



COMPUTER SCIENCE

RESEARCH AND DEVELOPMENT

of Sentiment Analysis System from Products Reviews.

LEARN MORE A black circular icon containing a white right-pointing triangle, representing a play button or video control.

MEET OUR TEAM



นายณัฐวัฒน์ หมายบุญ
643020045-6



นายอภิสิทธิ์ น้อยหว้า
643021257-6

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ปัญหาที่เกี่ยวข้องกับการทราบความคิดเห็นจากข้อความ เป็นเรื่องที่มีความ
ความสำคัญอย่างมากในการวิเคราะห์ข้อมูลและเข้าใจความรู้สึกของลูกค้าต่อสินค้า
หรือบริการต่าง ๆ เนื่องจากปัญหา ความถ่วงของภาษาและภาษาไทยที่มีโครงสร้าง
ที่แตกต่างจากภาษาอังกฤษ

การพัฒนาระบบที่สามารถวิเคราะห์ความคิดเห็นจากข้อความเพื่อใช้ในการ
ปรับปรุงสินค้าหรือบริการของธุรกิจเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในด้านการตลาดและบริการ
ลูกค้าได้อย่างมากขึ้นในอนาคต

วัตถุประสงค์

1. เพื่อสำรวจความพึงพอใจของบทวิจารณ์สินค้า และนำมาปรับปรุงสินค้าต่อไป
2. เพื่อวิเคราะห์ความคิดเห็นบนร้านค้าออนไลน์ และจำแนกความคิดเห็นเป็นประเภทต่าง ๆ
3. เพื่อศึกษาความแม่นยำของโมเดลในการท่านายความคิดเห็นและจากข้อความ

เป้าหมายและขอบเขต

1. เนื่องจากความซับซ้อนของภาษาอาจทำให้เกิดข้อผิดพลาดในการวิเคราะห์ความรู้สึกหรือความคิดเห็นจากบทวิจารณ์สินค้าออนไลน์
2. ระบบฐานข้อมูลรองรับการเก็บชุดข้อมูลความรู้สึกหรือความคิดเห็นจากบทวิจารณ์สินค้าออนไลน์เป็นภาษาไทยเท่านั้น โดยที่ข้อมูลจะอยู่ในช่วงปี 2020-2023
3. ระบบสามารถจำแนกความรู้สึกหรือความคิดเห็นจากบทวิจารณ์สินค้าจากร้านค้าออนไลน์ได้อย่างแม่นยำ

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. เข้าใจความรู้สึกและความคิดเห็นของคนและช่วยให้เข้าใจความต้องการของลูกค้า
ความคิดเห็นของคนทั่วไป หรือกระแสสังคม
2. นำไปใช้ในการปรับปรุงสินค้าและบริการให้ตรงกับความต้องการของลูกค้ามากขึ้น
3. พัฒนากลยุทธ์การตลาด เพื่อนำไปใช้ในการวางแผนการตลาดและการสื่อสารให้มี
ประสิทธิภาพมากขึ้น

