

แอปพลิเคชัน MINDCARE AI ระบบปัญญาประดิษฐ์เพื่อประเมินสุขภาพจิต จากเสียงและข้อความของผู้ใช้

MINDCARE AI: An Artificial Intelligence-Based System for Mental Health Evaluation Using Voice and Text Data

กวิณภพ ตุดด้วง, ก่อฤกษ์ พิพัฒน์เศรษฐ์, ธนัชชา นกคารา และ สมสวัสดิ์ นิลดำ*

สาขาวิทยาการและเทคโนโลยีดิจิทัล คณะวิทยาศาสตร์ศรีราชา มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตศรีราชา

Emails: kawinphop.t@ku.th, korkrit.p@ku.th, thanatcha.no@ku.th, nindam.s@ku.th*

บทคัดย่อ

ปัญหาสุขภาพจิตเป็นประเด็นที่พบได้บ่อยขึ้น โดยเฉพาะในกลุ่มคนรุ่นใหม่ที่มีแนวโน้มแสดงออกทางอารมณ์ผ่านข้อความหรือเสียง มากกว่าการสื่อสารแบบเผชิญหน้า ขณะการเข้าถึงบริการด้านสุขภาพจิตยังมีข้อจำกัด ทั้งด้านค่าใช้จ่าย ความเป็นส่วนตัว และความต่อเนื่องของการดูแล งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนา MINDCARE AI แอปพลิเคชันที่ใช้ปัญญาประดิษฐ์ในการวิเคราะห์อารมณ์จากเสียงและข้อความของผู้ใช้ พร้อมให้คำแนะนำเบื้องต้นในการดูแลสุขภาพจิต โดยระบบถูกออกแบบภายใต้แนวคิด Privacy-first ที่เน้นการเก็บข้อมูลแบบไม่ระบุตัวตนและประมวลผลบนอุปกรณ์ของผู้ใช้เอง เพื่อเพิ่มความมั่นใจด้านความปลอดภัยและความเป็นส่วนตัว แอปพลิเคชันได้ผ่านการทดสอบกับกลุ่มผู้ใช้จำลองจำนวน 40 คน ผลการทดลองพบว่าระบบสามารถถอดเสียงได้อย่างถูกต้อง วิเคราะห์อารมณ์ได้แม่นยำ มีความเสถียรในการทำงาน และผู้ไม่มีความพึงพอใจต่อการใช้งานในระดับ “ดีมาก” โดยเฉพาะในด้านความง่ายต่อการใช้งานและความสวยงามของหน้าจอ สรุปได้ว่า MINDCARE AI มีศักยภาพในการเป็นผู้ช่วยส่วนตัวเพื่อส่งเสริมสุขภาพจิต ช่วยให้ผู้ใช้ตระหนักและเข้าใจอารมณ์ของตนเองมากขึ้น ลดความเครียดสะสม และสนับสนุนการดูแลสุขภาพจิตในชีวิตประจำวัน

คำสำคัญ – สุขภาพจิต, การวิเคราะห์อารมณ์, ปัญญาประดิษฐ์, การดูแลสุขภาพ, การวิเคราะห์ข้อความและเสียง

Abstract

Mental health problems are becoming increasingly common, particularly among younger generations who tend to express their emotions through text or voice rather than face-to-face communication. However, access to mental health services remains limited by cost, privacy concerns, and continuity of care. This study aims to develop MINDCARE AI, an application that utilizes artificial intelligence to analyze users' emotions from voice and text while providing preliminary mental health guidance. The system was designed under a privacy-first approach, emphasizing anonymized data storage and on-device processing to ensure security and confidentiality. The application was tested with 40 simulated users, and the results showed accurate speech transcription, reliable emotion analysis, stable performance, and a “very good” level of user satisfaction, particularly regarding usability and interface design. In conclusion, MINDCARE AI demonstrates strong potential as a personal assistant for mental health promotion, enabling users to better recognize and understand their emotions, reduce stress, and support their overall well-being in daily life.

Keywords: Mental health; Emotion analysis; Artificial intelligence; Healthcare; Voice and text analysis

1. บทนำ

ปัจจุบันสังคมให้ความสำคัญกับปัญหาสุขภาพจิตเพิ่มขึ้นอย่างเห็นได้ชัด รายงานของกรมสุขภาพจิตระบุว่า คนไทยมากกว่า 18% มีภาวะซึมเศร้า วิตกกังวล หรือมีปัญหาสุขภาพจิตแต่กลับไม่รู้ตัว ไม่กล้ารับการรักษาจากผู้เชี่ยวชาญโดยเฉพาะกลุ่มคนรุ่นใหม่ ที่มีพฤติกรรมสื่อสารผ่านข้อความและเสียง มากกว่าการพูดคุยแบบเผชิญหน้า ทำให้การเข้าถึงการดูแลสุขภาพใจยังมีความซับซ้อนมากขึ้น บริการสุขภาพยังมีข้อจำกัดและค่าใช้จ่าย และความต่อเนื่อง ผู้วิจัยจึงพัฒนา MINDCARE AI ขึ้น เพื่อเป็นเครื่องมือช่วยเหลือผู้คนในการสำรวจและเข้าใจอารมณ์ของตนเอง ผ่านการวิเคราะห์เสียงและข้อความโดยใช้เทคโนโลยี Emotion AI โดยแอปพลิเคชันจะทำหน้าที่ประเมินอารมณ์ในเบื้องต้น ที่สำคัญแอปพลิเคชันจะคำนึงถึงความเป็นส่วนตัวของข้อมูลส่วนบุคคลสูงสุด และพร้อมให้คำแนะนำในการดูแลสุขภาพใจและสามารถดู Timeline Graph แสดงอารมณ์ในแต่ละวัน

2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 สาเหตุของภาวะซึมเศร้าและโรคซึมเศร้า

การเกิดภาวะซึมเศร้าอาจมีสาเหตุมาจากความคิดเชิงลบต่อตนเอง สิ่งแวดล้อม และอนาคต บุคคลที่มีความคิดบิดเบือนมักรู้สึกว่าตนเองไร้ค่า ไม่สามารถควบคุมสถานการณ์ได้ ซึ่งนำไปสู่พฤติกรรมหลีกเลี่ยงหรือถอนตัว แนวคิดนี้เน้นว่าการเปลี่ยนความคิดจะช่วยเปลี่ยนพฤติกรรมและอารมณ์ให้ดีขึ้นได้[1]

