

ตัวแบบทำนายความเสี่ยงภาวะซึมเศร้าด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกจากความพึงพอใจพื้นฐาน ในการดำรงชีพ กรณีศึกษากลุ่มประชากรในจังหวัดกรุงเทพมหานคร

เมธาสิทธิ์ มีมวล^{1,*}, ผิน ฉัตรแก้วมณี²

^{1,2} สาขาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

มหาวิทยาลัยศรีปทุม

Received: 12 September 2024

Revised: 24 October 2024

Accepted: 1 December 2024

บทคัดย่อ

บทความวิจัยนี้เป็นการทำนายความเสี่ยงโรคซึมเศร้าจากปัจจัยภายนอกด้วยตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึก มีวัตถุประสงค์ 3 ประการ ได้แก่ (1) เพื่อศึกษา พัฒนา และสร้างตัวแบบการทำนายความเสี่ยงต่อภาวะซึมเศร้า กรณีศึกษาผู้คนในจังหวัดกรุงเทพมหานคร ด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (2) เพื่อทดสอบประสิทธิภาพตัวแบบการทำนาย ความเสี่ยงต่อภาวะซึมเศร้ากรณีศึกษาของผู้คนในจังหวัดกรุงเทพมหานคร ด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (3) เพื่อเปรียบเทียบ และประเมินผลการทดสอบการทำนายของตัวแบบ ผ่านแบบสอบถามเกี่ยวกับปัจจัยภายนอกที่นำไปสู่ความเสี่ยงการเกิดโรคซึมเศร้าที่ผู้วิจัยได้ออกแบบ เทียบกับแบบสอบถามการประเมินโรคซึมเศร้าของกรมสุขภาพจิต กระทรวงสาธารณสุข กรณีศึกษากลุ่มประชากรในจังหวัดกรุงเทพมหานคร ใช้แบบสอบถามแบบออนไลน์จำนวน 400 ตัวอย่าง จากประชากรในกรุงเทพฯ สร้างตัวแบบทั้งปัจจัยภายในและภายนอก ปรับเกณฑ์คะแนนให้สอดคล้องกันตามมาตรฐานสากล แล้วนำผลจากตัวแบบมาเทียบกัน พบว่าตัวแบบจากปัจจัยภายนอกมีความถูกต้อง 99.92% และตัวแบบจากปัจจัยภายในมีความถูกต้อง 99.93% ต่างกันเพียง 0.01% ตัวแบบทั้งสองมีความผิดพลาด MSE น้อยกว่า 0.0295 และ MAE น้อยกว่า 0.1279 สรุปได้ว่าทั้งสองตัวแบบสอดคล้องกัน สามารถนำงานวิจัยไปพัฒนาต่อยอด เพื่อใช้ทำนายภาวะเสี่ยงต่อการเกิดโรคซึมเศร้าได้แม่นยำขึ้น

คำสำคัญ: โรคซึมเศร้า การเรียนรู้เชิงลึก การเรียนรู้เชิงลึกแบบวนกลับชนิดหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว

* ผู้ประสานงานหลัก; อีเมล: Methasith.mim@gmail.com

The Model to Predict Depression Risk using Deep Learning Techniques from Basic Satisfaction in Subsistence A Case Study of Peoples in Bangkok

Methasith Mimual^{1,*}, Pin Chatkaewmanee²

^{1,2} Information Technology Program, School of Information Technology,
Sripatum University

Received: 12 September 2024

Revised: 24 October 2024

Accepted: 1 December 2024

Abstract

This research aims to predict the risk of depression based on external factors using deep learning models. It has three objectives: (1) to study, develop, and create a model to predict the risk of depression, focusing on a case study of individuals in Bangkok using deep learning techniques; (2) to test the effectiveness of the predictive model for depression risk in the case of people in Bangkok using deep learning techniques; and (3) to compare and evaluate the prediction model's results against a questionnaire designed by the researcher, which focuses on external factors that contribute to depression risk, and compare it with the depression assessment questionnaire provided by the Department of Mental Health, Ministry of Public Health. The case study involved 400 online survey samples from Bangkok residents. Both internal and external factor models were created, with score criteria adjusted according to international standards, and the results were compared. It was found that the model based on external factors achieved 99.92% accuracy, while the model based on internal factors achieved 99.93% accuracy, with only a 0.01% difference between the two. Both models had a mean squared error (MSE) of less than 0.0295 and a mean absolute error (MAE) of less than 0.1279. In conclusion, both models are consistent, and the research can be further developed to improve the accuracy of depression risk prediction

Keyword: Depression, Deep Learning, Recurrent Neural Network: Long Short - Term Memory

* Corresponding Author; E-mail: Methasith.mim@gmail.com

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

โรคซึมเศร้า (Depression) เป็นอีกหนึ่งปัญหาสุขภาพจิตที่มักถูกมองข้ามและใกล้ตัว ในปัจจุบัน ข้อมูลจากกรมสุขภาพจิต กระทรวงสาธารณสุข พบว่ามีผู้ป่วยโรคซึมเศร้าส่วนใหญ่ไม่สามารถเข้าถึงการรักษาได้อย่างเหมาะสม โดยเฉลี่ยแล้วมีผู้ป่วยโรคซึมเศร้าจำนวน 100 คน เข้าถึงการรักษาเพียง 28 คนเท่านั้น โดยผู้หญิงมีอัตราการป่วยเป็นโรคซึมเศร้ามากกว่าผู้ชาย แต่ผู้ชายมีอัตราการฆ่าตัวตายสำเร็จมากกว่าและยังพบว่าผู้ที่เป็โรคซึมเศร้ามีอัตราการฆ่าตัวตายสำเร็จสูงกว่าคนทั่วไปถึง 20 เท่า และ 70% ของผู้ป่วยโรคซึมเศร้าเสียชีวิตก่อนวัยอันควร ในปี 2021 คนไทยอายุ 15 ปีขึ้นไปป่วยเป็นโรคซึมเศร้าจำนวนมากและมีผู้ป่วยโรคซึมเศร้าพยายามฆ่าตัวตาย 6 คนต่อชั่วโมงหรือทั้งปีมากกว่า 53,000 คน และเสียชีวิตราว 4,000 คน (Department of Mental health, 2023)

บทความจากสำนักข่าวของประเทศไทยอย่าง ThaiPBS เขียนบทความในเว็บไซต์ของสำนักข่าวถึงข้อมูลขององค์การอนามัยโลกในการพยากรณ์ Provisional agenda item 6-2 ว่าในปี 2029 โรคซึมเศร้าจะขึ้นมาเป็นสาเหตุของการฆ่าตัวตายอันดับ 2 ในกลุ่มคนอายุ 15-29 ปี (Thai PBS, 2022) ซึ่งมีการพูดถึงจำนวนผู้ป่วยโรคซึมเศร้าที่จะเพิ่มสูงขึ้นในอนาคต ทั้งนี้ภาวะโรคซึมเศร่ายังเป็นปัญหาทางจิตใจที่ส่งผลกระทบต่อทั้งผู้ป่วยและคนรอบข้าง นอกจากจะทำให้ผู้ป่วยต้องเผชิญกับความยากลำบากทางอารมณ์และร่างกายแล้วยังอาจทำให้คนรอบข้างซึมซับพฤติกรรมเชิงลบและมีความเสี่ยงต่อการเกิดโรคทางจิตเวชอื่น ๆ รวมถึงภาวะซึมเศร้า (Department of Mental health, 2022) ในปี 2022 ที่ผ่านมามีผู้ป่วยโรคซึมเศร้าประมาณ 1.36 ล้านคน ช่วงเดือนกันยายน 2021 มีอัตราการเข้าถึงบริการสำหรับผู้ที่ได้รับการวินิจฉัยและรักษาอยู่ที่ร้อยละ 90.6% เพิ่มขึ้นจากร้อยละ 84.9% ในปีที่ผ่านมา สมาคมจิตแพทย์แห่งประเทศไทยยังรายงานว่ามีผู้ป่วยโรคซึมเศร้ามาเข้ารับการรักษาในโรงพยาบาลรัฐเฉลี่ยวันละประมาณ 50 คน (The Psychiatric Association of Thailand, 2022) จากการสืบค้นพบว่ามีการประเมินส่วนใหญ่มักมาจากแบบประเมินปัจจัยภายใน เช่น ความคิดลบต่อตนเอง ความอยากอาหารที่เปลี่ยนไปและมุมมองต่อสังคม เป็นต้น แต่ในแบบสอบถามดังกล่าวยังไม่มีประเมินจากปัจจัยภายนอกโดยตรงที่เกี่ยวข้องกับความพึงพอใจพื้นฐานในการดำรงชีพ เช่น สภาพความเป็นอยู่โดยรอบ สภาพเศรษฐกิจ ภาวะครอบครัวและความกังวลต่อการตกงานในอนาคต เป็นต้น

ในปัจจุบัน เทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ได้รับการพัฒนาอย่างต่อเนื่องและถูกนำไปประยุกต์ใช้ในหลากหลายอุตสาหกรรมหรือในด้านอื่นเช่น ทางทางแพทย์โดยการนำโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนกลับชนิดหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว (Recurrent Neural Network - Long Short Term Memory: RNN - LSTM) นำมาใช้ทำนายการกลับเข้ารับการรักษาซ้ำในรอบ 6 เดือน ซึ่งเป็นการนำ LSTM มาใช้ร่วมกับงานทางการแพทย์อย่างหนึ่ง ทั้งนี้ผู้วิจัยได้นำงานที่เกี่ยวข้องกับการประเมินและการทำนายข้อมูล (Sundararajan & Wood, 2019) เช่น การทำนายแนวโน้มของตลาดหุ้น (Wang et al., 2024) ซึ่งจากการวิจัยนี้ได้แสดงให้เห็นว่า LSTM นั้นมีความสามารถในการจัดการกับข้อมูลลำดับเวลาได้ดีกว่าตัวแบบ RNN และยังมีการทำนายการใช้ไฟฟ้าโดยรวม (Bilgili & Pinar, 2023) ซึ่งแสดงให้เห็นว่าตัวแบบ LSTM นั้นมีค่าความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองโดยเฉลี่ย (Mean Squared Error: MSE) ที่ต่ำ สามารถบ่งบอกถึงความถูกต้องของข้อมูลการทำนายที่ถูกต้อง ทั้งนี้ความสามารถของเทคโนโลยีอย่างตัวแบบ LSTM ยังสามารถนำมาเพื่อใช้ในการตรวจจบัภาวะซึมเศร้าของผู้คนผ่านข้อความในโซเชียลมีเดียได้ (Orabi et al., 2018) ซึ่งสามารถทำการคัดแยกข้อมูล (Classification) ออกมาได้

