

การพัฒนาาระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะเพื่อสนับสนุนรายวิชาศึกษาทั่วไประดับปริญญาตรี

Development of an Intelligent Personalized Learning Pathway Recommendation System to Support Undergraduate General Education

นาย วรวิทย์ อ่างวิจิตรชัย

นักศึกษาระดับปริญญาเอก

สาขาวิชาเทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ

บทคัดย่อ

รายวิชาศึกษาทั่วไประดับปริญญาตรีมีความท้าทายจากความหลากหลายของผู้เรียนทั้งด้านพื้นฐานความรู้ ความพร้อมทางดิจิทัล และเป้าหมายการเรียนรู้ ซึ่งทำให้การจัดการเรียนรู้แบบเดียวกันไม่สามารถตอบสนองความต้องการเฉพาะบุคคลได้อย่างเหมาะสม งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ 1) เพื่อพัฒนารอบแนวคิดระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะเพื่อสนับสนุนรายวิชาศึกษาทั่วไประดับปริญญาตรี 2) เพื่อออกแบบและพัฒนาระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะเพื่อสนับสนุนรายวิชาศึกษาทั่วไประดับปริญญาตรี 3) เพื่อประเมินประสิทธิภาพของระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะเพื่อสนับสนุนรายวิชาศึกษาทั่วไประดับปริญญาตรี

วัตถุประสงค์ที่ 1) เพื่อพัฒนารอบแนวคิดของระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะ (Intelligent Personalized Learning Pathway Recommendation System IPLPRS) สำหรับรายวิชาศึกษาทั่วไประดับปริญญาตรี โดยจัดวางบทบาทของระบบในฐานะเครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจทางการศึกษา โดยมุ่งวางตำแหน่งของระบบให้เป็นเครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจทางการศึกษา การวิจัยใช้แนวทางการวิจัยเชิงออกแบบและพัฒนา (Design and Development Research DDR) โดยสังเคราะห์งานวิจัยที่เกี่ยวข้องเพื่อนำมาออกแบบกรอบแนวคิดของระบบตามโครงสร้าง Input-Process-Output-Feedback (IPOF) กรอบแนวคิดดังกล่าวบูรณาการแนวคิดด้านการติดตามความรู้ของผู้เรียนแบบลำดับขั้น ระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้ และกลไกการอธิบายผลลัพธ์เชิงแนวคิด โดยประยุกต์ใช้เทคโนโลยี Retrieval-Augmented Generation (RAG) ร่วมกับแบบจำลองภาษาขนาดใหญ่ กรอบแนวคิดที่พัฒนาขึ้นได้รับการตรวจสอบความเหมาะสมเชิงแนวคิดและเชิงระบบโดยผู้เชี่ยวชาญจำนวน 15 คน ผ่านแบบสอบถามมาตราส่วนประมาณค่า 5 ระดับ ผลการประเมินพบว่า กรอบแนวคิด IPLPRS มีความเหมาะสมอยู่ในระดับมาก ($\bar{X} = 4.65$, S.D. = 0.48) โดยเฉพาะในมิติด้านการสนับสนุนการตัดสินใจและคุณภาพของปัญญาประดิษฐ์ ผลการวิจัยชี้ให้เห็นว่ากรอบแนวคิดที่เสนอสามารถใช้เป็นกรอบอ้างอิงเชิงระบบสำหรับการออกแบบและพัฒนาระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลในระดับอุดมศึกษาได้ อย่างไรก็ตาม งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการประเมินความเหมาะสมของกรอบแนวคิดในเชิงทฤษฎีและโครงสร้างระบบเป็นหลัก ยังไม่ได้ประเมินประสิทธิผลของระบบในการใช้งานจริงกับผู้เรียน ซึ่งเป็นประเด็นสำคัญสำหรับการศึกษาวิจัยต่อยอดในอนาคต

คำสำคัญ การเรียนรู้เฉพาะบุคคล, ระบบการเรียนรู้อัจฉริยะ, ปัญญาประดิษฐ์แบบอธิบายได้, บริบทการศึกษาระดับปริญญาตรี, ระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้

