

การจำแนกระดับความคิดในการฆ่าตัวตายจากข้อความทวีตเตอร์โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2565

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Classification of Suicidal Ideation Scales from Twitter Messages Using Machine  
Learning



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements  
for the Degree of Master of Science in Computer Science

Department of Computer Engineering

FACULTY OF ENGINEERING

Chulalongkorn University

Academic Year 2022

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การจำแนกระดับความคิดในการฆ่าตัวตายจากข้อความทวิตเตอร์โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง
โดย	น.ส.พันธพร เบ็ญจไชยรัตน์
สาขาวิชา	วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	รองศาสตราจารย์ ดร.ทวีติย์ เสนีวงศ์ ณ อยุธยา
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ณัฐสุดา เต้พันธ์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้หัวข้อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์  
(ศาสตราจารย์ ดร.สุพจน์ เตชวรสินสกุล)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ  
(รองศาสตราจารย์ ดร.ดวงดาว วิชาดากุล)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก  
(รองศาสตราจารย์ ดร.ทวีติย์ เสนีวงศ์ ณ อยุธยา)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ณัฐสุดา เต้พันธ์)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.นุวิทย์ วิวัฒน์วัฒนา)

พันธพร เบ็ญจไชยรัตน์ : การจำแนกระดับความคิดในการฆ่าตัวตายจากข้อความทวิตเตอร์โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง. ( Classification of Suicidal Ideation Scales from Twitter Messages Using Machine Learning) อ.ที่ปรึกษาหลัก : รศ. ดร.ทวิติย์ เสนีวงศ์ ณ อยุธยา, อ.ที่ปรึกษาร่วม : ผศ. ดร.ณัฐสุดา เต้พันธ์

ความคิดฆ่าตัวตายเป็นหนึ่งในภาวะสุขภาพจิตที่สำคัญอย่างมากในสังคมไทย ในปัจจุบัน คนที่มีความคิดฆ่าตัวตายได้มีการแสดงความรู้สึกออกมาผ่านสื่อสังคมออนไลน์ต่าง ๆ ในวิทยานิพนธ์นี้จึงได้มีแนวคิดในการนำเอาเทคนิคการประมวลผลภาษาธรรมชาติและการเรียนรู้ของเครื่อง มาใช้ในการจำแนกข้อความที่เป็นภาษาไทยบนเครือข่ายสังคมออนไลน์ทวิตเตอร์เพื่อตรวจหาระดับความคิดฆ่าตัวตายทั้ง 6 ระดับ ได้แก่ 1) อยากตาย, 2) คิดฆ่าตัวตายแต่ยังไม่มีรายละเอียดที่เจาะจง, 3) คิดฆ่าตัวตายโดยกล่าวถึงวิธีการ แต่ยังไม่มีแผนและยังไม่ส่อเจตนาที่จะลงมือ, 4) คิดฆ่าตัวตายโดยมีเจตนาที่จะลงมือ ยังไม่มีแผนที่เจาะจง, 5) คิดฆ่าตัวตายโดยมีแผนที่เจาะจงและมีเจตนาที่จะลงมือ และ 6) อื่น ๆ (ไม่ใช่ความคิดฆ่าตัวตาย) โดยใช้อัลกอริทึมแอลเอสทีเอ็ม, เอสวีเอ็ม, แรนดอมฟอเรสต์ และ เอกซ์จีบูสต์ จากการประเมินผลพบว่าอัลกอริทึมแอลเอสทีเอ็มมีประสิทธิภาพโดยรวมดีที่สุด โดยมีค่าความเที่ยงเป็น 93.68% ค่าเรียกคืนเป็น 94.25% ค่าเอฟวันเป็น 93.88% และค่าความแม่นยำเป็น 95.05% งานวิจัยนี้ได้พัฒนาเว็บแอปพลิเคชันเพื่อใช้ทำนายระดับความคิดฆ่าตัวตายจากข้อความของผู้ใช้ที่ได้ตอบกับเว็บแอปพลิเคชัน เพื่อเสนอแนวทางการช่วยเหลือตัวเองในเบื้องต้นหรือให้คำแนะนำได้อย่างเหมาะสมตามระดับความคิดฆ่าตัวตายนั้น ๆ ตลอดจนให้ความรู้เกี่ยวกับความคิดด้านลบและวิธีการจัดการความคิดลบอัตโนมัติของตนเอง และมีช่องทางการติดต่อโรงพยาบาลและเบอร์ฉุกเฉินให้แก่ผู้ที่มีความเสี่ยงในการฆ่าตัวตายสูง เพื่อให้ผู้ใช้เข้าถึงความช่วยเหลือได้ทันที

สาขาวิชา วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์

ปีการศึกษา 2565

ลายมือชื่อนิสิต .....

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก .....

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาร่วม .....

# # 6370194021 : MAJOR COMPUTER SCIENCE

KEYWORD: Suicidal Ideation, Machine Learning, Deep learning, Natural language processing, Twitter, Web Application

Pantaporn Benjachairat : Classification of Suicidal Ideation Scales from Twitter Messages Using Machine Learning. Advisor: Assoc. Prof. TWITTIE SENIVONGSE, Ph.D. Co-advisor: Asst. Prof. NATTASUDA TAEPHANT, Ph.D.

Suicidal ideation has become one of several vital mental health conditions in Thai society. Nowadays people with suicidal ideation express their feelings via various online social media. This thesis aims to apply natural language processing and machine learning to classify Twitter messages in Thai language into six levels of suicidal ideation, namely, 1) Wish to be dead, 2) Non-specific active suicidal thoughts, 3) Active suicidal ideation with any methods (not plan) without intent to act, 4) Active suicidal ideation with some intent to act without specific plan, 5) Active suicidal ideation with specific plan and intent, and 6) Others (not suicidal ideation). Machine learning algorithms that are used are Long Short-Term Memory (LSTM), Support Vector Machine (SVM), Random Forest, and XGBoost algorithms. In an evaluation, LSTM has the best overall performance with precision of 93.68%, recall of 94.25%, F1 of 93.88%, and accuracy of 95.02%. A web application is developed to predict suicidal ideation level from the message that a user interacts with the web application and provide primary self-help or proper advice according to a particular suicidal ideation level. The web application provides information about negative thoughts and helps to challenge negative automatic thoughts as well as provides contacts to hospitals and helplines for the users at high risk of suicide to reach out for assistance.

Field of Study: Computer Science

Student's Signature .....

Academic Year: 2022

Advisor's Signature .....

Co-advisor's Signature .....

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ไม่สามารถสำเร็จลุล่วงได้ด้วยผู้วิจัยเพียงคนเดียว ยังมีบุคคลที่ให้คำแนะนำ ความช่วยเหลือ และให้การสนับสนุน

ขอขอบพระคุณ รศ.ดร.ทวีชัย เสนีวงศ์ ณ อยุธยา อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก และ ผศ.ดร.ณัฐสุดา เต็มพันธ์ อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม ที่ได้ให้คำปรึกษาแนะนำและความช่วยเหลือ รวมถึงเป็นแรงผลักดัน ชี้แนะแนวทางต่าง ๆ อันเป็นประโยชน์อย่างยิ่งในการทำวิจัยนี้

ขอขอบพระคุณคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ซึ่งประกอบไปด้วย รศ.ดร.ดวงดาว วิชาดากุล และ ผศ.ดร.นุวิทย์ วิวัฒน์วัฒนา ที่กรุณาให้เกียรติเป็นคณะกรรมการ รวมทั้งให้คำปรึกษาและ ข้อเสนอแนะอันเป็นประโยชน์อย่างมากต่อการทำวิจัยและวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

ขอขอบพระคุณผู้เชี่ยวชาญจากศูนย์สุขภาพทางจิต คณะจิตวิทยา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย คุณจิรรัตน์ สิทธิวงศ์ นักจิตวิทยาการปรึกษา ร่วมกับคุณชัชฌา เลิศพัฒนกุลธร คุณธันยพร ศิริอริยพร คุณดนยา มิตรกุล และคุณภาสชัย แก้วสนธิ นิสิตปริญญาโท สาขาวิชาจิตวิทยาการปรึกษา คณะ จิตวิทยา ที่ได้กรุณาสละเวลาอันมีค่า ช่วยเหลือติดย้ายข้อมูล และให้คำแนะนำในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

ขอขอบคุณ คณาจารย์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ผู้ถ่ายทอด ความรู้และคำแนะนำอันเป็นประโยชน์ในการประยุกต์ใช้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

ขอขอบคุณทีมงานพัฒนาเว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE ทุกคน ที่ให้ความช่วยเหลือ คำแนะนำ และกำลังใจในการจัดทำเว็บแอปพลิเคชันสำหรับใช้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

สุดท้ายนี้ ขอขอบพระคุณครอบครัว เพื่อน และวินผู้เป็นที่รัก ซึ่งเป็นแรงขับเคลื่อนสำคัญที่ คอยสนับสนุนให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

พันธพร เบ็ญจไชยรัตน์

## สารบัญ

	หน้า
.....	ค
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ค
.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ .....	ง
กิตติกรรมประกาศ .....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ฉ
สารบัญภาพ.....	ฎ
บทที่ 1 บทนำ .....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา .....	1
1.2 วัตถุประสงค์.....	2
1.3 ขอบเขตการวิจัย.....	2
1.4 ขั้นตอนการดำเนินงาน.....	3
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ .....	4
1.6 โครงสร้างของเนื้อหาวิทยานิพนธ์.....	4
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	6
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	6
2.1.1 ความคิดฆ่าตัวตายและพฤติกรรมการฆ่าตัวตาย .....	6
2.1.2 เทคนิคการบำบัดความคิดและพฤติกรรมที่บิดเบือน [7].....	7
2.1.3 ความคิดอัตโนมัติในเชิงลบ [8].....	10
2.1.4 Columbia-Suicide Severity Rating Scale (C-SSRS) [10] .....	12

2.1.5 Machine Learning [11].....	14
2.1.6 Term Frequency Inverse Document Frequency (TF-IDF) [12].....	15
2.1.7 Word2Vec [13] .....	16
2.1.8 Long Short-Term Memory (LSTM) [14].....	16
2.1.9 Support Vector Machine (SVM) [19].....	19
2.1.10 Random Forest [21] .....	20
2.1.11 eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) [23].....	21
2.1.12 การวัดประสิทธิภาพการจำแนกของโมเดล [25].....	21
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	23
2.2.1 Detecting Suicidality on Twitter Data [26].....	27
2.2.2 A Machine Learning Approach to Identifying Changes in Suicidal Language [34].....	28
2.2.3 A Computational Approach to Feature Extraction for Identification of Suicidal Ideation in Tweets [31].....	31
2.2.4 Detection of Suicide Ideation in Social Media Forums Using Deep Learning [32] .....	32
2.2.5 Exploring Timelines of Confirmed Suicide Incidents through Social Media [29].....	34
บทที่ 3 การสร้างโมเดลการจำแนกระดับความคิดฆ่าตัวตายจากข้อความ .....	36
3.1 แนวคิดและภาพรวมวิธีการวิจัย .....	36
3.2 ขั้นตอนการรวบรวมข้อมูล.....	37
3.3 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการวิเคราะห์ .....	38
3.3.1. Data Cleaning.....	38
3.3.2. Data Labeling .....	39
3.3.3. Data Review.....	40



3.3.4. Word Tokenization.....	42
3.3.5. การจัดเตรียมชุดข้อมูล (Preparing the Dataset) .....	46
3.4 ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างโมเดล.....	49
3.4.1. Feature Extraction.....	49
3.4.2. การสร้างโมเดล (Modeling) .....	50
3.5 การประเมินประสิทธิภาพโมเดล .....	52
บทที่ 4 การสร้างเครื่องมือเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ระดับความคิดฆ่าตัวตาย.....	61
4.1 การสร้างเครื่องมือเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ระดับความคิดฆ่าตัวตาย .....	61
4.2 รายละเอียดการพัฒนาเครื่องมือ .....	72
4.3 การทดสอบการใช้งานเครื่องมือ .....	73
บทที่ 5 บทสรุป.....	80
5.1 สรุปผลการวิจัย .....	80
5.2 ข้อจำกัดในวิทยานิพนธ์ .....	82
5.3 ข้อเสนอแนะ.....	83
ภาคผนวก ก นโยบายความเป็นส่วนตัวของผู้ใช้.....	84
ภาคผนวก ข แบบสอบถามประสบการณ์ผู้ใช้ต่อเว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE.....	91
บรรณานุกรม.....	94
ประวัติผู้เขียน.....	100

## สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1 คำถามประเมินความคิดฆ่าตัวตาย C-SSRS [10].....	13
ตารางที่ 2 เมทริกซ์ความสับสน [25] .....	22
ตารางที่ 3 สรุปรูปภาพรวมงานวิจัยที่ทำการศึกษา.....	24
ตารางที่ 4 คุณสมบัติการจำแนกประเภท และตัววัดประสิทธิภาพของข้อความจากทวิตเตอร์ด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง [26] .....	28
ตารางที่ 5 ข้อมูลประชากรอายุและเพศของกลุ่มทดลองและกลุ่มควบคุมในการสัมภาษณ์ครั้งที่ 1 และ 2 [34] .....	29
ตารางที่ 6 การกระจายคะแนน C-SSRS ของความคิดและพฤติกรรมของกลุ่มทดลองและกลุ่มควบคุม [34].....	29
ตารางที่ 7 ประสิทธิภาพของโมเดลที่จำแนกโดย SVM [34].....	30
ตารางที่ 8 ผลการทดลองใช้คุณลักษณะทั้งหมด [31].....	31
ตารางที่ 9 ผลการทดลองอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random Forest ในคุณลักษณะต่าง ๆ [31].....	31
ตารางที่ 10 ตัวอย่างข้อความที่บ่งชี้ถึงความคิดฆ่าตัวตายและไม่บ่งชี้ถึงความคิดฆ่าตัวตาย [32].....	32
ตารางที่ 11 ผลการทดลองเปรียบเทียบอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้ [32].....	33
ตารางที่ 12 จำนวนผู้ใช้แบ่งตามปีที่เสียชีวิต (ซ้าย) และข้อมูลประชากร (ขวา) [29] .....	34
ตารางที่ 13 นิยามของระดับความคิดฆ่าตัวตาย.....	40
ตารางที่ 14 ตัวอย่างชุดข้อมูลและผู้เชี่ยวชาญทำการติดป้ายข้อมูล .....	41
ตารางที่ 15 คำทั่วไปที่บ่งบอกถึงระดับความคิดฆ่าตัวตายในแต่ละระดับ .....	42
ตารางที่ 16 ตัวอย่างคำที่มีความคล้ายกับคำในชุดข้อมูลฝึกและค่าความคล้าย .....	47
ตารางที่ 17 จำนวนข้อมูลฝึกและข้อมูลทดสอบทั้งหมดในแต่ละรอบของการเทรนโมเดลหลังจากใช้เทคนิค Cosine Similarity ในการสังเคราะห์ข้อมูลฝึกเพิ่มเติม .....	48

ตารางที่ 18 ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของอัลกอริทึม Random Forest และ XGBoost.....	52
ตารางที่ 19 ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของอัลกอริทึม SVM และ LSTM.....	52
ตารางที่ 20 ผลเปรียบเทียบการประเมินประสิทธิภาพโดยรวมในแต่ละอัลกอริทึมซึ่งได้จากการทำ 10-Fold Cross Validation .....	53
ตารางที่ 21 ผลเปรียบเทียบการประเมินประสิทธิภาพของความคิดฆ่าตัวตายทั้ง 6 ระดับด้วยค่าตัววัด F1-Score .....	54
ตารางที่ 22 ผลเปรียบเทียบการประเมินประสิทธิภาพของความคิดฆ่าตัวตายทั้ง 6 ระดับด้วยค่าตัววัด Precision.....	54
ตารางที่ 23 ผลเปรียบเทียบการประเมินประสิทธิภาพของความคิดฆ่าตัวตายทั้ง 6 ระดับด้วยค่าตัววัด Recall.....	55
ตารางที่ 24 ผลเปรียบเทียบการประเมินประสิทธิภาพของความคิดฆ่าตัวตายทั้ง 6 ระดับด้วยค่าตัววัด Accuracy.....	55
ตารางที่ 25 ค่าเฉลี่ยของ False Negative Rate ในระดับความคิดฆ่าตัวตายแต่ละระดับจากการเท รนโมเดล LSTM ทั้ง 10 รอบ .....	57
ตารางที่ 26 ตัวอย่างข้อความที่ทำนายผิดจากระดับหนึ่งเป็นอีกระดับหนึ่ง.....	58
ตารางที่ 27 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ False Negative Rate จากระดับความคิดฆ่าตัวตายระหว่าง ระดับต่ำไประดับสูง และระดับสูงไประดับต่ำจากการเทรนโมเดล LSTM ทั้ง 10 รอบ .....	59
ตารางที่ 28 ค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานสำหรับผลลัพธ์แต่ละด้านของกลุ่มคำศัพท์ทั้ง 6 ด้าน ของกลุ่มที่ 1 (N = 24).....	75
ตารางที่ 29 ค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานสำหรับผลลัพธ์แต่ละด้านของกลุ่มคำศัพท์ทั้ง 6 ด้าน ของกลุ่มที่ 2 (N = 6) .....	76
ตารางที่ 30 ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักในแต่ละด้านของกลุ่มคำศัพท์ทั้ง 6 ด้านของผู้เข้าร่วมทดลองทั้ง 2 กลุ่ม (N = 30).....	77
ตารางที่ 31 เกณฑ์ค่าเฉลี่ยที่เส้นแบ่งซึ่งใช้ในการเปรียบเทียบของ User Experience Questionnaire .....	78

## สารบัญภาพ

	หน้า
รูปที่ 1 Beck's Cognitive Model [7].....	8
รูปที่ 2 The Cognitive Triad [9].....	11
รูปที่ 3 โครงสร้างการทำงานของ LSTM [15].....	16
รูปที่ 4 โครงสร้างของ Forget Gate Layer [16].....	17
รูปที่ 5 โครงสร้างของ Input Gate Layer [17].....	18
รูปที่ 6 โครงสร้างของ Output Gate Layer [18].....	19
รูปที่ 7 ตัวอย่างการแบ่งแยกข้อมูลด้วย Support Vector Machine [20].....	20
รูปที่ 8 โครงสร้างของ Random Forest [22].....	20
รูปที่ 9 โครงสร้างของ eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) [24].....	21
รูปที่ 10 จำนวนผู้ใช้งานที่ฆ่าตัวตายในฮ่องกงและมาเก๊า [29].....	34
รูปที่ 11 จำนวนโพสต์ที่เกี่ยวข้องกับความคิดฆ่าตัวตายกับช่วงเวลา [29].....	35
รูปที่ 12 ภาพรวมของขั้นตอนและวิธีการดำเนินการ.....	37
รูปที่ 13 เครื่องมือสำหรับเก็บรวบรวมข้อมูลบนเครือข่ายสังคมออนไลน์ทวิตเตอร์.....	38
รูปที่ 14 เวิร์ดคลาวด์ของความคิดฆ่าตัวตายระดับที่ 1.....	43
รูปที่ 15 เวิร์ดคลาวด์ของความคิดฆ่าตัวตายระดับที่ 2.....	43
รูปที่ 16 เวิร์ดคลาวด์ของความคิดฆ่าตัวตายระดับที่ 3.....	44
รูปที่ 17 เวิร์ดคลาวด์ของความคิดฆ่าตัวตายระดับที่ 4.....	44
รูปที่ 18 เวิร์ดคลาวด์ของความคิดฆ่าตัวตายระดับที่ 5.....	45
รูปที่ 19 เวิร์ดคลาวด์ที่ไม่เกี่ยวข้องกับความคิดฆ่าตัวตาย.....	45
รูปที่ 20 ตัวอย่างคำศัพท์และ word vector ที่อยู่ในคลังคำศัพท์ thai2fit_wv.....	46
รูปที่ 21 ตัวอย่างข้อความและการสังเคราะห์ชุดข้อมูลฝึก.....	49

รูปที่ 22 ภาพรวมขั้นตอนการดำเนินการของ CHUOSE.....	61
รูปที่ 23 หน้าวัตถุประสงค์ของงานวิจัยและนโยบายความเป็นส่วนตัวของผู้ใช้ .....	62
รูปที่ 24 หน้า Storytelling ตอนต้น.....	63
รูปที่ 25 หน้าเก็บข้อมูลของผู้ใช้.....	64
รูปที่ 26 หน้าเรื่องราวในอดีตของซูโอสและหน้าคำถามที่ 1 โดยใช้เทคนิค CBT .....	65
รูปที่ 27 หน้าการ์ดข้อความแสดงความเสี่ยงในการฆ่าตัวตายกรณีที่ 1.....	66
รูปที่ 28 หน้าคำถามที่ 2, 3 และ 4 โดยใช้เทคนิค CBT.....	67
รูปที่ 29 หน้าความรู้เกี่ยวกับความคิดอัตโนมัติในเชิงลบและหน้าคำถามที่ 5 โดยใช้เทคนิค CBT ....	67
รูปที่ 30 หน้าคำถามที่ 6 และ 7 โดยใช้เทคนิค CBT .....	68
รูปที่ 31 หน้าการ์ดข้อความแสดงความเสี่ยงในการฆ่าตัวตายกรณีที่ 2 และข้อมูลโรงพยาบาลติดต่อฉุกเฉิน .....	70
รูปที่ 32 ตัวอย่างหน้าข้อความให้กำลังใจผู้ใช้ .....	71
รูปที่ 33 หน้าสุ่มการ์ดให้กำลังใจ.....	71
รูปที่ 34 ระบบเว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE .....	72
รูปที่ 35 ตัวอย่างการทำนายระดับความคิดฆ่าตัวตายจากข้อความของผู้เข้าร่วมทดลอง .....	74
รูปที่ 36 ผลการเปรียบเทียบการประเมินเว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE กับผลิตภัณฑ์อื่น ๆ โดยที่กราฟ เส้นแสดงผลลัพธ์การประเมินเว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE และแถบสีแสดงช่วงของค่าเฉลี่ยที่ใช้ในการ เปรียบเทียบของ User Experience Questionnaire (UEQ) .....	79

## บทที่ 1 บทนำ

### 1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

ความคิดฆ่าตัวตายเป็นหนึ่งในภาวะสุขภาพจิตที่ควรให้ความสำคัญอย่างมากในสังคม ปัจจุบันผู้ที่มีความคิดอยากตายจะมีพฤติกรรมพยายามฆ่าตัวตาย (Suicide Attempt) กว่า 20 ครั้ง ถึงจะฆ่าตัวตายสำเร็จ (Committed Suicide) [1] จากสถิติการประเมินสุขภาพจากทางองค์การอนามัยโลก (World Health Organization: WHO [2] พบว่าการฆ่าตัวตายเป็นสาเหตุหลักของการเสียชีวิตในบุคคลที่มีอายุระหว่าง 15 - 29 ปีทั่วโลก ซึ่งในแต่ละปีมีผู้เสียชีวิตจากการฆ่าตัวตายกว่า 700,000 คน นั่นคือเฉลี่ยแล้วมีผู้ฆ่าตัวตายสำเร็จ 1 คน ทุก 40 วินาที โดยพบความเสี่ยงสำคัญคือ การเจ็บป่วยจากภาวะซึมเศร้า และการใช้สารเสพติดโดยเฉพาะแอลกอฮอล์ และจากข้อมูลรายงานจำนวนการฆ่าตัวตายของประเทศไทยจากทางกรมสุขภาพจิต ในปี พ.ศ.2564 [3] พบว่าตั้งแต่มีการระบาดของโควิด-19 ตลอดปี พ.ศ.2563 อัตราการฆ่าตัวตายของคนไทยเพิ่มขึ้นจากปี พ.ศ.2562 คือจาก 6.64 เป็น 7.37 ต่อประชากร 100,000 คน ซึ่งแสดงให้เห็นถึงปัญหาด้านการสาธารณสุขทางจิตของคนไทยที่ได้รับผลกระทบจากสถานการณ์ระบาดของโควิด-19 รวมถึงสาเหตุอื่น ๆ เช่น ปัจจัยทางสังคม ที่ส่งผลให้คนไทยเลือกการฆ่าตัวตายเป็นทางออกจากปัญหาเหล่านั้น

พฤติกรรมการฆ่าตัวตายมีตั้งแต่ ความคิดอยากฆ่าตัวตาย (Suicidal Ideation) การขู่จะฆ่าตัวตาย (Suicidal Threat) พยายามฆ่าตัวตาย ไปจนถึงการฆ่าตัวตายสำเร็จ [4] ในบางครั้งคนที่มีความคิดฆ่าตัวตายจะมีพฤติกรรมแสดงออกมาให้คนใกล้ชิดได้รับทราบ เช่น การบ่นเรื่องอารมณ์เบื่อหน่าย ซึมเศร้า การพูดถึงชีวิตในทางหมดหวัง หรือการสงสัยในชีวิต เป็นต้น ดังนั้นการที่เราสามารถสังเกตรับรู้และเข้าใจถึงพฤติกรรมหรือคำพูดที่แสดงออกของผู้ที่กำลังมีความคิดฆ่าตัวตาย จะช่วยให้เราสามารถช่วยเหลือและปฏิบัติต่อผู้ที่มีความคิดฆ่าตัวตายได้อย่างเหมาะสมตามระดับของความคิดฆ่าตัวตายในบุคคลเหล่านั้น ในปัจจุบันสื่อสังคมออนไลน์เป็นช่องทางหนึ่งที่บุคคลจะใช้ในการเขียนระบายความคิดและความรู้สึกออกมา ดังนั้น หากสามารถเฝ้าสังเกตการแสดงออกทางความรู้สึกของบุคคลที่มีภาวะซึมเศร้าหรือมีแนวโน้มในการฆ่าตัวตาย ว่าบุคคลนั้นมีความคิดฆ่าตัวตายหรือไม่

ระดับใด จะทำให้บุคคลนั้นสามารถได้รับความช่วยเหลือและบรรเทาความคิดฆ่าตัวตายได้ทันเวลา ก่อนที่จะฆ่าตัวตายได้สำเร็จ

จากปัญหาดังกล่าว ทางผู้วิจัยจึงได้มีแนวความคิดที่จะนำเอาเทคนิคการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing : NLP) และการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) มาใช้ในการวิเคราะห์เพื่อตรวจหาระดับความคิดฆ่าตัวตายจากข้อความที่เป็นภาษาไทยบนเครือข่ายสังคมออนไลน์บนแพลตฟอร์มทวิตเตอร์ (Twitter) โดยค้นหารูปแบบและสกัดข้อความสำคัญที่แสดงออกถึงความคิดฆ่าตัวตายหรือกำลังอยู่ในภาวะซึมเศร้า เพื่อนำไปสร้างโมเดลเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ระดับความคิดฆ่าตัวตาย 6 ระดับ ได้แก่ 1) Wish to be Dead, 2) Non-Specific Active Suicidal Thoughts, 3) Active Suicidal Ideation with Any Methods (Not Plan) without Intent to Act, 4) Active Suicidal Ideation with Some Intent to Act without Specific Plan, 5) Active Suicidal Ideation with Specific Plan and Intent และ 6) Others (Not Suicidal Ideation) โดยนำโมเดลไปใช้ร่วมกับเว็บแอปพลิเคชันที่พัฒนาขึ้นเพื่อเป็นแนวทางในการช่วยเหลือตัวเองในเบื้องต้นสำหรับผู้ที่มีความคิดฆ่าตัวตายหรือกำลังอยู่ในภาวะซึมเศร้า ให้สามารถตระหนักถึงความคิดของตนเองและนำไปสู่การเปลี่ยนความคิดที่จะฆ่าตัวตาย รวมทั้งได้รับคำแนะนำที่เหมาะสมตามระดับความคิดฆ่าตัวตายด้วย

## 1.2 วัตถุประสงค์

- 1) เพื่อพัฒนาวิธีวิเคราะห์เพื่อตรวจหาระดับความคิดฆ่าตัวตายจากข้อความบนเครือข่ายสังคมออนไลน์ทวิตเตอร์ที่ใช้ข้อความภาษาไทย
- 2) พัฒนาเว็บแอปพลิเคชันที่ใช้ช่วยทำนายระดับความคิดฆ่าตัวตายจากข้อความของผู้ใช้เพื่อเสนอแนวทางการช่วยเหลือตัวเองในเบื้องต้นหรือให้คำแนะนำได้อย่างเหมาะสม

## 1.3 ขอบเขตการวิจัย

- 1) ข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์ตรวจหาระดับความคิดฆ่าตัวตายจะเป็นข้อความเฉพาะภาษาไทย โดยรวบรวมข้อมูลตามแฮชแท็กที่เกี่ยวข้องกับการฆ่าตัวตายและภาวะซึมเศร้าบนเครือข่ายสังคมออนไลน์ทวิตเตอร์

- 2) สร้างเครื่องมือที่ใช้ในการรวบรวมข้อมูลจากเครือข่ายสังคมออนไลน์ทวิตเตอร์ด้วยภาษา Python
- 3) ข้อมูลที่รวบรวมได้มีจำนวนอย่างน้อย 5,134 ข้อความ โดยจะจำแนกเป็น 6 ระดับ ได้แก่ 1) Wish to be Dead, 2) Non-Specific Active Suicidal Thoughts, 3) Active Suicidal Ideation with Any Methods (Not Plan) without Intent to Act, 4) Active Suicidal Ideation with Some Intent to Act without Specific Plan, 5) Active Suicidal Ideation with Specific Plan and Intent และ 6) Others (Not Suicidal Ideation)
- 4) สร้างโมเดลเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ตรวจหาระดับความคิดฆ่าตัวตายในข้อความที่เป็นภาษาไทย ด้วยเทคนิคการประมวลผลภาษาธรรมชาติ และการเรียนรู้ของเครื่องด้วย อัลกอริทึม Long Short Term Memory (LSTM), Support Vector Machine, Random Forest และ XGBoost เป็นอย่างน้อย
- 5) พัฒนาเว็บแอปพลิเคชันเพื่อนำโมเดลที่ประสิทธิภาพดีที่สุดมาใช้นำนายระดับความคิดฆ่าตัวตายของข้อความจากผู้ใช้และนำเสนอแนวทางการช่วยเหลือตนเองเบื้องต้นให้แก่ผู้ใช้ตามระดับความคิดฆ่าตัวตายที่โมเดลตรวจหาได้
- 6) ผลของการทำนายระดับความคิดฆ่าตัวตายเป็นเพียงข้อมูลที่บ่งบอกว่าผู้ที่มีความคิดฆ่าตัวตายหรือไม่อย่างไร โดยผลการทำนายไม่สามารถทดแทนคำวินิจฉัยของจิตแพทย์หรือนักจิตวิทยาได้
- 7) เว็บแอปพลิเคชันเป็นเพียงแนวทางการช่วยเหลือตนเองที่เหมาะสมเท่านั้น มิได้ใช้แทนการรักษาสุขภาพทางจิตของผู้ใช้

#### 1.4 ขั้นตอนการดำเนินงาน

- 1) ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์ความคิดฆ่าตัวตาย เพื่อหารูปแบบความสัมพันธ์ของภาษาและพฤติกรรมของกลุ่มคนที่มีความคิดฆ่าตัวตายบนเครือข่ายสังคมออนไลน์ในแพลตฟอร์มออนไลน์ต่าง ๆ
- 2) ศึกษาเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง และวิธีประมวลผลภาษาธรรมชาติที่เป็นภาษาไทย
- 3) สร้างเครื่องมือสำหรับรวบรวมข้อมูลจากแฮชแท็กบนเครือข่ายสังคมออนไลน์ทวิตเตอร์ เฉพาะภาษาไทย



- 4) ทำการคัดเลือกข้อความที่เกี่ยวข้องกับความคิดฆ่าตัวตายหรือพฤติกรรมที่นำไปสู่การฆ่าตัวตายจากข้อความทั้งหมด
- 5) นำข้อความที่คัดเลือกแล้วทำการติดป้ายข้อมูลความคิดฆ่าตัวตายจำแนกเป็น 6 ระดับ
- 6) สร้างโมเดลจากข้อมูลที่ติดป้ายโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องและการประมวลผลภาษาธรรมชาติ
- 7) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง
- 8) พัฒนาเว็บแอปพลิเคชันสำหรับใช้ร่วมกับโมเดลที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดเพื่อทำนายระดับความคิดฆ่าตัวตายจากข้อความของผู้ใช้และนำเสนอแนวทางการช่วยเหลือตนเองเบื้องต้นที่เหมาะสม
- 9) ทดลองใช้งานเว็บแอปพลิเคชัน
- 10) สรุปผลการดำเนินการและข้อเสนอแนะ
- 11) จัดทำบทความทางวิชาการ
- 12) จัดทำรูปเล่มวิทยานิพนธ์

### 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

สามารถนำเว็บแอปพลิเคชันที่ผนวกรวมโมเดลไปใช้เป็นเครื่องมือทำนายระดับความคิดฆ่าตัวตายให้กับผู้ที่มีภาวะซึมเศร้าในสังคมไทย เพื่อให้สามารถช่วยเหลือตนเองในเบื้องต้นและได้รับคำแนะนำที่เหมาะสมตามระดับของความคิดฆ่าตัวตาย ซึ่งเว็บแอปพลิเคชันจะช่วยเหลือผู้ที่มีความคิดฆ่าตัวตาย หรือมีภาวะซึมเศร้าที่อยู่ระหว่างการรอเข้ารับค่าปรึกษาจากผู้เชี่ยวชาญทางด้านจิตวิทยาได้ในเบื้องต้น เพื่อช่วยบรรเทาความคิดและดูแลสุขภาพจิตก่อนที่จะพบนักจิตวิทยา หรือจิตแพทย์ต่อไป

### 1.6 โครงสร้างของเนื้อหาวิทยานิพนธ์

โครงสร้างของเนื้อหาวิทยานิพนธ์นี้ มีเนื้อหาแบ่งออกเป็น 5 บท ตามรายการดังต่อไปนี้

บทที่ 1 บทนำ

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

บทที่ 3 การสร้างโมเดลการจำแนกระดับความคิดฆ่าตัวตายจากข้อความ

บทที่ 4 การพัฒนาเครื่องมือเพื่อใช้ในการวิเคราะห์และทดสอบการใช้งาน

บทที่ 5 สรุปผลการดำเนินโครงการและข้อเสนอแนะ



## บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

### 2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

#### 2.1.1 ความคิดฆ่าตัวตายและพฤติกรรมการฆ่าตัวตาย

##### 2.1.1.1 ความคิดฆ่าตัวตาย [5]

ความคิดฆ่าตัวตาย (Suicidal Ideation) เป็นการแสดงออกถึงความต้องการหรือสิ่งที่เกิดขึ้นจากความเจ็บปวดทางจิตใจ เกิดความรู้สึกสิ้นหวัง ความรู้สึกเกี่ยวกับตนเองในลักษณะที่ไม่สมควรมีชีวิตอยู่ ซึ่งมีแนวโน้มมาจากภาวะซึมเศร้า โดยมีวัตถุประสงค์หรือแผนการที่ต้องการทำร้ายตนเองให้เสียชีวิตโดยรู้ตัว สม่ครใจ แต่ยังไม่ได้ลงมือกระทำการใดที่แสดงออกถึงพฤติกรรมพยายามฆ่าตัวตายเพื่อจบชีวิตตนเอง ซึ่งความรุนแรงของความคิดฆ่าตัวตายจะเป็นตัวบ่งชี้ได้อย่างชัดเจนว่าบุคคลที่มีความคิดฆ่าตัวตายมีความเสี่ยงในการกระทำการฆ่าตัวตายได้

##### 2.1.2.2 พฤติกรรมการฆ่าตัวตาย [6]

พฤติกรรมการฆ่าตัวตาย (Suicidality) เกิดจากปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับความคิดและพฤติกรรมของบุคคลที่เสี่ยงต่อการฆ่าตัวตาย ได้แก่ ปัจจัยภาวะซึมเศร้า ปัจจัยด้านความเครียด ปัจจัยด้านสังคม และปัจจัยด้านครอบครัว เป็นต้น สามารถแบ่งพฤติกรรมฆ่าตัวตายออกเป็น 5 ประเภท ดังนี้

