



Sentiment Analysis of Thai Stock Market Opinions through Pantip.com

ศิริประภา อุปภาค

โครงการนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ
สถาบันวิทยาการหุ่นยนต์ภาคสนาม
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี
ปีการศึกษา 2567

สารบัญ

บทที่ 1 บทนำ	4
1.1 ที่มา ความสำคัญ	4
1.2 ประโยคปัญหาทางานวิจัย (Problem Statement)	5
1.3 ผลผลิตและผลลัพธ์ (Outputs and Outcomes)	5
ผลผลิต	6
ผลลัพธ์	6
1.4 ความต้องการของระบบ (Requirements)	6
1.5 ขอบเขตของงานวิจัย (Scopes)	7
1.6 ข้อกำหนดของงานวิจัย (Assumptions)	7
1.7 ขั้นตอนการดำเนินงาน	8
บทที่ 2 ทฤษฎี/งานวิจัย/การศึกษาที่เกี่ยวข้อง	10
2.1[หัวข้อ]	10
2.1.1 [หัวข้อย่อย]	10
2.2[หัวข้อ]	12
บทที่ 3 ระเบียบวิธีวิจัย	14
3.1[หัวข้อ]	14
3.1.1 [หัวข้อย่อย]	14
3.2[หัวข้อ]	14
บทที่ 4 การทดลองและผลการทดลอง/วิจัย	15
4.1[หัวข้อ]	15
4.1.1 [หัวข้อย่อย]	15
4.2[หัวข้อ]	15
บทที่ 5 บทสรุป	16
5.1[หัวข้อ]	16

5.1.1 [หัวข้อย่อย]	16
5.2[หัวข้อ]	16
เอกสารอ้างอิง	17

บทที่ 1 บทนำ

1.1 ที่มา ความสำคัญ

ในปัจจุบัน การตัดสินใจลงทุนในตลาดหุ้นไม่ได้จำกัดเพียงการวิเคราะห์ข้อมูลพื้นฐานหรือข้อมูลเชิงเทคนิคเท่านั้น แต่ยังอาศัยความคิดเห็นและประสบการณ์ที่เผยแพร่ในสื่อโซเชียลมีเดียเป็นอีกหนึ่งแหล่งข้อมูลสำคัญ เนื่องจากความคิดเห็นเหล่านี้สามารถสะท้อนอารมณ์และความรู้สึกของนักลงทุนในสถานะตลาดที่เปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว

อย่างไรก็ตาม การวิเคราะห์ความคิดเห็นในภาษาไทยบนสื่อโซเชียลมีเดียยังคงเผชิญกับความท้าทายหลายประการ เนื่องจากลักษณะของข้อความที่ไม่เป็นทางการ เช่น การเว้นวรรคที่ไม่สม่ำเสมอ การใช้คำแสลง และการผสมผสานระหว่างภาษาไทยกับภาษาอังกฤษ ซึ่งแตกต่างจากภาษาอังกฤษที่มีโครงสร้างที่ชัดเจนและเครื่องมือประมวลผลที่ได้รับการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง นอกจากนี้ การขาดชุดข้อมูลที่มีการกำหนดป้ายกำกับอย่างครอบคลุมยังเป็นอุปสรรคสำคัญที่จำกัดความแม่นยำในการฝึกโมเดลวิเคราะห์ความคิดเห็น

ด้วยความท้าทายดังกล่าว งานวิจัยนี้จึงมีความสำคัญในการพัฒนาโมเดล Sentiment Analysis ที่สามารถรองรับลักษณะเฉพาะของข้อความบนสื่อโซเชียลมีเดียภาษาไทยได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยมุ่งเน้นการนำโมเดลเชิงลึก เช่น ThaiBERT มาใช้ เพื่อจับความสัมพันธ์เชิงบริบทที่ซับซ้อนในข้อความ ซึ่งจะช่วยให้นักลงทุนและผู้เกี่ยวข้องสามารถใช้ข้อมูลความคิดเห็นเหล่านี้เป็นเครื่องมือประกอบการตัดสินใจลงทุนได้อย่างมีประสิทธิภาพและมีความน่าเชื่อถือ

