การประยุกต์ใช้โมเดลเบิร์ตเพื่อจำแนกประเภทอาการแพ้จากเนื้อหารีวิวของผู้บริโภคผลิตภัณฑ์ไฮโปแอลเลอเจนนิก

อังศุมาลิณร์ เสื้อวิจิตร*
คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

***Correspondence:** maprang_sur@hotmail.com
วันที่รับบทความ: 10 ก.พ. 2569 วันแก้ไขบทความ: 15 มิ.ย. 2569 วันตอบรับบทความ: 20 มิ.ย. 2569

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประยุกต์ใช้โมเดลเบิร์ต (Bidirectional Encoder Representations from Transformers: BERT) ในการจำแนกอาการแพ้จากข้อความรีวิวของผู้บริโภคที่ใช้ผลิตภัณฑ์สกินแคร์ประเภทไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) บนแพลตฟอร์มเซโฟร่า (Sephora) ระหว่างปี พ.ศ. 2561–2568 โดยมีเป้าหมายในการพัฒนาระบบที่สามารถวิเคราะห์และระบุอาการแพ้ได้อย่างแม่นยำจากรีวิวที่ผู้บริโภคเขียน เพื่อส่งเสริมการตัดสินใจเลือกใช้ผลิตภัณฑ์ที่ปลอดภัยและเหมาะสม ในการวิจัย ผู้วิจัยได้รวบรวมข้อมูลจากชุด Sephora Products and Skincare Reviews Dataset บนเว็บไซต์ Kaggle และนำมาผ่านกระบวนการกรองและติดป้ายกำกับอาการแพ้ในรูปแบบการจำแนกหลายป้าย (Multi-label Classification) ขั้นตอนการวิจัยประกอบด้วย 5 ขั้นตอนหลัก ได้แก่ (1) การรวบรวมข้อมูลรีวิว (2) การทำความสะอาดและเตรียมข้อมูล (3) การกำหนดป้ายกำกับอาการแพ้ เช่น รอยแดง ผื่น คัน สิว เป็นต้น (4) การฝึกโมเดลเบิร์ต (5) การประเมินผลด้วยค่าประสิทธิภาพ ผลการศึกษาพบว่า โมเดลเบิร์ตที่ได้รับการปรับแต่งโมเดล (Fine-tuning) สามารถจำแนกอาการแพ้จากรีวิวได้อย่างมีประสิทธิภาพ สามารถระบุอาการที่เกี่ยวข้องได้อย่างถูกต้องและครอบคลุม อีกทั้งยังสามารถนำไปใช้วิเคราะห์แนวโน้มและสกัดหาสัญญาณความเสี่ยงได้ ซึ่งสะท้อนถึงศักยภาพในการนำไปประยุกต์ใช้เชิงพาณิชย์

คำสำคัญ: โมเดลเบิร์ต; การจำแนกอาการแพ้; การเรียนรู้เชิงลึก; ผลิตภัณฑ์ไฮโปแอลเลอเจนนิก; การประมวลผลภาษาธรรมชาติ; รีวิวผู้บริโภค; การวิเคราะห์ข้อความ; การจำแนกหลายป้ายกำกับ; อาการแพ้ผิวหนัง; เครื่องสำอางสกินแคร์

Citation

Sueawijit, U. (2026). Application of The Bert Model for Classifying Types of Allergic Reactions in Consumer Reviews of Hypoallergenic Products [การประยุกต์ใช้โมเดลเบิร์ตเพื่อจำแนกประเภทอาการแพ้จากเนื้อหารีวิวของผู้บริโภคผลิตภัณฑ์ไฮโปแอลเลอเจนนิก]. *Journal of Information Systems in Business*, *11*(2). 123-148.

Application of The Bert Model for Classifying Types of Allergic Reactions in Consumer Reviews of Hypoallergenic Products

Ungsumalin Sueawijit*

Thammasat Business School, Thammasat University

***Correspondence:** maprang_sur@hotmail.com

Abstract

This research primarily aimed to apply the BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) model for classifying allergic reactions from consumer reviews of Hypoallergenic skincare products on the Sephora platform from 2018 to 2025. The main goal of this research was to develop a system capable of accurately identifying allergic reactions described in textual reviews, enabling consumers to make safer and more informed decisions when selecting skincare products. The research methodology began with collecting consumer review data from Sephora via the publicly available Sephora Products and Skincare Reviews Dataset on Kaggle. The dataset underwent a comprehensive data preprocessing stage to clean and standardize the textual data, followed by data labeling where allergic reactions were categorized using multi-label classification into various reaction groups such as redness, rash, acne, burning sensations, and other related symptoms. The next critical phase involved fine-tuning the BERT model, a powerful transformer-based language model renowned for its effectiveness in textual analysis. Finally, the model was rigorously tested and evaluated using key performance metrics including Accuracy, Precision, Recall, and F1-Score. The findings revealed that the fine-tuned BERT model effectively classified allergic reactions from consumer reviews with high accuracy, successfully identifying and categorizing consumer-reported symptoms associated with skincare product usage. Additionally, the model demonstrated the ability to analyze trend and extract associated risk factors from newer review datasets, highlighting its utility in commercial and public health applications.

Keywords: BERT model; allergy classification; deep learning; hypoallergenic products; natural language processing (NLP); consumer reviews; text analysis; multi-label classification; skin allergic reactions; skincare cosmetics

1. บทนำ

แนวโน้มการใช้ผลิตภัณฑ์ ไฮโปอัลโลจีนิก(Hypoallergenic) มีอัตราเติบโตที่รวดเร็ว จากข้อมูลของ (Archive Market Research, 2024) ตลาดผลิตภัณฑ์สำหรับผิวบอบบางมีมูลค่ามากกว่า 15,000 ล้านเหรียญสหรัฐ และคาดว่าจะเติบโตเฉลี่ยร้อยละ 5.6 ต่อปี โดยกลุ่มผู้บริโภคที่มีความเสี่ยงทางผิวหนัง เช่น ผู้ป่วยโรคภูมิแพ้ โรคผิวหนังอักเสบ หรือผู้ที่มีประวัติแพ้สารเคมีบางชนิด เป็นกลุ่มเป้าหมายหลักของผลิตภัณฑ์ประเภทนี้ อย่างไรก็ดี เมื่อความต้องการในตลาดเพิ่มสูงขึ้น การแข่งขันเชิงการตลาดก็เพิ่มตาม และคำว่า “Hypoallergenic” จึงกลายเป็นเครื่องมือสร้างความแตกต่างทางการตลาดมากกว่าการอิงกับคุณสมบัติทางวิทยาศาสตร์ หรือ ผลการทดสอบ การวิจัยของ (U.S. Food and Drug Administration, 2022) พบว่าในผลิตภัณฑ์ดูแลผิวที่ระบุว่าเป็น ไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) จำนวนมากยังคงมีส่วนผสมของสารที่เป็นสาเหตุหลักในการก่อให้เกิดอาการแพ้ เช่น น้ำหอม (Fragrance), พาราเบน (Parabens), โพรพิลีนไกลคอล (Propylene Glycol), หรือ ลาโนลิน (Lanolin) ซึ่งบางรายแม้จะระบุว่าไม่มีน้ำหอม แต่กลับมีส่วนผสมที่ให้กลิ่นในรูปแบบอื่นแทน ความซับซ้อนนี้ทำให้ผู้บริโภคทั่วไปซึ่งไม่มีความรู้ด้านส่วนประกอบทางเคมีไม่สามารถวิเคราะห์ได้ด้วยตนเอง อีกทั้งการขาดมาตรฐานกลางยิ่งทำให้ผู้ผลิต มีอิสระในการเลือกใช้คำว่า ไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) ตามดุลยพินิจของตนเอง โดยไม่ต้องแสดงหลักฐานรองรับความปลอดภัยหรือผลการทดสอบที่เป็นอิสระ ปรากฏการณ์นี้ยิ่งชัดเจนขึ้นเมื่อพิจารณาจากพฤติกรรมผู้บริโภคในโลกดิจิทัลที่มักอาศัยฉลาก คำโฆษณา และรีวิวจากผู้ใช้จริงในการตัดสินใจเลือกซื้อสินค้า การที่ผู้บริโภคคาดหวังว่าคำว่าไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) จะเป็นเครื่องรับรองความปลอดภัย แต่กลับได้รับประสบการณ์ที่ไม่ตรงกับความคาดหวังนั้นย่อมสร้างผลกระทบทั้งในเชิงสุขภาพและจิตใจ ผลกระทบนี้ยังอาจขยายถึงการให้คะแนนรีวิวต่ำ การร้องเรียน หรือแม้กระทั่งการดำเนินคดีในบางประเทศที่มีนโยบายคุ้มครองผู้บริโภคเข้มงวด

ในยุคดิจิทัลที่ผู้บริโภคมีอำนาจในการแสดงความเห็นและประสบการณ์การใช้ผลิตภัณฑ์มากกว่าที่เคยเป็นมา แพลตฟอร์มรีวิวออนไลน์ได้กลายเป็นแหล่งข้อมูลสำคัญที่สะท้อนภาพรวมของคุณภาพ ความพึงพอใจ และปัญหาที่เกิดขึ้นจริงจากการใช้ผลิตภัณฑ์ โดยเฉพาะในอุตสาหกรรมความงาม แพลตฟอร์มอย่าง เซโฟร่า (Sephora), อัลต้า บิวตี้ (Ulta Beauty), อเมซอน (Amazon), บิวตี้พีเดีย (Beautypedia) ได้กลายเป็นเวทีหลักที่ผู้บริโภคทั่วโลกใช้แสดงความเห็นต่อผลิตภัณฑ์ต่าง รวมถึงผลิตภัณฑ์กลุ่มไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) ด้วย ความคิดเห็นเหล่านี้มีลักษณะที่เป็นธรรมชาติ ไม่ถูกควบคุมจากแบรนด์ และสะท้อนถึงอาการผิดปกติที่เกิดขึ้นจากการใช้งานจริง เช่น “I developed redness after just two uses” หรือ “This cream caused bumps all over my cheeks even though it’s supposed to be hypoallergenic” ข้อความเช่นนี้ คือหลักฐานเชิงประสบการณ์ที่ชี้ให้เห็นว่า ฉลากไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) ไม่สามารถรับประกันผลลัพธ์ที่ปลอดภัยได้ในทุกกรณีเนื้อหารีวิวของผู้บริโภคซึ่งถือเป็นแหล่งข้อมูลที่สำคัญ ที่สามารถวิเคราะห์แนวโน้มและรูปแบบของอาการแพ้ได้ ลักษณะเฉพาะของข้อความเหล่านี้กลับกลายเป็นอุปสรรคสำคัญต่อการประมวลผลด้วยเครื่องมือแบบดั้งเดิม รีวิวส่วนใหญ่เป็นภาษาพูดที่ไม่เป็นทางการ ใช้คำไม่เป็นมาตรฐาน ผสมคำอธิบายส่วนตัว และมีอารมณ์หรือความคิดเห็นแฝงอยู่มาก เช่น คำว่า “broke me out” หรือ “burned like crazy” อาจสื่อถึงอาการแพ้ แต่ไม่สามารถจัดอยู่ในคำศัพท์ทางการแพทย์ได้โดยตรง ทำให้การวิเคราะห์ข้อความประเภทนี้ด้วยวิธีการแบบอิงกฎเกณฑ์ (Rule-based), แบบอิงคำสำคัญ (Keyword-based) ธรรมดาไม่สามารถจับบริบทหรือความหมายแฝงได้อย่างแม่นยำ นอกจากนี้ ความซับซ้อนของภาษาที่ใช้ในรีวิวยังขยายตัวตามความหลากหลายของผู้ใช้ เช่น มีการใช้คำสแลง, คำย่อ, หรือคำที่มีความหมายหลากหลายในบริบทต่างกัน เช่น คำว่า “itch” อาจใช้เพื่อแสดงอาการ หรือเพื่อเปรียบเปรย เช่น “I’m itching to try this” การแยกแยะบริบท ในกรณีเช่นนี้จำเป็นต้องอาศัย โมเดลภาษาที่เข้าใจความหมายเชิงลึก ซึ่งโมเดลแบบดั้งเดิมไม่สามารถจัดการได้อย่างมีประสิทธิภาพ ส่งผลให้การวิเคราะห์ข้อมูลรีวิวออนไลน์ที่เกี่ยวข้องกับอาการแพ้กลายเป็นงานวิจัยที่ยังมีช่องว่างอยู่มาก ทั้งในด้านเทคนิคการประมวลผล และโครงสร้างของข้อมูลสำหรับฝึกโมเดล ถึงแม้ว่าข้อมูลรีวิวจากผู้บริโภคจะมีข้อจำกัด แต่ก็ถือเป็นฐานข้อมูลที่มีศักยภาพสูงในการใช้เป็นแหล่งข้อมูลสำหรับการฝึกโมเดลเรียนรู้ของเครื่องในอนาคต ทั้งนี้ จำเป็นต้องมี

การสร้างกลไกที่สามารถนำข้อมูลเหล่านี้มาผ่านกระบวนการคัดกรอง ติดป้ายกำกับ และจัดหมวดหมู่อาการแพ้ในลักษณะหลายป้ายกำกับเพื่อให้สามารถประมวลผลต่อไปได้อย่างมีประสิทธิภาพ

นอกจากนี้ งานวิจัยส่วนใหญ่ในอดีตมักมุ่งเน้นการวิเคราะห์ด้านความพึงพอใจของผู้บริโภค หรือบทวิจารณ์ผลิตภัณฑ์ในเชิงบวกและลบ มากกว่าจะลงลึกในมิติของผลข้างเคียงหรืออาการแพ้เฉพาะด้าน ซึ่งช่องว่างนี้ชี้ให้เห็นถึงความจำเป็นในการพัฒนาเครื่องมือหรือโมเดลที่สามารถแปลความหมายเชิงบริบทจากข้อความของผู้ใช้จริง เพื่อให้เกิดระบบการจำแนกอาการแพ้ที่มีความละเอียด แม่นยำ และใช้งานได้จริง แม้ปัญหาเกี่ยวกับการแพ้ผลิตภัณฑ์ไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) จะปรากฏอย่างต่อเนื่องในประสบการณ์ของผู้บริโภค แต่ปัจจุบันยังขาดแหล่งข้อมูลที่รวบรวม ปรับโครงสร้าง และแยกอาการแพ้จากข้อความรีวิวอย่างเป็นระบบ โดยงานวิจัยนี้มีเป้าหมายเพื่อพัฒนาโมเดลที่สามารถวิเคราะห์รีวิวจากผู้บริโภค เพื่อจำแนกข้อความออกเป็นกลุ่มที่บ่งชี้ถึงอาการแพ้ และกลุ่มที่ไม่เกี่ยวข้องกับอาการแพ้ และเนื่องด้วยข้อมูลรีวิวส่วนใหญ่ยังคงกระจัดกระจาย มีลักษณะไม่เป็นทางการ และใช้ภาษาที่ซับซ้อนต่อการตีความ เช่น การใช้คำสแลงหรือบริบทเฉพาะบุคคล ส่งผลให้เครื่องมือการวิเคราะห์แบบดั้งเดิมไม่สามารถตรวจจับลักษณะของอาการแพ้ได้อย่างแม่นยำ นอกจากนี้ การวิเคราะห์จะไม่ได้หยุดอยู่เพียงการระบุว่าแพ้หรือไม่แพ้เท่านั้น แต่จะมุ่งเน้นไปที่การจำแนกและระบุประเภทของอาการแพ้ที่ปรากฏในข้อความรีวิวอย่างละเอียด เช่น รอยแดง (Redness), อาการคัน (Itchiness), สิว (Acne) เป็นการจำแนกแบบหลายป้ายกำกับ (Multi-label classification) ทั้งนี้การสร้างฐานข้อมูลที่ติดป้ายกำกับอาการแพ้ ถือเป็นสิ่งจำเป็นสำหรับการฝึกโมเดลเรียนรู้ของเครื่องที่มีประสิทธิภาพสูง เพื่อให้สามารถนำไปสู่ความเข้าใจเชิงลึกเกี่ยวกับผลกระทบของผลิตภัณฑ์ไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) ต่อผู้บริโภคได้อย่างแท้จริง ดังนั้นงานวิจัยครั้งนี้จึงมุ่งหวังที่จะสร้างความตระหนักรู้แก่ผู้บริโภคเกี่ยวกับความเสี่ยง ที่อาจเกิดขึ้นจากผลิตภัณฑ์ ขณะเดียวกันกระตุ้นให้ผู้ผลิตให้ความสำคัญกับการพัฒนาผลิตภัณฑ์ที่ปลอดภัยยิ่งขึ้น นอกจากนี้ โมเดลที่พัฒนาขึ้นสามารถนำไปต่อยอดเพื่อสร้างโอกาสทางธุรกิจ เช่น การเฝ้าระวังความปลอดภัยของผลิตภัณฑ์ หรือการพัฒนาระบบแนะนำที่ตอบโจทย์เฉพาะบุคคล ซึ่งทั้งหมดนี้จะนำไปสู่การยกระดับมาตรฐานอุตสาหกรรมและความพึงพอใจของผู้บริโภคในระยะยาว

