ธนาคารแห่งประเทศไทย
BANK OF THAILAND

Stat-Horizon

การพัฒนาดัชนีความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจ โดยใช้ข้อมูลจากสื่อสังคมออนไลน์

บูรณ์เมตต์ วิวัฒนานุกูล

กรกฎาคม 2569

บทความนี้เป็นทรัพย์สินของธนาคารแห่งประเทศไทย
การกล่าว ตัด หรืออ้างอิง ข้อมูลบางส่วนตามสมควรในบทความนี้
จะต้องกระทำโดยถูกต้อง และอ้างอิงถึงผู้เขียนและธนาคารแห่งประเทศไทย โดยชัดแจ้ง

ข้อคิดเห็นที่ปรากฏในบทความนี้เป็นความเห็นของผู้วิจัย ซึ่งไม่จำเป็นต้องสอดคล้องกับความเห็นของธนาคารแห่งประเทศไทย

บทคัดย่อ

งานศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ**พัฒนาดัชนีความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจ (Economic Sentiment Index: ESI) จากข้อมูลบนสื่อสังคมออนไลน์** เพื่อเป็นเครื่องชี้ทางเลือกที่มีจุดเด่นด้านความทันสถานการณ์ ต้นทุนจัดทำต่ำ และครอบคุมฐานข้อมูลขนาดใหญ่ ซึ่งจะช่วยยกระดับการติดตามภาวะเศรษฐกิจและลดข้อจำกัดของดัชนีความเชื่อมั่นในปัจจุบันที่ส่วนใหญ่พึ่งพาการสำรวจ ซึ่งมีความท้าทายในเรื่องระยะเวลาการรายงานผล ทรัพยากรในการจัดเก็บข้อมูล และขอบเขตของกลุ่มตัวอย่าง

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา รวบรวมข้อความที่เกี่ยวข้องกับเศรษฐกิจไทย จาก 8 แพลตฟอร์มออนไลน์หลัก ครอบคลุมช่วงเวลา 1 ปี ตั้งแต่ 1 มิถุนายน 2568 ถึง 31 พฤษภาคม 2569 โดย**แบ่งกระบวนการศึกษาออกเป็น 3 ขั้นตอนหลัก คือ 1) จำแนกทัศนคติของสาธารณชนที่มีต่อภาวะเศรษฐกิจ (Sentiment Analysis)** โดยใช้แบบจำลอง Large Language Model ชื่อ Gemini 2.5 Flash มาช่วยระบุทัศนคติของแต่ละข้อความ **2) คำนวณดัชนีความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจจากข้อมูลที่จำแนกทัศนคติแล้ว** ใน 2 รูปแบบความถี่ คือ ดัชนีความเชื่อมั่นแบบรายวัน เพื่อใช้ติดตามสถานการณ์เศรษฐกิจไทยอย่างทันท่วงที และ ดัชนีความเชื่อมั่นแบบรายเดือน เพื่อใช้ทดแทนหรือประกอบกับดัชนีความเชื่อมั่นเศรษฐกิจอื่น ๆ ที่ใช้อยู่ในปัจจุบัน และ **3) ประเมินประสิทธิภาพของเครื่องชี้** โดยทดสอบความสอดคล้องกับเหตุการณ์ทางเศรษฐกิจจริง และความสัมพันธ์ทางสถิติกับเครื่องชี้วัดความเชื่อมั่นเศรษฐกิจที่ใช้ในปัจจุบัน (Lead-Lag Correlation Analysis)

ผลการศึกษาพบว่า **การจำแนกทัศนคติข้อมูลด้วยแบบจำลอง Gemini 2.5 Flash มีความแม่นยำสูงถึงร้อยละ 83 เมื่อเทียบกับเกณฑ์อ้างอิงที่ประเมินโดยผู้เชี่ยวชาญ** ซึ่งการใช้ระบบประมวลผลอัตโนมัติดังกล่าว นอกจากจะช่วยยกระดับกระบวนการทำงานที่พึ่งพาบุคคลในการประเมินเนื้อหาทีละข้อความ และลดต้นทุนและระยะเวลาในการประมวลผลได้อย่างมีนัยสำคัญแล้ว ยังเป็นปัจจัยสำคัญที่ช่วยให้ผลของดัชนีความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจออกมามีความแม่นยำและน่าเชื่อถือ โดยจากการศึกษาพบว่า **ดัชนีความเชื่อมั่นแบบรายวัน สามารถสะท้อนผลกระทบของเหตุการณ์สำคัญทางเศรษฐกิจได้อย่างแม่นยำ ทั้งในทิศทางเชิงบวกและเชิงลบ** นอกจากนี้ จากการทดสอบทางสถิติ พบว่า **ดัชนีความเชื่อมั่นแบบรายเดือน มีคุณสมบัติเป็นเครื่องชี้นำ (Leading indicator)** โดยสามารถส่งสัญญาณสะท้อนทิศทางเศรษฐกิจได้ล่วงหน้าก่อนดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (Business Sentiment Index; BSI) ถึง 2 เดือน และส่งสัญญาณล่วงหน้าก่อนดัชนีความเชื่อมั่นผู้บริโภค (Consumer Confidence Index; CCI) เป็นเวลา 1 เดือน

ผลลัพธ์ข้างต้น แสดงให้เห็นชัดเจนว่า **ดัชนีความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจที่ใช้ฐานข้อมูลจากสื่อสังคมออนไลน์ เป็นเครื่องมือทางเลือกที่มีประสิทธิภาพ สามารถให้ข้อมูลรวดเร็ว ด้วยต้นทุนที่ต่ำ** ซึ่งช่วยยกระดับการติดตามภาวะเศรษฐกิจ ตลอดจนสนับสนุนการตัดสินใจเชิงนโยบายและการวางกลยุทธ์ทางเศรษฐกิจของประเทศได้อย่างมีประสิทธิภาพและเท่าทันต่อสถานการณ์

1. บทนำ

ในปัจจุบัน **การจัดทำดัชนีความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจ** เช่น ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (Business Sentiment Index; BSI) และดัชนีความเชื่อมั่นผู้บริโภค (Consumer Confidence Index ; CCI) ส่วนใหญ่ **พึ่งพาข้อมูลจากการสำรวจภาคสนาม (Survey-based) ซึ่งมีความท้าทาย** ทั้งในด้านระยะเวลาการประมวลและรายงานผล ทรัพยากรและงบประมาณในการจัดเก็บข้อมูล ตลอดจนข้อจำกัดด้านขนาดของกลุ่มตัวอย่าง[1] ส่งผลให้การสะท้อนภาพเศรษฐกิจ โดยเฉพาะในช่วงที่ผันผวนและเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วทำได้จำกัด

ภายใต้การเปลี่ยนผ่านสู่เศรษฐกิจยุคดิจิทัล **การพัฒนาเครื่องชี้วัดความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจจากข้อมูลสื่อสังคมออนไลน์ (Social Listening) จึงเป็นทางเลือกที่น่าสนใจ** เพื่อยกระดับการติดตามภาวะเศรษฐกิจและลดข้อจำกัดของเครื่องชี้ในปัจจุบันดังที่กล่าวข้างต้นได้ เนื่องจากข้อมูลสื่อสังคมออนไลน์ มีจุดเด่นคือการรายงานข้อมูลที่รวดเร็วแบบ Real-time ทำให้สามารถจับกระแสความรู้สึกของประชาชนได้อย่างทันท่วงที มีต้นทุนในการจัดเก็บที่ต่ำ ครอบคลุมฐานข้อมูลขนาดใหญ่ (High Coverage) ที่สะท้อนมุมมองของสาธารณชนได้อย่างครอบคลุมและหลากหลาย **งานศึกษานี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาเครื่องชี้วัดความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจ (Economic Sentiment Index: ESI) จากข้อมูลสื่อสังคมออนไลน์** เพื่อพัฒนาเป็นเครื่องชี้ทางเลือก ที่สามารถนำมาใช้สนับสนุนดัชนีความเชื่อมั่นในปัจจุบัน โดยเน้นทดสอบความสอดคล้องของ ESI กับเหตุการณ์ทางเศรษฐกิจจริง และทดสอบความสัมพันธ์ทางสถิติ (Lead-Lag Correlation Analysis) กับเครื่องชี้วัดหลักในปัจจุบัน เพื่อให้ได้ข้อมูลด้านความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจที่มีความรวดเร็วยิ่งขึ้น และใช้ต้นทุนน้อยลง ยกระดับความรวดเร็วในการเตือนภัยทางเศรษฐกิจในระยะยาว

2. ข้อมูลที่ใช้ในงานศึกษา

งานศึกษานี้ ใช้**ฐานข้อมูลสื่อสังคมออนไลน์ (Social Listening)** ซึ่งรวบรวมผ่านแพลตฟอร์มออนไลน์หลัก 8 ช่องทาง ได้แก่ Blockdit, Facebook, Instagram, Pantip, TikTok, X และ เว็บไซต์สำนักข่าว โดยกำหนดความถี่ในการจัดเก็บข้อมูลเป็นรายวัน ครอบคลุมช่วงเวลา 1 ปี ตั้งแต่ 1 มิถุนายน 2568 ถึง 31 พฤษภาคม 2569

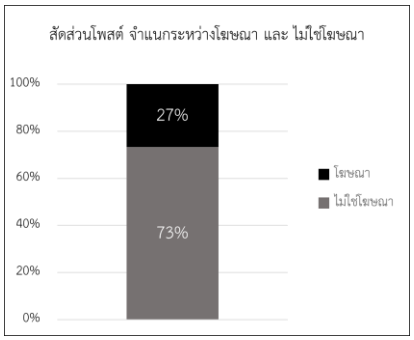
ทั้งนี้ เพื่อให้ดัชนีสามารถสะท้อนทัศนคติต่อเศรษฐกิจไทยของภาคประชาชนและมีความแม่นยำในเชิงสถิติ งานศึกษานี้ได้**คัดกรองข้อมูล** โดยมีรายละเอียดดังนี้

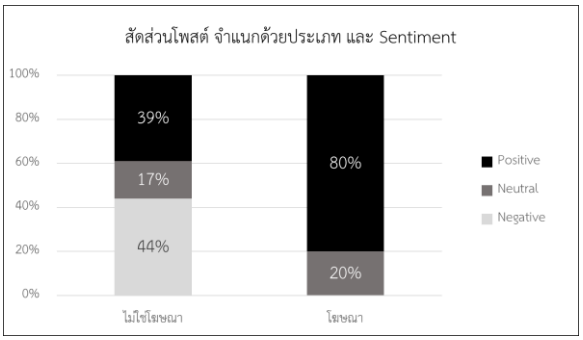
- **คำสำคัญ (Keywords):** กำหนดเงื่อนไขการสืบค้นเฉพาะข้อความ, บทความ, โพสต์ (Post), หรือทวีต (Tweet) ที่ปรากฏคำสำคัญ คือ **"เศรษฐกิจ" และ "ไทย" (ต้องมีร่วมกันทั้ง 2 คำ)** เพื่อคัดกรองข้อมูลเฉพาะที่เกี่ยวข้องกับเศรษฐกิจไทยเท่านั้น
- **ประเภทการเผยแพร่ (Post Type):** เลือกใช้เฉพาะข้อความ**ประเภท Post และ Tweet โดยตัดข้อมูลประเภทความคิดเห็น (Comment) ออก** เนื่องจากผลการทดสอบเบื้องต้นพบว่าข้อมูล Comment มีทัศนคติเชิงลบที่สูงเกินจริง (Negative Bias) อาจบิดเบือนภาพรวมความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจที่แท้จริงได้
- **ประเภทเจ้าของเนื้อหา (Speaker Type):** เลือกเฉพาะกลุ่มผู้ใช้งานที่สะท้อนทัศนคติในฐานะภาคประชาชนและสื่อสารมวลชน ได้แก่ สำนักข่าวหรือสำนักพิมพ์ อินฟลูเอนเซอร์ ผู้บริโภค กลุ่มไม่สามารถระบุประเภทได้ และกลุ่มอื่น ๆ โดยตัดกลุ่มเนื้อหาที่โพสต์โดยกลุ่มแบรนด์สินค้า หน่วยงานภาครัฐ และกลุ่มองค์กรที่ไม่แสวงหาผลกำไร เนื่องจากไม่ได้สะท้อนความรู้สึกหรือความเชื่อมั่นเศรษฐกิจของประชาชน