การศึกษานี้จึงไม่เพียงแต่เป็นการพัฒนาเครื่องมือทางเทคโนโลยี NLP สำหรับภาษาไทย แต่ยังมีศักยภาพในการสนับสนุนการตัดสินใจในตลาดหุ้นโดยการให้ข้อมูลเชิงลึกที่สะท้อนความรู้สึกและแนวโน้มของนักลงทุนในสถานะตลาดที่ผันผวน

1.2 ประโยคปัญหาทางงานวิจัย (Problem Statement)

การวิเคราะห์ความคิดเห็น (Sentiment Analysis) ในภาษาไทยจากข้อมูลโซเชียลมีเดีย นั้นมีความซับซ้อนเนื่องจากการใช้คำที่ไม่ได้เป็นทางการ และมีรูปแบบการเขียนที่ไม่ตายตัว ทั้งการเว้นวรรค การใช้คำแสลง และการใช้คำที่มีการผสมระหว่างภาษาไทยและภาษาอังกฤษ ซึ่งแตกต่างจากภาษาอังกฤษที่มีโครงสร้างชัดเจน และมีเครื่องมือวิเคราะห์ที่พัฒนามาอย่างยาวนาน โดยปัญหานี้ส่งผลให้กระบวนการต่าง ๆ ในการวิเคราะห์ เช่น กระบวนการตัดคำ (Word Segmentation) ยุ่งยากยิ่งขึ้น รวมถึงขั้นตอนการประมวลผลล่วงหน้า (Preprocessing) มีความซับซ้อน อีกทั้งยังพบว่าขาดชุดข้อมูลขนาดใหญ่และเป็นมาตรฐาน (Standard Dataset) ที่เหมาะสมสำหรับฝึกโมเดล ซึ่งจะส่งผลโดยตรงต่อความแม่นยำของงานวิเคราะห์ความคิดเห็น ไม่ว่าจะเป็นโมเดลเชิงสถิติแบบดั้งเดิม (เช่น Naïve Bayes, SVM) หรือโมเดลเชิงลึก (Deep Learning)

ถึงแม้ในปัจจุบันจะมีเครื่องมือประมวลผลภาษาไทย (Thai NLP Tools) แต่พบว่าส่วนใหญ่ถูกพัฒนามาเพื่อรองรับข้อความทางการ (Formal Text) ในขณะที่ข้อมูลโซเชียลมีเดียมักมีรูปแบบการพิมพ์ที่หลากหลายและขาดมาตรฐาน จึงทำให้เครื่องมือเหล่านี้เมื่อถูกนำมาใช้งานจริงยังไม่สามารถจัดการคำแสลง การลากเสียง หรือการใช้สัญลักษณ์แทนอารมณ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ นอกจากนี้ยังไม่มีเกณฑ์วัด (Benchmark) ที่ชัดเจนและได้รับการยอมรับอย่างแพร่หลายสำหรับเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลต่าง ๆ ในบริบทของภาษาไทยโดยเฉพาะ

การนำโมเดลที่มีโครงสร้างเชิงลึกอย่าง Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) เข้ามาใช้งานในบริบทของภาษาไทย ถือเป็นแนวทางที่มีศักยภาพในการแก้ปัญหานี้ เนื่องจาก BERT สามารถเข้าใจความสัมพันธ์เชิงบริบทในระดับลึกได้ดี ทั้งในข้อความทางการและไม่เป็นทางการ นอกจากนี้ การใช้ BERT ที่ผ่านการพัฒนาสำหรับภาษาไทย (ThaiBERT) ยังช่วยเพิ่มความแม่นยำในการจัดการข้อมูลเชิงความหมายที่ซับซ้อน อย่างไรก็ตาม การปรับแต่ง (Fine-tuning) และการจัดการชุดข้อมูลที่เหมาะสมยังคงเป็นความท้าทายสำคัญ ดังนั้น ปัญหาหลักของงานวิจัยนี้คือ การออกแบบและพัฒนาโมเดล Sentiment Analysis ภาษาไทยที่สามารถจัดการความซับซ้อนของข้อความที่ไม่เป็นทางการบนโซเชียลมีเดีย โดยผสมการใช้ BERT หรือโมเดลเชิงลึกอื่น ๆ ที่เหมาะสมกับภาษาไทย เพื่อเพิ่มความแม่นยำและความน่าเชื่อถือของผลลัพธ์

