การพัฒนาระบบอัจฉริยะวิเคราะห์ความเครียดและสุขภาวะพนักงานเชิงรุก ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องและการประมวลผลภาษาธรรมชาติ

Development of a Proactive Intelligent System for Employee Stress and Well-being Analytics using Machine Learning and Natural Language Processing

รัตติกานต์ วิบูลย์พานิช[1], อนันตชัย ศรีสะอาด[2], ธนพล แสงอินทร์[3], รัชภรณ์ รัศมีเรืองรอง[4]

[1]คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล, มหาวิทยาลัยนอร์ทกรุงเทพ, rattikan.vi@northbkk.ac.th

[2]คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล, มหาวิทยาลัยนอร์ทกรุงเทพ, anantachai.sri@northbkk.ac.th

[3]คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล, มหาวิทยาลัยนอร์ทกรุงเทพ, thanapon.sang@northbkk.ac.th

[4]คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล, มหาวิทยาลัยนอร์ทกรุงเทพ, rachaporn.rasa@northbkk.ac.th

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและประเมินประสิทธิภาพของระบบอัจฉริยะสำหรับวิเคราะห์ความเครียดและสุขภาวะพนักงานเชิงรุก โดยประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) และการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing: NLP) บนพื้นฐานของทฤษฎีภาระงานและทรัพยากร (JD-R Model) ระบบที่พัฒนาขึ้นบูรณาการข้อมูลเชิงปริมาณ ได้แก่ ชั่วโมงการทำงานล่วงเวลา (OT) และสถิติการลา ร่วมกับข้อมูลเชิงคุณภาพจากการวิเคราะห์อารมณ์ในแบบประเมินรายสัปดาห์ ผ่านโมเดล Random Forest และเทคนิค Explainable AI เพื่อระบุปัจจัยต้นเหตุของความเครียดและแสดงผลผ่านแดชบอร์ดสนับสนุนการตัดสินใจสำหรับผู้บริหารในรูปแบบที่ไม่ระบุตัวตน

ผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองพบว่า มีค่า Accuracy เท่ากับ 0.87, Precision เท่ากับ 0.85, Recall เท่ากับ 0.89 และ F1-score เท่ากับ 0.87 ซึ่งสะท้อนถึงความสามารถของระบบในการจำแนกและตรวจจับพนักงานกลุ่มเสี่ยงได้อย่างแม่นยำ โดยเฉพาะค่า Recall ที่อยู่ในระดับสูง แสดงถึงประสิทธิภาพในการลดความเสี่ยงของการมองข้ามพนักงานที่มีภาวะเครียดจริง นอกจากนี้ผลการวิจัยพบว่า ระบบสามารถระบุปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อความเครียดได้อย่างแม่นยำ โดยเฉพาะความสัมพันธ์เชิงบวกระหว่างชั่วโมง OT และระดับความเสี่ยงด้านสุขภาพจิต ซึ่งพบว่าในช่วงที่มีค่าเฉลี่ย OT สูงถึง 11.5 ชั่วโมง พนักงานจะมีความเสี่ยงอยู่ในระดับสูง (4.3 คะแนน) หลังจากการทดสอบใช้งานจริงกับกลุ่มตัวอย่างพนักงานออฟฟิศเป็นเวลา 2 เดือน พบว่าระดับความรู้สึกเชิงลบ ทั้งความเหนื่อยล้าและความกดดัน ลดลงจากระดับสูงมาอยู่ในระดับปานกลางที่จัดการได้ โดยเฉพาะความรู้สึกควบคุมงานยากที่ลดลงอย่างเห็นได้ชัด นอกจากนี้ผลการประเมินความพึงพอใจจากผู้ใช้งานอยู่ในระดับค่อนข้างสูง 4.42 คะแนน โดยระบบได้รับการยอมรับในด้านความใกล้เคียงกับความเป็นจริงและการส่งเสริมสุขภาวะในองค์กร งานวิจัยนี้จึงเป็นนวัตกรรม

สำคัญที่ช่วยให้องค์กรสามารถบริหารจัดการทรัพยากรมนุษย์เชิงรุก ลดภาวะหมดไฟ และสร้างเสริมสุขภาพจิตที่ดีให้กับพนักงานได้อย่างยั่งยืน

คำหลัก: การวิเคราะห์ความเครียด, ปัญญาประดิษฐ์, การประมวลผลภาษาธรรมชาติ, สุขภาวะในองค์กร, การเรียนรู้ของเครื่อง

Abstract

This research aims to develop and evaluate the efficiency of a proactive intelligent system for analyzing employee stress and well-being by integrating Machine Learning (ML) and Natural Language Processing (NLP) techniques. Grounded in the Job Demands-Resources (JD-R) model, the developed system harmonizes quantitative data-such as overtime (OT) hours and leave statistics-with qualitative insights derived from sentiment analysis of weekly assessments. By utilizing the Random Forest model and Explainable AI (XAI) techniques, the system identifies the root causes of stress and presents the results through an anonymized dashboard to support management decision-making while protecting employee privacy.

The model performance evaluation revealed that the system achieved an accuracy of 0.87, a precision of 0.85, a recall of 0.89, and an F1-score of 0.87. These results indicate the system’s strong capability in accurately classifying and identifying at-risk employees. In particular, the high recall value demonstrates the model’s effectiveness in minimizing the risk of overlooking employees who are genuinely experiencing stress. Furthermore, the research findings indicate that the system accurately identifies key stressors, particularly a significant positive correlation between OT hours and mental health risk levels. It was observed that during periods where average OT reached 11.5 hours, employee risk levels rose to a "high-risk" threshold (4.3 points). Following a two-month pilot implementation with a sample group of office workers, negative indicators-including fatigue and pressure-decreased from "high" to "manageable" levels. Notably, the feeling of "lack of job control" showed the most significant improvement. Furthermore, the user satisfaction evaluation was high (4.42 points), with users commending the system for its accuracy and its role in promoting organizational well-being. This research represents

a vital innovation for proactive human resource management, helping to mitigate burnout and foster sustainable mental health in the workplace.

Keywords: Stress Analytics, Artificial Intelligence, Natural Language Processing, Organizational

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันปัญหาความเครียดและภาวะหมดไฟในการทำงาน (Burnout) มีแนวโน้มเพิ่มสูงขึ้นอย่างต่อเนื่อง ซึ่งส่งผลกระทบโดยตรงต่อประสิทธิภาพการผลิตและสุขภาวะทางจิตของบุคลากรในองค์กร โดยองค์การอนามัยโลกระบุว่าความเครียดจากการทำงานเป็นหนึ่งในปัจจัยหลักที่บั่นทอนสุขภาพจิตและก่อให้เกิดการสูญเสียทางเศรษฐกิจทั่วโลก (World Health Organization [WHO], 2022) สอดคล้องกับรายงาน State of the Global Workplace: 2024 Report ที่ประเมินว่าสภาวะพนักงานขาดความผูกพันต่อองค์กร ซึ่งมีรากฐานมาจากความเครียดและภาวะหมดไฟ ได้สร้างความสูญเสียต่อเศรษฐกิจโลกสูงถึง 8.9 ล้านล้านดอลลาร์สหรัฐ หรือคิดเป็นร้อยละ 9 ของผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP) โลก สำหรับบริบทของประเทศไทย (Gallup, 2024) โดยกรมสุขภาพจิต เผยผลสำรวจพบว่าพนักงานกว่าร้อยละ 60 ประสบภาวะความเครียดในระดับสูง โดยมีสาเหตุหลักมาจากภาระงานที่หนักเกินกำลัง ชั่วโมงการทำงานที่ยาวนาน และการขาดความสมดุลระหว่างชีวิตและการทำงาน (Work-Life Imbalance) ซึ่งนำไปสู่ผลกระทบเชิงลบต่อสุขภาพทั้งทางร่างกายและจิตใจอย่างรุนแรง (กรมสุขภาพจิต, 2566) แม้ว่าการประเมินความเครียดของพนักงานในอดีตจะอาศัยแบบสอบถามเป็นเครื่องมือหลัก ซึ่งมีข้อดีในด้านความสะดวกและการเข้าถึงข้อมูลเชิงประสบการณ์ของผู้ตอบ อย่างไรก็ตาม วิธีการดังกล่าวยังมีข้อจำกัดสำคัญในด้านความล่าช้าของข้อมูล (time-lagged data) เนื่องจากเป็นการประเมินย้อนหลังเป็นช่วงเวลา และมีความเสี่ยงต่ออคติจากการรับรู้ของผู้ตอบ (subjective bias) ซึ่งอาจส่งผลต่อความเที่ยงตรงของผลลัพธ์