2. ทฤษฎีและงานวิจัยในอดีตที่เกี่ยวข้อง

2.1 แนวคิดเกี่ยวกับผลิตภัณฑ์ไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) และ อาการแพ้ทางผิวหนัง

2.1.1 นิยามของผลิตภัณฑ์ไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic)

คำว่า “Hypoallergenic” ตามนิยามที่ใช้ในอุตสาหกรรม มักหมายถึง ผลิตภัณฑ์ที่ถูกออกแบบมาเพื่อลดโอกาสในการก่อให้เกิดอาการแพ้ โดยเฉพาะสำหรับผู้ที่มีผิวแพ้ง่าย หรือ ผิวบอบบาง เมื่อเทียบกับผลิตภัณฑ์ทั่วไป ในทางปฏิบัติยังไม่มีเกณฑ์มาตรฐานที่เป็นทางการ หรือ การควบคุมที่ชัดเจนสำหรับการใช้คำนี้ ผู้ผลิตจึงสามารถระบุคำนี้บนฉลากผลิตภัณฑ์ ได้ค่อนข้างอิสระ โดยไม่จำเป็นต้องผ่านการทดสอบที่เข้มงวดหรือแสดงหลักฐานสนับสนุนที่ชัดเจนเสมอไป ส่งผลให้ผู้บริโภคจำนวนมากอาจมีความเข้าใจผิดว่าผลิตภัณฑ์ที่มีฉลากนี้ “ปลอดภัย” หรือ “ไม่ก่อให้เกิดการแพ้อย่างแน่นอน” ความคลุมเครือ และความเข้าใจที่คลาดเคลื่อนนี้เป็นปัญหาสำคัญที่งานวิจัยนี้ต้องการเข้ามามีส่วนช่วยในการให้ข้อมูล

2.1.2 ลักษณะอาการแพ้ทางผิวหนัง

อาการแพ้ทางผิวหนังจากเครื่องสำอางเป็นปฏิกิริยาของผิวหนังที่ตอบสนองต่อสารก่อภูมิแพ้ (Allergen) หรือสารระคายเคือง (Irritant) ที่สัมผัสกับผิวหนัง โดยสามารถแบ่งออกเป็น 4 ประเภทหลัก สรุปดังตารางที่ 1 คือกลุ่มอาการสำคัญที่เกี่ยวข้องกับการใช้ผลิตภัณฑ์เครื่องสำอางและดูแลผิว และ เป็นเป้าหมายในการจำแนกของงานวิจัยนี้ดังต่อไปนี้

2.1.1.1 โรคผิวหนังอักเสบจากการสัมผัสแบบภูมิแพ้ เป็นปฏิกิริยาภูมิแพ้ชนิดล่าช้า (Type IV ypersensitivity) ที่เกิดจากระบบภูมิคุ้มกันตอบสนองต่อสารก่อภูมิแพ้ อาการมักปรากฏหลังสัมผัสสารก่อภูมิแพ้ไปแล้ว 24–72 ชั่วโมง ได้แก่ แดง (Redness), คัน (Itch), ตุ่ม (Bumps), บวม (swelling)

2.1.1.2 โรคผิวหนังอักเสบจากการระคายเคือง เกิดจากการสัมผัสกับสารระคายเคืองที่มีผลทำลายเกราะป้องกันผิวหนังโดยตรง โดยไม่เกี่ยวข้องกับกลไกทางระบบภูมิคุ้มกันจำเพาะ อาการมักปรากฏทันทีหรือในเวลาไม่นานหลังสัมผัสสารระคายเคือง (Nosbaum et al., 2009) ลักษณะอาการที่พบบ่อย ได้แก่ ผื่น

2.1.1.3 สิวจากเครื่องสำอาง (Acne Cosmetica หรือ Acneiform Eruptions) เป็นการเกิดสิวอุดตัน หรือสิวอักเสบ ที่สัมพันธ์กับการใช้เครื่องสำอางบางชนิดที่มีส่วนผสมที่อุดตันรูขุมขน ลักษณะอาการ สิวอุดตันหัวปิด, สิวอุดตันหัวเปิด, สิวอักเสบ (Plewig & Kligman, 2000)

2.1.1.4 ผื่นลมพิษสัมผัส (Contact Urticaria) เป็นปฏิกิริยาทางผิวหนังแบบเฉียบพลัน ที่เกิดขึ้นหลังการสัมผัสกับสารก่อปฏิกิริยาในผลิตภัณฑ์เครื่องสำอาง โดยเป็นอาการที่มีลักษณะเด่นเฉพาะ (Zuberbier et al., 2022)

ตารางที่ 1 แสดงจำแนกอาการแพ้ทางผิวหนังแบ่งเป็น 4 ประเภทหลัก 7 ประเภทย่อย

ประเภทหลัก	ประเภทย่อย	ที่มา
1. โรคผิวหนังอักเสบจากการสัมผัสแบบภูมิแพ้ (Allergic Contact Dermatitis: ACD)	Redness (แดง) Itch (คัน) Bumps (ตุ่ม) Swelling (บวม)	Aristizabal et al., 2025
2. โรคผิวหนังอักเสบจากการระคายเคือง (Irritant Contact Dermatitis: ICD)	Rash (ผื่น)	Chew & Maibach, 2003
3. สิวจากเครื่องสำอาง (Acneiform Eruptions)	Acne (สิว)	Draelos, 2007
4. ผื่นลมพิษสัมผัส (Contact Urticaria)	Hives (ลมพิษ)	Vethachalam & Persaud, 2021

2.2 แนวคิดเกี่ยวกับการเรียนรู้ของเครื่อง

2.2.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)

เป็นรูปแบบที่ระบบเรียนรู้จากชุดข้อมูลที่มีการระบุคำตอบไว้ล่วงหน้ากล่าวคือ ข้อมูลฝึกสอนจะประกอบด้วยอินพุต (Input) และ เอาต์พุต (Output) ที่ชัดเจน ซึ่งระบบจะเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุตเหล่านั้นและนำไปใช้ในการทำนายผลของข้อมูลใหม่ในอนาคต ตัวอย่างที่พบได้ทั่วไป ได้แก่ การทำนายราคาบ้านจากขนาดพื้นที่และ ทำเลที่ตั้ง หรือ การจำแนกอีเมลว่าเป็น “สแปม” หรือ “ไม่สแปม” (Alloghani et al., 2020) โดยการเรียนรู้ลักษณะนี้สามารถจำแนกย่อยได้เป็น 2 ประเภทหลัก ได้แก่ การจำแนกประเภท (Classification) เป็นการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่ม เช่น จำแนกข้อความเป็นบวกหรือลบ และ การถดถอย (Regression) เป็นการทำนายค่าต่อเนื่อง เช่น การคาดการณ์ยอดขายหรือราคาหุ้นในอนาคต

2.2.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning)

การฝึกระบบโดยใช้ข้อมูลที่ไม่มีการระบุผลลัพธ์ไว้ล่วงหน้า ระบบจะพยายามค้นหารูปแบบ โครงสร้าง หรือความสัมพันธ์ภายในข้อมูลด้วยตัวเอง โดยไม่มีการชี้นำจากผู้ใช้ ตัวอย่างของการประยุกต์ใช้เช่น การแบ่งกลุ่มลูกค้าตามพฤติกรรมการซื้อสินค้า หรือ การค้นหาแนวโน้มของข้อมูลในเชิงลึก (Wu et al., 2022) ซึ่งสามารถจำแนกเป็น 2 แนวทางหลัก ได้แก่ การจัดกลุ่ม (Clustering) การจัดกลุ่มข้อมูลที่มีลักษณะใกล้เคียงกันให้อยู่ในกลุ่มเดียวกัน เช่น

การจำแนกกลุ่มลูกค้าตามรูปแบบการใช้งาน และ การหาความสัมพันธ์ (Association) การค้นหารูปแบบของความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูล เช่น การแนะนำสินค้าที่มักถูกซื้อร่วมกัน

2.2.3 การเรียนรู้แบบเสริมแรง (Reinforcement Learning)

เป็นแนวทางที่ระบบเรียนรู้จากการกระทำและผลลัพธ์ที่ได้รับ โดยมีตัวแทน (Agent) ทำการโต้ตอบกับสิ่งแวดล้อม (Environment) และได้รับค่าตอบแทน (Reward) กลับมา เพื่อประเมินว่าแต่ละการกระทำนั้นส่งผลดีหรือไม่ ระบบจะค่อย ๆ ปรับกลยุทธ์ของตนให้เหมาะสม โดยอิงจากหลักการ “ลองผิดลองถูก” จนสามารถตัดสินใจได้ดีที่สุดในระยะยาว (Sarker, 2021) ตัวอย่างของการประยุกต์ใช้ เช่น การสอนปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ให้เล่นเกมส์ หรือ การควบคุมหุ่นยนต์ให้สามารถเดินหลบสิ่งกีดขวางได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ในงานวิจัยนี้ได้ประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอน (Supervised Learning) เพื่อจำแนกประเภทของอาการแพ้ผิวหนังจากข้อความรีวิวของผู้บริโภค โดยลักษณะของปัญหาที่พบคือ ข้อความรีวิวหนึ่งรีวิวอาจกล่าวถึงอาการมากกว่าหนึ่งประเภท พร้อมกัน เช่น อาการคัน บวม แดง หรือ สิว ซึ่งจัดเป็นปัญหาแบบการจำแนกประเภทแบบหลายป้ายกำกับ (Multi-label Classification) ที่มีความซับซ้อนทั้งในแง่ของภาษา และ โครงสร้างข้อมูล เพื่อรองรับความซับซ้อนดังกล่าว งานวิจัยนี้จึงเลือกใช้โมเดลภาษาเชิงลึกเบิร์ต ซึ่งเป็นโมเดลภาษาที่ผ่านการฝึกฝนล่วงหน้าด้วยข้อมูลขนาดใหญ่ และ ได้รับการออกแบบมาให้สามารถทำ ความเข้าใจความหมายของคำในบริบททั้งด้านซ้ายและขวาได้ ด้วยศักยภาพของโมเดลเบิร์ต ในการประมวลผลข้อความเชิงบริบท ทำให้เหมาะสมกับการวิเคราะห์ข้อมูลจากรีวิวที่มักมีลักษณะไม่เป็นทางการมีภาษาที่หลากหลาย และบางครั้งใช้ถ้อยคำกำกวม เช่น คำว่า “Burning” ที่อาจสื่อถึงอาการแสบหรือ ใช้ในเชิงเปรียบเปรยตามอารมณ์ผู้เขียน ซึ่งโมเดลเบิร์ต สามารถแยกแยะความหมายตามบริบทได้ดีกว่าเทคนิคดั้งเดิม การเลือกใช้เบิร์ต จึงมีเป้าหมายเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทอาการแพ้จากรีวิว โดยเฉพาะในกลุ่มผลิตภัณฑ์ดูแลผิวที่มีการโฆษณาว่าเป็นไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) ซึ่งผู้บริโภคจำนวนมากให้ความสำคัญกับความปลอดภัยและผลข้างเคียงที่อาจเกิดขึ้น

การฝึกโมเดลภาษาขนาดใหญ่ (Large Language Models) ด้วยข้อมูลเฉพาะทางช่วยเพิ่มความสามารถของโมเดลในการเข้าใจบริบทได้ โดยเฉพาะในสาขาที่มีความซับซ้อน หรือ เฉพาะทางสูง เช่น การวิเคราะห์อาการแพ้ผิวหนังจากผลิตภัณฑ์เครื่องสำอาง หนึ่งในเทคนิคสำคัญที่มีบทบาทในการเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดล คือ การฝังบริบทของคำ ซึ่งช่วยแปลงข้อความให้เป็นเวกเตอร์ที่สะท้อนความหมายในบริบทที่แท้จริง ช่วยให้โมเดลสามารถจัดการกับข้อความที่มีความหมายหลากหลายหรือคลุมเครือได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ด้วยเหตุนี้ การนำโมเดลเบิร์ตมาทำการปรับแต่ง (Fine-Tuning) ด้วยข้อมูรีวิวจากผู้บริโภคที่ใช้ผลิตภัณฑ์ประเภทไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) จึงมุ่งเน้นให้โมเดลสามารถเข้าใจ และ วิเคราะห์อาการแพ้จากข้อความที่ปรากฏได้อย่างแม่นยำ ซึ่งผลลัพธ์จากระบบนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในหลากหลายด้าน เช่น การพัฒนาผลิตภัณฑ์ให้สอดคล้องกับความต้องการของผู้ใช้ การคัดกรองสินค้าที่มีความเสี่ยงต่ำในการก่อให้เกิดอาการแพ้ และการออกแบบระบบแนะนำผลิตภัณฑ์ที่อิงจากข้อมูลการแพ้จริงในชีวิตประจำวันอย่างเป็นระบบและมีหลักฐานเชิงข้อมูลรองรับ

2.3 การประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing: NLP)

การประมวลผลภาษาธรรมชาติเป็นศาสตร์ที่ผสานระหว่างภาษาศาสตร์คอมพิวเตอร์และเทคนิคของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) เพื่อให้ระบบคอมพิวเตอร์สามารถเข้าใจและตีความภาษาของมนุษย์ได้อย่างเป็นธรรมชาติและใกล้เคียงกับการใช้ภาษาของคนจริง ๆ มากที่สุด ไม่ว่าจะเป็นในด้านความหมาย บริบท หรือโครงสร้างทางไวยากรณ์ โดยเฉพาะในปัจจุบันที่มีการนำเทคนิคการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (NLP) มาใช้ร่วมกับโมเดลภาษาขนาดใหญ่ (LLM) ซึ่งช่วยให้ระบบสามารถวิเคราะห์ข้อมูลที่ไม่มีโครงสร้าง เช่น ข้อความรีวิว หรือบทสนทนา ได้อย่างมีประสิทธิภาพ การทำให้คอมพิวเตอร์เข้าใจภาษามนุษย์ ในลักษณะที่หลากหลาย และคลุมเครือนี้ถือเป็นรากฐานสำคัญของหลายระบบอัจฉริยะในปัจจุบัน ในบริบทของงานวิจัยนี้ การนำเทคนิคการประมวลผลภาษาธรรมชาติมาใช้เพื่อวิเคราะห์ข้อความรีวิวของผู้บริโภคที่ใช้ผลิตภัณฑ์ดูแลผิวประเภท ไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) บนแพลตฟอร์มออนไลน์ โดยมีเป้าหมายเพื่อจำแนกอาการแพ้ที่อาจเกิดขึ้นจากการใช้ผลิตภัณฑ์

ข้อความรีวิวเหล่านี้มีความซับซ้อนและหลากหลาย ไม่ว่าจะเป็นภาษาพูด คำแสลง หรือ รูปประโยคที่ไม่เป็นทางการ งานวิจัยจึงใช้การประมวลผลภาษาธรรมชาติร่วมกับโมเดลเบิร์ตที่สามารถเรียนรู้ความหมายจากบริบท และ รองรับการจำแนกประเภทแบบหลายป้ายกำกับในข้อความเดียวกัน เช่น “สิวขึ้น คัน และมีรอยแดง” นอกจากนี้ การใช้ประมวลผลภาษาธรรมชาติ (NLP) ยังช่วยลดภาระของมนุษย์ ในการตรวจสอบข้อความทีละรีวิว เพิ่มความเร็วและความแม่นยำในการวิเคราะห์ข้อมูลรีวิวจำนวนมากได้อย่างเป็นระบบ (Abend et al., 2020)

2.3.1 เทคนิคหลักทาง NLP ที่เกี่ยวข้อง

เทคนิคหลักด้านการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (NLP) ที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้ คือ การจัดประเภทข้อความ (Text Classification) ในรูปแบบ การจำแนกประเภทแบบหลายป้ายกำกับ ซึ่งเป็นแนวทางที่ให้ข้อความหนึ่งรีวิวสามารถถูกจัดให้อยู่ในหลายหมวดหมู่ของอาการแพ้ได้พร้อมกัน ตัวอย่าง เช่น ข้อความรีวิวที่ระบุว่า “รู้สึกคันและขึ้นผื่นบริเวณแก้ม” จะถูกจัดอยู่ทั้งหมวด อาการคัน (Itch) และ ผื่น (Rash) ในเวลาเดียวกัน ซึ่งแตกต่างจากการจำแนกแบบปกติที่รองรับได้เพียงหนึ่งป้ายกำกับต่อข้อความเท่านั้น ในกระบวนการจำแนกนี้ ระบบจะเริ่มจากการรับข้อความรีวิวที่ผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลล่วงหน้า (Preprocessing) แล้วจึงนำเข้าสู่โมเดลภาษาเบิร์ต ซึ่งเป็นโมเดลที่ผ่านการฝึกฝน (Pre-trained) บนข้อมูลขนาดใหญ่ และ ได้รับการปรับแต่งโมเดลเฉพาะทาง (Fine-tuning) ด้วยชุดข้อมูลที่มีการกำหนดหมวดหมู่อาการแพ้ไว้อย่างชัดเจน โมเดลเบิร์ตสามารถวิเคราะห์ข้อความที่มีโครงสร้างซับซ้อนได้ดี โดยพิจารณาทั้งตำแหน่งของคำและบริบทโดยรวมของประโยค ซึ่งช่วยให้สามารถตรวจจับอาการแพ้ได้อย่างแม่นยำและครอบคลุม แม้ในกรณีที่มีการใช้คำหลากหลายหรือเขียนในลักษณะไม่ตรงตัว

