



การพัฒนาแบบจำลองการวิเคราะห์ความรู้สึกบนสื่อสังคมออนไลน์ไทย
โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก
Development of Sentiment Analysis Model Based on Thai Social Media
Using Deep Learning Techniques

ชาลิสา จิตบุญญาพินิจ^{1*} ปราณี มณีรัตน์² และ นิเวศ จิระวิชิตชัย¹

¹คณะเทคโนโลยีและสารสนเทศ มหาวิทยาลัยศรีปทุม กรุงเทพมหานคร 10900

²คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี สถาบันการจัดการปัญญาภิวัฒน์ นนทบุรี 11120

Chalisa Jitboonyapinit^{1*}, Paralee Maneerat² and Nivet Chirawichitchai¹

¹School of Information Technology, Sripatum University, Bangkok 10900

²Faculty of Engineering and Technology, Panyapiwat Institute of Management, Nonthaburi 11120

Received: 13 May 2022/ Revised: 9 June 2022/ Accepted: 6 July 2022

บทคัดย่อ

งานวิจัยได้นำเสนอการพัฒนาแบบจำลองการวิเคราะห์ความรู้สึกบนสื่อสังคมออนไลน์ไทยโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกประกอบด้วย โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network) หน่วยความจำระยะยาว-ระยะสั้น (Long Short-Term Memory) และหน่วยเวียนกลับแบบมีประตู (Gated Recurrent Unit) โดยทดสอบกับชุดข้อมูลความคิดเห็นต่อสินค้าและบริการของเว็บวงใน (Wongnai) เมื่อวัดประสิทธิภาพจากค่าความถูกต้องพบว่าแบบจำลองที่ดีที่สุดคือหน่วยความจำระยะยาว-ระยะสั้นมีความถูกต้องในการจำแนกสูงถึง 83.7% รองลงมาเป็นโครงข่ายประสาทแบบ คอนโวลูชันมีประสิทธิภาพความถูกต้องในการจำแนก 77.0% ตามมาด้วยหน่วยเวียนกลับแบบมีประตูมีความถูกต้องในการจำแนก 65.4% ตามลำดับ ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าแบบจำลองหน่วยความจำระยะยาว-ระยะสั้นมีความเหมาะสมและมีประสิทธิภาพที่จะนำไปสร้างระบบวิเคราะห์ความคิดเห็นอัตโนมัติเนื่องจากอัลกอริทึมชนิดนี้มีการพิจารณาบริบทของคำในภาษาไทย และถูกออกแบบมาสำหรับการประมวลผลแบบลำดับตลอดจนมีหน่วยความจำภายในตัวเอง

คำสำคัญ: เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน หน่วยความจำระยะยาว-ระยะสั้น หน่วยเวียนกลับแบบมีประตู การวิเคราะห์ความรู้สึก



Abstract

This research purpose is a sentiment analysis model based on Thai social media using deep learning techniques consisting of Convolutional Neural networks, Long Short-Term Memory, and Gated Recurrent units. This research was tested with a wongnai product and service opinion dataset and measured its effectiveness based on Accuracy. The experiment of this research found Long Short-Term Memory provides better classification accuracy than Convolutional Neural networks and Gated Recurrent units with an accuracy of 83.7%, followed by Convolutional Neural networks with an accuracy of 77.0%, Finally Gated Recurrent units with an accuracy of 65.4% respectively. Therefore, it can be concluded that the Long Short-Term Memory model is the most appropriate and effective for creating an automated sentiment analysis system. The reason is that this algorithm takes into account the context of Thai words and is designed for sequential processing as well as its internal memory.

Keywords: Deep Learning, Convolutional Neural Network, Long Short-Term Memory, Gated Recurrent Unit, Sentiment analysis

บทนำ

สื่อสังคมออนไลน์ (Social Media) จัดเป็นสื่อประเภทหนึ่งที่มีความนิยมอย่างมาก จากสถิติการใช้งานสื่อสังคมออนไลน์ในประเทศไทย พบว่าผู้ใช้งานสื่อสังคมออนไลน์ ในเดือนกุมภาพันธ์ 2564 มีจำนวนผู้ใช้งานในประเทศ 12 ล้านราย มีอัตราการเติบโต 33% สื่อสังคมออนไลน์ประเภทอื่น ๆ อย่างเฟซบุ๊ก (Facebook) อัตราการเติบโต 4% และอินสตาแกรม (Instagram) เติบโต 24% รวมถึงทวิตเตอร์ (Twitter) เติบโต 20% ได้รับความนิยมใช้งานเพิ่มขึ้น ปัจจัยสำคัญที่ทำให้สื่อสังคมออนไลน์ได้รับความนิยม เพราะเป็นแพลตฟอร์มในรูปแบบเป็นการแชร์สิ่งต่าง ๆ รอบตัว การแสดงความคิดเห็นไปมาในลักษณะการแบ่งปันมีการนำเสนอข้อมูลที่มีความหลากหลาย อาทิเช่น ข้อมูลด้านบันเทิง ความรู้ ข่าวต่าง ๆ ที่ผู้คนโดยทั่วไปสามารถติดตามสิ่งที่สนใจได้ ไม่ได้เป็นแพลตฟอร์มแบบ Look at Me ที่เป็นการแชร์เรื่องราวของตัวเอง สิ่งสำคัญของสื่อสังคมออนไลน์ คือ เรื่องของคนหรือข้อมูลที่นำเสนอ ผู้ที่เข้ามาใช้สื่อสังคมออนไลน์เป็นลักษณะของกลุ่มคน หรือเฉพาะกลุ่มที่ต้องการมาดูคอนเทนต์ เป็น Public Platform ที่ให้ผู้คนเข้ามาพูดคุยเรื่องราวที่สนใจข้อมูลเนื้อหาเดียวกันและ

มีความสนใจในเรื่องเดียวกันจนกลายเป็นชุมชนออนไลน์ที่รวมคนที่มีความชอบเดียวกันมาแชร์คอนเทนต์ที่สนใจร่วมกัน เป็นการออกแบบให้เข้าถึงกันได้ สื่อสังคมออนไลน์จัดเป็นบริการเครือข่ายสังคมออนไลน์ประเภทไม่คิดค่าบริการ ซึ่งผู้ใช้สามารถส่งรูป ข้อความยาว เพื่อบอกเล่าเรื่องราวในชีวิตประจำวันหรือแสดงความคิดเห็น จุดเด่นของสื่อสังคมออนไลน์ คือ การที่ผู้ใช้งานสามารถเขียนข้อความบรรยายคุณลักษณะสินค้าและบริการ และผู้คนมากมายมักจะแสดงความคิดเห็นลงบนสื่อสังคมออนไลน์ ไม่ว่าจะเป็นวิจารณ์ข่าว ดารา กีฬา หรือแม้แต่วิจารณ์การใช้บริการหรือผลิตภัณฑ์ของธุรกิจต่าง ๆ ตลอดจนการรีวิวร้านอาหาร (Wongnai Food Platform) สถานที่ท่องเที่ยว ที่พักโรงแรม และอื่นๆ ข้อความเหล่านี้มักจะถ่ายทอดถึงอารมณ์และความรู้สึกของผู้ใช้บริการ จึงนับได้ว่าเป็นช่องทางในการรับฟังเสียงของลูกค้าที่สำคัญอีกหนึ่งแหล่งที่สมควรนำมาวิเคราะห์เพื่อประโยชน์ทางธุรกิจ [1-3]

