

แบบจำลองปัญญาประดิษฐ์สำหรับประเมินผลพัฒนาการผ่านภาพวาดของเด็กปฐมวัย

ระดับชั้น อนุบาล 1-3 : การพัฒนาและการตรวจสอบความถูกต้องเชิงข้อมูล

Artificial Intelligence Model for Assessing Early Childhood Development
Through Children's Drawings in Kindergarten Levels 1–3 : Model Development
And Validation Study

เอกราช ศรีสุรักษ์*, สุปัตตนวรี ทิพย์เจริญ

Ekkaratch Sreesurak*, Supattanawaree Thipcharoen

สาขาวิทยาการข้อมูลและนวัตกรรมดิจิทัล

คณะนวัตกรรม เทคโนโลยี และการสร้างสรรค์ มหาวิทยาลัยฟาร์อีสเทอร์น

120 ถนนมหิดล อำเภอเมือง จังหวัดเชียงใหม่ 50100 ประเทศไทย

Department of Data Science and Digital Innovation,

Faculty of Innovation Technology and Creativity, The Far Eastern University

120 Mahidol Road, Muang District, Chiang Mai, 50100, Thailand

รับบทความ: 21 สิงหาคม 2568

ปรับปรุงบทความ: 24 ธันวาคม 2568

ตอบรับตีพิมพ์บทความ: 4 มีนาคม 2569

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ 1) พัฒนาแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ที่สามารถจำแนกประเภทภาพวาดของเด็กปฐมวัยระดับอนุบาล 1–3 ตามโจทย์มาตรฐาน และ 2) ทดสอบความแม่นยำของแบบจำลองและประเมินความเป็นไปได้ในการประยุกต์ใช้ในระบบเว็บเพื่อการติดตามพัฒนาการเด็กปฐมวัย งานวิจัยนี้เป็นการวิจัยเชิงประยุกต์ กลุ่มตัวอย่างประกอบด้วยภาพวาดจากเด็กปฐมวัยจำนวน 150 คน ซึ่งดำเนินกิจกรรมวาดภาพตามโจทย์มาตรฐาน 5 ประเภท ได้แก่ เส้นตรง เส้นโค้งต่อเนื่อง วงกลม สีเหลี่ยม และสามเหลี่ยม โดยใช้คู่มือการประเมินสำหรับครูปฐมวัยเป็นเกณฑ์อ้างอิง เครื่องมือวิจัยประกอบด้วยแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์สถาปัตยกรรม EfficientNetV2-S ร่วมกับเทคนิค Data Augmentation โดยใช้ CrossEntropyLoss และ Adam Optimizer ในกระบวนการเรียนรู้ ผลการวิจัยพบว่า แบบจำลองสามารถจำแนกภาพวาดของเด็กปฐมวัยออกเป็น 3 ระดับ ได้แก่ เก่ง ปานกลาง และอ่อน โดยให้ค่าความแม่นยำรวม (Accuracy) เท่ากับ 0.61 ค่าความเที่ยงตรง (Precision) เท่ากับ 0.58 ค่าความครอบคลุม (Recall) เท่ากับ 0.61 และค่า F1-score

* ผู้ประพันธ์บรรณกิจ

อีเมล: 6590061006@feu.edu

เท่ากับ 0.59 ขณะที่ค่า Loss ในขั้นตรวจสอบความถูกต้องอยู่ในช่วง 0.83–1.04 นอกจากนี้ แบบจำลองยังแสดงศักยภาพในการนำไปประยุกต์ใช้ในระบบเว็บเพื่อช่วยครูติดตามพัฒนาการเด็กอย่างต่อเนื่อง ลดความคลาดเคลื่อนจากการประเมินเชิงอัตวิสัย และสนับสนุนการออกแบบกิจกรรมส่งเสริมพัฒนาการอย่างเป็นระบบ

คำสำคัญ

ปัญญาประดิษฐ์, การมองเห็นของเครื่อง, การเรียนรู้เชิงลึก, ภาพวาดเด็กปฐมวัย, การประเมินพัฒนาการ, ระบบเว็บ

Received: August 21, 2025

Revised: December 24, 2025

Accepted: March 4, 2026

Abstract

This study aimed (1) to develop an artificial intelligence (AI) model for classifying preschool children's drawings from kindergarten levels 1–3 based on standardized tasks, and (2) to evaluate the model's performance and feasibility for integration into a web-based early childhood development monitoring system. This applied research involved a purposive sample of 150 preschool children who completed five standardized drawing tasks, including straight lines, continuous curves, circles, squares, and triangles, following the official preschool teacher assessment manual. The research instruments included an EfficientNetV2-S-based AI model with data augmentation techniques, trained using CrossEntropyLoss and the Adam optimizer. The results indicated that the proposed model successfully classified children's drawings into three developmental levels—advanced, intermediate, and beginner—with an overall accuracy of 0.61, precision of 0.58, recall of 0.61, and an F1-score of 0.59, while the validation loss ranged between 0.83 and 1.04 throughout the training process. Furthermore, the model demonstrated strong potential for deployment in web-based systems to support continuous developmental monitoring, reduce subjective assessment bias, and facilitate systematic planning of developmentally appropriate learning activities.

Keywords

Artificial Intelligence, Computer Vision, Deep Learning, Preschool Children's Drawings, Developmental Assessment, Web-based System

บทนำ (Introduction)

การประเมินพัฒนาการเด็กปฐมวัยเป็นรากฐานสำคัญของการสร้างสังคมคุณภาพในอนาคต เนื่องจากการพัฒนาในช่วงอายุ 3–6 ปี เป็นช่วงเวลาทองที่สมองและระบบประสาทของเด็กเติบโตอย่างรวดเร็ว และเป็นช่วงที่วางโครงสร้างความสามารถด้านสติปัญญา อารมณ์ และสังคม ซึ่งส่งผลต่อการเรียนรู้และการดำรงชีวิตในระยะยาว (Puckett & Black, 2020, 45–68; Vygotsky, 1978, 32–34) จากมุมมองเชิงสังคม เด็กที่ได้รับการประเมินและสนับสนุนพัฒนาการอย่างถูกต้องและต่อเนื่องตั้งแต่ระยะเริ่มต้น มีแนวโน้มที่จะเติบโตเป็นทรัพยากรมนุษย์ที่มีคุณภาพ มีศักยภาพด้านความคิดสร้างสรรค์ การปรับตัว และการมีส่วนร่วมทางเศรษฐกิจและสังคมของประเทศในอนาคต

การวาดภาพและการขีดเขียนเป็นกิจกรรมสำคัญที่สะท้อนพัฒนาการเด็กปฐมวัย ทั้งด้านกล้ามเนื้อเล็ก การประสานมือ-ตา การคิดเชิงสัญลักษณ์ ความคิดสร้างสรรค์ และการแก้ปัญหา (Chen et al., 2021, 3–4) จึงถูกใช้เป็นเครื่องมือประเมินในระดับห้องเรียนและเชิงนโยบาย อย่างไรก็ตาม การประเมินแบบดั้งเดิมที่พึ่งพาการสังเกตของครูยังมีข้อจำกัดด้านความสม่ำเสมอ เวลา และอคติของผู้ประเมิน (Reinhart et al., 2024, 4–7) ซึ่งอาจนำไปสู่ความล่าช้าในการช่วยเหลือและความเหลื่อมล้ำทางการศึกษา ด้วยเหตุนี้ งานวิจัยระยะหลังจึงประยุกต์ใช้ AI และ Computer Vision เพื่อเพิ่มความเป็นมาตรฐาน ความแม่นยำ และความเร็วในการประเมินจากภาพวาด ลวดลาย และร่องรอยการใช้งานขนาดใหญ่ (Nguyen & Chen, 2023, 12875–12878; Liu et al., 2023, 11590–11592) รวมถึงการใช้โมเดลเชิงลึกแบบผสมผสานเพื่อวิเคราะห์คุณลักษณะเชิงสุนทรียะอย่างเป็นระบบ (Zhang et al., 2024) และการพัฒนาระบบอัตโนมัติที่ให้ผลลัพธ์สม่ำเสมอในบริบทการศึกษา (Wang et al., 2025)

ในบริบทของประเทศไทย การประเมินพัฒนาการเด็กปฐมวัยมักใช้กิจกรรมพื้นฐาน เช่น การวาดเส้นตรง เส้นโค้ง วงกลม สีเหลี่ยม และสามเหลี่ยม ซึ่งเป็นกิจกรรมที่มีศักยภาพสูงในการสะท้อนทักษะด้านกล้ามเนื้อเล็กและการรับรู้เชิงพื้นที่ หากบูรณาการเทคโนโลยี AI เข้ากับกระบวนการดังกล่าว ไม่เพียงแต่จะช่วยลดภาระงานของครูและเพิ่มความเร็วในการประเมิน แต่ยังเปิดโอกาสให้ผู้ปกครองและหน่วยงานภาครัฐสามารถเข้าถึงข้อมูลพัฒนาการของเด็กได้อย่างเป็นระบบและใกล้เคียงเวลาจริง (Shen et al., 2023, 3–5; Ye et al., 2018, 896–898)

อย่างไรก็ตาม จากการทบทวนวรรณกรรมพบว่า งานวิจัยส่วนใหญ่ในระดับนานาชาติมักมุ่งเน้นการประเมินงานศิลปะหรือการรับรู้เชิงสุนทรียะของผู้เรียนในภาพรวม หรือใช้ชุดข้อมูลที่ไม่ได้สะท้อนบริบทของเด็กปฐมวัยในประเทศไทยโดยตรง อีกทั้งยังมียานวิจัยจำนวนจำกัดที่พัฒนาแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์เพื่อประเมินภาพวาดของเด็กปฐมวัยไทยโดยเฉพาะ และเชื่อมโยงผลการประเมินกับการใช้งานจริงในรูปแบบแพลตฟอร์มเว็บเบสอย่างเป็นระบบ ช่องว่างดังกล่าวสะท้อนถึงช่องว่างงานวิจัยที่สำคัญในการพัฒนาเครื่องมือประเมินพัฒนาการเด็กปฐมวัยที่มีความเหมาะสมกับบริบททางวัฒนธรรมและการศึกษาของประเทศไทย

ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นการพัฒนาแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์สำหรับการประเมินผลภาพวาดของเด็กปฐมวัยระดับอนุบาล 1–3 โดยใช้ EfficientNetV2-S ร่วมกับเทคนิค Data Augmentation เพื่อเพิ่มความ

หลากหลายของข้อมูล พร้อมทั้งทดสอบความแม่นยำและความเป็นไปได้ของการใช้งานจริงบนแพลตฟอร์มเว็บเบส (Dosovitskiy et al., 2021, 1–22; He et al., 2016, 770–778; Sandler et al., 2018, 4510–4515) ผลลัพธ์ของงานวิจัยนี้คาดว่าจะช่วยยกระดับกระบวนการประเมินพัฒนาการเด็กปฐมวัยให้มีความเป็นมาตรฐาน ลดความเหลื่อมล้ำทางการศึกษา และสนับสนุนการพัฒนาเด็กไทยอย่างยั่งยืนในระยะยาว

วัตถุประสงค์ (Research Objectives)

1. เพื่อพัฒนาและทดสอบความแม่นยำแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ ที่สามารถจำแนกประเภทภาพวาดของเด็กอนุบาล 1-3 ตามโจทย์มาตรฐาน
2. เพื่อนำแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ ไปทดลองใช้ในรูปแบบระบบเว็บเบสและประเมินความเป็นไปได้ในการประยุกต์ใช้

ทบทวนวรรณกรรม (Literature Reviews)