ด้วยเหตุประการนี้ ผู้วิจัยได้ตัดสินใจเลือกใช้ตัวแบบ LSTM ซึ่งเป็นหนึ่งในตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกที่มีประสิทธิภาพสูงในการจัดการข้อมูลแบบลำดับเวลา (Cho et al., 2014) เพื่อนำมาใช้ในการทำนายความเสี่ยงของการเกิดภาวะซึมเศร้าในกลุ่มตัวอย่างที่อาศัยอยู่ในกรุงเทพมหานคร ซึ่งเป็นพื้นที่ที่มีประชากรมากและมีความเครียดสูงจากการแข่งขันในด้านต่าง ๆ ซึ่งความสามารถของการจัดการกับข้อมูลในรูปแบบของเวลานั้นตัวแบบ LSTM สามารถทำได้ดีกว่าตัวแบบ RNN ตัวแบบ ANN (Artificial Neural Network) และตัวแบบ CNN (Convolutional Neural Network) (Kothari, 2024) โดยที่ LSTM ได้รับการพัฒนาเพื่อแก้ปัญหาของ RNN ซึ่งมีข้อจำกัดในการจำข้อมูลระยะยาว (vanishing gradient problem) ทำให้ไม่สามารถคาดการณ์ข้อมูลที่อิงกับลำดับเวลายาวนานได้ดี LSTM จึงเหมาะสมกับข้อมูลลำดับเวลามากกว่าและถึงแม้ว่าตัวแบบ CNN จะถูกออกแบบมาเพื่อทำงานกับข้อมูลที่มีลักษณะเชิงพื้นที่เช่น ภาพ แต่ก็สามารถนำไปใช้กับข้อมูลลำดับเวลาได้เช่นกัน อย่างไรก็ตาม LSTM ยังคงจัดการกับข้อมูลลำดับเวลาได้ดีมากกว่า โดย CNN ไม่สามารถจัดการกับความจำระยะยาวได้ดีเท่ากับ LSTM ในส่วนของตัวแบบ ANN ไม่มีโครงสร้างสำหรับจัดการข้อมูลลำดับเวลาโดยตรง ทำให้มันไม่สามารถจัดเก็บและใช้ข้อมูลในอดีตได้ดีเหมือนกับ LSTM ซึ่งมีโครงสร้างที่สามารถจดจำลำดับข้อมูลได้อย่างแม่นยำกว่า

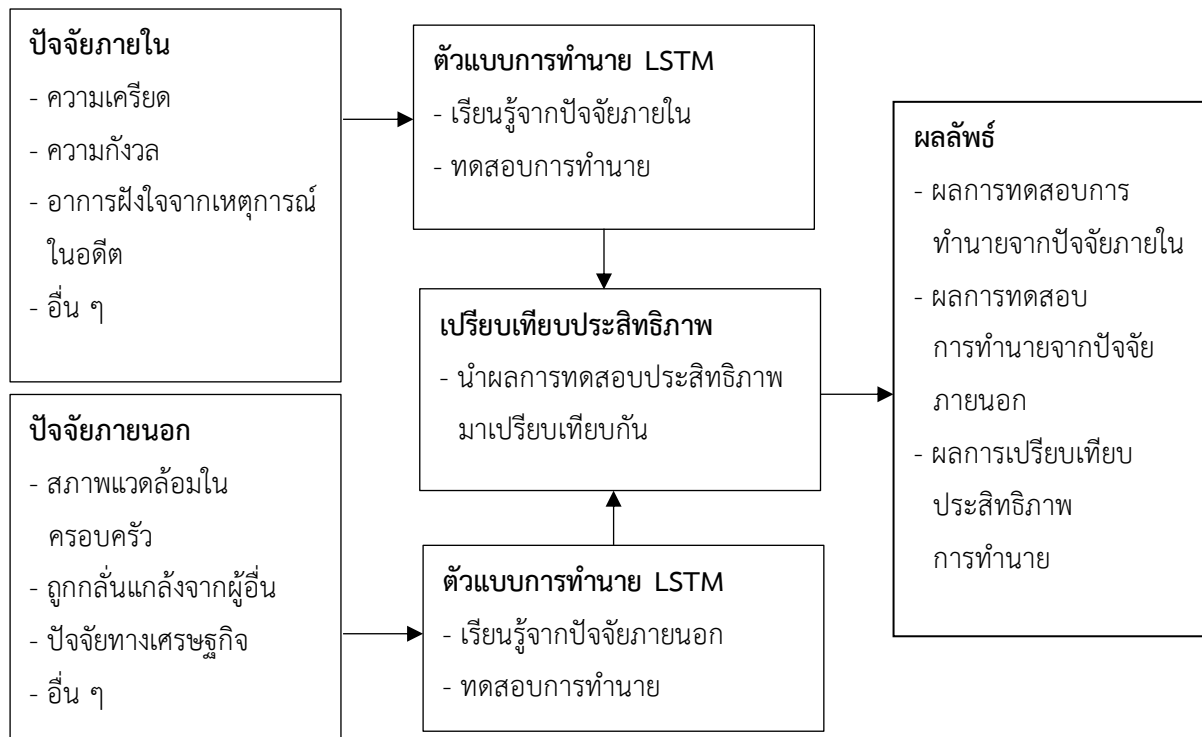
จากเหตุข้างต้นผู้วิจัยได้ตั้งสมมุติฐานว่า ปัจจัยภายนอกเกี่ยวกับการดำรงชีพพื้นฐาน น่าจะมีความสอดคล้องกันกับปัจจัยภายในที่เกี่ยวข้องกับอารมณ์และความรู้สึก และตัวแบบการทำนาย LSTM ที่ถูกพัฒนาขึ้นมานี้จะสามารถช่วยในการคาดการณ์ ประเมินและการเฝ้าระวัง สำหรับการเพิ่มจำนวนของผู้คนที่มีความเสี่ยงต่อภาวะโรคซึมเศร้า ซึ่งเป็นสิ่งที่สำคัญอย่างมากสำหรับทางการแพทย์ รวมไปถึงบุคคลในกลุ่มต่าง ๆ หรือในการดูแลสุขภาพจิต และยังสามารถนำผลการทำนายมาสร้างมาตรการการรับมือกับสถานการณ์ที่อาจนำไปสู่การเพิ่มจำนวนของบุคคลที่มีความเสี่ยงที่อาจเกิดภาวะโรคซึมเศร้าได้หรือการเพิ่มจำนวนของผู้ป่วยโรคซึมเศร้าที่เพิ่มมากขึ้นในอนาคต ซึ่งจะสอดคล้องกันกับข้อมูลจากศูนย์วิจัยและสารสนเทศโรคซึมเศร้ากับสถานการณ์ในประเทศไทยที่ขาดแคลนบุคลากรทางการแพทย์ในด้านจิตเวชและสุขภาพจิตกำลังเป็นปัญหาที่สำคัญ ข้อมูลของ WHO ระบุว่าประเทศไทยมีจิตแพทย์เพียง 845 คน และนักจิตวิทยา 1,037 คน ซึ่งคิดเป็นอัตราส่วนประมาณ 1.28 จิตแพทย์ และ 1.57 นักจิตวิทยาต่อประชากร 100,000 คน (World Health Organization, 2022) ปัญหาการขาดแคลนบุคลากรนี้ยังส่งผลกระทบโดยตรงต่อการให้บริการด้านสุขภาพจิตในพื้นที่ต่างจังหวัด

วัตถุประสงค์ของการทำวิจัย

1. เพื่อศึกษา พัฒนา และสร้างตัวแบบการทำนายความเสี่ยงต่อภาวะซึมเศร้ากรณีศึกษาผู้คนในจังหวัดกรุงเทพมหานคร ด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก
2. เพื่อทดสอบประสิทธิภาพตัวแบบการทำนาย ความเสี่ยงต่อภาวะซึมเศร้ากรณีศึกษาของผู้คนในจังหวัดกรุงเทพมหานคร ด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก
3. เพื่อเปรียบเทียบ และประเมินผลการทดสอบการทำนายของตัวแบบ ผ่านแบบสอบถามเกี่ยวกับปัจจัยภายนอกที่นำไปสู่ความเสี่ยงการเกิดโรคซึมเศร้าที่ผู้วิจัยได้ออกแบบ เทียบกับแบบสอบถามการประเมินโรคซึมเศร้าของกรมสุขภาพจิต กระทรวงสาธารณสุข กรณีศึกษากลุ่มประชากรในจังหวัดกรุงเทพมหานคร

กรอบแนวคิดในการวิจัย

กรอบแนวคิดนี้ตั้งอยู่บนข้อสันนิษฐานที่ว่าปัจจัยภายนอกนั้นสามารถนำมาเป็นหนึ่งในปัจจัยเสี่ยงที่ทำให้ผู้คนในจังหวัดกรุงเทพมหานคร มีความเสี่ยงต่อการเกิดภาวะซึมเศร้าได้ไม่ต่างจากปัจจัยภายใน โดยจะใช้ปัจจัยทั้งภายในและภายนอก นำเข้ากระบวนการเรียนรู้ของเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกและสร้างการทำนาย เพื่อนำผลการทำนายมาอธิบายถึงประสิทธิภาพของตัวแบบการทำนาย LSTM และปัจจัยภายนอกว่ามีประสิทธิภาพมากพอต่อการนำไปใช้จริงหรือไม่ ดังในภาพที่ 1



ภาพที่ 1 แนวคิดในการวิจัย (Conceptual Framework)