2.2 ความรอบรู้และพฤติกรรมการดูแลตนเองของผู้ป่วยโรคซึมเศร้า

ผู้ป่วยโรคซึมเศร้ามีความรอบรู้เกี่ยวกับโรคซึมเศร้าและพฤติกรรมดูแลสุขภาพจิตในระดับต่ำ และทั้งสองปัจจัยมีความสัมพันธ์กันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ สะท้อนถึงความสำคัญของการส่งเสริมความรู้เพื่อให้ผู้ป่วยสามารถดูแลตนเองได้ดีขึ้น และลดโอกาสในการกลับมาเป็นโรคซึมเศร้าอีกครั้ง[2]

2.3 ระบบปัญญาประดิษฐ์เพื่อทำนายสุขภาพจิตของพนักงานด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ

งานวิจัยของภาครธร เย็นสมาน และคณะ (2565) ได้ศึกษาและพัฒนาาระบบปัญญาประดิษฐ์เพื่อทำนายสุขภาพจิตของพนักงานด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ โดยเก็บข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่าง 287 ราย และประมวลผลด้วยอัลกอริธึมต่าง ๆ เช่น Random Forest, XGBoost, Logistic Regression และ

Artificial Neural Network เพื่อหาความแม่นยำในการทำนายสุขภาพจิต พบว่าอัลกอริธึม Random Forest ให้ผลการทำนายที่แม่นยำที่สุด โดยมีค่า Accuracy อยู่ที่ 90.85% และ Sensitivity ที่ 94.56% ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการใช้ AI ร่วมกับข้อมูลสุขภาพจิตสามารถนำมาใช้เป็นเครื่องมือช่วยในการประเมินและวิเคราะห์สุขภาพจิตได้อย่างมีประสิทธิภาพ [3]

2.4 การวิเคราะห์ข้อความโซเชียลมีเดียเพื่อตรวจจบบภาวะซึมเศร้า

งานวิจัยของ Vankayala Tejaswini และคณะ (2567) ได้นำเทคนิคการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (NLP) มาประยุกต์ใช้ร่วมกับโมเดลการเรียนรู้เชิงลึกแบบไฮบริด เพื่อวิเคราะห์ข้อความจากโซเชียลมีเดีย เช่น Twitter และ Reddit ในการตรวจจบบภาวะซึมเศร้า โดยใช้ Fast Text Embedding ในการแปลงข้อความ และใช้ FCL Classifier เพื่อจำแนกภาวะซึมเศร้า ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่าวิธีการนี้สามารถตรวจจบบภาวะซึมเศร้าได้อย่างแม่นยำตั้งแต่ระยะเริ่มต้น ซึ่งมีประโยชน์ในการส่งเสริมการดูแลสุขภาพจิตและการวินิจฉัยล่วงหน้า [4]

2.5 การประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ในสุขภาพจิต

ปัญญาประดิษฐ์ (AI) มีบทบาทสำคัญในการพัฒนาการดูแลสุขภาพจิต โดยช่วยในการตรวจจบบภาวะสุขภาพจิตตั้งแต่วัยแรก วางแผนการรักษาเฉพาะบุคคล และให้บริการคำปรึกษาเสมือนจริง นอกจากนี้ AI ยังช่วยลดปัญหาการขาดแคลนบุคลากรทางสุขภาพจิต และเพิ่มการเข้าถึงบริการสุขภาพจิตได้อย่างมีประสิทธิภาพ อย่างไรก็ตาม การใช้ AI จำเป็นต้องคำนึงถึงประเด็นด้านจริยธรรมและการกำหนดกรอบการใช้งานที่เหมาะสม [5]

2.6 การใช้เสียงพูดในการประเมินภาวะซึมเศร้า

การพัฒนาาระบบปัญญาประดิษฐ์ (AI) เพื่อวิเคราะห์สัญญาณเสียงพูดของผู้ป่วย โดยใช้เทคโนโลยี machine learning ในการตรวจจบบลักษณะเสียงที่สัมพันธ์กับภาวะซึมเศร้าในระดับปานกลางถึงรุนแรง ผู้วิจัยได้เก็บข้อมูลเสียงพูดแบบอิสระจากผู้เข้าร่วมการทดลองจำนวนมากผ่านช่องทางออนไลน์ แล้วนำเสียงเหล่านี้มาวิเคราะห์คุณสมบัติเชิงสัญญาณ เช่น จังหวะการพูด ความถี่ การหยุดชะงัก และน้ำเสียง เพื่อหาเสียงที่เป็นสัญลักษณ์ของภาวะซึมเศร้า ผลการทดลองพบว่า AI สามารถจำแนกลักษณะเสียงที่บ่งชี้ถึงภาวะซึมเศร้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยมีความไว (sensitivity) และความจำเพาะ

(specificity) ในระดับที่เหมาะสม ซึ่งชี้ให้เห็นว่าเทคโนโลยีนี้มีศักยภาพช่วยในการคัดกรองและสนับสนุนการวินิจฉัยภาวะซึมเศร้าในบริบททางคลินิกการใช้เสียงพูดเป็นข้อมูลในการประเมินสุขภาพจิตจึงเป็นแนวทางใหม่ที่สามารถนำไปพัฒนาต่อยอดสำหรับการตรวจวินิจฉัยภาวะซึมเศร้าได้อย่างรวดเร็วและไม่รบกวนผู้ป่วย [6]

