



การวิเคราะห์เจตนาความคิดเห็นของผู้บริโภคในอุตสาหกรรมเครื่องดื่มบนสื่อสังคมออนไลน์ด้วยเทคนิค

การเรียนรู้เชิงลึก

นายกิริติ จันท

การค้นคว้าอิสระนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ปีการศึกษา 2568

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

การวิเคราะห์เจตนาความคิดเห็นของผู้บริโภคในอุตสาหกรรมเครื่องดื่มบนสื่อสังคมออนไลน์ด้วยเทคนิค
การเรียนรู้เชิงลึก



การค้นคว้าอิสระนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาหลักสูตร

วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต

สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ปีการศึกษา 2568

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ



ใบรับรองการค้นคว้าอิสระ

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

เรื่อง การวิเคราะห์เจตนาความคิดเห็นของผู้บริโภคในอุตสาหกรรมเครื่องสำอางบนสื่อสังคมออนไลน์
ด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก

โดย นายกิริติ จันทร

ได้รับอนุมัติให้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชา
ระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ

คณบดีคณะเทคโนโลยีสารสนเทศและ

นวัตกรรมดิจิทัล

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุนันทา สดสี)

คณะกรรมการสอบการค้นคว้าอิสระ

ประธาน

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เดช ธรรมศิริ)

อาจารย์ที่ปรึกษา

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วิชวีวรรณ จิตต์สกุล)

กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มณฑิรา รัตนศิริวงศ์วุฒิ)

ชื่อ : นายกิริติ จันทร
 ชื่อการค้นคว้าอิสระ : การวิเคราะห์เจตนาความคิดเห็นของผู้บริโภคใน
 อุตสาหกรรมเครื่องดื่มบนสื่อสังคมออนไลน์ด้วยเทคนิคการ
 เรียนรู้เชิงลึก
 สาขาวิชา : ระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ
 มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
 อาจารย์ที่ปรึกษาการค้นคว้าอิสระหลัก : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วัชรวิมล จิตต์สกุล
 ปีการศึกษา : 2568

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกในการจำแนกเจตนาความคิดเห็นของผู้บริโภคในอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม โดยใช้ชุดข้อมูลจำนวน 2,300 รายการ แบ่งเป็น 3 ประเภท ได้แก่ ความคิดเห็นเชิงวิจารณ์และบอกเล่า ความคิดเห็นเชิงคำถามและการแจ้งปัญหา ข้อมูลผ่านกระบวนการเตรียมและแปลงให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการฝึกแบบจำลอง พร้อมทั้งแก้ปัญหาความไม่สมดุลของข้อมูลด้วยเทคนิคค่าน้ำหนักของคลาสแบบจำลองถูกประเมินด้วยวิธีการตรวจสอบแบบไขว้ 5 ส่วน เพื่อเปรียบเทียบเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก 4 วิธี ได้แก่ โครงข่ายหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง โครงข่ายหน่วยหมุนเวียนที่มีประตูควบคุมสองทิศทาง การแทนค่าภาษาแบบเข้ารหัสสองทิศทางด้วยทรานส์ฟอร์มเมอร์ และการแทนค่าแบบเข้ารหัสสองทิศทางด้วยทรานส์ฟอร์มเมอร์ที่ได้จากการกลั่นความรู้ โดยผลการทดลองเบื้องต้นพบว่าแบบจำลองที่ใช้การแทนค่าภาษาแบบเข้ารหัสสองทิศทางด้วยทรานส์ฟอร์มเมอร์ให้ประสิทธิภาพสูงสุดในการฝึกและประเมินผล โดยมีค่าความถูกต้องร้อยละ 93.30 ค่าความแม่นยำ 0.93 ค่าระลึก 0.93 ค่าการถ่วงดุล 0.93 และค่าพื้นที่ใต้เส้นโค้งคุณลักษณะสมบัติการทำงานเท่ากับ 0.98 อย่างไรก็ตาม เมื่อทำการทดสอบแบบจำลองด้วยข้อมูลที่ไม่เคยใช้ในการฝึกแบบจำลอง พบว่าแบบจำลองที่ใช้เทคนิคโครงข่ายหน่วยหมุนเวียนที่มีประตูควบคุมสองทิศทางให้ประสิทธิภาพสูงสุด โดยมีค่าความถูกต้อง 86.87% ค่าความแม่นยำ 0.87 ค่าระลึก 0.87 ค่าการถ่วงดุล 0.87 และค่าพื้นที่ใต้เส้นโค้งคุณลักษณะสมบัติการทำงานเท่ากับ 0.94 ตามลำดับ

(การค้นคว้าอิสระมีจำนวนทั้งสิ้น 116 หน้า)

คำสำคัญ : หน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง หน่วยเวียนกลับแบบมีประตูสองทิศทาง
การแทนค่าภาษาแบบเข้ารหัสสองทิศทางด้วยทรานส์ฟอร์มเมอร์ และการแทนค่าแบบเข้ารหัส
สองทิศทางด้วยทรานส์ฟอร์มเมอร์ที่ได้จากการกลั่นความรู้

อาจารย์ที่ปรึกษาการค้นคว้าอิสระหลัก



Name : Mr. Keerati Jantorn
Independent Study Title : Consumer Intent Analysis in the Beverage Industry on
Social Media Platforms Using Deep Learning
Techniques
Major Field : Management Information Systems
King Mongkut's University of Technology North
Bangkok
Independent Study Advisor : Assistant Professor Dr. Watchareewan Jitsakul
Academic Year : 2025

ABSTRACT

This study aims to compare the performance of deep learning techniques for classifying consumer intent in the beverage industry. The dataset consists of 2,300 text records, categorized into three classes: opinion/statement, question, and problem report. The data were preprocessed through text preparation steps and transformed into suitable formats for model training. To address class imbalance, class weighting techniques were applied. The dataset was then split and evaluated using 5-fold cross-validation to compare four deep learning approaches: Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM), Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU), Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) and Distilled Bidirectional Encoder Representations from Transformers (DistilBERT). The initial training and evaluation results showed that BERT achieved the highest performance, with an accuracy of 93.30%, precision of 0.93, recall of 0.93, F1-score of 0.93, and an AUC of 0.98. However, when tested on unseen data, the Bi-GRU model demonstrated the best performance, achieving an accuracy of 86.87%, precision of 0.87, recall of 0.87, F1-score of 0.87, and an AUC of 0.94.

(Total 116 Pages)

Keywords: Bidirectional Long Short-Term Memory, Bidirectional Gated Recurrent Unit, Bidirectional Encoder Representations from Transformers and Distilled Bidirectional Encoder Representations from Transformers

Advisor



กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยความร่วมมือ และการสนับสนุนจากหลายฝ่าย ข้าพเจ้าขอแสดงความขอบคุณต่อทุกท่านที่มีส่วนร่วมในการให้คำแนะนำ ความรู้ และกำลังใจ ตลอดกระบวนการดำเนินงาน ข้าพเจ้าขอขอบพระคุณอาจารย์ที่ปรึกษา ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. วชิรวรรณ จิตต์สกุล ซึ่งให้คำชี้แนะ และข้อเสนอแนะอันเป็นประโยชน์ต่องานวิจัยนี้เป็นอย่างยิ่ง ตลอดจนประธานสอบ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เดช ธรรมศิริ และกรรมการสอบคณาจารย์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มณฑิยา รัตนศิริวงศ์ภูมิ ที่ให้ข้อคิดเห็น และข้อเสนอแนะที่มีคุณค่าอันนำไปสู่ การพัฒนางานวิจัยให้มีความสมบูรณ์ยิ่งขึ้น ข้าพเจ้ายังรู้สึกซาบซึ้งต่อเพื่อนร่วมงาน และผู้ที่ให้ กำลังใจตลอดระยะเวลาการทำงาน โดยเฉพาะครอบครัวที่คอยสนับสนุน ให้กำลังใจ และเป็น แรงผลักดันสำคัญให้ข้าพเจ้าสามารถดำเนินงานจนบรรลุเป้าหมาย สุดท้ายนี้ ข้าพเจ้าหวังเป็นอย่าง ยิ่งว่างานวิจัยฉบับนี้จะเป็นประโยชน์ต่อผู้ที่สนใจศึกษาในสาขาที่เกี่ยวข้อง หากมีข้อบกพร่อง ประการใด ข้าพเจ้ายินดีรับข้อเสนอแนะเพื่อนำไปพัฒนาต่อไป

กิริติ จันท



สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย	ข
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ง
กิตติกรรมประกาศ	ฉ
สารบัญ	ช
สารบัญตาราง	ฌ
สารบัญรูปภาพ	ฎ
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญ	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย	2
1.3 ขอบเขตการวิจัย	2
บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	4
2.1 เหมืองข้อความ (Text Mining)	4
2.2 เทคนิคการกำหนดค่าน้ำหนักของคลาส (Class Weight)	6
2.3 หน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short-Term Memory)	7
2.4 หน่วยเวียนกลับแบบมีประตูสองทิศทาง (Bidirectional Gated Recurrent Unit)	9
2.5 การแทนค่าภาษาแบบเข้ารหัสสองทิศทางด้วยทรานส์ฟอร์มเมอร์ (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)	10
2.6 การแทนค่าแบบเข้ารหัสสองทิศทางด้วยทรานส์ฟอร์มเมอร์ที่ได้จากการกลั่นความรู้ (Distilled Bidirectional Encoder Representations from Transformers)	11
2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	13
บทที่ 3 วิธีดำเนินงานวิจัย	28
3.1 การออกแบบกรอบแนวความคิด (Conceptual Framework Design)	28
3.2 การเก็บรวบรวมข้อมูล (Data Collection)	31
3.3 การจัดเตรียมข้อมูล (Data Preprocessing)	31
3.4 การพัฒนา และวัดประสิทธิภาพของตัวแบบ (Model Development & Evaluation)	33

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.6 การนำตัวแบบไปใช้งานผ่านระบบเว็บแอปพลิเคชัน (Model Deployment)	37
บทที่ 4 ผลการดำเนินงานวิจัย	40
4.1 ผลการเก็บรวบรวมข้อมูล	40
4.2 ผลการจัดเตรียมข้อมูล	42
4.3 ผลการพัฒนา และทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ	76
4.4 ผลการนำตัวแบบไปใช้งาน	96
บทที่ 5 สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ	110
5.1 สรุปผลการวิจัย	110
5.2 การอภิปรายผลการวิจัย	111
5.3 ข้อเสนอแนะ	111
บรรณานุกรม	113
ประวัติผู้เขียน	116



สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2-1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	20
3-1 ค่าพารามิเตอร์คงที่ (Fixed Parameters) และค่าพารามิเตอร์ที่ปรับแต่ง (Tuned Hyperparameters) สำหรับตัวแบบ Bidirectional Long Short-Term Memory	34
3-2 ค่าพารามิเตอร์คงที่ (Fixed Parameters) และค่าพารามิเตอร์ที่ปรับแต่ง (Tuned Hyperparameters) สำหรับตัวแบบ Bidirectional Gated Recurrent Unit	34
3-3 ค่าพารามิเตอร์คงที่ (Fixed Parameters) และค่าพารามิเตอร์ที่ปรับแต่ง (Tuned Hyperparameters) สำหรับตัวแบบ Bidirectional Encoder Representations from Transformers	35
3-4 ค่าพารามิเตอร์คงที่ (Fixed Parameters) และค่าพารามิเตอร์ที่ปรับแต่ง (Tuned Hyperparameters) สำหรับตัวแบบ Distilled Bidirectional Encoder Representations from Transformers	35
3-5 ตาราง Confusion Matrix	36
4-1 ตัวอย่างความคิดเห็นแต่ละประเภทความคิดเห็น	40
4-2 ตัวอย่างผลลัพธ์ความคิดก่อน และหลังการทำความสะอาดข้อมูล	43
4-3 ตัวอย่างผลลัพธ์หลังการแปลงป้ายกำกับเป็นค่าตัวเลข	45
4-4 ตัวอย่างผลลัพธ์จากกระบวนการตัดคำด้วยเทคนิค Deepcut	48
4-5 คำและจำนวนความถี่ที่ปรากฏในความคิดเห็นเชิงวิจารณ์และบอกลำบากมากที่สุด 15 อันดับแรก	52
4-6 คำและจำนวนความถี่ที่ปรากฏในความคิดเห็นเชิงคำถามมากที่สุด 15 อันดับแรก	53
4-7 คำและจำนวนความถี่ที่ปรากฏในการแจ้งปัญหามากที่สุด 15 อันดับแรก	54
4-8 ตัวอย่างผลลัพธ์หลังการแปลงข้อความเป็นตัวเลขสำหรับโมเดล Bi-LSTM และ Bi-GRU	56
4-9 ตัวอย่าง Input IDs ที่ได้จาก Pretrained Tokenizer สำหรับโมเดล BERT และ DistilBERT	59
4-10 ตัวอย่าง Attention Mask ที่ใช้เป็นข้อมูลนำเข้าสำหรับโมเดล BERT และ DistilBERT	67
4-11 การกระจายของข้อมูลและค่าน้ำหนักหลังทำ Class Weight	75
4-12 ผลการทดสอบประสิทธิภาพด้วยเทคนิค Bidirectional Long Short-Term Memory	76

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4-13 ผลการทดสอบประสิทธิภาพด้วยเทคนิค Bidirectional Gated Recurrent Unit	86
4-14 ผลการทดสอบประสิทธิภาพด้วยเทคนิค BERT	94
4-15 ผลการทดสอบประสิทธิภาพด้วยเทคนิค DistilBERT	94
4-16 ผลการคัดเลือกตัวแบบที่มีประสิทธิภาพสูงสุดในแต่ละเทคนิค	95
4-17 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ ด้วย Unseen Data	96
4-18 ผลการจำแนกข้อมูลความคิดเห็นด้วยตัวแบบ Bidirectional Gated Recurrent Unit	98
4-19 ผลการวิเคราะห์ตัวอย่างการทำนายผิดของโมเดล Bi-GRU	108



สารบัญรูปภาพ

ภาพที่	หน้า
2-1 กระบวนการทำเหมืองข้อมูล	5
2-2 โครงสร้าง Bidirectional Long Short-Term Memory	8
2-3 โครงสร้าง Bidirectional Gated Recurrent Unit	9
2-4 โครงสร้าง Bidirectional Encoder Representations from Transformers	11
2-5 โครงสร้าง Distilled Bidirectional Encoder Representations from Transformers.....	12
3-1 กรอบแนวคิดงานวิจัย	28
3-2 Flow Chart ขั้นตอนการทำงาน	30
3-3 แสดงโครงร่างการรับข้อความผ่านการกรอก และการอัปโหลดไฟล์	37
3-4 แสดงโครงร่างการแสดงผลจากการวิเคราะห์ข้อความ จากการกรอกผ่านกล่องข้อความ	38
3-5 แสดงโครงร่างการแสดงผลจากการวิเคราะห์ข้อความอัปโหลดไฟล์ข้อมูล	39
4-1 แสดงความถี่ของคำที่ปรากฏในความคิดเห็นเชิงวิจารณ์และบอกเล่า	51
4-2 แสดงความถี่ของคำที่ปรากฏในความคิดเห็นเชิงคำถาม	53
4-3 แสดงความถี่ของคำที่ปรากฏในการแจ้งปัญหา	54
4-4 การแสดงผลหน้า User Interface	97
4-5 การแสดงผลจำนวนความคิดเห็นที่ตัวแบบทำนายแยกตามประเภทความคิดเห็นผ่าน Web Application	106
4-6 รายละเอียดผลการวิเคราะห์แต่ละประเภทความคิดเห็น	107
4-7 ตัวอย่างการทำนายผลด้วยข้อความผ่าน Web Application	107

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญ

ในยุคดิจิทัล สื่อสังคมออนไลน์ได้กลายเป็นช่องทางสำคัญที่ผู้บริโภคใช้ในการแสดงความคิดเห็น แลกเปลี่ยนประสบการณ์ และสื่อสารเกี่ยวกับสินค้าและบริการ โดยเฉพาะในอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม ซึ่งมีการแข่งขันสูงและมีการเปิดตัวผลิตภัณฑ์ใหม่อย่างต่อเนื่อง ข้อมูลความคิดเห็นจากผู้บริโภคในแพลตฟอร์มสื่อสังคมออนไลน์ เช่น Facebook, Twitter และ Pantip จึงเป็นแหล่งข้อมูลสำคัญที่สามารถสะท้อนความต้องการ ความพึงพอใจ และปัญหาที่ผู้บริโภคพบจากการใช้งานผลิตภัณฑ์ อย่างไรก็ตาม ข้อมูลดังกล่าวมีปริมาณมากและอยู่ในรูปแบบข้อความที่ไม่มีโครงสร้าง ทำให้การวิเคราะห์ด้วยวิธีการแบบดั้งเดิมทำได้ยากและไม่มีประสิทธิภาพ ปัญหาสำคัญประการหนึ่งคือ งานวิจัยส่วนใหญ่มุ่งเน้นการจำแนก เช่น เชิงบวก เชิงลบ หรือเป็นกลาง ซึ่งไม่สามารถสะท้อนเจตนาที่แท้จริงของผู้บริโภคได้ ตัวอย่างเช่น ข้อความ “มีโปรไหมครับ” เป็นข้อความเชิงคำถาม ไม่ใช่ความคิดเห็นเชิงบวกหรือเชิงลบ หรือข้อความ “รสชาติดีแต่หาซื้อยาก” ซึ่งสะท้อนทั้งความพึงพอใจและปัญหา ดังนั้น การจำแนกเจตนาซึ่งสามารถระบุวัตถุประสงค์ของข้อความ เช่น การสอบถามข้อมูล การแสดงความคิดเห็น หรือการแจ้งปัญหา จึงมีความสำคัญอย่างยิ่ง และสามารถช่วยให้องค์กรนำข้อมูลไปใช้ในการตัดสินใจเชิงกลยุทธ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น ในช่วงที่ผ่านมา เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก [1] และ Deep Transfer Learning [2] ได้รับความนิยมอย่างมากในการประมวลผลภาษาธรรมชาติ เนื่องจากสามารถเรียนรู้บริบทของภาษาได้ดีกว่าวิธีแบบเดิม อย่างไรก็ตาม งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกเจตนาของข้อความภาษาไทย โดยเฉพาะในบริบทของอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม ยังมีอยู่อย่างจำกัด และยังขาดการศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง Deep Learning และ Deep Transfer Learning หลายประเภท

งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยผ่านการปรับสมดุลของข้อมูล (Class Weight) [3] และนำไปผ่านกระบวนการ Deep Learning ได้แก่ หน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short-Term Memory: Bi-LSTM) [4] หน่วยเวียนกลับแบบมีประตูสองทิศทาง (Bidirectional Gated Recurrent Unit: Bi-GRU) [5] และแบบจำลอง Deep Transfer Learning ได้แก่ การแทนค่าภาษาแบบเข้ารหัสสองทิศทางด้วยทรานส์ฟอร์มเมอร์ (Bidirectional Encoder Representations from Transformers: BERT) [6] และการแทนค่าแบบเข้ารหัสสองทิศทางด้วยทรานส์ฟอร์มเมอร์ที่ได้จากการกลั่นความรู้

(Distilled Bidirectional Encoder Representations from Transformers: DistilBERT) [7] สำหรับการจำแนกเจตนาความคิดเห็นของผู้บริโภคในอุตสาหกรรมเครื่องดื่มจากข้อความภาษาไทยบนสื่อสังคมออนไลน์ โดยประเมินทั้งในขั้นตอนการฝึกแบบจำลองและการทดสอบด้วยข้อมูลที่ไม่เคยใช้ในการฝึกแบบจำลอง เพื่อวิเคราะห์ความสามารถในการทั่วไปและความเหมาะสมของแต่ละแบบจำลองในการใช้งานจริง ผลการวิจัยจะช่วยสนับสนุนการเลือกใช้แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ความคิดเห็นของผู้บริโภค และส่งเสริมการประยุกต์ใช้เทคนิค NLP ภาษาไทยในภาคอุตสาหกรรม

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

- 1.2.1 เพื่อวิเคราะห์เจตนาความคิดเห็นของผู้บริโภคในอุตสาหกรรมเครื่องดื่มบนสื่อสังคมออนไลน์
- 1.2.2 เพื่อวัดประสิทธิภาพของตัวแบบในการวิเคราะห์เจตนาความคิดเห็น
- 1.2.3 เพื่อนำเสนอผลการวิเคราะห์เจตนาความคิดเห็นผ่านเว็บแอปพลิเคชัน

1.3 ขอบเขตการวิจัย

- 1.3.1 ข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์เป็นข้อมูลความคิดเห็นเกี่ยวกับสินค้า ในบริบทของอุตสาหกรรมน้ำดื่มและเครื่องดื่มในช่วงระหว่างเดือนมกราคม ถึงเดือนตุลาคม พ.ศ.2568
- 1.3.2 ข้อมูลความคิดเห็นเกี่ยวกับสินค้า 3 ประเภท โดยใช้เกณฑ์ในการแบ่งดังนี้
 - 1.3.2.1 ความคิดเห็นเชิงวิจารณ์และบอกเล่า (Review) พิจารณาจากความคิดเห็นที่แสดงการวิจารณ์และบอกเล่า แสดงความรู้สึกซึ่งอาจเป็นเชิงบวก เชิงลบ หรือเป็นกลาง และไม่ได้มีวัตถุประสงค์เพื่อสอบถามข้อมูลหรือแจ้งปัญหาโดยตรง
 - 1.3.2.2 ความคิดเห็นเชิงคำถาม (Question) ข้อความที่มีวัตถุประสงค์เพื่อสอบถามข้อมูล ขอคำแนะนำ หรือขอความชัดเจนเกี่ยวกับผลิตภัณฑ์หรือบริการ
 - 1.3.2.3 การแจ้งปัญหา (Problem Report) ข้อความที่มีการรายงานถึงปัญหาข้อผิดพลาด หรือความผิดปกติที่เกิดขึ้นจากการใช้งานผลิตภัณฑ์หรือบริการ ซึ่งส่งผลกระทบต่อการใช้งาน
- 1.3.3 การจัดการข้อมูลไม่สมดุล เนื่องจากข้อมูลความคิดเห็นในแต่ละประเภทมีจำนวนแตกต่างกัน ซึ่งอาจส่งผลให้ตัวแบบมีแนวโน้มในการเรียนรู้เอนเอียงไปยังคลาสที่มีจำนวนข้อมูลมาก จึงมีการใช้เทคนิคเพื่อจัดการกับปัญหาข้อมูลไม่สมดุล เพื่อช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนรู้ของตัวแบบ ด้วยวิธีการกำหนดค่าน้ำหนักของคลาส (Class Weight) เป็นเทคนิคที่ใช้กำหนดค่าน้ำหนัก

ให้กับแต่ละคลาส โดยคลาสที่มีจำนวนน้อยจะได้รับค่าน้ำหนักมากกว่าคลาสที่มีจำนวนมาก เพื่อช่วยลดความเอนเอียงของตัวแบบในการเรียนรู้ และเพิ่มความสามารถในการจำแนกข้อมูลในคลาสที่มีจำนวนน้อยได้อย่างมีประสิทธิภาพ

1.3.4 เพื่อให้การประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบมีความน่าเชื่อถือ จึงมีการใช้เทคนิคการแบ่งข้อมูลเพื่อใช้ในการฝึกและทดสอบตัวแบบ

1.3.4.1 การแบ่งข้อมูลแบบ K-Fold Cross Validation เป็นเทคนิคที่ใช้แบ่งข้อมูลออกเป็น K ส่วนเท่า ๆ กัน โดยใช้ K-1 ส่วนสำหรับการฝึกตัวแบบ และอีก 1 ส่วนสำหรับการทดสอบ จากนั้นทำการสลับส่วนของข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบจนครบทุกส่วน และนำผลลัพธ์มาเฉลี่ย เพื่อให้การประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบมีความแม่นยำและลดความเอนเอียงที่อาจเกิดจากการแบ่งข้อมูลเพียงครั้งเดียว งานวิจัยนี้ใช้ K เท่ากับ 5

1.3.5 เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกที่ใช้พัฒนาตัวแบบ และเปรียบเทียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ความคิดเห็น ประกอบด้วย 4 เทคนิค ได้แก่

1.3.5.1 Bidirectional Long Short- Term Memory (Bi-LSTM)

1.3.5.2 Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU)

1.3.5.3 Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)

1.3.5.4 Distilled Bidirectional Encoder Representations from Transformers (DistilBERT)

1.3.6 การประเมินประสิทธิภาพตัวแบบสำหรับการวิเคราะห์ความคิดเห็นสินค้าของผู้บริโภคในอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม

1.3.6.1 ค่าความถูกต้อง (Accuracy)

1.3.6.2 ค่าความแม่นยำ (Precision)

1.3.6.3 ค่าระลึก (Recall)

1.3.6.4 ค่าการถ่วงดุล (F1-Score)

1.3.6.4 ค่าการวิเคราะห์เส้นโค้งคุณลักษณะสมบัติการทำงาน (Macro ROC-AUC)

1.3.7 เครื่องมือที่ใช้ในการประมวลผลสำหรับการวิเคราะห์ความคิดเห็นสินค้า และการบริการ

1.3.7.1 เครื่องมือในการเก็บรวบรวมข้อมูล : Octoparse, MS Excel

1.3.7.2 เครื่องมือในการเขียน Code : Visual Studio Code

1.3.7.3 ภาษาที่ใช้ในพัฒนาตัวแบบ และนำเสนอ: Python, HTML, JS, CSS

บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การดำเนินงานวิจัยการวิเคราะห์ความคิดเห็นของผู้บริโภคเกี่ยวกับผลิตภัณฑ์และบริการในอุตสาหกรรมเครื่องดื่มด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก ผู้วิจัยได้ศึกษาหลักการ แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อใช้เป็นพื้นฐานในการพัฒนาและประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบสำหรับจำแนกประเภทความคิดเห็น โดยเนื้อหาประกอบด้วยหัวข้อสำคัญดังนี้

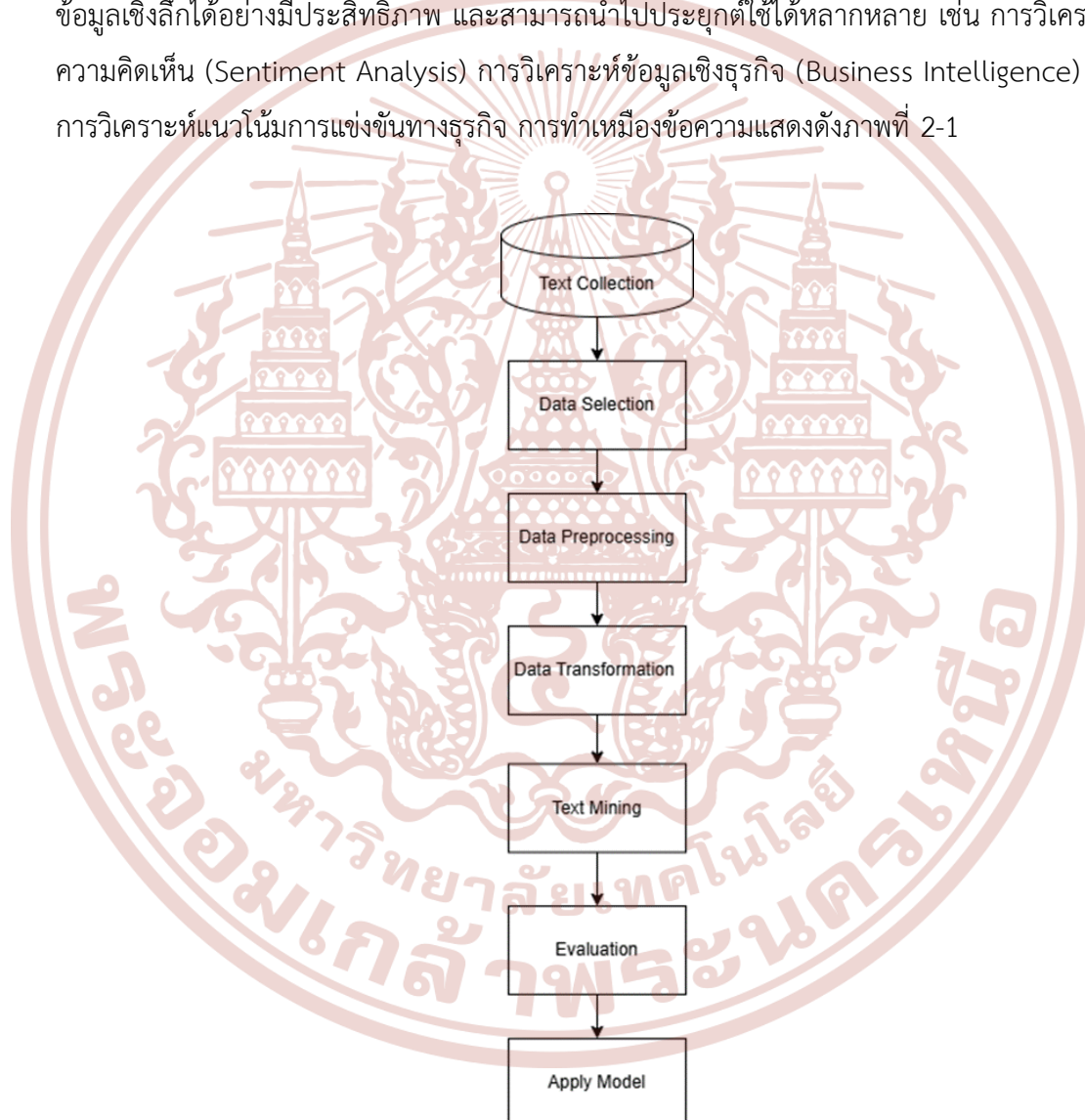
- 2.1 เหมืองข้อความ (Text Mining)
- 2.2 เทคนิคการกำหนดค่าน้ำหนักของคลาส (Class Weight)
- 2.3 หน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short-Term Memory)
- 2.4 หน่วยเวียนกลับแบบมีประตูสองทิศทาง (Bidirectional Gated Recurrent Unit)
- 2.5 การแทนค่าภาษาแบบเข้ารหัสสองทิศทางด้วยทรานส์ฟอร์มเมอร์ (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)
- 2.6 การแทนค่าแบบเข้ารหัสสองทิศทางด้วยทรานส์ฟอร์มเมอร์ที่ได้จากการกลั่นความรู้ (Distilled Bidirectional Encoder Representations from Transformers)
- 2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 เหมืองข้อความ (Text Mining)

Text Mining หรือที่เรียกว่า Text Data Mining เป็นกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลที่ผสมผสานความรู้จากหลายสาขา โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อแปลงข้อมูลข้อความที่ไม่มีโครงสร้าง (Unstructured Data) ให้อยู่ในรูปแบบที่มีโครงสร้าง เพื่อให้สามารถนำไปประมวลผล วิเคราะห์ และตีความเพื่อค้นหาสารสนเทศที่มีความหมายได้ง่ายขึ้น โดยเป้าหมายหลักของ Text Mining คือการค้นหารูปแบบ แนวโน้ม และความสัมพันธ์ที่ซ่อนอยู่ในข้อมูลข้อความจำนวนมาก [2] เช่น โพสต์บนโซเชียลมีเดีย รีวิวสินค้า บทความ หรือเอกสารขององค์กร ซึ่งวิธีการวิเคราะห์แบบดั้งเดิมไม่สามารถจัดการได้ดี เนื่องจากข้อมูลเหล่านี้ไม่มีโครงสร้างที่ชัดเจน เนื่องจากข้อมูลที่ไม่มีโครงสร้างเป็นข้อมูลส่วนใหญ่ในองค์กร Text Mining จึงมีบทบาทสำคัญในการช่วยให้องค์กรสามารถดึงข้อมูลเชิงลึกที่มีคุณค่า และนำไปใช้ประกอบการตัดสินใจ โดยอาศัยเทคนิคขั้นสูง เช่น การประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing: NLP) อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง เช่น Naïve Bayes และ Support Vector Machines (SVM) รวมถึงแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ซึ่ง

สามารถนำไปใช้ในงานต่าง ๆ เช่น การจำแนกข้อความ (Text Classification), การสรุปข้อความ (Text Summarization) และการระบุหน่วยข้อมูลสำคัญ (Entity Recognition)

นอกจากนี้ Text Mining ยังมีขั้นตอนสำคัญในการเตรียมข้อมูล เช่น การตัดคำ (Tokenization) การระบุชนิดของคำ (Part-of-Speech Tagging) และการแปลงรูปแบบของข้อความ เพื่อให้ข้อมูลอยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ ซึ่งช่วยให้สามารถค้นหารูปแบบและสร้างข้อมูลเชิงลึกได้อย่างมีประสิทธิภาพ และสามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้หลากหลาย เช่น การวิเคราะห์ความคิดเห็น (Sentiment Analysis) การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงธุรกิจ (Business Intelligence) และการวิเคราะห์แนวโน้มการแข่งขันทางธุรกิจ การทำเหมืองข้อความแสดงดังภาพที่ 2-1



ภาพที่ 2-1 กระบวนการทำเหมืองข้อมูล

2.2 เทคนิคการกำหนดค่าน้ำหนักของคลาส (Class Weight)

Class Weighting เป็นเทคนิคที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในการแก้ปัญหาข้อมูลไม่สมดุล (Class Imbalance) ในงาน Machine Learning และ Deep Learning ซึ่งเกิดขึ้นเมื่อจำนวนตัวอย่างในบางคลาสมีมากกว่าคลาสอื่นอย่างชัดเจน แนวคิดนี้มีพื้นฐานมาจากหลักการของ Cost-sensitive Learning = โดยมีแนวคิดที่ว่า ความผิดพลาดในการจำแนกข้อมูลไม่ควรถูกมองว่ามีความสำคัญเท่ากันในทุกคลาส โดยเฉพาะในกรณีที่ข้อมูลมีการกระจายตัวไม่สมดุล หรือแต่ละคลาสมีความสำคัญแตกต่างกัน [3]

เทคนิค Class Weighting ช่วยลดความเอนเอียงของตัวแบบที่มักจะให้ความสำคัญกับคลาสที่มีข้อมูลจำนวนมาก โดยการกำหนดค่าน้ำหนักให้กับคลาสที่มีข้อมูลน้อยให้มีค่าสูงกว่าในระหว่างการฝึกตัวแบบ ซึ่งจะส่งผลต่อกระบวนการเรียนรู้และช่วยปรับเส้นแบ่งการตัดสินใจ ให้สามารถจำแนกคลาสที่มีข้อมูลน้อยได้ดีขึ้น โดยทั่วไป การกำหนดค่าน้ำหนักของแต่ละคลาสมักคำนวณจากความถี่ของข้อมูลในแต่ละคลาสแบบผกผัน ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการ 2-1

$$w_i = \frac{N}{C * n_i} \quad (2-1)$$

โดยที่ N คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

C คือ จำนวนคลาสทั้งหมด

n_i คือ จำนวนข้อมูลในคลาสที่ i

ค่าน้ำหนักเหล่านี้จะถูกนำไปใช้ในฟังก์ชัน Loss เช่น Weighted Cross-entropy Loss

$$L = - \sum_{i=1}^C w_i y_i \quad (2-2)$$

โดยที่ L คือ ค่า Weighted Cross-entropy Loss

C คือ จำนวนคลาสทั้งหมด

w_i คือ ค่าน้ำหนักของคลาสที่ i

y_i คือ ค่าป้ายกำกับจริง ของคลาสที่ i ซึ่งโดยทั่วไปอยู่ในรูปแบบ one-hot encoding

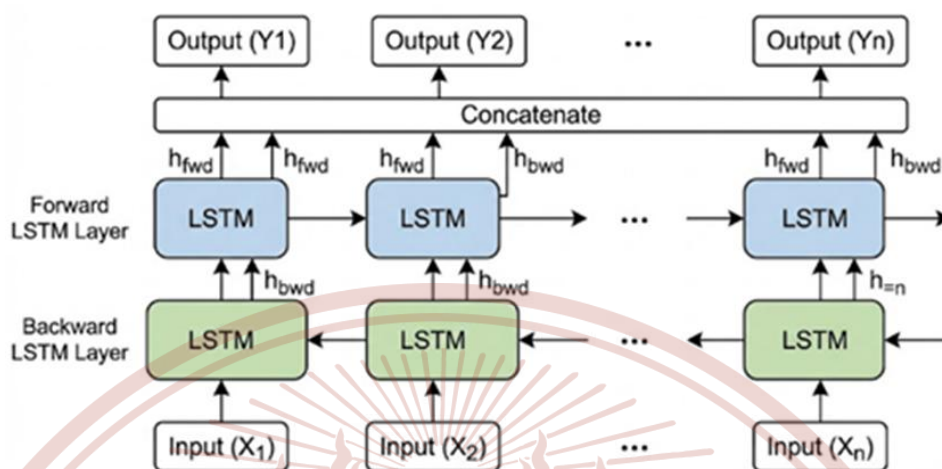
p_i คือ ค่าความน่าจะเป็นที่ตัวแบบทำนายสำหรับคลาสที่ i

