แบบจำลองการพยากรณ์ภาวะซึมเศร้าจากรูปภาพในเครือข่ายสังคมออนไลน์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง
A Predicting Depression Model from Social Media Images using Machine Learning Technique

สุดา ทิพย์ประเสริฐ (Suda Tipprasert)* เพ็ญศิริ โพริย้า (Pensiri Phoriya)*
จินตนา เข็มประสิทธิ์ (Jintana Khemprasit)* และประชาสันต์ แว่นไธสง (Prachasan Vaenthaisong)*

Received: July 26, 2024
Revised: December 30, 2024
Accepted: January 6, 2025

* ผู้นิพนธ์ประสานงาน: สุดา ทิพย์ประเสริฐ (Suda Tipprasert) อีเมล: suda.ti@rmuti.ac.th

DOI:10.14416/j.it.2026.v1.009

บทคัดย่อ

อัตราการป่วยด้วยโรคซึมเศร้าในประเทศไทยเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง โดยส่วนใหญ่ไม่ได้รับการรักษา จึงแสดงออกทางสื่อสังคมออนไลน์ ดังนั้นการศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ภาวะซึมเศร้าจากรูปภาพในเครือข่ายสังคมออนไลน์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งได้เก็บรวบรวมข้อมูลรูปภาพ และผลประเมินภาวะซึมเศร้า 9 คำถามจากผู้ใช้งานทวิตเตอร์ จำนวน 1,131 รูป แบ่งเป็น 4 กลุ่ม ได้แก่ รูปภาพของผู้ที่ไม่มีภาวะซึมเศร้า จำนวน 423 รูป รูปภาพของผู้ที่มีภาวะซึมเศร้าระดับน้อย จำนวน 525 รูป รูปภาพของผู้ที่มีภาวะซึมเศร้าระดับปานกลาง จำนวน 134 รูป และรูปภาพของผู้ที่มีภาวะซึมเศร้าระดับรุนแรง จำนวน 69 รูป โดยประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ผลการทดลองพบว่า แบบจำลองการพยากรณ์ภาวะซึมเศร้าจากรูปภาพในเครือข่ายสังคมออนไลน์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง มีค่าความถูกต้อง อยู่ที่ร้อยละ 81.16 ค่าความแม่นยำ อยู่ที่ร้อยละ 81.88 ค่าความระลึก อยู่ที่ร้อยละ 80.81 และมีค่าประสิทธิภาพโดยรวม อยู่ที่ร้อยละ 81.02

คำสำคัญ: การพยากรณ์ภาวะซึมเศร้า รูปภาพในเครือข่ายสังคมออนไลน์ เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง

Abstract

The rate of depression in Thailand has been steadily increasing, with the majority of cases going untreated. As a result, expressions of depression often appear on social media. This study aims to develop a predicting depression model from social media images using machine learning technique. Data were collected from Twitter users, including images and results from a Patient Health Questionnaire-9 (PHQ-9), totaling 1,131 images. These were categorized into four groups: 423 images of individuals without depression, 525 images of individuals with mild depression, 134 images of individuals with moderate depression, and 69 images of individuals with severe depression. A convolutional neural network was applied in the study. The experimental results showed that the predictive model for depression based on images from social networks using machine learning techniques achieved the accuracy rate is 81.16%, the precision rate is 81.88%, the recall rate is 80.81% and the overall efficiency rate is 81.02%.

Keywords: Predicting Depression, Social Media Images, Machine Learning Technique.

1. บทนำ

อาการซึมเศร้าเกิดขึ้นได้กับทุกคน โดยเฉพาะผู้ที่ผ่านการถูกทารุณกรรม เกิดการสูญเสียอย่างฉับพลัน หรือเหตุการณ์ตึงเครียดอื่น ๆ มีแนวโน้มที่จะเป็นโรคซึมเศร้ามากขึ้น ในปี 2023 พบว่าประชากรทั่วโลกกว่า 280 ล้านคนมีภาวะซึมเศร้า และมีผู้เสียชีวิตจากการฆ่าตัวตายมากกว่า 700,000 รายต่อปี [1]

* คณะบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลอีสาน
* Faculty of Business Administration, Rajamangala University of Technology Isan.

ในประเทศไทยอัตราการป่วยโรคซึมเศร้าได้เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง โดยกรมสุขภาพจิตระบุว่า คนไทยอายุ 15 ปีขึ้นไปป่วยเป็นโรคซึมเศร้าถึง 1.5 ล้านคน โดยผู้ป่วยจำนวน 100 คน สามารถเข้าถึงการรักษาเพียง 28 คนเท่านั้น และทำให้คนไทยกว่า 70 เปอร์เซ็นต์เสียชีวิตก่อนวัยอันควร แม้ว่าจะมีแนวทางในการรักษาที่มีประสิทธิภาพ แต่มีประชากรมากกว่า 64% ที่ไม่ได้รับการรักษา [2] เนื่องจากงบประมาณด้านการดูแลสุขภาพจิตไม่เพียงพอ ขาดผู้ให้บริการทางด้านการดูและสุขภาพจิตที่ทั่วถึง และผู้ป่วยไม่ทราบว่าตนเองเกิดภาวะซึมเศร้า มักแสดงออกผ่านทางสื่อสังคมออนไลน์ ซึ่งเป็นรูปแบบการสื่อสารผ่านช่องทางที่ไม่ต้องอาศัยน้ำเสียง การสบตา และการแสดงออกทางสีหน้า [3]