2.7 ปัญหาประติสัมพันธ์กับการวิเคราะห์เสียงพูดเพื่อประเมินภาวะซึมเศร้า

การใช้เทคโนโลยี Machine Learning แล้ว ยังมีการศึกษาเพิ่มเติมที่ใช้พารามิเตอร์ทางเสียง (acoustic parameters) เพื่อประเมินสุขภาพจิต เช่น งานของ Verde และคณะ (2024) ได้นำเสนอชุดพารามิเตอร์ที่ชื่อว่า HEAR set ซึ่งออกแบบมาเพื่อให้สามารถตรวจจับลักษณะเสียงที่สะท้อนถึงภาวะผิดปกติทางจิต เช่น ภาวะซึมเศร้าได้ โดย HEAR set ประกอบด้วยตัวชี้วัด เช่น jitter, spectral centroid, MFCCs และอนุพันธ์ ซึ่งสามารถใช้จำแนกผู้ที่มีภาวะซึมเศร้าออกจากกลุ่มปกติได้อย่างแม่นยำแม้ว่างานวิจัยนี้จะใช้วิธีการประมวลผลที่ต่างจากการพัฒนา AI ด้วย Machine Learning โดยตรง แต่ทั้งสองแนวทางล้วนมีเป้าหมายในการใช้เสียงพูดเพื่อเป็นเครื่องมือคัดกรองหรือสนับสนุนการวินิจฉัยภาวะซึมเศร้าอย่างมีประสิทธิภาพและไม่รบกวนผู้ป่วย [7]

2.8 ระบบปัญญาประดิษฐ์เพื่อทำนายสุขภาพจิตของพนักงานด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ

งานวิจัยของ Sharma et al. นำเสนอระบบตรวจจับสุขภาพจิตโดยใช้เทคนิค machine learning บนข้อมูลพฤติกรรมและเสียงของผู้ใช้ โดยผสมผสานอัลกอริทึมหลายชนิด ได้แก่ Improved Random Forest, Light Gradient Boosting Machine (LightGBM), Support Vector Machine (SVM) และ K-Nearest Neighbors (KNN) เพื่อวิเคราะห์ข้อมูลหลายมิติอย่างมีประสิทธิภาพ ระบบนี้มีการจัดการกับข้อมูลที่ขาดหายและข้อมูลที่ผิดปกติด้วยเทคนิคการเติมเต็มและการคัดกรองข้อมูลก่อนนำไปวิเคราะห์ นอกจากนี้ยังใช้เทคนิคการลดมิติข้อมูลเพื่อเพิ่มความรวดเร็วและแม่นยำของโมเดล ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าระบบสามารถแยกแยะผู้ที่มีภาวะสุขภาพจิตปกติและผิดปกติได้ด้วยความแม่นยำสูงถึง 90.85% ซึ่งช่วยให้การตรวจจับและการวินิจฉัยทำได้รวดเร็วและมีประสิทธิภาพมากขึ้น ทั้งยังเหมาะสมสำหรับการนำไปใช้ในองค์กร IT เพื่อเฝ้าระวัง

สุขภาพจิตของพนักงานและส่งเสริมความเป็นอยู่ที่ดีอย่างยั่งยืน [8]

2.9 การตรวจจับภาวะซึมเศร้าโดยใช้ข้อมูลเสียงและข้อความ

การประเมินภาวะซึมเศร้าและสุขภาพจิตด้วยเทคนิควิเคราะห์ข้อมูลหลายรูปแบบ (Multimodal Analysis) ได้รับความสนใจอย่างกว้างขวาง โดยเฉพาะการผสานข้อมูลจากเสียงและข้อความ ซึ่งสะท้อนสภาวะอารมณ์ของผู้ใช้งานได้อย่างมีประสิทธิภาพ งานวิจัยหนึ่งได้เสนอการออกแบบโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้โมเดล Wave2Vec 2.0 สำหรับดึงคุณลักษณะจากเสียง และ BERT สำหรับดึงคุณลักษณะจากข้อความ ก่อนจะนำข้อมูลทั้งสองรูปแบบมาผสานกันด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Bi-LSTM เพื่อจำแนกอารมณ์และประเมินระดับภาวะซึมเศร้า ผลลัพธ์จากชุดข้อมูล CMDC และ DAIC-WOZ แสดงให้เห็นว่า การใช้ข้อมูลจากหลายรูปแบบร่วมกันสามารถเพิ่มความแม่นยำในการประเมินภาวะซึมเศร้าได้ดีกว่าการใช้ข้อมูลประเภทเดียวอย่างมีนัยสำคัญ นอกจากนี้ยังมีการใช้เทคนิคการถ่วงน้ำหนัก (Adaptive Pooling) เพื่อรวมข้อมูลจากแหล่งต่าง ๆ ให้เกิดผลการวิเคราะห์ที่แม่นยำขึ้น ระบบที่นำเสนอสามารถแยกแยะระดับความรุนแรงของภาวะซึมเศร้าและให้การประเมินแบบต่อเนื่องได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะในบริบทที่ต้องการการติดตามผลด้านสุขภาพจิตในระยะยาว [9]

2.10 การวิเคราะห์ภาวะซึมเศร้าด้วยโมเดล Transformer ผ่านการผสานข้อมูลหลายมิติ

โมเดล MMFormer เป็นโมเดลที่พัฒนาขึ้นโดยใช้สถาปัตยกรรม Transformer เพื่อวิเคราะห์และตรวจจับภาวะซึมเศร้าจากข้อมูลหลายมิติ (Multimodal) ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลประเภทต่างๆ เช่น วิดีโอและเสียง โดยมีเป้าหมายเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการประเมินสุขภาพจิตผ่านการรวมข้อมูลจากหลายแหล่ง การผสานข้อมูลนี้ทำได้ผ่านเทคนิค Late Fusion และ Intermediate Fusion ซึ่งเป็นวิธีการรวมข้อมูลในช่วงเวลาหรือขั้นตอนต่าง ๆ ของการประมวลผลโมเดล วิธี Late Fusion จะรวมข้อมูลที่ผ่านการวิเคราะห์แยกกันมาแล้วในขั้นตอนสุดท้าย ขณะที่ Intermediate Fusion จะรวมข้อมูลระหว่างกระบวนการเรียนรู้ของโมเดล ทำให้สามารถดึงคุณสมบัติสำคัญจากแต่ละแหล่งข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น ผลการทดลองพบว่า การใช้ข้อมูลหลายมิติร่วมกันสามารถช่วยเพิ่ม