1.3 ผลผลิตและผลลัพธ์ (Outputs and Outcomes)

ผลผลิต

1. ชุดข้อมูลความคิดเห็นจากสื่อโซเชียล (Pantip.com) ที่รวบรวมโพสต์และคอมเมนต์เกี่ยวกับหุ้น พร้อมป้ายกำกับอารมณ์ (Positive, Negative, Neutral) ในช่วง 1–5 วันก่อนและหลังข่าว
2. โมเดลวิเคราะห์ความคิดเห็น (Sentiment Analysis Model) สำหรับข้อความภาษาไทย
3. ระบบต้นแบบ (Prototype/Dashboard) สำหรับแสดงผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างข่าวกับปัจจัยทางการเงิน

ผลลัพธ์

1. เพิ่มประสิทธิภาพในการวิเคราะห์ข่าวตลาดหุ้น ช่วยให้นักลงทุนและผู้เกี่ยวข้องประเมินความเสี่ยงได้
2. เพิ่มความเข้าใจในแนวโน้มและอารมณ์ของนักลงทุนจากความคิดเห็นในสื่อโซเชียล
3. ขยายองค์ความรู้ด้าน Sentiment Analysis ภาษาไทยในโดเมนการเงิน

1.4 ความต้องการของระบบ (Requirements)

1. ข้อมูลความคิดเห็นเกี่ยวกับหุ้นที่เก็บรวบรวมจาก Pantip.com
2. ข้อมูลข่าวต้องประกอบด้วยเนื้อหา วันที่เผยแพร่ และหัวข้อที่เกี่ยวข้องกับหุ้นไทย
3. โมเดล Sentiment Analysis สำหรับภาษาไทยที่จำแนกความคิดเห็นออกเป็น Positive, Negative และ Neutral
4. ระบบจัดเก็บข้อมูลและผลการวิเคราะห์เพื่อใช้ในการตรวจสอบและเปรียบเทียบในอนาคต
5. การแสดงผลผ่านทาง dashboard ในรูปแบบของกราฟ และตาราง

1.5 ขอบเขตของงานวิจัย (Scopes)

1. พัฒนาโมเดลสำหรับข่าวสารการเงินภาษาไทยเท่านั้น
2. วิเคราะห์ความคิดเห็นที่มีต่อหุ้นไทยในสื่อโซเชียล (Pantip.com) โดยไม่จำกัดเฉพาะหุ้นใดหุ้นหนึ่ง
3. ข้อมูลที่เก็บจะอยู่ในรูปแบบของข้อความเต็ม (paragraph text)
4. วิเคราะห์ Sentiment ของใน 3 ระดับ ได้แก่ Positive, Negative, Neutral
5. วิเคราะห์ผลกระทบระยะสั้นในช่วง 1–5 วันหลังการลงกระทู้ (blog) เพื่อระบุหุ้นที่ถูกกล่าวถึงมากที่สุด 10 อันดับแรกในช่วงนั้น
6. วัดผลความแม่นยำของโมเดลด้วยเกณฑ์การวัด (Evaluation Metrics) ได้แก่
 - Accuracy: ความถูกต้องในการจำแนก Sentiment ของข่าว
 - Precision, Recall, F1-score ในการประเมินความสามารถของโมเดลในการจำแนก Positive, Negative, และ Neutral
 - Correlation Analysis ตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่าง Sentiment ของข่าวกับการเปลี่ยนแปลงของราคาหุ้นและปริมาณการซื้อขาย
7. ไม่รวมข้อมูลที่ไม่ได้อยู่ในรูปแบบข้อความ เช่น รูปภาพ เสียงหรือวิดีโอ

1.6 ข้อกำหนดของงานวิจัย (Assumptions)