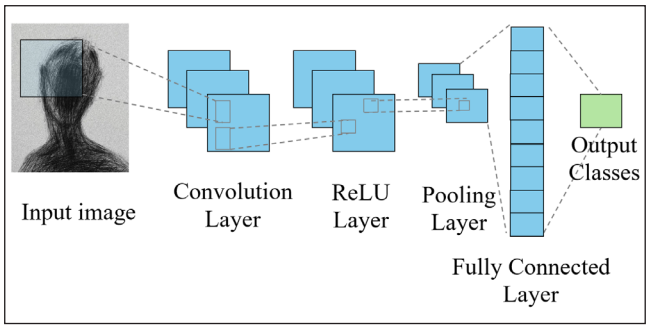
อย่างไรก็ตามได้มีงานวิจัยจำนวนมากที่พัฒนาองค์ความรู้ที่สำคัญในการจัดกลุ่มระดับภาวะซึมเศร้า การทำนายระดับภาวะซึมเศร้า การพัฒนาเครื่องมือในการประเมินภาวะซึมเศร้า แต่ก็ยังมีค่าประสิทธิภาพอยู่ในระดับต่ำ ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงได้มีการนำข้อมูลรูปภาพจากเครือข่ายสังคมออนไลน์มาใช้ในการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ภาวะซึมเศร้าด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อหาประสิทธิภาพที่ดีที่สุดในการพยากรณ์ระดับภาวะซึมเศร้าจากรูปภาพในเครือข่ายสังคมออนไลน์

2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

การพยากรณ์ภาวะซึมเศร้าจากรูปภาพในเครือข่ายสังคมออนไลน์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ในงานวิจัยนี้ประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) ในการพยากรณ์ภาวะซึมเศร้า โดยเครือข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน เป็นเครือข่ายประสาทเทียมประเภทหนึ่งที่อยู่ในกลุ่มการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุด ใช้ในการประมวลผลภาพ เครือข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยเลเยอร์ (Layes) หลายเลเยอร์ และมีโครงสร้างเฉพาะตัวที่ถูกออกแบบมาเพื่อเพิ่มความสามารถในการสกัดเอาลักษณะเด่น (Features) ที่มีความซับซ้อนมากยิ่งขึ้นจากข้อมูล [4] สถาปัตยกรรมของเครือข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันแสดงได้ดังภาพที่ 1

จากภาพที่ 1 สถาปัตยกรรมเครือข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน ประกอบด้วย 5 ชั้น [5] ได้แก่



ภาพที่ 1 *สถาปัตยกรรมเครือข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน*

1) ชั้นข้อมูลนำเข้า (Input Layer)

2) ชั้นคอนโวลูชัน (Convolutional Layers) เป็นชั้นของการสกัดลักษณะเด่นของรูปภาพจากชั้นข้อมูลนำเข้าแบบดิจิทัล โดยมีค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ของแต่ละเลเยอร์

3) ชั้นฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) โดยผลลัพธ์ที่ได้จากการทำคอนโวลูชันในแต่ละตำแหน่งจะผ่านการแปลงค่าด้วยฟังก์ชัน ReLU เพื่อเป็นการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น เพื่อความง่ายในการคำนวณและประสิทธิภาพของผลลัพธ์

4) ชั้นพูลลิง (Pooling Layers) เป็นชั้นที่ทำให้เกิดการลดขนาดของพื้นที่ และจำนวนพารามิเตอร์เพื่อให้มีขนาดเล็กลง โดยที่รายละเอียดของข้อมูลที่ป้อนเข้ามายังครบถ้วนเหมือนเดิม วิธีการ Pooling ที่นิยมใช้ทั่วไปคือ Max Pooling ซึ่งเป็นนำ Feature Map มาแบ่งออกเป็นพื้นที่ย่อย (Local Region) จากนั้นหาค่าที่มากที่สุดในแต่ละพื้นที่

5) ชั้นเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์ (Fully-Connected Layer) เป็นชั้นที่เชื่อมโยงระหว่าง Feature Map และ Output แบบสมบูรณ์ ทุก ๆ Neuron ที่อยู่ในชั้นสุดท้ายของ Feature Map จะถูกนำไปเปลี่ยนรูป (Reshape) หรือเรียกว่า Flatten เพื่อส่งไปคำนวณต่อในเครือข่ายประสาทเทียม

ในงานวิจัยนี้ใช้แบบจำลอง LeNet-5 AlexNet และ VGG16 โดยมีรายละเอียดของทั้ง 3 แบบ ดังนี้

2.1.1 LeNet-5 ออกแบบมาเพื่อใช้สำหรับการจำแนกรูปภาพ ประกอบด้วยชั้นคอนโวลูชัน (Convolutional Layer) จำนวน 3 ชั้น ชั้นพูลลิ่ง (Pooling Layer) 2 ชั้น โดยใช้การพูลลิ่งด้วยค่าเฉลี่ย และชั้นเชื่อมโยงสมบูรณ์ (Fully Connected Layers) จำนวน 1 ชั้น [6]

2.1.2 AlexNet ประกอบด้วยชั้นคอนโวลูชัน (Convolutional Layer) จำนวน 5 ชั้น ชั้นพูลลิ่ง (Pooling Layer) ใช้การพูลลิ่ง

ด้วยค่าสูงสุดจำนวน 5 ชั้น และชั้นเชื่อมโยงสมบูรณ์ (Fully Connected Layers) จำนวน 2 ชั้น [7]

2.1.2 VGG16 ประกอบด้วย 16 ชั้นแบ่งเป็นชั้นเรียนรู้คุณลักษณะ (Feature) โดยใช้ฟิลเตอร์ในแต่ละชั้นเพิ่มขึ้นเป็นทวีคูณ [8] ชั้นคอนโวลูชัน (Convolution Layer) จำนวน 5 ชั้น ชั้นพูลลิ่ง (Pooling Layer) ใช้การพูลลิ่งด้วยค่าสูงสุด จำนวน 5 ชั้น และชั้นเชื่อมโยงสมบูรณ์ (Fully Connected Layers) จำนวน 3 ชั้น