- 1) ความคิดฆ่าตัวตาย (Suicidal Ideation) เป็นการแสดงออกทางความคิดที่เกี่ยวกับการฆ่าตัวตายในลักษณะของการพูด การเขียน แต่ไม่มีความตั้งใจที่จะกระทำจริง
- 2) ชูจะฆ่าตัวตาย (Suicidal Threat) การพูดหรือการเขียนที่แสดงถึงความตั้งใจที่จะฆ่าตัวตาย แต่ไม่เกิดการกระทำใด ๆ
- 3) แสร้งว่ากระทำการฆ่าตัวตาย (Suicide Gestures) เป็นพฤติกรรมการทำร้ายตนเองให้เหมือนการพยายามฆ่าตัวตาย เป็นการทำร้ายตนเองแต่ไม่ได้รับบาดเจ็บหรือบาดเจ็บเพียงเล็กน้อย ผู้กระทำไม่ได้มีความตั้งใจที่จะฆ่าตัวตายเพื่อจบชีวิตตนเอง แต่เป็นการพยายามฆ่าตัวตายเพื่อเรียกร้องความสนใจจากผู้อื่น ซึ่งการกระทำมักไม่รุนแรงและมีความตั้งใจที่จะกระทำน้อย

4) พยายามฆ่าตัวตาย (Suicide Attempts) เป็นการทำร้ายตนเองด้วยวิธีที่รุนแรงเพราะมีความต้องการที่อยากจะตาย ผู้กระทำมีความตั้งใจที่จะจบชีวิตตนเองหรือต้องการให้ตนเองได้รับอันตรายอย่างรุนแรง

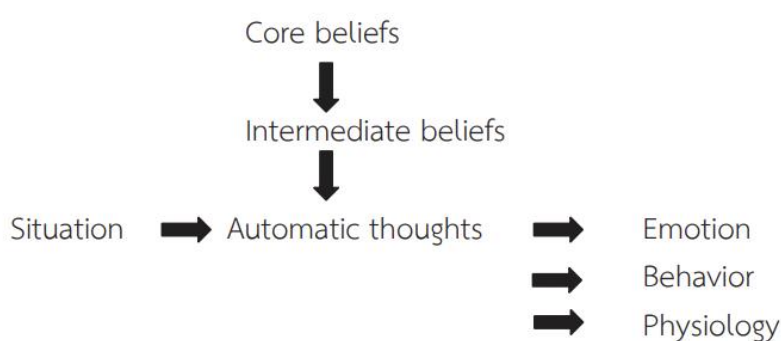
5) ฆ่าตัวตายสำเร็จ (Completed or Successful Suicides) การตายที่เกิดจากผู้กระทำมีความตั้งใจที่จะจบชีวิตตนเองและกระทำได้สำเร็จในขณะที่สติสัมปชัญญะ แต่ในบางครั้งผู้ที่ฆ่าตัวตายสำเร็จเป็นการกระทำโดยขาดสติสัมปชัญญะ

### 2.1.2 เทคนิคการบำบัดความคิดและพฤติกรรมที่บิดเบือน [7]

เทคนิคการบำบัดความคิดและพฤติกรรมที่บิดเบือน (Cognitive Behavior Therapy: CBT) เป็นเทคนิคการบำบัดทางความคิดหรือการบำบัดทางปัญญา (Cognitive Therapy) โดยมีแนวคิดที่ว่า ความคิด อารมณ์ ความรู้สึก และพฤติกรรม มีความสัมพันธ์กัน เมื่อเกิดการเปลี่ยนแปลงที่องค์ประกอบใดองค์ประกอบหนึ่งก็จะมีผลต่อองค์ประกอบอื่น ๆ ด้วย การบำบัดความคิดและพฤติกรรมจึงเป็นระบบบำบัดทางจิตที่พยายามลดปฏิบัติการทางอารมณ์ที่มีมากเกินไป (Excessive Emotional Reactions) พฤติกรรมที่ทำร้ายตนเอง (Self-Defeating) และความคิดในแง่ลบ (Negative Cognition) โดยปรับเปลี่ยนความคิดที่มีความคลาดเคลื่อนบิดเบือนจากความจริง รวมทั้งความเชื่อที่ทำให้การปรับตัวไม่เหมาะสมและเป็นสาเหตุของการเปิดพฤติกรรมที่แสดงออกมา การบำบัดจึงเป็นการช่วยให้ผู้ป่วยตระหนักถึงความคิดด้านลบ และเปลี่ยนแปลงความคิดให้สอดคล้องกับความเป็นจริง โดยการอภิปรายโต้แย้งความคิดที่ผิดปกตಿಯ่างเป็นระบบ ชี้แนะให้ผู้ป่วยเข้าใจรูปแบบต่าง ๆ ของความคิดที่บิดเบือน (Dysfunctional Thinking) และพฤติกรรมที่ผิดปกติ

Beck's Cognitive Model เป็นแนวคิดที่อธิบายเหตุการณ์ (Situation) ที่เกิดขึ้นที่จะนำไปสู่ความคิดอัตโนมัติ (Automatic Thoughts) แล้วทำให้เกิดอารมณ์ (Emotion) ขึ้นมา นอกจากนี้ยังมีพฤติกรรม (Behavior) และอาการทางร่างกาย (Physiology) ด้วย ซึ่งพฤติกรรมในช่วงที่เกิดอารมณ์จะมีพฤติกรรมที่สอดคล้องกับอารมณ์นั้น และมีอาการแสดงออกทางร่างกายที่เปลี่ยนแปลงตามไปด้วย เนื่องจากมนุษย์มีความคิดอัตโนมัติซึ่งมาจากความเชื่อที่เป็นแก่นของระบบคิด (Core Beliefs) เป็นความเชื่อที่ฝังลึกในตัวตนของบุคคล ความเชื่อที่อยู่ในระดับกลาง (Intermediate Beliefs) มีลักษณะเป็นกฎเกณฑ์ (Rules) ข้อ

สันนิษฐาน (Assumption) มักมีลักษณะเป็นเงื่อนไข เช่น “ถ้าเป็นอย่างนั้น... จะเป็นอย่างนี้...” หรือเป็นประโยคที่มีคำว่า “ควร” หรือ “ต้อง” เป็นส่วนประกอบ ความเชื่อส่วนใหญ่สามารถสืบค้นได้จากประวัติในอดีต เช่น การที่มีคนเชื่อว่า “โลกนี้ไม่ปลอดภัย” อาจเป็นเพราะว่าเติบโตมาจากที่ที่มีแต่ความรุนแรง พ่อแม่ทำร้ายกัน หรืออยู่ในชุมชนที่มีการฆ่าฟันกัน ดังนั้น เมื่อมีเสียงดังเกิดขึ้น คนที่มีความเชื่อเช่นนี้ก็จะเกิดความคิดอัตโนมัติทันทีว่าเป็นเหตุการณ์รุนแรงและเกิดความกลัวขึ้นมา แต่ถ้าเป็นบุคคลที่เติบโตมาในสภาพแวดล้อมที่ปลอดภัย เสียงดังที่เกิดขึ้น อาจทำให้ตกใจแต่ไม่ได้ทำให้เกิดความกลัว เพราะเชื่อว่าไม่มีความรุนแรงเกิดขึ้น ดังนั้นเหตุการณ์เดียวกันการตีความก็อาจแตกต่างกันได้ขึ้นอยู่กับแก่นของความเชื่อของบุคคลนั้น ๆ ในการบำบัดความคิดและพฤติกรรมมีความจำเป็นต้องกลับไปแก้ไขแก่นของระบบคิด เพื่อให้เกิดความเปลี่ยนแปลงในชีวิตที่มั่นคงและยั่งยืน ซึ่งจะมุ่งเน้นที่การแก้ไขความคิดอัตโนมัติเป็นลำดับแรก เนื่องจากสามารถเข้าถึงได้ง่ายและมีโอกาสประสบความสำเร็จในการปรับแก้สูงกว่า ดังรูปที่ 1



รูปที่ 1 Beck's Cognitive Model [7]

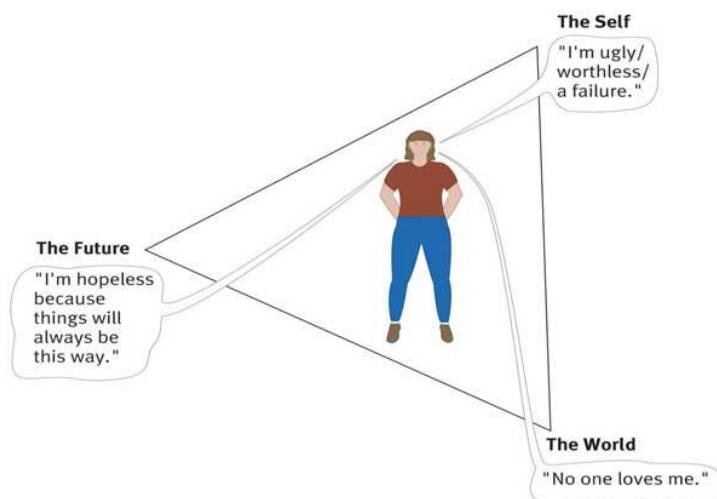
เทคนิคการบำบัดความคิดและพฤติกรรมที่บิดเบือนนี้ทำหน้าที่ชี้แนะให้ผู้ป่วยเข้าใจรูปแบบต่าง ๆ ของความคิดที่บิดเบือนและพฤติกรรมที่ผิดปกติของตนเอง แล้วสามารถประเมินความคิดให้ถูกต้องตามความเป็นจริงหรืออยู่ในโลกของความเป็นจริงได้ อาการเกี่ยวกับอารมณ์ (Emotion) และพฤติกรรม (Behavior) ของผู้ป่วยก็จะดีขึ้น รูปแบบความคิดที่บิดเบือนมีหลายรูปแบบทั้งที่เป็นความคิดอัตโนมัติและความเชื่อมีดังนี้

- 1) การด่วนสรุป (Assuming) เป็นการสรุปเอาความคิดคนอื่นในแง่ลบไปก่อน โดยไม่มีหลักฐานมาสนับสนุน เช่น มองตาก็รู้ว่าเขาเกลียดฉัน
- 2) ความคิดสุดขั้วในด้านใดด้านหนึ่ง (All-or-Nothing Thinking) การคิดทุกอย่างเป็นขาวหรือดำ เป็นบวกหรือลบ เป็นดีหรือร้ายเท่านั้น โดยลืมหรือไม่ได้มองในจุดที่สามารถเป็นกลางได้ เช่น ฉันเฉลอปวดอะไรที่ไม่ดีไป ฉันเป็นคนไม่ดีเลย
- 3) การยึดติดกับเหตุการณ์ในอดีต (Dwelling on Pain) เป็นการยึดติดกับสถานการณ์ เหตุการณ์หรือพฤติกรรมภายนอกที่ทำให้เกิดความเจ็บปวดในอดีต เช่น ทหารผ่านศึกที่เคยออกรบ และประสบเหตุการณ์สะเทือนใจในอดีต ก็จะฝังใจอยู่กับเรื่องนั้น
- 4) การสรุปแบบเหมารวม (Overgeneralization) เป็นการด่วนสรุปอย่างไม่มีหลักฐานที่เพียงพอหรือมีหลักฐานเพียงเล็กน้อย เช่น เมื่อไปงานเลี้ยงแล้วรู้สึกอึดอัด ฉันเป็นคนที่มีปัญหามนุษย์สัมพันธ์
- 5) การอ่านใจ (Mind Reading) เป็นการคาดคะเนความคิด ความรู้สึก และเหตุผลของการกระทำของผู้อื่น โดยที่ไม่มีอะไรยืนยันว่าสิ่งนั้นเป็นจริงหรือไม่
- 6) การตีตราตนเองในเชิงลบ (Negative Self-labeling) เป็นการตีตราตนเองในเชิงลบไม่ว่าจะทำอะไรก็มักจะยึดติดกับความรู้สึกที่ได้ตีตราตนเองไว้แล้ว เช่น พ่อแม่บอกว่าคุณเป็นคนโง่ ฉันก็จะไม่เก่งตลอดไป
- 7) การลดทอนคุณค่าของสิ่งที่ดี (Disqualifying the Positive) เป็นการลดทอนคุณค่าของสิ่งที่ดีต่าง ๆ รู้ว่ามีเรื่องที่ดีที่เกิดขึ้นในเหตุการณ์นั้น ๆ แต่ไม่นับและไม่สนใจเท่าเรื่องที่ไม่ดีที่เกิดขึ้น มักเป็นการเลือกที่จะเชื่อในความเชื่อแง่ลบโดยไม่ได้คำนึงถึงความเป็นไปได้ของสิ่งที่ดีที่เกิดขึ้น หรืออาจจะเกิดขึ้น เช่น คะแนนสอบ 5 วิชา: A A A B C - ฉันไม่ฉลาดเพราะได้ C (เนื่องจากเชื่อมาก่อนแล้วว่าตนเองไม่เก่งจึงมองเห็นแต่คะแนนวิชาที่ไม่ดีและละเลยวิชาที่คะแนนดี)
- 8) ความไม่พอใจในสิ่งที่เป็นอย่างหรือมีอยู่ในปัจจุบัน (Disqualifying the Present) เป็นการที่ไม่อยู่กับความรู้สึก ความคิด หรือสภาวะในความเป็นจริงในปัจจุบัน โดยหมกมุ่นอยู่กับสิ่งที่ผ่านไปแล้ว หรือห่วงกังวลในสิ่งที่ยังมาไม่ถึง

- 9) การคาดหวัง (Should Thinking) เป็นการคิดหรือคาดหวังให้ตัวเอง หรือผู้อื่นทำ บางอย่างด้วยความคิดว่า “ควรจะ”, “น่าจะ” หรือ “ต้องทำ” ในสิ่งใดสิ่งหนึ่งตามที่ ตนเองต้องการ
- 10) การมองโลกแต่ในแง่ร้าย (Pessimism) เป็นการมองทุกอย่างที่เกิดขึ้นในเชิงลบ ทุก สิ่งทุกอย่างต้องแย่ไปหมด ซึ่งทำให้ไม่สามารถเห็นเหตุและผลตามความเป็นจริงได้
- 11) การตำหนิหรือการลงโทษ (Blaming Others) เป็นการชอบโทษสิ่งต่าง ๆ โดยที่ไม่ มองว่าตนเองเป็นต้นเหตุหรือไม่ เป็นการโทษคนอื่นหรือสิ่งอื่น ๆ เสมอไว้ก่อน เช่น ผลการเรียนไม่ดี กลับโทษอาจารย์ว่าออกข้อสอบไม่ดี แต่ไม่ได้มองว่าตนเองอาจจะ ไม่ได้ตั้งใจอ่านหนังสือมากพอ
- 12) การอยากได้การยอมรับที่เกินความจำเป็น (Excessive Need for Approval) เป็น การที่อยากให้ผู้อื่นยอมรับตนเองมากเกินไป แต่พอไม่ได้รับการยอมรับตามที่ คาดหวังไว้ก็เป็นทุกข์
- 13) การมองทุกอย่างเป็นหายนะ (Catastrophizing) เป็นการด่วนสรุปแบบเหมารวม อย่างรุนแรง ความคิดที่ว่าสถานการณ์หรือเรื่องราวนั้นมีความรุนแรงสุดขีด หรือถึง ขั้นหายนะ เช่น ถ้าฉันไม่หายปวดหลัง ฉันต้องไม่มีความสุขตลอดไปแน่นอน

### 2.1.3 ความคิดอัตโนมัติในเชิงลบ [8]

ความคิดอัตโนมัติ (Automatic Thoughts) เป็นความคิดที่เกิดขึ้นเองในขณะนั้น อาจเกิดจากการที่มีสถานการณ์มากระตุ้นความเชื่อ ทำให้เกิดความรู้สึกต่อสถานการณ์นั้น เป็นความคิดที่เกิดขึ้นมาอย่างอัตโนมัติก่อนที่จะผ่านกระบวนการคิดอย่างมีเหตุผล มักเป็น ความคิดที่เกิดขึ้นโดยไม่รู้ตัว ไม่ได้ตระหนักในการคิดอัตโนมัติของตนเอง จนนำไปสู่ความคิด อัตโนมัติเชิงลบ (Negative Automatic Thoughts) ซึ่งความคิดอัตโนมัติในเชิงลบสามารถ สะท้อนได้ 3 ลักษณะ (The Cognitive Triad) ดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 The Cognitive Triad [9]

1) การมองตนเองในแง่ลบ (Negative View of The Self) การมองตนเองว่าบกพร่อง ไม่มีคุณค่า ไร้ความสามารถ ส่งผลให้เกิดความบกพร่องทางด้านร่างกาย จิตใจ มีความคิดว่าตนเองไม่เป็นที่ต้องการเนื่องจากความบกพร่องที่ตนเองคิดขึ้นมาเอง มีแนวโน้มที่จะโทษตนเอง เมื่อเกิดความผิดพลาด โดยคิดว่าความผิดพลาดทั้งหมดเป็นความผิดพลาดของตนเอง มีแนวโน้มที่จะโทษตนเองทำให้ความรู้สึกมีคุณค่าในตนเองลดลง ส่งผลให้สูญเสียพลังงานและแรงจูงใจ เช่น ฉันไม่มีค่าสำหรับทุก ๆ คน ที่ผ่านมาในชีวิตฉันไม่เคยทำอะไรสำเร็จในทุก ๆ เรื่อง เป็นต้น

2) การมองเหตุการณ์ที่เผชิญในทางลบ (Negative View of The World) เป็นการแปลการมีปฏิสัมพันธ์กับเหตุการณ์ต่าง ๆ ที่ตนเองเผชิญอยู่ในเชิงความสูญเสีย การถูกใส่ร้ายเป็นประจำ รู้สึกถูกบีบบังคับและถูกเรียกร้องจากสังคมรอบตัว จะมองชีวิตเต็มไปด้วยภาระอุปสรรคหรือเหตุการณ์ที่ทำให้เจ็บปวด โดยมองว่าเป็นโลกแห่งความพ่ายแพ้และการถูกละทิ้ง ส่งผลให้เกิดอารมณ์ทางลบต่อสิ่งแวดล้อม ในลักษณะของความเดือดดาลหรือหึง มีแรงปรารถนาหรือแรงกระตุ้นให้คิดอยากทำร้ายคนอื่นหรือทำลายข้าวของ เช่น โลกนี้ไม่มีใครต้องการฉัน เวลาฉันทุกข์ใจไม่มีใครอยากช่วยฉัน ฉันเป็นภาระของครอบครัว เป็นต้น

3) การมองอนาคตในทางลบ (Negative View of The Future) เป็นการคิดและทำนายว่าความยากลำบากหรือความทุกข์ยากในปัจจุบันจะดำเนินต่อไปไม่มีที่สิ้นสุด ขณะที่มองไปในอนาคตก็จะพบแต่ชีวิตที่ลำบาก มีแต่ความคับข้องใจและการสูญเสีย ทำให้เกิดความรู้สึกท้อแท้ สูญเสียความหวังในอนาคต ส่งผลให้หมดความมั่นใจ คิดว่าไม่สามารถ



เปลี่ยนแปลงในอนาคตได้ เช่น ในอนาคตฉันไม่มีทางที่จะประสบความสำเร็จได้แน่ ๆ ฉันไม่มีทางหายจากโรคซึมเศร้า ชีวิตฉันคงไม่มีความสุขได้อีก เป็นต้น

#### 2.1.4 Columbia-Suicide Severity Rating Scale (C-SSRS) [10]

มาตราส่วนระดับความรุนแรงของการฆ่าตัวตาย (C-SSRS) เป็นเครื่องมือที่ใช้ประเมินความคิดฆ่าตัวตายและพฤติกรรมฆ่าตัวตายที่พัฒนาโดย ภาควิชาจิตเวชศาสตร์ มหาวิทยาลัยโคลัมเบีย โดยมีจำนวนคำถามที่เกี่ยวข้องกับความคิดฆ่าตัวตายทั้งหมด 5 คำถาม ได้แก่

- 1) Wish to be Dead คือ มีความคิดอยากตาย อยากหายไป อยากหลับไม่ยอมตื่น
  - 2) Non-Specific Active Suicidal Thoughts คือ เริ่มคิดถึงการฆ่าตัวตาย แต่ไม่มีการพูดถึงวิธีการหรือมีเจตนาใด ๆ
  - 3) Active Suicidal Ideation with Any Methods (Not Plan) without Intent to Act คือ มีความคิดฆ่าตัวตายโดยมีวิธีการฆ่าตัวตาย แต่ไม่มีการวางแผนที่จะทำ
  - 4) Active Suicidal Ideation with Some Intent to Act, without Specific Plan คือ มีความคิดฆ่าตัวตาย และมีเจตนาที่จะทำ แต่ยังไม่มีการวางแผนใด ๆ
  - 5) Active Suicidal Ideation with Specific Plan and Intent คือ มีความคิดฆ่าตัวตาย มีเจตนาและวางแผนชัดเจน หรือมีการทำร้ายร่างกายตนเองแล้ว
- โดยในแต่ละคำถามจะมีรายละเอียดดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 คำถามประเมินความคิดฆ่าตัวตาย C-SSRS [10]

<b>SUICIDAL IDEATION</b>			
<i>Ask questions 1 and 2. If both are negative, proceed to "Suicidal Behavior" section. If the answer to question 2 is "yes", ask questions 3, 4 and 5. If the answer to question 1 and/or 2 is "yes", complete "Intensity of Ideation" section below.</i>		<b>Lifetime</b>	<b>Past 6 Months</b>
<b>1. Wish to be Dead</b> Subject endorses thoughts about a wish to be dead or not alive anymore, or wish to fall asleep and not wake up. <i>Have you thought about being dead or what it would be like to be dead?</i> <i>Have you wished you were dead or wished you could go to sleep and never wake up?</i> <i>Do you ever wish you weren't alive anymore?</i>  If yes, describe:		Yes No <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/>	Yes No <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/>
<b>2. Non-Specific Active Suicidal Thoughts</b> General, non-specific thoughts of wanting to end one's life/commit suicide (e.g., "I've thought about killing myself") without thoughts of ways to kill oneself/associated methods, intent, or plan during the assessment period. <i>Have you thought about doing something to make yourself not alive anymore?</i> <i>Have you had any thoughts about killing yourself?</i>  If yes, describe:		Yes No <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/>	Yes No <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/>
<b>3. Active Suicidal Ideation with Any Methods (Not Plan) without Intent to Act</b> Subject endorses thoughts of suicide and has thought of at least one method during the assessment period. This is different than a specific plan with time, place or method details worked out (e.g., thought of method to kill self but not a specific plan). Includes person who would say, "I thought about taking an overdose but I never made a specific plan as to when, where or how I would actually do it...and I would never go through with it." <i>Have you thought about how you would do that or how you would make yourself not alive anymore (kill yourself)? What did you think about?</i>  If yes, describe:		Yes No <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/>	Yes No <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/>
<b>4. Active Suicidal Ideation with Some Intent to Act, without Specific Plan</b> Active suicidal thoughts of killing oneself and subject reports having <u>some intent to act on such thoughts</u> , as opposed to "I have the thoughts but I definitely will not do anything about them." <i>When you thought about making yourself not alive anymore (or killing yourself), did you think that this was something you might actually do?</i> <i>This is different from (as opposed to) having the thoughts but knowing you wouldn't do anything about it.</i>  If yes, describe:		Yes No <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/>	Yes No <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/>
<b>5. Active Suicidal Ideation with Specific Plan and Intent</b> Thoughts of killing oneself with details of plan fully or partially worked out and subject has some intent to carry it out. <i>Have you ever decided how or when you would make yourself not alive anymore/kill yourself? Have you ever planned out (worked out the details of) how you would do it?</i> <i>What was your plan?</i> <i>When you made this plan (or worked out these details), was any part of you thinking about actually doing it?</i>  If yes, describe:		Yes No <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/>	Yes No <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/>
<b>INTENSITY OF IDEATION</b>			
<i>The following feature should be rated with respect to the most severe type of ideation (i.e., 1-5 from above, with 1 being the least severe and 5 being the most severe).</i>			
<b>Most Severe Ideation:</b> _____ <div style="display: flex; justify-content: space-between; width: 100%;"> <span>Type # (1-5)</span> <span>Description of Ideation</span> </div>		Most Severe	Most Severe
<b>Frequency</b> <i>How many times have you had these thoughts?</i> _____ <i>Write response</i> _____ (1) Only one time (2) A few times (3) A lot (4) All the time (0) Don't know/Not applicable		—	—

จากคำถามประเมินความคิดฆ่าตัวตายสามารถแบ่งความเสี่ยงในการฆ่าตัวตายออกเป็น 3 ระดับ ได้แก่

- 1) ความเสี่ยงในการฆ่าตัวตายต่ำ โดยมีข้อคำถาม ได้แก่ Wish to be dead และ Non-Specific Active Suicidal Thoughts
- 2) ความเสี่ยงในการฆ่าตัวตายปานกลาง โดยมีข้อคำถาม ได้แก่ Active Suicidal Ideation with Any Methods (Not Plan) without Intent to Act
- 3) ความเสี่ยงในการฆ่าตัวตายสูง โดยมีข้อคำถาม ได้แก่ Active Suicidal Ideation with Some Intent to Act, without Specific Plan และ Active Suicidal Ideation with Specific Plan and Intent

#### 2.1.5 Machine Learning [11]

การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เป็นสาขาหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence) ที่เกี่ยวข้องกับการทำให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้หาคำตอบได้ด้วยตนเอง การเรียนรู้ของเครื่องแบ่งออกเป็น 3 ประเภท ได้แก่ การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) และ การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement Learning) ซึ่งการเรียนรู้แบบมีผู้สอนต้องอาศัยชุดข้อมูลฝึก (Training Data) ที่มีการระบุเป้าหมายของแต่ละข้อมูลในการสอนเพื่อให้คอมพิวเตอร์พัฒนากระบวนการแก้ไขปัญหาได้อย่างเหมาะสม และนำเอาวิธีการหาคำตอบจากการเรียนรู้ของคอมพิวเตอร์ไปใช้ทำนายบนชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Data) แต่การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนจะไม่มีการระบุเป้าหมายของแต่ละข้อมูล คอมพิวเตอร์จะทำการเรียนรู้ด้วยตนเองในการวิเคราะห์และสร้างแบบแผนจากข้อมูลที่ได้รับเข้าไป และ การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง เป็นการเรียนรู้จากการลองผิดลองถูกจากสถานการณ์ในอดีตหรือระบบจำลอง เพื่อพัฒนาระบบการตัดสินใจให้ดียิ่งขึ้น

### 2.1.6 Term Frequency Inverse Document Frequency (TF-IDF) [12]

เทคนิคการคัดแยกคำตามความสำคัญ (Term Frequency Inverse Document Frequency : TF-IDF) เป็นตัววัดทางสถิติที่ประเมินความเกี่ยวข้องของคำกับเอกสารในชุดเอกสาร โดยจะไม่นำลำดับของคำภายในเอกสารมาใช้วิเคราะห์ประกอบด้วย ซึ่ง Term Frequency (TF) เป็นค่าที่บอกความถี่ของคำแต่ละคำที่ปรากฏในเอกสารหนึ่ง ถ้าหากคำนั้น ๆ ได้ถูกพูดถึงอยู่บ่อยครั้งในเอกสาร จะมีความเป็นไปได้สูงว่าคำนั้นมีความเกี่ยวข้องกับความสำคัญของเอกสารนั้นมาก และ Inverse Document Frequency (IDF) เป็นการคำนวณค่าน้ำหนัก (Weight) ความสำคัญของแต่ละคำตามการพบเจอได้บ่อยครั้งในหลายเอกสาร ถ้าหากคำปรากฏในเอกสารหลาย ๆ เอกสาร คำนั้นย่อมมีความสำคัญลดลง TF-IDF สามารถคำนวณตามสมการที่ 1, 2 และ 3 ได้ดังนี้

$$TF_{ij} = \frac{f_{ij}}{n_j} \quad (1)$$

โดยที่

$f_{ij}$  แทนจำนวนความถี่ของคำ (term)  $i$  ในข้อความ  $j$  (document)

$n_j$  แทนจำนวนคำทั้งหมดในข้อความ  $j$  (document)

$$IDF_i = 1 + \log \left( \frac{N}{c_i} \right) \quad (2)$$

โดยที่

$N$  แทนจำนวนข้อความทั้งหมด

$c_j$  แทนจำนวนข้อความที่มีคำ  $i$  ปรากฏอยู่ในข้อความ

$$w_{ij} = TF_{ij} \times IDF_i \quad (3)$$

โดยที่

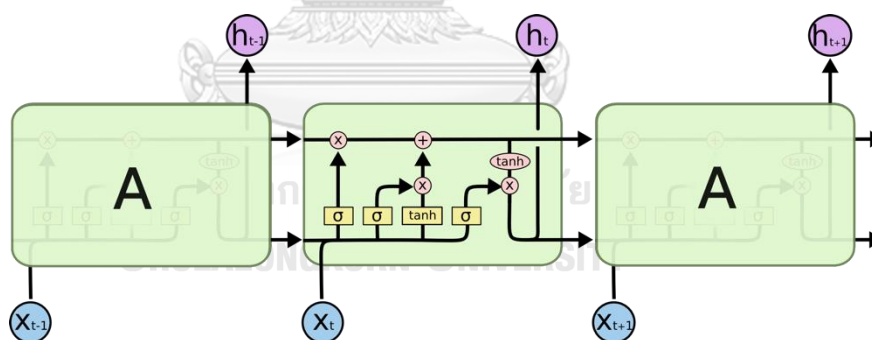
$w_{ij}$  แทนค่าน้ำหนักของคำที่แยกตามความสำคัญ

### 2.1.7 Word2Vec [13]

เป็นแบบจำลองที่ใช้สร้างการฝังคำหรือแปลงคำให้อยู่ในรูปแบบของเวกเตอร์ (Word Embedding) เวกเตอร์ของคำต่าง ๆ จะถูกคำนวณจากบริบทรอบ ๆ คำนั้น โดยใช้อัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เพื่อเรียนรู้การเชื่อมโยงของคำ โดยมีหลักการในการเปรียบเทียบเวกเตอร์ทางความหมายของคำทั้ง 2 คำ แล้วคืนค่าออกมาเป็นตัวเลข นั่นคือคำที่มีความหมายใกล้เคียงกัน มักจะปรากฏอยู่ในบริบทการใช้งานที่มีคำรอบข้างคล้ายคลึงกัน

### 2.1.8 Long Short-Term Memory (LSTM) [14]

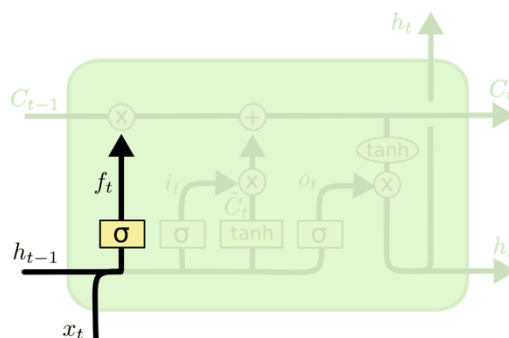
Long Short-Term Memory (LSTM) เป็นโครงข่ายประเภท RNNs รูปแบบหนึ่ง โดยมีหลักการทำงาน คือ สามารถเก็บสถานะหรือข้อมูลของแต่ละโหนดเอาไว้เพื่อย้อนกลับไปดูค่าเดิมของข้อมูลนั้นได้ว่าเป็นค่าอะไร LSTM มีหน้าที่เพิ่มหรือลดข้อมูลที่จะเข้ามาในแต่ละโหนดด้วยการควบคุมผ่านโครงสร้างที่เรียกว่า Gate ประกอบด้วย Forget Gate Layer, Input Gate Layer และ Output Gate Layer แสดงดังรูปที่ 3



รูปที่ 3 โครงสร้างการทำงานของ LSTM [15]

1) Forget Gate Layer ทำหน้าที่ในการกำหนดว่าข้อมูลที่เข้ามาใน Cell State นั้นควรจะถูกลบทิ้งหรือทิ้งไป ซึ่งข้อมูลที่ถูกลบทิ้งนั้นจะถูกระงับจากข้อมูล Input ที่เข้ามาในโหนดนั้น ๆ รวมกับผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณของโหนดก่อนหน้าผ่าน Sigmoid Function แสดงดังรูปที่ 4 และผลลัพธ์ที่ได้จะอยู่ระหว่างค่า 0 และ 1 ซึ่งถ้าได้ค่าเป็น 0

หมายถึง ให้ลบค่า Cell State เดิมออก แต่ถ้าได้ค่าเป็น 1 หมายถึง ให้เก็บค่า Cell State นี้ต่อไป คำนวณได้ดังสมการที่ 4



รูปที่ 4 โครงสร้างของ Forget Gate Layer [16]

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (4)$$

โดยที่

$f_t$  คือ Forget Gate

$\sigma$  คือ Sigmoid Function

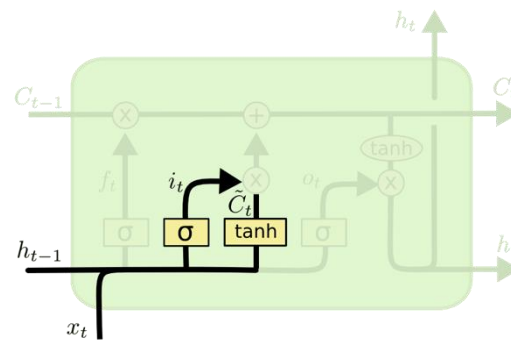
$W_f$  คือ ค่าน้ำหนักของ Matrices

$h_{t-1}$  คือ ค่า Output ของ Cell State ก่อนหน้า ณ เวลา  $t - 1$

$x_t$  คือ ค่า Input ที่เข้ามาใน Cell State ณ เวลา  $t$

$b_f$  คือ ค่าเอนเอียง (Bias)

2) Input Gate Layer ทำหน้าที่รับข้อมูล Input เข้ามาใหม่แล้วทำการเขียน (Write) หรืออัปเดตข้อมูลใหม่ลงในแต่ละโหนด เมื่อทำการรับข้อมูลเข้ามาแล้วจะใช้ Sigmoid Function ที่เป็นตัวควบคุม Input Gate เพื่อให้เลือกว่าจะอัปเดต Cell State หรือไม่ ถ้า Input Gate เลือกที่จะอัปเดต Cell state แล้ว Tanh Function จะทำการสร้าง Candidate Values ขึ้นมาใน State แสดงดังรูปที่ 5 และคำนวณได้ดังสมการที่ 5 และ 6



รูปที่ 5 โครงสร้างของ Input Gate Layer [17]

$$i_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (5)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (6)$$

โดยที่

$i_t$  คือ Input Gate

$\sigma$  คือ Sigmoid Function

$\tilde{C}_t$  คือ ค่า Candidate ของ Cell State ณ เวลา  $t$

$\tanh$  คือ Tanh Function

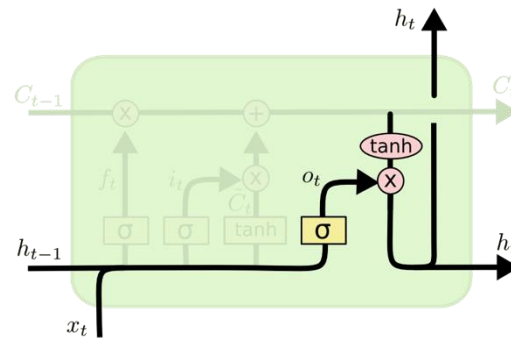
$W_i, W_c$  คือ ค่าน้ำหนักของ Matrices

$h_{t-1}$  คือ ค่า Output ของ Cell State ก่อนหน้า ณ เวลา  $t - 1$

$x_t$  คือ ค่า Input ที่เข้ามาใน Cell Sate ณ เวลา  $t$

$b_i, b_c$  คือ ค่าเอนเอียง (Bias)