2.4 บทบาทของ Transformers ในการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (NLP)

ทรานส์ฟอร์เมอร์ (Transformers) ถือเป็นจุดเปลี่ยนที่สำคัญในวงการการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (NLP) โดยเฉพาะหลังการเผยแพร่บทความ “Attention is All You Need” โดย (Vaswani et al., 2017) ที่เสนอแนวคิดกลไก Self - Attention ซึ่งช่วยให้โมเดลสามารถให้ความสำคัญกับคำที่สัมพันธ์กันในประโยคได้อย่างยืดหยุ่นโดยไม่จำเป็นต้องอ่านข้อมูลตามลำดับ กลไกนี้ช่วยให้โมเดลสามารถวิเคราะห์ความเชื่อมโยงระหว่างคำทั้งที่อยู่ใกล้หรือห่างกันมากในประโยคได้อย่างแม่นยำ เช่น คำว่า “Burning” อาจอยู่ห่างจากคำว่า “Redness” แต่ยังสามารถตีความได้ว่ามีความสัมพันธ์กันในบริบทของอาการแพ้ทางผิวหนัง

ทรานส์ฟอร์เมอร์กลายเป็นรากฐานของโมเดลภาษาในยุคใหม่ ซึ่งแต่ละโมเดลมีจุดเด่นต่างกัน เช่น โมเดลเบิร์ตเหมาะกับงานวิเคราะห์ความหมายในระดับประโยคจากทั้งสองทิศทาง โมเดล GPT เหมาะสำหรับการสร้างข้อความใหม่ และ โมเดล T5 เหมาะกับงานที่ต้องการแปลงข้อความจากรูปแบบหนึ่งสู่อีกรูปแบบหนึ่ง ในงานวิจัยนี้เบิร์ต (BERT) ถูกเลือกใช้ เนื่องจากสามารถรองรับการจำแนกหลายอาการจากข้อความรีวิวที่ซับซ้อน มีโครงสร้างไม่เป็นทางการ เต็มไปด้วยบริบทเฉพาะบุคคล และเบิร์ตมีความสามารถในการอ่านประโยคแบบไม่จำกัดทิศทาง พร้อมกับประมวลผลข้อมูลได้พร้อมกัน (Parallel Processing) ช่วยให้การวิเคราะห์รีวิวในโลกความจริงมีความแม่นยำ และตอบโจทย์มากกว่าการใช้โมเดลแบบเดิม (Vaswani et al., 2017; Devlin et al., 2019)

ในงานวิจัยนี้ได้มีการประยุกต์ใช้ทรานส์ฟอร์เมอร์ผ่านโมเดลเบิร์ต เพื่อวิเคราะห์ข้อความรีวิวของผู้บริโภคเกี่ยวกับผลิตภัณฑ์ ไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) โดยมีเป้าหมายเพื่อจำแนกอาการแพ้จากข้อความที่มักมีความซับซ้อน และอาจกล่าวถึงหลายอาการพร้อมกันภายในประโยคเดียว ซึ่งเข้าข่ายการจำแนกแบบหลายป้ายกำกับ (Multi-label Classification) ความสามารถของกลไก Self-Attention ในเบิร์ตทำให้โมเดลสามารถจับบริบทของคำที่เกี่ยวข้องกับอาการแพ้ เช่น “itchy”, “bumps”, “burning” หรือ “red patches” ได้ แม้คำเหล่านี้จะไม่ได้อยู่ติดกันในประโยค ตัวอย่างเช่น “My face felt burning and turned red” คำว่า“burning” ถูกตีความว่าเป็นอาการแพ้ ไม่ใช่เพียงคำเปรียบเทียบ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าโมเดลเข้าใจบริบทได้ลึกกว่าการมองแค่คำเดี่ยว

2.4.1 การทำงานของโมเดล Transformers

กระบวนการเริ่มจากการแปลงข้อความให้อยู่ในรูปแบบเวกเตอร์ผ่าน Input Embedding และ Positional Encoding ซึ่งช่วยให้โมเดลรับรู้ถึงลำดับของคำในประโยค จากนั้นข้อมูลจะถูกส่งผ่านไปยังชุดของ Encoder ที่ประกอบด้วย Multi-Head Attention และFeed Forward Neural Network พร้อมกลไก Add & Norm เพื่อรักษาเสถียรภาพในการเรียนรู้ขณะเดียวกันฝั่ง Decoder จะรับผลลัพธ์จากตำแหน่งก่อนหน้า (ที่ถูกเลื่อนตำแหน่ง) ผ่านกระบวนการแบบเดียวกัน แต่มีการใช้ Masked Attention เพื่อควบคุมไม่ให้โมเดลมองเห็นข้อมูลอนาคต ทั้งนี้ Decoder ยังมีการเชื่อมต่อกับ Encoder Output โดยตรงผ่าน Multi-Head Attention อีกรอบ เพื่อใช้ข้อมูลบริบทก่อนหน้าร่วมในการสร้างผลลัพธ์สุดท้าย ผ่าน Linear Layer และ Softmax ทรานส์ฟอร์เมอร์จึงถือเป็นรากฐานสำคัญของโมเดลภาษาในยุคใหม่ เช่น เบิร์ตซึ่งใช้เฉพาะ Encoder สำหรับการวิเคราะห์ความหมายของข้อความ และ จีพีที (GPT) ซึ่งใช้เฉพาะ Decoder สำหรับการสร้างข้อความอย่างต่อเนื่อง โดยมีองค์ประกอบการทำงานสำคัญดังต่อไปนี้

2.4.1.1 Tokenization เป็นขั้นตอนแรกของการประมวลผล โดยทำการแบ่งข้อความ ออกเป็นหน่วยย่อยที่เรียกว่า “โทเคน” (Token) เช่น คำ หรือส่วนของคำ เพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถเข้าใจและจัดการกับข้อมูลได้ โมเดลอย่างเบิร์ต และ จีพีที (GPT) ใช้เทคนิคการแยกคำ (Subword) เพื่อรองรับคำที่ไม่เคยพบมาก่อน และแปลงโทเคนเหล่านั้นให้เป็นรหัสตัวเลขสำหรับการประมวลผลต่อไป (Vaswani et al., 2017)

2.4.1.2 Word Embedding หลังจากได้โทเคนแล้ว ระบบจะเปลี่ยนโทเคนแต่ละตัวให้เป็นเวกเตอร์ตัวเลขในพื้นที่เวกเตอร์ต่อเนื่อง (Vector Space) ซึ่งช่วยให้โมเดลสามารถเข้าใจความหมาย และความสัมพันธ์ระหว่างคำ เช่น คำที่มีความหมายใกล้เคียงกันจะมีเวกเตอร์ที่อยู่ใกล้กัน (Mikolov et al., 2013)

2.4.1.3 Positional Encoding เนื่องจากโมเดลทรานส์ฟอร์เมอร์ไม่มีลำดับเวลาในตัวเอง จึงต้องเพิ่มข้อมูลตำแหน่งของคำในประโยค เพื่อช่วยให้โมเดลเข้าใจลำดับคำและบริบทของข้อความโดยเฉพาะในประโยคยาว (Vaswani et al., 2017)

2.4.1.4 Self-Attention Mechanism เป็นหัวใจหลักของทรานส์ฟอร์เมอร์ ที่ช่วยให้โมเดลสามารถ “ให้ความสำคัญ” กับคำที่เกี่ยวข้องในประโยคเดียวกัน เช่น คำที่ส่งผลต่อความหมายหรือการตีความในบริบทช่วยให้การเข้าใจข้อความมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น (Vaswani et al., 2017)

2.4.1.5. Feed Forward Neural Network หลังจากผ่านขั้นตอน Self-Attention ข้อมูลจะถูกส่งต่อไปยังเครือข่ายประสาทเทียมแบบฟีดฟอร์เวิร์ด ซึ่งทำหน้าที่เรียนรู้รูปแบบที่ซับซ้อนของข้อมูลก่อนส่งต่อไปยังชั้นถัดไป (Vaswani et al., 2017)

2.4.1.6 Softmax Function ในขั้นตอนสุดท้าย ระบบจะประมวลผลผ่านฟังก์ชัน Softmax ซึ่งทำหน้าที่แปลงค่าผลลัพธ์ของโมเดลให้อยู่ในรูปของความน่าจะเป็นในแต่ละคลาส โดยค่าดังกล่าวสะท้อนระดับความมั่นใจของโมเดลในการจำแนกข้อความให้อยู่ในหมวดหมู่ที่เหมาะสมที่สุด (Goodfellow et al., 2016)

3. วิธีการวิจัย

การเก็บรวบรวมข้อมูลในงานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลรีวิวออนไลน์ของผู้บริโภคจากแพลตฟอร์มเซโฟร่า (Sephora) ซึ่งสะท้อนประสบการณ์จริงของผู้ใช้ผลิตภัณฑ์สกินแคร์การรวบรวมข้อมูลดำเนินการในสองลักษณะหลักคือ ข้อมูลปฐมภูมิ และ ข้อมูลทุติยภูมิ โดยข้อมูลปฐมภูมิ (Primary Data) คือข้อมูลไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) ปี 2024-2025 เพื่อให้ได้ข้อมูลรีวิวล่าสุดที่ครอบคลุมช่วงปี 2024-2025 ผู้วิจัยได้ทำการรวบรวมข้อมูลเพิ่มเติมโดยตรงจากเว็บไซต์เซโฟร่า (Sephora) ด้วยวิธีการตามขั้นตอนดังนี้ (1) กำหนดขอบเขตของผลิตภัณฑ์ให้ตรงกับหมวดสกินแคร์ (Skincare) และ ต้องเป็นสินค้าที่ระบุชัดเจนว่าเป็นไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) โดยตรวจสอบจากรายละเอียดสินค้าในหน้า (Product Page) ของเว็บไซต์เซโฟร่า (Sephora) (2) คัดเลือกสินค้าตามช่วงเวลาพิจารณาเฉพาะที่ขึ้นคำว่าใหม่ (New) และ เลือกผลิตภัณฑ์ที่มีวันผลิต หรือ ข้อมูลการวางจำหน่ายตั้งแต่ปี 2024 เป็นต้นไป โดยอ้างอิงจากข้อมูลที่แสดงในเว็บไซต์เซโฟร่า (Sephora) (3) การเก็บรวบรวมข้อมูลในส่วนของรีวิวผู้บริโภคดำเนินการโดย การเข้าถึงหน้า

Product Review ของผลิตภัณฑ์แต่ละรายการ และทำการคัดลอกข้อความรีวิวด้วยวิธีการแบบแมนนวล (Manual Copying) พร้อมทั้งจัดเก็บข้อมูลประกอบที่สำคัญ ได้แก่ วันที่ที่มีการแสดงความคิดเห็น (Review Date) และ เนื้อหาของรีวิวที่เขียนโดยผู้ใช้งาน (Customer Review Content)จากกระบวนการดังกล่าว สามารถรวบรวมรีวิวผลิตภัณฑ์ไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) ในช่วงปี 2024-2025 ได้ทั้งสิ้น 3,532 รีวิว ซึ่งข้อมูลชุดนี้จะถูกนำไปใช้เป็น

ชุดข้อมูลทดสอบชุดที่ 2 (Test set 2) เพื่อประเมินความสามารถของโมเดลกับข้อมูลที่เป็นปัจจุบัน และเพื่อดูแนวโน้มอาการแพ้กับข้อมูลในช่วงปี 2018-2023 และ ข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary Data) ผู้วิจัยได้ดำเนินการดาวน์โหลดชุดข้อมูล Sephora Products and Skincare Reviews Dataset ซึ่งเผยแพร่โดย (Inky, 2023) ผ่านทางเว็บไซต์ Kaggle โดยชุดข้อมูลดังกล่าวครอบคลุมรีวิวผลิตภัณฑ์ดูแลผิว (Skincare) จากผู้บริโภคในช่วงระหว่างปี 2018-2023 ดำเนินการคัดกรองข้อมูลที่รวบรวมมาให้เหมาะสมกับวัตถุประสงค์ของงานวิจัย โดยจำแนกข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่ม ได้แก่ Non-Hypoallergenic (2018-2023), Hypoallergenic (2018-2023) และ Hypoallergenic (2024-2025) สำหรับกลุ่ม Non-Hypoallergenic (2018-2023) ดำเนินการคัดกรองข้อมูลจากชุดรีวิวขนาดใหญ่ของกลุ่มผลิตภัณฑ์ประเภท Non-Hypoallergenic ซึ่งครอบคลุมช่วงเวลาตั้งแต่ปี 2018-2023 โดยมีจำนวนรวมทั้งสิ้น 910,848 รีวิว และคัดเลือกเฉพาะรีวิวที่เกี่ยวข้องกับผลิตภัณฑ์ในหมวดดูแลผิวสกินแคร์ (Skincare) เท่านั้น จากนั้นจึงดำเนินการสุ่มเลือกข้อมูลจำนวน 20,326 รีวิว เพื่อนำมาใช้ในการฝึกและตรวจสอบโมเดล โดยจำนวนดังกล่าวถือว่ามีความเหมาะสมทั้งในด้านปริมาณ ความหลากหลายของเนื้อหา และความสมดุลของข้อมูลในแต่ละช่วงปี ซึ่งส่งผลให้โมเดลสามารถเรียนรู้บริบทของอาการแพ้ได้อย่างครอบคลุมและหลากหลายยิ่งขึ้น ทั้งนี้ ได้ทดสอบโมเดลกับชุดข้อมูลที่มีขนาดแตกต่างกัน ตั้งแต่ 4,500 รีวิว ไปจนถึง 20,326 รีวิว และ พบแนวโน้มที่ชัดเจนว่า เมื่อปริมาณข้อมูลเพิ่มขึ้น โมเดลสามารถเรียนรู้และเข้าใจลักษณะของอาการแพ้จากข้อความรีวิวได้ดียิ่งขึ้น โดยวัดจากค่าตัวชี้วัดด้านประสิทธิภาพ เช่น Accuracy, F1 Score และ ROC AUC ซึ่งเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องตามลำดับข้อมูลที่ใช้ในการฝึก กลุ่ม Hypoallergenic (2018-2023) จากชุดข้อมูลต้นทางที่มีจำนวนทั้งสิ้น 195,178 รีวิว ซึ่งรวบรวมจากผลิตภัณฑ์ที่ระบุว่าเป็น "Hypoallergenic" ผู้วิจัยได้ทำการสุ่มตัวอย่าง (Sampling) เพื่อให้ได้ขนาดชุดข้อมูลที่เหมาะสมกับการฝึกและทดสอบโมเดลพร้อมทั้งดำเนินการคัดกรองและทำความสะอาดข้อมูลอย่างเป็นระบบ จนได้ชุดข้อมูลที่พร้อมใช้งานจำนวน 14,104 รีวิว ซึ่งถูกกำหนดให้เป็น

“ชุดข้อมูลทดสอบชุดที่ 1” ซึ่งครอบคลุมข้อมูลในอดีตช่วงปี 2018–2023 และกลุ่ม Hypoallergenic (2024-2025) ในส่วนของ “ชุดข้อมูลทดสอบชุดที่ 2” ได้รวบรวมรีวิวล่าสุดจำนวน 3,532 รีวิว จากเว็บไซต์เซโฟร่า (Sephora) ซึ่งครอบคลุมช่วงปี 2024–2025 โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อใช้เปรียบเทียบกับชุดข้อมูลในอดีต 2018-2023

3.1 แนวคิดการจัดกลุ่มอาการแพ้และการนิยามป้ายกำกับ

ในงานวิจัยนี้ ได้พิจารณาจำแนกประเภทของอาการผิดปกติทางผิวหนังจากรีวิวผู้บริโภคโดยอิงตาม กลุ่มใหญ่ของกลไกการเกิดอาการผิวหนัง ซึ่งแบ่งออกเป็น 4 กลุ่มใหญ่ ได้แก่ (1) Allergic Contact Dermatitis (2) Irritant Contact Dermatitis (3) Contact Urticaria ปฏิกิริยาภูมิแพ้แบบเฉียบพลันที่ทำให้เกิดลมพิษ (4) Acneiform eruption จากการศึกษาข้อมูลเกี่ยวกับโรคผิวหนังและอาการที่พบบ่อยในผู้บริโภค ที่ใช้ผลิตภัณฑ์เครื่องสำอาง พบว่า อาการผิดปกติทางผิวหนังสามารถจำแนกออกเป็น กลุ่มใหญ่ โดยแต่ละกลุ่มใหญ่จะประกอบด้วย กลุ่มย่อย ที่แสดงถึงลักษณะอาการเฉพาะเจาะจงซึ่งสามารถพบได้จากประสบการณ์ของผู้บริโภค และในส่วนของกลุ่มอาการย่อยดังกล่าวถูกกำหนดให้เป็นป้ายกำกับ (Label) สำหรับใช้ในการจำแนกข้อมูลจำนวน 7 รีวิว ได้แก่ Redness, Itch, Rash, Bumps, Swelling, Hives และ Acne โดยกลุ่มอาการย่อยเหล่านี้สามารถปรากฏร่วมกันได้มากกว่า 1 อาการแพ้ภายในรีวิวเดียว เนื่องจากผู้บริโภคได้รับอาการผิดปกติทางผิวหนังหลายลักษณะพร้อมกัน เช่น อาการผิวแดงร่วมกับอาการคัน หรือผื่นและอาการบวมที่เกิดขึ้นในเวลาเดียวกัน ดังนั้น เพื่อให้เข้าใจความเชื่อมโยงระหว่างการเกิดอาการและการกำหนดป้ายกำกับ รายละเอียดของแต่ละกลุ่มใหญ่และเหตุผลในการจัดกลุ่มอาการย่อยจึงได้อธิบายไว้ดังนี้