การใช้เทคนิค Class Weighting ช่วยให้ตัวแบบให้ความสำคัญกับความผิดพลาดในคลาสที่มีข้อมูลน้อยมากขึ้น โดยไม่จำเป็นต้องเปลี่ยนแปลงการกระจายตัวของข้อมูลจริง ส่งผลให้ตัวแบบสามารถเรียนรู้และจำแนกข้อมูลในคลาสที่มีจำนวนน้อยได้ดีขึ้น ดังนั้นการกำหนดค่าน้ำหนักของ

คลาสจึงเป็นเทคนิคมาตรฐานและมีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาการจำแนกข้อมูลที่มีความไม่สมดุล และถูกนำไปใช้อย่างแพร่หลายในงานต่าง ๆ เช่น การจำแนกข้อความ การวิเคราะห์ความคิดเห็น และการวินิจฉัยทางการแพทย์

2.3 หน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short-Term Memory)

หน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวสองทิศทาง (Bidirectional Long Short-Term Memory: Bi-LSTM) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาต่อยอดมาจาก Long Short-Term Memory (LSTM) โดยมีจุดเด่นในการช่วยเพิ่มประสิทธิภาพสำหรับงานที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลลำดับ (Sequence Modeling) ในการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing: NLP) ซึ่ง Sequence Modeling คือ กระบวนการในการทำนาย จำแนก หรือดึงข้อมูลจากข้อมูลที่มีลำดับ เช่น ประโยคข้อความ LSTM แบบปกติจะประมวลผลข้อมูลในทิศทางเดียว คือ จากซ้ายไปขวา แต่ Bi-LSTM จะใช้ LSTM สองชั้น โดยประมวลผลข้อมูลทั้งสองทิศทาง คือ จากซ้ายไปขวา และจากขวาไปซ้าย ทำให้ตัวแบบสามารถเรียนรู้บริบทของข้อมูลได้ทั้งจากคำก่อนหน้า และคำถัดไปพร้อมกัน โดยคำหรือหน่วยย่อยของข้อความเหล่านี้เรียกว่า token ซึ่งอาจเป็นคำหรืออักขระ การประมวลผลแบบสองทิศทางนี้มีประโยชน์อย่างมากในงาน เช่น การระบุชนิดของคำ การระบุชื่อเฉพาะ และการวิเคราะห์ความคิดเห็น เนื่องจากงานเหล่านี้จำเป็นต้องเข้าใจความหมายของคำโดยอาศัยบริบทของคำ โดยรอบ Bi-LSTM จะรวมผลลัพธ์จากทั้งสองทิศทางในแต่ละตำแหน่งของข้อมูล ทำให้ได้การแทนข้อมูลที่มีความสมบูรณ์และเข้าใจบริบทได้ดีมากขึ้น ส่งผลให้สามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ของข้อมูลในระยะยาว และตีความความหมายของคำได้แม่นยำยิ่งขึ้น [4] ปัจจุบัน Bi-LSTM ถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลายในงานด้าน NLP และมักถูกใช้ร่วมกับเทคนิคอื่น เช่น Attention Mechanism และ Transformer เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของตัวแบบให้ดียิ่งขึ้น



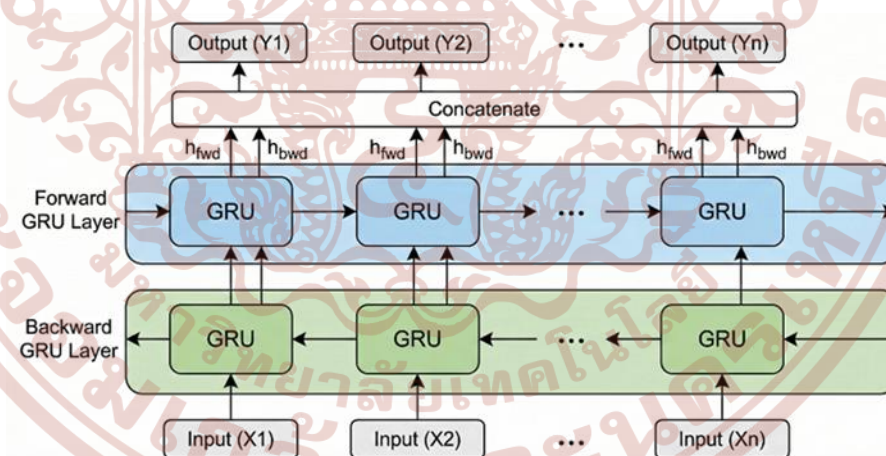
ภาพที่ 2-2 โครงสร้าง Bidirectional Long Short-Term Memory

จากภาพที่ 2-2 โครงสร้าง Bidirectional Long Short-Term Memory ประกอบด้วย

1. Input (ข้อมูลนำเข้า) คือข้อมูลที่มีลำดับ เช่น ข้อความหรือเสียง ซึ่งมีความสัมพันธ์ตามตำแหน่ง และลำดับ ก่อนป้อนเข้าสู่ตัวแบบ ข้อมูลจะถูกแปลงเป็นรูปแบบที่เหมาะสม เช่น One-Hot Encoding หรือ Word Embeddings เพื่อให้ Bidirectional Long Short-Term Memory สามารถเรียนรู้โครงสร้างได้อย่างมีประสิทธิภาพ
2. Embedding Layer ทำหน้าที่แปลงข้อความเป็นเวกเตอร์เชิงความหมายเพื่อใช้เป็นอินพุตของตัวแบบ ตัวอย่างเทคนิคที่ใช้ ได้แก่ Word2Vec จะเรียนรู้จากบริบท GloVe ใช้เมตริกซ์ความสัมพันธ์ของคำ และ FastText จะพิจารณาการสะกดคำร่วมด้วย
3. Bidirectional Long Short-Term Memory Layer ทำหน้าที่เรียนรู้ข้อมูลในลำดับที่ป้อนเข้ามาโดยใช้โครงสร้าง Long Short-Term Memory สองชุดที่ทำงานพร้อมกันโดยใช้ Forward Long Short-Term Memory ซึ่งอ่านจากอดีตไปปัจจุบัน และ Backward Long Short-Term Memory อ่านจากอนาคตกลับไปอดีต ช่วยให้เข้าใจข้อมูลบริบททั้งสองทิศทาง
4. Fully Connected Layer หรือ Concatenate ทำหน้าที่รวม และสกัดคุณลักษณะเพื่อนำไปใช้จำแนกประเภทหรือพยากรณ์ผลลัพธ์
5. Output Layer เลเยอร์สุดท้ายที่แสดงผลลัพธ์ของตัวแบบ

2.4 หน่วยเวียนกลับแบบมีประตูสองทิศทาง (Bidirectional Gated Recurrent Unit)

หน่วยเวียนกลับแบบมีประตูสองทิศทาง (Bidirectional Gated Recurrent Unit: Bi-GRU) เป็นการพัฒนาย่อยต่อจาก GRU แบบปกติ โดยสามารถประมวลผลข้อมูลได้ทั้งในทิศทางไปข้างหน้าและย้อนกลับ GRU หรือ Gated Recurrent Unit เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่ออกแบบมาสำหรับจัดการข้อมูลที่มีลำดับ (Sequence Data) เช่น ข้อความหรือประโยค GRU แบบทิศทางเดียว จะพิจารณาข้อมูลเฉพาะจากลำดับก่อนหน้าเท่านั้น แต่ Bi-GRU จะใช้ GRU จำนวนสองชั้นที่ทำงานแบบขนานกัน โดยชั้นหนึ่งจะประมวลผลข้อมูลจากต้นไปยังท้ายลำดับ และอีกชั้นหนึ่งจะประมวลผลจากท้ายมาต้นลำดับ จากนั้นสถานะซ่อน (Hidden States) ของทั้งสองทิศทางจะถูกรวมเข้าด้วยกัน โดยทั่วไปจะใช้วิธีการเชื่อมต่อ (concatenation) เพื่อสร้างตัวแทนของข้อมูลในแต่ละตำแหน่ง Hidden States เป็นเวกเตอร์ที่ใช้เก็บข้อมูลหรือบริบทของลำดับในตำแหน่งปัจจุบัน ซึ่งช่วยให้ตัวแบบสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ของข้อมูลทั้งจากคำก่อนหน้าและคำถัดไป [5] โครงสร้างแบบสองทิศทางนี้มีประโยชน์อย่างมากในงานด้านภาษา เนื่องจากความหมายของคำมักขึ้นอยู่กับบริบทโดยรอบ



ภาพที่ 2-3 โครงสร้าง Bidirectional Gated Recurrent Unit

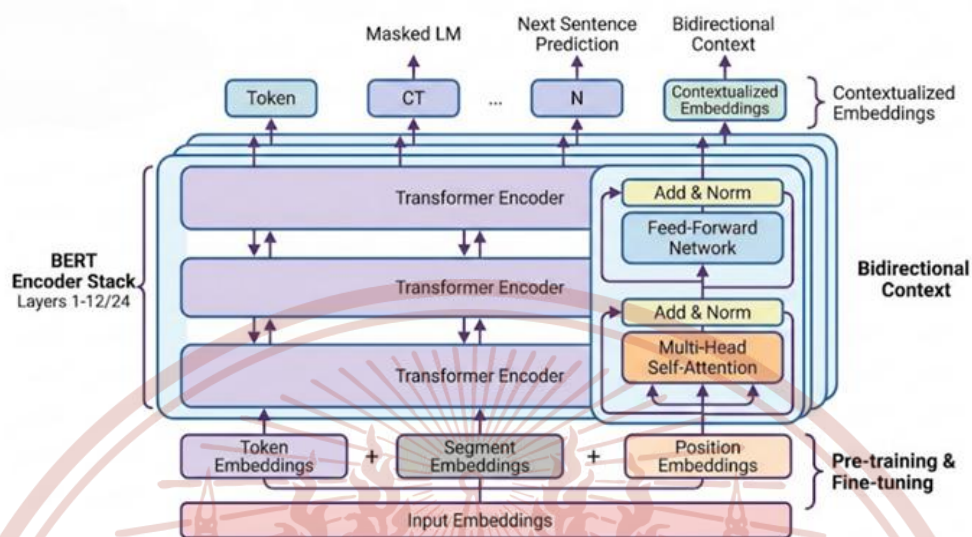
จากภาพที่ 2-3 โครงสร้าง Bidirectional Gated Recurrent Unit ประกอบด้วย

1. Input Layer ทำหน้าที่รับข้อมูลลำดับ เช่น ข้อความ ตัวอักษร หรือสัญญาณเสียง เป็นต้น ซึ่งจะถูกแปลงเป็นเวกเตอร์ก่อนนำเข้าสู่ตัวแบบ
2. Forward Layer ทำหน้าที่อ่านข้อมูลจากลำดับต้นไปยังลำดับสุดท้ายโดยสามารถเรียนรู้รูปแบบและบริบทของข้อมูลจากข้อมูลที่ผ่านมา

3. Backward Layer ทำหน้าที่อ่านข้อมูลย้อนกลับ ทำให้ตัวแบบสามารถเข้าใจข้อมูลที่มาจากหลังในลำดับได้ เช่น ในประโยค "ไม่ดี" อาจมีความหมายแตกต่างกันหากตามด้วยคำว่า "เลย" การใช้สองทิศทางช่วยให้เข้าใจบริบทได้ครบถ้วนขึ้น
4. Concatenation Layer ทำหน้าที่รวมผลลัพธ์ที่ได้จาก Forward Layer และ Backward Layer เพื่อให้ได้ข้อมูลที่ครอบคลุมจากทั้งสองทิศทาง โดยนำเวกเตอร์ของทั้งสองทิศทางมาต่อกัน
5. Fully Connected Layer ทำหน้าที่สกัดคุณลักษณะที่สำคัญจากข้อมูลที่ได้จาก Bi-GRU และแปลงให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการทำนายผลลัพธ์
6. Output Layer ทำหน้าที่จำแนกประเภทหรือพยากรณ์ข้อมูล

2.5 การแทนค่าภาษาแบบเข้ารหัสสองทิศทางด้วยทรานส์ฟอร์มเมอร์ (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)

BERT เป็นแบบจำลองภาษาที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกแบบสองทิศทาง (Deep Bidirectional Language Representation Model) มีบทบาทสำคัญในการพัฒนาประสิทธิภาพของงานด้านการประมวลผลภาษาธรรมชาติ เนื่องจากสามารถเรียนรู้คุณลักษณะของข้อความโดยอาศัยบริบททั้งจากด้านซ้ายและด้านขวาได้พร้อมกัน แตกต่างจากแบบจำลองภาษาในอดีตที่ประมวลผลข้อความในทิศทางเดียว หรือพิจารณาบริบทในระดับจำกัด BERT ถูกฝึกฝนล่วงหน้า (Pre-trained) โดยใช้ข้อมูลข้อความจำนวนมากที่ไม่มีการติดป้ายกำกับ เช่น BookCorpus และ Wikipedia โดยใช้วัตถุประสงค์การเรียนรู้แบบ Self-supervised จำนวน 2 วิธี ได้แก่ Masked Language Modeling (MLM) ซึ่งเป็นการสุ่มปิดคำบางคำในข้อความ และให้ตัวแบบเรียนรู้เพื่อทำนายคำที่ถูกปิดไว้จากบริบทโดยรอบ และ Next Sentence Prediction (NSP) [6] ซึ่งเป็นการฝึกให้ตัวแบบสามารถระบุได้ว่าประโยคหนึ่งมีความต่อเนื่องจากอีกประโยคหนึ่งหรือไม่ BERT ใช้สถาปัตยกรรม Transformer Encoder ซึ่งช่วยให้สามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ของคำในข้อความโดยพิจารณาบริบททั้งสองทิศทางในทุกชั้นของโครงข่าย ส่งผลให้สามารถสร้างตัวแทนของข้อความ (Contextual Embeddings) ที่มีความสมบูรณ์และเข้าใจบริบทได้ดี นอกจากนี้ BERT ยังสามารถนำไปปรับใช้ (Fine-tune) กับงานเฉพาะด้านต่าง ๆ ได้โดยมีการปรับโครงสร้างเพิ่มเติมเพียงเล็กน้อย เช่น งานตอบคำถาม (Question Answering) การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของข้อความ (Natural Language Inference) และการจำแนกความคิดเห็น (Sentiment Classification)



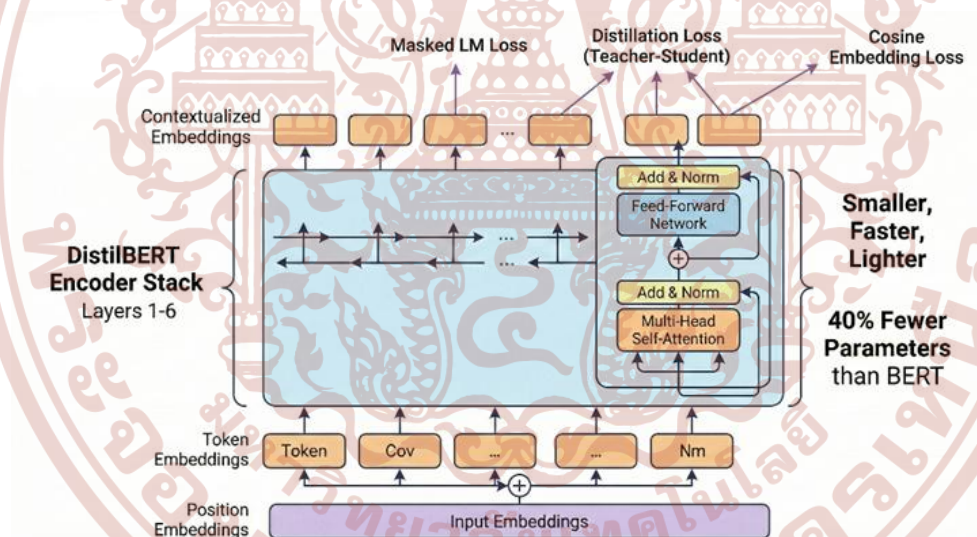
ภาพที่ 2-4 โครงสร้าง Bidirectional Encoder Representations from Transformers

จากภาพที่ 2-4 โครงสร้าง Bidirectional Encoder Representations from Transformers ประกอบด้วย การนำข้อความเข้า (Input Text) และถูกแปลงให้อยู่ในรูปแบบของ Embeddings ประกอบด้วย Token Embedding, Position Embedding และ Segment Embedding จากนั้นจะถูกส่งผ่าน Encoder หลายชั้น ซึ่งประกอบด้วยกลไก Self-attention และ Feed-forward Network โครงสร้างนี้ช่วยให้ BERT สามารถเรียนรู้และจับบริบทของข้อความได้ทั้งสองทิศทาง ทำให้สามารถสร้างตัวแทนของข้อความที่มีความสมบูรณ์และเข้าใจความหมายได้ดี นอกจากนี้ ตัวแทนที่ได้จาก BERT ยังสามารถนำไปปรับใช้ (Fine-tune) สำหรับงานด้านการประมวลผลภาษาธรรมชาติได้หลากหลาย เช่น การจำแนกข้อความ และการวิเคราะห์ความคิดเห็น

2.6 การแทนค่าแบบเข้ารหัสสองทิศทางด้วยทรานส์ฟอร์เมอร์ที่ได้จากการกลั่นความรู้ (Distilled Bidirectional Encoder Representations from Transformers)

DistilBERT เป็นแบบจำลองภาษาที่พัฒนาต่อยอดมาจาก BERT โดยมีขนาดเล็กลงและมีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยถูกออกแบบมาเพื่อรักษาความสามารถในการเข้าใจภาษาให้ใกล้เคียงกับแบบจำลอง Transformer ขนาดใหญ่ ในขณะที่ลดขนาดของโมเดลและลดต้นทุนในการประมวลผล DistilBERT ถูกนำเสนอครั้งแรกโดย Sanh และคณะ ในปี 2019 โดยใช้เทคนิค Knowledge Distillation ในขั้นตอนการฝึกฝนล่วงหน้า (Pre-training) ซึ่งเป็นกระบวนการที่แบบจำลองขนาดเล็กที่เรียกว่า “Student Model” เรียนรู้เพื่อเลียนแบบการทำงานของแบบจำลองขนาดใหญ่ที่เรียกว่า “Teacher Model” เช่น BERT โดย DistilBERT ใช้ฟังก์ชัน Loss แบบผสม (Triple Loss Function) ซึ่งประกอบด้วย Masked Language Modeling Loss, Distillation Loss ที่ใช้วัดความ

แตกต่างระหว่างผลลัพธ์ของ Teacher และ Student Model และ Cosine-distance loss ที่ใช้วัดความแตกต่างของ Hidden Representations ระหว่างสองโมเดล วิธีการนี้ช่วยให้ DistilBERT สามารถลดขนาดของโมเดลลงประมาณ 40 เปอร์เซ็นต์ และเพิ่มความเร็วในการประมวลผลได้ประมาณ 60 เปอร์เซ็นต์ ในขณะที่ยังคงความสามารถในการเข้าใจภาษาได้ประมาณ 97 เปอร์เซ็นต์ [7] เมื่อเทียบกับ BERT ในการทดสอบกับชุดข้อมูล NLP มาตรฐาน แตกต่างจากวิธีการทั่วไปที่ใช้ Knowledge Distillation ในขั้นตอน Fine-tuning เท่านั้น DistilBERT ได้นำเทคนิคนี้มาใช้ตั้งแต่ขั้นตอน Pre-training ทำให้โมเดลสามารถเรียนรู้รูปแบบและโครงสร้างของภาษาได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น ส่งผลให้ได้แบบจำลองที่มีขนาดเล็ก ใช้ทรัพยากรน้อย และสามารถนำไปใช้งานได้ง่ายในสภาพแวดล้อมที่มีข้อจำกัดด้านฮาร์ดแวร์ ในขณะที่ยังคงให้ประสิทธิภาพที่ดีในงานต่าง ๆ เช่น การจำแนกข้อความ (Text Classification), การตอบคำถาม (Question Answering) และงานด้านการประมวลผลภาษาธรรมชาติอื่น ๆ



ภาพที่ 2-5 โครงสร้าง Distilled Bidirectional Encoder Representations from Transformers

จากภาพที่ 2-5 โครงสร้าง Distilled Bidirectional Encoder Representations from Transformers เป็นแบบจำลองที่ถูกลดขนาดมาจาก BERT และพัฒนามาบนพื้นฐานของสถาปัตยกรรม Transformer encoder โดยตัวแบบมีจำนวนชั้น encoder น้อยลง และถูกฝึกฝนโดยใช้เทคนิค knowledge distillation ร่วมกับ masked language modeling และฟังก์ชัน loss แบบ teacher-student โครงสร้างนี้ช่วยให้ DistilBERT ยังคงสามารถเรียนรู้บริบทของข้อความแบบสองทิศทางได้ในขณะเดียวกันก็ช่วยลดต้นทุนในการประมวลผล และเพิ่มความเร็วในการทำงาน ทำให้เหมาะ

สำหรับการนำไปใช้งานในงานด้านการประมวลผลภาษาธรรมชาติ เช่น การจำแนกข้อความและการวิเคราะห์ความคิดเห็น

2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การวิเคราะห์เจตนาความคิดเห็นของผู้บริโภคในอุตสาหกรรมเครื่องสำอางบนสื่อสังคมออนไลน์ ด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก ผู้วิจัยได้สืบค้น ศึกษาทฤษฎี กระบวนการ เอกสารทางวิชาการ และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ดังนี้

Abdelhamid and Desai [8] ได้ทำการศึกษาเชิงเปรียบเทียบอย่างเป็นระบบระหว่างสามวิธีการจัดการกับปัญหาความไม่สมดุลของคลาสในการจำแนกแบบไบนารี ได้แก่ SMOTE, Class Weights และ Decision Threshold Calibration โดยทดสอบกับ 15 โมเดลและ 30 ชุดข้อมูล ผลการทดลองจากการทดลอง 9,000 ครั้งพบว่า ทุกวิธีสามารถปรับปรุง F1-score จากค่าพื้นฐานได้อย่างมีนัยสำคัญ แต่ Decision Threshold Calibration มักจะให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดในหลายสถานการณ์ อย่างไรก็ตาม ความเหมาะสมของแต่ละวิธียังคงขึ้นอยู่กับลักษณะของชุดข้อมูลและโมเดลที่ใช้

ชาลีสา และนิเวศ [9] ได้ทำการศึกษาวิจัย เรื่อง การพัฒนาแบบจำลองการวิเคราะห์ความรู้สึกบนสื่อสังคมออนไลน์ไทยโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก ได้พัฒนาแบบจำลองสำหรับการวิเคราะห์ความรู้สึก (Sentiment Analysis) ของข้อความภาษาไทยในสื่อสังคมออนไลน์ ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก ประกอบด้วย โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (CNN) หน่วยความจำระยะยาว-ระยะสั้น (LSTM) และ GRU โดยทดลองแบบจำลองกับชุดข้อมูลความคิดเห็นต่อสินค้าและบริการจากเว็บไซต์ Wongnai (Wongnai) สรุปว่า LSTM ให้ค่าความถูกต้องสูงสุด คือ 83.7% CNN ให้ค่าความถูกต้อง 77.0% และ GRU ให้ค่าความถูกต้อง 65.4%

ภูริ [10] นำเสนอการวิจัยเรื่อง กรอบงานการตอบคำถามภาษาไทยโดยใช้แบบจำลองประเภททรานส์ฟอร์เมอร์พร้อมด้วยข้อมูลเสริม เพื่อพัฒนาระบบตอบคำถามภาษาไทย (Thai Question Answering: Thai QA) ที่สามารถให้คำตอบได้แม่นยำมากขึ้น โดยใช้โมเดลประเภท ทรานส์ฟอร์เมอร์ (Transformer-based Models) ได้แก่ mBERT, XLM-RoBERTa และ WangchanBERTa พร้อมเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการผนวก ข้อมูลเสริม (Supplementary Information) ที่เกี่ยวข้องจากฐานความรู้เพิ่มเติม ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าโมเดล WangchanBERTa ที่ใช้ร่วมกับข้อมูลเสริมมีค่า F1-score สูงสุดคือ 69.88% และ Exact Match (EM) เท่ากับ 48.83% แสดงให้เห็นว่าการใช้ข้อมูลเสริมสามารถช่วยให้ระบบเข้าใจบริบทและให้คำตอบที่แม่นยำยิ่งขึ้น โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อใช้ร่วมกับโมเดลภาษาที่พัฒนาเฉพาะสำหรับภาษาไทย

วิชริวรรณ [11] ศึกษาและเปรียบเทียบความเสถียรของอัลกอริทึมสำหรับการจำแนกข้อความ 4 รูปแบบหลัก ได้แก่ ฐานกฎ (Rule-based Classifier) ใช้อัลกอริทึม Conjunctive Rule ฐานต้นไม้ตัดสินใจ (Tree-based Classifier) ใช้ อัลกอริ ทึม Random Forest ฐานความน่าจะเป็น (Probability-based Classifier) ใช้อัลกอริทึม Bayesian Logistic Regression โดยใช้ข้อมูลจาก 3 ชุดคือ www.imdb.com (ภาพยนตร์) www.yelp.com (ร้านอาหาร) และ www.amazon.com (สินค้า) โดยใช้วิธีทดสอบ 2 รูปแบบคือ 10-Fold Cross Validation และ Test Dataset (แบ่งข้อมูล 70% Training และ 30% Testing) และ วิเคราะห์ค่าความแม่นยำและค่า ROC (Receiver Operating Characteristic) พบว่า อัลกอริทึมที่มีผลการจำแนกดีที่สุด 2 อันดับแรก คือ Random Forest และ Bayesian Logistic Regression โดย Random Forest มีประสิทธิภาพและความเสถียร ดีที่สุด โดยมี ROC > 0.80 และการทดสอบ Paired-t Test เพื่อยืนยันความเสถียร พบว่าอัลกอริทึม Random Forest มีความเสถียรสูงกว่าอัลกอริทึมอื่นๆ อย่างมีนัยสำคัญ โดยมีผลต่างของค่ากลาง ความถูกต้องระหว่างสองวิธีทดสอบเท่ากับ 0

วาทีตย์ [12] นำเสนอการวิจัยเรื่อง แบบจำลองการวิเคราะห์ความรู้สึกแบบผสมสำหรับความ คิดเห็นต่อโรงแรมในประเทศไทยโดยใช้ K-means และ K-NN โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์ความ คิดเห็นของผู้ใช้บริการที่มีต่อโรงแรมไทย โดยแบ่งความคิดเห็นออกเป็น 5 กลุ่ม ได้แก่ การเข้าถึง, กิจกรรมและความบันเทิง, อาหารและเครื่องดื่ม, พนักงานผู้ให้บริการ และสถานที่ โดยใช้เทคนิค K-means เพื่อจัดกลุ่มข้อมูล และใช้ K-Nearest Neighbors (K-NN) ในการจำแนกความคิดเห็นในแต่ละกลุ่มเป็นเชิงบวกหรือลบ พร้อมวัดประสิทธิภาพด้วยค่า Precision, Recall, Accuracy และ F-Measure ร่วมกับ 10-Fold Cross Validation ผลการทดลองพบว่า เทคนิคแบบผสม K-means + K-NN ให้ค่าความแม่นยำสูงสุดเท่ากับ 94.8% รองลงมาคือ Decision Tree ที่ 89.0%, K-NN ที่ 87.7% และ SVM ที่ 86.2% ซึ่งแสดงให้เห็นว่าเทคนิคแบบผสมสามารถจำแนกความคิดเห็นจาก ข้อความรีวิวโรงแรมได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุดเมื่อเทียบกับอัลกอริทึมแบบเดี่ยว

ภูวนาล [13] นำเสนอการวิจัยเรื่อง การจำแนกประเภทข้อความสำหรับรับแจ้งปัญหาอัตโนมัติ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการจำแนกข้อความจำนวน 4 อัลกอริทึม ได้แก่ LSTM, Bi-LSTM, GRU และ Bi-GRU โดยใช้ข้อมูลคำถามจำนวน 6,648 รายการ ซึ่งครอบคลุม 168 ประเภทคำถาม และประเมินผลด้วยวิธีการ k-Fold Cross Validation โดย กำหนดค่า k เท่ากับ 10 พร้อมทั้งปรับค่าพารามิเตอร์ Hidden Size และใช้ค่าความถูกต้อง (Accuracy), ความแม่นยำ (Precision), ค่าความระลึก (Recall) และค่าความถ่วงดุล (F1-score) เป็นเกณฑ์ในการวัดผลการจำแนก ผลการวิจัยพบว่าแบบจำลอง Bi-LSTM ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด โดยมีค่า ความถูกต้อง 91.16% ความแม่นยำ 0.940 ค่าความระลึก 0.912 และค่าความถ่วงดุล 0.926

ริสุดา และนิเวศ [14] นำเสนอการวิจัยเรื่อง การวิเคราะห์ความคิดเห็นภาษาไทยเกี่ยวกับการรีวิวสินค้าออนไลน์โดยใช้ขั้นตอนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เพื่อพัฒนาโมเดลจำแนกความคิดเห็นจากรีวิวสินค้าออนไลน์ภาษาไทย (Agoda และ Twitter Thailand) โดยใช้เทคนิคของ Machine Learning ประกอบด้วย อัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) นาอิวเบย์ (Naive Bayes) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) และอัลกอริทึมเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด (K-Nearest Neighbor) โดยรวบรวมข้อความจาก ทั้งสิ้น 2,890 ข้อความ จาก Agoda และ Twitster จากการวิจัยพบว่า อัลกอริทึมที่ดีที่สุด คือ SVM มีความแม่นยำมากที่สุดคือ 83.38% ตามด้วย Naive Bayes มีความแม่นยำ 83.31% Decision Tree มีความแม่นยำ 79.92% KNN มีความแม่นยำ 71.26%

วนัสวรรณ [15] ได้ทำการวิจัยการวิเคราะห์ความคิดเห็นของลูกค้าต่อบริษัทช้อปปิ้งในประเทศไทยจาก Twitter โดยใช้ข้อความที่ได้จากการดึงข้อมูลผ่าน Twitter API แล้วนำมาวิเคราะห์ด้วย 5 อัลกอริทึม ได้แก่ Random Forest Naive Bayes Support Vector Machine (SVM) WangchanBERTa Logistic Regression ผลการวิจัยพบว่า อัลกอริทึม Random Forest มีประสิทธิภาพดีที่สุดในการจัดหมวดหมู่ประเด็นปัญหา โดยมี ความแม่นยำ 75% อัลกอริทึม WangchanBERTa มีประสิทธิภาพดีที่สุดในการวิเคราะห์ความรู้สึกในแต่ละประเด็นสำคัญ โดยมีค่าความแม่นยำในหมวดต่าง ๆ ดังนี้ ด้านบริษัท 75% ด้านขนส่ง 82% ด้านโปรโมชั่น 75% ด้านร้านค้าในแพลตฟอร์ม 74% ด้านระบบเว็บไซต์และแอปพลิเคชัน 78%

นพดล [16] ได้ทำการวิจัยเพื่อ เปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดล Bi-LSTM และ DistilBERT สำหรับการจำแนกบทวิจารณ์ของร้านอาหาร โดยใช้ชุดข้อมูลที่รวบรวมจาก Google Play จำนวน 20,000 รายการ กระบวนการเตรียมข้อมูลประกอบด้วย การประมวลผลภาษาธรรมชาติ (NLP) ด้วย PyThaiNLP โดยใช้ตัวตัดคำหลายเทคนิค ได้แก่ newmm, newmm-safe, longest, icu, attacut, deepcut, และ nercut ข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 3 ส่วน ชุดฝึกฝน (Training set) 75% ชุดตรวจสอบ (Validation set) 10% ชุดทดสอบ (Test set): 15% ผลการวิจัย พบว่า DistilBERT ที่ใช้ร่วมกับตัวตัดคำแบบ newmm-safe ให้ค่าความถูกต้องสูงสุดที่ 79% ประสิทธิภาพของ DistilBERT เหนือกว่า Bi-LSTM ในบริบทของการจำแนกบทวิจารณ์ร้านอาหารภาษาไทย

สุภัทสร และจารี [17] ได้ทำการศึกษาเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของเทคนิคเหมืองข้อมูลในการสร้างแบบจำลองเพื่อจำแนกความคิดเห็นของผู้ปกครองต่อการใช้สมาร์ทโฟนของบุตร โดยใช้ข้อความภาษาไทยที่รวบรวมจากเว็บไซต์ Pantip และ Facebook ระหว่างวันที่ 1 มกราคม 2561 ถึง 31 ธันวาคม 2562 รวม 1,925 ระเบียบ เทคนิคที่ใช้ในการวิเคราะห์ประกอบด้วย 6 อัลกอริทึม ได้แก่ RIPPER, Decision Tree, Naive Bayes, Support Vector Machine (SVM), K-Nearest Neighbor (KNN) Random Forest มีการสร้างชุดคุณลักษณะ (features) โดยเลือกเฉพาะคำที่บ่งชี้เชิงบวกและลบ 394 คำ แบ่งเป็น คำบ่งชี้เชิงบวกจำนวน 192 คำ คำบ่งชี้เชิงลบจำนวน 202 คำ ประเมิน

แบบจำลองโดยใช้ 10-Fold Cross Validation วัดประสิทธิภาพด้วยความแม่นยำ (Accuracy) ความระลึก (Recall) ค่าความถ่วงดุล (F1-Score / Balance Score) ผลการวิจัยได้ผลคือ Random Forest ให้ผลดีที่สุด ความแม่นยำที่ 89.62% ความระลึก 78.38% ค่าความถ่วงดุลที่ 83.55% Naive Bayes เป็นอันดับรอง ค่าความถ่วงดุลที่ 81.82% K-Nearest Neighbor มีค่าความถ่วงดุลต่ำสุด 75.53%

งานวิจัย [18] นำเสนอการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายผลคำตัดสินและประเด็นในคดีอาญาด้วยการใช้แบบจำลองที่เรียนรู้จากคำพิพากษาศาลฎีกาไทย โดยเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกด้วย 3 แบบ คือ Naive Bayes, Support Vector Machine และ Bi-directional GRU (Bi-GRU) ซึ่งเป็นการนำอัลกอริทึม Gated Recurrent Unit มาประยุกต์ใช้กับชุดข้อมูลจำนวน 1,000 รายการ ประกอบด้วย 3 หมวดความผิด ได้แก่ ชีวิตและร่างกาย ชื่อเสียง และทรัพย์สิน โดยแบ่งข้อมูลออกเป็นชุดข้อมูลเรียนรู้ร้อยละ 60 ชุดข้อมูลตรวจสอบร้อยละ 20 และชุดข้อมูลทดสอบร้อยละ 20 วัดประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยค่าความถูกต้องและค่าการถ่วงดุล ผลการวิจัยพบว่าแบบจำลอง Bi-GRU ให้ประสิทธิภาพมากที่สุด โดยมีค่าความถูกต้องร้อยละ 64.63 และค่าการถ่วงดุลร้อยละ 63.82

Jahan, Islam, Hasan and Siddiky [19] นำเสนอการวิจัยเรื่อง Comparative Analysis of Machine Learning Algorithms for Sentiment Classification in Social Media Text โดยศึกษาการวิเคราะห์ความคิดเห็นจากข้อความใน Twitter ด้วยการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึม Machine Learning ได้แก่ Logistic Regression, Support Vector Machines (SVM), Random Forest, Naive Bayes และ Gradient Boosting (XGBoost) โดยใช้ข้อมูลทวีตจำนวน 100,000 ข้อความที่ครอบคลุมหัวข้อต่าง ๆ และแบ่งเป็น 3 ประเภท คือ บวก กลาง และลบ ผลการทดลองพบว่า Logistic Regression และ SVM ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด โดยมี Accuracy เท่ากันที่ 86.22% และมีความสมดุลระหว่างค่า Precision, Recall และ F1-score ในทุกประเภทข้อความ รองลงมาคือ Random Forest (82.59%) ขณะที่ Naive Bayes และ Gradient Boosting มี Accuracy ต่ำกว่าแต่ยังคงมีค่าประสิทธิภาพที่น่าสนใจ โดยเฉพาะ Naive Bayes ที่ให้ Recall สูงในข้อความบวก

