

การจำแนกความคิดเห็นของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียเกี่ยวกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ด้วยเทคนิคเหมืองข้อความ

นาย ธนัทเมศร์ วุฒิสถิตย์ธรรม

การค้นคว้าอิสระนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ
บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ปีการศึกษา 2568
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

การจำแนกความคิดเห็นของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียเกี่ยวกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ด้วยเทคนิคเหมืองข้อความ

นาย ธนัทเมศร์ วุฒิสถิตย์ธรรม

การค้นคว้าอิสระนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาหลักสูตร
วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ
บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ปีการศึกษา 2568
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ



ใบรับรองการค้นคว้าอิสระ

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

เรื่อง การจำแนกความคิดเห็นของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียเกี่ยวกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ด้วยเทคนิคเหมืองข้อความ

โดย นายธนัทเมศร์ วุฒิสถิตย์ธรรม

ได้รับอนุมัติให้นับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ

คณบดีคณะเทคโนโลยีสารสนเทศและ
นวัตกรรมดิจิทัล

.....

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุนันฑา สดสี)

คณะกรรมการสอบการค้นคว้าอิสระ

..... ประธาน

(รองศาสตราจารย์ ดร.อลิสา ทรงศรีวิทยา)

..... อาจารย์ที่ปรึกษา

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์)

..... กรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.มหศักดิ์ เกตุฉ่ำ)

ชื่อ : นายธนัทเมศร์ วุฒิสถิตย์ธรรม
ชื่อการค้นคว้าอิสระ : การจำแนกความคิดเห็นของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียเกี่ยวกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ด้วยเทคนิคเหมืองข้อความ
สาขาวิชา : ระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
อาจารย์ที่ปรึกษาการค้นคว้าอิสระหลัก : : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์
ปีการศึกษา : 2568

บทคัดย่อ

ในยุคดิจิทัลที่เทคโนโลยีมีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญในหลายภาคส่วนของสังคมไทย ส่งผลให้เกิดการแสดงความคิดเห็นอย่างหลากหลายในสื่อสังคมออนไลน์ งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์ความคิดเห็นของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียเกี่ยวกับเทคโนโลยี AI โดยจำแนกเป็นความคิดเห็นเชิงบวกและเชิงลบ ด้วยเทคนิคเหมืองข้อความ (Text Mining) และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมในการจำแนกความคิดเห็น ได้แก่ ได้แก่ อัลกอริทึมป่าสุ่ม (Random Forest) อัลกอริทึมนาอีฟเบย์ (Naïve Bayes) อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) อัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) อัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) อัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด (K-Nearest Neighbors: KNN) อัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) อัลกอริทึมการถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression)

ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยได้ถูกรวบรวมจากแพลตฟอร์ม Facebook, YouTube, Pantip และ TikTok ในช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2566 ถึงเดือนสิงหาคม 2568 โดยพิจารณาเฉพาะข้อความภาษาไทยที่เกี่ยวข้องกับเทคโนโลยี AI ผลการจำแนกความคิดเห็นจะประเมินโดยใช้ค่าความถูกต้อง (Accuracy), ความแม่นยำ (Precision), การระลึก (Recall) และค่าความถ่วงดุล (F-Measure) เครื่องมือที่ใช้ในการวิเคราะห์ประกอบด้วย Python บนแพลตฟอร์ม Google Colab, RapidMiner สำหรับการสร้างโมเดล, Excel และ Google Sheets สำหรับการจัดการข้อมูล และ Power BI สำหรับการนำเสนอผลในรูปแบบ Dashboard

ผลการวิจัยพบว่า อัลกอริทึม เพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด (K-Nearest Neighbors: KNN) มีประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลสูงที่สุด โดยให้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) เท่ากับ 82.09% และมีค่าความแม่นยำ (Precision) อยู่ที่ 88.68% ค่าความระลึก (Recall) ที่สูงถึง 84.77% ซึ่งสะท้อนให้เห็นถึงขีดความสามารถในการจำแนกและตรวจจับกลุ่มเป้าหมายได้อย่างครอบคลุมและแม่นยำ โดยมีค่าความถ่วงดุล (F-Measure) รวมอยู่ที่ 86.68% จึงสรุปได้ว่าอัลกอริทึม เพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด เป็นตัวแบบที่มีประสิทธิภาพและความเสถียรสูงสุดสำหรับการนำไปประยุกต์ใช้ในงานวิจัยนี้

(มีจำนวนทั้งสิ้น 62 หน้า)

คำสำคัญ : ปัญญาประดิษฐ์, เหมืองข้อความ, การจำแนกความคิดเห็น

_____ อาจารย์ที่ปรึกษาการค้นคว้าอิสระหลัก

พระจอมเกล้าพระนครเหนือ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยี

Name : Mr. Thanatmeth Wuttisathittham
Independent Study Title : Classification of Social Media User Opinions on Artificial Intelligence (AI) Using Text Mining Techniques
Major Field : Management Information Systems
King Mongkut's University of Technology North Bangkok
Independent Study Advisor : : Assistant Professor Dr. Sakchai Tangwannawit
Academic Year : 2025

ABSTRACT

In the digital era, characterized by rapid technological advancement, Artificial Intelligence (AI) has played a pivotal role across various sectors of Thai society, sparking diverse public discourse on social media platforms. This research aims to analyze social media users' opinions regarding AI technology, classifying them into positive and negative sentiments using text mining techniques. Furthermore, the study compares the classification performance of several algorithms: Random Forest, Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), Deep Learning, Decision Tree, K-Nearest Neighbors (KNN), Neural Network, and Logistic Regression.

The dataset was curated from Facebook, YouTube, Pantip, and TikTok between January 2023 and August 2025, focusing specifically on Thai-language content related to AI. Performance evaluation was based on Accuracy, Precision, Recall, and F-Measure. The analytical toolkit included Python (via Google Colab), RapidMiner for model development, Excel and Google Sheets for data management, and Power BI for dashboard visualization.

The research findings indicate that the K-Nearest Neighbors (KNN) algorithm achieved the highest performance in sentiment classification. It yielded an Accuracy of 82.09%, a Precision of 88.68%, and a Recall of 84.77%, reflecting its superior

capability in comprehensively and accurately detecting target sentiment groups. With a combined F-Measure of 86.68%, it can be concluded that the KNN algorithm is the most effective and stable model for the applications within this study.

(Total 62 Pages)

Keywords: Artificial Intelligence, Text Mining, Opinion Classification

_____ Advisor



กิตติกรรมประกาศ

การค้นคว้าอิสระฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยความกรุณาอย่างยิ่งจาก : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์ อาจารย์ที่ปรึกษาการค้นคว้าอิสระหลัก ที่ได้สละเวลาให้คำปรึกษา แนะนำแนวทางที่ถูกต้อง และตรวจแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ ด้วยความเอาใจใส่เสมอมา จนงานวิจัยชิ้นนี้มีความสมบูรณ์ ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ ที่นี้

ขอกราบขอบพระคุณ์ทุกท่านจากคณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล ภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ที่ได้ส่งเสริมและสนับสนุนการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ ตลอดจนคณาจารย์ทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้ให้แก่ผู้วิจัย

ขอขอบพระคุณ ผู้เชี่ยวชาญด้านภาษาไทย ที่ได้สละเวลาในการประเมินความถูกต้องและความเหมาะสมของระบบในการจำแนกความคิดเห็น ซึ่งช่วยให้งานวิจัยมีความน่าเชื่อถือและได้รับผลการประเมินประสิทธิภาพในระดับดีมาก รวมถึงขอขอบคุณเจ้าของข้อมูลและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องทุกท่านที่ผู้วิจัยได้นำมาอ้างอิงเพื่อเป็นฐานความรู้ในการศึกษาครั้งนี้

สุดท้ายนี้ ขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา และสมาชิกในครอบครัวทุกท่าน ที่เป็นกำลังใจสำคัญและให้การสนับสนุนในทุกด้านเสมอมา รวมถึงเพื่อนร่วมหลักสูตรทุกท่านที่คอยให้ความช่วยเหลือและแลกเปลี่ยนความรู้ตลอดการศึกษา ผู้วิจัยหวังเป็นอย่างยิ่งว่าการค้นคว้าอิสระฉบับนี้จะเป็นประโยชน์ต่อหน่วยงานที่เกี่ยวข้องและผู้ที่สนใจศึกษาด้านการทำเหมืองข้อความต่อไป

ธนัทเมศร์ วุฒิสถิตย์ธรรม

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ก

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... ค

กิตติกรรมประกาศ ..... จ

สารบัญ ..... ฉ

สารบัญตาราง ..... ซ

สารบัญรูปภาพ ..... ฌ

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1

1.2 วัตถุประสงค์ 2

1.3 ขอบเขตของการวิจัย 2

1.4 ประโยชน์ของการวิจัย 4

บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 5

2.1 เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) 5

2.2 การทำเหมืองข้อความ (Text Mining) 6

2.3 การวิเคราะห์ความรู้สึก (Sentiment Analysis) 8

2.4 ระบบธุรกิจอัจฉริยะ (Business Intelligence) 9

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 10

บทที่ 3 วิธีดำเนินงานวิจัย 28

3.1 กรอบแนวความคิดในการทำวิจัย 28
3.2 การเก็บรวบรวมข้อมูลและการจัดเตรียมข้อมูล 30
3.3 การประเมินผลการจำแนกความคิดเห็นโดยผู้เชี่ยวชาญ 35
3.4 ขั้นทดสอบประสิทธิภาพและเลือกอัลกอริทึมที่เหมาะสม 37
3.5 การแสดงผลข้อมูลในรูปแบบ Dashboard ผ่านโปรแกรม **Power BI** 38
บทที่ 4 ผลการดำเนินงานวิจัย 41
4.1 ผลการรวบรวม และเตรียมข้อมูล 41
4.2 ผลการประเมินความถูกต้องของการจำแนกความคิดเห็นโดยผู้เชี่ยวชาญ 43
4.3 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองและอัลกอริทึม 44
4.4 การนำเสนอข้อมูลสารสนเทศเชิงภาพผ่านโปรแกรม Power BI 45
บทที่ 5 สรุปผล อภิปราย และข้อเสนอแนะ 48
5.1 สรุปผลการวิจัย 48
5.2 อภิปรายผลวิจัย 50
5.3 ข้อเสนอแนะจากการวิจัย 50
บรรณานุกรม 51
ภาคผนวก ก 55
รายละเอียดชุดคำสั่งและขั้นตอนการพัฒนาแบบจำลองด้วยเทคนิคเหมืองข้อความ 55
ประวัติผู้เขียน 62

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่

2-1 สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 21
3-1 ขั้นตอนกระบวนการแบ่งคำและการตัดคำในภาษาไทย 33
3-2 ตัวอย่างการแปลงข้อมูลให้เป็นเมทริกซ์ 35
3-3 ระดับเกณฑ์การให้คะแนนการประเมินประสิทธิภาพการจำแนกความคิดเห็น 36
3-4 Confusion Matri 37
4-1 ตัวอย่างชุดข้อมูลที่ได้ทำการรวบรวม 42
4-2 ตัวอย่างชุดข้อมูลที่ได้ผ่านการทำให้เป็นมาตรฐาน 43
4-3 ผลการเปรียบเทียบร้อยละความถูกต้องระหว่างระบบและผู้เชี่ยวชาญ 44
4-4 สรุปผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง 44

พระจอมเกล้าพระนครเหนือ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยี

สารบัญรูปภาพ

ภาพที่ หน้า

3-1 กรอบแนวความคิด 28

3-2 หน้าเว็บไซต์ Instant Data Scraper ที่ใช้เทคนิค web scraping 30

3-3 ChatGPT ร่วมกับโปรแกรม Microsoft Excel 31

3-4 ตัวอย่างชุดคำสั่งการตัดคำในภาษาไทย 32

3-5 ขั้นตอนกระบวนการกำจัดคำหยุด 34

3-6 หน้าจอแสดงรายละเอียดภาพรวมของงานวิจัย 39

3-7 หน้าจอแสดงภาพรวมความถี่ของข้อมูลความคิดเห็น 39

3-8 หน้าจอแสดงผลการเปรียบเทียบแบบจำลอง 40

4-1 หน้าจอแสดงรายละเอียดภาพรวมของงานวิจัย 45

4-2 หน้าจอแสดงภาพรวมความถี่ของข้อมูลความคิดเห็น 46

4-3 หน้าจอแสดงผลการเปรียบเทียบแบบจำลอง 47

ก-1 ตัวอย่างการจัดเตรียมข้อมูลในรูปแบบเมทริกซ์ของคำ (Binary Bag of Words) 56

ก-2 ระดับโครงสร้างหลัก 57

ก-3 ระดับการปรับตั้งพารามิเตอร์ 57

ก-4 ระดับการฝึกฝนและวัดผล 58

ก-5 ตาราง Confusion Matrix 59

ก-6 ตารางเปรียบเทียบ Folds 59

ข-1 หนังสือแต่งตั้งคุณนารินทร์ ลีลาวรรณศิลป เป็นผู้เชี่ยวชาญเพื่อทดสอบระบบ 61

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบัน ยุคดิจิทัลที่เทคโนโลยีมีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ได้กลายเป็นเทคโนโลยีที่มีอิทธิพลอย่างมากต่อสังคมโลกและประเทศไทย โดยถูกนำมาประยุกต์ใช้ในหลากหลายอุตสาหกรรม ไม่ว่าจะเป็นด้านการแพทย์ การศึกษา การขนส่ง การเงิน และความบันเทิง ส่งผลให้เกิดการเปลี่ยนแปลงรูปแบบการทำงานและการใช้ชีวิตของผู้คน การแพร่หลายของเทคโนโลยี AI ในสังคมไทยนำมาซึ่งการถกเถียงและแสดงความคิดเห็นอย่างกว้างขวางบนแพลตฟอร์มสื่อสังคมออนไลน์ต่างๆ ได้แก่ Facebook, YouTube, Pantip และ TikTok เกี่ยวกับผลกระทบทั้งด้านบวกและลบของเทคโนโลยีดังกล่าว ความคิดเห็นมีตั้งแต่การสนับสนุนว่า AI จะช่วยยกระดับคุณภาพชีวิตและเพิ่มประสิทธิภาพการทำงาน ไปจนถึงความกังวลเกี่ยวกับความเป็นส่วนตัว การเข้าถึงเทคโนโลยีอย่างเท่าเทียม และการลดบทบาทของแรงงานมนุษย์

บนพื้นที่สื่อสังคมออนไลน์ ผู้ใช้งานได้แสดงความคิดเห็นที่หลากหลายเกี่ยวกับเทคโนโลยี AI ผ่านการโพสต์ การแสดงความคิดเห็น และการแชร์ประสบการณ์การใช้งาน เพื่อจัดกลุ่มและติดตามประเด็นสนทนาที่เกี่ยวข้อง ในด้านหนึ่ง มีกลุ่มผู้ใช้งานที่มองว่า AI เป็นเครื่องมือสำคัญในการพัฒนาประเทศและแก้ไขปัญหาสังคม เช่น การช่วยวินิจฉัยโรค การเพิ่มผลผลิตทางการเกษตร และการพัฒนาระบบการศึกษา เป็นต้น ในขณะที่อีกด้านหนึ่ง มีความกังวลเกี่ยวกับความปลอดภัยของข้อมูล การสูญเสียตำแหน่งงาน ความเหลื่อมล้ำทางดิจิทัล และประเด็นด้านจริยธรรมในการใช้งาน AI การแสดงความคิดเห็นเหล่านี้สะท้อนให้เห็นถึงทัศนคติ มุมมอง และความเข้าใจของคนไทยที่มีต่อเทคโนโลยี AI ซึ่งมีบทบาทสำคัญต่อการกำหนดทิศทางการพัฒนาและการยอมรับเทคโนโลยีดังกล่าวในสังคมไทย

ด้วยปริมาณข้อมูลความคิดเห็นที่มีจำนวนมากและหลากหลายบนสื่อสังคมออนไลน์ การวิเคราะห์และจำแนกความคิดเห็นเหล่านี้ด้วยวิธีการแบบดั้งเดิมจึงเป็นเรื่องยากและใช้เวลามาก

ผู้วิจัยจึงเห็นความสำคัญของการนำเทคนิคเหมืองข้อความ (Text Mining) และนำอัลกอริทึมต่างๆมาช่วยในการวิเคราะห์ข้อมูล เช่น การใช้อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน อัลกอริทึมนาอีฟเบย์ อัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด และอัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจ เพื่อวิเคราะห์ความคิดเห็นต่อเกมมือถือผับจี [1] การใช้อัลกอริทึมนาอีฟเบย์ อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน อัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด อัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจ เพื่อการจำแนกพิกัดศุลกากรของสินค้าเคมีภัณฑ์อินทรีย์ [7] การศึกษาวิจัยนี้มุ่งเน้นการจำแนกความคิดเห็นออกเป็นกลุ่มเชิงบวก (Positive) และเชิงลบ (Negative) เพื่อให้เข้าใจถึงอารมณ์ความรู้สึกของผู้ใช้งานสื่อสังคมออนไลน์ที่มีต่อเทคโนโลยี AI ซึ่งผลการวิจัยจะเป็นประโยชน์ต่อหน่วยงานภาครัฐ ภาคเอกชน สถาบันการศึกษา และผู้พัฒนาเทคโนโลยี AI ในการนำไปใช้วางแผน กำหนดนโยบาย พัฒนาผลิตภัณฑ์และบริการ ตลอดจนสร้างความเข้าใจที่ถูกต้องเกี่ยวกับเทคโนโลยี AI ให้แก่สังคมไทยต่อไป

1.2 วัตถุประสงค์

2.1. เพื่อวิเคราะห์ความคิดเห็นของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียเกี่ยวกับเทคโนโลยี AI ในเชิงบวกและเชิงลบ โดยใช้เทคนิคเหมืองข้อความ

2.2. เพื่อวิเคราะห์และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมต่างๆ ในการจำแนกความคิดเห็นเกี่ยวกับเทคโนโลยี AI

2.3. เพื่อนำเสนอข้อมูลการจำแนกความคิดเห็นของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียที่มีต่อเทคโนโลยี AI

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

งานวิจัยนี้ทำการศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมต่าง ๆ ในการจำแนกความคิดเห็นของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียเกี่ยวกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ด้วยเทคนิคเหมืองข้อความ โดยผู้วิจัยได้กำหนดขอบเขตของการวิจัยไว้ดังนี้:

1.3.1 ขอบเขตด้านข้อมูล

1.3.1.1 งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลความคิดเห็นจากโซเชียลมีเดีย ได้แก่ Facebook, YouTube, Pantip และ TikTok โดยเก็บเฉพาะความคิดเห็นที่เกี่ยวข้องกับเทคโนโลยี AI เช่น ปัญญาประดิษฐ์, AI chatbot, Generative AI, การใช้ AI ในชีวิตประจำวัน เป็นต้น

1.3.1.2 เก็บข้อมูลในช่วงระยะเวลา ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2566 ถึงเดือน สิงหาคม พ.ศ. 2568 เพื่อให้ครอบคลุมพัฒนาการล่าสุดของเทคโนโลยี AI และกระแสความสนใจของสังคม

1.3.1.3 ศึกษาเฉพาะความคิดเห็นของผู้ใช้งานในประเทศไทย โดยพิจารณาจากภาษาไทยเป็นหลัก

1.3.1.4 จำแนกความคิดเห็นเป็น 2 ประเภท คือ ความคิดเห็นเชิงบวก และความคิดเห็นเชิงลบ เกี่ยวกับเทคโนโลยี AI

1.3.2 ขอบเขตด้านอัลกอริทึม

1.3.2.1 อัลกอริทึมป่าสุ่ม (Random Forest)

1.3.2.2 อัลกอริทึมนาอีฟเบย์ (Naïve Bayes)

1.3.2.3 อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM)

1.3.2.4 อัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

1.3.2.5 อัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree)

1.3.2.6 อัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด (K-Nearest Neighbors: KNN)

1.3.2.7 อัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)

1.3.2.8 อัลกอริทึมการถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression)

1.3.3 ขอบเขตด้านการวัดประสิทธิภาพ

1.3.3.1 ค่าความถูกต้อง (Accuracy)

1.3.3.2 ค่าความแม่นยำ (Precision)

1.3.3.3 ค่าการระลึก (Recall)

1.3.3.4 ค่าความถ่วงดุล (F-Measure)

1.3.4 ขอบเขตด้านของภาษาโปรแกรมและซอฟต์แวร์

1.3.4.1 ใช้แพลตฟอร์ม Google Colab โดยใช้ ภาษา Python สำหรับการเตรียมข้อมูล

1.3.4.2 ใช้โปรแกรม RapidMiner สำหรับประมวลผลโมเดลและการสร้างโมเดล

1.3.4.3 ใช้ Microsoft Excel และ Google Sheets สำหรับการจัดเก็บและจัดการข้อมูลเบื้องต้น

1.3.4.4 ใช้ Power BI ในการจัดทำและนำเสนอผลการวิเคราะห์ในรูปแบบ Dashboard

1.4 ประโยชน์ของการวิจัย

1.4.1 ได้อัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุดในการจำแนกความคิดเห็นของผู้ใช้งานบนแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดียที่กล่าวถึงเทคโนโลยี AI

1.4.2 สามารถวิเคราะห์และจำแนกความคิดเห็นของผู้ใช้งานเกี่ยวกับเทคโนโลยี AI ออกเป็นความคิดเห็นในเชิงบวกและเชิงลบได้อย่างมีประสิทธิภาพ

1.4.3 ผลการจำแนกความคิดเห็นสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการวางแผนส่งเสริม กำหนดแนวทาง จัดกิจกรรม หรือพัฒนานโยบายที่เกี่ยวข้องกับเทคโนโลยี AI ให้เหมาะสมกับความต้องการของผู้ใช้งา

พระจอมเกล้าพระนครเหนือ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยี

บทที่ 2
เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาการจำแนกความคิดเห็นเกี่ยวกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) จากการแสดงความคิดเห็นบนสื่อสังคมออนไลน์ จำเป็นต้องอาศัยองค์ความรู้ด้านหลักการ ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อเป็นพื้นฐานในการพัฒนาแบบจำลองและการวิเคราะห์ข้อมูลอย่างเป็นระบบ โดยสามารถแบ่งหัวข้อการศึกษาออกเป็นประเด็นสำคัญดังต่อไปนี้

2.1 เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI)

2.2 การทำเหมืองข้อความ (Text Mining)

2.3 การวิเคราะห์ความรู้สึก (Sentiment Analysis)

