บทความวิจัย (Research Article)

ระบบปัญญาประดิษฐ์สำหรับการทำนายสุขภาพทางจิตของผู้ที่ทำงานด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ

Artificial Intelligent System for Mental Health Prediction of Information Technology (IT) Workers

ภาสกร แย้มงาม[1], นิพนธ์ ธีรอำพน[2]* และ ศันสนีย์ เอื้อพันธ์วิริยะกุล[3]

[1]ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
คณะวิศวกรรมศาสตร์
มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
[2]ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
คณะวิศวกรรมศาสตร์ และ
สถาบันวิศวกรรมชีวการแพทย์
มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
[3]ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
คณะวิศวกรรมศาสตร์ และ
สถาบันวิศวกรรมชีวการแพทย์
มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
* ผู้รับผิดชอบบทความ
nipon.t@cmu.ac.th

Received: 9 Dec 2022
Revised: 27 Dec 2022
Accepted: 28 Dec 2022

บทคัดย่อ

งานวิจัยทางวิชาการจำนวนมากในปัจจุบันชี้ให้เห็นว่า ระบบปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) เป็นเทคโนโลยีที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้อย่างกว้างขวาง ทั้งในแวดวงวิศกรรมศาสตร์ สังคมศาสตร์ การบริหาร และการแพทย์ งานวิจัยนี้เป็นการประยุกต์ใช้ระบบปัญญาประดิษฐ์ในการทำนายสุขภาพจิตของผู้ทำงานด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ จุดประสงค์เพื่อศึกษาประสิทธิภาพในการทำนายสุขภาพจิตของระบบปัญญาประดิษฐ์โดยอาศัยเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) รูปแบบต่าง ๆ 4 รูปแบบ ได้แก่ Random Forest, XGBoost, Logistic Regression และเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ในการวิเคราะห์ข้อมูลกลุ่มตัวอย่างที่เป็นข้อมูลชุดฝึกจำนวน 1,146 ตัวอย่าง และข้อมูลชุดทดสอบจำนวน 287 ตัวอย่าง โดยผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่า อัลกอริทึมของปัญญาประดิษฐ์แบบ Random Forest มีประสิทธิภาพสูงสุดในการทำนายความเสี่ยงของการเกิดปัญหาด้านสุขภาพทางจิต ด้วยร้อยละความแม่นยำเท่ากับ 90.85 และร้อยละความถูกต้องเท่ากับ 92.33 หรือคิดเป็นค่าร้อยละความไวเท่ากับ 94.56 และค่าร้อยละความจำเพาะเท่ากับ 90.00

คำสำคัญ: ปัญญาประดิษฐ์ การทำนาย ผู้ทำงานด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ สุขภาพทางจิต Random Forest

Abstract

Much of today's academic research implies that Artificial Intelligence (AI) is a technology that can be used in a wide range of applications. Engineering, social sciences, administration, and medicine are only a few examples. The purpose of this paper is to provide an overview of the application of artificial intelligence on the mental health analysis of information technology workers. The aim of this study is to figure out how accurate artificial intelligence systems are at predicting mental health. In the examination of a public data set containing 287 samples, several linear regression techniques such as Random Forest, XGBoost, Logistic Regression, and Artificial Neural Network are applied, in order to achieve predictive accuracy and precision of each algorithm. The proposed method indicates that Random Forest algorithm is the most effective in analyzing

and predicting the risk of developing mental health problems. With a percentage precision of 90.85 and a percentage of accuracy of 92.33, or a percentage of sensitivity of 94.56 and a percentage of specificity of 90.00.

Keywords: Artificial Intelligence, Prediction, Information Technology Workers, Mental Health, Random Forest

1. บทนำ

พัฒนาการอย่างก้าวกระโดดในด้านเทคโนโลยีของมนุษย์กำลังทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงครั้งใหญ่ต่อโลก ในมุมหนึ่งคือมนุษย์สามารถสร้างสรรค์นวัตกรรมอำนวยความสะดวกมากมายขึ้นนำมาสู่ชีวิตอันสะดวกสบายเมื่อเทียบกับบรรพบุรุษในยุคก่อน เช่น การเกิดขึ้นของเทคโนโลยีสารสนเทศ อินเทอร์เน็ต และสังคมออนไลน์ (Social Media) ซึ่งมีส่วนสำคัญในการเชื่อมโยงคนทั้งโลกเข้าด้วยกัน สื่อออนไลน์เหล่านี้ทำให้การสื่อสารและการแบ่งปันความรู้ระหว่างผู้คนในสองซีกโลกเป็นไปได้ แต่ก็ปฏิเสธไม่ได้ว่าสังคมออนไลน์ที่เกิดขึ้นนำมาซึ่งปัญหาใหม่ที่ไม่เคยเกิดขึ้นมาก่อน มีงานวิจัยซึ่งเป็นที่ยอมรับหลายฉบับชี้ว่า การใช้เทคโนโลยีเหล่านี้อย่างไม่ระมัดระวังได้นำมาสู่การติดอินเทอร์เน็ต (Internet Addiction) ซึ่งปัญหาดังกล่าวเป็นสาเหตุของโรคซึมเศร้า (Depression) และสภาวะพึงพอใจในตนเองต่ำ (Low Self-esteem) ที่อาจตามมาภายหลัง [1] ทั้งนี้บทความทางวิชาการยังชี้ให้เห็นว่า เมื่อพิจารณาจากสายอาชีพแล้ว ผู้ที่ทำงานด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ (Information Technology: IT) มีความเป็นไปได้สูงที่จะประสบกับปัญหาเหล่านี้มากกว่าสายอาชีพอื่น ทั้งนี้เนื่องจากผู้ทำงานด้านนี้ส่วนใหญ่เป็นผู้ที่มีอายุและประสบการณ์ที่น้อย บวกกับวัฒนธรรมการทำงานเป็นระยะเวลานาน (Long-hours Culture) ที่นำมาสู่ความไม่สมดุลระหว่างชีวิตการทำงานและชีวิตส่วนตัว และความเห็นที่ว่าการใช้ชีวิต โดยเฉพาะการเข้าสังคมนั้นเป็นเรื่องยากก็นำมาสู่ปัญหาด้านจิตใจได้ [2]