1. การพัฒนาการเด็กปฐมวัย

การประเมินพัฒนาการเด็กปฐมวัยมีความสำคัญต่อการติดตามความก้าวหน้าและการจัดการเรียนการสอนที่เหมาะสม โดยกิจกรรมการวาดภาพสามารถสะท้อนทักษะกล้ามเนื้อมัดเล็ก การประสานมือ-ตา และการรับรู้เชิงมิติได้อย่างชัดเจน (Puckett & Black, 2020, 45–68; Vygotsky, 1978, 32–34) งานวิจัยสากล เช่น Reinhart et al. (2024, 4–7) และ Shen et al. (2023, 3–5) ชี้ว่า การใช้เทคโนโลยี AI และฐานข้อมูลภาพหลายมุมช่วยเพิ่มความแม่นยำและมาตรฐานการประเมิน สอดคล้องกับแนวทางในประเทศไทยที่ใช้การวาดเส้นและรูปทรงพื้นฐานเพื่อสะท้อนพัฒนาการตามวัย อย่างไรก็ตาม การประเมินในโรงเรียนไทยยังพึ่งพาการสังเกตของครูเป็นหลัก ซึ่งอาจทำให้ผลการประเมินขาดความสม่ำเสมอ

2. ปัญญาประดิษฐ์และ Computer Vision

ปัญญาประดิษฐ์ (AI) และเทคโนโลยี Computer Vision มีบทบาทสำคัญในการยกระดับมาตรฐานการประเมินพัฒนาการเด็ก โดยช่วยลดความลำเอียงจากการประเมินด้วยสายตาและเพิ่มความแม่นยำในการวิเคราะห์ภาพวาด (Dosovitskiy et al., 2021, 1–22; Ye et al., 2018, 896–898) งานของ de Belen, Bednarz, Sowmya และ Del Favero (2020, 333–336) แสดงศักยภาพในการศึกษาพฤติกรรมเด็กออทิสติก ขณะที่ Liu et al., (2023, 11589–11592) พัฒนาระบบที่ช่วยให้ครูและผู้ปกครองเข้าถึงข้อมูลเชิงลึกได้สะดวกขึ้น แนวทางวิจัยนี้สอดคล้องกับการใช้โครงสร้างเชิงลึกแบบผสมผสานระหว่าง convolutional neural networks และ transformer models เพื่อลดอคติจากผู้ประเมิน (Zhang et al., 2024) อย่างไรก็ตาม งานส่วนใหญ่ยังเน้นการวิเคราะห์พฤติกรรมเฉพาะกลุ่ม และขาดการประยุกต์ใช้กับการประเมินภาพวาดตามเกณฑ์มาตรฐานปฐมวัยในบริบทประเทศไทย แม้งานวิจัยล่าสุดเริ่มใช้ AI และการประมวลผลภาพเพื่อเพิ่มความสม่ำเสมอและลดอัตวิสัยในการประเมิน (Wang et al., 2025)

3. การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) สำหรับการประเมินสภาพแวดล้อม

งานวิจัยจำนวนมากยืนยันศักยภาพของ Deep Learning ในการจำแนกและวิเคราะห์ภาพแวดล้อม โดย He et al. (2016, 770–778) พัฒนา ResNet ด้วยโครงสร้าง residual blocks เพื่อลดปัญหาประสิทธิภาพเมื่อโครงข่ายลึกขึ้น ขณะที่ Dosovitskiy et al. (2021, 1–22) เสนอ Vision Transformer (ViT) ที่ใช้ self-attention เพื่อวิเคราะห์บริบทของภาพทั้งภาพ และ Sandler et al. (2018, 4510–4515) พัฒนา MobileNetV2 ซึ่งมีประสิทธิภาพสูงและน้ำหนักเบา เหมาะกับอุปกรณ์พกพา นอกจากนี้ Feng et al. (2024, 2–5) ใช้ Graph Convolutional Networks ทำนายพัฒนาการด้านการเคลื่อนไหว ส่วน Mishra et al. (2023, 48–52) ใช้ Deep Learning วิเคราะห์ลายมือเด็กจากคุณลักษณะของเส้นเพื่อประเมินกล้ามเนื้อมัดเล็กและคัดกรองความเสี่ยงผลงานเหล่านี้สะท้อนว่าโมเดลในกลุ่ม CNNs และ Transformers ช่วยเพิ่มความแม่นยำและความเป็นระบบในการประเมินพัฒนาการเด็ก อย่างไรก็ตาม ยังมีข้อจำกัดด้านการใช้กับชุดข้อมูลขนาดเล็กและลักษณะเฉพาะของภาพแวดล้อมที่ซับซ้อน งานวิจัยนี้จึงมุ่งเลือกสถาปัตยกรรมที่สมดุลระหว่างความแม่นยำและความเหมาะสมต่อการใช้งานจริง

4. การพัฒนาระบบเว็บเบส (Web-based) และการประเมินประสิทธิภาพโมเดล

การประยุกต์ใช้แบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ในบริบทจริงต้องคำนึงถึงทั้งความแม่นยำทางสถิติและความเป็นไปได้ในการใช้งานผ่านระบบเว็บเบส โดย Chen, Xu, และ Zhang (2021, 3–6) พัฒนาระบบเว็บที่ใช้ Deep Learning ประเมินลายมือเด็กและสามารถใช้งานในสถานศึกษาได้ แม้มีข้อจำกัดด้านทรัพยากรการประมวลผล ขณะที่ Reinhart et al. (2024, 4–8) ชี้ว่าความสำเร็จของการใช้ AI ในการติดตามพัฒนาการเด็กขึ้นอยู่กับความสะดวกในการเข้าถึงและความปลอดภัยของข้อมูล งานด้านพัฒนาการเด็กปฐมวัยมุ่งเน้นเกณฑ์และเทคนิคการประเมินที่เหมาะสม งานด้าน AI และ Computer Vision เน้นเพิ่มความแม่นยำและลดอคติ งานด้าน Deep Learning แสดงศักยภาพในการจำแนกรูปแบบที่ซับซ้อน และงานระบบเว็บเบสมุ่งสู่การใช้งานจริงอย่างยั่งยืน ดังนั้น การบูรณาการเทคโนโลยีเหล่านี้กับคู่มือมาตรฐานครูปฐมวัยจึงสามารถยกระดับความแม่นยำ ความรวดเร็ว และความต่อเนื่องในการติดตามพัฒนาการเด็กได้ อย่างไรก็ตาม ยังมีช่องว่างในการพัฒนาระบบ AI บนเว็บที่สอดคล้องกับบริบทการใช้งานจริงของครูปฐมวัยในประเทศไทยอย่างเป็นระบบ

จากการทบทวนวรรณกรรม พบว่า งานวิจัยที่ผ่านมาเน้นการประเมินพัฒนาการเด็กผ่านการเคลื่อนไหวหรือการเขียนเป็นหลัก และส่วนใหญ่ดำเนินการในบริบทต่างประเทศ ขณะที่การวิเคราะห์ภาพแวดล้อมเด็กปฐมวัยตามเกณฑ์มาตรฐานของครุฑไทยโดยใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ยังมีจำกัด อีกทั้งยังขาดการพัฒนาและทดสอบแบบจำลองที่สามารถนำไปใช้งานจริงผ่านระบบเว็บเบสเพื่อการติดตามพัฒนาการอย่างต่อเนื่อง งานวิจัยนี้จึงมุ่งพัฒนาและตรวจสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองดังกล่าวเพื่อลดช่องว่างดังกล่าว

วิธีการวิจัย (Research Methodology)

1. รูปแบบการวิจัย

การวิจัยนี้เป็นการวิจัยเชิงประยุกต์ (Applied Research) ที่มุ่งพัฒนาและประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ (AI) สำหรับการประเมินพัฒนาการเด็กปฐมวัยจากภาพวาด โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) และการประมวลผลภาพ (Image Processing) การวิจัยประกอบด้วยการเก็บข้อมูลเชิงปริมาณจากผลงานภาพวาดเด็กและการวิเคราะห์ด้วยแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ เพื่อจำแนกระดับพัฒนาการ

2. ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

ประชากรในกลุ่มวิจัยนี้ได้แก่ เด็กปฐมวัยในระดับอนุบาล 1-3 อายุระหว่าง 3-6 ปี จากโรงเรียนในเขตจังหวัดเชียงใหม่ที่ใช้หลักสูตรการศึกษาปฐมวัยแห่งชาติ ซึ่งกลุ่มตัวอย่างได้ทำการคัดเลือกกลุ่มตัวอย่างแบบเจาะจง (Purposive Sampling) จำนวน 150 คน แบ่งเป็นอนุบาล 1 จำนวน 50 คน อนุบาล 2 จำนวน 50 คน และอนุบาล 3 จำนวน 50 คน เพื่อให้ครอบคลุมช่วงวัยและระดับพัฒนาการที่แตกต่างกัน โดยการเก็บข้อมูลในครั้งนี้ได้คำนึงถึงการคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคลของเด็กปฐมวัยผ่านกระบวนการได้มาซึ่งข้อมูลร่วมกับการขอความอนุเคราะห์จากโรงเรียนกลุ่มตัวอย่าง เพื่อเก็บข้อมูลภาพวาดจากเด็กโดยครูอาสาสมัครวิจัยจะทำการจัดกิจกรรมให้เด็กวาดภาพตามเครื่องมือวิจัยออกแบบขึ้น โดยมีได้เปิดเผยข้อมูลส่วนตัวของเด็กปฐมวัยที่เป็นกลุ่มตัวอย่างแต่อย่างใดในทุกๆกระบวนการ กล่าวได้ว่าผู้วิจัยมิได้มีปฏิสัมพันธ์กับกลุ่มตัวอย่างโดยตรงเพื่อสิทธิเด็กที่ควรได้รับการพัฒนาเป็นสิ่งสำคัญสูงสุด (รายละเอียดตามเอกสารที่ ม พอ. 2108/019 และ ตัวอย่างภาพผลงานภาพวาดของเด็กจากครูที่เป็นอาสาสมัครวิจัย ดัง ภาพที่ 5: ตัวอย่างข้อมูลดิบ)

3. เครื่องมือวิจัย

3.1 แบบทดสอบการวาดภาพตามเกณฑ์มาตรฐาน (จากคู่มือประเมินรูปภาพสำหรับครูปฐมวัย ระดับอนุบาล 1-3) ซึ่งประกอบด้วยโจทย์ 5 ประเภท ได้แก่ การวาดเส้นตรง เส้นวงต่อเนื่อง วงกลม สี่เหลี่ยม และสามเหลี่ยม

3.2 อุปกรณ์บันทึกภาพ เช่น สแกนเนอร์และกล้องถ่ายภาพความละเอียดสูง

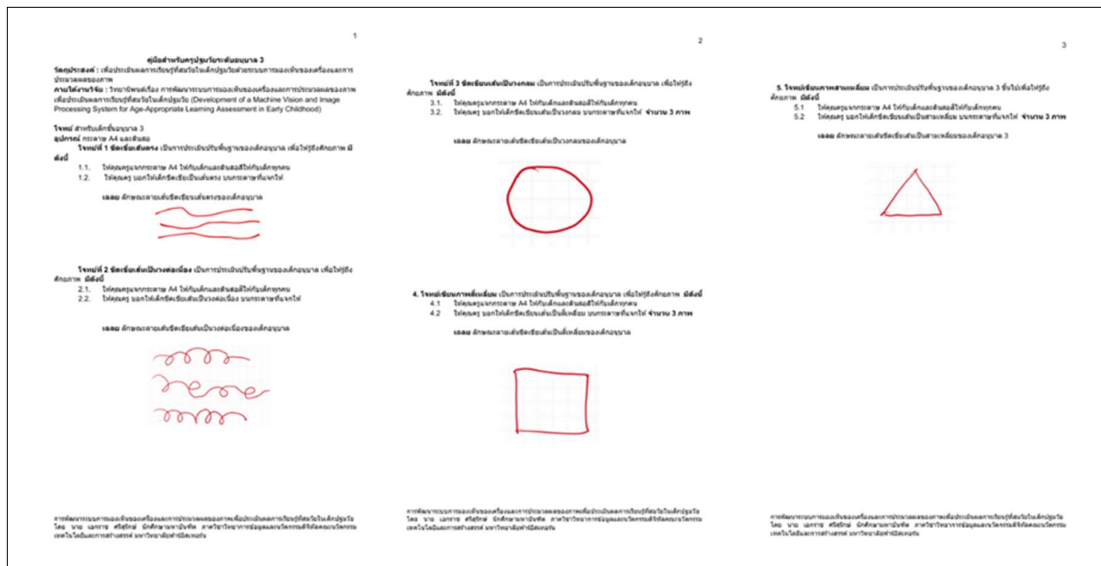
3.3 ระบบประมวลผลภาพและแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ ซึ่งพัฒนาโดยใช้สถาปัตยกรรม EfficientNetV2-S และ Vision Transformer สำหรับการจำแนกภาพ