1. ความคิดเห็นจาก Pantip.com ที่เกี่ยวข้องกับการลงทุนในหุ้นถือว่ามีความเป็นตัวแทนและมีคุณภาพพอเพียงสำหรับการวิจัย
2. ชุดข้อมูลความคิดเห็นจะประกอบด้วยข้อความเต็ม (paragraph text) พร้อมข้อมูล metadata เช่น วันที่ โพสต์ เวลา และแท็ก/หัวข้อที่เกี่ยวข้อง
3. ทรัพยากรด้านการประมวลผล (Processing Power) และเทคนิคการประมวลผลภาษาไทย (Thai NLP) ที่มีอยู่เพียงพอสำหรับการพัฒนาและทดสอบโมเดล
4. โมเดลวิเคราะห์ความคิดเห็นที่พัฒนาจะสามารถปรับปรุงหรือฝึกซ้ำ (Retraining) ได้หากมีการเพิ่มข้อมูลข่าวหรือปรับขอบเขตการวิเคราะห์ในอนาคต
5. ระยะเวลา 1–5 วันหลังเผยแพร่ข่าวถือว่าเหมาะสมในการวัดผลกระทบระยะสั้นต่อราคาหุ้นและปริมาณการซื้อขาย ทั้งนี้ไม่ได้ครอบคลุมผลกระทบระยะยาว

1.7 ขั้นตอนการดำเนินงาน

แผนการดำเนินโครงการเริ่มตั้งแต่วันที่ 18 มกราคม พ.ศ. 2568 และสิ้นสุดในวันที่ 5 พฤษภาคม พ.ศ. 2568 โดยแสดงรายละเอียดการดำเนินงานดังนี้

[illegible]

หัวข้อและรายละเอียด	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
ออกแบบ/เลือกโมเดล ต้นแบบ (Model Selection) - ทดลองโมเดล Machine Learning / Deep Learning - เปรียบเทียบจุดเด่น/จุดด้อยในบริบททางการเงินไทย															
ฝึกอบรมและปรับจูนโมเดล (Training & Tuning) - ปรับ Hyperparameters ให้เหมาะสม - Overfitting/Underfitting															
ประเมินและปรับปรุงโมเดล (Evaluation & Improvement) - ประเมินโมเดลด้วย Metrics (Accuracy, Precision, Recall, F1-score เป็นต้น) - Fine-tune เพื่อปรับปรุงผลลัพธ์															
สรุปผลและจัดทำรายงาน (Final Report) - วิเคราะห์ผลการทดลอง สรุปข้อสรุปและข้อเสนอแนะ - จัดทำรายงานโครงงานฉบับสมบูรณ์															

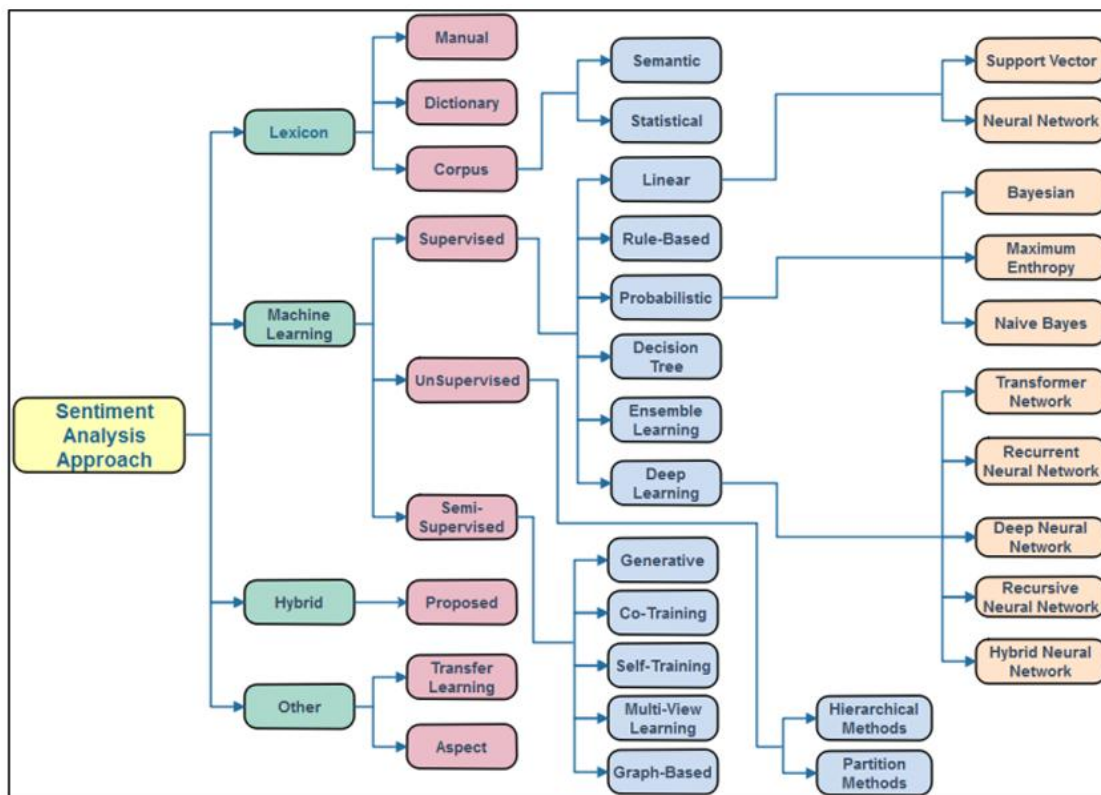
หมายเหตุ : สีเทา คือช่วงเวลาในการดำเนินงาน
 สีแดงคือช่วงที่มีการส่งรายงาน

