรวงสาธารณสุข, สำนักวัณโรค กรมควบคุมโรค. 2019. 53 แผนปฏิบัติการระดับชาติด้านการต่อต้านวัณโรค พ.ศ. 2560-2564. กรุงเทพมหานคร: สำนักพิมพ์อักษรกราฟิคแอนดี้ไซน์.
- กาญจนา จันทร์สูง. 2542. “การพิจารณางานวิจัยทางการแพทย์ ตอนที่ 3.” ศรีนครินทร์เวชสาร 14(1): 62-67.
- เต็มพร เครื่องมาก, รวีวรรณ พัชรวีรกุล, พสุพร โปธิ์เงินนาค. 2558. “ลักษณะภาพรังสีปอดในผู้ป่วยวัณโรคปอด.” พุทธชินราชเวชสาร 32(2): 134-41.
- สำนักวัณโรค กรมควบคุมโรค. 2021. “ศูนย์ข้อมูลวัณโรค (TBcm Data Center)” สำนักวัณโรค กรมควบคุมโรค. <http://122.155.219.72/tbdc/frontend/web/index.php>.
- A.Fojnica, A.Osmanovic and A. Badnjevic. 2016. “Dynamic Model of Tuberculosis-Multiple Strain Prediction Based on Artificial Neural Network.” In 5th Mediterranean Conference on Embedded Computing, , 290-93.
- C.S. Poornimadevi and H.Sulochana. 2016. “Automatic Detection of Pulmonary Tuberculosis Using Image Processing Techniques.” In International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET), Chennai, 798-802.
- Cao, Yu et al. 2016. “Improving Tuberculosis Diagnostics Using Deep Learning and Mobile Health Technologies among Resource-Poor and Marginalized Communities.” Proceedings - 2016 IEEE 1st International Conference on Connected Health: Applications, Systems and Engineering Technologies, CHASE 2016 (1): 274-81.
- Dougherty E. and J.Astola. 1994. “An Introduction to Nonlinear Image Processing.” SPIE optical engineering press 16(2): 87-105.
- Gasteratos. 2014. “Mathematical Morphology Operations and Structuring Elements in CV Online: On-Line Compendium of Computer Vision.” <http://www.dai.ed.acu.uk/CVonline/transf.htm>. (August 14, 2014).
- H.Das and A.Nath. 2015. “An Efficient Detection of Tuberculosis from Chest X-Rays.” International Journal of Advance Research in Computer Science and Management Studies 3(5): 149-54.

- Hogeweg, Laurens et al. 2015. "Automatic Detection of Tuberculosis in Chest Radiographs Using a Combination of Textural, Focal, and Shape Abnormality Analysis." *IEEE Transactions on Medical Imaging* 34(12): 2429–42.
- Jaeger, Stefan et al. 2014. "Two Public Chest X-Ray Datasets for Computer-Aided Screening of Pulmonary Diseases." *Quantitative imaging in medicine and surgery* 4(6): 475–77.
- Liu, Chang et al. 2018. "TX-CNN: Detecting Tuberculosis in Chest X-Ray Images Using Convolutional Neural Network." *Proceedings - International Conference on Image Processing, ICIP 2017-Septe*: 2314–18.
- Medthai. 2562. "การตรวจเอกซเรย์ปอด ( Chest X-Ray : CXR )." : 1–10. <https://medthai.com/การตรวจเอกซเรย์ปอด/>.
- R.C. Gonzalez and R.E.Woods. 2002. *Image Processing*. Prentice-Hall, Inc.
- R.Ramya and P.S.Babu. 2015. "Automatic Tuberculosis Screening Using Canny Edge Detection Method." *2nd International Conference on Electronics and Communication Systems (ICECS)*: 282–85.
- S. Candemir, S.Jaeger, K.Palaniappan, S.Antani and G.Thoma. 2012. *Graph Cut Based Automatic Lung Boundary Detection in Chest Radiographs*. ed. 1st Annual IEEE Healthcare Innovation Conference of the IEEE. Houston, Texas, USA,.
- S.Candemir, S.Jaeger, K.Palaniappa, J.P.Musco, R.K.Singh, Z.Xue, A.Karargyris, S.Antani, G.Thoma, and C.J.McDonald. 2014. "Lung Segmentation in Chest Radiographs Using Anatomical Atlases with Nonrigid Registration." *IEEE Transaction on Medical Imaging* 33(2): 577–90.
- S.Hwang, H.Kim, Ji Jeongb, and H.Kimc. 2016a. "A Novel Approach for Tuberculosis Screening Based on Deep Learning Convolutional Neural Networks." In *SPIE Optical Engineering Press*,.
- . 2016b. "A Novel Approach for Tuberculosis Screening Based on Deep Learning Convolutional Neural Networks." In *Proceedings of SPIE, Medical Imaging: Computer-Aided Diagnosis*.
- Serra J. 1982. *Image Analysis and Mathematical Morphology*. New York: Academic press.





## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	สุชีรา พระมาลา
วันเกิด	19 กุมภาพันธ์ 2520
สถานที่เกิด	สุพรรณบุรี
สถานที่อยู่ปัจจุบัน	789/98 หมู่บ้าน สิริภิรมย์ ตำบลขามใหญ่ อำเภอเมือง จังหวัดอุบลราชธานี
ประวัติการศึกษา	พ.ศ. 2542 วิทยาศาสตรบัณฑิต (วท.บ.) สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร พ.ศ. 2546 วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (วท.ม.) สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ พ.ศ. 2564 ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต (ปร.ด.) สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ผลงานวิจัย	- Weeragul Pratumgul, Sucheera Phramala, Kosin Chamnongthai, 3D Registration for PET/CT Images Using Genetic Algorithm, Proceeding of the 10th International Conference on Intelligent Technologies, China, 2009. - Weeragul Pratumgul, Kosin Chamnongthai, Pinit Kumhom and Sucheera Phramala, Preliminary Integrated Genetic Algorithms with Motion Estimation for Applied to PET/CT Images, Proceeding of ICESIT2010 International Conference, Thailand, 2010.