3.4 โปรแกรมประเมินผลพัฒนาจำลองดำเนินการบนแพลตฟอร์ม Google Colaboratory T4 GPU ซึ่งสภาพแวดล้อมการประมวลผลแบบคลาวด์ที่รองรับการประมวลผลด้วยหน่วยประมวลผลกราฟิกโดยภาษา Python เวอร์ชัน 3.12.12 โดยใช้ไลบรารี TensorFlow เวอร์ชัน 2.19.0 ผ่าน Keras API เป็นเครื่องมือการฝึกและวิเคราะห์เชิงสถิติ ทั้งนี้เพื่อให้สามารถทำซ้ำผลการวิจัยได้และลดข้อจำกัดด้านทรัพยากรฮาร์ดแวร์ในสถานศึกษา

4. ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย

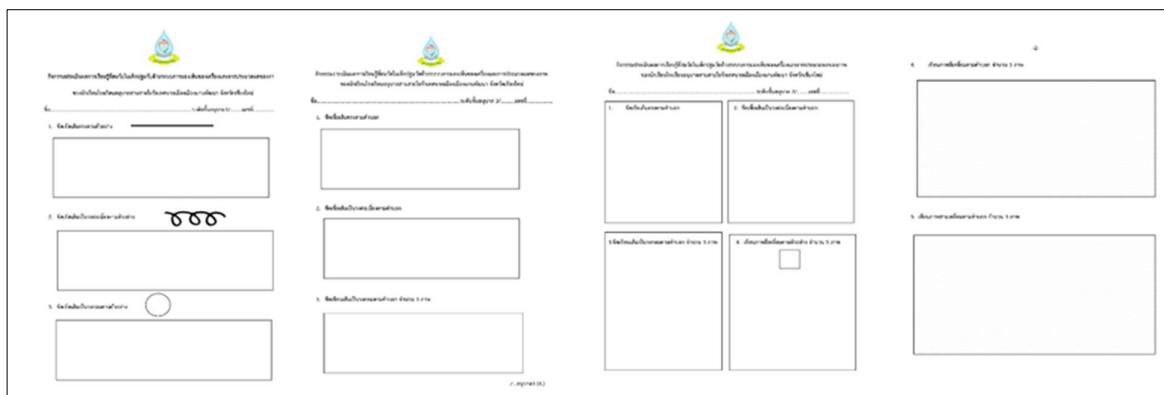
4.1 การเก็บข้อมูลภาพวาด เด็กในกลุ่มตัวอย่างจะได้รับโจทย์วาดภาพทั้ง 5 ประเภท ภายใต้เงื่อนไขมาตรฐาน ขนาดกระดาษ แบบทดสอบที่ใช้ และการให้โจทย์ได้ มีการศึกษาข้อมูลการประเมินร่วมกับคุณครู โรงเรียนอนุบาลสาสนายไยรักเทศบาลเมืองเมืองแกนพัฒนา และ ผู้เชี่ยวชาญเด็กปฐมวัยโดยได้รับตัวอย่างภาพจากระดับชั้นอนุบาล 1-3 จำนวน 150 คน จากภาพ 5 ประเภทได้แก่ เส้นตรง เส้นวนต่อเนื่อง วงกลม สี่เหลี่ยม และ สามเหลี่ยม รวมภาพทั้งหมดทั้งสิ้นแล้ว 600 ภาพ

1.1.1 ออกแบบคู่มือสำหรับครูปฐมวัยระดับอนุบาล 1 – 3



ภาพที่ 1: คู่มือครูระดับอนุบาล 1-3

1.1.2 ออกแบบโจทย์ทดสอบตามพัฒนาการเด็กปฐมวัยระดับอนุบาล 1 - 3



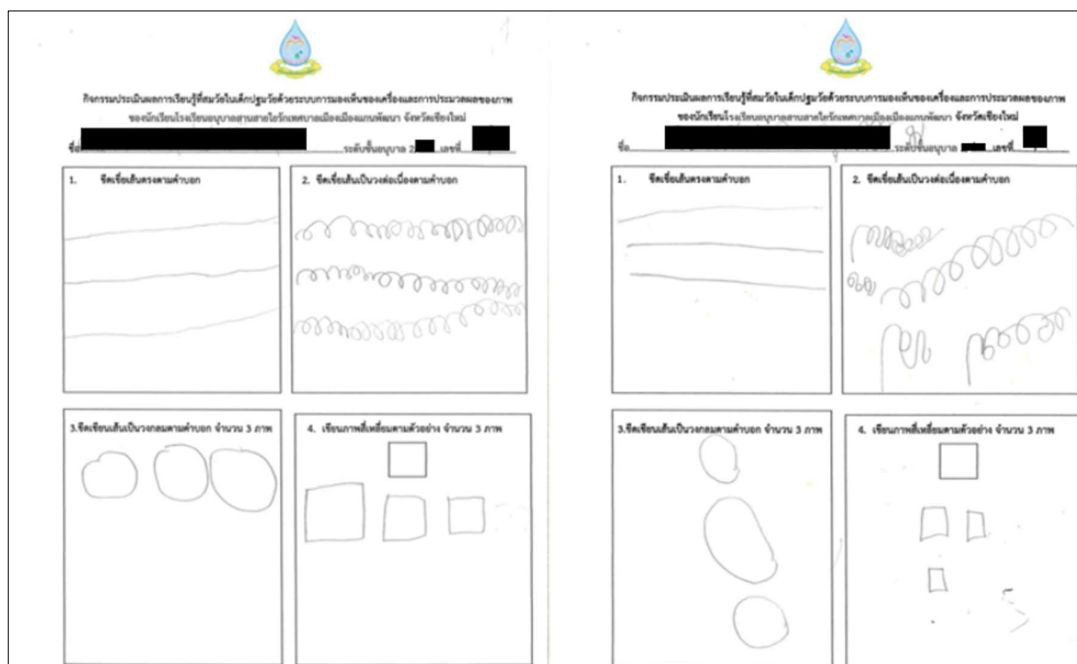
ภาพที่ 2: ชุดแบบทดสอบเพื่อเก็บข้อมูลภาพ

4.1 การบันทึกและเตรียมข้อมูล ผลงานภาพวาดจะถูกสแกนหรือถ่ายภาพด้วยความละเอียดไม่ต่ำกว่า 300 dpi ทั้งนี้ผู้สววิจัยได้ทำการปิดชื่อจากข้อมูลดิบก่อนส่งให้ผู้วิจัยดังกล่าวที่ 3 จากนั้นนำเข้าสู่

กระบวนการเตรียมข้อมูล (Data Preparation) ได้แก่ การครอบตัด (Cropping) ปรับขนาด (Resizing) การปรับแสงและคอนทราสต์ (Normalization) และการเพิ่มข้อมูลเสริม (Data Augmentation) เช่น การหมุนและการกลับด้าน

4.2 การติดป้ายข้อมูล (Labeling) ผลงานแต่ละชิ้นจะถูกประเมินโดยผู้เชี่ยวชาญด้านการศึกษาปฐมวัยอย่างน้อย 3 คน เพื่อจัดประเภทระดับพัฒนาการเป็น 3 ประเภท ได้แก่ “เก่ง” “ปานกลาง” และ “อ่อน” โดยจะนำผลการจำแนกที่ได้มาใช้เป็นฉลากข้อมูล (Ground Truth) ซึ่งผลการจำแนกได้นำส่งให้ผู้เชี่ยวชาญทางด้านเด็กปฐมวัยประเมินว่ากลุ่มที่จำแนกมานั้นกลุ่มใดคือ “เก่ง” “ปานกลาง” และ “อ่อน” เพื่อนำ label ที่ได้จากผู้เชี่ยวชาญมาใช้เป็น Classification ในการฝึก

4.3 การพัฒนาและฝึกแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ การวิจัยนี้แบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ส่วน ได้แก่ ชุดฝึก (Training set) 70% ชุดตรวจสอบ (Validation set) 15% และชุดทดสอบ (Test set) 15% โดยข้อมูลภาพจากระดับอนุบาล 1 จำนวน 150 แบ่งเป็น Training Set 105 ชุด Validation Set 22 ชุด Test set 23 ชุด ข้อมูลภาพจากระดับอนุบาล 2 จำนวน 200 แบ่งเป็น Training Set 140 ชุด Validation Set 30 ชุด Test set 30 ชุด ข้อมูลภาพจากระดับอนุบาล 3 จำนวน 250 แบ่งเป็น Training Set 175 ชุด Validation Set 37 ชุด Test set 38 ชุด จากนั้นฝึกแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ ด้วยสถาปัตยกรรม EfficientNetV2-S และ Vision Transformer (ViT) ซึ่งได้รับการพิสูจน์ประสิทธิภาพในงานด้านการประมวลผลภาพ (Image Processing) (He et al., 2016; Sandler et al., 2018; Dosovitskiy et al., 2021) โดยมีการปรับพารามิเตอร์ (Hyperparameter Tuning) เบื้องต้น ได้แก่ อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) กำหนดค่าเริ่มต้นที่ 0.0001 ขนาดกลุ่มข้อมูล (Batch Size) เท่ากับ 16 และจำนวนรอบการฝึก (Epochs) ถูกกำหนดไว้หลายช่วง ได้แก่ 10, 25, 50 และ 100 รอบ เพื่อศึกษาพฤติกรรมการเรียนรู้และความเสถียรของแบบจำลอง

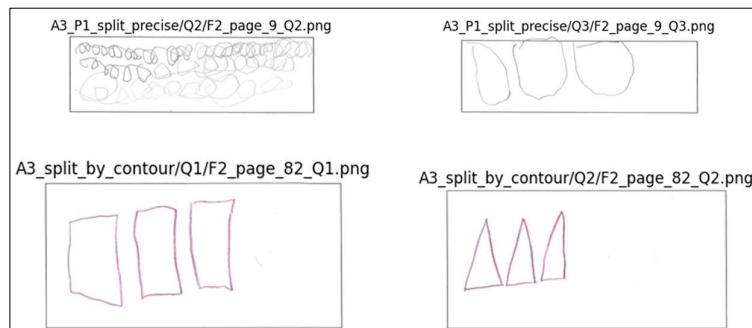


ภาพที่ 3: ตัวอย่างข้อมูลดิบ

ตัวอย่างข้อมูลดิบ แสดงตัวอย่างภาพวาดจริงของเด็กปฐมวัยที่ใช้เป็นข้อมูลตั้งต้นในการวิจัย โดยเป็นแบบฟอร์มกิจกรรมวาดภาพตามโจทย์มาตรฐาน ซึ่งเด็กแต่ละคนต้องวาดภาพตามคำสั่งที่กำหนดไว้ล่วงหน้า เพื่อสะท้อนพัฒนาการด้านกล้ามเนื้อเล็ก การประสานงานระหว่างมือและตา และการรับรู้เชิงรูปทรง

ในภาพประกอบด้วยตัวอย่างผลงานของเด็กมากกว่าหนึ่งคน โดยแต่ละแผ่นแบ่งออกเป็นช่องกิจกรรมหลัก ได้แก่ การวาดเส้นตรง การวาดเส้นวนต่อเนื่อง การวาดรูปทรงวงกลม การวาดรูปทรงเรขาคณิต