2.4 ระบบธุรกิจอัจฉริยะ (Business Intelligence)

2.5 อัลกอริทึมสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูล

2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI)

เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) หมายถึง สาขาหนึ่งของวิทยาการคอมพิวเตอร์ที่มุ่งเน้นการพัฒนาระบบคอมพิวเตอร์หรือเครื่องจักรให้สามารถดำเนินงานหรือแก้ปัญหาที่โดยทั่วไปอาศัยสติปัญญาของมนุษย์ เช่น การเรียนรู้จากข้อมูล การรู้จำรูปแบบ การสรุปเหตุผล และการตัดสินใจ โดยระบบเหล่านี้อาศัยกระบวนการทางคณิตศาสตร์ สถิติ และอัลกอริทึมที่ซับซ้อนเพื่อสร้างพฤติกรรมการทำงานที่สามารถปรับตัวได้ตามข้อมูลและสภาพแวดล้อมที่เปลี่ยนแปลง AI ถูกนำไปใช้งานอย่างแพร่หลายในหลายสาขา เช่น การประมวลผลภาษา การวิเคราะห์ข้อมูลขนาดใหญ่ ระบบแนะนำอัตโนมัติ และระบบตัดสินใจเชิงธุรกิจ ซึ่งช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการดำเนินงานและสนับสนุนการตัดสินใจเชิงกลยุทธ์ขององค์กรในยุคดิจิทัลอย่างมีนัยสำคัญ

ในการประยุกต์ใช้งานจริง เทคโนโลยี AI มักถูกรวมกับองค์ความรู้ด้านการทำเหมืองข้อความ (Text Mining) และการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing: NLP) เพื่อรองรับการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงข้อความ เช่น การวิเคราะห์ความคิดเห็นของผู้ใช้บนสื่อสังคมออนไลน์ ซึ่งเป็นข้อมูลที่มีโครงสร้างไม่แน่นอนและมีปริมาณมาก AI ช่วยให้สามารถวิเคราะห์และสรุปแนวโน้มความคิดเห็นของกลุ่มคนได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะในบริบทของการวิจัยด้านการสื่อสารและธุรกิจอัจฉริยะ [21]

2.2 การทำเหมืองข้อความ (Text Mining)

การทำเหมืองข้อความ (Text Mining) คือ กระบวนการวิเคราะห์และสกัดองค์ความรู้จากข้อมูลเชิงข้อความที่ไม่มีโครงสร้าง (Unstructured Data) ซึ่งมีลักษณะเป็นข้อมูลตัวอักษร เช่น ข้อความแสดงความคิดเห็นจากสื่อสังคมออนไลน์ อีเมล บทความ หรือเอกสารอิเล็กทรอนิกส์ต่าง ๆ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อค้นหารูปแบบ แนวโน้ม ความสัมพันธ์ และสาระสำคัญที่ซ่อนอยู่ภายในข้อความเหล่านั้น การทำเหมืองข้อความจึงเป็นกระบวนการสำคัญในการแปลงข้อมูลข้อความจำนวนมากให้กลายเป็นสารสนเทศที่มีคุณค่าและสามารถนำไปใช้สนับสนุนการตัดสินใจ การวิจัย และการวิเคราะห์เชิงลึกได้อย่างเป็นระบบ

กระบวนการทำเหมืองข้อความอาศัยเทคนิคทางสถิติ การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) และการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing: NLP) เพื่อจัดการกับข้อมูลที่มีความซับซ้อนและหลากหลาย โดยเฉพาะข้อมูลจากสื่อสังคมออนไลน์ซึ่งมีลักษณะไม่เป็นทางการ มีคำย่อ สัญลักษณ์ และรูปแบบภาษาที่ไม่แน่นอน การประยุกต์ใช้เทคนิคเหล่านี้ช่วยให้สามารถวิเคราะห์ความคิดเห็น ทัศนคติ และความรู้สึกของผู้ใช้งานได้อย่างมีประสิทธิภาพ และลดข้อจำกัดของการวิเคราะห์เชิงคุณภาพแบบดั้งเดิม โดยทั่วไป กระบวนการวิเคราะห์เหมืองข้อความสามารถแบ่งออกเป็น 5 ขั้นตอนหลัก ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 การคัดเลือกข้อมูล (Data Selection)

เป็นขั้นตอนเริ่มต้นของการวิเคราะห์เหมืองข้อความ โดยทำการรวบรวมข้อมูลข้อความจากแหล่งข้อมูลที่เกี่ยวข้อง เช่น สื่อสังคมออนไลน์ เว็บไซต์ หรือเอกสารดิจิทัลต่าง ๆ การคัดเลือกข้อมูล

ควรคำนึงถึงความถูกต้อง ความครบถ้วน และความน่าเชื่อถือของแหล่งข้อมูล เพื่อให้ข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์สามารถสะท้อนบริบทของการศึกษาได้อย่างเหมาะสมและให้ผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำ

ขั้นตอนที่ 2 การเตรียมและทำความสะอาดข้อมูล (Data Preprocessing)

เป็นกระบวนการปรับปรุงคุณภาพของข้อมูลก่อนนำไปวิเคราะห์ ซึ่งถือเป็นขั้นตอนที่ใช้เวลามากที่สุดในกระบวนการเหมืองข้อความ ประกอบด้วยการกำจัดข้อมูลซ้ำซ้อน การจัดการข้อมูลที่ขาดหาย การตัดคำ การลบอักขระพิเศษ การแปลงรูปแบบข้อความ และการระบุคุณลักษณะของข้อมูล (Feature Extraction) เพื่อให้ข้อมูลมีความเหมาะสมต่อการสร้างโมเดลและลดสัญญาณรบกวนที่อาจส่งผลต่อความแม่นยำของผลลัพธ์

ขั้นตอนที่ 3 การสร้างโมเดล (Modeling)

เป็นขั้นตอนการเลือกและฝึกโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องโดยใช้ข้อมูลที่ผ่านการเตรียมแล้ว อัลกอริทึมที่นิยมใช้ในงานเหมืองข้อความ ได้แก่ Decision Tree, Random Forest และ Logistic Regression โดยจะมีการแบ่งข้อมูลออกเป็นชุดฝึก (Training Set) และชุดทดสอบ (Test Set) รวมถึงการปรับค่าพารามิเตอร์ของโมเดลเพื่อให้ได้ประสิทธิภาพที่เหมาะสมกับวัตถุประสงค์ของการวิจัย

ขั้นตอนที่ 4 การประเมินผลโมเดล (Evaluation)

เป็นขั้นตอนการวัดประสิทธิภาพของโมเดลโดยใช้ข้อมูลทดสอบ และประเมินผลด้วยตัวชี้วัดต่าง ๆ เช่น Accuracy, Precision, Recall และ F1-score เพื่อพิจารณาว่าโมเดลสามารถจำแนกหรือทำนายข้อมูลได้อย่างถูกต้องและสอดคล้องกับวัตถุประสงค์ของการศึกษาเพียงใด ผลการประเมินช่วยสะท้อนความน่าเชื่อถือและคุณภาพของโมเดลก่อนนำไปใช้งานจริง

ขั้นตอนที่ 5 การนำโมเดลไปใช้งานจริง (Deployment)

เป็นขั้นตอนสุดท้ายของกระบวนการเหมืองข้อความ โดยนำโมเดลที่ผ่านการประเมินแล้วไปประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลจริง เพื่อสนับสนุนการตัดสินใจ การคาดการณ์แนวโน้ม หรือการแก้ไขปัญหาในบริบทที่เกี่ยวข้อง การนำโมเดลไปใช้งานจริงช่วยให้เกิดองค์ความรู้ใหม่ที่สามารถต่อยอดไปสู่การพัฒนาระบบสารสนเทศและการวิเคราะห์เชิงกลยุทธ์ได้อย่างยั่งยืน

จากกระบวนการดังกล่าว การทำเหมืองข้อความจึงเป็นเครื่องมือสำคัญในการวิเคราะห์ข้อมูลความคิดเห็นจากสื่อสังคมออนไลน์ และเป็นพื้นฐานที่สำคัญของการวิเคราะห์ความรู้สึก (Sentiment Analysis) ซึ่งสอดคล้องกับวัตถุประสงค์ของการวิจัยนี้ [22]

2.3 การวิเคราะห์ความรู้สึก (Sentiment Analysis)

การวิเคราะห์ความรู้สึก (Sentiment Analysis) คือ กระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงข้อความเพื่อจำแนกทัศนคติ ความคิดเห็น หรืออารมณ์ของผู้เขียนที่แฝงอยู่ในข้อความ โดยทั่วไปจะจำแนกออกเป็นเชิงบวก (Positive) เชิงลบ (Negative) และเชิงกลาง (Neutral) การวิเคราะห์ความรู้สึกถือเป็นส่วนหนึ่งของการทำเหมืองข้อความ (Text Mining) และการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing: NLP) ซึ่งมุ่งเน้นการทำความเข้าใจความหมายและบริบทของภาษาที่มนุษย์ใช้สื่อสาร

ในยุคดิจิทัล ข้อมูลจากสื่อสังคมออนไลน์ เช่น ความคิดเห็น รีวิว หรือโพสต์ต่าง ๆ มีปริมาณเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว และมีลักษณะเป็นข้อมูลที่ไม่มีโครงสร้าง การวิเคราะห์ความรู้สึกจึงถูกนำมาใช้เป็นเครื่องมือสำคัญในการสกัดข้อมูลเชิงลึกจากความคิดเห็นของผู้ใช้งาน เพื่อทำความเข้าใจทัศนคติ แนวโน้มความพึงพอใจ และการรับรู้ของสังคมที่มีต่อประเด็นหรือเทคโนโลยีต่าง ๆ เช่น เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI)

กระบวนการวิเคราะห์ความรู้สึกโดยทั่วไปเริ่มจากการเตรียมข้อมูลข้อความผ่านขั้นตอนการทำความสะอาดข้อมูล การตัดคำ และการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสม จากนั้นจึงนำข้อมูลไปประมวลผลด้วยเทคนิคทางสถิติหรือการเรียนรู้ของเครื่อง เช่น Naive Bayes, Logistic Regression, Decision Tree และ Random Forest เพื่อสร้างโมเดลสำหรับจำแนกความรู้สึกของข้อความ การเลือกอัลกอริทึมและการปรับพารามิเตอร์ที่เหมาะสมมีผลโดยตรงต่อความแม่นยำและประสิทธิภาพของผลการวิเคราะห์

การวิเคราะห์ความรู้สึกมีบทบาทสำคัญต่อการสนับสนุนการตัดสินใจทั้งในเชิงธุรกิจและเชิงนโยบาย เนื่องจากช่วยให้สามารถสรุปความคิดเห็นของกลุ่มผู้ใช้งานจำนวนมากได้อย่างเป็นระบบ ลดข้อจำกัดของการวิเคราะห์เชิงคุณภาพแบบดั้งเดิม และสามารถนำผลลัพธ์ไปใช้ในการวางแผนกลยุทธ์การพัฒนาผลิตภัณฑ์ หรือการประเมินผลกระทบของเทคโนโลยีและบริการต่าง ๆ

ในบริบทของการวิจัยนี้ การวิเคราะห์ความรู้สึกถูกนำมาใช้เพื่อจำแนกความคิดเห็นเกี่ยวกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์จากสื่อสังคมออนไลน์ ซึ่งช่วยให้สามารถเข้าใจมุมมองและทัศนคติของผู้ใช้งานต่อเทคโนโลยีดังกล่าวได้อย่างชัดเจนและเป็นระบบ อันเป็นพื้นฐานสำคัญในการต่อยอดไปสู่การวิเคราะห์เชิงลึกและการพัฒนาระบบสนับสนุนการตัดสินใจในอนาคต [23]

2.4 ระบบธุรกิจอัจฉริยะ (Business Intelligence)

ระบบธุรกิจอัจฉริยะ (Business Intelligence: BI) คือ ระบบสารสนเทศที่ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อสนับสนุนการรวบรวม จัดการ วิเคราะห์ และนำเสนอข้อมูลจากแหล่งข้อมูลต่าง ๆ ภายในและภายนอกองค์กร โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อช่วยผู้บริหารและผู้มีส่วนเกี่ยวข้องในการตัดสินใจเชิงกลยุทธ์อย่างมีประสิทธิภาพ ระบบธุรกิจอัจฉริยะมุ่งเน้นการแปลงข้อมูลดิบให้เป็นสารสนเทศและองค์ความรู้ที่สามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้จริง ผ่านการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึกและการแสดงผลในรูปแบบที่เข้าใจง่าย

โดยทั่วไป ระบบธุรกิจอัจฉริยะประกอบด้วยองค์ประกอบสำคัญ ได้แก่ การรวบรวมข้อมูล (Data Collection) การจัดเก็บข้อมูลในคลังข้อมูล (Data Warehouse) การวิเคราะห์ข้อมูล (Data Analytics) และการนำเสนอผลลัพธ์ผ่านรายงานหรือแดชบอร์ด (Dashboard) ระบบ BI ช่วยให้ผู้ใช้งานสามารถติดตามผลการดำเนินงาน วิเคราะห์แนวโน้ม และประเมินสถานการณ์ต่าง ๆ ได้อย่างเป็นระบบ ลดความซับซ้อนของข้อมูลจำนวนมาก และเพิ่มความรวดเร็วในการตัดสินใจ

ในปัจจุบัน ระบบธุรกิจอัจฉริยะได้มีการบูรณาการร่วมกับเทคโนโลยีการวิเคราะห์ข้อมูลขั้นสูง เช่น การทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) การทำเหมืองข้อความ (Text Mining) และปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) เพื่อเพิ่มขีดความสามารถในการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีความซับซ้อนและหลากหลาย โดยเฉพาะข้อมูลที่ไม่มีโครงสร้าง เช่น ข้อมูลข้อความจากสื่อสังคมออนไลน์ ซึ่งการนำผลการวิเคราะห์ความรู้สึก (Sentiment Analysis) มาผนวกเข้ากับระบบ BI ช่วยให้องค์กรสามารถเข้าใจมุมมองและทัศนคติของผู้ใช้งานหรือผู้บริโภคได้อย่างรอบด้านมากยิ่งขึ้น

ในบริบทของการวิจัยนี้ ระบบธุรกิจอัจฉริยะทำหน้าที่เป็นกรอบแนวคิดสำคัญในการนำผลลัพธ์จากการวิเคราะห์ความคิดเห็นเกี่ยวกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์บนสื่อสังคมออนไลน์ไปใช้ประโยชน์เชิงกลยุทธ์ ไม่ว่าจะเป็นการสนับสนุนการตัดสินใจ การวางแผนนโยบาย หรือการพัฒนา

ธุรกิจในอนาคต ดังนั้น ระบบธุรกิจอัจฉริยะจึงถือเป็นกลไกสำคัญที่เชื่อมโยงระหว่างการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงเทคนิคกับการนำข้อมูลไปใช้ในเชิงการจัดการและการตัดสินใจอย่างเป็นรูปธรรม [24]

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

สำหรับงานวิจัยในปัจจุบันที่เกี่ยวข้องกับ การจำแนกความคิดเห็นของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียเกี่ยวกับเทคโนโลยี AI ด้วยเทคนิคเหมืองข้อความ มีงานวิจัยที่เกี่ยวข้องดังนี้

วสวัตติ์ อินทร์แปลง (2563) [1] นำเสนองานวิจัยเรื่อง การวิเคราะห์ความคิดเห็นต่อเกมมือถือผับจีด้วยเหมืองข้อความ ทำการวิเคราะห์ความคิดเห็นของผู้เล่นที่มีต่อเกมมือถือ PUBG โดยใช้เทคนิคเหมืองข้อความกับข้อความภาษาไทย โดยเก็บรวบรวมความคิดเห็นจาก Google Play ระหว่างวันที่ 1 – 15 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2562 จำนวน 3,798 ข้อความ ทำการแบ่งความคิดเห็นออกเป็นคุณลักษณะเชิงบวกและเชิงลบ โดยอาศัยคำวิเศษณ์และคำสแลงที่สามารถแสดงอารมณ์ได้ชัดเจน ดำเนินการตัดคำด้วยวิธีอิงพจนานุกรม และเปรียบเทียบประสิทธิภาพการแทนข้อความด้วยวิธีแบบปกติ (Original) และ TF-IDF รวมถึงใช้เทคนิค SMOTE เพื่อแก้ปัญหาความไม่สมดุลของข้อมูล ผลการวิจัยพบว่าการใช้ TF-IDF ร่วมกับ SMOTE ให้ประสิทธิภาพดีกว่าวิธีอื่น โดยเมื่อใช้โมเดล Support Vector Machine พบว่ามีค่าความถูกต้องสูงสุดที่ร้อยละ 99.87 ค่าความไวร้อยละ 99.74 และค่าความจำเพาะร้อยละ 100

นิธิกร เลิศชาญวุฒิ (2564) [2] นำเสนองานวิจัยเรื่อง การวิเคราะห์ความสนใจของนักท่องเที่ยวด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ทำการศึกษาการวิเคราะห์บทวิจารณ์แหล่งท่องเที่ยวจากเว็บไซต์ TripAdvisor จำนวน 3,992 บทวิจารณ์ โดยแบ่งการดำเนินงานวิจัยออกเป็น 4 ส่วนหลัก ได้แก่ (1) การจัดกลุ่มความสนใจของนักท่องเที่ยวออกเป็น 4 กลุ่มหลัก ได้แก่ อาหาร แหล่งช้อปปิ้ง ตลาดกลางคืน และสถานที่ท่องเที่ยวเชิงชมวิว (2) การจำแนกความคิดเห็นเชิงบวกและเชิงลบโดยใช้เทคนิค SMOTE เพื่อปรับสมดุลข้อมูล และนำข้อมูลเข้าสู่อัลกอริธึม Naïve Bayes, การถดถอยโลจิสติกและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบ RBF ซึ่งโมเดล Support Vector Machine แบบ RBF ให้ผลดีที่สุด โดยมีค่าความถูกต้อง 83.90% ความแม่นยำ 83.78% และค่าความระลึก 84.16% (3) การวิเคราะห์คะแนนความพึงพอใจในแต่ละกลุ่ม พบว่ากลุ่มอาหารได้รับคะแนนเฉลี่ยสูงสุดที่ 4.02 คะแนน (4) การวิเคราะห์คำที่มักปรากฏร่วมในรีวิว เช่น “food”, “market”, “shop” เพื่อนำไปใช้พัฒนาระบบวิเคราะห์ข้อความ และสร้างเว็บแอปพลิเคชันต้นแบบสำหรับการใช้งานจริงในอนาคต

ศราวุฒิ เกิดถาวร (2565) [3] นำเสนองานวิจัยเรื่อง การคัดเลือกคุณลักษณะความรู้สึกของคนไทยต่อโรคโควิด 19 บนสื่อสังคมออนไลน์ด้วยเหมืองข้อความ งานวิจัยนี้ได้วิเคราะห์ความคิดเห็นของคนไทยต่อโรคโควิด-19 จากแหล่งข้อมูลสื่อสังคมออนไลน์ ได้แก่ ทวิตเตอร์และพันทิป ระหว่างวันที่ 23 มกราคม ถึง 1 พฤษภาคม พ.ศ. 2563 รวมจำนวน 2,920 ข้อความ โดยใช้เทคนิคเหมืองข้อความเพื่อจำแนกความคิดเห็นเชิงบวกและเชิงลบ อาศัยคำวิเศษณ์เป็นตัวแทนคุณลักษณะทางอารมณ์ และทำการเลือกคุณลักษณะด้วยวิธี Chi-Square, TF-IDF และ BM25 ทั้งในรูปแบบแยกกัน (รูปแบบที่ 1) และแบบผสมโดยผ่านการคัดเลือก Chi-Square ก่อน (รูปแบบที่ 2) จากนั้นใช้โมเดลจำแนกข้อมูล 6 เทคนิค ได้แก่ C4.5, SVM, Naïve Bayes, KNN, MLP และ Deep Learning พร้อมประเมินผลด้วยวิธี 10-fold Cross Validation ผลการวิจัยพบว่า เทคนิค MLP และ KNN ให้ประสิทธิภาพสูงสุดเมื่อใช้ร่วมกับ TF-IDF และ BM25 โดยให้ค่าความแม่นยำ ความระลึก และ F-measure สูงถึงร้อยละ 99.20 ขณะที่เทคนิค Deep Learning ให้ค่าความแม่นยำสูงสุดเมื่อใช้ Chi-Square ที่ร้อยละ 99.30 แสดงให้เห็นว่าการคัดเลือกคุณลักษณะด้วย Chi-Square ร่วมกับ TF-IDF หรือ BM25 ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกความคิดเห็นได้อย่างมีนัยสำคัญ.