ທາງສູງທີ່ເກີຍວ່ອນ

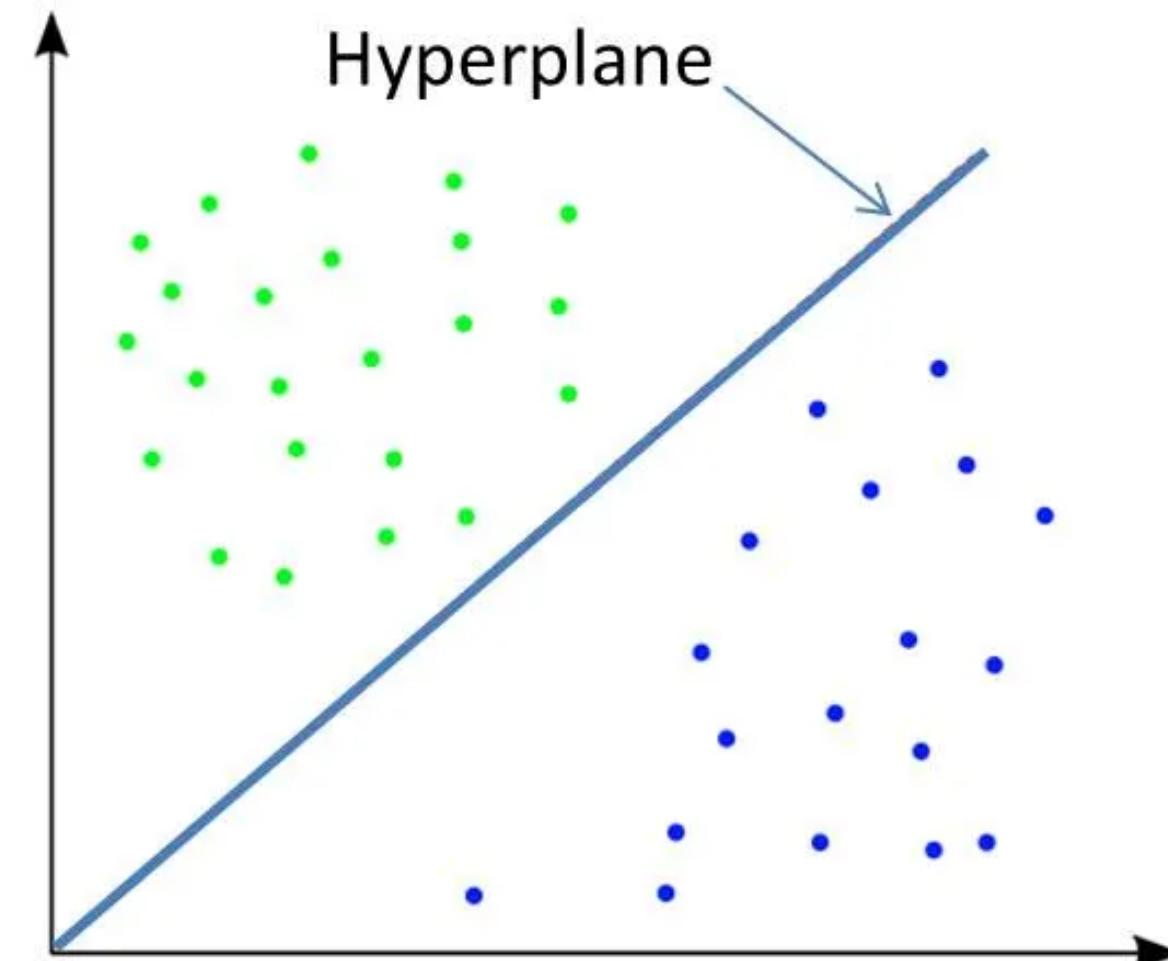
LEARN MORE



ทฤษฎีเกี่ยวข้อง

SUPPORT VECTOR MACHINE

เป็นอัลกอริทึมที่สามารถนำมาช่วยแก้ปัญหาการจำแนกข้อมูล ที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล และจำแนกข้อมูล โดยอาศัยหลักการของการหาสัมประสิทธิ์ของสมการเพื่อสร้างเส้นแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลที่ถูกป้อนเข้าสู่กระบวนการสอนให้ระบบเรียนรู้ โดยเน้นไปยังเส้นแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลให้ได้ดีที่สุด

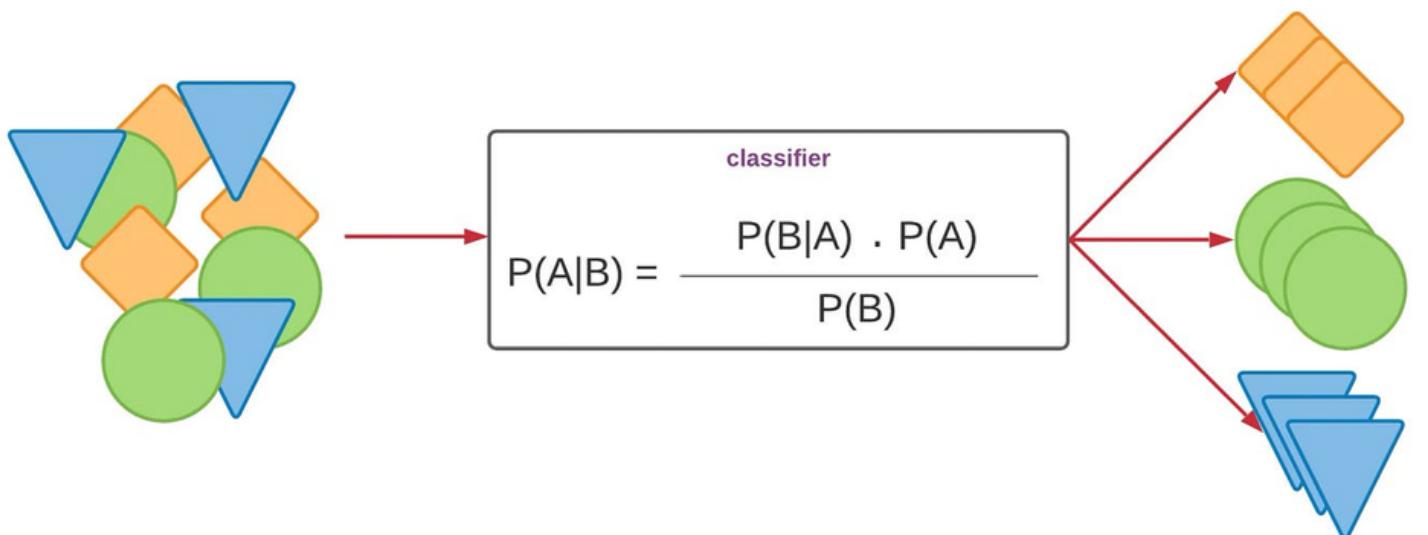


ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

NAÏVE BAYES

ใช้ในการแบ่งกลุ่มหรือหาเหตุการณ์ที่จะเกิดขึ้นโดยการอิงทฤษฎีความน่าจะเป็นของ Bayes ซึ่ง Target ของโมเดลจะมีความคล้ายคลึงกับ Logistic Regression ว่าจะเกิดเหตุการณ์นั้น หรือไม่ โดยจะเพิ่มโอกาสในการเกิดเหตุการณ์เข้าไปด้วย โดยมักจะใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีความต่อเนื่องของเหตุการณ์ (Dependent Event)

Naive Bayes Classifier



ทฤษฎีเกี่ยวข้อง

TERM FREQUENCY-INVERSE DOCUMENT FREQUENCY

เป็นเทคนิคที่ใช้ในการประมวลผลข้อความเพื่อจัดลำดับความสำคัญของคำศัพท์ในเอกสาร โดยคำนวณความถี่ของคำในเอกสาร (TF) และความหนาแน่นของคำในคลังข้อมูล (IDF) และนำมาคูณกัน เพื่อให้ได้ค่า TF-IDF