ลักษณะของเส้น ความต่อเนื่อง ความสม่ำเสมอ และความถูกต้องของรูปทรงในแต่ละช่อง แสดงให้เห็นความแตกต่างของระดับพัฒนาการระหว่างเด็กแต่ละคนอย่างชัดเจน ภาพข้อมูลดิบเหล่านี้ถูกนำไปผ่านกระบวนการเตรียมข้อมูล การตัดป้ายกำกับโดยผู้เชี่ยวชาญ และใช้เป็นข้อมูลสำหรับฝึกและประเมินแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ในการจำแนกพัฒนาการเด็กปฐมวัยในงานวิจัยนี้

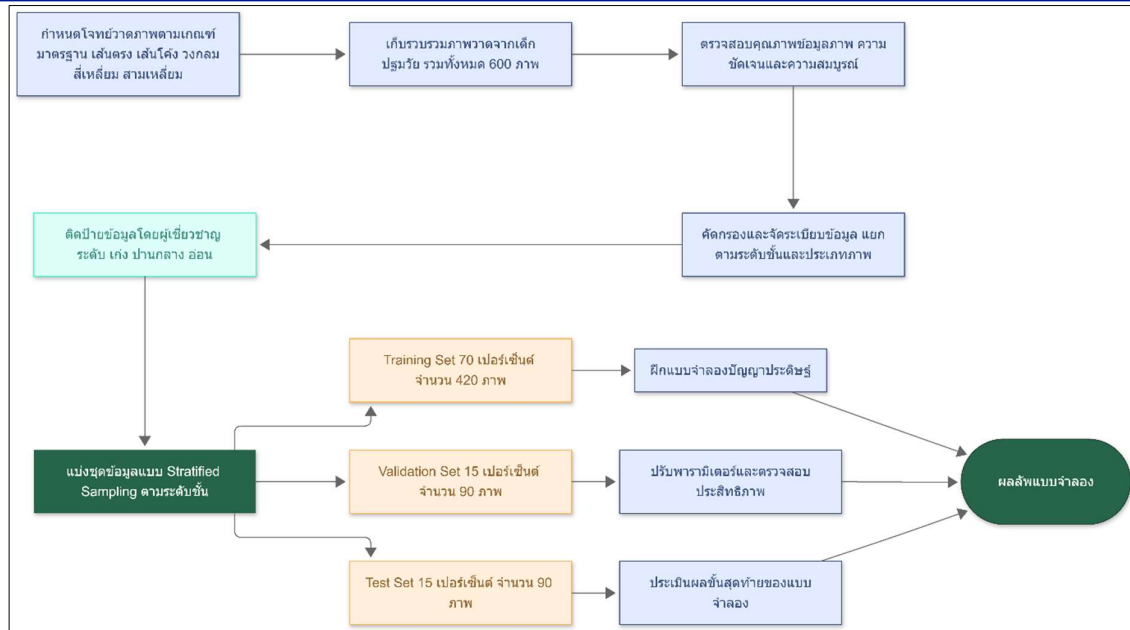


ภาพที่ 4: ตัวอย่างการเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

ตัวอย่างการเตรียมข้อมูล (Data Preparation) แสดงกระบวนการแปลงข้อมูลดิบจากแบบฟอร์มภาพวาดของเด็กปฐมวัยให้พร้อมสำหรับการนำไปฝึกแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ โดยเริ่มจากการ ตัดแยกภาพออกเป็นกรอบย่อย (cropping / segmentation) ตามตำแหน่งของกิจกรรมในแต่ละแบบฟอร์ม

จากภาพจะเห็นว่าต้นฉบับถูกแบ่งออกเป็นส่วนย่อยตามโจทย์การวาดแต่ละประเภท เช่น เส้นตรง เส้นโค้งต่อเนื่อง วงกลม และรูปทรงเรขาคณิต โดยใช้กระบวนการตรวจจับขอบเขตของลายเส้น (contour-based segmentation) เพื่อแยกเฉพาะบริเวณที่มีผลงานของเด็กออกจากพื้นหลังและส่วนที่ไม่เกี่ยวข้อง

ภาพย่อยที่ได้จากการตัดแยกนี้ช่วยลดสัญญาณรบกวน (noise) จากองค์ประกอบอื่นในแบบฟอร์ม เช่น กรอบกระดาษหรือข้อความ และทำให้ข้อมูลที่ป้อนเข้าสู่แบบจำลองมีความสม่ำเสมอในเชิงโครงสร้าง กระบวนการดังกล่าวเป็นขั้นตอนสำคัญของการเตรียมข้อมูลก่อนการฝึก (pre-training data preparation) ซึ่งช่วยให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้ลักษณะของเส้นและรูปทรงที่สะท้อนพัฒนาการเด็กได้อย่างมีประสิทธิภาพและแม่นยำมากยิ่งขึ้น



ภาพที่ 5: ขั้นตอนการจัดเก็บและแบ่งชุดข้อมูล

หลักการเลือกแบบจำลอง อ้างอิงจากการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง ผู้วิจัยได้เลือกใช้แบบจำลองในกลุ่มการจำแนกภาพด้วยการเรียนรู้เชิงลึก (Image Classification using Deep Learning) ได้แก่ EfficientNetV2-S และ Vision Transformer (ViT) เป็นแบบจำลองหลักในการพัฒนาและฝึกแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ในงานวิจัยนี้ ซึ่งมีศักยภาพด้านความแม่นยำและความเสถียรในการเรียนรู้เชิงลึกสามารถวิเคราะห์ภาพทั้งในระดับรายละเอียดของเส้นและโครงสร้างภาพโดยรวม อีกทั้งยังเหมาะสมต่อการประยุกต์ใช้ในบริบทจริงที่มีข้อจำกัดด้านทรัพยากร เช่น ระบบเว็บเบสในสถานศึกษา นอกจากนี้ งานวิจัยที่เกี่ยวข้องยังชี้ให้เห็นว่าโมเดลการเรียนรู้เชิงลึกสามารถสะท้อนระดับพัฒนาการของเด็กจากลักษณะของภาพวาดได้อย่างมีประสิทธิภาพ

4.4 การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ในการจำแนกภาพวาดเด็กปฐมวัยแบบหลายคลาส (Multi-class Classification) ใช้ตัวชี้วัดหลัก ได้แก่ Accuracy, Precision, Recall และ F1-score ร่วมกับ Confusion Matrix เพื่อสะท้อนทั้งความถูกต้องโดยรวม ความแม่นยำของการทำนายรายคลาส ความครอบคลุมของการตรวจจับ และความสมดุลของผลลัพธ์ในกรณีข้อมูลไม่สมดุล

4.4.1 ค่า Accuracy ใช้วัด ความถูกต้องโดยรวมของแบบจำลอง จากข้อมูลชุดทดสอบ

$$Accuracy = \frac{\sum_{i=1}^k TP_i}{N} \quad \text{-----} (1)$$

โดยที่

i = ลำดับของคลาสพัฒนาการ ที่แบบจำลองจำแนก

TP_i = จำนวนตัวอย่างที่โมเดลทำนายถูกต้องในคลาสที่ i

k = จำนวนคลาสทั้งหมด

N = จำนวนตัวอย่างทั้งหมดในชุดทดสอบ

4.4.2 ค่า Precision ใช้วัดความแม่นยำของการทำนาย

$$Precision_i = \frac{TP_i}{TP_i + FP_i} \quad \text{-----} (2)$$

โดยที่

TP_i = จำนวนตัวอย่างที่โมเดลทำนายเป็นคลาส i และถูกต้องจริง (True Positive)

FP_i = จำนวนตัวอย่างที่โมเดลทำนายผิดว่าเป็นคลาส i (False Positive)

ในการประเมินหลายคลาส (Multi-class Classification) คำนึงถึงวิธีวิจยแล้ว
สามารถคำนวณ Precision ได้ด้วย Weighted Precision ซึ่งมีวิธีการคำนวณดังสมการ 3 ดังนี้

$$Weighted\ Precision = \frac{\sum_{i=1}^k (n_i \times Precision_i)}{\sum_{i=1}^k n_i} \quad \text{-----} (3)$$

โดยที่

k = จำนวนคลาสทั้งหมด

n_i = จำนวนตัวอย่างในคลาสที่ i

$Precision_i$ = ค่า Precision ของคลาสที่ i

4.4.3 ค่า Recall ใช้วัด ความสามารถของโมเดลในการตรวจจับคลาสนั้นได้ครบถ้วน

$$Recall_i = \frac{TP_i}{TP_i + FN_i} \quad \text{-----} (4)$$

โดยที่

TP_i = จำนวนตัวอย่างที่โมเดลทำนายเป็นคลาส i และถูกต้องจริง (True Positive)

FN_i = จำนวนตัวอย่างที่โมเดลทำนายผิดว่าเป็นคลาส i (False Positive)

ในการประเมินหลายคลาส (Multi-class Classification) คำนึงถึงวิธีวิจยแล้ว
สามารถหาค่า Recall ได้ด้วย Weighted Recall ดังสมการ 5 ดังนี้

$$Weighted\ Recall = \frac{\sum_{i=1}^k (n_i \times Recall_i)}{\sum_{i=1}^k n_i} \quad \text{-----} (5)$$

โดยที่

k = จำนวนคลาสทั้งหมด

$Recall_i$ = ค่าการเรียกคืน (Recall) ของคลาสที่ i

n_i = จำนวนตัวอย่างจริง (support) ในคลาสที่ i

$\sum_{i=1}^k n_i$ = จำนวนตัวอย่างทั้งหมดในชุดข้อมูล

เป็นการถ่วงน้ำหนักตามจำนวนข้อมูลของแต่ละคลาส n_i เพื่อสะท้อนผลลัพธ์ตามสัดส่วนของข้อมูลจริง

ดังนั้น Recall จึงช่วยสะท้อนว่า โมเดลสามารถตรวจจับตัวอย่างที่เป็น “เส้นตรง” “วงกลม” หรือ “สี่เหลี่ยม” ได้ครบถ้วนเพียงใดเมื่อเทียบกับข้อมูลจริงทั้งหมดในคลาสนั้น ๆ ซึ่งเป็นตัวชี้วัดสำคัญในการประเมินความครอบคลุมของโมเดลในการวิเคราะห์พัฒนาการเด็ก

4.4.4 ค่า F1-score เป็นตัวชี้วัดที่ ผสาน Precision และ Recall เพื่อสะท้อนความสมดุลของการทำนาย โดยเหมาะกับข้อมูลที่มีความไม่สมดุล

$$F1\text{-score}_i = \frac{2 \times \text{Precision}_i \times \text{Recall}_i}{\text{Precision}_i + \text{Recall}_i} \quad \text{----- (6)}$$

โดยที่

Precision_i = ค่าความแม่นยำของคลาส i

Recall_i = ค่าการตรวจจับของคลาส i

ในการจำแนกหลายคลาส (Multi-class Classification) สามารถคำนึงถึงวิธีวิจัยแล้วสามารถหาค่า Recall ได้ด้วย Weighted Recall

$$\text{Weighted F1} = \frac{\sum_{i=1}^k (n_i \times F1\text{-score}_i)}{\sum_{i=1}^k n_i} \quad \text{----- (7)}$$

ในการจำแนกภาพวาดเด็กปฐมวัยซึ่งมีข้อมูลหลายคลาสและอาจมีจำนวนตัวอย่างไม่เท่ากัน การใช้ Accuracy ร่วมกับ Precision, Recall และ F1-score แบบถ่วงน้ำหนัก ช่วยให้การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองมีความครอบคลุม ถูกต้อง และสะท้อนการใช้งานจริงได้อย่างเหมาะสม