3) Output Gate Layer ทำหน้าที่เตรียมส่งออกข้อมูล (Output Data) โดยข้อมูลที่ทำการส่งออกนั้นจะดูจาก Cell State ที่ผ่านกระบวนการคำนวณต่าง ๆ แล้ว โดย Sigmoid Function จะเป็นตัวเลือกว่าข้อมูลส่วนไหนใน Cell State ที่จะถูกส่งออก จากนั้นจะนำค่า Cell State เข้า Tanh Function แสดงดังรูปที่ 6 แล้วนำค่าที่ได้จาก Tanh Function มาทำการคำนวณกับค่า Output ที่ได้จาก Sigmoid Gate คำนวณได้ดังสมการที่ 7



รูปที่ 6 โครงสร้างของ Output Gate Layer [18]

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (7)$$

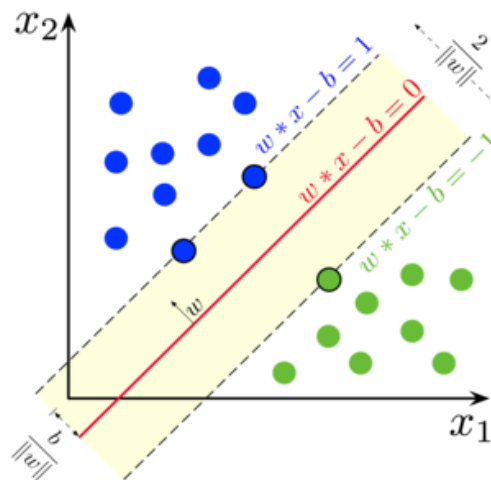
โดยที่

- $o_t$  คือ Output Gate
- $\sigma$  คือ Sigmoid Function
- $W_o$  คือ ค่าน้ำหนักของ Matrices
- $h_{t-1}$  คือ ค่า Output ของ Cell State ก่อนหน้า ณ เวลา  $t - 1$
- $x_t$  คือ ค่า Input ที่เข้ามาใน Cell State ณ เวลา  $t$
- $b_o$  คือ ค่าเอนเอียง (Bias)

### 2.1.9 Support Vector Machine (SVM) [19]

Support Vector Machine เป็นการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ประเภทการเรียนรู้แบบมีผู้สอน ที่ใช้ในการจำแนกประเภทของข้อมูล โดยมีหลักการของการหาสัมประสิทธิ์ของสมการ เพื่อสร้างเส้นแบ่งแยกข้อมูล (Hyperplane) โดยที่จะเลือกเส้นแบ่งแยกประเภทข้อมูลที่มีความกว้างระหว่างประเภทของข้อมูลมากที่สุด หรือมีค่าขอบมาร์จิ้น (Margin) มากที่สุด และพยายามลดความผิดพลาดจากการทำนาย (Minimize Error) โดยข้อมูลที่อยู่บนขอบของมาร์จิ้น เรียกว่า ซัพพอร์ตเวกเตอร์ (Support Vectors) สามารถใช้สมการเชิงเส้นทั้งแบบ Linear และ Nonlinear ซึ่งเส้นแบ่ง Hyperplane ของ SVM ที่มีค่าขอบมาร์จิ้นมากที่สุดจะถูกเรียกว่า Decision Line ซึ่งสามารถนิยามด้วยค่าคงที่  $b$  และเวกเตอร์  $w$  เมื่อ  $w$  คือเวกเตอร์ที่ตั้งฉากกับเส้นแบ่ง ดังรูปที่ 7

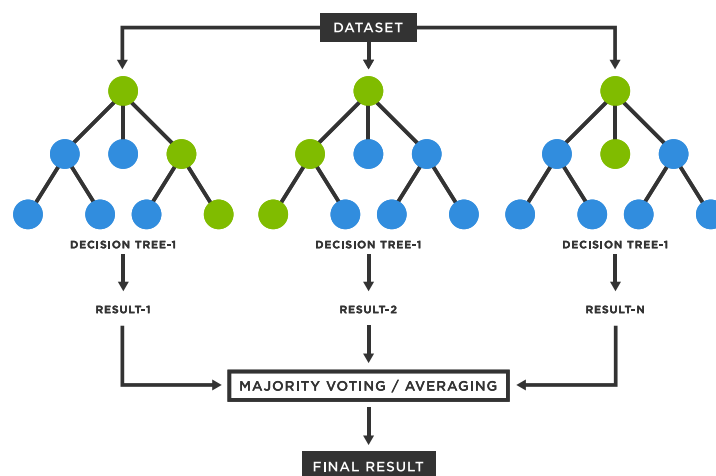




รูปที่ 7 ตัวอย่างการแบ่งแยกข้อมูลด้วย Support Vector Machine [20]

### 2.1.10 Random Forest [21]

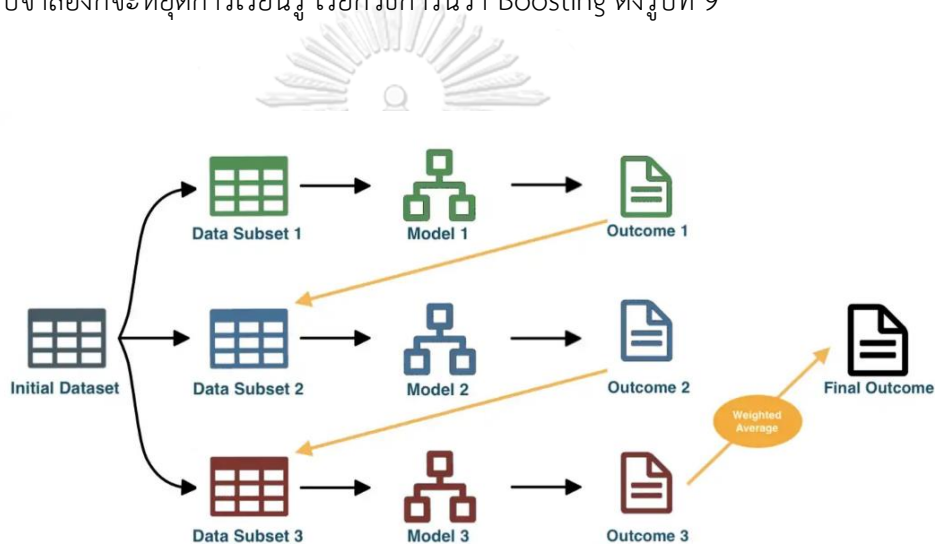
Random Forest เป็นอัลกอริทึมที่ถูกพัฒนาจากต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) เป็นการทำนายแบบชุดของ Decision Tree หลาย ๆ ต้น (Ensemble Learning) ซึ่งจะสุ่มข้อมูลตัวอย่างแบบคืนที่ (Random Sampling with Replacement) และคุณลักษณะของข้อมูล นำมาสร้างเป็น Decision Tree หลาย ๆ ต้น โดยต้นไม้แต่ละต้นจะมีชุดข้อมูลและคุณลักษณะที่แตกต่างกัน เพื่อนำไปใช้ในการทดสอบต้นไม้ตัดสินใจ เรียกรวมวิธีการนี้ว่า Bagging หรือ Bootstrap แล้วนำผลการทำนายของต้นไม้แต่ละต้นมาทำการโหวต และเลือกผลการทำนายที่ได้รับโหวตจากต้นไม้ตัดสินใจมากที่สุด (Majority Vote) ดังรูปที่ 8



รูปที่ 8 โครงสร้างของ Random Forest [22]

### 2.1.11 eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) [23]

eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) เป็นอัลกอริทึมที่นำเอาต้นไม้ตัดสินใจมาฝึกต่อกันหลาย ๆ ต้น (Weak Classifier) โดยที่ต้นไม้ตัดสินใจแต่ละต้นที่สร้างขึ้นใหม่จะเรียนรู้จากค่าความผิดพลาดของต้นไม้ตัดสินใจก่อนหน้าเพื่อลดค่าความผิดพลาดในการทำนาย ทำให้ผลการทำนายแม่นยำขึ้นเรื่อย ๆ แล้วเมื่อมีการเรียนรู้จากความผิดพลาดต่อกันไปหลาย ๆ ต้น จนมีความลึกมากพอหรือไม่มีค่าความผิดพลาดเกิดขึ้นในต้นไม้ตัดสินใจก่อนหน้าแล้ว แบบจำลองก็จะหยุดการเรียนรู้ เรียกวิธีการนี้ว่า Boosting ดังรูปที่ 9



รูปที่ 9 โครงสร้างของ eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) [24]

### 2.1.12 การวัดประสิทธิภาพการจำแนกของโมเดล [25]

การวัดประสิทธิภาพการจำแนกของโมเดลและแสดงผลด้วยเมตริกซ์ เป็นส่วนสำคัญในกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง เนื่องจากการวัดประสิทธิภาพของโมเดลสามารถบอกถึงความน่าเชื่อถือของโมเดลที่พัฒนาว่าโมเดลนั้นมีประสิทธิภาพเพียงพอในการแก้ปัญหาการจำแนกข้อมูล

เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) คือ ตารางขนาด  $n \times n$  ที่แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลระหว่างค่าที่ทำนายและค่าจริง แสดงทั้งในเชิงลบและเชิงบวกได้ ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 เมทริกซ์ความสับสน [25]

	Predicted Positive	Predicted Negative
Actual Positive	TP	FN
Actual Negative	FP	TN

โดยที่

TP (True Positive) คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายว่าจริง และมีค่าเป็นจริง

TN (True Negative) คือจำนวนข้อมูลที่ทำนายว่าไม่จริง และมีค่าไม่จริง

FP (False Positive) คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายว่าจริง แต่มีค่าไม่เป็นจริง

FN (False Negative) คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายว่าไม่จริง แต่มีค่าเป็นจริง

ค่า TP, TN, FP และ FN สามารถนำมาใช้คำนวณมาตรวัดต่าง ๆ เพื่อนำมาวัดประสิทธิภาพการจำแนกของโมเดล ได้แก่ ค่าความแม่นยำ (Accuracy) ค่าความเที่ยง (Precision) ค่าเรียกคืน (Recall) ค่าเอฟวัน (F1-Score) และค่าอัตราผลลบเท็จ (False Negative Rate) ซึ่งแต่ละมาตรวัดสามารถคำนวณได้ดังนี้

ค่าความแม่นยำ (Accuracy) เป็นการวัดความถูกต้อง โดยพิจารณาจากจำนวนข้อมูลที่โมเดลทำนายถูก ซึ่งมีค่าระหว่าง 0 - 1 โดยถ้าค่ายิ่งเข้าใกล้ 1 แสดงว่าโมเดลมีประสิทธิภาพในการทำนายผลได้ดี คำนวณได้ดังสมการที่ 8

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (8)$$

ค่าความเที่ยง (Precision) เป็นการวัดความถูกต้องของโมเดล โดยพิจารณาเฉพาะ ส่วนของการจำแนก คำนวณได้ดังสมการที่ 9

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

ค่าเรียกคืน (Recall) เป็นการวัดความถูกต้องของโมเดล โดยพิจารณาเฉพาะส่วน ของค่าที่แท้จริง คำนวณได้ดังสมการที่ 10

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

ค่าเอฟวัน (F1-score) เป็นการวัดประสิทธิภาพโดยรวมระหว่างค่าความเที่ยง และค่าเรียกคืน คำนวณได้ดังสมการที่ 11

$$F1 - score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (11)$$

ค่าอัตราผลลบเท็จ (False Negative Rate: FNR) เป็นการค่าที่บอกว่าโมเดลทำนาย ว่าไม่จริงเป็นอัตราส่วนเท่าไรของค่าจริงทั้งหมด

$$FNR = \frac{FN}{TP+FN} \quad (12)$$

## 2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากการศึกษางานวิจัยที่ใช้วิธีการวิเคราะห์ข้อความที่เกี่ยวข้องกับความคิดฆ่าตัวตายบน เครื่องข่ายสังคมออนไลน์ ด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่องและการประมวลผลภาษาธรรมชาติ สามารถสรุป เป็นภาพรวมของงานวิจัยที่ทำการศึกษา และเปรียบเทียบกับโครงร่างวิทยานิพนธ์ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 สรุปภาพรวมงานวิจัยที่ทำการศึกษา

No.	Paper Topics	Year	Objective	Label	Data Source	Gold Standard	Model techniques
1	Detecting Suicidality on Twitter [26]	2015	To detect the three level of concern within the suicide-related tweets	3 classes: - strongly concerning - concerning - safe to ignore	Twitter (English)	Manual annotation (by three mental health researchers and two computer scientists)	TF-IDF filter (SVM, LR), TF-IDF no filter (SVM, LR)
2	Discovering Shifts to Suicidal Ideation from Mental Health Content in Social Media [27]	2016	To detect suicidal ideation	2 classes: - suicidal thoughts - non-suicidal thoughts	Reddit (English)	Manual annotation (by psychologist and two active moderators of SW)	Logistic Regression
3	Validating Machine Learning Algorithms for Twitter Data Against Established Measures of Suicidality [28]	2016	To classify users with suicidal ideation	2 classes: - suicidal thoughts - non-suicidal thoughts	Twitter (English)	Directly self-reported (DSI-SS, INQ and ACSS questionnaires)	Decision tree's loo-cv
4	Exploring Timelines of Confirmed Suicide Incidents through Social Media [29]	2017	To describe the demographic ,geographic and conduct text analysis of users with suicidal ideation	2 classes: - suicidal thoughts - non-suicidal thoughts	Weibo (Chinese)	Indirectly self-reported (used suicide-related keywords and rules)	LDA, Network Analysis, Time Series

ตารางที่ 3 สรุปภาพรวมงานวิจัยที่ทำการศึกษา (ต่อ)

No.	Paper Topics	Year	Objective	Label	Data Source	Gold Standard	Model techniques
5	Supervised Learning for Suicidal Ideation Detection in Online User Content [30]	2018	To detect suicidal ideation	2 classes: - suicidal thoughts - non-suicidal thoughts	Reddit, Twitter (English)	Indirectly self-reported (used suicide-related keywords and rules)	LDA, TF-IDF, Word2vec, SVM, GBDT, Random forest, XGBoost, MLFFNN, LSTM
6	A Computational Approach to Feature Extraction for Identification of Suicidal Ideation in Tweets [31]	2018	To detect suicidal ideation	2 classes: - suicidal intent present - suicidal intent absent	Twitter #suicide (English)	Manual annotation (by psychologist)	TF-IDF, LR, Random forest, GBDT, XGBoost, SVM, Rule-based, Negation Resolution, LSTM
7	Detection of Suicide Ideation in Social Media Forums using Deep Learning [32]	2019	To detect suicidal ideation	2 classes: - suicidal thoughts - non-suicidal thoughts	Reddit (English)	Indirectly self-reported (used suicide-related keywords and rules)	BoW, TF-IDF, SVM, NB, Random forest, XGBoost, Word2vec (CNN, LSTM, CNN-LSTM)
8	Suicidal Ideation Prediction in Twitter Data using Machine Learning Techniques [33]	2020	To classify tweets with suicidal ideation	2 classes: - suicidal thoughts - non-suicidal thoughts	Twitter (English)	Indirectly self-reported (used Vader sentiment analysis)	TF-IDF, NB, Random forest, XGBoost, LR

ตารางที่ 3 สรุปภาพรวมงานวิจัยที่ทำการศึกษา (ต่อ)

No.	Paper Topics	Year	Objective	Label	Data Source	Gold Standard	Model techniques
9	A Machine Learning Approach to Identifying Changes in Suicidal Language [34]	2020	To detect suicidal ideation	2 classes: - suicidal thoughts - non-suicidal thoughts	Interview (English)	Directly self-reported (C-SSRS questionnaires)	SVM
10	Machine Learning based Dataset for Finding Suicidal Ideation on Twitter [35]	2021	To classify tweets with suicidal ideation	2 classes: - suicidal thoughts - non-suicidal thoughts	Twitter (English)	Indirectly self-reported (used suicide-related keywords and rules)	MultinomialNB, BernoulliNB, Decision Tree, LR, SVM, Voting Ensemble, AdaBoost, Random Forest
11	This Thesis	2022	To classify tweets with suicidal ideation scales	6 classes according to C-SSRS	Twitter (Thai)	Manual annotation (by one counseling psychologist and four graduate students in Counseling Psychology)	TF-IDF, SVM, LR, Random Forest, XGBoost

### 2.2.1 Detecting Suicidality on Twitter Data [26]

งานวิจัยชิ้นนี้ยืนยันว่าเครือข่ายสังคมออนไลน์ทวิตเตอร์ (Twitter) ถูกใช้เป็นพื้นที่ในการแสดงออกถึงความคิดฆ่าตัวตาย โดยนำเสนอการวิเคราะห์เพื่อตรวจหาระดับความน่ากังวลเกี่ยวกับการฆ่าตัวตายจากข้อความในเครือข่ายสังคมออนไลน์ทวิตเตอร์จากการเก็บรวบรวมข้อความที่เกี่ยวข้องกับการฆ่าตัวตายทั้งทางตรงและทางอ้อมบนทวิตเตอร์จำนวนทั้งหมด 14,701 ข้อความ โดยที่สุ่มข้อมูลแบ่งออกเป็นเซต A และ B อย่างละเท่า ๆ กันแล้วจึงนำมาจำแนกตามระดับความน่ากังวล โดยข้อมูลเซต A จำแนกโดยผู้เชี่ยวชาญด้านสุขภาพจิตและนักวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ซึ่งได้กำหนดระดับความน่ากังวลภายในข้อความเกี่ยวกับการฆ่าตัวตายออกเป็น 3 ระดับ ได้แก่ Strongly Concerning, Possibly Concerning และ Safe to Ignore ตามลำดับ และเซต B ถูกจำแนกโดยคอมพิวเตอร์ หลังจากนั้นนำข้อมูลทั้งสองเซตมารวมกัน และจำแนกข้อความโดยวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ด้วยอัลกอริทึม Logistic Regression (LR) และ Support Vector Machine (SVM) ทั้ง 2 อัลกอริทึมใช้การแปลงข้อความเป็นค่าเวกเตอร์ด้วยวิธี TF-IDF กำหนดให้กลุ่ม Filter หมายถึง กลุ่มที่มีค่า Threshold ของ Document Frequency (DF) มากกว่า 0.7 และกลุ่ม No-Filter หมายถึง กลุ่มที่ไม่ได้มีการคัดกรองด้วยค่า Threshold ของ Document Frequency (DF) โดยผลลัพธ์ที่ได้พบว่าวิธี SVM ที่ใช้ TF-IDF แบบ No-Filter ได้ผลในการตรวจหาระดับความคิดฆ่าตัวตายที่มีประสิทธิภาพที่สุด ตามตารางที่ 4



ตารางที่ 4 คุณสมบัติการจำแนกประเภท และตัววัดประสิทธิภาพของข้อความจากทวิตเตอร์ด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง [26]

		Set A	Set B	Combined
Properties				
	Total word count	10526	12787	23321
	Unique words	2068	2482	3676
	Average word count per tweet	12	12	12
	Average character count per tweet	74	72	73
Classifier				
	Feature Space Variant	%	%	%
SVM – no filter	Frequency	<b>56</b>	64	60
	TFIDF	55	<b>67</b>	<b>63</b>
SVM – filter	Frequency	<b>56</b>	64	59
	TFIDF	54	<b>67</b>	62
LGR – no filter	Frequency	55	59	55
	TFIDF	55	61	58
LGR – filter	Frequency	55	59	55
	TFIDF	<b>56</b>	61	57
Metrics: SVM TFIDF no filter algorithm		Accuracy (%)		
	Overall accuracy	67	68	<b>76</b>
Strongly concerning	Precision	<b>88</b>	62	80
	Recall	<b>64</b>	43	53
	F1	74	51	64
Possibly concerning	Precision	62	68	76
	Recall	97	86	91
	F1	76	76	83
Safe to ignore	Precision	75	<b>100</b>	75
	Recall	14	36	53
	F1	24	53	62

จากงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยจะใช้การวิเคราะห์ข้อความภาษาไทยจากเครือข่ายสังคมออนไลน์ทวิตเตอร์ โดยไม่ทำการแปลภาษาไทยเป็นอังกฤษก่อน และนำเอาอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง SVM ที่ใช้ TF-IDF แบบ No-Filter มาใช้จำแนกข้อความที่เกี่ยวข้องกับความคิดฆ่าตัวตายในงานวิจัยนี้ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

CHULALONGKORN UNIVERSITY

## 2.2.2 A Machine Learning Approach to Identifying Changes in Suicidal Language [34]

งานวิจัยชิ้นนี้นำเสนอวิธีการวิเคราะห์ความคิดฆ่าตัวตายผ่านภาษาที่ระบุถึงการฆ่าตัวตาย จากกลุ่มตัวอย่าง 253 คนที่อยู่ในกลุ่มเสี่ยงฆ่าตัวตาย และแบ่งกลุ่มตัวอย่างออกเป็น 2 กลุ่ม ได้แก่ กลุ่มทดลอง หมายถึง คนที่มีความคิดฆ่าตัวตาย และกลุ่มควบคุม หมายถึง คนที่ไม่มีความคิดฆ่าตัวตาย โดยเก็บรวบรวมข้อมูลผ่านการสัมภาษณ์และการทำแบบประเมิน C-SSRS ซึ่งแบบประเมินแบ่งระดับความคิดฆ่าตัวตายออกเป็น 6 ระดับ ได้แก่ 0) None, 1) Wish to be Dead, 2) Non-Specific Active Suicidal Thoughts, 3) Active Suicidal

Ideation with Any Methods (Not Plan) without Intent to Act, 4) Active Suicidal Ideation with Some Intent to Act without Specific Plan และ 5) Active Suicidal Ideation with Specific Plan and Intent การเก็บข้อมูลทำ 2 ครั้ง โดยครั้งที่ 1 และ 2 ห่างกัน 30 วัน เพื่อสำรวจความเสถียรของภาษาที่ระบุถึงการฆ่าตัวตายว่าคนที่มีความคิดฆ่าตัวตายในแต่ละระดับมีการใช้ภาษาแบบใด จากการสัมภาษณ์และทำแบบประเมินความคิดฆ่าตัวตายครั้งที่ 1 และ 2 ได้ผลดังตารางที่ 5 และ 6 ตามลำดับ

ตารางที่ 5 ข้อมูลประชากรอายุและเพศของกลุ่มทดลองและกลุ่มควบคุมในการสัมภาษณ์ครั้งที่ 1 และ 2 [34]

	N	M/F	Avg Age (SD)	Interview word length
All (first interview)	253	98/155	33 (16)	738 (544)
All (second interview)	158	56/102	35 (17)	428 (386)
Control (First interview)	123	49/74	34 (17)	457 (233)
Control (Second interview)	86	32/54	35 (17)	753 (236)
Suicidal (First interview)	130	49/81	33 (16)	722 (490)
Suicidal (Second interview)	72	24/48	33 (17)	399 (368)

ตารางที่ 6 การกระจายคะแนน C-SSRS ของความคิดและพฤติกรรมของกลุ่มทดลองและกลุ่มควบคุม [34]

	Control cohort with score (% Initial/% Follow-up)	Suicide cohort with score (% Initial/% Follow-up)
C-SSRS score ideation		
0	100/100	2/32
1	0/0	7/16
2	0/0	7/28
3	0/0	8/21
4	0/0	25/3
5	0/0	50/0
C-SSRS score behavior		
0	99/100	61/89
1	1/0	10/7
2	0/0	4/1
3	0/0	7/3
4	0/0	6/0
5	0/0	13/0

งานวิจัยชิ้นนี้ได้้นำข้อมูลมาวิเคราะห์ความคิดฆ่าตัวตาย (Suicidal Thoughts and Non-Suicidal Thoughts) ผ่านภาษาที่ระบุถึงการฆ่าตัวตาย โดยใช้อัลกอริทึม Support Vector Machine (SVM) ในการวิเคราะห์ความเสี่ยงการฆ่าตัวตายจากภาษาของผู้เข้าสัมภาษณ์ ได้ผลดังตารางที่ 7

ตารางที่ 7 ประสิทธิภาพของโมเดลที่จำแนกโดย SVM [34]

	Test 1	Test 2
Source training language	Initial interviews	Follow-up interviews
Ground truth training data	Initial clinical impression	Initial clinical impression
Source test language	Follow-up interviews	Initial interviews
Ground truth test data	Initial clinical impression	Initial clinical impression
Training sample (case/control)	130/123	72/85
Test sample (case/control)	72/85	130/123
AUC (95% CI)	89% (85–95%)	85% (81–90%)

จากผลลัพธ์พบว่าการวิเคราะห์ความเสี่ยงในการฆ่าตัวตายด้วยอัลกอริทึม Support Vector Machine (SVM) ร่วมกับแบบประเมินความคิดฆ่าตัวตาย C-SSRS สามารถระบุได้ว่ากลุ่มตัวอย่างมีความเสี่ยงสูงในการฆ่าตัวตายผ่านภาษาได้ทันที นอกจากนี้ยังสามารถระบุการฆ่าตัวตายในกลุ่มตัวอย่างที่มีความเสี่ยงในการฆ่าตัวตายน้อยถึงปานกลางได้

จากงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยจะนำเอาระดับความคิดฆ่าตัวตายที่อ้างอิงจากเครื่องมือประเมินความคิดฆ่าตัวตาย C-SSRS มาทำการตีป้ายข้อความโดยผู้เชี่ยวชาญ แบ่งออกเป็น 6 ระดับ ได้แก่ 1) Wish to be Dead, 2) Non-Specific Active Suicidal Thoughts, 3) Active Suicidal Ideation with Any Methods (Not Plan) without Intent to Act, 4) Active Suicidal Ideation with Some Intent to Act without Specific Plan, 5) Active Suicidal Ideation with Specific Plan and Intent และ 6) Others (Not Suicidal Ideation) แต่จะวิเคราะห์บนข้อมูลจากทวิตเตอร์

### 2.2.3 A Computational Approach to Feature Extraction for Identification of Suicidal Ideation in Tweets [31]

งานวิจัยชิ้นนี้นำเสนอการวิเคราะห์ความคิดฆ่าตัวตายจากข้อความบนเครือข่ายสังคมออนไลน์ทวิตเตอร์ ด้วยอัลกอริทึมการวิเคราะห์แบบ Logistic Regression (LR), Random Forest (RF), Gradient Boosting Decision Tree (GBDT) และ eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) สำหรับ Classification Model เปรียบเทียบผลกับ Baseline Model ได้แก่ Long Short Term Memory (LSTM), Support Vector Machine (SVM), Rule-based Classification และ Negation Resolution จากเทคนิคที่กล่าวมางานวิจัยนี้ได้ใช้ Statistical Features, Linguistic Inquiry and Word Count (LIWC), Part of Speech (POS), TF-IDF และ Topics Probability ในการกำหนดเซตของ Features สำหรับ Classification Model จากการเก็บข้อมูล 5,213 โปสต์ที่มีการติดแฮชแท็ก #suicide ซึ่งเป็นตัวระบุว่าโปสต์ดังกล่าวเกี่ยวข้องกับการฆ่าตัวตายหรือผู้โปสต์มีความคิดฆ่าตัวตาย แล้วจึงติดป้ายข้อความที่มีการติดแฮชแท็กโดยนักจิตวิทยาว่าเป็นข้อความที่มีความคิดฆ่าตัวตายหรือไม่ ได้ผลการทดลองตามตารางที่ 8 และ 9 ดังนี้

ตารางที่ 8 ผลการทดลองใช้คุณลักษณะทั้งหมด [31]

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1 score
Logistic Regression	0.830	0.819	0.850	0.832
Random Forest	<b>0.858</b>	<b>0.842</b>	0.846	<b>0.844</b>
Gradient Boosting Decision Tree	0.805	0.802	0.820	0.807
XGBoost	0.817	0.831	0.800	0.812
LSTM	0.789	0.745	<b>0.874</b>	0.796
Support Vector Machine	0.792	0.821	0.692	0.754
Rule-based Classification	0.801	0.824	0.743	0.781
Negation Resolution	0.527	0.542	0.752	0.635

ตารางที่ 9 ผลการทดลองอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random Forest ในคุณลักษณะต่าง ๆ [31]

Features used	Accuracy	Precision	Recall	F1 score
Statistical Features(SF) only	0.596	0.547	0.600	0.569
SF + TF-IDF	0.669	0.663	0.753	0.702
SF + TF-IDF + POS counts	0.789	0.821	0.705	0.721
SF + TF-IDF + POS + Topics Probability	0.807	0.814	0.820	0.817
All Features	0.858	0.842	0.846	0.844

จากผลลัพธ์ที่ได้ อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random Forest ได้ผลที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุดในการวิเคราะห์ข้อความที่เกี่ยวข้องกับความคิดฆ่าตัวตายบนเครือข่ายสังคมออนไลน์

จากงานวิจัยนี้วิทยานิพนธ์จะนำเอาวิธีการเก็บข้อมูลจากข้อความที่มีการติดแฮชแท็กที่เกี่ยวข้องกับความคิดฆ่าตัวตาย หรือภาวะโรคซึมเศร้าจากเครือข่ายสังคมออนไลน์ทวิตเตอร์ เช่น #อยากตาย, #วิธีตาย, #ฆ่าตัวตาย, #โรคซึมเศร้า, #ภาวะซึมเศร้า, #ซึมเศร้า, #เครียด, #การฆ่าตัวตาย เป็นต้น ข้อความที่รวบรวมจากการติดแฮชแท็ก ดังกล่าวจะเป็นการระบุว่าผู้โพสต์มีความคิดฆ่าตัวตายหรือกำลังตกอยู่ในภาวะซึมเศร้าซึ่งเป็นสาเหตุหนึ่งของการฆ่าตัวตาย [36] และจะนำเอาอัลกอริทึม Random Forest และ XGBoost มาทดลองใช้ในงานนี้

#### 2.2.4 Detection of Suicide Ideation in Social Media Forums Using Deep Learning [32]

งานวิจัยชิ้นนี้นำเสนอการวิเคราะห์ข้อความบนเครือข่ายสังคมออนไลน์เรดดิต (Reddit) ซึ่งเก็บรวบรวมข้อความทั้งหมด 7,201 ข้อความ หลังจากนั้นทำการแบ่งแยกข้อความที่มีความคิดฆ่าตัวตายด้วยคำเกี่ยวข้องหรือบ่งบอกถึงการฆ่าตัวตาย โดยมีข้อความที่บ่งชี้ถึงความคิดฆ่าตัวตาย 3,549 ข้อความ และข้อความที่ไม่บ่งชี้ถึงความคิดฆ่าตัวตาย 3,652 ข้อความ แสดงดังตารางที่ 10

ตารางที่ 10 ตัวอย่างข้อความที่บ่งชี้ถึงความคิดฆ่าตัวตายและไม่บ่งชี้ถึงความคิดฆ่าตัวตาย [32]

Suicidal Posts	Non-Suicidal Posts
Want to die, end it now, I wanna die with a blunt. I'm going to kill myself this weekend.	There is no one "correct" way to talk to someone struggling with suicidal thoughts, Children of suicide parents.
I want to slit my wrists tonight, I tried to commit suicide.	I think you should tell people how you feel, I think suicide is a permanent option that most of the time results out of a temporary issue.
I wish guns for suicide, nobody cares if I die. I want to die Where can i go to commit Suicide??	Will you ever get over the news that one of your parents committed suicide?
Where can i go to commit suicide?? I don't know what else to do.	Friend has given up, seriously considering suicide.
Just over life, die alone, sleep forever. I'm writing my suicide note right now. I plan to kill myself soon.	National Suicide Prevention online chat. I think suicide is a permanent option that most of the time results out of a temporary issue.
What's the point in living when I will always be alone.	Method used in chris cornell and chester bennington's suicides.