3.1.1 กลุ่มอาการแพ้ที่เกี่ยวข้องกับ Allergic และ Irritant Contact อาการแพ้ทางผิวหนังที่เกิดจากการสัมผัสผลิตภัณฑ์โดยตรง สามารถจำแนกได้เป็นสองกลุ่มโรคหลักในทางการแพทย์ ได้แก่ Allergic Contact Dermatitis (ACD) และ Irritant Contact Dermatitis (ICD) ทั้งสองกลุ่มนี้ เป็นภาวะผิวหนังอักเสบที่เกิดจากการสัมผัสสารเคมี โดย ACD ถือเป็นการแพ้ที่แท้จริง ซึ่งเกิดจากการตอบสนองของระบบภูมิคุ้มกันชนิด Type IV (Delayed-type hypersensitivity) โดยร่างกายต้องมีการสัมผัสกับสารก่อภูมิแพ้มาก่อน จึงจะเกิดอาการแพ้เมื่อสัมผัสซ้ำ ส่วน Irritant Contact Dermatitis (ICD) นั้นไม่ได้เกิดจากภูมิคุ้มกัน แต่เป็นผลจากการสัมผัสสารระคายเคืองอย่างต่อเนื่องหรือรุนแรงจนทำลายเกราะป้องกันผิวหนัง และกระตุ้นการอักเสบในระดับผิวหนังชั้นนอก ทั้ง 5 อาการนี้ Redness, Itch, Rash, Bumps และ Swelling เป็นอาการที่สามารถพบได้ทั้งใน ACD และ ICD อย่างไรก็ตาม ในทางการแพทย์ อาการเหล่านี้ เมื่อเกิดขึ้นในบริบทของ ACD จะถือว่าเป็นการแพ้ผิวหนังอย่างชัดเจน ขณะที่ใน ICD แม้อาการภายนอกอาจคล้ายคลึงกัน ทั้งนี้ด้วยลักษณะที่สัมพันธ์กับการสัมผัสผลิตภัณฑ์เช่นกัน ICD จึงยังมีความสำคัญ ในงานวิเคราะห์และควรถูกจัดกลุ่มควบคู่เพื่อไม่ละเลยปฏิกิริยาไม่พึงประสงค์ ที่มีลักษณะใกล้เคียงการแพ้ แม้จะไม่ใช่การแพ้โดยแท้

3.1.2 การจำแนก “Hives” เป็นป้ายกำกับอาการเฉพาะ อาการ “Hives” หรือ “ลมพิษ” แม้จะมีลักษณะภายนอกคล้ายกับ “Rash” (ผื่น) แต่ในทางการแพทย์จัดเป็นกลุ่มอาการที่แตกต่างกันโดยสิ้นเชิง โดยลมพิษ จัดอยู่ในกลุ่ม Contact Urticaria ซึ่งเป็นปฏิกิริยาภูมิแพ้ชนิดที่ 1 (Type I hypersensitivity) ลักษณะเด่นคือเป็นผื่นนูนแดงที่เกิดขึ้นอย่างเฉียบพลันกลไกการเกิดลมพิษ (Hives) โดยเกิดจากการหลั่งสารฮีสตามีน(histamine) และสารสื่อกลางการอักเสบอื่น ๆ ส่งผลให้อาการมักปรากฏขึ้นอย่างรวดเร็ว ภายในไม่กี่นาทีหลังจากการสัมผัสกับสารก่อภูมิแพ้หรือสารกระตุ้นโดยตรง กลไกทางภูมิคุ้มกันนี้แตกต่างจากผื่นผิวหนังอักเสบจากการแพ้สัมผัส (Allergic Contact Dermatitis) ซึ่งเป็นปฏิกิริยาภูมิแพ้ชนิดที่ 4 (Type IV hypersensitivity) ที่ต้องอาศัยกระบวนการสร้างความไวต่อสารก่อภูมิแพ้ก่อนหน้า และ อาการจะปรากฏช้ากว่ามาก (Marwa et al., 2025) ดังนั้นการรวม “Hives” ไว้ในป้ายกำกับ (Label) เดียวกับ “Rash” อาจส่งผลให้การจำแนกอาการของโมเดลเกิดความคลาดเคลื่อน และ ไม่สามารถสะท้อนความแตกต่างของกลไกทางระบบภูมิคุ้มกันที่เกี่ยวข้องได้อย่างถูกต้องตามหลักการแพทย์ การแยก“Hives”ออกเป็นกลุ่มอาการเฉพาะจึงมีความจำเป็นเพื่อให้โมเดลมีความแม่นยำ และสอดคล้องกับองค์ความรู้ทางการแพทย์ (Vethachalam & Persaud, 2021)

3.1.3 การจำแนก “Acne” เป็นป้ายกำกับอาการเฉพาะ อาการแพ้ทางผิวหนังที่เกิดจากการสัมผัสผลิตภัณฑ์โดยตรง สามารถจำแนกได้เป็นสองกลุ่มโรคหลักในทางการแพทย์ ได้แก่ Allergic Contact Dermatitis (ACD) และ Irritant Contact Dermatitis (ICD) ล้วนมีสาเหตุหลักมาจากการตอบสนองของผิวหนัง ต่อสารสัมผัสจากภายนอก ในทางตรงกันข้าม สิว (Acne) ซึ่งทางการแพทย์จัดอยู่ในกลุ่ม Acneiform eruptions ไม่เกี่ยวข้องกับการตอบสนองทางภูมิคุ้มกันแบบแพ้สัมผัสโดยตรง หรือ การระคายเคืองจากสารภายนอกในลักษณะเดียวกับ ACD/ICD ดังนั้น การสร้างป้ายกำกับ “Acne” โดยเฉพาะจึงมีความจำเป็น เพื่อให้โมเดลสามารถจำแนกได้อย่างแม่นยำระหว่างปฏิกิริยาการแพ้หรือระคายเคืองจากสารสัมผัส กับการเกิดสิว แม้คำว่า “Breakout” หรือ “Triggered acne” จะปรากฏบ่อยครั้งในรีวิว

จากผู้บริโภค แต่ในทางการแพทย์ถือว่าสิวเป็นกลุ่มโรคผิวหนัง และ ไม่สามารถจัดอยู่ในกลุ่มเดียวกับ ACD หรือ ICD ได้ ด้วยเหตุผลทางกลไกการเกิดโรคนี้ การจำแนกสิว (Acne) ออกเป็นป้ายกำกับ (label) แยกต่างหากจึงเป็นแนวทางที่ถูกต้องและสอดคล้องกับหลักการจำแนกโรคทางผิวหนัง เพื่อให้โมเดลสามารถสะท้อนภาวะที่เกิดขึ้นจริงตามแนวทางทางการแพทย์ได้

3.2 กระบวนการวิเคราะห์คำสำคัญและบริบทเพื่อการสร้างป้ายกำกับอัตโนมัติ

เพื่อให้ระบบการสร้างป้ายกำกับอัตโนมัติ (Auto Labeling) มีความน่าเชื่อถือและ สามารถสะท้อนภาวะอาการแพ้ตามที่ปรากฏจริงในข้อความของผู้บริโภค จึงได้ดำเนินการออกแบบกระบวนการสร้างคำสำคัญ (Keywords) โดยเรียงลำดับการวิเคราะห์ เป็นขั้นตอนที่ชัดเจน เริ่มต้นจากการทำความเข้าใจบริบทของข้อความรีวิวจริงไปจนถึงการตรวจสอบคำสำคัญ (Keywords) ด้วยแหล่งข้อมูลที่น่าเชื่อถือ

3.2.1 ขั้นตอนแรกอ่านรีวิวด้วยตนเองจำนวน 300 รีวิว จากกลุ่มผลิตภัณฑ์ Non-Hypoallergenic ในช่วงปี 2018-2023 โดยคัดเลือกรีวิวที่มีลักษณะการกล่าวถึงอาการผิดปกติทางผิวหนังอย่างชัดเจน เพื่อศึกษารูปแบบภาษาที่ผู้บริโภคใช้ในการแสดงอาการแพ้ ไม่ว่าจะเป็นคำตรงตัว คำแสลง หรือวลีที่มีความหมายเฉพาะ ในบริบทของการใช้ผลิตภัณฑ์ เช่น คำว่า “Broke out”, “Turns red”, หรือ “Itchy”, “Bumps” ซึ่งเป็นภาษาธรรมชาติ ที่แตกต่างจากคำทางการแพทย์โดยสิ้นเชิง การอ่านรีวิวด้วยตนเอง ในลักษณะนี้ช่วยให้สามารถ สังเกตลักษณะเฉพาะของการใช้ภาษาได้ และ สามารถแยกแยะระหว่างคำที่แสดงอาการจริง กับคำที่อาจใช้ในเชิงเปรียบเปรยหรือไม่เกี่ยวข้องกับการแพ้ได้

3.2.2 ขั้นตอนสองหลังจาการที่ได้อ่านรีวิวด้วยตัวเอง (Manual) จะเห็นรูปแบบและคำสำคัญที่แตกต่างกัน ดังนั้น การค้นคว้าคำศัพท์ ที่เกี่ยวข้องจากแหล่งข้อมูลเป็นสิ่งสำคัญที่สามารถอ้างอิงได้ โดยได้ศึกษาจากวารสารวิชาการ งานวิจัยวิทยานิพนธ์ด้านผิวหนัง รวมถึงเว็บไซต์สุขภาพที่เชื่อถือได้ เช่น เฮลธ์ไลน์ (Healthline), เว็บเอ็มดี (WebMD), และ เมโย คลินิก (Mayo Clinic) ซึ่งอธิบายลักษณะอาการและกลไกของอาการแพ้ที่หลากหลาย เช่น ผื่น, ลมพิษ และ สิวจากเครื่องสำอาง เมื่อได้คำสำคัญจากทั้งสองแหล่ง คือ จากรีวิวผู้ใช้จริง และ งานวิจัยแหล่งข้อมูลที่สามารถอ้างอิงได้ จึงได้ดำเนินการตรวจสอบและขยายรีวิวคำเหล่านั้นเพิ่มเติม ด้วยวิธีการเชิงปริมาณ 3 วิธี ได้แก่ (1) การใช้วิธี Frequency Word ถูกนำมาใช้กับรีวิวจำนวน 910,848 รีวิว เพื่อดูว่าคำใดปรากฏบ่อยที่สุดในบริบทของการพูดถึงอาการผิดปกติทางผิวหนัง วิธีนี้ให้ข้อมูลภาพรวมที่ชัดเจนว่าสำหรับผู้บริโภคทั่วไป คำใดคือคำที่พวกเขานิยมใช้เมื่อต้องการบรรยายอาการแพ้จริง (2) การใช้วิธี TF-IDF ซึ่งถูกนำมาใช้กับรีวิวจำนวน 910,848 รีวิว เพื่อแยกคำ ที่แม้จะไม่ปรากฏบ่อย แต่มีความเฉพาะเจาะจงและให้ข้อมูลเชิงลึกในระดับรีวิวรายบุคคล วิธีนี้ช่วยให้ค้นพบคำเช่น “welts”, “flare-up” ซึ่งแม้จะไม่ใช่คำหลัก แต่มีความสัมพันธ์กับอาการแพ้ในบางบริบทที่สำคัญ (3) การใช้โมเดล FastText โดยอาศัยความสามารถในการฝังความหมายของคำและการวัดความใกล้เคียงของคำในเชิง semantic เพื่อหา“เพื่อนของคำ” เช่น itch, rash หรือ swelling และ ได้คำที่คล้ายกันในรูปแบบต่าง ๆ เช่น “itching”, “reddened”, “broke out” หรือ “swelled” คำเหล่านี้มักอยู่ในรูปแบบคำผัน คำแสลง หรือวลีที่สะท้อนการใช้จริงในภาษาธรรมชาติ

จากการวิเคราะห์ทั้งหมด พบว่าคำที่ได้จากทั้งสามวิธี มีความสอดคล้องกับคำศัพท์จากแหล่งทางการแพทย์ที่เชื่อถือได้ สะท้อนให้เห็นถึงความเชื่อมโยงระหว่างภาษาที่ผู้บริโภคใช้จริง ซึ่งสามารถนำมาใช้เป็นรากฐานในการพัฒนาระบบการติดป้ายกำกับแบบอัตโนมัติ (Auto Label) ครอบคลุม และสอดคล้องกับบริบทการใช้งานจริง รายละเอียดของคำสำคัญที่ใช้สำหรับจำแนกอาการแพ้ทั้ง 7 ป้ายกำกับ แสดงไว้ในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 คำสำคัญทั้งหมดที่ใช้ในการจำแนกอาการแพ้ทั้ง 7 ป้ายกำกับในงานวิจัย

ป้ายกำกับ (Label)	คำสำคัญ (Keyword)	แหล่งที่มา
Itch	itch	Mayo Clinic, 2024; Cleveland Clinic, 2022; Ryoo et al., 2022; Zeidler & Yosipovitch, 2018
	itching	
	itchy	
	itchiness	
	itchin	
	skin itch	
	itchy skin	
	prurigo	
	pruritic	
	pruritus	
	scratchiness	
	scratchy	

ตารางที่ 2 คำสำคัญทั้งหมดที่ใช้ในการจำแนกอาการแพ้ทั้ง 7 ป้ายกำกับในงานวิจัย (ต่อ)

ป้ายกำกับ (Label)	คำสำคัญ (Keyword)	แหล่งที่มา
Rash	rash	NHS, 2024; Health Service Executive, 2023; Gordon, 2025; Hecht, 2019
	rashy	
	rashes	
	rashi	
	heat rash	
	raised rash	
	eczema	
	exanthem	
	maculopapular	
Swelling	swelling	Galli et al., 2008; National Library of Medicine, 2024; Kahn, 2019; Kaplan, 2008
	swollen	
	Swell	
	swelled	
	ever-swelling	
	upswell	
	Bloat	
	bulging	
	Puffy	
	puffiness	
	puffed	
	angioedema	
	edema	
	edematous	
	Tumefaction	
Redness	red	Bolognia et al., 2017; Kandola, 2024; Krouse, 2025; Rajpar, 2023; Ngan, 2016; Neutrogena, 2023
	redness	
	reddening	
	reddish	
	reddens	
	turned red	
	turns red	
	bright red	
	blotchy	
	blotches	
	blotchiness	
	flushing	

ตารางที่ 2 คำสำคัญทั้งหมดที่ใช้ในการจำแนกอาการแพ้ทั้ง 7 ป้ายกำกับในงานวิจัย (ต่อ)

ป้ายกำกับ (Label)	คำสำคัญ (Keyword)	แหล่งที่มา
Redness	flushed	Bolognia et al., 2017; Kandola, 2024; Krouse, 2025; Rajpar, 2023; Ngan, 2016; Neutrogena, 2023
	tiny red	
	erythema	
	erythematous	
	erythroderma	
	irritated red	
Bump	bump	Oakley, 2015; Cherney, 2019; NHS, 2025; Wyndly Care Team, 2025
	bumps	
	bumpy	
	raised bumps	
	tiny bump	
	blisters	
	bullous	
	blistery	
	pustulosis	
Acne	acne	Zaenglein et al., 2016; Thiboutot & Gollnick, 2009; Tan & Bhate, 2015; Del Rosso, 2007; Gollnick & Zouboulis, 2014; Mitchell et al., 2022
	acneiform	
	breakout	
	break out	
	nodule	
	zit	
	pimple	
	pimples	
	whitehead	
	blackhead	
	comedone	
	comedogenic	
	papule	
	pustule	
	cystic	
	cystic acne	
	chloracne	
	triggered acne	

ตารางที่ 2 คำสำคัญทั้งหมดที่ใช้ในการจำแนกอาการแพ้ทั้ง 7 ป้ายกำกับในงานวิจัย (ต่อ)

ป้ายกำกับ (Label)	คำสำคัญ (Keyword)	แหล่งที่มา
Hive	hive	Zuberbier et al., 2022; American Academy of Dermatology Association, 2024; Fok et al., 2021
	hives	
	welts	
	weals	
	wheals	

3.3 การทำความสะอาดและแปลงข้อมูล

3.3.1 Data Profiling (การสำรวจและวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น) ดำเนินการสำรวจลักษณะของข้อมูลในเบื้องต้น ทั้งในเชิงปริมาณ เช่น จำนวนรีวิว ความยาวเฉลี่ยของข้อความ การกระจายของคำสำคัญที่เกี่ยวข้องกับอาการแพ้และในเชิงคุณภาพ เช่น การสุ่มอ่านข้อความเพื่อตรวจสอบคำไม่เหมาะสม คำสแลง หรือ ข้อความที่ไม่เกี่ยวข้อง (Lawton, 2024)