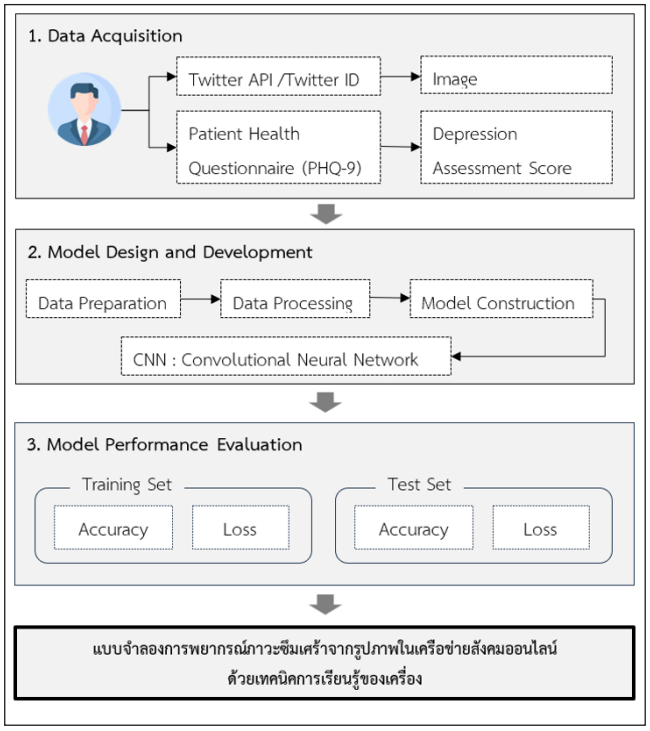
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ภาวะซึมเศร้าจากเครือข่ายสังคมออนไลน์ พบว่างานวิจัยส่วนใหญ่เน้นการใช้ข้อมูลการแสดงความคิดเห็น ซึ่งเป็นข้อมูลในรูปแบบข้อความ ยังมีงานวิจัยจำนวนน้อยที่ใช้รูปภาพในเครือข่ายสังคมออนไลน์มาวิเคราะห์ คืองานวิจัยที่พัฒนาแบบจำลองการทำนายภาวะโรคซึมเศร้าจากรูปภาพในอินสตราแกรม (Instagram) โดยใช้ขั้นตอนวิธีการวิเคราะห์การถดถอยโลจิสติแบบเบย์ (Bayesian Logistic Regression) กลุ่มตัวอย่างจำนวน 166 คน และใช้รูปภาพจำนวน 43,950 ภาพ ในการวิเคราะห์สี (Color analysis) และการตรวจสอบใบหน้า (Face detection) ผลการทดลองพบว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพดีเมื่อเทียบกับการวินิจฉัยแบบทั่วไป โดยมีค่าประสิทธิภาพโดยรวมอยู่ที่ร้อยละ 61 [9] และงานวิจัยที่นำเสนอแบบจำลองการตรวจสอบภาวะซึมเศร้าโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน ในการจำแนกความรู้สึกจากรูปภาพ ผลการวิจัยพบว่าแบบจำลองที่นำเสนอมีค่าความถูกต้อง (Accuracy) อยู่ที่ร้อยละ 68 [10] นอกจากนั้นยังพบว่ามีงานวิจัยที่พัฒนาแบบจำลองเพื่อทำนายระดับภาวะซึมเศร้าโดยใช้ข้อมูลจากเครือข่ายสังคมออนไลน์ด้วยขั้นตอนวิธีต่าง ๆ เช่น ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) และนาอีฟเบย์ (Naïve Bayes) งานวิจัยส่วนใหญ่มีค่าความถูกต้องอยู่ในระดับต่ำกว่าร้อยละ 80 [11] - [13]

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงนำรูปภาพจากเครือข่ายสังคมออนไลน์คือทวิตเตอร์ มาใช้เพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ภาวะซึมเศร้าจากรูปภาพเพื่อให้ได้แบบจำลองที่มีความถูกต้องมากกว่าร้อยละ 80 โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องคือเทคนิคเครือข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน ซึ่งจะกล่าวในหัวข้อถัดไป

3. วิธีดำเนินการวิจัย

แบบจำลองการพยากรณ์ภาวะซึมเศร้าจากรูปภาพในเครือข่ายสังคมออนไลน์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง มีวิธีการดำเนินการวิจัยประกอบด้วย 3 ขั้นตอน โดยมีกรอบการทำงานดังแสดงในภาพที่ 2

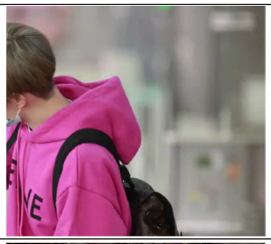
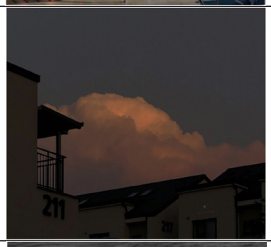
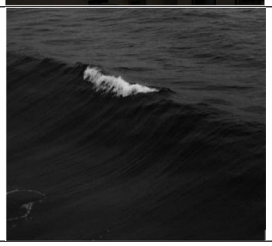


ภาพที่ 2 *กรอบการทำงานแบบจำลองการพยากรณ์ภาวะซึมเศร้าจากรูปภาพในเครือข่ายสังคมออนไลน์*

3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล (Data Acquisition)

ในการเก็บรวบรวมข้อมูลสำหรับการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ภาวะซึมเศร้าจากรูปภาพในเครือข่ายสังคมออนไลน์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ใช้ข้อมูลจากการทำแบบประเมินภาวะซึมเศร้า 9 คำถาม (PHQ-9) [14] ร่วมกับข้อมูลรูปภาพในทวิตเตอร์ (Twitter Image) โดยข้อมูลประกอบด้วยจำนวนรูปภาพทั้งหมด 1,131 รูป แบ่งเป็น 4 กลุ่ม ได้แก่ รูปภาพของผู้ที่ไม่มีภาวะซึมเศร้า (Level 0) จำนวน 423 รูป รูปภาพของผู้ที่มีภาวะซึมเศร้าระดับน้อย (Level 1) จำนวน 525 รูป รูปภาพของผู้ที่มีภาวะซึมเศร้าระดับปานกลาง (Level 2) จำนวน 134 รูป และรูปภาพของผู้ที่มีภาวะซึมเศร้าระดับรุนแรง (Level 3) จำนวน 69 รูป ดังแสดงตัวอย่างในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 *ตัวอย่างรูปภาพที่ใช้ในการระบุภาวะซึมเศร้าในแต่ละระดับ*