ความแม่นยำในการตรวจจับภาวะซึมเศร้าได้ดีกว่าการใช้ข้อมูลแหล่งเดียว โมเดลนี้จึงแสดงให้เห็นถึงศักยภาพของการผสมผสานข้อมูลหลายช่องทาง (Multimodal Fusion) ในการวิเคราะห์สุขภาพจิตที่ซับซ้อน [10]

3. วิธีการดำเนินงานวิจัย



ภาพที่ 1 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

3.1 ขั้นตอนการดำเนินงาน

3.1.1 การออกแบบระบบ

ได้กำหนดสถาปัตยกรรมที่เชื่อมโยงระหว่าง Mobile Application, Web Application, Backend และฐานข้อมูล รวมทั้งกำหนดเวิร์กโฟลว์ที่ครอบคลุมการรับ-ส่งข้อมูล การตรวจสอบสิทธิ์ และการเก็บบันทึกในรูปแบบที่ไม่สามารถระบุตัวตนได้

3.1.2 การพัฒนาแอปพลิเคชัน

สร้าง Mobile Application ด้วย React Native เพื่อให้ผู้ใช้งานสามารถสนทนาและบันทึกอารมณ์ได้สะดวก ควบคู่กับการพัฒนา Web Client ที่รองรับการป้อนข้อมูลด้วยเสียง ทั้งสองระบบถูกเชื่อมต่อกับ Backend ผ่าน Express.js และ Firebase เพื่อจัดการข้อมูลและควบคุมสิทธิ์การเข้าถึง

3.1.3 การเชื่อมต่อระบบ AI

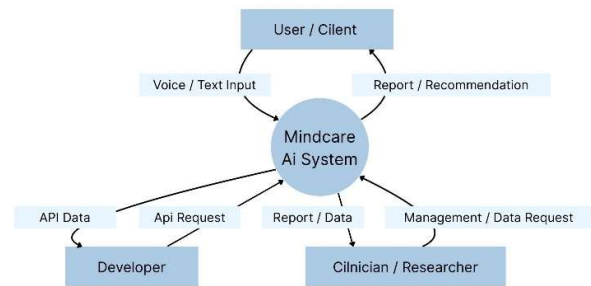
ข้อมูลจากผู้ใช้งาน ไม่ว่าจะเป็นข้อความที่พิมพ์หรือเสียงพูดที่ถูกถอดเป็นข้อความ จะถูกส่งเข้าสู่ Express.js ก่อนที่จะเรียกใช้ Claude API หรือโมเดล LLM ที่ปรับแต่งขึ้นเพื่อวิเคราะห์อารมณ์และสร้างคำตอบที่เหมาะสม ข้อมูลที่ได้จะถูกบันทึกเฉพาะเมตาดาตาใน Firestore โดยไม่เก็บข้อมูลอ่อนไหว พร้อม

ทั้งใช้ n8n ในการตรวจจับคำสำคัญที่บ่งชี้ความเสี่ยง เพื่อสร้างการแจ้งเตือนหรือแสดงทรัพยากรช่วยเหลือเพิ่มเติม

3.2.4 การจัดการความปลอดภัยและความเป็นส่วนตัว

ระบบทั้งหมดถูกสร้างขึ้นภายใต้แนวทาง Data Minimization และ De-identification เพื่อป้องกันการเชื่อมโยงข้อมูลกับผู้ใช้งานโดยตรง ทั้งข้อมูลที่รับ-ส่งผ่านเครือข่ายและข้อมูลที่จัดเก็บถูกเข้ารหัสตามมาตรฐานความปลอดภัย และผู้ใช้งานต้องให้ความยินยอมก่อนเข้าระบบเสมอ

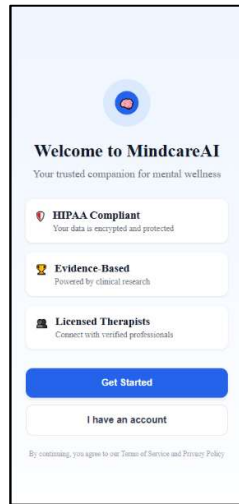
3.2 แผนภาพการทำงานของระบบ



ภาพ 2 System Workflow

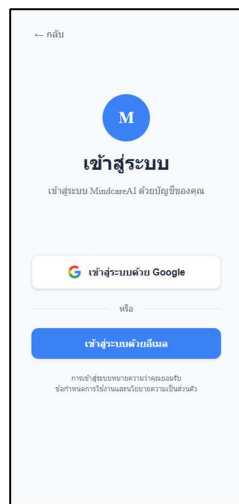
เริ่มต้นจาก ผู้ใช้ (User / Client) ที่ป้อนข้อมูลเข้าสู่ระบบ ไม่ว่าจะเป็นเสียง (Voice Input) หรือข้อความ (Text Input) ระบบจะทำการประมวลผล วิเคราะห์อารมณ์ และสร้างรายงานผลหรือคำแนะนำ (Report / Recommendation) ส่งกลับไปยังผู้ใช้งานทันที นักพัฒนา (Developer) สามารถติดต่อกับระบบผ่าน API โดยส่งคำร้องขอ (API Request) เพื่อเรียกใช้งานโมเดลวิเคราะห์อารมณ์หรือฟังก์ชันต่าง ๆ และรับข้อมูลตอบกลับ (API Data) ซึ่งสามารถนำไปใช้ในการพัฒนาหรือเชื่อมต่อกับแอปพลิเคชันอื่นๆ ได้อย่างยืดหยุ่น ขณะเดียวกันนักวิจัยหรือผู้เชี่ยวชาญด้านคลินิก (Clinician / Researcher) มีบทบาทสำคัญในการใช้ข้อมูลจากระบบ โดยสามารถขอรายงานหรือข้อมูล (Management / Data Request) ที่ผ่านการจัดการและไม่สามารถระบุตัวตนผู้ใช้งานได้ เพื่อใช้ประกอบการวิเคราะห์เชิงลึก งานวิจัยทางวิชาการ หรือการติดตามสุขภาพจิตของผู้ป่วย/กลุ่มเป้าหมาย ทั้งนี้ระบบจะส่งมอบข้อมูลในลักษณะ Report / Data ที่พร้อมใช้งาน

