

การวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมจากบันทึกข้อมูลทางการแพทย์ด้วย  
กระบวนการประมวลผลภาษาทางธรรมชาติ

EARLY DIAGNOSIS OF KNEE OSTEOARTHRITIS FROM CLINICIAN  
NOTES BY USING NATURAL LANGUAGE PROCESSING APPROACH



นราธิป ธัญญกุลสัจจา  
NARATHIP THANYAKUNSJJA

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร  
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการข้อมูลและการวิเคราะห์  
ศูนย์วิเคราะห์ข้อมูลดิจิทัลอัจฉริยะพระจอมเกล้าลาดกระบัง คณะวิทยาศาสตร์  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2568

KMITL-2025-SC-M-017-048

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

EARLY DIAGNOSIS OF KNEE OSTEOARTHRITIS FROM CLINICIAN  
NOTES BY USING NATURAL LANGUAGE PROCESSING APPROACH



A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE REQUIREMENT FOR THE  
DEGREE OF MASTER OF SCIENCE IN DATA SCIENCE AND ANALYTICS  
KMITL-DIGITAL ANALYTICS AND INTELLIGENCE CENTER SCHOOL OF SCIENCE KING  
MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

2025

KMITL-2025-SC-M-017-048

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



**COPYRIGHT 2025**

**SCHOOL OF SCIENCE**

**KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมจากบันทึกข้อมูลทางการแพทย์ด้วย กระบวนการประมวลผลภาษาทางธรรมชาติ
ชื่อนักศึกษา	นราธิป ธัญญกุลสัจจา
รหัสประจำตัว	63605063
ปริญญา	วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต (วิทยาการข้อมูลและการวิเคราะห์) ศูนย์วิเคราะห์ข้อมูลดิจิทัลอัจฉริยะพระจอมเกล้าลาดกระบัง
พ.ศ.	2568
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ปัทมา เจริญพร

### บทคัดย่อ

การทำนายการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม เป็นหนึ่งในกระบวนการเพื่อวินิจฉัยและป้องกันภาวะความร้ายแรงของโรคข้อเข่าเสื่อมได้ เนื่องจากโรคนี้ส่งผลให้เกิดความพิการร้ายแรงและเป็นอันตรายกับคุณภาพชีวิตของผู้ป่วยได้ นอกจากนี้โรคข้อเข่าเสื่อมเป็นโรคเรื้อรังที่ไม่สามารถรักษาให้หายขาดได้ ดังนั้น การทำนายการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมจึงเป็นที่สำคัญสำหรับการวินิจฉัยที่มีประสิทธิภาพและการป้องกันความรุนแรงของโรคนี้ โดยวิทยานิพนธ์เล่มนี้นำเสนอวิธีการสำหรับการวินิจฉัยโรคข้อเข่าเสื่อม โดยใช้กระบวนการประมวลผลทางภาษาธรรมชาติบนข้อมูลลักษณะอาการของผู้ป่วยที่บันทึกโดยบุคลากรทางการแพทย์ในรูปแบบของข้อความ และใช้กระบวนการเรียนรู้เชิงลึก 3 แบบจำลอง ได้แก่ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน, แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูดวงกลับ, และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทางสำหรับการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม จากผลการทดลองพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทางนั้นให้ประสิทธิภาพของการทำนายที่ดีที่สุด โดยให้ประสิทธิภาพของแบบจำลองของค่าประสิทธิภาพเอฟวันท์ 92.61%

**คำสำคัญ :** การคำนวณการสื่อสาร, การทำเหมืองข้อความ, การประมวลผลภาษาทางธรรมชาติ, ข้อมูลทางการแพทย์, ปัญญาประดิษฐ์

<b>Thesis</b>	Early Diagnosis of Knee Osteoarthritis from Clinician Notes by using Natural Language Processing Approach
<b>Student name</b>	Mr. Narathip Thanyakunsajja
<b>Student ID</b>	63605063
<b>Degree</b>	Master of Science (Data Science and Analytics) KMITL-Digital Analytics and Intelligence Center
<b>Year</b>	2025
<b>Thesis Advisor</b>	Asst.Prof.Dr.Pattama Charoenporn

## Abstract

Knee osteoarthritis prediction is one of the steps to diagnose and prevent further severe osteoarthritis conditions. Since the disease can cause significant disability and is threatening to a patient's quality of life. Furthermore, the knee osteoarthritis (knee OA) is chronic and irreversible. Thus, predicting knee OA is an essential step for effectively diagnosing and preventing severe disease progression. The thesis proposes a novel approach for diagnosing knee OA by utilizing natural language processing (NLP) on doctors' notes on patients' reported symptoms in a textual format, and by employing three deep learning models—Convolutional Neural Network (CNN), Gated Recurrent Unit (GRU), and Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM)—for knee osteoarthritis prediction. In the experiments, the Bi-LSTM demonstrated the best prediction performance, with an F1-Score of 92.61%.

**Keywords :** Computational Communication, Text Mining, Natural Language Processing, Health Informatics, Artificial Intelligence

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จลุล่วงด้วยดีได้จากการได้รับความอนุเคราะห์ คำชี้แนะ และแนวทางในการทำวิทยานิพนธ์จาก ผศ.ดร.ปัทมา เจริญพร ผู้เป็นอาจารย์ที่ปรึกษา ซึ่งท่านได้สละเวลาและให้คำแนะนำในการทำวิทยานิพนธ์เล่มนี้อย่างเต็มที่

ขอขอบคุณ ดร.ภาณุ เศรษฐเสถียร และ ผศ.ดร.อนันตพร วรรณคุณาพัฒน์ และ กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ที่ท่านได้สละเวลาในการให้คำแนะนำและตรวจทานเพื่อให้วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จลุล่วง

ขอขอบคุณ ผศ.ดร.กุลสวัสดิ์ จิตขจรวานิช ที่ท่านได้ช่วยให้คำสอนและข้อแนะนำจนทำให้สามารถทำวิทยานิพนธ์เล่มนี้ได้

ขอขอบคุณ นพ.ธนะชัย ธัญญกุลสัจจา ที่ท่านได้ยินยอมให้ใช้ข้อมูลของผู้ป่วยในโรงพยาบาลพระนารายณ์มหาราช เพื่อให้ใช้ในการศึกษาและทำวิทยานิพนธ์เล่มนี้จนสำเร็จลุล่วง

ขอขอบคุณครอบครัว และบุคคลคนรอบข้างทุกคนที่คอยสนับสนุนและให้กำลังใจข้าพเจ้าจนสามารถทำวิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จลุล่วง

สำหรับคุณประโยชน์ที่เกิดขึ้นจากวิทยานิพนธ์เล่มนี้ ข้าพเจ้าขอมอบให้กับทุกคนที่กล่าวถึงในวิทยานิพนธ์เล่มนี้

นราธิป ธัญญกุลสัจจา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อ.....	ก
Abstract.....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ค
สารบัญ.....	ง
สารบัญรูปภาพ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ซ
บทที่ 1.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย.....	2
1.3 ขอบเขตของวิจัย.....	2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	3
1.5 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย.....	3
1.6 แผนการดำเนินงาน.....	4
บทที่ 2.....	5
2.1 ทฤษฎีของโรคข้อเข่าเสื่อม.....	5
2.1.1 ลักษณะอาการโรคข้อเข่าเสื่อมโรคข้อเข่าเสื่อม (Knee Osteoarthritis).....	5
2.1.2 ผลกระทบของการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม.....	5
2.1.3 หลักเกณฑ์ในการตรวจสอบระดับความรุนแรงของโรคข้อเข่าเสื่อมตามทฤษฎีของ KL-Grade (Kellgren and Lawrence).....	6
2.1.4 แนวทางในการประเมินระดับอาการของโรคข้อเข่าเสื่อมตามทฤษฎีของ WOMAC (the Western Ontario and McMaster Universities Osteoarthritis Index).....	7
2.2 วิธีการดั้งเดิมในการวินิจฉัยโรคข้อเข่าเสื่อมในทางการแพทย์.....	9
2.2.1 การใช้ข้อมูลรูปภาพในการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม.....	9
2.2.2 การใช้ข้อมูลตัวแปรเชิงสถิติในการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม.....	11
2.3 ทฤษฎีประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing Theory).....	13

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้เผยแพร่ไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3.1 การประมวลผลภาษาทางธรรมชาติ (Natural Language Processing).....	13
2.3.2 การจัดจำแนกข้อความ (Text Classification).....	14
2.3.3 การทำเหมืองข้อความ (Text Mining).....	14
2.4. การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning).....	20
2.4.1 โครงข่ายประสาทเชิงลึก (Deep Neural Network).....	23
2.4.2 โครงข่ายประสาทเทียมวนกลับ (Recurrent Neural Network).....	24
2.4.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาว (Long Short Term Memory) .....	25
2.4.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional LSTM Long Short Term Memory).....	27
2.4.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูวนกลับ (Gated Recurrent Unit).....	27
2.4.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network).....	29
2.5. มาตรวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง (Model Measurement).....	32
2.5.1 มาตรวัดความถูกต้อง (Accuracy).....	33
2.5.2 มาตรวัดค่าความเที่ยง (Precision).....	33
2.5.3 มาตรวัดค่าความไว (Sensitivity/Recall).....	33
2.5.4 มาตรวัดค่าความจำเพาะ (Specificity).....	34
2.5.5 ค่าประสิทธิภาพเอฟวัน (F1-Score).....	34
2.6. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	34
<b>บทที่ 3.....</b>	<b>37</b>
3.1 การจัดเก็บชุดข้อมูล (Data Collection).....	39
3.1.1 ข้อมูลที่ใช้สำหรับการทำนายการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม.....	39
3.1.2 โครงสร้างของข้อมูลที่ใช้ในแบบจำลอง.....	39
3.2 การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning).....	40
3.2.1 หลักเกณฑ์ในการพิจารณาคุณสมบัติของข้อมูลที่ใช้ในแบบจำลอง.....	40
3.2.2 การลบอักขระและการเลือกตัวอักษรในข้อความ.....	41
3.3 การวิเคราะห์ข้อมูลข้อความ (Text Analysis).....	42
3.3.1 การทำการตัดคำ (Word Segmentation).....	42
3.3.2 การแก้ไขคำ (Edit words).....	42
3.3.3 การสร้างกระเป๋าของคำ (Bag of Words).....	43
3.3.4 การแทนคำให้อยู่ในรูปเวกเตอร์โดยใช้การฝังคำ (Word Embedding).....	44

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.5 การเปลี่ยนคำในประโยคให้เป็นตัวเลข .....	44
3.4 แบบจำลองการจัดจำแนกข้อความ (Text Classification Model).....	45
3.4.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short Term Memory).....	47
3.4.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูวงกลับ (Gated Recurrent Unit).....	48
3.4.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network).....	49
3.5 การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง (Evaluate Model).....	49
3.5.1 มาตรฐานความถูกต้อง (Accuracy).....	50
3.5.2 มาตรฐานค่าความเที่ยง (Precision).....	50
3.5.3 มาตรฐานค่าความไว (Sensitivity/Recall).....	50
3.5.4 มาตรฐานค่าความจำเพาะ (Specificity).....	50
3.5.5 ค่าประสิทธิภาพเอฟวัน (F1-Score).....	50
<b>บทที่ 4 .....</b>	<b>51</b>
4.1 ผลการวิจัย (Result) .....	51
4.1.1 ผลการทดลองการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม (ก่อนการแก้คำในประโยค).....	52
4.1.2 ผลการทดลองการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม (หลังการแก้คำในประโยค).....	54
4.2 การอภิปรายผล.....	55
<b>บทที่ 5 .....</b>	<b>59</b>
5.1 สรุปผลการวิจัย .....	59
5.2 ข้อได้เปรียบของงานวิจัย .....	60
5.3 ข้อจำกัดของงานวิจัย.....	60
5.4 ข้อเสนอแนะ.....	61
5.2.1 การวินิจฉัยระดับความรุนแรงของโรคข้อเข่าเสื่อม.....	61
5.2.2 การประยุกต์ใช้กับข้อมูลข้อความในภาษาอื่น.....	61
5.2.3 การประยุกต์ใช้กับข้อมูลข้อความในการวินิจฉัยโรคอื่น .....	61
<b>เอกสารอ้างอิง.....</b>	<b>62</b>
<b>ภาคผนวก .....</b>	<b>68</b>

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญรูปภาพ

	หน้า
รูป 2.1 แสดงโครงสร้างของ Continuous Bag-of-Words (CBOW) .....	18
รูป 2.2 แสดงโครงสร้างของ Skip-gram (SG).....	19
รูป 2.3 แสดงโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม .....	21
รูป 2.4 แสดงกระบวนการประมวลผลในนิเวศ .....	21
รูป 2.5 แสดงโครงสร้างโครงข่ายประสาทเชิงลึก.....	24
รูป 2.6 แสดงโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนกลับ.....	24
รูป 2.7 แสดงโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาว.....	25
รูป 2.8 แสดงโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง.....	27
รูป 2.9 แสดงแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูวนกลับ .....	28
รูป 2.10 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน .....	30
รูป 3.1 ภาพรวมลำดับการสร้างแบบจำลองการทำนายการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม .....	38
รูป 3.2 แสดงตัวอย่างของชุดข้อมูลในงานวิจัย.....	39
รูป 3.3 แสดงคำสั่งของการใช้ นิพจน์แบบมีรูปแบบ (Regular Expression).....	41
รูป 3.4 แสดงรูปประโยคก่อนการใช้ นิพจน์แบบมีรูปแบบ .....	41
รูป 3.5 แสดงรูปประโยคหลังการใช้ นิพจน์แบบมีรูปแบบ.....	41
รูป 3.6 แสดงรูปการตัดคำโดยใช้ AttaCut.....	42
รูป 3.7 แสดงรูปการตัดคำโดยใช้ DeepCut.....	42
รูป 3.8 แสดงรูปการตัดคำโดยใช้ Word_tokenize.....	42
รูป 3.9 แสดงคำที่โครงสร้างคำไม่ถูกต้องเปรียบเทียบกับคำที่โครงสร้างถูกต้อง .....	43
รูป 3.10 แสดงคำตัวอย่างของการเข้ารหัสคำที่อยู่ในชุดข้อมูล .....	43
รูป 3.11 แสดงคำตัวอย่างของคำที่ถูกเปลี่ยนเป็นเวกเตอร์ด้วย Word2Vec .....	44
รูป 3.12 แสดงการแทนรูปของคำให้เป็นตัวเลขโดยใช้คีย์ของกระเป๋าของคำ.....	45
รูป 3.13 แสดงการสร้างมาตรฐานของประโยคให้มีมิติเท่ากัน .....	45
รูป 3.14 แสดงโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง.....	48
รูป 3.15 แสดงโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูวนกลับ.....	48
รูป 3.16 แสดงโครงสร้างของแบบจำลองแบบ CNN.....	49
รูป 5.1 แสดงการเปรียบเทียบปริมาณการใช้กลุ่มตัวอย่างในงานวิจัย.....	60

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญตาราง

	หน้า
ตาราง 1.1 แสดงตารางวางแผนปฏิบัติงานตามวิธีการดำเนินงานวิจัย .....	4
ตาราง 2.1 แสดงตารางการประเมินความรุนแรงของโรคข้อเข่าเสื่อม (KL-Grade) .....	6
ตาราง 2.2 แสดงตารางมาตรวัดลักษณะทางกายภาพ (WOMAC) .....	7
ตาราง 2.3 แสดงตารางคอนฟิวชันเมทริกซ์.....	32
ตาราง 3.1 แสดงชื่อคอลัมน์ของชุดข้อมูล .....	40
ตาราง 3.2 แสดงพารามิเตอร์ควบคุม (Hyperparameters).....	46
ตาราง 4.1 แสดงการแบ่งชุดข้อมูลในงานวิจัย.....	51
ตาราง 4.2 แสดงผลของคอนฟิวชันเมทริกซ์การและระยะเวลาในการจัดจำแนกของแบบจำลอง.....	52
ตาราง 4.3 แสดงผลของการจัดจำแนกด้วยมาตรวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง.....	53
ตาราง 4.4 แสดงผลของคอนฟิวชันเมทริกซ์การและระยะเวลาในการจัดจำแนกของแบบจำลอง.....	54
ตาราง 4.5 แสดงผลของการจัดจำแนกด้วยมาตรวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง.....	55
ตาราง 4.6 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพก่อนและหลังการแก้ค่าในประโยค.....	56
ตาราง 4.7 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับวรรณกรรมก่อนหน้า.....	57

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 1

### บทนำ

#### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันโรคที่เกิดจากความเสื่อมสภาพทางร่างกายเป็นสิ่งที่หลีกเลี่ยงไม่ได้ และมีผู้คนจำนวนมากที่มีความวิตกกังวลและประสบกับปัญหาที่เกิดจากโรคดังกล่าว โดยเฉพาะอย่างยิ่ง โรคของกระดูกเสื่อม (Osteoarthritis) โดยโรคกระดูกเสื่อมนั้น ถือเป็นโรคต่อเนื่องที่ส่งผลกระทบต่อความรุนแรงที่ละน้อย ซึ่งในศาสตร์ของโรคกระดูกเสื่อม ได้ถูกแบ่งแยกออกเป็นแต่ละประเภท อาทิ เช่น โรคข้อเข่าเสื่อม (Knee Osteoarthritis), โรคสะโพกเสื่อม (Hip Osteoarthritis), โรคกระดูกสันหลังเสื่อม (Spine Osteoarthritis) แต่โรคกระดูกเสื่อมที่พบมากที่สุด และส่งผลกระทบต่อการใช้ชีวิตมากที่สุดคือโรคข้อเข่าเสื่อม[1, 2, 3] ซึ่งจะถูกพบมากในผู้สูงอายุเป็นส่วนใหญ่ ซึ่งสาเหตุที่ทำให้เกิดโรคข้อเข่าเสื่อมนั้น ยังไม่เป็นที่แน่ชัดในทางการแพทย์ แต่มีวิธีการที่สามารถรักษาอาการของโรคข้อเข่าเสื่อมได้ คือ การผ่าตัดเปลี่ยนข้อเข่าเทียม (Knee Replacement) ในกรณีที่อาการของโรคข้อเข่าเสื่อมนั้นอยู่ในระดับที่รุนแรงที่สุด แต่มีค่าใช้จ่ายในการผ่าตัดค่อนข้างสูง [5, 6, 17]

จึงได้เกิดแนวคิดในทางการแพทย์สำหรับการตรวจสอบและวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมล่วงหน้า [4, 7] ก่อนที่อาการของโรคข้อเข่าเสื่อมจะเป็นถึงในระยาระยะรุนแรง เพื่อที่จะหลีกเลี่ยงการผ่าตัดเปลี่ยนข้อเข่าเทียม ซึ่งปัจจุบันในทางการแพทย์จะพิจารณาจากข้อมูลบนภาพเอกซเรย์ (X-rays) หรือภาพ MRI (Magnetic Resonance Imaging) [1] และนอกจากการวินิจฉัยจากข้อมูลบนภาพแล้ว ในทางการแพทย์ยังมีการพิจารณาระดับความรุนแรงของการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม โดยใช้หลักทฤษฎีของ WOMAC (the Western Ontario and McMaster Universities Osteoarthritis Index) [6] ซึ่งจะเป็นการวินิจฉัยจากลักษณะทางกายภาพของผู้ป่วย แต่การตรวจสอบดังกล่าวทั้ง 2 แบบนั้น จำเป็นจะต้องให้ผู้เชี่ยวชาญทางการแพทย์ที่มีประสบการณ์เท่านั้นในการวินิจฉัย

แต่เนื่องจากในปัจจุบัน จำนวนของผู้ป่วยที่เป็นโรคข้อเข่าเสื่อมนั้นมีจำนวนมากขึ้น ทำให้การวินิจฉัยโดยบุคลากรทางการแพทย์เพียงอย่างเดียวส่งผลมีความเชิงซ้ำและไม่เพียงพอต่อการรับบริการต่อผู้ป่วย และเนื่องด้วยประสบการณ์ในทางการแพทย์ในแต่ละคนนั้นมีความแตกต่างกัน ทำให้ผลของการวินิจฉัยนั้นสามารถเกิดความคลาดเคลื่อนได้ ในศาสตร์ทางคอมพิวเตอร์จึงได้มีการถูกนำมาใช้เป็นเครื่องมือสำหรับการช่วยตัดสินใจหรือช่วยวินิจฉัยให้กับบุคลากรทางการแพทย์ได้ ซึ่งได้มีการใช้คอมพิวเตอร์สำหรับการตรวจสอบและวินิจฉัยที่หลากหลายรูปแบบ ทั้งจากข้อมูลทั้งบนรูปภาพและข้อมูลตัวแปรเชิงสถิติ โดยใช้ทั้งกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) และกระบวนการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) ในการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม ซึ่งกระบวนการนี้

สามารถช่วยลดทั้งระยะเวลาในการวินิจฉัยโรค, ลดความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากบุคลากรทางการแพทย์

ไม่่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งยังมีให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ที่มีประสิทธิภาพแตกต่างกัน, และลดค่าใช้จ่ายในการต้องผ่าตัดเปลี่ยนข้อเข่าเทียมโดยไม่จำเป็นได้อีกด้วย

แต่ในทางกลับกันข้อมูลที่ได้จากรูปภาพนั้น ถึงแม้ในเชิงผลลัพธ์จะให้ประสิทธิภาพในการวินิจฉัยที่ค่อนข้างแม่นยำ แต่เนื่องจากเป็นข้อมูลที่ต้องมีการสร้างจากเครื่อง X-ray และ MRI เท่านั้น จึงจะสามารถนำข้อมูลมาใช้ได้ ทำให้เป็นข้อจำกัดในการได้ข้อมูลจากผู้ป่วย และอาจจะมีค่าใช้จ่ายในการใช้ข้อมูลภาพด้วย และสำหรับในส่วนของข้อมูลทางสถิติ นั้น ถึงแม้จะสามารถรับข้อมูลได้ง่ายและสะดวกกว่าข้อมูลแบบรูปภาพ แต่ยังมีข้อจำกัดในด้านประสิทธิภาพในการทำนายที่ยังน้อยกว่าในลักษณะข้อมูลของรูปภาพ [17]

จากปัญหาดังกล่าว ทำให้ผู้วิจัยเกิดแนวคิดในการใช้ข้อมูลในอีกลักษณะหนึ่ง คือ การใช้ข้อมูลในลักษณะของข้อความ (Textual Data) ซึ่งเป็นวิธีการหนึ่งที่มีความนิยมในปัจจุบันสำหรับการจัดจำแนกข้อมูล โดยใช้ทฤษฎีการประมวลผลภาษาทางธรรมชาติ (Natural Language Processing) ร่วมกับกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) และกระบวนการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) ในการจำแนกข้อความ (Text classification) ซึ่งในทางการแพทย์การวินิจฉัยด้วยข้อมูลประเภทนี้ยังคงถือว่าเป็นวิธีการใหม่ในงานวิจัย

## 1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

จากแนวคิดในการทำวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยได้กำหนดวัตถุประสงค์ในการวิจัย ดังนี้

- 1 เพื่อศึกษาและพัฒนาแบบจำลองที่ใช้การประมวลผลภาษาทางธรรมชาติ ร่วมกับกระบวนการเรียนรู้เชิงลึก ในการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม
- 2 เพื่อเปรียบเทียบกระบวนการทำงานระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network), แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional LSTM Long Short Term Memory), และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูกลับ (Gated Recurrent Unit)

## 1.3 ขอบเขตของวิจัย

ขอบเขตของงานวิจัยที่ทำการศึกษาและพัฒนาแบบจำลองนั้น จะใช้หลักการของการจัดจำแนกข้อความ (Text Classification) ซึ่งจะมีการออกแบบกระบวนการในเรื่องของการจัดเตรียมข้อความ และการออกแบบโครงสร้างของแบบจำลองเพื่อใช้ในการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม โดยขอบเขตของงานวิจัย มีดังนี้

- 1 งานวิจัยนี้จะใช้ชุดข้อมูลในรูปแบบของภาษาไทยจากโรงพยาบาลพระนารายณ์มหาราชเท่านั้น
- 2 ข้อมูลลักษณะอาการจะต้องถูกบันทึกลักษณะอาการโดยเจ้าหน้าที่ทางการแพทย์ที่ได้สอบถามอาการกับผู้ป่วยโดยตรงเท่านั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 3 รูปแบบของการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยใช้มาตรวัดของค่าความแม่นยำ (Accuracy), ค่าประสิทธิภาพเอฟวัน (F1 Score), ค่าความเที่ยงตรง (Precision), ค่าความไว (Sensitivity), ค่าความจำเพาะ (Specificity) โดยใช้ชุดข้อมูลเดียวกัน
- 4 ผู้วิจัยมีสิทธิ์เข้าถึงข้อมูลผู้ป่วยเฉพาะส่วนที่เกี่ยวข้องกับการศึกษาในครั้งนี้เท่านั้น ไม่สามารถเข้าถึงข้อมูลส่วนตัวของผู้ป่วยได้

#### 1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ประโยชน์ที่ได้รับจากการศึกษาในงานวิจัยนี้ มีดังนี้

- 1 ได้รู้ถึงกระบวนการจำแนกข้อความสามารถนำมาประยุกต์ใช้ในศาสตร์ทางด้านการแพทย์ได้
- 2 ช่วยให้การวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมมีทางเลือกในการวินิจฉัยมากขึ้นนอกเหนือจากชุดข้อมูลแบบรูปภาพและชุดข้อมูลแบบตัวแปรเชิงสถิติ
- 3 เป็นแนวทางในการนำงานวิจัยมาพัฒนาและต่อยอดในการวินิจฉัยลักษณะอาการทางการแพทย์ ในศาสตร์ของโรคประเภทอื่นได้

#### 1.5 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

ในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยได้มีขั้นตอนการดำเนินงาน ดังนี้

1. ศึกษาข้อมูลและความรู้พื้นฐานในการวินิจฉัยโรคข้อเข่าเสื่อม
2. ศึกษางานวิจัยด้านวิทยาศาสตร์ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม ในรูปแบบข้อมูลรูปภาพ, ข้อมูลทางสถิติ
3. ศึกษางานวิจัยด้านวิทยาศาสตร์ข้อมูลที่ใช้ข้อมูลในรูปแบบข้อความมาวินิจฉัยในทางการแพทย์
4. ดำเนินการเรื่องการข้อมูลผู้ป่วยที่มีประวัติการถูกวินิจฉัยเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม ในช่วงปี พ.ศ.2562 ถึง พ.ศ. 2564 เนื่องจากเป็นชุดข้อมูลที่มีผลการวินิจฉัยอย่างทางการ โดยอ้างอิงจากข้อมูลรูปภาพ X-rays และข้อมูลของคนไข้ที่รับเข้าการผ่าตัดเปลี่ยนข้อเข่าเทียม
5. ออกแบบการสร้างแบบจำลอง โดยวิเคราะห์จากข้อมูลลักษณะอาการของผู้ป่วย โดยใช้หลักการจำแนกข้อความ
6. ทดสอบแบบจำลองจากข้อมูล
7. สรุปผลการศึกษา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 1.6 แผนการดำเนินงาน

ตาราง 1.1 แสดงตารางร่างแสดงแผนปฏิบัติงานตามวิธีการดำเนินงานวิจัย

การดำเนินงาน	ระยะเวลาการดำเนินงาน			
	พ.ศ. 2564	พ.ศ. 2565	พ.ศ. 2566	พ.ศ. 2567
1. ศึกษาข้อมูลและความรู้พื้นฐานในการวินิจฉัยโรคข้อเข่าเสื่อม	ส.ค.-ธ.ค.	ม.ค.-ธ.ค.	ม.ค.-ธ.ค.	ม.ค.-ธ.ค.
2. ศึกษางานวิจัยด้านวิทยาศาสตร์ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม ในรูปแบบข้อมูลรูปภาพ, ข้อมูลเชิงสถิติ				
3. ศึกษางานวิจัยด้านวิทยาศาสตร์ข้อมูลที่ใช้ข้อมูลในรูปแบบข้อความมาวินิจฉัยในทางการแพทย์				
4. ดำเนินการเรื่องการข้อมูลผู้ป่วยที่มีประวัติการถูกวินิจฉัยเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม ในช่วงปี พ.ศ.2562 ถึง พ.ศ. 2564				
5. ออกแบบการสร้างแบบจำลอง โดยวิเคราะห์จากข้อมูลลักษณะอาการของผู้ป่วย โดยใช้หลักของการจำแนกข้อความ				
6. ทดสอบแบบจำลองจากข้อมูล				
7. สรุปผลการศึกษา				

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 2

# ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การวิจัยครั้งนี้เป็นการศึกษาวิจัยเชิงวิเคราะห์ (Analytical Study) มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาและวิเคราะห์ข้อมูลจากลักษณะการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม (Knee Osteoarthritis) ของผู้ป่วยจากประวัติของผู้ป่วยที่เคยได้รับการวินิจฉัยว่าเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมจากบุคลากรทางการแพทย์ และเพื่อศึกษาถึงวิธีการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม โดยใช้การประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing) ซึ่งใช้ข้อมูลการรายงานอาการที่เกิดขึ้นของผู้ป่วย (Symptom report) และกระบวนการวิธีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ในการทำนายการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม นอกจากนี้ผู้วิจัยได้มีการศึกษาทฤษฎีของ WOMAC (the Western Ontario and McMaster Universities Osteoarthritis Index) และนำมาประยุกต์ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ด้วย โดยผู้วิจัยได้ทบทวนวรรณกรรมจากการค้นคว้า หนังสือ วารสาร คู่มือและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