1.1 บทนำ (Introduction)

รายวิชาศึกษาทั่วไประดับปริญญาตรีมีบทบาทสำคัญในการพัฒนาทักษะพื้นฐาน การคิดวิเคราะห์ และความสามารถในการรู้เท่าทันข้อมูลในยุคดิจิทัล อย่างไรก็ตาม บริบทอุดมศึกษาไทยเผชิญความหลากหลายของผู้เรียนทั้งด้านพื้นฐานความรู้เดิม ความพร้อมทางดิจิทัล บริบทส่วนบุคคล และรูปแบบการเรียนรู้ ส่งผลให้การจัดการเรียนแบบเดียวกันทั้งชั้นเรียนไม่สามารถตอบสนองความต้องการเฉพาะบุคคล และก่อให้เกิดช่องว่างการเรียนรู้ (learning gap) อย่างต่อเนื่อง [1], [2] แนวทางระบบสอนอัจฉริยะ (Intelligent Tutoring System ITS) โดยเฉพาะแนวคิด Student Model ถูกนำเสนอเพื่อช่วยประเมินและติดตามสถานะความรู้ของผู้เรียน รวมถึงสนับสนุนการแก้ปัญหาเชิงการเรียนรู้ได้ตรงจุด [3] พร้อมทั้งมีการใช้ข้อมูลหลายมิติ เช่น ข้อมูลส่วนบุคคลและพฤติกรรมการเรียน เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการทำนายผลสัมฤทธิ์ [4] ทำให้การประยุกต์ใช้ ITS ในรายวิชาต่าง ๆ เพิ่มขึ้น เนื่องจากช่วยส่งเสริมความเข้าใจและการมีส่วนร่วมของผู้เรียน [5] สอดคล้องกับแนวโน้ม การประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ (AI) ในบริบทการศึกษา เพื่อสนับสนุน ปรับปรุง และยกระดับกระบวนการเรียนรู้ การสอน และการบริหารจัดการศึกษาให้มีประสิทธิภาพและเหมาะสมกับผู้เรียนรายบุคคลมากขึ้น ผลักดันการเรียนรู้ดิจิทัลไปสู่การเรียนรู้เฉพาะบุคคลมากขึ้น [6] อีกทั้งหลักฐานจากการศึกษาพฤติกรรมผู้เรียนยังชี้ว่าผู้เรียนมีรูปแบบการเรียนรู้แตกต่างกันชัดเจน จึงจำเป็นต้องออกแบบเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลให้เหมาะกับแต่ละกลุ่ม/รายบุคคล [7]

ความก้าวหน้าของ AI ในระบบการเรียนรู้ช่วยสร้างคำอธิบายและคำแนะนำอัตโนมัติ ลดภาระผู้สอน และยกระดับผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน [8] รวมถึงสนับสนุนการติดตามผู้เรียนแบบเรียลไทม์และการจัดการสภาวะการเรียนรู้ เช่น ความกังวล ความเบื่อหรือความสับสน เพื่อเพิ่มแรงจูงใจ [9], [10] งานวิจัยด้าน ITS สมัยใหม่ยังขยายจากการช่วยสอนด้วยคอมพิวเตอร์ไปสู่ระบบที่วิเคราะห์พฤติกรรมและอารมณ์ของผู้เรียน ซึ่งสัมพันธ์โดยตรงกับผลลัพธ์การเรียนรู้และยังมีบทบาทสำคัญในการสนับสนุนการเรียนรู้เฉพาะบุคคลผ่านกลไกการปรับการสอนแบบเรียลไทม์และการมีส่วนร่วมของผู้เรียน [11], [12] ขณะเดียวกัน Learning Analytics Dashboard และระบบ Adaptive Learning ช่วยให้ผู้สอนติดตามความก้าวหน้า เห็นจุดแข็ง-จุดอ่อน และปรับการช่วยเหลือได้แม่นยำมากขึ้น [13], [14] นอกจากนี้ การประยุกต์ NLP-based ITS ทำให้ระบบสามารถประเมินคำตอบ วิเคราะห์เหตุผล และสร้างข้อเสนอแนะเชิงลึกได้ [15] และเมื่อผสาน ontology/learner profile modeling ก็ช่วยจัดลำดับการเรียนรู้ที่สอดคล้องกับความต้องการเฉพาะบุคคล [16], [17] โดยมีการใช้ข้อมูลเชิงวิเคราะห์จาก e-learning และโมเดลเชิงลึกเพื่อเพิ่มความสามารถในการปรับตัวของระบบอย่างต่อเนื่อง [18], [19]