บทที่ 2 ทฤษฎี/งานวิจัย/การศึกษาที่เกี่ยวข้อง

2.1 การวิเคราะห์ความรู้สึกของข่าวการเงินด้วยโมเดล BERT [1]

งานวิจัยดังกล่าวใช้ข้อมูลข่าวการเงินจำนวน 5,842 รายการ โดยแบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม (บวก, ลบ, เป็นกลาง) หลังจากเตรียมข้อมูลด้วยการทำความสะอาดและตัดคำ จากนั้นจึงนำข้อมูลเข้าสู่กระบวนการ Fine-Tuning ของโมเดล BERT เพื่อจำแนกความรู้สึก ผลการประเมินด้วยตัวชี้วัดทางสถิติ เช่น Accuracy, Precision, Recall และ F1-score แสดงถึงความแม่นยำที่สูงของโมเดล

2.1.1 ขั้นตอนการประมวลผลและปรับแต่งโมเดล



รูปภาพ วิธีการวิเคราะห์ความรู้สึก

1. การเก็บรวบรวมข้อมูลและการแบ่งประเภท (Data Collection)
 - รวบรวมข่าวการเงินจากแหล่งข้อมูลที่น่าเชื่อถือ จำนวนรวม 5,842 รายการ
2. การเตรียมข้อมูล (Data Preprocessing)
 - ลบอักขระพิเศษและองค์ประกอบที่ไม่เกี่ยวข้อง (Text Cleaning)
 - แบ่งข้อความเป็นหน่วยคำเพื่อให้โมเดลสามารถประมวลผลได้ (Tokenization)