### 2.1 ทฤษฎีของโรคข้อเข่าเสื่อม

#### 2.1.1 ลักษณะอาการโรคข้อเข่าเสื่อมโรคข้อเข่าเสื่อม (Knee Osteoarthritis)

โรคข้อเข่าเสื่อมเป็นโรคที่พบบ่อยในความผิดปกติของกล้ามเนื้อและกระดูก ส่งผลกระทบต่อการใช้ชีวิตประจำวันของประชากรทั่วโลก โดยโรคข้อเข่าเสื่อมนั้นถูกจัดว่าเป็นประเภทของโรคที่เกิดจากการเสื่อมสภาพของร่างกาย โดยสาเหตุเกิดโรคข้อเข่าเสื่อมนั้นยังไม่ทราบสาเหตุที่แน่ชัด โดยลักษณะของอาการนั้น จะมีเกิดจากการเจ็บปวดที่เกิดจากอาการบวม (Swelling), อาการฝืดที่ข้อเข่า (Stiffness) และส่งผลต่อการเคลื่อนไหว โดยทั่วไปแล้วกันว่าสาเหตุของการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมนั้นเกิดจากปริมาณของกระดูกอ่อนที่ลดลง (Cartilage Degradation) และความผิดปกติของกระดูก (Bone Abnormalities) [1, 2, 3] โรคข้อเข่าเสื่อมจะพบบ่อยในกลุ่มประชากรของผู้ที่อยู่ในเกณฑ์ของผู้สูงอายุ ซึ่งจะส่งผลกระทบต่อคุณภาพในการดำเนินชีวิต ทั้งในด้านของทางกายภาพและทางด้านสภาพจิตใจของผู้ป่วยอีกด้วย

#### 2.1.2 ผลกระทบของการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม

โรคข้อเข่าเสื่อมเป็นโรคที่ส่งผลกระทบต่อประชากรวัยผู้ใหญ่กว่า 10-15% ทั่วโลก [2] จากข้อมูลสถิติของกรมอนามัยโลก (The World Health Organization) พบว่ามีผู้หญิงที่เป็นโรคข้อเข่าเสื่อมนั้นถึง 18% และมีผู้ชายที่เป็นโรคข้อเข่าเสื่อมถึง 9.6% ที่ช่วงอายุตั้งแต่ 60 ปีขึ้นไปในปี 2015 และในจำนวนผู้ป่วยที่เป็นโรคข้อเข่าเสื่อมนั้น พบว่า 80% ของคนที่เป็นโรคทั้งหมดจะมีข้อจำกัดในการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เคลื่อนไหว, และ 25% ของคนที่เป็นโรคข้อเข่าเสื่อมที่ประสบปัญหาในการเคลื่อนไหวนั้นส่งผลกระทบต่อการดำเนินชีวิตประจำวันอีกด้วย [5] นอกจากนี้ ผลสำรวจในปี 2008 โรคข้อเข่าเสื่อมนั้นถูกจัดว่าเป็นหนึ่งในโรคที่มีค่าใช้จ่ายในการรักษาที่สูงมากในสหรัฐอเมริกา โดยค่าใช้จ่ายในโรงพยาบาลทั่วโลกจากการผ่าตัดเปลี่ยนข้อเข่าเทียมนั้น มีการประมาณค่าใช้จ่ายในการรักษาที่สูงถึง \$40 พันล้านดอลลาร์สหรัฐ [6]

### 2.1.3 หลักเกณฑ์ในการตรวจสอบระดับความรุนแรงของโรคข้อเข่าเสื่อมตามทฤษฎีของ KL-Grade (Kellgren and Lawrence)

การวินิจฉัยอาการระยะเริ่มต้นของการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมนั้นเป็นสิ่งที่มีความยาก จากการทบทวนวรรณกรรม การเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นในระยะแรกนั้น เกิดขึ้นที่บริเวณกระดูกในข้อเข่า (Subchondral bone) เกิดภาวะระยะห่างระหว่างข้อเข่าที่แคบลง (Joint space narrowing) ซึ่งสามารถส่งผลให้เกิดโรคกระดูกพรุนได้อีกด้วย (Osteophytes) [2, 3] โดยในโรคข้อเข่าเสื่อมนั้น จะมีระดับของความรุนแรงของอาการ ซึ่งถูกจำแนกโดยข้อมูลจากภาพ โดยใช้หลักเกณฑ์ของ Kellgren and Lawrence ซึ่งจะแบ่งทั้งหมดออกเป็น 5 ระดับ ซึ่งเป็นพื้นฐานของการจำแนกระดับความรุนแรงของโรคข้อเข่าเสื่อม ตั้งแต่ระดับ 0 ถึง 4 [16] โดยในแต่ละระดับมีระดับความรุนแรง ดังตาราง 2.1

ตาราง 2.1 แสดงตารางการประเมินความรุนแรงของโรคข้อเข่าเสื่อม (KL-Grade)

ระดับความรุนแรง	ความเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้น
0	ไม่พบความเปลี่ยนแปลงที่เกิดจากโรคข้อเข่าเสื่อม
1	เกิดจุดสังเกตุที่ส่งผลให้ช่องว่างข้อเข่าแคบลง และมีโอกาสเกิดภาวะกระดูกพรุน
2	เกิดภาวะกระดูกพรุน และมีโอกาสเกิดช่องว่างของข้อเข่าที่แคบลง (โรคข้อเข่าเสื่อมระยะเริ่มต้น)
3	ภาวะกระดูกพรุนระยะปานกลาง, เกิดภาวะช่องว่างข้อเข่าแคบลง, เกิดถุงน้ำขนาดเล็กที่แข่งกระด้าง, และมีโอกาสที่กระดูกส่วนปลายจะผิดรูป
4	ภาวะกระดูกพรุนขั้นรุนแรง, ภาวะช่องว่างข้อเข่าแคบลงขั้นรุนแรง, ถุงน้ำเทียมมีความแข่งกระด้างขั้นรุนแรง, และกระดูกเกิดการผิดรูป

เพื่อที่จะสามประเมินระดับความรุนแรงด้วยหลักเกณฑ์ของ Kellgren and Lawrence ได้อย่างมีประสิทธิภาพนั้น ปัจจุบันยังคงต้องให้บุคลากรทางการแพทย์หรือผู้ที่เชี่ยวชาญในการประเมินระดับความรุนแรงของโรคข้อเข่าเสื่อมเพียงเท่านั้น ซึ่งการประเมินจะต้องใช้ระยะเวลา เนื่องจากเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ลักษณะอาการของโรคข้อเข่าเสื่อมนั้นเป็นโรคต่อเนื่อง และอาจมีข้อผิดพลาดในการประเมินได้ เนื่องจากความรู้และประสบการณ์ของบุคลากรทางการแพทย์แต่ละบุคคลมีความแตกต่างกัน ทำให้ผลของการประเมินอาจเกิดความคลาดเคลื่อนได้ [2]

#### 2.1.4 แนวทางในการประเมินระดับอาการของโรคข้อเข่าเสื่อมตามทฤษฎีของ WOMAC (the Western Ontario and McMaster Universities Osteoarthritis Index)

มาตรฐานการประเมินภาวะข้อเข่าเสื่อม WOMAC (the Western Ontario and McMaster Universities Osteoarthritis Index) เป็นแบบสอบถามสำหรับการประเมินลักษณะความรุนแรงจากอาการของผู้ป่วยใช้กันอย่างแพร่หลาย เนื่องจากการประเมินที่ใช้สะดวกและใช้ระยะเวลาสั้น รวมไปถึงไม่มีค่าใช้จ่ายในการประเมิน โดยหมวดหมู่ของการประเมินด้วย WOMAC จะประกอบด้วย ความเจ็บปวดของข้อเข่า (Knee Pain), ความฝืดของข้อเข่า (Knee Stiffness), และข้อจำกัดในการเคลื่อนไหว (Loss of function)

โดยที่องค์ประกอบของ WOMAC (the Western Ontario and McMaster Universities Osteoarthritis Index) ที่เป็นมาตรวัดสำหรับการประเมินในแต่ละลักษณะความรุนแรง จะแบ่งออกเป็น ความเจ็บปวดของหัวเข่า (Knee Pain) จำนวน 5 รูปแบบ, ความฝืดของข้อเข่า (Knee Stiffness) จำนวน 2 รูปแบบ, และข้อจำกัดในการเคลื่อนไหว (Loss of function) จำนวน 17 รูปแบบ ซึ่งผลรวมจากทั้ง 3 ลักษณะความรุนแรงจะแสดงถึงระดับความรุนแรงรวมของโรคข้อเข่าเสื่อมที่ 0 ถึง 96 คะแนน [26, 51] สำหรับหลักเกณฑ์ในมาตรฐานของ WOMAC จากทั้ง 3 รูปแบบ ซึ่งได้มีการจัดทำในรูปแบบของภาษาไทย ดังตารางที่ 2.2

ตาราง 2.2 แสดงตารางมาตรวัดลักษณะทางกายภาพ (WOMAC)

มาตรวัดลักษณะทางกายภาพ WOMAC	รูปแบบที่ 1
ความเจ็บปวดของหัวเข่า (Knee Pain)	ความเจ็บปวดระหว่างการเดินบนพื้นราบ
	ความเจ็บปวดระหว่างการขึ้นลงบันได
	ความเจ็บปวดระหว่างระหว่างนอนบนเตียงในตอนกลางคืน
	ความเจ็บปวดระหว่างระหว่างการลุกนั่ง
	ความเจ็บปวดระหว่างการยืนลงน้ำหนัก
มาตรวัดลักษณะทางกายภาพ WOMAC	รูปแบบที่ 2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ความฝืดของข้อเข่า (Knee Stiffness)	ความฝืดของข้อเข่าในช่วงตอนเช้า
	ความฝืดของข้อเข่าขณะเปลี่ยนอิริยาบถระหว่างวัน
มาตรวัดลักษณะทางกายภาพ WOMAC	รูปแบบที่ 3
ข้อจำกัดในการเคลื่อนไหว (Loss of function)	ข้อจำกัดในการลงบันได (ความเร็ว, ต้องใช้อุปกรณ์ช่วย)
	ข้อจำกัดในการขึ้นบันได (ความเร็ว, ต้องใช้อุปกรณ์ช่วย)
	ข้อจำกัดในการลุกยืนจากท่านั่ง (ต้องใช้แขนช่วงพยุง)
	ข้อจำกัดในยืน (การทิ้งน้ำหนักตัวลงที่ขา)
	ข้อจำกัดในการก้มตัว (ความสามารถในการก้มตัว)
	ข้อจำกัดในการเดิน (ลักษณะท่าทางในการเดิน)
ข้อจำกัดในการเคลื่อนไหว (Loss of function)	ข้อจำกัดในการขึ้น-ลงรถโดยสาร (ลักษณะท่าทางในการก้าวขา)
	ข้อจำกัดในการเดินเป็นเวลานาน (มีระยะเวลาจำกัดในการเดิน)
	ข้อจำกัดในการสวมใส่ถุงเท้า-รองเท้า (ลำบากในการสวมใส่)
	ข้อจำกัดในการลุกจากเตียงนอน
	ข้อจำกัดในการถอดถุงเท้า-รองเท้า (ลำบากในการถอด)
	ข้อจำกัดในการนอนบนเตียง (ไม่สามารถเหยียดขาได้)
	ข้อจำกัดในการลุกเข้า-ลุกออกจากเตียง
	ข้อจำกัดในการนั่ง (ไม่สามารถนั่งงอเข่าได้)
	ข้อจำกัดในการลุก-นั่งจากส้วมหรือชักโครก
	ข้อจำกัดในการทำงานประจำ
ข้อจำกัดในการทำงานภายในครัวเรือน	

จากที่กล่าวมาข้างต้น ผู้วิจัยได้ศึกษาถึงปัญหาและสาเหตุของความรุนแรงในโรคข้อเข่าเสื่อมที่ส่งผลกระทบต่อคุณภาพการใช้ชีวิตของผู้ป่วย ส่งผลกระทบต่อทั้งทางเศรษฐกิจและสังคม รวมถึงหลักเกณฑ์ในการตรวจสอบระดับความรุนแรงของโรคข้อเข่าเสื่อมตามทฤษฎีของ KL-Grade (Kellgren and Lawrence) และแนวทางในการประเมินระดับอาการของโรคข้อเข่าเสื่อมตามทฤษฎี WOMAC (the Western Ontario and McMaster Universities Osteoarthritis Index) ซึ่งวิธีการเหล่านี้จะต้องมีการใช้ระยะเวลาในการตรวจสอบโดยบุคลากรทางการแพทย์ผู้เชี่ยวชาญเท่านั้น ด้วยเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เหตุดังกล่าว จึงทำให้เกิดความสนใจในการพัฒนาเครื่องมือที่จะช่วยเหลือในการวินิจฉัยการเป็นโรค สำหรับผู้ป่วยที่เป็นโรคข้อเข่าเสื่อม

จากการทบทวนวรรณกรรม เครื่องมือในการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมนั้นจะมีการใช้ ข้อมูลสำหรับวินิจฉัยอยู่ 2 ประเภท คือ ข้อมูลจากรูปภาพ X-rays หรือภาพจากคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า (Magnetic Resonance Imaging) และข้อมูลเชิงสถิติ (Statistical Data) [6, 20]

## 2.2. วิธีการดั้งเดิมในการวินิจฉัยโรคข้อเข่าเสื่อมในทางการแพทย์

### 2.2.1 การใช้ข้อมูลรูปภาพในการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม

วิธีการในการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม (Knee Osteoarthritis) ปัจจุบันวิธีที่เป็นมาตรฐานที่ได้รับการยอมรับจนถึงทุกปัจจุบัน คือ การตรวจสอบความเปลี่ยนแปลงของข้อเข่าด้วย ภาพเอกซเรย์ (X-rays) หรือภาพจากคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า (Magnetic Resonance Imaging) เพราะ ข้อมูลจากรูปภาพนั้นสามารถให้ข้อมูลที่มีความชัดเจนที่สุดในการระบุการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม (Knee Osteoarthritis) โดยสิ่งที่สามารถระบุจากรูปภาพ ได้นั้น คือ ระยะของช่องว่างระหว่างข้อเข่าที่สูญสลายไป (Joint Space Loss) ซึ่งเกิดจากสาเหตุของเส้นเลือดตีบใต้กระดูกอ่อน (Subchondral Bony Sclerosis) หรือการเกิดถุงน้ำในบริเวณข้อเข่า (Cyst Formation) โดยจากการทบทวนวรรณกรรม เครื่องมือที่ใช้ข้อมูลประเภทรูปภาพในการวินิจฉัย มีดังนี้

จากการทบทวนวรรณกรรม [2] ได้นำเสนอวิธีการวินิจฉัยโรคข้อเข่าเสื่อมในระยะเริ่มต้นจาก ข้อมูลรูปภาพ X-rays โดยทำการเลือกจากข้อมูลภาพ X-rays จากฐานข้อมูล the public Knee Osteoarthritis Initiative (OAI) [13, 14] ของผู้ป่วยที่ถูกประเมินโดยบุคลากรทางการแพทย์ว่ามี ระดับ KL-Grade (Kellgren and Lawrence) ที่ระดับ 2 หรือเป็นผู้ป่วยที่ระดับความรุนแรงของโรค ข้อเข่าเสื่อมในระยะเริ่มต้นจำนวน 1,025 ภาพ โดยพิจารณาภาพที่ขนาด 128 x 128 pixels ของ ภาพเอกซเรย์ X-rays ซึ่งจะแบ่งออกเป็น 3 ประเภท คือ ข้อเข่าส่วนด้านใน (Medial side), ข้อเข่า ส่วนตรงกลาง (Middle) และข้อเข่าส่วนด้านนอก (Lateral sides) และแบบจำลองได้ใช้วิธีการเรียนรู้ ของเครื่อง (Machine Learning) โดยเลือกใช้ Random forest และ Naïve Bayes สำหรับในการ ทำนาย ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้ค่าความแม่นยำ (Accuracy) ที่ 82.98%, ค่าความไว (Sensitivity) ที่ 87.15%, และค่าความจำเพาะ (Specificity) ที่ 80.65% แต่เนื่องจากการพิจารณาข้อมูลในแต่ละส่วนบนภาพ X-rays นั้น จำเป็นที่จะต้องมีการพิจารณาทางแพทย์ผู้เชี่ยวชาญทางทำการระบุจุดที่สำคัญสำหรับการ บ่งบอกถึงพื้นที่ทั้ง 3 ส่วนก่อน ถึงจะสามารถพิจารณาส่วนที่สนใจ (Region of interest) จาก ภาพได้ ทำให้เป็นยังคงข้อจำกัดในด้านของการจัดเตรียมข้อมูลก่อนนำเข้าแบบจำลอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากการทบทวนวรรณกรรม [20] ได้นำเสนอวิธีการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม (Knee Osteoarthritis) จากข้อมูลบนภาพ (X-rays) จากฐานข้อมูล Knee Osteoarthritis Initiative (OAI) [13, 14] จำนวน 4,840 ภาพ โดยทำการเลือกข้อมูลของผู้ป่วยที่มีค่า KL-Grade (Kellgren and Lawrence) ตั้งแต่ระดับ 0 (ไม่พบการเปลี่ยนแปลงที่เกิดจากข้อเข่าเสื่อม) ถึงระดับที่ 3 (เป็นโรคข้อเข่าเสื่อมในระยะปานกลาง) ซึ่งจะพิจารณาส่วนที่สนใจ (Regions of Interest) ขนาด 310 x 310 พิกเซล โดยใช้ระบบอัตโนมัติ (BoneFinder Software) ซึ่งจะแบ่งส่วนการพิจารณาบนภาพ (X-rays) โดยการวางจุดตามแนวของกระดูกบนภาพ (Bone Contour) และมีการใช้โมเดลการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) โดยเลือกวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน Convolutional Neural Network สำหรับในการทำนาย ซึ่งได้ทำการทดลองและแสดงผลลัพธ์ออกเป็น 2 แบบ คือ การทำนายระดับความรุนแรงหรือค่า KL-Grade (Kellgren and Lawrence) โดยพิจารณาจากค่าความน่าจะเป็นของโมเดล  $CNN - P(KL = i|x)$  สำหรับ  $i \in \{0, \dots, 3\}$  ซึ่งได้ผลลัพธ์ของค่า AUC ที่ 78% และความน่าจะเป็นของโอกาสที่จะเข้ารับการผ่าตัดหลังจากที่ได้รับวินิจฉัยด้วยโมเดล  $CNN - P(y = i|x)$  สำหรับ  $i \in \{0, \dots, 2\}$  ซึ่งได้ผลลัพธ์ของค่า AUC ที่ 79% แต่อย่างไรก็ตาม ด้วยข้อจำกัดของ BoneFinder Software ในการระบุตำแหน่งข้อมูลบนภาพ จำเป็นต้องมีภาพ X-rays ที่มีคุณภาพมากพอ จึงจะสามารถระบุตำแหน่งได้อย่างถูกต้อง ทำให้ยังคงเป็นข้อจำกัดในการจัดเตรียมข้อมูลก่อนการทำนายด้วยโมเดล

จากการทบทวนวรรณกรรม [15] ได้นำเสนอวิธีการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม (Knee Osteoarthritis) จากข้อมูลบนภาพ (X-rays) จำนวน 4,130 ภาพจากฐานข้อมูล Knee Osteoarthritis Initiative (OAI) [13, 14] โดยจะทำการพิจารณากรณีของผู้ป่วยที่ค่า KL-Grade (Kellgren and Lawrence) ตั้งแต่ระดับ 0 (ไม่พบการเปลี่ยนแปลงที่เกิดจากข้อเข่าเสื่อม) ถึงระดับที่ 4 (เป็นโรคข้อเข่าเสื่อมในระยะรุนแรง) โดยที่จะทำการปรับขนาดของภาพให้มีความละเอียด 0.14 มิลลิเมตรต่อพิกเซล และจากนั้นจะทำการพิจารณาจุดที่สนใจจากจุดกึ่งกลาง (Central Region) ของรูปที่ได้มีการลดขนาดแล้ว และใช้โมเดลในการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) โดยเลือกวิธีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network) โดยใช้โครงสร้างของแบบจำลองที่ใช้ จะประกอบด้วย โครงสร้างแบบ VGG, GoogLeNet, Resnet, DenseNet, ResNeXt, และ Mobilenet v2 ในการทำนาย โดยผลลัพธ์ที่ดีที่สุดจากโครงสร้างที่เลือกใช้ จะได้โครงสร้างแบบ DenseNet-161 ได้ค่าของ Accuracy ที่ 88.09 แต่อย่างไรก็ตาม ในการพิจารณาจุดที่สนใจ (Region of Interest) บนภาพ X-rays นั้น จำเป็นที่จะต้องมิตำแหน่งของข้อเข่า ที่อยู่ตรงจุดกึ่งกลางกับขนาดของภาพพอดี ทำให้ถึงแม้จะมีการลดขนาดลงเพื่อให้ขนาดของภาพทุกภาพอยู่ในมาตรฐานเดียวกัน แต่อาจจะมีโอกาสเกิดข้อผิดพลาดในการระบุจุดที่สนใจ (Region of Interest) ผิดพลาดได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากการทบทวนวรรณกรรมทั้งหมดที่มีการใช้ข้อมูลประเภทรูปภาพ X-rays จะเห็นได้ว่า ถึงแม้ผลของการทำนายจะค่อนข้างมีประสิทธิภาพที่แม่นยำ แต่เนื่องจากด้วยข้อมูลของรูปภาพที่ใช้เป็นข้อมูลภาพจาก Knee Osteoarthritis Initiative (OAI) [13, 14] และ Multicenter Osteoarthritis Study (MOST) [14, 21] เป็นข้อมูลที่มีการถูกจัดเตรียมไว้สำหรับในการศึกษาโดยเฉพาะ ทำให้มีความพร้อมที่จะนำมาใช้ โดยเฉพาะตำแหน่งการจัดวางของรูป ทำให้การพิจารณาจุดที่สนใจ (Region of Interest) ในภาพสามารถระบุได้อย่างแม่นยำ แต่ในกรณีของข้อมูลรูปภาพ X-rays ที่เกิดจากสถานการณ์จริง อาทิ เช่น โรงพยาบาล อาจจะมีข้อจำกัดในการด้านความพร้อมในใช้งาน และการได้มาซึ่งข้อมูลแบบรูปภาพทั้งที่เป็นภาพเอกซเรย์ (X-rays), หรือภาพจากคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า (Magnetic Resonance Imaging) จำเป็นที่จะต้องสร้างจากสถานที่ที่มีเครื่องมือรองรับเท่านั้น ซึ่งยังคงเป็นข้อจำกัดในการสร้างข้อมูล เพราะมีทั้งค่าใช้จ่ายและเสียทั้งเวลาในการสร้างข้อมูล

### 2.2.2 การใช้ข้อมูลตัวแปรเชิงสถิติในการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม

การตรวจสอบการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม (Knee Osteoarthritis) เป็นสิ่งสำคัญที่จะช่วยป้องกันและลดความรุนแรงของโรคกระดูกเสื่อมได้ แต่จากการทบทวนวรรณกรรม วิธีที่มีประสิทธิภาพและได้รับการยอมรับจนถึงปัจจุบัน คือ การวินิจฉัยโรคข้อเข่าเสื่อมจากรูปภาพ ไม่ว่าจะเป็น ภาพ X-rays, หรือภาพจากคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า (Magnetic Resonance Imaging) แต่จากที่กล่าวข้างต้น เนื่องจากข้อจำกัดในเรื่องของการสร้างข้อมูลรูปภาพ จึงได้เกิดแนวคิดในการใช้ข้อมูลในลักษณะอื่น โดยจากการทบทวนวรรณกรรมของการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม พบว่าปัจจัยเสี่ยงที่ส่งผลต่อการเป็นโรค นอกเหนือจากความเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นที่แสดงให้เห็นผ่านรูปภาพแล้ว ยังมีข้อมูลปัจจัยเชิงสถิติทางการแพทย์ (Statistical Clinical Factors Data) ที่สามารถวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม (Knee Osteoarthritis) ได้เช่นกัน โดยจากการทบทวนวรรณกรรม มีดังนี้

จากการทบทวนวรรณกรรม [6] ได้นำเสนอวิธีการวินิจฉัยโรคข้อเข่าเสื่อม โดยใช้ข้อมูลตัวแปรเชิงสถิติทางการแพทย์ ซึ่งได้มีการพิจารณาเลือกข้อมูลตัวแปรเชิงสถิติที่เป็นปัจจัยเสี่ยง รวมถึงมีการใช้มาตรวัดลักษณะความรุนแรงตามหลักมาตรฐานของ WOMAC (the Western Ontario and McMaster Universities Osteoarthritis Index) ในการจัดกลุ่ม (Clustering) สำหรับแต่ละผู้ป่วยที่อยู่ในเกณฑ์การเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม โดยใช้ข้อมูลเชิงสถิติของผู้ป่วยทั้งหมด 1,234 คนจาก Knee Osteoarthritis Initiative (OAI) [13, 14] และใช้วิธีการจัดกลุ่มของผู้ป่วยโดยใช้ค่าความน่าจะเป็นจากการทำนายโดยใช้วิธี Least Absolute Shrinkage and Selection Regression (LASSO) ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้ค่า AUC ที่ 0.95 แต่อย่างไรก็ตาม ข้อจำกัดของข้อมูลนั้นยังเป็นข้อมูลเฉพาะในประเทศสหรัฐอเมริกาเท่านั้น ซึ่งจำนวนปัจจัยที่ใช้ในการทำนายยังคงไม่ครอบคลุมมากพอสำหรับการวินิจฉัยในผู้ป่วยเชื้อชาติอื่น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากการทบทวนวรรณกรรม [17] ได้นำเสนอในลักษณะวิธีการวินิจฉัยโรคข้อเข่าเสื่อม โดยใช้ข้อมูลตัวแปรเชิงสถิติทางการแพทย์ โดยใช้ข้อมูลเชิงสถิติของผู้ป่วยทั้งหมด 5,749 คนจาก Korea National Health and Nutrition Examination Survey [18] และมีการนำวิธีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) โดยได้มีการเลือกวิธีของ Deep Neural Network สำหรับเป็นแบบจำลองในการทำนาย โดยที่มีการใช้ตัวแปรเชิงสถิติที่เป็นปัจจัยเสี่ยง ซึ่งแต่ละตัวแปรจะถูกพิจารณาจากการทำ PCA (Principle Component Analysis) สำหรับในการคัดเลือกตัวแปรที่สำคัญในการทำนายในแบบจำลอง โดยค่า Accuracy ที่ 71.97%, ได้ค่า Sensitivity ที่ 66.67%, ได้ค่า Specificity ที่ 73.35%, และได้ค่า Positive predictive value ที่ 39.53% แต่อย่างไรก็ตาม ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนาย ยังคงมีประสิทธิภาพที่น้อยกว่าเมื่อเทียบกับการทำนายด้วยข้อมูลบนรูปภาพ

จากการทบทวนวรรณกรรม [19] ได้นำเสนอการใช้ข้อมูลตัวแปรเชิงสถิติทางการแพทย์ในการทำนายแนวโน้มระดับความรุนแรงของโรคข้อเข่าเสื่อมตามมาตรฐานของ KL-Grade (Kellgren and Lawrence) โดยใช้ข้อมูลเชิงสถิติของผู้ป่วยทั้งหมด 1,234 คนจาก Knee Osteoarthritis Initiative (OAI) [13, 14] ซึ่งได้ใช้วิธี Long Short-Term Memory ซึ่งเป็นหนึ่งในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมประเภท Recurrent Neural Network โดยได้ค่า AUC scores ของแบบจำลอง LSTM แต่ละระดับความรุนแรงของ KL-Grade ที่ 1, 2, 3, และ 4 ดังนี้ 0.81, 0.91, 0.99, และ 0.98 ตามลำดับ แต่อย่างไรก็ตาม ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายจะมีประสิทธิภาพในกรณีที่ค่าระดับความรุนแรงของ KL-Grade ของผู้ป่วยนั้นสูงเท่านั้น ทำให้การพิจารณาการเป็นโรคตั้งแต่ในระยะเริ่มต้นยังมีประสิทธิภาพที่น้อยกว่าเมื่อเทียบกับข้อมูลแบบรูปภาพ

จากการทบทวนวรรณกรรมที่มีการใช้ข้อมูลตัวแปรเชิงสถิติทางการแพทย์ (Statistical Clinical Factors Data) จะเห็นได้ว่า ผลลัพธ์จากการทำนายเมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่ทำนายจากข้อมูลบนรูปภาพ อาจจะมีประสิทธิภาพที่น้อยกว่า ด้วยข้อจำกัดเหล่านี้จึงทำให้การที่จะใช้วิธีการที่นอกเหนือจากการใช้ข้อมูลบนรูปภาพในการทำนายการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมนั้นเป็นไปได้ยากมาก ด้วยเหตุนี้ ผู้วิจัยจึงได้ศึกษาเพิ่มเติมถึงวิธีที่จะทำนายการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมด้วยวิธีที่นอกเหนือจากการใช้ทั้งข้อมูลบนรูปภาพและข้อมูลเชิงสถิติทางการแพทย์