3.3.2 Data Cleaning (การทำความสะอาดข้อมูล) กระบวนการนี้มุ่งเน้นการปรับปรุงคุณภาพของข้อมูลรีวิวเพื่อลดปัญหาที่อาจส่งผลกระทบต่อความสามารถในการเรียนรู้ของโมเดล โดยมีขั้นตอนย่อยที่สำคัญ ได้แก่ (1) การจัดการข้อมูลที่ขาดหาย (Missing Data Handling) ตรวจสอบ และ จัดการกับรีวิวที่ไม่มีข้อความเนื้อหา หรือข้อความที่เป็นค่าว่าง (2) การลบข้อมูลซ้ำซ้อน (Deduplication) ดำเนินการตรวจสอบและลบรีวิวที่ปรากฏซ้ำซ้อนกัน (3) การลบสัญญาณรบกวนหรือข้อมูลที่ไม่จำเป็น (Noise Reduction) กำจัดองค์ประกอบที่ไม่ต้องการออกจากข้อความรีวิว เช่น อีโมจิ, URL, ข้อความโฆษณา หรือ ส่วนของเนื้อหาที่ไม่เกี่ยวข้องกับประสบการณ์การใช้ผลิตภัณฑ์โดยตรง (4) การทำให้ข้อความเป็นมาตรฐาน (Text Normalization) ปรับรูปแบบของข้อความให้มีความสอดคล้องกัน เช่น การแปลงข้อความทั้งหมดเป็นตัวพิมพ์เล็ก (Lowercasing) และ อาจรวมถึงการพิจารณาแก้ไขคำที่สะกดผิดอย่างชัดเจนหากสามารถทำได้ เพื่อให้โมเดลประมวลผลคำเดียวกันในรูปแบบเดียวกัน (Aliero et al., 2023) ดังแสดงภาพที่ 1 และภาพที่ 2 แสดงหลังจากที่ทำความสะอาดข้อมูล

```
!pip install pandas

import pandas as pd
import re

df = pd.read_csv("review_hypoallergenic_2018-2025.csv", encoding='latin-1')

if 'ï»¿review' in df.columns:
    df.rename(columns={'ï»¿review': 'review'}, inplace=True)

def clean_text(text):
    if pd.isnull(text):
        return ""
    text = text.lower()
    text = re.sub(r'<.*?>', '', text)
    emoji_pattern = re.compile(
        "["
        u"\U0001F600-\U0001F64F"  # emoticons
        u"\U0001F300-\U0001F5FF"  # symbols & pictographs
        u"\U0001F680-\U0001F6FF"  # transport & map symbols
        u"\U0001F1E0-\U0001F1FF"  # flags
        "]+", flags=re.UNICODE)
    text = emoji_pattern.sub(r'', text)
    text = re.sub(r'[^ก-๙a-zA-Z0-9\s]', '', text)
    text = re.sub(r'\s+', ' ', text).strip()

    return text
df['clean_review'] = df['review'].astype(str).apply(clean_text)
df[['review', 'clean_review']].to_csv("cleaned42366review.csv", index=False)
```

ภาพที่ 1 กระบวนการทำความสะอาดข้อมูลข้อความรีวิวผลิตภัณฑ์ไฮโปแอลเลอเจนิก

	year	review
2	2018	no for me i wanted to love this cream but it gave me a terrible breakout on my entire face and i notice that th
3	2018	loved the idea of the ingredients but tried this out after receiving a free sample to test with my usage of de b
4	2018	i dont ever write reviews but this cream made my face breakout so bad in a way i have never experienced im
5	2018	this product did little to nothing for me i have combination skin oily tzone dry ozone after using this product i
6	2018	i was initially so excited about this product when i received it as a sample it was extremely hydrating and kep
7	2018	this product made my skin worst i dont think the suited me very well i have a combination skin and it made m
8	2018	beautiful consistency unfortunately not meant for sensitive or acneprone skin just with two days of using this
9	2018	my skin is very smooth with the occasional pimple about once every couple months i wanted to clear up slight
10	2018	sadly this made me breakout small bumps not exactly acnelike but a definite breakoutbeautiful bottle but not
11	2018	dont purchase this sunscreen just dont used for only two days and made me breakout with little white bumps
12	2018	made me break out in both full fledged pimples as well as tiny under the skin bumps on both of my cheekbone
13	2018	i picked this cleanser because it isnt drying and gives slight exfoliation at first it worked well with my combina
14	2018	i wanted to love this product because ive heard so many good things about this brand i have oilycombo skin a
15	2018	after three weeks of using the product i developed bumps on my forehead and side of my chin they were stub
16	2018	made me breakout with tiny bumps all over really wanted to like it since i heard such good things though
17	2018	i purchased this to introduce some peptides into my morning skincare routine as my pm moisturizer has pepti

ภาพที่ 2 หลังจากที่ทำความสะอาดข้อมูล

3.3.3 Data Labeling (การติดป้ายกำกับข้อมูล) ข้อมูลรีวิวที่ผ่านการทำความสะอาด จะถูกนำมาติดป้ายกำกับอาการแพ้เพื่อใช้ในการฝึกโมเดล โดยใช้ทั้งการอ่านด้วยมือ (Manual Labeling) สำหรับ 300 รีวิวแรก และการติดฉลากแบบอัตโนมัติ (Auto Labeling) ด้วยเทคนิค SpaCy + Snorkel เพื่อจัดกลุ่มอาการแพ้ 7 ป้ายกำกับ ได้แก่ Itch, Rash, Swelling, Redness, Acne, Hives และ Bumps ซึ่งมีลักษณะเป็นการจำแนกประเภทแบบหลายป้ายกำกับ (Multi-label Classification)

year	review	acne	redness	itch	rash	bump	swelling	hive
2018	no for me i wanted to love this cream but it gav	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE
2018	loved the idea of the ingredients but tried this c	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE
2018	i dont ever write reviews but this cream made	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE
2018	this product did little to nothing for me i have c	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE
2018	i was initially so excited about this product whe	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE
2018	this product made my skin worst i dont think th	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE
2018	beautiful consistency unfortunately not meant f	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE
2018	my skin is very smooth with the occasional pim	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE
2018	sadly this made me breakout small bumps not e	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE
2018	dont purchase this sunscreen just dont used for	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE
2018	made me break out in both full fledged pimples	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE
2018	i picked this cleanser because it isnt drying and	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE
2018	i wanted to love this product because ive heard	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE
2018	after three weeks of using the product i develop	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE
2018	made me breakout with tiny bumps all over rea	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE
2018	i purchased this to introduce some peptides int	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE
2018	gave me milia tiny pimple bumps all around my	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE
2018	i was very excited about this product and since	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE
2018	so i wanted to love this i really thought it would	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE
2018	ive been using this product for about a month a	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE	FALSE

ภาพที่ 3 การติดป้ายกำกับข้อมูล

3.4 ตัวชี้วัดมาตรฐาน เพื่อสะท้อนความแม่นยำและประสิทธิภาพของโมเดลในบริบทของการจำแนกอาการแพ้จากข้อความรีวิวของผู้บริโภค โดยพิจารณาครอบคลุมในหลายมิติ ดังนี้

3.4.1 Accuracy เป็นตัวชี้วัดที่ใช้ประเมินความถูกต้องโดยรวมของโมเดล โดยพิจารณาจำนวนข้อความทั้งหมดที่โมเดลสามารถจำแนกได้ถูกต้องเทียบกับจำนวนข้อความทั้งหมดในชุดข้อมูล กล่าวคือ ความสามารถของโมเดลในการจำแนกข้อความทั้งที่แสดงอาการแพ้และไม่แสดงอาการแพ้ได้อย่างแม่นยำ (Sokolova & Lapalme, 2009)

3.4.2 Precision ตัวชี้วัดที่เน้นความแม่นยำในกรณีที่โมเดลระบุข้อความรีวิวว่า แสดงอาการแพ้ กล่าวคือในข้อความที่โมเดลทำนายว่ามีอาการแพ้ มีจำนวนเท่าใดที่เป็นข้อความที่มีอาการแพ้จริง ๆ ค่าความแม่นยำที่สูงแสดงถึงความสามารถของโมเดลในการลดข้อผิดพลาดในการจำแนกข้อความปกติให้กลายเป็นข้อความแสดงอาการแพ้ ซึ่งเป็นสิ่งสำคัญในบริบทของงานวิจัยนี้ที่เน้นความถูกต้องของการตรวจจับอาการแพ้โดยเฉพาะ (Sokolova & Lapalme, 2009)

3.4.3 Recall ตัวชี้วัดที่เน้นวัดความสามารถของโมเดลในการค้นหาข้อความที่แสดงอาการแพ้ทั้งหมดในชุดข้อมูล กล่าวคือ โมเดลสามารถตรวจจับข้อความรีวิวที่มีอาการแพ้ได้ครบถ้วนมากน้อยเพียงใด ตัวชี้วัดนี้มีความสำคัญในบริบทของงานวิจัย เนื่องจากต้องการให้โมเดลสามารถระบุข้อความที่สะท้อนอาการแพ้ได้อย่างครอบคลุม และไม่พลาดข้อความสำคัญที่เกี่ยวข้องกับปัญหาอาการแพ้จากผลิตภัณฑ์ (Sokolova & Lapalme, 2009)

3.4.4 F1-Score ตัวชี้วัดที่สรุปความสามารถของโมเดลในแง่ของทั้งความแม่นยำ (Precision) และความครอบคลุม (Recall) ให้อยู่ในค่ากลางเดียว ซึ่งเหมาะสมสำหรับปัญหาการจำแนกที่มีข้อมูลหลายป้ายกำกับและมีสัดส่วนของกลุ่มข้อมูลที่ไม่สมดุล เช่น ในกรณีของงานวิจัยนี้ การใช้ F1-Score ช่วยสะท้อนภาพรวมของโมเดลว่ามีความสมดุลทั้งในการจำแนกข้อความได้ถูกต้องและครอบคลุมข้อความที่เกี่ยวข้องกับอาการแพ้ทั้งหมดได้ดีเพียงใด (Sokolova & Lapalme, 2009)

4. ผลการวิจัย และอภิปรายผล

4.1 การประเมินผลโมเดล

ในการวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลเบิร์ต ที่ได้รับการปรับแต่ง (Fine-tuned) สำหรับงานจำแนกอาการแพ้จากข้อความรีวิวผู้บริโภค ผ่านตัวชี้วัดประสิทธิภาพทั้งหมด 7 ประเภท ซึ่งครอบคลุมทั้งความสามารถในการเรียนรู้ของโมเดลและความแม่นยำในการจำแนกอาการได้อย่างถูกต้อง ได้แก่

4.1.1 ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลเบิร์ต แสดงตารางที่ 3 แสดงผลการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลเบิร์ตที่ถูกปรับแต่ง (Fine-tuned) สำหรับงานจำแนกอาการแพ้จากข้อความรีวิว โดยพิจารณาจากค่าชี้วัดหลัก 5 ประเภท ได้แก่ Training Loss, Validation Loss, F1-score, ROC AUC, และ Accuracy ในแต่ละรอบการฝึก (Epoch) รวมทั้งสิ้น 5 รอบ ซึ่งเป็นค่าที่นิยมใช้ในการวิเคราะห์พฤติกรรมของโมเดลเรียนรู้เชิงลึกผลการฝึกแสดงให้เห็นถึงพัฒนาการของโมเดลที่มีความชัดเจน โดยค่า Training Loss ลดลงอย่างต่อเนื่องในทุก Epoch จากค่าเริ่มต้น 0.057200 ใน Epoch ที่ 1 เหลือเพียง 0.0076 ใน Epoch ที่ 5 ซึ่งสะท้อนว่าโมเดลสามารถเรียนรู้จากข้อมูลชุดฝึกได้อย่างมีประสิทธิภาพ และ ลดข้อผิดพลาดภายในชุดฝึกลงได้อย่างต่อเนื่อง อีกทั้งยังแสดงให้เห็นถึงความสามารถของโมเดลในการจับรูปแบบของภาษาที่เกี่ยวข้องกับอาการแพ้จากบริบทของข้อความได้ดีขึ้น เมื่อจำนวนรอบการฝึกเพิ่มมากขึ้น สำหรับ Validation Loss ซึ่งเป็นตัวชี้วัดความสามารถของโมเดลในการประเมินข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยเห็นมาก่อน พบว่ามีค่าอยู่ในระดับต่ำตั้งแต่ช่วงแรกของการฝึกโดยลดลงจาก 0.038464 ใน Epoch ที่ 1 มาอยู่ที่ 0.023343 ใน Epoch ที่ 3 และ คงที่ใน Epoch ที่ 4–5 ที่ประมาณ 0.0263–0.0265 ซึ่งบ่งชี้ว่าโมเดลน่าจะเข้าสู่ภาวะช่วงที่การเรียนรู้เพิ่มเติมไม่ก่อให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของผลลัพธ์ (Learning saturation)ทั้งยังไม่มีสัญญาณของโอเวอฟิตติ้ง(overfitting) ซึ่งสะท้อนถึงความเสถียรของกระบวนการเรียนรู้ในด้าน F1-score ซึ่งสะท้อนถึงความสามารถของโมเดลในการจำแนกอาการแพ้ได้อย่างแม่นยำและสมดุลระหว่าง Precision กับ Recall พบว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง โดยเริ่มต้นที่ 0.978870 ใน Epoch ที่ 1 และสูงสุดที่ 0.986516 ใน Epoch ที่ 5 แสดงให้เห็นว่าโมเดลสามารถเรียนรู้รูปแบบของคำและบริบทในข้อความที่สะท้อนอาการแพ้ได้ดี แม้จะมีความคลุมเครือหรือการใช้ภาษาที่หลากหลายจากผู้บริโภคในด้าน ROC AUC ซึ่งวัดความสามารถของโมเดลในการแยกแยะระหว่างข้อความที่มีอาการแพ้กับข้อความทั่วไป พบว่าค่าดังกล่าวเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องเช่นกัน โดยเริ่มจาก 0.982496 ใน Epoch ที่ 1 ไปถึง 0.990086 ใน Epoch ที่ 5 แสดงให้เห็นว่า โมเดลมีความสามารถในการจำแนกกลุ่มข้อมูลได้อย่างแม่นยำแม้ในสภาพแวดล้อมที่ไม่แน่นอนทางภาษาธรรมชาติ สำหรับค่า Accuracy ซึ่งแสดงถึงความแม่นยำโดยรวมของโมเดล พบว่าเพิ่มขึ้นจากร้อยละ 95.75 ใน Epoch ที่ 1 ไปถึงร้อยละ 97.39 ใน Epoch ที่ 5 สะท้อนถึงความสามารถของโมเดลในการทำนายผลได้อย่างถูกต้องมากขึ้นตามจำนวนรอบการฝึก และ สามารถเข้าใจโครงสร้างภาษาที่เกี่ยวข้องกับอาการแพ้ได้ดี

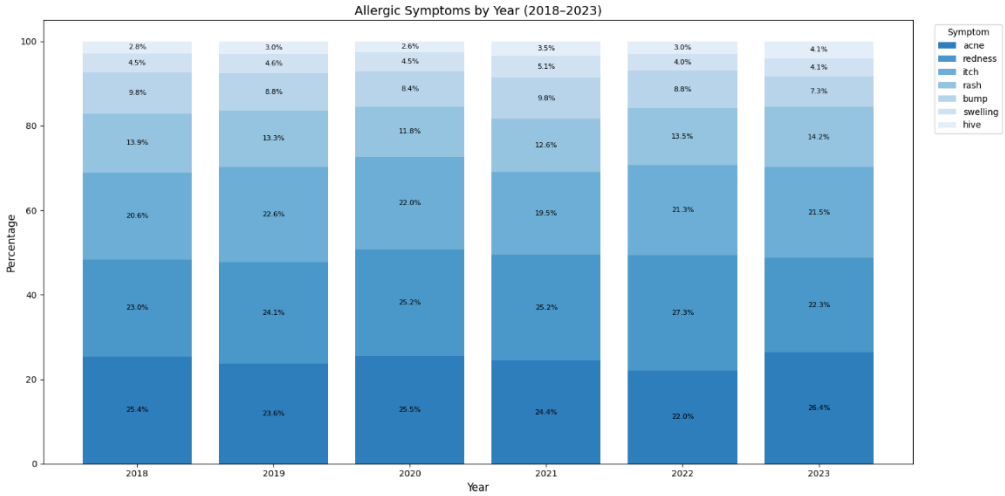
โดยสรุปแล้ว ผลลัพธ์จากกระบวนการฝึกโมเดลในช่วง 5 Epoch แสดงให้เห็นว่าโมเดลเบิร์ต ที่ผ่านการปรับแต่งสามารถเรียนรู้และจำแนกอาการแพ้จากข้อความรีวิวของผู้บริโภคได้อย่างมีประสิทธิภาพ ทั้งในด้านความแม่นยำ ความสามารถในการแยกแยะ และความเสถียรของการเรียนรู้ในบริบทของภาษาที่หลากหลาย

ตารางที่ 3 ผลการประเมินโมเดล

Epoch	Training Loss	Validation Loss	F1	ROC AUC	Accuracy
1	0.057200	0.038464	0.978870	0.982496	0.957452
2	0.037600	0.026156	0.983974	0.987392	0.967536
3	0.019400	0.023343	0.985323	0.989523	0.971471
4	0.008200	0.026333	0.986230	0.989669	0.972946
5	0.007600	0.026509	0.986516	0.990086	0.973930