จากประเด็นปัญหาข้างต้น นำไปสู่ความพยายามในการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) มาประยุกต์ใช้เพื่อเสนอแนวทางแก้ไขและบรรเทาปัญหาอย่างเป็นรูปธรรม ตัวอย่างเช่น โครงการ SabaiJai ที่พิสูจน์ให้เห็นว่า AI สามารถทำหน้าที่ประเมินระดับความเครียดพร้อมให้คำแนะนำเพื่อเสริมสร้างความยืดหยุ่นทางอารมณ์ (Resilience) ให้กับกลุ่มวัยทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Nadnapang, 2024) นอกจากนี้ งานวิจัยเรื่อง Artificial Intelligence and Worker Stress ยังพบว่าการใช้ AI เพื่อติดตามภาระงานสามารถช่วยลดความเครียดได้จริง ผ่านการรวบรวมและวิเคราะห์ข้อมูลปริมาณงาน เวลา และการจัดลำดับความสำคัญของภารกิจอย่างเป็นระบบ ช่วยให้พนักงานมองเห็นขอบเขตงานชัดเจนและวางแผนการทำงานได้ดีขึ้น ซึ่งส่งผลให้พนักงานที่รับรู้ว่า AI เป็นเครื่องมือสนับสนุนการทำงานมีแนวโน้มรายงานระดับความเครียดลดลงอย่างมีนัยสำคัญ (Koch, M., & Lodefalk, M., 2025) ขณะเดียวกัน งานวิจัยเรื่อง Towards Sustainable Workplace Mental Health ได้เสนอ

แนวคิดการใช้ปัญญาประดิษฐ์เพื่อสนับสนุนการช่วยเหลือล่วงหน้า (Early Intervention) โดยระบบจะวิเคราะห์ข้อมูลแบบเรียลไทม์จากพฤติกรรมการทำงาน รูปแบบการสื่อสาร และตัวชี้วัดด้านอารมณ์ที่พนักงานรายงานด้วยตนเอง เพื่อระบุสัญญาณความเสี่ยงก่อนที่ปัญหาจะลุกลาม ช่วยให้องค์กรสามารถดำเนินมาตรการสนับสนุน อาทิ การปรับภาระงานหรือการให้คำแนะนำเชิงป้องกันได้อย่างทันท่วงที (Vinson et al., 2024) การประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ในงานวิจัยนี้ช่วยยกระดับการวิเคราะห์ไปสู่รูปแบบเชิงรุก (proactive approach) โดยสามารถประมวลผลข้อมูลจากหลายแหล่ง ทั้งข้อมูลเชิงปริมาณและเชิงคุณภาพได้อย่างต่อเนื่องในลักษณะใกล้เคียงเวลาจริง (near real-time) ส่งผลให้สามารถตรวจจับแนวโน้มความเครียดได้อย่างทันท่วงที นอกจากนี้ การใช้แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องยังช่วยลดอคติจากมนุษย์ และเพิ่มความเที่ยงตรง (objectivity) ในการประเมินผล ทำให้การวิเคราะห์มีความแม่นยำและน่าเชื่อถือมากยิ่งขึ้น

ด้วยความสำคัญของปัญหาและความก้าวหน้าทางเทคโนโลยีดังกล่าว ผู้วิจัยจึงมุ่งพัฒนาระบบอัจฉริยะวิเคราะห์ความเครียดและสุขภาวะพนักงานเชิงรุกด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องและการประมวลผลภาษาธรรมชาติ โดยประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ในการวิเคราะห์ข้อมูลแบบบูรณาการจากหลากหลายมิติ ทั้งดัชนีเชิงปริมาณ เช่น ภาระงาน ชั่วโมงการทำงานล่วงเวลา (OT) และสถิติการลา ผสานกับข้อมูลเชิงคุณภาพจากแบบประเมินสภาวะจิตใจรายสัปดาห์ (Micro-surveys) ผ่านการประมวลผลด้วยเทคนิค Natural Language Processing (NLP) และแบบจำลอง Random Forest ซึ่งเป็นปัญญาประดิษฐ์ที่สามารถอธิบายได้ (Explainable AI) ภายใต้กรอบแนวคิด Job Demands-Resources (JD-R) Model ทั้งนี้ เพื่อให้สามารถจำแนกความเสี่ยงและปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อความเครียดได้อย่างแม่นยำ อันจะช่วยให้องค์กรสามารถเฝ้าระวังและเข้าถึงพนักงานเพื่อสนับสนุนสุขภาวะได้อย่างมีประสิทธิภาพและยั่งยืน

วัตถุประสงค์

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและประเมินระบบอัจฉริยะวิเคราะห์ความเครียดและสุขภาวะพนักงานเชิงรุกด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องและการประมวลผลภาษาธรรมชาติ เพื่อให้สามารถตรวจจับแนวโน้มความเครียดและภาวะเสี่ยงทางสุขภาพได้อย่างแม่นยำและทันท่วงที โดยมีรายละเอียดดังนี้

1. เพื่อออกแบบและพัฒนาระบบประเมินความเครียดและสุขภาวะพนักงาน
2. เพื่อประยุกต์ใช้เทคนิคปัญญาประดิษฐ์ในการวิเคราะห์และคาดการณ์ความเสี่ยง โดยใช้การประมวลผลภาษาธรรมชาติ (NLP) เพื่อวิเคราะห์อารมณ์ และแบบจำลอง Random Forest (Explainable AI) เพื่อระบุปัจจัยสำคัญ (Feature Importance) ที่ส่งผลต่อความเครียด
3. เพื่อประเมินประสิทธิภาพของระบบและนำเสนอผลลัพธ์ผ่านแดชบอร์ด (Dashboard) ในรูปแบบข้อมูลภาพรวมระดับทีมและองค์กร เพื่อเป็นเครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจและการวางแผนมาตรการช่วยเหลือเชิงป้องกันด้านสุขภาพจิตในองค์กรอย่างทันท่วงที

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

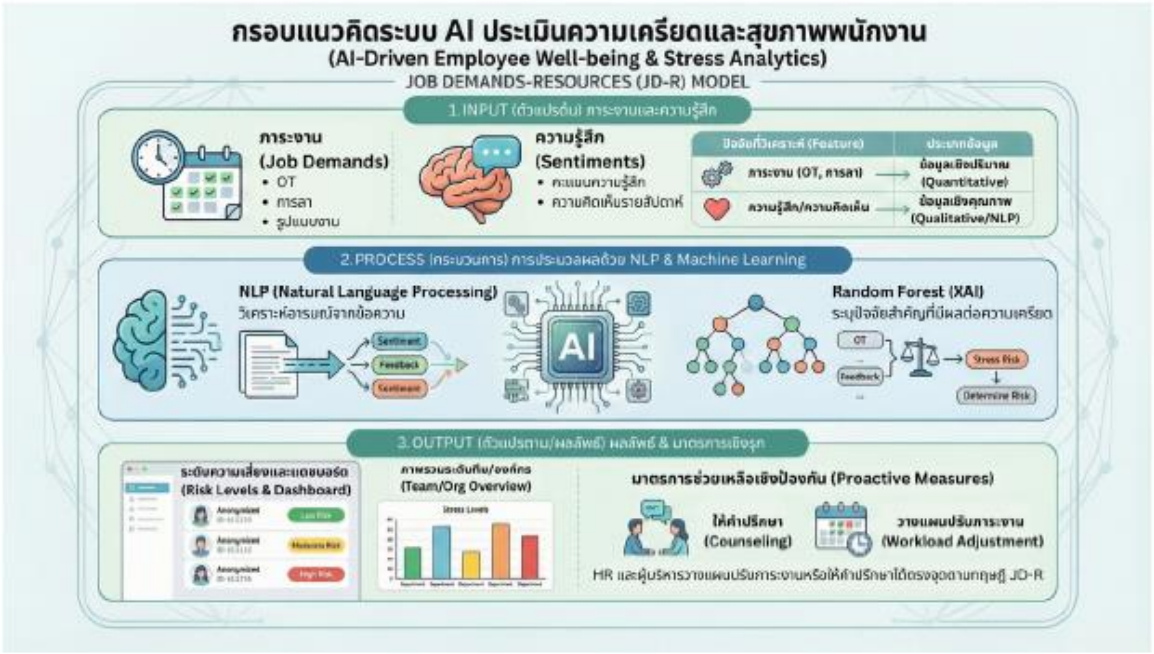
งานวิจัยนี้ก่อให้เกิดประโยชน์เชิงบวกอย่างเป็นรูปธรรมใน 3 ระดับ โดยมุ่งเน้นการเปลี่ยนผ่านจากการดูแลพนักงานแบบตั้งรับไปสู่การบริหารจัดการเชิงรุก ดังนี้