จากที่กล่าวมาข้างต้นทั้งหมด จึงทำให้ผู้วิจัยได้สนใจการใช้ข้อมูลในอีกรูปแบบของข้อมูลที่มีการบันทึกข้อมูลของผู้ป่วย นอกเหนือจากข้อมูลรูปภาพและข้อมูลตัวแปรเชิงสถิติทางการแพทย์ คือ ข้อมูลลักษณะอาการของผู้ป่วยที่ถูกบันทึกในรูปแบบของข้อความ (Textual Data) ซึ่งเป็นอีกรูปแบบของข้อมูลถือว่าเป็นศาสตร์ใหม่ในการทำนายการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม โดยในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยได้ศึกษาวิธีการทำนายการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมโดยใช้ข้อมูลบันทึกลักษณะอาการของผู้ป่วยใน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปแบบของข้อความ โดยใช้หลักการของการจัดจำแนกข้อความ (Text Classification) ซึ่งวิธีการนี้เป็นส่วนหนึ่งของการประมวลผลภาษาทางธรรมชาติ (Natural Language Processing)

## 2.3. ทฤษฎีประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing Theory)

### 2.3.1 การประมวลผลภาษาทางธรรมชาติ (Natural Language Processing)

การประมวลผลภาษาทางธรรมชาติ (Natural Language Processing) หรือ NLP เป็นศาสตร์ที่มีจุดมุ่งหมายเพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถที่จะเข้าใจและประมวลผลภาษาทางธรรมชาติของมนุษย์ได้ โดยประโยชน์ที่ได้จากการทำให้คอมพิวเตอร์สามารถเข้าใจภาษามนุษย์ได้ จะช่วยอำนวยความสะดวกเป็นอย่างมากในการทำงานมากมายที่มีความเกี่ยวข้องกับทางด้านภาษาของมนุษย์ [41] โดยการประมวลผลภาษาทางธรรมชาติ ได้ถูกนำมาใช้ในข้อมูลหลากหลายรูปแบบ มีดังนี้

1. การวิเคราะห์ส่วนของคำ (Morpheme Analysis)
2. การระบุบริบทของคำ (Parts of Speech Tagging)
3. การถาม-ตอบ (Question Answering (QA))
4. การเข้าใจภาษาพูด (Relationship Extraction)
5. การจัดจำแนกข้อความ (Text Classification)
6. การแปลภาษาด้วยเครื่อง (Machine translation)
7. การจดจำคำพูด (Speech Recognition)
8. การสังเคราะห์คำพูด (Speech Synthesis)
9. การสรุปข้อมูล (Summary)
10. บทสนทนาแบบโต้ตอบด้วยแชทบอท (Chatbots)

หลักการของการประมวลผลภาษาทางธรรมชาตินั้น จะอาศัยหลักการตามแนวคิดทางภาษาศาสตร์ เช่น การประมวลผลความหมายของข้อความที่เป็นลักษณะประโยค ซึ่งจะมีการประมวลผลโดยการแยกแยะคำ, มีการแบ่งสัดส่วนของคำที่อยู่ในประโยค, และทำการวิเคราะห์บริบทของคำที่อยู่ในประโยค (Morphological Analysis) และจากนั้นจะมีการหาหมวดหมู่ของคำแต่ละคำ (Part-of-speech Tagging) เพื่อใช้เป็นข้อมูลพื้นฐานในการวิเคราะห์โครงสร้างและความหมายของข้อมูล (Syntactic and Semantic Analysis) เพื่อทำการหาความหมายของประโยคทั้งหมด จากองค์ประกอบของคำที่อยู่ในประโยค [41] โดยการประมวลผลภาษาทางธรรมชาตินั้นได้ถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลายในศาสตร์หลากหลายแขนง โดยเฉพาะอย่างยิ่ง การจัดจำแนกข้อความ (Text Classification) [8, 27] ซึ่งในปัจจุบัน การจำแนกข้อความนั้นได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายในหลากหลายงานวิจัย อาทิ เช่น การตรวจสอบข้อความที่ไม่พึงประสงค์ (Spam Detection), การจัด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หมวดหมู่ของข่าวสาร (News Categorization), การวิเคราะห์ความรู้สึกทางอารมณ์ (Sentiment Analysis) สำหรับในการทำนายความรู้สึกเชิงบวกหรือเชิงลบของประโยค [22]

จากที่กล่าวมาข้างต้น การศึกษาในครั้งนี้ผู้วิจัยได้เลือกใช้ศาสตร์ของการประมวลผลภาษาธรรมชาติ โดยใช้วิธีการแบบการจัดจำแนกข้อความ (Text Classification) เพื่อใช้ในการทำนายการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมของผู้ป่วย จากข้อมูลบันทึกลักษณะอาการของผู้ป่วยที่เป็นโรคข้อเข่าเสื่อมในรูปแบบของข้อความ

### 2.3.2 การจัดจำแนกข้อความ (Text Classification)

หนึ่งในการประมวลผลภาษาทางธรรมชาติ (Natural Language Processing) ที่ได้ถูกนำมาใช้ในการช่วยเหลือและอำนวยความสะดวกในการทำงานของมนุษย์ คือ การจัดจำแนกข้อความ (Text Classification) [8, 23, 27] โดยหลักการ คือ การวิเคราะห์ข้อความ เพื่อค้นหาประเด็นหรือเพื่อหาวัตถุประสงค์ที่ผู้เขียนข้อความต้องการจะสื่อสาร ซึ่งถูกนำไปใช้ได้ในงานหลากหลายประเภท อาทิ เช่น การวิเคราะห์ความรู้สึกนึกคิดของผู้เขียนข้อความ (Sentiment Analysis) [8, 22] โดยส่วนใหญ่จะมีการวิเคราะห์ในลักษณะของ ความรู้สึกที่ดี (Positive), ความรู้สึกที่ไม่ดี (Negative), และความรู้สึกที่เป็นกลาง (Neutral) เป็นต้น

จากการทบทวนวรรณกรรม เพื่อให้ได้ประสิทธิภาพของการจัดจำแนกที่ดีที่สุด จึงจำเป็นที่จะต้องมีการจัดเตรียมข้อมูลก่อน โดยกระบวนการดังกล่าวถูกเรียกว่า การทำเหมืองข้อความ (Text Mining) ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของกระบวนการในการประมวลผลภาษาทางธรรมชาติ โดยจะเป็นการจัดเตรียมข้อมูลข้อความหรือประโยคก่อนที่จะนำมาจัดจำแนกในแบบจำลอง ซึ่งจะทำให้เพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลองในการทำนายหรือจัดจำแนกได้มากขึ้น [22]

### 2.3.3 การทำเหมืองข้อความ (Text Mining)

การทำเหมืองข้อความ (Text Mining) คือ กระบวนการที่นำข้อมูลในลักษณะของข้อความมาใช้ในการ วิเคราะห์ โดยจะเป็นการประยุกต์จากศาสตร์ความรู้ทางด้านสถิติและศาสตร์ความรู้ทางด้านคอมพิวเตอร์มาใช้ เพื่อค้นหาประเด็นหรือสาระสำคัญที่อยู่ในข้อมูล ซึ่งการศึกษาการทำเหมืองข้อความนี้จะมุ่งเน้นเพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถทำความเข้าใจข้อมูลได้เช่นเดียวกับมนุษย์ และเพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถที่จะวิเคราะห์ข้อมูลได้อย่างรวดเร็วในสิ่งที่มนุษย์ไม่สามารถที่จะวิเคราะห์ได้ในระยะเวลาอันสั้น เพราะในปัจจุบันปริมาณของข้อมูลนั้นเกิดขึ้นอย่างไม่จำกัด และเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว ดังนั้น การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยคอมพิวเตอร์จึงเป็นสิ่งจำเป็น เพราะคอมพิวเตอร์สามารถให้ประสิทธิภาพที่รวดเร็ว, แม่นยำ, และสามารถทำงานได้อย่างไร้ขีดจำกัด แต่เนื่องจากในปัจจุบันข้อมูลประเภทข้อความนั้นถูกจัดว่าเป็นข้อมูลที่ไม่มีโครงสร้าง (Unstructured Data) ทำให้ก่อนที่จะเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สแกนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

นำข้อมูลมาให้คอมพิวเตอร์วิเคราะห์นั้น จึงจำเป็นที่จะต้องจัดการข้อมูลให้อยู่ในรูปที่คอมพิวเตอร์สามารถเข้าใจได้ก่อน จึงจะสามารถนำไปใช้ประมวลผลต่อได้

จากการทบทวนวรรณกรรม ขั้นตอนในการทำเหมืองข้อมูลจะประกอบไปด้วย การทำความสะอาดข้อมูล (Text Cleaning), การตัดคำ (Word Tokenize), กระเป๋าของคำ (Bag of Words), การแสดงความถี่ของคำ (Term Frequency – Invert Document Frequency), การแปลงคำให้อยู่ในรูป vector (Word Embedding) [22]

### 2.3.3.1 การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning)

การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning) เป็นขั้นตอนที่สำคัญสำหรับการจัดเตรียมประโยค เพื่อให้ประโยคนั้นสามารถวิเคราะห์ต่อได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยขั้นตอนนี้จะช่วยลดความซับซ้อนของข้อมูลและลดทอนข้อมูลที่ไม่จำเป็นในประโยค ซึ่งส่งผลให้ผลลัพธ์ในการจัดจำแนกมีประสิทธิภาพมากขึ้น แต่เนื่องในการศึกษาครั้งนี้ ข้อความที่ทำการศึกษาเป็นข้อความในภาษาไทย ซึ่งจะมีความซับซ้อนกว่าภาษาอังกฤษ ดังนั้น ในการศึกษาผู้วิจัยได้ใช้วิธีการ การกำหนดรูปแบบของอักขระที่สนใจ (Regular Expression) ซึ่งเป็นวิธีการสำหรับในการค้นหาข้อมูลในระดับตัวอักษรจากข้อความ มาใช้ในการทำความสะอาดข้อความ และทำการลบออกจากประโยค เพื่อลดทอนข้อมูลที่ไม่จำเป็น

### 2.3.3.2 การตัดคำ (Word Segmentation)

การตัดคำ (Word Tokenize) คือ ขั้นตอนในการจัดเตรียมข้อมูลในลักษณะของการแยกคำในแต่ละประโยคหรือแยกเป็นกลุ่มคำที่ต้องการพิจารณา (Token) เนื่องจากคอมพิวเตอร์ไม่สามารถที่จะประมวลผลข้อมูลในลักษณะข้อความได้โดยตรง ดังนั้น จึงจำเป็นที่จะต้องทำการเปลี่ยนคำแต่ละคำในประโยคก่อนและแทนที่ด้วยตัวเลขในแต่ละคำเพื่อให้คอมพิวเตอร์ประมวลผลข้อมูลได้

จากการทบทวนวรรณกรรม กระบวนการที่ใช้ในการตัดคำในภาษาไทยนั้นมีหลากหลายวิธี โดยในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยได้เลือกวิธีการตัดคำ 3 แบบโดยจะประกอบด้วย การตัดคำด้วย (Word\_tokenize), การตัดคำด้วย (DeepCut), และการตัดคำด้วย (Attacut) [28, 29, 33, 34]

#### 2.3.3.2.1 การตัดคำด้วย Word\_tokenize

Word\_tokenize เป็นหนึ่งในฟังก์ชันที่นิยมใช้ในการตัดคำในภาษาไทย โดยที่แบบจำลองที่ถูกใช้ในฟังก์ชันของ Word\_tokenize คือ แบบจำลองวิธีตัดคำแบบสอดคล้องมากที่สุด (Maximal Match Algorithm) ในการตัดคำในประโยค [28,29] โดยประสิทธิภาพของ Word\_tokenize เมื่อถูกใช้ในการตัดคำบนชุดข้อมูล BEST 2010 [30] ให้ประสิทธิภาพในการตัดคำที่ใช้ระยะเวลาสั้นที่สุดในแบบจำลองของการตัดคำ และประสิทธิภาพในการตัดคำมีค่าความแม่นยำ (Accuracy) ที่

71.18% [31, 32]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีกรนำไปใช้

### 2.3.3.2.2 การตัดคำด้วย DeepCut

DeepCut เป็นกระบวนการที่พัฒนาโดยใช้แบบจำลองแบบแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network) เป็นแบบจำลองในการตัดคำ [33] โดยที่เป้าหมายของการตัดคำด้วย DeepCut นั้นจะทำนายว่าตัวอักษรตัวไหนเป็นตัวอักษรเริ่มต้นของคำ ซึ่งจะเป็นจุดที่ใช้ในการพิจารณาการตัดคำ โดยประสิทธิภาพของ DeepCut เมื่อถูกใช้ในการตัดคำบนชุดข้อมูล BEST 2010 [30] ให้ประสิทธิภาพในการตัดคำที่คะแนน F1 ที่ 98.1% [28]

### 2.3.3.2.3 การตัดคำด้วย AttaCut

AttaCut เป็นกระบวนการตัดคำที่ถูกพัฒนาต่อมาจาก DeepCut เพื่อให้มีระยะเวลาในการประมวลผลที่รวดเร็วมากขึ้น โดยการประมวลผลของ AttaCut นั้นใช้ระยะเวลาที่เร็วกว่าการประมวลผลของ DeepCut ถึง 6 เท่า [34] โดยประสิทธิภาพของ AttaCut เมื่อถูกใช้ในการตัดคำบนชุดข้อมูล BEST 2010 [30] ให้ประสิทธิภาพในการตัดคำที่คะแนน F1 ที่ 91% [28]

### 2.3.3.3 กระเป๋าของคำ (Bag of Words)

กระเป๋าของคำ (Bag of Words) เป็นหนึ่งในขั้นตอนการจัดเตรียมข้อมูล โดยเป็นการสร้างคลังของคำ (Corpus) ที่อยู่ในชุดข้อมูลทั้งหมด และแทนค่าของแต่ละคำด้วยตัวเลข ซึ่งในแต่ละคำจะถูกแทนด้วยหนึ่งหมายเลขต่อหนึ่งคำ โดยตัวเลขเหล่านั้นจะทำหน้าที่เป็นคีย์หลักแทนค่าในแต่ละคำ ซึ่งประโยชน์ของการทำกระเป๋าของคำ (Bag of Words) จะทำให้คอมพิวเตอร์สามารถเข้าใจและประมวลผลการวิเคราะห์ในแบบจำลองได้ และสามารถประยุกต์ใช้ในเชิงทางด้านสถิติสำหรับดูความถี่ของคำในแต่ละประโยคได้ [35]

### 2.3.3.4 TF-IDF (Term Frequency – Invert Document Frequency)

Term Frequency – Invert Document Frequency (TF-IDF) คือ กระบวนการในการแสดงคำในประโยคในรูปแบบของตัวเลขที่พัฒนามาจากการทำกระเป๋าของคำ (Bag of Words) ซึ่งเป็นกระบวนการในการแปลงข้อมูลจากในรูปแบบของข้อความ ให้อยู่ในรูปแบบของตัวเลขที่คอมพิวเตอร์สามารถประมวลผลและวิเคราะห์ต่อได้ โดยหลักการของ TF-IDF จะใช้หลักการที่คล้ายคลึงกับการทำกระเป๋าของคำ (Bag of Words) ในการสร้างคลังของคำ แต่จะมีข้อแตกต่าง คือ กระบวนการของ TF-IDF จะสามารถให้ความสำคัญกับที่อยู่ในประโยคได้ ซึ่งจะมีการพิจารณาจากความถี่ที่อยู่ในประโยค [35] โดยจะมีการคำนวณตามสมการ ดังนี้

$$TF(t, d) = \log(\text{freq}(t, d)) + 1 \quad (1)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่ $TF(t, d)$	ฟังก์ชัน Term Frequency
$t$	จำนวนคำในประโยค
$d$	จำนวนข้อมูลที่สนใจ
$freq(t, d)$	จำนวนความถี่ของคำที่สนใจจากประโยค

$$IDF(t, D) = \log \left( \frac{D}{df(t)} \right) \quad (2)$$

โดยที่ $IDF(t, D)$	ฟังก์ชัน Invert Document frequency
$t$	จำนวนคำในประโยค
$D$	จำนวนประโยคทั้งหมด

จากสมการข้างต้น ในกระบวนการคำนวณจะแบ่งออกเป็น 2 สมการ คือ สมการ Term Frequency ในสมการที่ (1) จะเป็นการคำนวณค่าความถี่ของคำ (Token) ที่อยู่ในประโยค (Document) ส่วนถัดมาในสมการที่ (2) จะเป็นสมการ Invert Document Frequency เป็นการพิจารณาลำดับความสำคัญของคำ (Token) ที่ปรากฏในประโยค (Document) โดยยิ่งปรากฏในหลายประโยค จะยิ่งมีค่าความสำคัญน้อย โดยการคำนวณจะมีสมการ ดังนี้

$$TFIDF(t, D) = TF(t, d) \times IDF(t, D) \quad (3)$$

โดยที่ $TFIDF(t, D)$	ฟังก์ชัน TF-IDF
$TF(t, d)$	ค่า Term Frequency
$IDF(t, D)$	ค่า Invert Document Frequency
$t$	คำที่สนใจในประโยค
$d$	document ที่พิจารณา
$D$	จำนวนประโยคทั้งหมดในชุดข้อมูล

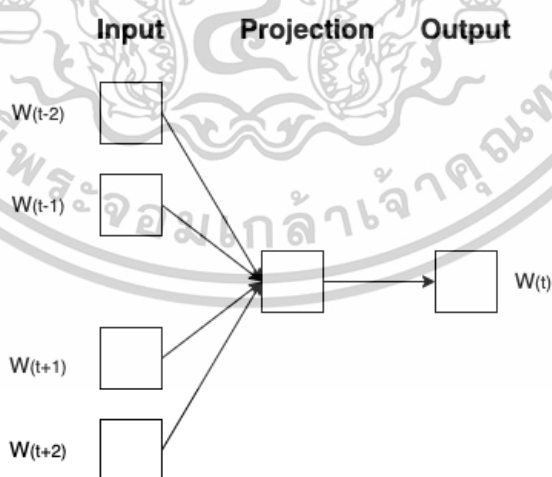
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.3.3.5 การฝังคำ (Word Embedding)

เนื่องจากด้วยข้อจำกัดของ TF-IDF นั้น เมื่อเจอข้อความที่มีปริมาณมาก จะทำให้มิติของเวกเตอร์มีขนาดใหญ่ และจะเกิดเลข 0 ในเวกเตอร์เป็นจำนวนมาก ที่เรียกว่า Feature Sparse และอีกข้อจำกัดของ TF-IDF คือ การที่ TF-IDF จะพิจารณาที่รูปคำในประโยคโดยตรง ซึ่งถ้ารูปคำมีความแตกต่างกัน ค่าที่ TF-IDF คำนวณได้ก็就会有ความแตกต่างกัน แต่ในความเป็นจริง คำบางคำแม้จะมีรูปคำที่แตกต่างกัน แต่สามารถให้ความหมายเหมือนกัน

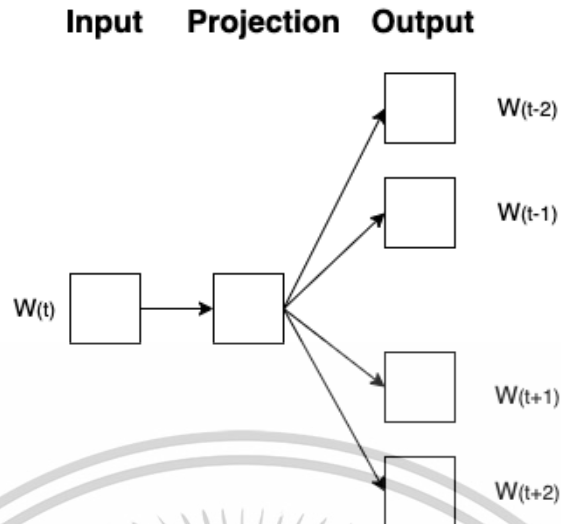
ดังนั้น จึงได้มีการพัฒนากระบวนการสำหรับการประมวลผลข้อมูลขนาดใหญ่ เรียกว่า การฝังคำ (Word Embedding) ซึ่งเป็นการแปลงคำในประโยคให้อยู่ในรูปของเวกเตอร์ คือ การสร้างเวกเตอร์คุณลักษณะ (Feature Vector) โดยจะมีการพิจารณาความสัมพันธ์กับคำที่อยู่รอบข้างในประโยคเพื่อการคำนวณค่าของเวกเตอร์ในแต่ละคำ ทำให้แม้คำที่มีรูปคำที่แตกต่างกัน แต่สามารถนิยามได้ว่าคำนี้เป็นคำที่ลักษณะความหมายเดียวกัน

เครื่องมือที่ใช้ในการสร้างการฝังคำ นั้นมีวิธีที่หลากหลาย หนึ่งในวิธีที่ได้รับความนิยม คือ Word2Vec [11, 12] ซึ่งเป็นวิธีการที่สามารถหาความหมายของคำที่อยู่ในโครงสร้างประโยคได้ [22, 35, 36] ซึ่งในแบบจำลอง Word2Vec จะแบ่งกระบวนการวิเคราะห์ออกเป็น 2 แบบ คือ Continuous Bag-of-Words (CBOW) และแบบ Skip-gram (SG) [37, 38] โดย Continuous Bag-of-Words (CBOW) จะใช้คำที่อยู่รอบข้าง (Context Words) ในการทำนายความน่าจะเป็นของคำเป้าหมาย (Target Words) ดังรูปที่ 2.1 และ Skip-gram (SG) จะใช้คำเป้าหมาย (Target Words) ในการทำนายความน่าจะเป็นของคำที่อยู่โดยรอบ (Context Words) ดังรูปที่ 2.2



รูป 2.1 แสดงโครงสร้างของ Continuous Bag-of-Words (CBOW)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูป 2.2 แสดงโครงสร้างของ Skip-gram (SG)

จากการทบทวนวรรณกรรม คุณสมบัติของ Continuous Bag-of-Words (CBOW) จะพิจารณาค่าความน่าจะเป็นจากคำที่อยู่โดยรอบ (Context Words) เป็นข้อมูลเข้าในการทำนายคำเป้าหมาย (Target Words) ซึ่ง Skip-gram (SG) จะใช้ระยะเวลาในการประมวลที่ช้ากว่าแบบของ Continuous Bag-of-Words (CBOW) แต่อย่างไรก็ตาม จุดเด่นของ Skip-gram (SG) จะให้ประสิทธิภาพในการประมวลผลที่ดีกว่าเมื่อในประโยคมีคำที่มีค่าเฉพาะ (Rare words) ดังนั้น ในการศึกษาครั้งนี้ เพื่อให้ได้ประสิทธิภาพของการทำนายที่ดีที่สุด ผู้วิจัยได้เลือกใช้การแปลงค่าจากคำในประโยคให้เป็นเวกเตอร์โดยใช้แบบจำลองของ Skip-gram (SG) เนื่องจากลักษณะของคำในประโยคมีการใช้คำศัพท์เฉพาะทางการแพทย์ โดยจะมีสมการในการคำนวณ ดังนี้

พิจารณาคำที่อยู่โดยรอบ (Context Words) ของ Skip-gram (SG)

$$P(w_{i-c}, w_{i-c+1}, \dots, w_{i-1}, w_{i+1}, \dots, w_{i+c-1}, w_{i+c} | w_i) \quad (4)$$

โดยที่  $w_i$  คือ คำที่อยู่ตรงกลาง (center word) และ  $w_c$  คือ คำที่อยู่รอบข้าง (Context Words) จะถูกกำหนดจากขนาด N-gram เปลี่ยนคำ (Context Words) ให้อยู่ในรูปเวกเตอร์

$$(w_{i-c} : v_{i-c}, \dots, w_{i+c} : v_{i+c},) \quad (5)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยกำหนดให้  $\mathbf{v}_i$  เป็นเวกเตอร์ของคำที่อยู่ตรงกลาง (center vector) และ  $\mathbf{v}_c$  เป็นคำที่อยู่รอบข้าง (context vectors) โดยจะมีสมการในการคำนวณค่าความน่าจะเป็นของคำที่อยู่รอบข้าง ดังนี้

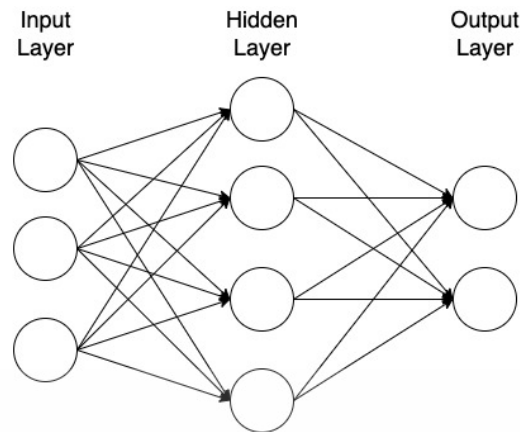
$$P_{SG}(w_c|w_i) = \prod_{i=1}^n \frac{\exp(\mathbf{v}_c^T \mathbf{v}_i)}{\sum_w \exp(\mathbf{v}_c^T \mathbf{v}_i)} \quad (6)$$

โดยที่  $\mathbf{v}_i$  เป็นเวกเตอร์ขาเข้า (input vector) ซึ่งเป็นคำที่อยู่ตรงกลาง (center vector),  $\mathbf{v}_c$  เป็นเวกเตอร์ขาออก (output vector) ซึ่งเป็นคำที่อยู่รอบข้าง (context vectors), และ  $\mathbf{W}$  เป็นจำนวนคำทั้งหมดในประโยค

## 2.4. การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

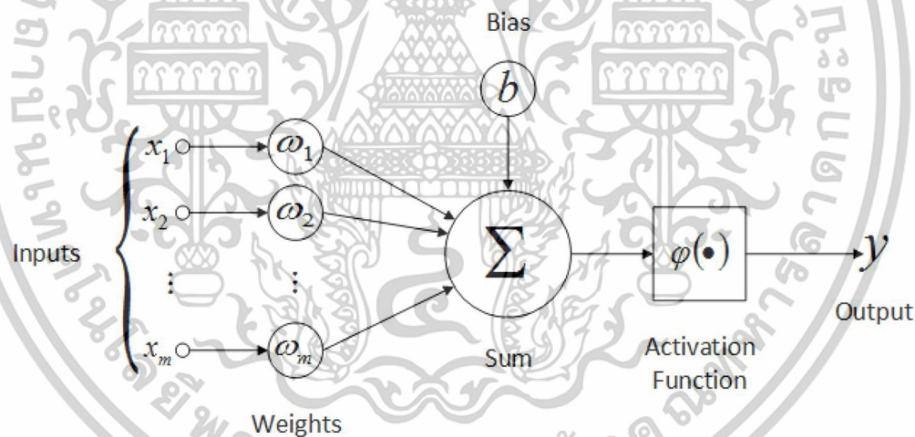
กระบวนการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เป็นส่วนหนึ่งของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่ใช้สอนคอมพิวเตอร์มีกระบวนการในการเรียนรู้ และพัฒนาเป็นเครื่องมือที่ช่วยในการทำนายหรือตัดสินใจแทนมนุษย์ได้ ซึ่งจะมีการประยุกต์ใช้ศาสตร์ความรู้ทางด้านสถิติ มาใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างแบบจำลองสำหรับทำนายผลลัพธ์จากข้อมูล ซึ่งจุดเริ่มต้นของกระบวนการเรียนรู้เชิงลึกนั้น เริ่มจากโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่มีรากฐานจากการลอกเลียนแบบการทำงานของสมองของมนุษย์ที่มีความซับซ้อน ทำให้สามารถวิเคราะห์ข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยในโครงข่ายประสาทเทียมนั้น ได้จำลองการทำงานของเซลล์ประสาทดังกล่าวขึ้นมา ซึ่งในแต่ละเซลล์จะมีการเชื่อมต่อข้อมูลเพื่อส่งข้อมูลไปยังเซลล์ข้อมูลถัดไปในการพิจารณาการตัดสินใจ โดยจุดเด่นของโครงข่ายเซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์ คือ จะมีโครงสร้างเซลล์ประสาทที่สามารถเชื่อมต่อกันได้อย่างทั่วถึง และจะมีการกระจายตัวเพื่อวิเคราะห์ข้อมูลในแต่ละเซลล์อย่างชัดเจน [17] โดยการจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) หรือ ANN นั้นได้ถูกออกแบบให้มีความคล้ายกับกระบวนการทำงานในสมองของมนุษย์ โดยการทำงานเบื้องหลังของโครงข่ายประสาทเทียมนั้น จะมีหน่วยย่อยที่ทำงานคล้ายเซลล์ประสาทของมนุษย์ เรียกว่า นิวรอน (Neuron) ซึ่งสามารถเรียงตัวเป็นชั้นในปริมาณจำนวนหนึ่ง เรียกว่า เลเยอร์ (Layer) โดยในแต่ละนิวรอนจะมีขั้นตอนการทำงานแบ่งตามชั้นเลเยอร์ โดยมีโครงสร้างของแบบจำลอง ดังรูป 2.3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูป 2.3 แสดงโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

จากโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ซึ่งจะแบ่งออกเป็น 3 ส่วน คือ ชั้นนำเข้า (Input Layer), ชั้นซ่อน (Hidden Layer), และชั้นส่งออก (Output Layer) และในแต่ละชั้นเลเยอร์ จะประกอบไปด้วยนิวรอนสำหรับการประมวลผลข้อมูล โดยในแต่ละนิวรอนจะมีโครงสร้าง ดังรูป 2.4