จากเหตุผลที่กล่าวมาข้างต้น ผู้วิจัยจึงทำการศึกษาวิจัยการพัฒนาแบบจำลองการวิเคราะห์ความรู้สึกบนสื่อสังคมออนไลน์ไทยโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกและ

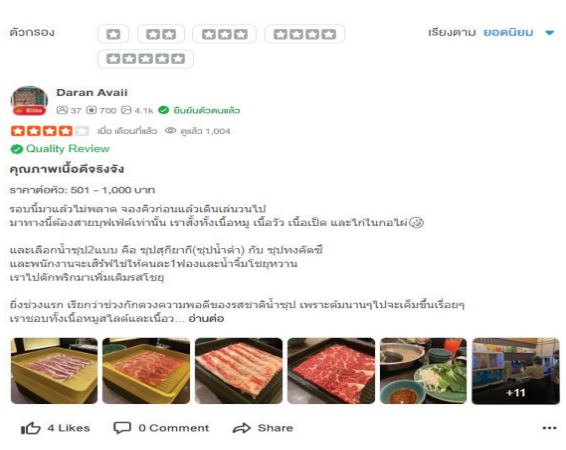
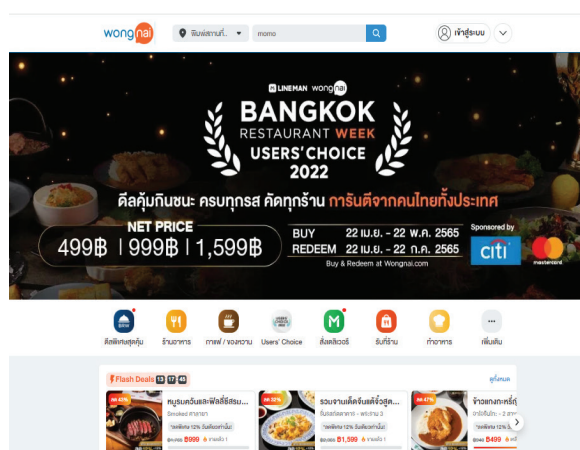


ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละวิธี เพื่อนำแบบจำลองมาใช้ประโยชน์ในการวิเคราะห์ความคิดเห็นของลูกค้าทั้งในด้านสินค้า ด้านการบริการ และด้านสถานที่ ว่ากล่าวถึงธุรกิจในด้านบวกหรือด้านลบเพื่อเพิ่มความสะดวกให้กับองค์กร โดยที่ไม่ต้องไปอ่านข้อความที่มีอยู่จำนวนมากและนำข้อมูลที่ได้ใช้เป็นข้อเสนอแนะเพื่อเป็นแนวทางในการแก้ไข ปรับปรุงในด้านการบริการธุรกิจที่ตรงกับความต้องการของลูกค้าเพื่อสร้าง ความพึงพอใจสูงสุดให้แก่ลูกค้าและสามารถนำแบบจำลองมาพัฒนาต่อยอดเป็นระบบวิเคราะห์ความคิดเห็นอัตโนมัติต่อไปในอนาคต

วิธีดำเนินการวิจัย

ขั้นตอนการศึกษาและวิเคราะห์ปัญหาประกอบด้วย การค้นหาข้อมูลวิจัยโดยการทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง สำนวนปัญหาที่พบในปัจจุบัน จัดทำโมเดลงานวิจัย ค้นหาเครื่องมือและเทคโนโลยีที่เหมาะสมต่อการทำงานวิจัย และรวบรวมข้อมูลเพื่อใช้เป็นตัวอย่างในงานวิจัย โดยมีรายละเอียดดังนี้

การเก็บรวบรวมข้อมูลงานวิจัยนี้ได้ทำการเลือกใช้ชุดข้อมูลกรณีศึกษาของการแสดงความคิดเห็นต่อสินค้าและบริการของ เว็บ Wongnai Food Platform ซึ่งเก็บรวบรวมข้อความรีวิวร้านอาหาร การบริการ คุณภาพอาหาร และสถานที่ ซึ่งชุดข้อมูลดังกล่าวนี้เปิดให้เข้าใช้งานในรูปแบบของสาธารณะ ภายในชุดข้อมูลประกอบด้วยข้อมูลการแสดงความคิดเห็นในรูปแบบทั้งเชิงบวก จำนวน 2,000 ระเบียบ และเชิงลบจำนวน 2,000 ระเบียบ ข้อความแสดงความคิดเห็นและ Rating การให้คะแนนร้านอาหาร ซึ่งสามารถจำแนกประเภทของความคิดเห็นทิศทางบวกหรือทิศทางลบต่อการใช้บริการร้านอาหารดังกล่าว การเก็บรวบรวมข้อมูล ผู้วิจัยได้เก็บข้อมูลความคิดเห็นที่มีต่อร้านค้าและการบริการที่รวบรวมได้จากเว็บดังกล่าว มาวิเคราะห์ผ่านผู้เชี่ยวชาญเพื่อลงความเห็นที่ละเอียดว่าแต่ละความคิดเห็นต่อตัวร้านค้าและการบริการนั้นเป็นด้านบวกหรือด้านลบ จากนั้นได้แบ่งกลุ่มตัวอย่างออกมาเป็นข้อมูลสำหรับ Training Set 80% และกลุ่มตัวอย่างสำหรับ Test Set 20% ดังภาพที่ 1-2



ภาพที่ 1 เว็บ Wongnai Food Platform [3]