1. ระดับพนักงาน ได้รับการเฝ้าระวังและสนับสนุนด้านสุขภาพจิตอย่างรวดเร็วในสภาพแวดล้อมที่คำนึงถึงความเป็นส่วนตัว (Anonymized) ส่งผลให้มีประสบการณ์การทำงานที่ดีและมีความผูกพันต่อองค์กรมากขึ้น

2. ระดับผู้บริหาร สามารถระบุปัจจัยต้นเหตุของความเครียด (Feature Importance) ได้อย่างชัดเจนผ่านเทคนิค Explainable AI และตัดสินใจกำหนดมาตรการช่วยเหลือได้อย่างแม่นยำและทันท่วงทีผ่านแดชบอร์ด

3. ภาพรวมระดับองค์กร ได้รับระบบที่ช่วยบริหารจัดการสุขภาวะพนักงานเชิงรุก ลดความสูญเสียทางเศรษฐกิจจากภาวะหมดไฟ และเสริมสร้างวัฒนธรรมองค์กรที่ใส่ใจพนักงานอย่างยั่งยืน

กรอบแนวคิด



ภาพ 1 Conceptual Framework

งานวิจัยนี้มุ่งพัฒนาระบบอัจฉริยะวิเคราะห์ความเครียดเชิงรุกภายใต้กรอบแนวคิด Job Demands-Resources (JD-R) Model โดยบูรณาการข้อมูลเชิงปริมาณจากภาระงาน (อาทิ ชั่วโมง OT และการลา) ผสานกับข้อมูลเชิงคุณภาพจากการวิเคราะห์อารมณ์ด้วยเทคนิค NLP ข้อมูลทั้งหมดจะถูกประมวลผลผ่านโมเดล Random Forest (XAI) เพื่อคาดการณ์ความเสี่ยงและระบุปัจจัยต้นเหตุของความเครียด ผลลัพธ์

จะถูกนำเสนอผ่าน Dashboard เพื่อเป็นเครื่องมือสนับสนุนองค์กรในการดำเนินมาตรการเชิงป้องกันและยกระดับสุขภาวะของพนักงานอย่างยั่งยืน

วิธีดำเนินการวิจัย

ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

ประชากร พนักงานออฟฟิศในองค์กรภาคเอกชน

กลุ่มตัวอย่าง คัดเลือกโดยวิธีเฉพาะเจาะจง (Purposive Sampling) จากพนักงานในองค์กร จำนวน 5–10 แห่ง รวมทั้งสิ้นประมาณ 30 คน โดยคำนึงถึงความสมัครใจและความพร้อมในการให้ข้อมูลต่อเนื่อง

เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

ระบบอัจฉริยะวิเคราะห์ความเครียด ประกอบด้วยส่วนรับข้อมูล (Front-end) ส่วนประมวลผล AI (Back-end) และส่วนแสดงผลแดชบอร์ด (Dashboard)

แบบประเมินความเครียดรายสัปดาห์ ประกอบด้วยคำถามแบบมาตรประมาณค่า (Likert Scale 1-5) จำนวน 5 ข้อ และคำถามปลายเปิดเพื่อแสดงความคิดเห็นจำนวน 2 ข้อ

ตัวแปรที่ศึกษา

ตัวแปรต้น ข้อมูลภาระงานเชิงปริมาณ (จำนวนวันทำงานต่อสัปดาห์, ชั่วโมง OT, สถิติการลา) และข้อมูลเชิงคุณภาพจากแบบประเมินรายสัปดาห์

ตัวแปรตาม ระดับความเครียดและสภาวะความเสี่ยงด้านสุขภาพที่ประมวลผลโดยระบบ AI

ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย (5 ระยะ)

ระยะที่ 1 ศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (อาทิ JD-R Model และการใช้ AI ในงานด้านสุขภาพจิต)

ระยะที่ 2 ออกแบบสถาปัตยกรรมระบบและกำหนดตัวชี้วัดความเครียด

ระยะที่ 3 พัฒนาระบบประเมินความเครียดและสุขภาวะด้วย AI

ระยะที่ 4 เก็บรวบรวมข้อมูลจริงจากกลุ่มตัวอย่างเป็นระยะเวลา 2 เดือน ผ่านการบันทึกภาระงานโดย HR และการทำแบบประเมินโดยพนักงาน

ระยะที่ 5 วิเคราะห์ข้อมูลและประเมินประสิทธิภาพของระบบ

การวิเคราะห์ข้อมูลและประเมินผล

การประมวลผลเชิงกฎ (Rule-based Scoring) การประเมินเชิงตัวเลข (1-5) วัดระดับความเครียด, ความเหมาะสมของปริมาณงาน, การสนับสนุนจากทีม, การจัดการเวลา และความเหนื่อยล้า การระบุปัจจัยรายบุคคล เปิดพื้นที่ให้ระบุทั้ง ปัจจัยลบ ที่ทำให้กดดัน และ ปัจจัยบวก ที่สร้างพลังใจในการทำงาน

การประมวลผลภาษาธรรมชาติ (NLP) ใช้เพื่อวิเคราะห์อารมณ์ (Sentiment Analysis) จากความคิดเห็นปลายเปิดของพนักงาน

การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ใช้แบบจำลอง Random Forest เพื่อคาดการณ์ความเครียดและระบุปัจจัยสำคัญ (Feature Importance) ที่ส่งผลต่อความเครียด

การประเมินประสิทธิภาพ พิจารณาจากค่าความถูกต้อง (Accuracy), F1-score และความพึงพอใจของผู้ใช้งานในมิติความง่ายในการใช้งานและประโยชน์เชิงบริหาร

ผลการวิจัย

การวิจัยเรื่องการพัฒนาระบบอัจฉริยะวิเคราะห์ความเครียดและสุขภาวะพนักงานเชิงรุก มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบ AI สำหรับประเมินระดับความเครียดของพนักงาน วิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อความเครียด และ ประเมินประสิทธิภาพและความเหมาะสมของระบบในการใช้งานจริง โดยผลการวิจัยนำเสนอเรียงตามลำดับขั้นตอนดังนี้

ระยะที่ 1 ศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Job Demands-Resources (JD-R) Model คือกรอบแนวคิดทางจิตวิทยาอุตสาหกรรมและองค์กรที่อธิบายถึงความสัมพันธ์ระหว่าง ภาระงาน (Job Demands) และทรัพยากรในงาน (Job Resources) ที่ส่งผลต่อความเครียดและแรงจูงใจของพนักงาน ในงานวิจัยนี้ได้นำ JD-R Model มาประยุกต์ใช้ในส่วนต่าง ๆ ดังนี้

1. ใช้เป็นมาตรฐานในการออกแบบระบบ (System Design)

ผู้วิจัยใช้ JD-R Model เป็นมาตรฐานหลักในการกำหนดสถาปัตยกรรมของระบบและกระบวนการรวบรวมข้อมูล เพื่อให้ระบบสามารถจำแนกปัจจัยที่ส่งผลต่อความเครียดได้อย่างเป็นระบบ โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วนหลักตามตัวแปรต้น

ปัจจัยด้านการทำงาน (Job Demands) เช่น ชั่วโมงการทำงานล่วงเวลา (OT), สถิติการลาป่วย และรูปแบบการปฏิบัติงาน ซึ่งถือเป็นภาระงานที่พนักงานต้องเผชิญ

ปัจจัยด้านความรู้สึก (Feeling/Resources) เช่น คะแนนระดับความรู้สึกจากแบบประเมินรายสัปดาห์และข้อความความคิดเห็น ซึ่งสะท้อนถึงการรับรู้และการรับมือของพนักงาน

2. ใช้กำหนดตัวชี้วัดความเครียด (Stress Indicators)

เพื่อกำหนดว่าข้อมูลใดบ้างที่บ่งชี้ถึงความเสี่ยง เช่น

ข้อมูลเชิงปริมาณ ชั่วโมงการทำงานและ OT ที่สูงเกินไปจะถูกมองว่าเป็น Demands ที่เพิ่มความเสี่ยงต่อความเครียด

ข้อมูลเชิงคุณภาพ การวิเคราะห์อารมณ์ (Sentiment Analysis) จากคอมเมนต์รายสัปดาห์ เพื่อดูว่าทรัพยากรทางจิตใจของพนักงานยังเพียงพอต่อการรับมือกับภาระงานหรือไม่