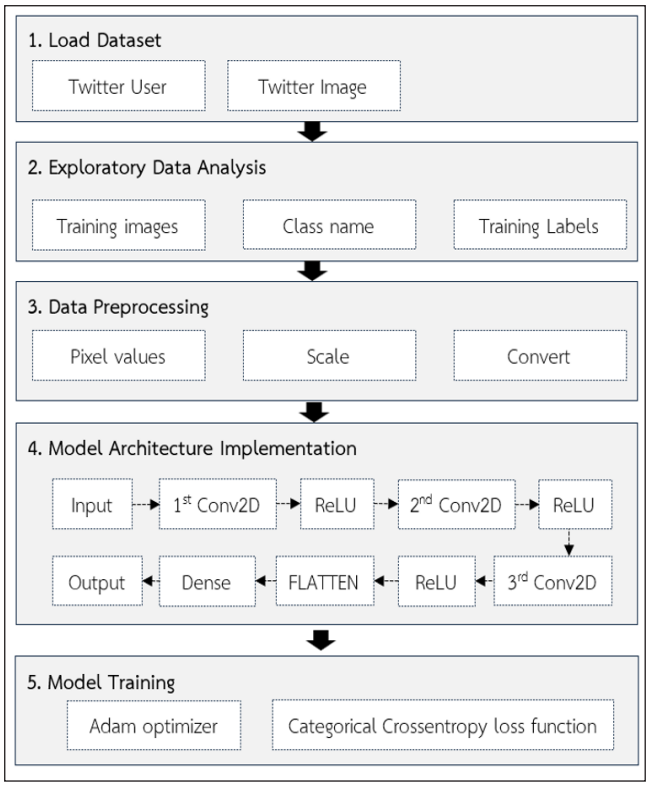
ระดับ	ตัวอย่างรูปภาพ
Level 0	
Level 1	
Level 2	
Level 3	

3.2 การออกแบบและพัฒนาแบบจำลอง (Model Design and Development)

ในกระบวนการออกแบบและการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ภาวะซึมเศร้าจากรูปภาพในเครือข่ายสังคมออนไลน์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง แสดงในภาพที่ 3

การออกแบบและการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ภาวะซึมเศร้าจากรูปภาพในเครือข่ายสังคมออนไลนด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ประกอบด้วย 5 ขั้นตอน ดังนี้

3.2.1 นำเข้าชุดข้อมูล (Load Dataset) งานวิจัยนี้ใช้ชุดข้อมูลที่ได้จากทวิตเตอร์ ประกอบด้วยผู้ใช้งานทวิตเตอร์ 243 คน และรูปภาพจำนวน 1,131 รูป แบ่งเป็น 4 กลุ่ม ได้แก่ รูปภาพของผู้ที่ไม่มีภาวะซึมเศร้า (Level 0) จำนวน 423 รูป รูปภาพของผู้ที่มีภาวะซึมเศร้าระดับน้อย (Level 1) จำนวน 525 รูป



ภาพที่ 3 *การออกแบบและการพัฒนาแบบจำลอง*

รูปภาพของผู้ที่มีภาวะซึมเศร้าระดับปานกลาง (Level 2) จำนวน 134 รูป และรูปภาพของผู้ที่มีภาวะซึมเศร้าระดับรุนแรง (Level 3) จำนวน 69 รูป

3.2.2 การตรวจสอบและสำรวจข้อมูลเบื้องต้น (Exploratory Data Analysis) คือ การทำความเข้าใจชุดข้อมูล ซึ่งเป็นขั้นตอนหนึ่งในกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีการใช้เทคนิคต่าง ๆ เพื่อทำความเข้าใจชุดข้อมูลที่ใช้งานได้ดีขึ้น โดยการกำหนดพารามิเตอร์ 3 ตัว ได้แก่ การกำหนดชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอน (Training Images) การกำหนดชื่อคลาสให้กับชุดข้อมูล (Class names) และการกำหนดป้ายกำกับให้กับชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอน (Training Labels)

3.2.3 การเตรียมข้อมูล (Data Preprocessing) คือ การเตรียมข้อมูลให้พร้อมสำหรับทำ Model โดยทำ Data Cleansing การจัดการกับข้อมูลที่ขาดหายไป และมีการจัดการกับข้อมูลที่ผิดปกติ (Outlier) การจัดการกับข้อมูลเพื่อให้สามารถนำไปวิเคราะห์ได้ในงานวิจัยนี้ได้กำหนดค่าพิกเซล (Pixel) ของข้อมูลให้เป็นช่วงเดียวกัน และแปลงชื่อคลาสให้อยู่ในรูปแบบตัวเลข เพื่อลดการแปรผัน และเพิ่มความเร็วในการฝึกสอนแบบจำลอง

เนื่องจากข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนการเก็บรวบรวมข้อมูล

เกิดปัญหาความไม่สมดุลของข้อมูล งานวิจัยนี้จึงได้ใช้วิธีการปรับสมดุลข้อมูลด้วยวิธีผสมผสาน (Hybrid Methods) ซึ่งเป็นวิธีการที่สุ่มเพิ่มข้อมูลจากกลุ่มรองเพื่อให้มีจำนวนข้อมูลของกลุ่มหลักใกล้เคียงหรือเท่ากับจำนวนข้อมูลในกลุ่มรองด้วยวิธี Synthetic Minority Over-sampling Technique: SMOTE [15]

3.2.4 การกำหนดโครงสร้างแบบจำลอง (Model Architecture Implementation) ซึ่งมีโครงสร้างดังแสดงในตารางที่ 2 โดยทำการเปรียบเทียบแบบจำลองในการจำแนกรูปภาพอีก 3 แบบจำลองได้แก่ LeNet-5 AlexNet VGG16

