การสำรวจของการจำแนกความรู้สึกบนเทคนิคพื้นฐานพจนานุกรมความรู้สึก สำหรับเนื้อหาทางเครือข่ายสังคม

A Survey of Sentiment Classification on Sentiment Lexicon-based Techniques for Social Network

วรพจน์ สุวรรณภิภพ (Worapoj Suwanpipob)
ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น
worapoj_s@kkumail.com

บทคัดย่อ

ข้อมูลได้มีการเติบโตอย่างต่อเนื่องจากผู้ใช้งานที่มักจะแสดงความรู้สึกทางด้านต่าง ๆ ซึ่งทำให้หลากหลายงานวิจัยนี้ได้นำความรู้สึกของผู้ใช้งานเหล่านั้นมาใช้ในการวิเคราะห์ความรู้สึก เพื่อสกัดออกคะแนนความรู้สึกออกมาเป็นแต่ละฟีเจอร์ เพื่อให้ผู้บริโภคใช้ในการตัดสินใจในการใช้บริการ ทั้งนี้ในหลายงานวิจัยได้เลือกใช้ SentiWordNet 3.0 ซึ่งถือเป็นพื้นฐานพจนานุกรมความรู้สึกเข้ามาช่วยในการให้คะแนนความรู้สึก โดยงานวิจัยนี้จะนำงานวิจัยหลากหลายงานมาสรุปผลของเทคนิค และข้อมูลที่นิยมใช้ พร้อมประสิทธิภาพ

คำสำคัญ: sentiment analysis, sentiment classification

Abstract

The data has grown continuously from users who to post message to sentiment of products. Many researches use of their message in sentiment analysis for score extraction into each feature to consumers to make decisions about product. Many researches have chosen SentiWordNet 3.0, which it's lexicon for sentiment analysis. This research has summarized of the technique in sentiment lexicon-based, dataset, and performance from many researches.

Keyword: sentiment analysis, sentiment classification

1. บทนำ

ข้อมูลได้มีการเติบโตอย่างต่อเนื่องจากผู้ใช้งาน และเนื้อหามากมายที่ผู้บริโภคได้สร้างขึ้นบนแพลตฟอร์มออนไลน์ต่าง ๆ เช่น ทวิตเตอร์(Twitter), เฟซบุ๊ก (Facebook), แอมะซอน (Amazon) หรือแพลตฟอร์มอื่น ๆ โดยแพลตฟอร์มนั้นมักจะมีส่วนเกี่ยวข้องกับเนื้อหาทางด้านธุรกิจออนไลน์เป็นจำนวนมาก เนื่องจากผู้บริโภคจะแสดงความคิดเห็นออนไลน์ ซึ่งสามารถส่งผลกระทบต่อยอดขายได้โดยตรงทั้งในปัจจุบัน และอนาคต เช่น ธุรกิจโรงแรม, ธุรกิจทางด้านพาณิชย์อิเล็กทรอนิกส์ (E-commerce), ธุรกิจร้านอาหาร หรือธุรกิจที่เกี่ยวข้องกับเครื่องใช้อิเล็กทรอนิกส์ เพราะในการใช้บริการผู้บริโภคส่วนใหญ่มักจะอ่านความคิดเห็นของบุคคลอื่นก่อนเสมอ เพื่อใช้ในการตัดสินใจ หรือดูการให้คะแนนของแต่ละฟีเจอร์ (features) ต่าง ๆ ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมีความสนใจทางด้านเทคนิคของการวิเคราะห์ความรู้สึก (Sentiment Analysis) เพื่อนำมาใช้ในการสกัดความคิดเห็นของผู้บริโภคเป็นบทบาทสำคัญ [1]

การวิเคราะห์ความรู้สึกถือเป็นส่วนหนึ่งของการประมวลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing) ในการระบุขั้วความรู้สึก (Sentiment polarity) ของข้อความที่ถูกจำแนกออกเป็น 2 ขั้ว ได้แก่ ขั้วบวก (Positive polarity) เช่น สวย (beautiful), รัก (love), หรือดีใจ (glad) และขั้วลบ (Negative polarity) เช่น น่าเบื่อ (boring), กลัว (fear), ยาก (hard), หรือเศร้า (sad) ซึ่งถือว่ามีประโยชน์อย่างมากกับธุรกิจต่าง ๆ โดยธุรกิจเหล่านั้นสามารถนำคำวิจารณ์ของผู้บริโภคไปใช้ในการปรับปรุง