$$\text{tf}("The", \text{document1}) \rightarrow 2/8 = 0.25$$

$$\text{tf}("sky", \text{document1}) \rightarrow 2/8 = 0.25$$

$$\text{tf}("is", \text{document1}) \rightarrow 2/8 = 0.25$$

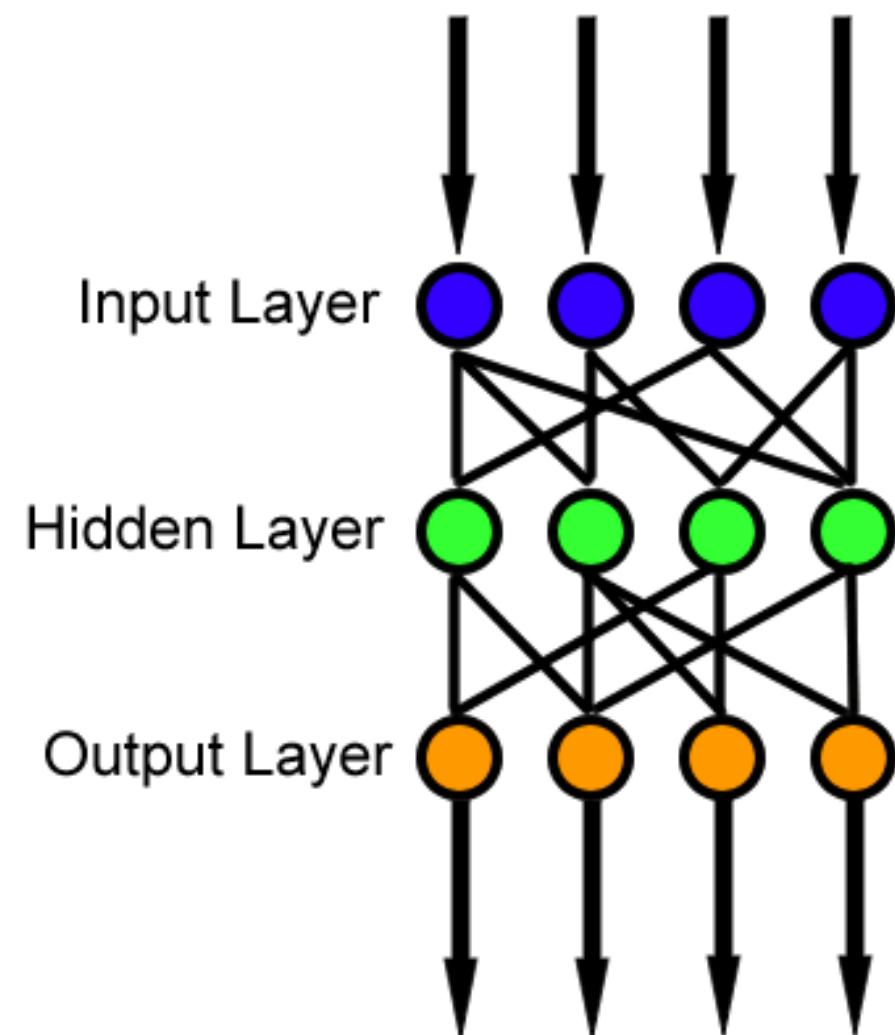
$$\text{tf}("blue", \text{document1}) \rightarrow 1/8 = 0.125$$

$$\text{tf}("beautiful", \text{document1}) \rightarrow 1/8 = 0.125$$

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

FEED FORWARD NEURAL NETWORK

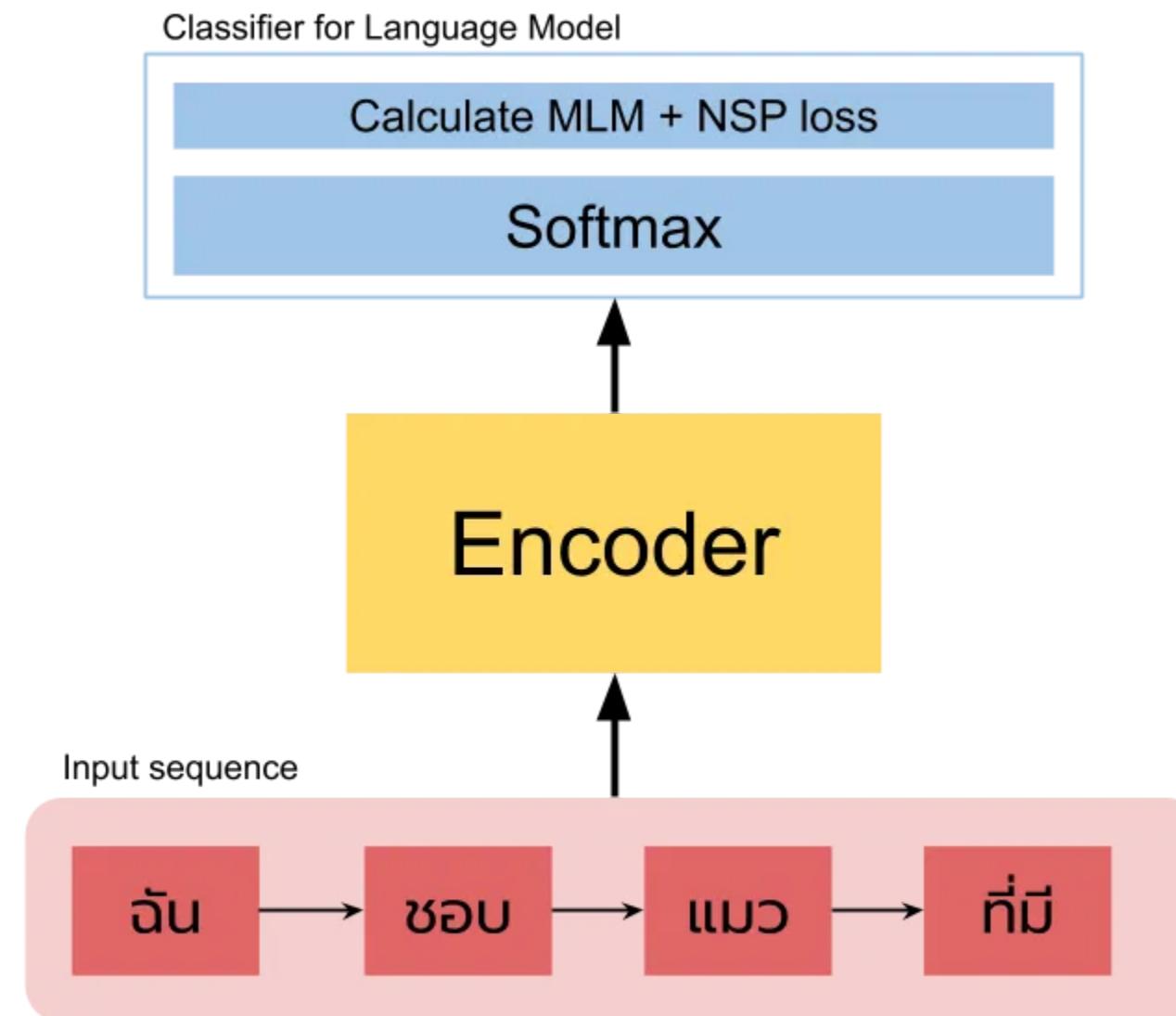
การดำเนินการของข้อมูลจะเป็นไปในทิศทางเดียว ก็คือ รับข้อมูลจาก input layer และส่งไปต่อไปยัง hidden layer เลื่อยๆ จนกระทั่ง output layer ก็จะหยุด



ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

BERT

เครื่องมือที่ใช้สำหรับ Natural Language Processing (NLP) สามารถทำความเข้าใจภาษามนุษย์ได้และเรียนรู้แบบ Deep Learning จะช่วยเพิ่มทักษะให้กับระบบ Search Engine ได้ดี



งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

LEARN MORE 

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

SENTIMENT ANALYSIS OF MOBILE PHONE PRODUCTS REVIEWS

วิเคราะห์ความรู้สึกและความคิดเห็นจากข้อมูล Kaggle จำนวน 82815 ข้อมูล และแบ่งเป็น Positive, Neutral, และ Negative ซึ่งใช้ในการฝึกกับโมเดล Naïve Bayes, Support Vector Machine, Maximum Entropy, Decision Tree, และ KNN เพื่อคาดการณ์แนวโน้มและความประทับใจของข้อมูล โดยจะแยกเป็นเชิงบวกหรือเชิงลบ ให้เห็นถึงความรู้สึกของผู้ใช้ต่อเนื้อหาต่าง ๆ ในข้อมูลที่วิเคราะห์ได้

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

TWITTER-BASED SENTIMENT ANALYSIS FOR INDONESIAN DRUG PRODUCTS

ข้อมูลจาก Twitter เกี่ยวกับผลิตภัณฑ์ยาของอินโดนีเซียถูกจำแนกเป็น Positive หรือ Negative โดยอัตโนมัติโดยใช้ Key-Word ในการค้นหาคำ เมื่อทำการฝึกกับโมเดล Naïve Bayes, Support Vector Machine, Logistic Regression, Decision Tree, และ Random Forest ผลลัพธ์ในการจำแนกมีค่าเป็นร้อยละ 0.87, 0.89, 0.85, 0.92, และ 0.90 ตามลำดับ

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

SENTIMENT ANALYSIS ALGORITHM BASED ON BERT AND CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS

นำเสนอวิธีการวิเคราะห์ความรู้สึกที่รวมกันระหว่าง BERT และ Convolutional Neural Network (CNN) เพื่อการดึงและจำแนกคุณลักษณะของข้อมูล การใช้โมเดลนี้ช่วยให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดในการแยกแยะคุณลักษณะ โดยมีค่า F1 ที่ 0.903 ซึ่งสูงกว่าโมเดลอื่นๆ เช่น word2vec-svm (0.812), word2vec-cnn (0.850), และ word2vec-Att-cnn (0.872)

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

SENTIMENT ANALYSIS USING SEMEVAL AND AMAZON DATASETS

นำเสนอวิธีการปรับปรุงประสิทธิภาพการวิเคราะห์ความรู้สึกตามแง่มุม Aspect-based sentiment analysis บนชุดข้อมูลขนาดเล็กโดยการเปรียบเทียบ เครื่อข่ายประสาทที่เกิดซ้ำ (Recurrent Neural Network) และพื้ดไปข้างหน้า (Feed Forward Neural Network) การทดลองแสดงให้เห็นว่าการใช้เวกเตอร์ร่วมกับข้อความที่มีป้ายกำกับจะช่วยเพิ่มความแม่นยำในการทำนายความรู้สึกตามแง่มุมสำหรับทวีจารณ์