จากการทบทวนวรรณกรรมพบว่า แม้งานวิจัยด้านระบบการเรียนรู้เฉพาะบุคคลและระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้ จะมีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง โดยเฉพาะการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์เพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมและพยากรณ์สถานะความรู้ของผู้เรียน อย่างไรก็ตาม งานวิจัยส่วนใหญ่ยังมุ่งเน้นไปที่ความแม่นยำของการพยากรณ์หรือการปรับเนื้อหาในระดับกิจกรรมการเรียนรู้เป็นหลัก ขณะที่ยังขาดกรอบแนวคิดเชิงระบบที่บูรณาการการติดตามสถานะความรู้ของผู้เรียนเชิงลำดับเวลาเข้ากับกลไกการแนะนำเส้นทางการเรียนรู้ที่สามารถอธิบายเหตุผลของการตัดสินใจได้อย่างโปร่งใส โดยเฉพาะในบริบทของรายวิชาศึกษาทั่วไประดับปริญญาตรีซึ่งมีลักษณะผู้เรียนที่หลากหลายทั้งด้านพื้นฐานความรู้ ความพร้อมทางดิจิทัล และเป้าหมายการเรียนรู้ นอกจากนี้ งานที่เกี่ยวข้องจำนวนมากยังมุ่งเน้นการพัฒนากรอบแนวคิดเครื่องมือสนับสนุนการเรียนรู้ (learning tools) มากกว่าการออกแบบกรอบแนวคิดเพื่อสนับสนุนการตัดสินใจเชิงวิชาการของผู้สอนและผู้เรียนในระดับหลักสูตร ส่งผลให้ยัง

ขาดกรอบอ้างอิงเชิงแนวคิดสำหรับการออกแบบระบบและนำเส้นทางการเรียนรู้ที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้หรือพัฒนาต่อยอดในบริบทสถาบันอุดมศึกษาได้อย่างเป็นระบบ

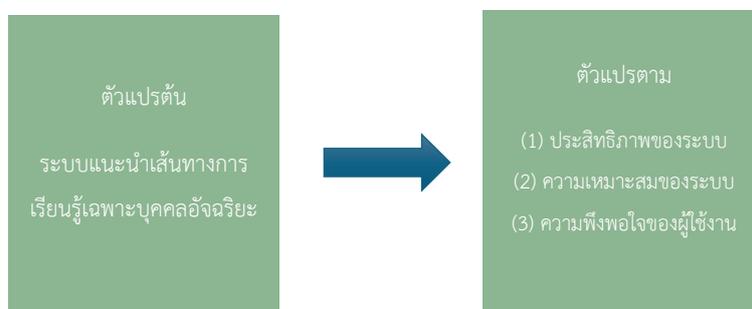
ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะเพื่อสนับสนุนรายวิชาศึกษาทั่วไประดับปริญญาตรี โดยมีส่วนช่วยเติมเต็มองค์ความรู้ในประเด็นสำคัญ ดังนี้ 1) นำเสนอการพัฒนารอบแนวคิดเชิงระบบที่บูรณาการกลไกการติดตามสถานะความรู้ของผู้เรียนแบบเชิงลำดับเวลาเข้ากับระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้ในบริบทของรายวิชาศึกษาทั่วไป 2) เสนอการออกแบบและพัฒนาระบบเชิงสถาปัตยกรรมที่ผสานแนวคิดการใช้ปัญญาประดิษฐ์หลายรูปแบบ ได้แก่ การพยากรณ์สถานะความรู้ การใช้ Retrieval-Augmented Generation ร่วมกับโมเดลภาษาขนาดใหญ่ (Large Language Models: LLMs) และกลไกการอธิบายผลลัพธ์ เพื่อสนับสนุนการตัดสินใจด้านการเรียนรู้ 3) การประเมินประสิทธิภาพของระบบสนับสนุนการตัดสินใจทางการศึกษา (educational decision support framework) มากกว่าการเป็นเพียงเครื่องมือการเรียนรู้ เพื่อให้สามารถนำไปใช้เป็นแนวทางอ้างอิงในการพัฒนาระบบอัจฉริยะในระดับอุดมศึกษาในอนาคต