ส้มตำ แซ่บเวอร์ by พี่แมว อยู่ชอยก่องบับ 41 ร้านส้มตำที่ติดแอร์ ตกแต่งสวยงาม ดูดี สีสันของผนังร้าน โด่ เก๋ๆ ติดกันจัดจ้านมาก เมนูอาหารที่นี่ก็เยอะ มีหลากหลายชนิดให้เลือกทาน รวมถึงส้มตำ หมูย่าง ชุปหน่อไม้ เป็นต้น ที่สั่งมาจะเป็น ตำส้มโอ ตำไข่ต้ม+กุ้งสด ตำแซ่บกระดูกอ่อน ผัดมาดมาใส่เบคอน อร่อยแทบทุกอย่าง เส้นมะละกอที่นี่จะเป็นเส้นสับ หนาหน่อย แต่รสชาติส้มตำจัดจ้านอร่อยดี ร้านนี้ส้มตำจานละ 45-70 บาท แล้วแต่นิด อาหารได้เร็วมาก คนไม่เยอะ ไม่ต้องรอนานๆ	positive
ร้านยื่นออกไปในทะเลเลยครั้น บรรยายภาคดี สมทะเลพัดเข้ามาตลอดเวลา มองเห็นเรือทะเลแล่นผ่านไปมา อาหารทะเลร้านนี้สดอร่อยมากครั้น ฟู ร้านนี้ใช้ปู จากธรรมชาติ เลย์มีเนื้อแน่น หวานอร่อย กุ้ง สดเนื้อแน่น อร่อยมากอีกเช่นกัน มาเที่ยวสุราษฎร์ธานี ไม่ควรพลาดร้านนี้	positive
เหมือนว่าจะเคยลงแล้ว แต่ไม่หาไม่เจอ..... ลองอีกรอบดีฟ เป็นร้านโจ๊กเล็กๆ ริมทางข้างโรงแรมอโลสาศาย1(โรงแรมมณเฑียรเก่า) หากมาจากหน้าสถานีรถไฟหาดใหญ่ (ถนนธรรมานุญูริ) ถึงแยกไฟแดงแรกให้เลี้ยวขวาเข้าถนนนันทิพัทธ์อุทิศ1 ร้านอยู่ซ้ายมือติดกับโรงแรมอโลสาศาย1 เนื้อข้าวต้ม เครื่องในหมู ใส่ ต้น ขิงขมิ้น หนุสับ ใส่ปากแล้วละลายเลย จริงจริงนะ	positive
ไม่คิดว่าร้านอาหารทะเลบนห้างจะหาออกมาได้อร่อย ปกติเห็นก็จะเดินผ่านเลย แต่วันนี้คิดเพื่อนไว้ก็เลยได้มีโอกาสมาทาน ผิดคาดคะ ทำได้อร่อย เพราะ เดิมทีคิดว่ารสชาติจะต๋องกลางๆ ไม่จัดจ้าน แต่พอทานไปแล้วเปลี่ยนทัศนคติไปเลยแหละ เมนูที่ชอบ - แกงเหลืองหน่อไม้+ยอตะขบ+เห็ดมาก!! - ปลาทอดน้ำปลา	positive

ภาพที่ 2 กลุ่มตัวอย่างข้อมูลข้อความรีวิวร้านอาหาร [3]

การตัดคำภาษาไทย (word segmentation) เป็นกระบวนการหลักและมีความสำคัญสำหรับภาษาไทย งานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้เลือกใช้โปรแกรมตัดคำภาษาไทย โดยใช้ โมดูล NLTK และ PyThaiNLP ในการตัดคำภาษาไทย ซึ่งเป็น คุณสมบัติแบบ คำเดี่ยว (Single word) ที่ได้จากการตัดคำ ด้วยวิธีการตัดคำแบบวิธีการเทียบคำที่ยาวที่สุด (Longest Word Pattern Matching) โดยใช้พจนานุกรม (Dictionary-Based Approach) เป็นตัวเปรียบเทียบ เนื่องจากให้ผลการตัดคำออกมาถูกต้องที่สุด โดยใช้การตัดคำตามพจนานุกรม กระบวนการทำงานของโปรแกรมตัดคำภาษาไทย เริ่มต้น ด้วยการดึงข้อมูลจากฐานข้อมูลหรือไฟล์ข้อมูลมาเก็บไว้ที่ ตัวโปรแกรม หลังจากนั้นนำข้อความแต่ละรายการเข้าสู่ กระบวนการตัดคำภาษาไทยด้วยโปรแกรมตัดคำ โดยจะตัดคำ แบบวิธีเทียบคำที่ยาวที่สุดที่พบในพจนานุกรม เริ่มต้นจากการค้นหาและจัดสัญลักษณ์พิเศษออก ต่อมาจึงทำการ ค้นหาและจัดชุดคำสังเขปที่เอ็มแอล (HTML) ออก แล้วจึง นำข้อความที่ได้ไปเทียบกับคำตามพจนานุกรม โดยกำหนด ให้ตัวอักษรของการตัดคำที่ตัดได้แยกจากกันด้วยสัญลักษณ์ ไปป์ (|) สุดท้ายนำไปบันทึกข้อมูลลงในฐานข้อมูลหรือไฟล์ ข้อมูล [4]

การกำจัดคำหยุด (Stop word) เป็นการนำคำที่ไม่มีความหมายหรือคำที่ไม่มีความสำคัญในเอกสารออก โดยที่ ความหมายของคำหรือข้อความจะไม่เปลี่ยนแปลง คำหยุด จะปรากฏในข้อความทุกข้อความ ซึ่งคำหยุดเป็นคุณลักษณะ ที่ไม่มีความเกี่ยวข้องหรือไม่มีประโยชน์ในการจำแนก หมวดหมู่ข้อความ ดังนั้นการกำจัดคำหยุดจึงเป็นกระบวนการ ที่ควรทำก่อนการจัดทำดัชนี เพื่อกำจัดคุณลักษณะที่ไม่

เป็นประโยชน์ และลดขนาดของดัชนีลง ซึ่งจะช่วยประหยัด ทั้งพื้นที่และเวลาในการประมวลผล

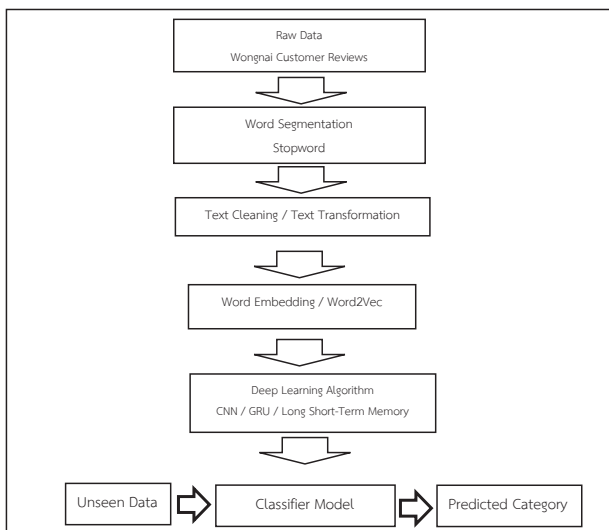
การทำความสะอาดข้อมูล (Text Cleaning) เป็นขั้นตอนในการทำความสะอาดข้อความต่าง ๆ สำหรับ ข้อมูลที่อยู่ในรูปแบบข้อความนั้นจะเป็นการแก้ไขรายละเอียด คำในส่วนที่สะกดผิดเป็นส่วนใหญ่ หรือการปรับตัวอักษรของ คำให้อยู่ในรูปแบบเดียวกัน เช่น ตัวพิมพ์เล็กในภาษาอังกฤษ เนื่องจากคอมพิวเตอร์จะเข้าใจตัวอักษรพิมพ์ใหญ่ และ พิมพ์เล็กว่าแตกต่างกัน ไม่ใช่ตัวเดียวกัน เช่น ‘A’ กับ ‘a’ เป็นต้น ในงานวิจัยนี้เป็นการทำความสะอาดชุดข้อมูล ภาษาไทยซึ่งได้ทำการลบสัญลักษณ์ต่าง ๆ ที่อยู่ในชุดข้อมูล ออกไป ซึ่งสัญลักษณ์ดังกล่าวไม่มีประโยชน์ในการจำแนก ประเภท [5, 6]