ระยะที่ 2 ออกแบบสถาปัตยกรรมระบบและกำหนดตัวชี้วัดความเครียด

1. การคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล งานวิจัยนี้ดำเนินการภายใต้พระราชบัญญัติคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล (PDPA) โดยใช้ข้อมูลแบบไม่ระบุตัวตน (Anonymized Data) และขอความยินยอมจากผู้เข้าร่วมวิจัยล่วงหน้า ระบบถูกออกแบบตามแนวคิด Privacy by Design และประมวลผลข้อมูลในระดับภาพรวม โดยไม่เปิดเผยข้อมูลรายบุคคล พร้อมทั้งใช้ Explainable AI เพื่อให้การวิเคราะห์มีความโปร่งใสและน่าเชื่อถือ

2. การประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing: NLP) ในส่วนของการวิเคราะห์ข้อความ โดยเริ่มจากการตัดคำภาษาไทย (Tokenization) ด้วยไลบรารี PyThaiNLP จากนั้นทำการแปลงข้อความเป็นข้อมูลเชิงตัวเลขด้วยวิธี TF-IDF Vectorization เพื่อสะท้อนความสำคัญของคำในแต่ละข้อความ ก่อนนำไปวิเคราะห์อารมณ์ (Sentiment Analysis) และใช้เป็นตัวแปรนำเข้าให้กับแบบจำลอง Random Forest เนื่องจากภาษาไทยมีลักษณะไม่มีการเว้นวรรคระหว่างคำและมีความกำกวมของความหมาย ระบบจึงใช้การตัดคำและการทำ normalization เพื่อลดความคลุมเครือของข้อมูล และเพิ่มความแม่นยำในการวิเคราะห์อารมณ์

3. การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) แบบจำลอง Random Forest Classifier ซึ่งเป็นเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Ensemble Learning โดยใช้การรวมผลจาก Decision Trees หลายต้นเพื่อลดความแปรปรวนและเพิ่มความแม่นยำของการพยากรณ์ ในงานวิจัยนี้ได้กำหนดพารามิเตอร์หลัก ได้แก่ จำนวนต้นไม้ (n_estimators) เท่ากับ 100, ความลึกสูงสุดของต้นไม้ (max_depth) เท่ากับ 10 และใช้เกณฑ์ Gini impurity ในการแบ่งโหนด

การประมวลผลข้อมูลแบบบูรณาการโดยนำข้อมูลจากภาระงาน (OT, การลา), คะแนนจากแบบสอบถาม และผลลัพธ์จากการวิเคราะห์อารมณ์ (NLP) มาประมวลผลร่วมกัน

ปัญญาประดิษฐ์ที่อธิบายได้ (Explainable AI: XAI) โมเดลนี้สามารถระบุ ความสำคัญของปัจจัย (Feature Importance) ได้ ทำให้ผู้บริหารทราบชัดเจนว่าปัจจัยใด (เช่น ชั่วโมง OT หรือสถิติการลา) ที่ส่งผลต่อความเครียดของพนักงานมากที่สุด

4. การประมวลผลเชิงกฎ (Rule-based Scoring) ระบบมีการใช้เกณฑ์คงที่ในการเก็บข้อมูลผ่านคำถามแบบให้คะแนนระดับความรู้สึก (Likert Scale 1-5) จำนวน 5 ข้อ ซึ่งเป็นการกำหนดระดับคะแนนที่ชัดเจนเพื่อใช้เป็นข้อมูลนำเข้า (Input) ให้กับระบบ AI ในการวิเคราะห์ขั้นต่อไป

5. การประเมินประสิทธิภาพ (Accuracy และ F1-score) เพื่อให้มั่นใจว่าระบบสามารถตรวจจับความเครียดได้อย่างเชื่อถือได้

ค่าความถูกต้อง (Accuracy) เพื่อวัดสัดส่วนการคาดการณ์ที่ถูกต้องทั้งหมดของระบบ

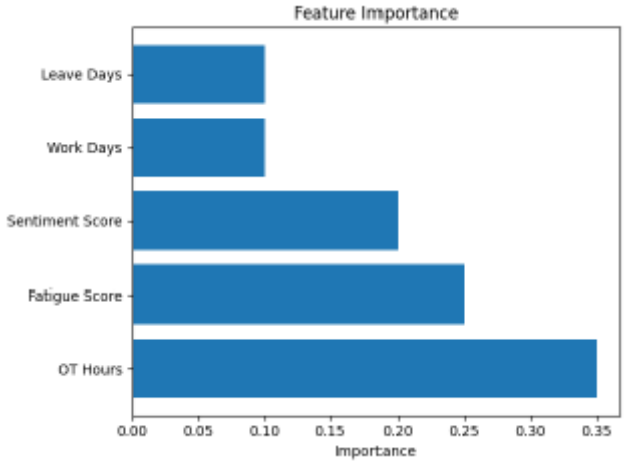
F1-score เพื่อประเมินประสิทธิภาพของระบบในภาพรวม โดยเฉพาะในกรณีที่ข้อมูลระดับความเครียดแต่ละระดับอาจมีปริมาณไม่เท่ากัน ทำให้ทราบถึงความแม่นยำและความครอบคลุมของโมเดลในการระบุกลุ่มเสี่ยงได้อย่างแท้จริง

ตาราง 1 ผลการทดลองความสามารถของแบบจำลองในการพยากรณ์ระดับความเครียดได้อย่างแม่นยำ

ตัวชี้วัด (Metric)	ค่า
Accuracy	0.87
Precision	0.85
Recall	0.89
F1-score	0.87

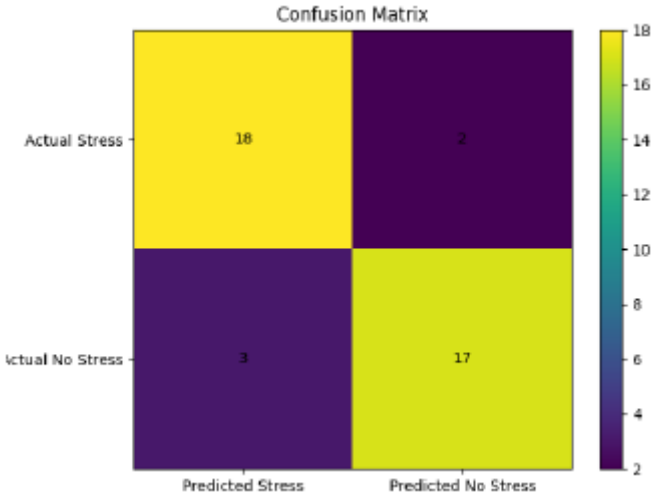
จากตาราง 1 โมเดลมีความแม่นยำโดยรวมอยู่ในระดับสูง (Accuracy = 0.87) สามารถทำนายกลุ่มเสี่ยงได้ค่อนข้างแม่น (Precision = 0.85) และที่สำคัญสามารถตรวจจับพนักงานที่มีความเครียดจริงได้ดีมาก (Recall = 0.89) โดยมีค่า F1-score เท่ากับ 0.87 แสดงถึงสมดุลของประสิทธิภาพโดยรวมของโมเดล โดยโมเดลมีความแม่นยำสูง และสามารถจับคนเครียดได้ดี ไม่ตกหล่น เหมาะกับงานด้านสุขภาพจิต

จากกราฟ Feature Importance พบว่า ชั่วโมงการทำงานล่วงเวลา (OT) เป็นปัจจัยที่มีอิทธิพลสูงสุดต่อความเครียด รองลงมาคือระดับความเหนื่อยล้า และคะแนนอารมณ์จากข้อความ (Sentiment Score) ซึ่งแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถระบุปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อความเครียดได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังภาพ 2



ภาพ 2 แสดงความสำคัญของปัจจัยที่ส่งผลต่อความเครียด โดยพบว่าชั่วโมงการทำงานล่วงเวลา (OT) มีอิทธิพลสูงสุด รองลงมาคือ ความเหนื่อยล้า และคะแนนอารมณ์จากข้อความ

ผลการประเมินด้วย Confusion Matrix แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถจำแนกพนักงานที่มีความเครียดได้อย่างแม่นยำ โดยมีจำนวนการทำนายถูกในกลุ่มเสี่ยงสูง และมีการทำนายผิดในระดับต่ำ สะท้อนถึงประสิทธิภาพของระบบในการตรวจจับกลุ่มเสี่ยงได้อย่างน่าเชื่อถือ ดังภาพ 3