1.2 วัตถุประสงค์งานวิจัย

1. เพื่อพัฒนารอบแนวคิดระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะเพื่อสนับสนุนรายวิชาศึกษาทั่วไประดับปริญญาตรี
2. เพื่อออกแบบและพัฒนาระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะเพื่อสนับสนุนรายวิชาศึกษาทั่วไประดับปริญญาตรี
3. เพื่อประเมินประสิทธิภาพของระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะเพื่อสนับสนุนรายวิชาศึกษาทั่วไประดับปริญญาตรี

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

การวิจัยเรื่อง การพัฒนาระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะเพื่อสนับสนุนรายวิชาศึกษาทั่วไประดับปริญญาตรี มีขอบเขตของการวิจัยดังต่อไปนี้



ภาพที่ 1 กรอบแนวคิดงานวิจัย

1.3.1 ตัวแปรต้น (Independent Variable)

ตัวแปรต้นของการวิจัย คือ ระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะ (Intelligent Personalized Learning Pathway Recommendation System: IPLPRS) สำหรับสนับสนุนรายวิชาศึกษาทั่วไประดับปริญญาตรี ซึ่งเป็นระบบที่พัฒนาขึ้นโดยบูรณาการเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ ประกอบด้วยองค์ประกอบสำคัญ ได้แก่ (1) ระบบติดตามและวิเคราะห์ความรู้ของผู้เรียน (2) กลไกการแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคล และ (3) ระบบอธิบายผลการแนะนำเพื่อสนับสนุนการตัดสินใจทางการเรียนรู้

1.3.2 ตัวแปรตาม (Dependent Variables)

ตัวแปรตามของการวิจัย ได้แก่ ผลลัพธ์ที่เกิดจากการใช้ระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะ ประกอบด้วย

- (1) ประสิทธิภาพของระบบ
- (2) ความเหมาะสมของระบบ
- (3) ความพึงพอใจของผู้ใช้งาน
- และ (4) ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนของผู้เรียน

1.3.3 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

ประชากรของการวิจัยนี้ คือ นักศึกษาระดับปริญญาตรี สาขาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ ซึ่งเป็นกลุ่มผู้เรียนที่ต้องเรียนรายวิชาศึกษาทั่วไปควบคู่กับรายวิชาเฉพาะทาง และมีความหลากหลายทั้งด้านพื้นฐานความรู้ ความพร้อมทางดิจิทัล และรูปแบบการเรียนรู้ อันสอดคล้องกับวัตถุประสงค์ของระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะ

กลุ่มตัวอย่างของการวิจัย คือ นักศึกษาระดับปริญญาตรี สาขาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ จำนวน 60 คน ซึ่งได้มาจากการสุ่มแบบเจาะจง (purposive sampling) จากรายวิชาศึกษาทั่วไปที่เปิดสอนในภาคการศึกษาที่ดำเนินการวิจัย

1.4 ประโยชน์ของการวิจัย

1.4.1 ได้กรอบแนวคิดของระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะเพื่อสนับสนุนรายวิชาศึกษาทั่วไประดับปริญญาตรี ซึ่งสามารถใช้เป็นแนวทางในการพัฒนางานวิจัยและระบบการเรียนรู้แบบเฉพาะบุคคลในอนาคต