การสร้างคลังคำศัพท์ (Vocabulary) เป็นขั้นตอน ในการสร้างคลังคำศัพท์สำหรับการใช้วิเคราะห์ โดยทำการ รวบรวมคำที่มีอยู่ในประโยคและทำการสร้างคลังคำศัพท์โดย ทำการนำคำที่แตกต่างกันมาใช้ในการสร้าง ซึ่งสามารถ กำหนดขอบเขตของคำที่ใช้ในการศึกษาได้โดยการกำหนด จำนวนคำที่แสดงผลมากที่สุดในช่วงข้อมูล เพื่อลดข้อมูล ในส่วนที่ไม่จำเป็นในการวิเคราะห์ออกไป

การแปลงข้อความ (Text Transformation) เป็นขั้นตอนที่ใช้ในการแปลงคำต่าง ๆ ให้อยู่ในรูปแบบ คอมพิวเตอร์สามารถนำไปใช้ในการประมวลผลต่อได้ซึ่งจะ ต้องทำการแปลงข้อมูลก่อนที่จะนำมาใช้วิเคราะห์ด้วยอัลกอ ริทึมของการเรียนรู้เชิงลึก การเลือกคุณลักษณะ คือ วิธีการ เลือกคำสำคัญบางคำจากคำสำคัญทั้งหมด เนื่องจากการนำ คุณลักษณะจำนวนมากมาใช้ในการประมวลผลจะใช้เวลา

และทรัพยากรในการประมวลผลมาก ดังนั้นจึงจำเป็นต้องมีการเลือกคุณลักษณะเพื่อให้ข้อมูลมีขนาดลดลง แต่ต้องสูญเสียลักษณะสำคัญของข้อมูลและความถูกต้องของผลลัพธ์ให้น้อยที่สุด โดยพิจารณาจากค่าน้ำหนักของคำสำคัญนั้น ๆ โดยงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ Word Embedding ซึ่งกระบวนการสร้างตัวแทนของข้อความเป็นอีกหนึ่งเทคนิคด้านการประมวลผลภาษาธรรมชาติในการสร้างตัวแทนเชิงความหมายของคำเป็นการแทนที่ข้อความด้วยเวกเตอร์คำ (Word Vector) โดยในการแทนที่ข้อความจะใช้จำนวนของเวกเตอร์เท่ากับความยาวของข้อความ และขนาดของ

เวกเตอร์จะสามารถกำหนดเองได้ ทั้งนี้ การสร้างเวกเตอร์คำนิยมสร้างโดยการวิเคราะห์ข้อความจากชุดข้อมูลทั้งหมดก่อน แล้วจึงสร้างเวกเตอร์คำโดยให้คู่ของคำที่มีความหมายใกล้เคียงกันมีระยะห่างของเวกเตอร์คำใกล้เคียงกันด้วย วิธีการสร้างเวกเตอร์คำที่ใช้ในงานวิจัยนี้คือเวิร์ดทูเวก (Word2Vec) ที่จะใช้วิธีการคำนวณตัวเลขของคำนั้นจากบริบทรอบข้างของคำนั้น จัดเป็นแบบจำลองเหล่านี้เป็นโครงข่ายประสาทสองชั้นแบบต้นที่ได้รับการฝึกฝนเพื่อสร้างบริบททางภาษาของคำขึ้นมาใหม่ ดังภาพที่ 3 [7, 8]



ภาพที่ 3 ขั้นตอนการวิจัย

เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก

เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) [9] เป็นส่วนหนึ่งของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ที่สามารถทำให้เครื่องจักรสามารถตัดสินใจได้เช่นเดียวกับมนุษย์โดยการเรียนรู้ของเครื่องเป็นการประยุกต์ใช้ความรู้ทางด้านสถิติ ในการวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างแบบจำลองสำหรับทำนายผลลัพธ์จากข้อมูล จุดเริ่มต้นของการเรียนรู้เชิงลึกนั้นเริ่มมาจากโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เป็นอัลกอริทึม ที่คิดค้นขึ้นมาจากการเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ ซึ่งสมองของมนุษย์มีการทำงานที่ซับซ้อนและสามารถวิเคราะห์สิ่งต่าง ๆ

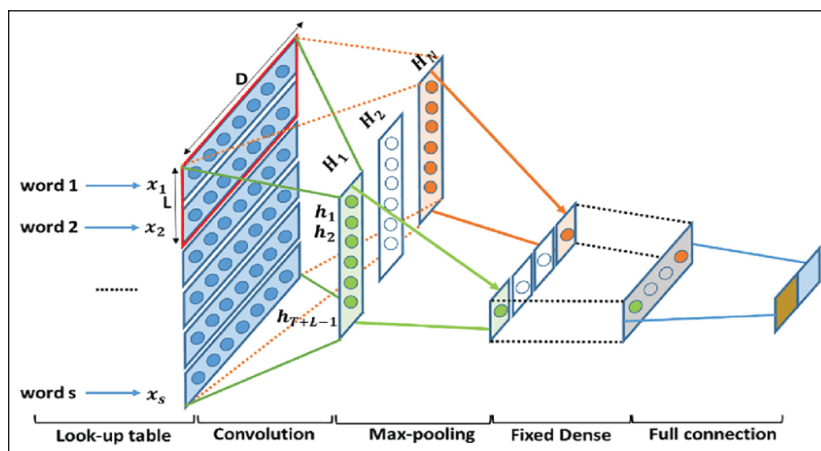
เป็นจำนวนมากได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยโครงข่ายประสาทเทียมนั้นได้ทำการจำลองการทำงานของเซลล์ประสาทขึ้นมา ซึ่งแต่ละเซลล์ก็มีการเชื่อมต่อเพื่อส่งข้อมูลไปหากัน เพื่อใช้ในการตัดสินใจ โดยการทำงานเบื้องหลังของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีหน่วยย่อยที่ทำงานคล้ายกับเซลล์ประสาทของมนุษย์เรียกว่าโหนด ซึ่งโหนดสามารถรวมตัวกันจำนวนหนึ่งเรียงตัวเป็นชั้น จะเรียกว่า Layer โดยแต่ละโหนดจะมีขั้นตอนการทำงานแบ่งหน้าที่ตาม Layer เช่น Input Layer, Hidden Layer และ Output Layer เป็นต้น

โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) [9] เป็นอัลกอริทึมของการเรียนรู้



เชิงลึก โดยทำงานคล้ายกับการกวาดสายตามองของมนุษย์ โดยจะทำการแบ่งกลุ่มของคุณลักษณะออกไปวิเคราะห์ และ ทำการนำคุณลักษณะที่ได้ใหม่ไปใช้ในการทำนายผล โดย คอนโวลูชันนั้นมีจุดเด่นในด้านของการทำ Feature Extraction จากชุดข้อมูล โดยเน้นไปที่การหาคุณลักษณะ จากชุดข้อมูลในรูปแบบของกลุ่มข้อมูล อัลกอริทึมคอนโวลูชันมีการแบ่งการทำงานออกเป็น 2 ส่วนได้แก่ Feature Extraction และ Classification โดย Feature Extraction เป็นการทำงานเพื่อคัดเลือกคุณลักษณะสำหรับการนำไปใช้ในการทำนายผลที่ขั้นตอน Classification ซึ่งเป็นขั้นตอนต่อไป สำหรับการทำ Feature Extraction ของคอนโวลูชัน เป็นการใช้ตัวกรองในการคัดเลือก Feature โดยทำการ กำหนดขนาดของตัวกรองที่ใช้สำหรับการคัดเลือกข้อมูล ตัวกรองนี้อยู่ในรูปของ Matrix ทำงานโดยการวางลงไปบนชุดข้อมูลเพื่อกำหนดบริเวณที่ใช้ในการวิเคราะห์ และทำการ ประมวลผลออกมาอัลกอริทึมคอนโวลูชัน ทำการใช้ตัวกรอง ในการสร้างชุดคุณลักษณะขึ้นมาใหม่ เมื่อได้คุณลักษณะขึ้นมาใหม่แล้ว เราสามารถทำการลดขนาดของคุณลักษณะที่ได้

มาและยังคงเอกลักษณ์ของข้อมูลเดิมโดยไม่ทำให้ผิดเพี้ยนได้ โดยมีอัลกอริทึมให้เลือกใช้งาน 2 แบบ ได้แก่ Max Pooling และ Average Pooling โดย Max Pooling นั้นเป็นการสร้าง ตัวกรองอีกตัวขึ้นมาเพื่อนำไปใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล จากนั้นทำการดึงค่าที่มากที่สุดที่อยู่ในตัวกรองออกมาใช้งาน ส่วน Average Pooling เป็นการสร้าง Filter เช่นเดียวกันกับ Max Pooling แต่เป็นการดึงค่าเฉลี่ยของค่าต่าง ๆ ของตัวกรองออกมา โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันไม่เพียงแต่นำไปใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลที่อยู่ในรูปแบบของรูปภาพเท่านั้น แต่ยังสามารถนำไปใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลที่อยู่ในรูปของ ข้อความได้อีกด้วย งานวิจัยนี้ได้กำหนดค่าพารามิเตอร์อัลกอริทึมคอนโวลูชันที่เกี่ยวข้องทั้งหมด ได้แก่ Conv1D filters=32, kernel_size=8, activation=relu, Dropout =0.5, MaxPooling1D pool_size=2, fixed Dense =128, optimizers =Adam EPOCHS = 50, Batchsize = 256, Learning Rate=0.001 โดยโหนด Dense output=2 คือ ผลลัพธ์มีสองประเภทคือเชิงบวกกับเชิงลบ ดังรายละเอียด ในภาพที่ 4



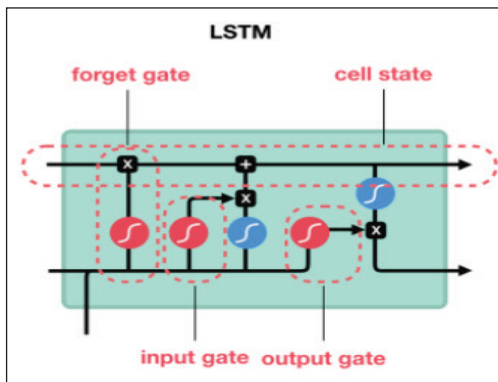
Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding (Embedding)	(None, 1818, 128)	2367616
conv1d (Conv1D)	(None, 1818, 32)	32800
max_pooling1d (MaxPooling1D)	(None, 909, 32)	0
flatten (Flatten)	(None, 29088)	0
dense (Dense)	(None, 128)	3723392
dense_1 (Dense)	(None, 2)	258
Total params: 6,124,066		
Trainable params: 3,756,450		
Non-trainable params: 2,367,616		

ภาพที่ 4 โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน [9]

หน่วยความจำระยะยาว-ระยะสั้น (Long Short-Term Memory: LSTM) [10] เป็นอัลกอริทึมที่ถูกพัฒนาต่อยอดมาจาก RNN โดยทำการแก้ปัญหาในส่วนของการ Gradient Vanishing ด้วยการออกแบบการทำงานในส่วนของ Cell ใหม่ ให้สามารถเก็บสถานะของการคำนวณได้

โดยใน Cell ของ LSTM นั้นมีหน่วยคำนวณย่อยเรียกว่า Gate ซึ่งประกอบด้วย Input Gate, Forget Gate, Memory Cell State Gate และ Output Gate อัลกอริทึม LSTM นิยมใช้กับข้อมูลที่มีความยาว เช่น รู้จำข้อความ เสียงพูดหรือวีดิทัศน์ โดย LSTM ประกอบด้วย input gate, output gate และ

forget gate ซึ่งจะเป็นสิ่งที่ควบคุมการไหลของข้อมูล โดยเมื่อ LSTM ได้รับข้อมูลมาจากชั้น input เป็นครั้งแรก LSTM จะเข้าสู่ input gate และเข้าสู่ output gate เพื่อตัดสินใจว่าจะเก็บค่าที่ได้ไว้แล้วจะวนซ้ำใน LSTM หรือแสดงผลข้อมูล ดังนั้น LSTM จึงสามารถเรียนรู้จากข้อมูลที่เป็นลำดับและเก็บหรือลบข้อมูลทิ้งถ้าข้อมูลนั้นไม่จำเป็น