รูป 2.4 แสดงกระบวนการประมวลผลในนิวรอน

โดยที่การคำนวณค่าในแต่ละนิวรอน มีพื้นฐานการคำนวณจากสมการเชิงเส้น (Linear Regression) และจะองค์ประกอบย่อยในสมการ จะประกอบไปด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ซึ่งเป็นค่า Intercept จากตามหลักสมการเชิงเส้น โดยคุณสมบัติของค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละตัวที่อยู่ในนิวรอนจะมีค่าที่แตกต่างกันตามการวิเคราะห์ของแบบจำลอง และค่าความเอนเอียง (Bias) ซึ่งเป็นค่า Coefficient จากตามหลักสมการเชิงเส้น ซึ่งจะมีการคำนวณเพื่อหาผลลัพธ์ของแบบจำลอง เรียกว่า การส่งผ่านไปข้างหน้า (Forward Propagation) โดยสมการมีการคำนวณ ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\text{Output} = \text{activation}\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + \text{bias}\right) \quad (7)$$

โดยที่ <b>Output</b>	ผลลัพธ์ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม
$w_i$	ค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละนิวรอน
$x_i$	ค่าข้อมูลขาเข้าของโครงข่ายประสาทเทียม
<b>bias</b>	ค่าความเอนเอียงของโครงข่ายประสาทเทียม
<b>activation</b>	ฟังก์ชันการรวมค่าก่อนส่งต่อเป็นข้อมูลขาออก

จากสมการข้างต้น จะเป็นการประมวลผลเพื่อหาผลลัพธ์บนโครงข่ายประสาทเทียม เรียกว่า การส่งผ่านไปข้างหน้า (Forward Pass) ซึ่งจะเป็นการประมวลผลในนิวรอนจากชั้นเลเยอร์ที่ 1 จากนั้นจะเป็นการส่งต่อค่าผลลัพธ์ (Output) ไปไปข้อมูลนำเข้า (input) ไปที่นิวรอนชั้นเลเยอร์ถัดไป แต่เนื่องจากในการคำนวณเริ่มต้นนั้น ค่าที่เกิดจากการคำนวณ ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) นั้นเป็นค่าที่เกิดจากการสุ่ม ดังนั้น เมื่อค่าที่ถูกประมวลผลถูกส่งไปถึงชั้นส่งออก (Output Layer) จะมีโอกาสที่จะเกิดค่าความผิดพลาด (Error) สูงทำให้แบบจำลองนั้นยังไม่มีประสิทธิภาพ จึงต้องมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ให้เหมาะสม โดยใช้กระบวนการที่เรียกว่า การส่งผ่านย้อนกลับ (Back Propagation) โดยสมการมีการคำนวณ ดังนี้

$$E_{\text{MSE}} = \frac{1}{n} \sum_{d \in D} (t_d - o_d)^2 \quad (8)$$

โดยที่ $E_{\text{MSE}}$	ค่าความผิดพลาด (Error)
$d$	ข้อมูลที่นำเข้าไปในแต่ละนิวรอน
$D$	ข้อมูลทั้งหมดที่นำเข้าไปในนิวรอน
$t_d$	ค่าเฉลี่ยจริงของข้อมูล
$o_d$	ค่าที่คำนวณได้จากนิวรอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากสมการข้างต้น จะเป็นการหาค่าความผิดพลาดรวม  $E_{\text{total}}$  ลำดับถัดมา จะเป็นการคำนวณย้อนกลับ ซึ่งจะเป็นการทำอนุพันธ์ย่อย (Partial differential) ของค่า  $E_{\text{total}}$  เทียบกับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าความเอนเดียง (Bias) ในแต่ละนิวรอน โดยสมการจะมีการคำนวณ ดังนี้

$$\nabla E(\vec{w}) = \left[ \frac{\partial E}{\partial w_0}, \frac{\partial E}{\partial w_1}, \dots, \frac{\partial E}{\partial w_n} \right] \quad (9)$$

โดยที่  $\nabla E(\vec{w})$  คือ ค่าเกรเดียนต์ (Gradient) ของค่าความผิดพลาดเทียบกับค่าถ่วงน้ำหนักแต่ละนิวรอน

จากการทบทวนวรรณกรรม กระบวนการเรียนรู้เชิงลึกนั้น เป็นหนึ่งในอัลกอริทึมที่ให้ประสิทธิภาพในการวิเคราะห์และทำนายที่ให้ผลลัพธ์ได้ดีกว่าการใช้อัลกอริทึมจากการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) [24] เพราะในแบบจำลองจะมีการเรียนรู้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพจากการทำ การส่งผ่านย้อนกลับ (Back Propagation) ซึ่งในกระบวนการทำการส่งผ่านย้อนกลับ จะมีการพิจารณา ค่าฟังก์ชันสูญเสีย (Loss Function) และมีฟังก์ชันการปรับ (Optimize Function) โดยที่ค่าของค่าฟังก์ชันสูญเสียจะเป็นค่าความผิดพลาด ซึ่งใช้สำหรับในการเปรียบเทียบกับผลเฉลย และจากค่าฟังก์ชันสูญเสียได้ จะถูกใช้สำหรับในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ในแต่ละนิวรอนด้วยฟังก์ชันการปรับ

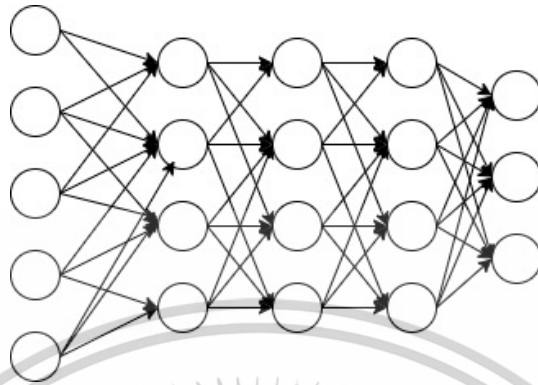
กระบวนการเรียนรู้เชิงลึกนั้น ได้มีการคิดค้นโครงสร้างของแบบจำลองในหลากหลายรูปแบบเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ ซึ่งโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับความนิยมในปัจจุบัน จะประกอบด้วย โครงข่ายประสาทเชิงลึก (Deep Neural Network), โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network), โครงข่ายประสาทเทียมแบบแบบวนซ้ำ (Recurrent Neural Network) ซึ่งในโครงสร้างแบบจำลองของ RNN ยังสามารถแบ่งออกเป็นได้อีกหลายประเภท ซึ่งที่นิยมใช้ในการจัดจำแนกจะมี 2 แบบ คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาว (Long Short-Term Memory) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูวงกลับ (Gated Recurrent Units) [10]

#### 2.4.1 โครงข่ายประสาทเชิงลึก (Deep Neural Network)

โครงข่ายประสาทเชิงลึก (Deep Neural Network) หรือ DNN เป็นโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมในรูปแบบที่ง่ายที่สุด โดยเป็นการพัฒนาจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า (Feedforward Neural Network) โดยการเพิ่มจำนวนของระดับชั้นเลเยอร์ ทำให้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ผู้ใดเห็นใบเซอร์ไอเซนด้านการศึกษาไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

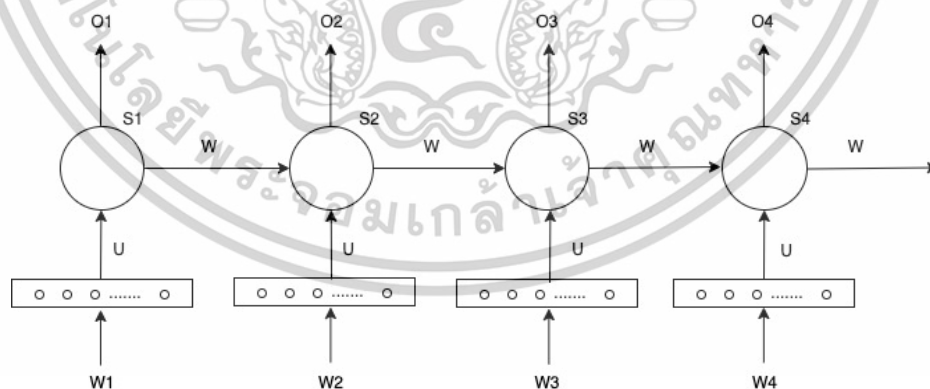
แบบจำลองมีการเรียนรู้และแยกคุณลักษณะ (Feature) ได้ละเอียดมากยิ่งขึ้น [17] ซึ่งโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเชิงลึก จะมีโครงสร้าง ดังรูป 2.5



รูป 2.5 แสดงโครงสร้างโครงข่ายประสาทเชิงลึก

#### 2.4.2 โครงข่ายประสาทเทียมวนกลับ (Recurrent Neural Network)

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนกลับ (Recurrent Neural Network) หรือ RNN เป็นหนึ่งในกระบวนการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ซึ่งเป็นแบบจำลองที่มีคุณสมบัติในการประมวลผลข้อมูลลักษณะแบบลำดับ อาทิ เช่น ลักษณะข้อมูลข้อความหรือประโยคที่มีองค์ประกอบของคำในประโยคที่เรียงต่อกัน โดยกระบวนการทำงานของแบบจำลองแบบ RNN จะการเรียงโครงสร้างของโหนดในโครงข่ายประสาทเทียมเป็นลำดับ เพื่อให้ลำดับของโหนดถัดไปสามารถเรียนรู้ผลลัพธ์จากโหนดก่อนหน้าได้ [10, 46] โดยมีโครงสร้าง ดังรูป 2.6



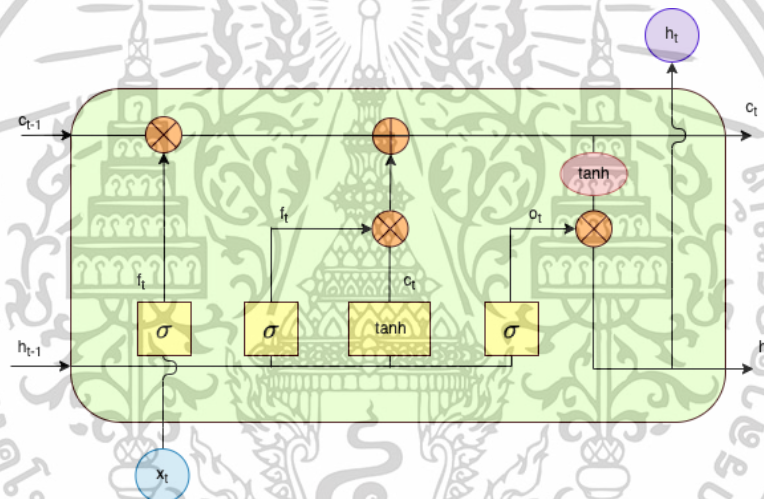
รูป 2.6 แสดงโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนกลับ

แต่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนกลับ มีข้อจำกัด คือ เมื่อมีการประมวลผลข้อมูลที่มีความยาวมากเกินไปจะทำให้ประสิทธิภาพของแบบจำลองลดลง เนื่องจากเมื่อถึงจุดหนึ่งของการส่งผ่านระหว่างผลลัพธ์ระหว่างโหนด จะทำให้ค่าเกิดการเปลี่ยนแปลงที่ลดลงจนกระทั่งไม่เกิดการเปลี่ยนแปลง ส่งผลให้ประสิทธิภาพของแบบจำลองลดลง ด้วยข้อจำกัดของแบบจำลองแบบโครงข่ายเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประสาทเทียมแบบวนกลับ จึงได้มีการพัฒนาแบบจำลองเป็นแบบจำลองแบบความจำระยะสั้นแบบยาว (Long Short Term Memory) หรือ LSTM [42]

### 2.4.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาว (Long Short Term Memory)

จากปัญหาที่กล่าวมาข้างต้น แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนกลับนั้นไม่สามารถประมวลผลข้อมูลที่มีความยาวได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังนั้น จึงได้มีการออกแบบอีกหนึ่งแบบจำลองเพื่อแก้ปัญหาดังกล่าว คือ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาว (Long Short Term Memory) ซึ่งให้ประสิทธิภาพที่มากกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนกลับ [40, 41, 42] โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวมีโครงสร้าง ดังรูป 2.7



รูป 2.7 แสดงโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาว

โดยที่คุณสมบัติของแบบจำลองแบบ LSTM จะประกอบไปด้วย 4 ฟังก์ชันการทำงาน คือ ประตูลืม (forget gate), ประตูเข้า (input gate), ประตูออก (output gate), และประตูอัปเดต (update gate) ซึ่งประตูอัปเดตสามารถถูกเรียกได้อีกแบบ คือ เซลล์ความจำ (memory cell) [41]

#### 2.4.3.1 ประตูลืม (Forget Gate)

เป็นประตูสำหรับการกำหนดข้อมูลเพื่อพิจารณาว่าข้อมูลที่ถูกส่งต่อมาจากโหนดก่อนหน้า ต้องจัดเก็บข้อมูลหรือไม่ โดยผลลัพธ์ของการพิจารณาจะมี 2 ค่า  $[0, 1]$  โดย 0 ไม่จัดเก็บข้อมูลจากโหนดก่อนหน้า และ 1 จัดเก็บข้อมูลจากโหนดก่อนหน้า [42] ดังสมการที่ (10)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$f_t = \sigma(W^{(f)}x_t + U^{(f)}h_{t-1} + b^{(f)}) \quad (10)$$

#### 2.4.3.2 ประตูเข้า (Input Gate)

เป็นประตูสำหรับในการรับข้อมูลใหม่ โดยที่จะมีการคำนวณค่าการควบคุมของข้อมูลขาเข้า [42] ดังสมการที่ (11)

$$i_t = \sigma(W^{(i)}x_t + U^{(i)}h_{t-1} + b^{(i)}) \quad (11)$$

#### 2.4.3.3 ประตูอัปเดต (Update Gate)

หลังจากที่คำนวณผลลัพธ์ของ Forget gate และ Input Gate จะนำผลลัพธ์ของสถานะก่อนหน้า รวมกับสถานะปัจจุบัน เพื่อหาค่าสถานะใหม่ของโหนดปัจจุบัน [42] ดังสมการที่ (12)

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tanh(W^{(c)}x_t + U^{(c)}h_{t-1} + b^{(c)}) \quad (12)$$

#### 2.4.3.4 ประตูออก (Output Gate)

เป็นประตูสำหรับในการเตรียมส่งออกผลลัพธ์จากโหนดปัจจุบันไปยังโหนดถัดไป ดังสมการ (13) และสุดท้ายจะนำมาคำนวณร่วมกับสถานะของโหนดปัจจุบันที่ได้ทำการอัปเดตดังสมการที่ (14) เพื่อส่งต่อไปยังโหนดถัดไป [42]

$$o_t = \sigma(W^{(o)}x_t + U^{(o)}h_{t-1} + b^{(o)}) \quad (13)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(c_t) \quad (14)$$

ด้วยคุณสมบัติของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวทำให้สามารถแก้ปัญหาในส่วนของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนกลับที่ไม่สามารถประมวลผลข้อมูลที่มีความยาวได้ แต่อย่างไรก็ตาม จากกระบวนการทำงานของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวนั้นยังคงมีข้อจำกัดในการประมวลผล เนื่องจากการทำงานของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวจะทำการรับข้อมูลเพียงในทิศทาง

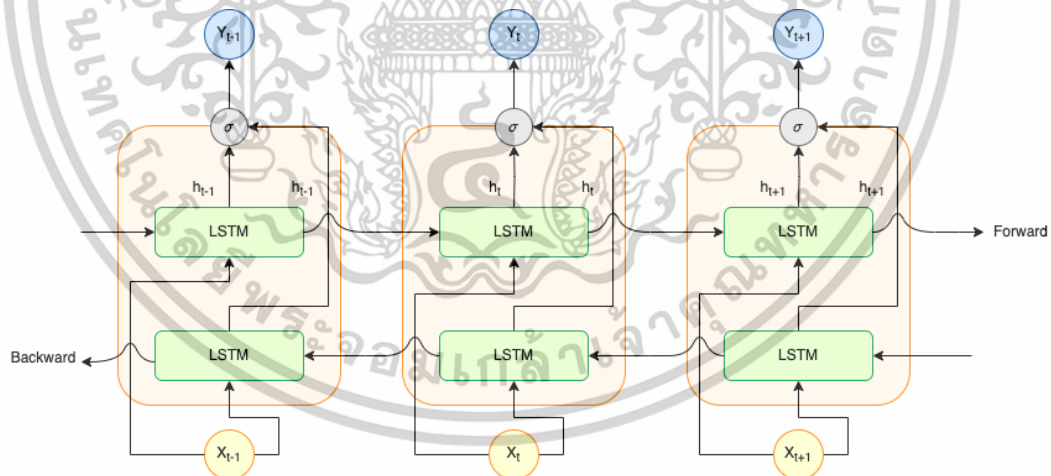
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เดียว ซึ่งมีโอกาสที่จะทำให้ประสิทธิภาพของการจัดจำแนกลดลง เพราะรูปแบบของบางประโยค อาจจะทำให้ประสิทธิภาพที่ต่ำกว่าเมื่อรับข้อมูลจากลำดับท้ายของประโยคก่อน

ดังนั้น แบบจำลองที่ถูกพัฒนาเพื่อที่จะทำให้สามารถประมวลผลข้อมูลได้ครอบคลุมทุกลำดับ ของข้อมูล คือ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional LSTM Long Short Term Memory) [12, 42]

#### 2.4.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional LSTM Long Short Term Memory)

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short Term Memory) เป็นแบบจำลองที่พัฒนามาจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบความจำระยะสั้นแบบยาว ซึ่งมีการประมวลผลข้อมูลแบบสองทิศทางเพื่อให้ครอบคลุมทั้งข้อมูล ลำดับของคำทั้งในอดีตและอนาคต โดยคุณสมบัติของโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้น แบบยาวสองทิศทาง จะมีการประมวลผลข้อมูลจากการอ่านข้อมูลไปข้างหน้าไปข้างหลัง (Forward pass) และอ่านข้อมูลจากข้างหลังมาข้างหน้า (Reverse pass) [12, 42] ซึ่งการอ่านข้อมูลในทั้ง 2 ทิศทางจะมีการทำงานที่พร้อมกัน โดยได้แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำ ระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง ดังรูป 2.8

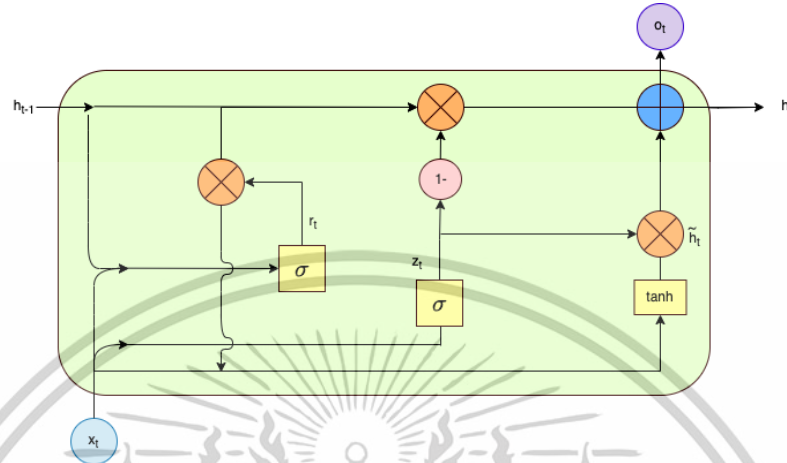


รูป 2.8 แสดงโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง

#### 2.4.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูกักเก็บ (Gated Recurrent Unit)

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูกักเก็บ (Gated Recurrent Unit) เป็นหนึ่งใน แบบจำลองของ RNN ซึ่งถูกออกแบบมาเพื่อแก้ปัญหาของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบ วงกลับที่มีข้อจำกัดเมื่อมีการประมวลผลข้อมูลที่มีความยาว เนื่องด้วยเมื่อมีการประมวลผลข้อมูลที่มี ความยาวในระดับหนึ่ง จะเริ่มมีการเปลี่ยนที่น้อยลงจนถึงไม่เกิดการเปลี่ยนแปลง สิ่งนี้จะทำให้ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประสิทธิภาพในการจัดจำแนกลดลง ดังนั้น แบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูวงกลับ (Gated Recurrent Unit) ซึ่งให้ประสิทธิภาพที่มากกว่า [40, 41, 42] โดยโครงสร้างของแบบจำลองแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูวงกลับ มีโครงสร้าง ดังรูป 2.9



รูป 2.9 แสดงแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูวงกลับ

โดยที่คุณสมบัติของแบบจำลองแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูวงกลับ จะประกอบไปด้วย 4 ฟังก์ชันการทำงาน คือ ประตูรีเซ็ต (Reset Gate) และประตูอัปเดต (update gate) สำหรับในการพิจารณาการเก็บข้อมูลหรือการลบข้อมูลในระบบ และมีการจัดเก็บ 2 สถานะในระบบ คือ สถานะผู้สมัครขั้นซ่อน (Candidate Hidden State) และ สถานะขั้นซ่อนสุดท้าย (Final Hidden State) [24, 39] โดยมีรูปแบบสมการ ดังนี้

#### 2.4.5.1 ประตูรีเซ็ต (Reset Gate)

ประตูรีเซ็ต (Reset Gate) จะทำหน้าที่พิจารณาว่าจะลบข้อมูลของสถานะขั้นซ่อนก่อนหน้าออกไปมากหรือน้อย โดยจะประมวลผลจากสถานะขั้นซ่อนก่อนหน้ากับสถานะขั้นซ่อนปัจจุบัน โดยจะสร้างค่าเป็นเวกเตอร์ระหว่าง 0 กับ 1

$$r_t = \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1} + b_r) \quad (14)$$

#### 2.4.5.2 ประตูอัปเดต (update gate)

ประตูอัปเดต (update gate) จะทำหน้าที่พิจารณาว่าจะรวมข้อมูลจากสถานะซ่อนขั้นซ่อนก่อนหน้ากับข้อมูลปัจจุบันมากหรือน้อย โดยจะสร้างค่าเป็นเวกเตอร์ระหว่าง 0 กับ 1

$$z_t = \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1} + b_z) \quad (15)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.4.5.3 สถานะผู้สมัครขั้นซ่อน (Candidate Hidden State)

สถานะผู้สมัครขั้นซ่อน (Candidate Hidden State) จะทำหน้าที่ปรับค่าสถานะของขั้นซ่อน โดยรวมกับค่าเวกเตอร์ที่มีการลบข้อมูลก่อนหน้าโดยประตูรีเซ็ต (Reset Gate) โดยจะมีค่านวนโดยการใช้ฟังก์ชันของ  $\tanh$  โดยจะสร้างค่าเป็นเวกเตอร์ระหว่าง -1 ถึง 1

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_h x_t + r_t \otimes (U_h h_{t-1}) + b_h) \quad (16)$$

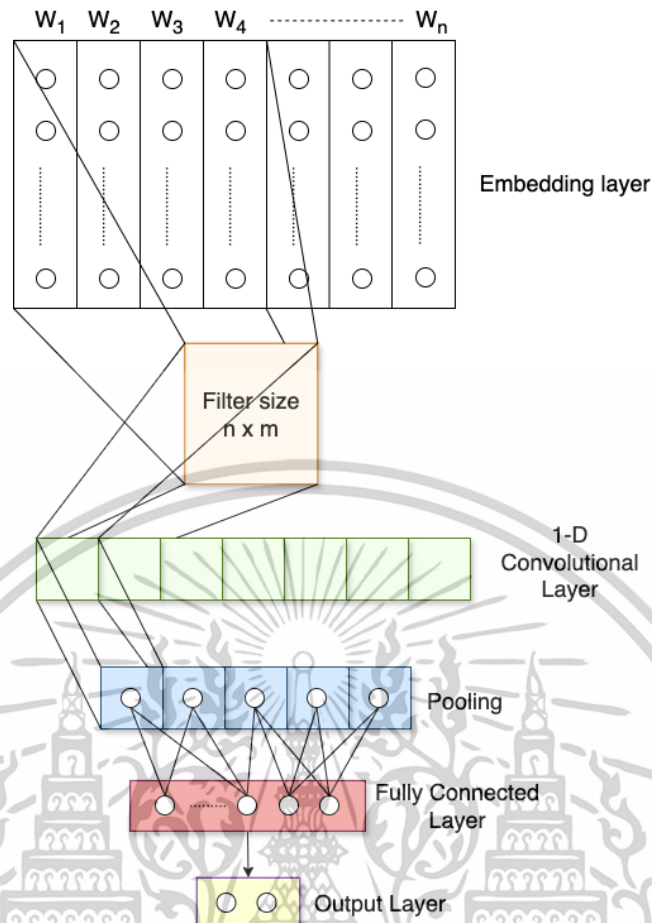
### 2.4.5.4 สถานะขั้นซ่อนสุดท้าย (Final Hidden State)

สถานะขั้นซ่อนสุดท้าย (Final Hidden State) จะทำหน้าที่รับสถานะที่ขั้นซ่อนสุดท้ายของระบบ และสร้างเป็นผลลัพธ์สุดท้ายเป็นค่าสำหรับการจัดจำแนก

$$h_t = (1 - z_t) \otimes h_{t-1} + z_t \otimes \tilde{h}_t \quad (17)$$

### 2.4.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network)

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network) เป็นหนึ่งในกระบวนการของการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) โดยแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน มีการถูกประยุกต์ในงานหลากหลายรูปแบบ ซึ่งโดยส่วนใหญ่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันจะสามารถให้ประสิทธิภาพที่ดีกับข้อมูลประเภทรูปภาพ เนื่องจากการทำแยกคุณลักษณะ (Feature Extraction) ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันสามารถดึงคุณลักษณะเด่นของภาพมาวิเคราะห์ได้ และสามารถทำให้ข้อมูลคุณลักษณะดังกล่าวมีขนาดที่เล็กลงโดยที่ไม่สูญเสียรายละเอียดของข้อมูลไป แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันไม่เพียงแต่ให้ประสิทธิภาพที่ดีกับข้อมูลประเภทรูปภาพเท่านั้น แต่ยังสามารถให้ประสิทธิภาพที่ดีกับข้อมูลประเภทข้อความอีกด้วย และมีประสิทธิภาพสูงในการจัดจำแนกสำหรับสำหรับการจัดจำแนกข้อมูลข้อความที่สั้น [43, 44, 45] โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน จะมีโครงสร้าง ดังรูป 2.10



รูป 2.10 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

โดยกระบวนการทำงานของ CNN นั้น จะมีจุดเด่นในด้านของการทำ Feature Extractions ที่มุ่งเน้นในการหาคุณลักษณะจากชุดข้อมูล โดยแบบจำลองของ CNN จะมีการแบ่งการประมวลผลออกเป็น 4 ส่วน คือ ชั้นฝังตัว (Embedding layer), ชั้นคอนโวลูชัน (Convolutional layer), ชั้นพูลลิง (Pooling layer), และชั้นเชื่อมต่อเต็มรูปแบบ (Fully connected layer) โดยโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน มีรูปแบบสมการ ดังนี้

#### 2.4.6.1 ชั้นฝังตัว (Embedding layer)

ชั้นฝังตัว (Embedding layer) เป็นชั้นแรกของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน โดยจะเป็นการนำข้อมูลเข้าสู่แบบจำลอง โดยที่จะกำหนดให้  $w_i \in \mathbb{R}^m$  เป็นค่าที่มีลักษณะเป็นเวกเตอร์ขนาด  $m$  มิติ และจะมีจำนวนเวกเตอร์เท่ากับ  $n$  ค่าในประโยค ดังนี้

$$w_{1:n} = w_1 \oplus w_2 \oplus \dots \oplus w_n \quad (18)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่กำหนดให้  $\oplus$  เป็นการนำเวกเตอร์เรียงต่อกัน

#### 2.4.6.2 ชั้นคอนโวลูชัน (Convolutional layer)

ชั้นคอนโวลูชัน (Convolutional layer) เป็นชั้นลำดับถัดมาจากลำดับชั้นฝังตัว โดยจะทำหน้าที่เป็นตัวจัดกลุ่มชุดข้อมูล เพื่อใช้ในการดึงคุณลักษณะเด่นของข้อมูลออกมาในกระบวนการขั้นถัดไป โดยจะทำการจัดกลุ่มชุดข้อมูลโดยใช้การคัดกรอง (Filter) ที่มีขนาด  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{h \times m}$  โดยที่  $h$  จะเป็นจำนวนของค่าในชุดที่ต้องการทำจัดกลุ่มข้อมูล และ  $m$  เป็นมิติของเวกเตอร์ในแต่ละการจัดกลุ่มชุดข้อมูล โดยจะได้การกลุ่มชุดข้อมูลเป็น  $\mathbf{c} = [c_1, c_2, \dots, c_{n-h+1}]$  ซึ่งในการหาข้อมูลแต่ละชุดสามารถทำได้ ดังนี้

$$c_i = f(\mathbf{x} \cdot \mathbf{w}_{i:i+h-1} + \mathbf{b}) \quad (19)$$

โดยที่กำหนดให้  $\mathbf{b} \in \mathbb{R}$  ถูกกำหนดให้เป็นค่าเอนเอียง และ  $f$  เป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้น

#### 2.4.6.3 ชั้นพูลลิง (Pooling layer)

ชั้นพูลลิง (Pooling layer) เป็นชั้นลำดับถัดมาจากลำดับชั้นคอนโวลูชัน โดยจะทำหน้าที่เป็นตัวแยกคุณลักษณะของข้อมูล (Feature Extraction) เพื่อใช้ในการดึงคุณลักษณะเด่นหรือคุณลักษณะที่สำคัญของข้อมูลออกมา [43] โดยในการศึกษาครั้งนี้จะพิจารณาใช้การดึงคุณลักษณะเด่นของข้อมูลโดยใช้ค่าที่มากที่สุดจากในชุดข้อมูลที่ถูกจัดในชั้นคอนโวลูชัน ซึ่งจะสามารถหาคุณลักษณะของข้อมูลได้ ดังนี้

$$\hat{c} = \max \{c\} \quad (20)$$

#### 2.4.6.4 ชั้นเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ (Fully connected layer)

ชั้นเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ (Fully connected layer) เป็นชั้นลำดับสุดท้ายของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน โดยจะรับข้อมูลที่มีการคัดเลือกคุณลักษณะเรียบร้อยแล้วจากในชั้นพูลลิง โดยข้อมูลจะถูกจัดเรียงเป็นเวกเตอร์เดียว ซึ่งกระบวนการในลำดับขั้นจะเป็นการคำนวณหาค่าความน่าจะเป็นสำหรับการจัดจำแนก โดยจะจัดเรียงข้อมูลในรูปแบบเวกเตอร์เดียว ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$Z = [\hat{c}_1, \hat{c}_2, \dots, \hat{c}_j] \quad (21)$$