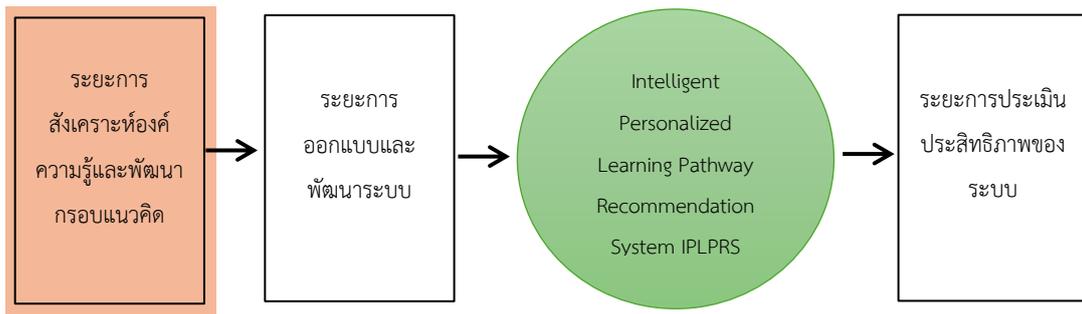
1.4.2 ได้ระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะสำหรับรายวิชาศึกษาทั่วไประดับปริญญาตรี ที่ช่วยสนับสนุนการจัดการเรียนการสอนให้สอดคล้องกับความแตกต่างของผู้เรียน และเพิ่มประสิทธิภาพการเรียนรู้

1.4.3 ได้ผลการประเมินประสิทธิภาพของระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะ ซึ่งสามารถใช้เป็นข้อมูลสนับสนุนการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ไปประยุกต์ใช้ในการพัฒนาการเรียนการสอนในระดับอุดมศึกษา

1.5 กรอบแนวคิดและผลการวิจัย

1.5.1 รูปแบบการวิจัย (Research Design)

การวิจัยเรื่อง การพัฒนาระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะเพื่อสนับสนุนรายวิชาศึกษาทั่วไป ระดับปริญญาตรี เป็นการวิจัยเชิงออกแบบและพัฒนา (Design and Development Research (DDR)) ซึ่งมุ่งเน้นการพัฒนา และประเมินกรอบแนวคิดและระบบต้นแบบ โดยใช้กระบวนการวิจัยอย่างเป็นระบบเพื่อสร้างนวัตกรรมทางการศึกษา การดำเนินการวิจัยแบ่งออกเป็น 3 ระยะหลัก ได้แก่



ภาพที่ 2 การดำเนินการวิจัย

1.5.1.1. ระยะการสังเคราะห์องค์ความรู้และพัฒนากรอบแนวคิด โดยศึกษาทบทวนวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้ ปัญญาประดิษฐ์เพื่อการศึกษา และการเรียนรู้แบบเฉพาะบุคคล เพื่อนำมาสังเคราะห์และออกแบบกรอบแนวคิดของระบบตามโครงสร้าง Input-Process-Output-Feedback (IPOF)

ทบทวนวรรณกรรม

1) การเรียนรู้เฉพาะบุคคล (Personalized Learning)