[1] กรณีของ BSI มีกลุ่มตัวอย่างเฉลี่ยประมาณ 600 ถึง 700 รายต่อเดือน และ CCI ประมาณ 2,300 รายต่อเดือน

- **ข้อความโฆษณา (Commercial Type):** คัดแยกข้อความโฆษณาออกจากฐานข้อมูล เนื่องจากผู้เขียนได้ทำการทดสอบเชิงประจักษ์ ด้วยวิธีการสุ่มสำรวจข้อมูลจำนวน 200 ข้อความ พบสัดส่วนข้อความโฆษณาประมาณ 1 ใน 3 ของข้อความทั้งหมด (ภาพที่ 1) และข้อความโฆษณาดังกล่าวมีแนวโน้มของทัศนคติเชิงบวกที่สูงเกินจริง (Positive Bias) เพราะผู้โพสต์มีวัตถุประสงค์หลักเพื่อส่งเสริมการขาย จึงตัดข้อความที่เป็นโฆษณาออกเพื่อป้องกันความคลาดเคลื่อนในการวัดความเชื่อมั่นต่อเศรษฐกิจที่แท้จริง (ภาพที่ 2)

จากการคัดกรองข้างต้น ส่งผลให้ได้จำนวนข้อมูลที่นำมาใช้วิเคราะห์รวมทั้งสิ้น 314,181 รายการ คิดเป็นร้อยละ 82 ของข้อมูลทั้งหมด 383,265 รายการ





ภาพที่ 1: สัดส่วนโพสต์โฆษณา ภาพที่ 2: การจำแนกทัศนคติของโพสต์โฆษณา และไม่ใช่โฆษณา

3. วิธีการศึกษา

การจัดทำ ESI แบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนหลัก คือ 1. การจำแนกทัศนคติของข้อมูล 2. การสร้างดัชนีความเชื่อมั่นจากข้อมูลที่ระบุทัศนคติแล้ว และ 3. การประเมินประสิทธิภาพของเครื่องชี้ ESI รายละเอียดดังนี้

3.1. การจำแนกทัศนคติของข้อมูล (Sentiment Analysis)

งานศึกษานี้ จำแนกทัศนคติหรือความรู้สึกของแต่ละข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่ม คือ เชิงลบ (Negative), เป็นกลาง (Neutral) และ เชิงบวก (Positive) (ตารางที่ 1)

ตารางที่ 1: ตัวอย่างข้อความ และการจำแนกทัศนคติ

ข้อความ	ทัศนคติ
พิษเศรษฐกิจ, **แผ่นดินไหว**, **ทุนเทา**, ตลาดคอนโดไทย**เฉา**, ต่างชาติ**ชะลอซื้อ**, ลูกค้าจีน**หาย**90%	Negative
รอลุ้นรายงานข้อมูลเศรษฐกิจสำคัญของสหรัฐฯ และ ถ้อยแถลงของบรรดาเจ้าหน้าที่เฟด	Neutral
ไทยได้**อานิสงส์**, ศาลสหรัฐฯ สั่ง**ห้ามทรัมป์รีดภาษีโลก** พิพากษาใช้อำนาจเกินขอบเขตปธน.	Positive

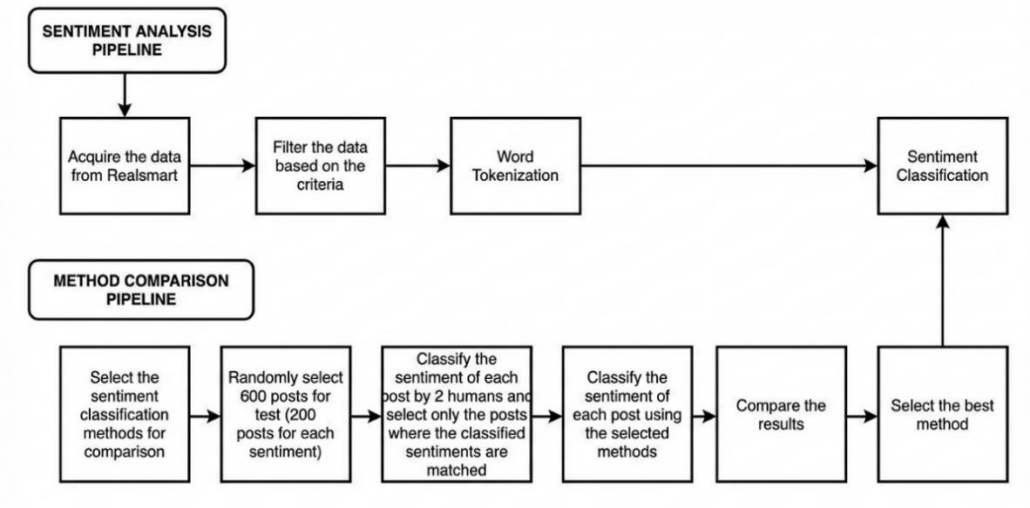
ทั้งนี้ เพื่อให้ได้ผลการวิเคราะห์ที่แม่นยำที่สุด การศึกษานี้ได้เปรียบเทียบวิธีการจำแนกทัศนคติ 2 จากแบบจำลองหลัก คือ 1. Large Language Model (LLM) และ 2. Pre-trained Transformer Models (PTM) รายละเอียดดังนี้ (รายละเอียดเชิงเทคนิค ดูภาคผนวก 1)

1. **Large Language Model** เป็นแบบจำลองด้านภาษาที่ฝึกฝน (Fine-tuning) ด้วยคลังข้อมูลทางภาษาจำนวนมหาศาล เพื่อให้สามารถอ่านข้อความ จับใจความสำคัญ แยกแยะบริบท และเข้าใจอารมณ์ความรู้สึกที่แฝงอยู่ใน

เนื้อหาเหล่านั้นได้ใกล้เคียงกับมนุษย์ โดยงานศึกษานี้ใช้ LLM ที่พัฒนาโดย Google คือ Gemini 2.5 Flash ซึ่งมีจุดเด่นคือ เป็นแบบจำลองที่พร้อมใช้งานได้ทันที ผู้ใช้ไม่ต้องนำแบบจำลองไปฝึกฝนใหม่ด้วยตัวเอง เนื่องจาก Google ได้ฝึกฝนให้อยู่แล้ว นอกจากนั้น Gemini 2.5 Flash ยังถูกออกแบบมาให้สามารถประมวลผลได้รวดเร็วและต้นทุนต่ำ จึงเหมาะอย่างยิ่งสำหรับงานที่ต้องจัดการข้อมูลปริมาณมากจากสื่อสังคมออนไลน์

2. **Pre-trained Transformer Models** เป็นแบบจำลองด้านภาษาที่ผู้ใช้งานจำเป็นต้องนำแบบจำลองไปฝึกฝนล่วงหน้า (Pre-trained) โดยการนำชุดข้อมูลที่มีลักษณะเฉพาะตามที่ผู้ใช้สนใจ ไปให้แบบจำลองอ่านและเรียนรู้เพื่อสร้างความเข้าใจเกี่ยวกับไวยากรณ์และความหมายเชิงบริบทของภาษานั้น ๆ ก่อนนำไปใช้งานจริง ซึ่งในกรณีของไทย การศึกษานี้ใช้แบบจำลองที่เรียกว่า **วังจันทร์เบอร์ตาร์ (WangchanBERTa)**[2] โดยเป็นแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนด้วยชุดข้อมูลภาษาไทยขนาดใหญ่ถึง 78.5 กิกะไบต์ ทั้งจากข่าว บทความ และสื่อสังคมออนไลน์ที่เป็นภาษาไทย ทำให้ตัวแบบมีความเข้าใจโครงสร้างไวยากรณ์ และความหมายเชิงลึกของคำไทยในหลากหลายมิติ นอกจากนั้น การศึกษาครั้งนี้ ยังเพิ่มแบบจำลอง WangchanBERTa อีกรูปแบบหนึ่ง โดยเพิ่มกระบวนการฝึกฝนล่วงหน้าที่เน้นด้านงานวิเคราะห์อารมณ์ความรู้สึกโดยตรง เรียกว่า **WangchanBERTa Base Sentiment Analysis**[3] เพื่อให้แบบจำลองสามารถจำแนกทัศนคติที่เป็นภาษาไทยได้แม่นยำขึ้น

วิธีการประเมินประสิทธิภาพการจำแนกทัศนคติของ 2 แบบจำลองข้างต้น ผู้เขียนใช้วิธีการสุ่มข้อความตัวอย่างจำนวน 600 ข้อความ (ประกอบด้วยข้อความเชิงบวก เป็นกลาง และเชิงลบ ในสัดส่วนที่เท่ากันอย่างละ 200 ข้อความ) และนำผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองมาทดสอบเปรียบเทียบความแม่นยำกับผลการจำแนกโดยผู้เชี่ยวชาญ[4] โดยคัดเลือกเฉพาะข้อความที่ผู้เชี่ยวชาญทั้ง 2 ท่านมีความเห็นเป็นเอกฉันท์ เพื่อใช้เป็นเกณฑ์อ้างอิง (Benchmark) ในการวัดความแม่นยำทางสถิติ (ภาพที่ 3)



ภาพที่ 3: ขั้นตอนประเมินประสิทธิภาพการจำแนกทัศนคติ

[2] WangchanBERTa พัฒนาโดยสถาบันวิจัยปัญญาประดิษฐ์ประเทศไทย จากความร่วมมือระหว่างสถาบันวิทยสิริเมธี และสำนักงานส่งเสริมเศรษฐกิจดิจิทัล (VISTEC-depa Thailand Artificial Intelligence Research Institute)

[3] WangchanBERTa Base Sentiment Analysis เป็นเวอร์ชันที่พัฒนาต่อยอดโดยคุณ Pongsathorn Utsahawattanasuk

[4] ในการศึกษาครั้งนี้ ได้รับเกียรติจากผู้วิเคราะห์อาวุโสฝ่ายบริหารข้อมูลและดาต้าอนาไลติกส์ ธนาคารแห่งประเทศไทย จำนวน 2 ท่าน เป็นผู้ระบุทัศนคติของข้อมูลตัวอย่าง

3.2. การสร้างดัชนีความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจจากข้อมูลที่ระบุทัศนคติแล้ว

ภายหลังใช้แบบจำลองด้านภาษาระบุทัศนคติของแต่ละข้อความแล้ว ขั้นตอนถัดไปคือการนำผลลัพธ์ที่ได้มาคำนวณเป็นเครื่องชี้วัดความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจ โดยงานศึกษานี้จัดทำดัชนี ESI ใน 2 รูปแบบความถี่ ได้แก่ ดัชนีรายวัน (Daily Economic Sentiment Index; DESI) เพื่อการติดตามสถานการณ์อย่างทันท่วงที และ ดัชนีรายเดือน (Monthly Economic Sentiment Index; MESI) เพื่อใช้ทดแทนหรือประกอบกับดัชนีความเชื่อมั่นเศรษฐกิจที่ใช้อยู่ในปัจจุบัน