Derbentsev, V., et al. [20] นำเสนอการวิจัยเรื่อง A Comparative Study of Deep Learning Models for Sentiment Analysis of Social Media Texts โดยพัฒนาแบบจำลอง Deep Learning สำหรับการจำแนกความคิดเห็นจากข้อความในโซเชียลมีเดีย โดยเปรียบเทียบโมเดล 3 แบบ ได้แก่ CNN, CNN-LSTM และ BiLSTM-CNN พร้อมทั้งใช้ Logistic Regression เป็น baseline เปรียบเทียบกับโมเดล DNN เหล่านี้ในการวิเคราะห์ความรู้สึก (sentiment) บนชุดข้อมูล IMDb และ Sentiment140 ผลการวิจัยพบว่าโมเดล CNN มีความแม่นยำสูงสุดที่ 90.09% บนชุดข้อมูล IMDb ขณะที่ BiLSTM-CNN ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดบนชุดข้อมูล Sentiment140 ด้วย Accuracy ที่ 82.10%

โดยใช้ word embedding จาก GloVe ในการแปลงคำเป็นเวกเตอร์ ทั้งนี้แสดงให้เห็นว่าโครงสร้างของ CNN และ BiLSTM-CNN เหมาะสมต่อการวิเคราะห์ความคิดเห็นจากข้อความในโซเชียลมีเดีย

Debaditya Raychaudhuri [21] นำเสนอการวิจัยเรื่อง Twitter Sentiment Analysis Using Natural Language Processing เป็นความคิดเห็นเชิงบวก เชิงลบ และกลาง ด้วยการประยุกต์ใช้เทคนิค NLP ร่วมกับอัลกอริทึม Machine Learning ได้แก่ Logistic Regression, Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), Random Forest, Decision Tree และ K-Nearest Neighbors (KNN) โดยข้อมูลจะถูกทำความสะอาดผ่านขั้นตอนต่าง ๆ เช่น การลบ URL การแปลงเป็น lowercase และการใช้ TF-IDF ในการแปลงข้อความเป็นเวกเตอร์ ผลการทดลองพบว่า SVM ให้ Accuracy สูงที่สุดที่ 83.1% รองลงมาคือ Logistic Regression ที่ 80.3% ขณะที่ KNN ได้คะแนนต่ำสุด ทั้งนี้ผู้วิจัยเสนอให้พิจารณาการใช้ Deep Learning เช่น LSTM หรือ BERT ในการศึกษาเพิ่มเติมเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกความคิดเห็นจากข้อความบนโซเชียลมีเดีย

Ozmen and Gunduz [22] นำเสนอการวิจัยเรื่อง Comparison of Machine Learning Models for Sentiment Analysis of Big Turkish Web-Based Data โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดล Machine Learning สำหรับวิเคราะห์ความคิดเห็นจากข้อความโซเชียลมีเดีย โดยใช้ชุดข้อมูลจาก IMDb และ Amazon Reviews ข้อมูลถูกประมวลผลด้วยขั้นตอนต่าง ๆ ได้แก่ การลบ stopwords, lemmatization, และการใช้ TF-IDF ในการแปลงข้อความเป็นเวกเตอร์ จากนั้นจึงนำไปเทรนด้วยโมเดลหลากหลาย ได้แก่ Logistic Regression, Naïve Bayes, Random Forest, Support Vector Machine (SVM) และ XGBoost ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า XGBoost ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด โดยเฉพาะในชุดข้อมูล IMDb ซึ่งมี Accuracy สูงสุดที่ 93.2% ในขณะที่ SVM และ Random Forest ก็ให้ผลลัพธ์ดีเช่นกัน ส่วน Naive Bayes มีประสิทธิภาพต่ำกว่าโมเดลอื่น

AlSurayyi, W., Alghamdi, N. and Abraham, A. [23] นำเสนอการจำแนกความคิดเห็นเกี่ยวกับข้อมูลบทวิจารณ์ออนไลน์โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก 3 แบบ ได้แก่ Long Short-Term Memory (LSTM), Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) และ Convolutional Neural Network (CNN) โดยใช้ชุดข้อมูลจาก Yelp หมวดหมู่วัฒนธรรมร้านอาหารจำนวน 2,353,827 รายการ แบ่งข้อมูลออกเป็นชุดเรียนรู้ร้อยละ 60 ชุดตรวจสอบร้อยละ 20 และชุดทดสอบร้อยละ 20 พร้อมสร้างตัวแปลงข้อความเป็นเวกเตอร์ด้วยเทคนิค GloVe และ word2vec ประเมินประสิทธิภาพด้วยค่าความถูกต้อง ความแม่นยำ ความระลึก และค่าความถ่วงดุล ผลการวิจัยพบว่าโมเดลที่ให้ผลดีที่สุดคือ Bi-LSTM ร่วมกับ GloVe โดยมีค่าความถูกต้อง 95.759% ความแม่นยำ 95.75% ความระลึก 95.76% และค่าความถ่วงดุล 95.76%

Reddy, Kumar and Reddy [24] นำเสนอการวิจัยเรื่อง Twitter Sentiment Analysis Using Machine Learning เพื่อจำแนกความคิดเห็นในข้อความจาก Twitter เป็นความคิดเห็นเชิงบวกหรือเชิงลบ โดยใช้ชุดข้อมูล Sentiment140 จำนวน 22,500 รายการ และประยุกต์เทคนิคประมวลผลภาษาธรรมชาติร่วมกับอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง ได้แก่ Naïve Bayes, Logistic Regression และ Support Vector Machine ทั้งแบบเดี่ยวและแบบผสม (Ensemble Model) โดยใช้วิธีการ Majority Voting คือ ค่าที่โมเดลส่วนใหญ่โหวตเหมือนกัน ซึ่งเหมาะกับกรณีที่มีโมเดลแต่ละตัวมีมุมมอง หรือ สมรรถนะ ต่างกันเพื่อเพิ่มความแม่นยำของโมเดล และ ลดความลำเอียง ผลการทดลองพบว่า SVM มีความแม่นยำบนชุดทดสอบสูงสุดที่ 77.80% รองลงมาคือ Logistic Regression ที่ 77.73% และ Naïve Bayes ที่ 76.21% ส่วน Ensemble Model ซึ่งรวมโมเดลทั้งสามแบบมีความแม่นยำ 77.60% ซึ่งแสดงให้เห็นว่าโมเดลเดี่ยวอย่าง SVM สามารถจำแนกความคิดเห็นได้อย่างมีประสิทธิภาพใกล้เคียงกับแบบผสมมากที่สุด และเหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ความคิดเห็นจาก Twitter ในบริบทนี้

Chaudhary, L., et al. [25] นำเสนอการวิจัยเรื่อง A Review of Deep Learning Models for Twitter Sentiment Analysis: Challenges and Opportunities นำเสนอการทบทวนและวิเคราะห์เชิงลึกเกี่ยวกับการใช้แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อวิเคราะห์ความคิดเห็นบน Twitter โดยพิจารณาโมเดลหลายรูปแบบ ได้แก่ Deep Neural Network (DNN), Convolutional Neural Network (CNN), Recurrent Neural Network (RNN), Long Short-Term Memory (LSTM), Bidirectional LSTM (Bi-LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU) รวมถึงโมเดลแบบ Transformer อย่าง BERT โดยใช้ข้อมูลจากชุด benchmark เช่น SemEval และชุดข้อมูลจากภาคส่วนต่าง ๆ เช่น การเมือง สุขภาพ การท่องเที่ยว และสินค้าผู้บริโภค การแปลงข้อความใช้เทคนิค word embeddings ได้แก่ Word2Vec, GloVe และ FastText สำหรับการประเมินประสิทธิภาพ ใช้ตัวชี้วัด ได้แก่ ความถูกต้อง (Accuracy), ความแม่นยำ (Precision), ความครอบคลุม (Recall) และค่าความถ่วงดุล (F1-score) ผลการวิเคราะห์พบว่าโมเดลที่ใช้ BERT และ Bi-LSTM ให้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุด โดยเฉพาะในบริบทของการจัดการข้อความสั้นที่มีลักษณะไม่เป็นทางการและมี noise สูงใน Twitter

Devlin, J., et al. [26] นำเสนอการวิจัยเรื่อง BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาโมเดลภาษาที่สามารถเข้าใจบริบทของข้อความได้ทั้งจากซ้ายไปขวาและขวาไปซ้ายพร้อมกัน (bidirectional) ซึ่งแตกต่างจากโมเดลก่อนหน้านี้ที่มักประมวลผลข้อมูลแบบทิศทางเดียว โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Transformer และกระบวนการพรีเทรน (Pre-training) บนภารกิจหลักสองประเภท ได้แก่ Masked Language Model (MLM) และ Next Sentence Prediction (NSP) จากผลการทดลองในหลายชุด

ข้อมูลมาตรฐาน เช่น GLUE, SQuAD และ SWAG พบว่า BERT ให้ผลลัพธ์ดีกว่าโมเดลที่มีอยู่ในเวลานั้นทุกตัว โดยสามารถทำลายสถิติใหม่ของโมเดล NLP ในหลาย benchmark ได้ เช่น บนชุด SQuAD v1.1 ได้ F1-score สูงถึง 93.2% และ Exact Match (EM) ที่ 88.5% แสดงให้เห็นถึงความสามารถของ BERT ในการเข้าใจภาษาอย่างลึกซึ้ง และสามารถนำไป fine-tune กับงานเฉพาะทางได้อย่างมีประสิทธิภาพสูง

Tenney, Das and Pavlick [27] นำเสนอการวิจัยเรื่อง BERT Rediscovered the Classical NLP Pipeline โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาว่า BERT ซึ่งเป็นโมเดลพรีเทรนภาษาแบบ Deep Learning สามารถเรียนรู้โครงสร้างทางภาษาศาสตร์แบบดั้งเดิมของ NLP ได้หรือไม่ โดยผู้วิจัยได้นำชิ้นต่าง ๆ ของ BERT มาวิเคราะห์เปรียบเทียบกับองค์ประกอบของกระบวนการประมวลผลภาษาธรรมชาติแบบดั้งเดิม เช่น Part-of-Speech Tagging, Named Entity Recognition, และ Dependency Parsing การทดลองถูกแบ่งออกเป็น 2 กลุ่มงานหลัก งานเชิงไวยากรณ์ (Syntactic Tasks) เช่น POS tagging, Constituency parsing และ Dependency parsing งานเชิงความหมาย (Semantic Tasks) เช่น Named Entity Recognition (NER), Semantic Role Labeling (SRL), Coreference resolution ผลการทดลองพบว่า BERT สามารถเรียนรู้ลำดับชั้นของความรู้ภาษาศาสตร์แบบคลาสสิกได้อย่างเป็นระบบ โดยเฉพาะในชั้นล่าง ๆ ของโมเดลที่สอดคล้องกับงานระดับคำ เช่น POS tagging และชั้นบน ๆ ที่สอดคล้องกับงานระดับความหมาย เช่น Coreference Resolution แสดงให้เห็นว่า BERT ไม่เพียงแต่เรียนรู้จากข้อมูลขนาดใหญ่ แต่ยังสามารถแทนที่ขั้นตอนแบบดั้งเดิมของ NLP pipeline ได้อย่างครอบคลุม

Nugroho, Sukmadewa and Yudistira [28] นำเสนอการวิจัยเรื่อง Large-Scale News Classification using BERT Language Model: Spark NLP Approach เป็นการการจัดประเภทข่าวขนาดใหญ่โดยใช้โมเดลภาษา BERT ผ่านแนวทาง Spark NLP เพื่อศึกษาประสิทธิภาพการประมวลผล NLP ขนาดใหญ่ด้วยโมเดล BERT ที่ฝึกแบบ Fine tuning บนข้อมูลข่าวกว่า 120,000 รายการ โดยเปรียบเทียบผลระหว่างการใช้โมเดล BERT แบบปกติ และการใช้ Spark NLP ซึ่งเป็นไลบรารีที่ทำงานแบบกระจายข้อมูล บน Apache Spark อัลกอริทึมที่ใช้คือ BERT โดยใช้โมเดลที่มีจำนวนพารามิเตอร์ต่างกัน ได้แก่ BERT-Tiny, Mini, Small, Medium และ Base เพื่อประเมินผลด้านความแม่นยำและเวลาการประมวลผล ผลการทดลองพบว่า BERT แบบไม่ใช้ Spark NLP มีความแม่นยำเฉลี่ยสูงกว่าคือ 91.87% และใช้เวลาฝึกเฉลี่ย 35 นาที ขณะที่ BERT ที่ใช้ Spark NLP มีความแม่นยำเฉลี่ย 86.65% แต่ใช้เวลาฝึกเพียง 9 นาที หรือประหยัดเวลาได้ถึง 62.9% โดยความแม่นยำลดลงเฉลี่ยเพียง 5.7% แสดงว่า Spark NLP เหมาะสมในการใช้งานกับข้อมูลขนาดใหญ่เมื่อทรัพยากรมีจำกัด ความแม่นยำจะลดลงเล็กน้อย แต่ประสิทธิภาพโดยรวมดีขึ้น

Tenney et al. [29] ได้วิเคราะห์ความรู้ทางภาษาศาสตร์ที่ถูกเข้ารหัสภายในโมเดล BERT และพบว่าชั้นต่าง ๆ ของโมเดลสามารถจับข้อมูลทางภาษาศาสตร์ในระดับที่แตกต่างกัน ผลการศึกษาชี้ให้เห็นว่าชั้นล่าง (lower layers) มีความเหมาะสมกับงานด้านไวยากรณ์ เช่น part-of-speech tagging ในขณะที่ชั้นบน (higher layers) จับข้อมูลด้านความหมาย แสดงให้เห็นว่า BERT สามารถค้นพบกระบวนการ NLP แบบคลาสสิกได้อย่างมีประสิทธิภาพ

Phatthiyaphaibun and Boonkwan [30] ได้นำเสนอการศึกษาทบทวนเทคนิคการตัดคำภาษาไทยโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการตัดคำภาษาไทยแบบดั้งเดิมและแบบที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียม งานวิจัยดังกล่าวได้ศึกษาวิธีการตัดคำที่ใช้โมเดลการเรียนรู้เชิงลึก เช่น RNN, LSTM และ Bi-LSTM ซึ่งสามารถเรียนรู้รูปแบบและบริบทของภาษาได้โดยอัตโนมัติ โดยไม่จำเป็นต้องใช้กฎเกณฑ์ที่กำหนดล่วงหน้า นอกจากนี้ งานวิจัยยังกล่าวถึงเครื่องมือสำหรับการตัดคำภาษาไทยที่ใช้เทคนิค Deep Learning เช่น Deepcut ซึ่งเป็นเครื่องมือที่พัฒนาโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการเรียนรู้รูปแบบของภาษาไทย และสามารถตัดคำได้อย่างแม่นยำ

ตารางที่ 2-1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ชื่องานวิจัย/ทฤษฎี	ปี	เทคนิค/อัลกอริทึม	ผลการวิจัย
A Comprehensive Study on Tackling Class Imbalance in Binary Classification [8]	2024	- SMOTE - Class Weights - Decision Threshold Calibration	ทดสอบกับ 15 โมเดลและ 30 ชุดข้อมูล ผลการทดลองจากการทดลอง 9,000 ครั้งพบว่า ทุกวิธีสามารถปรับปรุง F1-score จากค่าพื้นฐานได้อย่างมีนัยสำคัญ แต่ Decision Threshold Calibration มักจะให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด ในหลายสถานการณ์ อย่างไรก็ตาม ความเหมาะสมของแต่ละวิธียังคงขึ้นอยู่กับลักษณะของชุดข้อมูลและโมเดลที่ใช้

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ชื่องานวิจัย/ทฤษฎี	ปี	เทคนิค/อัลกอริทึม	ผลการวิจัย
			Decision Threshold Calibration มักจะให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด ในหลายสถานการณ์ อย่างไรก็ตาม ความเหมาะสมของแต่ละวิธี ยังคงขึ้นอยู่กับลักษณะของชุดข้อมูลและโมเดลที่ใช้
การพัฒนาแบบจำลองการวิเคราะห์ความรู้สึกบนสื่อสังคมออนไลน์ไทยโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก [9]	2564	- CNN - LSTM - GRU	จากการทดลองใช้อัลกอริทึม Deep Learning เพื่อจำแนกความคิดเห็นของผู้บริโภคจากข้อความภาษาไทยในเว็บไซต์วงใน (Wongnai) พบว่า อัลกอริทึม LSTM ให้ค่าความแม่นยำสูงที่สุด คือ 83.7% รองลงมาคือ CNN ที่ 77.0% และ GRU ที่ 65.4% แสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึม LSTM มีความสามารถในการจับลำดับและบริบทของข้อความได้ดีกว่าอัลกอริทึมอื่น
กรอบงานการตอบคำถามภาษาไทยโดยใช้แบบจำลองประเภททราన్ส์ฟอร์มเมอร์พร้อมด้วยข้อมูลเสริม [10]	2564	- mBERT - XLM-RoBERTa - WangchanBERTa	เปรียบเทียบอัลกอริทึม BERT พบว่าอัลกอริทึม F1-score สูงสุด คือ 69.88% และ Exact Match (EM) เท่ากับ 48.83% แบบใช้ข้อมูลเสริม รองมาคือ mBERT F1-score เท่ากับ 67.35 % และ Exact Match (EM) เท่ากับ 46.61% และสุดท้าย คือ XLM-RoBERTa

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

การวิเคราะห์การจำแนก ข้อความด้วยการ เปรียบเทียบความเสถียร ของอัลกอริทึม [11]	2559	- Conjunctive Rule - Random Forest - Bayesian Logistic Regression - 10-Fold Cross Validation - Train/Test Split (70:30)	ผลการทดลองพบว่า Random Forest และ Bayesian Logistic Regression มีประสิทธิภาพสูงสุด โดย Random Forest มีค่า ROC มากกว่า 0.80 และมีความเสถียรสูงสุด จากการทดสอบ Paired-t Test พบว่า Random Forest มีความเสถียรสูงกว่าอัลกอริทึมอื่นอย่างมีนัยสำคัญ
แบบจำลองการวิเคราะห์ ความรู้สึกแบบผสมสำหรับ ความคิดเห็นต่อโรงแรมใน ประเทศไทยโดยใช้ K- means และ K-NN [12]	2562	- K-means + K-NN - K-Nearest Neighbors - Decision Tree - SVM	ใช้การแบ่งข้อมูล แบบ 10-Fold Cross Validation ผลการทดลองพบว่า เทคนิคแบบผสม K-means + K-NN ให้ค่าความแม่นยำสูงสุด เท่ากับ 94.8% รองลงมาคือ Decision Tree ที่ 89.0%, K-NN ที่ 87.7% และ SVM ที่ 86.2%
เทคนิคการจำแนก ประเภทข้อความสำหรับ การรับแจ้งปัญหาอัตโนมัติ [13]	2566	- LSTM - Bi-LSTM - GRU - Bi-GRU	ผลการวิจัยพบว่า Bi-LSTM ให้ประสิทธิภาพในการจำแนกที่ดีที่สุด โดยมีค่าความถูกต้องเท่ากับ 91.16 % ความแม่นยำ 0.940 ค่าความระลึก 0.912 และค่าความถ่วงดุล 0.926
การวิเคราะห์ความคิดเห็น ภาษาไทยเกี่ยวกับการรีวิว สินค้าออนไลน์โดยใช้ ขั้นตอนวิธีซัพพอร์ต เวกเตอร์แมชชีน [14]	2560	- Decision Tree - Naïve Bayes - SVM - KNN	อัลกอริทึม SVM ให้ค่าความแม่นยำดีที่สุดที่ 83.38% ในการจำแนกรีวิวจาก Agoda และอัลกอริทึม SVM ให้ค่าความแม่นยำดีที่สุดที่ 83.38% ในการ

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ชื่องานวิจัย/ทฤษฎี	ปี	เทคนิค/อัลกอริทึม	ผลการวิจัย
			จำแนกรีวิวจาก Agoda และ Twitter Thailand รองลงมาคือ Naive Bayes ที่ 83.31%, Decision Tree ที่ 79.92%, และ KNN ที่ 71.26% แสดงว่า SVM เหมาะกับข้อความรีวิวในภาษาไทย
การวิเคราะห์ความคิดเห็นจากทวีตเตอร์ของลูกค้าบริษัทห่อปี่ประเทศไทย [15]	2564	- Random Forest - Naive Bayes - SVM - Logistic Regression - WangchanBERTa	อัลกอริทึม Random Forest ให้ประสิทธิภาพดีที่สุดสำหรับการวิเคราะห์ความคิดเห็นจากข้อความของลูกค้าบริษัทห่อปี่บนสื่อสังคมออนไลน์ทวีตเตอร์ โดยมีค่าความแม่นยำที่ 74%
การจำแนกที่ไม่แปรเปลี่ยนตามโทเคนในเซอร์ภาษาไทยบนฐานของตัวเข้ารหัสไบแอลเอสทีเอ็มและดิสทิล เบิร์ต [16]	2564	- Bi-LSTM - DistilBERT	ในการการวิจัยพบว่า DistilBERT ร่วมกับ newmm safe ให้ค่าความถูกต้องสูงสุดที่ 79% พบว่า DistilBERT เหนือกว่า Bi-LSTM ในการจำแนกบทวิจารณ์ร้านอาหารภาษาไทย
การเปรียบเทียบประสิทธิภาพเทคนิคเหมืองข้อมูลในการสร้างแบบจำลองเพื่อจำแนกความคิดเห็นของผู้ปกครองต่อการใช้สมาร์ทโฟนของบุตร [17]	2564	- Decision Tree - Naive Bayes - SVM - KNN - Random forest - RIPPER	Random Forest ให้ผลดีที่สุด ความแม่นยำที่ 89.62% ความระลึก 78.38% ค่าความถ่วงดุลที่ 83.55% Naive Bayes เป็นอันดับรอง ค่าความถ่วงดุลที่ 81.82% K-Nearest Neighbor มีค่าความถ่วงดุลต่ำสุด 75.53%

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ชื่องานวิจัย/ทฤษฎี	ปี	เทคนิค/อัลกอริทึม	ผลการวิจัย
แบบจำลองทำนายผลคำตัดสินและประเด็นในคดีอาญาที่เรียนรู้จากคำพิพากษาศาลฎีกาไทย โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก [18]	2563	- Bi-GRU - Naive Bayes - SVM	แบ่งข้อมูลหมวดความผิด ได้แก่ ชีวิตและร่างกาย ชื่อเสียง และทรัพย์สิน โดยแบ่งข้อมูลออกเป็นชุดข้อมูลเรียนรู้ร้อยละ 60 ชุดข้อมูลตรวจสอบร้อยละ 20 และชุดข้อมูลทดสอบร้อยละ 20 วัดประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยค่าความถูกต้องและค่าการถ่วงดุล ผลการวิจัยพบว่าแบบจำลอง Bi-GRU ให้ประสิทธิภาพมากที่สุด โดยมีค่าความถูกต้อง 64.63% และค่าการถ่วงดุล 63.82%
Comparative Analysis of Machine Learning Algorithms for Sentiment Classification in Social Media Text [19]	2024	- Logistic Regression, - Support Vector Machines - Random Forest - Naive Bayes - Gradient Boosting	ผลการวิจัยที่ได้ คือ Logistic Regression และ SVM ทำได้ดีที่สุด โดยมี Accuracy สูงสุดที่ 86.22% เท่ากัน
A Comparative Study of Deep Learning Models for Sentiment Analysis of Social Media Texts [20]	2024	- CNN - CNN-LSTM - Bi-LSTM - CNN	ผลการวิจัยพบว่าโมเดล CNN มีความแม่นยำสูงสุดที่ 90.09% บนชุดข้อมูล IMDb ขณะที่ BiLSTM-CNN ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดบนชุดข้อมูล Sentiment140 ด้วย Accuracy ที่ 82.10% โดยใช้ word embedding จาก GloVe ในการแปลงคำเป็นเวกเตอร์ ทั้งนี้แสดงให้เห็นว่าโครงสร้างของ CNN และ BiLSTM-CNN เหมาะสมต่อการ

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ชื่องานวิจัย/ทฤษฎี	ปี	เทคนิค/อัลกอริทึม	ผลการวิจัย
		- Ensemble Model (Majority Voting)	โดยอัลกอริทึมเดี่ยวอย่าง SVM แสดงผลแม่นยำและคงที่สูงสุดใน การจำแนกความรู้สึกจาก Twitter
A Review of Deep Learning Models for Twitter Sentiment Analysis: Challenges and Opportunities [25]	2024	- DNN - CNN - RNN - LSTM - Bi-LSTM - GRU - BERT	ผลการวิจัยพบว่าพบว่าโมเดลที่ใช้ BERT และ Bi-LSTM ให้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุด โดยเฉพาะใน บริบทของการจัดการข้อความสั้นที่มีลักษณะไม่เป็นทางการ
BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding [26]	2018	BERT	โมเดล BERT แสดงความสามารถ ในการเข้าใจภาษาได้ลึกซึ้ง โดยมี ผล F1-score บน SQuAD v1.1 เท่ากับ 93.2% และ EM 88.5% เหนือกว่าโมเดล NLP ทั้งหมดที่มี อยู่ในเวลานั้น
BERT Rediscovered the Classical NLP Pipeline [27]	2019	BERT	BERTสามารถเรียนรู้ลำดับความรู้ ภาษาศาสตร์แบบคลาสสิกได้ โดย ชั้นล่างเหมาะกับงานไวยากรณ์เช่น POS tagging ส่วนชั้นบนเหมาะ กับ Semantic เช่น Coreference Resolution ชี้ว่า BERT แทน กระบวนการ NLPดั้งเดิมได้อย่างมีประสิทธิภาพ
Large-Scale News Classification using BERT Language Model:	2021	BERT (Tiny, Mini, Small, Medium, Base) + Spark NLP	อัลกอริทึม BERT ที่ไม่ใช่ Spark NLP มี Accuracy เฉลี่ยสูงกว่าคือ 91.87% ขณะที่ Spark NLP

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ชื่องานวิจัย/ทฤษฎี	ปี	เทคนิค/อัลกอริทึม	ผลการวิจัย
Spark NLP Approach [28]			ใช้เวลาฝึกน้อยลงถึง 62.9% แม้ Accuracy ลดลงเหลือเฉลี่ย 86.65% แสดงว่า Spark NLP เหมาะสมในกรณีทรัพยากรจำกัด
BERT Rediscovered The Classical NLP pipeline [29]	2019	BERT	ผลการศึกษานี้ชี้ให้เห็นว่าชั้นล่าง (lower layers) มีความเหมาะสมกับงานด้านไวยากรณ์ เช่น part-of-speech tagging ในขณะที่ชั้นบน (higher layers) จับข้อมูลด้านความหมาย แสดงให้เห็นว่า BERT สามารถค้นพบกระบวนการ NLP แบบคลาสสิกได้อย่างมีประสิทธิภาพ
Thai Word Segmentation Research Survey [30]	2023	- Dictionary-based (Longest Matching, newmm) - Statistical Models (HMM, CRF) - Deep Learning (CNN, RNN, Bi-LSTM) - Deepcut (CNN-based) - AttaCut - Transformer-based Model	เทคนิคการตัดคำภาษาไทยแบบ Deep Learning ให้ประสิทธิภาพสูงกว่าวิธี dictionary-based และ statistical models อย่างชัดเจน โดย Deepcut ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด มีค่า F1-score ประมาณ 96.57% สามารถเรียนรู้รูปแบบขอบเขตคำจากระดับอักขระได้ดี และรองรับคำใหม่หรือคำที่ไม่อยู่ในพจนานุกรมได้ดีกว่าวิธีดั้งเดิม และมักถูกใช้เป็น baseline ในงานวิจัยด้าน Thai NLP

จากตารางที่ 2-1 งานวิจัยข้างต้นที่ผู้วิจัยได้ศึกษาทฤษฎี กระบวนการ เอกสารทางวิชาการ และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง พบว่าการวิเคราะห์เจตนาหรือความคิดเห็นของผู้บริโภคจากข้อความในสื่อสังคมออนไลน์เป็นหนึ่งในหัวข้อที่ได้รับความสนใจอย่างต่อเนื่อง เนื่องจากสื่อสังคมออนไลน์มีบทบาทสำคัญในการถ่ายทอดความคิดเห็นของผู้บริโภคเกี่ยวกับผลิตภัณฑ์และบริการในอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม ซึ่งมีการแข่งขันสูงและต้องอาศัยข้อมูลป้อนกลับจากผู้บริโภคเพื่อพัฒนาสินค้าและการตลาดอย่างต่อเนื่องผู้วิจัยจึงมีแนวคิดในการวิเคราะห์เจตนาความคิดเห็นของผู้บริโภคในอุตสาหกรรมเครื่องดื่มบนสื่อสังคมออนไลน์ โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ซึ่งสามารถเรียนรู้คุณลักษณะและบริบทของภาษาได้อย่างมีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีดั้งเดิม โดยจะเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมจำแนกข้อความ 3 รูปแบบ ได้แก่ อัลกอริทึมแบบจำลองไบแอลเอสทีเอ็ม (Bi-LSTM) อัลกอริทึมแบบจำลองไบจีอาร์ยู (Bi-GRU) และอัลกอริทึมแบบจำลองการเข้ารหัสข้อความจากทรานส์ฟอร์เมอร์แบบสองทิศทาง (BERT) โดยการทดลองจะดำเนินการบนชุดข้อมูลความคิดเห็นของผู้บริโภคเกี่ยวกับผลิตภัณฑ์เครื่องดื่มจากแหล่งสื่อสังคมออนไลน์ เช่น X, Facebook, Pantip และประเมินผลลัพธ์จากค่าตัวชี้วัด เช่น ความแม่นยำ (Accuracy) ค่าความระลึก (Recall) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าการถ่วงดุล (F - Measure) และค่าการวิเคราะห์เส้นโค้งคุณลักษณะสมมติการทำงาน (ROC) เพื่อหาอัลกอริทึมที่เหมาะสมที่สุดในการจำแนกเจตนาของข้อความ ซึ่งสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์ความรู้สึกผู้บริโภคเพื่อพัฒนากลยุทธ์ทางการตลาด และปรับปรุงคุณภาพสินค้าในอุตสาหกรรมเครื่องดื่มต่อไป

งานวิจัยข้างต้นที่ผู้วิจัยได้ศึกษามา เห็นได้ว่าการนำเทคนิคและตัวแบบต่างๆ มาใช้เพื่อจำแนกข้อมูลที่เป็นลักษณะข้อความ ผู้วิจัยจึงมีแนวคิดในการนำเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก 4 เทคนิค ได้แก่ Bidirectional Long Short-Term Memory Networks, Bidirectional Gated Recurrent Units, Bidirectional Encoder Representations from Transformers, and Distilled Bidirectional Encoder Representations from Transformers มาเปรียบเทียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมในการวิเคราะห์เจตนาของความคิดเห็นของผู้บริโภค และบริการบนสื่อสังคมออนไลน์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก เพื่อเป็นข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับในรูปแบบเจตนาหลัก 3 ประเภท ได้แก่ คำถาม (Question) คำวิจารณ์และบอกเล่า (Review) และ การแจ้งปัญหา (Problem Report) อีกทั้งยังเป็นข้อมูลสนับสนุนในการปรับปรุง และพัฒนาผลิตภัณฑ์และบริการต่อไป

บทที่ 3

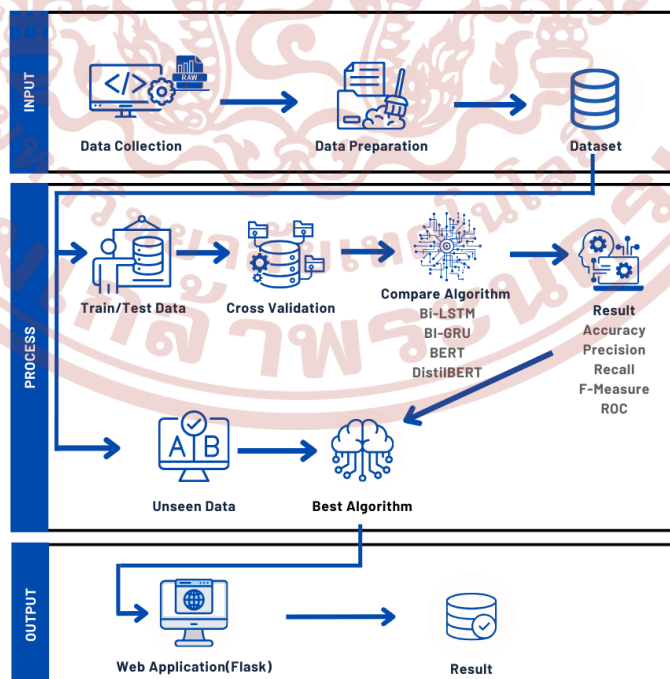
วิธีดำเนินงานวิจัย

ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาค้นคว้า ทฤษฎี แนวคิด และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องต่าง ๆ เพื่อนำมาประยุกต์ใช้ในงานวิจัย โดยมีรายละเอียด และกำหนดขั้นตอนการดำเนินงานออกเป็น 5 ขั้นตอนหลัก ประกอบด้วย

- 3.1 การออกแบบกรอบแนวความคิด (Conceptual Framework Design)
- 3.2 การเก็บรวบรวมข้อมูล (Data Collection)
- 3.3 การจัดเตรียมข้อมูล (Data Preprocessing)
- 3.4 การพัฒนา และวัดประสิทธิภาพของตัวแบบ (Model Development & Evaluation)
- 3.5 การนำตัวแบบไปใช้งานผ่านระบบเว็บแอปพลิเคชัน (Model Deployment)

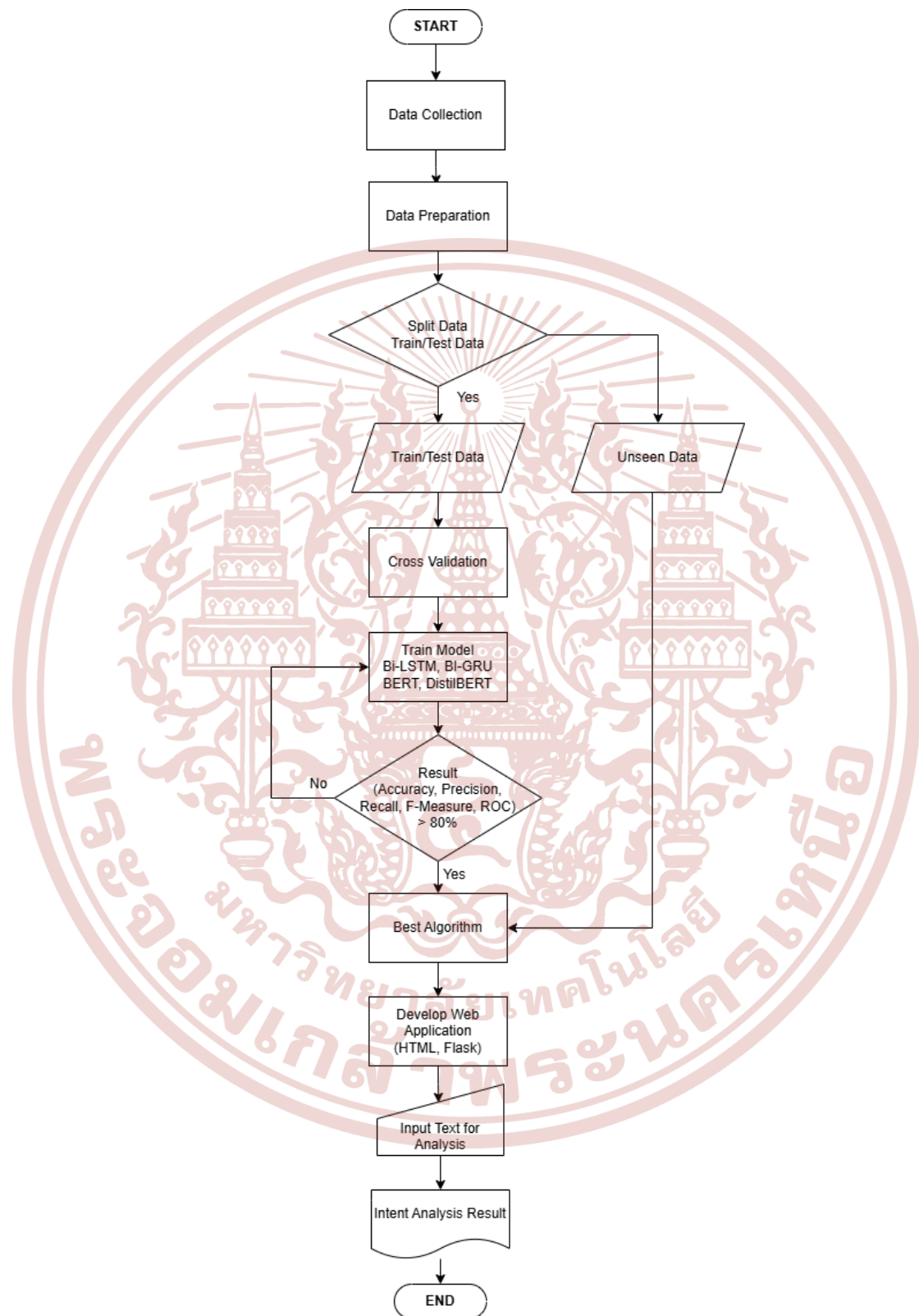
3.1 การออกแบบกรอบแนวความคิด (Conceptual Framework Design)