งานวิจัยจำนวนมากเน้นว่าการเรียนรู้เฉพาะบุคคลเป็นกระบวนการที่ต้องคำนึงถึงพื้นฐาน ความสนใจ ความสามารถ และสภาพแวดล้อมการเรียนรู้ของผู้เรียนในแบบรายบุคคล เพื่อปรับเนื้อหา ความยากง่าย และลำดับกิจกรรมให้สอดคล้องกับศักยภาพที่แท้จริงของผู้เรียนแต่ละคน [20] แนวคิดนี้ได้รับการสนับสนุนจากงานวิจัยที่เสนอว่า ระบบควรสร้างโปรไฟล์ผู้เรียนที่ปรับเปลี่ยนได้ตามข้อมูลเชิงพฤติกรรมจริง เพื่อให้การแนะนำมีความแม่นยำยิ่งขึ้น [21] นอกจากนี้ การวิเคราะห์ช่องว่างความรู้ (competency gap) และการกำหนดเส้นทางการเรียนรู้แบบรายบุคคลยังช่วยให้ผู้เรียนได้รับลำดับเนื้อหาที่เหมาะสมกับตัวเองมากที่สุด [22] ทั้งนี้ การเรียนรู้เฉพาะบุคคลจำเป็นต้องมีความยืดหยุ่นต่อการเปลี่ยนแปลงของผู้เรียน เพราะเป้าหมาย แรงจูงใจ และความพร้อมอาจปรับเปลี่ยนระหว่างการเรียนรู้ [23], [24].

ตารางที่ 1 : Synthesis of Personalized Learning workflow

Component	Content (สรุปสาระสำคัญ)	Ref.
Learner Diversity	ผู้เรียนมีพื้นฐาน ความรู้เดิม แรงจูงใจ และรูปแบบการเรียนรู้ที่แตกต่างกัน จึงต้องใช้ระบบที่ออกแบบให้รองรับความหลากหลาย	[20]
Dynamic Learner Profile	จำเป็นต้องมีโปรไฟล์ผู้เรียนที่อัปเดตตามพฤติกรรมและข้อมูลใหม่ เพื่อให้ระบบสามารถประเมินความสามารถและความพร้อมแบบ real-time	[21]

Competency Gap Analysis	การระบุช่องว่างทักษะของผู้เรียนช่วยกำหนดว่าผู้เรียนควรเรียนหัวข้อใดก่อน-หลัง เพื่อให้เส้นทางการเรียนรู้มีประสิทธิภาพ	[22]
Adaptive Learning Path	เส้นทางการเรียนรู้ต้องปรับเปลี่ยนตามเปลี่ยนแปลงของผู้เรียน เช่น ความก้าวหน้า ความสนใจ และข้อจำกัดด้านเวลา	[23]
Flexible Personalization	ระบบต้องสามารถให้คำแนะนำแบบเฉพาะบุคคลที่แตกต่างกันแม้เป็นนักศึกษาในรายวิชาเดียวกัน เพื่อเพิ่มคุณภาพผลลัพธ์ทางการเรียนรู้	[24]

ตารางนี้แสดงให้เห็นว่า กระบวนการเรียนรู้เฉพาะบุคคล (Personalized Learning Workflow) เป็นกระบวนการแบบเป็นลำดับขั้น โดยเริ่มจากการวิเคราะห์ความแตกต่างของผู้เรียนและการสร้างโปรไฟล์เพื่อประเมินทักษะและความพร้อมในการเรียนรู้ของแต่ละบุคคล จากนั้นระบบจะระบุช่องว่างทักษะเพื่อนำไปสู่การออกแบบเส้นทางการเรียนรู้ที่สอดคล้องกับระดับความก้าวหน้าและความสนใจของผู้เรียน ส่งผลให้ผู้เรียนสามารถได้รับบทเรียนที่ปรับให้เหมาะสมกับตนเอง แม้อยู่ในชั้นเรียนเดียวกัน ซึ่งช่วยยกระดับประสิทธิภาพการเรียนรู้โดยรวม

2) ระบบการเรียนรู้อัจฉริยะ (Intelligent Learning System / Intelligent Tutoring System (ILS/ITS))