วิธีคำนวณดัชนี อ้างอิงงานศึกษาต่างประเทศเกี่ยวกับการทำดัชนีความเชื่อมั่นจากข้อมูลข่าว ซึ่งสามารถแบ่งหลักการคิดและรูปแบบการคำนวณได้เป็น 2 กลุ่มหลัก โดยกลุ่มแรกคือกลุ่มที่ไม่นำข้อความที่มีทัศนคติเป็นกลาง (Neutral) มาร่วมคำนวณ เช่น ดัชนีความเชื่อมั่นข่าวสาร (News Sentiment Index; NSI) (Lee & Seo, 2023) โดยแนวคิดของ NSI ต้องการเน้นวัดสัญญาณความเห็นต่างหรือการแบ่งขั้วของสังคม เพื่อสะท้อนทัศนคติของสาธารณชนต่อแนวโน้มการขยายตัวหรือหัวตัวทางเศรษฐกิจในแต่ละช่วงเวลา จึงไม่นำข้อมูลที่ถูกระบุเป็น Neutral มาร่วมประมวลผล เนื่องจากไม่ได้บ่งชี้ทิศทางเศรษฐกิจที่ชัดเจน

ในทางตรงกันข้าม อีกกลุ่มหนึ่ง มีการนำข้อความที่เป็น Neutral มาร่วมประมวลผล เช่น ดัชนีความเชื่อมั่นผู้บริโภคจากข่าวสาร (News Consumer Sentiment Index; NCSI) (Song & Shin, 2019) โดยแนวคิดของ NCSI เห็นว่าข้อความผู้บริโภคส่วนใหญ่ เป็นการแสดงความเห็นแบบ Neutral การไม่พิจารณาข้อมูลกลุ่มนี้ เปรียบเสมือนการละเลยเสียงของผู้บริโภคส่วนใหญ่ในสังคม ดังนั้น การดึงกลุ่ม Neutral มาร่วมประมวลผลด้วย จะช่วยให้ดัชนีสามารถสะท้อนภาพรวมของสังคมได้อย่างถูกต้องตามความเป็นจริง ไม่เอนเอียงไปตามกลุ่มคนที่แสดงอารมณ์รุนแรง (ทั้งเชิงบวกและเชิงลบ) เพียงกลุ่มน้อย ดังนั้น การศึกษาในครั้งนี้ได้เปรียบเทียบวิธีคำนวณทั้ง 2 รูปแบบ คือ กรณีรวมและไม่รวมข้อความกลุ่ม Neutral มาใช้ในการคำนวณ เพื่อหาผลลัพธ์ที่สะท้อนเศรษฐกิจได้ดีที่สุด (รายละเอียดด้านเทคนิค ดูภาคผนวก 2)

การคำนวณดัชนีความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจ

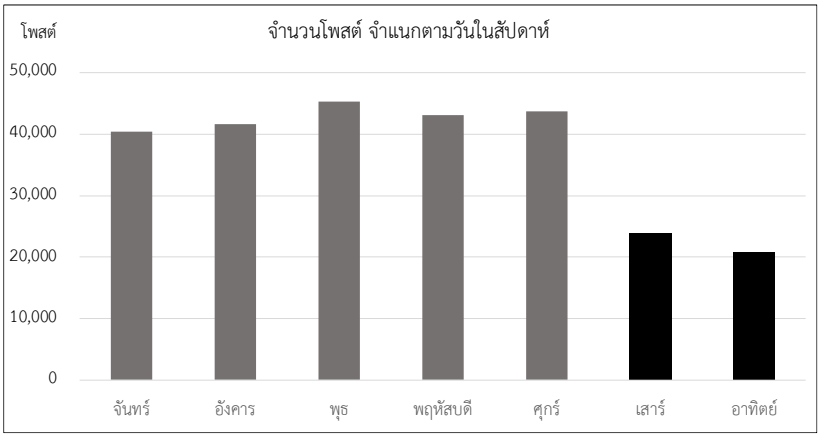
กรณีไม่รวมข้อความทัศนคติเป็นกลาง (Neutral)

$$ESI = \frac{(Count\ of\ Positive\ posts - Count\ of\ Negative\ posts)}{(Count\ of\ Positive\ posts + Count\ of\ Negative\ posts)}$$

กรณีรวมข้อความทัศนคติเป็นกลาง (Neutral)

$$ESI = \frac{(Count\ of\ Positive\ post - Count\ of\ Negative\ posts)}{(Count\ of\ Positive\ posts + Count\ of\ Neutral\ posts + Count\ of\ Negative\ posts)}$$

นอกจากนี้ จากการสำรวจฐานข้อมูลสื่อสังคมออนไลน์ของไทย พบปัญหาที่เรียกว่า Day of the week effect คือ จำนวนข้อความที่โพสต์จะมีจำนวนลดลงในช่วงวันหยุดสุดสัปดาห์ (ภาพที่ 4) หากนำข้อมูลรายวันมาคำนวณเป็นดัชนีชี้โดยตรง ผลอาจออกมาผันผวนทุกวันหยุดสุดสัปดาห์ ซึ่งไม่ได้สะท้อนภาพเศรษฐกิจจริง ดังนั้น การทำดัชนี DESI จึงจำเป็นต้องใช้เครื่องมือทางสถิติ คือ ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 7 วัน (7-day Moving Average) มาช่วยลดผลกระทบ Day of the week effect และทำให้ดัชนีมีความเสถียรมากขึ้น



ภาพที่ 4: จำนวนโพสต์จำแนกตามวันในสัปดาห์

3.3. การประเมินประสิทธิภาพของดัชนีความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจ

การศึกษานี้ ได้ทำการทดสอบความสอดคล้องระหว่างการเคลื่อนไหวของ ESI กับเหตุการณ์เศรษฐกิจจริง เพื่อประเมินความแม่นยำของเครื่องชี้ พร้อมทั้งทดสอบความสัมพันธ์ทางสถิติที่เรียกว่า Lead-Lag Correlation Analysis กับเครื่องชี้วัดความเชื่อมั่นเศรษฐกิจที่ใช้ในปัจจุบัน เพื่อพิสูจน์คุณสมบัติการเป็นเครื่องชี้นำเศรษฐกิจ และประเมินศักยภาพในการนำไปใช้เป็นเครื่องชี้เตือนภัยล่วงหน้า (Early-warning Indicator)

หลักการสำคัญของการทดสอบความสัมพันธ์ด้วยวิธีทางสถิติดังกล่าว คือการนำดัชนี ESI มาทดสอบความสัมพันธ์กับดัชนีชี้วัดทางเศรษฐกิจในปัจจุบัน อาทิ ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) และดัชนีความเชื่อมั่นผู้บริโภค (CCI) โดยคำนวณระยะเวลาในการส่งสัญญาณล่วงหน้า เพื่อพิสูจน์คุณสมบัติของดัชนี ESI ว่ามีลักษณะเป็นดัชนีชี้นำเศรษฐกิจ (Leading Indicator) หรือเป็นเพียงเพียงดัชนีสะท้อนภาวะอดีตที่เกิดขึ้นแล้ว (Lagging Indicator) (รายละเอียดด้านเทคนิค ดูภาคผนวก 3)

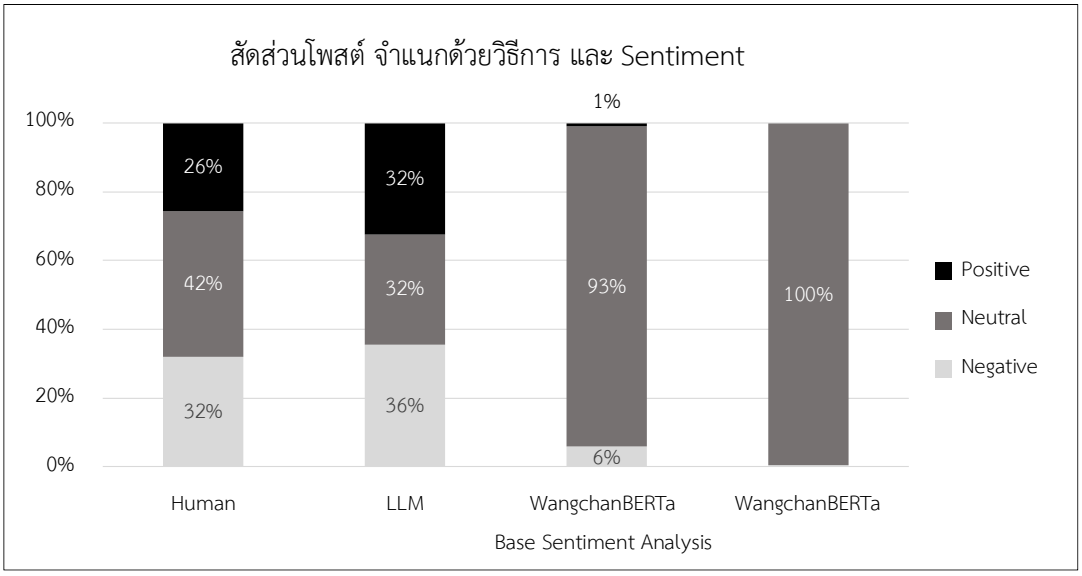
ผลลัพธ์จากการพิสูจน์คุณสมบัตินี้ จะทำให้ทราบช่วงเวลาในการส่งสัญญาณล่วงหน้าที่ชัดเจน ช่วยให้ผู้ใช้งานเห็นแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงความเชื่อมั่นของเศรษฐกิจไทยได้รวดเร็ว ก่อนที่ผลสำรวจแบบเดิมจะประกาศอย่างเป็นทางการ ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างยิ่งต่อการวางกลยุทธ์ทางธุรกิจ หรือการวางแผนดำเนินนโยบายเศรษฐกิจมหภาคได้อย่างเท่าทันสถานการณ์

4. ผลการศึกษา

ผลลัพธ์จากการศึกษาแบ่งออกเป็น 3 ส่วน คือ 1. ผลการจำแนกทัศนคติของข้อมูล และ 2. ผลการจัดทำดัชนี ESI รายวัน และ 3. ผลการจัดทำดัชนี ESI รายเดือน รายละเอียดดังนี้

4.1. ผลการจำแนกทัศนคติของข้อมูล

ผลการศึกษา พบว่าผลการระบุทัศนคติของข้อมูลด้วยแบบจำลอง LLM อย่าง Gemini 2.5 Flash มีความสอดคล้องใกล้เคียงกับเกณฑ์อ้างอิงที่ประเมินโดยผู้เชี่ยวชาญมากที่สุด โดยมีความแม่นยำสูงถึงร้อยละ 83 เมื่อเทียบกับแบบจำลอง PTM ทั้ง 2 รูปแบบ คือ WangchanBERTa และ WangchanBERTa Base Sentiment Analysis ที่มีอัตราความแม่นยำต่ำกว่าชัดเจนที่ร้อยละ 43 และร้อยละ 47 ตามลำดับ (ภาพที่ 5)