หลังจากการแบ่งแยกข้อความที่มีความคิดฆ่าตัวตายแล้วจึงทำการจำแนกข้อความด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง ด้วยอัลกอริทึม Random Forest, Support Vector Machine, Naïve Bayes, XGBoost, Long Short-Term Memory และ Convolutional Neural Networks ได้ผลการทดลองตามตารางที่ 11

ตารางที่ 11 ผลการทดลองเปรียบเทียบอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้ [32]

Methods	Feature Type	Acc.	F1-Score	Recall	Precision
RF	Statistics	77.2	75.1	73.9	76.3
	TF-IDF	81.8	80.9	83.4	80.5
	Bag of Words	81.1	78.6	77.9	81.1
	Statistics + TF	85.6	84.1	84	85
	IDF+ Bag of Words				
SVM	Statistics	79.6	79	70	60
	TF-IDF	81.2	82.7	87.2	78.7
	Bag of Words	80.6	81.1	81.8	80.4
	Statistics + TF	83.5	83.8	85.5	82.1
	IDF+ Bag of Words				
NB	Statistics	68.2	71.3	76.3	67.6
	TF-IDF	78.6	76.1	75.6	80.5
	Bag of Words	79.8	78.4	78.9	79.7
	Statistics + TF	82.5	81.5	83.4	80.8
	IDF+ Bag of Words				
XGBOOST	Statistics	76.3	76.1	75.6	80.5
	TF-IDF	85.6	84.1	84.0	85.8
	Bag of Words	83.1	82.6	84.4	81.6
	Statistics + TF	88.3	83.1	84.3	88.4
	ID F+ Bag of Words				
LSTM	Word2vec	91.7	92.6	90.5	94.8
CNN		90.6	92.8	93.8	91.8
LSTM-CNN		93.8	93.4	94.1	93.2

## CHULALONGKORN UNIVERSITY

จากผลการทดลองพบว่าอัลกอริทึม LSTM-CNN ให้ประสิทธิภาพในการจำแนกข้อความที่เกี่ยวข้องกับความคิดฆ่าตัวตายสูงที่สุด รองลงมาคือเทคนิค LSTM

จากงานวิจัยนี้วิทยานิพนธ์จะนำเอาวิธีการคัดเลือกข้อความที่เกี่ยวข้องกับความคิดฆ่าตัวตายจากคำที่บ่งบอกถึงการฆ่าตัวตายมาใช้ โดยจะทำการเก็บข้อความบนเครือข่ายสังคมออนไลน์ทวิตเตอร์ผ่านแฮชแท็ก (#) เกี่ยวกับการฆ่าตัวตาย หลังจากนั้นจะทำการคัดเลือกข้อความอีกครั้งจากคำที่บ่งบอกถึงความคิดฆ่าตัวตาย เช่น ฉันไม่อยากมีชีวิตอยู่ ฉันอยากตาย อยากหายไป หรือขอวิธีฆ่าตัวตาย เป็นต้น และจะนำเอาอัลกอริทึม LSTM มาทดลองใช้ในการจำแนกข้อความที่เกี่ยวข้องกับความคิดฆ่าตัวตายในงานวิจัยนี้

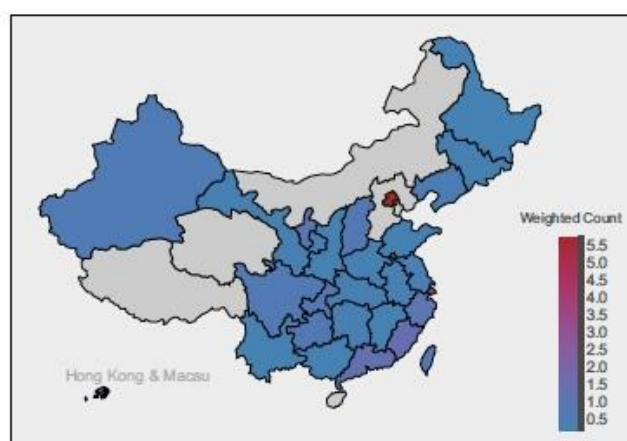
## 2.2.5 Exploring Timelines of Confirmed Suicide Incidents through Social Media [29]

งานวิจัยชิ้นนี้นำเสนอการศึกษาความคิดฆ่าตัวตายระดับประชากรในประเทศจีนผ่านสื่อออนไลน์เวปโป (Weibo) ซึ่งเป็นเว็บไซต์ไมโครบล็อก (Microblogging Website) โดยเก็บรวบรวมข้อมูลของผู้ใช้งานและข้อความที่เกี่ยวข้องกับความคิดฆ่าตัวตาย 104,229 ข้อความจากผู้ใช้งานที่เสียชีวิตจากการฆ่าตัวตายทั้งหมด 130 คน เพื่อนำมาวิเคราะห์การมีความคิดฆ่าตัวตายในระดับประชากร เพื่อบ่งชี้ในเชิงประชากรศาสตร์ถึงลักษณะบุคคล ได้แก่ เพศ และอายุ ที่มีความเสี่ยงในการฆ่าตัวตาย ได้ผลดังตารางที่ 12

ตารางที่ 12 จำนวนผู้ใช้แบ่งตามปีที่เสียชีวิต (ชาย) และข้อมูลประชากร (ขวา) [29]

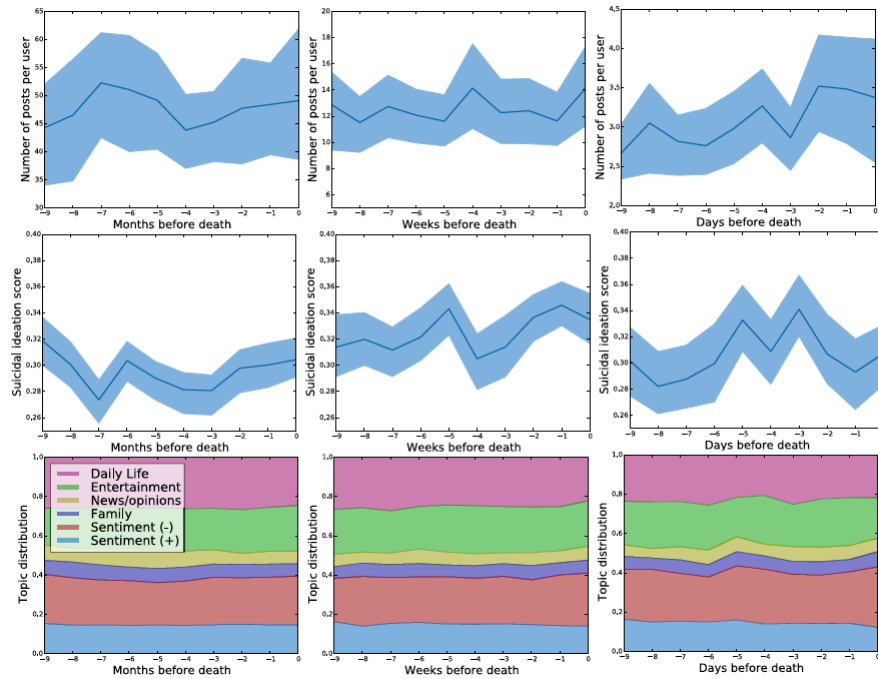
2011	12	<b>Age / Gender</b>	<b>Male</b>	<b>Female</b>	<b>Overall</b>
2012	39	13–20	9	29	38
2013	18	21–30	14	49	63
2014	22	31–40	6	8	14
2015	17	Unknown	1	14	15
2016	22	<b>Overall</b>	<b>30</b>	<b>100</b>	<b>130</b>

ในการวิเคราะห์ระดับประชากร สามารถบ่งชี้เชิงภูมิศาสตร์โดยแสดงผลดังรูปที่ 10



รูปที่ 10 จำนวนผู้ใช้งานที่ฆ่าตัวตายในฮ่องกงและมาเก๊า [29]

ในการวิเคราะห์ระดับประชากร สามารถแสดงถึงช่วงเวลาโพสต์ข้อความก่อนฆ่าตัวตาย โดยแสดงผลข้อมูลดังรูปที่ 11



รูปที่ 11 จำนวนโพสต์ที่เกี่ยวข้องกับความคิดว่าตัวตายกับช่วงเวลา [29]

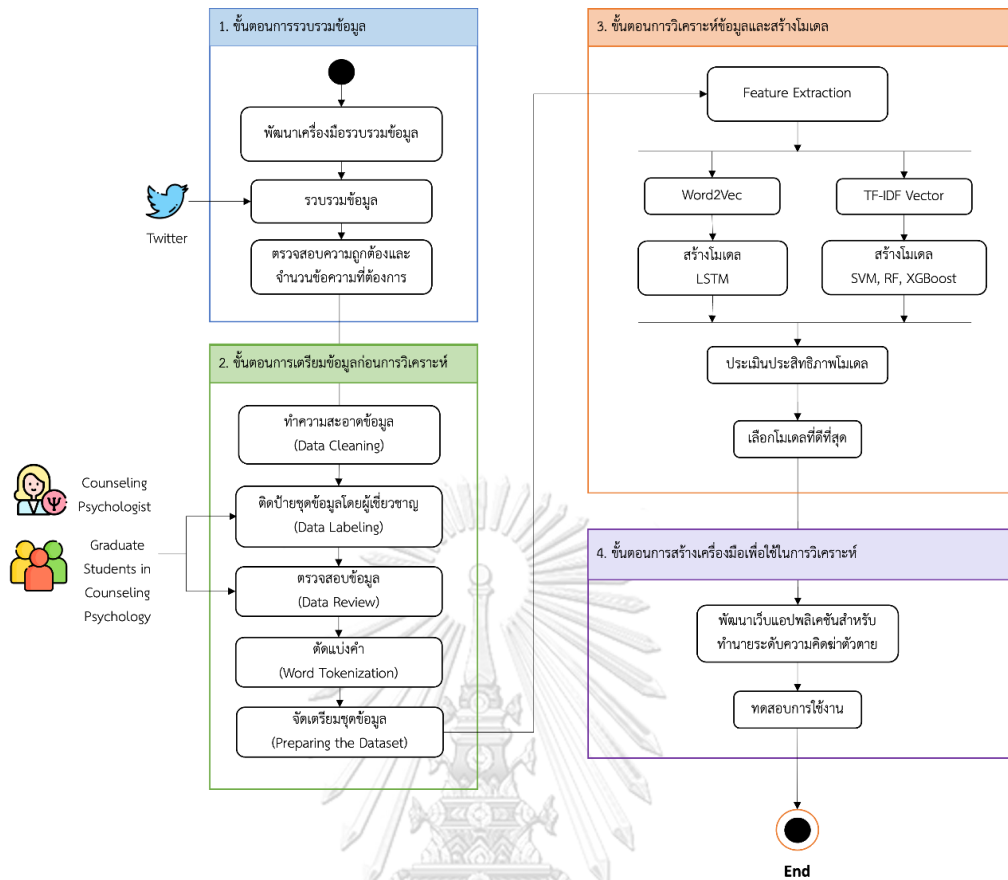
จากงานวิจัยนี้วิทยานิพนธ์ใช้เพื่ออ้างอิงถึงการนำข้อมูลจากสื่อสังคมออนไลน์นำไปใช้วิเคราะห์ภาพรวมของความคิดฆ่าตัวตายในช่วงเวลาหนึ่ง ซึ่งเป็นประโยชน์สำหรับผู้ที่เกี่ยวข้องในการทำความเข้าใจถึงสาเหตุหรือสัญญาณการฆ่าตัวตายของคนไทยได้



## บทที่ 3 การสร้างโมเดลการจำแนกระดับความคิดฆ่าตัวตายจากข้อความ

### 3.1 แนวคิดและภาพรวมวิธีการวิจัย

วิทยานิพนธ์นี้มีแนวคิดที่จะนำเสนอวิธีวิเคราะห์เพื่อตรวจหาระดับความคิดฆ่าตัวตายจากข้อความที่เป็นภาษาไทยจากการเก็บข้อมูลจากเครือข่ายสังคมออนไลน์บนแพลตฟอร์มทวิตเตอร์ และนำเทคนิคการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing) ร่วมกับวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ด้วยอัลกอริทึม Support Vector Machine (SVM), Random Forest, XGBoost และ Long Short-Term Memory (LSTM) มาใช้เพื่อจำแนกข้อความ (Text Classification) โดยค้นหารูปแบบและสกัดข้อความสำคัญที่แสดงออกถึงความคิดฆ่าตัวตายหรือกำลังอยู่ในภาวะซึมเศร้า นำไปสร้างโมเดลเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ระดับความคิดฆ่าตัวตาย 6 ระดับ ได้แก่ 1) Wish to be Dead, 2) Non-Specific Active Suicidal Thoughts, 3) Active Suicidal Ideation with Any Methods (Not Plan) without Intent to Act, 4) Active Suicidal Ideation with Some Intent to Act without Specific Plan, 5) Active Suicidal Ideation with Specific Plan and Intent และ 6) Others (Not Suicidal Ideation) แล้วทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลการทดลองจากการใช้เทคนิคดังกล่าว เพื่อหาโมเดลที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด โดยวัดจากค่าความแม่นยำ (Accuracy) ค่าความเที่ยง (Precision) ค่าเรียกคืน (Recall) และค่าเอฟวัน (F1-Score) แล้วนำโมเดลที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด มาใช้ร่วมกับเว็บแอปพลิเคชันที่พัฒนาขึ้นเพื่อเป็นแนวทางในการช่วยเหลือตัวเองในเบื้องต้นสำหรับผู้ใช้งานที่มีความคิดฆ่าตัวตายในระดับต่ำถึงปานกลาง และให้ข้อมูลการติดต่อเพื่อรับความช่วยเหลือสำหรับผู้ใช้งานที่มีความคิดฆ่าตัวตายในระดับสูง โดยในเว็บแอปพลิเคชันจะมีกล่องข้อความให้ผู้ใช้งานเขียนความคิดหรือความรู้สึกของตนเองที่อยากระบาย และตัวระบบจะเก็บข้อความของผู้ใช้งาน นำมาเข้าโมเดลเพื่อทำนายระดับความคิดฆ่าตัวตาย เมื่อทราบระดับความคิดฆ่าตัวตายที่มีของผู้ใช้แล้วระบบจะนำเสนอแนวทางการช่วยเหลือตัวเองหรือข้อเสนอแนะที่เหมาะสมตามระดับความคิดฆ่าตัวตายทั้ง 6 ระดับ ซึ่งขั้นตอนและวิธีการดำเนินการ แสดงดังรูปที่ 12 โดยแบ่งออกเป็น 4 ขั้นตอน ดังนี้



รูปที่ 12 ภาพรวมของขั้นตอนและวิธีการดำเนินการ

### 3.2 ขั้นตอนการรวบรวมข้อมูล

งานวิจัยทำการรวบรวมข้อมูลจากเครือข่ายสังคมออนไลน์ทวิตเตอร์ โดยใช้ Twitter API สำหรับนักพัฒนา เพื่อทำการดึงข้อความจากทวิตเตอร์ โดยเลือกข้อมูลเฉพาะข้อความที่เป็นภาษาไทยที่มีการติดแฮชแท็ก (#) ที่เกี่ยวข้องกับความคิดฆ่าตัวตาย ได้แก่ #อยากตาย, #วิธีตาย, #ฆ่าตัวตาย, #โรคซึมเศร้า, #ภาวะซึมเศร้า, #ซึมเศร้า, #เครียด และ #การฆ่าตัวตาย การรวบรวมข้อมูลทำโดยการเขียนโปรแกรมภาษาไพทอน (Python) โดยใช้ไลบรารี Tweepy [37] เพื่อรวบรวมข้อความที่ติดแฮชแท็กดังกล่าว และทำการตัดข้อความที่เป็นการ Retweet ออก นั่นคือเลือกเก็บเฉพาะข้อความที่ผู้ใช้งานเป็นผู้โพสต์ด้วยตนเองเท่านั้น ข้อมูลที่ทำการรวบรวมได้แก่ วันเวลาที่โพสต์ ชื่อผู้ใช้งาน ข้อความที่โพสต์ และแฮชแท็ก

จากการรวบรวมข้อมูล ได้ข้อความทั้งหมด 20,138 ข้อความ และจัดเตรียมข้อมูลที่ได้ลงในไฟล์รูปแบบ .csv ตัวอย่างของเครื่องมือที่ได้ทำการพัฒนาสำหรับรวบรวมข้อมูลบนเครือข่ายสังคมออนไลน์ทวิตเตอร์ แสดงดังรูปที่ 13

```

df = pd.DataFrame(columns=['created_at', 'username', 'text'])
msg = []
msgs = []

for tweet in tweepy.Cursor(api.search, q='#โรคซึมเศร้า').items(2000):
    dateT = tweet.created_at
    username = tweet.user.screen_name
    text = tweet.text

    if text[:2] == 'RT':
        continue
    else:
        for i in range(len(text)):
            if text[i] == '#':
                h_text = text[:i].rstrip()
                t_text = text[i:].rstrip()
                break
            else:
                continue

        msg = [dateT, username, h_text, t_text]
        msgs.append(msg)

df = pd.DataFrame(msgs, columns=['DateTime', 'Username', 'Tweet', 'HashTag'])

```

รูปที่ 13 เครื่องมือสำหรับเก็บรวบรวมข้อมูลบนเครือข่ายสังคมออนไลน์ทวิตเตอร์

### 3.3 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการวิเคราะห์

ในขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการวิเคราะห์ประกอบด้วย 5 ขั้นตอนคือ 3.3.1) การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning) 3.3.2) การติดป้ายข้อมูล (Data Labeling) 3.3.3) ตรวจสอบข้อมูลที่ถูกติดป้ายข้อมูล (Data Review) 3.3.4) การตัดแบ่งคำ (Word Tokenization) 3.3.5) การเตรียมชุดข้อมูล (Preparing the Dataset)

#### 3.3.1. Data Cleaning

เนื่องจากข้อมูลบนเครือข่ายสังคมออนไลน์ทวิตเตอร์ส่วนมากเขียนด้วยภาษาที่ไม่เป็นทางการและประกอบด้วยข้อความที่ไม่สามารถนำไปวิเคราะห์ได้ เช่น เครื่องหมายวรรคตอน (Punctuation), HTML Tag, URL หรือ Emoji เป็นต้น วิทยาลัยพณิชยการจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยจึงทำความสะอาดข้อมูลและตรวจสอบความถูกต้องของชุดข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่ต้องการ เพื่อให้ได้ข้อมูลที่เหมาะสมต่อการวิเคราะห์และเพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนรู้ของโมเดล มีรายละเอียดดังนี้

- 1) ลบพื้นที่ว่าง (Space) หัวและท้ายข้อความ ตัวอย่างเช่น “ฉันอยากหายไป” เป็น “ฉันอยากหายไป”
- 2) ลบอีโมจิ (Emoji) และ สัญลักษณ์อารมณ์ (Emoticon) ตัวอย่างเช่น “อยากไปจากโลกนี้สักทีเบื่อแล้ว 😞” เป็น “อยากไปจากโลกนี้สักทีเบื่อแล้ว”
- 3) แก้ไขคำที่สะกดผิดและคำซ้ำด้วยไลบรารี PyThaiNLP [38] ตัวอย่างเช่น “ขอวิธีตายแบบไม่ทรมาณ” เป็น “ขอวิธีตายแบบไม่ทรมาณ”
- 4) ลบเครื่องหมายวรรคตอน (Punctuation) ตัวอย่างเช่น “@”, “!”, “?”, “/”
- 5) ลบ HTML Tag ตัวอย่างเช่น “<body>”, “</font>”, “<tr>”
- 6) ลบ URL ตัวอย่างเช่น “https://t.co/GxChG34a5”
- 7) ลบข้อความที่ไม่มีข้อมูล (Null) และซ้ำซ้อนกัน (Duplicate) เนื่องด้วยหลังทำความสะอาดข้อมูลแล้ว พบว่ามีบางข้อความที่ไม่มีข้อมูลเหลืออยู่และเพื่อไม่ให้มีข้อความเดิมซ้ำซ้อนกัน ซึ่งส่งผลต่อประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโมเดล
- 8) เปลี่ยนชื่อผู้ใช้งานที่เป็นเจ้าของข้อความนั้น ๆ ให้เป็นเลขประจำตัว (User ID) ที่ทำการสร้างขึ้นใหม่เพื่อรักษาความเป็นส่วนตัวของผู้ใช้งาน
- 9) คัดเลือกข้อความอื่น ๆ ที่ไม่เกี่ยวข้องออก เช่น ข้อความโฆษณา, ข้อความให้กำลังใจ

### 3.3.2. Data Labeling

วิทยานิพนธ์นี้นำข้อความที่ผ่านการทำความสะอาดข้อมูลต่าง ๆ จากข้อความทั้งหมด 20,138 ข้อความ ที่รวบรวมจากแฮชแท็กบนทวิตเตอร์ในขั้นตอนก่อนหน้า โดยจำนวนข้อมูลสุทธิหลังจากผ่านขั้นตอนทำความสะอาดข้อมูลและคัดเลือกข้อความที่เกี่ยวข้องกับความคิดฆ่าตัวตาย ข้อมูลคงเหลืออยู่ 5,134 ข้อความ แล้วจึงเตรียมชุดข้อมูลที่ผ่านการคัดเลือกแล้วจำนวนเท่า ๆ กัน ให้กับผู้เชี่ยวชาญซึ่งประกอบด้วยนักจิตวิทยาการปรึกษา 1 คน และนิสิตบัณฑิตศึกษาศาสาจิตวิทยาการปรึกษา คณะจิตวิทยา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย 4 คน ทำการติดป้ายข้อมูล (Label) โดยประเมินจากความคิดเห็นของผู้เชี่ยวชาญว่าแต่ละข้อความนั้นควรจัดอยู่ในความคิดฆ่าตัวตายระดับใด โดยแบ่งออกเป็น 6 ระดับ ได้แก่ 1) Wish to be Dead, 2) Non-Specific Active Suicidal Thoughts, 3) Active Suicidal Ideation with Any Methods (Not Plan) without Intent to Act, 4) Active Suicidal Ideation with Some

Intent to Act without Specific Plan, 5) Active Suicidal Ideation with Specific Plan and Intent และ 6) Others (Not Suicidal Ideation) โดยในแต่ละระดับมีนิยามดังตารางที่ 13

ตารางที่ 13 นิยามของระดับความคิดฆ่าตัวตาย

Level of Suicidal Ideation	Meaning
1	wish to be dead / wish to go to sleep and not wake up / wish to disappear / wish to be not alive anymore
2	thoughts of killing oneself
3	suicidal thoughts with any methods but without a specific plan or intent to act
4	suicidal thoughts without a plan but with some intent to act
5	thoughts of killing oneself with details of plan and some intent to act
Others	not suicidal ideation

### 3.3.3. Data Review

วิทยานิพนธ์นี้ได้มีการจัดประชุมหลังการตีพิมพ์ข้อมูล เพื่อทวนสอบผลการตีพิมพ์ข้อมูลทั้งหมด และหาข้อสรุปร่วมกันในกรณีที่เกิดความเห็นขัดแย้ง ตัวอย่างชุดข้อมูลที่ตีพิมพ์โดยผู้เชี่ยวชาญแล้ว แสดงดังตารางที่ 14

ตารางที่ 14 ตัวอย่างชุดข้อมูลที่เกี่ยวข้องชาญทำการติดป้ายข้อมูล

Level of Suicidal Ideation	Example
Level 1	“ขอโทษนะที่เกิดมาไร้ค่าขนาดนี้”, “ถ้าฉันหายไปคงดีสินะ”
Level 2	“อยากฆ่าตัวตาย”, “เครียดจนอยากฆ่าตัวตายเลย”
Level 3	“แนะนำวิธีฆ่าตัวตายแบบไปไม่ทรมานทีค่ะ”, “มีใครเคยกินยาฆ่าตัวตายมั๊ยคะ”
Level 4	“อยากลองกรีดแขนดูแต่ก็ยังไม่กล้าเจ็บ”, “บางทีแค่มัดคอตัวเองแป๊บเดียวแล้วมันจะจบลงทั้งหมดเรื่องราวทั้งหมดมันจะจบอยู่แค่นี้”
Level 5	“กรีดคอกับกรีดแขนไปแล้ว”, “กินยาไป 50 เม็ดหวังฆ่าตัวตาย แต่ไม่ตาย”
Others	“ฝันอึ้มจนเป็นเรื่องปกติไปแล้ว”, “ไม่ได้พกหอกแต่เครียดปัญหาตัวเอง”

จากการติดป้ายชุดข้อมูลผ่านการคัดเลือกโดยผู้เชี่ยวชาญสามารถสรุปจำนวนการติดป้ายข้อมูลทั้งหมด 5,134 ข้อความ ตามระดับความคิดฆ่าตัวตายทั้ง 6 ระดับ ได้ดังนี้

- 1) Wish to be Dead จำนวนทั้งสิ้น 2,776 ข้อความ
- 2) Non-Specific Active Suicidal Thoughts จำนวนทั้งสิ้น 495 ข้อความ
- 3) Active Suicidal Ideation with Any Methods (Not Plan) without Intent to Act จำนวนทั้งสิ้น 243 ข้อความ
- 4) Active Suicidal Ideation with Some Intent to Act without Specific Plan จำนวนทั้งสิ้น 351 ข้อความ
- 5) Active Suicidal Ideation with Specific Plan and Intent จำนวนทั้งสิ้น 662 ข้อความ
- 6) Others (Not Suicidal Ideation) จำนวนทั้งสิ้น 607 ข้อความ

### 3.3.4. Word Tokenization

เนื่องจากข้อความประกอบไปด้วยคำเรียงต่อกัน ซึ่งข้อความในแต่ละระดับการจำแนกความคิดฆ่าตัวตายมักมีคำทั่วไปที่บ่งบอกได้ถึงระดับความคิดฆ่าตัวตายนั้น ๆ จึงทำให้ผู้วิจัยเลือกใช้ไลบรารี Attacut [39] ในการตัดแบ่งคำภาษาไทยและทำการลบคำที่ไม่สื่อความหมาย (Stopword Removal) โดยใช้ thai\_stopwords ในไลบรารี PyThaiNLP [38] ซึ่งเป็นกลุ่มของคำภาษาไทยที่ไม่สื่อความหมายจำนวนทั้งหมด 1,030 คำ เช่น “นั่น ๆ”, “แม้ว่า”, “คราวนั้น”, “เพราะว่า”, “นอกนั้น” เป็นต้น เมื่อนำข้อความที่ถูกตัดป้ายข้อความมาทำการตัดแบ่งคำภาษาไทยและลบคำที่ไม่สื่อความหมายแล้ว ผู้วิจัยได้ทำการสรุพบคำทั่วไปที่สามารถบ่งบอกถึงระดับความคิดฆ่าตัวตายในแต่ละระดับ แสดงดังตารางที่ 15

ตารางที่ 15 คำทั่วไปที่บ่งบอกถึงระดับความคิดฆ่าตัวตายในแต่ละระดับ

Level of Suicidal Ideation	Common Words
Level 1	เหนื่อย (tried), โลก (earth), หาย (disappear), หลับ (asleep), ตื่น (wake), ชีวิต (life), รู้สึก (feel), มีชีวิต (alive), ตาย (die), ไม่ (not/no), etc.
Level 2	ตาย (die), ฆ่าตัวตาย (suicide), ตัวเอง (myself/ourselves), เหนื่อย (tried), ตอนนี้ (now), หาย (disappear), ทรมาน (suffer), ชีวิต (life), หลับ (asleep), ทำ (do), รู้สึก (feel), ความคิด (thought) etc.
Level 3	วิธี (method), ฆ่าตัวตาย (suicide), ทรมาน (suffer), เจ็บ (pain), ตาย (die) ตัวเอง (myself/ourselves), ทำร้าย (injure), ไหม (right?), ไม่ต้อง (do not), กิน (eat), ยา (medicine), ตาย (die) etc.
Level 4	ทำร้าย (injure), ดี (good), กรีด (cut), ผูกคอตาย (hang), แขน (arm), ยา (medicine), เลือด (blood), สำเร็จ (complete), โดด (jump), ตาย (die) etc.
Level 5	ตาย (die), กรีด (cut), ทำร้าย (injure), ฆ่าตัวตาย (suicide), สำเร็จ (complete), ผูกคอ (hang), แผล (wound), เลือด (blood) etc.
Others	เหนื่อย (tired), คน (person), ชีวิต (life), มีความสุข (happy), คนอื่น (other), รู้สึก (feel), มีชีวิต (alive), ทำ (do) etc.

จากนั้นนำเอาผลลัพธ์ที่ได้มาคำนวณหาจำนวนคำที่ถูกพบมากที่สุดในแต่ละระดับความคิดฆ่าตัวตายในรูปแบบของเวิร์ดคลาวด์ (Word Cloud) ดังรูปที่ 14, 15, 16 ,17, 18 และ 19 ตามลำดับ

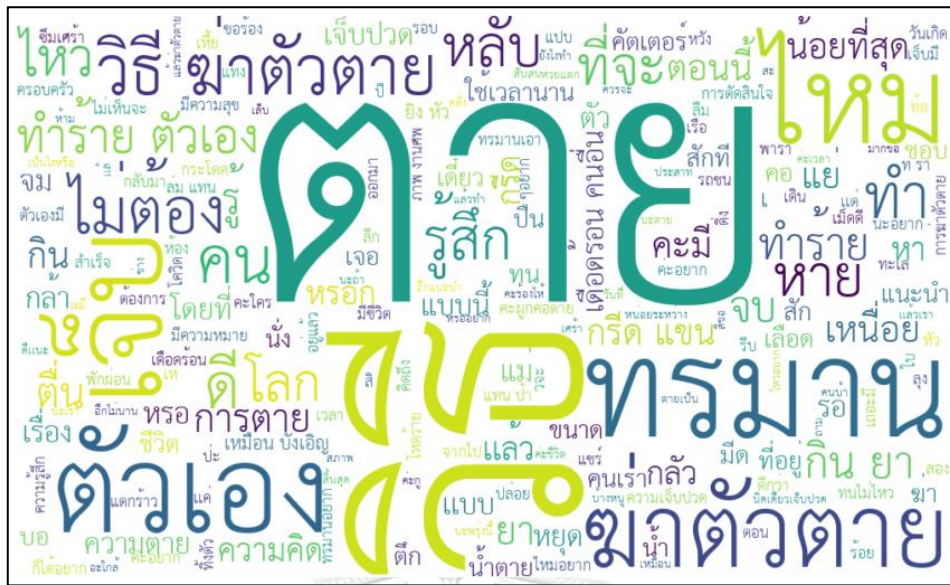


รูปที่ 14 เวิร์ดคลาวด์ของความคิดฆ่าตัวตายระดับที่ 1



รูปที่ 15 เวิร์ดคลาวด์ของความคิดฆ่าตัวตายระดับที่ 2





รูปที่ 16 เวิร์ดคลาวด์ของความคิดฆ่าตัวตายระดับที่ 3



รูปที่ 17 เวิร์ดคลาวด์ของความคิดฆ่าตัวตายระดับที่ 4



รูปที่ 18 เวิร์ดคลาวด์ของความคิดฆ่าตัวตายระดับที่ 5



รูปที่ 19 เวิร์ดคลาวด์ที่ไม่เกี่ยวข้องกับความคิดฆ่าตัวตาย

### 3.3.5. การจัดเตรียมชุดข้อมูล (Preparing the Dataset)

วิทยานิพนธ์นี้ทำการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นชุดข้อมูลฝึก (Training Set) และชุดข้อมูลทดสอบ (Test Set) ด้วยวิธีการสุ่มตัวอย่างแบบแบ่งชั้น (Stratified Random Sampling) และใช้เทคนิค 10-Fold Cross Validation นอกจากนี้เนื่องจากจำนวนข้อมูลในแต่ละคลาสมีความแตกต่างกัน โดยเฉพาะความคิดฆ่าตัวตายระดับที่ 3 นั่นคือ Active Suicidal Ideation with Any Methods (Not Plan) without Intent to Act มีจำนวนทั้งสิ้นเพียง 243 ข้อความ ในขณะที่ความคิดฆ่าตัวตายระดับที่ 1 หรือ Wish to be Dead มีจำนวนถึง 2,776 ข้อความ จากข้อมูลทั้งหมด 5,134 ข้อความ ทำให้เกิดความไม่สมดุลของคลาสในชุดข้อมูล ผู้วิจัยจึงใช้เทคนิค Oversampling ในการสังเคราะห์ข้อมูลเพิ่มกับชุดข้อมูลฝึกที่มีลักษณะสัดส่วนของคลาสของข้อมูลไม่เท่ากัน (Data Imbalancing) โดยการสร้างข้อมูลขึ้นมาใหม่ด้วยการสังเคราะห์ข้อมูลที่แตกต่างเพียงเล็กน้อยจากชุดข้อมูลฝึกที่มีอยู่ โดยใช้ Corpus ของ thai2fit\_wv [41] ซึ่งคำศัพท์ใน Corpus นี้จะถูกเก็บไว้ในตัวแปรที่มีจำนวนทั้งหมด 51,358 คำ ในแต่ละคำจะอยู่ในรูปของ Word Vector ขนาด 300 มิติ บางส่วนของคำศัพท์แสดงดังรูปที่ 20

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
ที่	0.308956	-0.097699	0.116745	0.215612	0.015768	-0.064163	0.062168	0.039649	0.864940	0.846904
และ	0.010751	-0.618971	0.129665	0.035460	-0.007560	0.027607	0.397824	0.026543	0.254075	0.168328
เป็น	-0.015736	-0.258926	0.052953	0.153728	-0.005985	-0.021081	0.041088	0.057312	1.633230	0.442729
ของ	-0.189711	-0.174774	0.171124	-0.186771	0.054294	-0.114150	-1.109456	-0.094466	-0.447015	0.042377
มี	-0.156962	-0.231863	0.080312	0.323157	0.215695	0.055145	0.420794	0.016842	0.256759	0.832864
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
โลดฟ	0.003361	-0.016570	-0.087134	0.010009	-0.024552	-0.023878	-0.016818	-0.004438	-0.009342	0.021095
ไหน ว่า	0.004052	-0.017273	-0.086782	0.009518	-0.024050	-0.024528	-0.016455	-0.003854	-0.009640	0.020903
ไอซ์ที	0.003284	-0.018590	-0.087451	0.010155	-0.024508	-0.022246	-0.016468	-0.006843	-0.009797	0.022212
ไอบู ไปร เฟน	0.001181	-0.018887	-0.089136	0.010626	-0.025262	-0.022990	-0.016576	-0.002285	-0.009721	0.021497
ไอลูน	0.003489	-0.017758	-0.086213	0.009525	-0.023742	-0.022018	-0.016291	-0.003616	-0.009784	0.020153

51358 rows × 300 columns

รูปที่ 20 ตัวอย่างคำศัพท์และ word vector ที่อยู่ในคลังคำศัพท์ thai2fit\_wv

ผู้วิจัยใช้ลักษณะทางภาษาของผู้มีความคิดฆ่าตัวตายมาเป็นแนวทางในการสังเคราะห์ข้อมูลเพิ่ม เนื่องจากข้อความมักมีการใช้สรรพนามบุรุษที่หนึ่ง (First-Person Pronoun) ซึ่งสะท้อนถึงการรักษาระยะห่างจากผู้อื่นและเพ่งความสนใจไปที่ตนเองในบุคคลที่มีภาวะซึมเศร้าและคิดฆ่าตัวตาย [42], [43] ผู้วิจัยจึงใช้การแทนที่คำสรรพนามบุรุษที่หนึ่งในข้อความด้วยคำใกล้เคียงกัน เพื่อสร้างข้อความใหม่ นอกจากนี้ยังแทนที่คำบุรุษสรรพนาม (Personal Pronoun) อื่นด้วยคำที่ใกล้เคียงกันร่วมด้วย เพื่อเพิ่มความหลากหลายให้กับข้อความที่สร้างขึ้นใหม่

ข้อความในชุดข้อมูลฝึกที่ทำการตัดแบ่งคำแล้วจะถูกนำมาสังเคราะห์โดยการหาค่าประเภท First-Person Pronoun และ Personal Pronoun ที่ใกล้เคียงกับคำประเภทเดียวกันในชุดข้อมูลฝึกมากที่สุด โดยวิธีการหาค่าความคล้าย (Cosine Similarity) [40] ระหว่าง Word Vector ของคำสองคำแล้วนำเอาคำที่มีค่า Cosine Similarity มากกว่า 0.5 ขึ้นไป มาทำการสร้างชุดข้อมูลฝึกเพิ่มเติม ตัวอย่างของคำที่มีความคล้ายกับคำในชุดข้อมูลฝึกแสดงดังตารางที่ 16

ตารางที่ 16 ตัวอย่างคำที่มีความคล้ายกับคำในชุดข้อมูลฝึกและค่าความคล้าย

คำในชุดข้อมูลฝึก	คำที่มีความคล้าย	ค่าความคล้าย (Cosine Similarity)
เรา	พวกเรา	0.7987
	ฉัน	0.6988
	ผม	0.6764
	กู	0.6283
	เค้า	0.5517
เขา	เธอ	0.7846
	พวกเขา	0.7263
	คุณ	0.6912
	หล่อน	0.6648
	พวกคุณ	0.5721

จากนั้นนำค่าที่มีค่าความคล้ายมาใช้ในการสร้างชุดข้อมูลฝึกเพิ่มเติม โดยแทนค่าที่ใกล้เคียงกับค่าในชุดข้อมูลฝึกลงไปตำแหน่งของค่าในประโยคเดิม โดยที่ชุดข้อมูลฝึกใหม่ยังคงเป็นข้อความที่มีความหมายใกล้เคียงกับข้อความของชุดข้อมูลฝึกเดิม จำนวนข้อมูลฝึกและข้อมูลทดสอบทั้งหมดในแต่ละรอบของการเทรนโมเดลหลังจากใช้เทคนิค Cosine Similarity ในการสังเคราะห์ข้อมูลฝึกเพิ่มเติม แสดงดังตารางที่ 17

ตารางที่ 17 จำนวนข้อมูลฝึกและข้อมูลทดสอบทั้งหมดในแต่ละรอบของการเทรนโมเดลหลังจากใช้เทคนิค Cosine Similarity ในการสังเคราะห์ข้อมูลฝึกเพิ่มเติม

Level of Suicidal Ideation	Labeled Data	Labeled Data as Training Data (90%)	Synthesized Data as Training Data	Total Training Data	Labeled Data as Test Data (10%)
Level 1	2,776	~ 2498	~ 223	~ 2,721	~ 278
Level 2	495	~ 445	~ 2,276	~ 2,721	~ 50
Level 3	243	~ 219	~ 2,502	~ 2,721	~ 24
Level 4	351	~ 316	~ 2,405	~ 2,721	~ 35
Level 5	662	~ 596	~ 2,126	~ 2,722	~ 66
Others	607	~ 546	~ 2,175	~ 2,721	~ 61

ในแต่ละรอบของการทำ 10-Fold Cross Validation จะทำการสังเคราะห์ข้อความในชุดข้อมูลฝึกเพิ่มเติมให้จำนวนข้อมูลของแต่ละระดับในชุดข้อมูลฝึกมีจำนวนใกล้เคียงกันที่ประมาณ 2,721 ข้อความ ซึ่งจะทำให้มีจำนวนข้อมูลฝึกรวมทั้ง 6 ระดับในแต่ละรอบมีจำนวนประมาณ 16,330 ข้อความและข้อมูลทดสอบในแต่ละรอบจำนวนประมาณ 514 ข้อความ ตัวอย่างข้อความและการสังเคราะห์ชุดข้อมูลฝึกแสดงดังรูปที่ 21

'ถ้าเราตายไปยิ่งดีซะกว่ามาจมน้ำกับความรู้สึกแยที่ไม่มีที่สิ้นสุดแบบนี้จบสักทีเถอะ',  
 'ถ้าฉันตายไปยิ่งดีซะกว่ามาจมน้ำกับความรู้สึกแยที่ไม่มีที่สิ้นสุดแบบนี้จบสักทีเถอะ',  
 'ถ้าคุณตายไปยิ่งดีซะกว่ามาจมน้ำกับความรู้สึกแยที่ไม่มีที่สิ้นสุดแบบนี้จบสักทีเถอะ',  
 'ถ้าพวกเราตายไปยิ่งดีซะกว่ามาจมน้ำกับความรู้สึกแยที่ไม่มีที่สิ้นสุดแบบนี้จบสักทีเถอะ',  
 'ถ้าผมตายไปยิ่งดีซะกว่ามาจมน้ำกับความรู้สึกแยที่ไม่มีที่สิ้นสุดแบบนี้จบสักทีเถอะ',  
 'ถ้าเค้าตายไปยิ่งดีซะกว่ามาจมน้ำกับความรู้สึกแยที่ไม่มีที่สิ้นสุดแบบนี้จบสักทีเถอะ',  
 'โลกใบนี้มันโหดร้ายเกินไปแล้วเราขอวิธีฆ่าตัวตายหน่อย',  
 'โลกใบนี้มันโหดร้ายเกินไปแล้วฉันขอวิธีฆ่าตัวตายหน่อย',  
 'โลกใบนี้มันโหดร้ายเกินไปแล้วกูขอวิธีฆ่าตัวตายหน่อย',  
 'โลกใบนี้มันโหดร้ายเกินไปแล้วผมขอวิธีฆ่าตัวตายหน่อย',  
 'โลกใบนี้มันโหดร้ายเกินไปแล้วเค้าขอวิธีฆ่าตัวตายหน่อย',  
 'ทำยังไงถึงจะตายแบบไม่เจ็บและทรมานหรือเราไม่ไหวแล้ว',  
 'ทำยังไงถึงจะตายแบบไม่เจ็บและทรมานหรือฉันไม่ไหวแล้ว',  
 'ทำยังไงถึงจะตายแบบไม่เจ็บและทรมานหรือกูไม่ไหวแล้ว',  
 'ทำยังไงถึงจะตายแบบไม่เจ็บและทรมานหรือผมไม่ไหวแล้ว',  
 'ทำยังไงถึงจะตายแบบไม่เจ็บและทรมานหรือเค้าไม่ไหวแล้ว'