## 2.5. มาตรวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง (Model Measurement)

การวัดประสิทธิภาพของผลการทดลองด้านการจำแนกข้อมูล (Classification) จะต้องวัดจากประสิทธิภาพแบบจำลองในการทำนาย เพื่อประเมินประสิทธิภาพว่าแบบจำลองดังกล่าวสามารถนำไปใช้งานจริงได้ ซึ่งผู้วิจัยได้มีการศึกษาจากวรรณกรรมทางการแพทย์ก่อนหน้านี้สำหรับการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง

จากการทบทวนวรรณกรรมก่อนหน้านี้ [1] ได้มีการใช้มาตรวัดสำหรับการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้ค่าของ ค่าความถูกต้อง (Accuracy), ค่าความไว (Sensitivity), ค่าความจำเพาะ (Specificity) ในการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง และได้วัดความน่าจะเป็นในการเป็นโรคสำหรับการยืนยันผลวินิจฉัย โดยใช้ อัตราส่วนความน่าจะเป็น (Likelihood Ratio) โดยพิจารณาสัดส่วนเป็นโรค (Positive Likelihood) มากกว่า 0.5 และสัดส่วนในการไม่เป็นโรค (Negative Likelihood) น้อยกว่า 0.2 จากการทบทวนวรรณกรรมก่อนหน้านี้ [20] ได้มีการใช้มาตรวัดสำหรับการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้ค่าของ ค่าความแม่นยำ (Precision หรือ Positive Predictive Value), ค่าความไว (Sensitivity หรือ Recall), การใช้ค่าพื้นที่ใต้กราฟ AUC (AUC : Area under the curve) จากการทบทวนวรรณกรรมก่อนหน้านี้ [17] ได้มีการใช้มาตรวัดสำหรับการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้ค่าของ ค่าความถูกต้อง (Accuracy), ค่าความไว (Sensitivity), ค่าความจำเพาะ, ค่าความแม่นยำ (Precision หรือ Positive Predictive Value) และค่าการใช้ค่าพื้นที่ใต้กราฟ AUC (AUC : Area under the curve) จากการทบทวนวรรณกรรมก่อนหน้านี้ [8] ได้มีการใช้ได้มีการใช้มาตรวัดสำหรับการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้ค่าของ ค่าความถูกต้อง (Accuracy), ค่าความแม่นยำ (Precision หรือ Positive Predictive Value), ค่าความไว (Sensitivity หรือ Recall), และค่า F1-Scoreจากการศึกษาวิจัยก่อนหน้านี้ทั้งหมด ผู้วิจัยจึงได้เลือกมาตรวัดประสิทธิภาพที่ใช้สำหรับการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง ดังตาราง 2.3

ตาราง 2.3 แสดงตารางคอนฟิวชันเมทริกซ์

		Actual	
		Positive	Negative
Prediction	Positive	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	Negative	False Negative (FN)	True Negative (TN)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตารางที่ 2-5 คอนฟิวชันเมทริกซ์จะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ประเภท คือ ข้อมูลด้านบวก (Positive) และข้อมูลด้านลบ (Negative) โดยจะแบ่งค่าที่ทำนายของแบบจำลองด้วยแบบจำลองออกเป็น 4 กรณี ดังนี้

1. True Positive (TP) คือ แบบจำลองได้มีการทำนายเป็นข้อมูลด้านบวกและตรงกับผลของค่าจริง
2. False Positive (FP) คือ แบบจำลองได้มีการทำนายข้อมูลเป็นด้านบวก แต่ค่าจริงเป็นด้านลบ
3. False Negative (FN) คือ แบบจำลองได้มีการทำนายข้อมูลเป็นด้านลบ แต่ค่าจริงเป็นด้านบวก
4. True Negative (TN) คือ แบบจำลองได้มีการทำนายข้อมูลเป็นด้านลบและตรงกับผลของค่าจริง

### 2.5.1 มาตรการวัดความถูกต้อง (Accuracy)

ค่าความถูกต้อง (Accuracy) คือ ค่าทางสถิติที่ใช้สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายระหว่างค่าจริงกับค่าที่แบบจำลองทำนาย ว่ามีความสอดคล้องกันหรือไม่ [17] สามารถใช้ในการคำนวณหาค่าความแม่นยำ (Accuracy) เพื่อหาความถูกต้อง โดยคำนวณจากสมการ ดังนี้

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (22)$$

### 2.5.2 มาตรการวัดค่าความเที่ยง (Precision)

ค่าความเที่ยง (Precision) คือ ค่าที่ใช้สำหรับการวัดประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลอง โดยเทียบจากการทำนายแบบ TP ต่อการทำนายด้านบวกทั้งหมด ซึ่งคำนวณได้จากสมการ ดังนี้

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (23)$$

### 2.5.3 มาตรการวัดค่าความไว (Sensitivity/Recall)

ค่าความไว (Sensitivity/Recall) คือ ค่าที่ใช้สำหรับการวัดประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลอง โดยเทียบจากการทำนายแบบ TP ต่อการทำนายข้อมูลด้านบวกทั้งหมด ซึ่งคำนวณจากสมการ ดังนี้

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (24)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.5.4 มาตรฐานวัดค่าความจำเพาะ (Specificity)

ค่าความจำเพาะ (Specificity) คือ ค่าที่ใช้สำหรับการวัดประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลอง โดยเทียบจากการทำนายแบบ TN ต่อการทำนายข้อมูลด้านบวกทั้งหมด ซึ่งคำนวณจากสมการ ดังนี้

$$\text{Specificity} = \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{FP}} \quad (25)$$

### 2.5.5 ค่าประสิทธิภาพเอฟวัน (F1-Score)

ค่า F1-Score เป็นการวัดประสิทธิภาพโดยรวม ซึ่งนิยมใช้วัดประสิทธิภาพในกรณีที่มีข้อมูลมีลักษณะเป็น imbalance (ข้อมูลด้านบวกกับข้อมูลด้านลบ ไม่สมดุลกัน) ซึ่งคำนวณจากสมการ ดังนี้

$$\text{F1 - Score} = 2 \times \frac{(\text{Precision} \times \text{Recall})}{(\text{Precision} + \text{Recall})} \quad (26)$$

## 2.6. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ปัจจุบันข้อมูลขนาดใหญ่ (Big Data) นั้นมีความสำคัญและเป็นประโยชน์เป็นอย่างมาก โดยเฉพาะอย่างยิ่งการศึกษาในทางการแพทย์ ซึ่งประเภทของข้อมูลขนาดใหญ่นั้นมีหลากหลายรูปแบบ อาทิ เช่น ข้อมูลรูปภาพ, ข้อมูลตัวแปรเชิงสถิติ ซึ่งข้อมูลทางการแพทย์เหล่านี้ถูกนิยมนำมาใช้ในการจัดจำแนก และปัจจุบันได้ข้อมูลอีกหนึ่งประเภท คือ ข้อมูลข้อความ โดยปัจจุบันข้อมูลข้อความนั้นเป็นที่ยอมรับว่าเป็นหนึ่งในชุดข้อมูลที่สามารถนำมาใช้ในการจัดจำแนกได้ [8, 27] แต่สำหรับในงานทางการแพทย์นั้นยังคงถูกจัดว่าเป็นแนวทางใหม่สำหรับในการนำมาวินิจฉัยโรค ดังนั้นจึงทำให้ผู้วิจัยสนใจที่จะใช้ข้อมูลข้อความในการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม โดยจากการทบทวนวรรณกรรม งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดจำแนกข้อความ มีดังนี้

จากการทบทวนวรรณกรรม [24] ได้นำเสนอกระบวนการใช้ข้อมูลลักษณะข้อความ ซึ่งข้อมูลจะเป็นที่ถูกบันทึกในทางการแพทย์ โดยงานวิจัยนี้ได้ให้ความสนใจในการทำนายหมวดหมู่ของข้อความ ซึ่งแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อความที่ถูกบันทึกในทางการแพทย์ 2 กลุ่ม และข้อความงานวิจัยทางการแพทย์อีก 2 กลุ่มโดยพิจารณาจากคุณลักษณะของคำในแต่ละกลุ่ม ซึ่งได้ใช้กระบวนการของกระบวนการของการฝังคำ (Word Embedding) ซึ่งใช้การเปลี่ยนจากข้อความให้เป็นเวกเตอร์ โดยผู้วิจัยได้เลือกใช้วิธี Word2Vec เป็นประเภทของ Skip-Gram โดยได้กำหนดมิติของเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เวกเตอร์ ที่ 300 มิติ และจากนั้นได้พิจารณาในการดึงคุณลักษณะจากประโยคโดยใช้กระบวนการของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional layer) ในการแยกคุณลักษณะ (Feature) จากประโยค และได้มีการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูวกกลับ (Bidirectional gated recurrent unit) ในการคำนวณคุณลักษณะของประโยคก่อนหน้า และคุณลักษณะของประโยคต่อท้ายตามหลักของ Recurrent Neural Network ซึ่งผลลัพธ์ได้ค่าความแม่นยำ (Accuracy) ที่ 89.09%, 93.75%, 97.73% และ 75.72% ตามลำดับ

จากจุดสังเกตของแบบจำลองได้ค่าความแม่นยำค่อนข้างสูงสำหรับวิธีการนี้ แต่เนื่องจากในข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลที่มีลักษณะของคำที่มีพร้อมใช้แล้ว จึงทำให้งานวิจัยนี้ยังมีข้อจำกัด ในกรณีที่เจอคำที่ต้องมีการแก้ไขคำในประโยค และยังมีข้อจำกัดที่ยังเป็นการประมวลผลเฉพาะในภาษาอังกฤษ

จากการทบทวนวรรณกรรม [43] ได้นำเสนอวิธีการจำแนกข้อความของสถานการณ์เป็นโรค อ้วน โดยที่ข้อมูลจะแบ่งออกเป็น 4 กรณี คือ โรคอ้วน (Y), ไม่เป็นโรคอ้วน (N), น่าสงสัย (Q), และไม่ได้ระบุไว้ (U) ซึ่งผู้วิจัยได้ใช้กระบวนการของ กระบวนการของการฝังคำ (Word Embedding) ซึ่งใช้การเปลี่ยนจากข้อความให้เป็นเวกเตอร์ โดยผู้วิจัยได้เลือกใช้วิธี Word2Vec โดยได้มีการทดลอง โดยการกำหนดสั้มิติเป็น 100, 200, 300, 400, 500, และ 600 มิติ พบว่าจำนวนมิติที่ 200 ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด และในส่วนของแบบจำลองที่ใช้ในการทำนายจะเป็นแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network) ในการคำนวณ ซึ่งได้ค่าของ F1-Score ที่ 0.8016 นอกจากนี้ยังได้มีการเปรียบเทียบกับแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องโดยแบบจำลองดังกล่าว ได้ใช้ข้อมูลนำเข้าแปลงข้อความจากประโยคเป็นเวกเตอร์ไบนารี (Binary Vectors) ซึ่งพบว่าแบบจำลองของมีผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกันที่ 0.8014

จากจุดสังเกตของการเปรียบเทียบแบบจำลอง ผู้วิจัยได้กล่าวว่า ในการทำการฝังคำ ไม่ได้ส่งผลต่อประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองแบบคอนโวลูชัน เมื่อเทียบกับความเร็วของเครื่อง แต่ในแง่การประมวลผลข้อมูล ด้วยขนาดเวกเตอร์การฝังคำ ที่มีมิติที่น้อยกว่า และค่า 0 ในเวกเตอร์ที่น้อยกว่า จะช่วยทำให้มีประสิทธิภาพที่ดีกว่าและมีการคำนวณที่เร็วกว่า

จากการทบทวนวรรณกรรม [8] ได้นำเสนอวิธีการจำแนกข้อความจากข้อมูลทางการแพทย์ โดยพิจารณาจากข้อมูลการติดต่อของผู้ป่วยบนช่องทางสื่อออนไลน์ ซึ่งจะมีการแบ่งแยกสำหรับการส่งผู้ป่วยที่ติดต่อไปยังแผนกที่เกี่ยวข้องหาญเพื่อรับการรักษา ประกอบด้วย แผนกกุมารศาสตร์ (Pediatrics), แผนกโสตศอนาสิกวิทยา (Otorhinolaryngology), แผนกอายุรกรรม (Internal Medicine), แผนกผ่าตัด (Surgery), และแผนกนรีเวชวิทยา (Gynecology) โดยใช้แบบจำลองในการเปรียบเทียบ ดังนี้ โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network), โครงข่ายประสาท

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาว (Long Short Term Memory), และโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short Term Memory) ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short Term Memory) ได้ค่าความแม่นยำ (Accuracy) ที่มากที่สุด 86.28% ในขณะที่แบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (CNN) ได้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) ที่ 86.28% ซึ่งมีความใกล้เคียงกับทั้งสองแบบจำลอง

จากจุดสังเกตของการเปรียบเทียบแบบจำลอง ด้วยคุณสมบัติของโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาว (Bidirectional LSTM Long Short Term Memory) จะให้ประสิทธิภาพที่สูงในข้อมูลที่มีลำดับ และสามารถประมวลผลข้อความที่มีความยาวได้ดีกว่าแบบจำลองแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

จากการทบทวนวรรณกรรม ในงานก่อนหน้าที่ได้มีการใช้ข้อมูลทางรูปภาพ (X-rays) หรือ MRI (Magnetic Resonance Imaging) และมีการใช้ข้อมูลตัวแปรเชิงสถิติสำหรับในการทำนายร่วมกับมาตรฐานฐานการประเมินลักษณะอาการด้วย WOMAC (the Western Ontario and McMaster Universities Osteoarthritis Index) ซึ่งสามารถให้ประสิทธิภาพที่ใกล้เคียงกับการทำนายด้วยข้อมูลจากภาพ แต่สามารถจัดเก็บข้อมูลได้ง่ายกว่า เนื่องจากไม่จำเป็นต้องสร้างข้อมูลที่โรงพยาบาลเหมือนข้อมูลภาพ แต่ด้วยข้อจำกัดในด้านการเก็บข้อมูลในส่วนของอาการประเมินลักษณะอาการด้วยมาตรฐาน WOMAC (the Western Ontario and McMaster Universities Osteoarthritis Index) ที่ยังต้องให้บุคลากรทางการแพทย์เป็นผู้ประเมินเองเท่านั้น จึงทำให้เกิดความสนใจที่จะใช้ข้อมูลอีกรูปแบบที่ได้มีการบันทึกข้อมูลของผู้ป่วยด้วยเช่นกัน คือ ข้อมูลลักษณะอาการในรูปแบบของข้อความ ซึ่งจากการทบทวนวรรณกรรม พบว่าการใช้ข้อมูลข้อความสำหรับการจัดจำแนกนั้นให้ประสิทธิภาพที่สูง [9] แต่มีต้นทุนของข้อมูลที่สูงกว่าทั้งข้อมูลรูปภาพและข้อมูลตัวแปรเชิงสถิติ และที่สำคัญการทำนายการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมด้วยข้อมูลข้อความนั้นยังเป็นสิ่งที่เป็นวิธีการใหม่ที่ยังไม่เคยถูกนำมาใช้มาก่อน

ดังนั้น ในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยได้นำเสนอการใช้ข้อมูลข้อความโดยใช้กระบวนการประมวลผลภาษาทางธรรมชาติและแบบจำลองจากกระบวนการเรียนรู้เชิงลึกในการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม

## บทที่ 3

### วิธีการดำเนินงานวิจัย

การวิจัยครั้งนี้เป็นการศึกษาวิจัยเชิงวิเคราะห์ (Analytical Study) มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาและวิเคราะห์แนวโน้มลักษณะการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม (Knee Osteoarthritis) ของผู้ป่วย เพื่อที่จะสามารถเป็นเครื่องมือในการช่วยวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม เพื่อการวินิจฉัยโรคที่รวดเร็วและถูกต้อง นอกจากนี้ การวิจัยครั้งนี้ยังสามารถเป็นเครื่องมือสำหรับบุคลากรทางการแพทย์ที่ยังไม่มีประสบการณ์ในการช่วยวินิจฉัยโรคได้ โดยได้ใช้ข้อมูลจากลักษณะอาการของผู้ป่วยที่เคยได้รับการวินิจฉัยว่าเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมจากบุคลากรทางการแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ ซึ่งถูกจัดเก็บในรูปแบบของข้อมูลข้อความ โดยสำหรับกระบวนการทำงานนั้น ผู้วิจัยมีการออกแบบกระบวนการซึ่งมีอยู่ด้วยกัน 5 ขั้นตอน ดังนี้

ขั้นที่ 1 การจัดเก็บข้อมูล (Data Collection) โดยทำการเก็บข้อมูลข้อความที่ทางบุคลากรทางการแพทย์ได้มีการรวบรวมไว้จากการสอบถามลักษณะอาการของผู้ป่วย ซึ่งข้อมูลที่ทางผู้วิจัยใช้นั้น ทางผู้วิจัยได้รับอนุญาตในการใช้ข้อมูลจากโรงพยาบาลพระนารายณ์มหาราช โดยที่จำนวนข้อมูลที่ใช้นในงานวิจัยครั้งนี้ จะมีข้อมูลของผู้ป่วยทั้งหมด จำนวน 6,737 คน โดยแบ่งออกเป็น ผู้ป่วยที่ได้รับการวินิจฉัยว่าเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมจำนวน 3,945 คน และผู้ป่วยที่ได้รับการวินิจฉัยว่าไม่ได้เป็นโรคข้อเข่าเสื่อม จำนวน 2,792 คน

ขั้นที่ 2 การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning) ซึ่งจะประกอบด้วย การเลือกกลุ่มตัวอย่าง (Data Selection) และการทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning) ซึ่งกระบวนการนี้จะเป็นการหา กลุ่มตัวอย่างที่เหมาะสมในงานวิจัยครั้งนี้เพื่อให้ได้ประสิทธิภาพของการทำนายที่ดีที่สุด

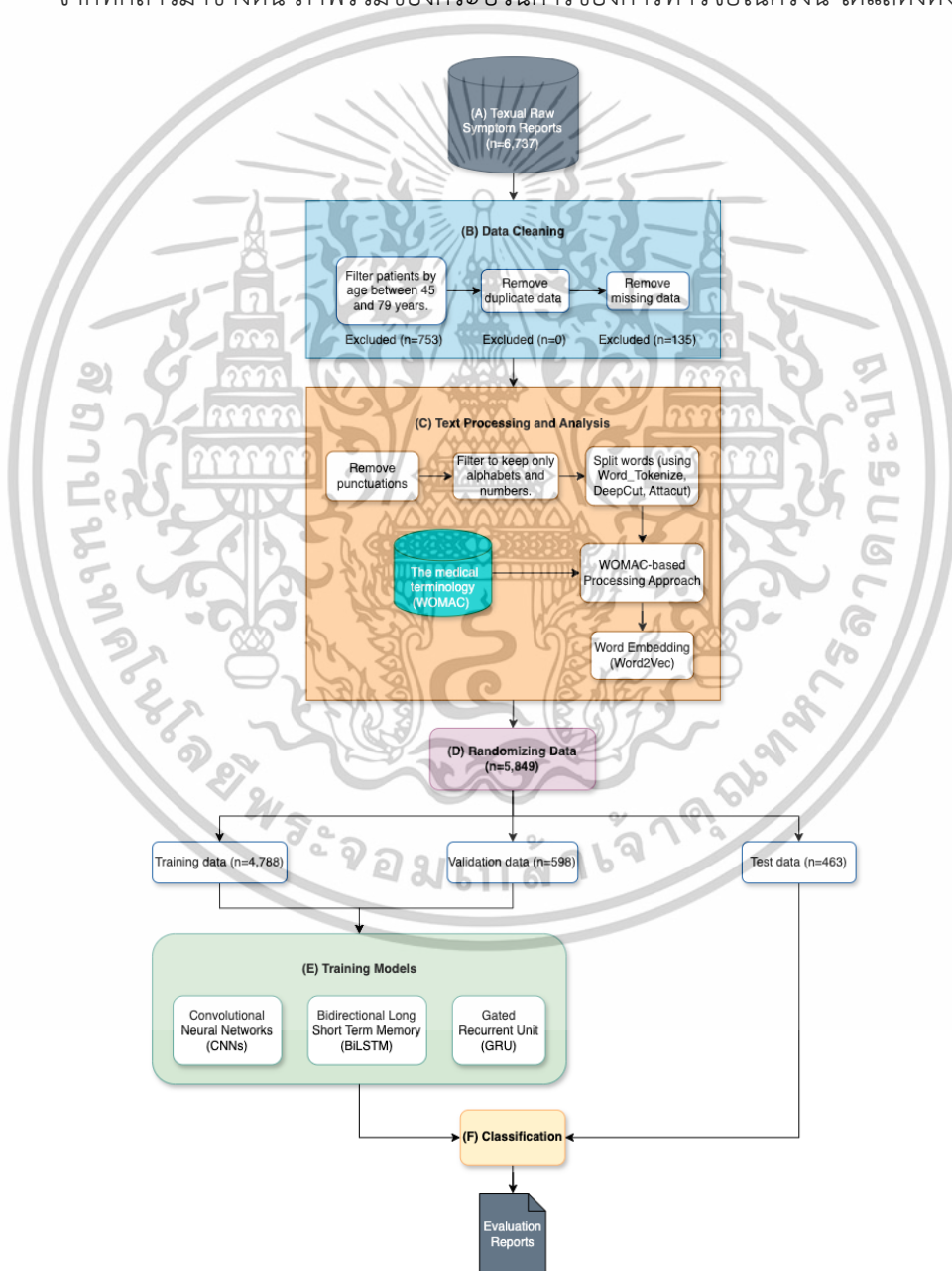
ขั้นที่ 3 การวิเคราะห์ข้อมูลข้อความ (Text Analysis) ซึ่งจะประกอบไปด้วย การตัดคำ (Word Segmentation), การลบอักขระและคำที่ไม่จำเป็นออกจากประโยค (Word Normalization) เพื่อให้ข้อมูลนั้นมีประสิทธิภาพมากที่สุด และทำการใช้คำจากในมาตรฐานการประเมินภาวะข้อเข่าเสื่อม WOMAC (the Western Ontario and McMaster Universities Osteoarthritis Index) กับใช้ไลบรารีของชุดของคำศัพท์ภาษาไทย (Thai\_words) ในการเปลี่ยนคำที่มีความคล้ายคลึงกันกับในข้อมูลข้อความ เพื่อให้คำในประโยคนั้นมีมาตรฐานเดียวกัน และทำการเปลี่ยนข้อมูลของข้อความให้อยู่ในรูปของเวกเตอร์การฝังคำ (Word Embedding)

ขั้นที่ 4 แบบจำลองการจัดจำแนกข้อความ (Text Classification Model) ทำการทดสอบชุดข้อมูลข้อความในการทำนายการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมโดยใช้แบบจำลองทั้ง 3 แบบ คือ แบบจำลองเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short Term Memory), แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูกักกลับ (Gated Recurrent Unit), และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network) ซึ่งจะมีการแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ส่วนคือ ข้อมูลชุดสอน (Training Set), ข้อมูลชุดตรวจสอบ (Validation Set), และข้อมูลชุดทดสอบ (Test Set)

ขั้นที่ 5 ทำการประเมินผล โดยการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของทั้ง 3 แบบจำลองเพื่อหาแบบจำลองในการวินิจฉัยโรคที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด

จากที่กล่าวมาข้างต้น ภาพรวมของกระบวนการของการทำวิจัยในครั้งนี้ ได้แสดงดังรูป 3.1



รูป 3.1 ภาพรวมลำดับการสร้างแบบจำลองการทำนายการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 3.1 แสดงถึงภาพรวมของกระบวนการในการทำงานวิจัยครั้งนี้ ซึ่งผู้วิจัยได้ใช้ข้อมูลของผู้ป่วยเป็นข้อความ (Textual Data) นอกจากนั้นผู้วิจัยได้ใช้การประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing) สำหรับในการจัดเตรียมข้อมูล (Data Preprocessing) และในแบบจำลองสำหรับการวินิจฉัยโรคข้อเข่าเสื่อม ผู้วิจัยได้ใช้กระบวนการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) โดยใช้แบบจำลอง 3 รูปแบบ คือ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short Term Memory), แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูวงกลับ (Gated Recurrent Unit), และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network) เป็นแบบจำลองในการวินิจฉัยโรคข้อเข่าเสื่อม โดยรายละเอียดแต่ละขั้นตอน มีดังนี้

### 3.1 การจัดเก็บชุดข้อมูล (Data Collection)

#### 3.1.1 ข้อมูลที่ใช้สำหรับในการทำนายการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม

ข้อมูลที่ผู้วิจัยได้นำมาใช้สำหรับในการศึกษาครั้งนี้ เป็นข้อมูลประวัติเข้ารับการรักษาของผู้ป่วยที่ได้รับการวินิจฉัยโดยบุคลากรทางการแพทย์จาก โรงพยาบาลพระนารายณ์มหาราช จังหวัดลพบุรี โดยข้อมูลเหล่านี้ เป็นข้อมูลที่ได้มีการถูกบันทึกในฐานข้อมูลของโรงพยาบาลพระนารายณ์มหาราช ในช่วงปี พ.ศ.2562 ถึง พ.ศ. 2564 ดังรูป 3.2

HN	Date	Sex	Height	Weight	BMI	Age	Occupation	CC	Target	
1973	65314	2021-01-19 00:00:00	หญิง	150.0	42.0	18.667	55	รับจ้าง	ปวดเข่า 2ข้างเท้าบวมปวดเท้า เป็นมา 1ปี	Y
5059	659449	2019-08-05 00:00:00	หญิง	150	58	25.778	67	ทำงาน	ปวดเข่าขวา มีเสียงดัง / TKA It 09/05/60 ไม่ปวด	Y
1963	117431	2018-10-17 00:00:00	ชาย	167	60	21.514	55	รับจ้าง	*ประวัติ HT มาเจาะเลือดตามนัด อาการปกติ	N
4040	37160	2020-01-29 00:00:00	หญิง	154.0	57.0	24.034	69	รับราชการ (ข้าราชการพลเรือน)	ปวดเข่าขวา ตึงน่อง มา 1 สัปดาห์	Y
3115	62701	2019-04-10 00:00:00	ชาย	152	54	23.373	78	เกษตรกรกรม	*ประวัติ HT,HPL มาเจาะเลือดตามนัด ชีต	N
3436	278482	2020-11-10 00:00:00	หญิง	150.0	82.0	36.444	64	นักเรียน นักศึกษา แม่บ้าน (ไม่ได้ทำงาน)	ตรงนัดทูลเกล้าปวดข้ตขาเข่าซ้าย	Y
2289	44089	2021-07-05 00:00:00	ชาย	156.0	57.0	23.422	70	รับจ้าง	*ประวัติ HT มาเจาะเลือดตามนัด อาการปกติ/ ปวดเข...	N

รูป 3.2 แสดงตัวอย่างของชุดข้อมูลในงานวิจัย

#### 3.1.2 โครงสร้างของข้อมูลที่ใช้ในแบบจำลอง

การวิจัยในครั้งนี้ ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาข้อมูลของผู้ป่วยที่มีประวัติในการมาเข้ารับการรักษาที่โรงพยาบาลพระนารายณ์มหาราช จังหวัดลพบุรี โดยรายละเอียดของข้อมูลจากการเข้าตรวจ จะมี

การถูกบันทึกอยู่ในฐานข้อมูลของทางโรงพยาบาล ดังตาราง 3.1 เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตาราง 3.1 แสดงชื่อคอลัมน์ของชุดข้อมูล

ชื่อตัวแปร	ความหมายของตัวแปร
HN	รหัสของผู้ป่วย
วันที่มารับบริการ	วันที่เข้ามาเข้ารับการรักษา
เพศ	เพศ
ส่วนสูง	ส่วนสูง
น้ำหนัก	น้ำหนัก
BMI	BMI
อายุ	อายุ
อาชีพ	อาชีพ
CC	ข้อความลักษณะอาการของผู้ป่วย
Target	ผลของการวินิจฉัยโดยบุคลากรทางการแพทย์

โดยที่รายละเอียดของตัวแปรดังกล่าว นอกจากตัวแปรของ “CC” ที่เป็นข้อมูลข้อความ จะเป็นตัวแปรเชิงสถิติ โดยในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยได้พิจารณาเฉพาะข้อมูลข้อความ (ตัวแปร “CC”) กับตัวแปรผลของการวินิจฉัยโดยบุคลากรทางการแพทย์ (Target) โดยที่ข้อมูลข้อความนั้นจะเป็นข้อมูลที่ถูกรวบรวมโดยบุคลากรทางการแพทย์ ซึ่งจะเป็นข้อมูลจากการสอบถามลักษณะอาการที่เกิดขึ้นกับผู้ป่วยโดยตรง โดยที่จำนวนข้อมูลทั้งหมดที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ จะมีทั้งหมด 6,737 คน โดยแบ่งออกเป็น ผู้ป่วยที่ได้รับการวินิจฉัยว่าเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมจำนวน 3,945 คน และผู้ป่วยที่ได้รับการวินิจฉัยว่าไม่ได้เป็นโรคข้อเข่าเสื่อม จำนวน 2,792 คน