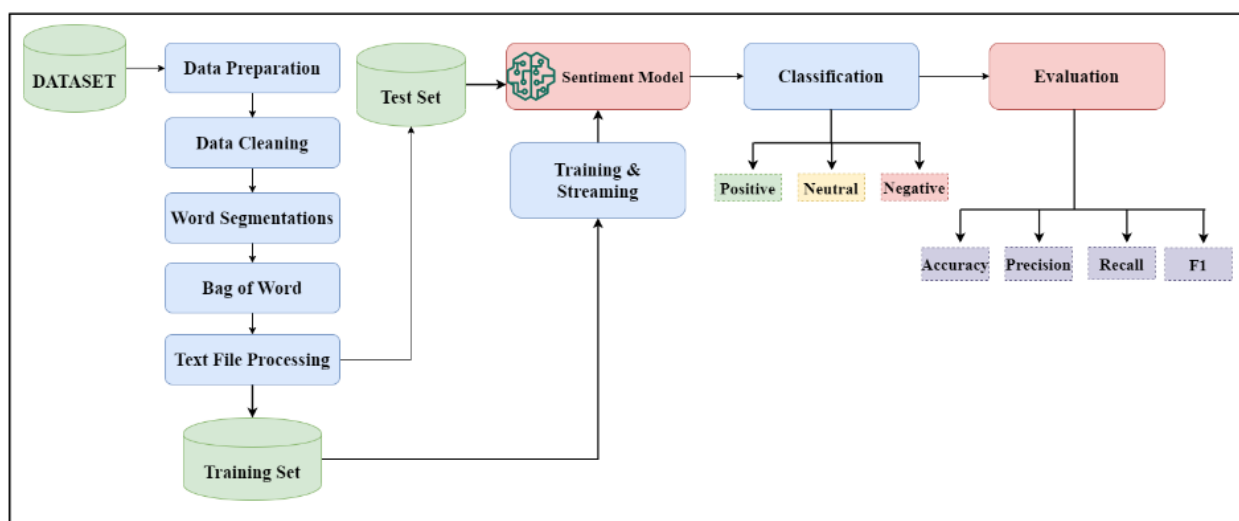
- ปรับความยาวของข้อความให้คงที่ เพื่อให้สอดคล้องกับ input ของโมเดล (Padding)
 - แบ่งชุดข้อมูล เป็น Training, Validation และ Test เพื่อประเมินประสิทธิภาพและป้องกัน Overfitting
3. การปรับแต่งโมเดล (Fine-Tuning)
- ตั้งค่า Hyperparameters โดยกำหนดค่า Learning Rate Batch Size และจำนวน Epochs
 - โหลดโมเดลและปรับแต่งชั้นจำแนก (Classification Head)
 - ฝึกโมเดลด้วยข้อมูล Training พร้อมติดตามค่า Loss บน Validation Set
 - ใช้เทคนิค Early Stopping เมื่อ Loss ไม่ลดลง
4. การประเมินผลโมเดล (Model Evaluation)
- กำหนดตัวชี้วัดหลัก
 - Accuracy คำนวณอัตราการทำนายที่ถูกต้องจากจำนวนตัวอย่างทั้งหมด
 - Precision วัดความถูกต้องของการทำนายในแต่ละประเภท (ลด False Positives)
 - Recall วัดความสามารถในการจับข้อมูลที่เป็นจริง (ลด False Negatives)
 - F1-Score ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักระหว่าง Precision และ Recall เพื่อให้เห็นความสมดุล
 - ใช้ชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบ เพื่อแยกชุดข้อมูลที่ไม่เคยใช้ในการฝึก (Test Set) เพื่อประเมินความสามารถในการ Generalize ของโมเดล
 - ดำเนินการประเมินผล โดยป้อนชุดข้อมูล Test ลงในโมเดล คำนวณค่าตัวชี้วัดที่กำหนดไว้ในแต่ละประเภทความรู้สึก
 - ประเมินด้วยวิธี Cross Validation ด้วยวิธี k-fold cross validation (เช่น k=5 หรือ k=10) เพื่อให้ผลการประเมินมีความเสถียรและเป็นกลาง
5. วิเคราะห์ผลลัพธ์
- เปรียบเทียบค่า Accuracy, Precision, Recall และ F1-Score เพื่อระบุจุดแข็งและจุดที่ต้องปรับปรุง
 - ตรวจสอบกราฟของ Loss และ Accuracy ระหว่างช่วงฝึกและ Validation

ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าโมเดล BERT สามารถจำแนกรู้สึกของข่าวการเงินได้อย่างยอดเยี่ยม โดยได้ค่า Accuracy อยู่ที่ 95.29%, Precision 95.37%, Recall 95.24% และค่า F1-score 95.32% พร้อมทั้งมีค่า Loss ต่ำเพียง 9.07% ซึ่งบ่งบอกถึงประสิทธิภาพสูงในการจับบริบทและจำแนกประเภทความรู้สึกในข่าวการเงินอย่างแม่นยำ ทำให้โมเดลนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้เพื่อสนับสนุนการตัดสินใจในตลาดการเงินได้อย่างมีประสิทธิภาพ

2.2 งานวิจัยด้านการวิเคราะห์ความรู้สึกในบทความแนะนำสินค้าออนไลน์ [2]

ตัวต้นแบบสำหรับวิเคราะห์ความรู้สึกจากบทความและความคิดเห็นออนไลน์ โดยมีเป้าหมายจำแนกความคิดเห็นออกเป็น 3 ระดับ ได้แก่ เชิงบวก (Positive), เป็นกลาง (Neutral) และเชิงลบ (Negative) ด้วยการใช้เทคนิค Web Scraping ร่วมกับการประมวลผลข้อความและการจำแนกประเภทด้วย Machine Learning