จากการศึกษาวิจัยข้างต้น สามารถสรุปได้ว่า ปัญหาด้านสุขภาพทางจิตคือปัญหาสำคัญของโลกยุคปัจจุบันที่ควรได้รับการศึกษา เพื่อสร้างเข้าใจและการรักษาที่ทันท่วงที การสร้างระบบวิเคราะห์สุขภาพทางจิตเพื่อประเมินความเสี่ยงต่ออาการป่วยทางจิตจึงเป็นประเด็นที่สำคัญและสมควรได้รับการศึกษาและพัฒนา ซึ่งหากกล่าวถึงการสร้างระบบวิเคราะห์ข้อมูลแล้ว เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence : AI) ที่กำลังเข้ามามีบทบาทสำคัญในกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลขนาดใหญ่ นับว่าเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพสำหรับการวิเคราะห์ความเสี่ยงดังกล่าว เนื่องจากในปัจจุบันมีการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์กับการวินิจฉัยโรคที่ซับซ้อนอย่างกว้างขวาง ทั้งยังสามารถทำนายโอกาสการเกิดโรคที่ยากต่อการสังเกตของแพทย์ ยกตัวอย่างเช่น เนื้องอกและโรคมะเร็ง [3] การนำปัญญาประดิษฐ์มาประยุกต์เข้ากับการวินิจฉัยความเสี่ยงของอาการป่วยทางจิตก็เป็นประเด็นศึกษาที่น่าสนใจไม่น้อย โดยที่ผ่านมา มีงานวิจัยที่ใช้อัลกอริทึม Logistic Regression สำหรับทำนายสุขภาพทางจิต โดยมีค่าความถูกต้องอยู่ที่ประมาณร้อยละ 81.3 [4] นอกจากนี้ ยังมีการใช้การเรียนรู้ของเครื่องหลากหลายอัลกอริทึมสำหรับทำนายสุขภาพทางจิต โดยมีค่าความถูกต้องอยู่ระหว่างร้อยละ 76 ถึง 85 [5]

ด้วยเหตุนี้ ผู้วิจัยจึงได้ประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ในการวิเคราะห์ปัญหาด้านสุขภาพทางจิตของผู้ที่ทำงานด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ โดยพิจารณาจากประสิทธิภาพ ความแม่นยำ ความเที่ยงตรง ความไว และความจำเพาะในการทำนาย นอกจากนี้เนื่องจากสังคมออนไลน์ได้เข้ามาเป็นส่วนสำคัญของชีวิตผู้คนในปัจจุบัน ทางผู้วิจัยจึงได้พัฒนาเว็บไซต์ออนไลน์ที่ฝังระบบปัญญาประดิษฐ์เอาไว้ด้วย

2. ชุดข้อมูลและการจัดการข้อมูล

2.1 ข้อมูลดิบที่ใช้

ผู้วิจัยอาศัยข้อมูลผลการสำรวจสุขภาพจิตในที่ทำงานด้านเทคโนโลยีประจำปี 2014 ของกลุ่มตัวอย่างชาวอเมริกัน [6] เป็นฐานข้อมูลหลักในการศึกษาโดยเป็นผลสำรวจที่เกี่ยวข้องกับสุขภาพจิตจากกลุ่มตัวอย่างจำนวน 1,433 ตัวอย่าง โดยข้อมูลจำแนกเป็นกลุ่มผู้มีปัญหาทางจิตร้อยละ 51.56 และกลุ่มผู้ที่ไม่มีปัญหาทางจิตร้อยละ 48.43 ซึ่งถือว่าเป็นข้อมูลที่มีความสมดุล

สามารถใช้งานกับระบบการเรียนรู้ของเครื่องได้โดยไม่จำเป็นต้องทำการสุ่มเพิ่มตัวอย่าง (Oversampling)

2.2 การทำความสะอาดและการจัดการข้อมูลดิบ

ผลการสำรวจสุขภาพจิตในที่ทำงานด้านเทคโนโลยีในประจำ 2014 เป็นข้อมูลในลักษณะผลการสำรวจ (Survey) จากแบบสอบถามที่ประกอบไปด้วยผลสำรวจจำนวน 30 ข้อจากกลุ่มตัวอย่างจำนวน 1,433 ตัวอย่าง ประกอบด้วยข้อมูลส่วนตัวของผู้ตอบแบบสอบถาม ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับที่ทำงานของผู้ตอบแบบสอบถาม ข้อมูลความเกี่ยวข้องกับสุขภาพจิตของผู้ตอบแบบสอบถามและบุคคลใกล้ชิด แต่ละชุดข้อมูลจะมีผลการประเมินปัญหาสุขภาพจิตในปัจจุบันของผู้ตอบแบบสอบถามมาให้ด้วย

เนื่องจากข้อมูลจากแบบสอบถามเป็นข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ คือมีข้อมูลที่ขาดหายไป (Missing Data หรือ NaN) ในบางหัวข้อ ทางผู้วิจัยมีวิธีการจัดการกับข้อมูลที่ขาดหายไปดังนี้ ในกรณีที่ข้อมูลในหัวข้อนั้นขาดหายไปไม่มาก เช่น ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการขอลางานเนื่องจากปัญหาสุขภาพจิตที่ขาดหายไปเพียง 287 ตัวอย่าง (ร้อยละ 20.01) หัวข้อดังกล่าวจะถูกจัดการโดยใช้ Simple Imputer (Most Sequence) ซึ่งทำการแทนที่ข้อมูลที่ขาดหายไปด้วยข้อมูลที่พบมากที่สุดในแต่ละหัวข้อ ส่วนในกรณีของหัวข้อที่ข้อมูลขาดหายไปมากกว่าร้อยละ 80 เช่น ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับตำแหน่งในสถานที่ทำงานที่ขาดหายไปกว่า 1,170 ตัวอย่าง (ร้อยละ 81.59) หัวข้อดังกล่าวจะถูกตัดทิ้ง ซึ่งมีอยู่ทั้งสิ้น 12 หัวข้อ ด้วยเหตุนี้ หัวข้อที่ถูกนำไปใช้ต่อจึงมีเพียง 18 หัวข้อเท่านั้น หลังจากทำความสะอาดข้อมูลดิบแล้ว จึงทำการสุ่มแบ่งข้อมูลทั้ง 1,433 ตัวอย่างออกเป็นชุดฝึก (Training Set) และชุดทดสอบ (Test Set) ในอัตราส่วน 4 : 1 หรือ 1,146 : 287 ตัวอย่าง