ภานุมาศ ทุกข์จาก (2565) [4] นำเสนองานวิจัยเรื่อง การขุดเหมืองข้อความและการวิเคราะห์ความรู้สึกสำหรับการลงทุนในสกุลเงินดิจิทัลโดยใช้ความคิดเห็นจากเว็บไซต์คลังคลิปวีดีโอ งานวิจัยนี้จัดทำขึ้นเพื่อวิเคราะห์ความรู้สึกเกี่ยวกับการลงทุนในสกุลเงินดิจิทัล โดยใช้ความคิดเห็นจากเว็บไซต์คลังวิดีโอ พร้อมเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนกลับ 3 แบบ ได้แก่ LSTM, GRU และ BERT ในการประมวลผลข้อมูลความคิดเห็นทั้งแบบที่ลบและไม่ลบอิโมติคอน จากผลการทดลองพบว่า แบบจำลอง BERT ให้ค่าความถูกต้องสูงสุดที่ร้อยละ 79 จึงถูกเลือกมาใช้ทำนายความคิดเห็นจากข้อมูลใหม่จำนวน 7,795 รายการ โดยจำแนกเป็นความคิดเห็นเชิงบวก 5,825 รายการ และเชิงลบ 1,970 รายการหลังจากนั้น นำข้อมูลคุณลักษณะจากวิดีโอทั้งหมด 47 รายการไปใช้ในการทำนายการตัดสินใจลงทุนด้วยโมเดลการวิเคราะห์ถดถอยโลจิสติก โดยเปรียบเทียบระหว่างการใช้คุณลักษณะทั้งหมดกับการลดมิติด้วย Principal Component Analysis (PCA) เหลือ 4 องค์ประกอบ พบว่าแบบจำลองที่ใช้ PCA ให้ค่าความถูกต้องสูงสุดที่ร้อยละ 73 และสามารถอธิบายข้อมูลได้ถึงร้อยละ 78.05 แสดงให้เห็นว่าการลดมิติโดยใช้ PCA ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลองได้ดีกว่าการใช้ข้อมูลดิบทั้งหมด

กมลทิพย์ ตะสะเวทย์ (2566) [5] นำเสนองานวิจัยเรื่อง การจำแนกความคิดเห็นที่มีต่อกัญชาเพื่อการแพทย์บนโซเชียลมีเดียด้วยเทคนิคเหมืองข้อความ ทำการจำแนกความคิดเห็นของผู้ใช้สื่อสังคมออนไลน์ที่มีต่อกัญชาเพื่อการแพทย์ โดยใช้เทคนิคเหมืองข้อความจากแหล่งข้อมูล Facebook, Pantip และ TikTok รวมจำนวนความคิดเห็น 1,000 ข้อความ แบ่งเป็นความคิดเห็นเชิงบวก 500 ข้อความ และความคิดเห็นเชิงลบ 500 ข้อความ โดยดำเนินการเตรียมข้อมูลผ่านกระบวนการลบคำหยุด สกัดคุณลักษณะ และแปลงข้อมูลด้วยเครื่องมือในภาษาไพทอน จากนั้นทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของ 4 อัลกอริทึมในการจำแนกความคิดเห็น ได้แก่ อัลกอริทึมป่าสุ่ม (Random Forest), อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM), อัลกอริทึมนาอีฟเบย์ (Naïve Bayes) และอัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้ (KNN) โดยประเมินผลด้วยค่าความถูกต้อง (Accuracy), ค่าความแม่นยำ (Precision), ค่าระลึก (Recall) และค่าความถ่วงดุล (F1-score) ผลการวิจัยพบว่า อัลกอริทึมป่าสุ่มให้ประสิทธิภาพดีที่สุด โดยมีค่าความถูกต้อง 84% ค่าความแม่นยำ 0.844 ค่าระลึก 0.843 และค่าความถ่วงดุล 0.843 ตามลำดับ ขณะที่อัลกอริทึม SVM มีค่าความถูกต้องรองลงมาอยู่ที่ 81% และอัลกอริทึมนาอีฟเบย์ให้ผลลัพธ์ใกล้เคียงกัน ส่วนอัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้มีประสิทธิภาพต่ำที่สุดที่ค่าความถูกต้อง 74% จากผลการทดลองพบว่าอัลกอริทึมป่าสุ่มสามารถจำแนกความคิดเห็นเกี่ยวกับกัญชาเพื่อการแพทย์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยมีความถูกต้องมากกว่า 80% ซึ่งเป็นไปตามสมมติฐานของการวิจัย และสามารถนำไปประยุกต์แสดงผลผ่านระบบธุรกิจอัจฉริยะเพื่อสนับสนุนการวิเคราะห์เชิงนโยบายและการตัดสินใจในอนาคตได้อย่างมีประสิทธิภาพ

เรืออากาศโทหญิง สิรัสนันท์ ขอชนะสิริบุญ (2566) [6] นำเสนองานวิจัยเรื่อง การใช้เทคนิคเหมืองข้อความในการจำแนกความคิดเห็นเกี่ยวกับสมรสเท่าเทียมบนสื่อสังคมออนไลน์ ได้ทำการศึกษาเกี่ยวกับการวิเคราะห์ความคิดเห็นเกี่ยวกับการสมรสเท่าเทียมบนสื่อสังคมออนไลน์ โดยใช้เทคนิคเหมืองข้อความจากแหล่งข้อมูล Facebook, Pantip และ YouTube ระหว่างเดือนมิถุนายน พ.ศ. 2563 ถึงธันวาคม พ.ศ. 2566 รวมจำนวน 1,000 ข้อความ แบ่งเป็นความคิดเห็นเชิงบวก 500 ข้อความ และความคิดเห็นเชิงลบ 500 ข้อความ ซึ่งเป็นข้อความภาษาไทย และดำเนินการจัดเตรียมข้อมูลสำหรับการสร้างโมเดล Machine Learning ด้วยภาษาไพธอน งานวิจัยนี้ได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมในการจำแนกความคิดเห็นจำนวน 5 อัลกอริทึม ได้แก่ อัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree), อัลกอริทึมแบบป่าสุ่ม (Random Forest), อัลกอริทึมซัพพอร์ตเว็กเตอร์แมชชีน (SVM), อัลกอริทึมเกรเดียนบูสติ้ง (Gradient Boosting) และอัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด

(KNN) โดยกำหนดค่าพารามิเตอร์การสุ่มชุดข้อมูล (Random State) เท่ากับ 100 สำหรับทุกอัลกอริทึม และกำหนดค่า K เท่ากับ 3 สำหรับ KNN ผลการทดลองพบว่า อัลกอริทึมแบบป่าสุ่มให้ประสิทธิภาพสูงที่สุด โดยมีค่าความถูกต้องเท่ากับ 83.66% รองลงมาคืออัลกอริทึมเกรเดียนบูสติ้งที่ 81% อัลกอริทึม SVM ที่ 80.66% อัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจที่ 73.33% และอัลกอริทึม KNN ที่ 70% ตามลำดับ ทั้งนี้ ผลลัพธ์จากการวิเคราะห์ถูกนำเสนอผ่านโปรแกรม Power BI ใน 5 รูปแบบ ได้แก่ การแสดงผลการนำเข้าข้อมูล การแสดงผลการเก็บรวบรวมข้อมูล การแสดงผลการนับความถี่ของคำ การแสดงผลการเปรียบเทียบอัลกอริทึม และการแสดงผลการทำนายผลข้อมูลของอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพสูงสุด เพื่อให้สามารถสื่อสารผลลัพธ์ได้อย่างชัดเจนและเข้าใจง่ายในเชิงธุรกิจและนโยบายสาธารณะ

สิริวุฒิ คงนคร (2565) [7] นำเสนองานวิจัยเรื่อง การจำแนกพิกัดศุลกากรของสินค้าเคมีภัณฑ์อินทรีย์ด้วยเทคนิคการทำเหมืองข้อมูล งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาโมเดลจำแนกพิกัดศุลกากรในตอนที่ 29 ของระบบฮาร์โมไนซ์ (HS Code) ซึ่งเป็นกลุ่มของสินค้าเคมีภัณฑ์อินทรีย์ โดยเน้นเฉพาะในประเภท 29.01–29.35 ที่จัดประเภทตามโครงสร้างของสารอินทรีย์ ซึ่งมีความสัมพันธ์โดยตรงกับการตั้งชื่อสารในระบบ IUPAC งานวิจัยนี้ใช้ชุดข้อมูลจำนวน 9,660 แถว จาก 3 แหล่ง ได้แก่ ข้อมูลชื่อสาร INN จาก WCO, ข้อมูลพิกัดศุลกากรจากกรมศุลกากร และชื่อสาร IUPAC จาก PubChem โดยทำการเตรียมข้อมูล เช่น การจัดการค่าที่หายไป (Missing Value), การลบข้อมูลซ้ำ (Duplicate), การ Tokenize และการปรับสมดุลข้อมูลด้วยเทคนิค SMOTE และการใช้ร่วมกับ Random Under-Sampling ในการฝึกโมเดล Machine Learning มีการใช้ 4 อัลกอริทึม ได้แก่ Naïve Bayes, SVM, K-NN และ Decision Trees โดยใช้เทคนิค 5-fold Cross Validation และใช้ TF-IDF เป็นวิธีการแปลงข้อความเป็นเวกเตอร์คุณลักษณะ ผลการวิจัยพบว่า การปรับสมดุลข้อมูลด้วย เทคนิค SMOTE เพียงอย่างเดียว ให้ประสิทธิภาพดีกว่าการใช้ร่วมกับ Random Under-Sampling เนื่องจากสามารถรักษาข้อมูลสำคัญไว้ได้ครบถ้วน แม้ว่าจะใช้เวลาในการประมวลผลมากกว่า เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึม พบว่า Support Vector Machine (SVM) ที่ใช้ kernel แบบ linear และกำหนดค่า C = 500 ให้ผลลัพธ์ดีที่สุด โดยได้ค่า Accuracy, Precision, Recall และ F1-score เท่ากับ 98.45% เท่ากันทุกตัวชี้วัด เมื่อนำโมเดลไปทดสอบกับชุดข้อมูลจริงเกี่ยวกับวัตถุอันตรายที่มีพิกัดศุลกากร พบว่าโมเดลสามารถทำนายได้แม่นยำถึง 89.74% แสดงให้เห็นถึงศักยภาพในการนำไป

ประยุกต์ใช้กับงานด้านศุลกากรจริง รวมทั้งสามารถพัฒนาและต่อยอดเพื่อจำแนกพิกัดในตอนอื่น ๆ ของพิกัดศุลกากรได้ต่อไปในอนาคต

ภูวนาถ ภู่พันธ์กุล (2565) [8] นำเสนองานวิจัยเรื่อง เทคนิคการจำแนกประเภทข้อความสำหรับการรับแจ้งปัญหาอัตโนมัติ มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาและเปรียบเทียบแบบจำลองการจำแนกข้อความโดยใช้เทคนิคต่าง ๆ ในการเลือกแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด และนำแบบจำลองที่ได้ไปประยุกต์ใช้ในการพัฒนาระบบต้นแบบสำหรับการรับแจ้งปัญหาอัตโนมัติ โดยในการดำเนินการวิจัยได้ทำการทดลองด้วยอัลกอริทึมจำนวน 4 แบบ ได้แก่ LSTM, Bi-LSTM, GRU และ Bi-GRU บนชุดข้อมูลคำถามจำนวน 6,648 ข้อความ ซึ่งแบ่งออกเป็น 168 ประเภท โดยใช้เทคนิค k-Fold Cross Validation แบบ 10 ส่วน และมีการปรับค่าพารามิเตอร์ Hidden Size เพื่อหาแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุด จากผลการทดลองพบว่า แบบจำลอง Bi-LSTM มีประสิทธิภาพดีที่สุดในการจำแนกประเภทข้อความ โดยมีค่าความถูกต้อง (Accuracy) เท่ากับ 91.16%, ค่า Precision เท่ากับ 0.940, ค่า Recall เท่ากับ 0.912 และค่า F1-Score เท่ากับ 0.926 ซึ่งเมื่อได้แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงสุดแล้ว ผู้วิจัยได้นำไปพัฒนาระบบแสดงผลการจำแนกข้อความสำหรับการรับแจ้งปัญหาอัตโนมัติ และพบว่า ระบบสามารถจำแนกประเภทคำถามจากผู้ใช้งานที่ส่งเข้ามาได้อย่างถูกต้อง และสามารถประมวลผลเพื่อส่งคำตอบกลับไปยังผู้ใช้งานได้จริงตามเป้าหมายของงานวิจัย

วรรณกร พึ่งอุทัยศรี (2565) [9] นำเสนองานวิจัยเรื่อง การวิเคราะห์ความคิดเห็นของผู้ใช้งานทวิตเตอร์ที่มีต่อองค์กร กรณีศึกษา: บริษัท ไปรษณีย์ไทย จำกัด มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลองในการจำแนกความคิดเห็นเชิงบวกและลบของผู้ใช้งาน โดยดำเนินการทั้งหมด 3 ขั้นตอนหลัก ได้แก่ การจัดเก็บและเตรียมข้อมูล การสร้างแบบจำลองและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึม และการทดสอบแบบจำลองที่ได้ ผู้วิจัยได้รวบรวมข้อความจากผู้ใช้งานทวิตเตอร์จำนวน 2,000 ข้อความ (เชิงบวก 1,000 ข้อความ และเชิงลบ 1,000 ข้อความ) ผ่าน Tweepy API ระหว่างเดือนกรกฎาคมถึงธันวาคม 2565 โดยนำข้อความผ่านกระบวนการทำความสะอาดข้อมูลและแบ่งออกเป็นชุดข้อมูลสอน 70% และชุดทดสอบ 30% เพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม LSTM, Bi-LSTM และ GRU ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า อัลกอริทึม Bi-Directional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) มีประสิทธิภาพดีที่สุด โดยมีค่าความถูกต้อง 94.87%, ความแม่นยำ 0.95, ค่าระลึก 0.95, ค่า F1-score 0.95 และค่า AUC 0.95 เมื่อเทียบกับ LSTM และ GRU ที่มีค่าประสิทธิภาพรองลงมา

ภายหลังจากการเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดแล้ว ได้นำไปทดสอบกับข้อความใหม่จำนวน 100 ข้อความ พบว่าแบบจำลองสามารถทำนายได้ถูกต้อง 93 ข้อความ คิดเป็นความถูกต้อง 93% และแสดงผลผ่านโปรแกรม Tableau ซึ่งสามารถถ่ายทอดผลลัพธ์ให้เข้าใจง่าย และใช้ประโยชน์ในเชิงกลยุทธ์และการสื่อสารภาพลักษณ์องค์กรต่อไป

ณัฐพล พรรณศิลป์ (2566) [10] นำเสนองานวิจัยเรื่อง การประยุกต์ใช้อัลกอริทึมในการทำเหมืองข้อความเพื่อจำแนกความคิดเห็นต่อการเลือกซื้อชานมไข่มุก บนสื่อสังคมออนไลน์ งานวิจัยนี้นำเสนอการจำแนกความคิดเห็นของผู้บริโภคที่มีต่อการเลือกซื้อชานมไข่มุกบนสื่อสังคมออนไลน์ โดยประยุกต์ใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อความและการประมวลผลภาษาธรรมชาติ เพื่อพัฒนาแบบจำลองและระบบจำแนกความคิดเห็นในรูปแบบ Web Application เริ่มต้นจากการรวบรวมความคิดเห็นจากเว็บไซต์ Wongnai รวมทั้งหมด 1,000 ข้อความ โดยแบ่งเป็นความคิดเห็นเชิงบวก 500 ข้อความ และความคิดเห็นเชิงลบ 500 ข้อความ ซึ่งเก็บข้อมูลระหว่างเดือนสิงหาคมถึงพฤศจิกายน 2566 จากนั้นนำข้อมูลเข้าสู่กระบวนการเตรียมข้อมูล ได้แก่ การทำความสะอาด การตัดคำ การแทนค่าป้ายกำกับ และการคัดเลือกคุณลักษณะ ก่อนจะแบ่งข้อมูลเป็นชุดข้อมูลสอน 70% และชุดข้อมูลทดสอบ 30% ในขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง ได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพของ 5 อัลกอริทึม ได้แก่ Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), K-Nearest Neighbor (KNN), Random Forest และ Long Short-Term Memory (LSTM) โดยใช้ตัวชี้วัดด้านความถูกต้อง (Accuracy), ความแม่นยำ (Precision), ค่าระลึก (Recall), ค่า F-Measure และค่า AUC (ROC Curve) ผลการทดลองพบว่าอัลกอริทึม Random Forest มีประสิทธิภาพดีที่สุด โดยมีค่าความถูกต้อง 96.67%, ความแม่นยำ 0.96, ค่าระลึก 0.97, ค่า F1-score 0.96 และ AUC 0.97 รองลงมาได้แก่ SVM และ LSTM ที่มีประสิทธิภาพใกล้เคียงกัน ส่วน KNN มีค่าประสิทธิภาพต่ำสุด และ ได้พัฒนาแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงสุด (Random Forest) ให้อยู่ในรูปแบบโปรแกรมประยุกต์บนเว็บ (Web Application) สำหรับใช้ในการจำแนกความคิดเห็นของผู้บริโภคที่มีต่อชานมไข่มุก และแสดงผลภาพรวมความคิดเห็นและผลการเปรียบเทียบของแต่ละอัลกอริทึมได้อย่างชัดเจน

Dr. G. S. N. Murthy, et al. (2563) [11] นำเสนองานวิจัยเรื่อง Textbased Sentiment Analysis using LSTM ได้ทำการวิจัยเกี่ยวกับการวิเคราะห์ความรู้สึกจากข้อความ (Sentiment Analysis) โดยใช้เทคนิค Long Short-Term Memory (LSTM) เพื่อจำแนกความคิดเห็นในเชิงบวก

และเชิงลบจากข้อมูลที่ได้จากแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดีย เช่น การตอบแบบสอบถาม ความคิดเห็นเกี่ยวกับสินค้า และรีวิวต่าง ๆ ทั้งนี้เพื่อช่วยสนับสนุนการตัดสินใจที่ขับเคลื่อนด้วยข้อมูล งานวิจัยดังกล่าวได้นำเสนอการประยุกต์ใช้ LSTM ในการวิเคราะห์อารมณ์จากข้อความ เช่น รีวิวสินค้าหรือบริการ ความคิดเห็นต่อเหตุการณ์ทางสังคม การเมือง และกลยุทธ์ขององค์กร โดยรวบรวมข้อมูลจากแหล่งต่าง ๆ เช่น TripAdvisor, Amazon, IMDB รวมถึงโพสต์จากแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดียอย่าง Twitter และ Facebook ซึ่งถือเป็นแหล่งข้อมูลที่น่าสนใจสำหรับการวิเคราะห์ความรู้สึก ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า LSTM ซึ่งเป็นหนึ่งในเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) สามารถจำแนกความรู้สึกของข้อความได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยให้ความแม่นยำสูงถึง 85%

June Young Park, et al. (2564) [12] นำเสนองานวิจัยเรื่อง Text mining for social media data to identify the public perception of COVID-19 policy in transportation hubs. ได้เสนอผลงานวิจัยเกี่ยวกับการวิเคราะห์ข้อมูลข้อความจากโซเชียลมีเดีย เพื่อตรวจสอบการรับรู้ของประชาชนต่อนโยบาย COVID-19 ภายในศูนย์กลางการคมนาคม โดยมุ่งเน้นการศึกษาความคิดเห็นของผู้ใช้งานสนามบินและการปฏิบัติตามนโยบายด้านสุขภาพ งานวิจัยนี้ได้นำเทคนิคการทำเหมืองข้อความ (Text Mining) มาใช้วิเคราะห์รีวิวจาก Google Maps ทั้งหมด 103,428 รายการ ซึ่งรวบรวมจากสนามบินหลัก 64 แห่งในสหรัฐอเมริกา โดยคัดกรองเฉพาะข้อความที่เกี่ยวข้องกับสถานการณ์โควิด-19 เพื่อให้สามารถสะท้อนมุมมองของผู้ใช้บริการที่ได้รับผลกระทบจากนโยบายในช่วงการระบาด จากการประมวลผลข้อมูลด้วยเทคนิคการจัดกลุ่ม GSDMM ทำให้สามารถระบุหัวข้อสำคัญ 4 กลุ่มที่สะท้อนข้อกังวลของผู้โดยสาร ได้แก่ บุคลากร (Staff – กลุ่มที่ 0), ร้านค้า (Shop – กลุ่มที่ 1), พื้นที่ (Space – กลุ่มที่ 2), และการบริการ (Service – กลุ่มที่ 3) ผลการศึกษาเผยว่า ผู้โดยสารมักมีความรู้สึกเชิงบวกต่อบุคลากรและร้านค้าในสนามบิน ขณะที่ประสบการณ์เกี่ยวกับพื้นที่ใช้สอยและการให้บริการกลับมีแนวโน้มเป็นกลางหรือลบ สิ่งนี้ชี้ให้เห็นถึงปัญหาและข้อจำกัดที่เกิดจากการเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมของผู้โดยสารอันเนื่องมาจากนโยบายควบคุมโรค ซึ่งเป็นประเด็นที่ผู้ใช้งานจำนวนมากแสดงความกังวลผ่านรีวิวของตน

Sandaruwan, Lorensuhewa และ M.A.L. Kalyani (2563) [13] นำเสนองานวิจัยเรื่อง Identification of Abusive Sinhala Comments in Social Media using Text Mining and Machine Learning Techniquesโดยมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบตรวจจับข้อความที่ไม่เหมาะสม

โดยอัตโนมัติในภาษาสิงหลงานวิจัยนี้ได้รวบรวมความคิดเห็นจากแพลตฟอร์ม Facebook และ YouTube ผ่านการสร้าง API Key รวมถึงใช้เครื่องมือรวบรวมข้อมูลจากเว็บไซต์ข่าวซุบซิบในศรีลังกา (Sri Lankan gossip) ซึ่งเป็นระบบที่พัฒนาเฉพาะภายในองค์กร ทั้งนี้ ข้อมูลบางส่วนที่ไม่อยู่ในรูปแบบรหัสอักขระ Sinhala Unicode ได้ถูกตัดออก และมีการทำความสะอาดข้อมูลโดยลบอีโมจิ URL และอักขระที่ไม่ใช่ภาษาสิงหลออกด้วยเทคนิค regular expression หลังจากการประมวลผลข้อมูลเบื้องต้น ข้อความความคิดเห็นถูกจัดกลุ่มโดยกำหนดค่าป้ายกำกับว่า “0” สำหรับข้อความที่เป็นกลาง และ “1” สำหรับข้อความที่ไม่เหมาะสม จากนั้นสุ่มเลือกความคิดเห็นจำนวน 2,000 รายการเพื่อใช้ฝึกโมเดล และอีก 200 รายการสำหรับการทดสอบ การสร้างแบบจำลองใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องหลากหลาย ได้แก่ Multinomial Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM) และ Random Forest Decision Tree พร้อมกับการดึงคุณลักษณะจากหลายวิธี ได้แก่ Bag of Words, word n-gram, character n-gram และ word skip-gram เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกข้อความ ผลการทดสอบพบว่าโมเดลที่ใช้ Multinomial Naïve Bayes ร่วมกับ character tri-gram และ character four-gram ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด โดยสามารถจำแนกความคิดเห็นที่ไม่เหมาะสมได้อย่างแม่นยำถึง 96.5% และมีค่า recall โดยเฉลี่ยอยู่ที่ 96% แสดงให้เห็นว่าเทคนิคนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการกลั่นกรองเนื้อหาบนสื่อสังคมออนไลน์ภาษาสิงหลได้อย่างมีประสิทธิภาพ