ผู้วิจัยได้ศึกษาค้นคว้างานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกความคิดเห็น และนำมาประยุกต์ใช้กับงานวิจัยนี้ โดยมีกระบวนการดำเนินงานแสดงดังภาพที่ 3-1



ภาพที่ 3-1 กรอบแนวคิดงานวิจัย

จากภาพที่ 3-1 กรอบแนวคิดของงานวิจัย กระบวนการดำเนินงานจะแบ่งออกเป็น 5 ขั้นตอน ขั้นตอนการดำเนินงานจะแบ่งออกเป็น 3 ส่วน โดยในส่วนที่ 1 คือ ขั้นตอนการเก็บรวบรวมและทำความสะอาดข้อมูล เริ่มจากการทำการเก็บรวบรวมความคิดเห็นของผู้บริโภคเกี่ยวกับผลิตภัณฑ์และบริการในอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม จากนั้นนำข้อมูลเข้าสู่กระบวนการทำความสะอาดข้อมูล เพื่อให้ข้อมูลอยู่ในรูปแบบที่พร้อมนำไปใช้งานในส่วนที่ 2 คือ ขั้นตอนการคัดเลือกและทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยข้อมูลที่ผ่านกระบวนการเตรียมข้อมูล จะถูกแบ่งเป็น 2 ส่วน คือ Train/Test Data และ Unseen Data โดยจะนำเข้าสู่กระบวนการ Train/Test Data ประมวลผลด้วยเทคนิค K-Fold Cross-Validation ซึ่งเป็นการแบ่งข้อมูลออกเป็นหลายชุดย่อย เป็น 5 ชุด ($k=5$) แล้วทำการฝึกและทดสอบแบบจำลองในแต่ละรอบเพื่อให้ได้ผลการประเมินที่แม่นยำ และลดความเอนเอียง จากนั้นทำการเปรียบเทียบแบบจำลอง 4 แบบ ได้แก่ Bi-LSTM, Bi-GRU, BERT, DistilBERT เพื่อคัดเลือกตัวแบบที่ดีที่สุดสำหรับวิเคราะห์ความคิดเห็นการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบจะพิจารณาจากค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าระลึก (Recall) ค่าความถ่วงดุล (F-Measure) และค่าการวิเคราะห์เส้นโค้งคุณลักษณะสมบัตการทำงาน (ROC) และจะได้ตัวแบบที่ดีที่สุดจากการประเมินประสิทธิภาพด้วยค่าดังกล่าว และในส่วนที่ 3 คือ การแสดงผลผ่านระบบเว็บไซต์ แอปพลิเคชัน โดยนำแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงสุดไปประยุกต์ใช้กับการวิเคราะห์ความคิดเห็นของผู้บริโภคเกี่ยวกับผลิตภัณฑ์และบริการในอุตสาหกรรมเครื่องดื่มในชุดข้อมูลใหม่ และนำเสนอผลการวิเคราะห์ผ่านเว็บไซต์ โดยแสดงผลของความคิดเห็นแต่ละรายการในรูปแบบเจตนาหลัก 3 ประเภท ได้แก่ คำถาม (Question) คำวิจารณ์และบอกเล่า (Review) และ การแจ้งปัญหา (Problem Report) เพื่อให้ผู้ใช้งานสามารถเข้าถึงและวิเคราะห์ข้อมูลได้อย่างสะดวก รวดเร็ว และนำไปใช้ประโยชน์เชิงธุรกิจได้อย่างมีประสิทธิภาพ



ภาพที่ 3-2 Flow Chart ขั้นตอนการทำงาน

3.2 การเก็บรวบรวมข้อมูล (Data Collection)

ข้อมูลที่เก็บรวบรวมเป็นข้อมูลความคิดเห็นสินค้าและบริการจาก สื่อสังคมออนไลน์ คือ X, Facebook, Paantip โดยเน้นในบริบทของ อุตุสภกรรมน้ำท่วมและเครื่องดื่มในช่วงระหว่างเดือน มกราคม พ.ศ.2568 ถึงเดือนตุลาคม พ.ศ.2568 ดำเนินการคัดเลือกความคิดเห็นจำนวน 2400 รายการ โดยใช้ Octoparse เป็นเครื่องมือในการรวบรวมข้อมูล จากนั้นข้อมูลชุดที่ได้รับจะถูกจำแนก ออกเป็น 3 ประเภท ได้แก่ ความคิดเห็นเชิงวิจารณ์และบอกเล่า ความคิดเห็นเชิงคำถาม และการแจ้ง ปัญหา และยืนยันจากบุคคล 2 ท่าน เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการกำหนด Label ให้มีความถูกต้อง มากยิ่งขึ้น

3.3 การจัดเตรียมข้อมูล (Data Preprocessing)

การจัดเตรียมข้อมูลเป็นขั้นตอนสำคัญที่ช่วยให้ข้อมูลมีความเหมาะสมสำหรับการพัฒนาและ ฝึกฝนโมเดล โดยในงานวิจัยนี้แบ่งขั้นตอนการจัดเตรียมข้อมูลออกเป็น 2 แนวทาง ตามประเภทของ โมเดล ได้แก่ โมเดล Deep Learning แบบดั้งเดิม ได้แก่ Bi-LSTM และ Bi-GRU และ โมเดล Transformer ได้แก่ BERT และ DistilBERT ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

3.3.1 ขั้นตอนร่วมสำหรับทุกโมเดล (Common Preprocessing)

3.3.1.1 การทำความสะอาดข้อมูล (Text Cleansing) เนื่องจากข้อมูลที่เก็บรวบรวมมา มีลักษณะไม่เป็นระเบียบ และอาจมีข้อมูลที่ไม่จำเป็น จึงต้องมีการทำความสะอาดข้อมูลก่อนนำไปใช้ โดยเริ่มจากการลบอักขระพิเศษ ตัวเลข อีโมจิ สัญลักษณ์ที่ไม่จำเป็น การกำจัดช่องว่างซ้ำ และ ตัวอักษรที่ซ้ำกันมากเกินไป เพื่อลดความซ้ำซ้อนของข้อมูล การแปลงข้อความเป็นตัวพิมพ์เล็กทั้งหมด เพื่อให้ข้อมูลมีรูปแบบที่เป็นมาตรฐานเดียวกัน

3.3.1.2 การตัดคำ (Tokenization) หลังจากการทำความสะอาดข้อมูล ข้อความจะถูก นำมาตัดคำโดยใช้เทคนิคการตัดคำภาษาไทย DeepCut สำหรับโมเดล Bi-LSTM และ Bi-GRU เนื่องจากโมเดลประเภทนี้ต้องใช้การตัดคำก่อนการแปลงเป็นลำดับตัวเลข ในขณะที่โมเดล BERT และ DistilBERT ใช้ pretrained tokenizer ของโมเดลโดยตรง ซึ่งสามารถจัดการการแบ่ง token ได้โดย อัตโนมัติ

3.3.1.3 การแปลงป้ายกำกับเป็นค่าตัวเลข (Label Encoding) ทำการแปลงป้ายกำกับ (Label Encoding) โดยกำหนดค่าตัวเลขแทนประเภทความคิดเห็น เพื่อให้เหมาะสมสำหรับการ นำไปใช้ในการฝึกโมเดล โดยกำหนดให้ คำวิจารณ์และบอกเล่า (Review) แทนด้วยค่า 0, คำถาม (Question) แทนด้วยค่า 1 และการแจ้งปัญหา (Problem Report) แทนด้วยค่า 2 การแปลงป้าย กำกับให้อยู่ในรูปแบบตัวเลขช่วยให้โมเดลสามารถประมวลผลและจำแนกประเภทความคิดเห็นได้ อย่างมีประสิทธิภาพ

3.3.1.4 การปรับสมดุลข้อมูล (Data Balancing) งานวิจัยนี้นำเทคนิค Class Weight ซึ่งเป็นการกำหนดน้ำหนักให้กับแต่ละคลาสในระหว่างการฝึกฝนโมเดล โดยให้น้ำหนักที่สูงกว่ากับคลาสที่มีข้อมูลน้อย และน้ำหนักที่ต่ำกว่ากับคลาสที่มีข้อมูลมาก ทำให้โมเดลให้ความสำคัญกับการทำนายคลาสที่มีข้อมูลน้อยมากขึ้น และช่วยลดปัญหาความไม่สมดุลของข้อมูลโดยไม่ต้องเพิ่มหรือลดจำนวนข้อมูลจริง

3.3.2 การเตรียมข้อมูลสำหรับโมเดล Bi-LSTM และ Bi-GRU เนื่องจากโมเดล Bi-LSTM และ Bi-GRU ไม่สามารถประมวลผลข้อมูลในรูปแบบข้อความโดยตรง จำเป็นต้องแปลงข้อความให้อยู่ในรูปแบบตัวเลข โดยมีขั้นตอนดังนี้

3.3.2.1 การแปลงข้อมูลเป็นลำดับตัวเลข (Text to Sequence)

ข้อความที่ถูกตัดคำจะถูกแปลงเป็นลำดับตัวเลข เพื่อให้ข้อมูลสามารถนำไปใช้กับการเรียนรู้ของเครื่องได้อย่างมีประสิทธิภาพ เนื่องจากโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องไม่สามารถเข้าใจข้อมูลในรูปแบบของข้อความหรือคำศัพท์ได้โดยตรง การแปลงคำเป็นลำดับตัวเลขทำให้ข้อมูลอยู่ในรูปแบบที่โมเดลสามารถนำไปคำนวณและประมวลผลได้ โดยทำการสร้างดัชนีคำศัพท์ (Word Indexing) เพื่อเชื่อมโยงคำศัพท์กับตัวเลข และแปลงข้อความเป็นลำดับตัวเลขด้วยการแทนที่คำในข้อความด้วยตัวเลขที่ตรงกับดัชนีคำศัพท์

3.3.2.2 การปรับความยาวของข้อความ (Padding Sequence) ปรับความยาวของลำดับตัวเลข โดยเติมค่าศูนย์ให้กับข้อความที่มีความยาวไม่เท่ากัน เพื่อให้ทุก sequence มีความยาวเท่ากัน ซึ่งช่วยให้โมเดลสามารถประมวลผลข้อมูลแบบ Batch ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

3.3.3 การเตรียมข้อมูลสำหรับโมเดล BERT และ DistilBERT

เนื่องจากโมเดล BERT และ DistilBERT เป็นโมเดลภาษาแบบ Transformer ที่ใช้ Pretrained Tokenizer และ Embedding ในตัวเอง จึงไม่จำเป็นต้องใช้ Word Indexing หรือ Text to Sequence แบบโมเดล Deep Learning ทั่วไป โดยมีขั้นตอนดังนี้

3.3.3.1 การใช้ Pretrained Tokenizer ข้อความจะถูกแปลงเป็น token โดยใช้ tokenizer ของ pretrained model ได้แก่ BERT Tokenizer และ DistilBERT Tokenizer ซึ่งใช้เทคนิค Subword Tokenization เพื่อแยกข้อความออกเป็นหน่วยย่อยที่เหมาะสม

3.3.3.2 การแปลง Token เป็นลำดับตัวเลข (Input IDs) เป็นขั้นตอนสำคัญของโมเดล Transformer เช่น BERT และ DistilBERT เนื่องจากโมเดลไม่สามารถประมวลผลข้อความโดยตรงได้ ลำดับของตัวเลขที่ใช้แทน Token แต่ละตัวในข้อความ โดยตัวเลขเหล่านี้อ้างอิงจาก Vocabulary ของ Pretrained Tokenizer ของโมเดล เช่น BERT หรือ DistilBERT เมื่อข้อความถูกนำเข้าสู่ Tokenizer ข้อความจะถูกแบ่งเป็น token และแต่ละ token จะถูกแปลงเป็นหมายเลขเฉพาะที่สอดคล้องกับคำใน Vocabulary ของโมเดล

3.3.3.3 การสร้าง Attention Mask เป็นลำดับของตัวเลขที่ใช้ระบุว่า Token ใดเป็นข้อมูลจริง และ Token ใดเป็น Padding โดย Token มีข้อมูลจริง ค่าจะเท่ากับ 1 และ Token ไม่มีข้อมูล ค่าจะเท่ากับ 0

3.3.3.4 การปรับความยาวของข้อความ (Padding and Truncation) เนื่องจากข้อความแต่ละรายการมีความยาวไม่เท่ากัน จึงจำเป็นต้องปรับความยาวของลำดับ Token ให้เท่ากันเพื่อให้เหมาะสมกับการประมวลผลของโมเดล BERT และ DistilBERT โดยในงานวิจัยนี้ใช้ Tokenizer ของ Pretrained model ซึ่งสามารถทำ Padding และ Truncation ได้โดยอัตโนมัติ กระบวนการนี้ช่วยให้ข้อมูลมีรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการนำเข้าสู่โมเดล Transformer และรองรับการประมวลผลแบบ Batch ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

3.4 การพัฒนา และวัดประสิทธิภาพของตัวแบบ (Model Development & Evaluation)

เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก 4 เทคนิคมาพัฒนาตัวแบบที่ในการจำแนกความคิดเห็น และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละตัวแบบเพื่อตัดสินใจเลือกตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด โดยส่วนของการพัฒนา และทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ มีรายละเอียดของแต่ละขั้นตอนดังต่อไปนี้

3.4.1 การแบ่งชุดข้อมูล (Split Data)

หลังจากที่มีการจัดเตรียมความพร้อมของข้อมูลแล้ว ในขั้นตอนการแบ่งชุดข้อมูล ออกเป็น 2 ส่วน คือ Train/Test Data จำนวน 2300 รายการ และ Unseen Data จำนวน 100 รายการ ผู้วิจัยได้พิจารณาใช้วิธี Stratified K-Fold Cross-Validation โดยกำหนดค่า ($k = 5$) เพื่อแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 5 ส่วนย่อย ซึ่งในแต่ละ fold จะมีสัดส่วนของคลาสข้อมูลใกล้เคียงกับสัดส่วนของข้อมูลเท่ากับ 460 รายการ วิธีการดังกล่าวช่วยลดอคติที่อาจเกิดจากการสุ่มแบ่งข้อมูลแบบทั่วไป และทำให้การประเมินผลมีความน่าเชื่อถือมากยิ่งขึ้น โดยในแต่ละรอบจะใช้ข้อมูลจำนวน 4 folds สำหรับฝึกแบบจำลอง และใช้ข้อมูลอีก 1 fold สำหรับทดสอบ จากนั้นทำการวนซ้ำจนครบทั้ง 5 folds และนำผลลัพธ์ที่ได้จากทุก fold มาหาค่าเฉลี่ยเพื่อใช้เป็นตัวแทนประสิทธิภาพโดยรวมของแบบจำลอง

3.4.2 การพัฒนา และเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบ (Model Development and Comparison)

นำเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกมาใช้ในการพัฒนา และเปรียบเทียบตัวแบบ 4 เทคนิค ได้แก่ Bidirectional Long Short-Term Memory, Bidirectional Gated Recurrent Unit, Bidirectional Encoder Representations from Transformers และ Distilled Bidirectional Encoder Representations from Transformers ตัวแบบถูกฝึกฝนโดยใช้พารามิเตอร์แบบปรับแต่ง (Tuned Hyperparameters) และพารามิเตอร์แบบคงที่ (Fixed Hyperparameters) เพื่อให้สามารถเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบแต่ละประเภท ซึ่งการกำหนดค่าพารามิเตอร์มีการพิจารณา

ร่วมกับความสามารถของฮาร์ดแวร์ที่ใช้งาน เพื่อให้การฝึกฝนเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพ และไม่เกินขีดจำกัดของเครื่องคอมพิวเตอร์ โดยรายละเอียดของพารามิเตอร์แต่ละตัวแบบแสดงดังตารางที่ 3-1 ถึง 3-5

ตารางที่ 3-1 ค่าพารามิเตอร์คงที่ (Fixed Parameters) และค่าพารามิเตอร์ที่ปรับแต่ง (Tuned Hyperparameters) สำหรับตัวแบบ Bidirectional Long Short-Term Memory

Parameter Type	Parameter	Value
Fixed Parameters	Dropout Rate	0.5
	Max Length	113
	Embedding Dimension	32
	Loss Function	Categorical Crossentropy
	Optimizer	Adam
	Batch Size	64
Tuned Hyperparameters	Bi-LSTM Units	32, 64, 128, 256, 512
	Dense Units	32, 64, 128, 256, 512
	Epochs	30, 40, 50
	Learning Rate	0.01, 0.001, 0.0001

ตารางที่ 3-2 ค่าพารามิเตอร์คงที่ (Fixed Parameters) และค่าพารามิเตอร์ที่ปรับแต่ง (Tuned Hyperparameters) สำหรับตัวแบบ Bidirectional Gated Recurrent Unit

Parameter Type	Parameter	Value
Fixed Parameters	Dropout Rate	0.5
	Max Length	113
	Embedding Dimension	32
	Loss Function	Categorical Crossentropy
	Optimizer	Adam
	Batch Size	64
Tuned Hyperparameters	Bi-GRU Units	32, 64, 128, 256, 512
	Dense Units	32, 64, 128, 256, 512
	Epochs	30, 40, 50
	Learning Rate	0.01, 0.001, 0.0001

ตารางที่ 3-3 ค่าพารามิเตอร์คงที่ (Fixed Parameters) และค่าพารามิเตอร์ที่ปรับแต่ง (Tuned Hyperparameters) สำหรับตัวแบบ Bidirectional Encoder Representations from Transformers

Parameter Type	Parameter	Value
Fixed Parameters	Max Length	113
	Embedding Dimension	32
	Loss Function	Sparse Categorical Cross-Entropy
	Optimizer	Adam
	Batch Size	8
Tuned Hyperparameters	Epochs	3, 4, 5
	Learning Rate	2e-5, 3e-5, 5e-5

ตารางที่ 3-4 ค่าพารามิเตอร์คงที่ (Fixed Parameters) และค่าพารามิเตอร์ที่ปรับแต่ง (Tuned Hyperparameters) สำหรับตัวแบบ Distilled Bidirectional Encoder Representations from Transformers

Parameter Type	Parameter	Value
Fixed Parameters	Max Length	113
	Embedding Dimension	32
	Loss Function	Sparse Categorical Cross-Entropy
	Optimizer	Adam
	Batch Size	8
Tuned Hyperparameters	Epochs	3, 4, 5
	Learning Rate	2e-5, 3e-5, 5e-5

จากนั้นใช้ Confusion Matrix ที่จะทำให้เข้าใจผลลัพธ์ของแต่ละตัวแบบได้ละเอียดมากขึ้น โดยประเมินว่าตัวแบบทำงานได้ดีหรือไม่ในแต่ละคลาส ซึ่งใช้ในการประเมินประสิทธิภาพตัวแบบ ได้แก่ ค่าความถูกต้อง ค่าความแม่นยำ ค่าระลึก และค่าการถ่วงดุล เพื่อเลือกตัวแบบที่มีประสิทธิภาพสูงสุด โดยคำนวณจาก Confusion Matrix [29] แสดงดังตารางที่ 3-6

ตารางที่ 3-5 ตาราง Confusion Matrix

Actual / Predicted Class		Predicted Class		
		Class 1	Class 2	Class 3
Actual Class	Class 1	x_{11}	x_{12}	x_{13}
	Class 2	x_{21}	x_{22}	x_{23}
	Class 3	x_{31}	x_{32}	x_{33}

สำหรับการคำนวณค่าต่าง ๆ ประกอบด้วย ค่าผลรวมของ False Positive (TFN), ค่าผลรวมของ False Positive (TFP), ค่าผลรวมของ True Negative (TTN) และผลรวมของ True Positive (TP) สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 3-1 ถึง 3-4 ตามลำดับ

$$TFN_i = \sum_{j=1}^n x_{ij} \quad (3-1)$$

$$TFP_i = \sum_{j=1}^n x_{ji} \quad (3-2)$$

$$TTN_i = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1, k \neq j}^n x_{jk} \quad (3-3)$$

$$TTP_{all} = \sum_{j=1}^n x_{jj} \quad (3-4)$$

โดยที่ i คือ คลาสที่กำลังพิจารณา

j คือ คลาสที่ตัวแบบทำนาย

k คือ คลาสที่เป็นจริง

สำหรับการคำนวณค่าต่าง ๆ เพื่อใช้ประเมินตัวแบบประกอบด้วย ค่าความแม่นยำ (Precision : P_i), ค่าระลึก (Recall : R_i), ค่าความถูกต้อง (Accuracy : A), ค่าการถ่วงดุล (F1-Score : F) และค่าการวิเคราะห์เส้นโค้งคุณลักษณะสมบัติการทำงาน (Macro-averaged ROC AUC : **Macro AUC**) สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 3-5 ถึง 3-8 ตามลำดับ

$$P_i = \frac{TTP_{all}}{TP_{all} + TFP_i} \quad (3-5)$$

$$R_i = \frac{TTP_{all}}{TTP_{all} + TFN_i} \quad (3-6)$$

$$A = \frac{TTP_{all}}{\text{Total Number of testing Entries}} \quad (3-7)$$

$$F = \frac{2P_i \times R_i}{P_i + R_i} \quad (3-8)$$

$$\text{Macro AUC} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K ROC - AUC_k \quad (3-8)$$

โดยที่ i คือคลาสที่กำลังพิจารณา

3.6 การนำตัวแบบไปใช้งานผ่านระบบเว็บแอปพลิเคชัน (Model Deployment)

งานวิจัยนี้ได้นำตัวแบบไปใช้งานในรูปแบบเป็นเว็บแอปพลิเคชัน โดยระบบจะรับข้อมูลความคิดเห็น นำไปวิเคราะห์ผ่านตัวแบบที่ได้รับการคัดเลือก และแสดงผลในรูปแบบที่เข้าใจง่าย การพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันนี้แบ่งออกเป็น 3 องค์ประกอบหลัก ดังต่อไปนี้

3.5.1 ส่วนติดต่อผู้ใช้งาน (User Interface) เป็นส่วนที่ออกแบบมาเพื่อให้สามารถกรอกข้อความ และอัปโหลดไฟล์ข้อมูลความคิดเห็น รวมถึงสามารถดาวน์โหลดเทมเพลตเพื่อใช้กรอกข้อความที่ต้องการนำวิเคราะห์ได้

Consumer Intent Analysis

Analyze a Single Sentence

Text Input Process Button

Process an Excel File

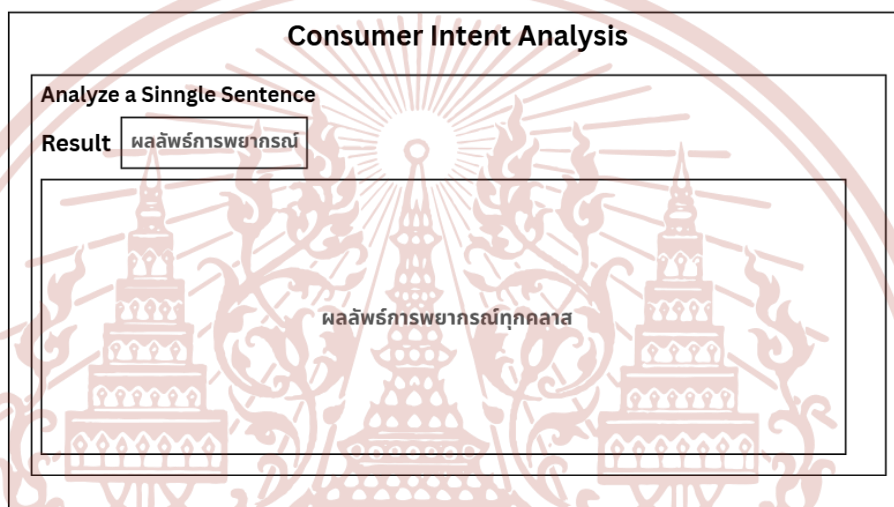
Click or Drop file Download Template Button

Process Button

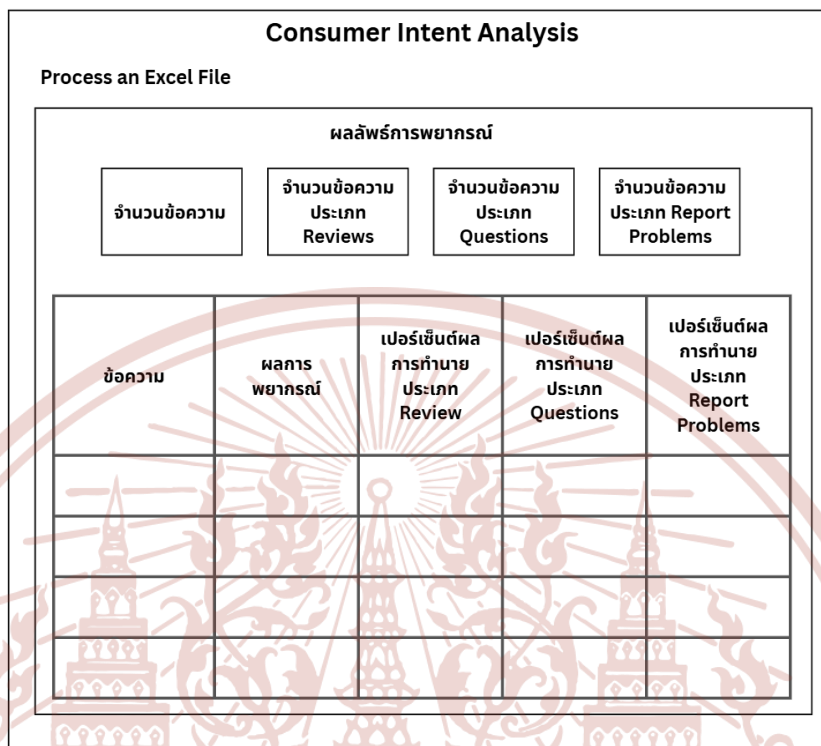
ภาพที่ 3-3 แสดงโครงร่างการรับข้อความผ่านการกรอก และการอัปโหลดไฟล์

3.5.2 ระบบประมวลผลข้อมูล (Data Processing System) เป็นการนำข้อมูลเข้าสู่กระบวนการประมวลผลผ่านอัลกอริทึมที่ได้รับการคัดเลือก

3.5.3 ส่วนการแสดงผลลัพธ์ (Results) เป็นส่วนที่แสดงผลการวิเคราะห์ความคิดเห็นผ่านอัลกอริทึม ออกเป็น 3 ประเภท ได้แก่ ความคิดเห็นเชิงวิจารณ์และบอกเล่า ความคิดเห็นเชิงคำถาม และการแจ้งปัญหา รวมทั้งการแสดงผลลัพธ์ค่าความถูกต้องในรูปแบบที่เข้าใจง่าย



ภาพที่ 3-4 แสดงโครงสร้างการแสดงผลลัพธ์จากการวิเคราะห์ข้อความ
จากการกรอกผ่านกล่องข้อความ



ภาพที่ 3-5 แสดงโครงสร้างการแสดงผลจากการวิเคราะห์ข้อความอัปโหลดไฟล์ข้อมูล

บทที่ 4

ผลการดำเนินงานวิจัย

ผลการดำเนินงานวิจัยการวิเคราะห์ความคิดเห็นของผู้บริโภคเกี่ยวกับผลิตภัณฑ์และบริการในอุตสาหกรรมเครื่องดื่มด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

- 4.1 ผลการเก็บรวบรวมข้อมูล
- 4.2 ผลการจัดเตรียมข้อมูล
- 4.3 ผลการพัฒนา และทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ
- 4.4 ผลการนำตัวแบบไปใช้งาน

4.1 ผลการเก็บรวบรวมข้อมูล

หลังจากดำเนินการเก็บรวบรวมข้อมูลความคิดเห็นของผู้บริโภคเกี่ยวกับผลิตภัณฑ์และบริการในอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม โดยเก็บรวบรวมความคิดเห็นผู้บริโภคจากสื่อสังคมออนไลน์ ในช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2568 ถึงเดือนตุลาคม พ.ศ. 2568 ทำการคัดเลือกข้อมูลมาใช้ในการวิเคราะห์จำนวน 2400 รายการ ทำการแบ่งเป็น Train/Test Data จำนวน 2300 รายการ และ Unseen Data จำนวน 100 รายการ โดย Train/Test Data แบ่งออกเป็นความคิดเห็นเชิงวิจารณ์และบอกเล่า (Review) จำนวน 399 รายการ ความคิดเห็นเชิงคำถาม (Question) จำนวน 614 รายการ และการแจ้งปัญหา (Problem Report) จำนวน 1287 รายการ ตัวอย่างข้อมูลความคิดเห็นที่ได้รับการจำแนกประเภท แสดงดังตารางที่ 4-1

ตารางที่ 4-1 ตัวอย่างความคิดเห็นแต่ละประเภทความคิดเห็น

ลำดับ	ความคิดเห็น	ป้ายกำกับ
1	ถ้าได้กินกาแฟหลังอาหารเช้าแล้วรู้สึกดีกว่ตอนตื่นมาท้องว่าง ๆ แล้วขงกินนะครับ	Review
2	กาแฟมะพร้าว   ทำกินเองง่าย ๆ เพิ่มความสดชื่นมือเช้ากันคะ  	Review

ตารางที่ 4-1 (ต่อ)

ลำดับ	ความคิดเห็น	ป้ายกำกับ
3	ถ้าเธอไม่สั้ม ฉันก็ไม่สั้ม แต่ฉันขอเป็น ‘เจ้าแรก’ Cafe Amazon เริ่มขาย ‘ชาไม่ใส่สี’	Review
4	ไม่น่าเลย ตอนนี้อยู่ที่ 12 บาทเหมือนมอนด์เฟลอป	Review
5	รู้ไว้ดีกว่า! แค่นี้กาแฟใน "ช่วงเวลานี้" ดีต่อหัวใจและหลอดเลือด ลดการเสียชีวิตได้ถึง 31%	Review
6	มีใครสังเกตบ้างว่า 7-111 เริ่มที่จะมี สเลอปี กลับมาขายในหลายๆสาขาแล้ว	Review
7	วันนี้ได้ลองสั่ง ชาเขียวนม ของ Cafe Amazo แบบไม่หวาน 0% แต่เพื่อความอร่อยรสเอาแบบหวาน 50 % ดีกว่า	Review
8	เสพติชาเขียวและชาเย็นหนักจนถึงขีดสุด	Review
9	กาแฟพันธุ์ไทย “ไทยริกาโน” แก้วใหม่สวยมาก	Review
10	ผมเลิกเบียร์คาลไปแล้ว แต่วันนี้เมาแล้วก็กลับไปดื่มอีก 	Review
11	เมื่อวานไปทานร้านราเม็ง ราคาเครื่องดื่มไม่แช่เย็น 550 ml 20 บาท น้ำแข็งแก้วละ 3 บาท ผมรู้สึกว่าราคาสูงไปไหมครับ?	Question
12	เครื่องดื่ม Sugar Free ที่ขายๆดีกว่าพวกมีน้ำตาลหรือคะ??	Question
13	อยากรู้ว่านักเรียนเขากิน Starbucks กันมั้ยคะ	Question
14	อยากรถามคนดื่ม m100 ขวดแก้วว่า คนที่เคยดื่มในรูปแบบกระป๋อง เรียกสั้นๆว่า มิโซ ชอบสีไหนครับ ต่อให้ไม่มีน้ำตาล	Question
15	เหล่าแกมีวันหมดอายุมั้ยคะ ...ปกติกินแต่เบียร์ 	Question
16	ดื่มน้ำอัดลมมากๆแบบวันหนึ่งต้องมี1-2ขวดเลือดต่อวัน แต่ตอนนี้ท้องต้องหยุดกินมีวิธีช่วยมั้ยคะ	Question
17	ช่วงนี้ใครสั่งน้ำดื่มของ sprin ที่เป็นเกลลอนมาส่งที่บ้านแล้วมีกลิ่นหรือรสชาติแปลกๆมั้ย	Question
18	ในช่วงเทศกาลปีใหม่และสงกรานต์ การเดินทางไปต่างจังหวัด ในช่วงเทศกาล คนขับรถจะนิยมชอบดื่มอะไรตอนเดินทางครับ	Question
19	คิดยังไงกับน้ำอัดลมรสขี้วยครับ เผลอไปกินมาที่เดียวพอเลยใครมันคิดค้น แล้วใครมันสนับสนุนให้ออกมาขาย	Question

ตารางที่ 4-1 (ต่อ)

ลำดับ	ความคิดเห็น	ป้ายกำกับ
20	"โอเลี้ยง" นับเป็น "กาแฟดำ" หรือ "อเมริกาโน" หรือไม่? แล้ว "โอเลี้ยงยกมือ" คืออะไร?	Question
21	ร้องเรียน Maxvalu ขายน้ําแฟนตาซีมาหลายราย เราซื้อแล้วมาเห็นที่หลังกินไปแล้วเกือบหมด แจกใครทางไหนได้บ้าง	Problem Report
22	น้ำส้มเซเว่นขม	Problem Report
23	ผมชอบตู้เต๋าบิน มากแต่ตู้มันสกปรก เกินไปมั๊ยครับ?	Problem Report
24	น้ำดื่มอิลิเตอร์รสชาติแปลกๆ มีกลิ่น	Problem Report
25	เจอเมือกเชื้อราในกระป๋องโคก	Problem Report
26	วอนน้ำดื่ม คริสตอล เปลี่ยนฝาเป็นเหมือนเดิมด้วย	Problem Report
27	Lemon Soda กระป๋องบวมหลังจากแช่ตู้เย็น	Problem Report
28	เปียร์กระป๋อง Limited Edition สีแดงรสชาติไม่เหมือนที่เคยดื่ม	Problem Report
29	กระดาดห่อบรรจุภัณฑ์ฉีกขาด ทำให้ขวดเปียร์หลุดออกจากแพ็คจนแตก	Problem Report
30	ตะกอนสีขาวอยู่ในขวด และน้ำมีรสชาติคล้ายกลิ่นพลาสติกเหม็นไหม้	Problem Report

4.2 ผลการจัดเตรียมข้อมูล

จากกระบวนการจัดเตรียมข้อมูล ซึ่งประกอบด้วยการทำความสะอาดข้อมูล โดยการลบอักขระพิเศษ ตัวเลข อีโมจิ และสัญลักษณ์ที่ไม่จำเป็น รวมถึงการกำจัดช่องว่างซ้ำ จากนั้นทำการแปลงข้อความให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการฝึกโมเดล โดยสำหรับโมเดล Bi-LSTM และ Bi-GRU ได้ทำการตัดคำ สร้างดัชนีคำศัพท์ และแปลงข้อความเป็นลำดับตัวเลข พร้อมทั้งปรับความยาวของข้อความให้เท่ากัน สำหรับโมเดล BERT และ DistilBERT ได้ใช้ pretrained tokenizer เพื่อแปลงข้อความเป็น Input IDs และ Attention Mask ซึ่งเป็นรูปแบบข้อมูลมาตรฐานของโมเดล Transformer นอกจากนี้ ได้ทำการเข้ารหัสป้ายกำกับ และใช้เทคนิค Class Weight เพื่อลดปัญหาความไม่สมดุลของข้อมูล ผลลัพธ์หลังจากกระบวนการจัดเตรียมข้อมูลแสดงดังตารางที่ 4-2 ถึง 4-5 ตามลำดับ