4.2 การประยุกต์ใช้โมเดลกับข้อมูลรีวิวไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic)

4.2.1 ผลการจำแนกข้อมูลปี 2018–2023 ผู้วิจัยได้นำโมเดลทำนายการแพ้ไปประยุกต์ใช้กับ รีวิวของผู้บริโภคจากเว็บไซต์เซโฟร่า (Sephora) สำหรับผลิตภัณฑ์ที่ระบุว่าเป็น “Hypoallergenic” ซึ่งครอบคลุมรีวิวในช่วงปี 2018–2023 ทั้งหมด 14,104 รีวิว จากการประมวลผลพบว่ามีรีวิวจำนวน 2,780 รีวิวที่มีข้อความบ่งชี้ถึงอาการแพ้ คิดเป็นร้อยละ 19.71 ของรีวิวทั้งหมด ส่วนรีวิวอีก 11,324 รีวิวไม่ปรากฏลักษณะข้อความที่สื่อถึงอาการแพ้ จากภาพที่ 4 แสดงสัดส่วนของอาการแพ้ในแต่ละปีจะเห็นได้ว่า อาการแพ้ ที่ถูกกล่าวถึงมีความหลากหลาย โดยมีการเปลี่ยนแปลงในระดับความถี่ของแต่ละอาการไปตามปีที่ศึกษา ในปี 2018 อาการที่พบบ่อยที่สุดคือ Acne โดยมีสัดส่วนร้อยละ 25.4 ตามมาด้วย redness ที่ร้อยละ 23.0 และ itch ที่ร้อยละ 20.6 ขณะที่อาการ rash, bump, swelling และ hive ปรากฏในระดับที่ต่ำกว่า โดยเฉพาะ hive ที่พบเพียงร้อยละ 2.8 เท่านั้น ในปี 2019 แม้ acne จะยังคงเป็นอาการหลักที่พบมากที่สุดที่ร้อยละ 23.6 แต่ redness และ itch เพิ่มขึ้นเป็นร้อยละ 24.1 และร้อยละ 22.6 ตามลำดับ โดยรวมสะท้อนให้เห็นถึงแนวโน้มความถี่ที่ใกล้เคียงกันของสามอาการหลัก

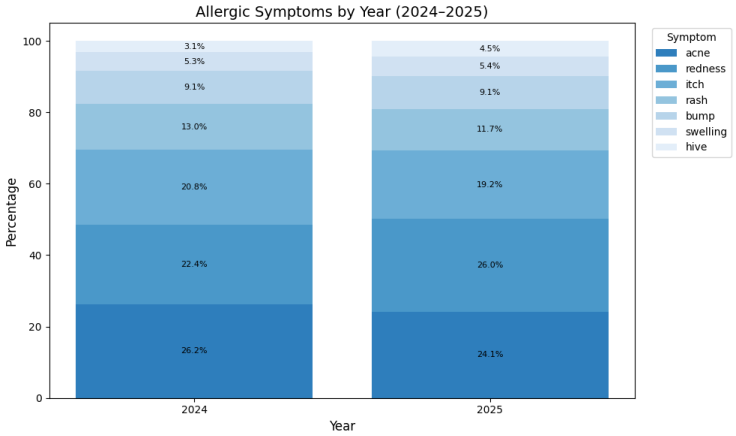


ภาพที่ 4 แสดงสัดส่วนของอาการแพ้ ปี 2018-2023

ในภาพรวมตลอดช่วงปี 2018–2023 อาการ Acne เป็นอาการที่พบบ่อยที่สุด รองลงมาคือ Redness และ Itch โดยทั้งสามกลุ่มนี้ครองสัดส่วนรวมกันกว่าร้อยละ 60 ของอาการแพ้ทั้งหมดที่ตรวจพบจากรีวิว ผลลัพธ์นี้แสดงให้เห็นว่าผลิตภัณฑ์ที่เป็น Hypoallergenic แม้จะผ่านการออกแบบมาเพื่อผิวแพ้ง่าย แต่ยังมีผู้ใช้งานจำนวนหนึ่งที่ประสบอาการ

ผิดปกติหลังการใช้ผลิตภัณฑ์พบว่าร้อยละ 76.25 ของรีวิวที่ตรวจพบอาการแพ้กล่าวถึงเพียงหนึ่งอาการ ขณะที่ร้อยละ 17.7 ระบุสองอาการ และมีเพียงร้อยละ 6.05 เท่านั้นที่กล่าวถึงอาการมากกว่าสองอาการ สัดส่วนดังกล่าวชี้ให้เห็นถึงลักษณะการรับรู้และรายงานอาการของผู้บริโภคที่มักจะสื่อสารผ่านรีวิวในลักษณะจำเพาะเจาะจงและไม่ซับซ้อน

4.2.2 ผลการจำแนกข้อมูลปี 2024-2025 จากการประมวลผลข้อมูลทั้งหมด 3,532 รีวิว พบว่าในจำนวนนี้มี 612 ภาพรวมของอาการที่ตรวจพบในช่วงปี 2024–2025 พบว่า “Acne” เป็นอาการที่เกิดขึ้นมากที่สุดในทั้งสองปี รองลงมาคือ “Redness” และ “Itch” ซึ่งอาการทั้งสามนี้ล้วนสะท้อนถึงกลไกการตอบสนองของผิวหนังที่เกี่ยวข้องกับการอุดตันของรูขุมขน การอักเสบ หรือปฏิกิริยาต่อสารเคมีบางชนิด แม้จะเป็นผลิตภัณฑ์ที่ผ่านการระบุว่าเหมาะสำหรับผิวแพ้ง่ายก็ตาม นอกจากนี้ ยังได้วิเคราะห์ลักษณะของการแสดงออกของอาการแพ้ในเชิงปริมาณ พบว่ารีวิวจำนวน 583 รีวิว หรือคิดเป็นประมาณร้อยละ 95.25 ของรีวิวที่ตรวจพบอาการแพ้ทั้งหมด กล่าวถึงเพียงหนึ่งอาการแพ้เท่านั้น ขณะที่รีวิวจำนวน 28 รีวิว คิดเป็นประมาณร้อยละ 4.58 กล่าวถึงอาการแพ้สองประเภทพร้อมกัน และมีเพียง 1 รีวิว หรือประมาณร้อยละ 0.16 เท่านั้นที่กล่าวถึงอาการแพ้ตั้งแต่สามประเภทขึ้นไป ผลลัพธ์นี้สอดคล้องกับแนวโน้มที่เคยพบมาก่อนหน้านี้ โดยชี้ให้เห็นว่า การตอบสนองของผิวหนังต่อผลิตภัณฑ์ไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) มักปรากฏในลักษณะจำเพาะเจาะจงแบบอาการเดียว มากกว่าการเกิดอาการหลากหลายพร้อมกัน ดังภาพที่ 5



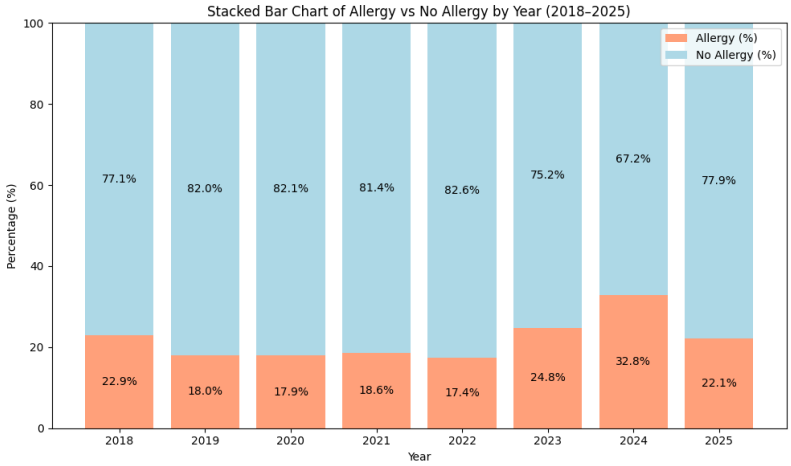
ภาพที่ 5 ผลการจำแนกข้อมูลอาการแพ้ปี 2024-2025

4.3 การวิเคราะห์แนวโน้มและรูปแบบการเกิดอาการแพ้จากรีวิวผลิตภัณฑ์ไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) 2018-2025

การวิเคราะห์ในส่วนนี้มุ่งเน้นไปที่แนวโน้มและรูปแบบการเกิดอาการแพ้จากรีวิวผลิตภัณฑ์ไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) ระหว่างปี 2018-2025 โดยอิงผลการจำแนกจากโมเดลทำนายการแพ้ซึ่งครอบคลุมถึงความสัมพันธ์ระหว่างอาการ, การเปลี่ยนแปลงตามช่วงเวลา, ความถี่สะสม และ อัตราการเกิดอาการแพ้รายปี เพื่อให้เข้าใจภาพรวมของอาการที่บริโภคได้รับสิ่งสำคัญที่ต้องพิจารณาในการตีความผลการวิเคราะห์แนวโน้มในส่วนนี้ คือ ข้อจำกัดด้านความต่อเนื่องของชุดข้อมูลผลิตภัณฑ์ โดยข้อมูลรีวิวที่ใช้ในการวิเคราะห์ระหว่างปี 2018–2023 และปี 2024–2025 อยู่ภายใต้กลุ่มผลิตภัณฑ์ “Hypoallergenic” แต่มีผลิตภัณฑ์ที่แตกต่างกัน เนื่องจากการเก็บข้อมูลในช่วงเวลาที่ต่างกันอาจครอบคลุมผลิตภัณฑ์คนละชุดหรือแบรนด์ที่แตกต่างกัน ซึ่งหมายความว่าแนวโน้มที่ปรากฏอาจสะท้อนถึงภาพรวมของหมวดหมู่ผลิตภัณฑ์ไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) ในตลาด ณ ช่วงเวลานั้น ๆ มากกว่าที่จะเป็นการเปรียบเทียบประสิทธิภาพหรือผลกระทบของผลิตภัณฑ์ชุดเดิมโดยตรง ดังนั้น ผู้อ่านควรคำนึงถึงข้อจำกัดนี้ ตลอดการพิจารณาผลการวิเคราะห์ เพื่อให้เกิดความเข้าใจที่แม่นยำและครอบคลุม

4.3.1 การเปรียบเทียบสัดส่วนรีวิวที่มีและไม่มีอาการแพ้ ในช่วง 2018–2025 มีรีวิวที่แสดงอาการแพ้คิดเป็นประมาณร้อยละ 21.02 ของรีวิวทั้งหมด ขณะที่รีวิวที่ไม่มีอาการแพ้มีสัดส่วนร้อยละ 78.97 ซึ่งแสดงให้เห็นว่า

ผลิตภัณฑ์ที่ติดป้ายไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) ส่วนใหญ่ยังคงให้ผลลัพธ์ที่ไม่ก่อให้เกิดอาการแพ้ในผู้ใช้ส่วนมาก แต่ยังคงมีสัดส่วนผู้ใช้บางกลุ่มที่แสดงอาการแพ้ชัดเจน ดังภาพที่ 6 สัดส่วนรีวิวที่แสดงอาการแพ้และไม่แสดงอาการแพ้ต่อผลิตภัณฑ์ Hypoallergenic รายปี (2018-2025)



ภาพที่ 6 สัดส่วนรีวิวที่แสดงอาการแพ้และไม่แสดงอาการแพ้ต่อผลิตภัณฑ์ Hypoallergenic รายปี (2018-2025)

4.3.2 สัดส่วนสะสมของอาการแพ้แต่ละประเภท (2018-2025) ผลการวิเคราะห์ในช่วงปี 2018–2025 พบว่าอาการ “Acne” (สิว) ยังคงเป็นอาการแพ้ที่ปรากฏบ่อยที่สุด คิดเป็นสัดส่วนประมาณร้อยละ 24.7 ของอาการแพ้ทั้งหมดที่ตรวจพบ แม้ว่าผลิตภัณฑ์จะถูกออกแบบให้เหมาะสำหรับผิวแพ้ง่าย แต่ความชุกของอาการสิวสะท้อนให้เห็นว่าบางส่วนผสมอาจยังคงมีคุณสมบัติที่ก่อให้เกิดการอุดตันรูขุมขน หรือ ไม่เหมาะสมกับผิวที่มีแนวโน้มเป็นสิวในผู้ใช้บางราย อีกทั้งลักษณะเนื้อผลิตภัณฑ์ เช่น ความมันหรือความหนักของสูตร อาจส่งผลให้เกิดสิวโดยเฉพาะในกลุ่มผู้ใช้ที่มีผิวมันหรือผิวอักเสบง่าย นอกจากนี้ ผู้บริโภคอาจมีความคาดหวังว่าสินค้าที่ระบุว่าเป็นไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) จะไม่ก่อให้เกิดสิวเลย เมื่อเกิดอาการดังกล่าวจึงมักได้รับการรายงานอย่างชัดเจน อาการที่พบในลำดับถัดมาคือ “Redness” (รอยแดง) คิดเป็นร้อยละ 24.4 ของอาการแพ้ทั้งหมด และ “Itch” (อาการคัน) ที่ร้อยละ 20.9 ทั้งสองอาการนี้เป็นลักษณะทั่วไปของผิวที่เกิดการระคายเคือง และมักเกี่ยวข้องกับปฏิกิริยาของผิวต่อสารบางชนิด เช่น น้ำหอม สารกันเสีย หรือกรดอ่อนบางประเภท ซึ่งแม้จะมีปริมาณต่ำในสูตร แต่ก็ยังสามารถกระตุ้นให้เกิดอาการไม่พึงประสงค์ในผู้ที่มีผิวบอบบางเป็นพิเศษได้ อาการ “Rash” (ผื่น) ปรากฏในสัดส่วนร้อยละ 13.0 ซึ่งแม้จะพบในระดับรองลงมา แต่ก็สะท้อนถึงอาการแพ้ในเชิงระบบที่ชัดเจนยิ่งขึ้น โดยมักมีลักษณะผิวแดง กระจายเป็นปื้น หรือมีอาการร่วมอื่น ๆ ส่วนอาการ “Bump” (ตุ่มนูน) พบในสัดส่วนร้อยละ 8.9 และ “Swelling” (อาการบวม) ร้อยละ 4.7 ซึ่งเป็นปฏิกิริยาตอบสนองที่อาจเกิดจากการอุดตัน การอักเสบ หรือการกระตุ้นภูมิคุ้มกันของร่างกายในระดับเฉพาะจุด สำหรับ “Hives” (ลมพิษ) พบในสัดส่วนน้อยที่สุดที่ร้อยละ 3.4 ซึ่งถือเป็นอาการเฉียบพลันที่เกี่ยวข้องกับระบบภูมิแพ้โดยตรง ความชุกที่ต่ำของอาการนี้ อาจเป็นผลจากประสิทธิภาพของสูตร Hypoallergenic ในการลดสารกระตุ้นอาจเกิดจาก ลักษณะของผู้ใช้ที่เมื่อพบลมพิษจากผลิตภัณฑ์จะหยุดใช้ทันทีโดยไม่ทิ้งรีวิวไว้ในระบบ โดยสรุป ข้อมูลทั้งหมดชี้ให้เห็นว่า แม้จะเป็นผลิตภัณฑ์ที่ออกแบบเพื่อลดการแพ้ แต่ผู้บริโภคยังคงพบปัญหาเกี่ยวกับสิวและการระคายเคืองผิวในระดับที่สำคัญ ข้อมูลนี้จึงมีความหมายทั้งต่อผู้บริโภคในการตัดสินใจเลือกผลิตภัณฑ์ให้เหมาะกับสภาพผิวของตน และ ต่อผู้ผลิตในการพัฒนาสูตรที่ตอบสนองต่อความไวของผิวแต่ละประเภทได้อย่างรอบด้านมากยิ่งขึ้น

4.3.3 แนวโน้มการเกิดอาการแพ้รายปี จำแนกตามประเภทอาการ เมื่อพิจารณาภาพรวมของอาการแพ้ในช่วงปี 2018–2025 โดยจำแนกตามประเภทอาการ พบว่าอาการ “Acne” (สิว) เป็นอาการที่มีแนวโน้มเกิดขึ้นบ่อยที่สุดในทุกปี โดยมีสัดส่วนเฉลี่ยอยู่ในระดับสูงอย่างสม่ำเสมอ แม้จะมีการผันผวนขึ้นลงเล็กน้อย แต่ยังคงเป็นกลุ่ม