วิธีดำเนินการวิจัย

แบบแผนการวิจัย

การวิจัยนี้จะมีขั้นตอนในการวิจัยอยู่ทั้งสิ้น 5 ขั้นตอน สำหรับการพัฒนาตัวแบบการทำนาย LSTM และการวัดผลประสิทธิภาพของแบบจำลองการทำนายความเสี่ยงโรคซึมเศร้ากรณีศึกษาผู้คนในจังหวัดกรุงเทพมหานคร การวิจัยในครั้งนี้ได้รับการอนุญาตให้สามารถเก็บข้อมูลแบบสอบถามจากกลุ่มตัวอย่างที่เป็นมนุษย์ โดยได้รับใบอนุญาตและหนังสือรับรองจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ (Certificate of Approval) จากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ มหาวิทยาลัยศรีปทุม อย่างถูกต้องแล้ว ทั้งนี้ข้อมูลในการวิจัยที่ได้ทำการจัดเก็บมาไม่ได้มีส่วนของข้อมูลที่เจาะจงเฉพาะตัวไปสู่บุคคลคนนั้นหรือข้อมูลที่บ่งชี้เช่น ชื่อ เลขบัตรประชาชน เบอร์โทรศัพท์และที่อยู่อาศัยอย่างชัดเจนเจาะจง จากผู้คนในกลุ่มตัวอย่างทั้งหมดและข้อมูลทุกอย่างที่ได้จัดเก็บมาจะไม่ถูกเผยแพร่ในทุกช่องทาง ในการวิจัยครั้งนี้จะมีเพียงผลสรุปของการประเมินผลและการทดสอบเท่านั้นที่จะถูกนำมาแสดงในบทความการวิจัยนี้

การรวบรวมข้อมูล

การวิจัยในครั้งนี้ได้ทำการรวบรวมข้อมูลจากแบบสอบถาม 2 แบบสอบถาม 1) แบบสอบถามประเมินความเสี่ยงโรคซึมเศร้า (แบบสอบถามปัจจัยภายในหรือ PHQ-9) จากกรมสุขภาพจิต กระทรวงสาธารณสุข 2) จากแบบสอบถามปัจจัยภายนอกที่นำไปสู่ความเสี่ยงการเกิดโรคซึมเศร้า (แบบสอบถามปัจจัยภายนอก) ที่ผู้วิจัยได้ออกแบบขึ้นสำหรับการวิจัยครั้งนี้ ในส่วนของรายละเอียดแบบสอบถามปัจจัยภายนอกจะเป็นแบบสอบถามที่ให้ผู้ประเมินทำการกรอกคะแนนความรู้สึกต่อสถานการณ์และปัจจัยต่าง ๆ ที่ถูกกำหนดมาในแบบสอบถามจากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องเช่น ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อระดับภาวะซึมเศร้าของผู้ป่วยโรคซึมเศร้าในโรงพยาบาลร้อยเอ็ด (Purmtummasin, 2016) โดยงานวิจัยนี้ได้สรุปออกมาว่า เหตุการณ์ความเครียดที่เกิดขึ้นกับตนเองและคนใกล้ชิด ความรู้สึกมีคุณค่าในตนเอง รายได้ของครอบครัว และสัมพันธภาพในครอบครัว เป็นปัจจัยสำคัญที่มีอิทธิพลต่อระดับภาวะซึมเศร้า และอีกหนึ่งงานวิจัยที่ถูกนำมาใช้อ้างอิงคือ ปัจจัยที่สัมพันธ์กับภาวะซึมเศร้าของแรงงานไทย ในเขตพื้นที่ระยองเศรษฐกิจพิเศษ ภาคตะวันออก (Koedbangkham, 2021) พบว่าปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับภาวะซึมเศร้าของแรงงานไทยในระบบ ในเขตพื้นที่ระยองเศรษฐกิจพิเศษภาคตะวันออกได้แก่ สถานภาพสมรส สถานะทางเศรษฐกิจ พฤติกรรมการออกกำลังกาย คุณภาพการนอนหลับ ความเครียดจากการทำงาน และแรงสนับสนุนทางสังคมด้านอารมณ์ เป็นต้น

โดยผู้วิจัยได้นำผลการวิจัยดังกล่าวมาปรับใช้สำหรับการออกแบบ แบบสอบถามในการวิจัยครั้งนี้ แบบสอบถามปัจจัยภายนอกจะประกอบไปด้วยข้อคำถามทั้งสิ้น 2 ตอน ได้แก่ 1) ส่วนข้อคำถามสำหรับข้อมูลส่วนบุคคลประกอบด้วย อายุ โรคประจำตัว ประวัติโรคซึมเศร้าในสมาชิกครอบครัวและชั่วโมงการทำงาน เป็นต้น 2) ส่วนข้อคำถาม 11 ข้อสำหรับนำมาใช้เพื่อการเรียนรู้และการทดสอบ ข้อคำถามในตอนี่ 2 ได้กำหนดข้อคำตอบจำนวน 5 ข้อ ที่จะแทนคะแนนความรู้สึกตั้งแต่ 0 ถึง 4 คะแนน และในส่วนของแบบสอบถามปัจจัยภายในมีทั้งหมด 9 ข้อ ในส่วนของข้อคำตอบจะมีจำนวน 5 ข้อ ที่จะแทนคะแนนความรู้สึกตั้งแต่ 0 ถึง 4 คะแนน เช่นเดียวกันกับแบบสอบถามปัจจัยภายนอก

จำนวนกลุ่มตัวอย่างที่เลือกมาจะได้จากการคำนวณสัดส่วนประชากร ด้วยสูตรการคำนวณของ ทาโร่ ยามาเน (Taro Yamane) จากสมการที่ (1) จะแทนค่า N ใหญ่เท่ากับจำนวนประชากรทั้งหมดในจังหวัดกรุงเทพมหานคร มีจำนวนทั้งสิ้น 5,471,588 คน (Department of Provincial Administration, Ministry of Interior, 2023) และจะแทนค่า e เป็นค่าความคลาดเคลื่อนจากการสุ่มตัวอย่างซึ่งจะมีค่าเท่ากับ 0.05^2 โดยค่าของ n จะเกิดจากการคำนวณตามสูตรสมการที่ (1) และได้ผลลัพธ์จำนวนอยู่ที่ 399.97 แล้วจึงทำการปัดเศษขึ้นจะได้จำนวนตัวอย่างทั้งสิ้น 400 ตัวอย่าง

$$n = \frac{N}{1+Ne^2} \quad (1)$$

ในการเก็บรวบรวมข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่าง ผู้วิจัยได้ทำการลงพื้นที่ไปยังเขตต่าง ๆ ของจังหวัดกรุงเทพมหานครและทำการสุ่มเก็บตัวอย่างจากผู้คนที่อยู่ในระแวกใกล้เคียงกับมหาวิทยาลัยศรีปทุม ในเขตมหาวิทยาลัยศรีปทุม ในเขตห้างสรรพสินค้าชื่อดังต่าง ๆ และในเขตส่วนสาธารณะหรือพื้นที่สาธารณะต่าง ๆ โดยที่ผู้วิจัยจะนำ QR code ไปแจกให้กับกลุ่มเป้าหมายที่สมัครใจในการทำแบบสอบถามหลังจากได้ทำการพูดคุยสอบถามความสมัครใจด้วยตนเองแล้ว โดยใช้โทรศัพท์มือถือสแกน QR code เพื่อทำแบบสอบถามในโทรศัพท์ ผ่านโปรแกรม

google form เมื่อกลุ่มตัวอย่างทำแบบสอบถามเรียบร้อยแล้ว ให้กลุ่มตัวอย่างส่งแบบสอบถามผ่านทางระบบออนไลน์ ในการทำแบบทดสอบจะให้ผู้ทำแบบสอบถามได้ทำแบบสอบถามปัจจัยภายนอกก่อนเป็นอันดับแรก เมื่อแล้วเสร็จจะให้ผู้ประเมินทำแบบสอบถามปัจจัยภายในเป็นส่วนใหญ่

การกำหนดเกณฑ์สำหรับแบบสอบถาม

ในขั้นตอนนี้ได้ทำการกำหนดเกณฑ์สำหรับแบบสอบถามปัจจัยภายในและแบบสอบถามปัจจัยภายนอก เพื่อให้แบบสอบถามทั้งสองมีจุดเชื่อมกันในส่วนของระดับเกณฑ์คะแนนที่ตรงกันแม้ว่าจะมีผลคะแนนโดยรวมและจำนวนข้อที่แตกต่างกันได้อย่างเหมาะสมและเป็นมาตรฐานสากล โดยทางผู้วิจัยได้นำเกณฑ์การประเมินที่ใช้เพื่อระบุระดับความเสี่ยงโรคซึมเศร้าสำหรับผู้ที่ทำแบบสอบถามจากปัจจัยภายในโดยเกณฑ์นี้ได้ถูกกำหนดไว้เป็นมาตรฐานโดย American Psychiatric Association (APA) หน่วยงานที่กำหนดเกณฑ์การวินิจฉัยโรคซึมเศร้าตามแบบแผน DSM-5 ซึ่งเป็นมาตรฐานสากล โดยถูกนำไปใช้ในงานวิจัยและการวินิจฉัยระดับสากลมากมาย (Kroenke et al., 2001) การแบ่งเกณฑ์ตามมาตรฐานของ APA นั้นประกอบไปด้วย 5 ระดับ ตามช่วงผลรวมของคะแนนจากการทำแบบสอบถาม

- ระดับที่ 1 ไม่มีความเสี่ยง จะอยู่ในช่วงเกณฑ์ตั้งแต่ 0-7
- ระดับที่ 2 มีความเสี่ยงน้อย จะอยู่ในช่วงเกณฑ์ตั้งแต่ 8-14
- ระดับที่ 3 มีความเสี่ยงปานกลาง จะอยู่ในช่วงเกณฑ์ตั้งแต่ 15-21
- ระดับที่ 4 มีความเสี่ยงสูง จะอยู่ในช่วงเกณฑ์ตั้งแต่ 22-29
- ระดับที่ 5 มีความเสี่ยงสูงสุด จะอยู่ในช่วงเกณฑ์ตั้งแต่ 30 ขึ้นไป