ตารางที่ 4-2 ตัวอย่างผลลัพธ์ความคิดก่อน และหลังการทำความสะอาดข้อมูล

ลำดับ	ความคิดเห็นต้นฉบับ	ความคิดเห็นหลังทำความสะอาด
1	ถ้าได้กินกาแฟหลังอาหารเช้าแล้วรู้สึกดีกว่าตอนตื่นมาท้องว่าง ๆ แล้วขงกินนะ ครับ	ถ้าได้กินหลังอาหารเช้าแล้วรู้สึกดีกว่าตอนตื่นท้องว่างแล้วขงกินนะ ครับ
2	กาแฟมะพร้าว ☕️🥥 ทำกินเองง่ายๆ เพิ่มความสดชื่นมือเข้ากันคะ ❤️🧡	มะพร้าวทำกินเองง่ายเพิ่มความสดชื่นเข้ากันคะ
3	ถ้าเธอไม่สั่ม ฉันก็ไม่สั่ม แต่ฉันขอเป็น 'เจ้าแรก' Cafe Amazon เริ่มขาย 'ชาไมไล่สี'	ถ้าเธอไม่สั่มฉันก็ไม่สั่มแต่ฉันขอเป็นเจ้าแรก cafeamazonเริ่มขายชาไมไล่สี
4	ไม่น่าเลย ตอนนีเพอร์ร่า 12 บาทเหมือองต์เฟลอ	ไม่น่าเลยตอนนีเพอร์ร่าบาทเหมือองต์เฟลอ
5	รู้ไว้ดีกว่า! แค่นี้ใน "ช่วงเวลานี้" ดีต่อหัวใจและหลอดเลือด ลดการเสียชีวิตได้ถึง 31%	รู้ไว้ดีกว่าแค่นี้ในช่วงเวลานี้ดีต่อหัวใจและหลอดเลือดลดการเสียชีวิตได้ถึง
6	มีใครสังเกตบ้างว่า 7-111 เริ่มที่จะมี สเลอบี้ กลับมาขายในหลายๆสาขาแล้ว	มีใครสังเกตบ้างว่าเริ่มที่จะมีสเลอบี้กลับมาขายในหลายสาขาแล้ว
7	วันนี้ได้ลองสั่ง ของ Cafe Amazo แบบไม่หวาน 0% แต่เพื่อความอร่อยรสเอาแบบหวาน 50 % ดีกว่า	วันนี้ได้ลองสั่งของcafeamazoแบบไม่หวานแต่เพื่อความอร่อยรสเอาแบบหวานดีกว่า
8	เซพติดและซาเย็นหนักจนถึงขีดสุด	เซพติดและซาเย็นหนักจนถึงขีดสุด
9	พันธุ์ไทย "ไทยริกาโน" แก้วใหม่สวยมาก	พันธุ์ไทยไทยริกาโนแก้วใหม่สวยมาก
10	ผมเลิกคาลไปแล้ว แต่วันนี้เมาแล้วก็กลับไปดื่มอีก ☹️☹️☹️☹️	ผมเลิกคาลไปแล้วแต่วันนี้เมาแล้วก็กลับไปดื่มอีก

ตารางที่ 4-2 (ต่อ)

ลำดับ	ความคิดเห็นต้นฉบับ	ความคิดเห็นหลังทำความสะอาด
11	เมื่อวานไปทานร้านราเม็ง ราคาดีไม่แซ่ เย็น 550 ml 20 บาท แซ่แก้วละ 3 บาท ผมรู้สึกว่าราคาสูงไปไหมครับ?	เมื่อวานไปทานร้านราเม็งราคาดีไม่แซ่เย็น mlบาทแซ่แก้วละบาทผมรู้สึกว่าราคาสูง ไปไหมครับ
12	เครื่องดื่ม Sugar Free ที่ขายดีกว่าพวก มีตาลหออเค??	เครื่องดื่มsugarfreeที่ขายดีกว่าพวกมีตาล หออเค
13	อยากรู้ว่านักเรียนเขากิน Starbucks กั ยคะ	อยากรู้ว่านักเรียนเขากินstarbucksกั ยคะ
14	อยากถามคนดื่ม m100 ขวดแก้วว่า คนที่ เคยดื่มในรูปแบบกระป๋อง เรียกสั้นๆว่า มิ โซ ชอบสีไหนครับ ต่อให้ไม่มีตาล	อยากถามคนดื่มmขวดแก้วว่าคนที่เคยดื่ม ในรูปแบบกระป๋องเรียกสั้นๆว่ามีโซชอบสี ไหนครับต่อให้ไม่มีตาล
15	เหล่าแกมีวันหมดอายุมั้ยคะ ...ปกติกินแต่ 	เหล่าแกมีวันหมดอายุมั้ยคะปกติกินแต่
16	ติดอัดลมมากๆแบบวันหนึ่งต้องมี1-2ขวด เสื้ดต่อวัน แต่ตอนนี้ท้องต้องหยุดก็วิธีช่วย มัยคะ	ติดอัดลมมากแบบวันหนึ่งต้องมีขวดเสื้ดต่อ วันแต่ตอนนี้ท้องต้องหยุดก็วิธีช่วยมัยคะ
17	ช่วงนี้ใครสั่งดื่มของ sprin ที่เป็นแกลลอ สงที่บ้านแล้วมีกลิ่นหรือรสชาติแปลกๆมัย	ช่วงนี้ใครสั่งดื่มของsprinที่เป็นแกลลอสง ที่บ้านแล้วมีกลิ่นหรือรสชาติแปลกมัย
18	ในช่วงเทศกาลปีใหม่และสงกรานต์ การ เดินทางไปต่างจังหวัดในช่วงเทศกาล คนขับรถจะนิยมชอบดื่มอะไรตอนเดินทาง ครับ	ในช่วงเทศกาลปีใหม่และสงกรานต์การ เดินทางไปต่างจังหวัดในช่วงเทศกาล คนขับรถจะนิยมชอบดื่มอะไรตอนเดินทาง ครับ
19	คิดยังไงกับอัดลมรสครับ เผลอไปกั าทีเดียวพอเลยใครมันคิดค้น แล้วใครมัน สนับสนุนให้ออกมาขาย	คิดยังไงกับอัดลมรสครับเผลอไปกัาทีเดียว พอเลยใครมันคิดค้นแล้วใครมันสนับสนุน ให้ออกมาขาย
20	"โอเลี้ยง" นับเป็น "" หรือ "อเมริกาโน" หรือไม่? แล้ว "โอเลี้ยงยกล้อ" คืออะไร?	โอเลี้ยงนับเป็นหรืออเมริกาโนหรือไม่แล้วโอ เลี้ยงยกล้อคืออะไร

ตารางที่ 4-2 (ต่อ)

21	ร้องเรียน Maxvalu ขายแพนดาหมีดอายุเราซื้อแล้วมาเห็นที่หลังกินไปแล้วเกือบหมด แจ้งใครทางไหนได้บ้าง	ร้องเรียนmaxvaluขายแพนดาหมีดอายุเราซื้อแล้วมาเห็นที่หลังกินไปแล้วเกือบหมด แจ้งใครทางไหนได้บ้าง
22	ส้มเซเว่นชม	ส้มเซเว่นชม
23	ผมชอบตู้เต่าบิน มากแต่ตู้นี้มันสกปรกเกินไปมั๊ยครับ?	ผมชอบตู้เต่าบินมากแต่ตู้นี้มันสกปรกเกินไปมั๊ยครับ
24	ดื่มอิลิเตอร์รสชาติแปลกๆ มีกลิ่น	ดื่มอิลิเตอร์รสชาติแปลกมีกลิ่น
25	เจอเมื่อกซื้อราในกระป๋องโคก	เจอเมื่อกซื้อราในกระป๋องโคก
26	วอนดื่ม คริสตอล เปลี่ยนฝาเป็นเหมือนเดิมด้วย	วอนดื่มคริสตอลเปลี่ยนฝาเป็นเหมือนเดิมด้วย
27	Lemon Soda กระป๋องบวมหลังจากแช่ตู้เย็น	lemonsodaกระป๋องบวมหลังจากแช่ตู้เย็น
28	กระป๋อง Limited Edition สีแดงรสชาติไม่เหมือนที่เคยดื่ม	กระป๋องlimitededitionสีแดงรสชาติไม่เหมือนที่เคยดื่ม
29	กระดาศห่อบรรจุภัณฑ์ฉีกขาด ทำให้ขวดหลุดออกจากแพ็คเกจ	กระดาศห่อบรรจุภัณฑ์ฉีกขาดทำให้ขวดหลุดออกจากแพ็คเกจ
30	ตะกอนสีขาวอยู่ภายในขวด และมีรสชาติคล้ายกลืนพลาสติกเหม็นไหม้	ตะกอนสีขาวอยู่ภายในขวดและมีรสชาติคล้ายกลืนพลาสติกเหม็นไหม้

จากตารางที่ 4-2 ผลการทำความสะอาดข้อมูลพบว่า การทำความสะอาดในแต่ละขั้นตอนช่วยให้ข้อมูลอยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมและลดข้อมูลที่ไม่จำเป็น ซึ่งส่งผลให้สามารถเพิ่มความแม่นยำในการตัดคำได้

ตารางที่ 4-3 ตัวอย่างผลลัพธ์หลังการแปลงป้ายกำกับเป็นค่าตัวเลข

ลำดับ	ความคิดเห็น	ก่อนการแปลง	หลังการแปลง
1	ถ้า ได้ กิน หลัง อาหาร เข้า แล้ว รู้สึก ดี กว่า ตอนตื่น ท้อง ว่าง แล้ว ชงกิน น่ะ ครับ	Review	0

ตารางที่ 4-3 (ต่อ)

ลำดับ	ความคิดเห็น	ก่อนการแปลง	หลังการแปลง
2	มะพร้าว ทำกิน เอง ง่าย เพิ่ม ความ สดชื่น เข้า กัน ค่ะ	Review	0
3	ถ้า เธอ ไม่ สัม ฉันทน์ ก็ ไม่ สัมแต่ ฉันทน์ ขอ เป็น เจ้า แรก cafeamazon เริ่ม ขาย ชา ไม่ ใส่ สี	Review	0
4	ไม่ น่า เลย ตอน นี้ เพอร์ราบาท เหมือนดเฟล	Review	0
5	รู้ไว้ ดี กว่า แค่ ต้ม ใน ช่วง เวลา นี้ ดี ต่อ หัวใจ และ หลอด เลือด ลด การ เสีย ชีวิต ได้ ถึง	Review	0
6	มี ใคร สังเกต บ้าง ว่า เริ่ม ที่ จะ มี สเลอปี้ กลับ มา ขาย ใน หลาย สาขา แล้ว	Review	0
7	วัน นี้ ได้ ลอง สั่ง ของ cafeamazo แบบ ไม่ หวาน แต่ เพื่อ ความ อร่อยรส เอา แบบ หวาน ดี กว่า	Review	0
8	เสฟ ติด และ ชาเย็น หนัก จน ถึง ซีด สุด	Review	0
9	พันธุ์ ไทย ไทย ริกา โน้แก้ว ใหม่ สวย มาก	Review	0
10	ผม เลิก คาล ไป แล้ว แต่ วัน นี้ เมา แล้ว ก็ กลับ ไป ต้ม อีก	Review	0
11	เมื่อ วาน ไป ทาน ร้าน ราเม็ง ราคา ต้ม ไม่ แห่ เย็น ml บาทแข็งแก้ว ละบาท ผม รู้สึก ว่า ราคา สูง ไป ไหม ครับ	Question	1
12	เครื่อง ต้ม sugarfree ที่ ขาย ดี กว่า พวก มี ตาล หรือ ค่ะ	Question	1
13	อยาก รู้ ว่า นัก เรียน เขา กิน starbucks กั๊ย ค่ะ	Question	1
14	อยาก ถาม คน ต้ม m ขวด แก้ว ว่า คน ที่ เคย ต้ม ใน รูปแบบ กระจบอง เรียก สั้น ว่า มิโซชอบ สี ไหน ครับ ต่อ ให้ ไม่ มี ตาล	Question	1
15	เหล้า เก่า มี วัน หมด อายุ มั้ย ค่ะ ปกติ กิน แต่	Question	1

ตารางที่ 4-3 (ต่อ)

ลำดับ	ความคิดเห็น	ก่อนการแปลง	หลังการแปลง
16	ติดอัดลมมากแบบวันหนึ่งต้องมีขวดเล็กต่อวันแต่ตอนนี้ท้องต้องหยุดกวีวิธีช่วยมัยคะ	Question	1
17	ช่วงนี้ใครสั่งดื่มของsprinที่เป็นแกลลอสองที่บ้านแล้วมีกลิ่นหรือรสชาติแปลกมัย	Question	1
18	ในช่วงเทศกาลปีใหม่และสงกรานต์การเดินทางไปต่างจังหวัดในช่วงเทศกาลคนขับรถจะนิยมชอบดื่มอะไรตอนเดินทางครับ	Question	1
19	คิดยังไงกับอัดลมรสครับเปลวไปก็าทีเดียวพอเลยใครมันคิดค้นแล้วใครมันสนับสนุนให้ออกมาขาย	Question	1
20	โอเลี้ยงนับเป็นหรืออเมริกาโนหรือไม่แล้วโอเลี้ยงยกล้อคืออะไร	Question	1
21	ร้องเรียนmaxvaluขายแพนตามืดอายุเราซื้อแล้วมาเห็นที่หลังกินไปแล้วเกือบหมดแจ้งใครทางไหนได้บ้าง	Problem Report	2
22	ส้มเชเวนชม	Problem Report	2
23	ผมชอบตู้เต่าบินมากแต่ตู้นี้มันสกปรกเกินไปมัยครับ	Problem Report	2
24	ดื่มอิลิเต้รสชาติแปลกมีกลิ่น	Problem Report	2
25	เจอเมื่อเช้าราในกระป๋องโคก	Problem Report	2
26	วอนดื่มคริสตอลเปลี่ยนฝาเป็นเหมือนเดิมด้วย	Problem Report	2
27	lemonsoda กระป๋องบวมหลังจากแช่ตู้เย็น	Problem Report	2

ตารางที่ 4-3 (ต่อ)

ลำดับ	ความคิดเห็น	ก่อนการแปลง	หลังการแปลง
28	กระป๋อง limitededition สี แดง รสชาติ ไม่เหมือน ที่ เคย ดื่ม	Problem Report	2
29	กระดาศ ห่อ บรรจุ ภัณฑ์ ฉีกขาด ทำให้ ขวดหลุด ออก จาก แพ็ค จน แตก	Problem Report	2
30	ตะกอน สี ขาว อยู่ ภายใน ขวด และมี รสชาติ คล้าย กลิ่น พลาสติก เหม็น ใหม่	Problem Report	2

จากตารางที่ 4-3 ป้ายกำกับถูกแทนที่ด้วยค่าตัวเลข ซึ่งประกอบด้วย คำวิจารณ์และบอกเล่า (Review) แทนด้วยค่า 0 คำถาม (Question) แทนด้วยค่า 1 และการแจ้งปัญหา (Problem Report) แทนด้วยค่า 2

สำหรับการเตรียมข้อมูลของโมเดล Bi-LSTM และ Bi-GRU ผู้วิจัยได้ทำการตัดคำโดยใช้เทคนิค DeepCut เพื่อให้ได้ลำดับคำที่เหมาะสมสำหรับการสร้างดัชนีคำศัพท์และแปลงเป็นลำดับตัวเลข ขณะที่โมเดล BERT และ DistilBERT ไม่จำเป็นต้องใช้ DeepCut เนื่องจากใช้ pretrained tokenizer ของโมเดล ซึ่งสามารถทำ Subword Tokenization และสร้าง Input IDs และ Attention Mask ได้โดยอัตโนมัติ ผลลัพธ์การตัดคำด้วย DeepCut แสดงดังตารางที่ 4-4

ตารางที่ 4-4 ตัวอย่างผลลัพธ์จากกระบวนการตัดคำด้วยเทคนิค Deepcut

ลำดับ	ความคิดเห็นก่อนตัดคำด้วย Deepcut	ความคิดเห็นหลังตัดคำด้วย Deepcut
1	ถ้าได้กินหลังอาหารเช้าแล้วรู้สึกดีกว่าตอนตีห้าท้องว่างแล้วขงกินนะครั้บ	ถ้า ได้ กิน หลัง อาหาร เช้า แล้ว รู้สึก ดี กว่า ตอน ตีห้า ท้อง ว่าง แล้ว ขงกิน นะครั้บ
2	มะพร้าวทำกินเองง่ายเพิ่มความสดซ้อเข้ากันคะ	มะพร้าว ทำกิน เอง ง่าย เพิ่ม ความ สดซ้อเข้า กัน ค่ะ
3	ถ้าเธอไม่สั้มฉันก็ไม่สั้มแต่ฉันขอเป็นเจ้าแรกcafeamazonเริ่มขายชาไม่ใส่สี	ถ้า เธอ ไม่ สั้ม ฉัน ก็ ไม่ สั้มแต่ ฉัน ขอ เป็น เจ้า แรก cafeamazon เริ่ม ขาย ชา ไม่ ใส่ สี

ตารางที่ 4-4 (ต่อ)

ลำดับ	ความคิดเห็นก่อนตัดคำด้วย Deepcut	ความคิดเห็นหลังตัดคำด้วย Deepcut
4	ไม่น่าเลยตอนนี้เพอร์ราบาทเหมืองต์เฟล	ไม่ น่า เลย ตอน นี้ เพอร์ราบาท เหมืองต์เฟล
5	รู้ไว้ดีกว่าแค่ดื่มในช่วงเวลานี้ดีต่อหัวใจและหลอดเลือดลดการเสียชีวิตได้ถึง	รู้ไว้ ดี กว่า แค่ ดื่ม ใน ช่วง เวลา นี้ ดี ต่อ หัวใจ และ หลอด เลือด ลด การ เสีย ชีวิต ได้ ถึง
6	มีใครสังเกตบ้างว่าเริ่มที่จะมีสเลอปีกลับมาขายในหลายสาขาแล้ว	มี ใคร สังเกต บ้าง ว่า เริ่ม ที่ จะ มี สเลอปี กลับ มา ขาย ใน หลาย สาขา แล้ว
7	วันนี้ได้ลองสั่งของcafeamazoแบบไม่หวานแต่เพื่อความอรรถรสเอาแบบหวานดีกว่า	วัน นี้ ได้ ลอง สั่ง ของ cafeamazo แบบ ไม่ หวาน แต่ เพื่อ ความ อรรถรส เอา แบบ หวาน ดี กว่า
8	เซฟติดและชาเย็นหนักจนถึงขีดสุด	เซฟ ติด และ ชาเย็น หนัก จน ถึง ขีด สุด
9	พันธุ์ไทยไทยริกานโนแก้วใหม่สวยมาก	พันธุ์ ไทย ไทย ริกา โนแก้ว ใหม่ สวย มาก
10	ผมเลิกคาลไปแล้วแต่วันนี้เมาแล้วก็กลับไปดื่มอีก	ผม เลิก คาล ไป แล้ว แต่ วัน นี้ เมา แล้ว ก็ กลับ ไป ดื่ม อีก
11	เมื่อวานไปทานร้านราเม็งราคาดีไม่แซ่เย็นmบาทแข็งแก้วละบาทผมรู้สึกว่ราคาสูงไปไหมครับ	เมื่อ วาน ไป ทาน ร้าน ราเม็ง ราคา ดี ไม่ แซ่ เย็น m บาทแข็งแก้ว ละบาท ผม รู้สึก ว่า ราคา สูง ไป ไหม ครับ
12	เครื่องดื่มsugarfreeที่ขายดีกว่าพวกมีตาลหรือคะ	เครื่องดื่ม sugarfree ที่ ขาย ดี กว่า พวก มี ตาล หรือ คะ
13	อยากรู้ว่านักเรียนเขากินstarbucksกี่ยะ	อยาก รู้ ว่า นักเรียน เขา กิน starbucks กี่ยะ
14	อยากรถามคนดื่มmขวดแก้วว่าคนที่เคยดื่มในรูปแบบกระป๋องเรียกสั้นว่ามีโซชอบสีไหนครับต่อให้ไม่มีตาล	อยาก ถา ม คน ดื่ม m ขวด แก้ว ว่า คน ที่ เคย ดื่ม ใน รูปแบบ กระป๋อง เรียก สั้น ว่า มีโซชอบ สี ไหน ครับ ต่อ ให้ ไม่ มี ตาล
15	เหล่าเก่ามีวันหมดอายุมั้ยคะปกติกินแต่	เหล่า เก่า มี วัน หมด อายุ มั้ย คะ ปกติ กิน แต่

ตารางที่ 4-4 (ต่อ)

ลำดับ	ความคิดเห็นก่อนตัดคำด้วย Deepcut	ความคิดเห็นหลังตัดคำด้วย Deepcut
16	ติดอัดลมมากแบบวันหนึ่งต้องมีขวดเลือด ต่อวันแต่ตอนนี้ท้องต้องหยุดก็วิธีช่วยมัย คะ	ติด อัด ลม มาก แบบ วัน หนึ่ง ต้อง มี ขวด เลือด ต่อ วัน แต่ ตอน นี้ ท้อง ต้อง หยุด ก็ วิธี ช่วย มัย คะ
	ช่วงนี้ใครสั่งดื่มของsprinที่เป็นแกลลอสั่ง ที่บ้านแล้วมีกลิ่นหรือรสชาติแปลกมัย	ช่วง นี้ ใคร สั่ง ดื่ม ของ sprin ที่ เป็น แกลลอสั่ง ที่ บ้าน แล้ว มี กลิ่น หรือ รส ชาติ แปลกมัย
17	ในช่วงเทศกาลปีใหม่และสงกรานต์การ เดินทางไปต่างจังหวัดในช่วงเทศกาล คนขับรถจะนิยมชอบดื่มอะไรตอนเดินทาง ครับ	ใน ช่วง เทศกาล ปี ใหม่ และ สงกรานต์ การ เดินทาง ไป ต่าง จังหวัด ใน ช่วง เทศกาล คน ขับ รถ จะ นิยม ชอบ ดื่ม อะไร ตอน เดินทาง ครับ
18	คิดยังไงกับอัดลมรสครับเปลอไปกาทิเดียว พอเลยใครมันคิดค้นแล้วใครมันสนับสนุน ให้ออกมาขาย	คิด ยัง ไง กับ อัด ลม รส ครับ เปลอ ไป กาทิ เดียว พอ เลย ใคร มัน คิดค้น แล้ว ใคร มัน สนับสนุน ให้ ออก มา ขาย
19	โอเลี้ยงนับเป็นหรืออเมริกาโนหรือไม่แล้ว โอเลี้ยงยกคืออะไร	โอเลี้ยง นับ เป็น หรือ อเมริกา โน หรือ ไม่ แล้ว โอเลี้ยง ย ก คือ อะไร
20	ร้องเรียนmaxvaluขายแพนตาหมดอายุ เราซื้อแล้วมาเห็นที่หลังกินไปแล้วเกือบ หมดแจ้งใครทางไหนได้บ้าง	ร้องเรียน maxvalu ขาย แพน ตาหมด อายุ เรา ซื้อ แล้ว มา เห็น ที่ หลัง กิน ไป แล้ว เกือบ หมด แจ้ง ใคร ทาง ไหน ได้ บ้าง
21	ส้มเซเวนชม	ส้มเซเวนชม
22	ผมชอบตู้เต่าบินมากแต่ตู้นี้มันสกปรก เกินไปมัยครับ	ผม ชอบ ตู้ เต่า บิน มาก แต่ ตู้ นี้ มัน สกปรก เกิน ไป มัย ครับ
23	ดื่มอิลิเตอร์รสชาติแปลกมีกลิ่น	ดื่ม อิลิเตอร์รสชาติ แปลก มี กลิ่น
24	เจอเมือกเชื้อราในกระป๋องโคก	เจอ เมือก เชื้อรา ใน กระป๋อง โคก
25	วอนดื่มคริสตอลเปลี่ยนฝาเป็นเหมือนเดิม ด้วย	วอน ดื่ม คริสตอลเปลี่ยน ฝา เป็น เหมือน เดิม ด้วย

ตารางที่ 4-4 (ต่อ)

ลำดับ	ความคิดเห็นก่อนตัดคำด้วย Deepcut	ความคิดเห็นหลังตัดคำด้วย Deepcut
26	lemonsodaกระป๋องบวมหลังจากแช่ตู้เย็น	lemonsoda กระป๋อง บวม หลัง จาก แช่ ตู้ เย็น
27	กระป๋องlimitededitionสีแดงรสชาติไม่เหมือนที่เคยดื่ม	กระป๋อง limitededition สี แดง รสชาติ ไม่ เหมือน ที่ เคย ดื่ม
28	กระดาศห่อบรรจุภัณฑ์ฉีกขาดทำให้ขวดหลุดออกจากแพ็คเกจ	กระดาศ ห่อ บรรจุ ภัณฑ์ ฉีกขาด ทำ ให้ ขวด หลุด ออก จาก แพ้ค จน แตก
29	ตะกอนสีขาวอยู่ในขวดและมีรสชาติคล้ายกลิ่นพลาสติกเหม็นไหม้	ตะกอน สี ขาว อยู่ ภายใน ขวด และ มี รสชาติ คล้าย กลิ่น พลาสติก เหม็น ไหม้
30	มีใครสังเกตบ้างว่าเริ่มที่จะมีสเลอปปี้กลับมาขายในหลายสาขาแล้ว	มี ใคร สังเกต บ้าง ว่า เริ่ม ที่ จะ มี สเลอปปี้ กลับ มา ขาย ใน หลาย สาขา แล้ว

จากตารางที่ 4-4 เป็นผลลัพธ์จากการตัดคำด้วยเทคนิค Deepcut ซึ่งได้ทำการแยกคำออกจากกันอย่างชัดเจน เพื่อให้ข้อมูลมีความเหมาะสมในการพัฒนาตัวแบบ หลังจากกระบวนการ ตัดคำ ผู้วิจัยได้นำผลลัพธ์ที่ได้มาวิเคราะห์คำที่พบมากที่สุดในแต่ละประเภทความคิดเห็น โดยนำเสนอในรูปแบบ Word Cloud ซึ่งแสดงในภาพที่ 4-1 ถึง 4-3 และจำนวนความถี่ที่ปรากฏในแต่ละประเภทความคิดเห็นมากที่สุด 10 อันดับแรก แสดงดังตารางที่ 4-5 ถึง 4-7



ภาพที่ 4-1 แสดงความถี่ของคำที่ปรากฏในความคิดเห็นเชิงวิจารณ์และบอกเล่า

จากภาพที่ 4-1 แสดงคำที่พบทั้งหมดในประเภทความคิดเห็นเชิงวิจารณ์และบอกเล่า เมื่อทำการนับจำนวนความถี่ของคำที่ปรากฏ จะพบคำและจำนวนความถี่ที่ปรากฏในความคิดเห็นประเภทนี้มากที่สุด 15 อันดับแรก ซึ่งแสดงดังตารางที่ 4-5

ตารางที่ 4-5 คำและจำนวนความถี่ที่ปรากฏในความคิดเห็นเชิงวิจารณ์และบอกเล่า มากที่สุด 15 อันดับแรก

ลำดับ	คำที่ปรากฏ	ความถี่
1	ดีมี	124
2	ไม่	81
3	ใน	66
4	กิน	56
5	มี	54
6	ได้	49
7	แล้ว	47
8	ให้	38
9	กับ	34
10	มา	33
11	เป็น	32
12	แบบ	31
13	ดี	29
14	ไป	28
15	มาก	21

จากตารางที่ 4-5 พบว่า คำที่ปรากฏในความคิดเห็นเชิงวิจารณ์และบอกเล่า 15 อันดับแรก ได้แก่ คำว่า "ดีมี" มีจำนวนความถี่ 124 ครั้ง รองลงมาคือ "ไม่" จำนวน 81 ครั้ง "ใน" จำนวน 66 ครั้ง "กิน" จำนวน 56 ครั้ง "มี" จำนวน 54 ครั้ง "ได้" จำนวน 49 ครั้ง "แล้ว" จำนวน 47 ครั้ง "ให้" จำนวน 38 ครั้ง "กับ" จำนวน 34 ครั้ง "มา" จำนวน 33 ครั้ง "เป็น" จำนวน 32 ครั้ง "แบบ" จำนวน 31 ครั้ง "ดี" จำนวน 29 ครั้ง "ไป" จำนวน 28 ครั้ง และ "มาก" จำนวน 21 ครั้ง

ตารางที่ 4-6 (ต่อ)

ลำดับ	คำที่ปรากฏ	ความถี่
13	แล้ว	57
14	ใคร	52
15	มี	48

จากตารางที่ 4-6 พบว่า คำที่ปรากฏในความคิดเห็นเชิงคำถาม 15 อันดับแรก ได้แก่ คำว่า "ดื่ม" มีจำนวนความถี่ 205 ครั้ง รองลงมาคือ "ที่" จำนวน 145 ครั้ง "มี" จำนวน 136 ครั้ง "ไหน" จำนวน 124 ครั้ง "ไหม" จำนวน 120 ครั้ง "กัน" จำนวน 99 ครั้ง "ได้" จำนวน 96 ครั้ง "ไม่" จำนวน 96 ครั้ง "อะไร" จำนวน 84 ครั้ง "บ้าง" จำนวน 78 ครั้ง "หรือ" จำนวน 63 ครั้ง "ว่า" จำนวน 58 ครั้ง "แล้ว" จำนวน 57 ครั้ง "ใคร" จำนวน 52 ครั้ง และ "มี" จำนวน 48 ครั้ง



ภาพที่ 4-3 แสดงความถี่ของคำที่ปรากฏในการแจ้งปัญหา

จากภาพที่ 4-2 แสดงคำที่พบทั้งหมดในประเภทการแจ้งปัญหา เมื่อทำการนับจำนวนความถี่ของคำที่ปรากฏ จะพบคำ และจำนวนความถี่ที่ปรากฏในการแจ้งปัญหามากที่สุด 15 อันดับแรก ซึ่งแสดงในตารางที่ 4-6

ตารางที่ 4-7 คำและจำนวนความถี่ที่ปรากฏในการแจ้งปัญหามากที่สุด 15 อันดับแรก

ลำดับ	คำที่ปรากฏ	ความถี่
1	มี	590

ตารางที่ 4-7 (ต่อ)

ลำดับ	คำที่ปรากฏ	ความถี่
2	ใน	387
3	ภาย	334
4	ไม่	270
5	กลืน	262
6	อยู่	251
7	คล้าย	231
8	สี	200
9	พบ	122
10	รสชาติ	112
11	เหม็น	107
12	แปลกปลอม	107
13	รู้	80

จากตารางที่ 4-7 พบว่า คำที่ปรากฏในการแจ้งปัญหา (Problem Report) มากที่สุด 15 อันดับแรก ได้แก่ คำว่า "มี" มีจำนวนความถี่ 590 ครั้ง รองลงมาคือ "ใน" จำนวน 387 ครั้ง "ภาย" จำนวน 334 ครั้ง "ไม่" จำนวน 270 ครั้ง "กลืน" จำนวน 262 ครั้ง "อยู่" จำนวน 251 ครั้ง "คล้าย" จำนวน 231 ครั้ง "สี" จำนวน 200 ครั้ง "พบ" จำนวน 122 ครั้ง "รสชาติ" จำนวน 112 ครั้ง "เหม็น" และ "แปลกปลอม" จำนวน 107 ครั้งเท่ากัน ตามด้วย "รู้" จำนวน 80 ครั้ง "รอย" จำนวน 71 ครั้ง และ "ตะกอน" จำนวน 68 ครั้ง

หลังจากทำการแปลงป้ายกำกับเป็นค่าตัวเลขแล้ว ขั้นตอนถัดไปเป็นการแปลงข้อความที่ผ่านการตัดคำให้อยู่ในรูปแบบลำดับตัวเลข (Text to Sequence) เพื่อใช้เป็นข้อมูลนำเข้าสำหรับโมเดล Bi-LSTM และ Bi-GRU โดยแต่ละคำจะถูกแทนด้วยตัวเลขตามดัชนีคำศัพท์ และทำการปรับความยาวของลำดับข้อมูลให้เท่ากัน (Padding) เพื่อรองรับการประมวลผลแบบ batch ตัวอย่างผลลัพธ์แสดงดังตารางที่ 4-8

ตารางที่ 4-8 ตัวอย่างผลลัพธ์หลังการแปลงข้อความเป็นตัวเลขสำหรับโมเดล Bi-LSTM และ Bi-GRU

ลำดับ	ก่อนการแปลง	หลังการแปลง
1	ถ้า ได้ กิน หลัง อาหาร เข้า แล้ว รู้สึก ดี กว่า ตอน ต่ำ ท้อง ว่าง แล้ว ชงกิน นะ ครับ	72, 241, 19, 155, 169, 182, 230, 119, 57, 14, 60, 65, 80, 131, 230, 48, 85, 31
2	มะพร้าว ทำกิน เอง ง่าย เพิ่ม ความ สดชื่น เข้า กัน ค่ะ	103, 76, 213, 41, 191, 34, 134, 182, 15, 40
3	ถ้า เธอ ไม่ สัม ฉัน ก็ ไม่ สัมแต่ ฉัน ขอ เป็น เจ้า แรก cafeamazon เริ่ม ขาย ชา ไม่ ใส่ สี	72, 187, 244, 145, 46, 22, 244, 147, 46, 24, 188, 180, 228, 2, 198, 27, 50, 244, 237, 141
4	ไม่ น่า เลย ตอน นี้ เพอร์ราบาท เหมือนดเฟล	244, 86, 201, 60, 84, 190, 209
5	รู้ ไว้ ดี กว่า แค่ ต้ม ใน ช่วง เวลา นี้ ดี ต่อ หัวใจ และ หลอด เลือด ลด การ เสีย ชีวิต ได้ ถึง	118, 245, 57, 14, 217, 58, 236, 54, 205, 84, 57, 67, 159, 229, 154, 203, 122, 18, 207, 53, 241, 71
6	มี ใคร สังเกต บ้าง ว่า เริ่ม ที่ จะ มี สเลอบี้ กลับ มา ขาย ใน หลาย สาขา แล้ว	109, 235, 137, 91, 130, 198, 79, 43, 109, 144, 12, 106, 27, 236, 156, 140, 230
7	วัน นี้ ได้ ลอง สั่ง ของ cafeamazo แบบ ไม่ หวาน แต่ เพื่อ ความ อรรรส เอา แบบ หวาน ดี กว่า	128, 84, 241, 124, 138, 25, 1, 223, 244, 158, 222, 192, 34, 163, 214, 223, 158, 57, 14
8	เสพ ติด และ ชาเย็น หนัก จน ถึง ซิด สุด	206, 64, 229, 52, 148, 42, 71, 29, 142
9	พันธุ์ ไทย ไทย ริกา โนแก้ว ใหม่ สวย มาก	100, 242, 242, 116, 233, 238, 136, 107
10	ผม เลิก คาล ไป แล้ว แต่ วัน นี้ มา แล้ว ก็ กลับ ไป ต้ม อีก	95, 202, 36, 243, 230, 222, 128, 84, 193, 230, 22, 12, 243, 58, 171

ตารางที่ 4-8 (ต่อ)

ลำดับ	ก่อนการแปลง	หลังการแปลง
11	เมื่อวานไปทานร้านราเม็ง ราคา ต้ม ไม่ แซ่ เย็น ml บาทแข็งแก้ว ละบาท ผม รู้สึก ว่า ราคา สูงไปไหมครับ	195, 129, 243, 74, 121, 115, 114, 58, 244, 219, 196, 6, 89, 125, 95, 119, 130, 114, 143, 243, 247, 31
12	เครื่อง ต้ม sugarfree ที่ ขาย ดี กว่า พวก มี ตาล หรือ คะ	178, 58, 9, 79, 27, 57, 14, 98, 109, 62, 152, 35
13	อยากรู้ว่า นักเรียน เขา กิน starbucks กี่ คะ	161, 118, 130, 81, 200, 176, 19, 8, 17, 35
14	อยากถาม คน ต้ม m ขวด แก้ว ว่า คน ที่ เคย ต้ม ใน รูปแบบ กระป๋อง เรียก สั้น ว่า มีโซชอบ สีไหน ครับ ต่อ ให้ ไม่มี ตาล	161, 70, 30, 58, 23, 216, 130, 30, 79, 177, 58, 236, 117, 11, 199, 139, 130, 108, 141, 246, 31, 67, 239, 244, 109, 62
15	เหล้าเก่า มี วัน หมด อายุ มั้ย คะ ปกติ กิน แต่	211, 175, 109, 128, 150, 167, 105, 35, 93, 19, 222
16	ติดอัดลมมาก แบบ วัน หนึ่ง ต้อง มี ขวด เล็ด ต่อ วัน แต่ ตอน นี้ ท้อง ต้อง หยุต กิ๊ววี ช่วย มั้ย คะ	64, 166, 123, 107, 223, 128, 149, 69, 109, 23, 204, 67, 128, 222, 60, 84, 80, 69, 151, 21, 55, 105, 35
17	ช่วงนี้ใครสั่ง ต้ม ของ sprin ที่ เป็น แกลด อา สงที่บ้านแล้ว มี กลิ่น หรือ รสชาติ แปลกมั้ย	54, 84, 235, 138, 58, 25, 7, 79, 188, 215, 168, 79, 92, 230, 109, 13, 153, 112, 51, 225
18	ในช่วงเทศกาลปีใหม่ และ สงกรานต์ การ เดินทางไปต่างจังหวัดในช่วงเทศกาลคน ขับรถจะนิยมชอบ ต้ม อะไร ตอนเดินทาง ครับ	236, 54, 186, 94, 238, 229, 133, 18, 183, 243, 68, 44, 236, 54, 186, 30, 26, 111, 43, 83, 49, 58, 165, 60, 183, 31
19	คิดยังไงกับอัดลมรสครับ เผลอไปก็ ทีเดียวนะพอเลยใครมันคิดค้นแล้วใครมัน สนับสนุนให้ออกมาขาย	37, 110, 240, 16, 166, 123, 112, 31, 189, 243, 20, 78, 99, 201, 235, 104, 38, 230, 235, 104, 135, 239, 164, 106, 27

ตารางที่ 4-8 (ต่อ)