สินค้า หรือบริการของธุรกิจให้ดียิ่งขึ้น ทั้งนี้วิเคราะห์ความรู้สึกถูกแบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ เทคนิคพื้นฐานพจนานุกรม (Lexicon-based) และ เทคนิคพื้นฐานการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning-based) [2] ซึ่งพื้นฐานพจนานุกรมจะมีข้อดีคืออาศัยการระบุคำศัพท์ที่บ่งบอกถึงความรู้สึกของประโยค โดยอ้างอิงจากคลังข้อมูล (Corpus) และรวบรวมความรู้สึกของประโยคดังกล่าวออกมาเป็นขั้วบวก หรือขั้วลบ

ในงานวิจัยนี้ได้นำเสนอหัวข้อการเปรียบเทียบการจำแนกความรู้สึก (Sentiment Classification) บนเทคนิคพื้นฐานพจนานุกรมสำหรับเนื้อหาทางเครือข่ายสังคม (Social Network)

ทั้งนี้ในงานวิจัยนี้ยังมีโครงสร้างของการนำเสนอหัวข้อดังนี้ ในส่วนที่ 2, นำเสนอวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกความรู้สึกโดยใช้เทคนิคพื้นฐานพจนานุกรรมสำหรับเนื้อหาทางเครือข่ายสังคม, ในส่วนที่ 3 นำเสนอขั้นตอนการวิจัยสำหรับเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานของแต่ละวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง และสุดท้ายเป็นส่วนสำหรับการสรุปผลของงานวิจัยนี้

2. วรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

พจนานุกรมความรู้สึก (Sentiment lexicon-based) [3] ถือว่ามีบทบาทสำคัญในด้านของวิเคราะห์ความรู้สึก ซึ่งเป็นการวิเคราะห์โดยอ้างอิงคำศัพท์ที่บ่งบอกถึงความรู้สึกและรวบรวมคำที่บ่งบอกความรู้สึกออกมาเป็นขั้วบวกหรือขั้วลบ โดยจากหลากหลายงานวิจัยได้เลือกทำในลักษณะแบบพจนานุกรมความรู้สึกกันมากขึ้น ซึ่งในงานวิจัยของ T. Polsawat [4] ได้นำเสนอการแก้ไขปัญหาคำพ้องความหมาย (Synonymy) โดยใช้พจนานุกรมการเชื่อมโยงฐานความรู้แบบเปิดของ DBpedia เข้ามาช่วยแก้ไขปัญหาตัวย่อของฟีเจอร์ เช่น “CPU” เป็น “Central Processing Unit” เนื่องจากงานวิจัยนี้ได้ใช้ออนโทโลยี (Ontology) ในการเก็บข้อมูลคะแนนของแต่ละฟีเจอร์ และต่อมาได้แก้ไขปัญหาการให้คะแนนของ SentiWordNet 3.0 ทางด้านประโยคที่มีคำปฏิเสธ (Negation word) ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ใช้ข้อมูลของผู้บริโภคที่เกี่ยวข้องกับการรีวิวสินค้าของคอมพิวเตอร์จำนวน 500 ข้อความจากทวิตเตอร์ในการทดสอบประสิทธิภาพในการจำแนกความรู้สึกของประโยค และสกัดออกมาเป็นฟีเจอร์ อีกทั้งในงานวิจัยนี้ยังมีปัญหาคือการแก้ไขประโยคที่มีคำปฏิเสธที่มีคำคุณศัพท์ (Adjective) ตามหลังคำคำปฏิเสธเท่านั้น อีกทั้งการสกัดฟีเจอร์ของประโยคนั้นยังมีแค่ 1 ประโยคต่อ 1 ฟีเจอร์เท่านั้น ต่อมางานวิจัยของ Suhariyanto [5] ได้นำเสนอเกี่ยวกับการให้คะแนนภาพยนตร์จากเว็บไซต์ Rotten Tomatoes ที่มีการให้ค่าการประเมิน (Rating) ของภาพยนตร์ โดยแบ่งการให้คะแนนออกเป็น 2 ประเภทคือ rotten (ขั้วลบ) และ fresh (ขั้วบวก) โดยงานวิจัยนี้ได้นำ SentiWordNet 3.0 เข้ามาช่วยในการให้คะแนนรีวิว โดยนำเสนอวิธีการรวมกันของคะแนนข้อความของผู้เชี่ยวชาญ (โดยงานวิจัยนี้ได้พัฒนาขึ้น) และคะแนนการประเมินจากผู้เชี่ยวชาญเพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างรีวิวกับคะแนน ผนวกกับ SentiWordNet 3.0 ทั้งนี้งานวิจัยนี้ได้นำชุดผลลัพธ์ที่ผ่านการระบุขั้วความรู้สึกไปใช้ในการพยากรณ์ความรู้สึกของภาพยนตร์ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์ถดถอยโลจิสติกส์ (Logistic regression) จากการทดลองงานวิจัยนี้ได้ใช้ข้อมูลบนเว็บไซต์ Rotten Tomatoes จำนวน 300 ข้อความซึ่งถูกแบ่งออกเป็น rotten จำนวน 150 ข้อความ และ fresh จำนวน 150 ข้อความ ซึ่งงานวิจัยนี้ยังมีปัญหาคือมีการใช้ SentiWordNet 3.0 ที่ยังไม่มีการแก้ไขปัญหาทางด้านการให้คะแนนที่เกี่ยวกับ negation word และไม่มีการสกัดฟีเจอร์ของภาพยนตร์ ต่อมางานวิจัยของ H. Han [6] ได้นำเสนอการปรับปรุงอัลกอริทึมของความรู้สึกแบบลำเอียงที่สามารถใช้งานร่วมกับ SentiWordNet 3.0 โดยงานวิจัยนี้ได้ใช้ข้อมูลรีวิวสินค้า 4 ประเภทจากเว็บไซต์แอมะซอน ได้แก่ ดีวีดี (DVD), อิเล็กทรอนิกส์ (Electronics), และเครื่องครัว (Kitchen) ต่อมางานวิจัยของ S. Yoo [7] ได้นำเสนอ (1) ระบบสำหรับการวิเคราะห์ และทำนายเส้นทางอารมณ์ของผู้ใช้งานจากเครือข่ายสังคมแบบตามเวลาจริง (Real time) ที่เกี่ยวข้องกับปัญหาทางสังคม และเหตุการณ์ต่าง ๆ เช่น ภัยธรรมชาติ (2) เพิ่มความแม่นยำในการวิเคราะห์ความรู้สึก และพยากรณ์เนื้อหาที่คาดว่าจะเกิดที่เกี่ยวข้อง