### 3.2 การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning)

#### 3.2.1 หลักเกณฑ์ในการพิจารณาคุณสมบัติของข้อมูลที่ใช้ในแบบจำลอง

จากการทบทวนวรรณกรรม ผู้วิจัยได้มีการใช้หลักเกณฑ์ในการคัดเลือกข้อมูล [1, 6, 15, 19, 20] เพื่อให้ได้ประสิทธิภาพของการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมที่ดีที่สุด โดยจะมีข้อมูลที่เข้าเกณฑ์ทั้งหมด 5,849 แบ่งออกเป็น ผู้ป่วยที่ได้รับการวินิจฉัยว่าเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมจำนวน 3,455 คน และผู้ป่วยที่ได้รับการวินิจฉัยว่าไม่ได้เป็นโรคข้อเข่าเสื่อม จำนวน 2,394 คน ซึ่งประกอบด้วย ดังนี้

1. ข้อมูลประชากรมีอายุตั้งแต่ 45 ปี ถึง 79 ปี
2. ต้องเป็นคนไข้ที่มารับการรักษารักษาครั้งแรกไม่เคยมีประวัติการผ่าตัดมาก่อน
3. สำหรับข้อมูลข้อความที่มีการสูญหาย (Missing value) จะไม่ถูกนำมาพิจารณา
4. ข้อมูลข้อความที่ใช้ จะพิจารณาเฉพาะข้อมูลที่ถูกรวบรวมในภาษาไทยเท่านั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5. สำหรับคนไข้ที่ถูกวินิจฉัยโรคข้อเข่าเสื่อม จะไม่มีการแบ่งแยกอาการที่เกิดขึ้นบนร่างกาย อาทิ เช่น เป็นโรคข้อเข่าเสื่อมข้างใดข้างหนึ่ง หรือเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมทั้ง 2 ข้าง

### 3.2.2 การลบอักขระและการเลือกตัวอักษรในข้อความ

ขั้นแรกกระบวนการทำความสะอาดข้อมูล เนื่องจากแบบจำลองนั้นไม่สามารถที่จะอ่านข้อมูลในรูปแบบของประโยคหรือข้อความได้โดยตรง ดังนั้น จึงจำเป็นที่จะต้องทำการแปลงชุดข้อมูล (Dataset) จากรูปแบบของประโยคให้เป็นตัวเลขก่อน แต่ก่อนที่ทำการแปลงชุดข้อมูลจากข้อความ เป็นตัวเลข จำเป็นจะต้องทำการลบตัวอักษรที่ไม่จำเป็นออกก่อน เช่น การลบตัวอักษรอักขระ (Remove Punctuations) นอกจากนี้ การศึกษาในครั้งนี้ผู้วิจัยให้ความสนใจเฉพาะชุดข้อมูลที่เป็นภาษาไทยเท่านั้น ดังนั้น จึงจำเป็นต้องเลือกเฉพาะตัวอักษรที่เป็นภาษาไทย ซึ่งเครื่องมือในการคัดกรองตัวอักษรสำหรับงานวิจัยในครั้งนี้ ผู้วิจัยเลือกใช้เครื่องมือนิพจน์แบบมีรูปแบบ (Regular Expression) โดยจะมีการใช้งาน ดังรูป 3.3

```
clean = re.sub(r'^[ก-๙]', "", s)
```

รูป 3.3 แสดงคำสั่งของการใช้ นิพจน์แบบมีรูปแบบ (Regular Expression)

โดยที่	^	คือ	คำสั่งนิเสธ
	ก-๙	คือ	ตัวอักษรภาษาไทยทั้งหมดที่พิจารณา
	“ ”	คือ	ค่าว่างเปล่า
	[ ]	คือ	พิจารณาเฉพาะตัวอักษรที่อยู่ในวงเล็บเหลี่ยมทั้งหมด

เมื่อรวมคำสั่งทั้งหมดเข้าด้วยกัน ความหมายของคำสั่งนี้ คือ ตัวอักษรทั้งหมดที่ไม่ได้อยู่ในวงเล็บเหลี่ยม (ตัวอักษรภาษาไทย) จะถูกแทนค่าด้วยค่าว่างเปล่าทั้งหมด โดยผลลัพธ์จากก่อนการใช้ และหลังการใช้ นิพจน์แบบมีรูปแบบ (Regular Expression) จะแสดงดังรูป 3.4 และรูป 3.5 ตามลำดับ

ไม่ตรงนัดปวดได้เข้าขวา มีเสียงดังกร๊อบๆ เวลาเหยียดเข้าขวา S/P TKA Rt. 11/09/61

รูป 3.4 แสดงรูปประโยคก่อนการใช้ นิพจน์แบบมีรูปแบบ

ไม่ตรงนัดปวดได้เข้าขวามีเสียงดังกร๊อบๆ เวลาเหยียดเข้าขวา

รูป 3.5 แสดงรูปประโยคหลังการใช้ นิพจน์แบบมีรูปแบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.3 การวิเคราะห์ข้อมูลข้อความ (Text Analysis)

#### 3.3.1 การทำการตัดคำ (Word Segmentation)

เนื่องจากแบบจำลองนั้นไม่สามารถที่จะอ่านข้อมูลในรูปแบบของประโยคหรือข้อความได้โดยตรง ดังนั้น จึงจำเป็นที่จะต้องทำการแปลงชุดข้อมูล (Dataset) จากรูปแบบของประโยคให้เป็นตัวเลขก่อน โดยการศึกษาครั้งนี้เป็นข้อความภาษาไทย ซึ่งลักษณะของภาษาไทยจะมีรูปแบบของประโยคที่มีการเขียนคำติดกัน โดยจะแตกต่างจากในภาษาอังกฤษที่มีช่องว่างขึ้นระหว่างคำในประโยค ทำให้สามารถแบ่งคำได้อย่างชัดเจน

ด้วยเหตุนี้ เพื่อที่จะสามารถให้แบบจำลองประมวลผลประโยคที่เป็นภาษาไทยในระดับคำได้ จึงต้องมีการพิจารณาการทำการตัดคำ (Word Segmentation) จึงได้มีการนำวิธีการตัดคำโดยใช้เครื่องมือตัดคำทั้งหมด 3 รูปแบบด้วยกัน คือ Word\_tokenize [28, 29], DeepCut [33], และ AttaCut [34] เพื่อหาวิธีการตัดคำที่เหมาะสมที่สุด โดยรูปแบบการตัดคำของทั้ง 3 แบบจะแสดงดังรูป 3.6, รูป 3.7, และรูป 3.8 ตามลำดับ

ไม่ ตรง นัด ปวด ใต้ เข้า ขวา มี เสียง ดัง กร๊อบ ๆ เวลา เหยียด เข้า ขวา

รูป 3.6 แสดงรูปการตัดคำโดยใช้ AttaCut

ไม่ ตรง นัด ปวด ใต้ เข้าขวา มี เสียง ดัง กร๊อบ ๆ เวลา เหยียด เข้าขวา

รูป 3.7 แสดงรูปการตัดคำโดยใช้ DeepCut

ไม่ ตรง นัด ปวด ใต้ เข้า ขวา มี เสียงดัง กร๊อบ ๆ เวลา เหยียด เข้า ขวา

รูป 3.8 แสดงรูปการตัดคำโดยใช้ Word\_tokenize

#### 3.3.2 การแก้ไขคำ (Edit words)

เนื่องจากชุดข้อมูลข้อความที่ใช้ในงานวิจัยครั้งนี้ เป็นชุดข้อมูลที่เกิดจากการจัดเก็บข้อมูลโดยผ่านการพิมพ์บุคลากรทางการแพทย์โดยตรง จากการสำรวจข้อมูลพบว่าการบันทึกคำในประโยคที่มีโครงสร้างของคำที่ไม่ถูกต้องในข้อมูล ซึ่งกรณีแบบนี้อาจจะทำให้ประสิทธิภาพของแบบจำลองในการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมลดลงได้ ดังนั้น ในกระบวนการนี้จะเป็นแก้ไขคำดังกล่าวให้มีความถูกต้อง โดยการแก้ไขคำนั้น ผู้วิจัยได้ใช้คลังคำศัพท์ที่ถูกต้องจาก Thai\_Words ซึ่งชุดคลังของคำนี้ถูกสร้างโดย PyThaiNLP [31] ร่วมกับคลังคำศัพท์ทางการแพทย์ ซึ่งผู้วิจัยได้สร้างชุดของคำศัพท์โดยใช้

รูปของคำจาก มาตรฐานการประเมินภาวะข้อเข่าเสื่อม WOMAC (the Western Ontario and เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

McMaster Universities Osteoarthritis Index) เพื่อให้ได้คำในประโยคที่มีความถูกต้องที่สุด โดยในการแก้ไขคำในประโยคนั้น จะหาจากความคล้ายคลึงของคำในประโยคเดิมและเปรียบเทียบกับชุดคำที่ถูกต้อง โดยใช้เครื่องมือที่ชื่อว่า SequenceMatcher [25] เพื่อหาความคล้ายคลึงของคำ ซึ่งถ้ามีความคล้ายคลึงเกิน 85% จะทำการแก้ไขโดยใช้คำที่ถูกต้องแทน ดังรูป 3.9

old_wo	new_wo	op_simi	Output
ออกרון	ออกらん	0.857143	ออกらん
มารถ	เมารถ	0.888889	เมารถ
ขวางอ	ขวาง	0.888889	ขวาง
เวลาน	เวลา	0.888889	เวลา
ปวดศรีษะ	ปวดศีรษะ	0.875	ปวดศีรษะ
อเช่า	เช่า	0.888889	เช่า

รูป 3.9 แสดงคำที่โครงสร้างคำไม่ถูกต้องเปรียบเทียบกับคำที่โครงสร้างถูกต้อง

นอกจากนั้น ผู้วิจัยได้พิจารณาการลบคำที่ไม่จำเป็นในประโยค โดยในการลบที่ไม่จำเป็นในประโยคนั้น ผู้วิจัยได้ใช้คลังของคำศัพท์ที่ถูกพิจารณาว่าไม่จำเป็นในประโยคจากคลังของคำใน Thai\_Stopwords ซึ่งชุดคลังของคำนี้ถูกสร้างโดย PyThaiNLP [31] ซึ่งคำเหล่านี้จะเป็นคำที่ไม่ได้จำเป็นหรือมีผลต่อแบบจำลอง อาทิ เช่น และ, หรือ, ที่, ให้, ว่า, ฯลฯ เป็นต้น เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลองในการจัดจำแนกข้อมูลข้อความ จึงจำเป็นที่จะต้องทำการลบคำดังกล่าวในประโยค

### 3.3.3 การสร้างกระเป๋าของคำ (Bag of Words)

การสร้างกระเป๋าของคำ (Bag of Words) เป็นกระบวนการเพื่อสร้างคลังของคำให้อยู่ในรูปของตัวเลข โดยแต่ละคำจะถูกเข้ารหัสด้วยหมายเลขที่ไม่ซ้ำกัน โดยจะเป็นการทำเพื่อการเตรียมสร้างข้อความให้เป็นเวกเตอร์โดยการแทนค่ารหัสของคำในข้อความ [35] โดยทางผู้วิจัยได้เลือกไลบรารีของ Keras โดยใช้ฟังก์ชัน Tokenizer สำหรับในการสร้างกระเป๋าของคำ ดังรูป 3.10

```
{ 'ปวด': 1, 'อาการ': 11, 'วัน': 21, 'สัปดาห์': 31,
  'มา': 2, 'ประวัติ': 12, 'ๆ': 22, 'เท้า': 32,
  'เช่า': 3, 'ไม่': 13, 'เสียง': 23, 'บวม': 33,
  'ข้าง': 4, 'ยา': 14, 'ตรวจ': 24, 'ร้าย': 34,
  'มี': 5, 'ขา': 15, 'ตั้ง': 25, 'ลง': 35,
  'ขวา': 6, 'เลือด': 16, 'ปี': 26, 'เดิน': 36,
  'นัด': 7, 'เดือน': 17, 'เจาะ': 27, 'ได้': 37,
  'ตาม': 8, 'รับ': 18, 'ขอ': 28, 'ที่': 38,
  'ซ้าย': 9, 'ปกติ': 19, 'ต่อ': 29, 'ทั้ง': 39,
  'เป็น': 10, 'มาก': 20, 'หลัง': 30, 'ชา': 40,
```

รูป 3.10 แสดงคำตัวอย่างของการเข้ารหัสคำที่อยู่ในชุดข้อมูล  
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.3.4 การแทนคำให้อยู่ในรูปเวกเตอร์โดยใช้การฝังคำ (Word Embedding)

ในการสร้างข้อมูลข้อความให้อยู่ในลักษณะของเวกเตอร์ก่อนที่จะนำเข้าสู่แบบจำลองนั้น เนื่องจากข้อเสียของวิธีการแบบ TF-IDF (Term frequency – Inverse document frequency) จะพิจารณาจากความถี่ของคำในชุดข้อมูลเท่านั้น แต่จะไม่สามารถหาความสัมพันธ์ของคำในประโยคได้ ดังนั้น ผู้วิจัยจึงได้เลือกใช้วิธีการสร้างเวกเตอร์โดยใช้วิธีการฝังคำ (Word Embedding) โดยใช้กระบวนการของ Word2Vec จากไลบรารีของ Gensim ในการสร้างเวกเตอร์ของคำเพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างคำรอบข้าง เนื่องจากชุดข้อมูลมีคำศัพท์เฉพาะเป็นจำนวนมาก ดังนั้น ในการศึกษา ผู้วิจัยจึงเลือกใช้วิธีการแบบ Skip-gram เพื่อให้ประสิทธิภาพที่ดีที่สุด โดยกำหนดมิติของเวกเตอร์ที่ 128 มิติโดยแสดงตัวอย่างของคำที่ถูกเปลี่ยนเป็นเวกเตอร์ ดังรูป 3.11

```
array([ 0.04833224, -0.27519482, -0.31074107, 0.01739805, 0.4219733 ,
        -0.0729172 , 0.08416518, 0.37356916, 0.43552643, 0.31273866,
        0.22708724, -0.07732232, -0.14087687, 0.15164326, -0.05615148,
        -0.19193895, 0.10504805, -0.18212223, 0.07635219, 0.25367275,
        0.30912814, 0.07545166, -0.03038728, 0.14714617, 0.11501905,
        0.14704163, -0.19942953, -0.08449068, 0.02170894, 0.22756709,
        0.10180054, -0.1779089 , 0.05351857, -0.03564511, -0.22402503,
        0.30657247, 0.17568511, -0.0929909 , 0.09746186, -0.20815957,
        0.0032412 , 0.3301039 , 0.06231585, -0.25707796, 0.2635042 ,
        0.0503628 , 0.34940454, 0.22387537, -0.19344568, 0.09121818,
        -0.19498256, 0.34974808, -0.1281387 , -0.05297805, -0.05881038,
        0.00409209, 0.39307556, -0.00315671, -0.32785073, -0.28801832,
        -0.18716076, -0.12965232, -0.1714084 , 0.08895282, -0.081414 ,
        -0.164011 , 0.16469389, 0.0485652 , -0.14599015, -0.19233851,
        -0.05534253, 0.12270334, 0.10968817, -0.1937417 , -0.02094056,
        -0.2289059 , 0.12145477, -0.2219403 , -0.07631075, -0.07777654,
        0.14630112, 0.14635886, 0.10041825, 0.08619515, -0.13397723,
        0.3104153 , 0.01045203, -0.00765737, -0.11443425, 0.00194662,
        0.00835042, -0.19438142, -0.00954114, -0.04974478, 0.13804363,
        -0.09693595, 0.0169319 , -0.17405634, -0.2147037 , -0.18735816,
        0.18961874, -0.36608085, -0.2073408 , 0.24167702, 0.24262823,
        -0.19252956, -0.23858076, 0.11924528, -0.12778947, -0.03890237,
        -0.3277404 , -0.12516823, -0.18568632, -0.16431275, -0.07496911,
        -0.05375723, 0.2734339 , 0.15042149, 0.03389447, -0.10020404,
        -0.2590713 , -0.12717514, 0.0945057 , 0.3745751 , -0.19560799,
        0.23821507, 0.3529298 , 0.01509256], dtype=float32)
```

รูป 3.11 แสดงค่าตัวอย่างของคำที่ถูกเปลี่ยนเป็นเวกเตอร์ด้วย Word2Vec

โดยค่าที่ได้จากการเปลี่ยนคำให้เป็นเวกเตอร์จะถูกนำไปใช้สำหรับในการกำหนดค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) เริ่มต้นให้กับแบบจำลองในการจัดจำแนกข้อความของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

### 3.3.5 การเปลี่ยนคำในประโยคให้เป็นตัวเลข

หลังจากทำการสร้างคลังของทำด้วยกระเป๋าของคำ (Bag of words) แล้วในกระบวนการก่อนหน้า ผู้วิจัยต้องเปลี่ยนทุกคำในประโยคให้เป็นตัวเลข โดยแทนค่าจากคีย์ในกระเป๋าของคำ เพื่อให้รูปคำในประโยค ถูกแทนที่ด้วยตัวเลข โดยแสดงดังรูป 3.12

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
cleaned_words [5131]
```

```
'ประวัติ มา ขอ รับ ยา ต่อ ไม่ มี อาการ ผิด ปกติ'
```

```
encoded_doc [5131]
```

```
[13, 2, 27, 17, 14, 30, 11, 5, 12, 43, 21]
```

รูป 3.12 แสดงการแทนรูปของคำให้เป็นตัวเลขโดยใช้คีย์ของกระเป๋าของคำ

นอกจากนี้ เนื่องจากข้อมูลในชุดข้อความแต่ละประโยคจะมีความยาวไม่เท่ากัน ดังนั้น จึงจำเป็นต้องทำให้มิติความยาวของทุกประโยคมีความยาวที่เท่ากันก่อน โดยผู้วิจัยได้พิจารณาจากประโยคที่มีชุดข้อมูลยาวที่สุด และเพิ่มเลข 0 เพื่อให้ทุกประโยคมีมิติความยาวเดียวกัน โดยแสดงดังรูป 3.13