ลำดับ	ก่อนการแปลง	หลังการแปลง
20	โอเลียง นับ เป็น หรือ อเมริกา โน หรือ ไม่ แล้ว โอเลียง ย ก ล้อ คือ อะไร	234, 82, 188, 153, 172, 232, 153, 244, 230, 234, 126, 39, 165
21	ร้องเรียน maxvalu ขาย แฟน ตาหมด อายุ เรา ซื้อ แล้ว มา เห็น ที่ หลัง กิน ไป แล้ว เกือบ หมด แจ้ง ใคร ทาง ไหน ได้ บ้าง	120, 5, 27, 227, 63, 167, 197, 56, 230, 106, 212, 77, 155, 19, 243, 230, 174, 150, 218, 235, 73, 246, 241, 91
22	สัมผัสแว่นชม	146
23	ผม ชอบ ตู้ เต่า บิน มาก แต่ ตู้ นี้ มัน สกปรก เกิน ไป มั้ย ครับ	95, 49, 66, 185, 90, 107, 222, 66, 84, 104, 132, 173, 243, 105, 31
24	ดื่ม อิลิเต้ รสชาติ แปลก มี กลิ่น	58, 170, 113, 224, 109, 13
25	เจอ เมื่อก เชื้อรา ใน กระจ่าง โคม	179, 194, 181, 236, 11, 231
26	วอน ดื่ม คริสตอลเปลี่ยน ฝา เป็น เหมือน เดิม ด้วย	127, 58, 32, 96, 188, 208, 184, 59
27	lemonsoda กระจ่าง บวม หลัง จาก แห่ ตู้ เย็น	3, 11, 88, 155, 45, 219, 66, 196
28	กระจ่าง limitededition สี แดง รสชาติ ไม่ เหมือน ที่ เคย ดื่ม	11, 4, 141, 220, 113, 244, 208, 79, 177, 58
29	กระจ่าง ห่อ บรรจุ ภัณฑ์ ฉีกขาด ทำให้ ขวด หลุด ออก จาก แพ็ค จน แตก	10, 160, 87, 101, 47, 75, 239, 23, 157, 164, 45, 226, 42, 221
30	ตะกอน สี ขาว อยู่ ภายใน ขวด และ มี รสชาติ คล้าย กลิ่น พลาสติก เหมือน ไหม้	61, 141, 28, 162, 102, 236, 23, 229, 109, 113, 33, 13, 97, 210, 248

จากตารางที่ 4-8 หลังจากกระบวนการแปลงข้อความเป็นตัวเลข ข้อความทั้งหมดจะถูกแปลงให้อยู่ในรูปแบบลำดับตัวเลข โดยแต่ละคำจะถูกแทนด้วยตัวเลขตามดัชนีคำศัพท์ ที่กำหนดไว้ นอกจากนี้ ได้ทำการปรับความยาวของลำดับข้อมูล เพื่อให้ทุกข้อความมีความยาวเท่ากัน ซึ่งช่วยให้ข้อมูลมีรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการนำไปใช้ในการฝึกโมเดล Bi-LSTM และ Bi-GRU และรองรับการประมวลผลแบบ batch ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

อย่างไรก็ตาม สำหรับโมเดล BERT และ DistilBERT ข้อความจะถูกแปลงเป็น Input IDs และ Attention Mask โดยใช้ pretrained tokenizer ซึ่งเป็นอินพุตมาตรฐานของโมเดล Transformer เพื่อรองรับการประมวลผลแบบ attention โดยตัวอย่างผลลัพธ์ของ Input IDs และ Attention Mask แสดงดังตารางที่ 4-9 และ 4-10

ตารางที่ 4-9 ตัวอย่าง Input IDs ที่ได้จาก Pretrained Tokenizer สำหรับโมเดล BERT และ DistilBERT

ลำดับ	ก่อนการแปลง	หลังการแปลง
1	ถ้าได้กินกาแฟหลังอาหารเช้าแล้วรู้สึกดีกว่ตอน ตื่นมาท้องว่าง ๆ แล้วขงกินนะครั้บ	101, 1414, 43102, 111435, 81831, 18427, 26027, 18427, 17344, 111432, 72245, 111424, 20507, 58264, 33178, 17344, 111424, 52780, 111431, 42407, 43102, 111432, 92529, 22765, 38468, 35933, 28767, 111428, 18427, 57209 ...
2	กาแฟมะพร้าว ☕️ 🥥 ทำกินเองง่าย ๆ เพิ่ม ความสดชื่นมือเข้ากันคะ 🍷 🍷	101, 1395, 17344, 111432, 72245, 17405, 22598, 39901, 22765, 43102, 31287, 100, 1415, 55593, 18427, 26027, 111431, 31142, 19197, 38999, 20503, 111436, 1450, 39901, 28220, 84307, 31256, 31287, 79790, 28767 ...
3	ถ้าเธอไม่สั้ม ฉันก็ไม่สั้ม แต่ฉันขอเป็น ‘เจ้าแรก’ Cafe Amazon เริ่มขาย ‘ชาไมใส่สี’	101, 1414, 43102, 102058, 111435, 17405, 31904, 28767, 35933, 17405, 1401, 23687, 18427, 111437, 111435, 17405, 31904, 28767, 35933, 17405, 1451, 30011, 31904, 111413,

ตารางที่ 4-9 (ต่อ)

ลำดับ	ก่อนการแปลง	หลังการแปลง
		23687, 80814, 33178, 54699, 100, 1450 ...
4	ไม่น่าเลย ตอนนี้อยู่ที่ 12 บาทเหมือนมองด์เฟล	101, 1454, 17405, 34523, 38999, 111431, 20507, 20503, 109141, 80420, 111431, 39901, 37760, 92652, 17344, 10186, 105770, 111431, 111424, 17405, 69989, 16000, 17405, 31142, 53008, 111431, 72245, 20507, 33178, 102 ...
5	รู้ไว้ดีกว่า! แค่อัดมิกกาแพใน "ช่วงเวลานี้" ดีต่อหัวใจและหลอดเลือด ลดการเสียชีวิตได้ถึง 31%	101, 1427, 38468, 35933, 111435, 31287, 35933, 57209, 18427, 26131, 106, 1451, 31256, 31904, 22123, 111429, 84307, 18427, 17344, 111432, 72245, 75890, 107, 1402, 31904, 80182, 111431, 31287, 61888, 80420 ...
6	มีใครสังเกตบ้างว่า 7-111 เริ่มที่จะมี สเลอปีกลับมาขายในหลายๆสาขาแล้ว	101, 1425, 18260, 111434, 51752, 28767, 58264, 111431, 18427, 30011, 53936, 49097, 43102, 19197, 26131, 128, 118, 15821, 1450, 22765, 28220, 84307, 18203, 46856, 22598, 97561, 1433, 111431, 20507, 33178 ...
7	วันนี้ได้ลองสั่ง ชาเขียวนม ของ Cafe Amazo แบบไม่หวาน 0% แต่เพื่อความอร่อยรสเอาแบบหวาน 50 % ดีกว่า	101, 99530, 80420, 111435, 81831, 20507, 31142, 28767, 111427, 44334, 1402, 17344,

ตารางที่ 4-9 (ต่อ)

ลำดับ	ก่อนการแปลง	หลังการแปลง
		111431, 80814, 77654, 73179, 17405, 76523, 68903, 67302, 12096, 1451, 49097, 49097, 111435, 17405, 31904, 111424, 31287, 44121 ...
8	เสพติดาเขียวและชาเย็นหนักจนถึงขีดสุด	101, 1450, 28767, 39901, 80275, 22123, 104034, 111431, 80814, 77654, 31287, 111432, 20507, 22598, 104034, 111431, 20503, 111437, 16000, 111424, 16000, 69365, 46856, 16000, 111419, 111428, 19197, 80814, 18260, 22123 ...
9	กาแฟพันธุ์ไทย “ไทยริกาโน่” แก้วใหม่สวยมาก	101, 1395, 17344, 111432, 72245, 39901, 23687, 103641, 53936, 26832, 41362, 100, 1454, 37022, 20503, 22765, 109453, 17344, 111433, 16000, 31904, 100, 1451, 18427, 35933, 31287, 107002, 28767, 31287, 80785 ...
10	ผมเลิกเบียร์คาลไปแล้ว แต่วันนี้เมาแล้วก็กลับไป ดื่มอีก 🇹🇭 🇹🇭 🇹🇭 🇹🇭	101, 1420, 17405, 111431, 20507, 109453, 111431, 49097, 77654, 68458, 31256, 17344, 20507, 111435, 49292, 111432, 92529, 100, 102, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0 ...
11	เมื่อวานไปทานร้านราเม็ง ราคาน้ำดื่มไม่แช่เย็น 550 ml 20 บาท น้ำแข็งแก้วละ 3 บาท	101, 72549, 31287, 44121, 111435, 49292, 37022, 44121,

ตารางที่ 4-9 (ต่อ)

ลำดับ	ก่อนการแปลง	หลังการแปลง
	ผมรู้สึกว่าราคาสูงไปไหมครับ?	22765, 43102, 16000, 22765, 17344, 111431, 17405, 111437, 19197, 1427, 17344, 31256, 44121, 35933, 55593, 22123, 111429, 84307, 111435, 17405, 31904, 111432 ...
12	เครื่องดื่ม Sugar Free ที่ขายๆดีกว่าพวกมีน้ำตาลหออคะ??	101, 1450, 51752, 100256, 22123, 111429, 84307, 37415, 16122, 53470, 80814, 39376, 111436, 57209, 18427, 26131, 39901, 31287, 18427, 97561, 16000, 35933, 55593, 30011, 17344, 20507, 111424, 22765, 33178, 31256 ...
13	อยากรู้ว่านักเรียนเขากิน Starbucks กันมั้ยคะ	101, 1436, 54633, 95707, 38468, 35933, 26131, 16000, 69365, 111431, 74759, 67390, 111431, 80814, 101983, 26027, 11836, 12177, 18676, 1395, 23687, 17405, 111427, 35933, 20503, 31256, 22598, 102, 0, 0 ...
14	อยากถามคนดื่ม m100 ขวดแก้วว่า คนที่เคยดื่มในรูปแบบกระป๋อง เรียกสั้นๆว่า มิโซ ชอบสีไหนครับ ต่อให้ไม่มีน้ำตาล	101, 1436, 54633, 18427, 111419, 79790, 31256, 16000, 22123, 111429, 84307, 181, 49025, 1396, 31287, 22123, 111432, 18427, 35933, 31287, 26131, 25915, 18203, 111431, 31256, 20503, 22123, 111429,

ตารางที่ 4-9 (ต่อ)

ลำดับ	ก่อนการแปลง	หลังการแปลง
		84307, 75890 ...
15	เหล่าแก่วินัยหมดยุ้ยคะ ...ปกติกินแต่เปียร์ 🤪	101, 1450, 111424, 20507, 43102, 111431, 18427, 38999, 97561, 31287, 23687, 111424, 17405, 22123, 33178, 39376, 53936, 17405, 111427, 35933, 20503, 31256, 22598, 119, 119, 119, 1419, 18427, 80275, 18427 ...
16	ติดน้ำอัดลมมากๆแบบวันหนึ่งต้องมี1-2ขวดเล็ก ต่อวัน แต่ตอนนี้ท้องต้องหยุดกินมีวิธีช่วยมั้ยคะ	101, 1413, 76062, 16000, 35933, 55593, 33178, 78654, 20507, 17405, 66845, 18427, 111436, 111432, 49097, 49097, 31287, 23687, 111424, 16000, 111428, 44334, 30011, 75784, 97561, 10759, 118, 123, 80814, 31287 ...
17	ช่วงนี้ใครสั่งน้ำดื่มของ sprin ที่เป็นเกลลอนมา ส่งที่บ้านแล้วมีกลิ่นหรือรสชาติแปลกๆมั้ย	101, 1402, 31904, 80182, 80420, 111434, 51752, 28767, 111427, 44334, 16000, 35933, 55593, 22123, 111429, 84307, 80814, 31142, 32650, 13778, 53470, 54699, 111432, 18427, 20507, 20507, 45629, 66845, 28767, 44334 ...
18	ในช่วงเทศกาลปีใหม่และสงกรานต์ การเดินทาง ไปต่างจังหวัดในช่วงเทศกาล คนขับรถจะนิยม ชอบดื่มอะไรตอนเดินทางครับ	101, 46301, 42407, 31904, 80182, 111431, 37022, 50443, 100429, 29295, 107002, 111432, 20507, 22598, 28767, 19197,

ตารางที่ 4-9 (ต่อ)

ลำดับ	ก่อนการแปลง	หลังการแปลง
		95707, 44121, 53008, 1395, 52780, 111431, 22123, 26027, 37022, 65979, 111435, 49292, 30011, 38999 ...
19	คิดยังไงกับน้ำอัดลมรสขี้ควั๊วครับ เผลอไปกินมาที่เดียวพอเลยใครมันคิดค้น แล้วใครมันสนับสนุนให้ออกมาขาย	101, 1397, 76062, 20503, 58264, 111435, 19197, 47260, 16000, 35933, 55593, 33178, 78654, 20507, 17405, 22765, 28767, 49097, 111438, 31287, 20503, 51752, 102269, 1450, 111420, 20507, 33178, 111435, 49292, 18427 ...
20	"โอเลี้ยง" นับเป็น "กาแฟดำ" หรือ "อเมริกาโน" หรือไม่? แล้ว "โอเลี้ยงยกมือ" คืออะไร?	101, 107, 1452, 33178, 111431, 68758, 35933, 20503, 19197, 107, 1417, 102269, 54699, 107, 1395, 17344, 111432, 72245, 22123, 55593, 107, 21113, 107, 1436, 111431, 17405, 22765, 109453, 17344, 111433 ...
21	ร้องเรียน Maxvalu ขายน้ำแฟนตาซีมาอายุ เราซื้อแล้วมาเห็นที่หลังกินไปแล้วเกือบหมด แจ้งใครทางไหนได้บ้าง	101, 1427, 75784, 111431, 74759, 67390, 12854, 12234, 10138, 1396, 39376, 16000, 35933, 55593, 111432, 72245, 16000, 30011, 17344, 111424, 17405, 22123, 33178, 39376, 53936, 1450, 22765, 17344, 91692, 111429 ...
22	น้ำส้มเช้งวนชม	101, 1417, 35933, 55593, 28767,

ตารางที่ 4-9 (ต่อ)

ลำดับ	ก่อนการแปลง	หลังการแปลง
		35933, 17405, 111431, 91692, 111431, 31287, 34523, 80814, 17405, 102, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0 ...
23	ผมชอบตุ๋นเต้าฮวย มากแต่ตอนนี้มันสกปรก เกินไปมั๊ย ครับ?	101, 1420, 17405, 42407, 108723, 30011, 38468, 35933, 111431, 30011, 38999, 49097, 26027, 1425, 101983, 111432, 30011, 31904, 30011, 38468, 49512, 18260, 35933, 17405, 23687, 28767, 18427, 49292, 22765, 18427 ...
24	น้ำดื่มอลิเตรรสชาติแปลกๆ มีกลิ่น	101, 1417, 35933, 55593, 22123, 111429, 84307, 33178, 78045, 28220, 111431, 30011, 35933, 22765, 28767, 95809, 111432, 49292, 102300, 111436, 1425, 18260, 18427, 20507, 28220, 34523, 102, 0, 0, 0 ...
25	เจอเมือกเชื้อราในกระป๋องโคก	101, 1450, 46856, 33178, 111431, 17405, 87506, 111431, 42407, 111429, 35933, 33178, 22765, 17344, 75890, 95707, 22598, 49292, 111439, 31142, 111433, 31256, 18427, 102, 0, 0, 0, 0, 0, 0 ...
26	วอนน้ำดื่ม คริสตอล เปลี่ยนฝาเป็นเหมือนเดิม ด้วย	101, 1430, 45629, 16000, 35933, 55593, 22123, 111429, 84307,

ตารางที่ 4-9 (ต่อ)

ลำดับ	ก่อนการแปลง	หลังการแปลง
		1397, 22765, 28220, 28767, 22123, 85915, 1450, 49292, 68758, 31904, 67390, 111421, 17344, 54699, 111431, 111424, 17405, 69989, 16000, 111431, 22123 ...
27	Lemon Soda กระป๋องบวมหลังจากแช่ตู้เย็น	101, 109545, 12882, 10229, 1395, 22765, 22598, 49292, 111439, 31142, 49097, 31287, 17405, 111424, 20507, 58264, 46856, 101983, 111432, 42407, 31904, 30011, 38468, 35933, 111431, 20503, 111437, 16000, 102, 0 ...
28	เบียร์กระป๋อง Limited Edition สีแดงรสชาติไม่เหมือนที่เคยดื่ม	101, 1450, 49097, 77654, 68458, 95707, 22598, 49292, 111439, 31142, 20474, 15985, 1433, 18260, 111432, 82275, 22765, 28767, 95809, 111435, 17405, 31904, 111431, 111424, 17405, 69989, 16000, 18203, 111431, 31256 ...
29	กระดาสหอบรรจุภัณฑ์ฉีกขาด ทำให้ขวดเบียร์หลุดออกจากแท่นจนแตก	101, 1395, 22765, 22598, 75974, 103333, 111424, 98455, 49097, 22765, 22765, 46856, 53936, 111422, 111427, 62914, 111417, 26832, 111413, 18260, 18427, 80814, 17344, 22123, 1415,

จากตารางที่ 4-10 ได้สร้าง Attention Mask ซึ่งเป็นลำดับตัวเลขที่ใช้ระบุ token ใดเป็นข้อมูลจริงและ Token ใดเป็น Padding โดยกำหนดค่าเป็น 1 สำหรับ Token ที่เป็นข้อมูลจริง และ 0 สำหรับตำแหน่งที่เป็น Padding ซึ่งช่วยให้โมเดลสามารถโฟกัสเฉพาะข้อมูลที่สำคัญและไม่คำนวณในส่วนที่เป็น Padding โดยตัวอย่างผลลัพธ์แสดงดังตารางที่ 4-10

หลังจากเตรียมข้อมูลในรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการฝึกโมเดลแล้ว ขั้นตอนถัดไปเป็นการจัดการปัญหาความไม่สมดุลของข้อมูล โดยใช้เทคนิค Class Weight เพื่อปรับค่าน้ำหนักของแต่ละคลาสให้เหมาะสม ซึ่งช่วยให้โมเดลสามารถเรียนรู้ข้อมูลได้อย่างสมดุล โดยผลการกระจายของข้อมูลและค่าน้ำหนักแสดงดังตารางที่ 4-11

ตารางที่ 4-11 การกระจายของข้อมูลและค่าน้ำหนักหลังทำ Class Weight

ประเภทความคิดเห็น	จำนวนความคิดเห็น	ค่าหลังการทำ Weight Balanced
Review	399	1.9323
Question	614	1.2557
Problem Report	1287	0.5931

จากตารางที่ 4-11 พบว่า ข้อมูลต้นฉบับมีความไม่สมดุลกันในแต่ละประเภทความคิดเห็น โดย Class Problem Report มีจำนวนมากที่สุดเท่ากับ 1,287 รายการ ขณะที่ Class Review มีจำนวนน้อยที่สุดเท่ากับ 399 รายการ ซึ่งอาจส่งผลให้โมเดลมีแนวโน้มเอนเอียงไปยัง Class ที่มีจำนวนข้อมูลมาก ในงานวิจัยนี้ ได้ใช้เทคนิค Class Weight โดยกำหนดค่าน้ำหนักให้กับแต่ละ Class แบบผกผันกับความถี่ของข้อมูล ส่งผลให้ Class ที่มีจำนวนข้อมูลน้อยได้รับค่าน้ำหนักสูงกว่า โดย Class Review มีค่าน้ำหนักเท่ากับ 1.9323 รองลงมาคือ Question มีค่าน้ำหนักเท่ากับ 1.2557 และ Problem Report มีค่าน้ำหนักเท่ากับ 0.5931 การกำหนดค่าน้ำหนักดังกล่าวไม่ได้เปลี่ยนจำนวนข้อมูลจริง แต่เป็นการปรับความสำคัญของข้อมูลแต่ละ class ในระหว่างกระบวนการฝึกโมเดล ทำให้โมเดลสามารถเรียนรู้ข้อมูลทุก Class ได้อย่างสมดุลมากขึ้น ลดความเอนเอียง ไปยัง Class ที่มีจำนวนข้อมูลมาก และช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกความคิดเห็นโดยรวม ค่าน้ำหนักดังกล่าวถูกนำไปใช้ในขั้นตอนการฝึกโมเดล Bi-LSTM, Bi-GRU, BERT และ DistilBERT เพื่อช่วยให้โมเดลสามารถเรียนรู้ข้อมูลที่มีความไม่สมดุลได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น

4.3 ผลการพัฒนา และทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ

หลังจากที่ผู้วิจัยได้นำแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกจำนวน 4 รูปแบบ ได้แก่ Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM), Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU), BERT และ DistilBERT มาใช้ในการพัฒนาและประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ ผู้วิจัยได้ดำเนินการปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ (Hyperparameter Tuning) โดยกำหนดทั้งพารามิเตอร์แบบคงที่และพารามิเตอร์แบบปรับแต่งได้ เพื่อค้นหาแบบตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการจำแนกประเภทความคิดเห็น จากกระบวนการปรับแต่งดังกล่าว ทำให้ได้รูปแบบตัวแบบทั้งหมดจำนวน 468 รูปแบบ โดยประกอบด้วย Bi-LSTM จำนวน 225 รูปแบบ Bi-GRU จำนวน 225 รูปแบบ BERT จำนวน 9 รูปแบบ และ DistilBERT จำนวน 9 รูปแบบ ทั้งนี้ การประเมินและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละตัวแบบพิจารณาจากตัวชี้วัดมาตรฐาน ได้แก่ ค่าความถูกต้อง (Accuracy: A) ค่าความแม่นยำ (Precision: P) ค่าการระลึก (Recall: R) ค่าการถ่วงดุล (F1-Score: F) และค่าการวิเคราะห์เส้นโค้งคุณลักษณะสมบัตการทำงาน (ROC-AUC: ROC) ซึ่งเป็นตัวชี้วัดที่สะท้อนความสามารถของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยผลลัพธ์ของแต่ละตัวแบบแสดงดังตารางที่ 4-12 ถึง 4-16 ตามลำดับ

ตารางที่ 4-12 ผลการทดสอบประสิทธิภาพด้วยเทคนิค Bidirectional Long Short-Term Memory

No	Tuned Hyperparameters				Performance				
	Bi-LSTM Unit	Dense Unit	Epochs	Learning Rate	A (%)	P	R	F	ROC
1	32	32	40	0.01	91.92	0.92	0.92	0.92	0.98
2	32	64	30	0.01	91.65	0.92	0.92	0.92	0.98
3	64	128	30	0.01	91.53	0.92	0.92	0.92	0.98
4	32	512	40	0.01	91.48	0.92	0.91	0.92	0.98
5	32	128	40	0.01	91.40	0.92	0.91	0.91	0.98
6	64	64	50	0.01	91.35	0.92	0.91	0.92	0.98
7	32	32	30	0.01	91.27	0.91	0.91	0.91	0.98
8	64	32	30	0.01	91.27	0.92	0.91	0.91	0.98
9	32	32	50	0.01	91.18	0.92	0.91	0.91	0.98
10	32	512	50	0.01	91.14	0.91	0.91	0.91	0.98

ตารางที่ 4-12 (ต่อ)

No	Tuned Hyperparameters				Performance				
	Bi-LSTM Unit	Dense Unit	Epochs	Learning Rate	A (%)	P	R	F	ROC
11	128	512	40	0.01	91.14	0.91	0.91	0.91	0.98
12	64	256	50	0.01	91.14	0.92	0.91	0.91	0.98
13	32	32	50	0.001	91.09	0.91	0.91	0.91	0.97
14	64	256	40	0.01	91.09	0.92	0.91	0.91	0.98
15	64	64	30	0.01	91.05	0.91	0.91	0.91	0.98
16	128	64	50	0.01	91.01	0.91	0.91	0.91	0.98
17	128	32	50	0.01	91.01	0.91	0.91	0.91	0.98
18	32	64	40	0.01	91.01	0.91	0.91	0.91	0.98
19	64	128	50	0.01	91.01	0.92	0.91	0.91	0.98
20	32	512	40	0.001	91.01	0.91	0.91	0.91	0.97
21	64	128	30	0.001	90.96	0.91	0.91	0.91	0.97
22	32	128	50	0.001	90.92	0.91	0.91	0.91	0.97
23	128	128	30	0.01	90.92	0.91	0.91	0.91	0.98
24	32	64	50	0.01	90.88	0.91	0.91	0.91	0.98
25	32	256	30	0.01	90.88	0.91	0.91	0.91	0.98
26	128	256	40	0.01	90.83	0.91	0.91	0.91	0.98
27	32	128	40	0.001	90.79	0.91	0.91	0.91	0.97
28	64	32	40	0.001	90.75	0.91	0.91	0.91	0.97
29	64	256	50	0.001	90.75	0.91	0.91	0.91	0.97
30	32	64	50	0.001	90.75	0.91	0.91	0.91	0.97
31	128	512	50	0.01	90.75	0.91	0.91	0.91	0.98
32	32	128	30	0.001	90.70	0.91	0.91	0.91	0.97
33	64	512	30	0.01	90.66	0.91	0.91	0.91	0.98
34	256	512	40	0.001	90.66	0.91	0.91	0.91	0.97
35	64	512	40	0.01	90.66	0.91	0.91	0.91	0.98

ตารางที่ 4-12 (ต่อ)

No	Tuned Hyperparameters				Performance				
	Bi-LSTM Unit	Dense Unit	Epochs	Learning Rate	A (%)	P	R	F	ROC
36	64	512	50	0.01	90.66	0.91	0.91	0.91	0.98
37	32	128	30	0.01	90.66	0.91	0.91	0.91	0.98
38	128	128	50	0.01	90.57	0.91	0.91	0.91	0.98
39	64	64	40	0.01	90.57	0.91	0.91	0.91	0.98
40	64	256	30	0.01	90.57	0.91	0.91	0.91	0.98
41	32	64	30	0.001	90.57	0.91	0.91	0.91	0.97
42	64	32	50	0.01	90.57	0.92	0.91	0.91	0.98
43	32	64	40	0.001	90.53	0.91	0.91	0.91	0.97
44	64	512	50	0.001	90.53	0.91	0.91	0.91	0.97
45	128	128	30	0.001	90.53	0.91	0.91	0.91	0.97
46	64	128	40	0.01	90.53	0.91	0.91	0.91	0.98
47	32	32	30	0.001	90.49	0.91	0.90	0.91	0.97
48	32	128	50	0.01	90.49	0.91	0.90	0.91	0.98
49	32	256	40	0.001	90.49	0.91	0.90	0.91	0.97
50	128	256	50	0.01	90.49	0.91	0.90	0.91	0.98
51	128	32	30	0.001	90.49	0.91	0.90	0.91	0.97
52	32	512	30	0.001	90.44	0.91	0.90	0.91	0.97
53	64	32	30	0.001	90.44	0.91	0.90	0.90	0.97
54	64	64	30	0.001	90.40	0.91	0.90	0.90	0.97
55	64	64	40	0.001	90.36	0.91	0.90	0.90	0.97
56	128	128	40	0.01	90.31	0.90	0.90	0.90	0.98
57	32	256	50	0.001	90.31	0.91	0.90	0.91	0.97
58	128	64	50	0.001	90.31	0.91	0.90	0.91	0.97
59	128	512	50	0.001	90.27	0.91	0.90	0.91	0.97
60	64	128	40	0.001	90.27	0.91	0.90	0.90	0.97

ตารางที่ 4-12 (ต่อ)

No	Tuned Hyperparameters				Performance				
	Bi-LSTM Unit	Dense Unit	Epochs	Learning Rate	A (%)	P	R	F	ROC
61	32	512	50	0.001	90.27	0.91	0.90	0.90	0.97
62	64	256	40	0.001	90.23	0.91	0.90	0.90	0.97
63	256	64	50	0.001	90.18	0.90	0.90	0.90	0.97
64	256	128	40	0.01	90.14	0.90	0.90	0.90	0.97
65	512	128	30	0.001	90.14	0.90	0.90	0.90	0.97
66	128	64	30	0.001	90.14	0.90	0.90	0.90	0.97
67	128	256	30	0.01	90.10	0.90	0.90	0.90	0.98
68	256	256	30	0.001	90.10	0.91	0.90	0.90	0.97
69	256	64	30	0.01	90.06	0.90	0.90	0.90	0.97
70	64	512	40	0.001	90.06	0.91	0.90	0.90	0.97
71	32	256	30	0.001	90.05	0.91	0.90	0.90	0.97
72	128	32	30	0.01	90.05	0.90	0.90	0.90	0.98
73	32	256	40	0.01	90.01	0.90	0.90	0.90	0.98
74	32	512	30	0.01	89.97	0.90	0.90	0.90	0.97
75	128	128	40	0.001	89.97	0.90	0.90	0.90	0.97
76	32	32	40	0.001	89.93	0.90	0.90	0.90	0.97
77	512	512	50	0.001	89.93	0.91	0.90	0.90	0.97
78	256	128	30	0.01	89.88	0.90	0.90	0.90	0.98
79	64	32	50	0.001	89.88	0.90	0.90	0.90	0.97
80	256	64	40	0.01	89.88	0.91	0.90	0.90	0.98
81	256	32	40	0.01	89.88	0.91	0.90	0.90	0.97
82	512	128	50	0.001	89.84	0.91	0.90	0.90	0.97
83	64	512	30	0.001	89.84	0.90	0.90	0.90	0.97
84	512	512	40	0.001	89.80	0.90	0.90	0.90	0.97
85	256	64	40	0.001	89.80	0.90	0.90	0.90	0.97

ตารางที่ 4-12 (ต่อ)

No	Tuned Hyperparameters				Performance				
	Bi-LSTM Unit	Dense Unit	Epochs	Learning Rate	A (%)	P	R	F	ROC
86	128	256	40	0.001	89.80	0.90	0.90	0.90	0.97
87	256	128	50	0.001	89.80	0.90	0.90	0.90	0.97
88	128	64	30	0.01	89.79	0.90	0.90	0.90	0.97
89	128	64	40	0.01	89.79	0.91	0.90	0.90	0.98
90	256	256	50	0.001	89.75	0.90	0.90	0.90	0.97
91	256	256	30	0.01	89.75	0.90	0.90	0.90	0.98
92	64	32	40	0.01	89.75	0.90	0.90	0.90	0.97
93	512	64	30	0.001	89.75	0.90	0.90	0.90	0.97
94	256	512	50	0.01	89.75	0.90	0.90	0.90	0.98
95	256	256	40	0.01	89.71	0.90	0.90	0.90	0.97
96	256	32	50	0.01	89.67	0.90	0.90	0.90	0.98
97	256	32	30	0.01	89.66	0.90	0.90	0.90	0.97
98	32	256	50	0.01	89.62	0.91	0.90	0.90	0.98
99	256	512	30	0.001	89.58	0.91	0.90	0.90	0.97
100	512	256	40	0.001	89.54	0.90	0.90	0.90	0.97
101	512	32	50	0.001	89.54	0.90	0.90	0.90	0.96
102	128	512	30	0.001	89.54	0.90	0.90	0.90	0.97
103	64	64	50	0.001	89.54	0.90	0.90	0.90	0.97
104	256	512	40	0.01	89.53	0.90	0.90	0.90	0.97
105	64	32	40	0.0001	89.49	0.90	0.89	0.90	0.96
106	256	128	50	0.01	89.45	0.90	0.89	0.90	0.98
107	128	256	30	0.001	89.41	0.90	0.89	0.90	0.97
108	512	128	40	0.001	89.41	0.90	0.89	0.90	0.97
109	32	64	30	0.0001	89.36	0.89	0.89	0.89	0.96
110	128	256	50	0.001	89.36	0.90	0.89	0.90	0.97

ตารางที่ 4-12 (ต่อ)

No	Tuned Hyperparameters				Performance				
	Bi-LSTM Unit	Dense Unit	Epochs	Learning Rate	A (%)	P	R	F	ROC
111	256	256	40	0.001	89.36	0.90	0.89	0.90	0.97
112	128	64	40	0.001	89.36	0.90	0.89	0.90	0.97
113	512	512	30	0.001	89.32	0.90	0.89	0.90	0.97
114	256	256	50	0.01	89.32	0.90	0.89	0.90	0.97
115	128	512	40	0.001	89.28	0.90	0.89	0.89	0.97
116	256	64	50	0.01	89.28	0.90	0.89	0.89	0.97
117	512	64	40	0.001	89.23	0.90	0.89	0.89	0.96
118	64	128	50	0.001	89.23	0.90	0.89	0.89	0.97
119	256	32	50	0.001	89.19	0.90	0.89	0.89	0.97
120	256	128	30	0.001	89.19	0.90	0.89	0.89	0.97
121	128	32	40	0.001	89.19	0.90	0.89	0.89	0.97
122	32	256	30	0.0001	89.19	0.90	0.89	0.89	0.96
123	256	64	30	0.001	89.19	0.90	0.89	0.89	0.97
124	64	256	30	0.001	89.15	0.90	0.89	0.89	0.97
125	64	256	30	0.0001	89.11	0.90	0.89	0.89	0.96
126	32	32	50	0.0001	89.10	0.89	0.89	0.89	0.96
127	512	256	50	0.001	89.10	0.90	0.89	0.89	0.97
128	128	32	50	0.001	89.06	0.90	0.89	0.89	0.97
129	256	256	30	0.0001	89.06	0.89	0.89	0.89	0.95
130	32	512	40	0.0001	89.02	0.90	0.89	0.89	0.96
131	128	512	30	0.01	89.02	0.90	0.89	0.89	0.97
132	256	128	40	0.001	88.97	0.90	0.89	0.89	0.96
133	256	32	30	0.001	88.93	0.90	0.89	0.89	0.97
134	256	32	40	0.001	88.93	0.89	0.89	0.89	0.96
135	64	128	40	0.0001	88.89	0.89	0.89	0.89	0.96

ตารางที่ 4-12 (ต่อ)

No	Tuned Hyperparameters				Performance				
	Bi-LSTM Unit	Dense Unit	Epochs	Learning Rate	A (%)	P	R	F	ROC
136	256	512	50	0.001	88.84	0.89	0.89	0.89	0.97
137	512	256	30	0.001	88.80	0.90	0.89	0.89	0.97
138	32	256	40	0.0001	88.76	0.89	0.89	0.89	0.96
139	512	32	30	0.001	88.76	0.90	0.89	0.89	0.96
140	32	128	50	0.0001	88.76	0.89	0.89	0.89	0.96
141	512	128	30	0.0001	88.76	0.89	0.89	0.89	0.96
142	32	128	30	0.0001	88.76	0.89	0.89	0.89	0.96
143	128	32	40	0.01	88.76	0.90	0.89	0.89	0.97
144	128	128	50	0.001	88.72	0.89	0.89	0.89	0.97
145	32	512	30	0.0001	88.71	0.89	0.89	0.89	0.96
146	32	256	50	0.0001	88.67	0.89	0.89	0.89	0.96
147	32	32	40	0.0001	88.59	0.89	0.89	0.89	0.95
148	64	512	30	0.0001	88.59	0.89	0.89	0.89	0.95
149	256	128	40	0.0001	88.59	0.89	0.89	0.89	0.96
150	128	64	30	0.0001	88.54	0.89	0.89	0.89	0.95
151	64	128	30	0.0001	88.54	0.89	0.89	0.89	0.95
152	64	32	30	0.0001	88.50	0.89	0.88	0.89	0.95
153	32	64	50	0.0001	88.46	0.89	0.88	0.89	0.96
154	128	64	40	0.0001	88.41	0.89	0.88	0.88	0.95
155	256	32	40	0.0001	88.41	0.89	0.88	0.88	0.95
156	32	512	50	0.0001	88.37	0.89	0.88	0.89	0.96
157	128	256	50	0.0001	88.37	0.88	0.88	0.88	0.95
158	256	512	30	0.01	88.37	0.89	0.88	0.89	0.97
159	512	256	50	0.0001	88.33	0.89	0.88	0.88	0.95
160	256	256	40	0.0001	88.33	0.89	0.88	0.88	0.95

ตารางที่ 4-12 (ต่อ)