3.3 ผลแอปพลิเคชัน



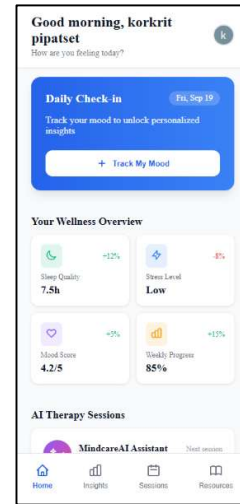
ภาพ 3 หน้าเริ่มต้น

หน้าแรกของแอปพลิเคชัน MindcareAI ซึ่งทำหน้าที่ต้อนรับผู้ใช้งานใหม่ ด้านบนมีข้อความต้อนรับพร้อมคำอธิบายสั้น ๆ ว่า แอปนี้คือผู้ช่วยที่เชื่อถือได้ในการดูแลสุขภาพจิต จากนั้นมีการแสดงคุณสมบัติสำคัญสามประการเพื่อสร้างความมั่นใจ ได้แก่ การปฏิบัติตามมาตรฐาน HIPAA ที่รับรองว่าข้อมูลผู้ใช้จะถูกเข้ารหัสและได้รับการปกป้อง ความเป็นระบบที่อ้างอิงจากหลักฐานทางวิชาการและการวิจัยด้านคลินิก และการเชื่อมต่อนักบำบัดที่ได้รับการรับรองจริงเพื่อให้คำปรึกษาที่มีคุณภาพ ด้านล่างมีปุ่ม Get Started สำหรับผู้ที่ต้องการเริ่มใช้งานครั้งแรก และปุ่ม I have an account สำหรับผู้ที่มีบัญชีอยู่แล้ว เพื่อเข้าสู่ระบบได้ทันที



ภาพที่ 4 หน้าลงทะเบียนของแอปพลิเคชัน

หน้าสำหรับเข้าสู่ระบบ โดยผู้ใช้งานสามารถเลือกได้ว่าจะล็อกอินผ่านบัญชี Google เพื่อความสะดวกและรวดเร็ว หรือเลือกเข้าสู่ระบบด้วยอีเมลส่วนตัวที่ได้ทำการลงทะเบียนไว้ก่อนหน้านี้



ภาพที่ 5 หน้าหลักแอปพลิเคชัน

Home เป็นหน้าหลักโดยเริ่มต้นด้วยฟังก์ชัน Daily Check-in ให้ผู้ใช้บันทึกอารมณ์ประจำวันเพื่อปลดล็อกการวิเคราะห์เชิงลึกที่เหมาะสมกับตนเอง ถัดมาส่วน Wellness Overview ที่สรุปข้อมูลสำคัญ เช่น คุณภาพการนอนหลับ ระดับความเครียด คะแนนอารมณ์ และความก้าวหน้าประจำสัปดาห์ พร้อมแสดงค่าเปลี่ยนแปลงเป็นเปอร์เซ็นต์อย่างชัดเจน นอกจากนี้ยังมีส่วนของ



ภาพ 6 หน้าการสนทนาระหว่างผู้ใช้กับ AI

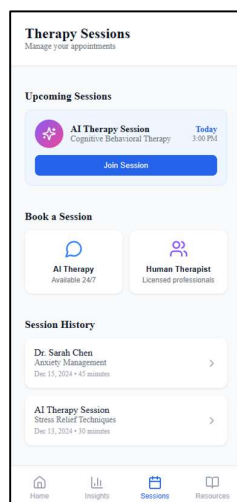
หน้าการสนทนาระหว่างผู้ใช้กับ AI Therapist โดยผู้ใช้งานสามารถพิมพ์ข้อความเพื่อบอกความรู้สึกหรืออารมณ์ของตนเอง

และระบบจะทำการประเมินสภาวะทางอารมณ์พร้อมทั้งตอบกลับด้วยข้อความที่เป็นมิตรและให้คำแนะนำที่เหมาะสม หากตรวจพบความเสี่ยงด้านสุขภาพจิตในระดับที่ควรได้รับความช่วยเหลือ ระบบยังสามารถแนะนำช่องทางการติดต่อเพิ่มเติม



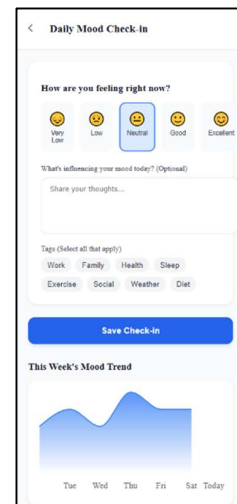
ภาพ 7 หน้าสรุปผลการประเมินสุขภาพจิต

Insights หน้าสรุปผลการประเมินสุขภาพจิตในรูปแบบรายงานประจำสัปดาห์ โดยแสดงค่าเฉลี่ยของอารมณ์ คะแนนพัฒนาการเมื่อเทียบกับช่วงเวลาก่อนหน้า และคำอธิบายเชิงบวกเพื่อสร้างกำลังใจแก่ผู้ใช้ นอกจากนี้ยังมีข้อมูลเชิงลึก (AI-Generated Insights) ที่ระบบวิเคราะห์จากพฤติกรรม เช่น ผลของการนอนต่อคะแนนอารมณ์ ความสัมพันธ์ระหว่างการออกกำลังกายกับอารมณ์ที่ดีขึ้น และคำแนะนำในการนัดหมายการบำบัดเพื่อช่วยให้การดูแลสุขภาพจิตมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น



ภาพ 8 หน้าแสดงผลการติดต่อบำบัด

Sessions หน้าแสดงฟังก์ชันการจัดการการบำบัด (Therapy Sessions) โดยผู้ใช้สามารถดูตารางการนัดหมายที่กำลังจะเกิดขึ้นพร้อมปุ่มกดเพื่อเข้าร่วมเซสชันทันที นอกจากนี้ยังมีตัวเลือกการจองการบำบัดระหว่าง AI Therapy ที่พร้อมให้บริการตลอด 24 ชั่วโมง หรือการเลือก Human Therapist ที่เป็นผู้เชี่ยวชาญที่ได้รับใบอนุญาตจริง เพื่อรองรับความต้องการที่แตกต่างของผู้ใช้ ด้านล่างของหน้าจอนี้มีประวัติการเข้ารับการบำบัดที่ผ่านมา (Session History) ซึ่งช่วยให้ผู้ใช้สามารถทบทวนเนื้อหาหรือเทคนิคที่เคยเรียนรู้ และติดตามความก้าวหน้าในการดูแลสุขภาพจิตของตนเองได้อย่างต่อเนื่อง