กับปัญหาทางสังคม และเหตุการณ์ต่าง ๆ โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เข้ามาช่วย ทั้งนี้ในงานวิจัยนี้ได้ใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Convolutional Neural Networks: CNN) ผนวกกับพจนานุกรม Sentiment 140 ที่เป็นชุดข้อมูลความรู้สึกบนทวิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับแบรนด์ หรือสินค้า เข้ามาช่วยในการสร้างโมเดลความรู้สึก (Sentiment analysis model) และเทคนิคความจำระยะสั้น (Long Short-Term Memory: LSTM) ที่ถูกจัดเป็นส่วนหนึ่งของโครงข่ายประสามเทียมสำหรับในการพยากรณ์เหตุการณ์ที่คาดว่าจะเกิดขึ้น ทั้งนี้ในงานวิจัยนี้ได้เก็บข้อมูลทวิตเตอร์เฉพาะในสหรัฐอเมริกาเฉพาะวันที่ 1-30 เมษายน 2016 โดยมีข้อมูลทวิตเตอร์จำนวน 40 ล้าน ทั้งนี้งานวิจัยนี้ยังมีปัญหาของคือกรณีที่ใช้ชุดข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องกับหัวข้อ ซึ่งโมเดลจะต้องมีการเรียนรู้เพิ่มเพื่อให้มีความแม่นยำ และประสิทธิมากขึ้นไป ซึ่งแตกต่างจากพจนานุกรมความรู้สึกที่เป็นหลักในการให้คะแนนที่เป็นการอ้างอิงคำศัพท์ [8] ทั้งนี้ในงานวิจัยของ A. Konjengbam [9] ได้นำเสนอการสร้างต้นไม้สื่อความหมาย โดยใช้เทคนิคออนโทโลยี ผนวกพจนานุกรมของ WordNet เข้ามาช่วย อีกทั้งยังนำเสนอระบบในการจำแนวกความรู้สึกเพื่อให้ผู้ใช้งานสามารถดูรีวิวจากผู้บริโภคของแต่ละฟีเจอร์ได้ อีกทั้งยังได้นำเสนอออนโทโลยีที่ใช้ในการเก็บรีวิวของแต่ละฟีเจอร์ในลักษณะแบบ “rdfs:subClassOf” ทั้งนี้งานวิจัยนี้ได้มีการประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึมโดยใช้ข้อมูลของสินค้ากล้องถ่ายรูปต่าง ๆ จำนวน 597 ประโยคเพื่อทดสอบในอัลกอริทึมดังกล่าว โดยงานวิจัยนี้ยังมีปัญหาเกี่ยวกับรีวิวภายในของแต่ละฟีเจอร์ที่ไม่มีการคำนวณคะแนนความรู้สึกของผู้ใช้งานของแต่ละฟีเจอร์ และไม่มีการแก้ไขปัญหาของคำสันธาน (Coordinating conjunctions) ที่ 1 ประโยคสามารถพูดถึงได้หลายฟีเจอร์ ต่อมาในงานวิจัย F. Iqbal [10] ได้นำเสนอการพัฒนาไฮบริดเฟรมเวิร์ด โดยใช้เทคนิคขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm: GA) ผนวกกับ SentiWordNet 3.0 โดยเป็นการนำเสนอเฟรมเวิร์คการผสมผสาน 2 ประเภทของการวิเคราะห์ความรู้เข้าด้วยกันเพื่อใช้ในการจำแนกข้วความรู้สึกให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ทั้งนี้งานวิจัยนี้ยังมีปัญหาการให้คะแนนของอัลกอริทึม SentiWordNet 3.0 ต่อมางานวิจัยของ Sixing Wu [3] ได้นำเสนอการจำแนกความรู้สึก และฟีเจอร์ในลักษณะการจับคู่ โดยใช้พจนานุกรมความรู้สึกเข้ามาช่วยในการจำแนก ทั้งนี้ในงานวิจัยนี้ยังมีการเจาะจงโดเมนของข้อมูลที่ใช้ในการจำแนกฟีเจอร์คู่

จากการศึกษาของงานวิจัยที่เกี่ยวข้องยังพบปัญหาต่าง ๆ ซึ่งในงานวิจัยนี้จึงได้เสนอการเปรียบเทียบผลการศึกษาของแต่ละงานวิจัยเพื่อแสดงประสิทธิ และเทคนิคที่ดีที่สุดสำหรับการจำแนกความรู้สึกบนเทคนิคพจนานุกรมพื้นฐานสำหรับเนื้อหาทางเครือข่ายสังคม

3. วิธีการวิจัย

3.1 ข้อมูลสำหรับการทดลอง

เป็นการแสดงข้อมูลสำหรับทดลองของแต่ละงานวิจัยสำหรับบ่งบอกปริมาณ และโดเมนที่แต่ละงานวิจัยได้จัดทำดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1: แสดงข้อมูลของการทดลอง

ลำดับ	งานวิจัย	ข้อมูล
1	T. Polsawat [4]	รีวิวสินค้าคอมพิวเตอร์จำนวน 500 ข้อความ
2	Suhariyanto [5]	ข้อมูลบนเว็บไซต์ Rotten Tomatoes จำนวน 300 ข้อความซึ่งถูกแบ่งออกเป็น rotten จำนวน 150 ข้อความ และ fresh จำนวน 150 ข้อความ
3	H. Han [6]	ข้อมูลรีวิวสินค้า 4 ประเภทจากเว็บไซต์แอมะซอน ได้แก่ ดีวีดี (DVD), อิเล็กทรอนิกส์, และเครื่องครัว