ด้วยเกณฑ์อันเป็นมาตรฐานจากหน่วยงาน APA นี้ จึงสามารถนำมาปรับใช้เพื่อสร้างและกำหนดขอบเขตของเกณฑ์ระดับความเสี่ยงจากปัจจัยภายนอกเพื่อสร้างความสอดคล้องกันของแบบสอบถามและกำจัดการปัญหาของความห่างในช่วงตัวเลข อันเกิดจากจำนวนข้อของแบบสอบถามที่ไม่เท่ากันของแบบสอบถามปัจจัยภายนอกและแบบสอบถามปัจจัยภายใน โดยเกณฑ์ที่ได้แบ่งออกมาจะสามารถแบ่งได้เป็น 5 ระดับ ตามเกณฑ์มาตรฐาน

- ระดับที่ 1 ไม่มีความเสี่ยง จะอยู่ในช่วงเกณฑ์ตั้งแต่ 0-8
- ระดับที่ 2 มีความเสี่ยงน้อย จะอยู่ในช่วงเกณฑ์ตั้งแต่ 9-17
- ระดับที่ 3 มีความเสี่ยงปานกลาง จะอยู่ในช่วงเกณฑ์ตั้งแต่ 18-26
- ระดับที่ 4 มีความเสี่ยงสูง จะอยู่ในช่วงเกณฑ์ตั้งแต่ 27-35
- ระดับที่ 5 มีความเสี่ยงสูงสุด จะอยู่ในช่วงเกณฑ์ตั้งแต่ 36 ขึ้นไป

การจัดเตรียมและทำความสะอาดข้อมูล

หลังจากได้ทำการเก็บรวบรวมข้อมูลได้ตามเป้าที่ตั้งไว้จะนำข้อมูลที่รวบรวมมาทั้งหมด เข้าสู่กระบวนการคัดแยก เลือกเฉพาะกลุ่มตัวอย่างเฉพาะในเขตพื้นที่จังหวัดกรุงเทพมหานคร เท่านั้น ในการป้อนข้อมูลเข้าสู่ระบบการฝึกสอนของตัวแบบ LSTM เพื่อให้เรียนรู้และทดสอบการทำนายผล จำเป็นจะต้องทำความสะอาดข้อมูลก่อนโดยการใช้โปรแกรมประยุกต์ PyCharm เข้ามาช่วยในขั้นตอนนี้สำหรับการตรวจสอบและค้นหากลุ่มข้อมูลในแถวต่าง ๆ ที่มีข้อมูลตัวเลขที่ผิดพลาดเช่น ค่าอายุที่ต่ำกว่า 18 หรือเกิน 60 หรือค่าตัวเลขในแต่ละแถวที่มีความซ้ำซ้อนและคล้ายกันในทุก ๆ คอลัมน์ โดยจะทำการลบข้อมูลนั้นทิ้งไปเพื่อให้ตัวแบบมีคุณภาพมากขึ้นและสำหรับการจัดเตรียมชุดข้อมูลนั้นจะเริ่มโดยการแปลงรูปแบบบางส่วนจากข้อความให้อยู่ในลักษณะของตัวเลขเช่น 0 และ 1 หรือ 0 ถึง 1 โดยตัวเลขที่เกิดขึ้นมาจะทำหน้าที่เป็นตัวแทนของคำและตัวเลขต่าง ๆ เพื่อให้ตัวแบบการทำนายสามารถประมวลผลได้ง่ายและ

ลดความซับซ้อนของค่าข้อมูลที่จะเกิดขึ้น หลังจากนั้นจะทำการแบ่งชุดข้อมูลออกมาเป็นไฟล์ .CSV จำนวน 2 ชุด ได้แก่ ไฟล์ข้อมูลจากแบบสอบถามปัจจัยภายในและอีกไฟล์ที่เกิดจากการเก็บข้อมูลจากแบบสอบถาม จากปัจจัยภายนอก โดยจะแสดงตัวอย่างของข้อมูลที่ได้ทำการจัดเตรียมและทำความสะอาดข้อมูลแล้วในภาพที่ 2

	time	address	...	con9In	depressionRisk
0	2024-04-27 09:33:28+00:00	0	...	0.25	0.312500
1	2024-04-27 17:57:19+00:00	0	...	0.00	0.609375
2	2024-05-11 03:42:46+00:00	0	...	0.00	0.578125
3	2024-05-11 03:56:04+00:00	0	...	1.00	0.750000
4	2024-05-11 03:58:43+00:00	0	...	0.00	0.421875
..	...	...	...	...	...
398	2024-08-04 20:55:39+00:00	0	...	0.00	0.390625
399	2024-08-05 07:23:15+00:00	0	...	0.25	0.437500

ภาพที่ 2 ตัวอย่างของข้อมูลหลังผ่านกระบวนการจัดเตรียมและทำความสะอาดข้อมูล

การพัฒนาแบบจำลอง LSTM

LSTM หรือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบวนกลับชนิดหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว ถูกออกแบบมาสำหรับการจดจำ ประมวลผลลำดับในช่วงเวลาที่ยาว มีประสิทธิภาพสำหรับปัญหาการทำนายที่เป็นลำดับ (Sequential) และถูกพัฒนาขึ้นเพื่อแก้ปัญหาที่เกิดขึ้นในโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนกลับดั้งเดิม หรือ RNN โดยเฉพาะปัญหาการลืมข้อมูลในระยะยาวที่เกิดจากการถดถอยของค่าความจำ (Vanishing Gradient Problem) ซึ่งเป็นปัญหาสำคัญในการเรียนรู้ลำดับข้อมูลที่มีความซับซ้อนและยาวนาน ตัวแบบ LSTM นั้นจะมีความทำงานที่เพิ่มเข้ามาแตกต่างจาก RNN ได้แก่ 1) Cell State คือ ส่วนที่ทำหน้าที่เก็บข้อมูลในระยะยาวของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งช่วยให้ข้อมูลสามารถส่งผ่านจากขั้นตอนหนึ่งไปยังขั้นตอนถัดไปได้โดยทำหน้าที่เป็นเหมือนหน่วยความจำหลักของ LSTM ที่ช่วยเก็บข้อมูลสำคัญที่สามารถนำกลับมาใช้ได้ในช่วงเวลาที่ไกล และ 2) Gate หรือ ประตู ที่จะทำหน้าที่เป็นตัวควบคุมการไหลของกลุ่มข้อมูลซึ่งก็คือ ค่า Analog ที่คอยควบคุมว่าเมื่อไหร่ควรที่จะ Read, Write หรือ Forget โดยหลักการของ Gate จะคล้ายกับ Node ในโครงข่ายประสาทเทียมที่จะดูว่าจะ Activate หรือ No Activate จากค่าความแรงของสัญญาณที่เข้ามาใน Node ผ่านการ Weight ของข้อมูล

ในการทำงานของโครงสร้าง LSTM นั้นมี 4 การทำงานหลักที่สำคัญได้แก่ เซลล์ความจำ (Memory Cell), ประตูลืม (Forget Gate), ประตูนำเข้า (Input Gate), ประตูออก (Output Gate) ด้วยคุณสมบัติของ LSTM ที่สามารถจัดการกับข้อมูลที่มีความซับซ้อนและยาวนานได้อย่างมีประสิทธิภาพ ทำให้ LSTM เป็นที่นิยมอย่างมากในงานที่ต้องการวิเคราะห์ลำดับข้อมูล โดยเฉพาะการพยากรณ์ที่มีความเกี่ยวข้องกับช่วงเวลา รวมไปถึงการทำนายความเสี่ยงของภาวะโรคซึมเศร้า (Chen et al., 2020) ซึ่งต้องอาศัยการประมวลผลข้อมูลเชิงลำดับเวลาที่มีความซับซ้อนและต่อเนื่อง การที่ LSTM สามารถรักษาความจำระยะยาวและกรองข้อมูลที่ไม่สำคัญออกไปได้ จึงทำให้ LSTM เป็นตัวเลือกที่เหมาะสมในการทำงานกับข้อมูลลำดับยาว ๆ ซึ่งต้องการความแม่นยำในการทำนายผลสูง ตัวอย่างเช่น การใช้ LSTM ในการทำนายความเสี่ยงของภาวะโรคซึมเศร้า ซึ่งต้องพึ่งพาการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงเวลาอย่างละเอียดเพื่อให้ได้ผลการทำนายที่ถูกต้องและมีประสิทธิภาพ

จากการได้ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง อาทิ การคัดแยกข้อความ (Banchuen, 2019) หรือความสามารถในการทำนายต่าง ๆ ที่อธิบายไปข้างต้น ทำให้ผู้วิจัยตัดสินใจเลือกตัวแบบ LSTM สำหรับนำมาพัฒนาและสร้างตัวแบบการทำนายที่เกี่ยวข้องกับโรคซึมเศร้าครั้งนี้ โดยในการพัฒนาตัวแบบการทำนาย LSTM ผู้วิจัยได้ใช้โปรแกรมประยุกต์ PyCharm สำหรับการสร้างและพัฒนาตัวแบบการทำนาย LSTM เพื่อให้สะดวกต่อการพัฒนาทั้งในด้านการแสดงผลและการทำนายโอกาสเสี่ยงที่จะเกิดโรคซึมเศร้าจากกรณีศึกษากลุ่มตัวอย่างประชากรในจังหวัดกรุงเทพมหานคร จะประกอบไปด้วยการกำหนดจำนวนข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Training Data) และ ข้อมูลสำหรับการทดสอบ (Training Data) ซึ่งแบ่งออกมาเป็นจำนวน 60% สำหรับชุดข้อมูลเพื่อการเรียนรู้ของตัวแบบการทำนาย LSTM และ 30% สำหรับชุดข้อมูลเพื่อการทดสอบตัวแบบการทำนาย LSTM ทั้งนี้ยังได้แบ่งจำนวนข้อมูลไว้สำหรับการตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูล (Validation Data) ไว้จำนวน 10% เมื่อได้ทำการแบ่งจำนวนชุดข้อมูลออกมาอย่างเหมาะสมแล้วก็จะเริ่มนำข้อมูลเข้าสู่ระบบให้ตัวแบบการทำนาย LSTM ที่ได้ออกแบบไว้เรียนรู้และนำผลการทดสอบการทำนายออกมา ในส่วนของการออกแบบตัวแบบการทำนาย LSTM นั้นได้มีรายละเอียดอันประกอบไปด้วย