### รูปที่ 21 ตัวอย่างข้อความและการสังเคราะห์ชุดข้อมูลฝึก

เมื่อสังเคราะห์ชุดข้อมูลฝึกเพิ่มเติมครบตามจำนวนสำหรับแต่ละรอบพร้อมกับชุดข้อมูลทดสอบที่แบ่งไว้ก่อนหน้านี้สำหรับแต่ละรอบแล้ว ในขั้นถัดไปจะเป็นการสร้างโมเดลจากชุดข้อมูลฝึกและประเมินประสิทธิภาพของโมเดลด้วยชุดข้อมูลทดสอบ

### 3.4 ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างโมเดล

ชุดข้อมูลฝึกและข้อมูลทดสอบสำหรับ 10-Fold Cross Validation จะถูกนำมาสร้างโมเดลการจำแนกระดับความคิดฆ่าตัวตายจากข้อความโดยใช้อัลกอริทึม Random Forest, XGBoost, SVM และ LSTM โดยมีรายละเอียดดังนี้

#### 3.4.1. Feature Extraction

สำหรับการสร้างโมเดลด้วยอัลกอริทึม Random Forest, XGBoost และ SVM จะแทนข้อความในชุดข้อมูลฝึกและข้อมูลทดสอบด้วยวิธีการทำ TF-IDF Vector

สำหรับการสร้างโมเดลด้วยอัลกอริทึม LSTM จะแทนข้อความในชุดข้อมูลฝึกและข้อมูลทดสอบด้วยวิธีการทำ Word Embedding โดยใช้ Word2Vec ทำการแปลงคำที่ได้จากการขั้นตอนการตัดแบ่งคำให้อยู่ในรูปแบบของตัว Word Vector

### 3.4.2. การสร้างโมเดล (Modeling)

เมื่อทำการแปลงข้อความในชุดข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบของตัวเลขแล้วจะนำผลลัพธ์ที่ได้มาทำการพัฒนาโมเดล โดยจะทดลองใช้อัลกอริทึม Random Forest, XGBoost, SVM และ LSTM ในการทดสอบ รวมถึงทำการปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ในแต่ละอัลกอริทึม โดยใช้ไลบรารี GridSearchCV [44] เพื่อให้ได้ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการสร้างโมเดลกับชุดข้อมูลนี้ โดยที่อัลกอริทึม LSTM จะเป็นแบบ Bidirectional จะทำการทดลองปรับลดและเพิ่มจำนวน Layers ในการสร้างโมเดล ชั้นสุดท้ายที่ใช้ในการทำนายผลทั้ง 6 ลักษณะจะใช้เป็น Dense ที่ใช้ Activation Function คือ Softmax จำนวน 6 nodes ตามจำนวนผลลัพธ์ของรูปแบบที่จะมีอยู่ 6 ลักษณะ และในแต่ละ Layers มีการปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ดังนี้

#### 1) อัลกอริทึม Random Forest

- ทดลองปรับแต่ง n\_estimators ที่มีค่าในช่วงตั้งแต่ 10 ถึง 1,000
- ทดลองปรับแต่ง max\_features ที่มีค่าเป็น auto, sqrt, 0.25, 0.5 และ 1
- ทดลองปรับแต่ง max\_depth ที่มีค่าในช่วงตั้งแต่ 1 ถึง 100
- ทดลองปรับแต่ง min\_samples\_split ที่มีค่าตั้งแต่ 2, 5 และ 10
- ทดลองปรับแต่ง min\_samples\_leaf ที่มีค่าตั้งแต่ 1, 2, 4 และ 6
- ทดลองปรับแต่ง bootstrap เป็นแบบ True และ False

#### 2) อัลกอริทึม XGBoost

- ทดลองปรับแต่ง n\_estimators ที่มีค่าในช่วงตั้งแต่ 10 ถึง 1,000
- ทดลองปรับแต่ง max\_features ที่มีค่าเป็น auto, sqrt, 0.25, 0.5 และ 1
- ทดลองปรับแต่ง max\_depth ที่มีค่าในช่วงตั้งแต่ 1 ถึง 100
- ทดลองปรับแต่ง min\_samples\_split ที่มีค่าตั้งแต่ 2, 5 และ 10
- ทดลองปรับแต่ง min\_samples\_leaf ที่มีค่าตั้งแต่ 1, 2, 4 และ 6
- ทดลองปรับแต่ง bootstrap เป็นแบบ True และ False

## 3) อัลกอริทึม SVM

- ทดลองปรับแต่ง C Parameter ที่มีค่าตั้งแต่ 0.1, 1, 10, 100 และ 1,000
- ทดลองปรับแต่งค่า Gamma ที่มีค่าตั้งแต่ 1, 0.1, 0.01, 0.001 และ 0.0001
- ทดลองปรับแต่ง Kernel เป็นแบบ linear, rbf, poly และ sigmoid
- ทดลองปรับแต่งรูปแบบของ Support Vector ในแบบ SVC และ LinearSVC
- ทดลองปรับแต่ง Decision Function Shape ในรูปแบบ ovo (One-VS-One) หรือ ovr (One-VS-Rest)

## 4) อัลกอริทึม LSTM

- ทดลองปรับแต่งจำนวน Node โดยจะทดลองใช้จำนวน Node ที่มีค่าตั้งแต่ 8, 16, 32, 64 และ 128 Nodes
- ทดลองปรับแต่งจำนวน Epoch ที่มีค่าตั้งแต่ 25, 50, 100, 200, 500, และ 1,000
- ทดลองปรับแต่งจำนวน Dropout ที่มีค่าในช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1
- ทดลองปรับแต่งจำนวน L2 Regularization ใน Dense Layer ที่มีค่าตั้งแต่ 0.1, 0.01, 0.001, 0.0001 และ 0.00001
- ทดลองปรับแต่งจำนวน Learning Rate ที่มีค่าตั้งแต่ 0.1, 0.01, 0.0001 และ 0.00001
- ทดลองปรับแต่งรูปแบบ Activation Function ได้แก่ ReLU และ Tanh

จากการปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ในแต่ละอัลกอริทึม จึงได้ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมในการสร้างโมเดล โดยจะแสดงรายละเอียดของแต่ละอัลกอริทึมดังตารางที่ 18 และ 19



ตารางที่ 18 ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของอัลกอริทึม Random Forest และ XGBoost

Random Forest	XGBoost
N_estimators: 390	N_estimators: 650
Max_features: Sqrt	Max_features: Auto
Max_depth: 70	Max_depth: 100
Min_samples_split: 10	Min_samples_split: 4
Bootstrap: False	Bootstrap: False

ตารางที่ 19 ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของอัลกอริทึม SVM และ LSTM

SVM	LSTM
Support Vector: SVC	Layer 1: Bidirectional, 128 units
IDF = True	Layer 1 Dropout: 0.3
C Parameter: 10	Layer 2: Bidirectional, 64 units
Gamma: 1	Layer 2 Dropout: 0.3
Kernel: Sigmoid	Dense Layer: 32 units Activation Function: ReLU L2 Regularize: 0.001
Decision Function Shape: ovo	Dense Layer: 6 units Activation Function: Softmax
	Optimizers: Adam
	Learning Rate: 0.0001
	Epoch: 1000

### 3.5 การประเมินประสิทธิภาพโมเดล

โมเดลที่ได้จากการเทรนโมเดลในแต่ละรอบของอัลกอริทึม Random Forest, XGBoost, SVM และ LSTM จะถูกนำมาประเมินประสิทธิภาพของการจำแนกข้อความที่มีความคิดฆ่าตัวตายทั้ง

6 ลักษณะด้วยการวัดค่า F1-Score, Precision, Recall และ Accuracy โดยใช้วิธี Weighted Averaging จากนั้นจะนำผลลัพธ์ของการประเมินประสิทธิภาพจากการเทรนโมเดลทั้ง 10 รอบ มาหาค่าเฉลี่ยเพื่อนำมาสรุปผลของการประเมินประสิทธิภาพในการจำแนกข้อความที่มีความคิดฆ่าตัวตายของอัลกอริทึมนั้น ๆ ในการวัดค่าการประเมินประสิทธิภาพในแต่ละรอบ ผู้วิจัยจะใช้เครื่องมือในการประเมินผลจากไลบรารีของ sklearn.metrics [45] ผลลัพธ์ที่ได้จากการประเมินประสิทธิภาพเปรียบเทียบในแต่ละอัลกอริทึม แสดงรายละเอียดดังตารางที่ 20

ตารางที่ 20 ผลเปรียบเทียบการประเมินประสิทธิภาพโดยรวมในแต่ละอัลกอริทึมซึ่งได้จากการทำ 10-Fold Cross Validation

Algorithm	F1-Score	Precision	Recall	Accuracy
Random Forest	0.8141	0.8278	0.8193	0.8848
XGBoost	0.8176	0.8250	0.8212	0.8935
SVM	0.8497	0.8526	0.8537	0.9074
LSTM	<b>0.9388</b>	<b>0.9368</b>	<b>0.9415</b>	<b>0.9502</b>

จากผลการประเมินประสิทธิภาพในแต่ละอัลกอริทึมพบว่าอัลกอริทึม LSTM ได้ผลที่มีประสิทธิภาพโดยรวมสูงที่สุดในทุก ๆ ค่าของตัววัดประสิทธิภาพ โดยมีค่า F1-Score 93.88%, ค่า Precision 93.68%, ค่า Recall 94.25% และค่า Accuracy 95.02%

ผลการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่แยกตามระดับความคิดฆ่าตัวตายทั้ง 6 ระดับ ได้แก่ 1) Wish to be Dead, 2) Non-Specific Active Suicidal Thoughts, 3) Active Suicidal Ideation with Any Methods (Not Plan) without Intent to Act, 4) Active Suicidal Ideation with Some Intent to Act without Specific Plan, 5) Active Suicidal Ideation with Specific Plan and Intent และ 6) Others (Not Suicidal Ideation) เมื่อพิจารณาค่าตัววัด F1-Score, ค่า Precision, ค่า Recall และ ค่า Accuracy แสดงผลดังตารางที่ 21, 22, 23 และ 24 ตามลำดับ

ตารางที่ 21 ผลเปรียบเทียบการประเมินประสิทธิภาพของความคิดฆ่าตัวตายทั้ง 6 ระดับด้วยค่าตัววัด F1-Score

Level of Suicidal Ideation	Random Forest	XGBoost	SVM	LSTM
Level 1	0.9135	0.9156	0.9272	<b>0.9615</b>
Level 2	0.7820	0.7572	0.7930	<b>0.8790</b>
Level 3	0.7049	0.6734	0.7352	<b>0.8752</b>
Level 4	0.5048	0.4707	0.5962	<b>0.8916</b>
Level 5	0.6547	0.6853	0.7603	<b>0.9347</b>
Others	0.7801	0.8194	0.8299	<b>0.9409</b>

ตารางที่ 22 ผลเปรียบเทียบการประเมินประสิทธิภาพของความคิดฆ่าตัวตายทั้ง 6 ระดับด้วยค่าตัววัด Precision

Level of Suicidal Ideation	Random Forest	XGBoost	SVM	LSTM
Level 1	0.9190	0.9360	0.9440	<b>0.9660</b>
Level 2	0.7240	0.6880	0.7300	<b>0.8500</b>
Level 3	0.7500	0.6820	0.7730	<b>0.9020</b>
Level 4	0.6810	0.5800	0.6580	<b>0.8720</b>
Level 5	0.7920	0.7540	0.8080	<b>0.9510</b>
Other	0.6510	0.7050	0.7280	<b>0.9100</b>

ตารางที่ 23 ผลเปรียบเทียบการประเมินประสิทธิภาพของความคิดฆ่าตัวตายทั้ง 6 ระดับด้วยค่าตัววัด Recall

Level of Suicidal Ideation	Random Forest	XGBoost	SVM	LSTM
Level 1	0.9080	0.8960	0.9110	<b>0.9570</b>
Level 2	0.8500	0.8420	0.8680	<b>0.9100</b>
Level 3	0.6650	0.6650	0.7010	<b>0.8500</b>
Level 4	0.4010	0.3960	0.5450	<b>0.9120</b>
Level 5	0.5580	0.6280	0.7180	<b>0.9190</b>
Other	0.9730	<b>0.9780</b>	0.9650	0.9740

ตารางที่ 24 ผลเปรียบเทียบการประเมินประสิทธิภาพของความคิดฆ่าตัวตายทั้ง 6 ระดับด้วยค่าตัววัด Accuracy

Level of Suicidal Ideation	Random Forest	XGBoost	SVM	LSTM
Level 1	0.9432	0.9586	0.9601	<b>0.9608</b>
Level 2	0.8720	0.8720	0.8960	<b>0.9136</b>
Level 3	0.7792	0.7625	0.8000	<b>0.8792</b>
Level 4	0.5771	0.5771	0.6051	<b>0.9371</b>
Level 5	0.7833	0.7795	0.8288	<b>0.9394</b>
Other	0.9574	0.9705	0.9770	<b>0.9787</b>

จากการพิจารณาค่าตัววัดในตารางที่ 21 – 24 พบว่าอัลกอริทึม LSTM มีประสิทธิภาพในการทำนายความคิดฆ่าตัวตายแต่ละระดับได้ดีกว่าอัลกอริทึมแบบอื่น ๆ ค่า Accuracy ของอัลกอริทึม LSTM มีค่าสูงอยู่ระหว่าง 87.92% ถึง 97.87% สำหรับทุกระดับ การประเมินความคิดฆ่าตัวตายจำเป็นต้องตรวจพบข้อความที่สื่อถึงการฆ่าตัวตายให้ได้มากที่สุด เพื่อให้สามารถป้องกันการฆ่าตัวตาย

ได้ทันเวลา ซึ่งค่า Recall ของ LSTM มีค่าอยู่ระหว่าง 85.00% ถึง 97.40% สำหรับทุกระดับ โดยเฉพาะระดับความคิดฆ่าตัวตายที่มีความเสี่ยงในการฆ่าตัวตายสูง คือระดับความคิดฆ่าตัวตายระดับที่ 4) Active Suicidal Ideation with Some Intent to Act without Specific Plan และระดับที่ 5) Active Suicidal Ideation with Specific Plan and Intent ซึ่งเป็นกรณีที่ร้ายแรงและควรเฝ้าระวังที่สุด เนื่องจากมีความตั้งใจและมีการวางแผนในการฆ่าตัวตายที่ชัดเจน ค่า Recall ของ LSTM ในระดับความคิดฆ่าตัวตายที่มีความเสี่ยงสูงทั้ง 2 ระดับมีค่าสูงอยู่ที่ 91.20% และ 91.90% ตามลำดับ ถึงแม้ว่าค่า Recall ของการทำนายระดับความคิดฆ่าตัวตายระดับที่ 6) Others (Not Suicidal Ideation) ของอัลกอริทึม XGBoost จะมีประสิทธิภาพสูงสุดที่ 97.80% ก็ตาม แต่ก็ใกล้เคียงมากกับอัลกอริทึม LSTM ที่มีประสิทธิภาพอยู่ที่ 97.40% ในขณะที่เดียวกันหากมีการจำแนกระดับความคิดฆ่าตัวตายผิดพลาดอาจทำให้เกิดกระบวนการที่ไม่เหมาะสมในการป้องกันการพยายามฆ่าตัวตายได้ ซึ่งค่า Precision ของอัลกอริทึม LSTM มีค่าสูงอยู่ระหว่าง 85.00% ถึง 96.60% สำหรับทุกระดับ และค่า F1-Score มีค่าสูงที่สุดอยู่ที่ 96.15%, 87.90%, 87.52%, 93.47% และ 94.09% สำหรับความคิดฆ่าตัวตายทั้ง 6 ระดับ ตามลำดับ จากผลลัพธ์ดังกล่าวจึงเลือกอัลกอริทึม LSTM เป็นโมเดลที่ดีที่สุด

เมื่อพิจารณาเปรียบเทียบผลลัพธ์ของอัลกอริทึม LSTM สำหรับระดับต่าง ๆ พบว่าระดับที่ 1) Wish to be Dead และ 6) Others (Not Suicidal Ideation) มีค่า Accuracy อยู่ที่ 96.08% และ 97.87% ตามลำดับ ซึ่งสูงกว่าระดับที่ 2, 3, 4 และ 5 ที่มีค่าอยู่ระหว่าง 87.92% ถึง 93.94% โดยรูปแบบนี้สอดคล้องกับรูปแบบของค่า F1-Score เช่นกัน ซึ่งระดับที่ 1) Wish to be Dead และ 6) Others (Not Suicidal Ideation) มีค่า F1-Score อยู่ที่ 96.15% และ 94.09% ตามลำดับ ซึ่งสูงกว่าระดับที่ 2, 3, 4 และ 5 ที่มีค่าอยู่ระหว่าง 87.52% ถึง 93.47% เนื่องจากข้อความที่มีความคิดฆ่าตัวตายในระดับที่ 1) Wish to be Dead แสดงถึงความปรารถนาที่ไม่ต้องการมีชีวิตแต่ไม่ได้แสดงให้เห็นถึงการฆ่าตัวตายใด ๆ เช่นเดียวกับระดับที่ 6) Others (Not Suicidal Ideation) แสดงอารมณ์อื่น ๆ ที่ไม่ได้เกี่ยวข้องกับความคิดฆ่าตัวตาย ทำให้ผลการตัดคำในชุดข้อมูลไม่แสดงคำที่เกี่ยวข้องกับการฆ่าตัวตาย เช่น “ฆ่าตัวตาย” หรือ “การฆ่าตัวตาย” ส่งผลให้ง่ายต่อการจำแนกความแตกต่างระหว่างข้อความที่มีความคิดฆ่าตัวตายในระดับที่ 1) Wish to be Dead และ 6) Others (Not Suicidal Ideation) ออกจากข้อความที่มีความคิดฆ่าตัวตายในระดับ 2, 3, 4 และ 5 ในขณะเดียวกันค่า Accuracy และ F1-Score ของอัลกอริทึม LSTM ที่ทำนายข้อความที่มีความคิดฆ่าตัวตายในระดับที่ 3) Active Suicidal Ideation with Any Methods (Not Plan) without Intent to Act

มีค่าต่ำสุดอยู่ที่ 87.92% และ 87.52% ตามลำดับ เนื่องจากโมเดลไม่สามารถทำนายได้อย่างถูกต้องเสมอไปว่าข้อความที่กล่าวถึงวิธีการฆ่าตัวตายที่เฉพาะเจาะจงเป็นเพียงความคิดที่เกี่ยวกับวิธีการฆ่าตัวตายนั้น ๆ หรือเป็นความพยายามตั้งใจที่จะฆ่าตัวตาย หรือเป็นการวางแผนที่มีเจตนาในการฆ่าตัวตาย

จากนั้นผู้วิจัยจึงได้ทำการพิจารณารายละเอียดของข้อมูลเพิ่มเติมในส่วนของผลการทำนายที่คลาดเคลื่อนในแต่ละระดับความคิดฆ่าตัวตายทั้ง 6 ระดับจากการเทรนโมเดล LSTM ในแต่ละรอบ แล้วนำมาคิดค่าเฉลี่ยของ False Negative Rate ในระดับความคิดฆ่าตัวตายแต่ละระดับ แสดงดังตารางที่ 25

ตารางที่ 25 ค่าเฉลี่ยของ False Negative Rate ในระดับความคิดฆ่าตัวตายแต่ละระดับจากการเทรนโมเดล LSTM ทั้ง 10 รอบ

Predicted \ Actual	Level 1	Level 2	Level 3	Level 4	Level 5	Others
Level 1		<b>2.59%</b>	1.40%	0.83%	1.14%	1.67%
Level 2	<b>6.40%</b>		1.20%	2.00%	1.40%	0.60%
Level 3	4.17%	2.92%		<b>7.08%</b>	1.67%	0.42%
Level 4	1.14%	1.71%	1.14%		<b>6.29%</b>	0.00%
Level 5	1.82%	0.76%	1.36%	<b>4.39%</b>		0.76%
Others	<b>2.13%</b>	0.98%	0.49%	0.49%	0.33%	

จากตารางที่ 25 พบว่าการทำนายผิดพลาดส่วนมากเกิดขึ้นระหว่างระดับความคิดฆ่าตัวตายที่ใกล้เคียงกัน ผลการทำนายจากระดับที่ 3 ถูกทำนายผิดเป็นระดับที่ 4 มากที่สุดมีค่า FNR อยู่ที่ 7.08% ซึ่งสอดคล้องกับตารางที่ 23 คือ ระดับที่ 3 มีค่า Recall ต่ำ เมื่อพิจารณาข้อความแล้วพบว่าข้อความที่พบในระดับความคิดฆ่าตัวตายระดับที่ 3 เป็นข้อความที่มีรูปแบบการใช้คำในประโยคที่ระบุถึงวิธีการฆ่าตัวตายซึ่งใกล้เคียงกับระดับที่ 4 เช่น ฆ่าตัวตาย, ตาย, ทำร้าย, ยา, เจ็บ, กินยา, คัดเตอร์ เป็นต้น รองลงมาคือผลการทำนายจากระดับที่ 2 ถูกทำนายผิดเป็นระดับที่ 1 มีค่า FNR อยู่ที่ 6.40% เนื่องจากข้อความที่พบในระดับความคิดฆ่าตัวตายระดับที่ 2 เป็นข้อความที่มีรูปแบบการใช้คำใน

ประโยคที่ใกล้เคียงกับระดับที่ 1 เช่น เหนื่อย, ตาย, รู้สึก, หาย, มีชีวิต, โลก, ตัวเอง เป็นต้น หากไม่พบรูปแบบประโยคที่บ่งบอกความคิดฆ่าตัวตายระดับที่ 2 อย่างชัดเจน เช่น ฆ่าตัวตาย, เจ็บ, ความตาย เป็นต้น ถัดมาคือผลการทำนายจากระดับที่ 4 ถูกทำนายผิดเป็นระดับที่ 5 มีค่า FNR อยู่ที่ 6.29% และผลการทำนายจากระดับที่ 5 ถูกทำนายผิดเป็นระดับที่ 4 มีค่า FNR อยู่ที่ 4.39% ซึ่งข้อความที่พบในระดับความคิดฆ่าตัวตายทั้งระดับที่ 4 และ 5 มีความรุนแรงใกล้เคียงกัน จึงยากที่จะจำแนกความพยายามตั้งใจฆ่าตัวตายจากเจตนาที่จะฆ่าตัวตายโดยมีการวางแผนที่ชัดเจน และผลการทำนายจากระดับที่ 1 ถูกทำนายผิดเป็น Others มีค่า FNR อยู่ที่ 2.59% สอดคล้องกับค่า Recall ที่มีค่าสูงเมื่อเทียบกับระดับความคิดฆ่าตัวตายระดับอื่น ๆ ตัวอย่างข้อความที่ทำนายผิดจากระดับหนึ่งเป็นอีกระดับหนึ่ง แสดงดังตารางที่ 26

ตารางที่ 26 ตัวอย่างข้อความที่ทำนายผิดจากระดับหนึ่งเป็นอีกระดับหนึ่ง

Actual	Predicted	Tweet
Level 1	Level 2	เราแค่เหนื่อยอะแต่ก็เดี๋ยวก็ตายและเนอะเป็นแบบนี้ถึงเมื่อไหร่กัน
Level 2	Level 1	เมื่อถึงจุดหนึ่งเราอาจต้องการแค่ลมหายใจที่สงบนิ่งและหัวใจที่หยุดเต้น
Level 3	Level 4	ต้องกินยาพาราเท่าไรถึงจะตายหรือคะ
Level 4	Level 5	อยากใช้ชีวิตแบบเต็มที่สักครั้งแต่คงได้แค่คิดแหละสินนี้หวังว่าจะเป็นคืนสุดท้ายที่หายใจนะ
Level 5	Level 4	ควรเอาใจดีกับชีวิตจะจบไปเลยดีมัย
Others	Level 1	ทำไมการมีชีวิตอยู่ต่อถึงได้เป็นแบบนี้ละ

การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ False Negative Rate จากระดับความคิดฆ่าตัวตายต่ำไปสูง (ระดับที่ 1, 2, 3 และ Others ทำนายผิดเป็น ระดับที่ 4 และ 5) และค่าเฉลี่ยของ False Negative Rate จากระดับความคิดฆ่าตัวตายสูงไปต่ำ (ระดับที่ 4 และ 5 ทำนายผิดเป็นระดับที่ 1, 2, 3 และ Others) แสดงดังตารางที่ 27

ตารางที่ 27 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ False Negative Rate จากระดับความคิดฆ่าตัวตายระหว่างระดับต่ำไประดับสูง และระดับสูงไประดับต่ำจากการเทรนโมเดล LSTM ทั้ง 10 รอบ

	Predicted	ระดับต่ำ (Level 1, 2, 3, Others)	ระดับสูง (Level 4, 5)
Actual			
ระดับต่ำ (Level 1, 2, 3, Others)			1.19%
ระดับสูง (Level 4, 5)		4.46%	

จากตารางที่ 27 พบว่าค่าเฉลี่ยของ False Negative Rate จากระดับความคิดฆ่าตัวตายระดับต่ำคลาดเคลื่อนเป็นระดับสูงอยู่ที่ 1.19% นั่นคือผู้ที่ยังไม่มีความคิดฆ่าตัวตายหรือมีความคิดฆ่าตัวตายที่ยังไม่วิกฤต กลุ่มนี้อาจถูกเร่งรัดเพื่อเข้ากระบวนการรักษาอย่างเร่งด่วนโดยไม่จำเป็น เมื่อเทียบกับบริการการให้คำปรึกษาและการรักษาที่มีอยู่จำกัดในสังคมไทย ตัวอย่างข้อความที่แสดงความคิดฆ่าตัวตายในระดับต่ำแต่ทำนายผิดเป็นระดับสูง เช่น “ถ้าเลือกได้อยากจะจบทุกอย่างไว้ตรงนี้ไม่อยากทนแล้ว”, “คนที่เคยใช้ยาตอนนี้คงมีหลายคนที่เราไปแล้วและหนึ่งในนั้นคงเป็นเราในไม่ช้านี้แยจ้งเรามาได้แค่นี้จริง ๆ เหรอ” หรือ “กริตยังไม่ให้แม่รู้” จากตัวอย่างข้อความที่กล่าวมามีค่าที่แสดงถึงแรงจูงใจในการฆ่าตัวตายหรือทำร้ายตัวเองที่มีโอกาสเป็นข้อความที่แสดงถึงระดับความคิดฆ่าตัวตายในระดับที่ 4 และ 5 จึงถูกทำนายผิด ในทางตรงกันข้ามค่าเฉลี่ยของ False Negative Rate จากระดับความคิดฆ่าตัวตายระดับสูงคลาดเคลื่อนเป็นระดับต่ำอยู่ที่ 4.46% นั่นคือกระบวนการสำหรับผู้สมควรเข้ารับคำปรึกษากับนักจิตวิทยาหรือการรักษาด้วยจิตแพทย์อย่างเร่งด่วน อาจถูกทำให้ล่าช้าลงได้เมื่อผลการทำนายระดับความคิดฆ่าตัวตายยังไม่วิกฤตนัก ซึ่งไม่เหมาะสมต่อการบรรเทาความรู้สึกเศร้าหรือความคิดที่อยากฆ่าตัวตายของผู้ที่มีความคิดฆ่าตัวตายในระดับสูง ตัวอย่างข้อความที่แสดงความคิดฆ่าตัวตายในระดับสูงแต่ทำนายผิดเป็นระดับต่ำ เช่น “เอาเลือดไม่ต้อออกไปบ้าง”, “อยากทำร้ายตัวเองมากทำไมถึงไม่มีคำพูดดี ๆ ให้เราบ้างนะ ” หรือ “ถ้ากูตายไปกูขอโทษทุกคนด้วยนะ” จากตัวอย่างข้อความที่กล่าวมาไม่มีค่าที่แสดงถึงเจตนาและการวางแผนในการฆ่าตัวตายที่ชัดเจนถึงแม้ว่าจะมีนัยแฝงถึงเจตนาและการวางแผนก็ตาม รวมถึงในข้อความที่บริบทกำกวมหรือข้อความที่เป็นประโยคสั้น ๆ เช่น เอาเลือดไม่ต้อออกไปบ้าง หากมีรูปภาพที่แสดงถึงเจตนาในการทำร้ายตัวเองประกอบร่วมด้วย อาจทำให้โมเดลสามารถทำนายได้แม่นยำและเข้าใจบริบทของรูปประโยคได้มากขึ้น



ดังนั้น จากผลการประเมินประสิทธิภาพของการทำนายโดยรวมประกอบกับผลการประเมินประสิทธิภาพของการทำนายโดยแยกแต่ละระดับ ผู้วิจัยจึงเลือกอัลกอริทึม LSTM เป็นอัลกอริทึมในการพัฒนาโมเดลเพื่อนำไปสร้างเครื่องมือสำหรับทำนายระดับความคิดฆ่าตัวตายจากข้อความภาษาไทยที่จะกล่าวถึงในบทถัดไป

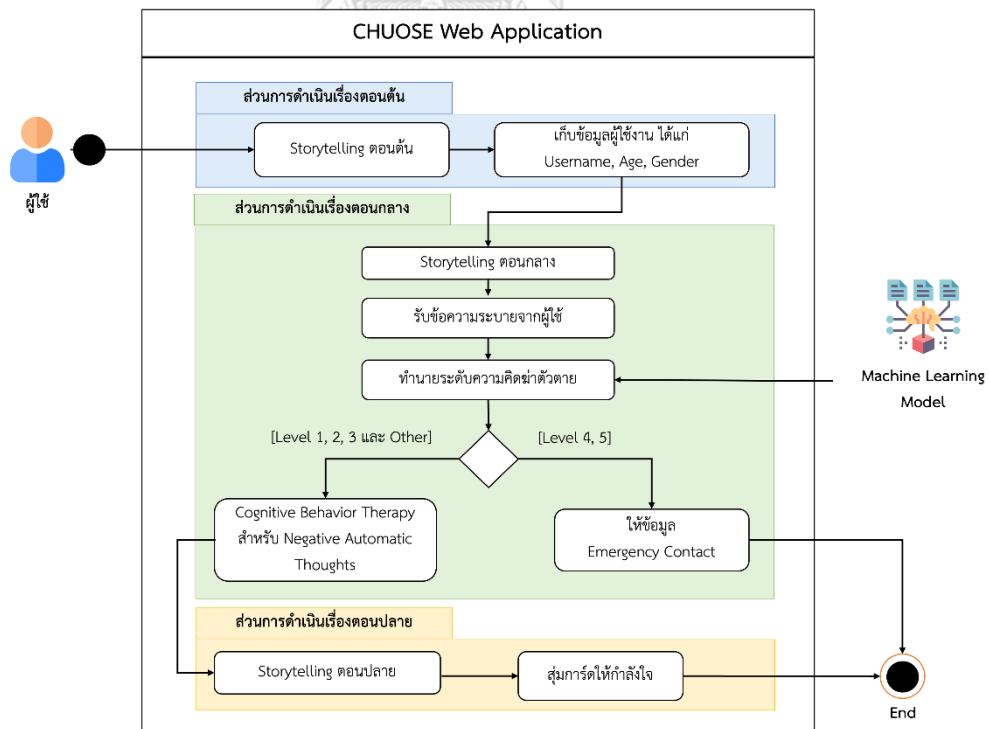


## บทที่ 4 การสร้างเครื่องมือเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ระดับความคิดฆ่าตัวตาย

### 4.1 การสร้างเครื่องมือเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ระดับความคิดฆ่าตัวตาย

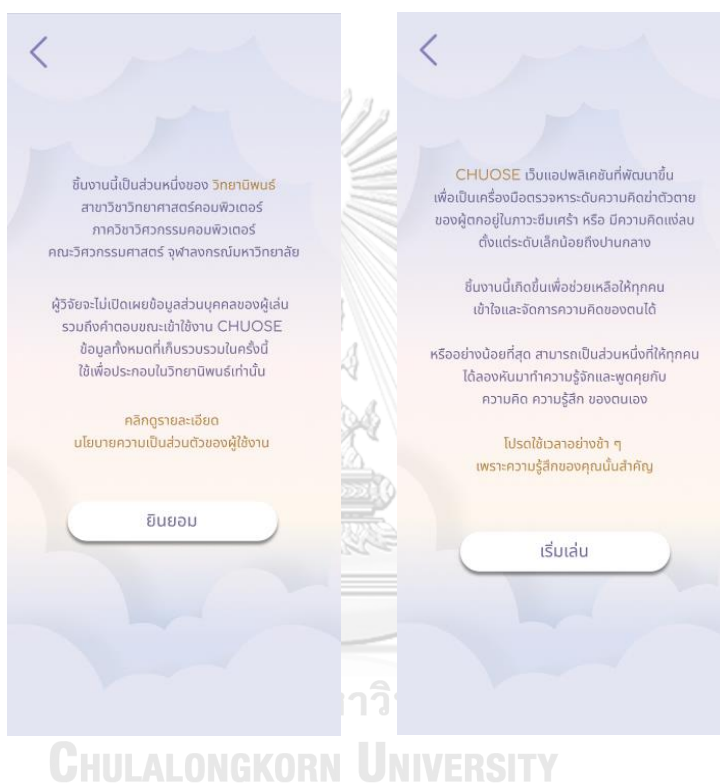
ในขั้นตอนการสร้างเครื่องมือเพื่อใช้ในการวิเคราะห์จะนำโมเดลที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดในขั้นตอนที่ผ่านมา มาใช้ร่วมกับเว็บแอปพลิเคชันชื่อ CHUOSE เพื่อให้ผู้ที่มีความคิดฆ่าตัวตายในระดับต่ำถึงปานกลางได้ใช้เป็นแนวทางในการช่วยเหลือตัวเองให้สามารถจัดการความคิดลบของตนเองได้ในเบื้องต้น ส่วนผู้ใช้ที่มีความคิดฆ่าตัวตายในระดับสูง เว็บแอปพลิเคชันจะให้ข้อมูลโรงพยาบาลและสายด่วนสำหรับเข้ารับคำปรึกษาหรือรับการรักษาโดยเร็ว เว็บแอปพลิเคชันนี้จะเป็นแบบให้ผู้ใช้เล่นครั้งเดียว ไม่มีการติดตามรายวัน (Tracking) โดยในเว็บแอปพลิเคชันจะเป็นแนวการเล่าเรื่องที่ใช้มีส่วนร่วม (Interactive Storytelling) และในทุกหน้าของเว็บแอปพลิเคชันจะมีปุ่มฉุกเฉินที่จะนำผู้ใช้ไปยังหน้าแสดงข้อมูลการติดต่อฉุกเฉิน ซึ่งจะมีตัวละครหลักคือชูโฮสและผู้ใช้ในการดำเนินเรื่อง โดยการดำเนินเรื่องจะแบ่งออกเป็น 3 ส่วนหลัก ภาพรวมขั้นตอนการดำเนินการของ CHUOSE แสดงดังรูปที่