```
Shape of padded docs = (5849, 85)
มา ตรวจ ตาม น้ด มี อาการ มึนงง ศีรษะ ปวดแสบ ใน ท้องขา มือ เท้า ไม่ มี แผล
[2, 22, 9, 7, 5, 12, 243, 42, 360, 53, 872, 49, 33, 11, 5, 75]
[ 2 22 9 7 5 12 243 42 360 53 872 49 33 11 5 75 0 0
 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0]
```

รูป 3.13 แสดงการสร้างมาตรฐานของประโยคให้มีมิติเท่ากัน

### 3.4 แบบจำลองการจัดจำแนกข้อความ (Text Classification Model)

จากที่กล่าวมาข้างต้น ผู้วิจัยได้ให้ความสนใจการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมในโดยใช้ข้อมูลข้อความร่วมกับใช้แบบจำลองของการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) โดยจากทบทวนวรรณกรรม พบว่าแบบจำลองที่ได้ถูกนำมาใช้ในการทำการจัดจำแนกข้อความมากที่สุด คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short Term Memory) [12, 42], แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูกกลับ (Gated Recurrent Unit) [40, 41, 42], และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network) [43, 44, 45] เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทางและโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูกกลับให้ประสิทธิภาพในการจัดจำแนกข้อความได้ดีในลักษณะของข้อมูลที่เป็นลำดับ และสำหรับคุณสมบัติของแบบจำลองแบบคอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โวลูชัน จะมีจุดเด่นในการดึงคุณลักษณะเด่นของข้อมูลออกมา ซึ่งทำให้สามารถพิจารณาเฉพาะข้อมูลส่วนที่สำคัญได้

ดังนั้น ในการศึกษาที่ผู้วิจัยได้เลือกใช้แบบจำลองของกระบวนการเรียนรู้เชิงลึก โดยใช้กระบวนการทำงานของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง, แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูกกกลับ, และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน เพื่อเปรียบเทียบถึงประสิทธิภาพในการจัดจำแนกข้อความในแต่ละแบบจำลอง โดยทางผู้วิจัยมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ควบคุม (Hyperparameters) ดังตาราง 3.2

ตาราง 3.2 แสดงพารามิเตอร์ควบคุม (Hyperparameters)

Model	GRUs	Bi-LSTMs	CNNs
Filters	-	-	32
Kernel	-	-	4,6,8
Activation fns (last layer)	ReLu (Softmax)	ReLu (Softmax)	ReLu (Sigmoid)
Dropout	0.5	0.5	0.5
Epoch	50	50	50
Batch size	128	128	128
Loss function	categorical_crossentropy	categorical_crossentropy	binary_crossentropy
Optimizer/Learning rate	Adam/0.0001	Adam/0.0001	Adam/0.0001
Regularization	Batch Normalization	Batch Normalization	Batch Normalization

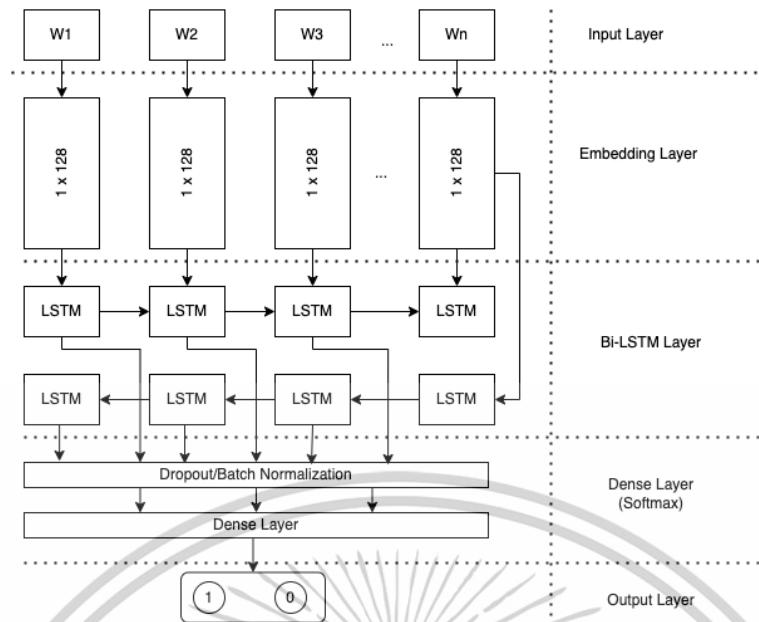
จากตาราง 3.2 ผู้วิจัยได้กำหนดใช้พารามิเตอร์ควบคุม (Hyperparameters) จากการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมก่อนหน้า [9, 12, 40, 44, 50] สำหรับในการสอนแบบจำลองของทั้ง 3 แบบ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อไม่ให้เกินความเอนเอียงของผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลอง ผู้วิจัยจึงได้พิจารณาเลือกพารามิเตอร์ควบคุมให้อยู่ในมาตรฐานเดียวกัน โดยมีการกำหนดค่าฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) ในแต่ละชั้นของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ด้วยฟังก์ชัน ReLu และในชั้นสุดท้ายในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทางกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูกกกลับ ผู้วิจัยเลือกใช้ฟังก์ชัน Softmax และในชั้นสุดท้ายของ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ในการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้เผยแพร่หรือใช้ในงานอื่นใดโดยไม่ได้รับอนุญาต  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ผู้วิจัยเลือกใช้ฟังก์ชัน Sigmoid ในส่วนของพารามิเตอร์ควบคุมถัดมา ผู้วิจัยเลือกใช้ Dropout ที่ 0.5 สำหรับในการลดจำนวนนิวรอนในโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อหลีกเลี่ยงการเกิดเหตุการณ์ที่แบบจำลองทำการสอนมากเกินไป (Overfitting) จนทำให้ประสิทธิภาพในการทำนายลดลง ในส่วนของพารามิเตอร์ควบคุมถัดมา ผู้วิจัยได้ใช้จำนวนรอบของการสอนแบบจำลอง (Epoch) จำนวน 50 รอบ ทั้ง 3 แบบจำลอง ในส่วนของพารามิเตอร์ควบคุมถัดมา ผู้วิจัยได้กำหนดชุดข้อมูลในการสอนแบบจำลอง (Batch size) ที่ขนาด 128 ในส่วนของพารามิเตอร์ควบคุมถัดมา ผู้วิจัยได้ใช้ฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss function) สำหรับในการการจดจำแนกของแบบจำลอง โดยที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทางกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูกกลับ ผู้วิจัยเลือกใช้ฟังก์ชันการสูญเสียแบบฟังก์ชันครอสเอนโทรปีแบบหลายประเภท (Categorical Cross-Entropy) และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ผู้วิจัยเลือกใช้ฟังก์ชันครอสเอนโทรปีแบบทวิภาค (Binary Cross-Entropy) ในส่วนของพารามิเตอร์ควบคุมถัดมา ผู้วิจัยได้เลือกใช้ตัวปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Optimizer) โดยใช้ Adam (Adaptive Moment Estimation) สำหรับในการปรับจูนค่าท่วงน้ำหนักของแบบจำลอง และกำหนดอัตราการเรียนรู้ (Learning rate) ที่ 0.0001 ของทั้ง 3 แบบจำลอง และในส่วนของพารามิเตอร์ควบคุมตัวสุดท้าย คือ Regularization ซึ่งเป็นอีกวิธีหนึ่งที่ถูกออกแบบมาเพื่อป้องกันการเกิดเหตุการณ์ที่แบบจำลองเรียนรู้มากเกินไป จนทำให้ประสิทธิภาพของแบบจำลองลดลง ซึ่งผู้วิจัยได้เลือกวิธี Batch Normalization สำหรับทั้ง 3 แบบจำลอง

### 3.4.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short Term Memory)

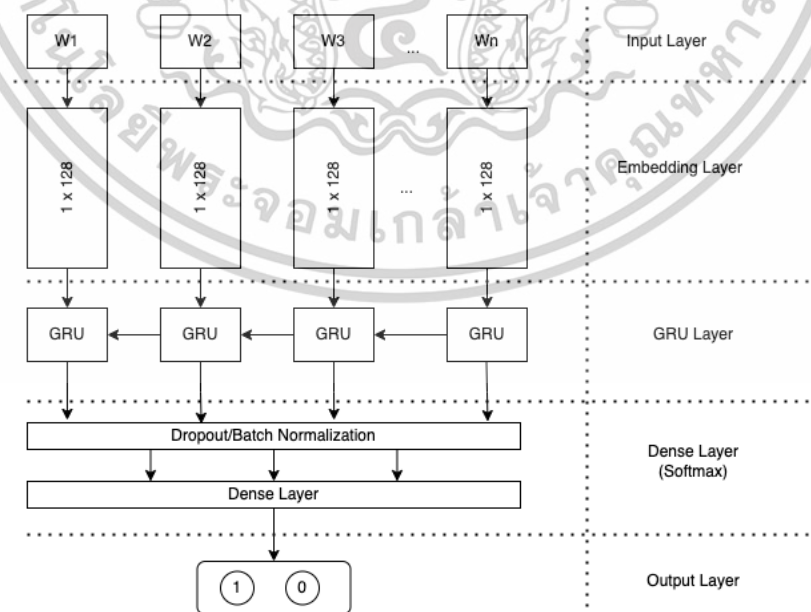
ผู้วิจัยได้ใช้ชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอนแบบจำลองที่ได้จากการสุ่มแบ่งจากชุดข้อมูล และได้ออกแบบโครงสร้างของแบบจำลองแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง และมีการใช้ค่าถ่วงน้ำหนักจากการฝึกล่วงหน้า (Pre-train) ด้วย Word2Vec โดยแสดงโครงสร้างของแบบจำลอง ดังรูป 3.14



รูป 3.14 แสดงโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง

### 3.4.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูกักกลับ (Gated Recurrent Unit)

ผู้วิจัยได้ใช้ชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอนแบบจำลองที่ได้จากการสุ่มแบ่งจากชุดข้อมูล และได้ออกแบบโครงสร้างของแบบจำลองแบบประตูกักกลับ และมีการใช้ค่าถ่วงน้ำหนักจากการฝึกล่วงหน้า (Pre-train) ด้วย Word2Vec เช่นเดียวกับแบบจำลองแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง โดยแสดงโครงสร้างของแบบจำลอง ดังรูป 3.15

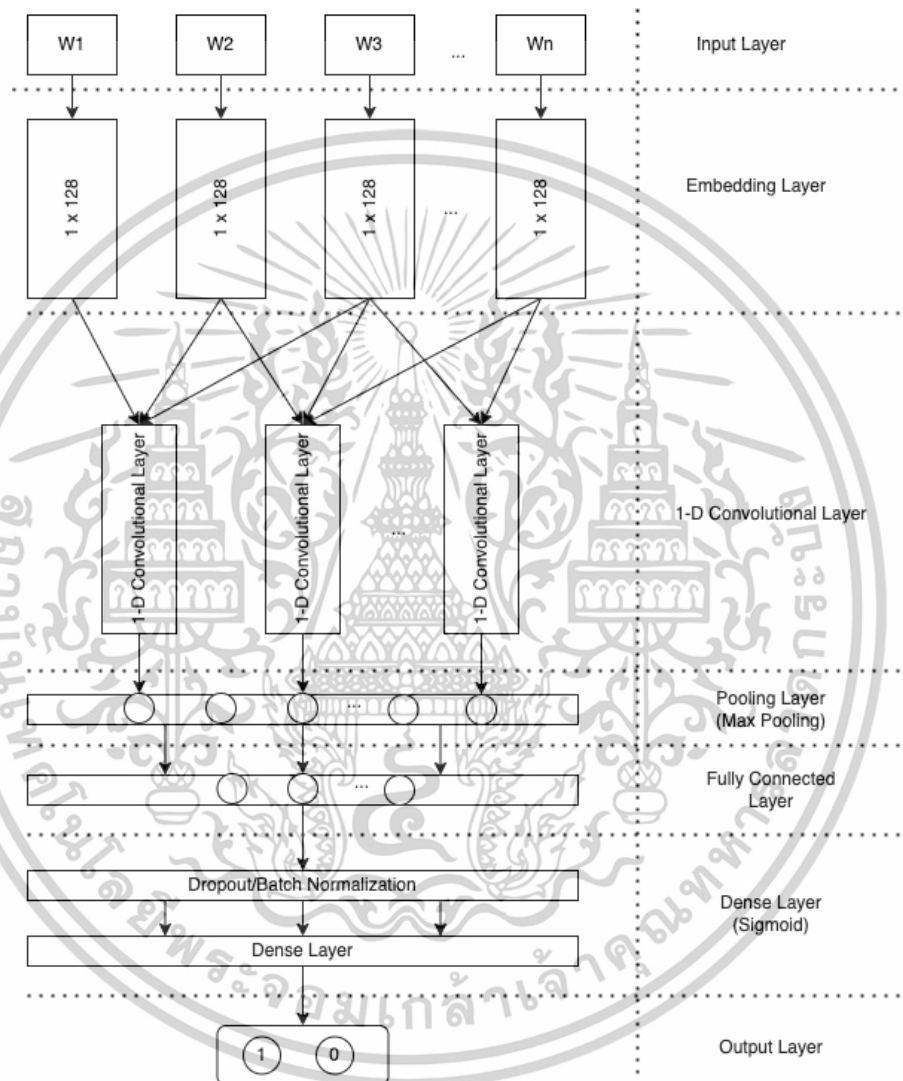


รูป 3.15 แสดงโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูกักกลับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.4.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network)

ผู้วิจัยได้ใช้ชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอนแบบจำลองที่ได้จากการสุ่มแบ่งจากชุดข้อมูล และได้ออกแบบโครงสร้างของแบบจำลองแบบคอนโวลูชัน และมีการใช้ค่าถ่วงน้ำหนักจากการฝึกล่วงหน้า (Pre-train) ด้วย Word2Vec เช่นเดียวกับแบบจำลองแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทางและแบบจำลองแบบประตูทวนกลับ โดยแสดงโครงสร้างของแบบจำลอง ดังรูป 3.16



รูป 3.16 แสดงโครงสร้างของแบบจำลองแบบ CNN

### 3.5 การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง (Evaluate Model)

เนื่องจากมาตรวัดประสิทธิภาพที่กล่าวมาข้างต้น ถูกนำมาใช้งานวิจัยมากมาย โดยเฉพาะกับงานวิจัยในทางการแพทย์ ดังนั้น ในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยได้เลือกมาตรวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยตารางคอนฟิวชันเมทริกซ์ (Confusion Matrix) ซึ่งจะเป็นตารางของผลการจัดจำแนกของ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แบบจำลองเทียบกับผลลัพธ์ของข้อมูลจริง เพื่อใช้ในการหาประสิทธิภาพของแบบจำลอง จะประกอบด้วย

3.5.1 มาตรการวัดความถูกต้อง (Accuracy)

3.5.2 มาตรการวัดค่าความเที่ยง (Precision)

3.5.3 มาตรการวัดค่าความไว (Sensitivity/Recall)

3.5.4 มาตรการวัดค่าความจำเพาะ (Specificity)

3.5.5 ค่าประสิทธิภาพเอฟวัน (F1-Score)

โดยผู้วิจัยได้เลือกใช้เครื่องมือจากไลบรารีของ Scikit-Learn สำหรับในใช้งานมาตรการวัดประสิทธิภาพ และการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 4

### ผลการวิจัยและการอภิปรายผล

ในบทนี้ผู้วิจัยจะกล่าวถึงผลการวิจัยและการอภิปรายผล ซึ่งจากที่กล่าวข้างต้นในบทก่อนหน้า ผู้วิจัยได้นำเสนอการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมโดยใช้ข้อมูลข้อความโดยบุคลากรทางการแพทย์ โดยใช้การประมวลผลภาษาทางธรรมชาติ (Natural Language Processing) และการใช้แบบจำลองของการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) โดยในการศึกษารุ่นนี้จะใช้แบบจำลองทั้งหมด 3 ประเภท คือ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short Term Memory) [12, 42], แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูกักกลับ (Gated Recurrent Unit) [40, 41, 42], และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network) [43, 44, 45]

นอกจากนั้น ผู้วิจัยได้เสนอวิธีการในการแก้คำหลังจากการตัดคำในประโยค (Word Segmentation) เพื่อเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพให้กับชุดข้อมูลในการจัดจำแนกให้สูงมากขึ้น และเพื่อให้ชุดข้อมูลทุกประโยคมีมาตรฐานเดียวกัน โดยใช้ไลบรารีของชุดของคำศัพท์ภาษาไทย (Thai\_Words) ร่วมกับการใช้ค่าจากในมาตรฐานการประเมินภาวะข้อเข่าเสื่อม WOMAC (the Western Ontario and McMaster Universities Osteoarthritis Index) สำหรับคำศัพท์เฉพาะทางการแพทย์ โดยผลของการวิจัยและการอภิปรายผล มีดังนี้

#### 4.1 ผลการวิจัย (Result)

ผู้วิจัยแบ่งชุดข้อมูลที่ใช้ทั้งหมดออกเป็น 3 ส่วน คือ ข้อมูลชุดสอน (Training Set), ข้อมูลชุดทดสอบ (Validation Set), และชุดข้อมูลทดสอบ (Test Dataset) ดังตาราง 4.1

ตาราง 4.1 แสดงการแบ่งชุดข้อมูลในงานวิจัย

ประเภทของชุดข้อมูล	จำนวน
ชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอนแบบจำลอง	4,788
ชุดข้อมูลสำหรับการตรวจสอบ	598
ชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบ	463
ทั้งหมด	5,849

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในการวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยได้ทำการทดลองการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมโดยใช้กระบวนการประมวลผลภาษาทางธรรมชาติกับกระบวนการเรียนรู้เชิงลึก โดยมีการทำเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจัดจำแนกระหว่างผลการทดลอง 2 แบบ ระหว่างชุดข้อมูลที่ทำการจัดจำแนกโดยยังไม่ได้รับการแก้คำในประโยค เปรียบเทียบกับชุดข้อมูลที่ได้รับการแก้คำในประโยค โดยในแต่ละแบบ จะถูกแบ่งกระบวนการออกเป็น 3 วิธีการตัดคำ ซึ่งจะประกอบด้วย Word\_tokenize, DeepCut, และ AttaCut นอกจากนี้ ในแต่ละวิธีการตัดคำนั้น ผู้วิจัยได้ทดลองใช้ร่วมวิธีการเรียนรู้เชิงลึก ทั้งหมด 3 รูปแบบ คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง, โครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูวงกลับ, และโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน เพื่อวัดผลว่าการแก้คำในประโยคจะทำให้ประสิทธิภาพในการจัดจำแนกดีขึ้นจริงหรือไม่ โดยผลลัพธ์ของการทดลองจะมี ดังนี้

#### 4.1.1 ผลการทดลองการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม (ก่อนการแก้คำในประโยค)

ผู้วิจัยได้ทำการทดลองในรูปแบบที่ 1 ซึ่งเป็นใช้ชุดข้อมูลที่ยังไม่ได้มีการแก้คำในประโยค และใช้กระบวนการของแบบจำลองเรียนรู้เชิงลึกในการวินิจฉัยการเป็นข้อเข่าเสื่อม โดยผลการทดลอง ได้แสดงในตาราง 4.2 และตาราง 4.3 ดังนี้

ตาราง 4.2 แสดงผลของคอนโวลูชันเมทริกซ์การและระยะเวลาในการจัดจำแนกของแบบจำลอง

Model	Baseline				Runtime
	TP	FP	FN	TN	
Word_tokenize					
Bi-LSTMs	248	36	26	153	389.01
GRUs	249	40	25	149	303.88
CNNs	252	43	22	146	138.72
DeepCut					
BiLSTMs	258	47	16	142	476.81
GRUs	249	46	25	143	411.99
CNNs	258	49	16	140	152.16
AttaCut					
<b>BiLSTMs</b>	<b>260</b>	<b>46</b>	<b>14</b>	<b>143</b>	<b>467.1</b>
GRUs	251	40	23	149	387.65
CNNs	248	35	26	154	146.02

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตาราง 4.2 จะเป็นการแสดงผลลัพธ์ของคอนฟิวส์ชันเมทริกซ์กับระยะเวลาในการทำงานของแบบจำลอง โดยที่แบบจำลองที่ใช้ระยะเวลาในการทำงานน้อยที่สุดคือ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ที่ใช้กระบวนการตัดคำด้วย Word\_tokenize โดยมีระยะเวลาการทำงานของแบบจำลองที่ 138.72 วินาที ในขณะที่แบบจำลองที่ระยะเวลาในการทำงานนานที่สุดคือ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง ที่ใช้กระบวนการตัดคำด้วย DeepCut โดยมีระยะเวลาการทำงานของแบบจำลองที่ 476.81 วินาที

ตาราง 4.3 แสดงผลของการจัดจำแนกด้วยมาตรวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง

Model	Baseline				
	ACC	Pre	Sen	Spe	F1-Score
Word_tokenize					
BiLSTMs	0.86	0.85	0.92	0.77	0.89
GRUs	0.86	0.86	0.91	0.79	0.88
CNNs	0.87	0.87	0.91	0.91	0.89
DeepCut					
BiLSTMs	0.86	0.85	0.85	0.94	0.75
GRUs	0.85	0.84	0.83	0.91	0.84
CNNs	0.86	0.84	0.84	0.94	0.74
AttaCut					
BiLSTMs	<b>0.87</b>	<b>0.85</b>	<b>0.95</b>	<b>0.76</b>	<b>0.90</b>
GRUs	0.86	0.86	0.92	0.79	0.89
CNNs	0.87	0.88	0.91	0.81	0.89

จากตาราง 4.3 จะเป็นการแสดงผลลัพธ์ของประสิทธิภาพในการทำงานของแบบจำลองในการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมจากข้อมูลข้อความ โดยที่ชุดข้อมูลจะยังไม่ได้รับการแก้ค่าในประโยค โดยจะเห็นได้ว่าเห็นแบบจำลองที่ให้ประสิทธิภาพดีที่สุดจากการทดลองนี้ คือ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short Term Memory) โดยที่ใช้กระบวนการตัดคำด้วย AttaCut โดยที่ได้ค่าความแม่นยำ (Accuracy) ที่ 0.8704, ค่าความเที่ยง (Precision) ที่ 0.8496, ค่าความไว (Sensitivity/Recall) ที่ 0.9489, ค่าความจำเพาะ (Specificity) ที่ 0.7566, และค่าประสิทธิภาพเอฟวัน (F1 Score) ที่ 0.8965

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4.1.2 ผลการทดลองการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม (หลังการแก้คำในประโยค)

จากผลของการทดลองก่อนหน้านี้ ผู้วิจัยได้ทำการทดลองในรูปแบบที่ 2 ซึ่งเป็นใช้ชุดข้อมูลที่มีการแก้คำในประโยคโดยใช้คำของ Thai\_words กับคลังของคำจากในมาตรฐานการประเมินภาวะข้อเข่าเสื่อม WOMAC (the Western Ontario and McMaster Universities Osteoarthritis Index) เพื่อให้รู้ค่าในประโยคมีความถูกต้อง และมีการใช้คำที่เป็นมาตรฐานเดียวกัน และใช้กระบวนการของแบบจำลองเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการวินิจฉัยการเป็นข้อเข่าเสื่อม โดยผลการทดลอง ได้แสดงในตาราง 4.4 และตาราง 4.5 ดังนี้

ตาราง 4.4 แสดงผลของคอนฟิวชันเมทริกซ์การและระยะเวลาในการจัดจำแนกของแบบจำลอง

WOMAC-based Processing Approach					
Model	TP	FP	FN	TN	Runtime
Word_Tokenize					
BiLSTMs	252	24	22	165	359.62
GRUs	256	36	18	153	294.49
CNNs	254	25	20	164	128.76
DeepCut					
BiLSTMs	251	25	23	164	429.84
GRUs	250	27	24	162	367.58
CNNs	258	36	16	153	129.69
AttaCut					
BiLSTMs	257	24	17	165	397.51
GRUs	254	31	20	158	343.44
CNNs	251	22	23	167	117.44

จากตาราง 4.4 จะเป็นการแสดงผลลัพธ์ของคอนฟิวชันเมทริกซ์กับระยะเวลาในการทำงานของแบบจำลอง โดยที่แบบจำลองที่ใช้ระยะเวลาในการทำงานน้อยที่สุดคือ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ที่ใช้กระบวนการตัดคำด้วย AttaCut โดยมีระยะเวลาการทำงานแบบจำลองที่ 117.44 วินาที ในขณะที่แบบจำลองที่ระยะเวลาในการทำงานนานที่สุด ยังคงเป็นแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง ที่ใช้กระบวนการตัดคำด้วย DeepCut โดยมีระยะเวลาการทำงานที่ 429.84 วินาที

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตาราง 4.5 แสดงผลของการจัดจำแนกด้วยมาตรวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง

WOMAC-based Processing Approach					
Model	ACC	Pre	Sen	Spe	F1-Score
Word_Tokenize					
BiLSTMs	0.90	0.91	0.93	0.87	0.92
GRUs	0.88	0.88	0.93	0.81	0.90
CNNs	0.90	0.91	0.92	0.87	0.92
DeepCut					
BiLSTMs	0.89	0.88	0.94	0.81	0.91
GRUs	0.89	0.90	0.91	0.86	0.91
CNNs	0.90	0.91	0.92	0.87	0.91
Attacut					
BiLSTMs	<b>0.91</b>	<b>0.91</b>	<b>0.94</b>	<b>0.87</b>	<b>0.93</b>
GRUs	0.89	0.89	0.93	0.84	0.91
CNNs	0.90	0.92	0.92	0.88	0.92

จากตาราง 4.5 จะเป็นการแสดงผลลัพธ์ของประสิทธิภาพในการทำงานของแบบจำลองในการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมจากข้อมูลข้อความ ซึ่งชุดข้อมูลจะได้รับการแก้คำในประโยค โดยในการทดลองนี้ ผู้วิจัยได้ทำการเปรียบเทียบผลการทดลองทั้งหมด 9 แบบเช่นเดียวกับการทดลองในแบบที่ 1 โดยจะเห็นได้ว่าเห็นแบบจำลองที่ให้ประสิทธิภาพดีที่สุดจากการทดลองนี้ ยังคงเป็นแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short Term Memory) โดยที่ใช้กระบวนการตัดคำด้วย Attacut โดยที่ได้ค่าความแม่นยำ (Accuracy) ที่ 0.9071, ค่าความเที่ยง (Precision) ที่ 0.9176, ค่าความไว (Sensitivity/Recall) ที่ 0.9379, ค่าความจำเพาะ (Specificity) ที่ 0.8730, และค่าประสิทธิภาพ F1 ที่ 0.9261 จากผลการทดลองทั้ง 2 รูปแบบจะเห็นได้ว่าเมื่อมีการใช้กระบวนการแก้คำในประโยค สามารถทำให้ประสิทธิภาพในการจัดจำแนกเพิ่มขึ้น และสามารถทำให้ระยะเวลาในการทำงานของแบบจำลองลดลง

## 4.2 การอภิปรายผล

ในการอภิปรายผลจากงานวิจัยการทำนายการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมโดยใช้ข้อมูลข้อความ และการใช้กระบวนการประมวลผลภาษาทางธรรมชาติรวมกับการใช้กระบวนการเรียนรู้เชิงลึก ซึ่งผู้วิจัยได้ใช้แบบจำลองทั้งหมด 3 แบบ คือ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาว เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สองทิศทาง (Bidirectional Long Short Term Memory), แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูกักกลับ (Gated Recurrent Unit), และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network) ซึ่งจากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short Term Memory) ที่ได้รับการแก้ค่าในประโยคนั้นให้ประสิทธิภาพที่ดีที่สุด โดยทางผู้วิจัยได้แสดงการเพิ่มขึ้นของค่าประสิทธิภาพเอฟวัน (F1 Score) หลังจากที่ใช้กระบวนการแก้ค่าในประโยค โดยแสดงดังตาราง 4.6

ตาราง 4.6 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพก่อนและหลังการแก้ค่าในประโยค

Model	WOMAC-based Processing		Improvement Rate
	Baseline	Approach	
	F1-score (%)	F1-score (%)	
Word_Tokenize			
BiLSTMs	0.89	0.92	0.03
GRUs	0.88	0.9	0.02
CNNs	0.89	0.92	0.03
DeepCut			
BiLSTMs	0.89	0.91	0.02
GRUs	0.88	0.91	0.03
CNNs	0.89	0.91	0.02
AttaCut			
BiLSTMs	<b>0.90</b>	<b>0.93</b>	<b>0.03</b>
GRUs	0.89	0.91	0.02
CNNs	0.89	0.92	0.03

จะเห็นได้ว่าจากชุดข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้ เนื่องจากมีลักษณะของข้อมูลที่เป็นลำดับ เมื่อใช้ข้อมูลกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short Term Memory) ที่ให้มีจุดเด่นในการประมวลผลข้อมูลที่เป็นลำดับ จึงให้ประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ดีที่สุด รวมไปถึงเมื่อชุดข้อมูลได้รับการแก้ค่าในประโยคนั้นส่งผลให้ประสิทธิภาพของแบบจำลองนั้นสูงมากยิ่งขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

นอกจากนั้น การใช้ข้อมูลข้อความนั้นยังให้ประสิทธิภาพในการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมที่เทียบเคียงกับการใช้ทั้งข้อมูลประเภทรูปภาพและข้อมูลตัวแปรเชิงสถิติ แต่มีต้นทุนของการสร้างข้อมูลที่น้อยกว่า และใช้ระยะเวลาประมวลผลของแบบจำลองที่น้อยกว่า

ในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยได้นำเสนอวิธีการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมโดยใช้ข้อมูลข้อความ และใช้กระบวนการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับในวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมของผู้ป่วย ซึ่งเป็นกระบวนการที่ยังถือว่าเป็นสิ่งใหม่สำหรับงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยโรคข้อเข่าเสื่อม ดังนั้น ในส่วนนี้ ผู้วิจัยได้ทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการทำนายการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมกับวรรณกรรมก่อนหน้า ดังตาราง 4.7

ตาราง 4.7 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับวรรณกรรมก่อนหน้า

Research	Type of Data source	No. of class	ACC	AUC	MAE	Pre	Sen	Spe	F1-Score
Brahim et al., 2019	images	2	0.83	-	-	-	0.87	0.81	-
Shen & Yue, 2023	stats	2	-	-	0.11	-	0.71	0.67	0.69
Halilaj et al., 2018	stats	2	-	0.95	-	-	-	-	-
Yong et al., 2022	images	5	0.88	-	0.33	-	-	-	-
Lim, Kim, & Cheon, 2019	stats	2	0.72	0.77	-	-	0.67	0.73	-
Tiulpin et al., 2019	images	3	-	0.79	-	-	-	-	-
<b>Our Model</b>	<b>Textual</b>	<b>2</b>	<b>0.91</b>	<b>0.91</b>	<b>0.09</b>	<b>0.91</b>	<b>0.94</b>	<b>0.87</b>	<b>0.93</b>

จากตาราง 4.7 ได้แสดงถึงการเปรียบเทียบการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมกับงานวิจัยในวรรณกรรมก่อนหน้า โดยที่ประสิทธิภาพของงานวิจัยนี้ จะเห็นได้ว่า งานวิจัยที่ใช้ข้อมูลข้อความในการวินิจฉัยการเป็นข้อเข่าเสื่อมนั้น ให้ประสิทธิภาพที่ใกล้เคียงหรือสูงกว่าในวรรณกรรมก่อนหน้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แต่จุดสังเกตที่ 1 ถึงแม้ว่าจะมีผลการวินิจฉัยที่ใกล้เคียงหรือสูงกว่า แต่อย่างไรก็ตามงานวิจัยครั้งนี้เป็นเพียงการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมจากชุดข้อมูลลักษณะอาการในรูปแบบข้อความของผู้ป่วยเท่านั้น ทำให้ผลของการวินิจฉัยจะมีเพียง 2 ผลลัพธ์เท่านั้น แต่จากการศึกษาในวรรณกรรมก่อนหน้า ข้อมูลแบบรูปภาพนั้นสามารถที่จะวินิจฉัยได้มากกว่า 2 ผลลัพธ์ ซึ่งสามารถนำมาใช้ในการวินิจฉัยระดับความรุนแรงของโรคข้อเข่าเสื่อมได้ตามหลักเกณฑ์ของ Kellgren and Lawrence [16] ทำให้จุดนี้ยังเป็นแนวทางในการต่อยอดสำหรับการใช้ข้อมูลในรูปแบบของข้อความ

จุดสังเกตที่ 2 ผลลัพธ์ของค่าความจำเพาะ (Specificity) ซึ่งมีคุณสมบัติในการวัดค่าความถูกต้องของแบบจำลองในการทำนายผู้ป่วยว่าไม่เป็นโรคจริงจากสัดส่วนของการทำนายว่าไม่เป็นโรคทั้งหมด โดยให้ผลลัพธ์ที่ 0.87 ในขณะที่ผลลัพธ์ของค่าความแม่นยำ (Precision) ซึ่งมีคุณสมบัติในการวัดความถูกต้องของแบบจำลองในการทำนายผู้ที่เป็นโรคจริงจากสัดส่วนของการทำนายว่าเป็นโรคทั้งหมด โดยให้ผลลัพธ์ที่ 0.91 ซึ่งจะเห็นได้ว่าผลลัพธ์ของค่าความแม่นยำ (Precision) นั้นสูงกว่าค่าความจำเพาะ (Specificity) ทำให้เป็นจุดสังเกตว่างานวิจัยนี้จะให้ผลลัพธ์การวินิจฉัยของผู้ป่วยที่เป็นโรคข้อเข่าเสื่อมได้ดีกว่าการวินิจฉัยผู้ป่วยว่าไม่เป็นโรคข้อเข่าเสื่อม แต่สำหรับในงานวิจัยทางการแพทย์ ความถูกต้องของการวินิจฉัยว่าเป็นโรคนั้นมีความสำคัญมากกว่าการวินิจฉัยว่าไม่เป็นโรค

## บทที่ 5

### สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

#### 5.1 สรุปผลการวิจัย

ในการวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยได้นำเสนอการทำนายการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมโดยใช้ข้อมูลประเภทข้อความ โดยใช้กระบวนการประมวลผลภาษาทางธรรมชาติ (Natural Language Processing) และใช้กระบวนการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) นอกจากนี้ ผู้วิจัยได้เพิ่มแก้คำในประโยคเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของผลการทดลองให้กับแบบจำลองในการวิจัย โดยผลของการวิจัยจะแบ่งออกเป็น 2 แบบ คือ การใช้ชุดข้อมูลข้อความที่ไม่ได้มีการแก้คำในประโยค และการใช้ชุดข้อมูลข้อความที่มีการแก้คำในประโยค

โดยกระบวนการทั้ง 2 แบบ จะมีการใช้กระบวนการเรียนรู้เชิงลึกเป็นแบบจำลองในการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม ซึ่งแบบจำลองที่ใช้จะประกอบไปด้วย แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short Term Memory), แบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบประตูวงกลับ (Gated Recurrent Unit), และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network) โดยมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ควบคุม (Hyperparameters) ในมาตรฐานเดียวกัน โดยที่จะมีจำนวนรอบในการสอนแบบจำลองทั้งหมด 50 รอบ และใช้มาตรวัดในการวัดประสิทธิภาพทั้งหมด 5 รูปแบบ โดยจะประกอบด้วย ค่าความแม่นยำ (Accuracy), ค่าความเที่ยง (Precision), ค่าความไว (Sensitivity/Recall), ค่าความจำเพาะ (Specificity), และค่าประสิทธิภาพ F1 ในการเปรียบเทียบ

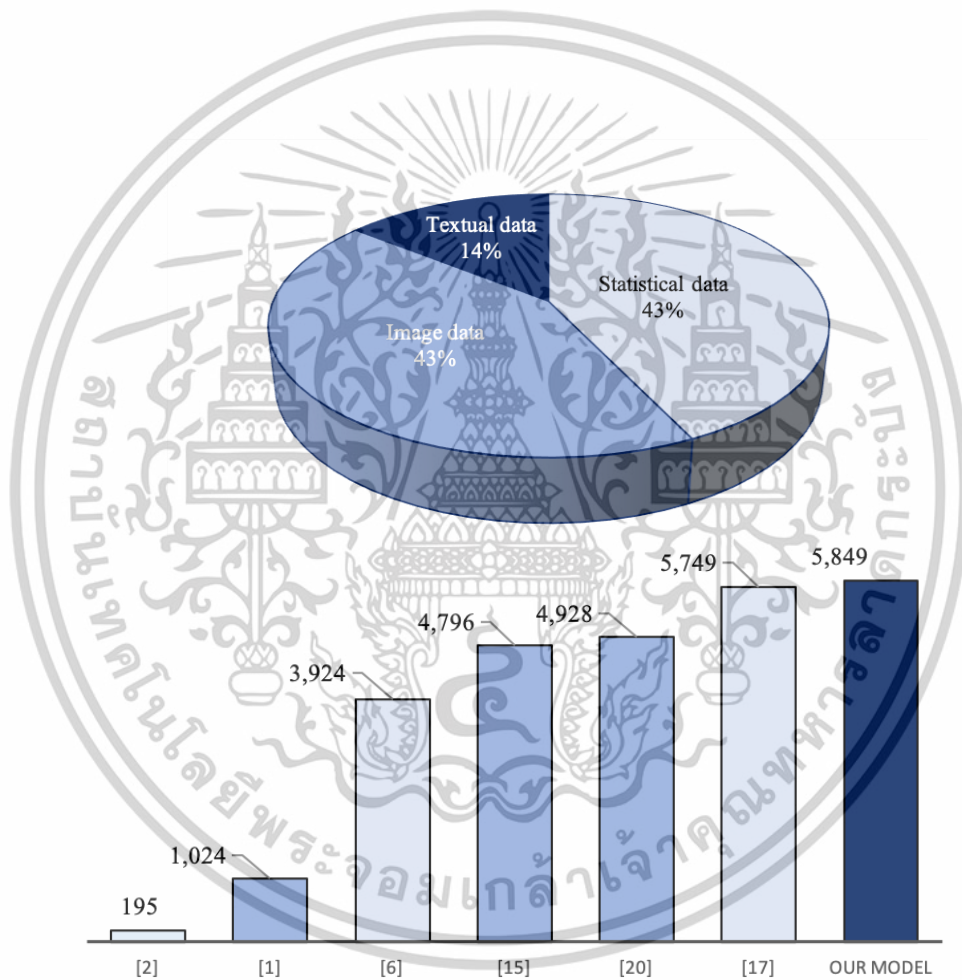
ซึ่งจากผลการทดลองได้แสดงให้เห็นว่าการใช้ชุดข้อมูลที่ได้รับการแก้คำในประโยคกับการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short Term Memory) นั้นให้ประสิทธิภาพที่ดีที่สุดในการวินิจฉัยครั้งนี้ โดยได้ค่าความแม่นยำ (Accuracy) ที่ 0.9071, ค่าความเที่ยง (Precision) ที่ 0.9176, ค่าความไว (Sensitivity/Recall) ที่ 0.9379, ค่าความจำเพาะ (Specificity) ที่ 0.8730, และค่าประสิทธิภาพ F1 ที่ 0.9261

โดยสิ่งที่ค้นพบจากการทดลองในครั้งนี้ คือ ชุดข้อมูลข้อความนี้มีลักษณะข้อมูลที่เป็นลำดับ และในประโยคมีคำเฉพาะ (Rare words) ในประโยค ซึ่งข้อมูลลักษณะนี้จะเหมาะกับคุณสมบัติของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง และการแก้คำในประโยคนั้นสามารถส่งผลให้ประสิทธิภาพของแบบจำลองนั้นสูงขึ้นจริง เนื่องจากการแก้คำในประโยคนั้น จะทำให้ข้อมูลของคำในประโยคนั้นมีความถูกต้องและคำในประโยคนั้นมีมาตรฐานเดียวกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 5.2 ข้อได้เปรียบของงานวิจัย

จากงานวิจัยในครั้งนี้ ผู้วิจัยได้ค้นพบวิธีการใหม่สำหรับการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม โดยใช้ข้อมูลข้อความ ซึ่งจากการทบทวนวรรณกรรมก่อนหน้านี้ การใช้ข้อมูลข้อความ (Textual Data) ยังคงถือว่าเป็นวิธีการใหม่ในการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม และนอกจากนั้น ข้อดีของการใช้ข้อมูลประเภทข้อความนั้นใช้ต้นทุน และใช้ระยะเวลาในการสร้างข้อมูลน้อยกว่าข้อมูลทั้งประเภทรูปภาพและข้อมูลตัวแปรเชิงสถิติ และจากการทบทวนวรรณกรรม การใช้ข้อมูลข้อความในงานวิจัยนี้ยังสามารถหากกลุ่มตัวอย่างได้มากที่สุดอีกด้วย โดยทางผู้วิจัยได้มีการเปรียบเทียบการใช้กลุ่มตัวอย่างของงานวิจัยนี้กับในวรรณกรรมก่อนหน้านี้ ดังภาพ 5.1



รูป 5.1 แสดงการเปรียบเทียบปริมาณการใช้กลุ่มตัวอย่างในงานวิจัย

## 5.3 ข้อจำกัดของงานวิจัย

จากงานวิจัยในครั้งนี้ ผู้วิจัยได้ใช้ข้อมูลข้อความสำหรับในการวินิจฉัยการเป็นข้อเข่าเสื่อม ถึงแม้ว่าประสิทธิภาพของการวินิจฉัยโรคข้อเข่าเสื่อมด้วยชุดข้อมูลนี้ จะให้ประสิทธิภาพในการทำนายที่ใกล้เคียงหรือสูงกว่างานวิจัยที่ใช้ข้อมูลทั้งประเภทรูปภาพและข้อมูลตัวแปรเชิงสถิติ แต่การใช้ข้อมูลเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประเภทข้อความนั้นยังมีข้อจำกัดในเรื่องของการระบุระดับความรุนแรงของอาการโรคข้อเข่าเสื่อม ที่ยังไม่สามารถทำได้เหมือนข้อมูลประเภทรูปภาพ และชุดข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยครั้งนี้ยังคงจำเป็นต้องถูกจัดเก็บข้อมูลโดยบุคลากรทางการแพทย์ เนื่องจากจำเป็นต้องมีการจัดเก็บรายละเอียดของข้อมูลในประโยคที่มากพอ ถึงจะสามารถทำให้แบบจำลองการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมได้อย่างมีประสิทธิภาพ และในงานวิจัยครั้งนี้ ยังคงสามารถประมวลผลได้แค่ในภาษาไทยเท่านั้น แต่สิ่งนี้สามารถนำไปสู่การพัฒนาวิจัยการวินิจฉัยการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อมในการวินิจฉัยครั้งถัดไปได้

#### 5.4 ข้อเสนอแนะ

ในการวิจัยครั้งนี้ เป็นการใช้กระบวนการที่ยังคงเป็นสิ่งใหม่สำหรับการเป็นโรคข้อเข่าเสื่อม ทำให้การพัฒนากระบวนการวิจัยนั้นยังสามารถต่อยอดและพัฒนาได้อีกมากมาย โดยผู้วิจัยมีแนวคิดที่จะพัฒนาต่อ ซึ่งจะมีอยู่ด้วยกัน 3 รูปแบบ ดังนี้

##### 5.2.1 การวินิจฉัยระดับความรุนแรงของโรคข้อเข่าเสื่อม

สิ่งที่ข้อมูลประเภทข้อความยังไม่สามารถทำได้แบบข้อมูลรูปภาพ คือ การประเมินระดับความรุนแรงของโรคข้อเข่าเสื่อมตามหลักเกณฑ์ในการตรวจสอบระดับความรุนแรงของโรคข้อเข่าเสื่อมตามทฤษฎีของ KL-Grade (Kellgren and Lawrence) ซึ่งยังเป็นสิ่งที่น่าสนใจและสามารถนำไปพัฒนาต่อได้สำหรับการใช้ข้อมูลข้อความ

##### 5.2.2 การประยุกต์ใช้กับข้อมูลข้อความในภาษาอื่น

ในด้านของข้อมูลประเภทข้อความนั้นยังมีรายละเอียดของชุดข้อมูลอีกมากมาย ซึ่งสิ่งที่ยังสามารถพัฒนาต่อยอดได้อีก คือ การนำกระบวนการวิจัยนี้ไปใช้กับชุดข้อมูลในภาษาอื่น เพื่อที่จะเพิ่มวิธีการในการวินิจฉัยโรคข้อเข่าเสื่อมได้อีก

##### 5.2.3 การประยุกต์ใช้กับข้อมูลข้อความในการวินิจฉัยโรคอื่น

เนื่องจากการวินิจฉัยโรคอื่นไม่ได้มีแค่โรคข้อเข่าเสื่อมเท่านั้น ซึ่งสำหรับการวินิจฉัยโรคด้วยชุดข้อมูลข้อความนั้น ยังถือว่าเป็นสิ่งใหม่ในงานวิจัย โดยกระบวนการนี้ยังสามารถนำไปพัฒนาและต่อยอดกับการวินิจฉัยโรคอื่นได้อีก ซึ่งเป็นสิ่งที่ทางผู้วิจัยมีแนวคิดที่จะนำกระบวนการนี้ไปพัฒนาต่อ โดยเฉพาะกับโรคที่เกี่ยวข้องกับอาการทางจิตวิทยา

## เอกสารอ้างอิง

- [1] Brahim A, Jennane R, Riad R, Janvier T, Khedher L, Toumi H, et al. A decision support tool for early detection of knee OsteoArthritis using X-ray imaging and machine learning: Data from the OsteoArthritis Initiative. *Comput Med Imaging Graph*. 2019 Apr;73:11-8. PMID: 30784984. doi: 10.1016/j.compmedimag.2019.01.007.
- [2] Shen L, Yue S. A clinical model to predict the progression of knee osteoarthritis: data from Dryad. *Journal of Orthopaedic Surgery and Research*. 2023 2023/08/28;18(1):628. doi: 10.1186/s13018-023-04118-4.
- [3] Farrow L, Ashcroft GP, Zhong M, Anderson L. Using Artificial Intelligence to Revolutionise the Patient Care Pathway in Hip and Knee Arthroplasty (ARCHERY): Protocol for the Development of a Clinical Prediction Model. *JMIR Res Protoc*. 2022 May 11;11(5):e37092. PMID: 35544289. doi: 10.2196/37092.
- [4] Chen CC, Wu CT, Chen CPC, Chung CY, Chen SC, Lee MS, et al. Predicting the Risk of Total Hip Replacement by Using A Deep Learning Algorithm on Plain Pelvic Radiographs: Diagnostic Study. *JMIR Form Res*. 2023 Oct 20;7:e42788. PMID: 37862084. doi: 10.2196/42788.
- [5] Wang HN, Luo P, Liu S, Liu Y, Zhang X, Li J. Effectiveness of Internet-Based Telehealth Programs in Patients With Hip or Knee Osteoarthritis: Systematic Review and Meta-Analysis. *J Med Internet Res*. 2024 Sep 30;26:e55576. PMID: 39348685. doi: 10.2196/55576.
- [6] Halilaj E, Le Y, Hicks JL, Hastie TJ, Delp SL. Modeling and predicting osteoarthritis progression: data from the osteoarthritis initiative. *Osteoarthritis Cartilage*. 2018 Dec;26(12):1643-50. PMID: 30130590. doi: 10.1016/j.joca.2018.08.003.
- [7] Nowinka Z, Alagha MA, Mahmoud K, Jones GG. Predicting Depression in Patients With Knee Osteoarthritis Using Machine Learning: Model Development and Validation Study. *JMIR Form Res*. 2022 2022/9/13;6(9):e36130. doi: 10.2196/36130.
- [8] Liu K, Chen L. Medical Social Media Text Classification Integrating Consumer Health Terminology. *IEEE Access*. 2019;7:78185-93. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2921938.
- [9] Wazrah AA, Alhumoud S. Sentiment Analysis Using Stacked Gated Recurrent Unit for Arabic Tweets. *IEEE Access*. 2021;9:137176-87. doi: 10.1109/ACCESS.2021.3114313.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [10] Santur Y, editor. Sentiment Analysis Based on Gated Recurrent Unit. 2019 International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP); 2019 21-22 Sept. 2019.
- [11] Al-Saqqa S, Awajan A. The Use of Word2vec Model in Sentiment Analysis: A Survey. Proceedings of the 2019 International Conference on Artificial Intelligence, Robotics and Control; Cairo, Egypt: Association for Computing Machinery; 2020. p. 39–43.
- [12] Alharbi O. A deep learning approach combining CNN and Bi-LSTM with SVM classifier for Arabic sentiment analysis. International Journal of Advanced Computer Science and Applications. 2021;12(6).
- [13] Hampton T. Osteoarthritis Initiative. JAMA. 2004;291(16):1951-. doi: 10.1001/jama.291.16.1951-a.
- [14] Teoh YX, Othmani A, Goh SL, Usman J, Lai KW. Deciphering Knee Osteoarthritis Diagnostic Features With Explainable Artificial Intelligence: A Systematic Review. IEEE Access. 2024;12:109080-108. doi: 10.1109/ACCESS.2024.3439096.
- [15] Yong CW, Teo K, Murphy BP, Hum YC, Tee YK, Xia K, et al. Knee osteoarthritis severity classification with ordinal regression module. Multimedia Tools and Applications. 2022 2022/12/01;81(29):41497-509. doi: 10.1007/s11042-021-10557-0.
- [16] Helwan A, Azar D, Abdellatef H. An update on the knee osteoarthritis severity grading using wide residual learning. Journal of X-Ray Science and Technology. 2022;30:1009-21. doi: 10.3233/XST-221190.
- [17] Lim J, Kim J, Cheon S. A Deep Neural Network-Based Method for Early Detection of Osteoarthritis Using Statistical Data. International Journal of Environmental Research and Public Health. 2019;16(7):1281. PMID: doi:10.3390/ijerph16071281.
- [18] Kweon S, Kim Y, Jang M-j, Kim Y, Kim K, Choi S, et al. Data Resource Profile: The Korea National Health and Nutrition Examination Survey (KNHANES). International Journal of Epidemiology. 2014;43(1):69-77. doi: 10.1093/ije/dyt228.
- [19] Wang Y, You L, Chyr J, Lan L, Zhao W, Zhou Y, et al. Causal Discovery in Radiographic Markers of Knee Osteoarthritis and Prediction for Knee Osteoarthritis Severity With Attention–Long Short–Term Memory. Frontiers in Public Health. 2020 2020-December-18;8. doi: 10.3389/fpubh.2020.604654.
- [20] Tiulpin A, Klein S, Bierma-Zeinstra SMA, Thevenot J, Rahtu E, Meurs JV, et al.

Multimodal Machine Learning-based Knee Osteoarthritis Progression Prediction from

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Plain Radiographs and Clinical Data. *Sci Rep.* 2019 Dec 27;9(1):20038. PMID: 31882803. doi: 10.1038/s41598-019-56527-3.

[21] Segal NA, Nevitt MC, Gross KD, Hietpas J, Glass NA, Lewis CE, et al. The Multicenter Osteoarthritis Study: opportunities for rehabilitation research. *PM r.* 2013 Aug;5(8):647-54. PMID: 23953013. doi: 10.1016/j.pmrj.2013.04.014.

[22] Jang B, Kim M, Harerimana G, Kang S-u, Kim JW. Bi-LSTM Model to Increase Accuracy in Text Classification: Combining Word2vec CNN and Attention Mechanism. *Applied Sciences.* 2020;10(17):5841. PMID: doi:10.3390/app10175841.

[23] Yahia HS, Abdulazeez AM. Medical text classification based on convolutional neural network: a review. *International Journal of Science and Business.* 2021;5(3):27-41.

[24] Qing L, Linhong W, Xuehai D. A novel neural network-based method for medical text classification. *Future Internet.* 2019;11(12):255. doi: <https://doi.org/10.3390/fi11120255>.

[25] Wolk K, Marasek K, editors. *A Sentence Meaning Based Alignment Method for Parallel Text Corpora Preparation.* 2014; Cham: Springer International Publishing.

[26] Jinks C, Jordan K, Croft P. Measuring the population impact of knee pain and disability with the Western Ontario and McMaster Universities Osteoarthritis Index (WOMAC). *Pain.* 2002 2002/11/01;100(1):55-64. doi: [https://doi.org/10.1016/S0304-3959\(02\)00239-7](https://doi.org/10.1016/S0304-3959(02)00239-7).

[27] Helwan A, Azar D, Ozsahin DU, editors. *Medical Reports Summarization Using Text-To-Text Transformer.* 2023 *Advances in Science and Engineering Technology International Conferences (ASET); 2023 20-23 Feb. 2023.*

[28] Arreerard R, Mander S, Piao S, editors. *Survey on Thai NLP Language Resources and Tools.* 2022 June; Marseille, France: European Language Resources Association.

[29] Chormai P, Prasertsom P, Cheevaprawatdomrong J, Rutherford A, editors. *Syllable-based Neural Thai Word Segmentation.* 2020 December; Barcelona, Spain (Online): International Committee on Computational Linguistics.

[30] Boriboon M, Kriengket K, Chootrakool P, Phaholphinyo S, Purodakananda S, Thanakulwarapas T, et al., editors. *BEST Corpus Development and Analysis.* 2009 *International Conference on Asian Language Processing; 2009 7-9 Dec. 2009.*

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [31] Phatthiyaphaibun W, Chaovavanich K, Polpanumas C, Suriyawongkul A, Lowphansirikul L, Chormai P, et al. PyThaiNLP: Thai Natural Language Processing in Python. ArXiv. 2023;abs/2312.04649. doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.04649>.
- [32] Theeramunkong T, Sornlertlamvanich V, Tanhermhong T, Chinnan W. Character cluster based Thai information retrieval. Proceedings of the fifth international workshop on on Information retrieval with Asian languages; Hong Kong, China: Association for Computing Machinery; 2000. p. 75–80.
- [33] Seeha S, Bilan I, Mamani Sanchez L, Huber J, Matuschek M, Schütze H, editors. ThaiLMCut: Unsupervised Pretraining for Thai Word Segmentation. 2020 May; Marseille, France: European Language Resources Association.
- [34] Chormai P, Prasertsom P, Rutherford AT. AttaCut: A Fast and Accurate Neural Thai Word Segmenter. ArXiv. 2019;abs/1911.07056.
- [35] Shao Y, Taylor S, Marshall N, Morioka C, Zeng-Treitler Q, editors. Clinical Text Classification with Word Embedding Features vs. Bag-of-Words Features. 2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data); 2018 10-13 Dec. 2018.
- [36] Jatnika D, Bijaksana MA, Suryani AA. Word2Vec Model Analysis for Semantic Similarities in English Words. Procedia Computer Science. 2019 2019/01/01;157:160-7. doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.08.153>.
- [37] Hung PT, Yamanishi K. Word2vec Skip-Gram Dimensionality Selection via Sequential Normalized Maximum Likelihood. Entropy. 2021;23(8):997. PMID: doi:10.3390/e23080997.
- [38] Irsoy O, Benton A, Stratos K. Corrected CBOW Performs as well as Skip-gram. Proceedings of the Second Workshop on Insights from Negative Results in NLP. 2020. doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2012.15332>.
- [39] Zulqarnain M, Ghazali R, Hassim YM, Rehan M. Text classification based on gated recurrent unit combines with support vector machine. International Journal of Electrical and Computer Engineering. 2020;10(4):3734-42. doi: 10.11591/ijece.v10i4.pp3734-3742.
- [40] Minaee S, Azimi E, Abdolrashidi A. Deep-Sentiment: Sentiment Analysis Using Ensemble of CNN and Bi-LSTM Models. ArXiv. 2019;abs/1904.04206. doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1904.04206>.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [41] Otter DW, Medina JR, Kalita JK. A Survey of the Usages of Deep Learning for Natural Language Processing. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2021;32(2):604-24. doi: 10.1109/TNNLS.2020.2979670.
- [42] Xu G, Meng Y, Qiu X, Yu Z, Wu X. Sentiment Analysis of Comment Texts Based on BiLSTM. *IEEE Access*. 2019;7:51522-32. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2909919.
- [43] Yao L, Mao C, Luo Y. Clinical text classification with rule-based features and knowledge-guided convolutional neural networks. *BMC Medical Informatics and Decision Making*. 2019 2019/04/04;19(3):71. doi: 10.1186/s12911-019-0781-4.
- [44] Guo B, Zhang C, Liu J, Ma X. Improving text classification with weighted word embeddings via a multi-channel TextCNN model. *Neurocomputing*. 2019 2019/10/21;363:366-74. doi: https://doi.org/10.1016/j.neucom.2019.07.052.
- [45] Kim H, Jeong Y-S. Sentiment Classification Using Convolutional Neural Networks. *Applied Sciences*. 2019;9(11):2347. PMID: doi:10.3390/app9112347.
- [46] Ashalatha, B, T, Thangarasan, Geetha, M, T, Saranya, Mittal, Manisha, K, VenkataRamana. Predicting Severity Of Osteoarthritis Using Recurrent Convolutional Neural Networks (Rcnn) And Medical Imaging Data. *South Eastern European Journal of Public Health*. 2024/09/02. doi: 10.70135/seejph.vi.894.
- [47] Schulz KF, Altman DG, Moher D; CONSORT Group. CONSORT 2010 statement: updated guidelines for reporting parallel group randomized trials. *Ann Intern Med*. 2010 Jun 1;152(11):726-32. doi: 10.7326/0003-4819-152-11-201006010-00232. Epub 2010 Mar 24. PMID: 20335313.
- [48] Eysenbach, G. Consort-Ehealth Group. CONSORT-EHEALTH: improving and standardizing evaluation reports of Web-based and mobile health interventions: *J Med Internet Res*. *JMIR Form Res*. 2011 Dec 31;13(4):e126. doi: 10.2196/jmir.1923.
- [49] Bossuyt PM, Reitsma JB, Bruns DE, Gatsonis CA, Glasziou PP, Irwig L, Lijmer JG, Moher D, Rennie D, de Vet HC, Kressel HY, Rifai N, Golub RM, Altman DG, Hooft L, Korevaar DA, Cohen JF; STARD Group. STARD 2015: an updated list of essential items for reporting diagnostic accuracy studies. *BMJ*. 2015 Oct 28;351:h5527. doi: 10.1136/bmj.h5527. PMID: 26511519; PMCID: PMC4623764
- [50] M. U. Salur and I. Aydin; Novel Hybrid Deep Learning Model for Sentiment Classification. *IEEE Access*. vol. 8. pp. 58080-58093. 2020. doi: 10.1109/ACCESS.2020.2982538.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

[51] Kim M-J, Kang B-H, Park S-H, Kim B, Lee G-Y, Seo Y-M, Park K-S, Yoo J-I. Association of the Western Ontario and McMaster Universities Osteoarthritis Index (WOMAC) with Muscle Strength in Community-Dwelling Elderly with Knee Osteoarthritis. International Journal of Environmental Research and Public Health. 2020; 17(7):2260. <https://doi.org/10.3390/ijerph17072260>



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ซูโดโค้ด

### 1. ซูโดโค้ดสำหรับแบบจำลอง Bi-LSTM และแบบจำลอง GRU

Algorithm 1: Pseudocodes for Bi-LSTM & GRU

Input: A collection of medical symptom reports for diseases in excel files (Let  $D$  be one report and  $S(i)$  be an  $i^{th}$  sentence:  $D = \{S(1),$

$S(2), S(3), \dots, S(i)\}, i \in N$ )

Output: Prediction results/performance of Bi-LSTM and GRU

1: Import the reports of knee OA data from excel files to our program

2: while  $i$  in  $(1, n)$  do;

Select characters (that are Thai alphabets only) in the sentences

Tokenize by Word\_Tokenize, DeepCut, AttaCut

Remove Thai stop words in sentences

Edit missing words with WOMAC-based Processing Approach

(Cutoff = 0.85)

end while

3: Create a set of vocabulary along with indexes by tokenizer from TensorFlow

4. Generate word embedding by Word2Vec (Skip-Gram approach)

vector\_size = 128, epochs = 1000

5: Identify the max-length vector and adjust all vectors accordingly

6: Pad all smaller vectors with zeroes

7: Separate train, validation and test dataset

[Train dataset: 80%, validation dataset: 10% and test dataset: 10%]

8: Build the Bi-LSTM or GRU model

Set vocab\_size, drop\_out, BatchNormalization, and activation function parameters

9: while  $i \leq$  epochs; //  $e$  = epoch numbers

execute the attention module;

import input vector;

Dropout; // (0.5)

BatchNormalization;

Update/optimize parameters with Adam optimization to minimize loss function in the model

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

Verify the Bi-LSTM or GRU model using
validation data;
end while
10: Evaluate model by the test data;
Return the performance of Bi-LSTM and GRU