4.4.5 Confusion Matrix เป็นเครื่องมือที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการจำแนก โดยแสดงผลการทำนายของโมเดลเปรียบเทียบกับค่าความจริง (Ground Truth) ในรูปแบบตาราง ทำให้สามารถวิเคราะห์ได้ว่าโมเดลทำนายถูกต้องหรือผิดพลาดในแต่ละคลาสมากน้อยเพียงใด

ในการวิจัยนี้เป็นการจำแนกแบบหลายคลาส (Multi-class Classification) จำนวน 3 คลาส ได้แก่ เก่ง ปานกลาง และอ่อน ดังนั้น Confusion Matrix จะมีขนาดเป็น 3×3

ตารางที่ 1 โครงสร้าง ตาราง Confusion Matrix 3 คลาส

คลาสจริง \ คลาสที่ทำนาย	เก่ง (Predicted: Advanced)	ปานกลาง (Predicted: Intermediate)	อ่อน (Predicted: Beginner)
เก่ง (Actual: Advanced)	TP ₁	FN ₁₂	FN ₁₃
ปานกลาง (Actual: Intermediate)	FP ₂₁	TP ₂	FN ₂₃
อ่อน (Actual: Beginner)	FP ₃₁	FP ₃₂	TP ₃

โดย

TP₁ (True Positive ของคลาส “เก่ง”) หมายถึง จำนวนตัวอย่างภาพวาดของเด็กปฐมวัยที่มีระดับพัฒนาการจริงอยู่ในกลุ่ม “เก่ง (Advanced)” และแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์สามารถทำนายได้ถูกต้องว่าเป็นกลุ่ม “เก่ง”

TP₂ (True Positive ของคลาส “ปานกลาง”) หมายถึง จำนวนตัวอย่างภาพวาดของเด็กปฐมวัยที่มีระดับพัฒนาการจริงอยู่ในกลุ่ม “ปานกลาง (Intermediate)” และแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์สามารถทำนายได้ถูกต้องว่าเป็นกลุ่ม “ปานกลาง”

TP₃ (True Positive ของคลาส “อ่อน”) หมายถึง จำนวนตัวอย่างภาพวาดของเด็กปฐมวัยที่มีระดับพัฒนาการจริงอยู่ในกลุ่ม “อ่อน (Beginner)” และแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์สามารถทำนายได้ถูกต้องว่าเป็นกลุ่ม “อ่อน”

แถว (Rows) แทนคลาสจริง (Actual Class)

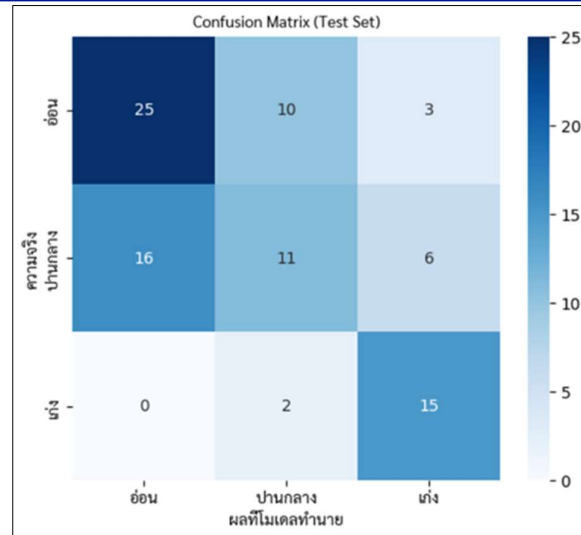
คอลัมน์ (Columns) แทนคลาสที่โมเดลทำนาย (Predicted Class)

ค่า TP_i (True Positive) คือจำนวนภาพที่โมเดลทำนายถูกต้องในคลาสที่ *i*

ค่านอกแนวทแยงมุม (เช่น FN, FP) แสดงความคลาดเคลื่อนของการทำนายระหว่างคลาสต่าง ๆ

ค่าบนแนวทแยงมุมของตาราง (Diagonal) แสดงจำนวนตัวอย่างที่โมเดลทำนายถูกต้องในแต่ละคลาส ขณะที่ค่านอกแนวทแยงมุมแสดงความคลาดเคลื่อนของการทำนายระหว่างคลาสต่าง ๆ เช่น การทำนายคลาส “ปานกลาง” เป็น “เก่ง” หรือ “อ่อน”

Confusion Matrix นี้ใช้สำหรับการจำแนกภาพวาดเด็กปฐมวัยออกเป็น 3 ระดับ ได้แก่ เก่ง ปานกลาง และอ่อน และถูกนำมาใช้ร่วมกับตัวชี้วัด Accuracy, Precision, Recall และ F1-score เพื่อประเมินสมรรถนะของแบบจำลองอย่างครอบคลุม

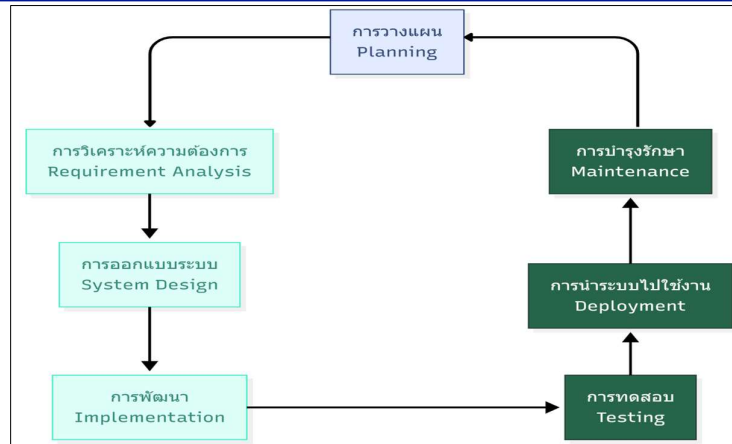


ภาพที่ 6: ขั้นตอนการประเมินประสิทธิภาพโมเดล

ขั้นตอนการประเมินประสิทธิภาพโมเดล แสดงผลลัพธ์การประเมินแบบจำลองด้วย Confusion Matrix บนชุดทดสอบ (Test Set) ซึ่งถูกสร้างขึ้นจากการรันแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ในสภาพแวดล้อมการพัฒนาเชิงการเรียนรู้ของเครื่อง

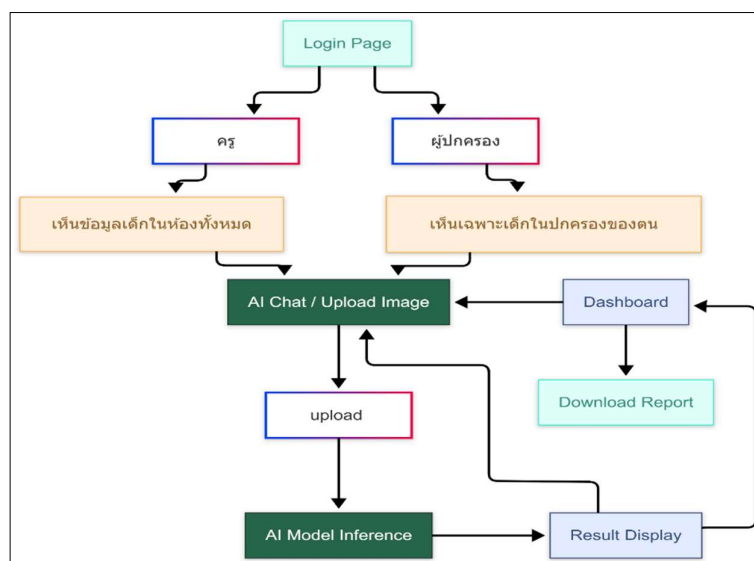
ในการวิจัยนี้ แบบจำลองถูกพัฒนาและฝึกด้วย ภาษา Python โดยใช้ไลบรารี TensorFlow (Keras API) สำหรับการสร้างและประเมินแบบจำลองการจำแนกหลายคลาส (3-class classification) และใช้เครื่องมือการวิเคราะห์ข้อมูลของ Python เช่น NumPy และ Matplotlib/Seaborn เพื่อดำเนินการคำนวณตัวชี้วัดและแสดงผล Confusion Matrix เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของโมเดลอย่างเป็นระบบ

4.5 การออกแบบและพัฒนาระบบเว็บเบสการพัฒนากระบวนการในงานวิจัยนี้ดำเนินการในรูปแบบ เว็บแอปพลิเคชันเพื่อเป็นเครื่องมือในการทดสอบการใช้งานแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์กับกลุ่มผู้มีส่วนเกี่ยวข้อง ได้แก่ ครูปฐมนิเทศและผู้ปกครอง โดยออกแบบระบบให้สามารถรองรับกระบวนการอัปโหลดภาพวาด การประมวลผลด้วยแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ และการแสดงผลการประเมินพัฒนาการเด็กในรูปแบบที่เข้าใจง่าย



ภาพที่ 7 : ภาพวงจรการพัฒนาระบบ

แนวคิด System Development Life Cycle (SDLC) ตามภาพวงจรเป็นกรอบการพัฒนาระบบแบบเป็นขั้นตอนและวนรอบ เริ่มจากการวางแผน (Planning) เพื่อกำหนดเป้าหมาย ขอบเขต และทรัพยากรของโครงการ จากนั้นดำเนินการวิเคราะห์ความต้องการ (Requirement Analysis) เพื่อรวบรวมความต้องการจากผู้มีส่วนเกี่ยวข้องและกำหนดฟังก์ชันที่จำเป็น นำไปสู่การออกแบบระบบ (System Design) ซึ่งครอบคลุมโครงสร้างระบบ การไหลของข้อมูล และการออกแบบส่วนติดต่อผู้ใช้ ต่อด้วยการพัฒนา (Implementation) เพื่อสร้างระบบตามแบบที่กำหนดไว้ เมื่อพัฒนาระบบแล้วจะเข้าสู่ขั้นการทดสอบ (Testing) เพื่อประเมินความถูกต้อง ประสิทธิภาพ และความเสถียรก่อนนำระบบไปใช้งานจริงในขั้นการนำระบบไปใช้งาน (Deployment) และสุดท้ายคือการบำรุงรักษา (Maintenance) เพื่อปรับปรุง แก้ไข และพัฒนาระบบอย่างต่อเนื่อง โดยขั้นตอนทั้งหมดเชื่อมโยงกันเป็นวงจรที่สามารถย้อนกลับไปวางแผนใหม่ได้ตามผลการใช้งานจริง ทำให้ระบบมีคุณภาพและตอบสนองความต้องการของผู้ใช้ได้อย่างยั่งยืน



ภาพที่ 8 : UX Wireframe

4.5.1 วิเคราะห์การออกแบบ Use Case และ UX/UI ของระบบ การออกแบบระบบเริ่มจากการกำหนด Use Case เพื่อแสดงบทบาทและการทำงานของใช้งานแต่ละกลุ่ม ได้แก่ ครูปฐมวัย ผู้ปกครอง Use Case หลักของระบบประกอบด้วย การเข้าสู่ระบบ (Login) การอัปโหลดภาพวาดเด็ก การประมวลผลภาพด้วยแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ การแสดงผลระดับพัฒนาการ และการดูผลย้อนหลังเพื่อใช้ในการติดตามพัฒนาการเด็กอย่างต่อเนื่อง