ตารางที่ 2 *โครงสร้างแบบจำลอง*

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 26, 26, 32)	320
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 13, 13, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 11, 11, 64)	18496
max_pooling2d_1 (MaxPooling 2D)	(None, 5, 5, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 3, 3, 128)	73856
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 1, 1, 128)	0
flatten (Flatten)	(None, 128)	0
dense (Dense)	(None, 1024)	132096
dense_1 (Dense)	(None, 4)	4100

Total params: 228,868

Trainable params: 228,868

Non-trainable params: 0

3.2.5 การสร้างแบบจำลอง (Model Training) ในการสร้างแบบจำลองในงานวิจัยนี้ใช้ Adam optimizer สำหรับการกำหนดค่าน้ำหนัก (Weight) และค่าความโน้มเอียง (Biases) ของแบบจำลอง และวัดค่าความผิดพลาดของแบบจำลองด้วย Crosentropy loss function กำหนดรอบการเรียนรู้ (Epochs) เป็น 10 50 100 150 200 ตามลำดับ โดยแบ่งข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลอง ด้วยวิธีการ Split-Test 80:20 ประกอบด้วยชุดข้อมูลเรียนรู้ (Training Set) 80% และชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Set) 20% และหาค่าเฉลี่ยจากการทดลองซ้ำจำนวน 5 รอบ

3.3 การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง (Model Performance Evaluation)

การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองใช้การวัดค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าความระลึก (Recall) และค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F1-Score) โดยมีสูตรการคำนวณดังสมการที่ 1 – 4

$$Accuracy_c = \frac{(TP_c + TN_c)}{(TP_c + TN_c + FP_c + FN_c)} \times 100 \quad (1)$$

$$Precision_c = \frac{TP_c}{(TP_c + FP_c)} \times 100 \quad (2)$$

$$Recall_c = \frac{TP_c}{(TP_c + FN_c)} \times 100 \quad (3)$$

$$F1_c = \frac{2 \times (Recall_c \times Precision_c)}{(Recall_c + Precision_c)} \quad (4)$$

โดย TP_c คือ จำนวนกลุ่มตัวอย่างที่อยู่ในกลุ่ม c และแบบจำลองทำนายว่าอยู่ในกลุ่ม c

TN_c คือ จำนวนกลุ่มตัวอย่างที่ไม่อยู่ในกลุ่ม c และแบบจำลองทำนายว่าไม่อยู่ในกลุ่ม c

FP_c คือ จำนวนกลุ่มตัวอย่างที่ไม่อยู่ในกลุ่ม c แต่แบบจำลองทำนายว่าอยู่ในกลุ่ม c

FN_c คือ จำนวนกลุ่มตัวอย่างที่อยู่ในกลุ่ม c แต่แบบจำลองทำนายว่าไม่อยู่ในกลุ่ม c

c คือ กลุ่มของระดับคะแนนจากผลการประเมินภาวะซึมเศร้าที่ทดสอบด้วยแบบทดสอบภาวะซึมเศร้า 9 คำถาม (PHQ-9) ซึ่งมี 4 ระดับคะแนน เมื่อ $0 \leq c \leq 3$

3.4 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

3.4.1 ฮาร์ดแวร์ เครื่องคอมพิวเตอร์ หน่วยประมวลผลการคอร์ไอเจ็ด (Core i7) หน่วยความจำหลัก 16 กิกะไบท์ (16 GB) ฮาร์ดดิสเอสเอสดี 500 กิกะไบท์ (500 GB)

3.4.2 ด้านซอฟต์แวร์ ระบบปฏิบัติการ และโปรแกรมประยุกต์สำหรับพัฒนาขั้นตอนวิธี ประกอบด้วย

- ระบบปฏิบัติการ: Window 11 Home 64 bit Operating System
- ภาษาการเขียนโปรแกรม: Python
- Google Colaboratory Pro (Colab Pro)

4. ผลการวิจัยและอภิปรายผล

ผลการวิจัยนำเสนอผลการเปรียบเทียบแบบจำลอง ผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง และผลการทดสอบแบบจำลองการพยากรณ์ภาวะซึมเศร้าจากรูปภาพในเครือข่ายสังคมออนไลน์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

4.1 ผลการเปรียบเทียบแบบจำลอง

ในการเปรียบเทียบแบบจำลองที่ใช้ในการจำแนกรูปภาพ ได้แก่ LeNet-5 AlexNet VGG16 และ CNN ในงานวิจัยนี้ โดยกำหนดพารามิเตอร์ที่เหมือนกัน ผลการเปรียบเทียบแบบจำลองแสดงได้ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 *ผลการเปรียบเทียบแบบจำลอง*

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
LeNet-5	73.67	78.40	69.70	73.80
AlexNet	70.76	83.50	60.73	70.31
VGG16	72.31	79.60	66.22	72.29
CNN	**79.55**	**81.88**	**76.48**	**79.09**

จากตารางที่ 3 ผลการทดลองพบว่าแบบจำลอง CNN ในงานวิจัยนี้ให้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าความระลึก (Recall) และค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F1-Score) สูงกว่าแบบจำลองอื่น ๆ โดยให้ค่าความถูกต้องร้อยละ 79.55 และค่าประสิทธิภาพโดยรวมอยู่ที่ ร้อยละ 79.09 ซึ่งบ่งบอกถึงความสามารถในการจำแนกรูปภาพได้ดี รองลงมาคือ LeNet-5 และ VGG16 ในขณะที่ AlexNet มีค่าความแม่นยำสูงที่สุด แต่มีค่าความระลึกต่ำที่สุด แสดงให้เห็นว่า AlexNet ไม่เหมาะกับงานที่ต้องการการจำแนกรูปแบบอย่างละเอียด หลังจากเปรียบเทียบแบบจำลองแล้ว จึงนำแบบจำลองที่มีผลการทำงานดีที่สุดคือ แบบจำลอง CNN ในงานวิจัยนี้มาปรับค่าพารามิเตอร์ โดยกำหนดรอบการเรียนรู้ (Epochs) เป็น 10 50 100 150 200 ตามลำดับ เพื่อหาผลลัพธ์ที่ดีที่สุด