22



รูปที่ 22 ภาพรวมขั้นตอนการดำเนินการของ CHUOSE

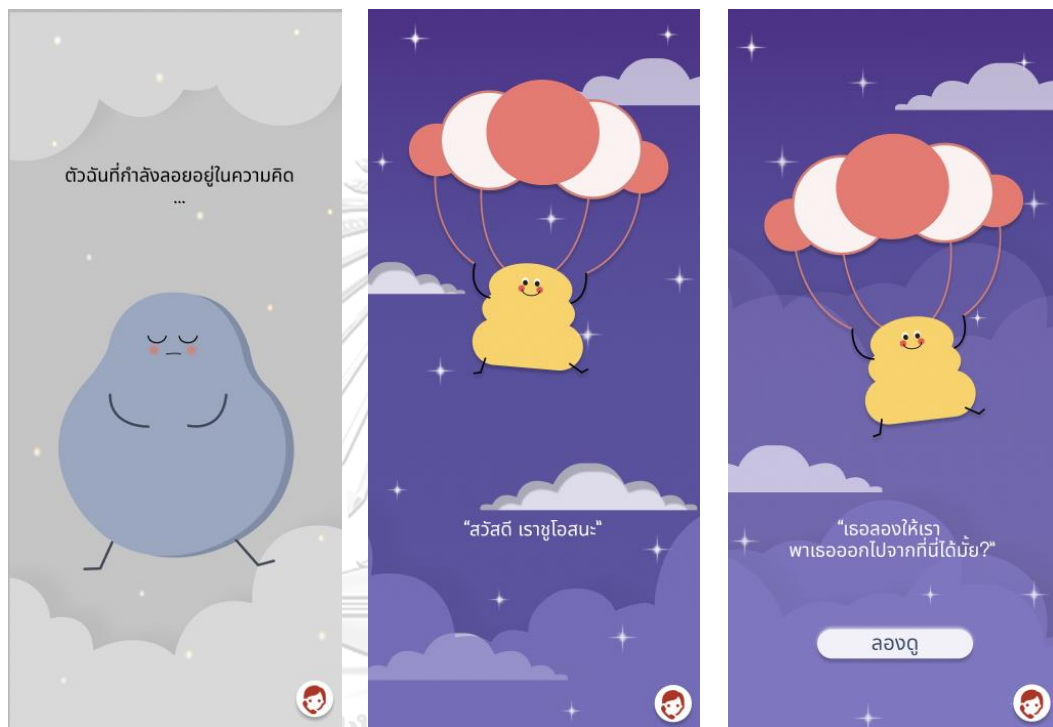
- **ส่วนการดำเนินเรื่องตอนต้น** เป็นส่วนที่มีตัวละครที่เปรียบเหมือนบุคลิกลักษณะ (Character) ของผู้ใช้กับซูโอสพุดคุยเพื่อทำความรู้จักกัน โดยในส่วนนี้จะมีการเก็บข้อมูลของผู้ใช้ ได้แก่ ชื่อผู้ใช้ (Username), อายุ (Age) และเพศ (Gender) โดยก่อนให้ผู้ใช้เริ่มเล่นเว็บแอปพลิเคชันจะมีการแจ้งวัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้และนโยบายความเป็นส่วนตัวของผู้ใช้ ตัวอย่างส่วนต่อประสานในส่วนการดำเนินเรื่องตอนต้น แสดงดังรูปที่ 23 – 25

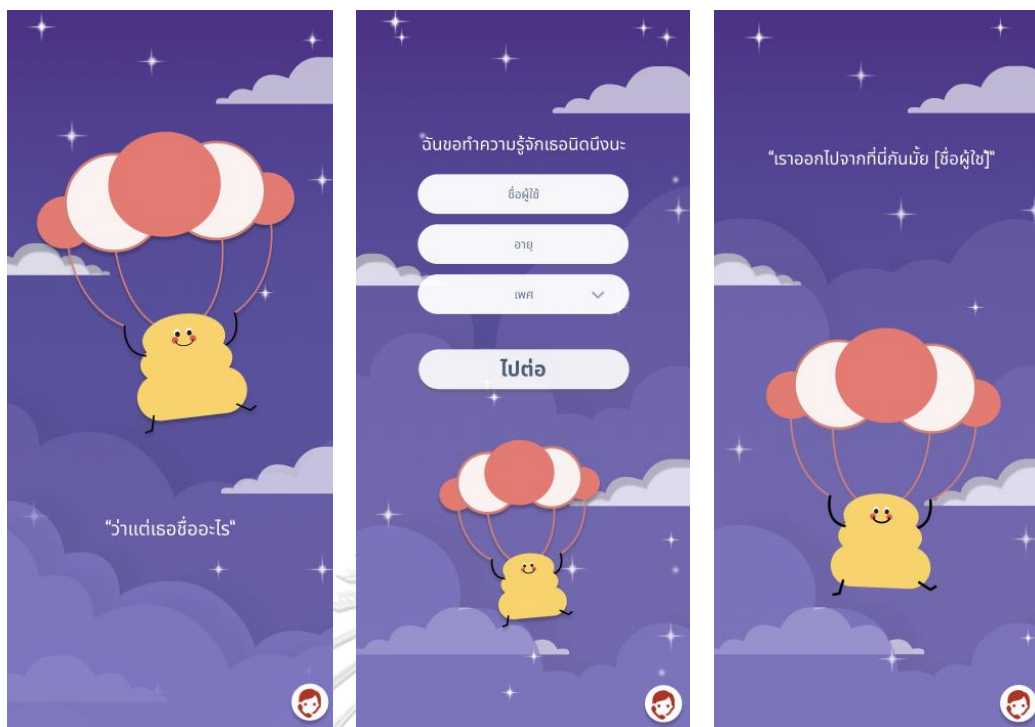


รูปที่ 23 หน้าวัตถุประสงค์ของงานวิจัยและนโยบายความเป็นส่วนตัวของผู้ใช้

จากรูปที่ 23 แสดงหน้าวัตถุประสงค์ของงานวิจัยและนโยบายความเป็นส่วนตัวของผู้ใช้ เพื่อแจ้งให้ผู้ใช้ทราบถึงรายละเอียดของงานวิจัยและนโยบายเกี่ยวกับข้อมูลส่วนบุคคลของผู้ใช้ตามพระราชบัญญัติคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล พ.ศ. 2562 และให้ผู้ใช้ทำการยินยอมเพื่อรับทราบถึงนโยบายส่วนบุคคลดังกล่าวในครั้งแรกของการเข้าใช้งานเว็บแอปพลิเคชัน โดยมีรายละเอียดของนโยบายแสดงไว้ในภาคผนวก ก

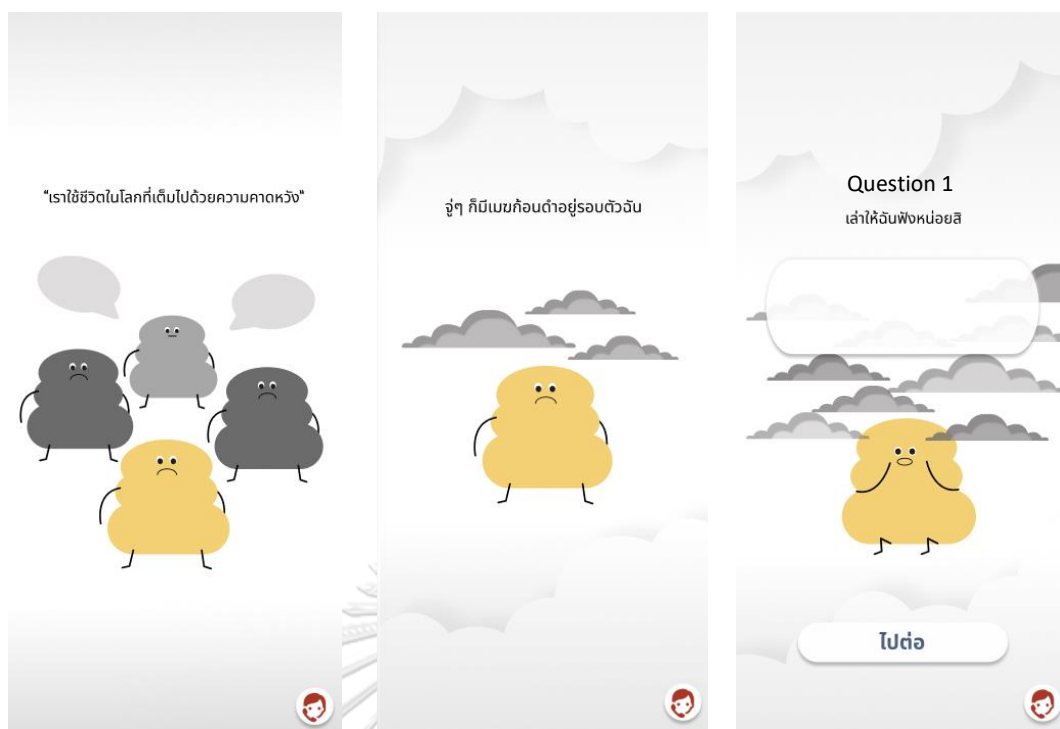
จากรูปที่ 24 และ 25 แสดงหน้าเรื่องราวของตัวละครของผู้ใช้ที่กำลังติดอยู่ในความคิดลบของตัวเอง เช่น ฉันไม่มีความสุขเลยหรือฉันไม่เหมาะกับโลกใบนี้ เป็นต้น และในขณะที่ตัวละครกำลังตกอยู่ในความคิดของตนเอง ชูโอสจะปรากฏตัวขึ้นเพื่อมาช่วยเหลือให้ผู้ใช้สามารถออกมาจากความคิดลบของตนเอง รวมถึงมีการเก็บข้อมูลของผู้ใช้ ได้แก่ ชื่อผู้ใช้ (Username), อายุ (Age) และเพศ (Gender)





รูปที่ 25 หน้าเก็บข้อมูลของผู้ใช้

- **ส่วนการดำเนินเรื่องตอนกลาง** เป็นส่วนที่เริ่มต้นด้วยการเล่าเรื่องราวในอดีตของซูโอสที่มีความรู้สึกเศร้าในการที่จะมีชีวิต หลังจากที่ซูโอสเล่าเรื่องราวของตัวเองแล้ว ซูโอสจะถามเรื่องราวของผู้ใช้ว่าตอนนี้ผู้ใช้รู้สึกอย่างไรและพบเจอเหตุการณ์ใดมา ซึ่งจะมีกล่องข้อความให้ผู้ใช้เขียนความคิดหรือความรู้สึกของตนเองที่อยากระบาย และตัวระบบจะเก็บข้อความของผู้ใช้ นำมาเข้าโมเดลเพื่อทำนายระดับความวิตกกังวลส่วนตัว ส่วนต่อประสานส่วนการดำเนินเรื่องตอนกลางแสดงดังรูปที่ 26 – 30



รูปที่ 26 หน้าเรื่องราวในอดีตของซูโอสและหน้าคำถามที่ 1 โดยใช้เทคนิค CBT

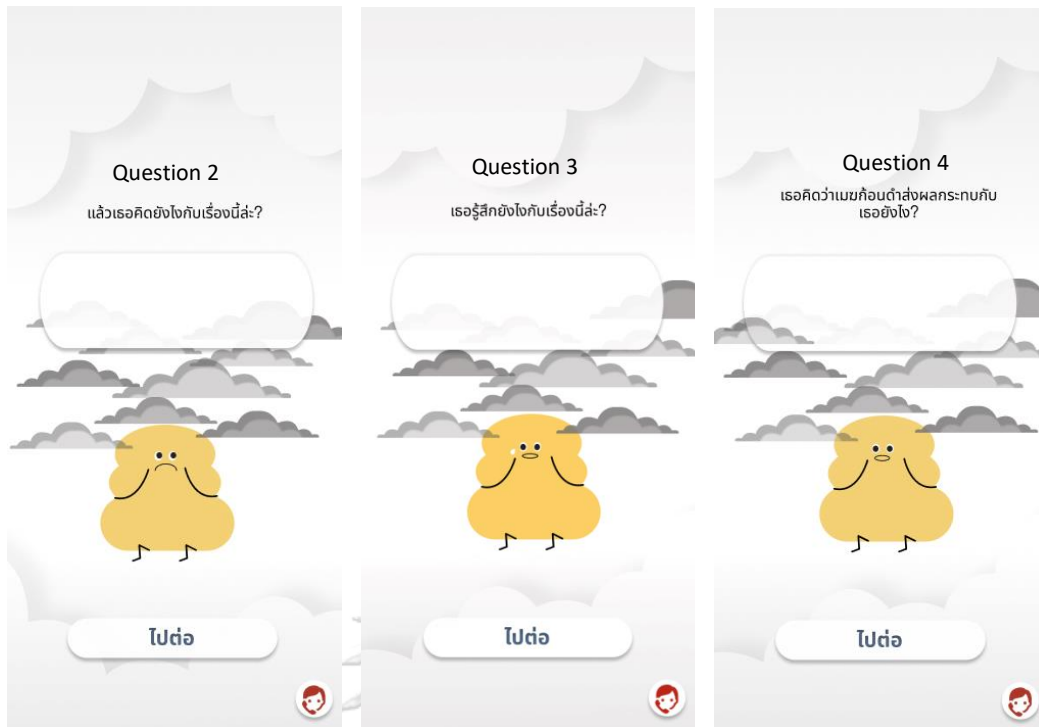
จากรูปที่ 26 แสดงหน้าเรื่องราวในอดีตของซูโอสที่เคยมีความคิดด้านลบ ซึ่งผู้วิจัยจะเปรียบเทียบความคิดด้านลบเป็นเมฆสีดำที่ค่อย ๆ เพิ่มขึ้นจนไม่สามารถละทิ้งเมฆสีดำนี้ไปได้ และในส่วนนี้ซูโอสจะมีการถามเรื่องราวที่ผู้ใช้อยากจะระบายในหน้าคำถามที่ 1 โดยใช้เทคนิค CBT [7] ซึ่งเว็บแอปพลิเคชันจะมีกล่องข้อความให้ผู้ใช้เขียนความคิดหรือความรู้สึกของตนเองที่อยากระบาย และตัวระบบจะเก็บข้อความของผู้ใช้ นำมาเข้าโมเดลเพื่อทำนายระดับความคิดฆ่าตัวตาย เมื่อทราบระดับความคิดฆ่าตัวตายของผู้ใช้แล้ว ระบบจะนำเสนอแนวทางการช่วยเหลือตัวเองหรือข้อเสนอแนะที่เหมาะสมตามระดับความคิดฆ่าตัวตายทั้ง 6 ระดับ โดยจะแบ่งออกเป็น 2 กรณี ได้แก่

- 1) กรณีของผู้ใช้ที่โมเดลทำนายความคิดฆ่าตัวตายอยู่ในระดับที่ 1) Wish to be Dead, 2) Non-Specific Active Suicidal Thoughts จัดอยู่ในความเสี่ยงในการฆ่าตัวตายเพียงเล็กน้อย, 3) Active Suicidal Ideation with Any Methods (Not Plan) without Intent to Act จัดอยู่ในความเสี่ยงในการฆ่าตัวตายปานกลาง และ 6) Others (Not Suicidal Ideation) จัดว่าไม่มีความเสี่ยงในการฆ่าตัวตาย ซึ่งในแต่ละระดับความเสี่ยงในการฆ่าตัวตายจะมีข้อความที่ให้

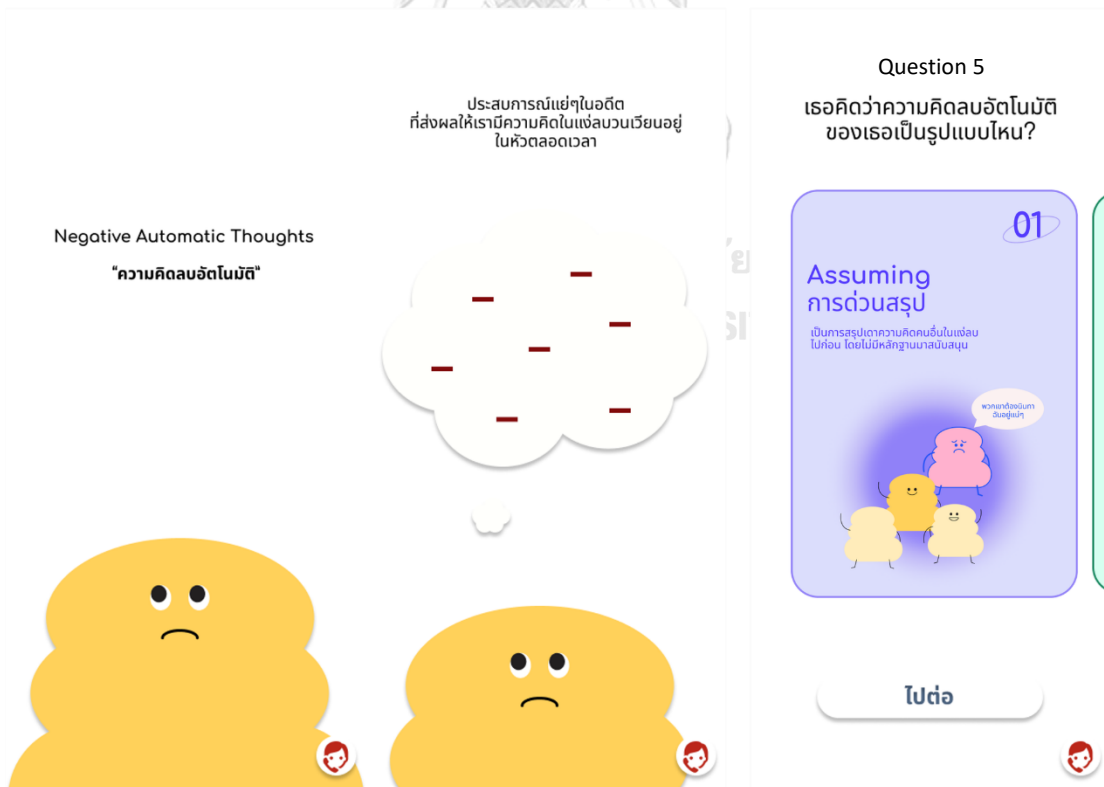
กำลังใจและคำแนะนำแตกต่างกันไป จากนั้นเว็บแอปพลิเคชันจะนำผู้ใช้ไปสู่ขั้นตอนการให้ความรู้ในเรื่องของความคิดอัตโนมัติในเชิงลบ (Negative Automatic Thoughts) [8] ร่วมกับการจัดการความคิดลบของตนเองผ่านการตอบคำถาม 7 ข้อ โดยใช้เทคนิคการบำบัดความคิดความรู้สึก และพฤติกรรม (Cognitive Behavior Therapy: CBT) [7] เพื่อช่วยให้ผู้ใช้สามารถเข้าใจความคิดของตนเอง รู้จักการเผชิญปัญหา (Coping Statement) [7] และสามารถจัดการกับความคิดเหล่านั้นได้อย่างเหมาะสม ตัวอย่างส่วนต่อประสานผลการประเมินและขั้นตอนการให้ความรู้เกี่ยวกับจัดการความคิดลบ แสดงดังรูปที่ 27 – 30



รูปที่ 27 หน้าการ์ดข้อความแสดงความเสี่ยงในการฆ่าตัวตายกรณีที่ 1

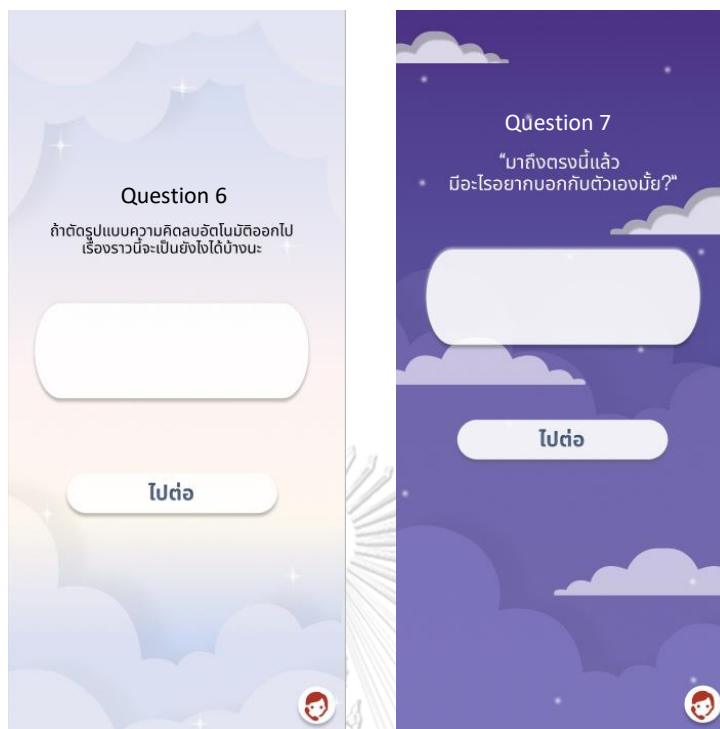


รูปที่ 28 หน้าคำถามที่ 2, 3 และ 4 โดยใช้เทคนิค CBT



รูปที่ 29 หน้าความรู้เกี่ยวกับความคิดอัตโนมัติในเชิงลบและหน้าคำถามที่ 5 โดยใช้เทคนิค CBT





รูปที่ 30 หน้าคำถามที่ 6 และ 7 โดยใช้เทคนิค CBT

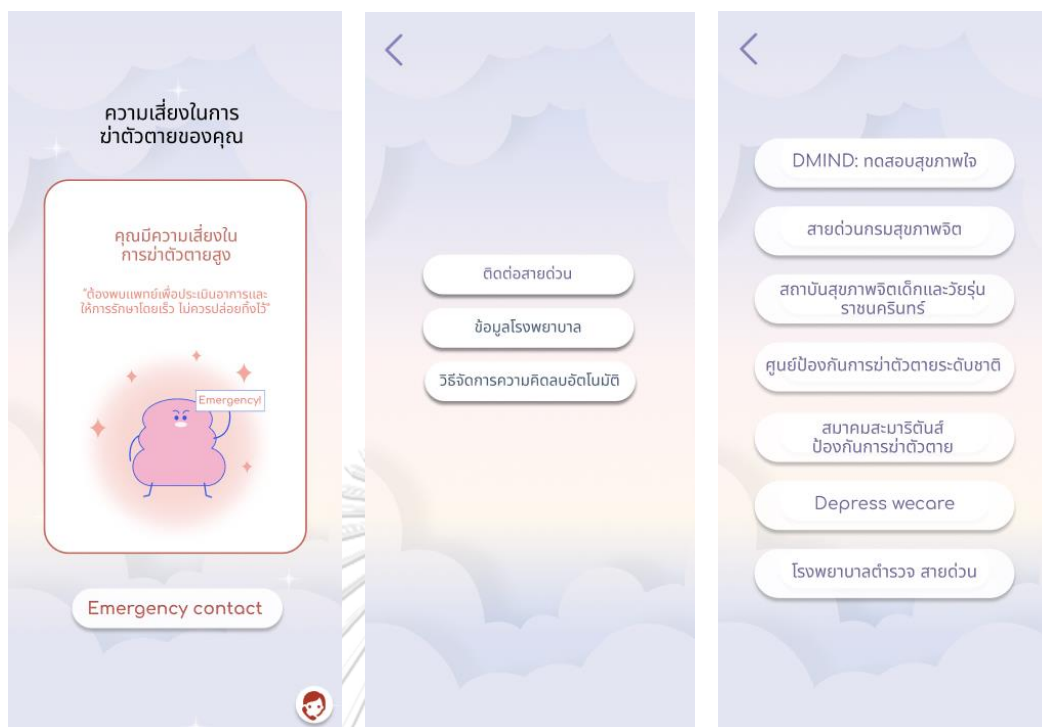
จากรูปที่ 26 และ 28 - 30 แสดงหน้าข้อความคำถามเทคนิค CBT ทั้ง 7 ข้อ โดยปรับให้เป็นภาษาไทยไม่ทางการหรือภาษาที่ใช้สำหรับพูดคุยทั่วไป ได้แก่

1. “เล่าให้ฉันฟังหน่อยสิ” หมายความว่า สถานการณ์ที่พบ เหตุการณ์ หรือความรู้สึกโดยรวมที่เกิดขึ้นของคุณคืออะไร
2. “แล้วเธอคิดยังไงกับเรื่องนี้ละ” หมายความว่า คุณคิดอย่างไรกับสถานการณ์หรือเรื่องราวที่เกิดขึ้นของคุณ
3. “เธอรู้สึกยังไงกับเรื่องนี้ละ” หมายความว่า คุณรู้สึกอย่างไรกับสถานการณ์หรือเรื่องราวที่เกิดขึ้นของคุณ
4. “เธอคิดว่าเมื่อก่อนคำสั่งผลกระทบต่อเธอยังไง” หมายความว่า คุณคิดว่าสถานการณ์หรือเรื่องราวของคุณส่งผลกระทบต่อตัวคุณอย่างไร
5. “เธอคิดว่าความคิดลบบอัตโนมัติของเธอเป็นรูปแบบไหน” หมายความว่า ให้เลือกการ์ดที่แสดงตัวอย่างสถานการณ์ความคิดลบบอัตโนมัติ [8] ที่ใกล้เคียงกับสถานการณ์หรือความรู้สึกที่กล่าวมาในข้อคำถามที่ 1 ซึ่งสามารถเลือกรูปแบบความคิดลบบอัตโนมัติได้มากกว่า 1 ข้อ

6. “ถ้าตัดรูปแบบความคิดลบอัตโนมัติออกไป เรื่องราวนี้จะเป็นยังไงได้บ้างนะ” หมายความว่า ถ้าหากให้เขียนเรื่องราวของคุณอีกครั้ง โดยที่พยายามตัดรูปแบบความคิดลบอัตโนมัติที่คุณได้เลือกมาในข้อคำถามที่ 5 ออกไป เรื่องราวหรือความรู้สึกของคุณจะเป็นอย่างไร
7. “มาถึงตรงนี้แล้วมีอะไรอยากบอกกับตัวเองมั๊ย” หมายความว่า จากการตอบคำถามทั้ง 6 ข้อ ดังกล่าว ที่ผ่านมามีความรู้สึกอย่างไรบ้าง

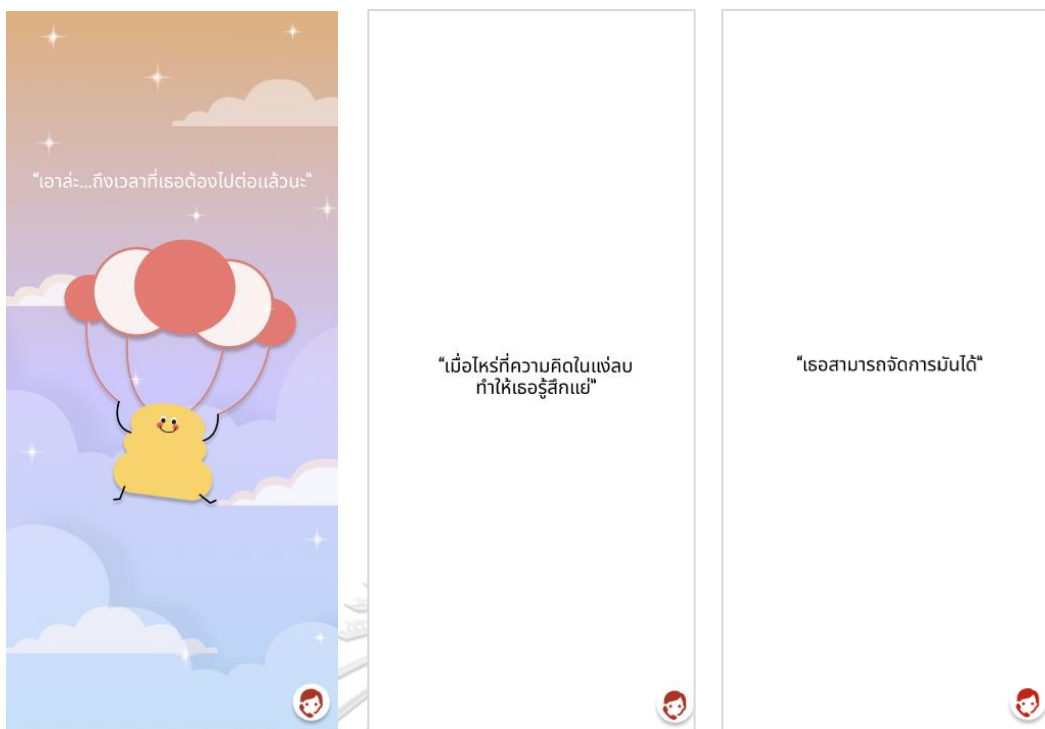
จากข้อคำถามเทคนิค CBT ทั้ง 7 ข้อ จะสามารถช่วยให้ผู้ใช้สามารถเข้าใจความคิดของตนเอง จากการให้ความรู้ในเรื่องของความคิดอัตโนมัติในเชิงลบ และสามารถจัดการกับความคิดเหล่านั้นได้อย่างเหมาะสม

- 2) กรณีของผู้ใช้ที่โมเดลทำนายความคิดฆ่าตัวตายอยู่ในระดับที่ 4) Active Suicidal Ideation with Some Intent to Act without Specific Plan และ 5) Active Suicidal Ideation with Specific Plan and Intent เว็บไซต์พลิเคชันจะนำเสนอข้อมูลการเข้ารับคำปรึกษาหรือการรักษา เช่น สายด่วนกรมสุขภาพจิต, สถาบันการแพทย์ฉุกเฉินแห่งชาติ, ศูนย์ป้องกันการฆ่าตัวตายระดับชาติ, สถาบันสุขภาพจิตเด็กและวัยรุ่นราชนครินทร์, สมาคมสมาธิตันส์ป้องกันการฆ่าตัวตาย, Depress Wecare, โรงพยาบาลตำรวจ สายด่วน และ แอปพลิเคชันสำหรับคัดกรองผู้ที่มีภาวะซึมเศร้าจากสีหน้า น้ำเสียง และท่าทางด้วยนวัตกรรมปัญญาประดิษฐ์ (DMIND Application) [46] ข้อมูลโรงพยาบาลแบ่งตามเขตในกรุงเทพมหานคร และวิธีจัดการความคิดลบอัตโนมัติ เพื่อให้ผู้ใช้ได้รับการช่วยเหลือได้ทันที ตัวอย่างส่วนต่อประสานในส่วนของข้อมูลโรงพยาบาลและเบอร์ติดต่อฉุกเฉินแสดงดังรูปที่ 31



รูปที่ 31 หน้าการ์ดข้อความแสดงความเสี่ยงในการฆ่าตัวตายกรณี 2 และข้อมูลโรงพยาบาลติดต่อฉุกเฉิน

- **ส่วนการดำเนินเรื่องตอนปลาย** เป็นส่วนสรุปเกี่ยวกับการจัดการความคิดลบของผู้ใช้เพื่อให้ผู้ใช้ได้ตระหนักถึงความคิดของตนเองและสามารถจัดการความคิดของตนได้ พร้อมกับข้อความจากซูโอสที่ให้กำลังใจผู้ใช้เพื่อให้ผู้ใช้มีความรู้สึกดีและอยากใช้ชีวิตต่อไป ก่อนจบการเล่นจะมีการสุ่มการ์ดข้อความให้กำลังใจแก่ผู้ใช้ ส่วนต่อประสานส่วนการดำเนินเรื่องตอนปลายแสดงดังรูปที่ 32 – 33



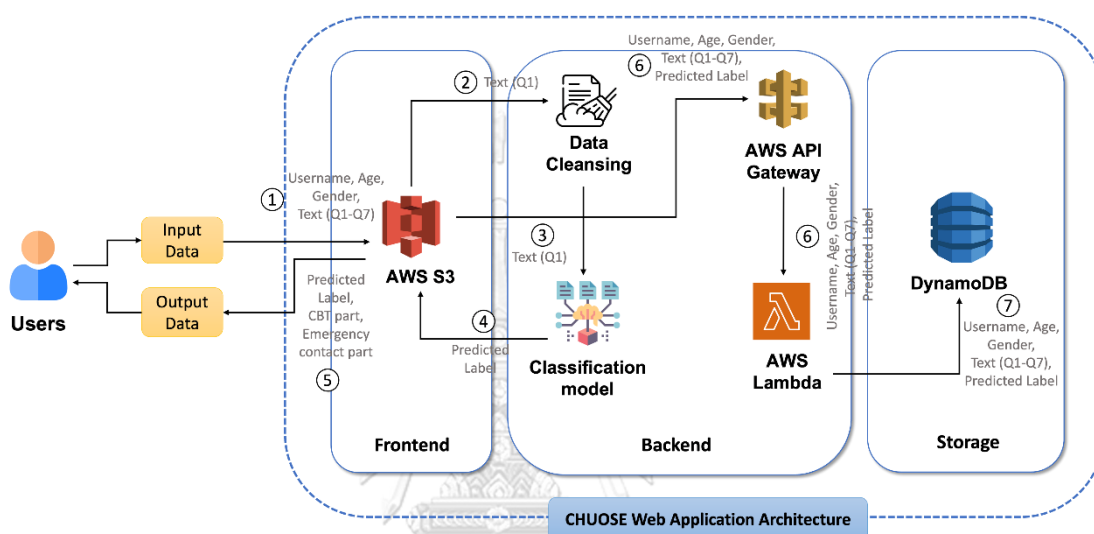
รูปที่ 32 ตัวอย่างหน้าข้อความให้กำลังใจผู้ใช้



รูปที่ 33 หน้าส่งการ์ดให้กำลังใจ

## 4.2 รายละเอียดการพัฒนาเครื่องมือ

เว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE พัฒนาขึ้นด้วยภาษา Python v3.11.1 สำหรับการพัฒนาระบบแบคเอนด์ (Back-end) และภาษา React.js v18.2.0 สำหรับพัฒนาส่วนต่อประสานผู้ใช้ (User Interface) โดยข้อมูลทั้งหมดจะถูกเก็บไว้ในฐานข้อมูล DynamoDB v2019.1121 บน Amazon Developer Platform ระบบเว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE แสดงดังรูปที่ 34



รูปที่ 34 ระบบเว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE

การพัฒนาระบบเว็บแอปพลิเคชันมีทั้งหมด 7 ขั้นตอน ดังนี้

- 1) ระบบรับข้อมูลจากผู้ใช้ (Input Data) ได้แก่ ชื่อผู้ใช้ (Username), อายุ (Age), เพศ (Gender) และคำตอบของ Q1 – Q7 มาเก็บไว้ใน Amazon S3 ซึ่งทำหน้าที่จัดเก็บข้อมูลของระบบ
- 2) ระบบส่งข้อมูลที่เป็นคำตอบของ Q1 ไปทำความสะอาดข้อมูลให้ตรงตามรูปแบบที่ต้องการ
- 3) ระบบส่งคำตอบของ Q1 จากขั้นตอนที่ 2 เข้าโมเดลการทำนายระดับความคิดในการฆ่าตัวตาย
- 4) ผลการจำแนกระดับความคิดฆ่าตัวตายจากขั้นตอนที่ 3 จะถูกส่งมาเก็บไว้ใน Amazon S3
- 5) ผลการจำแนกระดับความคิดฆ่าตัวตาย, ส่วนให้ข้อมูล CBT และข้อมูลติดต่อฉุกเฉินจะถูกส่งไปแสดงแก่ผู้ใช้งาน (Output Data) ตามระดับความคิดฆ่าตัวตายที่ทำนายได้
- 6) ข้อมูลผู้ใช้ (Input Data) และผลการจำแนกระดับความคิดฆ่าตัวตายที่ถูกจัดเก็บไว้ใน Amazon S3 จะถูกส่งไปยัง Amazon Lambda เพื่อประมวลผลข้อมูลและทำการอัปเดตข้อมูลอัตโนมัติ โดยผ่าน Amazon API Gateway