ภาพที่ 5: ผลลัพธ์การระบุ Sentiment ของวิธีการทั้งหมดในงานศึกษา

ทั้งนี้ มีข้อสังเกตที่น่าสนใจ คือ ผลลัพธ์จากแบบจำลอง PTM ส่วนใหญ่ถูกระบุให้เป็นสถานะเป็นกลาง (Neutral) โดยจะจำแนกทัศนคติอื่น ๆ ได้เฉพาะข้อความที่มีการแสดงความรู้สึกที่ชัดเจนมาก เท่านั้น สะท้อนถึงข้อจำกัดของแบบจำลอง PTM ในการตีความบริบทภาษาที่ซับซ้อน มีคำประชดประชันหรือคำที่มีนัยหลายความหมาย ซึ่งหากนำแบบจำลอง PTM ไปใช้ระบุทัศนคติของข้อมูล อาจส่งผลให้ดัชนี ESI สูญเสียสัญญาณเตือนภัยที่สำคัญ (Signal Loss) เนื่องจากข้อความส่วนใหญ่ถูกจำแนกไปเป็นสถานะเป็นกลางจนหมด

ในขณะที่ Gemini 2.5 Flash แสดงความสามารถในการเข้าใจบริบทที่ซับซ้อน จับความรู้สึกจากประโยคที่มีความย้อนแย้งหรือประชดประชันได้แม่นยำ จึงเหมาะสมในการนำไปประยุกต์ใช้พัฒนาเป็นดัชนี ESI ต่อไป

นอกจากประสิทธิภาพทางสถิติแล้ว LLM ยังช่วยยกระดับกระบวนการทำงานจากเดิมที่ต้องพึ่งพาบุคคลในการประเมินเนื้อหาทีละข้อความ มาสู่ระบบประมวลผลอัตโนมัติ ซึ่งช่วยลดต้นทุนและเวลาได้อย่างมีนัยสำคัญ ทำให้ผู้ใช้งานได้รับข้อมูลที่สะท้อนทัศนคติของประชาชนต่อภาวะเศรษฐกิจไทยได้รวดเร็วและแม่นยำ ซึ่งช่วยสนับสนุนการตัดสินใจเชิงนโยบายและการวางกลยุทธ์ขององค์กรให้ทันต่อสถานการณ์โลกที่เปลี่ยนแปลงไปอย่างรวดเร็ว

4.2. ผลการจัดทำความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจรายวัน (DESI)

ในการศึกษานี้ ได้นำผลลัพธ์การจำแนกทัศนคติของข้อมูล จากแบบจำลอง Gemini 2.5 Flash มาคำนวณดัชนี DESI โดยทดสอบสูตรการคำนวณ ทั้งในกรณีใส่และไม่ใส่โพสต์ที่เป็นกลาง (Neutral) ในการคำนวณดัชนี และการใช้ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่เพื่อแก้ปัญหา Day-of-the-Week Effect ที่ปริมาณโพสต์มักจะลดลงในวันหยุดสุดสัปดาห์

ผลการทดสอบพบว่า การนำข้อมูล Neutral มาร่วมคำนวณดัชนี มีส่วนลดความผันผวนระยะสั้น ไม่ให้ดัชนีเคลื่อนไหวตามกระแสสังคมที่เกิดขึ้นชั่วคราว (Hyper-sensitive) มากจนเกินไป ช่วยให้ดัชนีมีความเสถียรและสะท้อนภาพแนวโน้มเศรษฐกิจได้ดีกว่ากรณีไม่ใส่ข้อมูล Neutral นอกจากนั้น พบว่าการนำค่าดัชนี DESI มาหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบถ่วงน้ำหนักเอกซ์โพเนนเชียล 7 วัน (EMA7) ซึ่งเป็นการหาค่าเฉลี่ยโดยให้น้ำหนักกับข้อมูลของวันล่าสุดมากกว่าวันก่อนหน้า ช่วยลดความผันผวนช่วงวันหยุดสุดสัปดาห์ออกไปได้ โดยไม่ก่อให้เกิดปัญหาความ

ล่าช้าของข้อมูล (Lagging Effect) เหมือนกับกรณีใช้วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ทั่วไป ทำให้ดัชนีสะท้อนภาพแนวโน้มทัศนคติรายวัน โดยไม่มีปัจจัยเรื่องวันหยุดมากระทบ (รายละเอียดเพิ่มเติมดูในภาคผนวก 3)

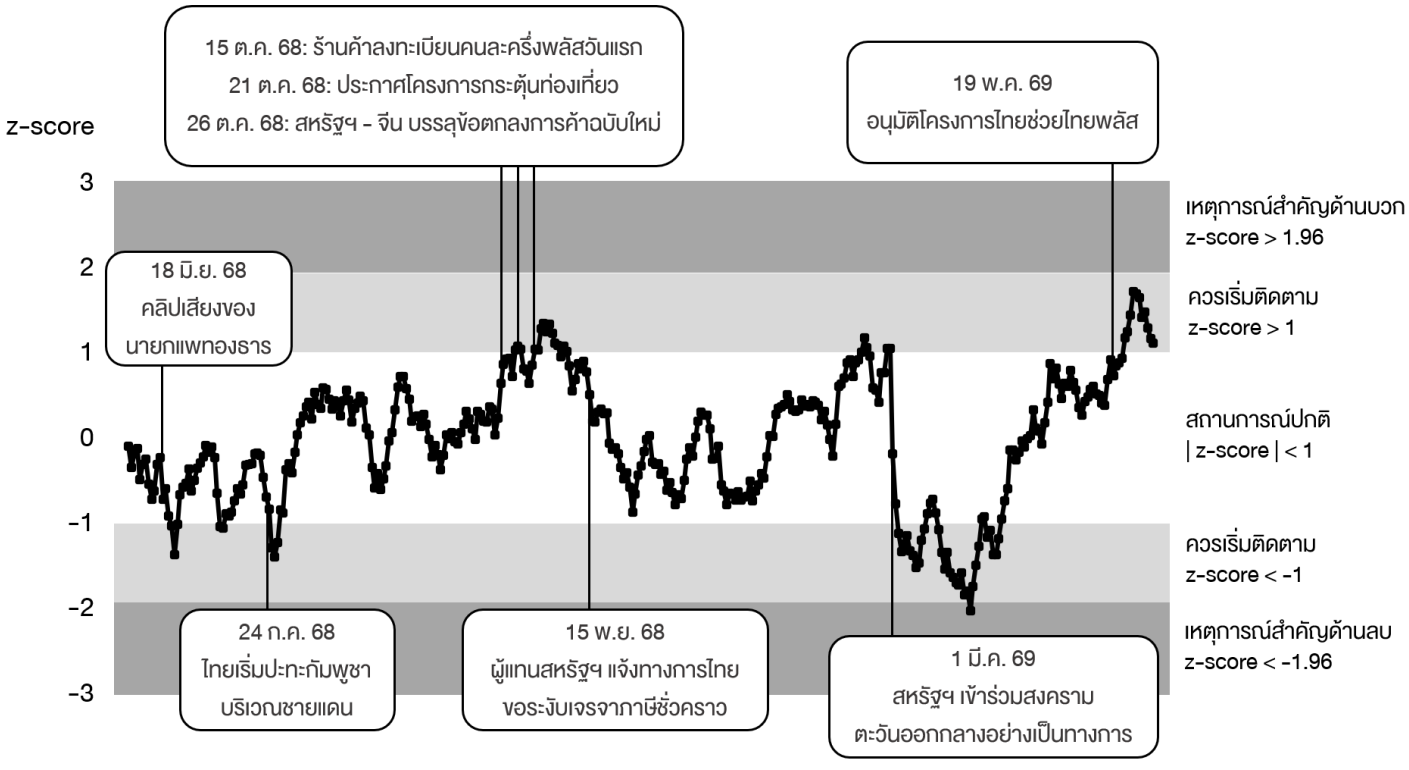
ในการประเมินผลดัชนี ใช้หลักการทางสถิติ โดยแปลงค่าดัชนีให้อยู่ในรูป คะแนนมาตรฐาน (z-score) เพื่อตรวจวัดระดับการเบี่ยงเบนจากค่าเฉลี่ยปกติ โดยกำหนดเกณฑ์มาตรฐานในการวิเคราะห์ออกเป็น 3 ระดับประกอบด้วย

1. สถานการณ์ปกติ (Normal State): คือช่วงที่ค่า z-score อยู่ระหว่าง -1.00 ถึง 1.00 สะท้อนถึงการเคลื่อนไหวของดัชนีในเกณฑ์ปกติที่ไม่มีปัจจัยภายนอกมากระทบอย่างมีนัยสำคัญ

2. ระดับที่ควรเฝ้าระวังและติดตาม (Early Warning State): คือช่วงที่ค่า z-score เคลื่อนไหวอยู่ระหว่าง 1.00 ถึง 1.96 ในกรณีเหตุการณ์เชิงบวก หรือระหว่าง -1.00 ถึง -1.96 ในกรณีเหตุการณ์เชิงลบ บ่งชี้ถึงการเริ่มก่อตัวของกระแสความเคลื่อนไหวในสังคม

3. ระดับที่เป็นเหตุการณ์สำคัญ (Significant Event State): คือช่วงที่ค่า z-score พุ่งสูงเกินกว่า 1.96 ในกรณีเหตุการณ์เชิงบวก หรือต่ำกว่า -1.96 ในกรณีเหตุการณ์เชิงลบ

จากผลลัพธ์ พบว่าดัชนี DESI สามารถสะท้อนภาพเศรษฐกิจของไทยได้อย่างแม่นยำ และทันต่อเหตุการณ์ โดยค่าดัชนีเพิ่มขึ้นชัดเจนในช่วงที่มีข่าวมาตรการกระตุ้นเศรษฐกิจของรัฐ เช่น โครงการคนละครึ่งพลัส และโครงการเที่ยวดีมีคืน (ต.ค. 68) โครงการไทยช่วยไทยพลัส (พ.ค. 69) ในทางตรงกันข้าม ค่าดัชนีลดลงชัดเจนในช่วงเกิดความไม่แน่นอนทางการเมือง เช่น วันที่ไทยเริ่มปะทะกับกัมพูชา (24 ก.ค. 68) และ วันที่สหรัฐฯ ประกาศเข้าร่วมสงครามตะวันออกกลาง (1 มี.ค. 69) เป็นต้น (ภาพที่ 6)