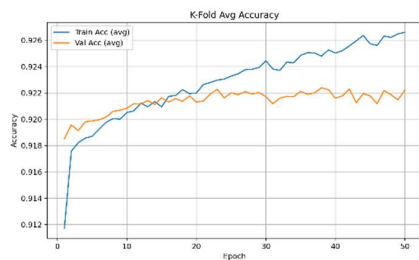
ภาพ 9 หน้าจอสรุปผลและรายงานข้อมูลทั้งหมด

Resources หน้าทีสรุปข้อมูลทั้งบันทึกทั้งหมดและมี Daily Mood Check-in โดยผู้ใช้สามารถเลือกแสดงระดับอารมณ์ของตนเองได้ตั้งแต่ Very Low จนถึง Excellent พร้อมทั้งกรอกข้อความเพิ่มเติมเพื่ออธิบายสาเหตุหรือปัจจัยที่มีผลต่ออารมณ์ในขณะนั้นและเลือกแท็กที่เกี่ยวข้อง เช่น การทำงาน ครอบครัว สุขภาพ การนอน หรือสภาพอากาศ เพื่อช่วยให้การบันทึกละเอียดและมีบริบทมากขึ้น หลังจากกดบันทึก ระบบจะนำข้อมูลไปแสดงในรูปแบบกราฟ This Week's Mood Trend เพื่อให้ผู้ใช้งานเห็นการเปลี่ยนแปลงของอารมณ์ตลอดทั้งสัปดาห์ได้อย่างชัดเจน ทำให้สามารถติดตามและสะท้อนสภาวะทางอารมณ์ของตนเองได้อย่างต่อเนื่องและเข้าใจง่าย

4. ผลการดำเนินการ

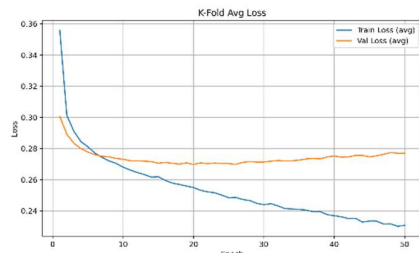
4.1 ผลการทดลองโมเดลด้วย K-Fold Cross Validation

ในการทดลองนี้ได้แสดงผลลัพธ์ที่ได้จากการประเมินโมเดล ด้วยวิธี K-Fold Cross Validation โดยใช้ทั้งค่า Accuracy, Loss และ Confusion Matrix เพื่อตรวจสอบประสิทธิภาพของโมเดล ดังแสดงในภาพ 10 - 13



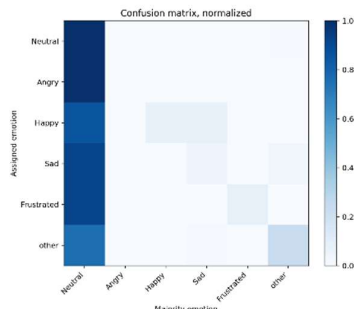
ภาพ 10 K-Fold Avg Accuracy

กราฟแสดงค่า Accuracy ของการเรียนรู้แบบเฉลี่ยระหว่าง Training และ Validation พบว่า Accuracy อยู่ในระดับสูงกว่า 0.92 ตลอดการฝึก โดย Validation Accuracy มีความเสถียร แสดงให้เห็นว่าโมเดลสามารถเรียนรู้ได้ดีและไม่เกิด overfitting อย่างชัดเจน



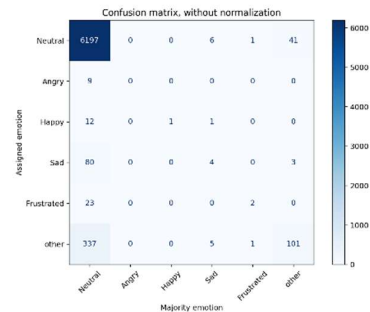
ภาพ 11 K-Fold Avg Loss

กราฟ Loss เฉลี่ยของ Training และ Validation พบว่า Train Loss ลดลงต่อเนื่อง ส่วน Val Loss ลดลงแล้วคงที่ตั้งแต่ช่วงประมาณ epoch ที่ 10 เป็นต้นไป แสดงถึงความเสถียรของโมเดลและการเรียนรู้ที่มีประสิทธิภาพ



ภาพ 12 Confusion Matrix (Normalized)

แสดงอัตราส่วนการทำนายผลในแต่ละคลาสอารมณ์ พบว่าโมเดลสามารถทำนายคลาส Neutral และ Sad ได้อย่างแม่นยำมากที่สุด ในขณะที่บางคลาส เช่น Happy และ Frustrated มีความสับสนกับคลาสนั้นบ้าง ซึ่งสะท้อนข้อจำกัดด้านความสมดุลของข้อมูล



ภาพ 13 Confusion Matrix (Without Normalization)

แสดงจำนวนตัวอย่างที่โมเดลทำนายถูกและผิดตามคลาสจริง เห็นได้ว่าคลาส Neutral มีจำนวนตัวอย่างมากที่สุด (6,197 ตัวอย่าง) ทำให้โมเดลทำนายได้ถูกต้องมาก ส่งผลให้เกิด class imbalance ที่อาจทำให้โมเดลเอนเอียงไปยังคลาสนี้มากกว่าคลาสนั้น