4.2 ผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง

ผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ภาวะซึมเศร้าจากรูปภาพในเครือข่ายสังคมออนไลน์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ใช้การวัดค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าความระลึก (Recall) ค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F1-Score) และค่าความผิดพลาดของแบบจำลอง (Loss) แบ่งตามชุดข้อมูล ประกอบด้วย ชุดข้อมูลเรียนรู้ (Training Set) และชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Set) แสดงดังตารางที่ 4 และตารางที่ 5

ตารางที่ 4 *ผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองจากชุดข้อมูลเรียนรู้*

Epoch	Training set				
	Acc.	Pre.	Re.	F1	Loss
10	81.67	85.38	79.31	82.23	0.54
50	96.71	97.63	96.72	97.17	0.09
100	98.74	99.01	98.87	98.94	0.04
150	99.07	99.19	99.09	99.14	0.04
200	**99.24**	**99.35**	**99.20**	**99.27**	0.03

Acc. : Accuracy, Pre. : Precision, Re. : Recall, F1 : F1-Score

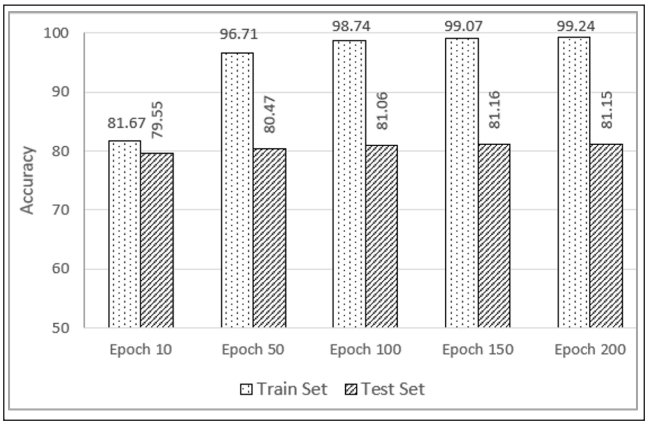
ตารางที่ 5 *ผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองจากชุดข้อมูลทดสอบ*

Epoch	Training set				
	Acc.*	Pre.*	Re.*	F1*	Loss
10	79.55	**81.88**	76.48	79.09	0.64
50	80.47	81.19	79.71	80.44	1.45
100	81.06	81.16	80.67	80.92	2.50
150	**81.16**	81.23	**80.81**	**81.02**	3.57
200	81.15	80.79	80.25	80.52	5.16

* Acc. : Accuracy, Pre. : Precision, Re. : Recall, F1 : F1-Score

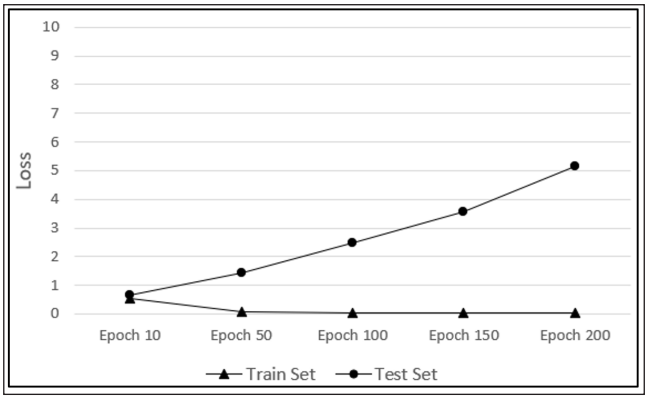
เมื่อพิจารณาผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองจากชุดข้อมูลเรียนรู้ในตารางที่ 4 พบว่า ค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าความระลึก (Recall) และค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F1-Score) มีค่าสูงสุดที่รอบ

การเรียนรู้ที่ 200 (Epoch 200) โดยมีค่าความถูกต้องอยู่ที่ร้อยละ 99.24 และค่าประสิทธิภาพโดยรวมที่ร้อยละ 99.27 ในขณะที่ผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองจากชุดข้อมูลทดสอบในตารางที่ 5 พบว่าค่าความแม่นยำ (Precision) ในรอบการเรียนรู้ที่ 10 (Epoch 10) มีค่าสูงที่สุดคือร้อยละ 81.88 ในขณะที่ความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความระลึก (Recall) และค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F1-Score) มีค่าสูงสุดที่รอบการเรียนรู้ 150 (Epoch 150) โดยมีค่าความถูกต้องอยู่ที่ร้อยละ 81.16 และค่าประสิทธิภาพโดยรวมอยู่ที่ร้อยละ 81.02



ภาพที่ 4 *ค่าความถูกต้องของแบบจำลองแบ่งตามชุดข้อมูล*

เมื่อพิจารณาที่ค่าความถูกต้องของแบบจำลองดังแสดงในภาพที่ 4 พบว่า ค่าความถูกต้องของแบบจำลองจากชุดข้อมูลเรียนรู้ (Training set) โดยใช้ Epoch 200 ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุด (ร้อยละ 99.24) รองลงมาคือ Epoch 150 (ร้อยละ 99.07) ในขณะที่ชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Set) ที่ Epoch 150 ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุด (ร้อยละ 81.16) รองลงมาคือ Epoch 200 (ร้อยละ 81.15) โดยมีค่าความผิดพลาดของแบบจำลอง (Loss) แสดงดังภาพที่ 5



ภาพที่ 5 *ค่าความผิดพลาดของแบบจำลอง (Loss) แบ่งตามชุดข้อมูล*

จากภาพที่ 5 แสดงค่าความผิดพลาด (Loss) ของแบบจำลอง พบว่าค่าความผิดพลาดของแบบจำลองในชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Set) มีค่าเพิ่มขึ้นเมื่อจำนวนรอบการเรียนรู้ (Epoch) เพิ่มขึ้น ในขณะที่ค่าความผิดพลาดของแบบจำลองในชุดข้อมูลเรียนรู้ (Training Set) ลดลงเมื่อจำนวนรอบการเรียนรู้ (Epoch) เพิ่มขึ้นและคงที่ในช่วง Epoch 150 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองมีค่าความผิดพลาดลดลงเรื่อย ๆ และคงที่ในรอบการเรียนรู้ที่ 150 (Epoch 150)

จากผลการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองพบว่าค่าความถูกต้องของแบบจำลองในชุดข้อมูลทดสอบมีค่าสูงสุดคือร้อยละ 81.16 อยู่ที่รอบการเรียนรู้ที่ 150 (Epoch 150) ซึ่งต่างจากค่าความถูกต้องในรอบการเรียนรู้ที่ 200 (Epoch 200) เพียง 0.01 ซึ่งการเพิ่มรอบการเรียนรู้ส่งผลต่อค่าความผิดพลาด (Loss) ที่เพิ่มขึ้น ดังนั้นรอบการเรียนรู้ที่ 150 (Epoch 150) จึงให้ค่าประสิทธิภาพโดยรวมสูงที่สุดในการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ภาวะซึมเศร้าจากรูปภาพในเครือข่ายสังคมออนไลน์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในงานวิจัยนี้

4.3 การทดสอบแบบจำลอง

การทดสอบแบบจำลองจากชุดข้อมูลใหม่จำนวน 226 รูปภาพ (Testing Set 20%) มีผลการทดสอบดังแสดงในตารางที่ 6

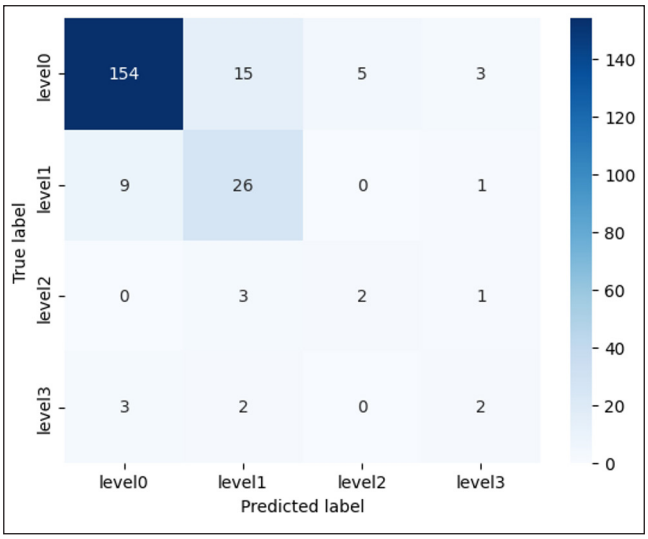
ตารางที่ 6 *ผลการทดสอบแบบจำลอง*

Level	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
0		0.93	0.87	0.9
1		0.57	0.72	0.63
2		0.29	0.33	0.31
3		0.29	0.29	0.29
Avg	**0.81**	**0.83**	**0.81**	**0.82**

จากตารางที่ 6 ผลการทดสอบแบบจำลองจากชุดข้อมูลจำนวน 226 รูปภาพ พบว่า ผลการทดสอบให้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) ร้อยละ 81 และค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F1-Score) ร้อยละ 82 โดยแสดงเป็นเมตริกซ์ความสับสนของแบบจำลอง (Confusion matrix) ได้ดังภาพที่ 6

4.4 การอภิปรายผล

จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่า แบบจำลองการพยากรณ์ภาวะซึมเศร้าจากรูปภาพในเครือข่ายสังคมออนไลน์



ภาพที่ 6 *เมตริกซ์ความสับสน (Confusion matrix)*

ด้วยเทคนิคเครือข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่พัฒนาขึ้น มีค่าความถูกต้อง (Accuracy) อยู่ที่ร้อยละ 81.16 และมีค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F1-Score) อยู่ที่ร้อยละ 81.02 ซึ่งมีค่าประสิทธิภาพโดยรวมสูงกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับงานวิจัยของ Reece and Danforth [9] ซึ่งพัฒนาแบบจำลองการทำนายภาวะโรคซึมเศร้าจากรูปภาพในอินสตราแกรม (Instagram) โดยใช้ขั้นตอนวิธีการวิเคราะห์การถดถอยโลจิสติแบบเบย์ (Bayesian Logistic Regression) โดยมีค่าประสิทธิภาพโดยรวมอยู่ที่ร้อยละ 61 และงานวิจัยของ Hina Tufail และคณะ [10] ได้พัฒนาการตรวจจับภาวะซึมเศร้าด้วยเทคนิคเครือข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน ซึ่งมีค่าความถูกต้องร้อยละ 64 ในขณะที่งานวิจัยของ Stankevich Maxim และคณะ [16] มุ่งเน้นไปที่การตรวจจับภาวะซึมเศร้าโดยการวิเคราะห์รูปภาพที่เกี่ยวข้องกับผู้ใช้เครือข่ายสังคมออนไลน์ Vkontakte ผลการวิจัยพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Perceptron) ให้ค่าประสิทธิภาพโดยรวมอยู่ที่ร้อยละ 65.54 แสดงให้เห็นว่าการใช้เทคนิคที่แตกต่างกันข้อมูลนำเข้าที่แตกต่างกัน ให้ผลลัพธ์ และประสิทธิภาพในการจำแนกที่แตกต่างกัน ดังนั้นในงานวิจัยที่ใช้ข้อมูลรูปภาพจากเครือข่ายสังคมออนไลน์คือ Twitter (X) และใช้แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน ซึ่งเหมาะสมกับข้อมูลในลักษณะรูปภาพมากที่สุด นอกจากนั้นแล้วการกำหนดรอบการเรียนรู้ (Epoch) ยังมีส่วนสำคัญในการเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลอง ดังนั้นเทคนิคที่นำเสนอจึงเหมาะสมที่สุดกับข้อมูลที่ใช้ในการทดลองในงานวิจัยนี้ และข้อมูลนำเข้าเทคนิคการสร้างแบบจำลอง และการปรับแต่งแบบจำลองยังส่งผลต่อผลลัพธ์ของแบบจำลองซึ่งแสดงให้เห็นว่ารูปภาพในเครือข่ายสังคมออนไลน์มีผลต่อภาวะซึมเศร้าอย่างมีนัยสำคัญ