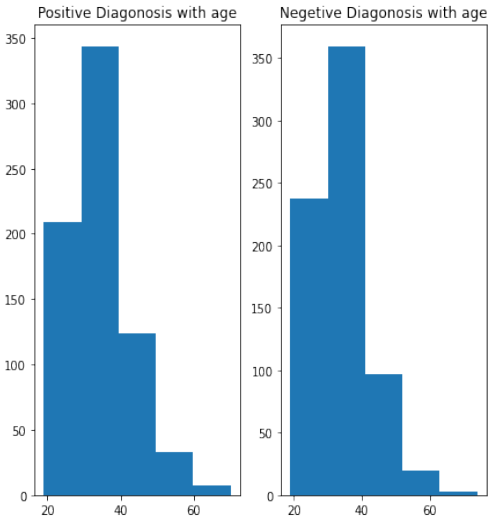
ตัวอย่างของลักษณะข้อมูลในชุดข้อมูลนี้แสดงได้ดังรูปที่ 1 ถึง 10 โดยแสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์ระหว่างอายุกับการเข้ารับการรักษาสุขภาพจิตของกลุ่มตัวอย่าง จำนวนของกลุ่มตัวอย่างจำแนกตามเพศ ความสัมพันธ์ระหว่างเพศกับสุขภาพจิตของกลุ่มตัวอย่างที่ทำงานในบริษัทที่เกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีสารสนเทศ ความสัมพันธ์ระหว่างสุขภาพจิตของกลุ่มตัวอย่างที่ทำงานในบริษัทที่เกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีสารสนเทศกับที่ไม่ได้ทำงานในบริษัทที่เกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีสารสนเทศ ความสัมพันธ์ระหว่างเพื่อนร่วมงานกับสุขภาพจิตของกลุ่มตัวอย่างที่ทำงานในบริษัทที่เกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีสารสนเทศ สุขภาพจิตในปัจจุบันของกลุ่มตัวอย่างที่ทำงานในบริษัทที่เกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีสารสนเทศ ความสัมพันธ์ระหว่างปัญหาทางสุขภาพจิตในอดีตกับสุขภาพจิตในปัจจุบันของกลุ่มตัวอย่างที่ทำงานในบริษัทที่เกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีสารสนเทศ การเข้ารับการรักษาสุขภาพจิตของกลุ่มตัวอย่างที่ทำงานในบริษัทที่มีความเกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีสารสนเทศ ความสัมพันธ์ระหว่างการทำงานอย่างสันโดษ (Remote Working) กับสุขภาพจิตของกลุ่มตัวอย่าง และจำนวนของกลุ่มตัวอย่างที่จำแนกตามปัญหาทางจิต (Mental Disorder) ประเภทต่าง ๆ โดยที่ความสัมพันธ์เหล่านี้เป็นผลจากการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงสำรวจ (Exploratory Data Analysis: EDA) ซึ่งเป็นขั้นตอนหนึ่งในกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีการใช้เทคนิคต่าง ๆ [7] เพื่อทำความเข้าใจความสัมพันธ์ของแต่ละส่วนของข้อมูล และเพื่อที่จะสามารถวิเคราะห์แนวโน้มในการทำนายของอัลกอริทึม

ในส่วนของการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงสำรวจ สามารถสรุปประเด็นที่น่าสนใจทั้ง 12 ประเด็นภายใต้ข้ออภิปรายดังนี้

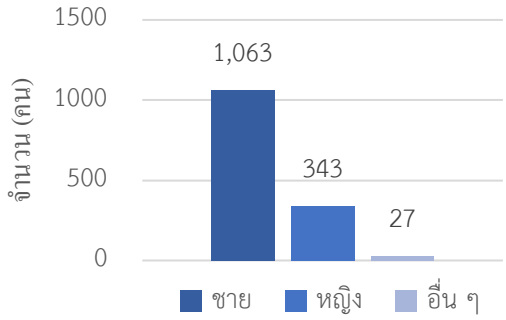
- ความสัมพันธ์ของอายุกับสุขภาพจิตของกลุ่มตัวอย่าง พบว่ากลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่มีอายุอยู่ในช่วง 28 - 37 ปี ซึ่งเป็นผลให้มีการตรวจพบปัญหาทางจิตมากกว่าช่วงวัยอื่น อย่างไรก็ตามหากพิจารณาจากรูปที่ 1 จะเห็นว่าในช่วงวัยดังกล่าวมีจำนวนผู้ที่มีและไม่มีปัญหาทางจิตใกล้เคียงกัน ดังนั้น อายุของกลุ่มตัวอย่างไม่เกี่ยวข้องกับการเกิดปัญหาทางจิต หรือเกี่ยวข้องในระดับที่ต่ำมาก
- ความสัมพันธ์ของเพศกับสุขภาพจิตของกลุ่มตัวอย่าง พิจารณาจากรูปที่ 3 พบว่าจำนวนของกลุ่มตัวอย่างที่อยู่ในหมวดเพศหญิงและหมวดอื่น ๆ มีแนวโน้มที่จะประสบปัญหาทางจิตมากกว่าเพศชาย อย่างไรก็ตามหากพิจารณาจากรูปที่ 2 จะพบว่าจำนวนกลุ่มตัวอย่างแต่ละเพศมีจำนวนต่างกันมาก ดังนั้น ความสัมพันธ์ของเพศกับสุขภาพจิตนั้นยังครุมเครือเกินกว่าจะสรุปได้
- ความสัมพันธ์ของประเภทบริษัทกับสุขภาพจิตของกลุ่มตัวอย่าง จากรูปที่ 4 และ 8 จะพบว่า ทั้งบริษัทที่เกี่ยวข้องและไม่

เกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีสารสนเทศก็ล้วนมีผู้ป่วยทางจิตอยู่ในช่วงประมาณ 50% ทั้งคู่ ประเภทบริษัทจึงไม่เกี่ยวข้องกับสุขภาพจิต นอกจากนี้ เมื่อพิจารณาจากรูปที่ 9 จะพบว่าการทำงานเป็นหมู่คณะมีแนวโน้มจะรักษาสุขภาพจิตได้ดีกว่าการทำงานอย่างสันโดษ