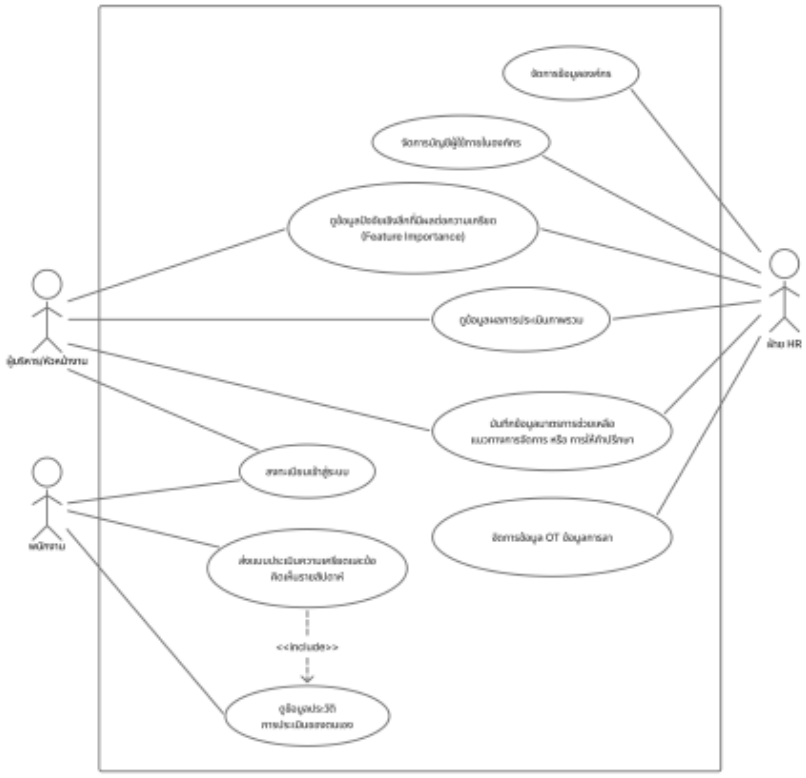
ภาพ 3 แสดงผลการจำแนกของแบบจำลอง โดยพบว่าสามารถทำนายกลุ่มพนักงานที่มีความเครียดได้อย่างแม่นยำและมีอัตราการทำนายผิดในระดับต่ำ

ระยะที่ 3 พัฒนาระบบประเมินความเครียดและสุขภาวะด้วย AI

1. ผลการออกแบบและพัฒนาระบบ (ตามขั้นตอนการออกแบบและพัฒนาระบบ) ผู้วิจัยได้พัฒนาระบบที่สามารถบูรณาการข้อมูลหลากหลายมิติเพื่อวิเคราะห์ความเครียด ระบบพัฒนาด้วยภาษา Python โดยใช้ไลบรารี Scikit-learn สำหรับ Machine Learning และ PyThaiNLP สำหรับการประมวลผลภาษาไทย รวมถึงใช้ Pandas และ NumPy สำหรับจัดการข้อมูล โดยมีผลลัพธ์เชิงเทคนิคดังนี้

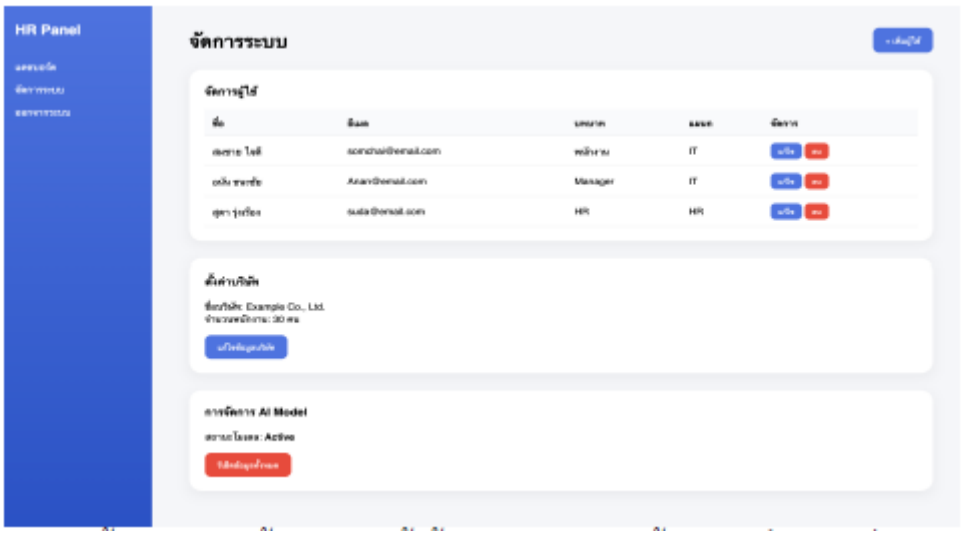
โครงสร้างระบบ ประกอบด้วยส่วนหน้าบ้าน (Front-end) สำหรับทำแบบประเมินรายสัปดาห์, ส่วนหลังบ้าน (Back-end) ประมวลผลด้วย AI, และส่วนแสดงผล (Dashboard)

1.1 ผลการวิเคราะห์และออกแบบระบบในลักษณะของแผนภาพ Use Case Diagram พร้อมทั้งสามารถแบ่งได้ตามของเขตการทำงานของผู้ใช้งาน ประกอบด้วย ฝ่ายบุคคล (HR), ผู้บริหาร/หัวหน้างาน และพนักงาน ดังภาพ 4



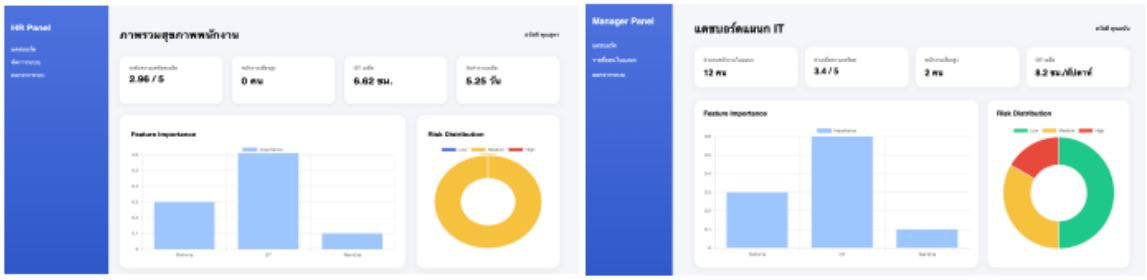
ภาพ 4 Use-case Diagram ระบบอัจฉริยะวิเคราะห์ความเครียดและสุขภาวะพนักงานเชิงรุกด้วยปัญญาประดิษฐ์

1.2 หน้าจอจัดการข้อมูลบัญชีผู้ใช้งาน และจัดการข้อมูลองค์กรของฝ่ายบุคคล แสดงการจัดการข้อมูลในระบบ ประกอบด้วย 1) การจัดการผู้ใช้ เพิ่ม/แก้ไข/ลบ 2) ตั้งค่าข้อมูลบริษัท 3) ปุ่มรีเซ็ทข้อมูลที่ให้ AI คำนวณ ดังภาพที่ 5



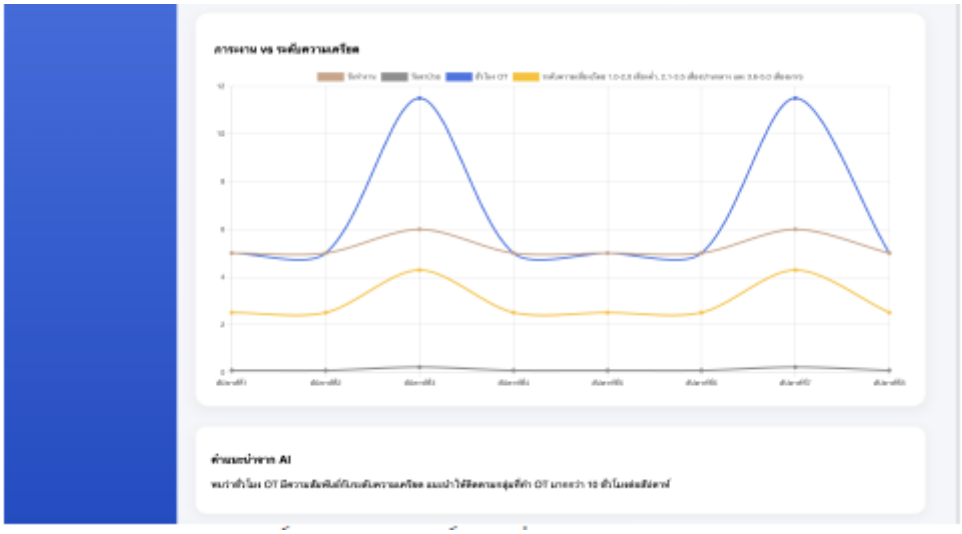
ภาพ 5 หน้าจอจัดการข้อมูลบัญชีผู้ใช้งาน และจัดการข้อมูลองค์กรของฝ่ายบุคคล