Arif Ridho Lubis, et al. (2565) [14] นำเสนองานวิจัยเรื่อง The Feature Extraction for Classifying Words on Social Media with the Naïve Bayes Algorithm โดยมุ่งเน้นการพัฒนาเทคนิคในการวิเคราะห์และจำแนกคำจากข้อความบนแพลตฟอร์ม Twitter การวิจัยเริ่มจากการรวบรวมข้อมูลทวีตจำนวน 1,734 ข้อความผ่าน API ของ Twitter ก่อนเข้าสู่กระบวนการสกัดคุณลักษณะ (feature extraction) โดยใช้เทคนิค Word2Vec เพื่อแปลงคำให้อยู่ในรูปแบบเวกเตอร์ที่เหมาะสำหรับการวิเคราะห์ จากนั้นมีการเตรียมข้อมูลด้วยการแบ่งข้อความออกเป็นคำย่อย (tokenization) และคำนวณความถี่ของคำแต่ละคำด้วยวิธี TF-IDF (Term Frequency - Inverse Document Frequency) หนึ่งในคำที่พบว่าปรากฏบ่อยในการวิเคราะห์ คือ “wkwk” ซึ่งเป็นคำแสลงที่ใช้แทนเสียงหัวเราะในกลุ่มผู้ใช้งาน โดย TF-IDF ถูกนำมาใช้เพื่อปรับค่าน้ำหนักของคำให้เหมาะสมกับบริบทของข้อความในโซเชียลมีเดีย ซึ่งมีลักษณะคำซ้ำและภาษาพูดสูง ทั้งนี้ TF-IDF มีบทบาทสำคัญในการลดความสำคัญของคำที่พบบ่อยแต่ไม่สื่อความหมายชัดเจน และเพิ่มน้ำหนักให้คำที่มีความสำคัญทางบริบท หลังจากผ่านกระบวนการแปลงข้อมูลทั้งหมด ข้อมูลที่ได้จะถูกนำไป

จำแนกประเภทด้วยอัลกอริทึม Naïve Bayes โดยผลลัพธ์จากการทดลองแสดงให้เห็นว่าโมเดลสามารถจำแนกคำประเภท “คำหยาบ” ได้อย่างแม่นยำถึง 88.8% ในขณะที่การจำแนกคำกริยาให้ความแม่นยำที่ 78.79% สะท้อนให้เห็นถึงศักยภาพของ Naïve Bayes ในการประมวลผลและวิเคราะห์ข้อความบนโซเชียลมีเดียอย่างมีประสิทธิภาพ

Siti Rahmawati และ Muhammad Habibi (2563) [15] นำเสนองานวิจัยเรื่อง Public Sentiments Analysis about Indonesian Social Insurance Administration Organization on Twitter ได้ทำการวิจัยเพื่อวิเคราะห์ความคิดเห็นของประชาชนชาวอินโดนีเซียที่มีต่อองค์กรประกันสังคม ผ่านข้อมูลจากแพลตฟอร์ม Twitter โดยใช้เทคนิคการจำแนกข้อความด้วยอัลกอริทึม Naïve Bayes และ Support Vector Machine (SVM) เพื่อนำมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของทั้งสองวิธีในการจำแนกอารมณ์ความรู้สึก งานวิจัยนี้ใช้ชุดข้อมูลจำนวน 12,990 ข้อความจาก Twitter และได้จัดทำแบบจำลองการจำแนกความคิดเห็นในสองระดับ ได้แก่ แบบจำแนก 2 ระดับความเชื่อมั่น และ 4 ระดับความเชื่อมั่น เพื่อศึกษาผลของระดับการจำแนกที่แตกต่างกันต่อความแม่นยำของโมเดล ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าโมเดลที่ใช้ อัลกอริทึม SVM มีประสิทธิภาพเหนือกว่า Naïve Bayes โดยโมเดล SVM ให้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) อยู่ที่ 82.77% ค่าความแม่นยำ (Precision) 82.68% และค่าการระลึก (Recall) 83.02% ขณะที่โมเดลที่ใช้อัลกอริทึม Naïve Bayes ให้ค่าความถูกต้อง 80.76% ความแม่นยำ 78.68% และค่าการระลึก 82.73% ผลการศึกษานี้ชี้ให้เห็นว่า SVM มีความเหมาะสมมากกว่าในการจำแนกความคิดเห็นเกี่ยวกับหน่วยงานของรัฐบนแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดีย โดยเฉพาะเมื่อความรู้สึกของผู้ใช้มีความหลากหลาย

Muqorobin, et al. (2563) [16] นำเสนองานวิจัยเรื่อง Classification of Community Complaints Against Public Service on Twitter ได้ดำเนินการวิจัยเกี่ยวกับการวิเคราะห์ความคิดเห็นจาก Twitter โดยมุ่งเน้นไปที่ข้อความที่เกี่ยวข้องกับโรงเรียนอาชีวศึกษาแห่งหนึ่งในประเทศอินโดนีเซีย ซึ่งพบว่าในแต่ละเดือนมีนักเรียนจำนวนประมาณ 60% ชำระค่าเล่าเรียนล่าช้า ตามรายงานจากฝ่ายบริหารของสถาบัน จากปัญหาดังกล่าว ทีมวิจัยจึงได้พัฒนาระบบคาดการณ์พฤติกรรมการชำระเงินล่าช้า โดยอาศัยการจำแนกประเภทความคิดเห็นเพื่อระบุแนวโน้มการชำระเงิน และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของสองอัลกอริทึม ได้แก่ Naïve Bayes และ K-Nearest Neighbors (K-NN) ซึ่งใช้ชุดข้อมูลจากข้อความบน Twitter จำนวน 700 รายการ ที่เป็นการร้องเรียน

ส่วนบุคคล ไม่ใช่การร้องเรียนสาธารณะ ผลการวิเคราะห์พบว่าอัลกอริทึม Naïve Bayes ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า โดยมีความถูกต้อง (Accuracy) อยู่ที่ 86%, ความแม่นยำ (Precision) 72%, ค่าการระลึก (Recall) 81% และ F1-score เท่ากับ 76%

Partha M, et al. (2564) [17] นำเสนองานวิจัยเรื่อง Effect of Negation in Sentences on Sentiment Analysis and Polarity Detection ได้ทำการศึกษาการวิเคราะห์ความรู้สึก (Sentiment Analysis) โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ร่วมกับการตรวจจับและการทำเครื่องหมายคำปฏิเสธ (Negation Detection and Marking) ภายในข้อความรีวิวออนไลน์ โดยใช้ชุดข้อมูลจากรีวิวสินค้าใน Amazon เพื่อทดสอบแนวทางการวิเคราะห์ความรู้สึกแบบครบวงจร (End-to-End Sentiment Analysis) งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึมวิเคราะห์ข้อความ โดยเฉพาะเมื่อมีการระบุคำปฏิเสธภายในประโยค ซึ่งส่งผลโดยตรงต่อความถูกต้องของการวิเคราะห์อารมณ์จากข้อความ ผลการทดลองชี้ให้เห็นว่าอัลกอริทึม RNN (Recurrent Neural Network)เมื่อใช้ร่วมกับการระบุคำปฏิเสธให้ผลลัพธ์ในการจำแนกความคิดเห็นได้แม่นยำที่สุด โดยมีความแม่นยำสูงถึง 95.67% แสดงให้เห็นว่าการจัดการกับคำปฏิเสธมีบทบาทสำคัญต่อประสิทธิภาพของระบบวิเคราะห์ความรู้สึกในข้อความจากผู้ใช้งานบนโลกออนไลน์

Ochilbek (2563) [18] นำเสนองานวิจัยเรื่อง A Comparative Study on Vectorization and Classification Techniques in Sentiment Analysis to Classify Student-Lecturer Comments ได้ดำเนินการศึกษาโดยมุ่งเน้นการเปรียบเทียบเทคนิคการแปลงข้อความเป็นเวกเตอร์ (Vectorization) และวิธีการจำแนกประเภทต่าง ๆ เพื่อนำไปสร้างแบบจำลองสำหรับจัดหมวดหมู่ความคิดเห็นอย่างมีประสิทธิภาพ โดยข้อมูลที่ใช้ในการศึกษานี้ได้มาจากระบบประเมินผลการเรียนการสอนในช่วงปีการศึกษา 2018–2019 ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลจากอาจารย์จำนวน 203 คน หลักสูตร 524 รายวิชา และนักศึกษาประมาณ 4,000 คน รวมความคิดเห็นทั้งหมด 52,571 รายการ ในการประมวลผลข้อมูล ผู้วิจัยได้เปรียบเทียบการแปลงข้อความเป็นเวกเตอร์โดยใช้เทคนิค TF-IDF และ Count Vectorization ภายใต้กระบวนการ Text-to-Vector จากนั้นทำการจำแนกความคิดเห็นด้วยอัลกอริทึมที่หลากหลาย ได้แก่ Random Forest, Support Vector Machine, Naïve Bayes, Gradient Boosting และ Artificial Neural Network ผลการทดลองชี้ให้เห็นว่า สำหรับชุดข้อมูลที่แบ่งออกเป็น 3 ประเภท (3-class classification) อัลกอริทึม Random Forest ให้ความแม่นยำสูง

ที่สุดถึง 97% ในขณะที่การจัดหมวดหมู่ที่มีความซับซ้อนมากขึ้น โดยแบ่งเป็น 5 ประเภท (5-class classification) และใช้การแปลงข้อความด้วย TF-IDF พบว่าได้ค่าความแม่นยำสูงถึง 92% ซึ่งแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของเทคนิคการแปลงข้อมูลร่วมกับโมเดลจำแนกประเภทในการวิเคราะห์ความคิดเห็นเชิงคุณภาพในบริบทของการศึกษา

Carol และ Samina (2564) [19] นำเสนองานวิจัยเรื่อง Sentiment Analysis on Covid19-Related Social Distancing in Canada Using Twitter Data ได้ทำการศึกษาการวิเคราะห์ความรู้สึกของประชาชนชาวแคนาดาเกี่ยวกับมาตรการเว้นระยะห่างทางสังคม โดยใช้ข้อมูลจากโพสต์บนแพลตฟอร์ม Twitter รวมทั้งสิ้น 629 ข้อความ ผลการวิเคราะห์แสดงให้เห็นว่า ทวิตประมาณ 40% มีแนวโน้มเป็นกลาง ขณะที่ 35% สื่อสารความรู้สึกในเชิงลบ และเพียง 25% แสดงความรู้สึกในเชิงบวกต่อมาตรการเว้นระยะห่างดังกล่าว ในการประมวลผลข้อมูล ผู้วิจัยได้นำอัลกอริทึม Support Vector Machine (SVM) มาใช้ในการจำแนกความคิดเห็น โดยแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม ได้แก่ ชุดข้อมูลสำหรับการฝึก (Training Set) คิดเป็น 80% และชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบ (Testing Set) คิดเป็น 20% ซึ่งให้ค่าความแม่นยำอยู่ที่ 71% อย่างไรก็ตาม เมื่อพิจารณาเฉพาะข้อความที่สะท้อนความรู้สึกในทางบวกและลบ และลดสัดส่วนของข้อมูลทดสอบลงเหลือ 10% พบว่าความแม่นยำในการจำแนกผลเพิ่มขึ้นเป็น 87% แสดงให้เห็นว่าการจัดสรรข้อมูลอย่างเหมาะสมสามารถส่งผลต่อประสิทธิภาพของแบบจำลองได้อย่างมีนัยสำคัญ

Charlyn V, et al. (2564) [20] นำเสนองานวิจัยเรื่อง Twitter Sentiment Analysis towards COVID-19 Vaccines in the Philippines Using Naïve Bayes ได้ศึกษาการตอบสนองของประชาชนฟิลิปปินส์ต่อการฉีดวัคซีนป้องกันโควิด-19 โดยอาศัยข้อมูลจากแพลตฟอร์ม Twitter ซึ่งรัฐบาลฟิลิปปินส์ได้นำมาใช้เป็นเครื่องมือในการวิเคราะห์ความรู้สึกของสังคมผ่านข้อความที่ผู้ใช้งานโพสต์ โดยผลการศึกษาพบว่า ประมาณ 83% ของข้อความที่เก็บรวบรวมมีแนวโน้มแสดงความรู้สึกในเชิงบวกและเปิดรับแนวคิดเกี่ยวกับการฉีดวัคซีน ขณะที่ 9% แสดงความรู้สึกเป็นกลาง และ 8% สะท้อนความรู้สึกเชิงลบ งานวิจัยนี้ได้นำเทคนิคการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing: NLP) มาช่วยวิเคราะห์เนื้อหา และได้พัฒนาโมเดลจำแนกประเภทข้อความด้วยอัลกอริทึม Naïve Bayes ซึ่งสามารถแยกทวีตที่เป็นทั้งภาษาอังกฤษและภาษาฟิลิปปินส์ออกเป็นข้อความในเชิงบวก เป็นกลาง และเชิงลบได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยแบบจำลองที่ได้สามารถจำแนกความรู้สึกได้ด้วยความแม่นยำที่ 81.77%

ตารางที่ 2-1 สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ชื่องานวิจัย/ทฤษฎี	ปี	เทคนิค/อัลกอริทึม	ผลการวิจัย
การวิเคราะห์ความคิดเห็นต่อเกมมือถือผับจีด้วยเหมืองข้อความ	2563	- อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน - อัลกอริทึมนาอีฟเบย์ - อัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด -อัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจ	ผลการศึกษาพบว่า อัลกอริทึมของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนพบว่ามีค่าความถูกต้องสูงสุดที่ร้อยละ 99.87 ค่าความไวร้อยละ 99.74 และค่าความจำเพาะร้อยละ 100
การวิเคราะห์ความสนใจของนักท่องเที่ยวด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง	2564	- อัลกอริทึมนาอีฟเบย์ -อัลกอริทึมการถดถอยเชิงโลจิสติก - อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	ผลการศึกษาพบว่า อัลกอริทึมของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบ RBF ให้ผลดีที่สุด โดยมีค่าความถูกต้อง 83.90% ความแม่นยำ 83.78% และค่าความระลึก 84.16%
การคัดเลือกคุณลักษณะความรู้สึกของคนไทยต่อโรคโควิด 19 บนสื่อสังคมออนไลน์ด้วยเหมืองข้อความ	2565	- อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน - อัลกอริทึมนาอีฟเบย์ - อัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด -อัลกอริทึมเพอร์เซปตรอนหลายชั้น - Deep Learning -อัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจ	ผลการศึกษาพบว่า MLP และ KNN มีประสิทธิภาพสูงสุดเมื่อใช้ร่วมกับ TF-IDF และ BM25 โดยมีค่า F-measure สูงถึง 99.20% ขณะที่ Deep Learning ให้ความแม่นยำสูงสุดที่ 99.30%

ชื่องานวิจัย/ทฤษฎี	ปี	เทคนิค/อัลกอริทึม	ผลการวิจัย
การขุดเหมืองข้อความและการวิเคราะห์ความรู้สึกสำหรับการลงทุนในสกุลเงินดิจิทัลโดยใช้ความคิดเห็นจากเว็บไซต์คลังคลิปวีดีโอ	2565	-แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้อัลกอริทึมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว -แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้อัลกอริทึมแบบเกทแบบนกลับ -แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้อัลกอริทึมแบบ BERT แบบจำลองถดถอยโลจิสติก	ผลการศึกษาพบว่า พบว่าแบบจำลอง BERT ให้ความถูกต้องสูงสุดที่ 79% ในการวิเคราะห์ความรู้สึกความคิดเห็นเกี่ยวกับสกุลเงินดิจิทัล และเมื่อใช้ PCA ลดมิติข้อมูลวิดีโอเหลือ 4 องค์ประกอบแบบจำลองถดถอยโลจิสติกให้ความถูกต้องสูงสุดที่ 73% และอธิบายข้อมูลได้ 78.05% แสดงให้เห็นว่า PCA ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลองได้ดี
การจำแนกความคิดเห็นที่มีต่อกัญชาเพื่อการแพทย์บนโซเชียลมีเดียด้วยเทคนิคเหมืองข้อความ	2566	-อัลกอริทึมป่าสุ่ม -อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน -อัลกอริทึมนาอีฟเบย์ -อัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้ (KNN)	ผลการศึกษาพบว่าอัลกอริทึมป่าสุ่มให้ประสิทธิภาพดีที่สุด โดยมีค่าความถูกต้อง 84% ค่าความแม่นยำ 0.844 ค่าระลึก 0.843 และค่าความถ่วงดุล 0.843 ตามลำดับ
การใช้เทคนิคเหมืองข้อความในการจำแนกความคิดเห็นเกี่ยวกับสมรสเท่าเทียมบนสื่อสังคมออนไลน์	2566	-อัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจ -อัลกอริทึมแบบป่าสุ่ม -อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน -อัลกอริทึมเกรเดียนบูสติ้ง -อัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด	ผลการศึกษาพบว่า อัลกอริทึมแบบป่าสุ่มให้ประสิทธิภาพสูงที่สุด โดยมีค่าความถูกต้องเท่ากับ 83.66%

ชื่องานวิจัย/ทฤษฎี	ปี	เทคนิค/อัลกอริทึม	ผลการวิจัย
การจำแนกพิกัดศุลกากรของสินค้าเคมีภัณฑ์อินทรีย์ด้วยเทคนิคการทำเหมืองข้อมูล	2565	-อัลกอริทึมนาอีฟเบย์ -อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน -อัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด -อัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจ	ผลการศึกษาพบว่า SMOTE เพียงอย่างเดียวให้ประสิทธิภาพดีกว่าการใช้ร่วมกับ Random Under-Sampling โดย SVM (linear kernel, C = 500) ให้ Accuracy, Precision, Recall และ F1-score เท่ากันที่ 98.45% และเมื่อทดสอบกับข้อมูลจริง โมเดลทำนายได้แม่นยำ 89.74% แสดงถึงศักยภาพในการประยุกต์ใช้กับงานศุลกากร
เทคนิคการจำแนกประเภทข้อความสำหรับการรับแจ้งปัญหาอัตโนมัติ	2565	-LSTM -Bi-LSTM -GRU -Bi-GRU	ผลการศึกษาพบว่า แบบจำลอง Bi-LSTM มีประสิทธิภาพดีที่สุดในการจำแนกประเภทข้อความ โดยมีค่าความถูกต้อง (Accuracy) เท่ากับ 91.16%, ค่า Precision เท่ากับ 0.940, ค่า Recall เท่ากับ 0.912 และค่า F1-Score เท่ากับ 0.926
การวิเคราะห์ความคิดเห็นของผู้ใช้งานทวิตเตอร์ที่มีต่อองค์กร กรณีศึกษา: บริษัท ไปรษณีย์ไทย	2565	-อัลกอริทึม Long Short-Term Memory -อัลกอริทึม Bi-Directional LongShort-Term Memory	ผลการศึกษาพบว่า อัลกอริทึม Bi-Directional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) มีประสิทธิภาพดีที่สุด โดยมีค่าความถูกต้อง 94.87%, ความแม่นยำ 95%

ชื่องานวิจัย/ทฤษฎี	ปี	เทคนิค/อัลกอริทึม	ผลการวิจัย
การประยุกต์ใช้อัลกอริทึมในการทำเหมืองข้อความเพื่อจำแนกความคิดเห็นต่อการเลือกซื้อชานมไข่มุก บนสื่อสังคมออนไลน์	2566	-Naïve Bayes, -Support Vector Machine -K-Nearest Neighbor (KNN) -Random Forest -Long Short-Term Memory	ผลการศึกษาพบว่า อัลกอริทึม Random Forest มีประสิทธิภาพดีที่สุด โดยมีค่าความถูกต้อง 96.67%, ความแม่นยำ 0.96, ค่าระลึก 0.97, ค่า F1-score 0.96 และ AUC 0.97
Textbased Sentiment Analysis using LSTM	2563	-อัลกอริทึมหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว	ผลการศึกษาพบว่า การจัดหมวดหมู่ความรู้สึกด้วย LSTM ให้ความแม่นยำสูงถึง 85% โดยมีประสิทธิภาพดีในการวิเคราะห์ความคิดเห็นจากรีวิวและโพสต์ในโซเชียลมีเดียเกี่ยวกับผลิตภัณฑ์ การเมือง สังคม และกลยุทธ์ของบริษัท
Text mining for social media data to identify the public perception of COVID-19 policy in transportation hubs	2564	- เทคนิคการทำเหมืองข้อมูลข้อความ - Google Maps ใช้การรวมกลุ่มโดยใช้ GSDMM	ผลการศึกษาพบว่า ผู้โดยสารมีความรู้สึกเชิงบวกต่อบุคลากรและร้านค้า แต่มีแนวโน้มเป็นกลางหรือลบต่อพื้นที่และบริการ สะท้อนข้อกังวลจากนโยบายควบคุมโรคในสนามบิน

ชื่องานวิจัย/ทฤษฎี	ปี	เทคนิค/อัลกอริทึม	ผลการวิจัย
Identification of Abusive Sinhala Comments in Social Media using Text Mining and Machine Learning Techniques	2563	-Multinomial Naïve Bayes -Support Vector Machine (SVM) -Random Forest -Decision Tree	ผลการศึกษาพบว่า ใช้อัลกอริทึมMultinomial Naïve Bayes ร่วมกับ character tri-gram และ character four-gram ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด โดยสามารถจำแนกความคิดเห็นที่ไม่เหมาะสมได้อย่างแม่นยำถึง 96.5% และมีค่า recall โดยเฉลี่ยอยู่ที่ 96%
The Feature Extraction for Classifying Words on Social Media with the Naïve Bayes Algorithm	2565	- Naïve Bayes	ผลการศึกษาพบว่า อัลกอริทึม Naïve Bayes มีค่าความแม่นยำ 88.8% ในทวีตหมวดหมู่คำหยาบ และมีค่าความแม่นยำ 78.79% ในหมวดหมู่ทวีตของคำกริยา
Public Sentiments Analysis about Indonesian Social InsuranceAdministration Organization on Twitter	2563	- Naïve Bayes - Support Vector Machine	ผลการศึกษาพบว่า อัลกอริทึม SVM มีประสิทธิภาพเหนือกว่า Naïve Bayes โดยโมเดล SVM ให้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) อยู่ที่ 82.77% ค่าความแม่นยำ (Precision) 82.68% และค่าการระลึก (Recall) 83.02%

ชื่องานวิจัย/ทฤษฎี	ปี	เทคนิค/อัลกอริทึม	ผลการวิจัย
Classification of Community Complaints Against Public Service on Twitter	2563	- Naïve Bayes - K-Nearest Neighbors	ผลการศึกษาพบว่า อัลกอริทึม Naïve Bayes ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า โดยมีความถูกต้อง (Accuracy) อยู่ที่ 86%, ความแม่นยำ (Precision) 72%, ค่าการระลึก (Recall) 81% และ F1-score เท่ากับ 76%
Effect of Negation in Sentences on Sentiment Analysis and Polarity Detection	2564	- RNN - Naive Bayes - SVM - ANN - NLP	ผลการศึกษาพบว่า อัลกอริทึม RNN (Recurrent Neural Network)เมื่อใช้ร่วมกับการระบุคำปฏิเสธให้ผลลัพธ์ในการจำแนกความคิดเห็นได้แม่นยำที่สุด โดยมีความแม่นยำสูงถึง 95.67%
A Comparative Study on Vectorization and Classification Techniques in Sentiment Analysis to Classify Student-Lecturer Comments	2563	- Random Forest - Artificial Neural Network (ANN) - Support Vector Machine - Naïve- Bayes - Gradient boosting - TF-IDF	ผลการศึกษาพบว่า สำหรับชุดข้อมูลที่แบ่งออกเป็น 3 ประเภท (3-class classification) อัลกอริทึม Random Forest ให้ความแม่นยำสูงที่สุดถึง 97% ในขณะที่การจัดหมวดหมู่ที่มีความซับซ้อนมากขึ้น โดยแบ่งเป็น 5 ประเภท (5-class classification) และใช้การแปลงข้อความด้วย TF-IDF พบว่าได้ค่าความแม่นยำสูงถึง 92%