4.2 การประเมินความพึงพอใจ

ทำการทดสอบกับกลุ่มผู้ใช้จำลอง 40 คน เพื่อตรวจสอบประสิทธิภาพของระบบ ทั้งในด้านความถูกต้องในการถอดเสียง ความแม่นยำในการวิเคราะห์อารมณ์ และความเสถียรในการทำงาน นอกจากนี้ยังได้ประเมินความพึงพอใจและความเป็นมิตรต่อผู้ใช้ (Usability) เพื่อตรวจสอบว่าแอปพลิเคชันสามารถตอบโจทย์ด้านสุขภาพจิตได้อย่างเหมาะสม ข้อมูลจากการประเมินถูกรวบรวมและวิเคราะห์ด้วยวิธีทางสถิติ เพื่อสรุปผลและเปรียบเทียบกับเกณฑ์ที่กำหนด ดังนี้

ตาราง 1 ผลประเมินความพึงพอใจ

รายการ	$\bar{x}$	S.D.	แปลผล
1. ประเมินการใช้งานแอปพลิเคชัน			
ความง่ายในการใช้งาน แอปพลิเคชัน	4.45	0.60	ดีมาก
ความสะดวกในการใช้งาน ปุ่มเมนูต่าง	4.30	0.65	ดีมาก
ความเข้าใจในข้อความ/คำแนะนำของระบบ	4.25	0.70	ดีมาก

รายการ	$\bar{x}$	S.D.	แปลผล
ความเร็วในการตอบสนองของระบบ	4.20	0.75	ดีมาก
ความถูกต้องของการถอดเสียง	4.10	0.80	ดี
ความสวยงามและเหมาะสมของการออกแบบหน้าจอ	4.35	0.55	ดีมาก
2. ผลลัพธ์จากการใช้งาน			
แอปพลิเคชันช่วยให้ตระหนักถึงสภาพอารมณ์ของตนเองมากขึ้น	4.50	0.48	ดีมาก
แอปพลิเคชันช่วยให้ลดความเครียดหรือความกังวล	4.20	0.60	ดีมาก
แอปพลิเคชันสามารถเป็นผู้ช่วยเบื้องต้นด้านสุขภาพจิตได้	4.35	0.55	ดีมาก
ความพึงพอใจที่จะกลับมาใช้งานแอปพลิเคชันอีกครั้ง	4.55	0.45	ดีมาก
โดยรวม	4.33	0.61	ดีมาก

การทดสอบระบบ

1. การถอดเสียง (Speech-to-Text)

สามารถถอดเสียงได้อย่างถูกต้องและเข้าใจได้ดีในภาพรวม แม้ว่าจะมีข้อจำกัดในบางสำเนียงและเสียงรบกวน แต่ยังคงอยู่ในระดับที่ยอมรับได้

2. การวิเคราะห์อารมณ์ (Emotion Analysis)

ผลการวิเคราะห์ตรงกับสถานะอารมณ์ของผู้ใช้จำลองส่วนใหญ่ โดยระบบสามารถจำแนกอารมณ์หลัก ๆ เช่น ปกติ โกรธ มีความสุข เศร้า และหงุดหงิด ได้อย่างแม่นยำ

3. ความเสถียรของระบบ (System Stability)

การเชื่อมต่อและการโต้ตอบผ่านแอปพลิเคชันดำเนินไปอย่างราบรื่น ไม่มีปัญหาการค้างหรือหยุดทำงานระหว่างทดสอบ

ผลการประเมินความพึงพอใจของผู้ใช้

1. ด้านการใช้งานแอปพลิเคชัน

ได้ค่าเฉลี่ย 4.27 (S.D. = 0.67) อยู่ในระดับ “ดีมาก” โดยเฉพาะในด้าน “ความง่ายในการเข้าใช้งาน” และ “ความสวยงามของหน้าจอ” ที่ได้รับคะแนนสูงสุด แสดงว่าระบบมีความเป็นมิตรต่อผู้ใช้

2. ด้านผลลัพธ์จากการใช้งาน

ได้ค่าเฉลี่ย 4.40 (S.D. = 0.52) อยู่ในระดับ “ดีมาก” โดยผู้ใช้งานส่วนใหญ่เห็นว่าแอปพลิเคชันช่วยให้ตระหนักถึงสภาพอารมณ์ของตนเองมากขึ้น และมีแนวโน้มช่วยลดความเครียดหรือความกังวลได้

3. สรุปผลการประเมินความพึงพอใจ

ผู้มีความพึงพอใจต่อการใช้งานแอปพลิเคชัน MINDCARE AI ในระดับ “ดีมาก” ทั้งในด้านการใช้งานและด้านผลลัพธ์การดำเนินงาน โดยมีค่าเฉลี่ยรวม 4.33 และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.61 แสดงให้เห็นว่าแอปพลิเคชันสามารถตอบโจทย์ด้านสุขภาพจิตได้อย่างเหมาะสมและเป็นมิตรต่อผู้ใช้

5. สรุปและการอภิปรายผล

5.1 สรุปผลการวิจัย

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนา MINDCARE AI แอปพลิเคชันที่ใช้ปัญญาประดิษฐ์ในการวิเคราะห์อารมณ์จากเสียงและข้อความของผู้ใช้งาน พร้อมให้คำแนะนำในการดูแลสุขภาพจิตเบื้องต้น ผลการทดสอบกับกลุ่มผู้ใช้จำลองจำนวน 40 คน พบว่า แอปพลิเคชันสามารถถอดเสียงได้ถูกต้องและมีความแม่นยำในการวิเคราะห์อารมณ์อยู่ในระดับที่ยอมรับได้ อีกทั้งมีความเสถียรในการทำงานและได้รับความพึงพอใจในระดับ “ดีมาก” ทั้งในด้านความง่ายในการใช้งาน ความสวยงามของหน้าจอ และความสามารถในการช่วยให้ผู้ใช้ตระหนักถึงสภาพอารมณ์ของตนเองมากขึ้น

อย่างไรก็ตาม งานวิจัยนี้ยังมีข้อจำกัดบางประการ เช่น การทดสอบทำในกลุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก ซึ่งอาจไม่สะท้อนความหลากหลายของผู้ใช้จริงทั้งหมด รวมถึงระบบยังมีข้อจำกัดในการถอดเสียงบางสำเนียงและในสถานะที่มีเสียงรบกวนสูง อีกทั้งยังไม่ได้ทดสอบการใช้งานในระยะยาวว่ามีผลต่อพฤติกรรมและสุขภาพจิตอย่างต่อเนื่องเพียงใด