1.3 หน้าจอ Dashboard ของระบบ HR Panel (แผงควบคุมสำหรับฝ่ายบุคคล) และผู้บริหาร ซึ่งเน้นการแสดงผลข้อมูลภาพรวมสุขภาพพนักงาน (Employee Health Overview) ทั้งองค์กรและแยกแผนก โดยสรุปข้อมูลเชิงสถิติและการวิเคราะห์ความเสี่ยง ประกอบด้วย 1) ระดับความเครียดเฉลี่ยของพนักงานในองค์กร 2) พนักงานที่มีความเสี่ยงสูง 3) OT เฉลี่ยขององค์กร 4) วันทำงานเฉลี่ยขององค์กร 5) กราฟความสำคัญของปัจจัย (Feature Importance) แสดงให้เห็นว่าปัจจัยใดส่งผลต่อสุขภาพพนักงานมากที่สุด 6) กราฟการกระจายความเสี่ยง (Risk Distribution) แสดงข้อมูลกลุ่มระดับความเสี่ยงต่อสภาวะเครียดภาพรวมของคนภายในองค์กร ดังภาพ 6



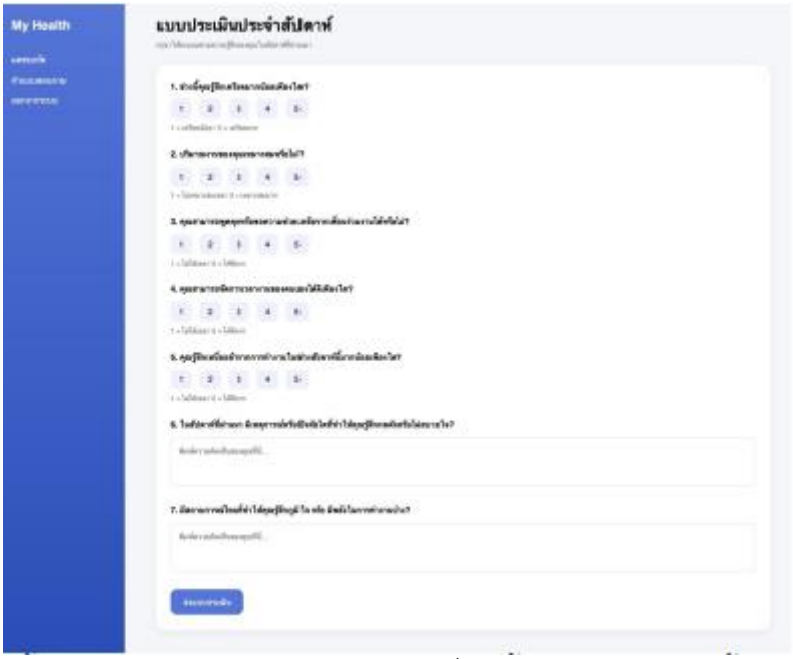
ภาพ 6 แดชบอร์ด HR ของระบบประเมินความเครียดและสุขภาพของพนักงานทั้งองค์กร และแยกแผนก

1.4 หน้าจอส่วนขยายของระบบ HR Panel ที่แสดงกราฟวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างภาระงาน และระดับความเครียดของพนักงาน โดยมีรายละเอียดดังนี้ 1) กราฟเปรียบเทียบภาระงานกับระดับความเครียด 2) กราฟเส้นแสดงข้อมูลรายสัปดาห์ (สัปดาห์ที่ 1-8) โดยแบ่งปัจจัยออกเป็น 4 เส้น คือ เส้นสีน้ำเงิน (ชั่วโมง OT) เส้นสีน้ำตาล (วันทำงาน) เส้นสีเหลือง (ระดับความเครียด และเส้นสีเทา (วันลาป่วย) และมีการแสดงข้อความคำแนะนำจาก AI (AI Recommendation) ด้านล่าง ดังภาพ 7



ภาพ 7 หน้าจอแสดงกราฟวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างภาระงานและระดับความเครียดของพนักงาน

1.5 หน้าจอแบบประเมินประจำสัปดาห์เพื่อให้พนักงานจัดเก็บข้อมูล (Input) เพื่อสะท้อนสภาวะจริงที่เกิดขึ้นในการทำงาน โดยแบบประเมินจะครอบคลุมทั้ง ข้อมูลเชิงปริมาณ การให้คะแนน 1-5 ในด้านความเครียด, ความเหมาะสมของปริมาณงาน, การสนับสนุนจากเพื่อนร่วมงาน, และความเหนื่อยล้า และข้อมูลเชิงคุณภาพ เปิดพื้นที่ให้พนักงานระบายปัจจัยที่ทำให้กดดัน หรือแชร์เหตุการณ์ที่สร้างพลังบวกในการทำงาน ดังภาพ 6 และแสดงภาพรวมสุขภาพของตนเอง ดังภาพ 8



ภาพ 8 หน้าจอแบบประเมินประจำสัปดาห์เพื่อให้พนักงานจัดเก็บข้อมูล (Input)

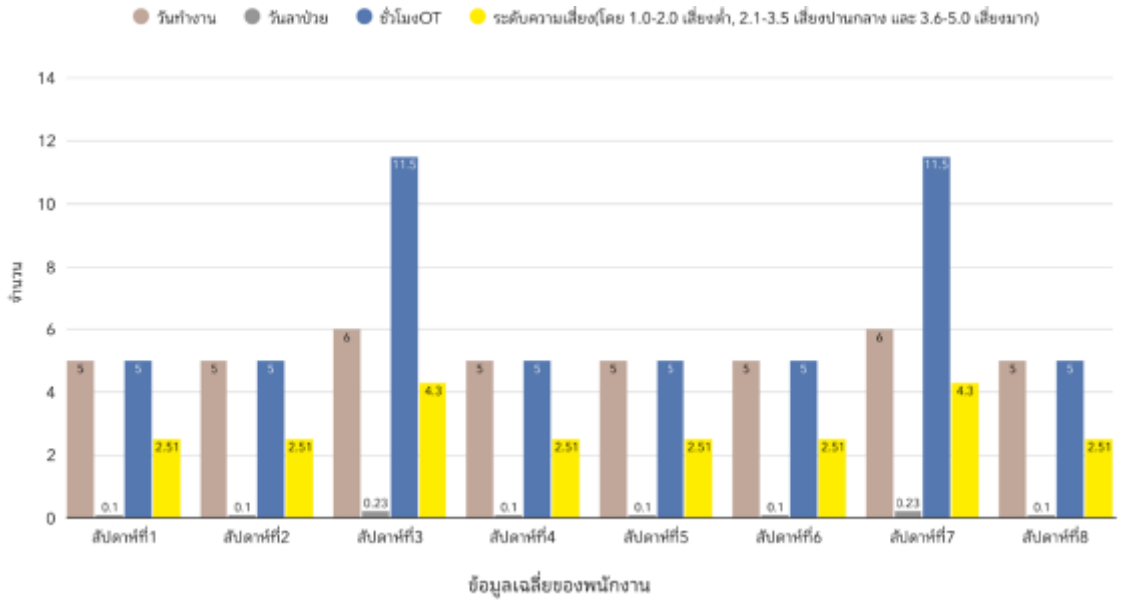
ภาพ 9 แดชบอร์ดพนักงานของระบบประเมินความเครียดและสุขภาพของตนเอง

การประมวลผลด้วย AI ระบบสามารถใช้เทคนิค NLP (Sentiment Analysis) เพื่อแปลงความเห็นพนักงานเป็นคะแนนอารมณ์ และใช้โมเดล Random Forest ในการคาดการณ์ระดับความเครียด พร้อมทั้งระบุปัจจัยสำคัญ (Feature Importance) เช่น ชั่วโมง OT หรือการลาป่วย ที่ส่งผลต่อความเครียด

ได้อย่างชัดเจน และแสดงข้อมูลผ่านแดชบอร์ดการแสดงผล โดยระบบแสดงผลแยกตามสิทธิ์การใช้งาน (HR, Manager, และ Employee) ในรูปแบบที่ไม่ระบุตัวตน (Anonymized) เพื่อคุ้มครองความเป็นส่วนตัว โดยมีการแสดงผลทั้งระดับความเครียดเฉลี่ย, พนักงานกลุ่มเสี่ยง, และคำแนะนำเชิงรุกจาก AI

ระยะที่ 4 เก็บรวบรวมข้อมูลจริงจากกลุ่มตัวอย่างเป็นระยะเวลา 2 เดือน ผ่านการบันทึกภาระงานโดย HR และการทำแบบประเมินโดยพนักงาน