- การกำหนดชั้นนำเข้าข้อมูล (input layer) สำหรับการนำเข้าข้อมูลจากแบบสอบถามทั้งจากแบบสอบถามปัจจัยภายในและจากแบบสอบถามปัจจัยภายนอก
- ชั้นซ่อน (hidden layer) ได้ทำการกำหนดชั้นซ่อนไว้ 2 ชั้น โดยมีรายละเอียดในแต่ละชั้นดังนี้
 - ชั้นซ่อนที่ 1 ทำการกำหนดจำนวนหน่วย LSTM ไว้ที่ 640
 - ชั้นซ่อนที่ 2 ทำการกำหนดจำนวนหน่วย LSTM ไว้ที่ 640
- ชั้นเชื่อมต่อเต็มรูปแบบ (Dense Layer) ได้ทำการกำหนดไว้ที่ 1 ชั้น และมีจำนวนหน่วยอยู่ 1 หน่วย สำหรับการรวมผลลัพธ์ทั้งหมดของ LSTM เอาไว้
- ชั้นผลลัพธ์ (output layer) สำหรับการนำข้อมูลที่ผ่านกระบวนการต่าง ๆ ออกมาแสดงผล
- กำหนดจำนวนรอบในการฝึกการเรียนรู้ (Learning round) โดยได้ทำการกำหนดจำนวนรอบในการฝึกไว้ที่ 64 รอบ
- กำหนดขนาดชุดข้อมูลย่อย (Batch size) จำนวนที่ได้กำหนดไว้ 88 หน่วย
- จำนวนอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) กำหนดจำนวนไว้ที่ 0.001 หน่วย

ในการกำหนดค่า Hyperparameters นั้นเกิดขึ้นจากการทำการ Random Search เพื่อหาค่าที่ดีที่สุดสำหรับการปรับ Hyperparameters เหล่านี้ ซึ่งผู้วิจัยได้ปรับแต่งเพิ่มขึ้นหรือลดลงเล็กน้อยหลังจากการทำ Random Search เพื่อให้ได้ค่าที่มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ทั้งนี้สำหรับในการพัฒนาแบบจำลองผู้วิจัยได้ทำการแปลงค่าข้อมูลกลับ หลังจากที่ได้ตัวแบบได้ทำการเรียนรู้และทำนายผลแล้วให้ข้อมูลนั้นกลับไปสู่ช่วงค่าตั้งต้น เนื่องจากในการแสดงผลผ่านกราฟต่าง ๆ จะทำให้เห็นรูปแบบของข้อมูลได้ง่ายและชัดเจนยิ่งขึ้นในด้านของตัวเลขทั้งนี้ยังสามารถนำไปใช้ประโยชน์ในการแสดงผลหรือนำไปใช้ในการทำ visualization ต่อได้ในกรณีที่ต้องการนำข้อมูลที่ได้ออกไปสรุปผลต่าง ๆ

การทดสอบและประเมินผล

ในการทำ Regression นั้นผู้วิจัยได้เลือกใช้การคำนวณข้อผิดพลาดของการทำนายด้วยการหา ค่าความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองโดยเฉลี่ย (Mean Squared Error: MSE) ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์โดยเฉลี่ย (Mean

Absolute Error: MAE) และค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของกำลังสองของความผิดพลาด (Root Mean Squared Error: RMSE) ทั้งนี้ยังได้นำค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (R-squared: R^2) เพื่อดูความแม่นยำของตัวแบบการทำนาย โดยหากค่า R-squared นี้เข้าใกล้ค่า 1 มากเท่าไรก็จะยิ่งบ่งบอกถึงความถูกต้องของข้อมูลที่ทำนายออกมาโดยสามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (5)$$

$$Adjusted\ R - squared = 1 - \left(\frac{(1-R^2)(n-1)}{n-k-1} \right) \quad (6)$$

โดยสามารถอธิบายสมการได้ดังนี้ ในส่วนของสมการที่ (2) คือสมการสำหรับหาค่าความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองโดยเฉลี่ย สมการที่ (3) คือสมการเพื่อหาค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์โดยเฉลี่ย และในส่วนของสมการที่ (4) ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของกำลังสองของความผิดพลาด ซึ่งสมการทั้ง 3 ที่ได้กล่าวมานี้มีไว้เพื่อดูค่าความผิดพลาดของตัวแบบการทำนาย LSTM ในรูปแบบ Regression ว่ามีมากน้อยแค่ไหนสำหรับการทำนายที่เกิดขึ้นในช่วงการทดสอบข้อมูล ซึ่งจะช่วยในการพิจารณาว่าตัวแบบการทำนายนี้มีข้อผิดพลาดมากน้อยแค่ไหนต่อชุดข้อมูลที่ได้นำมาทำการทดสอบ ในส่วนของสมการที่ (5) เป็นสมการสำหรับบ่งบอกถึงความถูกต้องของโมเดลว่ามีการทำนายออกมาที่ถูกต้องแค่ไหนซึ่งสามารถแปลผลค่าได้ดังนี้

- **R-squared = 1:** บ่งบอกถึงความถูกต้องของข้อมูลจากตัวแบบการทำนายที่ทำนายออกมาได้อย่างครบถ้วนทั้งหมด

- **R-squared = 0:** บ่งบอกว่าตัวแบบไม่มีความถูกต้องในการทำนายข้อมูลออกมาเลยทั้งหมด

จึงเป็นข้อสรุปได้หากตัวแบบมีความใกล้เคียงกับค่า R-squared ที่เป็น 1 มากเท่าไรก็หมายถึงตัวแบบมีความถูกต้องของข้อมูลที่ทำนายออกมามากเท่านั้นในทางกลับกันหากมีค่า R-squared ที่ใกล้เคียงกับค่า 0 มากเท่าไรก็บ่งบอกถึงประสิทธิภาพของตัวแบบที่ความแม่นยำและความถูกต้องของข้อมูลที่น้อยลงไป Adjusted R-squared จากสมการที่ (6) ก็เช่นกันในการทดสอบและสรุปผลก็ใช้ค่า 0 และ 1 แบบเดียวกันกับส่วนของ R^2 โดยในส่วนของ Adjusted R-squared จะนำมาใช้เพื่ออธิบายกรณีมีตัวแปรอื่นเพิ่มเข้ามาว่าตัวแบบนั้นจะมีค่าคะแนนที่เพิ่มขึ้นหรือลดลงจากค่า R^2 หรือไม่ ในกรณีที่มีการเพิ่มขึ้นจะหมายถึง ตัวแปรที่เพิ่มเข้ามามีส่วนในการเพิ่มประสิทธิภาพ ในกรณีที่ลดลงหมายถึงตัวแปรนั้นไม่สอดคล้องกัน

ผลการวิจัย

1. จากการศึกษาตัวแบบ LSTM พบว่าตัวแบบมีประสิทธิภาพในการทำนายข้อมูลสูง ทั้งยังมีความสามารถในการคัดแยกข้อมูลที่ถูกต้องเหมาะสมและสามารถจัดการกับข้อมูลจำนวนมากที่เป็นข้อมูลในรูปแบบของลำดับเวลา

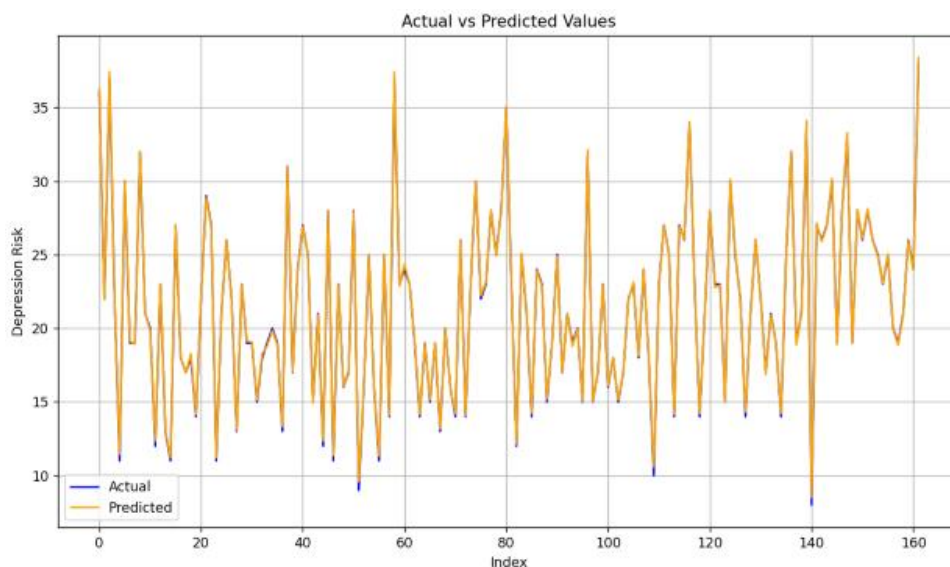
ได้ดีมาก จากการศึกษางานวิจัยข้างต้นยังพบว่าประสิทธิภาพการทำนายของตัวแบบการทำนาย LSTM ทำได้ดีกว่าตัวแบบการทำนาย RNN ในด้านข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับลำดับเวลาที่มีความยาวนาน เมื่อทำการทดลองและพัฒนาตัวแบบสำหรับการทำนาย LSTM ด้วยกระบวนการ Random Search สำหรับการปรับแต่งค่า Hyperparameter และออกแบบโครงสร้างของตัวแบบการทำนาย LSTM สามารถช่วยให้หาค่า Hyperparameter ที่เหมาะสมกับการสร้างตัวแบบการทำนาย LSTM ก่อนจะทำการออกแบบขึ้นมา ผลสรุปค่าคะแนน Best score หลังการทำ Random Search ที่นำมาใช้อยู่ที่ 0.9934 ซึ่งเป็นคะแนนที่ดีที่สุด ที่ได้จากการทำ Random Search จำนวน 9 รอบ และด้วยค่าคะแนนที่มากถึง 0.9934 สามารถบอกได้ว่าการกำหนดค่า Hyperparameter นี้เป็นการกำหนดค่าที่ดีและเหมาะสมที่สุดเพื่อการสร้างตัวแบบ LSTM โดยแสดงออกมาในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ผลคะแนนและจำนวนรอบในการทำ Random Search