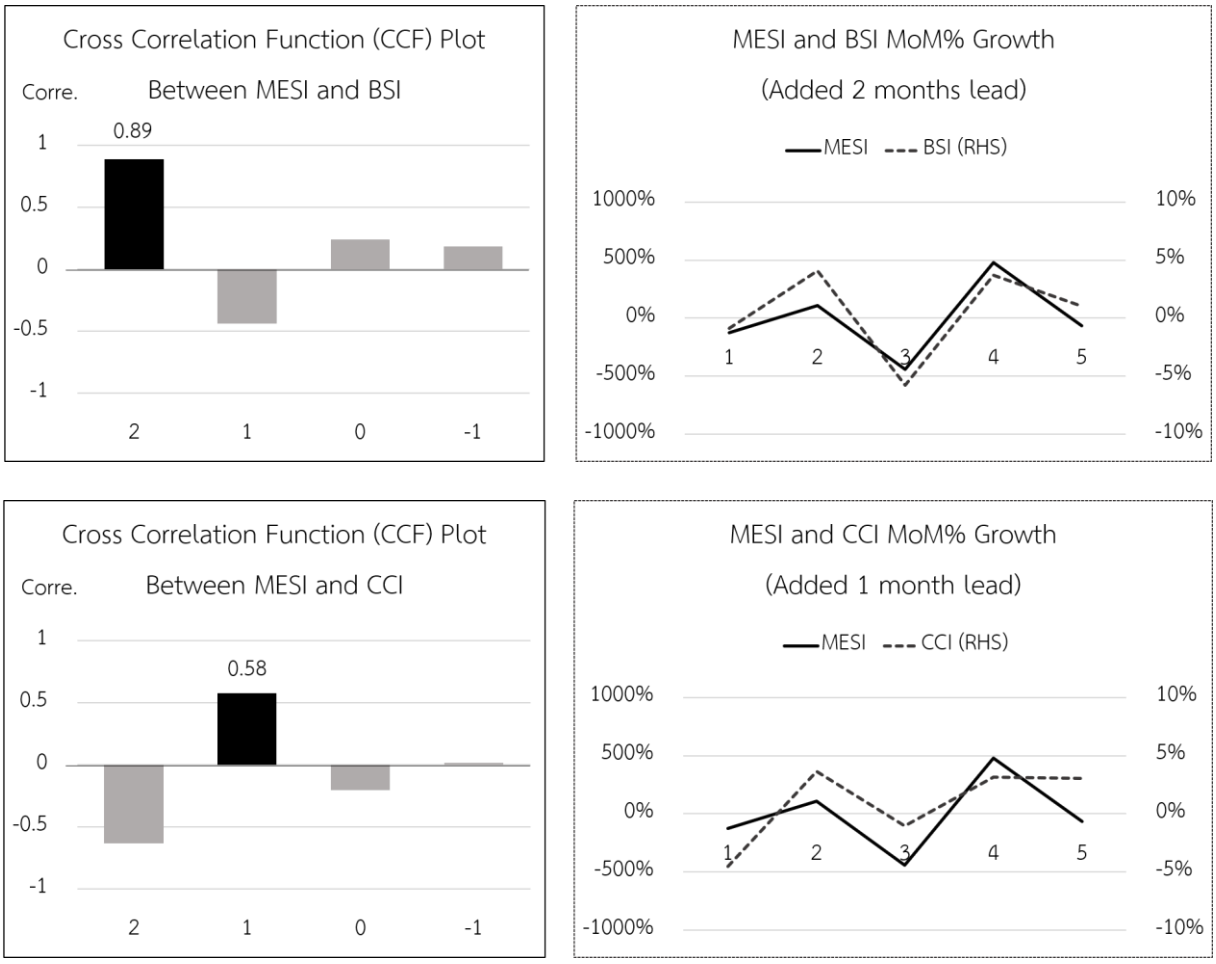


ภาพที่ 6: เปรียบเทียบดัชนีรายวัน DESI ที่ใช้ข้อมูล Neutral และ EMA7 กับเหตุการณ์สำคัญทางเศรษฐกิจของไทย

4.3 ผลการจัดทำดัชนีความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจรายเดือน (MESI)

การจัดทำดัชนี MESI รายเดือน ใช้ข้อความ Neutral มาร่วมประมวลผลเหมือนกรณีการจัดทำเครื่องชี้ความเชื่อมั่นรายวัน การนำข้อมูล Neutral มาใช้จึงมีส่วนช่วยทำให้ดัชนีรายเดือนมีความเสถียร ไม่ปรับตัวผันผวนออกจากแนวโน้มเศรษฐกิจที่แท้จริงมากเกินไป

เพื่อพิสูจน์ประสิทธิภาพของดัชนี การศึกษานี้ใช้วิธีทางสถิติที่เรียกว่า Lead-Lag Correlation Analysis เพื่อทดสอบหาค่าสหสัมพันธ์และทิศทางการเคลื่อนไหวในช่วงเวลาต่าง ๆ เปรียบเทียบกับดัชนีความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจที่ใช้ในปัจจุบัน ผลลัพธ์พบว่า **ดัชนี MESI มีคุณสมบัติในการเป็นเครื่องชี้วัดนำทางเศรษฐกิจ (Leading Indicator) ที่มีประสิทธิภาพ** โดยพบว่าดัชนี MESI ส่งสัญญาณสะท้อนทิศทางเศรษฐกิจไทยก่อนดัชนี BSI ล่วงหน้าถึง 2 เดือน และส่งสัญญาณก่อนดัชนี CCI ล่วงหน้าเป็นเวลา 1 เดือน (ภาพที่ 7) ซึ่งผลลัพธ์ดังกล่าวเป็นสิ่งสะท้อนว่า เมื่อประชาชนหรือผู้ประกอบการ รับรู้ข่าวสารและแสดงปฏิกิริยาโต้ตอบต่อเหตุการณ์ทางเศรษฐกิจ (เช่น มาตรการรัฐ ปัญหาภูมิรัฐศาสตร์ ความไม่แน่นอนทางการเมือง เป็นต้น) ทัศนคติที่เกิดขึ้นบนสื่อสังคมออนไลน์จะปรับตัวตอบรับทิศทางเศรษฐกิจใหม่ก่อนเป็นอันดับแรก ขณะที่ BSI และ CCI ซึ่งเป็นการทำแบบสำรวจที่ต้องใช้เวลาในการรวบรวมและการประมวลผลข้อมูล (Time Lag) ทำให้สัญญาณความเชื่อมั่นที่ตรวจพบจากสื่อสังคมออนไลน์จึงขยับนำหน้าตัวเลขจากการสำรวจไปล่วงหน้าแล้วประมาณ 1 ถึง 2 เดือน



ภาพที่ 7 ผลการทดสอบ Lead-Lag Correlation Analysis

5. สรุปผลการศึกษา

ผลการศึกษาการพัฒนาดัชนีความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจจากข้อมูลบนสื่อสังคมออนไลน์ พบว่า

1. **การจำแนกทัศนคติของข้อมูล:** การใช้แบบจำลอง Large Language Model อย่าง Gemini 2.5 Flash ในการระบุทัศนคติของข้อมูล มีความสอดคล้องใกล้เคียงกับเกณฑ์อ้างอิงที่ประเมินโดยผู้เชี่ยวชาญมากที่สุด โดยมีอัตราความแม่นยำสูงถึงร้อยละ 83 เมื่อเทียบกับแบบจำลอง Pre-trained Transformer Models ทั้ง 2 รูปแบบ คือ WangchanBERTa และ WangchanBERTa Base Sentiment Analysis ที่มีอัตราความแม่นยำต่ำกว่าชัดเจนที่ร้อยละ 43 และร้อยละ 47 ตามลำดับ

2. **ดัชนีความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจรายวัน (Daily Economic Sentiment Index, DESI):** สามารถสะท้อนปฏิกิริยาของสาธารณชนต่อเศรษฐกิจได้อย่างแม่นยำ และทันเหตุการณ์ ทั้งในมิติปัจจัยสนับสนุนเชิงบวก (เช่น มาตรการกระตุ้นเศรษฐกิจภาครัฐ) และมิติปัจจัยเสี่ยงเชิงลบ (เช่น ความกังวลด้านนโยบายการค้าต่างประเทศ และความไม่แน่นอนทางการเมือง)

3. **ดัชนีความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจรายวัน (Monthly Economic Sentiment Index; MESI):** เป็นเครื่องชี้วัดนำทางเศรษฐกิจ (Leading Indicator) ที่มีประสิทธิภาพ โดยสามารถส่งสัญญาณสะท้อนทิศทางเศรษฐกิจได้ล่วงหน้าก่อนดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) ถึง 2 เดือน และส่งสัญญาณล่วงหน้าก่อนดัชนีความเชื่อมั่นผู้บริโภค (CCI) เป็นเวลา 1 เดือน เนื่องจากข้อมูลสื่อสังคมออนไลน์สามารถจับทัศนคติของภาคประชาชนที่มีต่อสถานการณ์เศรษฐกิจในปัจจุบันได้เร็ว ก่อนที่อารมณ์ความรู้สึกเหล่านั้นจะตกผลึกกลายเป็นการกระทำทางเศรษฐกิจ และถูกบันทึกผลด้วยแบบสำรวจ BSI CCI ในอีก 1 ถึง 2 เดือนต่อมา

ผลลัพธ์ข้างต้น แสดงให้เห็นชัดเจนว่า **ดัชนีความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจที่ใช้ฐานข้อมูลจากสื่อสังคมออนไลน์ เป็นเครื่องมือทางเลือกที่มีประสิทธิภาพ สามารถให้ข้อมูลรวดเร็ว ด้วยต้นทุนที่ต่ำ** ซึ่งช่วยยกระดับการติดตามภาวะเศรษฐกิจ ตลอดจนสนับสนุนการตัดสินใจเชิงนโยบายและการวางกลยุทธ์ทางเศรษฐกิจของประเทศได้อย่างมีประสิทธิภาพและเท่าทันต่อสถานการณ์

ภาคผนวก 1: การจำแนกทัศนคติของข้อมูล (Sentiment Analysis)

1. Large Language Model: Gemini 2.5 Flash

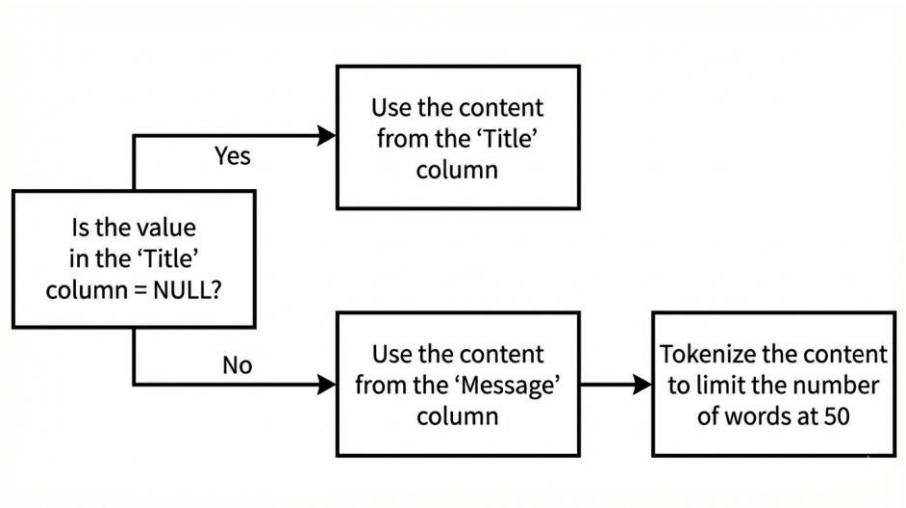
วิธีการนี้จะใช้การแปลงข้อความของโพสต์ให้เป็นเวกเตอร์ตัวเลขที่แสดงถึงความหมายและบริบทของคำ แล้วจึงนำเวกเตอร์นี้มาวิเคราะห์เพื่อระบุว่าโพสต์นั้นมีความรู้สึกเป็น Negative, Neutral หรือ Positive ด้วยการพิจารณาความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนของคำและวลีต่าง ๆ โดยจะมีการทำงานแบ่งเป็น 4 ขั้นตอนดังนี้

1.1. Preprocessing & Tokenization

ขั้นตอนแรกเป็นการเตรียมข้อมูลก่อนขั้นตอนการวิเคราะห์ โดยประกอบด้วย 2 ขั้นตอนคือ 1. การคัดกรองข้อมูล (Data filtering) และ 2. การตัดคำ (Word Tokenization)

โดยการคัดกรองข้อมูลจะทำการคัดเลือกเฉพาะตัวแปรที่ต้องการใช้ในการวิเคราะห์ และกรองเฉพาะข้อมูลที่มีค่าตรงกับคุณลักษณะที่ตั้งไว้ ได้แก่ เป็นโพสต์ที่ถูกเผยแพร่โดยประชาชนทั่วไป และสำนักข่าว ไม่รวมถึงคอมเมนต์ และโพสต์ที่เป็นโฆษณา เพื่อลดปริมาณข้อมูลที่ไม่จำเป็น