No	Tuned Hyperparameters				Performance				
	Bi-LSTM Unit	Dense Unit	Epochs	Learning Rate	A (%)	P	R	F	ROC
161	128	512	40	0.0001	88.28	0.89	0.88	0.88	0.95
162	256	64	30	0.0001	88.28	0.89	0.88	0.88	0.95
163	64	256	50	0.0001	88.28	0.88	0.88	0.88	0.95
164	512	32	40	0.001	88.28	0.89	0.88	0.88	0.96
165	128	128	30	0.0001	88.24	0.88	0.88	0.88	0.95
166	512	64	50	0.0001	88.20	0.89	0.88	0.88	0.95
167	128	256	30	0.0001	88.20	0.88	0.88	0.88	0.95
168	64	512	50	0.0001	88.20	0.89	0.88	0.88	0.95
169	128	128	50	0.0001	88.15	0.89	0.88	0.88	0.95
170	512	32	40	0.0001	88.15	0.88	0.88	0.88	0.95
171	256	512	40	0.0001	88.11	0.89	0.88	0.88	0.95
172	512	512	40	0.0001	88.11	0.88	0.88	0.88	0.96
173	512	64	50	0.001	88.11	0.89	0.88	0.88	0.96
174	64	512	40	0.0001	88.07	0.88	0.88	0.88	0.96
175	256	512	50	0.0001	88.02	0.88	0.88	0.88	0.95
176	256	512	30	0.0001	87.98	0.88	0.88	0.88	0.95
177	256	32	50	0.0001	87.98	0.89	0.88	0.88	0.95
178	128	32	40	0.0001	87.94	0.88	0.88	0.88	0.95
179	256	32	30	0.0001	87.89	0.88	0.88	0.88	0.95
180	256	64	50	0.0001	87.89	0.88	0.88	0.88	0.95
181	512	256	40	0.0001	87.85	0.89	0.88	0.88	0.96
182	128	32	50	0.0001	87.81	0.88	0.88	0.88	0.94
183	128	512	50	0.0001	87.81	0.88	0.88	0.88	0.95
184	128	256	40	0.0001	87.81	0.88	0.88	0.88	0.95
185	64	64	30	0.0001	87.81	0.88	0.88	0.88	0.95

ตารางที่ 4-12 (ต่อ)

No	Tuned Hyperparameters				Performance				
	Bi-LSTM Unit	Dense Unit	Epochs	Learning Rate	A (%)	P	R	F	ROC
186	512	512	30	0.0001	87.76	0.88	0.88	0.88	0.96
187	64	64	40	0.0001	87.76	0.88	0.88	0.88	0.95
188	128	64	50	0.0001	87.72	0.88	0.88	0.88	0.95
189	256	128	30	0.0001	87.72	0.88	0.88	0.88	0.95
190	128	128	40	0.0001	87.72	0.88	0.88	0.88	0.95
191	512	32	50	0.0001	87.72	0.88	0.88	0.88	0.95
192	64	64	50	0.0001	87.59	0.87	0.88	0.87	0.95
193	32	64	40	0.0001	87.55	0.88	0.88	0.88	0.95
194	256	64	40	0.0001	87.55	0.88	0.88	0.88	0.94
195	512	128	50	0.0001	87.55	0.88	0.88	0.88	0.95
196	128	32	30	0.0001	87.55	0.88	0.88	0.87	0.94
197	64	256	40	0.0001	87.46	0.88	0.87	0.87	0.95
198	256	256	50	0.0001	87.42	0.88	0.87	0.87	0.95
199	32	128	40	0.0001	87.33	0.87	0.87	0.87	0.95
200	32	32	30	0.0001	87.29	0.87	0.87	0.87	0.95
201	512	128	40	0.0001	87.29	0.88	0.87	0.87	0.95
202	64	32	50	0.0001	87.25	0.87	0.87	0.87	0.94
203	512	64	30	0.01	87.24	0.88	0.87	0.87	0.96
204	512	128	30	0.01	87.20	0.88	0.87	0.88	0.96
205	512	64	40	0.0001	87.16	0.87	0.87	0.87	0.95
206	64	128	50	0.0001	87.12	0.87	0.87	0.87	0.95
207	512	64	30	0.0001	86.99	0.88	0.87	0.87	0.95
208	128	512	30	0.0001	86.99	0.87	0.87	0.87	0.94
209	512	64	50	0.01	86.94	0.88	0.87	0.87	0.96
210	512	32	30	0.0001	86.94	0.87	0.87	0.87	0.95

ตารางที่ 4-12 (ต่อ)

No	Tuned Hyperparameters				Performance				
	Bi-LSTM Unit	Dense Unit	Epochs	Learning Rate	A (%)	P	R	F	ROC
211	512	32	40	0.01	86.90	0.88	0.87	0.87	0.96
212	512	256	30	0.01	86.90	0.88	0.87	0.87	0.96
213	512	256	30	0.0001	86.86	0.87	0.87	0.87	0.95
214	256	128	50	0.0001	86.77	0.87	0.87	0.87	0.94
215	512	512	40	0.01	86.73	0.88	0.87	0.87	0.96
216	512	32	30	0.01	86.64	0.88	0.87	0.87	0.96
217	512	512	50	0.0001	86.64	0.87	0.87	0.87	0.95
218	512	128	40	0.01	86.17	0.86	0.86	0.86	0.95
219	512	64	40	0.01	86.16	0.87	0.86	0.86	0.95
220	512	512	50	0.01	85.52	0.85	0.86	0.84	0.95
221	512	256	40	0.01	85.52	0.87	0.86	0.85	0.95
222	512	128	50	0.01	85.13	0.85	0.85	0.84	0.95
223	512	512	30	0.01	85.08	0.87	0.85	0.85	0.95
224	512	256	50	0.01	85.04	0.85	0.85	0.84	0.94
225	512	32	50	0.01	84.09	0.85	0.84	0.84	0.94

จากตารางที่ 4-12 หลังจากการทดลองปรับค่าพารามิเตอร์แบบปรับแต่งด้วยเทคนิค Bidirectional Long Short-Term Memory พบว่า Bi-LSTM Units เท่ากับ 32, Dense Units เท่ากับ 32 และ Epochs เท่ากับ 40 ให้ประสิทธิภาพดีที่สุด โดยให้ค่าความถูกต้องร้อยละ 91.91 ค่าความแม่นยำเท่ากับ 0.92 ค่าระลึกเท่ากับ 0.92 ค่าการถ่วงดุลเท่ากับ 0.92 และค่าการวิเคราะห์เส้นโค้งคุณลักษณะสมบัตการทำงานเท่ากับ 0.98

ตารางที่ 4-13 ผลการทดสอบประสิทธิภาพด้วยเทคนิค Bidirectional Gated Recurrent Unit

No	Tuned Hyperparameters				Performance				
	Bi-GRU Unit	Dense Unit	Epochs	Learning Rate	A (%)	P	R	F	ROC
1	64	32	50	0.01	91.52	0.92	0.92	0.92	0.98
2	32	32	30	0.001	91.27	0.92	0.91	0.91	0.98
3	64	32	50	0.001	91.18	0.91	0.91	0.91	0.98
4	32	256	30	0.01	91.14	0.91	0.91	0.91	0.98
5	32	64	30	0.01	91.14	0.92	0.91	0.91	0.98
6	512	512	50	0.001	91.09	0.91	0.91	0.91	0.98
7	32	32	50	0.01	91.05	0.92	0.91	0.91	0.98
8	32	32	40	0.01	90.96	0.92	0.91	0.91	0.98
9	32	32	50	0.001	90.96	0.91	0.91	0.91	0.98
10	32	128	40	0.01	90.96	0.91	0.91	0.91	0.98
11	32	64	30	0.001	90.92	0.91	0.91	0.91	0.98
12	32	64	40	0.01	90.83	0.92	0.91	0.91	0.98
13	64	32	30	0.001	90.75	0.91	0.91	0.91	0.97
14	128	32	50	0.001	90.70	0.91	0.91	0.91	0.98
15	64	64	30	0.01	90.70	0.91	0.91	0.91	0.98
16	64	64	40	0.01	90.66	0.91	0.91	0.91	0.98
17	256	32	40	0.001	90.66	0.91	0.91	0.91	0.97
18	64	64	40	0.001	90.66	0.91	0.91	0.91	0.97
19	64	32	40	0.001	90.66	0.91	0.91	0.91	0.97
20	32	32	30	0.01	90.62	0.91	0.91	0.91	0.98
21	32	128	50	0.01	90.62	0.91	0.91	0.91	0.98
22	64	256	50	0.01	90.57	0.91	0.91	0.91	0.98
23	256	64	50	0.001	90.57	0.91	0.91	0.91	0.98
24	32	256	40	0.01	90.53	0.91	0.91	0.91	0.98
25	256	32	50	0.01	90.53	0.91	0.91	0.91	0.98

ตารางที่ 4-13 (ต่อ)

No	Tuned Hyperparameters				Performance				
	Bi-GRU Unit	Dense Unit	Epochs	Learning Rate	A (%)	P	R	F	ROC
26	128	256	50	0.001	90.49	0.91	0.90	0.91	0.98
52	64	128	50	0.0001	90.18	0.91	0.90	0.90	0.97
53	128	256	40	0.001	90.14	0.91	0.90	0.90	0.97
54	256	256	50	0.001	90.14	0.91	0.90	0.90	0.97
55	256	128	30	0.01	90.14	0.91	0.90	0.90	0.97
56	32	128	50	0.0001	90.14	0.91	0.90	0.90	0.97
57	128	512	40	0.01	90.14	0.91	0.90	0.90	0.98
58	32	256	30	0.0001	90.10	0.91	0.90	0.90	0.97
59	64	32	40	0.0001	90.10	0.90	0.90	0.90	0.96
60	64	32	40	0.01	90.10	0.91	0.90	0.90	0.98
61	512	64	30	0.001	90.10	0.90	0.90	0.90	0.97
62	128	512	50	0.001	90.10	0.91	0.90	0.90	0.97
63	512	32	40	0.001	90.06	0.90	0.90	0.90	0.97
64	64	512	40	0.01	90.06	0.90	0.90	0.90	0.98
65	64	512	30	0.01	90.06	0.91	0.90	0.90	0.98
66	128	32	50	0.01	90.06	0.91	0.90	0.90	0.98
67	32	128	30	0.01	90.05	0.90	0.90	0.90	0.98
68	64	32	30	0.01	90.01	0.91	0.90	0.90	0.98
69	64	128	30	0.01	90.01	0.91	0.90	0.90	0.98
70	32	256	40	0.001	90.01	0.91	0.90	0.90	0.97
71	128	64	50	0.01	89.97	0.90	0.90	0.90	0.98
72	128	128	40	0.001	89.97	0.91	0.90	0.90	0.97
73	128	256	50	0.01	89.93	0.91	0.90	0.90	0.98
74	64	512	40	0.0001	89.93	0.90	0.90	0.90	0.97
75	512	256	40	0.001	89.93	0.90	0.90	0.90	0.97
76	64	256	30	0.01	89.88	0.91	0.90	0.90	0.98

ตารางที่ 4-13 (ต่อ)

No	Tuned Hyperparameters				Performance				
	Bi-GRU Unit	Dense Unit	Epochs	Learning Rate	A (%)	P	R	F	ROC
77	256	256	30	0.001	89.84	0.91	0.90	0.90	0.97
78	128	64	30	0.01	89.84	0.91	0.90	0.90	0.98
79	256	256	40	0.001	89.84	0.91	0.90	0.90	0.97
80	32	256	30	0.001	89.84	0.91	0.90	0.90	0.97
81	256	64	30	0.01	89.84	0.90	0.90	0.90	0.98
82	128	64	30	0.001	89.84	0.90	0.90	0.90	0.97
83	64	512	50	0.001	89.84	0.91	0.90	0.90	0.97
84	32	512	50	0.0001	89.80	0.90	0.90	0.90	0.97
85	128	512	40	0.001	89.80	0.91	0.90	0.90	0.98
86	128	128	30	0.01	89.80	0.90	0.90	0.90	0.98
87	128	128	40	0.01	89.75	0.90	0.90	0.90	0.98
88	32	32	40	0.001	89.75	0.90	0.90	0.90	0.97
89	512	128	50	0.001	89.75	0.90	0.90	0.90	0.97
90	32	512	40	0.0001	89.75	0.90	0.90	0.90	0.97
91	512	512	40	0.001	89.75	0.91	0.90	0.90	0.97
92	512	32	30	0.001	89.75	0.91	0.90	0.90	0.97
93	32	64	40	0.0001	89.71	0.90	0.90	0.90	0.97
94	128	64	40	0.01	89.71	0.90	0.90	0.90	0.98
95	64	256	40	0.01	89.71	0.90	0.90	0.90	0.98
96	64	64	50	0.01	89.71	0.90	0.90	0.90	0.98
97	32	32	40	0.0001	89.71	0.90	0.90	0.90	0.97
98	512	256	30	0.001	89.71	0.90	0.90	0.90	0.97
99	512	32	50	0.001	89.67	0.91	0.90	0.90	0.98
100	256	128	50	0.01	89.67	0.90	0.90	0.90	0.97
101	32	64	40	0.001	89.67	0.91	0.90	0.90	0.97
102	128	256	40	0.01	89.67	0.90	0.90	0.90	0.98

ตารางที่ 4-13 (ต่อ)

No	Tuned Hyperparameters				Performance				
	Bi-GRU Unit	Dense Unit	Epochs	Learning Rate	A (%)	P	R	F	ROC
103	128	64	40	0.001	89.67	0.90	0.90	0.90	0.97
104	512	512	30	0.001	89.66	0.90	0.90	0.90	0.97
105	256	512	50	0.01	89.62	0.90	0.90	0.90	0.98
106	32	512	40	0.01	89.62	0.91	0.90	0.90	0.98
107	64	512	50	0.0001	89.62	0.90	0.90	0.90	0.97
108	64	256	50	0.001	89.62	0.91	0.90	0.90	0.97
109	64	128	40	0.001	89.62	0.91	0.90	0.90	0.97
110	512	128	40	0.001	89.62	0.90	0.90	0.90	0.97
111	256	512	30	0.001	89.58	0.90	0.90	0.90	0.97
112	32	128	30	0.0001	89.58	0.90	0.90	0.90	0.97
113	32	256	40	0.0001	89.58	0.90	0.90	0.90	0.97
114	512	128	30	0.01	89.58	0.90	0.90	0.90	0.97
115	32	512	30	0.001	89.58	0.91	0.90	0.90	0.97
116	128	256	30	0.01	89.54	0.90	0.90	0.90	0.98
117	32	512	30	0.0001	89.54	0.90	0.90	0.90	0.97
118	256	256	50	0.01	89.54	0.90	0.90	0.90	0.98
119	32	256	50	0.001	89.54	0.90	0.90	0.90	0.97
120	512	64	50	0.001	89.49	0.90	0.89	0.90	0.97
121	128	256	30	0.001	89.49	0.90	0.89	0.90	0.97
122	256	64	40	0.001	89.49	0.91	0.89	0.90	0.97
123	64	256	40	0.001	89.49	0.90	0.89	0.90	0.97
124	64	512	30	0.001	89.49	0.91	0.89	0.90	0.97
125	256	512	40	0.001	89.45	0.90	0.89	0.90	0.97
126	256	128	50	0.001	89.45	0.90	0.89	0.90	0.97
127	64	512	30	0.0001	89.41	0.90	0.89	0.90	0.97
128	128	512	30	0.01	89.36	0.90	0.89	0.89	0.97

ตารางที่ 4-13 (ต่อ)

No	Tuned Hyperparameters				Performance				
	Bi-GRU Unit	Dense Unit	Epochs	Learning Rate	A (%)	P	R	F	ROC
129	256	256	30	0.01	89.36	0.90	0.89	0.89	0.97
130	256	128	40	0.001	89.36	0.90	0.89	0.90	0.97
131	256	64	30	0.001	89.36	0.91	0.89	0.90	0.97
132	256	256	40	0.01	89.32	0.90	0.89	0.89	0.97
133	256	32	30	0.001	89.32	0.91	0.89	0.90	0.97
134	256	512	50	0.001	89.32	0.90	0.89	0.90	0.97
135	512	64	30	0.01	89.28	0.90	0.89	0.89	0.97
136	512	128	40	0.0001	89.28	0.90	0.89	0.89	0.96
137	32	128	40	0.0001	89.28	0.90	0.89	0.89	0.97
138	128	128	50	0.001	89.23	0.90	0.89	0.89	0.97
139	512	128	30	0.001	89.23	0.90	0.89	0.89	0.97
140	32	64	30	0.0001	89.19	0.90	0.89	0.89	0.97
141	64	128	40	0.01	89.19	0.90	0.89	0.89	0.97
142	128	32	40	0.01	89.15	0.89	0.89	0.89	0.98
143	128	64	40	0.0001	89.15	0.90	0.89	0.89	0.96
144	256	128	30	0.001	89.15	0.90	0.89	0.89	0.97
145	256	128	40	0.01	89.10	0.90	0.89	0.89	0.97
146	32	64	50	0.0001	89.10	0.90	0.89	0.89	0.97
147	32	512	30	0.01	89.02	0.89	0.89	0.89	0.97
148	128	512	30	0.001	89.02	0.90	0.89	0.89	0.97
149	32	32	30	0.0001	88.98	0.89	0.89	0.89	0.97
150	512	64	40	0.001	88.97	0.90	0.89	0.89	0.97
151	64	32	50	0.0001	88.93	0.89	0.89	0.89	0.96
152	32	256	50	0.0001	88.93	0.89	0.89	0.89	0.97
153	256	128	40	0.0001	88.89	0.90	0.89	0.89	0.96
154	256	256	30	0.0001	88.89	0.89	0.89	0.89	0.96

ตารางที่ 4-13 (ต่อ)

No	Tuned Hyperparameters				Performance				
	Bi-GRU Unit	Dense Unit	Epochs	Learning Rate	A (%)	P	R	F	ROC
155	512	256	30	0.0001	88.89	0.90	0.89	0.89	0.96
156	128	128	50	0.01	88.89	0.89	0.89	0.89	0.97
157	256	512	40	0.01	88.89	0.90	0.89	0.89	0.97
158	256	32	40	0.0001	88.89	0.89	0.89	0.89	0.96
159	64	512	50	0.01	88.85	0.90	0.89	0.89	0.97
160	512	512	40	0.0001	88.84	0.90	0.89	0.89	0.96
161	64	64	40	0.0001	88.84	0.89	0.89	0.89	0.96
162	128	512	30	0.0001	88.84	0.89	0.89	0.89	0.96
163	64	64	30	0.0001	88.80	0.89	0.89	0.89	0.96
164	256	64	30	0.0001	88.76	0.89	0.89	0.89	0.96
165	512	64	30	0.0001	88.72	0.89	0.89	0.89	0.96
166	64	128	40	0.0001	88.72	0.89	0.89	0.89	0.96
167	128	256	50	0.0001	88.71	0.89	0.89	0.89	0.96
168	32	32	50	0.0001	88.67	0.89	0.89	0.89	0.96
169	64	64	50	0.0001	88.67	0.89	0.89	0.89	0.96
170	512	32	30	0.01	88.67	0.90	0.89	0.89	0.97
171	64	128	30	0.0001	88.63	0.89	0.89	0.89	0.96
172	256	32	50	0.0001	88.59	0.89	0.89	0.89	0.96
173	64	256	30	0.0001	88.54	0.89	0.89	0.89	0.96
174	256	512	50	0.0001	88.54	0.89	0.89	0.89	0.96
175	128	256	40	0.0001	88.54	0.89	0.89	0.89	0.96
176	256	64	40	0.01	88.54	0.89	0.89	0.89	0.97
177	64	32	30	0.0001	88.50	0.89	0.88	0.89	0.96
178	512	32	50	0.01	88.50	0.90	0.88	0.89	0.97
179	64	256	40	0.0001	88.50	0.89	0.88	0.89	0.97
180	512	32	30	0.0001	88.50	0.89	0.88	0.89	0.96

ตารางที่ 4-13 (ต่อ)

No	Tuned Hyperparameters				Performance				
	Bi-GRU Unit	Dense Unit	Epochs	Learning Rate	A (%)	P	R	F	ROC
181	512	256	40	0.01	88.50	0.89	0.88	0.89	0.97
182	512	128	30	0.0001	88.46	0.89	0.88	0.89	0.96
183	256	512	30	0.01	88.41	0.89	0.88	0.88	0.97
184	512	64	50	0.01	88.41	0.89	0.88	0.89	0.97
185	128	256	30	0.0001	88.41	0.89	0.88	0.89	0.96
186	128	128	50	0.0001	88.37	0.89	0.88	0.89	0.96
187	512	32	40	0.01	88.37	0.89	0.88	0.89	0.97
188	128	64	50	0.001	88.33	0.90	0.88	0.89	0.97
189	256	256	40	0.0001	88.33	0.89	0.88	0.89	0.96
190	256	256	50	0.0001	88.28	0.89	0.88	0.88	0.96
191	512	128	40	0.01	88.20	0.89	0.88	0.88	0.96
192	512	512	50	0.01	88.20	0.89	0.88	0.89	0.97
193	64	256	50	0.0001	88.15	0.89	0.88	0.88	0.96
194	128	64	30	0.0001	88.15	0.89	0.88	0.88	0.96
195	512	64	50	0.0001	88.15	0.89	0.88	0.88	0.96
196	512	256	50	0.0001	88.15	0.89	0.88	0.88	0.96
197	256	512	30	0.0001	88.15	0.89	0.88	0.88	0.96
198	256	128	50	0.0001	88.11	0.89	0.88	0.88	0.96
199	256	64	50	0.0001	88.11	0.89	0.88	0.88	0.96
200	128	32	30	0.0001	88.07	0.88	0.88	0.88	0.95
201	128	32	40	0.0001	88.07	0.88	0.88	0.88	0.96
202	512	256	30	0.01	88.07	0.89	0.88	0.88	0.97
203	512	64	40	0.0001	88.07	0.89	0.88	0.88	0.96
204	128	512	40	0.0001	88.02	0.89	0.88	0.88	0.96
205	128	128	30	0.0001	87.98	0.89	0.88	0.88	0.96
206	256	128	30	0.0001	87.98	0.89	0.88	0.88	0.96

ตารางที่ 4-13 (ต่อ)

No	Tuned Hyperparameters				Performance				
	Bi-GRU Unit	Dense Unit	Epochs	Learning Rate	A (%)	P	R	F	ROC
207	512	512	50	0.0001	87.98	0.88	0.88	0.88	0.96
208	512	128	50	0.01	87.98	0.89	0.88	0.88	0.96
209	256	512	40	0.0001	87.94	0.89	0.88	0.88	0.96
210	128	32	50	0.0001	87.94	0.88	0.88	0.88	0.95
211	512	32	40	0.0001	87.94	0.88	0.88	0.88	0.95
212	128	64	50	0.0001	87.94	0.89	0.88	0.88	0.96
213	128	512	50	0.01	87.89	0.89	0.88	0.88	0.97
214	128	512	50	0.0001	87.85	0.89	0.88	0.88	0.96
215	512	128	50	0.0001	87.72	0.89	0.88	0.88	0.96
216	512	512	30	0.0001	87.72	0.88	0.88	0.88	0.96
217	512	256	40	0.0001	87.68	0.88	0.88	0.88	0.96
218	512	32	50	0.0001	87.68	0.88	0.88	0.88	0.96
219	256	64	40	0.0001	87.63	0.88	0.88	0.88	0.95
220	128	128	40	0.0001	87.42	0.88	0.87	0.88	0.96
221	512	256	50	0.01	86.86	0.87	0.87	0.87	0.96
222	512	512	40	0.01	86.81	0.88	0.87	0.87	0.96
223	512	512	30	0.01	86.77	0.88	0.87	0.87	0.96
224	256	32	30	0.0001	86.34	0.87	0.86	0.86	0.95
225	512	64	40	0.01	86.25	0.87	0.86	0.86	0.95

จากตารางที่ 4-13 หลังจากการทดลองปรับค่าพารามิเตอร์แบบปรับแต่งด้วยเทคนิค Bidirectional Gated Recurrent Unit พบว่า Bi-GRU Units เท่ากับ 64 Dense Units เท่ากับ 32 และ Epochs เท่ากับ 50 ให้ประสิทธิภาพดีที่สุด โดยให้ค่าความถูกต้องร้อยละ 91.53 ค่าความแม่นยำเท่ากับ 0.92 ค่าระลึกเท่ากับ 0.92 ค่าการถ่วงดุลเท่ากับ 0.92 และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเท่ากับ 0.98

ตารางที่ 4-14 ผลการทดสอบประสิทธิภาพด้วยเทคนิค BERT

No	Tuned Hyperparameters		Performance				
	Learning Rate	Epochs	A (%)	P	R	F	ROC
1	<u>0.00003</u>	<u>4</u>	<u>93.30</u>	<u>0.93</u>	<u>0.93</u>	<u>0.93</u>	<u>0.98</u>
2	0.00002	4	92.82	0.93	0.93	0.93	0.98
3	0.00002	5	92.82	0.93	0.93	0.93	0.98
4	0.00002	3	92.39	0.92	0.92	0.92	0.98
5	0.00003	3	92.35	0.92	0.92	0.92	0.98
6	0.00003	5	92.22	0.92	0.92	0.92	0.98
7	0.00005	4	87.94	0.90	0.88	0.88	0.96
8	0.00005	5	84.51	0.86	0.85	0.84	0.94
9	0.00005	3	82.49	0.82	0.82	0.81	0.90

จากตารางที่ 4-14 หลังจากการทดลองปรับค่าพารามิเตอร์แบบปรับแต่งด้วยเทคนิค Bidirectional Encoder Representations from Transformers พบว่า Max Length เท่ากับ 128, Learning Rate เท่ากับ 0.00003 และ Epochs เท่ากับ 4 ให้ประสิทธิภาพดีที่สุด โดยให้ ค่าความถูกต้องร้อยละ 93.30 ค่าความแม่นยำเท่ากับ 0.93 ค่าระลึกเท่ากับ 0.93 ค่าการถ่วงดุลเท่ากับ 0.93 และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเท่ากับ 0.98

ตารางที่ 4-15 ผลการทดสอบประสิทธิภาพด้วยเทคนิค DistilBERT

No	Tuned Hyperparameters		Performance				
	Learning Rate	Epochs	A (%)	P	R	F	ROC
1	<u>0.00002</u>	<u>5</u>	<u>92.65</u>	<u>0.93</u>	<u>0.93</u>	<u>0.93</u>	<u>0.98</u>
2	0.00002	4	92.35	0.92	0.92	0.92	0.98
3	0.00003	3	91.96	0.92	0.92	0.92	0.98
4	0.00005	3	91.53	0.92	0.92	0.91	0.98
5	0.00002	3	91.35	0.91	0.91	0.91	0.98
6	0.00005	4	91.31	0.91	0.91	0.91	0.98

ตารางที่ 4-15 (ต่อ)

No	Tuned Hyperparameters		Performance				
	Learning Rate	Epochs	A (%)	P	R	F	ROC
7	0.00003	5	91.22	0.92	0.91	0.91	0.98
8	0.00003	4	91.01	0.91	0.91	0.91	0.98
9	0.00005	5	90.14	0.91	0.90	0.90	0.97

จากตารางที่ 4-15 หลังจากการทดลองปรับค่าพารามิเตอร์แบบปรับแต่งด้วยเทคนิค Distilled Bidirectional Encoder Representations from Transformers พบว่า Learning Rate เท่ากับ 0.00002 และ Epochs เท่ากับ 5 ให้ประสิทธิภาพดีที่สุด โดยให้ค่าความถูกต้องร้อยละ 92.65 ค่าความแม่นยำเท่ากับ 0.93 ค่าระลึกเท่ากับ 0.93 ค่าการถ่วงดุลเท่ากับ 0.93 และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเท่ากับ 0.98

ตารางที่ 4-16 ผลการคัดเลือกตัวแบบที่มีประสิทธิภาพสูงสุดในแต่ละเทคนิค

Technique	Performance					Runtime (Min)
	A (%)	P	R	F	ROC	
BERT	93.30	0.93	0.93	0.93	0.98	99.11
DistilBERT	92.65	0.93	0.93	0.93	0.98	62.56
Bi-LSTM	91.92	0.92	0.92	0.92	0.98	223.10
Bi-GRU	91.53	0.92	0.92	0.92	0.98	203.35

จากตารางที่ 4-16 จากผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบในตารางที่ 4-16 พบว่า โมเดล BERT มีประสิทธิภาพโดยรวมสูงสุดเมื่อพิจารณาจากตัวชี้วัด Accuracy, Precision, Recall, F1-Score และ ROC ดังนั้น ผู้วิจัยจึงเลือกตัวแบบที่มีประสิทธิภาพสูงสุดของแต่ละเทคนิค ได้แก่ BERT, DistilBERT, Bi-LSTM และ Bi-GRU เพื่อนำไปทดสอบเพิ่มเติมกับชุดข้อมูลที่ไม่เคยใช้ในการฝึก (Unseen Test Data) เพื่อประเมินความสามารถของตัวแบบในการจำแนกข้อมูลใหม่ และตรวจสอบความสามารถในการ generalize ของตัวแบบ โดยผลการทดสอบกับชุดข้อมูลดังกล่าว แสดงดังตารางที่ 4-17

ตารางที่ 4-17 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ ด้วย Unseen Data

Technique	Performance					Runtime (Min)
	A (%)	P	R	F	ROC	
Bi-GRU	86.87	0.87	0.87	0.87	0.98	13.41
Bi-LSTM	84.84	0.84	0.85	0.84	0.93	13.21
DistilBERT	82.83	0.83	0.83	0.83	0.89	5.11
BERT	80.81	0.81	0.81	0.81	0.88	3.09

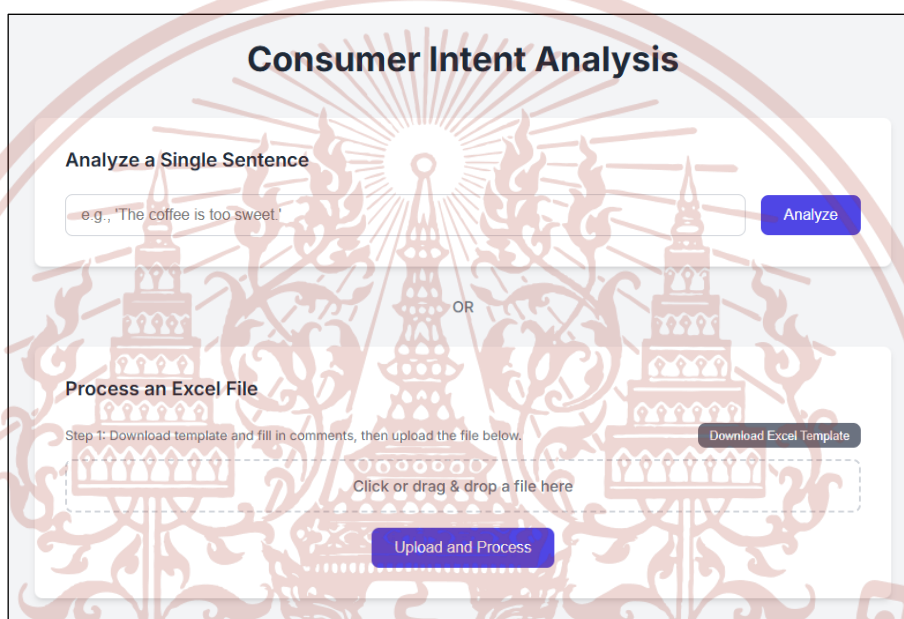
จากตารางที่ 4-17 แสดงผลการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบด้วยชุดข้อมูลที่ไม่เคยใช้ในการฝึก (Unseen Data) ซึ่งใช้เพื่อประเมินความสามารถของตัวแบบในการจำแนกข้อมูลใหม่ ผลการทดลองพบว่า โมเดล Bi-GRU มีประสิทธิภาพโดยรวมดีที่สุด โดยมีค่า Accuracy เท่ากับ 86.87% และมีค่า Precision, Recall และ F1-Score เท่ากับ 0.87 เท่ากันทุกตัวชี้วัด รวมถึงมีค่า ROC-AUC (macro) เท่ากับ 0.98 ซึ่งสะท้อนถึงความสามารถของโมเดลในการจำแนกประเภทข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพสูง นอกจากนี้ โมเดล Bi-GRU ใช้เวลาในการประมวลผล 13.41 นาที รองลงมาคือโมเดล Bi-LSTM ซึ่งมีค่า Accuracy เท่ากับ 84.84% และมีค่า Precision, Recall และ F1-Score เท่ากับ 0.84, 0.85 และ 0.84 ตามลำดับ โดยมีค่า ROC-AUC เท่ากับ 0.93 และใช้เวลาในการประมวลผล 13.21 นาที สำหรับโมเดล DistilBERT และ BERT มีค่า Accuracy เท่ากับ 82.83% และ 80.81% ตามลำดับ โดยมีค่า Precision, Recall และ F1-Score อยู่ในช่วง 0.81–0.83 และมีค่า ROC-AUC เท่ากับ 0.89 และ 0.88 ตามลำดับ แม้ว่าโมเดลทั้งสองจะใช้เวลาในการประมวลผลน้อยกว่า โดย DistilBERT ใช้เวลา 5.11 นาที และ BERT ใช้เวลาเพียง 3.09 นาที แต่มีประสิทธิภาพโดยรวมต่ำกว่า โมเดล Bi-GRU และ Bi-LSTM จากผลการทดลองดังกล่าว สามารถสรุปได้ว่า โมเดล Bi-GRU มีความสามารถในการใช้งานกับข้อมูลใหม่ได้ดีที่สุด และมีประสิทธิภาพสูงสุดในการจำแนกประเภทความคิดเห็นเมื่อทดสอบกับชุดข้อมูล Unseen Data ซึ่งแสดงให้เห็นว่าโมเดล Bi-GRU มีความเหมาะสมที่สุดสำหรับการนำไปใช้งานจริงในงานวิจัยนี้

4.4 ผลการนำตัวแบบไปใช้งาน

หลังจากดำเนินการพัฒนา และเลือกตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับวิเคราะห์ความคิดเห็นเกี่ยวกับผลิตภัณฑ์และบริการในอุตสาหกรรมเครื่องดื่มแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือการนำตัวแบบไปใช้งานจริงในรูปแบบเว็บแอปพลิเคชัน โดยผลการนำตัวแบบไปใช้งานจริงมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

4.4.1 ส่วนติดต่อผู้ใช้งาน (User Interface)

ระบบรองรับการกรอกข้อความความคิดเห็นเกี่ยวกับผลิตภัณฑ์และบริการในอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม และการอัปโหลดไฟล์ Excel (.xlsx) ซึ่งโครงสร้างของไฟล์ข้อมูล Unseen ต้องประกอบด้วยคอลัมน์ Comment เพื่อให้ระบบสามารถประมวลผลได้อย่างถูกต้อง โดยผู้วิจัยทดลองนำข้อมูลความคิดเห็นจำนวน 30 รายการอัปโหลดเข้าไปในระบบ การแสดงผลหน้า User Interface แสดงตามภาพที่ 4-4



ภาพที่ 4-4 การแสดงผลหน้า User Interface

4.2.1 ระบบประมวลผลข้อมูล (Data Processing System)

ข้อมูลจำนวน 30 รายการถูกอัปโหลด และเข้าสู่กระบวนการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสม และจำแนกความคิดเห็นด้วยตัวแบบ Bidirectional Gated Recurrent Unit

4.4.3 ส่วนการแสดงผลลัพธ์ (Results Visualization)

เป็นส่วนที่ใช้แสดงผลลัพธ์จากการวิเคราะห์ความคิดเห็น โดยสรุปผลการจำแนกความคิดเห็นออกเป็น 3 ประเภท ได้แก่ คำวิจารณ์และบอกเล่า (Review) คำถาม (Question) และการแจ้งปัญหา (Problem Report) ซึ่งเป็นผลลัพธ์จากแบบจำลองที่ได้รับการพัฒนา ผู้ใช้งานสามารถใช้ตัวกรองข้อมูลความคิดเห็น เพื่อวิเคราะห์ข้อมูลในมิติต่าง ๆ ได้ง่าย และสามารถตรวจสอบรายละเอียดความคิดเห็นต้นฉบับ เพื่อประกอบการวิเคราะห์เพิ่มเติมได้ การแสดงผลลัพธ์การวิเคราะห์ความคิดเห็นดังกล่าวแสดงในตารางที่ 4-18

ตารางที่ 4-18 ผลการจำแนกข้อมูลความคิดเห็นด้วยตัวแบบ Bidirectional Gated Recurrent Unit

ลำดับ	ความคิดเห็น	คลาสจริง	คลาสที่ทำนาย	ผลลัพธ์
1	พบขวดโซดาแตกภายในแพ็ค	Problem Report	Problem Report	Correct
2	ครั้งแรกกับการทำกาแฟ ด้วย Moka Pot มันเวิร์คอยู่!!!	Review	Review	Correct
3	รบกวนแนะนำกาแฟสด	Question	Question	Correct
4	ทำไมกินน้ำหวานก่อนข้าวแล้วจะอ้วก	Question	Review	Incorrect
5	หาพิกัดร้านขายน้ำชาไทยหรือชาเย็นที่อร่อยมากๆจนต้องบอกต่อ?!	Question	Review	Incorrect
6	ชาที่ชงใส่ขวดไว้ อยู่ได้กี่วันถึงจะเสียคะ?	Question	Question	Correct
7	รีวิวเปรียบเทียบ นมข้นจืด สูตร Extra จาก 3 แบรินด์ดัง	Review	Review	Correct
8	ทำไม Starbucks จึงปฏิเสธที่จะอุ่นกาแฟที่เราซื้อจากร้านเขาคะ	Question	Question	Correct
9	เส้นผมและคราบสีดำติดอยู่บริเวณปากขวด	Problem Report	Problem Report	Correct
10	เครื่องดื่มในร้านคาเฟ่ได้กำไรกี่ละเท่าไร	Question	Question	Correct
11	ดื่มน้ำมะพร้าว ก่อนนอนอ้วนกว่าตอนเช้านะ	Review	Review	Correct
12	ลงกินนมถั่วเหลืองยุคโควิด หลายยี่ห้อเลย	Review	Question	Incorrect
13	ฝาน้ำเต้าหู้เหม็น	Problem Report	Problem Report	Correct