วิธีการดำเนินการวิจัย

LEARN MORE



วิธีการดำเนินการวิจัย

1.1 เก็บรวบรวมข้อมูลเนื้อหาจากแหล่งข้อมูลต่าง ๆ และทำ SYNTHESIS MATRIC

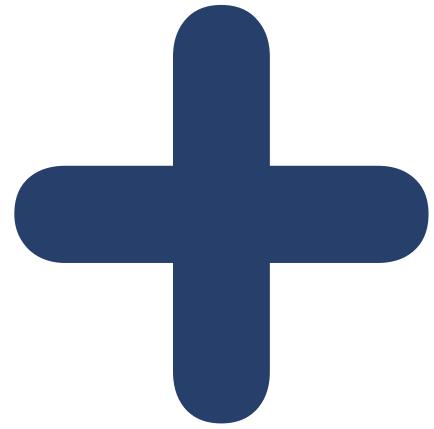
Author & Date	Propose	Method	Sample	Result/Finding	Weakness	Strong
P. Yuvraj, S. K. Dilip, (2023)	ประเมินความรู้สึกจากบทวิจารณ์	โดยใช้โมเดล PAM, AbSA, RNN และ CNN ในการจัดประเภท	Dataset จากบทวิจารณ์ของ Amazon มากกว่า 14,000 ความคิดเห็น	วิจารณ์ คิดเป็นร้อยละ 90.6 91.7 92.32 93.52 94.91 ตามลำดับ	จำกัดในการปรับเข้ากับสถานการณ์และความแม่นยำทางภาษา	เข้าใจความรู้สึกของผู้บริโภคได้ตรงประการ
X. Yifan, R. Yong, (2023)	การวิเคราะห์ความรู้สึกของข้อความจากประมีนสินค้าไทยกันที่	โดยใช้อัลกอริทึมที่จะแก้ไขปัญหาความคลาสสิกกันระหว่างการประเมินและการให้คะแนน	Dataset จากร้านค้าออนไลน์ JD, Sunning และ Taobao	คิดเป็นร้อยละ 98.003 (Sunning) และ 98.931 (Taobao) ตามลำดับ	แหล่งข้อมูลที่ให้มาไม่ระบุโดยชัดเจนถืออ่อนช่องในความคลาสสิกของความรู้สึกที่ถูกนำเสนอในงานวิจัยนี้	ไม่เคลื่อนไหวที่ความรู้สึกที่นำเสนอ ด้วยเหตุผลนี้ จึงเป็นระบบที่ง่ายและมีประสิทธิภาพในเคสที่สามารถทำนายความรู้สึกของจริง ผลิตภัณฑ์ที่ขายออนไลน์ได้ดี มีความแม่นยำสูงถึง 99.17% ขึ้นไป.
S. N. Shailendra, S. Twinkle, (2020)	สำหรับการวิเคราะห์ความรู้ของวิจารณ์ผลิตภัณฑ์	โดยใช้อัลกอริทึม Random Forest การจำแนก	Dataset จากเว็บไซต์ e-commerce	ผลิตภัณฑ์ที่นักวิจัยได้ทดสอบคิดเห็นที่มีความแม่นยำ	การให้คุณภาพความคลาสสิกไม่เท่ากัน	ระบบให้ผลลัพธ์ในรูปแบบบัญชีที่บอกความคลาสสิกที่เรื่องไปได้ ลดความจำเป็นในการอ่านรีวิวทั้งหมดเพื่อวิเคราะห์ผลิตภัณฑ์
V. R. Welgamage, et al., (2020)	การวิเคราะห์อารมณ์หรือการบุคลิกความคิดเห็น	โดยใช้โมเดลฝึกหัด Random Forest, Multinomial Naive Bayes, Complement Naive Bayes, Bernoulli Naive Bayes	Dataset จากเว็บไซต์ Amazon 142.8 ล้านความคิดเห็น	คิดเป็นร้อยละ 83.28 82.69 82.28 75.75 ตามลำดับ	อาจใช้เวลาในการฝึกคุณพิเศษในการให้ความเข้าใจ	การวิเคราะห์ความรู้สึกสามารถจัดประเภทไว้ถูกต้องกับกลุ่มบุคคล เช่น กลุ่มคนรุ่นใหม่ กลุ่มกลาง และกลุ่มสูง ซึ่งในกระบวนการนี้มีความแม่นยำมาก
M. A. M. Salem, A. Y. A. Maghari, (2022)	การวิเคราะห์ความรู้สึกหรือความคิดเห็นและการอ่านเพื่ออุปนัยน์และอารมณ์ความบุญที่ปักให้แสดงในข้อมูลที่วิเคราะห์และจัดประเภทเป็นเชิงบทหรือเชิงลบ	โดยทำการแบ่ง Positive และ Negative ของ Dataset เพื่อนำไปฝึกหัดโมเดล Naive Bayes, SVM, Maximum Entropy, Decision Tree, KNN Naive Bayes, SVM, Maximum Entropy, Decision Tree, KNN	Dataset จาก kaggle จำนวน 82815 ข้อมูล	คิดเป็นร้อยละ 82.1 80.7 82.7 73.6 76.8 ตามลำดับ	ความยากลำบากในการหาเว็บไซต์ที่เกี่ยวข้องและสรุปข้อมูล	สามารถจัดความรู้สึกที่ถูกแสดงในสื่อสังคมออนไลน์และสาขาอื่นๆ ได้อย่างแม่นยำ
K. Purwandari, et al., (2022)	การจำแนกประเภทความรู้สึกของผู้คนที่พูดถึงในโซเชียลมีเดีย Twitter โดยอัดโมเดลเพื่อรับความรู้สึกหรือความคิดเห็นเชิงบทหรือเชิงลบ	ทำการจำแนกและอัดข้อมูลและทำการแยก Positive และ Negative เพื่อนำไปฝึกหัดโมเดล Naive Bayes, Support Vector Machine, Logistic Regression, Decision Tree, Random Forest	Dataset จาก Twitter	จำแนกเป็นร้อยละ 0.87 0.89 0.85 0.92 0.90 ตามลำดับ	ไม่ครอบคลุมในตัวเดียว (Decision Tree) และ Random Forest ที่ใช้สำหรับการจำแนกความรู้สึกแสดงประสิทธิภาพที่ดีกว่าในการทำนายความรู้สึกของผู้คน	การวิเคราะห์ความรู้สึกที่มีความแม่นยำที่สุด จึงสามารถใช้ในการทำนายความคิดเห็นและความเชื่อของผู้คนที่พูดถึงในโซเชียลมีเดีย ทำให้สามารถจัดประเภทความรู้สึกของผู้คนได้แม่นยำ