ในส่วนของการตัดคำ จะเริ่มขึ้นหลังจากการคัดกรองข้อมูล โดยใช้คลังคำศัพท์จาก Python library ‘pythainlp’ ในการเลือกตัดคำ โดยอ้างอิงจากภาพที่ 8 ขั้นตอนนี้จะเน้นไปที่ตัวแปร 2 ตัวคือ ‘Title’ และ ‘Message’ หากข้อมูลใดมีค่าในตัวแปร ‘Title’ ไม่เท่ากับ NULL ระบบจะเลือกใช้ข้อความจาก ‘Title’ ในการวิเคราะห์ Sentiment เนื่องจากพบว่า หัวข้อพาดหัวข่าว หรือโพสต์ มีความเหมาะสมกับการนำไปวิเคราะห์ เนื่องจากมีการสื่อความที่ชัดเจน และกระชับ ในกรณีที่ข้อมูลใดมีค่าในตัวแปร ‘Title’ เป็น NULL ระบบจะนำข้อความจากตัวแปร ‘Message’ มาใช้แทน แต่ข้อความดังกล่าวต้องผ่านการ Tokenization เพื่อจำกัดความยาวของข้อความที่ 50 คำแรก เพื่อควบคุมปริมาณ Token ให้มีความเหมาะสมต่อการประมวลผล



ภาพที่ 8: ขั้นตอนการเลือกข้อความ และการทำ Text tokenization

1.2. การจัดการปริมาณข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์ (Chunking)

เนื่องด้วยข้อจำกัดด้านปริมาณคำ (Token Limit) ของโมเดลภาษาขนาดใหญ่ (LLM) ระบบจึงมีกระบวนการแบ่งกลุ่มข้อมูล โดยการรวมข้อความหลายรายการเข้าด้วยกันเป็นกลุ่ม (Chunk) โดยจำกัดไม่เกิน 5,000 Tokens ต่อการส่งคำสั่ง (Request) หนึ่งครั้ง และแปลงเป็น String ที่มีความยาว และระบุรหัสของแต่ละรายการด้วยรหัสอ้างอิง [index] และสัญลักษณ์ตัวคั่น ,| เพื่อรักษาโครงสร้างข้อมูลดั้งเดิมไว้สำหรับการนำผลลัพธ์ไปรวมกลับในภายหลัง

ตัวอย่างข้อมูลจำนวน 5 รายการ ก่อนทำการ Chunking

[‘ช่วงนี้’, ‘เศรษฐกิจ’, ‘ไทย’, ‘แย่’, ‘มาก’]
[‘อยาก’. ‘ให้’, ‘รัฐบาล’, ‘ช่วย’, ‘สนับสนุน’, ‘เกษตรกร’, ‘มากกว่า’, ‘นี้’]
[‘รู้สึก’, ‘เดือน’, ‘นี้’, ‘ยอดขาย’, ‘ดี’, ‘ขึ้น’]
[‘ส่งออก’, ‘แย่’, ‘ลง’, ‘ ’, ‘10’, ‘ ’, เดือน’, ‘ติดต่อ’, ‘กัน’]
[‘อาหาร’, ‘แพง’, ‘มาก’, ‘เพราะ’, ‘ร้าน’, ‘แบก’, ‘ต้นทุน’, ‘ไม่’, ‘ไหว’]

ตัวอย่างข้อมูลจำนวน 5 รายการ หลังทำการ Chunking ในกรณีตั้ง Token limit = 15

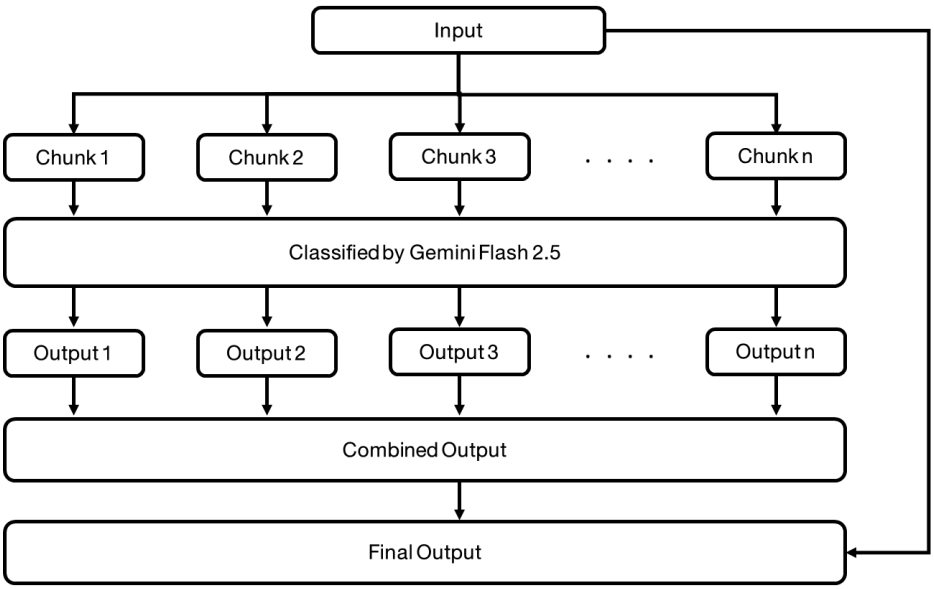
Chunk #1	[0] ช่วงนี้เศรษฐกิจไทยแย่มาก ,| [1] อยากให้รัฐบาลช่วยสนับสนุนเกษตรกรมากกว่านี้ ,|
Chunk #2	[2] รู้สึกเดือนนี้ยอดขายดีขึ้น ,| [3] ส่งออกแย่ลง 10 เดือนติดต่อกัน ,|
Chunk #3	[4] อาหารแพงมากเพราะร้านแบกต้นทุนไม่ไหว ,|

1.3. การประมวลผลด้วยโมเดลภาษาขนาดใหญ่

ขั้นตอนการประมวลผลมีรูปแบบการทำงานตามที่แสดงในภาพที่ 9 คือ ระบบจะส่งข้อความที่ผ่านการ Chunking แล้วในข้อ 3.4.1.2. ไปยังโมเดล Gemini 2.5 Flash ผ่าน Python library Google GenAI API เพื่อทำ Sentiment classification ทีละ Chuck จนครบ และกำหนดให้ LLM ตอบกลับในรูปแบบ JSON เพื่อที่จะได้ผลลัพธ์สุดท้ายเป็นข้อมูลที่มีโครงสร้าง (Structured Data)

1.4. การรวมผลลัพธ์ (Final Output)

เมื่อ LLM วิเคราะห์ครบทุก Chunk แล้ว โปรแกรมจะนำผลลัพธ์มาต่อกัน หลังจากนั้นจะนำไปรวมกลับเข้ากับข้อมูลต้นฉบับที่เป็นไฟล์ Excel โดยใช้ index เป็นตัวเชื่อม



ภาพที่ 9: กระบวนการส่งข้อมูลให้ LLM ประมวลผล

2. Pre-trained Transformer Models (WangchanBERTa)

WangchanBERTa เป็นตัวแบบ Transformer แบบ Encoder โดยอิงตามแนวคิดของ BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) ตัวแบบถูกพัฒนาโดย สถาบันวิจัยปัญญาประดิษฐ์ประเทศไทย จากความร่วมมือระหว่างสถาบันวิทยสิริเมธี และสำนักงานส่งเสริมเศรษฐกิจดิจิทัล (VISTEC-depa Thailand Artificial Intelligence Research Institute) โดยตัวแบบถูกปรับให้เหมาะสมกับภาษาไทยผ่านการฝึกจากชุดข้อมูลภาษาไทยขนาดใหญ่ (78.5 GB) จากหลายแหล่ง เช่น ข่าว บทความ เว็บไซต์ และสื่อสังคมออนไลน์ทำให้โมเดลสามารถเรียนรู้โครงสร้างทางภาษา ความสัมพันธ์ของคำ และบริบทเชิงความหมายได้อย่างมีประสิทธิภาพ

นอกจากนี้ ยังมีการ fine-tuning ตัวแบบสำหรับงานเฉพาะทาง เช่น Sentiment Analysis โดยเพิ่ม Layer สำหรับ Classification ส่งผลให้ WangchanBERTa สามารถนำมาประยุกต์ใช้กับงาน Sentiment Classification ที่เป็นภาษาไทย ได้อย่างแม่นยำและมีประสิทธิภาพ

งานศึกษานี้เลือกใช้ตัวแบบที่มีพื้นฐานจาก WangchanBERTa 2 ตัวคือ 1. WangchanBERTa จัดทำโดยสถาบันวิจัยปัญญาประดิษฐ์ประเทศไทย นำมาใช้เป็น Base model และ 2. WangchanBERTa Base Sentiment Analysis จัดทำโดย คุณ Pongsathorn Utsahawattanasuk เป็นตัวแบบที่ถูกนำมา Fine tuned เพิ่มเติมจาก Base model เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการทำ Sentiment Classification โดยจะมีการทำงาน 3 ขั้นตอนดังนี้

2.1. การนำเข้าไลบรารีที่จำเป็น โค้ดเริ่มต้นด้วยการนำเข้าไลบรารีสำคัญ ได้แก่

- numpy, pandas สำหรับจัดการข้อมูล
- torch สำหรับการประมวลผลโมเดลเชิงลึก
- transformers สำหรับเรียกใช้งานโมเดล Transformer จาก Hugging Face
- thai2transformers เพื่อเตรียมข้อความภาษาไทยให้เหมาะสมกับ WangchanBERTa

2.2. Preprocessing & Tokenization

ขั้นตอนนี้จะใกล้เคียงกับขั้นตอน 3.4.1.1. ของ LLM กล่าวคือ เบื้องต้นจะทำการคัดกรองข้อมูลให้เหลือเฉพาะตัวแปรที่ต้องการใช้ในการวิเคราะห์ และกรองเฉพาะข้อมูลที่มีค่าตรงกับคุณลักษณะที่ตั้งไว้ คือ เป็นโพสต์ที่ถูกเผยแพร่โดยประชาชนทั่วไป และสำนักข่าว ไม่รวมถึงคอมเมนต์ และโพสต์ที่เป็นโฆษณา เพื่อลดปริมาณข้อมูลที่ไม่จำเป็น

จากนั้นจะทำการตัดคำโดยใช้ AutoTokenizer จาก transformers ซึ่งเป็น library ใน Python ในการตัดคำ โดย WangchanBERTa กำหนดปริมาณ Token สูงสุดต่อข้อความไว้ที่ 416 Tokens ในขณะที่ WangchanBERTa Base Sentiment Analysis กำหนดไว้ที่ 256 Tokens

2.3. การประมวลผล

ทั้ง 2 ตัวแบบจะให้ผลลัพธ์ออกมาเป็น logits และจึงนำผลลัพธ์ดังกล่าวเข้ากระบวนการ classify โดยใช้ function Softmax เพื่อแปลง logits เป็นค่าความน่าจะเป็น แล้วจึงให้ผลลัพธ์สุดท้าย โดยเลือกจากค่าที่มีความน่าจะเป็นสูงสุด โดยผลลัพธ์สุดท้ายสามารถมีค่าเป็น Negative, Neutral หรือ Positive

ภาคผนวก 2: การสร้างดัชนีความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจจากข้อมูลที่ระบุทัศนคติแล้ว

1. วิธีการคำนวณดัชนี Economic Sentiment Index (ESI)