ตารางที่ 4-18 (ต่อ)

ลำดับ	ความคิดเห็น	คลาสจริง	คลาสที่ทำนาย	ผลลัพธ์
14	ชาเขียวเหมือนกันแต่สีและรสไม่เหมือนกัน รีวิวชาเขียวรสออริจินอลแบบชงร้อนและสำเร็จรูป ทั้ง 6 แบบ รนด์	Review	Review	Correct
15	แนะนำเบียร์อร่อยใน tops หรือ โลตัสใหญ่หน่อยครับ	Question	Question	Correct
16	ผมจะแจกสูตร.. น้ำขิงสูตรเก่าเยาวราช ดีมีดี มีประโยชน์ ด้านโรค	Review	Review	Correct
17	โซดามีโทษอะไรบ้างคะ	Question	Question	Correct
18	อะไรทำให้กาแฟรสไม่เข้ม?	Question	Question	Correct
19	เมล็ดกาแฟห่อไหน หอม อร่อย ราคาถูกเหมาะกับเอามาทำขายคะ	Question	Question	Correct
20	สอบถามกาแฟที่ทำจากเครื่อง nespresso และ flair Pro2 ค่ะ	Question	Question	Correct
21	แอลกอฮอล์ล้างมือกับเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ต่างกันยังไงคะ	Question	Question	Correct
22	คนที่กินเหล้าเบียร์ชอบรสชาติหรือชอบที่ได้พบปะเพื่อนฝูงครับ	Question	Review	Incorrect
23	ขานมไข่มุกยี่ห้อไหนที่ชอบที่สุดคะ	Question	Question	Correct
24	ขวดโซดาระเบิดได้อย่างไร?	Question	Question	Correct

ตารางที่ 4-18 (ต่อ)

ลำดับ	ความคิดเห็น	คลาสจริง	คลาสที่ทำนาย	ผลลัพธ์
25	ช่วยรีวิว โกโก้ cal s หน่อยค่ะ	Question	Question	Correct
26	เมนูสตาบัคที่ ไม่มี กาแฟผสม	Review	Review	Correct
27	คอกาแฟ คอชาทั้งหลาย ช่วง WFH รับมือกันอย่างไรบ้าง	Question	Question	Correct
28	มีบ้างไหมครับที่ คุณซื้อเครื่องดื่ม แต่ ไม่ได้อยากได้เครื่องดื่ม อยากได้ บรรจุภัณฑ์ หรืออื่น ๆ ที่มากับน้ำ มากกว่า	Question	Question	Correct
29	คาเฟ่พัทยา ที่ไหนเน้นเรื่องรสชาติ อาหารบ้างคะ	Question	Question	Correct
30	ชาสี 12 บาท	Review	Review	Correct
31	ร้านกาแฟที่อุดร ร้านไหนทำชาเขียว อร่อยบ้างคะ กำลังหาร้านประจำค่ะ	Question	Question	Correct
32	เมนู เครื่องดื่มสุดสร้างสรรค์ จาก คา เฟ่ ซิลล์ๆ ย่านกมลา ภูเก็ต #หนูลิ รีวิว 😊	Review	Review	Correct
33	น้ำมีกลิ่นคล้ายพลาสติก	Problem Report	Problem Report	Correct
34	อเมซอนเราสามารถสั่งเมนูอื่น นอกเหนือจากป้ายได้ไหมคะ พอติ แวะร้านนี้บ่อยมาก	Question	Question	Correct
35	ท้องเสีย เพราะแลคโตส	Problem Report	Problem Report	Correct
36	ทำไมเดี๋ยวนี้คนยังกิน “ชาเขียว+ น้ำตาล” กันอยู่ครับ	Question	Question	Correct
37	อายุ15ปี ดื่มน้ำแอปเปิลไซเดอร์ได้ ไหมครับ	Question	Question	Correct

ตารางที่ 4-18 (ต่อ)

ลำดับ	ความคิดเห็น	คลาสจริง	คลาสที่ทำนาย	ผลลัพธ์
38	เป็นคนไม่ดื่มกาแฟ ดื่มอะไรแก้่วง ได้?	Question	Question	Correct
39	ชาซีลอน ชามาเลย์ ชาอินโด ยี่ห้อ ไหนดีคะ ที่ไม่ใส่สี นำมาต้มทานเอง ที่บ้าน ไม่ซีเรียสเรื่องราคาคะ	Question	Question	Correct
40	รสชาติ และปริมาณมาตรฐานของชา ตรามือดีมากกกก	Review	Problem Report	Incorrect
41	แช่เหล้าในช่องfreezeแล้วขวดจะ แตกไหม	Question	Question	Correct
42	กินมัจฉะเยอะๆเป็นอะไรไหมคะ	Question	Question	Correct
43	เรดเลมอนโซดาบรรจุไม่ครบภา ขาดไป 1 กระป๋อง	Problem Report	Problem Report	Correct
44	กาแฟพันธุ์ไทยที่อร่อย แต่คุณช่วย ล้างมือหลังจากเข้าห้องน้ำได้มั๊ยอะ ได้โปรด	Problem Report	Problem Report	Correct
45	ขวดน้ำดื่มที่ยังไม่ได้เปิด มีโอกาสที่ กลี้นสารเคมีจะรั่วซึมเข้า มากน้อย แค่ไหน	Question	Problem Report	Incorrect
46	เฟรนช์ไชส์ขานมของหมดบ่อยแบบนี้ ปกติไหมคะ	Question	Question	Correct
47	แรงบันดาลใจ ทำร้านกาแฟ	Review	Review	Correct
48	แนะนำน้ำเครื่องดื่มรสชาติเปรี้ยว อร่อยๆ ต้องน้ำมะนาวโซดาใช้มาก	Review	Review	Correct
49	พบน้ามีรสเผื่อน	Problem Report	Problem Report	Correct

ตารางที่ 4-18 (ต่อ)

ลำดับ	ความคิดเห็น	คลาสจริง	คลาสที่ทำนาย	ผลลัพธ์
50	ดริปเย็น ระหว่าง on ice กับ knock น้ำแข็งเลยทีเดียวนะ แบบไหนเหมาะสมกว่ากันครับ	Question	Question	Correct
51	แนะนำชาวมโซ่มุกหน่อยค่ะ	Question	Review	Incorrect
52	ชาจีนที่เก็บไว้นาน	Review	Question	Incorrect
53	พบน้ํามีกลิ่นเหม็นคล้ายทินเนอร์	Problem Report	Problem Report	Correct
54	กินนมจืดก่อนนอน อ้วนอยู่นะ แต่น้อยกว่านมหวานอะ	Review	Review	Correct
55	ชาเขียว นมเย็น หอม อร่อย สดชื่น	Review	Review	Correct
56	ทุกคนดื่มมอะไรกันครับ?	Question	Question	Correct
57	สอบถามการชงกาแฟด้วย Moka pot 6 cup	Question	Question	Correct
58	น้ำแข็งดื่ม เครื่องดื่มสมุนไพรต้านโควิด กินเกี่ยวกับบ้านกรุ๊ปโอ	Review	Review	Correct
59	เมล็ดกาแฟดอยช้าง (สีน้ำเงิน) หอมจัด	Review	Review	Correct
60	กินชาเขียวปั่นทุกวันจะเป็นอันตรายไหมคะ	Question	Question	Correct
61	ใครกินเบียร์สิ่งไหนสุขภาพนี้หน่อยค่า	Review	Question	Incorrect
62	ช่วยเลือกเครื่องชงกาแฟหน่อยครับ แต่อยากได้ที่ชงกาแฟละเอียดมากๆ ได้ด้วย	Question	Question	Correct
63	ขอรีวิวน้อยๆ สำหรับคนที่เคยใช้ชาเขียวกรีนที	Review	Question	Incorrect

ตารางที่ 4-18 (ต่อ)

ลำดับ	ความคิดเห็น	คลาสจริง	คลาสที่ทำนาย	ผลลัพธ์
64	ชาไทย... สีเริ่มอ่อนลง 	Problem Report	Problem Report	Correct
65	บนฉลากของการแพคเกจซูล 1 ซีด ปริมาณน้ำเท่าไร	Question	Question	Correct
66	นำ moka pot มาใส่ผงโกโก้ได้มั้ย	Question	Question	Correct
67	ชงชา ยังไงก็เหมือนที่ twinings	Question	Question	Correct
68	Johnnie Walker Whisky วิสกี้ เก็บไว้ได้นานหลายปี	Review	Review	Correct
69	ผมชอบตู้เต๋ำบิน มากแต่ตู้นี้มัน สกปรก เกินไปมั้ยครับ?	Problem Report	Problem Report	Correct
70	วิธีการเก็บสมุนไพรให้ยังคงได้ สารอาหาร	Review	Review	Correct
71	ทำไม  ชา ของต่างประเทศ อร่อยกว่าของเมืองไทย	Question	Question	Correct
72	ทำไมคนอิตาลี (เท่าที่เคยคุยด้วย) เวลาพูดเรื่องกาแฟ ถึงใช้คำพูดที่ไม่ค่อยดีกับเมนู อเมริกาโน่ ?	Question	Question	Correct
73	ชอบ กินกาแฟ แล้วดมยาดมไปด้วย	Review	Review	Correct
74	น้ำขึ้นฉ่ายไทยขม	Review	Review	Correct
75	ซื้อนม v-soy สีไหนดี? เอาแบบรสชาติคล้ายๆ น้ำเต้าหู้ตามรถเข็น	Question	Question	Correct
76	ถ้าเราเอาว้าวจากฮอกไกโดมาเลี้ยงใน บ้านเรานมจะอร่อยไหม	Question	Question	Correct
77	น้ำดื่มคริสตัล มีกลิ่นแปลกๆ	Problem Report	Problem Report	Correct

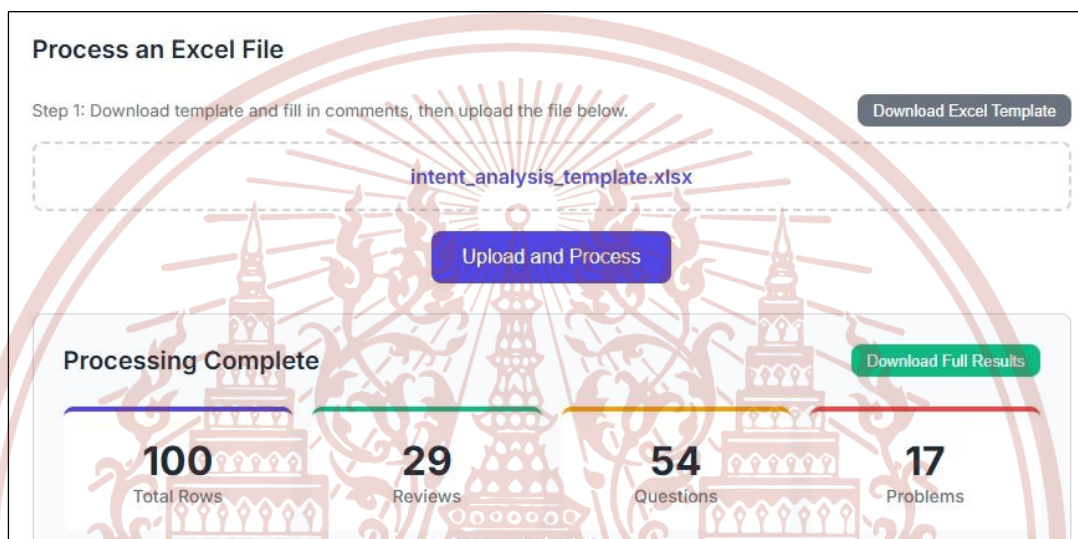
ตารางที่ 4-18 (ต่อ)

ลำดับ	ความคิดเห็น	คลาสจริง	คลาสที่ทำนาย	ผลลัพธ์
78	เมนูนมสดปั่น หน้า ร้านเซเว่น ขวัญใจของเด็กๆทุกคน 😊	Review	Question	Incorrect
79	กาแฟแก้วของบ้านเรา มีียี่ห้อไหนบ้างที่ให้กลิ่น chocolate และผลไม้บ้างครับ	Question	Question	Correct
80	น้ำนม Oat ข้าวโอ๊ตข้างคิน ไม่ดื่มผ่านความร้อน ทานได้ไหมครับ	Question	Question	Correct
81	จริงๆ แล้วน้ำอัดลมต้องกินแบบใส่น้ำแข็ง หรือแช่เย็นแล้วกินเพียวๆ ครับ?	Question	Question	Correct
82	คุณชอบกินน้ำเปล่าหรือน้ำอัดลมมากกว่ากัน??	Question	Question	Correct
83	ร้องเรียน Maxvalu ขายน้ําแฟนต้าหมดอายุ เราซื้อแล้วมาเห็นที่หลังกินไปแล้วเกือบหมด แจ้งใครทางไหนได้บ้าง	Problem Report	Problem Report	Correct
84	เลมอนโซดากระป๋องแตกภายในแพ็ค	Problem Report	Problem Report	Correct
85	กาแฟที่คุณคิดว่าดีที่สุดคือยี่ห้ออะไร แนะนำหน่อยครับ	Question	Question	Correct
86	วันนี้ปามีเมนูเครื่องดื่ม“นมสดทุทโชน”สุดฮิตมาฝากจ้า เครื่องดื่มทุทโชนรสชาติต่างๆ มีชาไทย ชาเขียว และกาแฟ น้ําดื่มมากๆ	Review	Review	Correct
87	รบกวนถามความคิดเห็นของชาวพันทิปในการเลือกซื้อเครื่องดื่มหน่อยคะ	Question	Question	Correct

ตารางที่ 4-18 (ต่อ)

ลำดับ	ความคิดเห็น	คลาสจริง	คลาสที่ทำนาย	ผลลัพธ์
88	“น้ำส้มโบล่” เจ้งไปแล้วหรือครับ จะกลับมาผลิตอีกไหมครับ...	Question	Question	Correct
89	ยูสโซดากระป๋องระเบิด	Problem Report	Problem Report	Correct
90	กาแฟขวดโหลเราจะทราบไหมว่ามา จากพันธุ์อะไร พยายามอ่านไม่เห็น ยี่ห้อไหนเขียนบอกไว้	Question	Question	Correct
91	เป็นอาหาร เครื่องดื่ม ที่กินดื่มแล้วมี ความสุข 😊😊😊	Review	Review	Correct
92	กาแฟอาราบิก้า & โรบัสต้า ☕ ความสุขของคนรักกาแฟ	Review	Review	Correct
93	บลูเบอร์รี่ มัทฉะ ลาเต้ ❤️ รักเลย	Review	Review	Correct
94	ชอบดื่มชากันไหม 😊😊😊 ... 🍵	Question	Question	Correct
95	ร้านคาเฟ่เมซอน ลืมลูกค้า แย่มาก!	Problem Report	Review	Incorrect
96	ชื่อน้ำอัดลม น้ำดำ ต้มบอยแคไหน กันครับ...??	Question	Question	Correct
97	ขามาเลยยี่ห้อไหนอร่อยคะ	Question	Question	Correct
98	เมล็ดกาแฟ ใครทาน/ซื้อของที่ไหน แนะนำหน่อยครับ (ส่วนตัวชอบทาน กาแฟดำครับ)	Question	Question	Correct
99	กินชาเนสทีแล้วเวียนหัว	Review	Review	Correct
100	น้ำชาที่อร่อยต้องมาจากใบชาที่ ภาคเหนือนะ ปลูกบนภูเขาสูงๆ	Review	Review	Correct

จากตารางที่ 4-18 ผลการทำนายของตัวแบบจำแนกความคิดเห็นที่มีทั้งความคิดเห็นเชิง
คำวิจารณ์และบอกเล่า (Review) คำถาม (Question) และการแจ้งปัญหา (Problem Report) พบว่า
ตัวแบบสามารถทำนายได้ถูกต้องทั้งหมด 88 จาก 100 รายการ โดยมีการทำนายผิดพลาด 12
รายการ โดยการแสดงผลบนเว็บแอปพลิเคชันแสดงดังภาพที่ 4-5 และ 4-6



ภาพที่ 4-5 การแสดงผลจำนวนความคิดเห็นที่ตัวแบบทำนายแยกตามประเภทความคิดเห็นผ่าน Web Application

จากภาพที่ 4-5 สำหรับการกระจายของคลาสที่ทำนาย พบว่าตัวแบบทำนายว่าเป็น Question มากที่สุดเท่ากับ 54 รายการ รองลงมาคือ Review จำนวน 29 รายการ และ Problem Report จำนวน 17 รายการ และสามารถแสดงผลรายละเอียดความคิดเห็นในแต่ละผลิตภัณฑ์ดังภาพที่ 4-6

ตารางที่ 4-19 ผลการวิเคราะห์ตัวอย่างการทำนายผิดของโมเดล Bi-GRU

ลำดับ	ความคิดเห็น	คลาสจริง	คลาสที่ทำนาย	ผลลัพธ์
1	ทำไมกินน้ำหวานก่อนข้าวแล้วจะอ้วน	Question	Review	Incorrect
2	หาพิกัตร้านขายน้ำชาไทยหรือชาเย็นที่อร่อยมากๆจนต้องบอกต่อ?!	Question	Review	Incorrect
3	ลงกินนมถั่วเหลืองยุคโควิด หลายยี่ห้อเลย	Review	Question	Incorrect
4	คนที่กินเหล้าเปียร์ชอบรสชาติหรือชอบที่ได้พบปะเพื่อนฝูงครับ	Question	Review	Incorrect
5	รสชาติ และปริมาณมาตรฐานของชาตราเมื่อตีมากกกก	Review	Problem Report	Incorrect
6	ขวดน้ำดื่มที่ยังไม่ได้เปิด มีโอกาสที่กลิ่นสารเคมีจะรั่วซึมเข้า มากน้อยแค่ไหน	Question	Problem Report	Incorrect
7	แนะนำซานมิโซะมุกน้อยค่ะ	Question	Review	Incorrect
8	ชาจีนที่เก็บไว้นาน	Review	Question	Incorrect
9	ใครกินเปียร์สิ่งท่เชิญทางนี้หน่อยค่าา	Review	Question	Incorrect
10	ขอรีวิวหน่อยค่ะ สำหรับคนที่เคยใช้ชาเขียวกรีนที	Review	Question	Incorrect
11	เมนูนมสดปั่น หน้า ร้านเซเว่น ขวัญใจของเด็กๆทุกคน 😊	Review	Question	Incorrect
12	ร้านคาเฟ่เมซอน ลืมลูกค้า เย่มาก!	Problem Report	Review	Incorrect

จากตารางที่ 4-19 ผลการวิเคราะห์ตัวอย่างการทำนายผิดของโมเดล Bi-GRU แสดงให้เห็นว่าความคลาดเคลื่อนในการจำแนกประเภทข้อความส่วนใหญ่เกิดจาก ความกำกวมของบริบทภาษา และ โครงสร้างข้อความที่มีลักษณะผสมระหว่างหลายเจตนา เช่น การใช้คำถามเชิงแสดงความคิดเห็นหรือข้อความรวิวที่มีลักษณะคล้ายการร้องเรียน นอกจากนี้ ข้อความจากโซเชียลมีเดียยังมีลักษณะ

ภาษาไม่เป็นทางการ ซึ่งอาจส่งผลให้โมเดลเรียนรู้รูปแบบทางภาษาที่ไม่ชัดเจน ส่งผลให้เกิดการ
จำแนกประเภทผิดพลาดในบางกรณี



บทที่ 5

สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์เจตนาความคิดเห็นของผู้บริโภคในอุตสาหกรรมเครื่องดื่มบนสื่อสังคมออนไลน์ การดำเนินงานวิจัยครอบคลุมกระบวนการเก็บรวบรวมข้อมูล การจัดเตรียมข้อมูล การพัฒนา และประเมินประสิทธิภาพตัวแบบ และการนำตัวแบบไปใช้งานจริง ในบทนี้จะนำเสนอข้อมูล 3 ส่วน ดังนี้

- 5.1 สรุปผลการวิจัย
- 5.2 การอภิปรายผลการวิจัย
- 5.3 ข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกในการจำแนกความคิดเห็นของผู้บริโภคเกี่ยวกับผลิตภัณฑ์และบริการในอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม โดยใช้ข้อมูลความคิดเห็นจำนวน 2,400 รายการ ซึ่งรวบรวมจากสื่อสังคมออนไลน์ และจำแนกออกเป็น 3 ประเภท ได้แก่ คำวิจารณ์และบอกเล่า (Review), คำถาม (Question) และการแจ้งปัญหา (Problem Report) ข้อมูลทั้งหมดผ่านกระบวนการเตรียมข้อมูล ซึ่งประกอบด้วย การทำความสะอาดข้อมูล การตัดคำภาษาไทยโดยใช้ Deepcut สำหรับโมเดล Bi-LSTM และ Bi-GRU และใช้ pretrained tokenizer สำหรับโมเดล BERT และ DistilBERT รวมทั้งมีการแปลงป้ายกำกับให้อยู่ในรูปแบบตัวเลข และปรับสมดุลข้อมูลด้วยเทคนิค Class Weight จากนั้นแบ่งข้อมูลออกเป็นชุด Train/Test จำนวน 2,300 รายการ และ Unseen Data จำนวน 100 รายการ และใช้เทคนิค Stratified K-Fold Cross-Validation (k=5) เพื่อประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ ผลการเปรียบเทียบตัวแบบพบว่า โมเดล BERT มีประสิทธิภาพสูงสุดในขั้นตอน Cross-Validation โดยมีค่า Accuracy เท่ากับ 93.30% มีค่า Precision, Recall และ F1-Score เท่ากับ 0.93 รวมทั้งมีการวิเคราะห์เส้นโค้งคุณลักษณะสมบัตินการทำงาน เท่ากับ 0.98 อย่างไรก็ตาม เมื่อทดสอบด้วยชุดข้อมูลใหม่ (Unseen Data) พบว่า โมเดล Bi-GRU มีประสิทธิภาพโดยรวมดีที่สุด โดยมีค่า Accuracy เท่ากับ 86.87% มีค่า Precision, Recall และ F1-Score เท่ากับ 0.87 รวมทั้งมีการวิเคราะห์เส้นโค้งคุณลักษณะสมบัตินการทำงาน เท่ากับ 0.98 ซึ่งสูงกว่าโมเดลอื่นทั้งหมด ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า โมเดล Bi-GRU มีความสามารถในการจำแนกความคิดเห็นของผู้บริโภคได้อย่างมีประสิทธิภาพ และมีความสามารถในการ Generalize กับข้อมูลใหม่ได้ดี ดังนั้น โมเดล Bi-GRU จึงถูกเลือกเป็น

โมเดลที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการนำไปใช้งานจริง และนำไปพัฒนาเป็นระบบเว็บแอปพลิเคชันสำหรับวิเคราะห์ความคิดเห็นของผู้บริโภคในอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม

5.2 การอภิปรายผลการวิจัย

ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่า แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกสามารถนำมาใช้ในการจำแนกเจตนาความคิดเห็นของผู้บริโภคจากข้อความภาษาไทยได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยแบบจำลองที่ออกแบบมาสำหรับข้อมูลลำดับ เช่น Bi-GRU และ Bi-LSTM สามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ของคำในบริบทของข้อความได้อย่างเหมาะสม แม้ว่าแบบจำลอง BERT จะให้ประสิทธิภาพสูงสุดในขั้นตอน Cross-Validation ซึ่งแสดงถึงความสามารถของสถาปัตยกรรม Transformer ในการเรียนรู้บริบทของภาษาได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่เมื่อทดสอบกับข้อมูลที่ไม่เคยใช้ในการฝึกแบบจำลอง พบว่า Bi-GRU ให้ประสิทธิภาพสูงกว่า ซึ่งสะท้อนถึงความสามารถในการทั่วไป ที่ดีกว่าสาเหตุหนึ่งอาจเนื่องมาจากโครงสร้างของ Bi-GRU มีจำนวนพารามิเตอร์น้อยกว่าแบบจำลอง Transformer เช่น BERT ทำให้มีความซับซ้อนของโมเดลต่ำกว่า และลดโอกาสเกิด Overfitting โดยเฉพาะเมื่อใช้กับชุดข้อมูลที่มีขนาดจำกัด ส่งผลให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้รูปแบบของข้อมูลได้อย่างเหมาะสมและมีความเสถียรมากขึ้นเมื่อทดสอบกับข้อมูลใหม่ นอกจากนี้ การใช้เทคนิค Class Weight ยังช่วยลดความไม่สมดุลของข้อมูล และเพิ่มความสามารถของแบบจำลองในการเรียนรู้ข้อมูลในแต่ละคลาสได้อย่างเหมาะสม ขณะที่การใช้เทคนิค Deepcut ในการตัดคำภาษาไทยช่วยเพิ่มคุณภาพของข้อมูลนำเข้า ทำให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้ความหมายของข้อความได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น ผลการวิจัยนี้สอดคล้องกับงานวิจัยที่ใช้อัลกอริทึมดังกล่าวมาทำการพยากรณ์ เช่น ภูวนาถ ภูพันธ์กุล เทคนิคการจำแนกประเภทข้อความสำหรับการรับแจ้งปัญหาอัตโนมัติ [13] และ Derbentsev, V. D., et al. Models for Sentiment Analysis of Social Media Texts [20] ซึ่งมีความเหมาะสมสำหรับการประมวลผลข้อมูลลำดับ และแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่มีความซับซ้อนเหมาะสมกับขนาดของข้อมูลสามารถให้ประสิทธิภาพในการทั่วไปที่ดีกว่า ผลลัพธ์ดังกล่าวชี้ให้เห็นว่า Bi-GRU เป็นแบบจำลองที่มีความเหมาะสมสำหรับการจำแนกเจตนาความคิดเห็นของผู้บริโภคจากข้อความภาษาไทย และสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์ความคิดเห็นของผู้บริโภคในสถานการณ์จริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 ควรเพิ่มปริมาณข้อมูลความคิดเห็นจากแหล่งข้อมูลที่หลากหลาย เช่น แพลตฟอร์มอีคอมเมิร์ซ เว็บไซต์รีวิวสินค้า และสื่อสังคมออนไลน์อื่น ๆ เพื่อช่วยให้ตัวแบบสามารถเรียนรู้รูปแบบของความคิดเห็นที่หลากหลายมากขึ้น และเพิ่มความสามารถในการ Generalize กับข้อมูลใหม่ได้

อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะสำหรับโมเดลประเภท Transformer ซึ่งต้องการข้อมูลจำนวนมาก เพื่อให้สามารถเรียนรู้ได้อย่างเต็มประสิทธิภาพ

5.3.2 การใช้ Pretrained Language Models ที่พัฒนาสำหรับภาษาไทยโดยเฉพาะ เช่น WangchanBERTa, ThaiBERT หรือ Multilingual Transformer Models ที่ผ่านการฝึกฝนกับข้อมูลภาษาไทยจำนวนมาก ซึ่งอาจช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนรู้บริบทของภาษา และเพิ่มความแม่นยำในการจำแนกความคิดเห็นได้ดียิ่งขึ้น

5.3.3 การปรับปรุงกระบวนการเตรียมข้อมูล เช่น การพัฒนาเทคนิคการตัดคำที่เหมาะสมกับบริบทเฉพาะของอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม การกำจัดคำที่ไม่สำคัญ และการวิเคราะห์ความสำคัญของคำ อาจช่วยให้ตัวแบบสามารถเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น

5.3.4 การพิจารณาปัจจัยเพิ่มเติม เช่น สัญลักษณ์แสดงอารมณ์ (Emojis) ระดับความพึงพอใจ (Rating Score) หรือข้อมูลบริบทอื่น ๆ เช่น แพลตฟอร์ม หรือประเภทสินค้า ซึ่งอาจช่วยให้ตัวแบบสามารถวิเคราะห์ความคิดเห็นได้อย่างแม่นยำและครอบคลุมมากขึ้น

5.3.5 การพัฒนาระบบวิเคราะห์ความคิดเห็นที่สามารถนำไปใช้งานจริงในภาคธุรกิจ โดยเชื่อมต่อกับระบบฐานข้อมูลหรือแพลตฟอร์มออนไลน์ เพื่อให้ผู้ประกอบการสามารถติดตาม วิเคราะห์ และประเมินความคิดเห็นของผู้บริโภคได้แบบอัตโนมัติ ซึ่งจะช่วยสนับสนุนการตัดสินใจในการปรับปรุงสินค้าและบริการ และเพิ่มความสามารถในการแข่งขันขององค์กรในอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม

บรรณานุกรม

1. Minaee, S., et al. (2564). "Deep learning-based text classification: A comprehensive review." *ACM Computing Surveys*, 54(3), 1–40.
2. ศูนย์ดัชนีการอ้างอิงวารสารไทย (TCI). (2566). "เหมืองข้อความและกระบวนการสกัดข้อมูล เชิงลึก." *Thai Journal Online (TCI-Thaijo)*.
3. Rawat, K., & Mishra, R. (2565). A review of methods for handling class-imbalanced classification problems. *arXiv:2211.05456*
4. Nama, A. (n.d.). Understanding bidirectional LSTM for sequential data processing. Medium. [สืบค้นวันที่ 13 กันยายน 2567].เข้าถึงได้จาก <https://bit.ly/4bKPkPs>
5. Xu, W., Chen, J., Ding, Z., and Wang, J. (2567). Text sentiment analysis and classification based on bidirectional gated recurrent units (GRUs) model. *Applied and Computational Engineering*, 77(1), 132–137.
6. Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *Proceedings of the NAACL-HLT 2019*, 4171–4186 (2562)
7. Sanh, V., Debut, L., Chaumond, J., & Wolf, T. (2562). DistilBERT, a distilled version of BERT: smaller, faster, cheaper and lighter. *arXiv preprint*, arXiv:1910.01108.
8. Abdelhamid, M., & Desai, A. (2567). Balancing the scales: A comprehensive study on tackling class imbalance in binary classification. *arXiv preprint*, arXiv:2409.19751.
9. ชาลิสสา จิตบุญญาพินิจ, ปราณี มณีรัตน์ และนิเวศ จิระวิชิตชัย. (2565). "การพัฒนาแบบจำลองการวิเคราะห์ความรู้สึกบนสื่อสังคมออนไลน์ไทยโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก." *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี หั้วเฉียวเฉลิมพระเกียรติ*, 8(2), 33–44.
10. กุริ พิกมมงคล.(2564). กรอบงานการตอบคำถามภาษาไทยโดยใช้แบบจำลองประเภททรานส์ฟอร์เมอร์พร้อมด้วยข้อมูลเสริม. *วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต, ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์, คณะวิศวกรรมศาสตร์, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย*.
11. วชิรวิวัฒน์ จิตต์สกุล และสุนันทา สดสี. (2560). การวิเคราะห์การจำแนกข้อความด้วยการเปรียบเทียบความเสถียรของอัลกอริทึม. *Sripatum Review of Science and Technology*.

12. วาติตย์ คำพรมมา, จักรชัย โสอินทร และเพชร อิ่มทองคำ. (2562). แบบจำลองการวิเคราะห์ความรู้สึกแบบผสมสำหรับความคิดเห็นต่อโรงแรมในประเทศไทยโดยใช้ K-means และ K-NN. การประชุมวิชาการระดับชาติ สารสนเทศศาสตร์วิชาการ 2019, 25-26 มิถุนายน 2562. สืบค้นจาก <http://wjst.wu.ac.th/index.php/wuresearch>.
13. ภูวนาถ ภูพันธ์กุล. (2565). เทคนิคการจำแนกประเภทข้อความสำหรับการรับแจ้งปัญหาอัตโนมัติ. วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.
14. รวิศดา เทศเมือง และนิเวศ จิระวิชิตชัย. (2560). “การวิเคราะห์ความคิดเห็นภาษาไทยเกี่ยวกับการรีวิวสินค้าออนไลน์โดยใช้ขั้นตอนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.” วารสารวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสยาม, 18(1), 1–12.
15. วันสวรรณ มีประเสริฐ และเอกรัฐ รัฐกาญจน์. (2564). “การวิเคราะห์ความคิดเห็นจากทวิตเตอร์ของลูกค้าบริษัทข้อป้ประเทศไทย.” วารสารระบบสารสนเทศด้านธุรกิจ, 7(3), 6–18.
16. นพดล คงสำราญ. (2564). การจำแนกที่ไม่แปรเปลี่ยนตามโทเคนในเซอร์ภาษาไทยบนฐานของตัวเข้ารหัสไบแอลเอสทีเอ็ม และดิสทิลเบิร์ต. วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต, สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
17. สุภัตสร สมเจตนา และจारी ทองคำ. (2564). การเปรียบเทียบประสิทธิภาพเทคนิคเหมืองข้อมูลในการสร้างแบบจำลองเพื่อจำแนกความคิดเห็นของผู้ปกครองต่อการใช้สมาร์ทโฟนของบุตร. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี, 23(1), 21–30.
18. กานกวิญจน์ ไคว้สีหวัฒน์. (2563). แบบจำลองทำนายผลคำตัดสินและประเด็นในคดีอาญาที่เรียนรู้จากคำพิพากษาศาลฎีกาไทย โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก. วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต, สาขาวิชาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
19. Jahan, I., et al. (2567). Comparative analysis of machine learning algorithms for sentiment classification in social media text. World Journal of Advanced Research and Reviews, 23(3), 2842–2852.
<https://doi.org/10.30574/wjarr.2024.23.3.2983>
20. Derbentsev, V. D., et al. (2566). A comparative study of deep learning models for sentiment analysis of social media texts. CEUR Workshop Proceedings. Vol. 3485, 168–188. จาก <https://ceur-ws.org/Vol-3485/paper18.pdf>
21. Debaditya, R. (2024). Twitter sentiment analysis using natural language processing. The Academic, 2(9), 974–991.

22. Ozmen, C. and Gunduz, S. (2567). Comparison of Machine Learning Models for Sentiment Analysis of Big Turkish Web-Based Data, 15(5), 2297.
<https://doi.org/10.3390/app15052297>
23. AlSurayyi, W., Alghamdi, N. and Abraham, A. (2562). “Deep Learning with Word Embedding Modeling for a Sentiment Analysis of Online Reviews.” International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications. Volume 11 (2019), pp. 227-241.
24. Reddy, P. S., Kumar, B. S. and Reddy, J. (2564). “Twitter Sentiment Analysis Using Machine Learning.” วารสาร International Journal of Computer Engineering in Research Trends, <https://doi.org/10.22362/ijcert/2021/v8/i11/v8i1101>
25. Chaudhary, L., et al. (2566). A review of deep learning models for Twitter sentiment analysis : Challenges and opportunities.IEEE Transactions on Computational Social Systems, 11(3), 3550–3579.
<https://doi.org/10.1109/TCSS.2023.3322002>
26. Devlin, J., et al. (2562). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding [Manuscript]. Google AI Language.
<https://arxiv.org/abs/1810.04805>.
27. Tenney, I., Das, D. and Pavlick, E. (2562). BERT Rediscovered the Classical NLP Pipeline. ตีพิมพ์ในการประชุม ACL 2562, หน้า 4593–4601, Florence, Italy.
28. Nugroho, K. S., Sukmadewa, A. Y. and Yudistira, N. (2564). Large-scale news classification using BERT language model: Spark NLP approach. arXiv preprint, arXiv:2107.06785. Available at: <https://arxiv.org/abs/2107.06785>
29. Tenney, I., Das, D. and Pavlick, E. (2562). BERT rediscovers the classical NLP pipeline. Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL), pp. 4593–4601.
30. Phatthiyaphaibun, W. and Boonkwan, P. (2566). “Thai word segmentation using deep learning techniques.” A review. Journal of Electrical and Computer Engineering, 2023, Article ID 8592214.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	กิริติ จันทร
ชื่อการค้นคว้าอิสระ	การวิเคราะห์เจตนาความคิดเห็นของผู้บริโภคในอุตสาหกรรม เครื่องดื่ม บนสื่อสังคมออนไลน์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก
สาขาวิชา	ระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ประวัติ	การศึกษา : ปริญญาตรี วิทยาศาสตร์บัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยศิลปากร การทำงาน : ตำแหน่งปัจจุบัน BI Developer บริษัท บุญรอดบริวเวอรี่ จำกัด