```

## 2. ชุดโค้ดสำหรับแบบจำลอง CNN

Algorithm 2: Pseudocodes for CNN

Input: A collection of medical symptom reports for diseases in excel files (Let  $D$  be one report and  $S(i)$  be an  $i^{th}$  sentence:  $D = \{S(1),$

$S(2), S(3), \dots, S(i)\}, i \in R$ )

Output: The result of the prediction from CNN

1: Import the report of knee osteoarthritis data

2: while  $i$  in  $(1, n)$  do;

Select characters (that are Thai alphabets only) in the sentences

Tokenize by Word\_Tokenize, DeepCut, AttaCut

Remove Thai stop words in sentences

Edit missing words with WOMAC-based Processing Approach (Cutoff = 0.85)

end while

3: Create a set of vocabulary along with indexes by tokenizer from tensorflow

4. Generate word embedding by Word2Vec (Skip-Gram approach)

vector\_size = 128, epochs = 1000

5: Identify the max-length vector and adjust all vectors accordingly

6: Pad all smaller vectors with zeroes

7: Separate train, validation and test dataset

[Train dataset: 80%, validation dataset: 10% and test dataset: 10%]

8: Build the CNN model

Set vocab\_size, drop\_out, BatchNormalization, and activation function parameters

9: while  $i \leq$  epochs; //  $e$  = epoch numbers

execute the attention module;

import input vector;

convolutional layer; // kernel\_size = 4, 6, 8

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Dropout; // (0.5)  
Max pooling;  
Fully connected layer;  
Update/optimize parameters with Adam optimization to minimize loss function in the model  
Verify the CNN model using validation data;  
end while  
10: Evaluate model by using test data;  
Return the performance of the CNN



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# หนังสือตอบรับการขอใช้ข้อมูลจากโรงพยาบาล

กลุ่มงานพัฒนาทรัพยากรบุคคล  
รับที่ 845  
วันที่ 28 ก.ย. 2564  
เวลา 10.10 น.

โรงพยาบาลพระนารายณ์พารา  
เลขรับ 10326  
วันที่ 22 ก.ย. 2564  
เวลา 14.10 น.



ที่ ฮว สด๑๑/๕๒๑๖๔

๑๗ กันยายน ๒๕๖๔

เรื่อง ขอความอนุเคราะห์เก็บข้อมูลเพื่อการวิจัย

เรียน ผู้อำนวยการโรงพยาบาลพระนารายณ์พารา

ตามที่ผอ.เวรวิทย์ วิมลวงษ์รังษิยา นักวิชาการศึกษาระดับปริญญาโท สาขาวิชาวิทยาการ  
ข้อมูลและการวิเคราะห์ คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ได้ทำ  
วิทยานิพนธ์ เรื่อง "การวิจัยเชิงการวิเคราะห์เชิงเชื่อมโยงในระบอบเริ่มต้นโดยทางประมวลผลทางภาษจาก  
ผลการวิจัย" โดยมี ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. กฤตวิทย์ จิตจรรยาวิทย์ เป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

คณะวิทยาศาสตร์ ได้ขอความอนุเคราะห์จากท่าน ผ่าน หมายเลขโทรศัพท์ ดังกล่าวถึงขอ เพื่อให้  
วิทยานิพนธ์ นี้ได้แก่การสืบค้น ได้ดำเนินการวิจัยเชิงเชื่อมโยงในระบอบเริ่มต้นโดยทางประมวลผลทางภาษจาก  
ผลการวิจัยเป็นรูปเล่ม และประสงค์ขอสงวนการเผยแพร่ โดยจะดำเนินการเข้าถึงข้อมูลสืบค้นที่ระบุดัง  
กล่าวไว้ โดยขอสงวนสิทธิ์ในสิ่งที่ปรากฏในเอกสารแนบ และจะดำเนินการแจ้งข้อเท็จจริงที่ระบุดัง  
กล่าว นอกราชวัลย์ วิมลวงษ์รังษิยา ผู้วิจัยได้โทรหมายเลขโทรศัพท์ ๐๒๑-๖๖๐-๐138 หรือ อีเมลล์  
63605083@kmitwb.ac.th

จึงเรียนขอเพื่อโปรดพิจารณาให้ความอนุเคราะห์ต่อไปด้วย ขอขอบคุณยิ่ง

เรียน ผู้อำนวยการโรงพยาบาลพระนารายณ์พารา  
- เพื่อโปรดทราบ เรื่องขอสงวนการเผยแพร่

นางสาวจตุรารัตน์ จันทรชนา  
เจ้าหน้าที่งานธุรการปฏิบัติงาน  
25 ก.ย. 2564

(รองศาสตราจารย์ ดร.สิงห์โชค แฉ่งชัย)  
คณบดีคณะวิทยาศาสตร์  
www.kmitwb.ac.th/units/100001/Server-Sign  
Signature Code: MW1A-3LAMPKFC-ARAF

คณะวิทยาศาสตร์  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง  
๑ ซอยฉลองกรุง ๑ เขตลาดกระบัง กรุงเทพฯ ๑๐๕๒๐

บัณฑิตศึกษา  
โทร. ๐๒-๓๒๑๕๕๐๐-๕๕๑๓ ต่อ ๒๐๓  
โทรสาร ๐๒-๓๒๑๕๕๑๕

+ 662 ๐๒๑ ๕๕๐๐ ๒๐๓  
 28/9/64

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# หนังสือตอบรับจากทางวารสาร

08/05/2025, 20:51

Gmail - [JFR ms#64536] Editorial Decision/Comments on "Early Diagnosis of Knee Osteoarthritis Using Clinician Notes: A Natural Language Processing-Driven Approach"



Narathip Thanyakunsajja &lt;narathip.thanya@gmail.com&gt;

## [JFR ms#64536] Editorial Decision/Comments on "Early Diagnosis of Knee Osteoarthritis Using Clinician Notes: A Natural Language Processing-Driven Approach"

Amaryllis Mavragani &lt;no-reply@jmir.org&gt;

5 พฤษภาคม 2568 เวลา 23:51

ตอบกลับไปยัง: Amaryllis Mavragani &lt;amaryllis.mavragani@jmir.org&gt;

ถึง: Kulsawasd Jitkajornwanich &lt;kulsawasd.jitkajornwanich@ttu.edu&gt;

สำเนา: JMIR Publications &lt;editor@jmir.org&gt;, Narathip Thanyakunsajja &lt;narathip.thanya@gmail.com&gt;, Shan Xu &lt;shan.xu@ttu.edu&gt;, Donghee Shin &lt;don.h.shin@ttu.edu&gt;, Pattama Charoenporn &lt;pattama.ch@kmitl.ac.th&gt;

-----  
Decision A: (accept/non-member)  
-----

Dear Kulsawasd Jitkajornwanich,

Thank you very much for your article.

We have now completed the review of your article and are pleased to offer publication in JMIR Formative Research (JFR, <https://formative.jmir.org>).

We look forward to see further iterations of this work and hope that you will continue to submit different stages of research to JMIR Publications journals as the research, study design, and rigor evolves.

For example, you could submit some further iterations of usability testing to JMIR Human Factors, interim results to sister journals, and the final summative rigorous studies demonstrating an impact on clinical practice or outcomes to the main flagship journals JMIR Public Health, JMIR mHealth and Journal of Medical Internet Research. Remember that JMIR journals support Registered Reports, meaning that we encourage you to publish protocols of your work in JMIR Res Protocols. Published protocols receive an IRRID (International Registered Reports Identifier), meaning that subsequent acceptance of the research in JMIR journals is guaranteed, as long as the protocol and reporting guidelines are followed.

If there are any further comments by the reviewer or editor we attached them HERE or at the end of this email.

--- Further editorial comments

During copyediting, the final word count in the manuscript may change. Note that it is the authors' responsibility to ensure adherence to JMIR Publications style and formatting, including final word count

Please ensure you review all the instructions provided below for next steps towards publication. Thank you for your high-quality scholarship.

\*\*\*IMPORTANT: From now on, all production-related queries should be directed to [prod-support@jmir.org](mailto:prod-support@jmir.org), rather than the academic/scientific editor. During the copyediting stage (which will start after APF payment), you will be communicating with the copyeditor (usually in the form of queries in the manuscript). For an overview of our production process, see <https://jmir.zendesk.com/hc/en-us/articles/115001492248>.

At this stage, no further revisions to the accepted manuscript should be made, except for any noted in the instructions below (e.g., reference formatting, if this remains). The copyeditor and production team may need to contact the academic/scientific editor in the event that more substantive revisions have been made that would require editorial review. This could delay production.

If you are satisfied with our turnaround time and review process, it would help us enormously if you could give us a 5 star rating on Google here: <https://search.google.com/local/writerreview?placeid=ChIJlav158k0K4gR-wBqqGHwX7g>

---- end of editorial comments

### APF PAYMENT

<https://mail.google.com/mail/u/0/?ik=7789bb4c0b&view=pt&search=all&permmsgid=msg-f:1831300122534367139&simpl=msg-f:1831300122534367139>

1/5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	นายนราธิป ธัญญกุลสัจจา
วัน เดือน ปีเกิด	11 กรกฎาคม พ.ศ. 2538
ที่อยู่ปัจจุบัน	9/88 หมู่บ้านลิพวิง นารายา ซอยนเรศวร 40 ถนนนเรศวร ตำบลเขาสาม ยอด อำเภอเมือง จังหวัดลพบุรี
ประวัติการศึกษา	(2561) วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ (มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์)
ผลงานวิชาการ	การวินิจฉัยโรคข้อเข่าเสื่อมโดยใช้กระบวนการภาษาทางธรรมชาติ วารสาร JMIR Formative Research ระดับนานาชาติ



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้