การศึกษานี้ จะจัดทำดัชนีใน 2 ความถี่คือ 1. ดัชนีรายเดือน Monthly Economic Sentiment Index (MESI) เพื่อใช้ประกอบ หรือ ทดแทน ดัชนีความเชื่อมั่นแบบสำรวจที่ใช้อยู่ในปัจจุบัน และ 2. ดัชนีรายวัน Daily Economic Sentiment Index (DESI) เพื่อใช้ติดตามความรู้สึกของประชาชนที่ตอบสนองต่อภาวะเศรษฐกิจ และเหตุการณ์สำคัญ ในช่วงเวลาต่าง ๆ และตอบสนองได้อย่างทันการณ์

โดยดัชนีที่ลงท้ายด้วย _1 จะคำนวณจากสมการ

$$ESI = \frac{(Count\ of\ Positive\ posts - Count\ of\ Negative\ posts)}{(Count\ of\ Positive\ posts + Count\ of\ Negative\ posts)}$$

ในขณะที่ดัชนีที่ลงท้ายด้วย _2 จะคำนวณจากสมการ

$$ESI = \frac{(Count\ of\ Positive\ post - Count\ of\ Negative\ posts)}{(Count\ of\ Positive\ posts + Count\ of\ Neutral\ posts + Count\ of\ Negative\ posts)}$$

1) ดัชนีความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจรายเดือน จะมีการจัดทำเป็น 2 รูปแบบ เพื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ โดยมีความแตกต่างคือการนำโพสต์ที่มี Sentiment เป็น Neutral มาใช้ในการวิเคราะห์ด้วยหรือไม่ รายละเอียดสมการดังนี้

ตารางที่ 2: เปรียบเทียบวิธีการคำนวณดัชนี Economic Sentiment Index (ESI) รายเดือน

ดัชนี	วิธีการคำนวณ
MESI_1	$MESI_1 = \frac{(Count\ of\ Positive\ posts - Count\ of\ Negative\ posts)}{(Count\ of\ Positive\ posts + Count\ of\ Negative\ posts)}$
MESI_2	$MESI_2 = \frac{(Count\ of\ Positive\ post - Count\ of\ Negative\ posts)}{(Count\ of\ Positive\ posts + Count\ of\ Neutral\ posts + Count\ of\ Negative\ posts)}$

$Count\ of\ Positive\ posts$: จำนวนโพสต์หรือบทความที่ถูกระบุว่ามี $Sentiment$ เป็นบวก $(Positive)$ ในแต่ละเดือน

$Count\ of\ Neutral\ posts$: จำนวนโพสต์หรือบทความที่ถูกระบุว่ามี $Sentiment$ เป็นกลาง $(Neutral)$ ในแต่ละเดือน

$Count\ of\ Negative\ posts$: จำนวนโพสต์หรือบทความที่ถูกระบุว่ามี $Sentiment$ เป็นลบ $(Negative)$ ในแต่ละเดือน

2) ดัชนีความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจรายวัน มีการจัดทำเป็น 4 รูปแบบ เพื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ โดยมีส่วนที่เพิ่มขึ้นมาจากการคำนวณดัชนีรายเดือนคือ มีการเพิ่มการทำค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 7 วัน (7-day Moving Average; MA7) โดยชื่อดัชนีจะระบุว่า _MA และค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบถ่วงน้ำหนักเอกซ์โพเนนเชียล 7 วัน (7-day Exponential Moving Average; EMA7) ชื่อดัชนีระบุว่า _EMA โดยทั้ง 2 วิธีถูกเพิ่มเพื่อขจัด Day of the week effect โดยมีรายละเอียดของสมการดังนี้

ตารางที่ 3: เปรียบเทียบวิธีการคำนวณดัชนี Economic Sentiment Index (ESI) รายวัน

ดัชนี	วิธีการคำนวณ
DESI_MA_1	$DESI_MA_1 = \frac{1}{7}\sum_{i=0}^{6}\frac{(Count\ of\ Positive\ posts - Count\ of\ Negative\ posts)}{(Count\ of\ Positive\ posts + Count\ of\ Negative\ posts)}(t-i)$
DESI_EMA_1	$DESI_EMA_1 = \alpha \cdot \frac{(Count\ of\ Positive\ posts - Count\ of\ Negative\ posts)}{(Count\ of\ Positive\ posts + Count\ of\ Negative\ posts)}(t) + (1-\alpha)\cdot ESI_D_EMA_1(t-1)$
DESI_MA_2	$DESI_MA_2 = \frac{1}{7}\sum_{i=0}^{6}\frac{(Count\ of\ Positive\ post - Count\ of\ Negative\ posts)}{(Count\ of\ Positive\ posts + Count\ of\ Neutral\ posts + Count\ of\ Negative\ posts)}(t-i)$
DESI_EMA_2	$DESI_EMA_2 = \alpha \cdot \frac{(Count\ of\ Positive\ post - Count\ of\ Negative\ posts)}{(Count\ of\ Positive\ posts + Count\ of\ Neutral\ posts + Count\ of\ Negative\ posts)}(t) + (1-\alpha)\cdot ESI_D_EMA_2(t-1)$

$Count\ of\ Positive\ posts$: จำนวนโพสต์หรือบทความที่ถูกระบุว่ามี $Sentiment$ เป็นบวก $(Positive)$ ในแต่ละวัน

$Count\ of\ Neutral\ posts$: จำนวนโพสต์หรือบทความที่ถูกระบุว่ามี $Sentiment$ เป็นกลาง $(Neutral)$ ในแต่ละวัน

$Count\ of\ Negative\ posts$: จำนวนโพสต์หรือบทความที่ถูกระบุว่ามี $Sentiment$ เป็นลบ $(Negative)$ ในแต่ละวัน

ค่า α ของ EMA7 ถูกกำหนดให้เท่ากับ 0.25 อ้างอิงจากสูตรการคำนวณ $\alpha = \frac{2}{N+1}$ โดย *N* มีค่าเท่ากับ *7* สำหรับ *EMA7*

โดยค่าของดัชนีที่ได้ จะถูกนำไปผ่านกระบวนการ *Standardization* เพื่อแปลค่าดัชนีเป็น *Z-score* ที่มีการแจกแจงปกติ มี ค่าเฉลี่ย = 0 และ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน = 1 เพื่อใช้ในการหาช่วงที่ควรติดตาม และระบุช่วงที่เป็นเหตุการณ์สำคัญ

สามารถแปลงข้อมูลให้ดัชนีให้มีการแจกแจงปกติโดยใช้สมการดังนี้

$$z = \frac{x_i - \mu}{\sigma}$$

โดยที่

x_i = ค่าข้อมูลที่ต้องการแปลง ณ ตำแหน่งที่ *i*

μ = ค่าเฉลี่ยของตัวแปร x

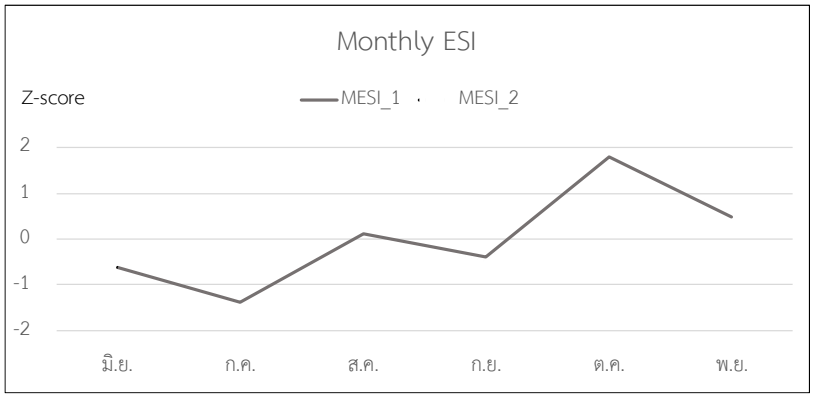
σ = ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูล

ตารางที่ 4: วิธีการตีความค่า Z จากดัชนี

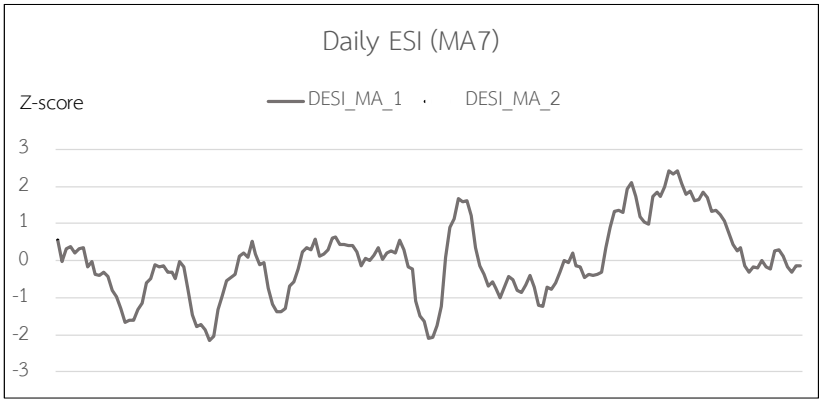
ค่า $\|z\|$	สัดส่วน	ความหมาย
$\|z\| \leq 1$	68.27%	Sentiment ของประชาชนอยู่ในระดับปกติ
$1 < \|z\| \leq 1.96$	26.73%	Sentiment ของประชาชนเริ่มมีการเคลื่อนไหวชัดเจน ควรติดตาม
$\|z\| > 1.96$	5%	Sentiment ของประชาชนอยู่ในด้านบวก หรือลบ อย่างชัดเจน แสดงถึงการตอบสนองของประชาชนต่อเหตุการณ์ที่มีความสำคัญต่อเศรษฐกิจไทย

2. เปรียบเทียบผลการจัดทำดัชนี ESI

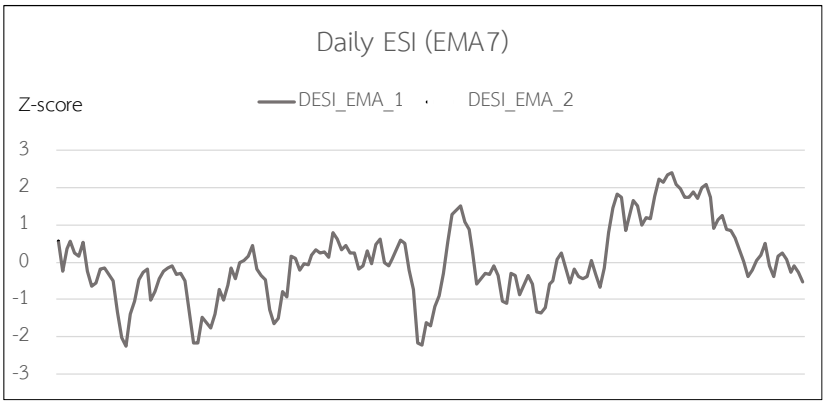
ผลการจัดทำดัชนี ESI สามารถอ้างอิงได้จากภาพที่ 10 – 12 โดยพบว่าดัชนีที่ลงท้ายด้วย _1 (ดัชนีที่ไม่ใช้โพสต์ Neutral ในการคำนวณ) และ ดัชนีที่ลงท้ายด้วย _2 (ใช้โพสต์ Neutral ในการคำนวณ) ให้ผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกัน อย่างไรก็ตาม พบว่าดัชนีที่มีการรวมโพสต์ที่มี Sentiment เป็น Neutral ในการคำนวณ จะให้ผลลัพธ์ที่เสถียรมากกว่า โดยเฉพาะในช่วงเวลาที่มีสัดส่วนโพสต์ Neutral สูง หากตัดออกจะส่งผลให้ค่าของดัชนีมีความแกว่ง งานศึกษานี้จึงเลือกใช้ดัชนีที่มีการรวมโพสต์ที่มี Sentiment เป็น Neutral ในการคำนวณ คือดัชนี MESI_2, DESI_MA_2 และ DESI_EMA_2 ในการศึกษาต่อไป