ตารางที่ 1: แสดงข้อมูลของการทดลอง (ต่อ)

ลำดับ	งานวิจัย	ข้อมูล
4	S. Yoo [7]	ข้อมูลทวิตเตอร์เฉพาะในสหรัฐอเมริกาเฉพาะวันที่ 1-30 เมษายน 2016 โดยมีข้อมูลทวิตเตอร์จำนวน 40 ล้าน
5	A. Konjengbam [8]	ข้อมูลของ สินค้ากล้องถ่ายรูปต่าง ๆ จำนวน 597 ประโยค
6	F. Iqbal [9]	ข้อมูลรีวิวจาก IMDB, แอมะซอน, Yelp, ทวิตเตอร์ และข้อมูลการเลือกตั้งประธานาธิบดีสหรัฐอเมริกาปี 2016
7	Sixing Wu [10]	ข้อมูลริวิวภาพยนตร์ และอิเล็กทรอนิกส์

3.2 เทคนิคสำหรับงานวิจัย

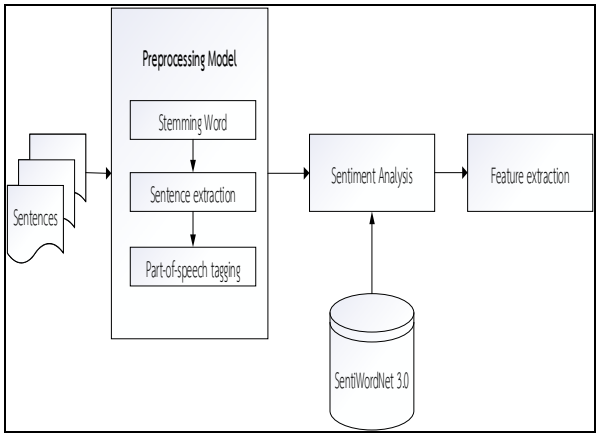
เป็นการแสดงข้อมูลเทคนิคต่าง ๆ ที่ใช้สำหรับทดลองของแต่ละงานวิจัยสำหรับการจำแนกความรู้สึก ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2: แสดงเทคนิควิธีการสำหรับจำแนกความรู้สึก

ลำดับ	งานวิจัย	เทคนิคจำแนกความรู้สึก
1	T. Polsawat [4]	Lexicon-Based + Ontology + New Algorithm
2	Suhariyanto [5]	Lexicon-Based
3	H. Han [6]	Lexicon-Based + New Algorithm
4	S. Yoo [7]	Lexicon-Based + CNN
5	A. Konjengbam [8]	Lexicon-Based + Ontology
6	F. Iqbal [9]	Lexicon-Based + GA
7	Sixing Wu [10]	Lexicon-Based

3.3 ภาพรวมของการจำแนกความรู้สึก โดยใช้พื้นฐานพจนานุกรมความรู้สึก

เป็นการแสดงภาพรวมของกระบวนการวิเคราะห์ความรู้สึกของหลาย ๆ งานวิจัยนี้เบื้องต้น โดยใช้พื้นฐานพจนานุกรมความรู้สึกเป็นหลักในการจำแนกประเภทความรู้สึกออกให้เป็นขั้วบวก และขั้วลบ ดังภาพที่ 1 [2]