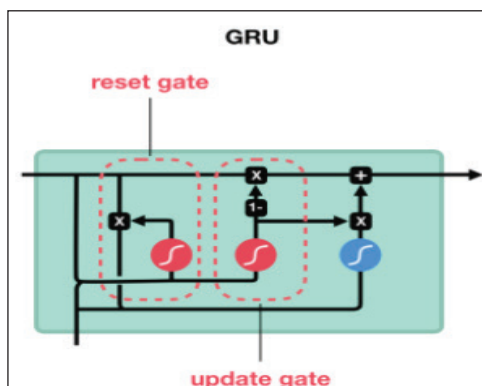
งานวิจัยนี้ได้กำหนดค่าพารามิเตอร์อัลกอริทึมหน่วยความจำระยะยาว-ระยะสั้น ได้แก่ Bidirectional-LSTM=256, activation=relu, fixed Dense =128-64, optimizers=Adam EPOCHS=50, Batchsize=256, Learning Rate=0.001 โดยโหนด Dense output=2 เชิงบวกกับเชิงลบ ดังรายละเอียดในภาพที่ 5

Model: "sequential"		
Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding (Embedding)	(None, 1432, 128)	1936640
bidirectional (Bidirectional)	(None, 256)	263168
dense (Dense)	(None, 128)	32896
dropout (Dropout)	(None, 128)	0
dense_1 (Dense)	(None, 64)	8256
dropout_1 (Dropout)	(None, 64)	0
batch_normalization (Batch Normalization)	(None, 64)	256
dense_2 (Dense)	(None, 2)	130
Total params: 2,241,346		
Trainable params: 304,578		
Non-trainable params: 1,936,768		

ภาพที่ 5 หน่วยความจำระยะยาว-ระยะสั้น (LSTM) และ ค่าพารามิเตอร์ [11]

หน่วยเวียนกลับแบบมีประตู (Gated Recurrent Unit: GRU) [12] ถูกพัฒนาต่อยอดมาจาก LSTM ซึ่งพัฒนาในส่วนของการลดความซับซ้อนในการทำงานของโครงข่ายประสาทแบบ LSTM เนื่องจากจำนวนหน่วยย่อยใน Cell จำนวนมาก ซึ่งมีผลต่อประสิทธิภาพในการวิเคราะห์และทำนายผล โดย GRU ได้ทำการลดความซับซ้อนในการทำงานของโครงข่ายประสาทแบบ LSTM โดยการลดหน่วยย่อยใน Cell เหลือเพียง 2 ส่วน ได้แก่ Update Gate และ Reset Gate นอกจากนี้ GRU มีกลไกเปิดปิดการอัปเดตสถานะภายใน Neural Network ที่คล้ายกับ LSTM ที่จะมี Forget

Gate แต่มีพารามิเตอร์น้อยกว่า LSTM เนื่องจากไม่มี Output Gate ในหลายงาน GRU มีประสิทธิภาพใกล้เคียงกับ LSTM แต่เนื่องจากพารามิเตอร์น้อยกว่าทำให้ เทรนได้ง่ายกว่า เร็วกว่า และในบางงานที่กลุ่มตัวอย่างที่มีขนาดเล็กพบว่า GRU ประสิทธิภาพดีกว่า งานวิจัยนี้ได้กำหนดค่าพารามิเตอร์อัลกอริทึมหน่วยเวียนกลับแบบมีประตู ได้แก่ Bidirectional-GRU=256, activation=relu, fixed Dense =128-64, optimizers=Adam, EPOCHS=50, Batchsize=256, Learning Rate=0.001 โดยโหนด Dense output=2 เชิงบวกกับเชิงลบ ดังรายละเอียดในภาพที่ 6



Model: "sequential_1"		
Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding_1 (Embedding)	(None, 1432, 128)	1936640
bidirectional_1 (Bidirectional)	(None, 256)	198144
dense_3 (Dense)	(None, 128)	32896
dropout_2 (Dropout)	(None, 128)	0
dense_4 (Dense)	(None, 64)	8256
dropout_3 (Dropout)	(None, 64)	0
batch_normalization_1 (Batch Normalization)	(None, 64)	256
dense_5 (Dense)	(None, 2)	130
Total params: 2,176,322		
Trainable params: 239,554		
Non-trainable params: 1,936,768		

ภาพที่ 6 หน่วยเวียนกลับแบบมีประตู และค่าพารามิเตอร์ (GRU) [11]



ค่าทางสถิติใช้สำหรับเปรียบเทียบข้อมูลการทำนาย
ผลระหว่างผลลัพธ์เป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ทำนายได้ว่ามีความ
สัมพันธ์กันอย่างไร โดยการคำนวณค่าความถูกต้องนั้นจะต้อง

ทำการสร้างเมทริกซ์วัดประสิทธิภาพ (Confusion Matrix)
ขึ้นมาโดยมีรายละเอียดดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ตาราง Confusion Matrix

		Actual	
		Positive	Negative
Prediction	Positive	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	Negative	False Negative (FN)	True Negative (TN)

จากตาราง เมื่อแบ่งให้ข้อมูลมี 2 ประเภท ได้แก่
ข้อมูลด้านบวก (Positive) และข้อมูลด้านลบ (Negative)
สามารถอธิบายค่าในตัวแปรต่าง ๆ ของ Confusion Matrix
ออกได้เป็น 4 กรณี ได้แก่ True Positive (TP) หมายถึง
แบบจำลองสามารถทำนายข้อมูลเป็นด้านบวก และตรงกับ
ผลลัพธ์เป้าหมายเป็นด้านบวก False Positive (FP) หมายถึง
แบบจำลองสามารถทำนายข้อมูลเป็นด้านบวก แต่ผลลัพธ์
เป้าหมายเป็นด้านลบ False Negative (FN) หมายถึง
แบบจำลองสามารถทำนายข้อมูลเป็นด้านลบ แต่ผลลัพธ์
เป้าหมายเป็นด้านบวก True Negative (TN) หมายถึง
แบบจำลองสามารถทำนายข้อมูลเป็นด้านลบ และตรงกับ
ผลลัพธ์เป้าหมายเป็นด้านลบ งานวิจัยนี้วัดประสิทธิภาพจาก
ค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision)
ค่าความระลึก (Recall) ค่าความถ่วงดุล (F - Measure) [13]