จากการทดลองใช้งานจริงกับกลุ่มตัวอย่างพนักงานจำนวน 30 คน เป็นเวลา 2 เดือน พบว่าความร่วมมือในการให้ข้อมูล มีอัตราการตอบแบบประเมินรายสัปดาห์ครบถ้วนร้อยละ 100 ซึ่งแสดงถึงความเหมาะสมของรูปแบบเครื่องมือที่ใช้ ข้อมูลที่รวบรวมได้ครอบคลุมทั้งข้อมูลภาระงาน (จำนวนวันทำงาน, OT, วันลา) และข้อมูลความรู้สึก (คะแนน 1-5 และคอมเมนต์ปลายเปิด) ดังภาพ 10



ภาพ 10 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างภาระงานกับความเครียด 30 คน

จากกราฟข้อมูลเฉลี่ยของพนักงานในช่วง 8 สัปดาห์ สามารถสรุปประเด็นสำคัญที่สะท้อนถึงสุขภาพองค์กรและความสัมพันธ์ของข้อมูลได้ดังนี้

1. ความสัมพันธ์ระหว่าง OT และ ระดับความเสี่ยง กราฟแสดงให้เห็นอย่างชัดเจนว่าชั่วโมง OT (แท่งสีน้ำเงิน) มีผลโดยตรงต่อ ระดับความเสี่ยง (แท่งสีเหลือง) ของพนักงาน ช่วงวิกฤต (สัปดาห์ที่ 3 และ 7) เมื่อชั่วโมง OT เฉลี่ยพุ่งสูงขึ้นไปถึง 11.5 ชั่วโมง ระดับความเสี่ยงจะพุ่งสูงขึ้นตามไปอยู่ที่ 4.3 ซึ่งถือเป็นระดับ เสี่ยงมาก (เกณฑ์ 3.6-5.0) ช่วงปกติ (สัปดาห์อื่น ๆ) เมื่อชั่วโมง OT ทรงตัวอยู่ที่ 5 ชั่วโมง ระดับความเสี่ยงจะลดลงมาอยู่ที่ 2.51 ซึ่งอยู่ในเกณฑ์ เสี่ยงปานกลาง (เกณฑ์ 2.1-3.5) ซึ่งยืนยันตามกรอบแนวคิด Job Demands-Resources Model ที่ปริมาณงานที่สูงเกินไปส่งผลโดยตรงต่อความเครียด

2. พฤติกรรมการทำงานและการลา วันทำงาน (แท่งสีน้ำตาล) พนักงานทำงานเฉลี่ยอยู่ที่ 5-6 วันต่อสัปดาห์ โดยสัปดาห์ที่มี OT สูง มักจะมีวันทำงานเฉลี่ยอยู่ที่ 6 วัน วันลาป่วย (แท่งสีเทา) มีตัวเลขที่ต่ำมาก (เฉลี่ย 0.1-0.23 วัน) ซึ่งอาจมองได้สองมุมคือพนักงานสุขภาพแข็งแรงดี หรืออาจมีการฝืนทำงาน (Presenteeism) แม้ในช่วงที่มีความเสี่ยงสูง

ระยะที่ 5 วิเคราะห์ข้อมูลและประเมินประสิทธิภาพของระบบ

ตาราง 2 ผลการประเมินความพึงพอใจและประสิทธิภาพของระบบ

รายการประเมิน	ผลการประเมิน		
	μ	σ	แปลผล
1. ระบบใช้งานง่ายและเข้าใจได้ไม่ซับซ้อน	4.43	0.50	ค่อนข้างสูง
2. การกรอกข้อมูลและดูผลลัพธ์ทำได้สะดวก	4.47	0.51	ค่อนข้างสูง
3. ระยะเวลาในการประมวลผลมีความเหมาะสม	4.40	0.50	ค่อนข้างสูง
4. ผลการประเมินใกล้เคียงความเป็นจริง	4.67	0.48	สูง
5. ข้อมูลที่แสดงใน Dashboard มีความชัดเจน	4.57	0.50	สูง
6. ระบบช่วยให้เข้าใจแนวโน้มความเครียดได้ดีขึ้น	3.80	0.81	ค่อนข้างสูง
7. ระบบช่วยสนับสนุนการตัดสินใจด้านการจัดการงาน	4.40	0.50	ค่อนข้างสูง
8. ระบบช่วยส่งเสริมการดูแลสุขภาวะในองค์กร	4.60	0.50	สูง
ค่าเฉลี่ยรวม	4.42	0.54	ค่อนข้างสูง

จากตาราง 2 พบว่า ผลการประเมินความพึงพอใจและประสิทธิภาพของระบบโดยรวมอยู่ในระดับค่อนข้างสูง (μ = 4.42, σ = 0.54) เพื่อพิจารณารายด้าน พบว่า หัวข้อผลการประเมินใกล้เคียงความเป็นจริงได้คะแนนสูงสุดคือ (μ = 4.67, σ = 0.48) รองลงมาหัวข้อ ข้อมูลที่แสดงใน Dashboard มีความชัดเจน (μ=4.57, σ= 0.50) และ หัวข้อระบบช่วยส่งเสริมการดูแลสุขภาวะในองค์กร (μ = 4.60, σ = 0.50) ตามลำดับ

ตาราง 3 ผลการวิเคราะห์ประสิทธิผลของระบบที่มีต่อการลดระดับความเครียดของผู้ใช้งาน (ก่อน-หลังใช้งานระบบ)

รายการประเมิน	ผลการประเมิน					
	ก่อนการใช้ระบบ			หลังการใช้ระบบ		
	μ	σ	แปลผล	μ	σ	แปลผล
1. รู้สึกเครียดจากภาระงานที่ได้รับ	4.04	0.267	สูง	3.25	0.289	ปานกลาง
2. รู้สึกกดดันจากระยะเวลาการทำงาน	4.12	0.306	สูง	3.34	0.327	ปานกลาง
3. รู้สึกเหนื่อยล้าจากงานที่ทำ	4.08	0.287	สูง	3.27	0.278	ปานกลาง
4. รู้สึกว่าควบคุมงานได้ยาก	4.08	0.349	สูง	3.25	0.353	ปานกลาง
5. รู้สึกว่างานส่งผลกระทบต่อสุขภาพจิต	4.08	0.272	สูง	3.27	0.33	ปานกลาง

จากตาราง 3 สรุปประสิทธิภาพของระบบหัวข้อที่เห็นผลชัดเจนที่สุดคือ ความรู้สึกว่าควบคุมงานได้ยาก (ลดลงมากที่สุดถึง 0.83) แสดงว่าระบบเข้ามาช่วยจัดระเบียบหรืออำนวยความสะดวกในการทำงานได้ดีขึ้นมากความสอดคล้องของข้อมูล ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (σ) มีค่าต่ำและใกล้เคียงกันทั้งก่อนและหลัง (ประมาณ 0.26-0.35) แสดงว่ากลุ่มตัวอย่างมีความเห็นไปในทิศทางเดียวกัน ระบบช่วยในการลดสภาวะทางจิตใจที่เป็นลบของผู้ปฏิบัติงาน จากเดิมที่อยู่ในเกณฑ์ตึงเครียดสูง ลงมาอยู่ในเกณฑ์ที่จัดการได้ (ปานกลาง)

สรุปผลการวิจัย

การดำเนินงานวิจัยเรื่องการพัฒนาระบบอัจฉริยะวิเคราะห์ความเครียดและสุขภาวะพนักงานเชิงรุกด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องและการประมวลผลภาษาธรรมชาติ เริ่มต้นขึ้นจากความตระหนักถึงปัญหาภาวะหมดไฟ (Burnout) และความเครียดสะสมในกลุ่มคนทำงาน ซึ่งส่งผลกระทบโดยตรงต่อประสิทธิภาพขององค์กร คณะผู้วิจัยจึงได้นำกรอบแนวคิดทฤษฎีภาระงานและทรัพยากร (JD-R Model) มาเป็นรากฐานในการออกแบบระบบอัจฉริยะที่สามารถประเมินสภาวะทางจิตใจของพนักงานได้อย่างเป็นระบบและแม่นยำ โดยบูรณาการข้อมูลเชิงปริมาณ เช่น ชั่วโมงการทำงานล่วงเวลา (OT) และสถิติการลาเข้ากับข้อมูลเชิงคุณภาพที่ได้จากการวิเคราะห์อารมณ์ผ่านข้อความในแบบประเมินรายสัปดาห์ด้วยเทคนิคการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (NLP) ในกระบวนการพัฒนาระบบได้เลือกใช้โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Random Forest ซึ่งโดดเด่นในด้านการอธิบายผลลัพธ์ (Explainable AI) ทำให้ระบบไม่เพียงแต่คาดการณ์ระดับความเครียดได้เท่านั้น แต่ยังสามารถระบุปัจจัยสำคัญที่ต้นเหตุได้ เช่น ปัญหาจากปริมาณงานที่ล้นตัวหรือความกดดันจากเวลา ซึ่งข้อมูลเหล่านี้จะถูกนำไปแสดงผลผ่านแดชบอร์ดสำหรับผู้บริหารและฝ่ายทรัพยากรมนุษย์ในรูปแบบข้อมูลภาพรวมที่ไม่ระบุตัวตน เพื่อรักษาความเป็นส่วนตัวและสร้างความเชื่อมั่น