ระบบการเรียนรู้แบบอัจฉริยะหรือระบบสอนอัจฉริยะ (ITS) เป็นสถาปัตยกรรมหลักที่สนับสนุนการเรียนรู้ดิจิทัลสมัยใหม่ โดยประกอบด้วย domain model, learner model และ tutor model เพื่อระบุสถานะความรู้ของผู้เรียน ประเมินความเข้าใจ และวางแผนการสอนอย่างเป็นระบบ [25] งานวิจัยจำนวนมากยืนยันว่า ITS ช่วยเพิ่มความแม่นยำในการติดตามความรู้และสนับสนุนการเรียนรู้แบบปรับตัวได้อย่างมีประสิทธิภาพ [26] โดยระบบจำเป็นต้องพิจารณาข้อมูลพฤติกรรมเชิงเวลา (temporal behavior) ของผู้เรียน เช่น รูปแบบการทำแบบฝึก ความผิดพลาด และความถี่ในการเรียนรู้ เพื่อปรับกลยุทธ์การสอนให้เหมาะสม [27], [28] ITS ยุคใหม่ผสมผสาน Learning Analytics และ Machine Learning เพื่อทำนายพฤติกรรมการเรียนรู้และสร้างคำแนะนำอัตโนมัติ [29], [30] โดยเฉพาะเทคนิค Deep Knowledge Tracing (DKT) ซึ่งเป็นแบบจำลอง deep learning สำหรับติดตามพัฒนาการความรู้ของผู้เรียนตามลำดับเวลา พบว่ามีประสิทธิภาพสูงกว่า Bayesian Knowledge Tracing ในการทำนายเส้นทางการเรียนรู้ [31], [32] นอกจากนี้ การบูรณาการ DKT ร่วมกับ Knowledge Graph ยังช่วยให้ระบบสามารถจัดลำดับกิจกรรมและออกแบบเส้นทางการเรียนรู้ให้สอดคล้องกับโครงสร้างความรู้ของรายวิชาได้อย่างเหมาะสม [33][34] ขณะเดียวกัน สถาปัตยกรรม Retrieval-Augmented Generation (RAG) ได้รับการนำมาใช้เพื่อเพิ่มความถูกต้องและความโปร่งใสของคำแนะนำ โดยผสมผสานการค้นคืนข้อมูลจริงเข้ากับการสร้างคำตอบเชิงบริบท ช่วยลดปัญหา AI hallucination และสนับสนุนการอธิบายเหตุผลของคำแนะนำได้อย่างตรวจสอบได้ [35],[36],[37],[38] ร่วมกับการใช้ Large Language Models (LLMs) เช่น GPT ในบทบาทผู้ช่วยสอนอัจฉริยะ ซึ่งสามารถวิเคราะห์เนื้อหา สร้างแบบฝึกหัด และปรับรูปแบบการอธิบายให้เหมาะสมกับระดับความสามารถของผู้เรียน ส่งเสริมการเรียนรู้แบบปฏิสัมพันธ์สูง [39],[40] อย่างไรก็ตาม การประยุกต์ใช้ LLM ในระดับอุดมศึกษาจำเป็นต้องคำนึงถึงความน่าเชื่อถือ จริยธรรม และผลกระทบต่อทักษะการคิดเชิงวิพากษ์ของผู้เรียนควบคู่กันไป [41],[42]

ตารางที่ 2 : Synthesis of Intelligent Learning System / Intelligent Tutoring System workflow

Component	Content (สรุปสาระสำคัญ)	Ref.
Core ITS Architecture	โครงสร้างหลักของ ITS ประกอบด้วย Domain Model, Learner Model และ Tutor Model ซึ่งสนับสนุนการวิเคราะห์ผู้เรียน การวางแผนสอน และการให้คำแนะนำอัตโนมัติ	[25]