อาการที่ครองอันดับสูงสุดตลอดช่วงเวลา ตัวอย่างเช่น ในปี 2018 2020 และ 2025 มีสัดส่วนที่สูงถึงร้อยละ 25.4, ร้อยละ 25.5 และร้อยละ 24.1 ตามลำดับ ซึ่งบ่งชี้ว่าสิวเป็นหนึ่งในอาการหลักที่ผู้บริโภคเชื่อมโยงกับการใช้ผลิตภัณฑ์ Hypoallergenic และมีแนวโน้มถูกรายงานบ่อยครั้ง ไม่ว่าผลิตภัณฑ์จะเป็นสูตรใหม่หรือวางจำหน่ายมานานแล้วก็ตาม อาการ Redness" (รอยแดง) มีแนวโน้มแสดงออกในระดับสูงเช่นกันโดยเฉพาะในช่วงปีหลัง ๆ อย่างปี 2022–2025 ซึ่งมีสัดส่วนเฉลี่ยมากกว่าร้อยละ 22 โดยในปี 2025 สัดส่วนพุ่งสูงถึงร้อยละ 26.0 ซึ่งอาจสะท้อนการตอบสนองต่อสูตรผลิตภัณฑ์ใหม่หรือความไวของผู้บริโภคต่อสารบางชนิดที่อยู่ในผลิตภัณฑ์รุ่นล่าสุด ในขณะที่อาการ "Itch" (อาการคัน) มีสัดส่วนที่ค่อนข้างเสถียร ในระดับปานกลาง โดยเฉพาะในปี 2020–2023 ที่อยู่ราวร้อยละ 21–22 กลุ่มอาการ "Rash" (ผื่น) พบในสัดส่วนที่ลดหลั่นลงมา แต่อยู่ในระดับที่ไม่ควรมองข้าม โดยมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเล็กน้อยในปี 2023 และ 2024 ซึ่งอาจเชื่อมโยงกับการเปลี่ยนแปลงในสูตรผลิตภัณฑ์หรือการตอบสนองของผิวต่อกลุ่มสารกันเสีย หรือ สารกระตุ้น สำหรับ "Bump" (ตุ่มนูน) และ "Swelling" (อาการบวม) พบในสัดส่วนใกล้เคียงกันตลอดช่วงเวลา โดยอยู่ในช่วงประมาณร้อยละ 7–10 แม้จะไม่ใช่อาการหลักแต่ก็สะท้อนถึงการเกิดปฏิกิริยาทางผิวหนังที่ซับซ้อนและเฉพาะบุคคลมากขึ้นส่วนอาการ "Hives" (ลมพิษ) ยังคงเป็นกลุ่มอาการที่พบได้น้อยที่สุดอย่างต่อเนื่อง โดยในแต่ละปีมักมีสัดส่วนน้อยกว่าร้อยละ 5 ซึ่งสอดคล้องกับลักษณะของลมพิษที่มักเป็นปฏิกิริยาแบบเฉียบพลันและรุนแรง ส่งผลให้ผู้บริโภคอาจหยุดใช้ผลิตภัณฑ์ทันที โดยไม่รอให้เกิดอาการเรื้อรังหรือไม่ทิ้งรีวิวไว้ในระบบมากเท่ากับอาการอื่น ภาพรวมของแนวโน้มนี้ชี้ให้เห็นว่า แม้จะเป็นผลิตภัณฑ์ที่อยู่ในกลุ่ม ไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) ซึ่งโดยนิยามควรช่วยลดโอกาสเกิดอาการแพ้ แต่ผลลัพธ์จากผู้ใช้งานจริงยังคงสะท้อนถึงการปรากฏของอาการแพ้ในหลายรูปแบบ และในสัดส่วนที่ไม่สามารถละเลยได้ ความเปลี่ยนแปลงของแนวโน้มในแต่ละปีจึงอาจเป็นผลมาจากปัจจัยเชิงโครงสร้างของตลาดในขณะนั้น เช่น สูตรผลิตภัณฑ์ที่มีการปรับใหม่ ความนิยมของสารประกอบบางชนิดที่ใช้แพร่หลายในช่วงเวลานั้น หรือแม้แต่ความตระหนักรู้และพฤติกรรมของผู้บริโภคที่เปลี่ยนแปลงไป การทำความเข้าใจแนวโน้ม แบบปีต่อปีจึงเป็นประโยชน์ทั้งในแง่ของการออกแบบผลิตภัณฑ์ที่ตอบสนองต่อผู้ใช้ และการพัฒนาระบบติดตามผลตอบรับเชิงลึกในอนาคต

5. สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์หลักเพื่อพัฒนาและประเมินประสิทธิภาพของโมเดลการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning Model) สำหรับการวิเคราะห์และจำแนกอาการแพ้จากข้อความรีวิวของผู้บริโภคต่อผลิตภัณฑ์ดูแลผิวที่ระบุว่าเป็น "Hypoallergenic" โดยอาศัยเทคนิค การประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing) ร่วมกับโมเดลเบิร์ต ในรูปแบบของการจำแนกข้อความแบบหลายป้ายกำกับ (Multi-label Classification) เพื่อให้สามารถระบุอาการแพ้ได้หลายประเภทภายในรีวิวเดียว ซึ่งสะท้อนถึงความซับซ้อนของปฏิกิริยาทางผิวหนังที่ผู้ใช้จริงประสบได้อย่างแม่นยำและสอดคล้องกับบริบทของภาษาที่ไม่เป็นทางการกระบวนการวิจัยเริ่มต้นด้วยการเตรียมข้อมูลรีวิวจากผลิตภัณฑ์ Non-Hypoallergenic จำนวน 20,326 รีวิว ซึ่งถือเป็นข้อมูลทุติยภูมิที่รวบรวมจากแหล่งข้อมูลเซโฟร่า (Sephora) โดยเน้นรีวิวที่มีการระบุอาการแพ้อย่างชัดเจน เพื่อใช้เป็นชุดฝึกและทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลเบิร์ตที่ถูกปรับแต่ง (Fine-tuned) โดยแบ่งข้อมูลออกเป็นข้อมูลฝึก (Training set) จำนวน 16,260 รีวิว และ ข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) จำนวน 4,066 รีวิว สำหรับการติดป้ายกำกับ (Labeling) ให้กับรีวิวในชุดข้อมูลนี้ ผู้วิจัยได้พัฒนาแนวทางกึ่งอัตโนมัติ โดยเริ่มจากการรวบรวมคำสำคัญ (Keyword) จากหลายแหล่ง ได้แก่ การวิเคราะห์เชิงสถิติ (TF, TF-IDF), การฝังเวกเตอร์คำ (FastText), และ การอ้างอิงข้อมูลจากเว็บไซต์ทางการแพทย์รวมถึงวารสารวิชาการทางผิวหนัง คำเหล่านี้ถูกรวบรวมเป็นชุดสำหรับแต่ละอาการ ได้แก่ redness, rash, swelling, itch, acne, hive และ bump และนำไปใช้ในกระบวนการทำป้ายกำกับอัตโนมัติ (Auto Labeling) ผ่านเครื่องมือ SpaCy โดยใช้ PhraseMatcher และ EntityRuler และ Snorkel ผ่าน Labeling Functions เชิงตรรกะและการจัดการบริบทซึ่งสามารถระบุอาการที่ปรากฏในแต่ละข้อความ ได้อย่างแม่นยำ แม้ในกรณีที่อาการปรากฏร่วมกันหลายอาการผลการประเมิน

โมเดลจากข้อมูลชุดนี้แสดงให้เห็นว่า โมเดลเบิร์ตที่ได้รับการฝึกมีประสิทธิภาพสูง โดยสามารถจำแนกข้อความที่ซับซ้อนได้อย่างแม่นยำ โดยให้ค่า F1-score เท่ากับ 0.986516 และ Accuracy เท่ากับ 0.973930 ซึ่งเป็นตัวชี้วัดว่าโมเดลสามารถเรียนรู้บริบทของภาษาที่เกี่ยวข้องกับอาการแพ้ได้อย่างดี เมื่อโมเดลที่ผ่านการฝึกฝนถูกนำไปประยุกต์ใช้กับข้อมูลรีวิวจากผลิตภัณฑ์ที่ระบุว่าเป็นไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) ซึ่งถือเป็นข้อมูลปฐมภูมิที่ผู้วิจัยเก็บรวบรวมเองจากเว็บไซต์เซโฟร่า(Sephora) ครอบคลุมช่วงปี 2024–2025 จำนวน 3,532 รีวิว และเปรียบเทียบร่วมกับข้อมูลทุติยภูมิ กลุ่มไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) ช่วงปี 2018–2023 ที่ได้จากการสุ่ม(Sampling) และคัดกรองแล้วจำนวน 14,104 รีวิว รวมทั้งสิ้น 17,636 รีวิว ผลการวิเคราะห์พบว่ามีรีวิวที่กล่าวถึงอาการแพ้โดยเฉลี่ยร้อยละ 17.4 ของรีวิวทั้งหมดในกลุ่มไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) โดยแนวโน้มของการแพ้มีความผันผวนในแต่ละปี และอาจได้รับอิทธิพลจากปัจจัยภายนอก เช่น การเปิดตัวผลิตภัณฑ์ใหม่, การเปลี่ยนสูตรของแบรนด์

อาการแพ้ที่พบบ่อยที่สุดในกลุ่มไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) ได้แก่ สิว (Acne), แดง (Redness) และอาการคัน (Itch) โดยพบได้ทั้งแบบรายอาการเดี่ยวและแบบเกิดร่วมกัน ตัวอย่างเช่น “My skin turned red and itchy” หรือ “Broke me out with acne and hives” ซึ่งสะท้อนให้เห็นว่าโมเดลสามารถประมวลผลและเข้าใจบริบทของข้อความที่มีความซับซ้อน ทั้งในเชิงลักษณะภาษาและเนื้อหาเชิงสุขภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพสิ่งสำคัญที่ต้องพิจารณาในการตีความแนวโน้มนี้คือ ข้อมูลรีวิวที่ใช้ในการวิเคราะห์ระหว่างปี 2018–2023 และปี 2024–2025 มาจากกลุ่มผลิตภัณฑ์ไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) ที่แตกต่างกัน เนื่องจากการเก็บข้อมูลในช่วงเวลาที่ต่างกันอาจครอบคลุมผลิตภัณฑ์คนละชุด ซึ่งหมายความว่าแนวโน้มที่ปรากฏอาจสะท้อนถึงภาพรวมของหมวดหมู่ผลิตภัณฑ์ไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) ในตลาดในช่วงเวลานั้น ๆ มากกว่าที่จะเป็นการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลิตภัณฑ์เดิมโดยตรง ดังนั้น การตีความผลการวิเคราะห์จึงควรคำนึงถึงข้อจำกัดนี้ โดยสรุป ผลการวิจัยนี้แสดงให้เห็นถึงศักยภาพของเทคโนโลยีการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (NLP) และโมเดลเบิร์ต ในการทำความเข้าใจและสกัดข้อมูลเชิงลึกด้านอาการแพ้จากความคิดเห็นของผู้บริโภคได้อย่างแม่นยำและมีประสิทธิภาพ พร้อมทั้งแสดงให้เห็นถึง ความจำเป็นในการมีระบบติดตามและวิเคราะห์ข้อมูลจากผู้ใช้จริง เพื่อเสริมการประเมินความปลอดภัยของผลิตภัณฑ์ในตลาด โมเดลทำนายการแพ้ที่พัฒนาขึ้นนี้ ไม่ได้เป็นเพียงผลงานวิจัยเชิงวิชาการ แต่ถูกออกแบบให้มีศักยภาพในการต่อยอดสู่การใช้งานจริงและสร้างมูลค่าในหลากหลายด้าน เช่น สำหรับภาคธุรกิจและแบรนด์ผลิตภัณฑ์ดูแลผิว โมเดลนี้สามารถนำไปพัฒนาเป็น “ระบบเฝ้าระวังและแจ้งเตือนอาการไม่พึงประสงค์อัจฉริยะ” ช่วยให้แบรนด์ติดตามความคิดเห็นของลูกค้าเกี่ยวกับผลิตภัณฑ์ของตนและคู่แข่งได้แบบเรียลไทม์ ตรวจจับสัญญาณเริ่มต้นของปัญหาอาการแพ้ที่อาจเกิดขึ้นกับผลิตภัณฑ์ล็อตใหม่หรือสูตรปรับปรุงได้อย่างรวดเร็ว สำหรับแพลตฟอร์มอีคอมเมิร์ซ (E-commerce) สามารถนำโมเดลนี้ไปใช้เป็น “ฟีเจอร์วิเคราะห์ความเสี่ยงอาการแพ้จากรีวิว” และสำหรับผู้บริโภคสามารถเป็นพื้นฐานในการพัฒนา “แอปพลิเคชันหรือเครื่องมือแนะนำผลิตภัณฑ์เฉพาะบุคคล” ดังนั้นโมเดลทำนายการแพ้จึงเป็นโซลูชันที่พร้อม จะถูกนำไปพัฒนาต่อยอดเพื่อสร้างประโยชน์จริง สร้างความแตกต่างในตลาด

5.1 ข้อจำกัดงานวิจัย

ข้อจำกัดบางประการที่ควรตระหนักถึงซึ่งอาจส่งผลต่อการตีความผลลัพธ์และการนำไปประยุกต์ใช้ในวงกว้าง ดังนี้

1) ข้อจำกัดด้านความต่อเนื่องของชุดข้อมูลผลิตภัณฑ์และการเปรียบเทียบแนวโน้มการวิเคราะห์แนวโน้มอาการแพ้ในช่วงปี 2018–2025 นั้นอาศัยข้อมูลรีวิวจากกลุ่มผลิตภัณฑ์ไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) ที่มีความแตกต่างกัน ระหว่างช่วงปี 2018–2023 และช่วงปี 2024–2025 การเก็บข้อมูลในช่วงเวลาที่ต่างกันอาจหมายถึงการครอบคลุมชุดผลิตภัณฑ์คนละชุด แบรนด์ที่แตกต่าง หรือสูตรผลิตภัณฑ์ที่มีการเปลี่ยนแปลงไปตามเทรนด์ หรือการปรับปรุงของผู้ผลิต แม้ว่าผลิตภัณฑ์ทั้งหมดจะถูกจัดอยู่ในหมวดหมู่ “Hypoallergenic” เหมือนกัน แต่ความหลากหลายภายในหมวดหมู่นี้มีสูง ดังนั้น แนวโน้มของอาการแพ้ที่ตรวจพบ จึงควรถูกตีความว่าเป็นภาพสะท้อนของสภาวะตลาดโดยรวมของผลิตภัณฑ์ไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) ในแต่ละช่วงเวลามากกว่าที่จะเป็นการเปรียบเทียบ

ประสิทธิภาพหรือผลกระทบของกลุ่มผลิตภัณฑ์ชุดเดิมอย่างต่อเนื่องโดยตรง การสรุปผลเชิงเปรียบเทียบโดยตรงระหว่างช่วงเวลาจึงต้องกระทำ ด้วยความระมัดระวังอย่างยิ่ง และ ตระหนักว่าปัจจัยด้านความแตกต่างของผลิตภัณฑ์เป็นตัวแปรสำคัญ

2) ข้อจำกัดของการจำแนกอาการแพ้และความสามารถในการตรวจจับคำศัพท์ใหม่การจำแนกประเภทอาการแพ้ถูกพัฒนาขึ้นจากการวิเคราะห์คำสำคัญ และ บริบทที่พบบ่อยในรีวิวของผู้บริโภค โดยอ้างอิงจากหลักภาษาศาสตร์ และ ความรู้เบื้องต้นด้านอาการแพ้ การกำหนดป้ายกำกับต้องอาศัยการพิจารณาของผู้วิจัยเป็นหลัก จึงอาจไม่ครอบคลุมอาการแพ้ทุกรูปแบบ หรือ รูปแบบการแสดงออกของผู้บริโภคทั้งหมดภาษาในโลกออนไลน์มีการเปลี่ยนแปลงอยู่เสมอ ผู้บริโภคอาจใช้คำใหม่ๆ คำสแลง หรือ วลีเฉพาะในการอธิบายอาการที่ตนพบ ซึ่งอาจไม่เคยปรากฏในชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกโมเดลมาก่อน ส่งผลให้โมเดลอาจตรวจจับอาการเหล่านั้นไม่ได้ หรืออาจจำแนกผิดพลาดได้ในบางกรณี จึงนับเป็นข้อจำกัดสำคัญที่ต้องพิจารณาหากต้องการนำโมเดลไปใช้งานจริงในระยะยา

3) ข้อจำกัดด้านขอบเขตของแพลตฟอร์มข้อมูลข้อมูลรีวิวที่ใช้ในการวิเคราะห์ทั้งหมดในงานวิจัยนี้ถูกรวบรวมมาจากแพลตฟอร์มผู้จำหน่ายเครื่องสำอางเพียงแห่งเดียว ซึ่งกลุ่มผู้ใช้งานบนแพลตฟอร์มนี้ อาจมีลักษณะเฉพาะทางประชากรศาสตร์ เช่น อายุ, เพศ, กำลังซื้อ, พฤติกรรมการเลือกซื้อผลิตภัณฑ์ หรือ รูปแบบการเขียนรีวิวที่แตกต่างจากผู้ใช้งานบนแพลตฟอร์มอื่น ๆ เช่น ร้านขายยา, เว็บไซต์แบรนด์โดยตรง, หรือ โซเชียลมีเดีย นอกจากนี้ ประเภทและแบรนด์ของผลิตภัณฑ์ไฮโปอัลโลจีนิก (Hypoallergenic) ที่มีจำหน่ายและ ถูกรีวิวบนแพลตฟอร์มเดียวอาจไม่ได้ครอบคลุมผลิตภัณฑ์ทั้งหมดที่มีในตลาด ดังนั้น ผลลัพธ์และแนวโน้มอาการแพ้ที่ตรวจพบจึงอาจสะท้อนภาพของผู้ใช้งานผลิตภัณฑ์บนแพลตฟอร์มนั้น เป็นหลัก และอาจไม่สามารถสรุปอ้างอิง ไปยังภาพรวมของตลาดทั้งหมด หรือกลุ่มผู้บริโภคในวงกว้างได้อย่างสมบูรณ์