7) ข้อมูลทั้งหมดจากขั้นตอนที่ 6 จะถูกจัดเก็บในฐานข้อมูล DynamoDB

#### 4.3 การทดสอบการใช้งานเครื่องมือ

การประเมินประสบการณ์ผู้ใช้ (User Experience) ต่อเว็บแอปพลิเคชันกับผู้มีภาวะซึมเศร้าในระดับน้อยถึงปานกลางที่ให้ความยินยอมในการวิเคราะห์ความคิดความรู้สึก เริ่มจากการที่ผู้วิจัยได้ทำสื่อประชาสัมพันธ์เพื่อหาอาสาสมัครเข้าร่วมทดลองเว็บแอปพลิเคชันผ่านสื่อสังคมออนไลน์ ได้จำนวนผู้เข้าร่วมทดลองทั้งหมด 40 คน ซึ่งเป็นผู้ที่มีอายุตั้งแต่ 17 – 35 ปี ที่มีภาวะซึมเศร้าหรือมีความคิดอยากฆ่าตัวตาย ผู้เข้าร่วมทดลองทุกคนจะต้องทำแบบสอบถามสุขภาพผู้ป่วย (Patient Health Questionnaire: PHQ-9) [47] ซึ่งเป็นเครื่องมือที่ใช้ประเมินสุขภาพจิตสำหรับคนไทยที่พัฒนาโดย ศ.นพ.มานิช หล่อตระกูล และคณะ คณะแพทยศาสตร์ โรงพยาบาลรามาธิบดี มหาวิทยาลัยมหิดล สำหรับการประเมินระดับภาวะซึมเศร้าในขั้นต้น เพื่อคัดกรองผู้เข้าร่วมทดลองที่มีภาวะซึมเศร้าในระดับน้อยถึงปานกลางเท่านั้น ผู้ที่มีภาวะซึมเศร้าในระดับมากจะไม่ได้ใช้งานเว็บแอปพลิเคชันนี้ ผู้วิจัยได้แนะนำให้ผู้เข้าร่วมทดลองควรเข้ารับบริการด้านการปรึกษาและให้ข้อมูลติดต่อฉุกเฉินเพื่อเข้าถึงแหล่งช่วยเหลือต่อไป ดังนั้นจึงมีผู้เข้าร่วมทดลอง 30 ที่ผ่านการประเมินโดย PHQ-9 แล้วว่ามีภาวะซึมเศร้าอยู่ในระดับน้อยถึงปานกลาง หลังจากนั้นให้ผู้เข้าร่วมทดลองใช้งานเว็บแอปพลิเคชัน โดยในเว็บแอปพลิเคชันจะนำโมเดลมาทำการประเมินระดับความคิดฆ่าตัวตายผ่านข้อความของผู้ร่วมทดลอง หากโมเดลประเมินข้อความของผู้เข้าร่วมทดลองจัดอยู่ในระดับความคิดฆ่าตัวตายที่ 1, 2 และ 3 ผู้เข้าร่วมทดลองจะได้เล่นเว็บแอปพลิเคชันในส่วนของการให้ความรู้ในเรื่องของความคิดอัตโนมัติในเชิงลบ (Negative Automatic Thoughts) ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของการให้สุขภาพจิตศึกษา (Psychoeducation) ตามหลักเทคนิคการบำบัดความคิดและพฤติกรรม (Cognitive Behavior Therapy: CBT) หากโมเดลประเมินข้อความของผู้ร่วมทดลองอยู่ในระดับ 4 และ 5 ผู้ร่วมทดลองจะไม่ได้เข้าใช้งานเว็บแอปพลิเคชันต่อ แต่จะได้รับข้อมูลการเข้ารับคำปรึกษาหรือการรักษา เช่น สายด่วนกรมสุขภาพจิต, สถาบันการแพทย์ฉุกเฉินแห่งชาติ, ศูนย์ป้องกันการฆ่าตัวตายระดับชาติ, สถาบันสุขภาพจิตเด็กและวัยรุ่นราชนครินทร์, สมาคมสมาธิตันส์ป้องกันการฆ่าตัวตาย, Depress We care, โรงพยาบาลตำรวจ สายด่วน และ แอปพลิเคชันสำหรับคัดกรองผู้มีภาวะซึมเศร้าจากสีหน้า น้ำเสียง และท่าทางด้วยนวัตกรรมปัญญาประดิษฐ์ (DMIND Application) [46] ข้อมูลโรงพยาบาลแบ่งตามเขตในกรุงเทพมหานคร และวิธีการจัดการความคิดลบอัตโนมัติ ตัวอย่างการเก็บข้อมูลจากผู้เข้าร่วมทดลองทั้ง 30 คน แสดงดังรูปที่ 35

CUST_GEN...	LABEL	SELECTED_CA...	TEXT_09_...	TEXT_09_...	TEXT_09_...	TEXT_13_...
female	0	6,7	ช่วงนี้แหละมั้ง	เดี๋ยวก็จะคงผ่า...	ทุกอย่างเลย	คงจะชิมได้แ
female	1	2	เหนียวช่วงสอบ	เศร้า	เหนียวในการ...	ดีขึ้น
female	0	2,3,5	เราควรตายไป...	อยากให้มันจ...	ทำให้เป็นซึม...	คงดีแหละ
female	0	1	ท้อแท้	เหนียว	ทำให้ไม่มีเวลา	มีความสุขซี
others	0	8	เดี๋ยวมันก็คงดีขึ้น	รู้สึกเบื่อ	ทำให้รู้สึกไม่ส...	น่าจะดีนะ
male	5	8,6,4,2,1	เศร้า	เหนียวล้ำ	สับสน	ค่อนข้างซี
female	0	2	แม่ของจัน แก...	รู้สึกเหนียวยอ...	มีผลกระทบกับ...	ดีขึ้น

รูปที่ 35 ตัวอย่างการทำนายระดับความคิดฆ่าตัวตายจากข้อความของผู้เข้าร่วมทดลอง

เมื่อสิ้นสุดการทดลอง ผู้วิจัยจะประเมินเว็บแอปพลิเคชันในด้านประสบการณ์ผู้ใช้ โดยให้ผู้ทดลองใช้งานตอบแบบสอบถามประสบการณ์ผู้ใช้ (User Experience Questionnaire: UEQ) ซึ่งปรับจาก [48] ทั้งหมด 26 คำถาม แบ่งออกเป็น 6 ด้าน ได้แก่ ความน่าดึงดูดใจ (Attractiveness), ความชัดเจนของเนื้อหา (Perspicuity), ประสิทธิภาพการใช้งาน (Efficiency), ความเชื่อถือได้ (Dependability), การกระตุ้นอารมณ์และความรู้สึกหลังการใช้ (Stimulation) และความแปลกใหม่ (Novelty) ในแต่ละคำถามจะใช้มาตราส่วนความแตกต่างเชิงความหมาย (Semantic Differential Scale) ซึ่งประกอบด้วยคำคุณศัพท์ 2 คำ ที่มีความหมายตรงกันข้าม และกำหนดค่าคะแนนตามมาตราส่วนแบบลิเคิร์ต 7 ระดับ (7-Point Likert Scale) โดยกำหนดให้จุดกึ่งกลางของสเกลมีคะแนนเป็น 0 คะแนน และเพิ่มขึ้นช่วงละ 1 คะแนน ไปทางด้านคำคุณศัพท์ที่มีความหมายเชิงบวกจนถึง +3 คะแนน และลดลงช่วงละ 1 คะแนน ไปทางด้านคำคุณศัพท์ที่มีความหมายเชิงลบจนถึง -3 คะแนน ทั้งนี้ในการจัดคำคุณศัพท์จะจัดให้คละกันไป กล่าวคือ ให้คำคุณศัพท์ที่มีความหมายเชิงบวกอยู่ด้านขวาบ้าง ซ้ายบ้างโดยการสุ่ม เพื่อป้องกันการตอบของผู้ใช้ที่อาจจะประเมินโดยไม่ได้คิด หรือมีอคติ หรือประเมินไปในทางเดียวกันหมด จากนั้นนำคะแนนจากผลการตอบแต่ละคู่คำศัพท์มาคำนวณเป็นค่าเฉลี่ยเป็นรายด้านของกลุ่มคำศัพท์แบ่งออกเป็น 6 ด้าน โดยรายละเอียดของแบบสอบถามแสดงไว้ในภาคผนวก ข

จากการตอบแบบสอบถามพบว่าในผู้เข้าร่วมทดลอง 30 คน มีผู้เข้าร่วมที่โมเดลทำนายความคิดฆ่าตัวตายจากข้อความระบายนอยู่ในกลุ่มที่ 1 คือ ไม่มีความเสี่ยงในการฆ่าตัวตาย, มีความ

เสี่ยงในการฆ่าตัวตายเพียงเล็กน้อย และมีความเสี่ยงในการฆ่าตัวตายปานกลางทั้งหมด 24 คน (คิดเป็นร้อยละ 80 ของจำนวนผู้เข้าร่วมทดลองทั้งหมด) และผู้เข้าร่วมที่โมเดลทำนายความคิดฆ่าตัวตายอยู่ในกลุ่มที่ 2 คือ มีความเสี่ยงในการฆ่าตัวตายสูงทั้งหมด 6 คน (คิดเป็นร้อยละ 20 ของจำนวนผู้เข้าร่วมทดลองทั้งหมด) เนื่องจากผู้เข้าร่วมทั้ง 2 กลุ่มจะถูกนำเสนอข้อมูลที่แตกต่างกัน ดังนั้นจึงทำการคำนวณค่าเฉลี่ย ( $\bar{X}$ ) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( $S.D.$ ) สำหรับผลลัพธ์แต่ละด้านของกลุ่มคำศัพท์ของทั้ง 2 กลุ่มแยกออกจากกัน ค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานสำหรับผลลัพธ์แต่ละด้านของกลุ่มคำศัพท์ทั้ง 6 ด้านของกลุ่มที่ 1 และกลุ่มที่ 2 แสดงดังตารางที่ 28 และ 29

ตารางที่ 28 ค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานสำหรับผลลัพธ์แต่ละด้านของกลุ่มคำศัพท์ทั้ง 6 ด้านของกลุ่มที่ 1 (N = 24)

Scale	Mean ( $\bar{X}$ )	Std. Dev. ( $S.D.$ )	Confidence* ( $c$ )	Confidence Intervals** ( $p=0.05$ )	
Attractiveness	1.5347	1.1672	0.4670	1.0678	2.0017
Perspicuity	1.8229	1.1143	0.4458	1.3771	2.2687
Efficiency	1.2292	1.0239	0.4097	0.8195	1.6388
Dependability	1.7500	0.8176	0.3271	1.4229	2.0771
Stimulation	1.4167	1.2783	0.5114	0.9052	1.9281
Novelty	1.6563	0.9747	0.3900	1.4229	2.0462

\*Confidence of population,  $c = Z \frac{s}{\sqrt{n}}$

\*\*Confidence Interval of population mean equals mean  $\pm$  confidence,  $\bar{X} \pm c$

จากตารางที่ 28 พบว่าค่าเฉลี่ยในด้านความชัดเจนของเนื้อหา มีค่าเฉลี่ยสูงที่สุดคือ 1.8229 ( $S.D. = 1.1143$ ) ซึ่งค่าเฉลี่ยของประชากรจะอยู่ในช่วงระหว่าง 1.3771 ถึง 2.2687 รองลงมาคือด้านความน่าเชื่อถือได้มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 1.7500 ( $S.D. = 0.8176$ ) ซึ่งค่าเฉลี่ยของประชากรจะอยู่ในช่วงระหว่าง 1.4229 ถึง 2.0771, ด้านความแปลกใหม่มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 1.6563 ( $S.D. = 0.9747$ ) ซึ่งค่าเฉลี่ยของประชากรจะอยู่ในช่วงระหว่าง 1.4229 ถึง 2.0462, ด้านความน่าดึงดูดใจมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 1.5347 ( $S.D. = 1.1672$ ) ซึ่งค่าเฉลี่ยของประชากรจะอยู่ในช่วงระหว่าง 1.0678 ถึง 2.0017, ด้านการกระตุ้นอารมณ์และความรู้สึกหลังการใช้มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 1.4167 ( $S.D. = 1.2783$ ) ซึ่งค่าเฉลี่ยของ



ประชากรจะอยู่ในช่วงระหว่าง 0.9052 ถึง 1.9281 และด้านประสิทธิภาพการใช้งานมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 1.2292 (S. D. = 1.0239) ซึ่งค่าเฉลี่ยของประชากรจะอยู่ในช่วงระหว่าง 0.8195 ถึง 1.6388 ที่ระดับความเชื่อมั่น 95% ตามลำดับ

ตารางที่ 29 ค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานสำหรับผลลัพธ์แต่ละด้านของกลุ่มคำศัพท์ทั้ง 6 ด้านของกลุ่มที่ 2 (N = 6)

Scale	Mean ( $\bar{X}$ )	Std. Dev. (S. D.)	Confidence* (c)	Confidence Intervals** (p=0.05)	
Attractiveness	1.6389	1.2221	0.9779	0.6610	2.6168
Perspicuity	1.2917	1.4867	1.1896	0.1020	2.4813
Efficiency	1.0833	1.0328	0.8264	0.2569	1.9097
Dependability	1.6250	0.9843	0.7876	0.8374	2.4126
Stimulation	1.0000	1.5000	1.2002	-0.2002	2.2002
Novelty	1.4167	1.3571	1.0859	0.3308	2.5025

\*Confidence of population,  $c = Z \frac{s}{\sqrt{n}}$

\*\*Confidence Interval of population mean equals mean  $\pm$  confidence,  $\bar{X} \pm c$

จากตารางที่ 29 พบว่าค่าเฉลี่ยในด้านความน่าดึงดูดใจมีค่าสูงที่สุดคือ 1.6389 (S. D. = 1.2221) ซึ่งค่าเฉลี่ยของประชากรจะอยู่ในช่วงระหว่าง 0.6610 ถึง 2.6168 รองลงมาคือ ด้านความน่าเชื่อถือได้มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 1.6250 (S. D. = 0.9843) ซึ่งค่าเฉลี่ยของประชากรจะอยู่ในช่วงระหว่าง 0.8374 ถึง 2.4126, ด้านความแปลกใหม่มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 1.4167 (S. D. = 1.3571) ซึ่งค่าเฉลี่ยของประชากรจะอยู่ในช่วงระหว่าง 0.3308 ถึง 2.5025, ด้านความชัดเจนของเนื้อหา มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 1.2917 (S. D. = 1.4867) ซึ่งค่าเฉลี่ยของประชากรจะอยู่ในช่วงระหว่าง 0.1020 ถึง 2.4813, ด้านประสิทธิภาพการใช้งานมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 1.0833 (S. D. = 1.0328) ซึ่งค่าเฉลี่ยของประชากรจะอยู่ในช่วงระหว่าง 0.2569 ถึง 1.9097 และด้านการกระตุ้นอารมณ์และความรู้สึกหลังการใช้มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 1.0000 (S. D. = 1.5000) ซึ่งค่าเฉลี่ยของประชากรจะอยู่ในช่วงระหว่าง -0.2002 ถึง 2.2002 ตามลำดับ ที่ระดับความเชื่อมั่น 95%

ผู้วิจัยนำค่าเฉลี่ยของผลลัพธ์แต่ละด้านของกลุ่มคำศัพท์ทั้ง 6 ด้านของผู้เข้าร่วมทดลองทั้ง 2 กลุ่มมาคำนวณหาค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก (Weighted Average) เพื่อหาข้อสรุปของผลการประเมินเว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE ซึ่งผู้เข้าร่วมทดลองในกลุ่มที่ 1 และกลุ่มที่ 2 มีจำนวน 24 คน และ 6 คน จากทั้งหมด 30 คน ตามลำดับ จึงให้น้ำหนักของผู้เข้าร่วมทดลองในกลุ่มที่ 1 และ 2 เท่ากับ 0.8 และ 0.2 ตามลำดับ ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักในแต่ละด้านของกลุ่มคำศัพท์ทั้ง 6 ด้าน แสดงดังตารางที่ 30

ตารางที่ 30 ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักในแต่ละด้านของกลุ่มคำศัพท์ทั้ง 6 ด้านของผู้เข้าร่วมทดลองทั้ง 2 กลุ่ม (N = 30)

Scale	Mean ( $\bar{X}$ )
Attractiveness	1.5555
Perspicuity	1.7167
Efficiency	1.2000
Dependability	1.7250
Stimulation	1.3334
Novelty	1.6084

จากตารางที่ 30 พบว่าค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักในด้านความเชื่อถือได้มีค่าสูงที่สุดคือ 1.7250 รองลงมาคือ ด้านความชัดเจนของเนื้อหา มีค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักอยู่ที่ 1.7167, ด้านความแปลกใหม่มีค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักอยู่ที่ 1.6084, ด้านความน่าดึงดูดใจมีค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักอยู่ที่ 1.555, ด้านการกระตุ้นอารมณ์และความรู้สึกหลังการใช้มีค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักอยู่ที่ 1.3334 และด้านประสิทธิภาพการใช้งานมีค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักอยู่ที่ 1.2000 ตามลำดับ

จากนั้นผู้วิจัยทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์การประเมินเว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE กับผลการประเมินประสบการณ์ผู้ใช้ของผลิตภัณฑ์อื่น ๆ ซึ่งกำหนดโดยใช้เครื่องมือของ User Experience Questionnaire (UEQ) [49] และใช้เป็นเกณฑ์เปรียบเทียบ (Benchmark) ซึ่งเกณฑ์นี้ได้มาจากการประเมินประสบการณ์ผู้ใช้จำนวน 21,175 คนจากการศึกษาแบบประเมินทั้งหมด 468 เรื่องที่เกี่ยวข้องกับผลิตภัณฑ์ต่าง ๆ เช่น โปรแกรมธุรกิจทั่วไป (Business Software), เว็บเพจ (Web Page), เว็บร้านค้าออนไลน์ (Web Shops) หรือสื่อสังคมออนไลน์ (Social Networks) [47] เพื่อใช้

เป็นเกณฑ์ในการเปรียบเทียบคุณภาพด้านประสบการณ์ผู้ใช้ของผลิตภัณฑ์ที่สนใจกับผลิตภัณฑ์อื่น ๆ โดยทั่วไป เกณฑ์ค่าเฉลี่ยที่เส้นแบ่งซึ่งใช้ในการเปรียบเทียบของ User Experience Questionnaire (UEQ) แสดงดังตารางที่ 31

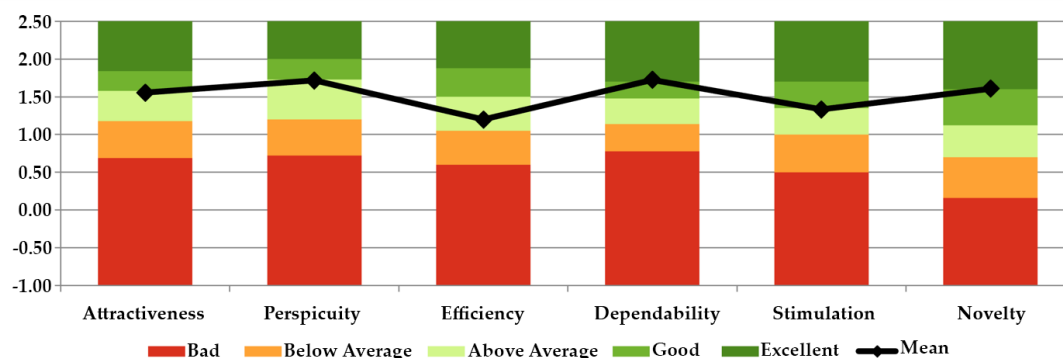
ตารางที่ 31 เกณฑ์ค่าเฉลี่ยที่เส้นแบ่งซึ่งใช้ในการเปรียบเทียบของ User Experience Questionnaire

Scale	25%	50%	75%	90%
Attractiveness	0.69	1.18	1.58	1.84
Perspicuity	0.72	1.20	1.73	2.00
Efficiency	0.60	1.05	1.50	1.88
Dependability	0.50	1.00	1.35	1.70
Stimulation	0.78	1.14	1.48	1.70
Novelty	0.16	0.70	1.12	1.60

โดยเกณฑ์ในการแปลผลค่าเฉลี่ยของผลประเมินของผลิตภัณฑ์ที่สนใจแบ่งออกเป็น 5 ประเภท ดังนี้

1. ดีเยี่ยม (Excellent): ผลิตภัณฑ์ที่สนใจอยู่ในช่วง 10% แรกของผลประเมินผลิตภัณฑ์ใน Benchmark
2. ดี (Good): 10% ของผลประเมินผลิตภัณฑ์ใน Benchmark ดีกว่าผลิตภัณฑ์ที่สนใจ และ 75% แยกว่า
3. สูงกว่าค่าเฉลี่ย (Above Average): 25% ของผลประเมินผลิตภัณฑ์ใน Benchmark ดีกว่าผลิตภัณฑ์ที่สนใจ และ 50% แยกว่า
4. ต่ำกว่าค่าเฉลี่ย (Below Average): 50% ของผลประเมินผลิตภัณฑ์ใน Benchmark ดีกว่าผลิตภัณฑ์ที่สนใจ และ 25% แยกว่า
5. Bad (แย่): ผลิตภัณฑ์ที่สนใจอยู่ในช่วง 25% ท้ายของผลประเมินผลิตภัณฑ์ใน Benchmark

ผลการเปรียบเทียบการประเมินเว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE กับผลิตภัณฑ์อื่น ๆ โดยใช้เกณฑ์เปรียบเทียบจากเครื่องมือของ User Experience Questionnaire (UEQ) [49] แสดงดังรูปที่ 36



รูปที่ 36 ผลการเปรียบเทียบการประเมินเว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE กับผลิตภัณฑ์อื่น ๆ โดยที่กราฟเส้นแสดงผลลัพธ์การประเมินเว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE และแถบสีแสดงช่วงของค่าเฉลี่ยที่ใช้ในการเปรียบเทียบของ User Experience Questionnaire (UEQ)

จากรูปที่ 36 พบว่าเว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE มีความน่าดึงดูดใจ (Attractiveness) อยู่ในเกณฑ์สูงกว่าค่าเฉลี่ย ความชัดเจนของเนื้อหา (Perspicuity) อยู่ในเกณฑ์สูงกว่าค่าเฉลี่ย ประสิทธิภาพการใช้งาน (Efficiency) อยู่ในเกณฑ์สูงกว่าค่าเฉลี่ย ความเชื่อถือได้ (Dependability) อยู่ในเกณฑ์ดีเยี่ยม การกระตุ้นอารมณ์และความรู้สึกหลังการใช้ (Stimulation) อยู่ในเกณฑ์สูงกว่าค่าเฉลี่ย และความแปลกใหม่ (Novelty) อยู่ในเกณฑ์ดีเยี่ยม เมื่อเทียบกับผลิตภัณฑ์อื่น ๆ ตามลำดับ

เว็บแอปพลิเคชันนี้เป็นเพียงการช่วยเหลือในเบื้องต้นได้เท่านั้น ผลของการทำนายระดับความคิดฆ่าตัวตายเป็นเพียงข้อมูลที่บ่งบอกว่าผู้ใช้มีความคิดฆ่าตัวตายหรือไม่อย่างไรจากข้อความเดียว ณ ขณะนั้น ซึ่งไม่สามารถทดแทนคำวินิจฉัยของแพทย์หรือนักจิตวิทยาได้ เว็บแอปพลิเคชันนี้จึงเป็นเพียงตัวช่วยบรรเทาความเศร้าหรืออารมณ์เศร้าในช่วงระยะแรก รวมถึงให้ความรู้ในเบื้องต้นในการจัดการความคิดของตนเองก่อนเข้าพบแพทย์หรือเข้ารับคำปรึกษากับนักจิตวิทยาต่อไป

## บทที่ 5 บทสรุป

### 5.1 สรุปผลการวิจัย

วิทยานิพนธ์นี้มีขั้นตอนหลักทั้งหมด 4 ขั้นตอน จากขั้นตอนแรกเป็นขั้นตอนการเก็บรวบรวมข้อมูล โดยใช้ Twitter API สำหรับนักพัฒนา เพื่อทำการดึงข้อความจากทวีเตอร์ โดยเลือกข้อมูลเฉพาะข้อความที่เป็นภาษาไทยที่มีการติดแฮชแท็ก (#) ที่เกี่ยวข้องกับความคิดฆ่าตัวตาย ได้แก่ #อยากตาย, #วิธีตาย, #ฆ่าตัวตาย, #โรคซึมเศร้า, #ภาวะซึมเศร้า, #ซึมเศร้า, #เครียด และ #การฆ่าตัวตาย การรวบรวมข้อมูลทำโดยการเขียนโปรแกรมภาษาไพทอน (Python) โดยใช้ไลบรารี Tweepy และทำการตัดข้อความที่เป็นการ Retweet ออก นั่นคือเลือกเก็บเฉพาะข้อความที่ผู้ใช้งานเป็นผู้โพสต์ด้วยตนเองเท่านั้นจำนวน 20,138 ข้อความ และจัดเตรียมไฟล์ข้อมูลเพื่อใช้ในขั้นตอนถัดไป

ขั้นตอนที่ 2 เป็นขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการวิเคราะห์ โดยจะนำข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนแรกมาทำความสะอาดข้อมูลต่าง ๆ แล้วได้ข้อมูลคงเหลืออยู่ 5,134 ข้อความ แล้วจึงนำชุดข้อมูลให้กับผู้เชี่ยวชาญซึ่งประกอบด้วยนักจิตวิทยาการปรึกษา 1 คน และนิสิตบัณฑิตศึกษาศาสาจิตวิทยาการปรึกษา (Counseling Psychology) จำนวน 4 คน ทำการติดป้ายข้อมูล (Label) โดยประเมินจากความคิดเห็นของผู้เชี่ยวชาญว่าแต่ละข้อความนั้นควรจัดอยู่ในความคิดฆ่าตัวตายระดับใด โดยแบ่งออกเป็น 6 ระดับ ได้แก่ 1) Wish to be Dead จำนวน 2,776 ข้อความ, 2) Non-Specific Active Suicidal Thoughts จำนวน 495 ข้อความ, 3) Active Suicidal Ideation with Any Methods (Not Plan) without Intent to Act จำนวน 243 ข้อความ, 4) Active Suicidal Ideation with Some Intent to Act without Specific Plan จำนวน 351 ข้อความ, 5) Active Suicidal Ideation with Specific Plan and Intent จำนวน 662 ข้อความ และ 6) Others (Not Suicidal Ideation) จำนวน 607 ข้อความ และนำข้อมูลที่ได้ไปใช้ในขั้นตอนถัดไป

ขั้นตอนที่ 3 เป็นขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างโมเดล ซึ่งจะนำข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนที่ 2 มาทำการตัดแบ่งค่า เนื่องจากจำนวนข้อมูลในแต่ละระดับความคิดฆ่าตัวตายมีความไม่สมดุลกัน (Imbalanced Data) จึงได้ทำการสังเคราะห์ข้อมูลเพิ่มขึ้นใหม่ด้วยวิธีแทนที่ค่าประเภท First-

Personal Pronoun และ PPRS (Personal Pronoun) ด้วยคำใกล้เคียงกับชุดข้อมูลฝึกที่ได้จากการวัดค่าความคล้าย (Cosine Similarity) โดยทำให้ชุดข้อมูลฝึกมีจำนวนข้อมูลในสัดส่วนที่เท่า ๆ กัน ได้จำนวนข้อมูลรวมทั้ง 6 ระดับเป็น 16,330 ข้อความ หลังจากนั้นนำข้อมูลที่ได้มาทำการพัฒนาโมเดลเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง 4 อัลกอริทึม ได้แก่ Random Forest, XGBoost, SVM และ LSTM แล้วทำการประเมินด้วยการวัดค่า F1-Score, Precision, Recall และ Accuracy พบว่าอัลกอริทึม LSTM มีประสิทธิภาพโดยรวมมากที่สุด โดยมีค่า F1-Score 93.88%, ค่า Precision 93.68%, ค่า Recall 94.15% และค่า Accuracy 95.02% หลังจากนั้นนำโมเดลที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดมาใช้ในการสร้างเครื่องมือที่พัฒนาในขั้นตอนต่อไป

ขั้นตอนที่ 4 เป็นขั้นตอนการสร้างเครื่องมือเพื่อใช้ในการวิเคราะห์และทดสอบการใช้งาน โดยได้ทำการพัฒนาเว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE ขึ้น พร้อมกับการทดสอบการใช้งานกับผู้เข้าร่วมทดลองจำนวนทั้งสิ้น 30 คน ที่มีภาวะซึมเศร้าระดับเล็กน้อยถึงปานกลางเท่านั้น โดยนำข้อความจากผู้ใช้งานทำนายระดับความคิดฆ่าตัวตาย และเสนอวิธีบำบัดความคิดและพฤติกรรมด้วยเทคนิค CBT ให้ผู้ใช้รู้จักการเผชิญปัญหาหรือเตือนใจตนเอง (Coping Statement) รวมถึงการปรับเปลี่ยนความคิดอัตโนมัติในเชิงลบ และทำการประเมินเว็บแอปพลิเคชันด้านประสบการณ์ผู้ใช้ของผู้ทดลองใช้งานพบว่าเว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE มีความน่าดึงดูดใจ (Attractiveness) อยู่ในเกณฑ์สูงกว่าค่าเฉลี่ย ความชัดเจนของเนื้อหา (Perspicuity) อยู่ในเกณฑ์สูงกว่าค่าเฉลี่ย ประสิทธิภาพการใช้งาน (Efficiency) อยู่ในเกณฑ์สูงกว่าค่าเฉลี่ย ความเชื่อถือได้ (Dependability) อยู่ในเกณฑ์ดีเยี่ยม การกระตุ้นอารมณ์และความรู้สึกหลังการใช้ (Stimulation) อยู่ในเกณฑ์สูงกว่าค่าเฉลี่ย และความแปลกใหม่ (Novelty) อยู่ในเกณฑ์ดีเยี่ยม เมื่อเทียบกับผลิตภัณฑ์อื่น ๆ ตามลำดับ เครื่องมือนี้จะช่วยทำนายระดับความคิดฆ่าตัวตายให้กับผู้ที่มีภาวะซึมเศร้าในสังคมไทยเพื่อให้สามารถช่วยเหลือตนเองในเบื้องต้นและได้รับคำแนะนำที่เหมาะสมตามระดับของความคิดฆ่าตัวตาย ซึ่งเว็บแอปพลิเคชันจะช่วยเหลือผู้ที่มีความคิดฆ่าตัวตาย หรือมีภาวะซึมเศร้าที่อยู่ระหว่างการรอเข้ารับคำปรึกษาจากผู้เชี่ยวชาญทางด้านจิตวิทยาได้ในเบื้องต้น เพื่อช่วยบรรเทาความคิดและดูแลสุขภาพจิตก่อนที่จะพบนักจิตวิทยา หรือจิตแพทย์ต่อไป

วิทยานิพนธ์นี้แสดงให้เห็นถึงการนำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาใช้ในการวิเคราะห์เพื่อตรวจหาระดับความคิดฆ่าตัวตายจากข้อความที่เป็นภาษาไทยบนเครือข่ายสังคมออนไลน์ทวิตเตอร์

เพื่อนำไปสร้างโมเดลสำหรับแยกแยะระดับความรุนแรงของความคิดที่ต้องการฆ่าตัวตายของบุคคลทั้ง 6 ระดับตาม C-SSRS ได้ ซึ่งโมเดลนี้เป็นส่วนสำคัญในการพัฒนาเว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE ที่สามารถวิเคราะห์การแสดงออกทางข้อความของบุคคลที่มีความคิดฆ่าตัวตาย และประยุกต์ใช้กับเทคนิคบางส่วนของ CBT เพื่อเป็นแนวทางการช่วยเหลือตนเองในเบื้องต้นสำหรับผู้ที่มีความคิดฆ่าตัวตายหรือกำลังอยู่ในภาวะซึมเศร้า ให้สามารถจัดการความคิดลบอัตโนมัติของตนเองและนำไปสู่การปรับเปลี่ยนความคิดที่จะฆ่าตัวตายของตนเองได้ รวมถึงได้รับคำแนะนำที่เหมาะสม ถึงแม้ว่าเว็บแอปพลิเคชันนี้จะไม่สามารถแทนที่การประเมินทางคลินิกและการบำบัดของจิตแพทย์หรือนักจิตวิทยาได้ แต่สามารถใช้ร่วมกับการรักษาเพื่อให้บุคคลสามารถใช้เว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE ขณะรอรับการเข้ารักษาหรือระหว่างการรักษาพร้อมกับการเข้าพบนักจิตวิทยาหรือจิตแพทย์ได้

## 5.2 ข้อจำกัดในวิทยานิพนธ์

- 1) ข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์ตรวจหาระดับความคิดฆ่าตัวตายและเครื่องมือที่สร้างขึ้นจะรองรับข้อความเฉพาะภาษาไทยเท่านั้น
- 2) โมเดลที่ใช้ในการทำนายเหมาะสมกับข้อความที่อยู่บนสื่อสังคมออนไลน์ทวิตเตอร์ หรือข้อความที่มีความยาวตัวอักษรของข้อความสูงสุดไม่เกิน 280 ตัวอักษร
- 3) จำนวนข้อมูลที่ใช้ในการพัฒนาโมเดลนี้มีจำนวน 5,134 ข้อความ ซึ่งยังมีจำนวนไม่มากนัก
- 4) ข้อความที่มีประโยคที่สั้น อาจจะต้องนำบริบทข้อความอื่น หรือรูปภาพมาประกอบเพิ่มเติมในการวิเคราะห์ เพื่อจะสามารถเข้าใจในความหมายที่ผู้โพสต์ต้องการจะสื่อสารความคิดหรือความรู้สึกได้
- 5) มีโอกาสที่ผลการทำนายจะคลาดเคลื่อนไปในระดับความคิดฆ่าตัวตายที่ใกล้เคียงกัน เนื่องจากมีคำที่มักพบของระดับความคิดฆ่าตัวตายในชุดข้อมูล เป็นคำที่ใกล้เคียงกัน เช่น คำที่พบในระดับความคิดฆ่าตัวตายทั้งระดับที่ 1 และ 2 ได้แก่ หาย, ไม่, ตื่น, นอนไม่หลับ, อยากตาย, อยู่, ไป, ฉันท, เธอ เป็นต้น
- 6) เว็บแอปพลิเคชันเป็นเพียงแนวทางหนึ่งในการช่วยเหลือตนเองสำหรับผู้ที่มีความคิดฆ่าตัวตายเท่านั้น ซึ่งผลของการทำนายระดับความคิดฆ่าตัวตายเป็นเพียงข้อมูลที่บ่งบอกว่าผู้มีความคิดฆ่าตัวตายหรือไม่อย่างไร โดยผลการทำนายไม่สามารถทดแทนคำวินิจฉัยของจิตแพทย์หรือนักจิตวิทยาได้