ชื่องานวิจัย/ทฤษฎี	ปี	เทคนิค/อัลกอริทึม	ผลการวิจัย
Sentiment Analysis on Covid19-Related Social Distancing in Canada Using Twitter Data	2564	- Support Vector Machine - SentiStrength	ผลการศึกษาพบว่า อัลกอริทึม Support Vector Machine (SVM) ให้ความแม่นยำ 87%
Twitter Sentiment Analysis towards COVID-19 Vaccines in the Philippines Using Naïve Bayes	2564	- Naive Bayes - Natural language processing (NLP)	อัลกอริทึม Naïve Bayes ซึ่งสามารถแยกทวีตที่เป็นทั้งภาษาอังกฤษและภาษาฟิลิปปินส์ออกเป็นข้อความในเชิงบวก เป็นกลาง และเชิงลบ ได้สามารถจำแนกความรู้สึกได้ด้วยความแม่นยำที่ 81.77%

บทที่ 3

วิธีดำเนินงานวิจัย

การดำเนินการวิจัยเพื่อวิเคราะห์ความคิดเห็นเกี่ยวกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) จากการแสดงความคิดเห็นบนสื่อสังคมออนไลน์ โดยมีกระบวนการดังนี้

3.1 กรอบแนวคิดของงานวิจัย

3.2 การเก็บรวบรวมข้อมูลและการจัดเตรียมข้อมูล

3.3 การประเมินผลการจำแนกความคิดเห็นโดยผู้เชี่ยวชาญ

3.4 ทดสอบประสิทธิภาพและเลือกอัลกอริทึมที่เหมาะสม

3.5 การแสดงผลข้อมูลในรูปแบบ Dashboard ผ่านโปรแกรม Power BI

3.1 กรอบแนวความคิดในการทำวิจัย

ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาและค้นคว้างานวิจัยที่เกี่ยวข้อง และนำมาประยุกต์ใช้กับงานวิจัย โดยมีกระบวนการดัง 1



ภาพที่ 3-1 กรอบแนวความคิด

จาก 1 กรอบแนวคิดของงานวิจัย กระบวนการทำงานจะแบ่งออกเป็น 4 ส่วน โดย

ส่วนที่ 1 ทำการรวบรวมความคิดเห็นจากแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดีย เช่น Facebook, YouTube, Pantip และ TikTok ที่กล่าวถึงเทคโนโลยี AI ภายในระยะเวลาที่กำหนด โดยใช้คำสำคัญ เช่น “AI”, “ChatGPT”, “Machine Learning” เป็นต้น ข้อมูลถูกรวบรวมผ่าน Web Scraping หรือ API โดยยึดหลักจริยธรรมในการวิจัย หลังจากนั้นจึงดำเนินการเตรียมข้อมูลด้วยเทคนิค Data Preprocessing เช่น การตัดคำ การลบคำที่ไม่สำคัญ การลบข้อความซ้ำ รวมถึงการแปลงคำให้อยู่ในรูปแบบพื้นฐาน เพื่อให้ข้อมูลพร้อมต่อการวิเคราะห์

ส่วนที่ 2 การประเมินผลการจำแนกความคิดเห็นโดยผู้เชี่ยวชาญ ภายหลังจากการจัดเตรียมข้อมูลเสร็จสิ้น จะเข้าสู่ขั้นตอนการประเมินประสิทธิภาพและความเหมาะสมของระบบผ่านการตรวจสอบโดยผู้เชี่ยวชาญ เพื่อยืนยันความสอดคล้องระหว่างผลลัพธ์จากระบบกับการพิจารณาของมนุษย์ โดยผู้วิจัยดำเนินการแต่งตั้งผู้เชี่ยวชาญด้านภาษาไทยจำนวน 1 ท่าน เพื่อทำหน้าที่ประเมินความถูกต้องของการจำแนกความคิดเห็นเชิงบวก (Positive) และเชิงลบ (Negative) กระบวนการเริ่มต้นจากการสุ่มคัดเลือกข้อมูลร้อยละ 5 ของทั้งหมด ซึ่งเป็นชุดข้อมูลที่ไม่ได้ใช้ในการฝึกฝนแบบจำลอง เพื่อให้ผู้เชี่ยวชาญกำหนดป้ายกำกับ (Label) สำหรับใช้เป็นข้อมูลอ้างอิง

จากนั้นผู้วิจัยจะนำชุดข้อมูลดังกล่าวเข้าสู่ระบบเพื่อเปรียบเทียบผลการจำแนกที่ได้กับผลการตัดสินของผู้เชี่ยวชาญในทุกรายการ ข้อมูลที่ได้จากการเปรียบเทียบจะถูกนำมาคำนวณเป็นร้อยละความถูกต้องและค่าเฉลี่ยความถูกต้องรวมของระบบ โดยมีการเทียบเคียงกับเกณฑ์การแปลผลระดับประสิทธิภาพตามที่ระบุในตารางที่ 3-1 เพื่อระบุระดับความสามารถของแบบจำลองในการวิเคราะห์ความคิดเห็นต่อเทคโนโลยี AI อย่างเป็นรูปธรรมก่อนนำไปสรุปผลการวิจัย

ส่วนที่ 3 กระบวนการคัดเลือกอัลกอริทึม เริ่มต้นด้วยการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดล 8 รูปแบบ ได้แก่ Random Forest, Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), Deep Learning, Decision Tree, K-Nearest Neighbors (KNN), Neural Network และ Logistic Regression เพื่อวิเคราะห์ความคิดเห็นเชิงบวก (Positive) และเชิงลบ (Negative) โดยใช้การประเมินผลแบบ k-fold Cross Validation ซึ่งเป็นการสลับชุดข้อมูลฝึกฝนและชุดทดสอบเพื่อความน่าเชื่อถือและลดความเอนเอียงของโมเดล

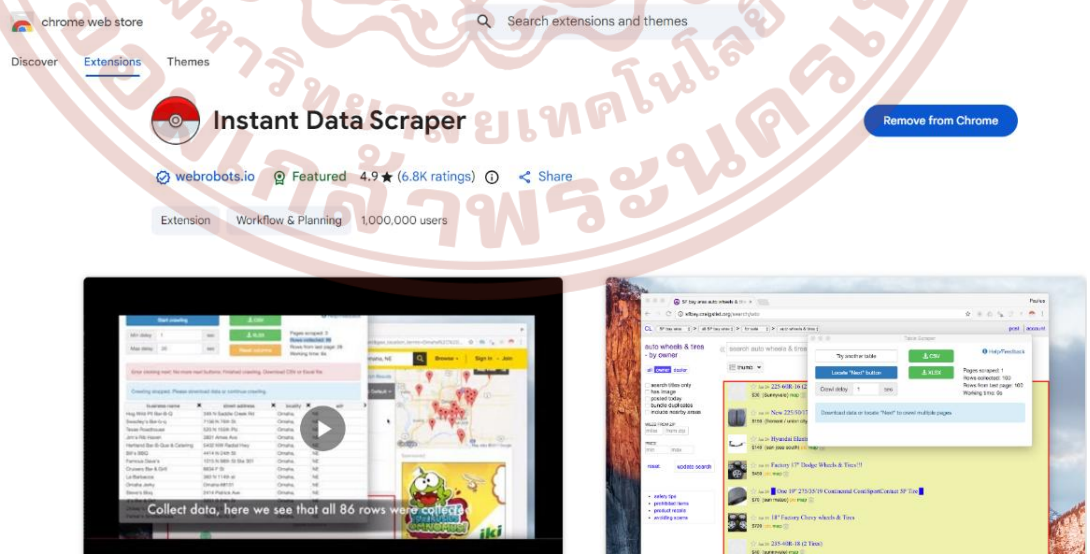
ประสิทธิภาพของอัลกอริทึมจะถูกวัดผลผ่านตัวชี้วัด Accuracy, Precision, Recall และ F-Measure ซึ่งคำนวณจากค่า True Positive (TP) และ True Negative (TN) ที่ทำนายได้ถูกต้อง รวมถึงความ

ผิดพลาดในรูปแบบ False Positive (FP) และ False Negative (FN) ข้อมูลเปรียบเทียบทั้งหมดจะถูกนำมาวิเคราะห์เพื่อคัดเลือกอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดสำหรับนำไปใช้สร้างแบบจำลองในการวิเคราะห์แนวโน้มความคิดเห็นต่อเทคโนโลยี AI ในขั้นตอนต่อไป

ส่วนที่ 4 นำเสนอผลการวิเคราะห์ผ่าน Power BI ในรูปแบบที่เข้าใจง่าย เช่น ตาราง แผนภูมิวงกลม และแผนภูมิแท่ง เพื่อแสดงแนวโน้มความคิดเห็นของผู้ใช้งาน ทั้งเชิงบวกและลบ รวมถึงประเด็นที่ได้รับความสนใจเกี่ยวกับเทคโนโลยี AI

3.2 การเก็บรวบรวมข้อมูลและการจัดเตรียมข้อมูล

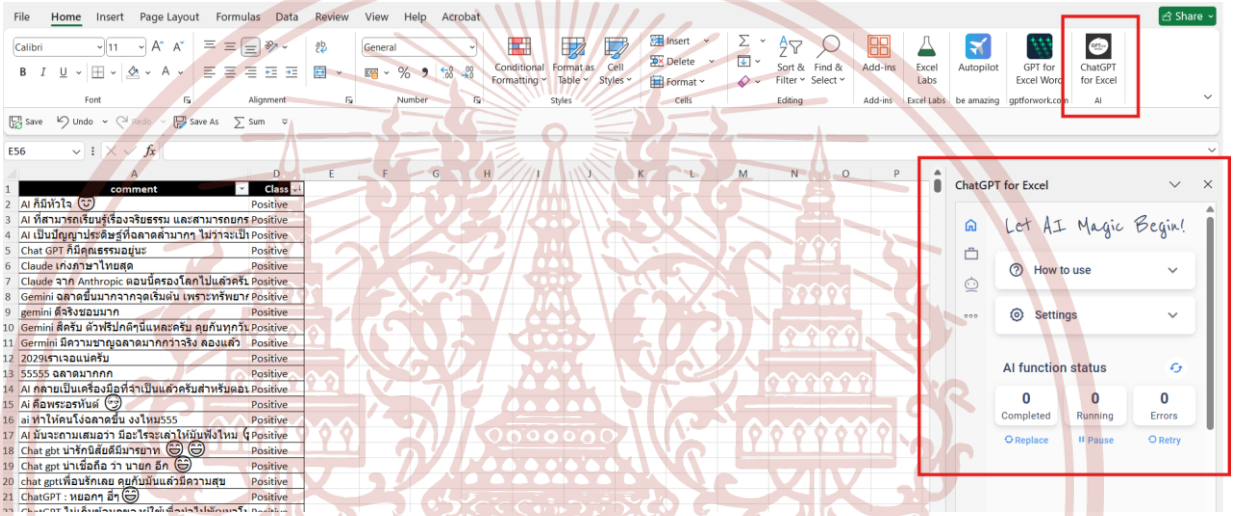
3.2.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล โดยกำหนดขอบเขตของเนื้อหาที่ต้องการวิเคราะห์เป็นความคิดเห็นของผู้ใช้งานบนแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดีย จากแพลตฟอร์ม Pantip, Facebook, Tiktok , YouTube ที่กล่าวถึงเทคโนโลยี AI ในช่วงระยะเวลาตั้งแต่เดือน มกราคม 2566 ถึงเดือน สิงหาคม 2568 เท่านั้น จากนั้นผู้วิจัยได้คัดเลือกความคิดเห็นจำนวน 2,177 ข้อความ โดยแบ่งเป็นความคิดเห็นเชิงบวก 1,497 ข้อความ และความคิดเห็นเชิงลบ 680 ข้อความ ซึ่งเป็นข้อความภาษาไทย โดยใช้คำสำคัญ (Keywords) อาทิ เอไอ, AI , Copilot , Gemini , ChatGPT รวมถึงวิดีโอที่เกี่ยวข้องกับ AI โดยใช้ Instant Data Scraper เพื่อดึงข้อมูลความคิดเห็นของผู้ใช้งานในรูปแบบข้อความ (Text Data) โดยคำนึงถึงหลักจริยธรรมในการวิจัย เช่น การไม่เปิดเผยข้อมูลส่วนบุคคล และการใช้ข้อมูลเพื่อวัตถุประสงค์ทางวิชาการเท่านั้น แสดงดัง 2



ภาพที่ 3-2 หน้าเว็บไซต์ Instant Data Scraper ที่ใช้เทคนิค web scraping

3.2.2 การจัดเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

3.2.2.1 การจัดเตรียมข้อมูล ผู้วิจัยได้ดำเนินการเตรียมข้อมูลจากความคิดเห็นที่ได้ทำการเก็บรวบรวมเรียบร้อยแล้ว โดยนำข้อมูลดังกล่าวมาจัดระเบียบและจำแนกข้อความก่อนนำไปวิเคราะห์ ทั้งนี้ ผู้วิจัยได้ใช้ ChatGPT ร่วมกับโปรแกรม Microsoft Excel (เรียกว่า ChatGPT for Excel) เป็นเครื่องมือช่วยในการจำแนกและจัดเตรียมข้อมูลข้อความ แสดงดัง 3



ภาพที่ 3-3 ChatGPT ร่วมกับโปรแกรม Microsoft Excel

3.2.2.2 การเตรียมข้อมูลก่อนที่จะนำไปวิเคราะห์แบ่งออก 4 ขั้นตอน คือ ให้ข้อความเป็นมาตรฐาน การตัดคำ การแยกคำและลบคำที่ไม่จำเป็น และการประมวลผลทางภาษา เพื่อให้ได้ข้อมูลที่ถูกต้องและพร้อมสำหรับการวิเคราะห์

3.2.2.2.1 กระบวนการทำความสะอาดข้อมูลและการทำให้ข้อความเป็นมาตรฐาน เนื่องจาก ข้อมูลที่รวบรวมได้อยู่ในรูปแบบของภาษาธรรมชาติ ซึ่งบางข้อความยังไม่อยู่ในสภาพที่เหมาะสมสำหรับการนำไปวิเคราะห์ ผู้วิจัยจึงดำเนินการทำความสะอาดข้อมูลและปรับปรุงข้อความให้เป็นมาตรฐาน (Data Cleaning and Text Normalization) โดยกระบวนการดังกล่าวประกอบด้วยการแก้ไขคำสะกดผิด การลบช่องว่างที่ไม่จำเป็น การลบสัญลักษณ์พิเศษที่ไม่เกี่ยวข้องกับเนื้อหา รวมถึงการจัดการข้อมูลที่ขาดหายไปในบางกรณี ภายหลังจากการปรับปรุงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมแล้ว ผู้วิจัยจึงนำข้อความที่ผ่านกระบวนการดังกล่าวมาจำแนกประเภทความคิดเห็นออกเป็นความคิดเห็นเชิงบวกและความคิดเห็นเชิงลบ เพื่อใช้เป็นข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์ในขั้นตอนถัดไป

3.2.2.2.2 การแบ่งคำและการตัดคำในภาษาไทย การแบ่งคำและการตัดคำในภาษาไทยเป็นกระบวนการที่มีความสำคัญ เนื่องจากภาษาไทยมีลักษณะการเขียนที่ตัวอักษรติดกันและไม่มีการเว้นวรรคระหว่างคำเหมือนภาษาอังกฤษ ส่งผลให้การตัดคำอย่างถูกต้องมีบทบาทสำคัญต่อการประมวลผลข้อความ (Text Processing) และการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงข้อความ การตัดคำที่มีประสิทธิภาพช่วยให้สามารถนำข้อมูลไปใช้ในกระบวนการต่าง ๆ ได้อย่างเหมาะสม เช่น การจัดรูปแบบเอกสาร การวิเคราะห์ความหมายของข้อความ และการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing: NLP) นอกจากนี้ การแยกคำออกจากกันยังช่วยให้สามารถระบุคำสำคัญภายในข้อความได้อย่างถูกต้อง ในการวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยใช้ไลบรารี PyThaiNLP ซึ่งเป็นเครื่องมือสำหรับการประมวลผลภาษาธรรมชาติในภาษาไทย โดยใช้ฟังก์ชัน word_tokenize เพื่อช่วยในการแบ่งคำออกจากข้อความอย่างมีประสิทธิภาพ ผลลัพธ์ของการตัดคำแสดงดัง 4

```python
#ทำความสะอาดข้อความ เอาเฉพาะภาษาไทย
import re
from pythainlp.corpus.common import thai_stopwords
from pythainlp.tokenize import word_tokenize
import pandas as pd

# ฟังก์ชันทำความสะอาดข้อความ
def cleanText(text):
    text = str(text)
    # เก็บเฉพาะตัวอักษรภาษาไทย
    text = re.sub('[^ก-๙]', '', text)

    stop_word = set(thai_stopwords())
    sentence = word_tokenize(text)
    result = [word for word in sentence if word not in stop_word and word.strip() != ""]
    return " ".join(result)

# ทำความสะอาดข้อความใน column "comment"
cleaning = [cleanText(txt) for txt in df["Comment"]]
```

ภาพที่ 3-4 ตัวอย่างชุดคำสั่งการตัดคำในภาษาไทย

ตารางที่ 3-1 ขั้นตอนกระบวนการแบ่งคำและการตัดคำในภาษาไทย

comment	clean_comment	Class
ChatGPT ไม่เก็บข้อมูลของผู้ใช้เพื่อนำไปพัฒนาโมเดลโดยอัตโนมัติ ข้อมูลการสนทนาของคุณจะไม่ถูกนำไปใช้เพื่อฝึกหรือปรับปรุงโมเดล เว้นแต่ว่าคุณจะอนุญาตโดยสมัครใจ	ข้อมูล,ผู้ใช้,เพื่อนำ,พัฒนา,โมเดล,โดยอัตโนมัติ,ข้อมูล,การสนทนา,ถูกนำไปใช้,ฝึก,ปรับปรุง,โมเดล,เว้นแต่ว่า,อนุญาต,โดยสมัครใจ	Positive
AI ที่สามารถเรียนรู้เรื่องจริยธรรม และสามารถยกระดับจิตใจของมนุษย์ให้สูงขึ้น ก็น่าจะสมควรค่าในการกระทำและเป็นไปได้ครับ	ที่สามารถ,เรียนรู้เรื่อง,จริยธรรม,ยกระดับจิตใจ,ของมนุษย์,สมควรค่า,การกระทำ,เป็นไปได้	Positive
AI เป็นปัญญาประดิษฐ์ที่ฉลาดล้ำมากๆ ไม่ว่าจะเป็น AI Cover, AI Disney Pixar Posters และอื่นๆอีกมากมาย จนเป็นกระแสและโด่งดังมาก	ปัญญาประดิษฐ์,ฉลาด,ล้ำ,อีกมากมาย,กระแส,โด่งดัง	Positive
Chat GPT ก็มีคุณธรรมอยู่นะ	คุณธรรม	Positive
Claude เก่งภาษาไทยสุด	เก่ง,ภาษาไทย	Positive
Claude จาก Anthropic ตอนนี้ครองโลกไปแล้วครับ ตอนนี้ไม่มีใครสู้ไหวจริงๆด้านความฉลาด	ตอนนี้,ครองโลก,ตอนนี้,สู้,ไหว,ฉลาด	Positive
Gemini ฉลาดขึ้นมากจากจุดเริ่มต้น เพราะทรัพยากรในมือ google มหาศาล	ฉลาด,จุดเริ่มต้น,ทรัพยากร,มือ,มหาศาล	Positive

3.2.2.2.3 การกำจัดคำหยุด (Stop Word Removal) เป็นกระบวนการในการนำคำที่ไม่มีความหมายหรือไม่มีนัยสำคัญต่อการวิเคราะห์ข้อความออกจาก ซึ่งการลบคำจะไม่ส่งผลต่อความหมายโดยรวมของข้อความ หรือช่วยให้ความหมายของข้อความมีความชัดเจนมากยิ่งขึ้นในบางกรณี กระบวนการกำจัดคำหยุดมีวัตถุประสงค์เพื่อลดความซับซ้อนของข้อมูล และช่วยให้ระบบสามารถมุ่งเน้นไปที่คำที่มีความสำคัญต่อการวิเคราะห์มากขึ้น ทั้งนี้ เพื่อเตรียมข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการนำไปใช้กับแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning Model) ในขั้นตอนถัดไป ในการวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยใช้ไลบรารี PyThaiNLP ในภาษาไพธอน โดยใช้ชุดคำหยุดจากโมดูล pythainlp.corpus.common และฟังก์ชัน thai_stopwords

เพื่อใช้ในการระบุและกำจัดคำหยุดออกจากประโยคหรือข้อความที่กำลังทำการวิเคราะห์ ส่งผลให้ได้ข้อมูลข้อความที่มีสาระและความหมายมากยิ่งขึ้น ผลลัพธ์ของกระบวนการดังกล่าวแสดงดัง 5

```
from pythainlp.corpus.common import thai_stopwords
from pythainlp.tokenize import word_tokenize
import pandas as pd

# ฟังก์ชันทำความสะอาดข้อความ
def cleanText(text):
    text = str(text)
    # เก็บเฉพาะตัวอักษรภาษาไทย
    text = re.sub('[^ก-๙]', '', text)

    stop_word = set(thai_stopwords())
    sentence = word_tokenize(text)
    result = [word for word in sentence if word not in stop_word and word.strip() !=
    return " ".join(result)
```

ภาพที่ 3-5 ขั้นตอนกระบวนการกำจัดคำหยุด

3.2.2.2.4 การคัดเลือกคำและการสร้างตาราง Vectorization ในการวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยได้ดำเนินการนับความถี่ของคำจากข้อมูลความคิดเห็นโดยใช้ภาษาไพธอน หลังจากผ่านกระบวนการทำความสะอาดข้อความ การตัดคำภาษาไทย และการกำจัดคำหยุดแล้ว ข้อมูลข้อความถูกนำไปประมวลผลด้วยเทคนิค Bag of Words โดยใช้คลาส CountVectorizer จากไลบรารี scikit-learn เพื่อคำนวณจำนวนครั้งที่คำแต่ละคำปรากฏในชุดข้อมูลทั้งหมดผลลัพธ์จากการนับความถี่ของคำถูกจัดเก็บในรูปแบบตารางข้อมูล ซึ่งประกอบด้วยคำศัพท์และจำนวนความถี่ของคำ จากนั้นผู้วิจัยได้ทำการคัดเลือกเฉพาะคำที่มีความถี่ตั้งแต่ 26 ครั้งขึ้นไป เพื่อใช้เป็นชุดคำศัพท์ (Vocabulary) สำหรับการสร้างตาราง Vectorization โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อลดจำนวนคำที่ไม่สำคัญ และคงไว้เฉพาะคำที่มีความเกี่ยวข้องกับเนื้อหาของความคิดเห็นมากที่สุด ภายหลังจากการคัดเลือกคำผู้วิจัยได้นำชุดคำศัพท์ดังกล่าวไปสร้างตาราง Vectorization ในโปรแกรม Microsoft Excel โดยบันทึกความคิดเห็นแต่ละรายการเป็นแถว และคำศัพท์ที่คัดเลือกเป็นคอลัมน์ จากนั้นใช้สูตรทางตรรกะร่วมกับฟังก์ชันค้นหาข้อความ (เช่น IF และ SEARCH) เพื่อกำหนดค่าเป็น 1 เมื่อพบคำศัพท์นั้นในความคิดเห็น และกำหนดค่าเป็น 0 เมื่อไม่พบคำศัพท์ดังกล่าว ซึ่งเป็นรูปแบบของ Binary Bag of Words แสดงดังตารางที่ 3-2

ตารางที่ 3-2 ตัวอย่างการแปลงข้อมูลให้เป็นเมทริกซ์

clean_comment	ดี	ถาม	รู้	สร้าง	ตัว	ชอบ	...
มีหัวใจ	0	0	0	0	0	0	...
ที่สามารถ เรียนรู้เรื่อง จริยธรรม ยกระดับจิตใจ ของมนุษย์ สมควร ค่า การกระทำ เป็นไปได้	0	0	1	0	0	0	...
โค้ด ผม ดีกว่า ฟรี อะนะ	1	0	0	0	0	0	...
ดีมากกก	1	0	0	0	0	0	...
สิ ตัว ฟรี ปกติ นี่แหละครับ คุย กัน เรื่องการงาน ทำกับข้าวหา หยูกยา วิธี ดูแล สัตว์ เลี้ยง แมว เลี้ยง หมา เลี้ยง ปลา เลี้ยง มด เล่น เกมก็ ผ่านง่าย เยี่ยมยอด	0	0	0	0	1	0	...
ตอนนี้ ครองโลก ตอนนี้ สู้ ไหว ฉลาด	0	0	0	0	0	0	...