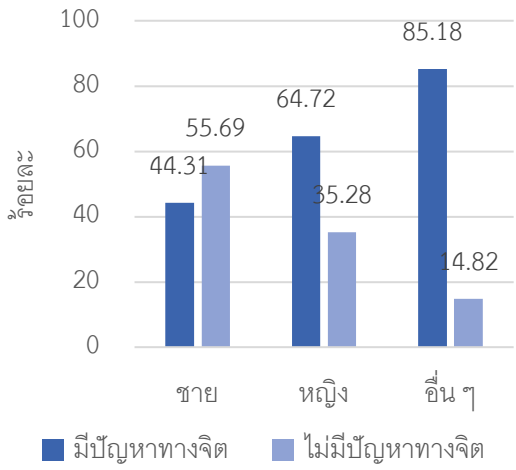
- ความสัมพันธ์ของพนักงานแต่ละคนในบริษัทก็มีผลต่อสุขภาพจิต โดยพิจารณาจากรูปที่ 5 พบว่าสังคมบริษัทที่พูดคุยกันมีแนวโน้มว่าจะพบผู้มีปัญหาทางจิตต่ำกว่า อย่างไรก็ตามการพูดคุยอย่างไม่เปิดเผยมีแนวโน้มว่าจะลดการเกิดปัญหาทางจิตได้
- ความสัมพันธ์ของสุขภาพจิตในอดีตและปัจจุบันของกลุ่มตัวอย่าง พบว่า สุขภาพจิตในอดีตมีผลอย่างยิ่งต่อสภาพจิตในปัจจุบัน พิจารณาจากรูปที่ 6 ที่ชี้ให้เห็นว่าผู้ที่มีปัญหาทางจิตมาก่อนมีแนวโน้มว่าจะมีปัญหาในปัจจุบัน ซึ่งเป็นไปในทิศทางเดียวกันกับผู้ที่ไม่เคยมีปัญหาทางจิตมาก่อน โดยปัญหาทางจิตทั้งหมดที่เกิดขึ้น จะพบเป็นปัญหาทางอารมณ์ (Mood Disorder) มากที่สุด อาทิเช่น อาการเครียด (Stress) หรืออาการอารมณ์สองขั้ว (Bipolar) ดังในรูปที่ 10



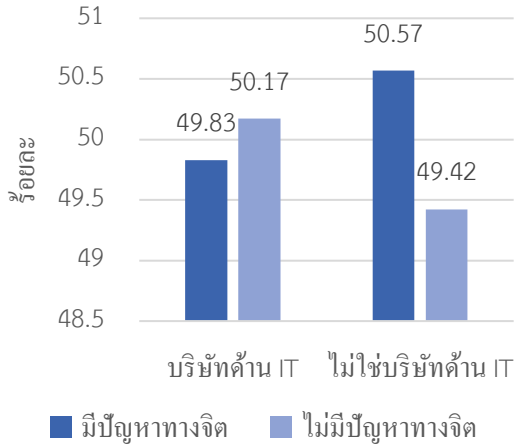
รูปที่ 1 ความสัมพันธ์ระหว่างอายุกับการเข้ารับการรักษาสุขภาพจิตของกลุ่มตัวอย่าง



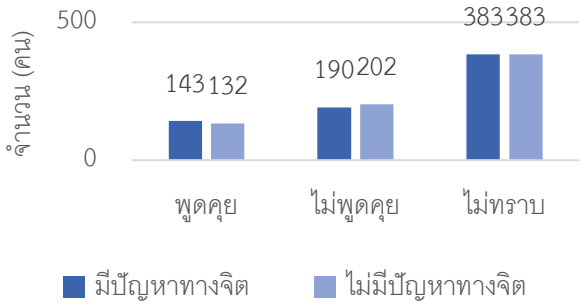
รูปที่ 2 จำนวนของกลุ่มตัวอย่างจำแนกตามเพศ



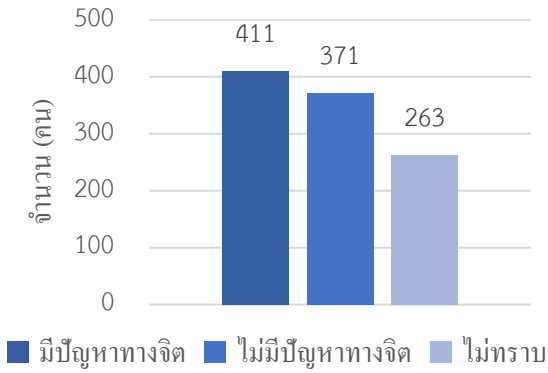
รูปที่ 3 ความสัมพันธ์ระหว่างเพศกับสุขภาพจิตของกลุ่มตัวอย่าง



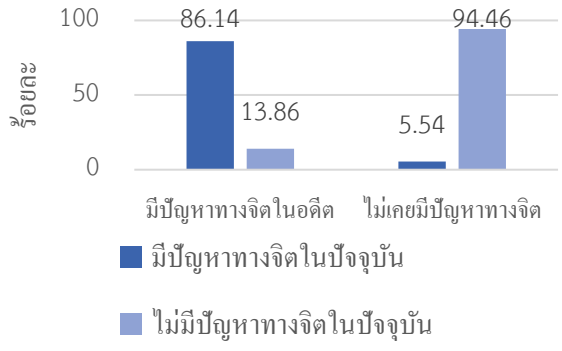
รูปที่ 4 ความสัมพันธ์ระหว่างประเภทของบริษัทที่ทำงานกับสุขภาพจิตของกลุ่มตัวอย่าง



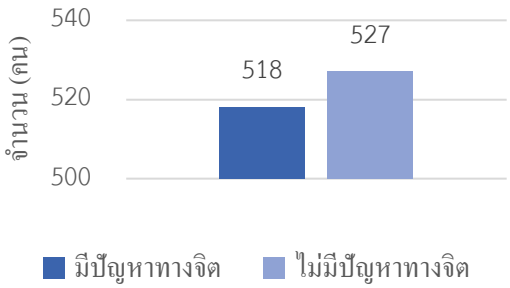
รูปที่ 5 ความสัมพันธ์ของการพูดคุยเรื่องสุขภาพจิตกับเพื่อนร่วมงานกับสุขภาพจิตของกลุ่มตัวอย่าง