ในด้าน User Experience (UX) และ User Interface (UI) ระบบถูกออกแบบให้มีโครงสร้างหน้าจอที่เรียบง่าย ลดความซับซ้อนของขั้นตอนการใช้งาน และเน้นการสื่อสารผลลัพธ์ด้วยข้อความและองค์ประกอบภาพที่เข้าใจได้ง่าย เพื่อให้เหมาะสมกับผู้ใช้งานที่มีพื้นฐานด้านเทคโนโลยีแตกต่างกัน ภาพที่ 9 และภาพที่ 10 แสดงขั้นตอนการพัฒนาและโครงสร้างการทำงานในระบบเว็บเบสที่พัฒนาขึ้นเพื่อใช้ในการทดสอบกับกลุ่มผู้มีส่วนเกี่ยวข้อง โดยระบบส่วนติดต่อผู้ใช้พัฒนาด้วย Laravel Web Framework (PHP) ทำงานร่วมกับ FastAPI (Python) สำหรับการเรียกใช้งานแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ผ่าน RESTful API ขณะที่กระบวนการประมวลผลภาพและการทำนายผลใช้แบบจำลองที่พัฒนาด้วย TensorFlow/Keras ทั้งระบบถูกออกแบบและจัดการโครงสร้างการทำงานด้วยแนวคิดในการออกแบบระบบประเมินอัตโนมัติซึ่งในงานวิจัยนี้พัฒนาสอดคล้องกับแนวทางของงานวิจัยล่าสุดที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกในการวิเคราะห์งานวาดของเด็กเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่มีความสม่ำเสมอและลดอคติจากผู้ประเมิน (Wang et al., 2025)

4.5.2 การทดสอบระบบและการประเมินผลการใช้งาน ภายหลังการพัฒนาต้นแบบระบบ เว็บเบสระบบถูกนำไปทดสอบการใช้งานกับกลุ่มผู้มีส่วนเกี่ยวข้อง เพื่อประเมินความเหมาะสมของการออกแบบและการทำงานของระบบในภาพรวม การทดสอบครอบคลุมทั้งความถูกต้องของผลลัพธ์จากแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ ความสะดวกในการใช้งาน ความรวดเร็วในการประมวลผล และความเหมาะสมของระบบต่อการติดตามพัฒนาการเด็กปฐมวัย

ข้อมูลที่ได้จากการทดสอบระบบถูกนำมาวิเคราะห์เชิงพรรณนา เพื่อสะท้อนแนวโน้มการใช้งานและความคิดเห็นของผู้ใช้ และใช้ประกอบการอภิปรายผลการวิจัยในด้านการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ผ่านระบบเว็บเบสในบริบทการศึกษาปฐมวัย

จริยธรรมการวิจัย การดำเนินการวิจัยนี้คำนึงถึงหลักจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์และการคุ้มครองสิทธิเด็กเป็นสำคัญ โดยประชากรในกลุ่มวิจัยประกอบด้วยเด็กปฐมวัยระดับชั้นอนุบาล 1-3 อายุระหว่าง 3-6 ปี จากโรงเรียนในเขตจังหวัดเชียงใหม่ที่ใช้หลักสูตรการศึกษาปฐมวัยแห่งชาติ กลุ่มตัวอย่างได้รับการคัดเลือกแบบเจาะจง (Purposive Sampling) จำนวนทั้งสิ้น 150 คน แบ่งเป็นอนุบาล 1 จำนวน 50 คน อนุบาล 2 จำนวน 50 คน และอนุบาล 3 จำนวน 50 คน เพื่อให้ครอบคลุมช่วงวัยและระดับพัฒนาการที่แตกต่างกัน

การเก็บข้อมูลดำเนินการภายใต้ความยินยอมของผู้ปกครองและความร่วมมือจากสถานศึกษา โดยผู้วิจัยได้ขอความอนุเคราะห์จากโรงเรียนกลุ่มตัวอย่างในการจัดกิจกรรมวาดภาพตามเครื่องมือวิจัยที่ออกแบบ

ขึ้น ซึ่งดำเนินการโดยครูอาสาสมัครวิจัยภายในสถานศึกษา ทั้งนี้ ผู้วิจัยมิได้มีปฏิสัมพันธ์กับเด็กปฐมวัยโดยตรงในทุกขั้นตอนของการเก็บข้อมูล เพื่อคำนึงถึงสิทธิและความปลอดภัยของเด็กเป็นสำคัญ

ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยเป็นข้อมูลภาพวาดของเด็กโดยไม่ปรากฏข้อมูลระบุตัวตน (Non-identifiable Data) และไม่มีการจัดเก็บข้อมูลส่วนบุคคล เช่น ชื่อ-นามสกุล หรือข้อมูลที่สามารถเชื่อมโยงกลับไปยังตัวเด็กหรือครอบครัวได้ การจัดเก็บและการใช้ข้อมูลเป็นไปเพื่อวัตถุประสงค์ทางการวิจัยเท่านั้น และปฏิบัติตามหลักการคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคลตามพระราชบัญญัติคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล PDPA

รายละเอียดกระบวนการเก็บข้อมูลและตัวอย่างผลงานภาพวาดของเด็กที่ใช้เป็นข้อมูลดิบในการวิจัยแสดงไว้ในเอกสารประกอบการวิจัยและภาพที่ 5 ตัวอย่างข้อมูลดิบ

ผลการวิจัย (Results)

การวิจัยครั้งนี้มุ่งเน้นการพัฒนาและประเมินประสิทธิภาพของระบบการมองเห็นของเครื่องและการประมวลผลภาพ เพื่อประเมินผลการเรียนรู้ที่สมวัยในเด็กปฐมวัยระดับอนุบาล 1–3 ผ่านการทดสอบแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ (AI) บนโจทย์การวาดเส้นและรูปทรงเรขาคณิตตามคู่มือประเมินพัฒนาการเด็กปฐมวัยของกระทรวงศึกษาธิการ โดยผลการวิจัยสามารถแสดงตามวัตถุประสงค์ได้ดังนี้

1. ผลการพัฒนาแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์และทดสอบความแม่นยำของแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ที่สามารถจำแนกประเภทภาพวาดของเด็กอนุบาล 1-3 ตามโจทย์มาตรฐาน

1.1 ประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง

โมเดล EfficientNetV2-S ที่ปรับแต่งด้วยข้อมูลภาพวาดของเด็กทั้งสามระดับชั้น ได้รับการฝึกโดยใช้ชุดข้อมูลแบ่งเป็น Training set, Validation set และ Test set ผลการประเมินในขั้นทดสอบแสดงให้เห็นว่า โมเดลสามารถจำแนกภาพวาดออกเป็น 3 ประเภท “เก้ง”, “ปานกลาง” และ “อ่อน” ได้อย่างแม่นยำ โดยค่าความแม่นยำ (Accuracy) บนชุดทดสอบอยู่ที่ 61% และมีค่า Loss บนชุดทดสอบ (Validation Loss) อยู่ในช่วง 0.83–1.04 ตลอดกระบวนการฝึก

โดย

Accuracy ≥ 0.90 : ระดับความแม่นยำ สูงมาก (Very High Accuracy)

Accuracy ระหว่าง 0.80 – 0.89 : ระดับความแม่นยำ สูง (High Accuracy)

Accuracy ระหว่าง 0.70 – 0.79 : ระดับความแม่นยำ ปานกลางค่อนข้างสูง (Moderate Accuracy)

Accuracy ระหว่าง 0.60 – 0.69 : ระดับความแม่นยำ ปานกลาง (Moderate Accuracy)

Accuracy < 0.60 : ระดับความแม่นยำ ต่ำ (Low Accuracy)

จากผลการทดสอบแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ในงานวิจัยนี้ พบว่าแบบจำลอง EfficientNetV2-S ให้ค่าความแม่นยำบนชุดทดสอบ (Test Set Accuracy) เท่ากับ 0.61 ซึ่งจัดอยู่ในระดับ ความแม่นยำปานกลาง (Moderate Accuracy) ตามเกณฑ์ดังกล่าว

แม้ว่าค่าความแม่นยำโดยรวมของแบบจำลองจะอยู่ที่ร้อยละ 61 ซึ่งยังไม่อยู่ในระดับสูงเมื่อเปรียบเทียบกับงานด้านการจำแนกภาพทั่วไป อย่างไรก็ตาม เมื่อพิจารณาในบริบทของการประเมินพัฒนาการเด็กปฐมวัยจากภาพวาดซึ่งเป็นข้อมูลเชิงพฤติกรรมที่มีความแปรปรวนสูง ผลลัพธ์ดังกล่าวถือว่าอยู่ในระดับที่สามารถนำไปใช้เป็นเครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจ (Decision Support Tool) ได้

เนื่องจากภาพวาดของเด็กปฐมวัยมีลักษณะไม่ตายตัว ขึ้นกับพัฒนาการรายบุคคล สภาพแวดล้อม และปัจจัยด้านอารมณ์ในขณะทำกิจกรรม การที่แบบจำลองสามารถจำแนกระดับพัฒนาการออกเป็น 3 ระดับ (เก่ง ปานกลาง และอ่อน) ได้ด้วยความแม่นยำระดับปานกลาง แสดงให้เห็นถึงศักยภาพของระบบในการช่วยครูคัดกรองและติดตามพัฒนาการเด็กในภาพรวม ลดภาระการประเมินด้วยสายตามนุษย์ และใช้เป็นข้อมูลประกอบการออกแบบกิจกรรมส่งเสริมพัฒนาการต่อไป

นอกจากนี้ การแสดงกราฟ Training Accuracy, Validation Accuracy และ Loss ช่วยยืนยันว่าแบบจำลองมีพฤติกรรมการเรียนรู้ที่สอดคล้องกันระหว่างชุดฝึกและชุดตรวจสอบ โดยไม่พบแนวโน้มการเกิด overfitting อย่างรุนแรง ซึ่งสะท้อนถึงความเสถียรของแบบจำลองภายใต้ข้อจำกัดของจำนวนข้อมูลในงานวิจัยนี้

1.2 ค่าตัวชี้วัดประสิทธิภาพ

จากการวิเคราะห์ Classification Report พบว่า Precision = 0.58, Recall = 0.61, และ F1-score = 0.59 ซึ่งสะท้อนถึงความสมดุลระดับปานกลางของโมเดลระหว่างการทำนายที่ถูกต้องและการลดข้อผิดพลาดประเภทต่าง ๆ

1.3 ผลการฝึกสอนแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์

ผลการฝึกสอนแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์สถาปัตยกรรม EfficientNetV2-S โดยกำหนดจำนวนรอบการฝึก (Epochs) หลายช่วง ได้แก่ 10, 25, 50 และ 100 Epochs แสดงให้เห็นว่า ค่าความแม่นยำของชุดฝึก (Training Accuracy) มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นตามจำนวนรอบการฝึก และมีค่าสูงสุดที่ 87.0% ในช่วงการฝึกที่มีจำนวน Epochs สูง

ในขณะที่ ค่าความแม่นยำของชุดตรวจสอบ (Validation Accuracy) เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องในช่วงต้นของการฝึก และเริ่มมีความผันผวนเมื่อเพิ่มจำนวน Epochs โดยมีค่าสูงสุดที่ 55.68% ซึ่งสะท้อนว่าแบบจำลองสามารถเรียนรู้รูปแบบของข้อมูลได้ในระดับหนึ่ง แต่เมื่อเพิ่มจำนวนรอบการฝึกมากเกินไป ประสิทธิภาพบนชุดตรวจสอบไม่ได้เพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ

ผลการฝึกในช่วง 10 Epochs แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองอยู่ในช่วงเริ่มต้นของการเรียนรู้ โดยค่า Training Accuracy เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง ขณะที่ค่า Validation Accuracy ยังอยู่ในระดับต่ำ และค่า Loss ของชุดตรวจสอบยังคงสูง สะท้อนถึงลักษณะการเรียนรู้ที่ยังไม่เพียงพอ (underfitting) สำหรับการจำแนกข้อมูลภาพวาดที่มีความซับซ้อน

เมื่อเพิ่มจำนวนรอบการฝึกเป็น 25 Epochs พบว่า Training Accuracy และ Validation Accuracy มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างชัดเจน และค่า Validation Loss ลดลงอย่างต่อเนื่อง แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถเรียนรู้รูปแบบของข้อมูลได้ดีขึ้น และเริ่มเข้าใจประสิทธิภาพที่เหมาะสมต่อการใช้งานจริง