วิธีการดำเนินการวิจัย

1.1 เก็บรวบรวมข้อมูลเนื้อหาจากแหล่งข้อมูลต่าง ๆ และทำ SYNTHESIS MATRIC

K. Purwandari, et al., (2022)	การจำแนกประบاهความรู้สึกของผู้ติดภัยที่เข้าของอันในเนื้อเรื่องเพื่อจัดประบاهข้อมูล Twitter โดยอัตโนมัติเพื่อรับความรู้สึกหรือความคิดเห็นเชิงบวกหรือเชิงลบ	ทำการจำแนกความสะอาดข้อมูลและทำการแยก Positive และ Negative เพื่อนำไปฝึกกับโมเดล Naive Bayes, Support Vector Machine, Logistic Regression, Decision Tree, Random Forest	Dataset จาก Twitter	จำแนกเป็นร้อยละ 0.87 0.89 0.85 0.92 0.90 ตามลำดับ	โมเดลต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) และ Random Forest ที่ใช้สำหรับการจำแนกความรู้สึกและประศักดิ์ภาพพากฯ ในการทำนายความรู้สึกบวก	การวิเคราะห์ความรู้สึกที่งบนดังนี้กับเครื่องที่แสดงความรู้สึกแรงในตัวหนาเดียว ซึ่งสามารถให้ข้อมูลที่มีค่าเกี่ยวกับความคิดเห็นและความเชื่อของผู้ใช้โดยค่าต่อผลตัดสินใจ
S. A. Rahin, T. Hasib, M. Hassan(2022)	วัดคุณประสิทธิภาพของการวิจัยเพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของการวิเคราะห์ความรู้สึกความเชิงบุน (ABSA) บนข้อมูลขนาดเล็กโดยการเปรียบเทียบ Recurrent network และ Feed forward neural	เปรียบเทียบโครงสร้างประสิทธิภาพ Recurrent และแบบ Feed forward สำหรับการวิเคราะห์ความรู้สึกความเชิงบุน (ABSA) และพบว่าโครงสร้างประสิทธิภาพ Recurrent ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า ทว่าขนาดข้อมูลอินพุตเพิ่มเติมที่สร้างขึ้นโดยใช้เครื่องมือ NLP ต่างๆ ที่พร้อมใช้งาน เช่น แท็กท่อนของคำศัพท์ (POS) และการพิมพ์ภาษา	Dataset Amazon Review Data และ Laptop train Data	recurrent network ค่า Precision Aspect count 79.7%, Aspects 54.32%, Polarities 59.8% และ Feed-forward network ค่า Precision Aspect count 94.84%, Aspects 69.61 %, Polarities 64.17%	จำนวนบทวิจารณ์ที่สำหรับตัวแยกประบاهการฝึกมีจำนวนน้อยมาก และมีค่า overfitting เมื่อกินไป	การวิเคราะห์ความรู้สึกความเชิงบุน (ABSA) ผ่านทางที่จะทำความเข้าใจความคิดเห็นของผู้คนในค้านให้ด้านหนึ่งโดยอุปหะ ให้ไปใช้ข้อมูลเชิงลึกที่มีคุณค่าเกี่ยวกับบทวิจารณ์ของอุปหะค้าและค่าติด臣 โครงสร้างประสิทธิภาพที่มี Amazon Review Data และ Laptop train Data ให้กินไปใน recurrent และ feed forward ถูกนำมายังเพื่อจัดการกันงาน ABSA เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของโครงสร้างประสิทธิภาพใน ABSA
R. Man, K. Lin (2021)	การวิเคราะห์ความรู้สึกเพื่อเหตุการณ์ความคิดเห็นทางการเมือง	โดยใช้แบบจำลอง BERT สำหรับการพิจารณาคุณลักษณะ และ CNN สำหรับการจำแนกประบاه	Dataset จาก Weibo	คิดเป็นร้อยละ 0.903	ประสิทธิภาพของอัลกอริทึมอาจแตกต่างกันไปขึ้นอยู่กับข้อมูลและบริบทเฉพาะ เช่นจากผลการทดสอบขึ้นอยู่กับชุดข้อมูลสาธารณะ	เข้าใจถูกชนชาติอุทิราช่องข้อมูลได้ดีขึ้น ซึ่งอัลกอริทึมได้รับความแม่นยำสูง ค่า recall และค่า F1 โดยค่า F1 สูงถึง 0.903

วิธีการดำเนินการวิจัย



1.3 ทำการกำหนด Label ของ
คำจากข้อมูลที่คัดแยกไว้เพื่อ⁺
นำเข้าโมเดลสำหรับทดสอบ

1.5 รวบรวมผลการทดสอบ
โมเดล เพื่อใช้ในการพัฒนา

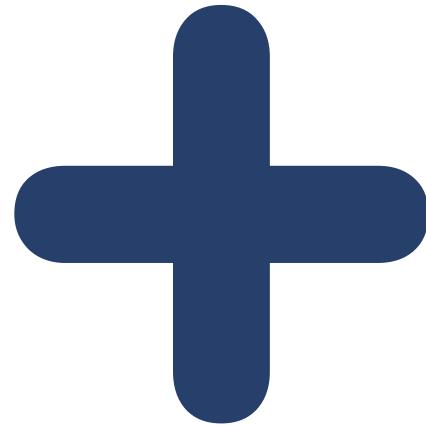


1.2 จัดเตรียมข้อมูลจากบทวิจารณ์สินค้าจาก
แพลตฟอร์มร้านค้าออนไลน์ Lazada โดยที่
Positive จะเก็บที่ 4 – 5 ดาว ส่วน Neutrally
จะเก็บที่ 3 ดาว และ Negative จะเก็บที่ 1 –
2 ดาว