3.3 การประเมินผลการจำแนกความคิดเห็นโดยผู้เชี่ยวชาญ

ภายหลังจากการเก็บรวบรวมข้อมูลและการจัดเตรียมข้อมูล เสร็จเรียบร้อยแล้ว ขั้นตอนถัดไปคือการประเมินประสิทธิภาพ ความถูกต้อง และความเหมาะสมของระบบ โดยอาศัยการประเมินจากผู้เชี่ยวชาญ เพื่อใช้เป็นการตรวจสอบความสอดคล้องของผลลัพธ์ที่ได้จากระบบกับการพิจารณาของมนุษย์

3.3.1 การประเมินประสิทธิภาพการจำแนกความคิดเห็นโดยผู้เชี่ยวชาญ

การประเมินประสิทธิภาพของระบบในส่วนนี้มุ่งเน้นการตรวจสอบความถูกต้องและความเหมาะสมของผลการจำแนกความคิดเห็นเชิงบวก (Positive) และความคิดเห็นเชิงลบ (Negative) โดยอาศัยความเห็นจากผู้เชี่ยวชาญด้านภาษาไทย ซึ่งมีขั้นตอนการดำเนินการดังต่อไปนี้

3.3.1.1 การแต่งตั้งผู้เชี่ยวชาญ

ผู้วิจัยทำการแต่งตั้งผู้เชี่ยวชาญที่มีความรู้และประสบการณ์ด้านภาษาไทย จำนวน 1 ท่าน เพื่อทำหน้าที่ประเมินผลการจำแนกความคิดเห็นของระบบ

3.3.1.2 การเตรียมชุดข้อมูลสำหรับการประเมิน

ผู้วิจัยทำการสุ่มคัดเลือกความคิดเห็นของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียเกี่ยวกับเทคโนโลยี AI จำนวน ร้อยละ 5 ของข้อมูลทั้งหมด ซึ่งเป็นชุดข้อมูลที่ ไม่ได้นำไปใช้ในการสร้างหรือฝึกฝนแบบจำลอง จากนั้นให้ผู้เชี่ยวชาญทำการกำหนดป้ายกำกับความคิดเห็น (Label) ว่าเป็นความคิดเห็นเชิงบวกหรือเชิงลบ เพื่อใช้เป็นข้อมูลอ้างอิงในการประเมินผล

3.3.1.3 การเปรียบเทียบผลการจำแนก

ผู้วิจัยนำความคิดเห็นชุดดังกล่าวเข้าสู่ระบบการจำแนกความคิดเห็น และนำผลลัพธ์ที่ได้จากระบบไปเปรียบเทียบกับผลการจำแนกของผู้เชี่ยวชาญในแต่ละรายการ เพื่อพิจารณาความถูกต้องของระบบ

3.3.1.4 การคำนวณผลการประเมิน

ผู้วิจัยนำผลการเปรียบเทียบมาคำนวณเป็นร้อยละความถูกต้อง และร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยของระบบ โดยใช้เกณฑ์การแปลผลระดับประสิทธิภาพแสดงดังตารางที่ 3-3

ตารางที่ 3-3 ระดับเกณฑ์การให้คะแนนการประเมินประสิทธิภาพการจำแนกความคิดเห็น

ระดับเกณฑ์การให้คะแนน	ระดับ	ความหมาย
ร้อยละ 90 ขึ้นไป	มากที่สุด	ระบบมีความถูกต้องมากที่สุด
ร้อยละ 80 – 89	มาก	ระบบมีความถูกต้องมาก
ร้อยละ 70 – 79	ปานกลาง	ระบบมีความถูกต้องปานกลาง
ร้อยละ 60 – 69	น้อย	ระบบมีความถูกต้องน้อย
ต่ำกว่าร้อยละ 60	น้อยที่สุด	ระบบมีความถูกต้องน้อยที่สุด

3.4 ขั้นทดสอบประสิทธิภาพและเลือกอัลกอริทึมที่เหมาะสม

ข้อมูลที่ได้จะถูกนำมาใช้ในการคัดเลือกอัลกอริทึมที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ความคิดเห็น โดยทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมจำนวน 8 อัลกอริทึม ได้แก่ อัลกอริทึมป่าสุ่ม (Random Forest) อัลกอริทึมนาอีฟเบย์ (Naïve Bayes) อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) อัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) อัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) อัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด (K-Nearest Neighbors: KNN) อัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) อัลกอริทึมการถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression) ซึ่งการประเมินประสิทธิภาพของแต่ละอัลกอริทึมจะพิจารณาจากตัวชี้วัดด้านประสิทธิภาพ ได้แก่ ค่าความถูกต้อง (Accuracy), ค่าความแม่นยำ (Precision), ค่าการระลึก (Recall) และค่าความถ่วงดุล (F-Measure) เพื่อคัดเลือกอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดและนำไปใช้ในการสร้างแบบจำลองสำหรับการวิเคราะห์ความคิดเห็น โดยมีรายละเอียดดังนี้

ตารางที่ 3-4 Confusion Matrix

	Predicted	
Actual	Positive (P)	Negative (N)
Positive (P)	True Positive (TP)	False Negative (FN)
Negative (N)	False Positive (FP)	True Negative (TN)

โดยที่

True Positive (TP) หมายถึง กรณีที่ระบบทำนายว่าเป็นความคิดเห็นเชิงบวก (Positive) และผลการทำนายนั้นตรงกับค่าความเป็นจริง

False Positive (FP) หมายถึง กรณีที่ระบบทำนายว่าเป็นความคิดเห็นเชิงบวก (Positive) แต่ค่าความเป็นจริงเป็นความคิดเห็นเชิงลบ

False Negative (FN) หมายถึง กรณีที่ระบบทำนายว่าเป็นความคิดเห็นเชิงลบ (Negative) แต่ค่าความเป็นจริงเป็นความคิดเห็นเชิงบวก

True Negative (TN) หมายถึง กรณีที่ระบบทำนายว่าเป็นความคิดเห็นเชิงลบ (Negative) และผลการทำนายนั้นตรงกับค่าความเป็นจริง

ในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง ใช้วิธีการ k-fold Cross Validation โดยแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น k ส่วน จากนั้นนำข้อมูลแต่ละส่วนมาสลับกันเป็นชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ ในขณะที่ส่วนที่เหลือใช้เป็นชุดข้อมูลสำหรับฝึกฝนแบบจำลอง เพื่อให้ผลการประเมินมีความน่าเชื่อถือและลดความเอนเอียงจากการแบ่งข้อมูลเพียงครั้งเดียว การวิเคราะห์ความคิดเห็น (Sentiment Analysis) แบ่งความคิดเห็นออกเป็น 2 ประเภทหลัก ได้แก่ ความคิดเห็นเชิงบวก (Positive) และความคิดเห็นเชิงลบ (Negative)

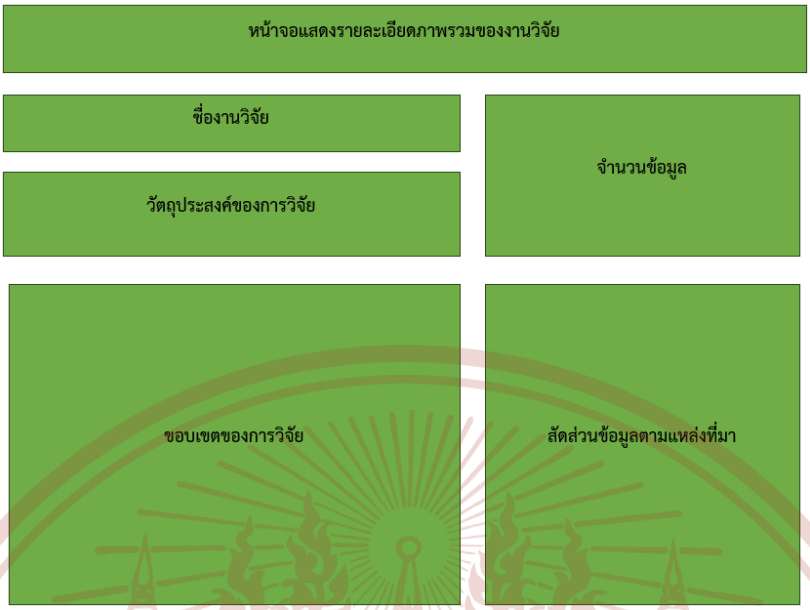
3.5 การแสดงผลข้อมูลในรูปแบบ Dashboard **ผ่านโปรแกรม Power BI**

ภายหลังจากได้ผลลัพธ์จากการวิเคราะห์ความคิดเห็นของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียเกี่ยวกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ผู้วิจัยได้นำผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลและการจำแนกความคิดเห็นส่งออกในรูปแบบไฟล์ Microsoft Excel และนำมาแสดงผลในรูปแบบแดชบอร์ด (Dashboard) ผ่านโปรแกรม Microsoft Power BI เพื่อช่วยให้สามารถนำเสนอข้อมูลได้อย่างเป็นระบบ เข้าใจง่าย และสนับสนุนการวิเคราะห์เชิงเปรียบเทียบระหว่างอัลกอริทึมได้อย่างชัดเจน

การแสดงผลข้อมูลบนแดชบอร์ดแบ่งออกเป็น 3 ส่วนหลัก ได้แก่ หน้าจอแสดงรายละเอียดภาพรวมของงานวิจัย หน้าจอแสดงภาพรวมความถี่ของข้อมูลความคิดเห็นและ หน้าจอแสดงผลการเปรียบเทียบแบบจำลอง

3.5.1 หน้าจอแสดงรายละเอียดภาพรวมของงานวิจัย

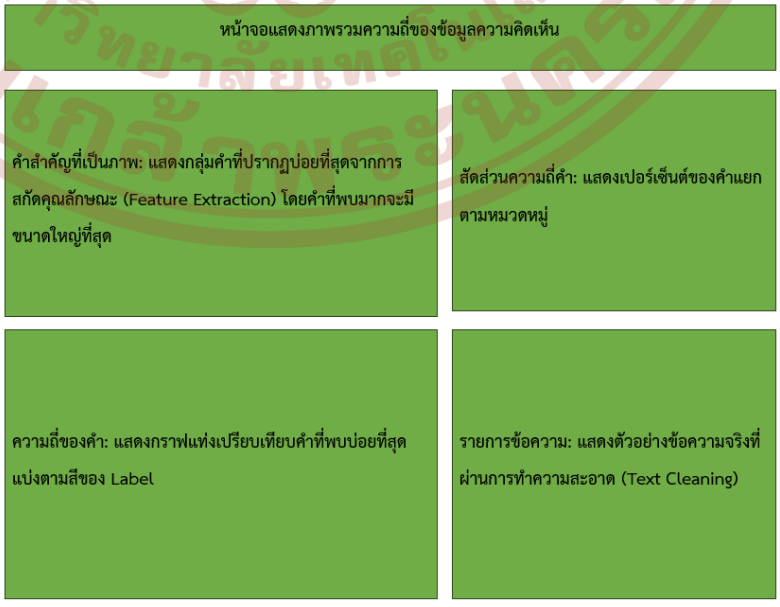
หน้าจอแสดงรายละเอียดภาพรวมของงานวิจัยถูกออกแบบขึ้นเพื่อแสดงข้อมูลพื้นฐานของงานวิจัย ได้แก่ ชื่องานวิจัย วัตถุประสงค์ของการวิจัย และขอบเขตของการศึกษา เพื่อให้ผู้ที่เข้ามาชมแดชบอร์ดสามารถเข้าใจแนวคิดและเป้าหมายของงานวิจัยได้อย่างชัดเจน โดยมีการนำเสนอข้อมูลในลักษณะที่กระชับและเป็นระบบ ดังแสดงใน 3-6



ภาพที่ 3-6 หน้าจอแสดงรายละเอียดภาพรวมของงานวิจัย

3.5.2 หน้าจอแสดงภาพรวมความถี่ของข้อมูลความคิดเห็น

หน้าจอแสดงภาพรวมความถี่ของข้อมูลความคิดเห็นเป็นการนำเสนอข้อมูลข้อความจากโซเชียลมีเดียที่ผ่านกระบวนการทำความสะอาดข้อมูล (Text Cleaning) และการสกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction) เรียบร้อยแล้ว จำนวนทั้งสิ้น 2,177 ข้อความ โดยมีการแสดงตัวอย่างข้อความ จำนวนความถี่ของคำที่ปรากฏในข้อมูลความคิดเห็น รวมถึงการแสดงผลในรูปแบบ Word Cloud ผ่านโปรแกรม Microsoft Power BI เพื่อให้เห็นภาพรวมของคำสำคัญที่ปรากฏบ่อยในชุดข้อมูลอย่างชัดเจน ดังแสดงใน 3-7

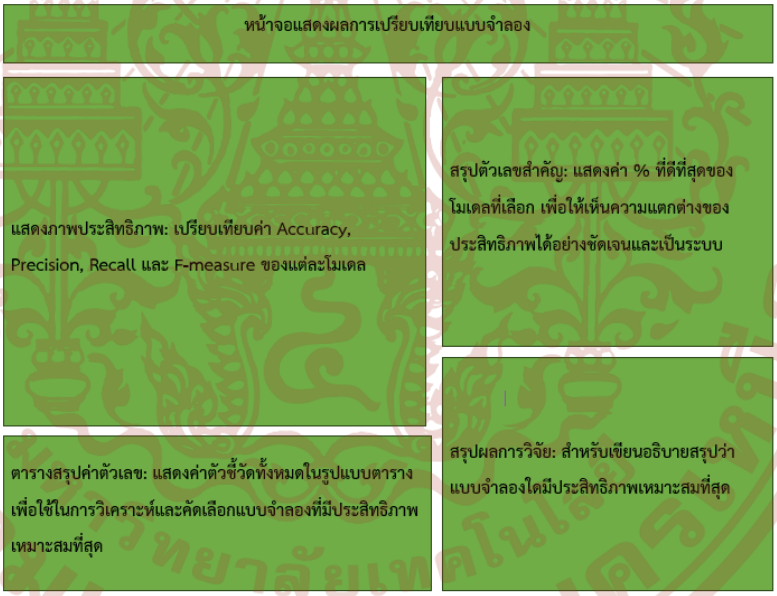


ภาพที่ 3-7 หน้าจอแสดงภาพรวมความถี่ของข้อมูลความคิดเห็น

3.4.3 หน้าจอแสดงผลการเปรียบเทียบแบบจำลอง

หน้าจอแสดงผลการเปรียบเทียบแบบจำลองเป็นการนำเสนอผลลัพธ์จากการจำแนกความคิดเห็นของแบบจำลองที่ใช้ในการวิจัย ซึ่งเป็นข้อมูลที่ผ่านการทดสอบด้วยแบบจำลองทุกอัลกอริทึม เพื่อให้สามารถเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละแบบจำลองได้อย่างชัดเจนและเป็นระบบ

การแสดงผลบนแดชบอร์ดประกอบด้วยการเปรียบเทียบค่าตัวชี้วัดด้านประสิทธิภาพที่สำคัญ ได้แก่ ค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าการระลึก (Recall) และค่าความถ่วงดุล (F-measure) ของแต่ละแบบจำลอง เพื่อใช้ในการวิเคราะห์และคัดเลือกแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพเหมาะสมที่สุดสำหรับการจำแนกความคิดเห็นของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียเกี่ยวกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ดังแสดงใน 3-8



ภาพที่ 3-8 หน้าจอแสดงผลการเปรียบเทียบแบบจำลอง

บทที่ 4
ผลการดำเนินงานวิจัย

ในส่วนนี้จะเป็นการนำเสนอผลการศึกษาการจำแนกความคิดเห็น โดยวิเคราะห์ข้อมูลจากสื่อสังคมออนไลน์จำนวน 2,177 ข้อความ ครอบคลุมตั้งแต่ขั้นตอนการเตรียมข้อมูลเชิงข้อความ การวัดประสิทธิภาพของอัลกอริทึมต่าง ๆ เพื่อหาแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด รวมถึงผลการประเมินความถูกต้องในการจำแนกโดยผู้เชี่ยวชาญ และปิดท้ายด้วยการนำเสนอข้อมูลผ่านแดชบอร์ดเพื่อให้เห็นภาพรวมของความคิดเห็นอย่างเป็นระบบ

4.1 ผลการรวบรวม และเตรียมข้อมูล

4.2 ผลการประเมินความถูกต้องของการจำแนกความคิดเห็นโดยผู้เชี่ยวชาญ

4.3 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองและอัลกอริทึม

4.4 การนำเสนอข้อมูลสารสนเทศเชิงภาพผ่านโปรแกรม Power BI

4.1 ผลการรวบรวม และเตรียมข้อมูล

ผู้วิจัยดำเนินการสกัดข้อมูลความคิดเห็นจากแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดีย ได้แก่ Pantip, Facebook, TikTok และ YouTube ที่เกี่ยวข้องกับเทคโนโลยี AI ในช่วงเดือนมกราคม 2566 ถึงเดือนสิงหาคม 2568 โดยใช้คำสำคัญ (Keywords) ในการสืบค้น เช่น “เอไอ”, “AI”, “Copilot”, “Gemini” และ “ChatGPT” ผ่านเครื่องมือ Instant Data Scraper เพื่อรวบรวมข้อมูลในรูปแบบข้อความ (Text Data) ภายใต้หลักจริยธรรมการวิจัยและการรักษาความเป็นส่วนตัวของผู้ใช้งาน จากกระบวนการดังกล่าว ผู้วิจัยได้คัดเลือกความคิดเห็นภาษาไทยรวมทั้งสิ้น 2,177 ข้อความ ซึ่งจำแนกออกเป็นความคิดเห็นเชิงบวกจำนวน 1,497 ข้อความ และความคิดเห็นเชิงลบจำนวน 680 ข้อความ เพื่อนำเข้าสู่กระบวนการเตรียมข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์ในลำดับถัดไป โดยรายละเอียดลักษณะข้อมูลและแหล่งที่มาแสดงดัง 2 และตารางที่ 4-1

ตารางที่ 4-1 ตัวอย่างชุดข้อมูลที่ได้ทำการรวบรวม

comment	Class
apple ตกขบวน 😅	Negative
chat gpt ยังลอกคำตอบหนูอยู่เลย 🤦🤦🤦	Negative
Ai คือพระอรหันต์ 😌	Positive
ai ทำให้คนโง่ฉลาดขึ้น งงไหม555	Positive
AI มันจะถามเสมอว่า มีอะไรจะเล่าให้มันฟังไหม 🤣	Positive
Chat gbt น่ารักนิสัยดีมีมารยาท 😁😁	Positive
Chat gpt น่าเชื่อถือ ว่า นายก อีก 😁	Positive
chat gptเพื่อนรักเลย คุยกับมันแล้วมีความสุข	Positive
เคยเล่าความลับออกไป 👾💀💀💀	Negative
ฉันด่ามัน 😔	Negative
เขาฉลาดมากๆใช่เลย ❤️❤️❤️🌷🌷	Positive
ใครๆก็ใช้ Google ถึงจะเริ่มช้าแต่ฐานข้อมูลแน่นๆ	Positive
งั้นเราก็เหมือนเป็นสัตว์เลี้ยงนะซิ555 😂	Positive
อนาคตมนุษย์จะได้พบจิตแพทย์เพิ่มขึ้น 😹😹😹 เพราะตอนนี้ก็เพิ่มขึ้นมาก 😿 เด็กเล็กเป็นออทิสติกจริง/เทียมเพิ่มขึ้นทุกปีเพราะโทรศัพท์ 😢 AIยิ่งพัฒนาเราไม่รู้เลยว่าอะไรจะเกิดขึ้นบ้างในอนาคต	Negative