ผลการฝึกในช่วง 50 Epochs แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองมีพฤติกรรมการเรียนรู้ที่มีเสถียรภาพมากขึ้น โดยค่า Training Accuracy เพิ่มขึ้นเล็กน้อย ขณะที่ค่า Validation Accuracy เริ่มอิ่มตัวและมีความผันผวนน้อยลง ค่า Validation Loss อยู่ในระดับต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับช่วงการฝึกอื่น สะท้อนว่าแบบจำลองเข้าสู่จุดสมดุลของการเรียนรู้ (convergence)

เมื่อเพิ่มจำนวนรอบการฝึกเป็น 100 Epochs พบว่า Training Accuracy ยังคงเพิ่มขึ้น แต่ค่า Validation Accuracy ไม่เพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ และค่า Validation Loss มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเล็กน้อย สะท้อนถึงการเริ่มเกิด overfitting ซึ่งบ่งชี้ว่าการเพิ่มจำนวนรอบการฝึกมากเกินไปไม่ได้ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลองในชุดข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน

ตารางที่ 2 ผลการฝึกแบบจำลองที่จำนวนรอบ 10 Epochs

Epoch	Training Accuracy	Validation Accuracy	Training Loss	Validation Loss
8	0.52	0.50	1.18	1.15
9	0.54	0.52	1.12	1.09
10	0.56	0.53	1.06	1.04
25	0.64	0.60	0.88	0.87
50	0.71	0.62	0.77	0.83
100	0.77	0.60	0.70	0.88

จากการเปรียบเทียบผลการฝึกแบบจำลองในช่วงจำนวนรอบการฝึก 10, 25, 50 และ 100 Epochs พบว่า การฝึกที่จำนวน 50 Epochs ให้ผลการเรียนรู้ที่เหมาะสมที่สุด โดยมีความสมดุลระหว่างค่า Training Accuracy และ Validation Accuracy และมีค่า Validation Loss ต่ำและมีเสถียรภาพมากที่สุด เมื่อเปรียบเทียบกับช่วงอื่น ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงเลือกใช้แบบจำลองที่ฝึกด้วยจำนวน 50 Epochs สำหรับการประเมินประสิทธิภาพและการนำไปประยุกต์ใช้งานต่อไป

1.4 ผลการประเมิน

1.4.1 ผลการประเมินแยกตามคลาสของแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์

1) กลุ่ม “อ่อน”: Precision = 0.58, Recall = 0.74, F1-score = 0.65, จำนวนข้อมูลทดสอบ 38 ตัวอย่าง

2) กลุ่ม “ปานกลาง”: Precision = 0.52, Recall = 0.33, F1-score = 0.41, จำนวนข้อมูลทดสอบ 33 ตัวอย่าง

3) กลุ่ม “เก่ง”: Precision = 0.68, Recall = 0.76, F1-score = 0.72, จำนวนข้อมูลทดสอบ 17 ตัวอย่าง

ตารางที่ 3 ผลการประเมินแยกตามคลาส

กลุ่ม	Precision	Recall	F1-score	จำนวนข้อมูลทดสอบ
อ่อน	0.58	0.74	0.65	38
ปานกลาง	0.52	0.33	0.41	33
เก่ง	0.68	0.76	0.72	17

1.4.2 ผลการประเมินรวมของแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์

- 1) ค่า Accuracy ของโมเดลโดยรวม = **0.61**
- 2) ค่า Precision (Macro Average) = **0.59**, Weighted Average = **0.57**
- 3) ค่า Recall (Macro Average) = **0.61**, Weighted Average = **0.58**
- 4) ค่า F1-score (Macro Average) = **0.59**, Weighted Average = **0.57**
- 5) จำนวนข้อมูลทดสอบทั้งหมด = **88** ตัวอย่าง

ตารางที่ 4 ผลการประเมินประสิทธิภาพโมเดล

Metric	Macro Average	Weighted Average	Accuracy
Precision	0.59	0.57	–
Recall	0.61	0.58	–
F1-score	0.59	0.57	–
Accuracy (รวมทุกคลาส)	–	–	0.61

1.4.3 ผลจาก Confusion Matrix

ผลการวิเคราะห์ Confusion Matrix แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถจำแนกกลุ่ม “อ่อน” และ “เก่ง” ได้ค่อนข้างชัดเจน ขณะที่กลุ่ม “ปานกลาง” มีความสับสนกับทั้งสองกลุ่มมากที่สุด ซึ่งสะท้อนถึงลักษณะพัฒนาการที่อยู่ในช่วงเปลี่ยนผ่านและมีความใกล้เคียงกับกลุ่มอื่น ผลดังกล่าวสอดคล้องกับธรรมชาติของข้อมูลพัฒนาการเด็กปฐมวัยและไม่ถือเป็นความผิดพลาดของแบบจำลองโดยตรง

ตารางที่ 5 ผลจาก Confusion Matrix

Actual \ Predicted	อ่อน	ปานกลาง	เก่ง	รวม
อ่อน (38)	25	10	3	38
ปานกลาง (33)	16	11	6	33
เก่ง (17)	0	2	15	17

โดยสรุป แบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ที่พัฒนาขึ้นมีค่าตัวชี้วัด Precision, Recall และ F1-score อยู่ในระดับปานกลาง ซึ่งเพียงพอสำหรับการประยุกต์ใช้ในระบบเว็บเบสเพื่อสนับสนุนครูและผู้เกี่ยวข้องในการติดตามพัฒนาการเด็กปฐมวัยในภาพรวม ลดภาระการประเมินด้วยสายตามนุษย์ และเพิ่มความเป็นระบบของกระบวนการประเมิน

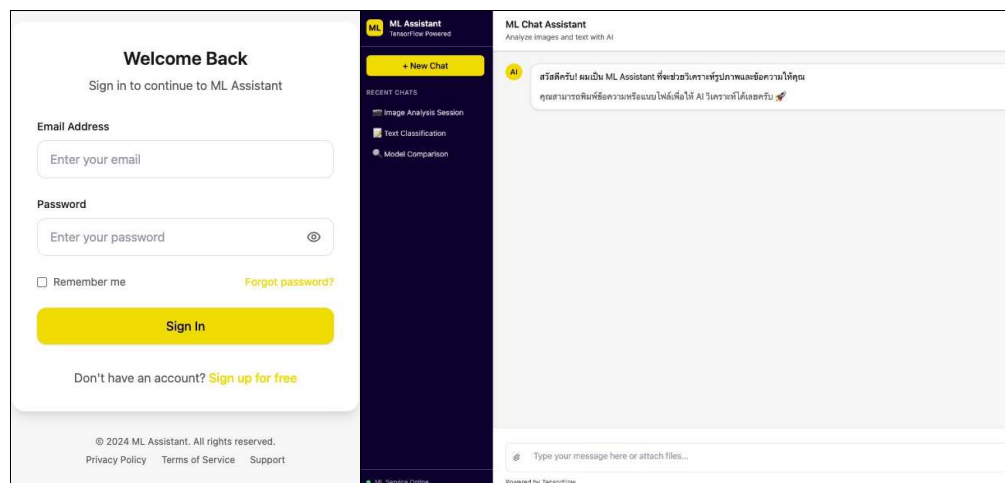
1.4.4 การตีความผลความแม่นยำในเชิงบริบทการใช้งานจริง

เมื่อพิจารณาผลลัพธ์ในบริบทของการประเมินพัฒนาการเด็กปฐมวัยจากภาพวาด ซึ่งเป็นข้อมูลเชิงพฤติกรรมที่มีความแปรปรวนสูง ค่าความแม่นยำระดับดังกล่าวถือว่าเป็นเพียงพอสำหรับการนำไปใช้เป็นเครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจ (Decision Support Tool) เพื่อช่วยครูในการคัดกรองและติดตามพัฒนาการเด็กในภาพรวม โดยไม่มุ่งใช้แทนการประเมินของผู้เชี่ยวชาญโดยตรง

2. การประเมินความเป็นไปได้ในการประยุกต์ใช้ในระบบเว็บเบส

2.1 ผลการประเมินความพึงพอใจของผู้ใช้งานระบบ

หลังจากได้ออกแบบและพัฒนาตัวต้นแบบระบบเว็บเบสตามโครงสร้างการทำงานดังแสดงในภาพที่ 8 และได้มาซึ่งเว็บเบสดังภาพที่ 9 แล้ว ผู้วิจัยได้นำระบบดังกล่าวไปใช้ในการทดลองกับกลุ่มผู้มีส่วนเกี่ยวข้อง ได้แก่ ครูประจำชั้นและผู้ปกครอง เพื่อประเมินความพึงพอใจในการใช้งานแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์และระบบสนับสนุนการประเมินพัฒนาการเด็กปฐมวัย โดยระบบถูกออกแบบให้รองรับบทบาทผู้ใช้งานที่แตกต่างกันอย่างชัดเจน ครูสามารถเข้าถึงข้อมูลเด็กทั้งหมดในห้องเรียน ขณะที่ผู้ปกครองสามารถเข้าดูเฉพาะข้อมูลของบุตรหลานของตนเอง ซึ่งช่วยสร้างความเหมาะสมด้านสิทธิการเข้าถึงและความเป็นส่วนตัวของข้อมูล



ภาพที่ 9: ภาพตัวอย่าง ตัวต้นแบบเว็บเบสเพื่อใช้ในการทดลองในกลุ่มผู้มีส่วนเกี่ยวข้อง(1)

กระบวนการใช้งานระบบเริ่มจากการ Login จากนั้นผู้ใช้สามารถอัปโหลดภาพผลงานเด็กผ่านโมดูล AI Chat / Upload Image ซึ่งเชื่อมต่อกับแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์เพื่อประมวลผลอัตโนมัติ ผลการประเมินจะแสดงในหน้า Result Display และสามารถสรุปเป็นรายงานดาวนโหลดได้ผ่าน Dashboard ระบบ

นี้ถูกใช้ประเมินประสบการณ์และความพึงพอใจของผู้ใช้ในด้านความสะดวก ความชัดเจน ความรวดเร็ว และประโยชน์ต่อการติดตามพัฒนาการเด็ก

ผลจากการประเมินความพึงพอใจผู้ใช้งานสะท้อนให้เห็นว่าการนำแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์มาบูรณาการเข้ากับระบบเว็บเบสช่วยลดภาระการประเมินของครู เพิ่มความเข้าใจของผู้ปกครองต่อพัฒนาการของเด็ก และสนับสนุนการนำผลการประเมินไปใช้ในการวางแผนพัฒนาการเด็กได้อย่างเป็นระบบ ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความเป็นไปได้ในการนำระบบต้นแบบดังกล่าวไปประยุกต์ใช้จริงในบริบทสถานศึกษาปฐมวัยต่อไปในอนาคต

2.2 ผลการประเมินความพึงพอใจของผู้ใช้งานระบบ

การประเมินความพึงพอใจของผู้ใช้งานระบบเว็บเบสดำเนินการผ่านแบบสอบถามมาตราส่วนประมาณค่า 5 ระดับ (Likert Scale) ครอบคลุมประเด็นด้านความแม่นยำ ความสะดวกในการใช้งาน ความรวดเร็ว และความเหมาะสมของระบบต่อการติดตามพัฒนาการเด็ก ผลการประเมินสรุปได้ดังตารางที่ 9

ตารางที่ 6 ผลจากการประเมินความพึงพอใจผู้ใช้งานแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์