### 5.3 ข้อเสนอแนะ

- 1) นำข้อมูลที่มีการใช้ภาษาอังกฤษในประโยคมาสร้างโมเดลให้เรียนรู้เพิ่มเติม เพื่อให้โมเดลสามารถรองรับประโยคที่มีการใช้ภาษาอังกฤษด้วยได้
- 2) เพิ่มจำนวนข้อมูลที่มีการติดป้ายข้อความจากผู้เชี่ยวชาญให้มากขึ้น เพื่อนำไปใช้ในการสร้างโมเดลเพิ่มเติม เพื่อให้มีการเรียนรู้ที่มากขึ้น
- 3) ให้ผู้เชี่ยวชาญทำการติดป้ายข้อความสำหรับการสร้างโมเดลโดยใช้หลัก Multilabel เนื่องจากในหนึ่งข้อความอาจตีความถึงความคิดฆ่าตัวตายได้หลายระดับ
- 4) ใช้การวิเคราะห์ข้อความร่วมกับรูปภาพด้วย ในกรณีที่มีการโพสต์รูปภาพประกอบกับข้อความ เพื่อให้เข้าใจในความหมายของข้อความที่ต้องการสื่อสารให้มากขึ้น
- 5) เก็บข้อมูลเพิ่มเติมจากสื่อสังคมออนไลน์ในแพลตฟอร์มอื่นเพิ่มเติม
- 6) สังเคราะห์ข้อความใหม่ด้วยการแทนที่คำลักษณะอื่นในภาษาซึมเศร้า (Depressive Language) ตัวอย่างเช่น คำอารมณ์เชิงลบ (Negative Emotion Term) และคำในความคิดบิดเบือน เช่น คำว่า “เสมอ”, “ตลอดไป”, “ทุกคน”, “ทุกอย่าง”, “ทั้งหมด” หรือ “สมบูรณ์” ซึ่งสะท้อนความคิดสุดขั้วในด้านใดด้านหนึ่ง หรือคำว่า “ต้อง” และ “อย่างชัดเจน” ซึ่งสามารถสะท้อนการอ่านใจ ทั้งนี้เพื่อให้ได้ข้อความในการเรียนรู้ที่หลากหลายมากขึ้น
- 7) ปรับปรุงการวิเคราะห์ผลการประเมินประสิทธิภาพของโมเดล โดยพิจารณาค่าความน่าจะเป็นของผลการทำนายความคิดฆ่าตัวตายในระดับต่าง ๆ ร่วมด้วย เพื่อวิเคราะห์ว่า ผลการทำนายที่ผิดพลาดมีความคลาดเคลื่อนมากน้อยเพียงใด
- 8) ปรับปรุงการสร้างโมเดลโดยให้นำหนักกับผลการทำนายที่ผิดเพื่อให้โมเดลทำการเรียนรู้ได้ดีขึ้น โดยเฉพาะการทำนายความคิดฆ่าตัวตายระดับสูงผิดไปเป็นระดับที่ต่ำกว่า
- 9) เพิ่มเนื้อหาในเรื่องภาวะซึมเศร้าเพิ่มเติมลงในเครื่องมือ
- 10) พัฒนาเครื่องมือที่สามารถใช้ร่วมกับการประเมินผู้ป่วยโรคซึมเศร้าของจิตแพทย์หรือนักจิตวิทยาได้
- 11) วิทยานิพนธ์นี้เป็นเพียงต้นแบบการวิเคราะห์ระดับความคิดฆ่าตัวตายจากข้อความภาษาไทย หากมีการนำไปใช้จริงกับกลุ่มเป้าหมาย เช่น ผู้ที่กำลังรับการรักษาจากจิตแพทย์ ผู้ที่กำลังรับคำปรึกษาจากนักจิตวิทยา หรือผู้ป่วยโรคซึมเศร้าที่อยู่ในระหว่างรอการรักษา โมเดลการ



ทำนายระดับความคิดฆ่าตัวตายนี้ สามารถนำไปพัฒนาต่อยอดในการให้ความช่วยเหลือได้มากขึ้น เช่น การให้คำแนะนำที่เหมาะสมต่อกลุ่มเป้าหมาย หรือการช่วยบรรเทาความคิด และดูแลสภาวะจิตก่อนที่จะพบนักจิตวิทยา หรือจิตแพทย์ต่อไป หรือสามารถพัฒนาเป็นการให้บริการด้านสุขภาพจิตระดับปฐมภูมิ ให้คนสามารถดูแลตนเองและมีความรู้ในการจัดการความคิดและพฤติกรรม เพื่อเพิ่มการป้องกันก่อนเข้าพบนักจิตวิทยาได้



## ภาคผนวก ก นโยบายความเป็นส่วนตัวของผู้ใช้

เว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE ในการวิเคราะห์ความคิดฆ่าตัวตายจากข้อความภาษาไทยที่ผู้ใช้ได้ ระบายผ่านเว็บแอปพลิเคชัน มาทำนายระดับความคิดฆ่าตัวตายทั้ง 6 ระดับพร้อมกับแสดงผลการ ประเมินและนำเสนอแนวทางการช่วยเหลือตัวเองหรือขอแนะนำที่เหมาะสมตามระดับความคิดฆ่าตัว ตายตามระดับที่พบ เว็บแอปพลิเคชันนี้จะเป็นแบบให้ผู้ใช้เล่นครั้งเดียว ไม่มีการติดตามรายวัน (Tracking) โดยเป็นแนวการเล่าเรื่องที่ใช้มีส่วนร่วม (Interactive Storytelling) และในทุกหน้าของ เว็บแอปพลิเคชันจะมีปุ่มฉุกเฉินที่จะนำผู้ใช้ไปยังหน้าแสดงข้อมูลการติดต่อฉุกเฉิน เพื่อให้ผู้ใช้ที่มี ภาวะซึมเศร้าใช้เครื่องมือในการบรรเทาความรู้สึกเศร้า และสามารถจัดการความคิดลบของตนเองได้ ในเบื้องต้น ก่อนที่ผู้ใช้จะเข้ารับการศึกษาที่นักจิตวิทยาหรือจิตแพทย์ต่อไป

### นิยาม

“ข้อมูลส่วนบุคคล” หมายถึง ข้อมูลเกี่ยวกับบุคคลซึ่งทำให้สามารถระบุตัวบุคคลนั้นได้ไม่ว่าทางตรง หรือทางอ้อม

“ข้อมูลส่วนบุคคลที่อ่อนไหว” หมายถึง ข้อมูลส่วนบุคคลเกี่ยวกับเชื้อชาติ เผ่าพันธุ์ ความคิดเห็นทางการเมือง ความเชื่อในลัทธิ ศาสนาหรือปรัชญา พฤติกรรมทางเพศ ประวัติอาชญากรรม ข้อมูล สุขภาพ ความพิการ ข้อมูลสุขภาพแรงงาน ข้อมูลพันธุกรรม ข้อมูลชีวภาพ หรือข้อมูลอื่นใดซึ่งกระทบ ต่อเจ้าของข้อมูลส่วนบุคคลในทำนองเดียวกันตามที่คณะกรรมการคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคลประกาศ กำหนด

“การประมวลผล” หมายถึง การเก็บรวบรวม ใช้ เปิดเผยข้อมูลส่วนบุคคล

“เจ้าของข้อมูลส่วนบุคคล” หมายถึง บุคคลธรรมดาซึ่งเป็นเจ้าของข้อมูลส่วนบุคคล

“ผู้ควบคุมข้อมูลส่วนบุคคล” หมายถึง บุคคลหรือนิติบุคคลอื่นซึ่งมีอำนาจหน้าที่ตัดสินใจเกี่ยวกับการเก็บรวบรวม ใช้ หรือเปิดเผยข้อมูลส่วนบุคคล ทั้งนี้ ให้รวมถึงการอ้างอิงใด ๆ ตามกฎหมายที่ เกี่ยวกับการคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคลที่มีความหมายหรือแสดงความหมายเหมือนกับหรือคล้ายกับผู้ ควบคุมข้อมูลส่วนบุคคล

**“ผู้ประมวลผลข้อมูลส่วนบุคคล”** หมายถึง บุคคลหรือนิติบุคคลซึ่งดำเนินการเกี่ยวกับการเก็บรวบรวม ใช้ หรือเปิดเผยข้อมูลส่วนบุคคลตามคำสั่งหรือในนามของผู้ควบคุมข้อมูลส่วนบุคคล ซึ่งรวมไปถึงการอ้างอิงใดๆ ตามกฎหมายที่เกี่ยวกับการคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคลที่มีความหมายหรือแสดงความหมายเหมือนกับหรือคล้ายกับผู้ประมวลผลข้อมูลส่วนบุคคล ทั้งนี้ บุคคลหรือนิติบุคคลที่ดำเนินการดังกล่าวไม่เป็นผู้ควบคุมข้อมูลส่วนบุคคล

### วัตถุประสงค์

วัตถุประสงค์	ประเภทข้อมูล	ฐานการประมวลผลที่ชอบด้วยกฎหมาย
<p><b>1. เพื่อวัตถุประสงค์ในการให้บริการ</b></p> <p>ทำการบันทึกข้อมูลส่วนบุคคลของท่านเพื่อนำข้อมูลส่วนบุคคลของท่านไปทำการประเมินเบื้องต้นถึงระดับความคิดฆ่าตัวตาย รวมถึงชื่อผู้ใช้ อายุ เพศ และข้อความ เพื่อให้กับผู้เชี่ยวชาญด้านจิตวิทยาการปรึกษาหารือ เพื่อทำการวิเคราะห์และติดตามการช่วยเหลือได้ในภายหลัง โดยจะอธิบายข้อมูลรายละเอียดให้ท่านเข้าใจก่อนเข้าที่จะใช้งานเว็บแอปพลิเคชัน</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- ข้อมูลระบุตัวตน</li> <li>- ข้อมูลสำหรับการติดต่อ</li> <li>- ข้อความบนเว็บแอปพลิเคชัน</li> </ul>	<p>สำหรับข้อมูลส่วนบุคคลที่อ่อนไหว เพื่อป้องกันหรือระงับอันตรายต่อชีวิต ร่างกาย หรือสุขภาพ ในกรณีที่เจ้าของข้อมูลส่วนบุคคลไม่สามารถให้ความยินยอมได้ อาทิ การติดต่อหน่วยงานฉุกเฉิน ในกรณีที่มีความเสี่ยงในการฆ่าตัวตายสูง</p>
<p><b>2. เพื่อวัตถุประสงค์ในการวิเคราะห์เพื่อพัฒนาคุณภาพโดยไม่บ่งชี้ตัวตนของเจ้าของข้อมูลส่วนบุคคล</b></p> <p>ผู้ให้บริการอาจนำข้อมูลส่วนบุคคลของท่านไปใช้เพื่อวิเคราะห์และพัฒนาคุณภาพ โดยจะทำเป็นรูปแบบรายงานผลโดยรวมที่</p>	<p>ข้อมูลสถิติ</p>	

วัตถุประสงค์	ประเภทข้อมูล	ฐานการประมวลผลที่สอดคล้อง กฎหมาย
ไม่มีการบ่งชี้ตัวตนของเจ้าของข้อมูล และ ผู้ให้บริการจะรักษาความลับของข้อมูล ดังกล่าวของท่านอย่างเคร่งครัด		

นอกจากวัตถุประสงค์ดังกล่าวแล้ว ผู้ให้บริการจะไม่นำข้อมูลส่วนบุคคลของท่านไปใช้เพื่อวัตถุประสงค์อื่น ยกเว้นในกรณีที่พระราชบัญญัติคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล พ.ศ. 2562 อนุญาต เช่น

- เมื่อได้รับความยินยอมจากเจ้าของข้อมูลส่วนบุคคล หรือเมื่อได้รับความยินยอมโดยชัดแจ้งจากเจ้าของข้อมูลส่วนบุคคลในกรณีการใช้ข้อมูลส่วนบุคคลที่อ่อนไหว
- เพื่อการศึกษาวิจัยหรือสถิติซึ่งได้จัดให้มีมาตรการปกป้องที่เหมาะสมเพื่อคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคลสิทธิและเสรีภาพของเจ้าของข้อมูลส่วนบุคคล
- เพื่อป้องกันระงับอันตรายต่อชีวิต ร่างกาย หรือสุขภาพ
- เพื่อการปฏิบัติตามสัญญาระหว่างผู้ใช้บริการกับเจ้าของข้อมูลส่วนบุคคลนั้น
- เพื่อประโยชน์โดยชอบด้วยกฎหมายของผู้ให้บริการ หรือของบุคคลหรือนิติบุคคลอื่นเว้นแต่ประโยชน์ดังกล่าวมีความสำคัญน้อยกว่าสิทธิขั้นพื้นฐานในข้อมูลส่วนบุคคลของเจ้าของข้อมูลส่วนบุคคล
- เพื่อปฏิบัติตามกฎหมายของผู้ให้บริการ
- เพื่อป้องกันหรือระงับอันตรายต่อชีวิต ร่างกาย หรือสุขภาพของบุคคลซึ่งเจ้าของข้อมูลส่วนบุคคลไม่สามารถให้ความยินยอมได้ ไม่ว่าด้วยเหตุใดก็ตาม
- เพื่อการก่อตั้งสิทธิเรียกร้องตามกฎหมาย
- เพื่อประโยชน์ด้านสาธารณสุข หรือการคุ้มครองทางสังคมอื่นใดโดยผู้ให้บริการจัดให้มีมาตรการที่เหมาะสมเพื่อคุ้มครองสิทธิขั้นพื้นฐานและประโยชน์ของเจ้าของข้อมูลส่วนบุคคล

## แหล่งที่มาของข้อมูลส่วนบุคคล

ผู้ให้บริการเก็บรวบรวมข้อมูลส่วนบุคคลของท่านจากแหล่งที่มา เฉพาะข้อมูลบนเว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE และข้อมูลที่ท่านได้ให้ผ่านแบบฟอร์ม

## การเปิดเผยข้อมูลส่วนบุคคล

ผู้ให้บริการจะไม่เปิดเผยข้อมูลส่วนบุคคลของท่านให้บุคคลภายนอก ยกเว้นเป็นกรณีที่ถูกกฎหมายอนุญาตเพื่อความจำเป็นในการปฏิบัติงาน ผู้ให้บริการอาจเปิดเผยข้อมูลส่วนบุคคลได้ในกรณีต่อไปนี้

1. เปิดเผยข้อมูลส่วนบุคคลให้หน่วยงานราชการ หน่วยงานผู้มีอำนาจหรือบุคคลใด ๆ เมื่อมีกฎหมายกำหนดหรือให้อำนาจ รวมถึงการปฏิบัติตามคำสั่งศาล
2. การเปิดเผยข้อมูลส่วนบุคคลให้กับบุคคลหรือนิติบุคคลที่ผู้ให้บริการจำเป็นต้องปฏิบัติ ตามสัญญาหรือเพื่อผลประโยชน์ของท่านในฐานะเจ้าของข้อมูลส่วนบุคคล โดยผู้ให้บริการกำหนดให้บุคคลหรือนิติบุคคลเหล่านี้ต้องรักษาความลับและคุ้มครองข้อมูล ส่วนบุคคลของท่านตามมาตรฐานที่พระราชบัญญัติคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล พ.ศ. 2562 กำหนด
3. ผู้ให้บริการอาจเก็บข้อมูลส่วนบุคคลไว้ในระบบประมวลผลแบบคลาวด์ (Cloud Computing) โดยใช้บริการจากบุคคลที่สามไม่ว่าตั้งอยู่ในประเทศไทยหรือต่างประเทศ โดยผู้ให้บริการได้เข้าทำสัญญากับบุคคลดังกล่าวด้วยความระมัดระวังและพิจารณาถึงระบบรักษาความมั่นคงในการเก็บรักษาข้อมูลส่วนบุคคลที่ผู้ให้บริการระบบ Cloud Computing นั้นให้การคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล

## ระยะเวลาในการเก็บรักษาข้อมูลส่วนบุคคล

ผู้ให้บริการจะเก็บรักษาข้อมูลส่วนบุคคลของท่านไว้ในระยะเวลาเท่าที่ข้อมูลนั้นยังมีความจำเป็นตามวัตถุประสงค์ในการเก็บรวบรวมข้อมูลเท่านั้น ตามรายละเอียดที่ได้กำหนดไว้ในนโยบาย ประกาศ หรือตามกฎหมายที่เกี่ยวข้อง ทั้งนี้ เมื่อพ้นระยะเวลาและข้อมูลส่วนบุคคลของท่านสิ้นความจำเป็นตามวัตถุประสงค์ดังกล่าวแล้ว ผู้ให้บริการจะทำการลบ ทำลายข้อมูลส่วนบุคคลของท่าน หรือทำให้ข้อมูลส่วนบุคคลของท่านไม่สามารถระบุตัวตนได้ต่อไป ตามรูปแบบและมาตรฐานการลบทำลายข้อมูลส่วนบุคคลที่คณะกรรมการหรือกฎหมายจะได้ประกาศกำหนดหรือตามมาตรฐานสากล อย่างไรก็ตาม

ก็ดี ในกรณีที่มีข้อพิพาท การใช้สิทธิหรือคดีความอันเกี่ยวข้องกับข้อมูลส่วนบุคคลของท่าน ผู้ให้บริการขอสงวนสิทธิในการเก็บรักษาข้อมูลนั้นต่อไปจนกว่าข้อพิพาทนั้นจะได้มีคำสั่งหรือคำพิพากษาถึงที่สุด

### มาตรการในการเก็บรักษาและประมวลผลข้อมูลส่วนบุคคล

ผู้ให้บริการจะจัดเก็บข้อมูลส่วนบุคคลโดยการจำกัดสิทธิ์การเข้าถึงข้อมูลส่วนบุคคลให้สามารถเข้าถึงได้โดยผู้ให้บริการหรือบุคคลที่มีอำนาจหน้าที่หรือได้รับมอบหมายที่มีความจำเป็นต้องใช้ข้อมูลดังกล่าวตามวัตถุประสงค์ที่ได้แจ้งเจ้าของข้อมูลส่วนบุคคลไว้แล้วเท่านั้น และผู้ให้บริการมีระบบตรวจสอบเพื่อจัดการทำลายข้อมูลส่วนบุคคลที่ไม่มีความจำเป็นในการดำเนินการของหน่วยงาน ในกรณีที่ เป็นข้อมูลส่วนบุคคลที่อ่อนไหว ผู้ให้บริการจัดให้มีมาตรการรักษาความมั่นคงของข้อมูลในด้านการเข้าถึงและควบคุมการใช้งาน และมีการตรวจสอบประเมินความเสี่ยงของระบบอย่างสม่ำเสมอ

### สิทธิของเจ้าของข้อมูลส่วนบุคคล

พระราชบัญญัติคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล พ.ศ. 2562 ได้กำหนดสิทธิของเจ้าของข้อมูลส่วนบุคคลไว้หลายประการ โดยรายละเอียดของสิทธิต่าง ๆ ประกอบด้วย

1. สิทธิขอเพิกถอนความยินยอม: ท่านมีสิทธิเพิกถอนความยินยอม ยินยอมในการประมวลผลข้อมูลส่วนบุคคลที่ท่านได้ให้ความยินยอมกับผู้ให้บริการ
2. สิทธิขอเข้าถึงข้อมูล: ท่านมีสิทธิขอเข้าถึงข้อมูลส่วนบุคคลของท่านที่อยู่ในความรับผิดชอบของผู้ให้บริการ และขอให้ผู้ให้บริการทำสำเนาสรุปข้อมูลดังกล่าวให้แก่ท่าน
3. สิทธิขอถ่ายโอนข้อมูล: ท่านมีสิทธิขอรับข้อมูลของท่านในกรณีที่ผู้ให้บริการได้ทำให้ข้อมูลนั้นอยู่ในรูปที่สามารถอ่านหรือใช้งานโดยทั่วไปได้ด้วยเครื่องมือหรืออุปกรณ์ที่ท่านใช้งานได้โดยอัตโนมัติ
4. สิทธิขอคัดค้าน: ท่านมีสิทธิส่งคำร้องถึงผู้ให้บริการเพื่อคัดค้านการประมวลผลข้อมูลส่วนบุคคลของท่านด้วยเหตุบางประการได้
5. สิทธิขอให้ลบหรือทำลายข้อมูล: ท่านมีสิทธิขอลบหรือทำลายข้อมูลส่วนบุคคลของท่านด้วยเหตุบางประการได้

6. สิทธิขอให้ระงับการใช้ข้อมูล: ท่านมีสิทธิขอให้ระงับการใช้ข้อมูลส่วนบุคคลของท่านด้วยเหตุบางประการได้
7. สิทธิขอแก้ไขข้อมูล: ท่านมีสิทธิแจ้งผู้ให้บริการแก้ไขข้อมูลส่วนบุคคลของท่านที่ไม่ถูกต้องหรือไม่เป็นปัจจุบันได้

ท่านสามารถติดต่อมายังเจ้าหน้าที่ เพื่อดำเนินการยื่นคำร้องขอดำเนินการตามสิทธิข้างต้นได้ที่ ศูนย์สุขภาพทางจิต (Center for Psychological Wellness) คณะจิตวิทยา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ชั้น 5 อาคารบรมราชชนนีศรีศตพรรษ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ซอยจุฬาฯ12 ถนนพญาไท แขวงวังใหม่ เขตปทุมวัน กรุงเทพมหานคร 10330

เวลาทำการ : วันจันทร์ - ศุกร์ เวลา 9.00-17.00 น. (ยกเว้นวันหยุดนักขัตฤกษ์) หมายเลข

โทรศัพท์ : 02-218-1171, 061-7362859

สายด่วนเยียวยาจิตใจ Hotline : 02-218-0336

Email: [wellness.chula@gmail.com](mailto:wellness.chula@gmail.com)

### การเปลี่ยนแปลงนโยบายคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล

ผู้ให้บริการอาจทำการปรับปรุงหรือแก้ไขนโยบายความเป็นส่วนตัวโดยไม่ได้แจ้งให้ท่านทราบล่วงหน้า ทั้งนี้ เพื่อความเหมาะสมและมีประสิทธิภาพในการให้บริการ ดังนั้นผู้ให้บริการจึงขอแนะนำให้ผู้ใช้บริการอ่านนโยบายความเป็นส่วนตัวทุกครั้งที่มีการปรับปรุง หรือแก้ไขนโยบายความเป็นส่วนตัว ซึ่งผู้ให้บริการจะทำการแจ้งเตือนท่านเมื่อมีการปรับนโยบายความเป็นส่วนตัว

### นโยบายคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคลของเว็บไซต์อื่น

นโยบายความเป็นส่วนตัวฉบับนี้ ใช้เฉพาะสำหรับการให้บริการของระบบ และการใช้งานของผู้ให้บริการเท่านั้น หากท่านได้คลิกไปยังเว็บไซต์อื่น แม้จะผ่านช่องทางของระบบก็ตาม ท่านจะต้องศึกษาและปฏิบัติตามนโยบายความเป็นส่วนตัวของเว็บไซต์นั้น ๆ แยกจากของระบบนี้

### ช่องทางการติดต่อ

ท่านสามารถติดต่อได้ที่ ศูนย์สุขภาวะทางจิต (Center for Psychological Wellness) คณะจิตวิทยา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ชั้น 5 อาคารบรมราชชนนีศรีศตพรรษ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ซอยจุฬาฯ12 ถนนพญาไท แขวงวังใหม่ เขตปทุมวัน กรุงเทพมหานคร 10330

เวลาทำการ : วันจันทร์ - ศุกร์ เวลา 9.00-17.00 น. (ยกเว้นวันหยุดนักขัตฤกษ์) หมายเลขโทรศัพท์ : 02-218-1171, 061-7362859

สายด่วนเยียวยาจิตใจ Hotline : 02-218-0336

Email: [wellness.chula@gmail.com](mailto:wellness.chula@gmail.com)









แบบสอบถามประสบการณ์ผู้ใช้ต่อเว็บแอปพลิเคชัน CHUOSE (ต่อ)

รายละเอียดหัวข้อการประเมิน		1	2	3	4	5	6	7	
6. ด้านประสิทธิภาพการใช้งานเว็บแอปพลิเคชัน									
6.1 ความลื่นไหลของเว็บแอปพลิเคชัน	รวดเร็ว								ช้า
6.2 การจัดวางข้อความและภาพเคลื่อนไหว	ดูเป็นระเบียบ								ดูไม่เป็นระเบียบ
6.3 ความสะดวกในการเข้าใช้งานเว็บแอปพลิเคชัน	ใช้งานยาก								ใช้งานง่าย
6.4 เว็บแอปพลิเคชันสามารถช่วยบรรเทาความรู้สึกที่เผชิญอยู่ได้อย่างมีประสิทธิภาพหรือไม่	ไม่มีประสิทธิภาพ								มีประสิทธิภาพ

ข้อเสนอแนะเพิ่มเติม

.....

.....

.....

.....

.....

.....

## บรรณานุกรม

- [1] กรมสุขภาพจิต. (2020). "ปัญหาพฤติกรรมการฆ่าตัวตาย". กรมสุขภาพจิตกระทรวงสาธารณสุข. Retrieved 15 May, 2022 from <https://dmh.go.th/news/view.asp?id=2287>.
- [2] World Health Organization. (2021). *Suicide*. World Health Organization. Retrieved 15 May, 2022 from <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/suicide>.
- [3] ศูนย์เฝ้าระวังป้องกันการฆ่าตัวตาย-โรงพยาบาลจิตเวชขอนแก่นแก่นราชนครินทร์. (2017). "รายงานจำนวนการฆ่าตัวตายของประเทศไทย". Retrieved 15 May, 2022 from <https://suicide.dmh.go.th/report/suicide/>.
- [4] Rungreangkulkij, S., Kotnara, I., Thamnoi, R., Yodklang, O., & Anusak, B. (2013). Experience of Suicide Attempt: Gender differences. *Journal of the Psychiatric Association of Thailand*, 58(3), 245–256. <https://he01.tci-thaijo.org/index.php/JPAT/article/view/21135>.
- [5] Beck, A. T., Steer, R. A., & Ranieri, W. F. (1988). Scale for suicide ideation: Psychometric properties of a self-report version. *Journal of Clinical Psychology*, 44(4), 499-505. [https://doi.org/10.1002/1097-4679\(198807\)44:4<499::AID-JCLP2270440404>3.0.CO;2-6](https://doi.org/10.1002/1097-4679(198807)44:4<499::AID-JCLP2270440404>3.0.CO;2-6).
- [6] Fortinash, K. M., & Worret, P. A. H. (2011). *Psychiatric Mental Health Nursing* (5 ed.). Mosby Inc.
- [7] Beck, J.S. (1995). *Cognitive Therapy: Basics and Beyond*. New York, NY, USA: The Guilford Press. 352.
- [8] Beck, A.T., et al. (1979). *Cognitive Therapy of Depression*. New York, NY, USA: The Guilford Press 425.
- [9] McLeod, S. (2019). Cognitive Behavioral Therapy - CBT: Cognitive triad. In *cognitive-triad3.jpg* (Ed.). <https://www.simplypsychology.org/cognitive-triad3.jpg>: Simply Scholar Ltd.
- [10] Posner, K., Brent, D., Lucas, C., Gould, M., Stanley, B., Brown, G., Fisher, P., Zelazny, J., Burke, A., Oquendo, M., & Mann, J. (2008). Columbia-Suicide Severity Rating Scale (C-SSRS). The Research Foundation for Mental Hygiene, Inc.

- [11] Bonaccorso, G. (2020). *Mastering Machine Learning Algorithms*. 2 ed. Birmingham, UK: Packt Publishing. 1049.
- [12] Zhang, W., Yoshida, T., & Tang, X. (2011). A comparative study of TF\*IDF, LSI and multi-words for text classification. *Expert Systems with Applications*, 38(2011), 2758-2765. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.08.066>.
- [13] Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013, December 5 - 10). Distributed representations of words and phrases and their compositionality. *NIPS'13: Proceedings of the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems*, Lake Tahoe, Nevada, USA.
- [14] Olah, C. (2015). Understanding LSTM Networks. Retrieved 28 June 2022 from <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>
- [15] Olah, C. (2015). Understanding LSTM Networks: LSTM3 chain. In LSTM3-chain.png (Ed.). <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/img/LSTM3-chain.png>: Colah's blog.
- [16] Olah, C. (2015). Understanding LSTM Networks: LSTM3 forget gate layer. In LSTM3-focus-f.png (Ed.). <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/img/LSTM3-focus-f.png>: Colah's blog.
- [17] Olah, C. (2015). Understanding LSTM Networks: LSTM3 input gate layer. In LSTM3-focus-i.png (Ed.). <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/img/LSTM3-focus-i.png>: Colah's blog.
- [18] Olah, C. (2015). Understanding LSTM Networks: LSTM3 output. In LSTM3-focus-o.png (Ed.). <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/img/LSTM3-focus-o.png>: Colah's blog.
- [19] Ukil, A. (2007). Support Vector Machine. In *Intelligent Systems and Signal Processing in Power Engineering* (pp. 161-226). Springer-Verlag.
- [20] Larhmam. (2018). Maximum-margin hyperplane and margin for an SVM trained on two classes. In 1024px-SVM\_margin.png (Ed.). [https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/thumb/7/72/SVM\\_margin.png/1024px-SVM\\_margin.png](https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/thumb/7/72/SVM_margin.png/1024px-SVM_margin.png): Wikipedia.
- [21] Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning* (45), 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.

- [22] TIBCO-Software-Inc. What is a Random Forest? - Random Forest Diagram. In random-forest-diagram.svg (Ed.).[https://www.tibco.com/sites/tibco/files/media\\_entity/2021-05/random-forest-diagram.svg](https://www.tibco.com/sites/tibco/files/media_entity/2021-05/random-forest-diagram.svg): TIBCO Software Inc.
- [23] Chen, T., & Guestrin, C. (2016, August 13 - 17). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *KDD '16: Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, San Francisco, California, USA.
- [24] Martins, D. (2021). XGBoost: A Complete Guide to Fine-Tune and Optimize your Model - Ensemble Learning example with the Boosting method, using weighted-Average strategy. In 1\*PZd-TOxSLV\_--3glkFHwxQ.webp (Ed.). [https://miro.medium.com/max/720/1\\*PZd-TOxSLV\\_--3glkFHwxQ.webp](https://miro.medium.com/max/720/1*PZd-TOxSLV_--3glkFHwxQ.webp): Towards Data Science.
- [25] Visa, S., Ramsay, B., Ralescu, A., & Knaap, E. v. d. (2011, April 16-17). Confusion Matrix-based Feature Selection. *22nd Midwest Artificial Intelligence and Cognitive Science Conference 2011, CEUR Workshop Proceedings 710*, Cincinnati, Ohio, USA.
- [26] O'Dea, B., Wan, S., Batterham, P. J., Cleave, A. L., Paris, C., & Christensen, H. (2015). Detecting Suicidality on Twitter. *Internet Interventions*, 2(2015), 183-188. <https://doi.org/10.1016/j.invent.2015.03.005>.
- [27] Choudhury, M. D., Kiciman, E., Dredze, M., Coppersmith, G., & Kumar, M. (2016, May 7 - 12). Discovering Shifts to Suicidal Ideation from Mental Health Content in Social Media. *2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, San Jose, CA, USA.
- [28] Braithwaite, S. R., Giraud-Carrier, C., West, J., Barnes, M. D., & Hanson, C. L. (2016). Validating Machine Learning Algorithms for Twitter Data Against Established Measures of Suicidality. *JMIR Mental Health*, 3(2), e21. <https://doi.org/10.2196/mental.4822>.
- [29] Huang, X., Xing, L., Brubaker, J. R., & Paul, M. J. (2017, August 23-26). Exploring Timelines of Confirmed Suicide Incidents Through Social Media. *2017 IEEE International Conference on Healthcare Informatics (ICHI)*, Park City, UT, USA.
- [30] Ji, S., Yu, C. P., Fung, S.-f., Pan, S., & Long, G. (2018). Supervised Learning for

- Suicidal Ideation Detection in Online User Content. *Complexity*, 2018, 1-10. <https://doi.org/10.1155/2018/6157249>.
- [31] Sawhney, R., Manchanda, P., Singh, R., & Aggarwal, S. (2018, July 15 - 20). A Computational Approach to Feature Extraction for Identification of Suicidal Ideation in Tweets. *ACL 2018, Student Research Workshop*, Melbourne, Australia.
- [32] Tadesse, M. M., Lin, H., Xu, B., & Yang, L. (2019). Detection of Suicide Ideation in Social Media Forums Using Deep Learning. *Algorithms*, 13(7), 1-19. <https://doi.org/10.3390/a13010007>.
- [33] Kumar, E. R., Rao, K. V. S. N. R., Nayak, S. R., & Chandra, R. (2020). Suicidal ideation prediction in twitter data using machine learning techniques. *Journal of Interdisciplinary Mathematics*, 23(1), 117-125. <https://doi.org/10.1080/09720502.2020.1721674>.
- [34] Pestian, J., Santel, D., Sorter, M., Bayram, U., Connolly, B., Glauser, T., Delbello, M., Tamang, S., & Cohen, K. (2020). A Machine Learning Approach to Identifying Changes in Suicidal Language. *Suicide and Life-Threatening Behavior*, 50(5), 939-947. <https://doi.org/10.1111/sltb.12642>.
- [35] Chadha, A., & Kaushik, B. (2021, February 4-6). Machine Learning based Dataset for Finding Suicidal Ideation on Twitter. *Third International Conference on Intelligent Communication Technologies and Virtual Mobile Networks (ICICV 2021)*, Tirunelveli, India.
- [36] ผศ.นพ.พนม-เกตุมาน. (2015, July 9). "โรคซึมเศร้าและการฆ่าตัวตาย". Retrieved 15 May 2022 from [https://www.si.mahidol.ac.th/siriraj\\_online/thai\\_version/Health\\_detail.asp?id=282](https://www.si.mahidol.ac.th/siriraj_online/thai_version/Health_detail.asp?id=282).
- [37] Tweepy. (2009-2022). "An easy-to-use Python library for accessing the Twitter API". In <https://www.tweepy.org/>.
- [38] Phatthiyaphaibun, W., Chaovavanich, K., Polpanumas, C., Suriyawongkul, A., Lowphansirikul, L., & Chormai, P. (2016, June 27). "PyThaiNLP: Thai Natural Language Processing in Python". In <https://github.com/PyThaiNLP/pythainlp>.
- [39] Chormai, P. (2016). AttaCut: Fast and Reasonably Accurate Word Tokenizer for Thai. In <https://github.com/PyThaiNLP/attacut>.

- [40] Deza, M. and Deza, E. (2009). *Encyclopedia of Distances*. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2009, pp. 308. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-00234-2>.
- [41] Polpanumas, C. (2021). *thai2fit\_wv: ULMFit Language Modeling, Text Feature Extraction and Text Classification in Thai Language*. In (Version 0.3) <https://github.com/cstorm125/thai2fit/>.
- [42] O'Dea, B., Boonstra, T. W., Larsen, M. E., Nguyen, T., Venkatesh, S., and Christensen, H. (2021). The relationship between linguistic expression in blog content and symptoms of depression, anxiety, and suicidal thoughts: A longitudinal study. *PLoS ONE*, 16(5), e0251787, pp.1-17. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0251787>.
- [43] Tsugawa, S., Kikuchi, Y., Kishino, F., Nakajima, K., Itoh, Y., and Ohsaki, H. (2015). Recognizing depression from Twitter activity. *in Proc. 33<sup>rd</sup> Annu. ACM Conf. Human Factors in Comput. Syst. (CHI'15)*. pp. 3187-3196. <https://doi.org/10.1145/2702123.2702280>.
- [44] scikit-learn.org. (2007 - 2022). The scoring parameter: defining model evaluation rules. In *scikit-learn developers*. [https://scikit-learn.org/stable/modules/model\\_evaluation.html#the-scoring-parameter-defining-model-evaluation-rules](https://scikit-learn.org/stable/modules/model_evaluation.html#the-scoring-parameter-defining-model-evaluation-rules).
- [45] scikit-learn.org. (2007 - 2022). Metrics and scoring: quantifying the quality of predictions. In *scikit-learn developers*. [https://scikit-learn.org/stable/modules/model\\_evaluation.html#](https://scikit-learn.org/stable/modules/model_evaluation.html#).
- [46] กระทรวงสาธารณสุข. “แบบทดสอบสุขภาพใจกับคุณหมอพอดี DMIND”. Retrieved 1 July 2022 from [https://www.agnoshealth.com/services/mental\\_screening?utm\\_source=Press\\_release\\_CU\\_event&utm\\_medium=event&utm\\_campaign=Dmind](https://www.agnoshealth.com/services/mental_screening?utm_source=Press_release_CU_event&utm_medium=event&utm_campaign=Dmind).
- [47] คณะแพทยศาสตร์โรงพยาบาลรามาธิบดี-มหาวิทยาลัยมหิดล. "แบบทดสอบ ภาวะซึมเศร้า PHQ-9". Retrieved 1 July 2022 from [https://www.rama.mahidol.ac.th/th/depression\\_risk](https://www.rama.mahidol.ac.th/th/depression_risk).
- [48] Schrepp, M., Hinderks, A., & Thomaschewski, J. (2017). Design and Evaluation of a Short Version of the User Experience Questionnaire (UEQ-S)-2017. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 4(6),



103-108. <https://doi.org/10.9781/ijimai.2017.09.001>.

- [49] Schrepp, M., Hinderks, A., & Thomaschewski, J. (2017). Construction of a Benchmark for the User Experience Questionnaire (UEQ). *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 4(4), pp.40-44. <https://doi.org/10.9781/ijimai.2017.445>.



## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล

นางสาวพันธพร เบ็ญจไชยรัตน์

วัน เดือน ปี เกิด

16 กุมภาพันธ์ 2541

ที่อยู่ปัจจุบัน

349/122 ถนนพุทธมณฑลสาย 2 แขวงบางไผ่ เขตบางแค กรุงเทพมหานคร  
10160



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
CHULALONGKORN UNIVERSITY