5. สรุป

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ภาวะซึมเศร้าจากรูปภาพในเครือข่ายสังคมออนไลน์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องคือเทคนิคเครือข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน โดใช้ข้อมูลรูปภาพทั้งหมด 1,131 รูป แบ่งเป็น 4 กลุ่ม คือ รูปภาพของผู้ที่มีภาวะซึมเศร้าระดับน้อย (Level 1) จำนวน 525 รูป รูปภาพของผู้ที่มีภาวะซึมเศร้าระดับปานกลาง (Level 2) จำนวน 134 รูป และรูปภาพของผู้ที่มีภาวะซึมเศร้าระดับรุนแรง (Level 3) จำนวน 69 รูป ผลการทดลองพบว่าแบบจำลองที่พัฒนาขึ้น โดยกำหนดรอบการเรียนรู้ (Epochs) เป็น 10 50 100 150 200 ตามลำดับ แบ่งข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลอง ประกอบด้วยชุดข้อมูลเรียนรู้ (Training Set) 80% และชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Set) 20% พบว่ารอบการเรียนรู้ที่ 150 (Epoch 150) มีประสิทธิภาพสูงสุด โดยมีค่าความถูกต้อง (Accuracy) อยู่ที่ร้อยละ 81.16 และมีค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F1-Score) อยู่ที่ร้อยละ 81.02

งานวิจัยในอนาคตอาจเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยการเก็บรวบรวมข้อมูลให้เพิ่มมากขึ้น และสร้างแบบจำลองโดยใช้เทคนิคอื่น ๆ เพิ่มเติม และนำผลลัพธ์ที่ได้ไปพัฒนาระบบสำหรับพยากรณ์ภาวะซึมเศร้าจากรูปภาพในเครือข่ายสังคมออนไลน์ต่อไป

6. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับเงินอุดหนุนการวิจัยจากคณะบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลอีสาน

7. เอกสารอ้างอิง

[1] World Health Organization, *Depressive disorder (depression)*. Available Online at https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/depression/, accessed on 18 January 2024.

[2] Department of Mental Health, *Thailand, Report on Suicide Rates (per 100,000 Population)*. Available

Online at https://suicide.dmh.go.th/report/suicide/stat_prov.asp, accessed on 5 December 2023.

[3] K. Phanichsirim and B. Tuntasood. "Social media addiction and attention deficit and hyperactivity symptoms in high school students in Bangkok." *Journal of the Psychiatric Association of Thailand,* Vol. 61, No. 3, pp. 191, 2016.

[4] P. Kumsawat. *Super-resolution Image Reconstruction for CCTV System (Research Report).* Nakhon Ratchasima: Suranaree University of Technology. 2019.

[5] L. Alzubaidi, J. Zhang, A.J. Humaidi, A. Al-Dujaili, Y. Duan, O. Al-Shamma, J. Santamaría, M.A. Fadhel, M. Al-Amidie, and L. Farhan. "Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions." *Journal of Big Data,* Vol. 8, No. 53, pp. 1 - 74, 2021.

[6] M. P. Miller and Y. Zhou. "A comparison of CNN models for small image datasets: LeNet-5, AlexNet, and beyond." *In Proceedings of the International Conference on Machine Learning and Image Processing (ICMLIP),* pp. 256 - 263, 2024.

[7] S. Thipsrirach, S. Kunhareang, and S. Suwanlee. "The Use of Deep Learning Technique in the Classification of Pradu Hang Dam Thai Native Chicken Images." *Rajabhat Agriculture Journal,* Vol. 22, No. 1, pp. 50 - 59, 2023.

[8] A. Singh, D. Dahiwade, and D. Mandem. "Prediction and Analysis of Multiple Diseases Using Machine Learning Techniques." *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering,* Vol. 12, No. 4, pp. 640 - 641, 2023.

[9] A.G. Reece and C.M. Danforth. "Instagram photos reveal predictive markers of depression." *European Physical Journal Data Science,* Vol. 6, No. 15, pp. 1 - 12, 2017.

[10] H. Tufail, S.M. Cheema, M. Ali, I.M. Pires, and N. M. Garcia. "Depression Detection with Convolutional Neural Networks: A Step Towards Improved Mental Health Care." *Procedia Computer Science,* Vol. 224, pp. 544 - 549, 2023.

[11] M. Aldarwish and H. Ahmad. "Predicting Depression Levels Using Social Media Posts." *In IEEE 13th International Symposium on Autonomous Decentralized System (ISADS),* Bangkok, Thailand, pp. 277 - 280, 2017.

[12] M. Choudhury, S. Counts, and E. Horvitz. "Social media as a measurement tool of depression in populations." *In Proceedings of the 5th Annual ACM Web Science Conference (WebSci '13),* New York, USA: ACM, pp. 47 - 56, 2013.

[13] P. Vateekul and T. Koomsubha. "A study of sentiment analysis using deep learning techniques on Thai Twitter data." *In Proceeding of 2016 13th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE),* pp. 1 - 6, 2016.

[14] K. Kroenke, R.L. Spitzer, and J.B. Williams. "The PHQ-9: validity of a brief depression severity measure." *Journal of General Internal Medicine,* Vol. 16, No. 9, pp. 606 - 613, 2001.

[15] K. La-orsirikul, P. Ratchaprapapornkul, and S. Kao-Iean. "Comparison of Efficiency for Imbalanced Data Classification via Simulation." *Information Technology Journal,* Vol. 20, No. 1, pp. 1 - 11, 2024.

[16] S. Maxim, N. Ignatiev, and I. Smirnov. "Predicting Depression with Social Media Images." *In Proceedings of the 9th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods (ICPRAM 2020),* pp. 235 - 240, 2020.