จากข้อมูลตัวอย่างในตารางที่ 4-1 จะพบว่าข้อความภาษาไทยที่สกัดได้ยังมีส่วนประกอบของสัญลักษณ์และอักขระพิเศษที่ไม่จำเป็นต่อการวิเคราะห์ ผู้วิจัยจึงดำเนินการทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning) เพื่อกำจัดส่วนเกินที่ไม่เกี่ยวข้องออกและปรับปรุงข้อความให้มีความสมบูรณ์ พร้อมสำหรับการนำไปสร้างแบบจำลองในขั้นตอนถัดไป โดยรายละเอียดผลลัพธ์หลังการเตรียมข้อมูลแสดงดังตารางที่ 4-2

ตารางที่ 4-2 ตัวอย่างชุดข้อมูลที่ได้ผ่านการทำให้เป็นมาตรฐาน

comment	Class
ตก ขบวน	Negative
ลอก คำตอบ หนู อยู่เลย	Negative
พระอรหันต์	Positive
คนโง่ ฉลาด งง ไหม	Positive
ถาม เสมอ เล่า ฟัง ไหม	Positive
น่ารัก นิสัย ดี มีมารยาท	Positive
น่าเชื่อ ถือ ว่านายกอีก	Positive
เพื่อนรัก คุยกับ มีความสุข	Positive
เล่า ความลับ	Negative
ด่า	Negative
ฉลาด	Positive
ฐานข้อมูล แน่น	Positive
งั้น เหมือน สัตว์เลี้ยง ชิ	Positive
อนาคต มนุษย์ จิตแพทย์ เพิ่มขึ้น ตอนนี้ เพิ่มขึ้น เด็กเล็ก ออทิสติก เทียม เพิ่มขึ้น ทุก ปี โทรศัพท์ พัฒนา รู้ เกิดขึ้น ในอนาคต	Negative

4.2 ผลการประเมินความถูกต้องของการจำแนกความคิดเห็นโดยผู้เชี่ยวชาญ

จากการนำชุดข้อมูลที่ผ่านการสุ่มร้อยละ 5 ของข้อมูลทั้งหมด ซึ่งเป็นข้อความที่อยู่นอกเหนือจากชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกฝนแบบจำลอง มาให้ผู้เชี่ยวชาญด้านภาษาไทยดำเนินการพิจารณาให้คะแนนและกำหนดป้ายกำกับ (Label) เพื่อตรวจสอบความถูกต้องและความสมเหตุสมผลของระบบ ผลการทดสอบเปรียบเทียบระหว่างการจำแนกโดยระบบและดุลยพินิจของผู้เชี่ยวชาญพบว่า ระบบมีความสามารถในการระบุความคิดเห็นเชิงบวกและเชิงลบได้อย่างแม่นยำ โดยมีรายละเอียดค่าความถูกต้องแสดงดังตารางที่ 4-3

ตารางที่ 4-3 ผลการเปรียบเทียบร้อยละความถูกต้องระหว่างระบบและผู้เชี่ยวชาญ

รายการประเมิน	จำนวนข้อความ	ผลการจำแนกสอดคล้องกับผู้เชี่ยวชาญ	ค่าความถูกต้อง (ร้อยละ)
ความคิดเห็นเชิงบวก	50	48	96
ความคิดเห็นเชิงลบ	50	49	98
รวมเฉลี่ย	100	97	97

จากตารางที่ 4-3 ผลการประเมินประสิทธิภาพของระบบวิเคราะห์ความคิดเห็นต่อเทคโนโลยี AI ในภาพรวมพบว่ามีค่าความถูกต้องเฉลี่ยคิดเป็นร้อยละ 97 ซึ่งเมื่อพิจารณาตามเกณฑ์การแปลผลระดับประสิทธิภาพในตารางที่ 3-1 พบว่าผลการจำแนกของระบบมีความสอดคล้องกับความเห็นของผู้เชี่ยวชาญอยู่ในระดับมากที่สุด ข้อมูลส่วนนี้จึงเป็นสิ่งที่ยืนยันได้ว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพเพียงพอที่จะนำไปใช้ในการประมวลผลข้อมูลจริง เพื่อวิเคราะห์แนวโน้มและสรุปประเด็นสำคัญที่ได้รับความสนใจจากผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียได้อย่างน่าเชื่อถือ

4.3 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองและอัลกอริทึม

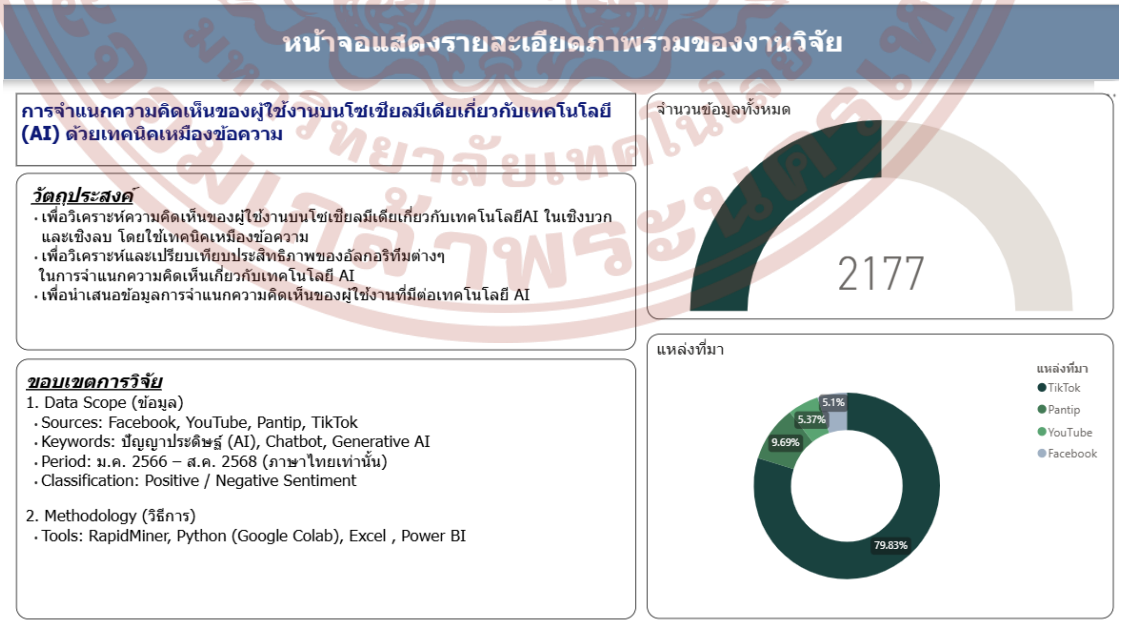
ตารางที่ 4-4 สรุปผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

อัลกอริทึม	Accuracy (%)	Precision	Recall	F-measure
อัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด (KNN)	82.09%	88.68%	84.77%	86.68%
อัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)	81.58%	86.01%	87.44%	86.72%
อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM)	81.12%	94.36%	77.15%	84.89%
อัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)	81.12%	94.73%	76.82%	84.84%
ลกอริทึมป่าสุ่ม (Random Forest)	80.89%	95.08%	76.15%	84.57%
อัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree)	79.10%	96.11%	72.55%	82.68%
อัลกอริทึมการถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression)	71.70%	70.89%	99.87%	82.92%
อัลกอริทึมนาอีฟเบย์ (Naïve Bayes)	71.43%	97.30%	60.12%	74.32%

4.4 การนำเสนอข้อมูลสารสนเทศเชิงภาพผ่านโปรแกรม Power BI

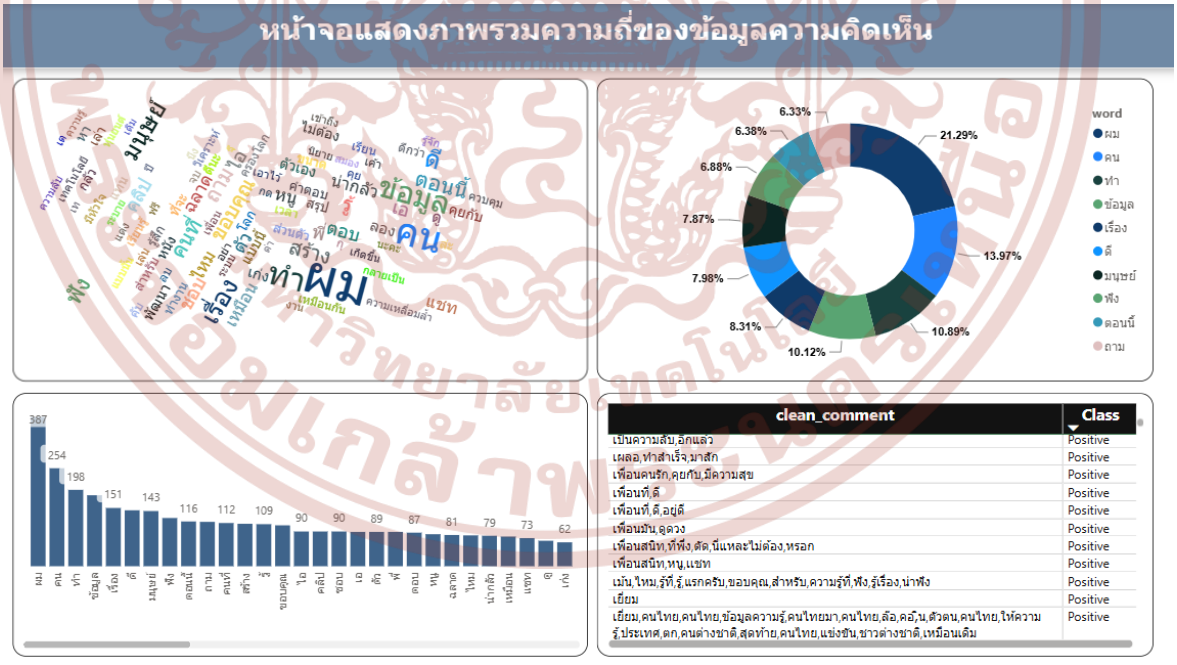
จากการวิเคราะห์ความคิดเห็นของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียเกี่ยวกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) จนได้แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพเหมาะสมที่สุดแล้วนั้น ผู้วิจัยได้นำผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกข้อมูลจำนวน 2,177 ข้อความมาทำการออกแบบการแสดงผลข้อมูลสารสนเทศเชิงภาพ (Data Visualization) เพื่อให้สามารถสื่อสารข้อมูลที่ซับซ้อนให้เข้าใจได้ง่ายในรูปแบบของแดชบอร์ด (Dashboard) โดยแบ่งการแสดงผลออกเป็นส่วนสำคัญ ดังนี้

4.4.1 หน้าจอแสดงรายละเอียดภาพรวมของงานวิจัย หน้าจอแสดงภาพรวมงานวิจัยเรื่อง "การจำแนกความคิดเห็นผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียเกี่ยวกับเทคโนโลยี AI ด้วยเทคนิคเหมืองข้อความ" ถูกออกแบบเพื่อสรุปแนวคิด วัตถุประสงค์ และขอบเขตการศึกษาจาก 4 แพลตฟอร์มหลักไว้ในหน้าเดียวอย่างเป็นระบบ โดยนำเสนอข้อมูลเชิงปริมาณผ่าน Gauge Chart แสดงจำนวนข้อมูลรวม 2,177 ข้อความ และ Donut Chart ระบุสัดส่วนแหล่งที่มาซึ่งส่วนใหญ่มาจาก TikTok (79.83%) ตามด้วย Pantip, YouTube และ Facebook การจัดวางเน้นความกระชับและสื่อสารด้วยเครื่องมือวิเคราะห์ข้อมูลอย่าง Power BI เพื่อให้ผู้ใช้งานสามารถเข้าใจภาพรวมงานวิจัยและสถิติสำคัญได้อย่างรวดเร็วและมีประสิทธิภาพ



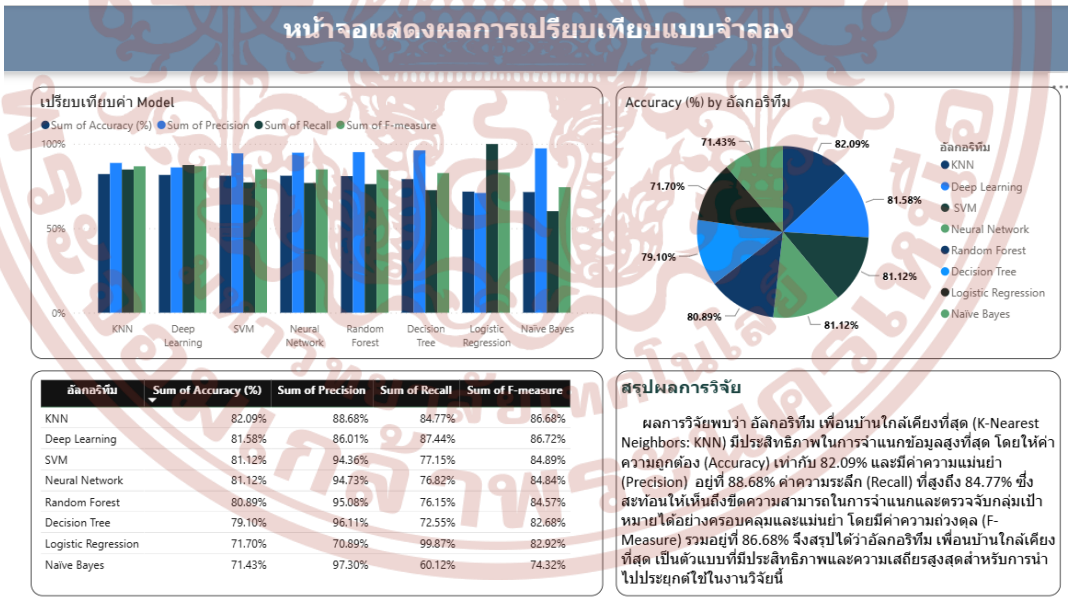
ภาพที่ 4-1 หน้าจอแสดงรายละเอียดภาพรวมของงานวิจัย

4.4.2 หน้าจอแสดงภาพรวมความถี่ของข้อมูลความคิดเห็น หน้าจอแสดงภาพรวมความถี่ของข้อมูลความคิดเห็น เป็นการนำเสนอผลลัพธ์จากการสกัดคุณลักษณะของชุดข้อมูลจำนวน 2,177 ข้อความที่ผ่านการทำความสะอาดเรียบร้อยแล้ว โดยมีการวิเคราะห์และจัดกลุ่มคำสำคัญผ่านโปรแกรม Microsoft Power BI เพื่อให้เห็นทิศทางความสนใจของผู้ใช้งานในสื่อสังคมออนไลน์ได้อย่างเป็นระบบ องค์ประกอบหลักในหน้านี้ประกอบด้วย Word Cloud ที่แสดงกลุ่มคำที่ถูกพูดถึงมากที่สุดด้วยขนาดตัวอักษรที่แปรผันตามความถี่ และ Donut Chart ที่ระบุสัดส่วนร้อยละของคำศัพท์ยอดนิยม เช่น คำว่า "ผม" (21.29%) และ "คน" (13.97%) นอกจากนี้ยังมีการใช้ Column Chart เพื่อแสดงอันดับความถี่รายคำอย่างชัดเจน โดยพบความถี่สูงสุดที่คำว่า "ผม" จำนวน 387 ครั้ง และคำว่า "คน" จำนวน 254 ครั้ง ปิดท้ายด้วย Table Visual ที่รวบรวมรายการข้อความจริงที่ผ่านกระบวนการจัดการข้อมูล (Cleaned Comment) พร้อมการระบุคลาสการจำแนก (Class) เพื่อให้ผู้ใช้งานสามารถตรวจสอบความสอดคล้องของบริบทข้อมูลต้นฉบับได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ ดังแสดงใน 4-2



ภาพที่ 4-2 หน้าจอแสดงภาพรวมความถี่ของข้อมูลความคิดเห็น

4.4.3 หน้าจอแสดงผลการเปรียบเทียบแบบจำลอง ถูกออกแบบเพื่อนำเสนอผลการวัดประสิทธิภาพของทุกอัลกอริทึมที่ใช้ในงานวิจัยอย่างเป็นระบบ โดยแสดงผลผ่านกราฟแท่งเปรียบเทียบและตารางสรุปที่รวบรวมค่าตัวชี้วัดสำคัญ ได้แก่ ค่าความถูกต้อง (Accuracy), ค่าความแม่นยำ (Precision), ค่าการระลึก (Recall) และค่าความถ่วงดุล (F-measure) เพื่อใช้ในการพิจารณาคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการจำแนกความคิดเห็นเกี่ยวกับเทคโนโลยี AI จากผลการทดสอบพบว่า อัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด (K-Nearest Neighbors: KNN) เป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุด โดยให้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) สูงถึงร้อยละ 82.09 เมื่อพิจารณาค่าความแม่นยำ (Precision) พบว่ามีค่าอยู่ที่ร้อยละ 88.68 และค่าการระลึก (Recall) อยู่ที่ร้อยละ 84.77 ซึ่งส่งผลให้มีค่าความถ่วงดุล (F-measure) รวมสูงถึงร้อยละ 86.68 ตัวเลขเหล่านี้สะท้อนให้เห็นว่าอัลกอริทึม KNN มีความสมดุลและความเสถียรสูงสุดในการจำแนกกลุ่มข้อมูลได้อย่างถูกต้องและครอบคลุม จึงสรุปได้ว่าเป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดสำหรับงานวิจัยนี้ ดังแสดงใน 4-3



ภาพที่ 4-3 หน้าจอแสดงผลการเปรียบเทียบแบบจำลอง

บทที่ 5

สรุปผล อภิปราย และข้อเสนอแนะ

จากการรวบรวมข้อมูลเกี่ยวกับความคิดเห็นต่อเทคโนโลยี AI ผ่านสื่อสังคมออนไลน์ การเตรียมข้อมูลก่อนการเปรียบเทียบแบบจำลอง การประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึม และการแสดงผลข้อมูล สามารถสรุปผลการวิจัยได้ดังนี้

5.1 สรุปผลการวิจัย

5.2 อภิปรายผลวิจัย

5.3 ข้อเสนอแนะจากการวิจัย

5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยเรื่อง การจำแนกความคิดเห็นของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียเกี่ยวกับเทคโนโลยี AI ด้วยเทคนิคเหมืองข้อความ สามารถแบ่งการดำเนินงานวิจัยได้เป็น 4 ส่วน ดังนี้

5.1.1 การรวบรวมข้อมูล และเตรียมข้อมูล ผู้วิจัยดำเนินการสกัดข้อมูลความคิดเห็นจากแพลตฟอร์ม Facebook, YouTube, Pantip และ TikTok ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2566 ถึงเดือนสิงหาคม พ.ศ. 2568 โดยใช้ข้อมูลความคิดเห็นรวมทั้งสิ้น 2,177 ข้อความ จำแนกเป็นความคิดเห็นเชิงบวก 1,497 ข้อความ และความคิดเห็นเชิงลบ 680 ข้อความ ซึ่งเป็นข้อความภาษาไทยเพื่อสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ผ่านการใช้ภาษา Python และโปรแกรม RapidMiner

5.1.2 การประเมินความถูกต้องโดยผู้เชี่ยวชาญ ผู้วิจัยได้แต่งตั้งผู้เชี่ยวชาญด้านภาษาไทย จำนวน 1 ท่าน เพื่อตรวจสอบความสอดคล้องระหว่างผลการจำแนกจากระบบกับดุลยพินิจของมนุษย์ โดยใช้ชุดข้อมูลสุ่มร้อยละ 5 ของข้อมูลทั้งหมด (จำนวน 100 ข้อความ) ผลการประเมินพบว่าระบบมีความถูกต้องเฉลี่ยคิดเป็น ร้อยละ 97 แบ่งเป็นความคิดเห็นเชิงบวกถูกต้องร้อยละ 96 และเชิงลบถูกต้องร้อยละ 98 ซึ่งเมื่อเทียบกับเกณฑ์มาตรฐานถือว่าระบบมีความถูกต้องอยู่ในระดับ "ดีมาก"

5.1.3 การเปรียบเทียบอัลกอริทึม ผู้วิจัยได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพของ 8 อัลกอริทึม โดยใช้การประเมินผลแบบ k-fold Cross Validation จากการทดสอบพบว่า อัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด (K-Nearest Neighbors: KNN) มีประสิทธิภาพสูงที่สุด โดยให้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) เท่ากับ ร้อยละ 82.09 รองลงมาคือ Deep Learning ร้อยละ 81.58 ส่วนอัลกอริทึมที่มีค่าความถูกต้องลำดับถัดมาคือ SVM และ Neural Network ร้อยละ 81.12 ตามด้วย Random Forest ร้อยละ 80.89 Decision Tree ร้อยละ 79.10 Logistic Regression ร้อยละ 71.70 และ Naïve Bayes ร้อยละ 71.43 ตามลำดับ

5.1.4 การแสดงผลผ่านโปรแกรม Power BI ผู้วิจัยนำเสนอข้อมูลสารสนเทศเชิงภาพผ่านโปรแกรม Microsoft Power BI โดยแบ่งหน้าจอแสดงผลออกเป็น 3 ส่วนหลัก ได้แก่ หน้าจอรายละเอียดภาพรวมงานวิจัย หน้าจอแสดงภาพรวมความถี่ของข้อมูลความคิดเห็นและ Word Cloud และหน้าจอแสดงผลการเปรียบเทียบแบบจำลอง เพื่อใช้ในการวิเคราะห์และคัดเลือกอัลกอริทึมที่เหมาะสมที่สุด

พระจอมเกล้าพระนครเหนือ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยี

5.2 อภิปรายผลวิจัย

ผลการวิจัยพบว่า อัลกอริทึม KNN มีประสิทธิภาพสูงที่สุดในทุกมิติ โดยมีค่าความถูกต้อง 82.09% ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ ศราวุฒิ เกิดถาวร (2565) [3] ที่ศึกษาความรู้สึกต่อโรคโควิด-19 และพบว่าเทคนิค KNN ให้ประสิทธิภาพสูงสุดเมื่อใช้ร่วมกับ TF-IDF โดยมีค่าความแม่นยำสูงถึงร้อยละ 99.20

ผู้วิจัยอภิปรายว่า สาเหตุที่ KNN ทำงานได้ดีในงานวิจัยนี้ เป็นเพราะการเตรียมข้อมูลภาษาไทยและการแปลงเป็นเวกเตอร์ที่เหมาะสม ช่วยให้การวัดระยะห่างระหว่างข้อความที่มีคำศัพท์เฉพาะทางด้าน AI มีความชัดเจนและเกาะกลุ่มกันได้ดี ส่งผลให้การจำแนกความคิดเห็นมีประสิทธิภาพสูงกว่าอัลกอริทึมอื่นในชุดข้อมูลนี้ แม้ว่าในงานวิจัยบริบทอื่น [5], [10] จะพบว่า KNN มีประสิทธิภาพรองจาก Random Forest ก็ตาม ซึ่งแสดงให้เห็นว่าลักษณะของชุดข้อมูลและวิธีการสกัดคุณลักษณะมีผลอย่างมากต่อความสำเร็จของโมเดล KNN ดังเช่นที่ปรากฏในงานวิจัยของศราวุฒิ [3] ทุกประการ

5.3 ข้อเสนอแนะจากการวิจัย

5.3.1 ด้านความเป็นปัจจุบันของข้อมูล เนื่องจากเทคโนโลยี AI มีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว ข้อมูลที่รวบรวมไว้อาจไม่ครอบคลุมเทรนด์ใหม่ที่เกิดขึ้นหลังเดือนสิงหาคม 2568 จึงควรมีการสกัดข้อมูลอย่างต่อเนื่องเพื่อความทันสมัย

5.3.2 ด้านความหลากหลายของข้อมูล ข้อมูลส่วนใหญ่สกัดมาจาก TikTok (ร้อยละ 79.83) ในอนาคตควรเพิ่มสัดส่วนข้อมูลจากแพลตฟอร์มอื่น เช่น X (Twitter) หรือกระทู้เฉพาะทาง เพื่อลดความเอนเอียงของกลุ่มตัวอย่าง

เอกสารอ้างอิง

1. วสวัตติ์ อินทร์แปลง (2563). “การวิเคราะห์ความคิดเห็นต่อเกมมือถือพับจี ด้วยเหมืองข้อความ” วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม.