ให้กับพนักงานในองค์กร ผลจากการนำระบบไปทดลองใช้จริงกับกลุ่มตัวอย่างพนักงานออฟฟิศ พบว่า ในช่วงที่มีภาระงานหนักจนชั่วโมง OT เฉลี่ยสูงถึง 11.5 ชั่วโมง ระดับความเสี่ยงด้านความเครียดจะพุ่งสูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ อย่างไรก็ตาม หลังจากพนักงานได้ใช้งานระบบประเมินเชิงรุกนี้อย่างต่อเนื่อง พบว่า ระดับความรู้สึกเชิงลบ ทั้งความเครียด ความเหนื่อยล้า และความกดดัน ลดลงจากระดับสูงมาอยู่ในระดับที่สามารถจัดการได้ โดยเฉพาะความรู้สึกว่า ควบคุมงานได้ยาก ที่ลดลงอย่างเห็นได้ชัด ซึ่งสะท้อนให้เห็นว่าการมีระบบที่ช่วยสะท้อนสภาวะตนเองและส่งสัญญาณเตือนไปยังองค์กร ช่วยให้เกิดการปรับตัวและหาทางแก้ไขปัญหาได้ทันท่วงที โดยสรุป งานวิจัยชิ้นนี้ประสบความสำเร็จในการสร้างนวัตกรรมที่ได้รับคะแนนความพึงพอใจจากผู้ใช้งานในระดับสูง โดยเฉพาะในด้านความแม่นยำของผลการประเมิน ระบบนี้ไม่เพียงแต่เป็นเครื่องมือดิจิทัลที่ช่วยดูแลสุขภาพจิตของพนักงานในเชิงรุกเท่านั้น แต่ยังเป็นกลไกสำคัญที่ช่วยให้ผู้บริหารตัดสินใจกำหนดนโยบายการดูแลบุคลากรได้อย่างตรงจุด ลดความสูญเสียทางเศรษฐกิจจากปัญหาสุขภาพจิต และสร้างสภาพแวดล้อมการทำงานที่มีสุขภาวะที่ดีอย่างยั่งยืนในยุคดิจิทัล

อภิปรายผล

การพัฒนาระบบอัจฉริยะวิเคราะห์ความเครียดเชิงรุกในครั้งนี้ ประสบความสำเร็จในการระบุปัจจัยต้นเหตุของสภาวะทางจิตใจได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยพบความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญระหว่างภาระงานและระดับความเครียด ซึ่งสอดคล้องกับ ทฤษฎี JD-R Model (Bakker & Demerouti, 2017) ที่ชี้ว่าภาระงานที่เกินพอดีบั่นทอนสุขภาวะพนักงาน โดยเฉพาะชั่วโมง OT ที่สูงซึ่งสัมพันธ์โดยตรงกับความเสี่ยงด้านสุขภาพจิตตามรายงานของ Gallup (2024) และ World Health Organization (2022) การนำเทคโนโลยี AI และ NLP มาใช้ตรวจจับสัญญาณความเครียดล่วงหน้า สอดคล้องกับแนวคิดของ Suen et al. (2023) และ Koch & Lodefalk (2025) ที่ยืนยันว่าปัญญาประดิษฐ์ช่วยให้องค์กรดำเนินมาตรการช่วยเหลือเชิงรุก (Early Intervention) ได้อย่างแม่นยำตามแนวทางของ Vinson et al. (2024) นอกจากนี้ การวิเคราะห์อารมณ์จากข้อความยังช่วยเติมเต็มข้อมูลเชิงลึกได้ดีกว่าการทำแบบสอบถามเพียงอย่างเดียว ตามข้อเสนอแนะของ วราภรณ์ นาคะโร (2565) ผลการทดลองใช้จริงระบุว่าระบบช่วยให้พนักงานจัดการความเครียดได้ดีขึ้น คล้ายกับนวัตกรรม SabaiJai (Nadnapang, 2024) ที่เสริมสร้างความยืดหยุ่นทางจิตใจในบริบทไทย อีกทั้งการแสดงผลผ่านแดชบอร์ดที่รักษาความเป็นส่วนตัวยังช่วยสร้างบรรยากาศองค์กรที่ปลอดภัย ส่งเสริมความผูกพันในงานตามงานวิจัยของ Tsoni et al. (2023) ระบบนี้จึงเป็นเครื่องมือบริหารสุขภาวะที่มีประสิทธิภาพเทียบเท่าแพลตฟอร์มสากลอย่าง Wellics (2024) ที่มุ่งสร้างองค์กรแห่งความสุขอย่างยั่งยืนในยุคดิจิทัล

ข้อเสนอแนะ

งานวิจัยในอนาคตควรต่อยอดโดยการบูรณาการข้อมูลจากอุปกรณ์สวมใส่ (Wearable Devices) เช่น อัตราการเต้นของหัวใจและการนอนหลับ เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการวิเคราะห์ความเครียดแบบเรียลไทม์ ควบคู่ไปกับการขยายขอบเขตการทดสอบไปยังกลุ่มตัวอย่างที่หลากหลายและมีจำนวนมากขึ้น เพื่อเพิ่มความเที่ยงตรงของโมเดลในบริบทอาชีพที่ต่างกัน นอกจากนี้ ควรพัฒนาระบบไปสู่การให้คำแนะนำแนวทางแก้ไขรายบุคคล (Personalized Intervention) ที่เหมาะสมกับพนักงานแต่ละคนโดยเฉพาะ พร้อมทั้งทำการศึกษาผลกระทบในระยะยาวเพื่อประเมินความคุ้มค่าต่อวัฒนธรรมองค์กรและอัตราการลาออก โดยต้องให้ความสำคัญสูงสุดกับการยกระดับเทคโนโลยีรักษาความเป็นส่วนตัวของข้อมูลพนักงาน เพื่อสร้างความเชื่อมั่นและการใช้งานอย่างยั่งยืน

เอกสารอ้างอิง

กรมสุขภาพจิต. (2566). *รายงานสถานการณ์สุขภาพจิตของคนทำงานในประเทศไทย.* กรมสุขภาพจิต กระทรวงสาธารณสุข.

วราภรณ์ นาคะโร. (2565). *การใช้แบบสอบถามและการวิเคราะห์อารมณ์เพื่อประเมินสุขภาพจิตในองค์กร.*

สถาบันวิจัยเพื่อการพัฒนาประเทศไทย. (2565). *แนวโน้มภาวะหมดไฟในการทำงานของคนไทยหลังยุคโควิด-19.* TDRI.

องค์การอนามัยโลก. (2566). *รายงานเกี่ยวกับความเครียดจากการทำงานและสุขภาพจิต.* องค์การอนามัยโลก.

Bakker, A. B., & Demerouti, E. (2017). Job demands–resources theory: Taking stock and looking forward. *Journal of Occupational Health Psychology,* 22(3), 273-285.

Gallup. (2024). *State of the global workplace: 2024 report.* Gallup Press.

Koch, M., & Lodefalk, M. (2025). Artificial intelligence and worker stress: Evidence from Germany. *Digital Society,* 4(5).

Nadnapang, P. (2024). *SabaiJai: A Buddhist AI chatbot innovation for stress resilience in Thailand’s working-aged population.*

Suen, C., Tang, Y., & Wong, K. (2023). AI-driven stress detection in workplace settings. *IEEE Access,* 11, 45678-45690.

Tsoni, E., Lazanaki, V., & Katsaros, K. (2023). The influence of organizational climate on work engagement: Evidence from the Greek industrial sector. *International Journal of Organizational Analysis,* 31(4), 1023-1041.

Vinson, D. W., Arcan, M., Niland, D. P., & Delahunty, F. (2024). *Towards sustainable workplace mental health: A novel approach to early intervention and support.* arXiv. https://arxiv.org/abs/2402.01592.

Wellics. (2024). *Employee wellbeing platform.* https://wellics.com.

World Health Organization. (2022). *Mental health and work: Impact, issues and good practices.* World Health Organization.