1.4 สรุปผลลัพธ์ที่ได้หลัง
จากการทดสอบโมเดล

1.6 พัฒนาโมเดลในการวิเคราะห์
ความรู้สึกและความคิดเห็น

วิธีการดำเนินการวิจัย



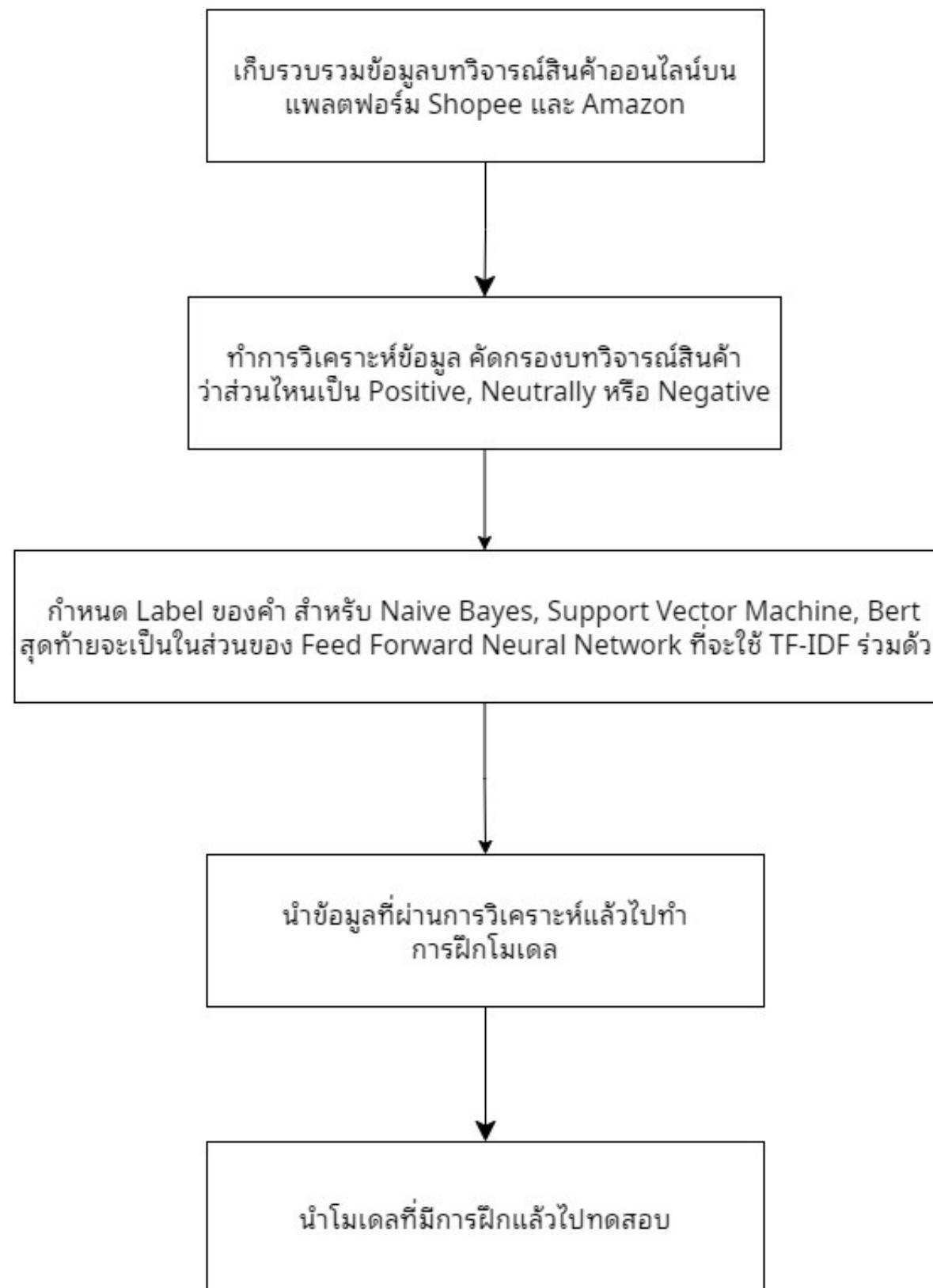
1.7 ทดสอบโมเดลและประเมินผลลัพธ์ที่ได้

1.9 นำโมเดลไปใช้งาน



1.8 วิเคราะห์โมเดลและปรับปรุงโมเดลให้มีประสิทธิภาพ

วิธีการดำเนินการวิจัย



งานวิจัยนี้แบ่งขั้นตอนในการออกแบบโมเดลโดยการใช้

- **FEED FORWARD NEURAL NETWORK**
- **NAIVE BAYES**
- **SUPPORT VECTOR MACHINE**
- **BERT**

วิธีการดำเนินการวิจัย

ข้อมูลบทวิจารณ์สินค้าที่นำเข้า

ข้อมูลที่นำเข้าเป็นภาษาไทยรวมทั้งหมด 4,500 ความคิดเห็นและทำการแยกเป็น 3 ส่วนคือ 1,500 ความคิดเห็นและจะต้องสามารถทำการแยกความคิดเห็นนั้นได้ว่าเป็น POSITIVE, NEUTRALLY หรือ NEGATIVE

การคัดกรองบทวิจารณ์สินค้า

ทำการแยก POSITIVE, NEUTRALLY หรือ NEGATIVE ของบทวิจารณ์สินค้า หลังจากนั้นทำความสะอาดข้อมูลด้วยการลบอิโมจิและคำชำต่างๆ