ผลการวิจัย

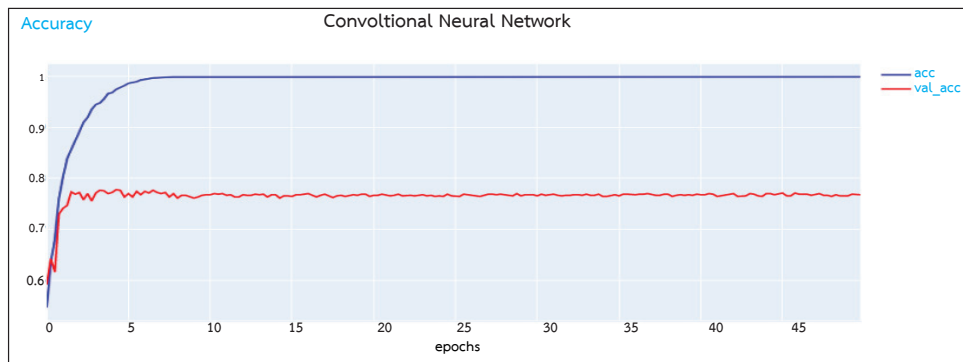
จากการทดลองและวิเคราะห์งานวิจัยต่าง ๆ ที่
เกี่ยวข้อง พบว่าการสร้างแบบจำลองทางด้านการวิเคราะห์
ความรู้สึกเพื่อให้ความถูกต้องสูงต้องใช้ความรู้ด้าน
ประมวลผลภาษาธรรมชาติมาประยุกต์ใช้งานจำนวนมาก
โดยจะต้องทำการสร้างคุณลักษณะ สำหรับนำไปใช้ในการ

เรียนรู้ของอัลกอริทึมทางด้านเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกให้
เหมาะสม จากการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในชุดข้อมูลของ
Test Set ดังภาพที่ 8-10 เส้นสีแดง (Validation accuracy)
และดังตารางที่ 2 พบว่าแบบจำลองที่ดีที่สุดคือหน่วย
ความจำระยะยาว-ระยะสั้น มีความถูกต้องในการจำแนก
สูงถึง 83.7% ความแม่นยำ 83.9% ค่าความระลึก 83.7%
ค่าความถ่วงดุล 83.7% รองลงมาเป็นโครงข่ายประสาทแบบ
คอนโวลูชันมีประสิทธิภาพความถูกต้องในการจำแนก
77.0% ค่าความแม่นยำ 77.2% ค่าความระลึก 76.8%
ค่าความถ่วงดุล 77.0% ตามมาด้วยหน่วยเวียนกลับแบบมี
ประตู (Gated Recurrent Unit) มีความถูกต้องในการ
จำแนก 65.4% ค่าความแม่นยำ 65.8% ค่าความระลึก
65.4% ค่าความถ่วงดุล 65.3% ตามลำดับ สอดคล้องกับงาน
วิจัยของ Murthy และคณะ [14] ที่ทำการทดลองกับฐาน
ข้อมูลรีวิวเว็บวิจารณ์หนัง IMDB เว็บรีวิวลินค้าร้าน Amazon
พบว่า LSTM มีประสิทธิภาพที่ดีสำหรับข้อมูลประเภท
ข้อความ และสอดคล้องกับงานวิจัยของ Kurniasari และ
คณะ [15] พบว่าเมื่อทำทดลอง LSTM กับข้อมูลวิจารณ์จาก
สื่อสังคมออนไลน์ในภาษาอินโดนีเซีย พบว่าอัลกอริทึม
LSTM ให้ผลการประเมินโมเดลที่มีความแม่นยำ และ
ประสิทธิภาพที่ดีเช่นเดียวกัน

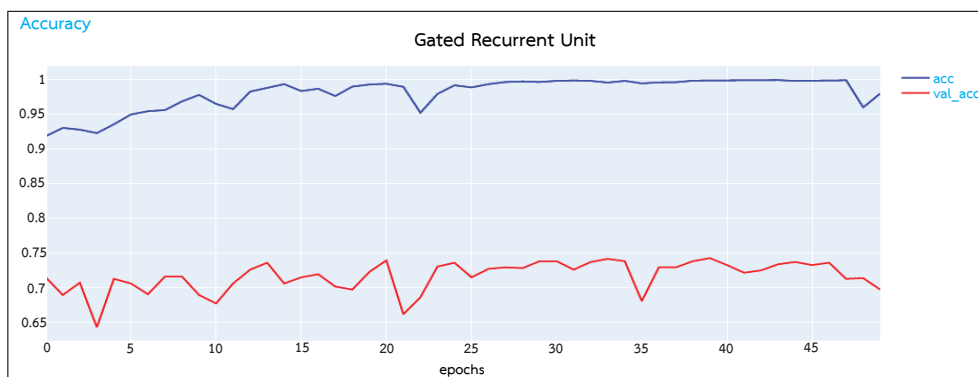


ตารางที่ 2 ผลการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละอัลกอริทึม

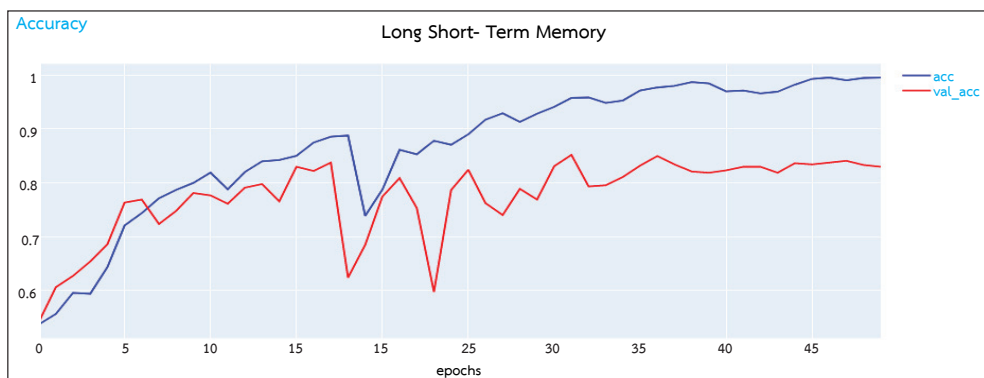
	Accuracy	Precision	Recall	F-Measure
CNN	0.770	0.772	0.768	0.770
GRU	0.654	0.658	0.654	0.653
LSTM	0.837	0.839	0.837	0.837



ภาพที่ 8 กราฟการทดสอบประสิทธิภาพความถูกต้องของกลุ่มตัวอย่าง โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน



ภาพที่ 9 กราฟการทดสอบประสิทธิภาพความถูกต้องของกลุ่มตัวอย่าง หน่วยเวียนกลับแบบมีประตู



ภาพที่ 10 กราฟการทดสอบประสิทธิภาพความถูกต้องของกลุ่มตัวอย่าง หน่วยความจำระยะยาว-ระยะสั้น