2. นิธิกร เลิศชาญวุฒิ (2564). “การวิเคราะห์ความสนใจของนักท่องเที่ยวด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง” วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต สาขาวิชาสถิติและการวิเคราะห์ธุรกิจ คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

3. ศราวุฒิ เกิดถาวร (2565). “การคัดเลือกคุณลักษณะความรู้สึกของคนไทยต่อโรคโควิด 19 บนสื่อสังคมออนไลน์ด้วยเหมืองข้อความ” วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศมหาวิทยาลัยมหาสารคาม.

4. ภานุมาศ ทุกข์จาก (2565). “การขุดเหมืองข้อความและการวิเคราะห์ความรู้สึกสำหรับการลงทุนในสกุลเงินดิจิทัลโดยใช้ความคิดเห็นจากเว็บไซต์คลังคลิปวีดีโอ” การค้นคว้าอิสระปริญญามหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการข้อมูลและการวิเคราะห์ ศูนย์วิเคราะห์ข้อมูลดิจิทัลอัจฉริยะ คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

5. กมลทิพย์ ตะสะเวทย์ (2566). “การจำแนกความคิดเห็นที่มีต่อกัญชาเพื่อการแพทย์บนโซเชียลมีเดียด้วยเทคนิคเหมืองข้อความ” การค้นคว้าอิสระปริญญามหาบัณฑิต สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ ภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.

6. เรืออากาศโทหญิง สิรัสนันท์ ขอชนะสิริบุญ (2566). “การใช้เทคนิคเหมืองข้อความในการจำแนกความคิดเห็นเกี่ยวกับสมรสเท่าเทียมบนสื่อสังคมออนไลน์” การค้นคว้าอิสระปริญญามหาบัณฑิต สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ ภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.

7. สิริวุฒิ คงนคร (2565). “การจำแนกพิกัดศุลกากรของสินค้าเคมีภัณฑ์อินทรีย์ด้วยเทคนิคการทำเหมืองข้อมูล” การค้นคว้าอิสระปริญญามหาบัณฑิต สาขาวิชาการแปรรูปธุรกิจทางดิจิทัล วิชาเอกวิทยาศาสตร์ข้อมูล วิทยาลัยนวัตกรรม มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.

8. ภูวนาถ ภู่พันธ์กุล (2565). “เทคนิคการจำแนกประเภทข้อความสำหรับการรับแจ้งปัญหาอัตโนมัติ” การค้นคว้าอิสระปริญญามหาบัณฑิต สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ ภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.

9. วรรณกร พึ่งอุทัยศรี (2565). “การวิเคราะห์ความคิดเห็นของผู้ใช้งานทวิตเตอร์ที่มีต่อองค์กร กรณีศึกษา: บริษัท ไปรษณีย์ไทย จำกัด” การค้นคว้าอิสระปริญญามหาบัณฑิต สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ ภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.

10. ณัฐพล พรรณศิลป์ (2566). นำเสนองานวิจัยเรื่อง การประยุกต์ใช้อัลกอริทึมในการทำเหมืองข้อความเพื่อจำแนกความคิดเห็นต่อการเลือกซื้อชานมไข่มุก บนสื่อสังคมออนไลน์ การค้นคว้าอิสระปริญญามหาบัณฑิต สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ ภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.

11. Dr. G. S. N. Murthy, Shanmukha Rao Allu, Bhargavi Andhavarapu, Mounika Bagadi. (2020) “Long Short-Term Memory (LSTM) (Text based Sentiment Analysis using LSTM)” International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)

12. June Young Park, Evan Mistur, Donghwan Kim , Yunjeong Mo, Richard Hoefer (2022). “Text mining for social media data to identify the public perception of COVID 19 policy in transportation hubs” journal Sustainable Cities and Society Elsevier

13. H.M.S.T. Sandaruwan, S.A.S. Lorensuhewa and M.A.L. Kalyani. (2020). “Identification of Abusive Sinhala Comments in Social Media using Text

Mining and Machine Learning Techniques.” International Journal on Advances in ICT for Emerging Regions.

14. Arif Ridho Lubis, Mahyuddin Khairuddin Matyuso Nasution, Opim Salim Sitompul, Elviawaty Muisa Zamzami. (2022). “The feature extraction for classifying words on social media with the Naïve Bayes algorithm.” IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI), Universitas Sumatera Utara, Medan, Indonesia.

15. Siti Rahmawati and Muhammad Habibi. (2020). “Public Sentiments Analysis about Indonesian Social Insurance Administration Organization on Twitter.” IJID (International Journal on Informatics for Development).

16. Muqorobin et al. (2020). “Classification of Community Complaints Against Public Service on Twitter.” International Journal of Computer and Information System (IJCIS).

17. Partha M, Youakim B, Shreyesh D, Satish M,Raghvinder S, and Rahul Sharma (2021). “Effect of Negation in Sentences on Sentiment Analysis and Polarity Detection” Procedia Computer Science.

18. Ochilbek Rakhmanov (2020). “A Comparative Study on Vectorization and Classification Techniques in Sentiment Analysis to Classify Student-Lecturer Comments.” Procedia Computer Science.

19. Carol and Samina (2021). “Sentiment Analysis on Covid19-Related Social Distancing in Canada Using Twitter Data.” Int. J. Environ. Res. Public Health 2021.

20. Charlyn V, Julio J, X.Alphonse I, Jyh-H and Jer-G. (2022). “Twitter Sentiment Analysis towards COVID-19 Vaccines in the Philippines Using Naïve Bayes.” Information 2021.

21. “Artificial Intelligence (AI) คืออะไร” [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 01 มีนาคม 2569, จาก: https://www.dia.co.th/articles/what-is-artificial-intelligence/

22. “Text Mining คืออะไร,” [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 01 มีนาคม 2569, จาก: https://text2mining.blogspot.com/2010/10/text-mining.html

23. “การวิเคราะห์ความรู้สึกคืออะไร,” [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 01 มีนาคม 2569, จาก: https://aws.amazon.com/th/what-is/sentiment-analysis/

24. “Business Intelligence (BI) คืออะไร,” [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 01 มีนาคม 2569, จาก: https://aws.amazon.com/th/what-is/business-intelligence

ภาคผนวก ก
รายละเอียดชุดคำสั่งและขั้นตอนการพัฒนาแบบจำลองด้วยเทคนิคเหมืองข้อความ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

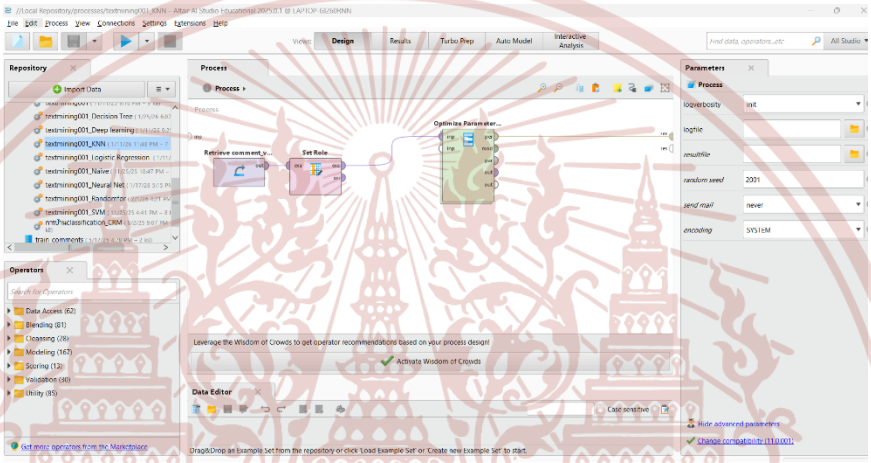
การเตรียมข้อมูลในรูปแบบ Vectorization เพื่อนำเข้าสู่โปรแกรม RapidMiner มีรายละเอียดและขั้นตอนการดำเนินการดังนี้ กระบวนการแปลงข้อมูลข้อความให้อยู่ในรูปแบบเวกเตอร์ (Vectorization) นำข้อมูลจากคอลัมน์ clean_comment ที่ผ่านกระบวนการทำความสะอาด ตัดคำ และกำจัดคำหยุดเรียบร้อยแล้วมาประมวลผล สร้างตารางข้อมูลในรูปแบบ Binary Bag of Words โดยคัดเลือกคำศัพท์ที่มีความถี่ปรากฏตั้งแต่ 26 ครั้งขึ้นไปมาเป็นคุณลักษณะ (Attributes) ของโมเดล ใช้สูตรทางตรรกะในโปรแกรม Microsoft Excel เพื่อตรวจสอบการปรากฏของคำศัพท์ หากพบคำศัพท์ในข้อความจะกำหนดค่าเป็น 1 และหากไม่พบจะกำหนดค่าเป็น 0 กำหนดคอลัมน์ Class เพื่อระบุป้ายกำกับข้อมูล (Label) เป็นความคิดเห็นเชิงบวก (Positive) และเชิงลบ (Negative) สำหรับใช้ในการฝึกฝนและทดสอบแบบจำลอง



ภาพที่ ก-5-1 ตัวอย่างการจัดเตรียมข้อมูลในรูปแบบเมทริกซ์ของคำ (Binary Bag of Words)

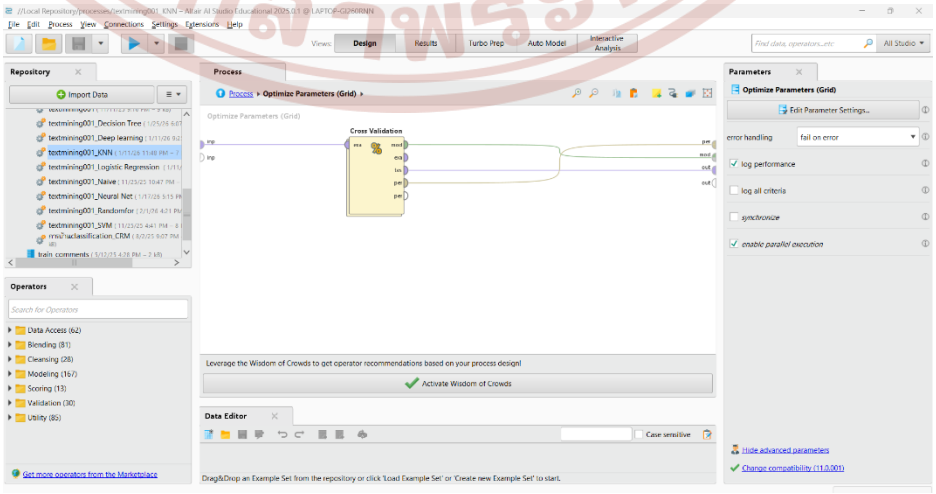
การดำเนินงานในส่วนของภาคผนวกนี้แสดงรายละเอียดขั้นตอนการพัฒนาแบบจำลองผ่านโปรแกรม RapidMiner โดยเริ่มจากกระบวนการในระดับโครงสร้างหลักซึ่งผู้วิจัยใช้โอเปอเรเตอร์ Retrieve comment_vectorized เพื่อนำเข้าชุดข้อมูลที่ผ่านการจัดเตรียมในรูปแบบเมทริกซ์ของคำหรือ Binary Bag of Words เข้าสู่ระบบ จากนั้นจึงเข้าสู่ขั้นตอนการใช้โอเปอเรเตอร์ Set Role เพื่อกำหนดบทบาททางสถิติให้กับข้อมูล โดยระบุให้คอลัมน์ Class ทำหน้าที่เป็น Label หรือตัวแปรเป้าหมายที่ต้องการทำนาย และกำหนดคอลัมน์คำศัพท์อื่น ๆ ให้เป็น Attributes หรือตัวแปรต้นเพื่อ

ใช้ในการประมวลผล ข้อมูลทั้งหมดจะถูกส่งเข้าสู่โอเปอเรเตอร์ Optimize Parameters (Grid) ซึ่งทำหน้าที่เป็นส่วนควบคุมหลักในการทดลองปรับเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ของอัลกอริทึมโดยอัตโนมัติ เพื่อค้นหาจุดที่แบบจำลองสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุดในการจำแนกความคิดเห็นต่อเทคโนโลยี AI



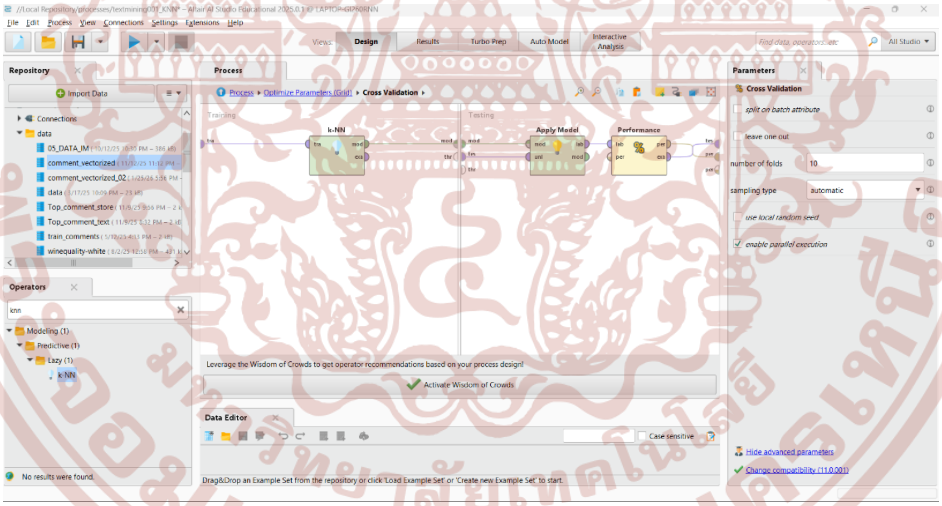
ภาพที่ ก-5-2 ระดับโครงสร้างหลัก

เมื่อพิจารณาในระดับการปรับตั้งพารามิเตอร์ ผู้วิจัยได้วางโอเปอเรเตอร์ Cross Validation ไว้ภายในส่วนการควบคุมพารามิเตอร์เพื่อทำหน้าที่ในการประเมินผลประสิทธิภาพแบบสลับชุดข้อมูล โอเปอเรเตอร์นี้จะดำเนินการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นส่วน ๆ หรือ k-fold เพื่อนำไปใช้ในการฝึกฝนและทดสอบสลับกันไป ซึ่งเป็นกระบวนการสำคัญที่ช่วยยืนยันความน่าเชื่อถือของผลการวิเคราะห์ ลดความเอนเอียงที่อาจเกิดขึ้นจากการแบ่งข้อมูลเพียงครั้งเดียว และช่วยให้เห็นความเสถียรของอัลกอริทึมแต่ละชนิดก่อนที่จะนำผลลัพธ์ไปสรุปในงานวิจัย



ภาพที่ ก-5-3 ระดับการปรับตั้งพารามิเตอร์

สำหรับรายละเอียดภายในโอเปอเรเตอร์ Cross Validation จะมีการแบ่งพื้นที่การประมวลผลออกเป็นสองฝั่งอย่างชัดเจน โดยพื้นที่ฝั่งซ้ายคือส่วนการฝึกฝนหรือ Training สำหรับการวางอัลกอริทึมต่าง ๆ เพื่อให้ระบบได้เรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างคำศัพท์และประเภทของความคิดเห็น ส่วนพื้นที่ฝั่งขวาคือส่วนการทดสอบหรือ Testing ซึ่งประกอบด้วยโอเปอเรเตอร์ Apply Model สำหรับการนำแบบจำลองที่ผ่านการฝึกฝนแล้วมาทดลองทำนายผลกับชุดข้อมูลทดสอบ และโอเปอเรเตอร์ Performance ที่ทำหน้าที่คำนวณค่าตัวชี้วัดประสิทธิภาพออกมาเป็นตัวเลขทางสถิติ ได้แก่ ค่าความถูกต้อง ค่าความแม่นยำ ค่าการระลึก และค่าความถ่วงดุล ผลลัพธ์ที่ได้จากกระบวนการทั้งหมดนี้จะถูกนำไปเปรียบเทียบเพื่อคัดเลือกแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพเหมาะสมที่สุดสำหรับการจำแนกความคิดเห็นของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียต่อไป



ภาพที่ ก-5-4 ระดับการฝึกฝนและวัดผล

ในส่วนสุดท้ายของกระบวนการพัฒนาแบบจำลอง ผู้วิจัยได้ทำการประเมินผลประสิทธิภาพของอัลกอริทึมที่ผ่านการประมวลผลเรียบร้อยแล้ว โดยพิจารณาจากผลลัพธ์ในส่วนของ Performance และ Confusion Matrix ซึ่งแสดงค่าความถูกต้อง (Accuracy) ของอัลกอริทึม KNN ที่ระดับร้อยละ 82.09 จากตารางการทำนายพบว่าระบบสามารถระบุความคิดเห็นเชิงบวกได้ถูกต้องจำนวน 1,269 ข้อความ และระบุความคิดเห็นเชิงลบได้ถูกต้องจำนวน 518 ข้อความ ส่งผลให้มีค่าความแม่นยำ (Precision) อยู่ที่ร้อยละ 88.68 และมีค่าการระลึก (Recall) สูงถึงร้อยละ 84.77 ซึ่ง

ตัวเลขเหล่านี้สะท้อนให้เห็นว่าแบบจำลองมีความเสถียรและมีขีดความสามารถในการจำแนกกลุ่มข้อมูลได้อย่างครอบคลุมและแม่นยำ

accuracy: 82.09% +/- 6.26% (micro average: 82.09%)

	true Positive	true Negative	class precision
pred. Positive	1269	162	88.68%
pred. Negative	228	518	69.44%
class recall	84.77%	76.18%	

ภาพที่ ก-5-5 ตาราง Confusion Matrix

นอกจากนี้ ผลจากการประมวลผลผ่านโอเปอเรเตอร์ Optimize Parameters (Grid) ยังแสดงรายละเอียดของการทดลองสลับจำนวนการแบ่งข้อมูลทดสอบ (Number of Folds) เพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุด โดยพบว่าในการทดสอบที่ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดมีการกำหนดค่า Cross Validation ไว้ที่ 20 Folds ซึ่งให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุดถึง 0.821 หรือคิดเป็นร้อยละ 82.1 เมื่อเปรียบเทียบกับการทดสอบในรอบอื่น ๆ

Optimize Parameters (Grid) (11 rows, 3 columns)

iteration	Cross Validation.number_of_folds	accuracy ↓
11	20	0.821
9	16	0.815
8	15	0.814
10	18	0.805
7	13	0.802
6	11	0.799
2	4	0.794
5	9	0.788
4	7	0.783
3	6	0.767
1	2	0.719

ภาพที่ ก-5-6 ตารางเปรียบเทียบ Folds

ภาคผนวก ข หนังสือแต่งตั้งผู้เชี่ยวชาญ



ที่ อว ๗๑๐๗/๐๒๙

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
๑๕๑๘ ถนนประชาราษฎร์ ๑ แขวงวงศ์สว่าง
เขตบางซื่อ กรุงเทพฯ ๑๐๘๐๐

๑๒ มกราคม ๒๕๖๙

เรื่อง ขอความอนุเคราะห์เป็นผู้เชี่ยวชาญเพื่อทดสอบระบบ

เรียน คุณนารินทร์ ลีลาวรรณศิลป์
ครู วิทยฐานะ ครูชำนาญการพิเศษ โรงเรียน มัธยมวัดสิงห์

ด้วยนายธนัทเมศร์ วุฒิสถิตย์ธรรม รหัสประจำตัวนักศึกษา ๖๗-๐๗๐๒๑๘-๕๗๒๕-๒ นักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษา หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ ภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ได้จัดทำการค้นคว้าอิสระ เรื่อง "**การจำแนกความคิดเห็นของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียเกี่ยวกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ ด้วยเทคนิคเหมืองข้อความ**" โดยมีผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์ เป็นประธานคณะกรรมการที่ปรึกษาค้นคว้าอิสระ ในการนี้นักศึกษามีความประสงค์ขอความอนุเคราะห์ให้ท่านเป็นผู้เชี่ยวชาญเพื่อทดสอบระบบประกอบการทำค้นคว้าอิสระ

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณาให้ความอนุเคราะห์ จักขอบพระคุณยิ่ง

ขอแสดงความนับถือ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุนันทา สดสี)
คณบดีคณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล

ภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ
โทรศัพท์ ๐ ๒๕๕๕ ๒๗๒๒
www.itd.kmutnb.ac.th

ภาพที่ ข-1 หนังสือแต่งตั้งคุณนารินทร์ ลีลาวรรณศิลป์ เป็นผู้เชี่ยวชาญเพื่อทดสอบระบบ

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	นาย ธนัทเมศร์ วุฒิสถิตย์ธรรม
ชื่อการค้นคว้าอิสระ	การจำแนกความคิดเห็นของผู้ใช้งานบนโซเชียลมีเดียเกี่ยวกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ด้วยเทคนิคเหมืองข้อความ
สาขาวิชา	ระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ
ประวัติ	สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี คณะบริหารธุรกิจ สาขาวิชา การจัดการโลจิสติกส์และโซ่อุปทาน มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร ปี พ.ศ. 2563

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