กำหนดค่าตัวเลขให้กับคำ

ในการทำกำหนดค่าตัวเลขให้กับคำจะใช้ LABEL ในส่วนของ NAÏVE BAYES, SUPPORT VECTOR MACHINE, BERT, สุดท้ายจะเป็นในส่วนของ FEED FORWARD NEURAL NETWORK ที่จะใช้ TF-IDF ร่วมด้วย

การฝึกโมเดล

ฝึกโมเดลด้วย NAÏVE BAYES, SUPPORT VECTOR MACHINE, BERT และ FEED FORWARD NEURAL NETWORK โดยจะนำข้อมูลที่ทำการคัดกรองแล้วไปใส่ในโมเดล

ข้อจำกัดของระบบปัญหา อุปสรรค และแนวทางการแก้ไข

LEARN MORE 

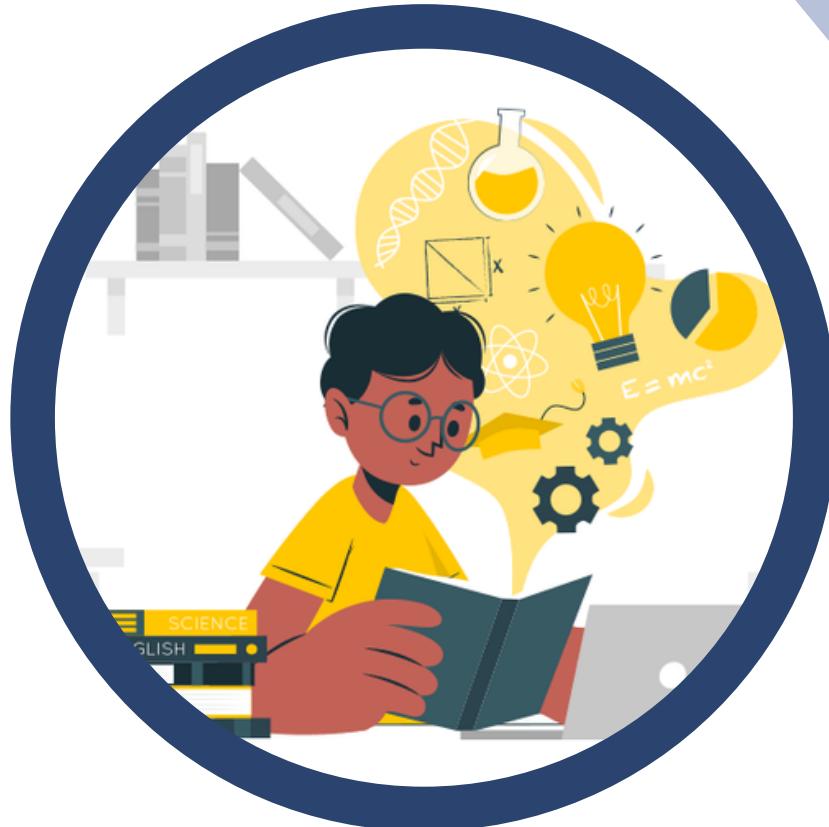
ข้อจำกัดของระบบปัญหาอุปสรรค และแนวทางการแก้ไข

ข้อจำกัดของระบบ

1. จำแนกความคิดเห็นของ Positive, Neutrally หรือ Negative ได้ทั้งหมด 3 ประเภท
2. สามารถจำแนกความคิดเห็นภาษาไทยเท่านั้น

ปัญหาอุปสรรค

1. ข้อมูลมีไม่มากพอสำหรับการฝึกโมเดลเพื่อให้ได้ประสิทธิภาพเพิ่มขึ้น
2. การตัดคำที่ยังไม่สมบูรณ์ทำให้เกิดข้อผิดพลาดในการฝึกโมเดลได้
3. การคัดกรองคำส่วนของ Positive, Neutrally หรือ Negative ให้มีความละเอียด



ข้อจำกัดของระบบปัญหา อุปสรรค และแนวทางการแก้ไข

แนวทางการแก้ไข

1. ทำการเก็บรวมรวบข้อมูลจากแหล่งต่าง ๆ ที่มีคนสร้างเอาไว้และนำมา
รวมกับที่ตัวเองเก็บ
2. เปลี่ยนวิธีการตัดคำใหม่ เพื่อให้ได้ความหมายที่ชัดเจน
3. ทำการจำแนกประเภท Positive, Neutrally หรือ Negative เป็นส่วน
ย่อยๆ เพื่อให้มีความละเอียดในส่วนของการจำแนกประเภท

ข้อเสนอแนะ

1. เพิ่มความแม่นยำของโมเดลให้มากขึ้น
2. ทำความสะอาดข้อมูลให้ดียิ่งขึ้น



สรุปผลการวิจัย

LEARN MORE



สรุปผลการวิจัย

พบว่า โมเดลของ Bert ได้ผลลัพธ์การทำนายความคิดเห็นภาษาไทยอยู่ที่ 0.710 และเป็นวิธีที่ดีที่สุดสำหรับการวิเคราะห์ความรู้สึกและความคิดเห็น ทั้งนี้เมื่อพิจารณาผลลัพธ์การทำนายความคิดเห็นภาษาไทยแต่ละ โมเดลจากมากไปน้อยพบว่า Bert ได้เท่ากับ 0.710, Feed Forward Neural Network ได้เท่ากับ 0.704, Support Vector Machine ได้เท่ากับ 0.691, Navie Bayes ได้เท่ากับ 0.64



DEMO



COMPUTER SCIENCE



THANK YOU



COMPUTER SCIENCE