ครั้งที่	1	2	3	4	5	6	7	8	9
คะแนน	0.084	0.783	0.9	0.321	-0.037	0.9934	0.786	-2.694	0.727

*หมายเหตุ: ค่าคะแนนครั้งที่ดีที่สุดคือ 0.9934 พบในการทดลองครั้งที่ 6

ในการทดลองพัฒนาตัวแบบการทำนาย LSTM ผู้วิจัยได้นำข้อมูลกลุ่มตัวอย่างจากปัจจัยภายใน นำเข้ากระบวนการเรียนรู้และทำการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบการทำนาย LSTM เพื่อดูประสิทธิภาพของตัวแบบการทำนาย LSTM ว่าสูงแค่ไหน ก่อนจะนำข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายนอกเข้ามาสู่กระบวนการเรียนรู้และการทดสอบประสิทธิภาพต่อไปโดยผลจากการทดลองพัฒนาและทำการทดสอบตัวแบบการทำนาย LSTM จากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายใน ได้ผลการทำนายประสิทธิภาพออกมาในรูปแบบกราฟเส้นที่ประกอบไปด้วยสองเส้นสีคือ เส้นสีส้มที่แสดงชุดข้อมูลการทำนาย (Predicted Data) และเส้นสีน้ำเงินที่แสดงชุดข้อมูลจริง (Actual Data)



ภาพที่ 3 ผลการทดสอบจากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายใน

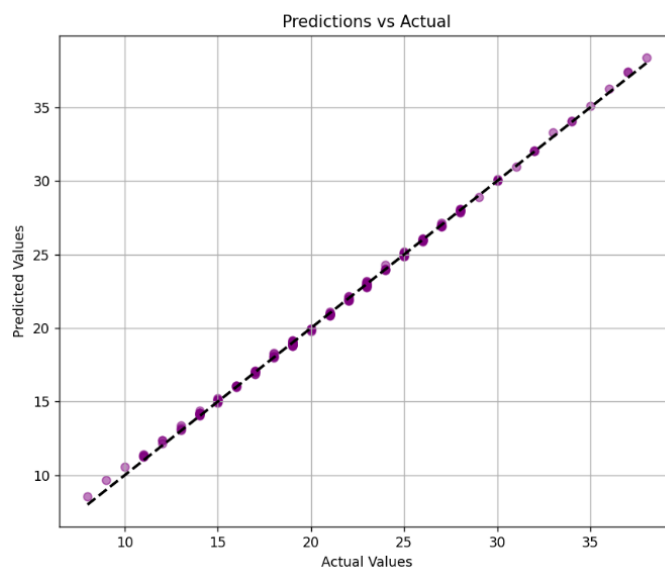
จากภาพที่ 3 จะเห็นว่าเส้นสีส้มแทบจะทับเส้นสีน้ำเงินไปทั้งหมด สามารถสรุปได้ว่าตัวแบบการทำนาย LSTM ที่ใช้ข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายในนำเข้ามาสู่กระบวนการเรียนรู้และทดสอบมีประสิทธิภาพความถูกต้องที่สูงมาก ทั้งนี้เมื่อทำการพิจารณาจากค่าอื่น ๆ เพิ่มเติมจะเห็นว่าค่าที่แสดงถึงข้อผิดพลาดของการทำนายอย่าง

MSE, MAE และ RSME ที่ต่ำมาก ทั้งนี้ค่า Standard Deviation ก็ยังต่ำเพียง 6.168 ซึ่งบ่งบอกถึงการเบี่ยงเบนข้อมูลที่น้อย และในส่วนของค่า R^2 ที่มีค่าถึง 0.9993 ซึ่งเป็นตัวเลขที่มีความใกล้เคียงกับค่า 1 มาก ทำให้บอกได้ถึงประสิทธิภาพของความถูกต้องและความแม่นยำของตัวแบบการทำนายนี้ที่สูงมาก โดยค่าเหล่านี้จะถูกแสดงในตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ผลการทดสอบตัวแบบการทำนาย ปัจจัยภายใน

ค่าชี้วัด	R^2	Adjusted R-squared	RMSE	MSE	MAE	Standard Deviation
คะแนน	0.9993	0.9992	0.1682	0.0283	0.1248	6.168

2. ผลจากการทดสอบและวัดผลประสิทธิภาพของตัวแบบการทำนาย LSTM จากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายนอก พบว่ามีผลประสิทธิภาพความแม่นยำที่สูงและข้อผิดพลาดที่ต่ำ หากทำการพิจารณาจากภาพที่ 4 เป็นค่าข้อมูลตั้งแต่ค่าต่ำสุดถึงค่าสูงสุด แทนข้อมูลจริงด้วยจุดสีม่วงที่ทาบบนเส้นปะในภาพ และแทนด้วยข้อมูลการทำนายที่แทนด้วยเส้นปะ สะท้อนให้เห็นว่าตัวแบบการทำนาย LSTM ที่ได้ทำการเรียนรู้และทดสอบจากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายนอกนั้นมีความถูกต้องของข้อมูลและความแม่นยำที่สูงมากจากการทำนายเพราะเส้นปะที่แทนข้อมูลจากการทำนายแทบจะลากทับจุดสีม่วงที่แทนข้อมูลจริงไปเกือบทั้งหมด



ภาพที่ 4 การจับกลุ่มกันของข้อมูล

เมื่อทำการแสดงผลในรูปแบบกราฟเส้นสีจะมีลักษณะที่คล้ายกันกับภาพที่ 3 ทั้งทิศทางข้อมูลและความถูกต้อง ซึ่งคล้ายกันมากจนยากจะแยกออกแต่หากดูในส่วนของค่าตัวเลขจากตารางที่ 4 เทียบกันกับตารางที่ 3 จะเห็นถึงความแตกต่างด้านตัวเลข ทั้งนี้พบค่าความผิดพลาดอย่าง MSE อยู่ที่ 0.0295, MAE อยู่ที่ 0.1279 และค่า RMSE อยู่เพียง 0.1719 ซึ่งเป็นตัวเลขที่ต่ำมาก โดยสามารถสรุปจากชุดตัวเลขทั้ง 3 ได้ว่า ตัวแบบการทำนาย LSTM นั้นมีข้อผิดพลาดที่น้อยมาก และเมื่อได้ทำการพิจารณาเพิ่มเติมจากค่า Standard Deviation ที่น้อยเพียง 6.1601 ที่บ่งบอกถึงค่าการเบี่ยงเบนที่น้อย ทั้งยังมีค่า R^2 ที่สูงถึง 0.9992 และค่า Adjusted R-squared ที่สูงถึง 0.9991 โดยค่าดังกล่าวมานี้มีความเข้าใกล้กับค่า 1 มาก พิสูจน์ได้ว่าตัวแบบการทำนาย LSTM นี้มีประสิทธิภาพความแม่นยำและความถูกต้องที่สูง

มีข้อผิดพลาดที่น้อยดังแสดงในตารางที่ 4 ที่ได้แสดงผลการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบการทำนาย LSTM จากปัจจัยภายนอก

ตารางที่ 4 ผลการทดสอบตัวแบบการทำนาย ปัจจัยภายนอก

ค่าชี้วัด	R ²	Adjusted R-squared	RMSE	MSE	MAE	Standard Deviation
คะแนน	0.9992	0.9991	0.1719	0.0295	0.1279	6.1601

3. เมื่อได้ผลจากการฝึกสอนและทดสอบการทำนายของตัวแบบการทำนาย LSTM แล้วก็นำค่าต่าง ๆ มาทำการเปรียบเทียบถึงความใกล้เคียงกันของผลการทดสอบประสิทธิภาพการทำนาย โดยจะใช้ผลจากการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบการทำนาย LSTM ด้วยปัจจัยภายนอกและผลการทดสอบจากตัวแบบการทำนาย LSTM จากปัจจัยภายใน พบว่ามีค่าตัวเลขที่ใกล้เคียงกันมาก เมื่อนำผลจากตารางที่ 3 และตารางที่ 4 มาแสดงจัดเรียงใหม่ให้อยู่ในรูปแบบของตารางแสดงผลการทำนายจากตัวแบบการทำนายทั้ง 2 ตัว จะเห็นว่าตัวแบบการทำนาย LSTM ทั้ง 2 ตัวที่ถูกพัฒนาขึ้นมานี้มีประสิทธิภาพที่แตกต่างกันไม่มากดังที่แสดงในตารางที่ 5 หลังจากได้ผลการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบการทำนายทั้ง 2 ตัวแบบและนำมาจัดวางใหม่ในรูปแบบของตารางที่ 5 จะพบว่าตัวแบบการทำนายทั้งสองมีประสิทธิภาพที่ใกล้เคียงกันมากในด้านของค่าคะแนนอย่าง R² และ Adjusted R-squared ซึ่งต่างกันเพียงแค่ 0.0001 เท่านั้น ทั้งนี้ค่าคะแนนในด้านของความผิดพลาดอย่าง RMSE ที่ต่างกันเพียง 0.0037 ค่าคะแนนจาก MSE ที่ต่างกันเพียง 0.0012 และค่า MAE ของตัวแบบการทำนาย LSTM จากทั้งปัจจัยภายในและปัจจัยภายนอกก็ต่างกันเล็กน้อยเพียง 0.0031 เท่านั้นซึ่งจะเห็นได้ชัดถึงความแตกต่างของค่าทั้งหมดผ่านตารางที่ 5 ทั้งนี้จากการพิจารณาจากค่าเบี่ยงเบนของข้อมูลอย่างค่า Standard Deviation ก็แทบจะมีความเท่ากันจนเกือบทั้งหมดโดยมีความแตกต่างกันระหว่างตัวแบบการทำนาย LSTM จากทั้งปัจจัยภายในและปัจจัยภายนอกเพียง 0.0079

ตารางที่ 5 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพ LSTM

ค่าชี้วัด	ปัจจัยภายใน	ปัจจัยภายนอก	ค่าความแตกต่าง
R ²	0.9993	0.9992	0.0001
Adjusted R-squared	0.9992	0.9991	0.0001
RMSE	0.1682	0.1719	0.0037
MSE	0.0283	0.0295	0.0012
MAE	0.1248	0.1279	0.0031
Standard Deviation	6.168	6.1601	0.0079