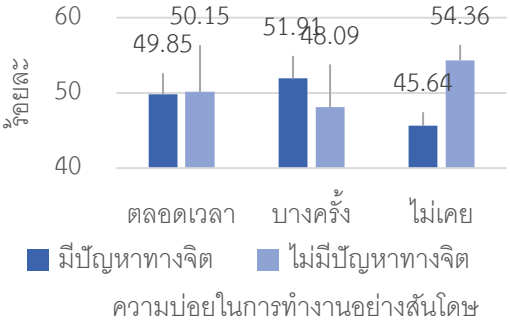
รูปที่ 6 สุขภาพทางจิตในปัจจุบันของกลุ่มตัวอย่างที่ทำงานด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ



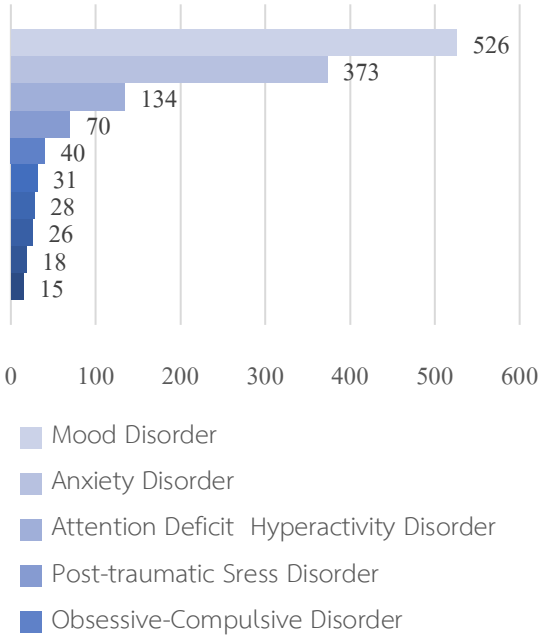
รูปที่ 7 สุขภาพทางจิตในอดีตและปัจจุบันของกลุ่มตัวอย่างที่ทำงานด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ



รูปที่ 8 การเข้ารับการรักษาสุขภาพจิตของกลุ่มตัวอย่างที่ทำงานด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ



รูปที่ 9 ความสัมพันธ์ระหว่างการทำงานอย่างสันโดษกับสุขภาพจิตของกลุ่มตัวอย่าง



รูปที่ 10 ประเภทของสภาวะทางจิตที่พบในกลุ่มตัวอย่างทั้งหมด

3. อัลกอริทึมและพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้อง

3.1 อัลกอริทึม Random Forest (RF)

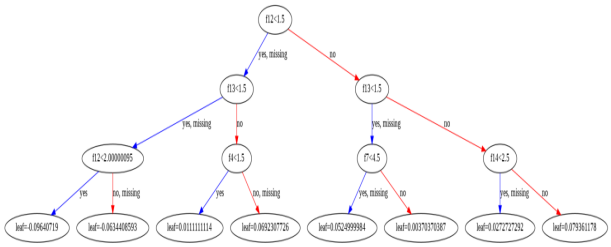
อัลกอริทึม Random Forest คือ เทคนิคในการแก้ปัญหาของระบบการเรียนรู้ของเครื่อง โดยอาศัยการทำงานร่วมกันของกลุ่มอัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree Algorithm) เพื่อแก้ปัญหาที่ซับซ้อนได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยไม่มีปัญหา Overfitting [8] โดยในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยเลือกใช้ Scikit-Learning Library สำหรับการทำงานของอัลกอริทึมนี้ มีการกำหนดให้ Random Forest มีจำนวนของต้นไม้เท่ากับ 1,000 และความลึกของต้นไม้เท่ากับ 10 ซึ่งเป็นชุดพารามิเตอร์ที่ให้ผลการทดสอบที่ดีที่สุดจากการลองเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์เหล่านี้หลากหลายชุด

3.2 อัลกอริทึม XGBoost (XGB)

อัลกอริทึม Extreme Gradient Boosting Algorithm (XGBoost) อาศัยต้นไม้ตัดสินใจจำนวนหนึ่งมาเรียนรู้ต่อกัน โดยที่แต่ละต้นจะเรียนรู้จากความผิดพลาดของต้นก่อนหน้า ส่งผลให้มีความแม่นยำของในการทำนายที่สูงขึ้นเรื่อย ๆ และหยุดเรียนรู้เมื่อไม่เหลือรูปแบบของความผิดพลาดจากต้นก่อนหน้าให้เรียนรู้แล้ว [9] โดยในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยเลือกใช้ Scikit-Learning Library สำหรับการทำงานของอัลกอริทึม XGBoost นี้ มีการกำหนดให้มีจำนวนของต้นไม้เท่ากับ 1,000 และอัตราเร็วในการตอบสนองต่อความผิดพลาดเป็น 0.05 ซึ่งเป็นชุดพารามิเตอร์ที่ให้ผลการทดสอบที่ดีที่สุดจากการลองเปลี่ยนค่าหลากหลายค่า ตัวอย่างการกระจายของต้นไม้ตัดสินใจแบบ XGBoost ในงานวิจัยนี้แสดงดังรูปที่ 11

3.3 อัลกอริทึม Logistic Regression (LR)

อัลกอริทึมการถดถอยโลจิสติค (Logistic Regression Algorithm) ทำงานด้วยฟังก์ชันโลจิสติค (Logistic Function) หรือฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) ที่ทำการแปลงค่าตัวแปรจริงใด ๆ ให้มีค่าอยู่ระหว่างศูนย์กับหนึ่ง อัลกอริทึมแบบนี้ทำให้เครื่องสามารถวิเคราะห์ตัวแปรต้นและแจกแจงค่าผลลัพธ์ที่ทำนายออกมา [10] โดยในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยเลือกใช้ Scikit-Learning Library สำหรับการทำงานของอัลกอริทึมนี้ มีการใช้ Coordinate Descent Algorithm และ L1-norm Penalty



รูปที่ 11 ตัวอย่าง Decision Tree ของ Extreme Gradient Boosting Algorithm ในงานวิจัยนี้

3.4 อัลกอริทึม Artificial Neural Network (ANN)

อัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) เป็นอัลกอริทึมที่มีพื้นฐานอยู่บนการจำลองระบบการทำงานของสมองมนุษย์ให้กลายเป็นโครงข่ายคอมพิวเตอร์ โดยการสร้างระบบเชื่อมโยงการทำงานระหว่างโหนดย่อย (Perceptron) จำนวนมหาศาลเพื่อแก้ปัญหาที่ซับซ้อน [11] โดยในงานวิจัยนี้ ผู้ศึกษาเลือกใช้ TensorFlow Library ในการสร้างอัลกอริทึมแบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยกำหนดให้มีการเรียนรู้ซ้ำรวม 80,000 ครั้ง

4. ผลการทดลอง

ประสิทธิภาพการทำนายของแต่ละอัลกอริทึมสำหรับข้อมูลชุดทดสอบทั้ง 287 ตัวอย่างในรูปของจำนวนตัวอย่างที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP) และ False Negative (FN) แสดงดังในตารางที่ 1 ซึ่งเป็นที่ทราบกันดีว่า ผลการทำนายที่ดีจะเกิดเมื่อค่า True Positive และ True Negative มาก ๆ ในขณะที่ค่า False Positive และ False Negative น้อย ๆ

ค่าผลลัพธ์ข้างต้นสามารถนำไปใช้ในการคำนวณหาค่าพารามิเตอร์สำคัญสำหรับการประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึม ได้แก่

- ค่าความถูกต้อง (Accuracy)

$$\boldsymbol{Accuracy} = \frac{\boldsymbol{TP+TN}}{\boldsymbol{TP+TN+FP+FN}} \qquad (1)$$

- ค่าความแม่นยำ (Precision)

$$\boldsymbol{Precision = \frac{TP}{TP+FP}} \quad (2)$$

- ค่าความไว (Sensitivity or Recall)

$$\boldsymbol{Sensitivity = \frac{TP}{TP+FN}} \quad (3)$$

- ค่าวัดประสิทธิภาพ (F - measure)

$$\boldsymbol{F-measure = \frac{TP}{TP+0.5(FP+FN)}} \quad (4)$$

ซึ่งให้ผลลัพธ์ดังแสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ร้อยละของประสิทธิภาพการทำนายของอัลกอริทึม

Evaluation Measure	Algorithm			
	RF	XGB	LR	ANN
Accuracy	92.33	90.59	87.11	86.06
Precision	90.85	90.00	88.73	85.43
Sensitivity	94.56	91.84	85.71	87.75
F-measure	92.67	90.91	87.20	86.58

นอกจากนี้ ประสิทธิภาพของอัลกอริทึมยังสามารถพิจารณาได้จากดัชนีของการตรวจเพื่อการวินิจฉัย ซึ่งเป็นปริมาณสำคัญสำหรับการวินิจฉัยทางการแพทย์ [12] ได้แก่

- ค่าทำนายผลบวก (Positive Predictive Value)

$$\boldsymbol{PPV = \frac{TP}{TP+FP}} \quad (5)$$

- ค่าทำนายผลลบ (Negative Predictive Value)

$$\boldsymbol{NPV = \frac{TN}{TN+FN}} \quad (6)$$

- ค่าความไว (Sensitivity or Recall)

$$\boldsymbol{Sensitivity = \frac{TP}{TP+FN}} \quad (7)$$

- ค่าความจำเพาะ (Specificity)

$$\boldsymbol{Specificity = \frac{TN}{TN+FP}} \quad (8)$$

โดยค่าของดัชนีของการตรวจเพื่อการวินิจฉัยดังกล่าวข้างต้นสามารถสรุปได้ดังแสดงในตารางที่ 3

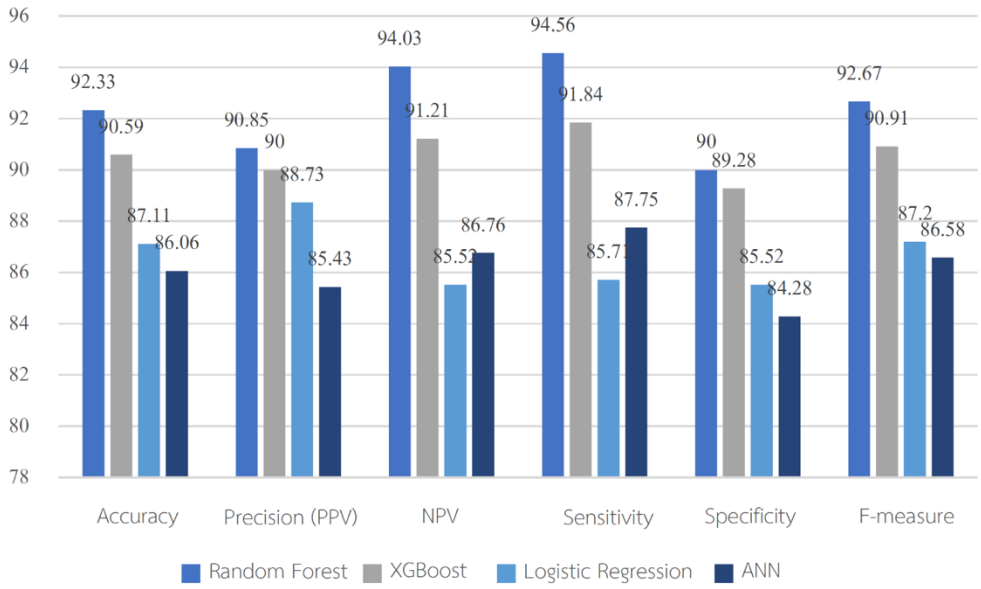
ตารางที่ 3 ร้อยละของค่าดัชนีของการตรวจเพื่อการวินิจฉัยของอัลกอริทึม

Evaluation Measure	Algorithm			
	Random Forest	XGBoost	Logistic Regression	ANN
PPV	90.85	90.00	88.73	85.43
NPV	94.03	91.21	85.52	86.76
Sensitivity	94.56	91.84	85.71	87.75
Specificity	90.00	89.28	85.52	84.28

เพื่อให้เห็นภาพรวมของการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายของการเรียนรู้ของเครื่องทั้ง 4 อัลกอริทึม ได้แก่ Random Forest, XGBoost, Logistic Regression และ ANN จึงมีการแสดงผลในภาพรวมนี้ดังในรูปที่ 12 โดยแสดงตัวชี้วัดทั้งหมดที่พิจารณาในงานวิจัยนี้ ได้แก่ Accuracy, Precision (PPV), NPV, Sensitivity, Specificity และ F-measure