2.2.1 ขั้นตอนการดำเนินงานและการประมวลผลข้อมูล



รูปภาพ แสดงขั้นตอนกระบวนการสร้างตัวแบบ

1. การเก็บรวบรวมและเตรียมข้อมูล (Data Preparation Phase)
 - ดึงข้อมูลบทความและความคิดเห็นจากเว็บไซต์ (www.blognone.com) โดยใช้ภาษา Python และไลบรารี BeautifulSoup
 - รวบรวมข้อมูลจาก 252 บทความและ 1,412 ความคิดเห็น รวมเป็น 83,670 คำ
 - ทำการทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning) ด้วย Regular Expression เพื่อลบ HTML Tag, URL และสัญลักษณ์พิเศษออกจากข้อความ
2. การประมวลผลข้อความและการตัดคำ (Text File Processing Phase)
 - ใช้เทคนิคการตัดคำ (Word Segmentation) สำหรับภาษาไทยโดยใช้ 3 อัลกอริทึม ได้แก่ NewMM Engine, Longest Engine และ AttaCut Engine
 - สร้างชุดคุณลักษณะ (Feature Extraction) โดยการสร้าง Bag of Words เพื่อแปลงข้อความให้เป็นเวกเตอร์สำหรับการเรียนรู้ของเครื่อง
3. การฝึกอบรมและจำแนกประเภท (Training & Classification Phase)

- แบ่งชุดข้อมูลออกเป็นชุดฝึก (Training Set) 80% และชุดทดสอบ (Testing Set) 20%
 - นำข้อมูลที่ผ่านการตัดคำและสร้างคุณลักษณะเข้าสู่กระบวนการจำแนกประเภทด้วยเทคนิคต่าง ๆ ได้แก่
 - K-Nearest Neighbors (KNN)
 - Random Forest
 - Logistic Regression
 - Support Vector Machines (SVM)
 - เปรียบเทียบผลลัพธ์ของแต่ละเทคนิคเพื่อหาตัวแบบที่ให้ความแม่นยำสูงสุด
4. การประเมินผลตัวแบบ (Model Evaluation Phase)
- ใช้ตัวชี้วัดหลัก เช่น Accuracy, Precision, Recall และ F1-Score ในการวัดประสิทธิภาพ
 - ผลการทดลองพบว่าเทคนิค SVM ร่วมกับการตัดคำแบบ Longest ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด โดยมีค่า Accuracy อยู่ที่ประมาณ 79%

ตัวต้นแบบวิเคราะห์ความรู้สึกในบทความแนะนำสินค้าออนไลน์ภาษาไทย โดยใช้เทคนิค web scraping ดึงข้อมูลจากเว็บไซต์ จากนั้นประมวลผลข้อความด้วยการตัดคำ (NewMM, Longest, AttaCut) และสร้าง Bag-of-Words เพื่อฝึกโมเดลจำแนกประเภท (KNN, Random Forest, Logistic Regression, SVM) ผลการทดลองพบว่าโมเดล SVM ร่วมกับการตัดคำแบบ Longest ให้ความแม่นยำสูงสุดประมาณ 79% ซึ่งสรุปได้ว่าแนวทางนี้มีประสิทธิภาพในการวิเคราะห์ความรู้สึกของข้อมูลภาษาไทยและสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในงานวิจัยด้านการตลาดออนไลน์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

บทที่ 3 ระเบียบวิธีวิจัย

[เนื้อหา]

3.1[หัวข้อ]

[เนื้อหา]

3.1.1 [หัวข้อย่อย]

1. เนื้อหา
2. เนื้อหา

3.2[หัวข้อ]

[เนื้อหา]

บทที่ 4 การทดลองและผลการทดลอง/วิจัย

[เนื้อหา]

4.1[หัวข้อ]

[เนื้อหา]

4.1.1 [หัวข้อย่อย]

1. เนื้อหา
2. เนื้อหา

4.2[หัวข้อ]

[เนื้อหา]

บทที่ 5 บทสรุป

[เนื้อหา]

5.1[หัวข้อ]

[เนื้อหา]

5.1.1 [หัวข้อย่อย]

1. เนื้อหา
2. เนื้อหา

5.2[หัวข้อ]

[เนื้อหา]

เอกสารอ้างอิง