โดยสรุป ตัวแบบการทำนาย LSTM ที่ถูกพัฒนาขึ้นมานี้ไม่ว่าจะเป็น ตัวแบบการทำนาย LSTM จากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายนอกหรือตัวแบบการทำนาย LSTM จากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายใน ทั้งสองมีประสิทธิภาพความถูกต้องและความแม่นยำจากการทำนายที่สูงเกิน 90% โดยจะเห็นได้จากค่า R² ที่มีความใกล้เคียงกับค่า 1 ด้วยค่าคะแนนที่สูงถึง 0.9992 สำหรับปัจจัยภายนอกและ R² ที่สูงถึง 0.9993 สำหรับปัจจัยภายใน

ทั้งยังมีค่า Adjusted R-squared ที่มีความใกล้เคียงกันกับค่า 1 เช่นเดียวกันกับค่า R^2 โดยในส่วนของค่าคะแนนตัวแบบการทำนาย LSTM จากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายในทำคะแนนได้ที่ 0.9992 และในส่วนของค่าคะแนนจากฝั่งตัวแบบการทำนาย LSTM จากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายนอกทำได้ 0.9991 ซึ่งไม่ว่าจะค่าคะแนนจากทางฝั่ง R^2 หรือค่าคะแนนจากฝั่ง Adjusted R-squared ตัวแบบการทำนาย LSTM จากปัจจัยภายในและภายนอกนั้นก็สามารถทำคะแนนได้สูงทั้งยังมีค่าข้อผิดพลาดอย่าง RMSE, MSE และ MAE ที่ต่ำมากอีกด้วย แสดงให้เห็นว่าตัวแบบที่ถูกพัฒนานี้มีประสิทธิภาพที่สูงและแบบสอบถามจากปัจจัยภายนอกที่ผู้วิจัยได้ออกแบบขึ้นมา มีประสิทธิภาพสามารถนำไปใช้ร่วมกับแบบสอบถามปัจจัยภายในได้เพราะมีความสอดคล้องกันทางปัจจัยโดยสามารถดูได้จากค่าคะแนนของตัวแบบการทำนายในส่วนของค่า R^2 และค่าคะแนน Adjusted R-squared ที่ทำคะแนนออกมาได้แทบไม่ต่างกันเลย และจากภาพที่ 3 และ ภาพที่ 4 ที่มีรูปแบบของข้อมูลที่ค่อนข้างใกล้เคียงกันมาก

อภิปรายผล

1. การศึกษาและการพัฒนา LSTM

ด้วยประสิทธิภาพในการจัดการกับข้อมูลในรูปแบบลำดับเวลาของตัวแบบการทำนาย LSTM สามารถทำได้ดีกว่าตัวแบบในการทำนาย RNN จากการศึกษาค้นคว้าต่าง ๆ และรูปแบบของข้อมูลกลุ่มตัวอย่างจากปัจจัยภายในที่เป็นชุดข้อมูลในรูปแบบลำดับเวลาที่มีจำนวนมากถึง 400 ตัวอย่าง ทำให้การเลือกพัฒนาตัวแบบ LSTM จึงเหมาะสมกับงานวิจัยนี้มากกว่าตัวแบบการทำนาย RNN ที่เป็นต้นแบบก่อนถูกพัฒนาของตัวแบบการทำนาย LSTM ในด้านการพัฒนาพบว่าค่าคะแนนที่ได้จากการทำ Random Search ที่มีข้อดีในสำรวจพื้นที่พารามิเตอร์กว้าง สามารถค้นหาชุดค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้แม้ในพื้นที่ที่มีมิติสูง ทำให้ปรับแต่งค่า Hyperparameter ที่ดีที่สุดสำหรับการออกแบบและกำหนดโครงสร้างของ LSTM ด้วยค่า Best Score ที่มากถึง 0.9934 ในตารางที่ 2 ซึ่งเป็นค่าคะแนนที่มากที่สุดสำหรับการทดสอบเพื่อหาชุด Hyperparameter ในครั้งนี้

เมื่อได้ทำการออกแบบตัวแบบการทำนาย LSTM ด้วยชุดข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายใน พบว่ามีค่าความผิดพลาดอย่าง MSE, RMSE และ MAE ที่ต่ำมาก โดยมีความห่างจากค่า 1 จากที่นำมาแสดงในตารางที่ 3 ด้วยค่าคะแนน MSE เพียง 0.0283 ค่าคะแนน RMSE = 0.1682 และค่า MAE เพียง 0.1248 จากการทดสอบประสิทธิภาพในการทดสอบยังพบค่าคะแนน R^2 ที่สูงถึง 0.9993 หมายความว่าตัวแบบการทำนาย LSTM มีความแม่นยำสูงในการทำนายผลลัพธ์จากตัวแปรที่ใช้อยู่และสามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้ถึง 99.93% ซึ่งจะสอดคล้องกับภาพที่ 3 ที่แสดงถึงรูปแบบของเส้นข้อมูลจริงที่ถูกเส้นข้อมูลที่ได้จากการทำนายวาดทับไปจนเกือบทั้งหมด และเมื่อได้ทำการพิจารณาจากค่า Adjusted R-squared ในตารางที่ 3 จะพบว่ามีค่าคะแนนที่สูงถึง 0.9992 หรือ 99.92% บ่งบอกถึงความใกล้เคียงกับค่า 1 หรือความถูกต้อง 100% ของตัวแบบการทำนาย LSTM ทะกว่าค่า Adjusted R-squared กลับมีค่าลดลงเล็กน้อยจาก R^2 ทำให้ทราบว่าตัวแปรอื่นที่เพิ่มเข้ามาสำหรับการทดสอบคำนวณค่าของ Adjusted R-squared ไม่ได้ช่วยให้ตัวแบบมีประสิทธิภาพมากขึ้นแต่อย่างใด ทะกว่าด้วยตัวเลขที่ลดลงไปเพียง 0.01% ก็ไม่ใช่ตัวเลขที่มากนักจึงสรุปได้ว่าจะมีตัวแปรเพิ่มขึ้นหรือลดลงก็ไม่ส่งผลกระทบใด ๆ กับตัวแบบทำนาย LSTM นี้

2. การทดสอบประสิทธิภาพ LSTM

จากผลการทดสอบประสิทธิภาพตัวแบบการทำนาย LSTM ในภาพที่ 4 สามารถอธิบายถึงทิศทางและรูปแบบของข้อมูลการทำนายที่เคลื่อนตัวไปในทิศทางเดียวกันกับข้อมูลจริงได้ดี แม้จะมีข้อผิดพลาดอยู่บ้าง แต่ก็อยู่ใน

ระดับที่สามารถยอมรับได้เนื่องจากข้อผิดพลาดมีความน้อยมากเมื่อเทียบกับผลที่ได้มา หากพิจารณาจากตัวเลขจะพบค่าข้อผิดพลาดอย่าง RMSE = 0.1719, MSE = 0.0295 และ MAE = 0.1279 ในรูปแบบตัวเลขจะเห็นได้ชัดเจนยิ่งขึ้นถึงความเล็กน้อยของข้อผิดพลาด ในส่วนของค่าการเบี่ยงเบน (Standard Deviation) ของข้อมูลที่วัดผลออกมาได้ 6.1601 ค่อนข้างจะมีความเบี่ยงเบน ถึงแบบนั้นตัวแบบการทำนายก็ยังสามารถทำค่าคะแนนในส่วนของ R^2 ได้ดีถึง 99.92% สำหรับความถูกต้องและแม่นยำของข้อมูลที่ทำนายออกมาและค่า Adjusted R-squared ที่สูงถึง 99.91%

แม้ว่าจะมีตัวเลขที่ลดลงในส่วนของค่า Adjusted R-squared ตกลงไป 0.01% ทำให้ค่าคะแนนในส่วนนี้เหลือเพียง 99.91% อันเกิดจากการเพิ่มตัวแปรอื่นเข้าไป ในที่นี้คือผลรวมคะแนนค่าความเสี่ยงโรคซึมเศร้า แต่ด้วยความต่างระหว่างค่า R^2 และ ค่า Adjusted R-squared เพียงเล็กน้อย สามารถสรุปได้ว่าการเพิ่มปัจจัยอื่นเข้าไปจะไม่ส่งผลต่อความแม่นยำของตัวแบบการทำนาย ซึ่งเป็นผลดีสำหรับตัวแบบการทำนายนี้ เนื่องจากการเพิ่มปัจจัยที่ทำให้เกิดความต่างของค่า R^2 และ ค่า Adjusted R-squared ที่แตกต่างกันมากจนเกินไปสามารถกระทบต่อผลการทำนายและรูปแบบทิศทางของข้อมูล เป็นเหตุทำให้ตัวแบบการทำนาย LSTM มีความน่าเชื่อถือลดลง

3. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพ LSTM

จากผลการวิจัยที่ได้นำผลการทดสอบประสิทธิภาพการทำนายจากตัวแบบการทำนาย LSTM จากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายนอก และตัวแบบการทำนาย LSTM จากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายใน มาเปรียบเทียบกัน ในตารางที่ 5 จะเห็นว่ามีความแตกต่างกันระหว่างค่า R^2 ที่เป็นค่าคะแนนความถูกต้องและความแม่นยำของตัวแบบการทำนาย LSTM จากตัวแปรที่มีอยู่และค่า Adjusted R-squared ที่เป็นค่าคะแนนที่หาความถูกต้องและความแม่นยำของตัวแบบการทำนาย LSTM จากการเพิ่มตัวแปรตามโดยในที่นี้จะใช้ผลคะแนนจากแบบสอบถาม ซึ่งพบว่าค่าทั้งค่า R^2 และค่า Adjusted R-squared มีค่าคะแนนที่ต่างกันเพียง 0.0001 หรือ 0.01% ซึ่งสามารถบอกได้ว่า ตัวแบบการทำนาย LSTM จากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายใน สามารถอธิบายความแปรปรวนได้มากกว่าตัวแบบการทำนาย LSTM จากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายนอก แต่ความแตกต่างนั้นจะเห็นได้ว่ามีความห่างกันน้อยมาก แสดงว่าโมเดลทั้งสองมีความแม่นยำใกล้เคียงกันมาก โดยการที่ค่า R^2 และ Adjusted R-squared ต่างกันเพียงเล็กน้อยบ่งบอกว่าการใช้ปัจจัยภายในและการใช้ปัจจัยภายนอกทั้งสองประเภทสามารถทำนายผลลัพธ์ได้ดีและไม่มีความแตกต่างที่มีนัยสำคัญในเชิงสถิติระหว่างตัวแบบการทำนาย LSTM ทั้งสอง