5. การวิเคราะห์ผลการทดลอง

ผลการทดลองในตารางที่ 2 และ 3 แสดงให้เห็นว่าโมเดลการทำนายที่ใช้อัลกอริทึม Random Forest มีประสิทธิภาพในการทำนายสูงสุดในทุกพารามิเตอร์ที่ใช้ชี้วัดสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้ ซึ่งสอดคล้องกับผลที่ได้ใน [13] ที่ว่าอัลกอริทึม Random Forest มีประสิทธิภาพในการทำนายดีกว่าอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องในรูปแบบอื่น ๆ นอกจากนี้ ยังมีบทความซึ่ง



รูปที่ 12 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายด้วยร้อยละของค่าชี้วัดต่างๆ ของการเรียนรู้ของเครื่องทั้ง 4 อัลกอริทึม

รวบรวมผลการศึกษาการประยุกต์ปัญญาประดิษฐ์กับงานด้านสุขภาพจิต และได้ให้ข้อสรุปไว้ว่ามีความเป็นไปได้ที่เทคนิคทางปัญญาประดิษฐ์จะสามารถช่วยให้ผู้ปฏิบัติงานด้านจิตเวชสามารถวินิจฉัยอาการป่วยทางจิตได้แม่นยำกว่าการใช้เกณฑ์การวินิจฉัยของ Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders, Fifth Edition (DSM-5) [14] โดยบทความดังกล่าวได้นำเสนอข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับโมเดลทำนายสุขภาพจิตไว้ 2 ตัวอย่าง ได้แก่ โมเดลทำนายโรคเครียด (Depression) โดยอาศัยข้อมูล EHR (Electronic Health Record) ที่ใช้อัลกอริทึม XGBoost ในการวิเคราะห์กลุ่มตัวอย่างจำนวน 270 ตัวอย่าง และได้ค่าร้อยละความแม่นยำประมาณ 98 และโมเดลทำนายโรคเครียด โดยอาศัยข้อมูลทางคลินิกและตัวแปรทางสังคม ที่ใช้อัลกอริทึม ANN ในการวิเคราะห์กลุ่มตัวอย่างจำนวน 105 ตัวอย่าง และได้ค่าร้อยละความแม่นยำประมาณ 97 ซึ่งตัวเลขความแม่นยำในโมเดลทั้งสองโมเดลมีค่าสูงกว่าค่าที่ได้ในงานวิจัยนี้ แต่ก็ไม่สามารถสรุปได้ว่า XGBoost และ ANN มีประสิทธิภาพในการทำนายดีกว่า Random Forest เนื่องจากเป็นการทดสอบกับชุดข้อมูลที่แตกต่างกัน งานวิจัยนี้เป็นการเปรียบเทียบอัลกอริทึมดังกล่าวโดยใช้ชุดข้อมูลเดียวกัน และแสดงให้เห็นว่า Random Forest ให้ผลลัพธ์การทำนายที่ดีกว่าสำหรับชุดข้อมูลนี้ เมื่อเปรียบเทียบกับ XGBoost, Logistic Regression และ ANN

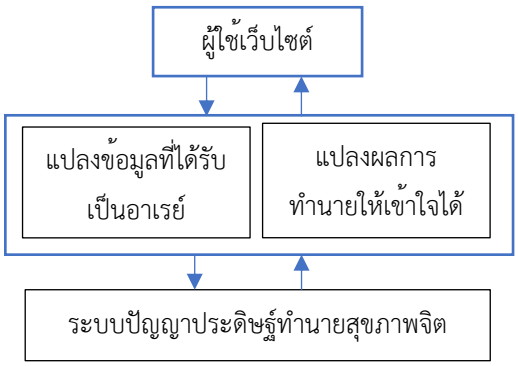
สาเหตุหนึ่งที่ทำให้อัลกอริทึม Random Forest สามารถทำนายได้อย่างมีประสิทธิภาพ คือ ความเรียบง่ายในการทำงานของระบบ ซึ่งอาศัยเพียงหลักการตัดสินใจแบบเงื่อนไข (If-Else Decision) ในการจำแนกข้อมูลตัวแปรต้นออกเป็นกลุ่มอย่างง่าย จึงไม่จำเป็นต้องกำหนดตัวแปร Hyperparameters จำนวนมาก ในขณะที่อัลกอริทึมแบบ ANN ซึ่งอาศัยการทำงานของโหนดย่อยจำนวนมหาศาลที่ต้องการการกำหนด Hyperparameters อย่างละเอียด ซึ่งมีผลโดยตรงต่อประสิทธิภาพการทำนาย นอกจากนี้อัลกอริทึม Random Forest ยังให้ประสิทธิภาพที่สูงกว่า Logistic Regression เนื่องจากอัลกอริทึม Random Forest สามารถจัดการข้อมูลจำนวนมากได้มีประสิทธิภาพมากกว่า อย่างไรก็ดี ยังต้องมีการทดสอบเพิ่มเติมอีกมาก ทั้งการทดสอบกับชุดข้อมูลที่มากขึ้น หรือจำนวนกลุ่มตัวอย่างที่มากขึ้น ก่อนที่จะสรุปได้ว่า อัลกอริทึมใดมีประสิทธิภาพในการทำนายดีที่สุด หรือมีปัจจัยใดบ้างที่มีผลต่อประสิทธิภาพในการทำนายของแต่ละอัลกอริทึม สิ่งที่พบในงานวิจัยนี้แสดงให้เห็นเพียงแค่ว่าอัลกอริทึม Random Forest ให้ประสิทธิภาพการทำนายดีกว่าอัลกอริทึมอื่นที่เลือกมาทดสอบ เมื่อใช้กับชุดข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้เท่านั้น

ยังไม่สามารถสรุปได้ว่า อัลกอริทึม Random Forest มีประสิทธิภาพการทำนายดีกว่าอัลกอริทึมอื่น ๆ ในทุกกรณี