ภาพที่ 1: ภาพรวมของกระบวนการวิเคราะห์ความรู้สึก

จากภาพที่ 1 เป็นภาพรวมของกระบวนการวิเคราะห์ความรู้สึกของหลาย ๆ งานวิจัยนี้เบื้องต้น โดยใช้พื้นฐานพจนานุกรมความรู้สึกเป็นหลักในการจำแนกประเภทความรู้สึก โดยมีขั้นตอนดังต่อไปนี้ 1). ข้อความแต่ละประโยค (Sentences) เป็นการนำประโยคเข้ามาใช้สำหรับการวิเคราะห์ความรู้สึก โดยในหลาย ๆ วิจัยนี้ได้เลือกใช้ชุดข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับโดเมนตนเองในดังตารางที่ 1 2). กระบวนการทำความสะอาดข้อมูล (Preprocessing Model) สามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ส่วนได้แก่ ส่วนที่ 1 รากคำศัพท์ (Stemming Word) ทำหน้าที่ในแปลงคำให้อยู่ในรูปแบบของรากคำศัพท์ ต่อมาส่วนที่ 2 สกัดประโยค (Sentence extraction) ทำหน้าที่ในการสกัดข้อความของรีวิวให้ออกมาเป็นแต่ละประโยค สุดท้ายส่วนที่ 3 ติดชนิดของคำศัพท์ (Part-of-speech tagging) ทำหน้าที่ในการระบุชนิดของคำ โดยใช้ชนิดของคำแบบ Penn Treebank [11] เข้ามาช่วยในการระบุชนิดของแต่ละคำศัพท์ เช่น คำบ่งชี้ (Determiner: DT), คำนาม (Noun: NN), คำสันธาน (Coordinating conjunctions: CC), คำคุณศัพท์ (Adjective:

JJ), คำวิเศษณ์ (Adverb: RB) หรือคำกริยา (Verb: VB) แล้วส่งไปยังกระบวนการที่ 3). การวิเคราะห์ความรู้สึก (Sentiment Analysis) ทำหน้าที่ในการวิเคราะห์คะแนนความรู้สึกของแต่ละคำศัพท์ โดยส่วนใหญ่ในหลายงานวิจัยได้ใช้พื้นฐานพจนานุกรมความรู้สึกที่ชื่อว่า “SentiWordNet 3.0” เป็นพจนานุกรมในการเก็บคะแนนความรู้สึกของคำศัพท์ โดยแต่ละคำศัพท์ที่อยู่ในพจนานุกรมจะมีการคำนวณค่าคะแนนความรู้สึกในสมการที่ (1) และ (2) [5] ซึ่งในกระบวนการนี้หลากหลายงานวิจัยได้มีการเพิ่มอัลกอริทึมสำหรับเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของการจำแนกความขั้วความรู้สึก พร้อมระบุคะแนนของแต่ละประโยค และส่งไปยังกระบวนการที่ 4). สกัดฟีเจอร์ (Feature extraction) เป็นกระบวนการสำหรับสกัดฟีเจอร์ของประโยค โดยตรวจสอบคำศัพท์ของประโยคของแต่ละโดเมนนั้น ๆ

$$\text{SynScore(w)} = \sum_{i=1}^{n} \text{TermScore}(\text{PosS}_i) - \sum_{j=1}^{m} \text{TermScore}(\text{NegS}_j) \quad (1)$$

$$\text{TermScore(w)} = \frac{\sum_{r=1}^{n} \frac{SynScore(w_r)}{r}}{\sum_{r=1}^{n} \frac{1}{r}} \quad (2)$$

จากสมการที่ (1) และ (2) w เป็น word, i เป็นผลรวมของคะแนนของขั้วบวก, j เป็นผลรวมของคะแนนของขั้วลบ และ r เป็นจำนวนความรู้สึกของคำที่ปรากฏใน SentiWordNet 3.0

4. ผลการดำเนินงาน

สำหรับงานวิจัยนี้ได้เปรียบเทียบผลการทดลองของการจำแนกความรู้สึกบนเทคนิคพนานุกรมพื้นฐานสำหรับเครือข่ายสังคม ของหลากลายงานวิจัย ซึ่งมีผลการประเมินประสิทธิภาพดังตารางที่ 3 และยังใช้สมการความแม่นยำ (Precision), ความถูกต้อง (Recall) และการวัดประสิทธิภาพโดยรวม (F-measure) ดังสมการที่ (3) (4) และ (5) ตามลำดับ ในการวัดประสิทธิภาพของการจำแนกความรู้สึก [12]

ตารางที่ 3: การเปรียบเทียบประสิทธิภาพ และเทคนิคของแต่ละงานวิจัย

ลำดับ	งานวิจัย	เทคนิคจำแนกความรู้สึก	ผลการทดลอง (ร้อยละ)
1	T. Polsawat [4]	Lexicon-Based + Ontology	94.00
2	Suhariyanto [5]	Lexicon-Based	97.00
3	H. Han [6]	Lexicon-Based	71.44
4	S. Yoo [7]	Lexicon-Based + CNN	84.10
5	A. Konjengbam [8]	Lexicon-Based + Ontology	78.94
6	F. Iqbal [9]	Lexicon-Based + GA	95.00
7	Sixing Wu [10]	Lexicon-Based	75.00