ทั้งนี้เมื่อได้ดูจากข้อผิดพลาดอย่างค่า RMSE, MSE และค่า MAE จะพบว่าค่าคะแนนทั้งสองของทั้งตัวแบบการทำนาย LSTM จากชุดข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายในและตัวแบบการทำนาย LSTM จากชุดข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายนอกพบว่ามีความคะแนนที่ต่ำมากบ่งบอกถึงข้อผิดพลาดที่น้อยและเมื่อนำมาเปรียบเทียบกันจะทำให้เห็นว่าตัวแบบการทำนาย LSTM ทั้งสองตัวมีค่าคะแนนความผิดพลาดที่ต่างกันน้อยมากเช่นกัน ถึงแม้ว่าค่า RMSE, MSE, และ MAE ของการทำนายจากตัวแบบการทำนาย LSTM จากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายใน มีค่าที่ต่ำกว่าปัจจัยภายนอกในทุกตัวชี้วัด ซึ่งหมายความว่าตัวแบบการทำนาย LSTM ที่ใช้ข้อมูลกลุ่มตัวอย่างจากปัจจัยภายในมีความแม่นยำในการทำนายสูงกว่าปัจจัยภายนอกเล็กน้อย ความแตกต่างระหว่างตัวแบบการทำนาย LSTM จากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายในและตัวแบบการทำนาย LSTM จากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายนอกในทุกตัวชี้วัดนั้นน้อยมาก จึงสรุปได้ว่าตัวแบบการทำนายทั้งสองให้ผลการทำนายที่ใกล้เคียงกัน แต่ปัจจัยภายในยังคงมีความแม่นยำสูงกว่าเล็กน้อยด้วยค่าตัวเลขของ RMSE ที่มากกว่าถึง 0.0037 และค่า MSE ที่มากกว่าถึง 0.0012 ทั้งนี้ในส่วน of ค่า MAE เองก็สามารถทำคะแนนออกมาได้น้อยกว่าตัวแบบการทำนาย LSTM จากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายนอก 0.0031 ทั้งนี้แม้ว่าจะมีความห่างกันของข้อผิดพลาดและตัวแบบการทำนาย LSTM จากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างปัจจัยภายนอกจะ

ผิดพลาดมากกว่าอย่างที่กล่าวไปข้างต้น แต่โดยรวมแล้วด้วยข้อผิดพลาดที่ได้นำมาแสดงก็สามารถสรุปได้ว่าไม่ค่อยมีความแตกต่างกันมากระหว่างทั้งสองตัวแบบการทำนาย LSTM ที่ได้นำผลมาแสดงและเปรียบเทียบในงานวิจัยนี้ ทั้งยังอธิบายได้ถึงสอดคล้องกันของแบบสอบถามระหว่างแบบสอบถามปัจจัยภายใน และแบบสอบถามปัจจัยภายนอก หลังจากได้ทำการปรับค่าเกณฑ์คะแนนทั้งสองให้อยู่ในระดับที่เท่ากันด้วยเกณฑ์อันเป็นมาตรฐาน สรุปได้ว่าผลการทำนายของทั้งสองตัวแบบการทำนาย LSTM สอดคล้องกันเมื่อดูจากทิศทางของข้อมูลในภาพที่ 3 กับภาพที่ 4 ร่วมด้วยในการพิจารณาถึงประสิทธิภาพและความสอดคล้องกันของผลการทำนาย สามารถนำงานวิจัยไปพัฒนาต่อยอดเพื่อใช้ทำนายภาวะเสี่ยงต่อการเกิดโรคซึมเศร้าได้แม่นยำขึ้น

ข้อเสนอแนะ

1. ข้อเสนอแนะในการนำผลวิจัยไปใช้

1.1 เมื่อได้ผลจากตัวแบบการทำนายแล้วควรนำผลไปวิเคราะห์เพิ่มเติมเพื่อกำหนดกรอบนโยบายสำหรับการป้องกันหรือเยียวยา ช่วยเหลือกลุ่มเสี่ยงดังกล่าวได้อย่างถูกต้อง เหมาะสม เพื่อป้องกันกรณีเลวร้ายที่จะเกิดขึ้นต่อกลุ่มเสี่ยงดังกล่าวในอนาคต

1.2 ตัวแบบการทำนาย LSTM นั้นมีประสิทธิภาพในการทำนายที่สูงทั้งนี้สามารถนำไปปรับใช้กับงานต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการทำนายได้คือ การทำนายทิศทางราคาหุ้นหรือการทำนายต่าง ๆ ที่มีชนิดของข้อมูลหรือทิศทางของข้อมูลในรูปแบบช่วงเวลาหรือลำดับเวลา

1.3 เมื่อนำผลการทำนายไปใช้ในการพัฒนาตัวแบบการทำนาย ควรระมัดระวังตัวแปรที่จะนำมาใช้เนื่องจากตัวแปรที่มากเกินไปอาจกระทบต่อประสิทธิภาพการทำงานของตัวแบบได้

2. ข้อเสนอแนะในการวิจัยครั้งต่อไป

2.1 ในการวิจัยครั้งนี้มีจำนวนกลุ่มตัวอย่างทั้งสิ้น 400 ตัวอย่าง สำหรับการฝึกสอนและการทดสอบ และได้ผลการทำนายความถูกต้องที่ถือว่ามีความถูกต้องสูง หากว่าทำการเพิ่มจำนวนชุดตัวอย่างในการเรียนรู้และการทดสอบ จะทำให้เห็นผลที่มีความผิดพลาดน้อยลง

2.2 ในบางกรณีตัวอย่างนั้นปัจจัยภายนอกอาจเป็นปัจจัยที่ส่งผลกระทบให้เกิดความเสี่ยงที่จะเกิดโรคซึมเศร้าได้น้อยควรใช้ผลการวินิจฉัยจากแพทย์ผู้เชี่ยวชาญในการประกอบการทำนายหรือวัดผลซึ่งจะทำให้ตัวแบบมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้น

2.3 ควรมีการศึกษาและเก็บตัวอย่างจากบุคคลที่อยู่ในเขตจังหวัดใกล้เคียงกับกรุงเทพมหานคร เพื่อการทดสอบและวัดผลถึงปัจจัยภายนอกที่อาจขยายตัวส่งผลถึงจังหวัดใกล้เคียง

เอกสารอ้างอิง

- Banchuen, P. (2019). *The development of sentiment data analysis model for customer opinion classification using deep learning technique*. Thesis of the Degree of Master Program. Bangkok: Sripatum University. (in Thai)
- Bilgili, M & Pinar, E. (2023). Gross electricity consumption forecasting using LSTM and SARIMA approaches: A case study of Türkiye. *Energy*, 284(1), 128575.

- Cho, K., Merrienboer, B., V., Gulcehre, C., Bahdanau, D., Bougares, F., Schwenk, H., & Bengio, Y. (2014). *Learning Phrase Representations using RNN Encoder–Decoder for Statistical Machine Translation*. [Online]. Retrieved from: <https://arXiv preprint arXiv:1406.1078>.
- Department of Mental health. (2022). *Revealing the statistics of depression and Thai society, the silent emotional dangers of modern people*. [Online]. Retrieved from: <https://dmh.go.th/news-dmh/view.asp?id=31459>
- Department of Mental health – Thai depression. (2023). Total number of patients in budget year 2022. [Online]. Retrieved from: <https://www.hfocus.org/content/2022/12/26697>
- Department of Provincial Administration, Ministry of Interior (2023). *Population statistics*. [Online]. Retrieved from: <https://stat.bora.dopa.go.th/stat/statnew/statMONTH/statmonth/#/displayData>
- Koedbangkham, J. (2021). *Factors Associated with Depression Among Thai Labors in The Eastern Economic Corridor, Thailand*. <https://doi.org/1234567890/4403>. (in Thai)
- Kothari, A. (2024). Stock Market Prediction Using LSTM. *Smart Trends in Computing and Communications*, 143–164.
- Kroenke, K., Spitzer, R. L., & Williams, J. B. (2001). The PHQ-9: Validity of a Brief Depression Severity Measure. *Journal of General Internal Medicine*, 16(9), 606–613. <https://doi.org/10.1046/j.1525-1497.2001.016009606.x>.
- Orabi, A. H., Buddhitha, P., Orabi, M. H., & Inkpen, D. (2018). *Deep Learning for Depression Detection of Twitter Users*. <https://doi.org/10.18653/v1/W18-0609>
- Purmtummasin, A. (2016). The factors influencing to level depression of Depressive Disorder in Roi-et Hospital. *Mahasarakham Hospital Journal*, 13(2), 57–67.
- Sundararajan, S., & Wood, E. F. (2019). *Time series forecasting using deep learning*. *arXiv preprint arXiv:1905.03003*. [Online]. Retrieved from: <https://arxiv.org/abs/1905.03003>
- Thai PBS. (2022). *Mental illness-depression, Thai statistics increase 1-2*. [Online]. Retrieved from: <https://www.thaipbs.or.th/news/content/324887> (in Thai)
- The Psychiatric Association of Thailand. (2022). *Number of patients with depression in government hospitals*. [Online]. Retrieved from: <http://example.com/psychiatry-association> (in Thai)
- Wang, J., Hong, S., Li, Z., & Hu, J. (2024). Predicting Stock Market Trends Using LSTM Networks: Overcoming RNN Limitations for Improved Financial Forecasting. *Journal of computer science and software applications*, 4(3), 1–7.
- World Health Organization (2022). Mental Health Atlas 2020 Country Profile: Thailand. [Online]. Retrieved from: <https://www.who.int/southeastasia/home/search?indexCatalogue=search-content-index&searchQuery=depression&words Mode=AnyWord>