อภิปรายและสรุปผลการวิจัย

จากผลการทดสอบประสิทธิภาพของการพัฒนารูปแบบการวิเคราะห์ความรู้สึกบนสื่อสังคมออนไลน์ไทยโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก เพื่อวิเคราะห์ความคิดเห็นของลูกค้าทั้งด้านสินค้าและการบริการ ด้านสถานที่ ว่ากล่าวถึงธุรกิจในด้านบวกหรือด้านลบ โดยมีกระบวนการทำงานอยู่ 2 ขั้นตอน ได้แก่การสร้างคุณลักษณะจากข้อมูลข้อความตัวอักษร และการสร้างแบบจำลองสำหรับจำแนกความรู้สึกสามารถอภิปรายผลการทดลองได้ดังนี้ แบบจำลองใช้คุณลักษณะการเข้ารหัสแบบ Word Embedding แปลงให้อยู่ในรูปแบบของเมทริกซ์ กับชุดข้อมูลภาษาไทยที่เป็นลักษณะการรีวิวตัวสินค้าในร้านอาหารของเว็บ Wongnai ซึ่งเป็น Food Platform พบว่า แบบจำลองที่ใช้หน่วยความจำระยะยาว-ระยะสั้น (LSTM) ให้ประสิทธิภาพในการทำนายได้ดีกว่าโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน และหน่วยเวียนกลับแบบมีประตู ในทุกตัวบ่งชี้ไม่ว่าจะเป็นค่าความถูกต้อง ค่าความแม่นยำ ค่าความระลึก ค่าความถ่วงดุล เนื่องจากอัลกอริทึมชนิดนี้มีการพิจารณาบริบทของคำ และถูกออกแบบมาสำหรับการประมวลผลลำดับ (Sequence) และมีหน่วยความจำภายในตัวเอง ซึ่งทำให้สามารถจดจำข้อความข้างเคียงที่ประมวลผลมาก่อนหน้าแล้วนำมาประมวลผลต่อในคำถัดไปได้ ประกอบกับลักษณะงานที่ต้องรู้จำประโยคที่มีข้อความยาวมากจากกลุ่มตัวอย่างดังกล่าว ส่งผลให้หน่วยความจำระยะยาว-ระยะสั้น มีความแม่นยำสูงกว่าอัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึกชนิดอื่น ในขณะที่ใช้เวลาในการประมวลผลไม่แตกต่างกันมากนัก และการปรับพารามิเตอร์ EPOCHS, Batch Size, Learning Rate ส่งผลให้วิเคราะห์ข้อมูลได้ถูกต้องมากยิ่งขึ้น แต่ต้องอยู่ในระดับที่เหมาะสม ไม่มากหรือน้อยจนเกินไป ในขณะเดียวกันการปรับพารามิเตอร์สูงขึ้นก็จะใช้ระยะเวลาในการประมวลผลนานขึ้นเช่นกัน สอดคล้องกับผลการทดลองของ Murthy [14] และ Kurniasari [15] ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นด้วยอัลกอริทึมหน่วยความจำระยะยาว-ระยะสั้น มีความเหมาะสมที่สุดจะนำไปประยุกต์ด้านใช้ในการรู้จำข้อมูลด้านการทำเหมือง

ข้อความ (Text mining) หรือการวิเคราะห์อารมณ์หรือความรู้สึกจากข้อความ (Sentiment Analysis) ภาษาไทย ผู้วิจัยมีข้อเสนอแนะว่า สามารถออกแบบรายละเอียดจำนวนชั้นของการทำงานของกรเรียนรู้เชิงลึกให้มากขึ้น และการปรับเปลี่ยนฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) ในแบบจำลองให้มีความหลากหลายจะสามารถส่งผลให้แบบจำลองมีประสิทธิภาพขึ้นได้

เอกสารอ้างอิง

1. Sharma D, Sabharwal M, Goyal V, Vij M. Sentiment Analysis Techniques for Social Media Data: A Review. In: proceedings of the First International Conference on Sustainable Technologies for Computational Intelligence. Advances in Intelligent Systems and Computing: Vol. 1045. Singapore: Springer; January 2020. p.75-90.
2. Ahmad R, Shaikh Y. Opinion Mining and Sentiment Analysis for Classification of Opinions on Social Networking Sites Using Machine Learning Algorithms: Systematic Literature Review. Int j adv res comput commun eng 2021; 10(5):488-94.
3. Wongnai. [Internet].2022 [cited 2022 June 30]. Available from: <https://www.wongnai.com/businesses?domain=1>
4. Tesmuang R, Chirawichitchai N. Thai Sentiment Analysis of Product Review Online Using Genetic Algorithms with Support Vector Machine. J Appl Sci Adv Technol 2020;10(2):7-13.
5. Tesmuang R, Chirawichitchai N. Thai Sentiment Analysis of Product Review Online Using Support Vector Machine. EJSU 2017;18(1):1-12.



6. Chirawichitchai N. Emotion classification of Thai text based using term weighting and machine learning techniques. In: proceedings of the 11th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering. Thailand: IEEE; May 2014. p.91-96.
7. Tesmuang R, Chirawichitchai N. Thai Sentiment Analysis of Product Review Online Using Genetic Algorithms with Support Vector Machine. J Appl Sci Adv Technol 2020;10(2):7-13.
8. Saihan L, Gong B. Word embedding and text classification based on deep learning methods. In: proceedings of the MATEC Web of Conferences: Vol. 336. China: EDP Sciences; January 2021. p.1-5.
9. Kalchbrenner N, Grefenstette E, Blunsom P. A Convolutional Neural Network for Modelling Sentences. In: Proceedings of the 52th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Maryland: Association for Computational Linguistics; June 2014. p.655-65.
10. Xingjian S, Zhouong C, Wang H, Yeung D, Wong K, Wang W. Convolutional LSTM Network: A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting. In: proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems 28: Annual Conference on Neural Information Processing Systems. Canada: MIT Press; December 2015. p.802-10.
11. Tensorflow 2.0 Keras - LSTM vs GRU Hidden States. [Internet].2022 [cited 2022 June 20]. Available from: <https://tiewkh.github.io/blog/gru-hidden-state/>
12. Chung J, Gulcehre C, Cho K, Bengio Y. Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling. In: proceedings of the 28th Conference on Neural Information Processing Systems. CANADA: MIT Press; December 2014. p.1-9.
13. Chirawichitchai N. Sentiment classification by a hybrid method of greedy search and multinomial naïve bayes algorithm. In: proceedings of the 8th international conference on ICT and knowledge engineering. Thailand: IEEE; November 2013. p.1-4.
14. Murthy N, Allu S, Andhavarapu B, Bagadi M, Belusonti M. Text based Sentiment Analysis using LSTM. Int J Eng Res Technol 2020;9(05):299-303.
15. Kurniasari L, Setyanto A. Sentiment Analysis Using Recurrent Neural Network-LSTM In Bahasa Indonesia. Eng Sci Technol an Int J 2020;15(5): 3242-56.