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (3)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (4)$$

จากสมการที่ (3) กับ (4) Precision เป็นการวัดความแม่นยำของข้อมูล, Recall เป็นการวัดค่าความถูกต้อง, TP เป็นจำนวนข้อมูลที่ถูกต้อง และเป็นคำตอบที่กำลังสนใจ, FP เป็นจำนวนข้อมูลที่ไม่ถูกต้อง แต่เป็นคำตอบที่กำลังสนใจ, FN เป็นจำนวนข้อมูลที่ไม่ถูกต้อง และเป็นคำตอบที่ไม่ได้สนใจ และ F-measure เป็นการวัดประสิทธิภาพโดยหาค่าเฉลี่ยของ Precision และ Recall ดังสมการที่ (5)

$$\text{F-measure} = 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (5)$$

5. สรุปผลงานวิจัย

งานวิจัยนี้ได้เปรียบเทียบผลการทดลองของการจำแนกความรู้สึกบนเทคนิคพนานุกรมพื้นฐานสำหรับเครือข่ายสังคม ของหลากลายงานวิจัย โดยผู้วิจันได้พบว่าหากการจำแนกความรู้สึกมีการสื่อความหมายของคำศัพท์ได้ดี จะทำให้มีการเพิ่มประสิทธิภาพในการวิเคราะห์ความรู้ได้ดียิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

[1] K. Sailunaz, and R. Alhajj, "Emotion and sentiment analysis from Twitter text," Journal of Computational Science, vol. 36, 2019.

[2] H. Kaur, V. Mangat and Nidhi, "A survey of sentiment analysis techniques," 2017 International Conference on I-SMAC (IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud) (I-SMAC), Palladam, 2017, pp. 921-925.

[3] S. Wu, F. Wu, Y. Chang, C. Wu, and Y. Huang, “Automatic construction of target-specific sentiment lexicon,” Expert Systems with Applications, vol. 116, pp. 285-298, 2019.

[4] T. Polsawat, N. Arch-int, S. Arch-int, and A. Pattanachak, "Sentiment Analysis Process for Product's Customer Reviews Using Ontology-Based Approach," 2018 International Conference on System Science and Engineering (ICSSE), New Taipei, 2018, pp. 1-6.

[5] Suhariyanto, A. Firmanto, and R. Sarno, "Prediction of Movie Sentiment Based on Reviews and Score on Rotten Tomatoes Using SentiWordnet," 2018 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication, Semarang, 2018, pp. 202-206.

[6] H. Han, Y. Zhang, J. Zhang, J. Yang, and X. Zou, “Improving the performance of lexicon-based review sentiment analysis method by reducing additional introduced sentiment bias,” Public Library of Science (PLOS ONE), vol. 13, 2018.

[7] S. Yoo, J. Song, and O. Jeong, “Social media contents-based sentiment analysis and prediction system,” Expert Systems with Applications, vol. 105, pp. 102-111, 2018.

[8] B. Liu, “Sentiment Analysis and Opinion Mining,” Synthesis Lectures on Human Language Technologies, vol. 5, no. 1, pp. 1-167, 2012.

[9] A. Konjengbam, N. Dewangan, N. Kumar, and M. Singh, “Aspect ontology-based review exploration,” Electronic Commerce Research and Applications, vol. 30, pp. 62-71, 2018.

[10] F. Iqbal et al., "A Hybrid Framework for Sentiment Analysis Using Genetic Algorithm Based Feature Reduction," in IEEE Access, vol. 7, pp. 14637-14652, 2019.

[11] M. Mitchell, B. Santorini, and M. A. Marcinkiewicz, “Building a large annotated corpus of English: The Penn Treebank,” Computational Linguistics, vol. 19, pp. 313-330, 1993.

[12] J. Makhoul, F. Kubala, R. Schwartz, and R. Weischedel, “Performance measures for information extraction,” DARPA broadcast news workshop, Virginia, 1999, pp. 249-252.