5.2 ข้อเสนอแนะ

สำหรับการวิจัยในอนาคต คือ ควรเพิ่มจำนวนและความหลากหลายของกลุ่มตัวอย่าง รวมถึงทดสอบในสภาพแวดล้อมจริงที่มีความซับซ้อนมากขึ้น เพื่อให้ได้ข้อมูลที่สะท้อนการใช้งานจริงมากกว่าเดิม นอกจากนี้ ควรพัฒนาความสามารถของโมเดล AI ให้รองรับสำเนียงและภาษาที่หลากหลายมากขึ้น รวมถึงพิจารณาการเชื่อมต่อกับผู้เชี่ยวชาญด้านสุขภาพจิตในกรณีที่

ตรวจพบความเสี่ยงรุนแรง เพื่อให้การช่วยเหลือผู้ใช้มี
ประสิทธิภาพและครอบคลุมมากขึ้น

กิตติกรรมประกาศ

คณะผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงต่อ อาจารย์
สมสวัสดิ์ นิลคำ อาจารย์ที่ปรึกษา ที่ได้กรุณาสละเวลาอันมีค่าใน
การให้คำชี้แนะและข้อเสนอแนะที่มีคุณค่าอย่างยิ่งตลอด
ระยะเวลาการทำงานวิจัย ซึ่งมีส่วนสำคัญให้โครงการวิจัยฉบับนี้
สำเร็จสมบูรณ์ตามเป้าหมาย นอกจากนี้คณะผู้วิจัยขอขอบคุณ
อาจารย์สุภาพร บรรดาศักดิ์ อาจารย์ประจำรายวิชาสัมมนา ที่ได้
มอบความรู้ คำแนะนำ และแรงบันดาลใจ รวมถึงเพื่อนนักศึกษา
ทุกคนที่ได้ร่วมแลกเปลี่ยนความคิดเห็นและช่วยเหลือในด้าน
ต่างๆ อันมีส่วนสำคัญต่อการพัฒนางานวิจัยนี้ คณะผู้วิจัยยัง
ขอขอบคุณอาสาสมัครผู้เข้าร่วมทดสอบระบบแอปพลิเคชัน
MINDCARE AI ระบบปัญญาประดิษฐ์เพื่อประเมินสุขภาพจิตจาก
เสียงและข้อความของผู้ใช้ ที่ได้สละเวลาให้ข้อมูลและความคิด
เห็น ซึ่งมีส่วนช่วยในการประเมินและปรับปรุงระบบให้มี
ประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] รางคณา จำปาเงิน,และ สุพัทธรา จันทรสุวรรณ. (2567).
ความรู้เกี่ยวกับโรคซึมเศร้าและพฤติกรรมการดูแล
ตนเองด้านสุขภาพจิตของผู้ป่วยโรคซึมเศร้า. วารสาร
วิจัยทางสุขภาพ, 37(1), 45–58.
- [2] จันทนา เกิดบางแถม. ปัจจัยที่สัมพันธ์กับภาวะซึมเศร้า
ของแรงงานไทยในเขตพื้นที่ระยองเศรษฐกิจพิเศษ
ภาคตะวันออก. มหาวิทยาลัยบูรพา, 2564.
- [3] นิพนธ์ ธีรอำพน, ภาสกร แยมงาม, ศันสนีย์ เอื้อพันธุ์
ชีวะกุล (2565). ระบบปัญญาประดิษฐ์สำหรับการ
ทำนายสุขภาพทางจิตของผู้ที่ทำงานด้านเทคโนโลยี
สารสนเทศ. ECTI Transactions on Application
Research and Development, 2(3), 40–48.
<https://doi.org/10.37936/ectiard.2022-2-3.247841>
- [4] V. Tejaswini, K. S. Babu, and B. Sahoo,
"Depression detection from social media text
analysis using natural language processing

techniques and hybrid deep learning model,"
*ACM Trans. Asian Low-Resour. Lang. Inf.
Process.*, vol. 23, no. 1, Article 4, Jan. 2024.
<https://doi.org/10.1145/35695980>.

- [5] D. B. Olawade, O. Z. Wada, A. Odetayo, A. C.
David-Olawade, F. Asaolu, and J. Eberhardt,
"Enhancing mental health with Artificial
Intelligence: Current trends and future
prospects," J. Med., Surg., Public Health, vol. 3,
2024, 100099,
<https://doi.org/10.1016/j.glmedi.2024.100099>
- [6] A. Mazur, H. Costantino, P. Tom, M. P. Wilson,
and R. G. Thompson, "Evaluation of an AI-
based voice biomarker tool to detect signals
consistent with moderate to severe
depression," Annals of Family Medicine,
advance online publication, 2025.
<https://doi.org/10.1370/afm.240091>
- [7] L. Verde, F. Marulli, R. De Fazio, L. Campanile,
and S. Marrone, "HEAR set: A lightweight
acoustic parameters set to assess mental
health from voice analysis," Computers in
Biology and Medicine, vol. 182, p. 109021,
2024.
<https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2024.109021>
- [8] S. K. Sharma, A. I. Alutaibi, A. R. Khan, G. G.
Tejani, F. Ahmad, and S. J. Mousavirad, "Early
detection of mental health disorders using
machine learning models using behavioral and
voice data analysis," Scientific Reports,
advance online publication, 2025.
<https://doi.org/10.1038/s41598-025-00386-8>
- [9] Z. Xu, Y. Gao, F. Wang, L. Zhang, J. Wang, and
J. Shu, "Depression detection methods based
on multimodal fusion of voice and text,"

Scientific Reports, vol. 13, no. 1, 2023.

<https://doi.org/10.1038/s41598-025-03524-4>

- [10] M. R. Haque, M. M. Islam, S. M. T. U. Raju, H. Altaheri, L. Nassar, and F. Karray, “MMFformer: Multimodal Fusion Transformer Network for Depression Detection,” arXiv preprint arXiv:2508.06701, Aug. 2025.
<https://arxiv.org/abs/2508.06701>

อาจารย์สมสวัสดิ์ นิลดำ (ที่ปรึกษาโครง)