ภาพที่ 10: เปรียบเทียบผลลัพธ์การจัดทำดัชนีรายเดือน MESI_1 และ MESI_2



ภาพที่ 11: เปรียบเทียบผลลัพธ์การจัดทำดัชนีรายวัน DESI_MA_1 และ DESI_MA_2

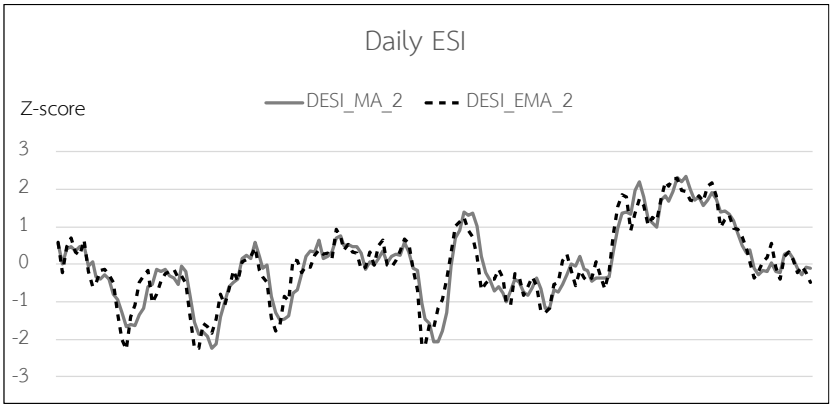


ภาพที่ 12: เปรียบเทียบผลลัพธ์การจัดทำดัชนีรายวัน DESI_EMA_1 และ DESI_EMA_2

3. เปรียบเทียบผลของดัชนีรายวันที่ใช้ Moving average และ Exponential Moving Average

จากการเปรียบเทียบในภาพที่ 13 พบว่าดัชนีที่ DESI_MA_2 ซึ่งถูกจัดทำโดยใช้ Moving average 7 วัน ตอบสนองล่าช้ากว่าดัชนีที่ใช้ DESI_EMA_2 ที่ถูกจัดทำโดย Exponential Moving Average 7 วัน ราว 3 วัน แม้ดัชนี DESI_MA_2 จะมีค่าที่เสถียรกว่าเล็กน้อย แต่วัตถุประสงค์ของการจัดทำดัชนีรายวัน มีเพื่อใช้ดัชนีในการ

ติดตามความรู้สึกของประชาชนที่ตอบสนองต่อภาวะเศรษฐกิจ เหตุการณ์สำคัญในช่วงเวลาต่าง ๆ และตอบสนองได้อย่างทันการณ์ ดังนั้น งานศึกษานี้จึงเลือกใช้ดัชนีที่ใช้ DESI_EMA_2 ที่มีความรวดเร็วมากกว่า ในการศึกษา



ภาพที่ 13: เปรียบเทียบผลลัพธ์การจัดทำดัชนีรายวัน DESI_MA_2 และ DESI_EMA_2

ภาคผนวก 3: การประเมินประสิทธิภาพของดัชนีความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจ

เนื่องจากวัตถุประสงค์หลักของการจัดทำดัชนี ESI คือเพื่อการใช้เป็นเครื่องชี้ทดแทนดัชนีที่มาจากการสำรวจ งานศึกษานี้จะใช้การประเมินโดยใช้ Pearson correlation coefficient ควบคู่กับการทำ Cross-correlation เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร โดยพิจารณาถึงการเลื่อนตำแหน่งของเวลา (lag) ด้วย โดยกำหนดให้ตัวแปรอิสระ X คือค่า Z-score จาก ESI และตัวแปรตาม Y คือค่าจากดัชนีที่มาจากการสำรวจของทางการ โดยจะใช้วิธีการทดสอบ X กับ Y ทีละคู่ เพื่อทดสอบความเป็นไปได้ในการนำดัชนี ESI ใช้ทดแทนดัชนีที่มาจากการสำรวจ

1. Pearson correlation coefficient

เป็นวิธีการทางสถิติที่ใช้วัด ความสัมพันธ์เชิงเส้น (linear relationship) ระหว่างตัวแปรเชิงปริมาณสองตัว โดยแสดงระดับและทิศทางของความสัมพันธ์ผ่านค่าที่อยู่ระหว่าง −1 ถึง +1 ค่าใกล้ +1 หมายถึงความสัมพันธ์เชิงบวกสูง ค่าใกล้ −1 หมายถึงความสัมพันธ์เชิงลบสูง และค่าใกล้ 0 หมายถึงไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นอย่างมีนัยสำคัญ

Pearson correlation ถูกใช้อย่างแพร่หลายในการวิจัยเพื่อประเมินระดับความสอดคล้องของตัวแปรสองชุด โดยสมการของ Pearson correlation coefficient สามารถเขียนได้ดังนี้

$$r = \frac{Cov(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}}$$

r คือ Pearson correlation coefficient

X คือ ค่า Z-score ของดัชนี ESI

Y คือ ค่าของดัชนีที่มาจากการสำรวจ ประกอบด้วย BSI และ CCI (ทดสอบทีละคู่)

$Cov(X,Y)$ คือค่า covariance ระหว่างตัวแปร X และ Y

σ_X, σ_Y คือส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปร X และ Y

x_i, y_i คือค่าของตัวแปร X และ Y ลำดับที่ i

$\bar{x}, \bar{y}$ คือค่าเฉลี่ยของตัวแปร X และ Y

n คือจำนวนข้อมูลทั้งหมด

2. Normalized Cross-correlation

เป็นวิธีการทางสถิติที่ใช้วัดความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปร โดยสิ่งที่เพิ่มเติมจาก Pearson correlation coefficient คือ มีการพิจารณาถึงการเลื่อนตำแหน่งของเวลา (lag) ของตัวแปรหนึ่งเทียบกับอีกตัวแปรหนึ่ง เพื่อค้นหาว่าตัวแปรหนึ่งมีแนวโน้มเปลี่ยนแปลงก่อนหรือหลังอีกตัวแปรในกี่ช่วงเวลา โดยค่าที่ได้จะอยู่ระหว่าง –1 ถึง +1 วิธีการนี้ถูกใช้อย่างแพร่หลายในงานวิเคราะห์อนุกรมเวลา (time series analysis)

สมการของ Normalized Cross-correlation สามารถเขียนได้ดังนี้

$$\rho_{xy}(k) = \frac{\sum_{i=1}^{n-k}(x_i - \bar{x})(y_{i+k} - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n-k}(x_i - \bar{x})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n-k}(y_{i+k} - \bar{y})^2}}$$

$\rho_{xy}(k)$ คือ Normalized Cross- correlation

X คือ ค่า Z-score ของดัชนี ESI

Y คือ ค่าของดัชนีที่มาจากการสำรวจ ประกอบด้วย BSI และ CCI (ทดสอบทีละคู่)x_i, y_i คือค่าของตัวแปร X และ Y ลำดับที่ i

$\bar{x}, \bar{y}$ คือค่าเฉลี่ยของตัวแปร X และ Y

k คือจำนวนช่วงเวลาที่เลื่อน (lag) โดยทดสอบค่าตั้งแต่ -2 จนถึง +2

n คือจำนวนข้อมูลทั้งหมด

การตีความ (Interpretation)

- ถ้า $\rho_{xy}(k)$ ใกล้ +1: ชุดข้อมูล X และ Y มีความสัมพันธ์เชิงบวกสูง เมื่อ Y ถูกเลื่อนไป k ช่วงเวลา
- ถ้า $\rho_{xy}(k)$ ใกล้ -1: ชุดข้อมูล X และ Y มีความสัมพันธ์เชิงลบสูง เมื่อ Y ถูกเลื่อนไป k ช่วงเวลา
- ถ้า $\rho_{xy}(k)$ ใกล้ 0: ชุดข้อมูล X และ Y ไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้น ที่ k นั้น

หลังคำนวณ Normalized Cross-correlation ในแต่ละ lag แล้ว สามารถทดสอบนัยสำคัญทางสถิติด้วย t-test เพื่อพิสูจน์ว่าค่าความสัมพันธ์ที่พบในแต่ละ lag เกิดขึ้นจากความสัมพันธ์จริงของข้อมูล หรือเป็นเพียงความบังเอิญ โดยกำหนดให้

$H_0: \rho_{xy}(k) = 0$ หมายถึง ไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่าง X และ Y ที่ k (lag)

$H_1: \rho_{xy}(k) \neq 0$ หมายถึง มีความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่าง X และ Y ที่ k (lag)

โดยสามารถทดสอบสมมติฐานโดยใช้วิธีการ t-test ดังสมการด้านล่าง

$$t = \frac{\rho_{xy}(k)\sqrt{N-2}}{\sqrt{1-\rho_{xy}(k)^2}}$$

โดยที่

- t มีการแจกแจงแบบ Student's t-distribution
- N คือจำนวนคู่ข้อมูลที่ใช้จริงใน lag นั้น คำนวณจาก $N = n - k$

การตีความผลการทดสอบ

สามารถคำนวณค่า p-value (p) จาก t-distribution โดย

- หาก $p \geq \alpha$: ไม่สามารถปฏิเสธ H_0 และสรุปได้ว่าไม่มีหลักฐานเพียงพอที่จะสรุปว่าตัวแปร X และ Y มีความสัมพันธ์เชิงเส้นอย่างมีนัยสำคัญ ที่ k (lag) ณ ระดับความเชื่อมั่น 1- α
- หาก $p < \alpha$: ปฏิเสธ H_0 และสรุปได้ว่าตัวแปร X และ Y มีความสัมพันธ์เชิงเส้นอย่างมีนัยสำคัญ ที่ k ณ ระดับความเชื่อมั่น 1- α

บรรณานุกรม

Huang, P.-H., Hsu, P.-Y., Cheng, M.-S., Huang, C.-W., & Xu, N. (2019). The Relationship Between Sentiments of Social Media and Economic Indicators. International Conference on Mining Intelligence and Knowledge Exploration,

Kaczmarek, I., Iwaniak, A., Chrobak, G., & Kazak, J. K. (2025). Integrating media sentiment with traditional economic indicators: a study on PMI, CCI, and employment during COVID-19 period in Poland. *Journal of Computational Social Science*, *8*(2), 40.

Lee, Y., & Seo, B. (2023). Extracting economic sentiment from news articles: the case of Korea. *IFC Bulletins chapters*, *59*.

Shayaa, S., Ainin, S., Jaafar, N. I., Zakaria, S. B., Phoong, S. W., Yeong, W. C., Al-Garadi, M. A., Muhammad, A., & Zahid Piprani, A. (2018). Linking consumer confidence index and social media sentiment analysis. *Cogent Business & Management*, *5*(1), 1509424.

Song, M., & Shin, K. s. (2019). Forecasting economic indicators using a consumer sentiment index: Survey-based versus text-based data. *Journal of forecasting*, *38*(6), 504-518.

Wong, K., Kwong, M., Luk, P., & Cheng, M. (2023). A robust textual analysis of the dynamics of Hong Kong property market. *Pacific Economic Review*, *28*(3), 314-346.

ผู้จัดทำ

บูรณ์เมตต์ วิวัฒนานุกูล
ผู้วิเคราะห์อาวุโส
ส่วนดาต้าอนาไลติกส์
ฝ่ายบริหารข้อมูลและดาต้าอนาไลติกส์
สายระบบข้อสนเทศ