6. สรุป

จากการทดลอง สามารถสรุปผลได้ว่าประสิทธิภาพของโมเดลทำนายทั้ง 4 ชนิด คือ Random Forest, XGBoost, Logistic Regression และ ANN มีประสิทธิภาพในการทำนายของทุกโมเดลอยู่ในระดับสูง และเป็นที่ยอมรับได้ โดยมีโมเดลที่อาศัยอัลกอริทึม Random Forest เป็นโมเดลที่มีประสิทธิภาพสูงสุดในการวิเคราะห์ และทำนายสุขภาพจิต โดยอ้างอิงจากการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงสำรวจของฐานข้อมูลและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องที่ล้วนสนับสนุนความถูกต้องของผลการทำนายของระบบ ทั้งนี้ระบบทำนายจะมีความน่าเชื่อถือมากขึ้นหากสามารถใช้ฐานข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างที่สอดคล้องกับบริบทในการศึกษาที่มีขนาดใหญ่กว่านี้

นอกจากนี้ เพื่อให้ผู้ใช้งานสามารถเข้าถึงระบบการวิเคราะห์สุขภาพจิตได้ ผู้วิจัยได้พัฒนาเว็บไซต์ชื่อ “The Mentalist” เพื่อเป็นสื่อรองรับโมเดลทำนายที่มีประสิทธิภาพสูงสุดไว้ โดยการทำงานของระบบจะอาศัยชุดข้อมูลภายนอก ซึ่งได้มาจากการตอบคำถามบนหน้าเว็บไซต์ ชุดข้อมูลดังกล่าวจะถูกจัดเป็นอาเรย์ของตัวแปรต้น และส่งต่อไปยังโมเดลทำนายผ่าน Flask Module เพื่อให้โมเดลสามารถนำชุดข้อมูลดังกล่าวมาวิเคราะห์ และทำนายว่าเจ้าของข้อมูลมีความเสี่ยงต่อปัญหาสุขภาพจิตหรืออาการป่วยทางจิตหรือไม่ ภาพรวมการทำงานของเว็บไซต์ “The Mentalist” แสดงดังในรูปที่ 13



รูปที่ 13 ภาพรวมการทำงานของเว็บไซต์ “The Mentalist”

เมื่อโมเดลเว็บไซต์สมบูรณ์แล้ว ผู้วิจัยได้อัพโหลดเว็บไซต์ลงบนเซิร์ฟเวอร์ โดยอาศัยแพลตฟอร์ม Heroku เป็นแพลตฟอร์มหลักในการทำงานของระบบ ซึ่ง Heroku คือแพลตฟอร์มแบบ PaaS (Platform as a Service) ที่ทำให้ผู้พัฒนาเว็บไซต์สามารถสร้าง พัฒนา และติดตั้งแอพลิเคชันบนโลกออนไลน์ [15] ทั้งนี้บุคคลทั่วไปสามารถเข้าใช้งานเว็บไซต์ The Mentalist ได้ผ่านทาง https://mentalproj.herokuapp.com/

7. เอกสารอ้างอิง

[1] Children's Bureau. (2 April 2022). *Effect of Technology on Mental Health*. [Online] Available : https://www.all4kids.org/news/ blog/effects-of-technology-on-mental-health/

[2] CPS Group. (2 April 2022). *Why do tech workers suffer more from mental health issues?* [Online] Available : https://www.cpsgroupuk.com/blog/why-do-tech-workers-suffer-more-from-mental-health-issues

[3] Neil Savage, “How AI Is Improving Cancer Diagnostics,” *Nature*, Vol. 579, pp. S14-S16, March 2020.

[4] Modupe Aggreh, Tobi Akinsiku, Adanna Ewuzie, Felicia Hessings, Wendy Jones, Davina McLaverty, Wafula Erick Mugoma, Victory Obed, Elizabeth Oduala, "Mental Health in the Tech Workplace: What are the Strongest Predictors of Mental Health Illness or Certain Attitudes Towards Mental Health in the Tech Workplace?," Health Data Research UK, 10 pages, 2021.

[5] Sujal Bh, Neelima Kapa, Deepanjali Chandrasekaran, Kavitha Duraipandian, Sharanya Rajan, and Mithileysh Sathiyanarayanan, “Mental Health Analysis of Employees Using Machine Learning Techniques” *International Conference on Communication Systems & Networks*, pp.1-6, Jan. 2022.

[6] Open Sourcing Mental Illness, LTD. (28 July 2021). *Survey on Mental Health in the Tech Workplace in 2014*
[Online] Available : https://www.kaggle.com/osmi/mental-health-in-tech-survey
[7] ICHI.PRO. (4 September 2021). *การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงสำรวจ (ตอนที่ 1/2).* [Online] Available : https://ichi.pro/th/kar-wikheraah-khxmul-cheing-sarwc-man-khux-xari-laea-thami-cung-sakhay-txn-thi-1-2-39639740618389
[8] Section. (2 September 2021). *Introduction to Random Forest in Machine Learning.*
[Online] Available : https://www.section.io/ engineering-education/introduction-to-random-forest-in-machine-learning/
[9] Witchapong Daroontham. (3 September 2021). *รู้จัก Decision Tree, Random Forest, และ XGBoost.* [Online] Available : https://medium.com/@witchapongdaroontham
[10] Edureka! (2 September 2021). *Artificial Intelligence Algorithms: All you need to know.* [Online] Available : https://www.edureka.co/ blog/artificial-intelligence-algorithms/
[11] Wasun Inpew. (3 September 2021). *เรียนรู้และทำความเข้าใจ Neural Network Forward Propagation คืออะไร.* [Online] Available : https://www.glurgeek.com/education/neuralnfp/
[12] Geekdy Medics. (4 September 2021). *Sensitivity and Specificity.* [Online] Available : https://geeky medics.com/sensitivity-specificity-ppv-and- npv/
[13] Jie Song, Yuan Gao, Pengbin Yin, Yi Li, Yang Li, Jie Zhang, Qingqing Su, Xiaojie Fu, Hongying Pi, "The Random Forest Model Has the Best Accuracy Among the Four Pressure Ulcer Prediction Models Using Machine Learning Algorithms," *Risk Management and Healthcare Policy*, Vol. 2021, No. 14, pp. 1175–1187, March 2019.
[14] Sarah Gaham, Colin Depp, Ellen E. Lee, Camille Nebeker, Xin Tu, Ho-Cheol Kim, Dilip V. Jeste, "Artificial Intelligence for Mental Health and Mental Illnesses: An Overview," *Current Psychiatry Report*, Vol. 21, 18 pages, Nov. 2019.
[15] Heroku Dev Center. (4 April 2022). *Deploying with Git.* [Online] Available : https://devcenter.heroku.com/articles/git