ประเด็นประเมิน	รายละเอียด	ค่าเฉลี่ยคะแนน (1-5)	การตีความ
ความแม่นยำของโมเดล AI	ผู้ใช้งานเห็นว่าระบบสามารถจำแนกผลงานเด็กได้ถูกต้องและน่าเชื่อถือ	4.65	คะแนนสูง สะท้อนว่า AI พร้อมต่อ ยอด
ความสะดวกในการใช้งาน	ระบบใช้ง่าย ไม่ซับซ้อน เหมาะกับครู และผู้ปกครอง	4.45	แสดงว่าควรขยายสู่ Web-based เพื่อเข้าถึงได้กว้างขึ้น
ความรวดเร็วในการประมวลผล	การประเมินใช้เวลาไม่นาน สามารถแสดงผลแบบทันที	4.50	ชี้ว่าความเร็วของ AI เหมาะกับการใช้งานจริงผ่านเว็บ
ความเหมาะสมต่อการประเมินเด็ก	ระบบให้ผลที่ช่วยครูติดตามพัฒนาการเด็กได้	4.75	คะแนนสูง ยืนยันประโยชน์ต่อการศึกษา
ความต้องการใช้งานต่อในรูปแบบเว็บ (Web-based)	ผู้ใช้งานเห็นว่าควรทำให้เข้าถึงได้ผ่านอินเทอร์เน็ต	4.85	ชี้ชัดว่า มีความจำเป็นต้องพัฒนาเป็น Web-based

2.3 ข้อเสนอแนะจากการสัมภาษณ์เชิงลึกของผู้มีส่วนเกี่ยวข้อง

ผลการสัมภาษณ์เชิงลึกกับผู้มีส่วนเกี่ยวข้องสามารถสรุปประเด็นสำคัญได้ดังนี้

ครูปฐมวัย เห็นว่าระบบ AI ช่วยลดภาระงานในการประเมินผลงานเด็กได้อย่างมีนัยสำคัญ ทำให้สามารถจัดสรรเวลาไปออกแบบกิจกรรมการเรียนรู้ได้มากขึ้น อย่างไรก็ตาม ยังมีความกังวลเกี่ยวกับความแม่นยำในการจำแนกกลุ่ม “ปานกลาง” และ “อ่อน” ซึ่งมีลักษณะพัฒนาการใกล้เคียงกัน

ผู้ปกครอง มองว่าระบบเว็บเบสช่วยเพิ่มความสะดวกในการติดตามพัฒนาการบุตรหลานจากที่บ้าน และช่วยเพิ่มความโปร่งใสของกระบวนการประเมิน ลดความกังวลเกี่ยวกับความไม่สม่ำเสมอจากการประเมินด้วยดุลยพินิจของบุคคล

ผู้เชี่ยวชาญด้านพัฒนาการเด็ก ให้ข้อเสนอแนะว่าระบบควรถูกใช้เป็นเครื่องมือเสริม ไม่ใช่เครื่องมือทดแทนการประเมินโดยผู้เชี่ยวชาญ เนื่องจากพัฒนาการเด็กมีหลายมิติที่ไม่สามารถสะท้อนผ่านภาพวาดเพียงอย่างเดียว และเสนอให้บูรณาการกรอบแนวคิดด้าน 3R8C และ EF ในการพัฒนาระบบในอนาคต

อภิปรายผลการวิจัย (Discussion)

ผลการวิจัยพบว่าแบบจำลอง EfficientNetV2-S สามารถจำแนกภาพวาดเด็กอนุบาล 1–3 เป็นกลุ่ม “เก่ง”, “ปานกลาง” และ “อ่อน” ได้ด้วยความแม่นยำรวมร้อยละ 61 จัดอยู่ในระดับปานกลางเมื่อพิจารณาความแปรปรวนและความทับซ้อนของลักษณะภาพ ค่า Loss ช่วง 0.83–1.04 สะท้อนว่าสามารถเรียนรู้โครงสร้างภาพได้ระดับหนึ่ง แต่ยังจำแนกระหว่างกลุ่ม “อ่อน” กับ “ปานกลาง” ได้ยาก สอดคล้องกับผล Confusion Matrix และแนวคิดของ Piaget ที่ชี้ว่าพัฒนาการในวัยใกล้เคียงกันมักแตกต่างกันเพียงเล็กน้อย ขณะที่กลุ่ม “เก่ง” มีลักษณะเด่นชัดจึงจำแนกได้แม่นยำกว่า ในขณะที่ความต่างระหว่าง Training และ Validation Accuracy บ่งชี้ความเสี่ยงของ overfitting จึงควรเพิ่มความหลากหลายข้อมูลและใช้ Data Augmentation เพื่อเสริมความสามารถในการทั่วไป ทั้งนี้ ผลลัพธ์สนับสนุนว่า AI ควรเป็นเครื่องมือช่วยตัดสินใจ ไม่ใช่ทดแทนผู้เชี่ยวชาญโดยสมบูรณ์

ในด้านการประยุกต์ใช้ ระบบเว็บเบสที่พัฒนาแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์สามารถประเมินผลได้ภายในไม่กี่วินาทีต่อภาพ ช่วยลดภาระครูและเพิ่มความสม่ำเสมอในการประเมิน ผลการประเมินความพึงพอใจและการสัมภาษณ์พบว่าครูและผู้ปกครองเห็นคุณค่าในฐานะเครื่องมือสนับสนุนการติดตามพัฒนาการอย่างโปร่งใส ขณะที่ผู้เชี่ยวชาญย้ำว่าควรใช้เป็นเครื่องมือเสริม ไม่ใช่ทดแทนการประเมินของมนุษย์ โดยมีข้อเสนอแนะเพื่อการพัฒนาต่อไป ได้แก่ การบูรณาการกรอบ 3R8C และ EF เพื่อสะท้อนพัฒนาการในมิติที่กว้างและลึกยิ่งขึ้น และเพิ่มประสิทธิภาพการใช้งานจริงในสถานศึกษาปฐมวัย

สรุป (Conclusion)

การพัฒนาแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์เพื่อประเมินภาพวาดเด็กปฐมวัย แม้จะยังมีข้อจำกัดด้านความแม่นยำและปัญหา Overfitting ในบางคลาส แต่สามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการประเมินและสนับสนุนการติดตามพัฒนาการของเด็กได้อย่างต่อเนื่อง เหมาะสำหรับการประยุกต์ใช้ในระบบเว็บเบสเพื่อลดภาระงานของครู เพิ่มความรวดเร็วและความสม่ำเสมอของการให้คะแนน การเพิ่มจำนวนข้อมูลชุดฝึกและการใช้เทคนิค Data Augmentation มีบทบาทสำคัญต่อการยกระดับความแม่นยำและการทั่วไปของโมเดล ขณะเดียวกันผลการสัมภาษณ์และการเปรียบเทียบกับงานวิจัยอื่นยังยืนยันคุณค่าของระบบในเชิงปฏิบัติและเสนอแนวทางการพัฒนาในอนาคตที่ครอบคลุมมากขึ้น เพื่อรองรับการใช้งานจริงในโรงเรียนและศูนย์พัฒนาเด็กปฐมวัยในบริบทของการศึกษาไทย

ข้อเสนอแนะในการนำผลการวิจัยไปใช้ประโยชน์

จากผลการวิจัย ระบบประเมินสภาพแวดล้อมด้วยปัญญาประดิษฐ์สามารถประยุกต์ใช้ในสถานศึกษาเป็นเครื่องมือเสริมครู ช่วยลดภาระงาน เพิ่มความสม่ำเสมอของผลลัพธ์ และสนับสนุนการติดตามพัฒนาการรายบุคคล หน่วยงานการศึกษาควรพัฒนาฐานข้อมูลและกำหนดมาตรฐานด้านการจัดเก็บและคุ้มครองข้อมูล เพื่อให้การใช้เทคโนโลยีมีความปลอดภัยและน่าเชื่อถือ ควบคู่กับการอบรมครูและบุคลากรระบบกับแพลตฟอร์มการศึกษาเพื่อลดความเหลื่อมล้ำ

ข้อเสนอแนะในการวิจัยครั้งต่อไป

การวิจัยในอนาคตควรเพิ่มจำนวนและความหลากหลายของข้อมูลจากหลายบริบท เพื่อเสริมความสามารถในการทั่วไปของแบบจำลอง รวมถึงการผสมผสานการประเมินจากหลายมิติ เช่น พฤติกรรม การใช้ภาษา และทักษะ EF เพื่อสะท้อนพัฒนาการเด็กอย่างรอบด้าน นอกจากนี้ ควรศึกษาการนำระบบไปใช้งานในสถานการณ์จริงและพัฒนาทฤษฎี Explainable AI เพื่อเพิ่มความโปร่งใสและความเชื่อมั่นของครูและผู้ปกครองในการใช้ระบบปัญญาประดิษฐ์เพื่อการศึกษา

เอกสารอ้างอิง (References)

- de Belen, R. A. J., Bednarz, T., Sowmya, A., & Del Favero, D. (2020). Computer vision in autism spectrum disorder research. *Translational Psychiatry*, 10(1), 333.
<https://doi.org/10.1038/s41398-020-01015-w>
- Chen, L., Xu, Y., & Zhang, H. (2021). Web-based deep learning system for automated childhood handwriting assessment: Accuracy evaluation and feasibility study. *Computers in Human Behavior*, 120, 106734.
<https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.106734>
- Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., Weissenborn, D., Zhai, X., Unterthiner, T., Dehghani, M., Minderer, M., Heigold, G., Gelly, S., Uszkoreit, J., & Houlsby, N. (2021). *An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale*. In Proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR).
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.11929>
- Feng, X., Li, Y., & Zhou, W. (2024). Comprehensive assessment and early prediction of gross motor performance in toddlers with graph convolutional networks-based deep learning. *JMIR Formative Research*, 8, e51996. <https://doi.org/10.2196/51996>
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). *Deep residual learning for image recognition*. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) (pp. 770–778). <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>

- Liu, H., Wang, S., & Zhang, Y. (2023). AI-assisted research on intelligent evaluation system for preschool education. *Education and Information Technologies*, 28, 11589–11605. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-11875-6>
- Nguyen, T., & Chen, L. (2023). The key artificial intelligence technologies in early childhood education: Opportunities and challenges. *Artificial Intelligence Review*, 56, 12871–12899. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10637-7>
- Puckett, M. B., & Black, J. K. (2020). *The young child: Development from prebirth through age eight* (7th ed.). Pearson Education.
- Reinhart, L., Bischops, A. C., Kerth, J.-L., Hagemeister, M., Heinrichs, B., Eickhoff, S. B., Dukart, J., Konrad, K., Mayatepek, E., & Meissner, T. (2024). Artificial intelligence in child development monitoring: A systematic review on usage, outcomes and acceptance. *Intelligence-Based Medicine*, 9, 100134. <https://doi.org/10.1016/j.ibmed.2024.100134>
- Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L.-C. (2018). *MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks*. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) (pp. 4510–4520). <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00474>
- Shen, S., Zhou, Y., & Li, J. (2023). Multiview child motor development dataset for AI-driven analysis. *GigaScience*, 12(1), giad039. <https://doi.org/10.1093/gigascience/giad039>
- Skinner, B. F. (1953). *Science and human behavior*. Free Press.
- Trilling, B., & Fadel, C. (2009). *21st century skills: Learning for life in our times*. Jossey-Bass.
- Vygotsky, L. S. (1978). *Mind in society: The development of higher psychological processes*. Harvard University Press.
- Wang, S., Liu, W., Wang, J., Yi, Y., & Xu, J. (2025). *DrawAA-Net: An AI-supported evaluation tool for children's drawings*. In Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence in Education (AIED 2025) (pp. 309–322). Lecture Notes in Computer Science (LNAI, Vol. 15877). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-98414-3_22
- Ye, J., Wang, C., & Wu, Y. (2018). Computer vision analysis captures atypical attention in toddlers with autism spectrum disorder. *Journal of the American Academy of Child & Adolescent Psychiatry*, 57(11), 896–904. <https://doi.org/10.1016/j.jaac.2018.07.879>
- Zhang, Y., Wang, M., He, J., Li, N., Zhou, Y., & Huang, H. (2024).

AestheNet: Revolutionizing aesthetic perception diagnosis in education with hybrid deep nets. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 17, 2063–2075.

<https://doi.org/10.1109/TLT.2024.3405966>