4) ข้อจำกัดด้านความเฉพาะเจาะจงของภาษาและบริบททางวัฒนธรรม โมเดลและกระบวนการวิเคราะห์ในงานวิจัยนี้ถูกพัฒนาขึ้นโดยมุ่งเน้นการประมวลผลข้อความรีวิวในภาษาใดภาษาหนึ่งเป็นหลัก รูปแบบการแสดงออกถึงความรู้สึกไม่พึงพอใจ อาการเจ็บป่วย หรืออาการแพ้ รวมถึงคำศัพท์ที่เลือกใช้ ระดับความอ่อนไหวใน การรายงานปัญหา และ ความคาดหวังต่อผลิตภัณฑ์ อาจมีความแตกต่างกันอย่างมากในแต่ละภาษา และ บริบททางวัฒนธรรม ตัวอย่างเช่น ผู้บริโภคในวัฒนธรรมหนึ่งอาจมีแนวโน้มที่จะใช้คำที่รุนแรงกว่าในการตำหนิผลิตภัณฑ์ ในขณะที่อีกวัฒนธรรมหนึ่งอาจใช้ภาษาที่อ้อมค้อมกว่า ดังนั้น โมเดลที่พัฒนาขึ้นสำหรับภาษาหนึ่งอาจไม่สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับรีวิวในภาษาอื่นได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยตรง หากไม่มีการปรับปรุง การฝึกโมเดลใหม่ด้วยข้อมูลในภาษานั้น ๆ หรือ การพิจารณาความแตกต่างทางวัฒนธรรมประกอบ

5) ข้อจำกัดในการประเมินระดับความรุนแรงและผลกระทบต่อคุณภาพชีวิตโมเดลที่พัฒนาขึ้นในงานวิจัยนี้มุ่งเน้นไปที่การระบุและจำแนก “ประเภท” ของอาการแพ้ที่ปรากฏในข้อความรีวิว เช่น สิว, รอยแดง, อาการคัน แต่ยังไม่ได้ถูกออกแบบมาเพื่อวิเคราะห์หรือประเมิน "ระดับความรุนแรง" ของอาการเหล่านั้น เช่น เป็นสิวเล็กน้อย 2-3 เม็ด หรือ เป็นสิวอักเสบรุนแรงทั่วใบหน้า หรือผลกระทบของอาการเหล่านั้นต่อ “คุณภาพชีวิต” ของผู้บริโภค เช่น ความเครียด, การขาดความมั่นใจ, ผลกระทบต่อการทำงานหรือการเข้าสังคม ข้อมูลเกี่ยวกับความรุนแรงและผลกระทบเหล่านี้มีความสำคัญอย่างยิ่งในการประเมินความเสี่ยงและความปลอดภัยของผลิตภัณฑ์อย่างครบถ้วน การขาดการวิเคราะห์ในมิตินี้ถือเป็นข้อจำกัดหนึ่งของงานวิจัยปัจจุบัน

5.2 ข้อเสนอแนะสำหรับงานวิจัยในอนาคต

จากผลการวิจัยที่นำเสนอและข้อจำกัดที่ได้อภิปรายไว้ เพื่อเป็นการขับเคลื่อนองค์ความรู้ และสร้างผลกระทบเชิงบวกในวงกว้าง ผู้วิจัยจึงมีข้อเสนอแนะสำหรับการพัฒนาต่อยอดงานวิจัยในอนาคตในหลายด้าน ดังนี้

1) การปรับปรุงความสม่ำเสมอของชุดข้อมูลข้ามช่วงเวลา เนื่องจากข้อมูลที่ใช้วิเคราะห์แนวโน้มอาการแพ้ในแต่ละปีอาจครอบคลุมกลุ่มผลิตภัณฑ์ที่แตกต่างกัน การเปรียบเทียบระหว่างช่วงเวลาอาจสะท้อนความเปลี่ยนแปลงของตลาดมากกว่าประสิทธิภาพผลิตภัณฑ์โดยตรง ดังนั้น ควรมีการออกแบบระบบติดตามข้อมูลแบบ Longitudinal Data

โดยเก็บรีวิวจากผลิตภัณฑ์เดิมในช่วงเวลาต่อเนื่อง หรือ ควบคุมตัวแปรด้วยการจับคู่ผลิตภัณฑ์ที่มีส่วนผสมหลักคล้ายคลึงกัน เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการวิเคราะห์แนวโน้มเชิงเปรียบเทียบ

2) การพัฒนาโมเดลให้รองรับคำศัพท์ใหม่และบริบทภาษาที่เปลี่ยนแปลงภาษาในรีวิวมีการเปลี่ยนแปลงอย่างต่อเนื่อง ทั้งในรูปแบบคำศัพท์ใหม่ วลีเฉพาะกลุ่ม หรือ สแลง ซึ่งอาจไม่ปรากฏในชุดข้อมูลฝึกเดิม ส่งผลให้โมเดลไม่สามารถตรวจจับอาการแพ้ที่สื่อด้วยภาษารูปแบบใหม่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ พร้อมทั้งทดลองใช้โมเดลภาษารุ่นใหม่ เช่น RoBERTa, ELECTRA หรือ LLMs ที่สามารถเข้าใจบริบทและยืดหยุ่นต่อความหลากหลายของภาษา

3) การกระจายแหล่งข้อมูลจากแพลตฟอร์มเดียวอาจสะท้อนเฉพาะลักษณะของผู้ใช้กลุ่มนั้น ซึ่งไม่สามารถสรุปถึงผู้บริโภคในวงกว้างได้อย่างครบถ้วน ในอนาคต ควรรวบรวมรีวิวจากหลายแหล่งข้อมูล เช่น โซเชียลมีเดียทวิตเตอร์ (TWitter), เว็บไซต์แบรนด์โดยตรง, ร้านขายยาออนไลน์ หรือ ฟอรัมเฉพาะทาง เพื่อให้ได้ชุดข้อมูลที่หลากหลายและ เป็นกลุ่มประชากรในด้านอายุ, เพศ, พฤติกรรมการบริโภค ช่วยลดอคติและเพิ่มความถูกต้องของผลลัพธ์ในการนำไปประยุกต์ใช้เชิงพาณิชย์หรือสาธารณสุข

4) การพัฒนาโมเดลให้รองรับบริบทของภาษาและวัฒนธรรม เนื่องจากความแตกต่างของภาษาและวัฒนธรรมส่งผลต่อรูปแบบการแสดงออกถึงอาการแพ้ เช่น ความรุนแรงของถ้อยคำ หรือระดับความเปิดเผยของผู้ใช้ โมเดลที่พัฒนาในภาษาหนึ่งอาจไม่สามารถนำไปใช้กับอีกภาษาได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังนั้น ควรพัฒนาโมเดลเฉพาะสำหรับแต่ละภาษา หรือประยุกต์ใช้แนวทาง Transfer Learning ร่วมกับการปรับแต่ง (Fine-tune) บนข้อมูลที่สะท้อนบริบททางวัฒนธรรมในแต่ละประเทศ เพื่อลดอคติทางภาษาและเพิ่มประสิทธิภาพการจำแนกอาการ

บรรณานุกรม

Abend, O., Dvir, D., Hershcovich, D., Prange, J., & Schneider, N. (2020, December).

Cross-lingual semantic representation for NLP with UCCA. In L. Specia & D. Beck (Eds.), *Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics: Tutorial Abstracts* (pp. 1–9). International Committee for Computational Linguistics. https://aclanthology.org/2020.coling-tutorials.1

Aliero, A. A., Adebayo, B. S., Aliyu, H. O., Tafida, A. G., Kangiwa, B. U., & Dankolo, N. M. (2023). *Systematic review on text normalization techniques and its approach to non-standard words*. *International Journal of Computer Applications, 185*(33), 44–51. https://doi.org/10.5120/ijca2023923106

Alloghani, M., Al-Jumeily, D., Mustafina, J., Hussain, A., & Aljaaf, A. J. (2020). A systematic review on supervised and unsupervised machine learning algorithms for data science. *Supervised and unsupervised learning for data science*, 3-21. https://doi.org/10.1007/978-3-030-22475-2_1

American Academy of Dermatology Association. (2024, May 30). *Hives*. Retrieved 25 November 2024, https://www.aad.org/public/diseases/a-z/hives-overview

Archive Market Research. (2024). *Sensitive Skin Product Strategic Insights: Analysis 2025 and Forecasts 2033.* Retrieved 25 November 2024, Retrieved 25 November 2024, https://www.archivemarketresearch.com/reports/sensitive-skin-care-products-market-8192#segments

Aristizabal, M., Bruce, C. J., Caruso, M. A., Wieczorek, M. A., Pacheco-Spann, L. M., Carter, R. E., Bruce, A. J., & Hall, M. R. (2025). *Allergic contact dermatitis revisited: A comprehensive review. JAAD Reviews, 4*, 92–103. https://doi.org/10.1016/j.jdrv.2025.03.011

Bolognia, J. L., Schaffer, J. V., & Cerroni, L. (2017). *Dermatology* (4th ed.). Elsevier.

Cherney, K. (2019, December 11). *Tiny bumps on the face: Is it an allergic reaction?* Healthline. Retrieved 25 November 2024, https://www.healthline.com/health/skin/tiny-bumps-on-face-allergic-reaction

Cleveland Clinic. (2022, June 21). *Pruritus (itchy skin)*. Retrieved 25 November 2024, https://my.clevelandclinic.org/health/diseases/11879-pruritus

Chew, A.-L., & Maibach, H. I. (2003). Occupational issues of irritant contact dermatitis. *International Archives of Occupational and Environmental Health, 76*(5), 339–346. https://doi.org/10.1007/s00420-002-0419-0

Del Rosso, J. Q. (2007). The role of skin care as an integral component in the management of acne vulgaris: Part 1. *Journal of Clinical and Aesthetic Dermatology, 1*(3), 22–27. https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC3997206/

Draelos, Z. D. (2007). Acne cosmetica. In *Pathogenesis and treatment of acne and rosacea* (pp. 265–270). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-69375-8_35

Fok, J. S., Kolkhir, P., Church, M. K., & Maurer, M. (2021). Predictors of treatment response in chronic spontaneous urticaria. *Allergy*, *76*(11), 3364–3378. https://doi.org/10.1111/all.14757

Galli, S. J., Tsai, M., & Piliponsky, A. M. (2008). *The development of allergic inflammation*. *Nature, 454*(7203), 445–454. https://doi.org/10.1038/nature07204

Gordon, S. (2025, May 4). *What is heat rash?* Health.com. Retrieved 25 November 2024, from https://www.health.com/heat-rash-7511332

Gollnick, H. P., & Zouboulis, C. C. (2014). Not all acne is acne vulgaris. *Deutsches Arzteblatt International*, *111*(17), 301–312. https://doi.org/10.3238/arztebl.2014.0301

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.

Health Service Executive. (2023). *Rash: Types, causes, diagnosis and treatments*. Retrieved 25 November 2024, https://www2.hse.ie/conditions/rash/

Hecht, M. (2019, January 30). *What is a maculopapular rash?* Healthline. Retrieved 25 November 2024, https://www.healthline.com/health/skin/maculopapular-rash

Kahn, A. (2019, April 29). *Swelling: Causes, symptoms, and diagnosis*. Healthline. https://www.healthline.com/health/swelling

Kandola, A. (2024, January 30). *Skin redness: Causes and when to see a doctor*. Medical News Today. https://www.medicalnewstoday.com/articles/323521

Kaplan, A. P. (2008). *Angioedema*. *World Allergy Organization Journal, 1*(6), 103–113. https://doi.org/10.1097/WOX.0b013e31817aecbe

Krouse, L. (2025, May 15). *14 common causes of skin redness and how to treat them*. Verywell Health. https://www.verywellhealth.com/red-skin-5087775

Lawton, G. (2024, June 7). *Evaluate and choose from the top 10 data profiling tools*. *TechTarget*. https://www.techtarget.com/searchdatamanagement/tip/Evaluate-and-choose-from-the-top-data-profiling-tools

Marwa, K., Goldin, J., & Kondamudi, N. P. (2025). Type IV hypersensitivity reaction. In w*StatPearls*. StatPearls Publishing. https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK562228/

Mayo Clinic. (2024, October 23). *Itchy skin (pruritus): Symptoms and causes*. https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/itchy-skin/symptoms-causes/syc-20355006

Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013). Efficient estimation of word representations in vector space. https://arxiv.org/pdf/1301.3781

Mitchell, T., Sud, A., Meng, X., GharahKhani, P., Speed, D., Georgakopoulos-Soares, I., ... & Spector, T. D. (2022). Genome-wide association study identifies multiple loci for acne susceptibility. *Nature Communications*, *13*(1), 740. https://doi.org/10.1038/s41467-022-28252-5

National Library of Medicine. (2024, September 10). *Swelling*. MedlinePlus. https://medlineplus.gov/ency/article/003103.htm

Neutrogena. (2023, February 8). *Blotchy skin: Causes & treatment*. Neutrogena. https://www.neutrogena.com/the-bar/blotchy-skin-causes-treatment

Ngan, V. (2016, February). *Erythroderma*. DermNet NZ. https://dermnetnz.org/topics/erythroderma

NHS. (2024). *Rashes in babies and children*. https://www.nhs.uk/conditions/rashes-babies-and-children/

NHS. (2025, February 6). *Bullous pemphigoid*. https://www.nhs.uk/conditions/bullous-pemphigoid/

Nosbaum, A., Vocanson, M., Rozieres, A., Hennino, A., & Nicolas, J.-F. (2009). Allergic and irritant contact dermatitis: Pathophysiology and immunological diagnosis. *European Journal of Dermatology, 19*(4), 325–332. https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/19447733/

Oakley, A. (2015, September). *Blistering skin conditions*. DermNet NZ. https://dermnetnz.org/topics/blistering-skin-conditions

Plewig, G., & Kligman, A. M. (2012). *Acne and rosacea*. Springer Science & Business Media.

Rajpar, S. (2023, April 11). *Why is my face red?* Midland Skin. https://www.midlandskin.co.uk/why-is-my-face-red/

Ryoo, J. H., Lee, S. H., Ha, D.-L., Park, K. D., Rho, J., Park, G.-H., Kim, S.-J., & Kim, S.-J. (2022). Validation of relationship between patients' descriptions of pruritus and patient-burden of chronic pruritus using structural equation modelling. *Acta Dermato-Venereologica, 102*, adv00819. https://doi.org/10.2340/actadv.v102.2527

Sarker, I. H. (2021). Machine learning: Algorithms, real-world applications and research directions. *SN Computer Science, 2*(3), Article 160. https://doi.org/10.1007/s42979-021-00592-x

Sokolova, M., & Lapalme, G. (2009). A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing & Management*, *45*(4), 427–437. https://doi.org/10.1016/j.ipm.2009.03.002

Tan, J. K. L., & Bhate, K. (2015). A global perspective on the epidemiology of acne. *British Journal of Dermatology, 172*(Suppl 1), 3–12. https://doi.org/10.1111/bjd.13462

Thiboutot, D., & Gollnick, H. (2009). *Acne: Diagnosis and management*. Informa Healthcare.

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*, *30*. https://proceedings.neurips.cc/paper/2017/file/3f5ee243547dee91fbd053c1c4a845aa-Paper.pdf

U.S. Food and Drug Administration. (2022, February 25). *Allergens in cosmetics*. U.S. Department of Health and Human Services. https://www.fda.gov/cosmetics/cosmetic-ingredients/allergens-cosmetics

Vethachalam, S., & Persaud, Y. (2021). Contact urticaria. In *StatPearls*. StatPearls Publishing. https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK549890/

Wu, Y., Wang, Y., He, M., Zhang, Q., & Liu, J. (2022). Research on segmenting e-commerce customer through an improved K-medoids clustering algorithm. *Information Systems and e-Business Management*. Advance online publication. https://doi.org/10.1007/s10257-023-00640-4

Wyndly Care Team. (2025, February 26). *Allergy bumps: Causes, symptoms, diagnosis, and treatments*. Wyndly. https://www.wyndly.com/blogs/learn/allergy-bumb

Zaenglein, A. L., Pathy, A. L., Schlosser, B. J., AliKhan, A., Baldwin, H. E., Berson, D. S., ... & Bhushan, R. (2016). Guidelines of care for the management of acne vulgaris. *Journal of the American Academy of Dermatology, 74*(5), 945–973. https://doi.org/10.1016/j.jaad.2015.12.037

Zeidler, C., & Yosipovitch, G. (2018). Chronic itch: A disease in its own right. *Dermatologic Clinics, 36*(3), 315–319. https://doi.org/10.1016/j.det.2018.02.017

Zuberbier, T., Abdul Latiff, A. H., Abuzakouk, M., Aquilina, S., Asero, R., Baker, D., ... & Maurer, M. (2022). The international EAACI/GA²LEN/EuroGuiDerm/APAAACI guideline for the definition, classification, diagnosis, and management of urticaria. *Allergy*, *77*(3), 734-766. https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1111/all.15090