Learner Knowledge Assessment	ระบบสามารถประเมินความเข้าใจของผู้เรียนได้อย่างต่อเนื่อง ทำให้การแนะนำเนื้อหา มีความแม่นยำและสอดคล้องกับความสามารถของผู้เรียนมากขึ้น	[26]
Temporal Learning Behavior Modeling	ระบบต้องวิเคราะห์พฤติกรรมการเรียนรู้ตามเวลา เช่น ความสม่ำเสมอ ความผิดพลาด และรูปแบบการตอบ เพื่อปรับการสอนแบบทันที	[27]
Adaptive Instruction Strategy	กลไกการสอนต้องสามารถปรับเปลี่ยนตามข้อมูลใหม่จากผู้เรียน ทั้งในด้านระดับเนื้อหา ความยากง่าย และรูปแบบการเรียนรู้	[28]
Learning Analytics Integration	การผสมผสาน Learning Analytics ช่วยให้ ITS ทำนายพฤติกรรมผู้เรียน เช่น ความเสี่ยงต่อการเรียนไม่สำเร็จ และเสนอการช่วยเหลือเฉพาะบุคคล	[29]
Machine Learning Enhancement	การใช้ Machine Learning ช่วยให้ระบบสามารถวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึก สร้างแบบจำลองผู้เรียน และให้คำแนะนำที่เหมาะสมขึ้นแบบอัตโนมัติ	[30]
Sequential Knowledge Modeling	DKT ใช้โครงข่ายประสาทแบบลำดับเวลา (Recurrent Neural Networks) เพื่อเรียนรู้ลำดับพฤติกรรมของผู้เรียน เช่น การตอบถูก-ผิดในแบบฝึกหัด และคาดการณ์ระดับความรู้ในอนาคต	[31]
Performance Prediction Accuracy	งานวิจัยชี้ว่า DKT มีความแม่นยำสูงกว่า Bayesian Knowledge Tracing ในการทำนายระดับความรู้ของผู้เรียน ทำให้สามารถประเมินจุดอ่อนและความต้องการเสริมได้อย่างแม่นยำขึ้น	[32]
Knowledge Graph Integration	การผสมผสาน DKT เข้ากับกราฟความรู้ช่วยให้ระบบสามารถวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างหัวข้อเนื้อหาและจัดลำดับกิจกรรมการเรียนรู้ที่สอดคล้องกับโครงสร้างความรู้จริงของรายวิชา	[33]
Adaptive Learning Path Support	การประมวลผลแบบลำดับเวลาของ DKT ทำให้ระบบสามารถสร้างเส้นทางการเรียนรู้แบบปรับตัว (adaptive pathway) ที่สอดคล้องกับความก้าวหน้าจริงของผู้เรียน	[34]
Retrieval Module	โมดูลค้นคืนข้อมูลทำหน้าที่ดึงข้อมูลจากฐานความรู้ที่เกี่ยวข้องกับบริบทการเรียนรู้ ช่วยให้ระบบสามารถอ้างอิงข้อมูลจริงเพื่อลดความคลาดเคลื่อนและสนับสนุนความถูกต้องของคำตอบ	[35]
Generation Module	โมดูลสร้างข้อความทำงานร่วมกับข้อมูลที่ค้นคืนมา เพื่อสร้างคำอธิบายหรือคำตอบที่มีความถูกต้องตามหลักฐาน ช่วยลดปัญหา AI hallucination ในบริบทการศึกษา	[36]
Context-Aware Learning Support	การผสมผสาน retrieval + generation ทำให้ระบบสามารถแนะนำเนื้อหา เอกสาร หรือกิจกรรมที่ตรงกับ competency gap ของผู้เรียน เพิ่มความเฉพาะบุคคลของเส้นทางการเรียนรู้	[37]
Explainable Recommendation	RAG ช่วยให้ระบบสามารถให้ “คำอธิบายประกอบคำแนะนำ” โดยอ้างอิงข้อมูลจริง ทำให้ผู้เรียนและผู้สอนเข้าใจเหตุผลของการเลือกเส้นทางหรือเนื้อหาที่ถูกแนะนำ	[38]
LLM as Intelligent Learning Assistant	LLM เช่น GPT ทำหน้าที่เป็นผู้ช่วยสอนอัจฉริยะ (intelligent assistant) ที่สามารถตอบคำถาม อธิบายเนื้อหา และให้การสนับสนุนการเรียนรู้ในเชิงสนทนาได้อย่างเป็นธรรมชาติ	[39]
Adaptive Content Generation	LLM สามารถสร้างคำอธิบาย สรุปเนื้อหา และแบบฝึกหัดที่ปรับระดับความยากง่ายตามโปรไฟล์ของผู้เรียน ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของการเรียนรู้เฉพาะบุคคล	[40]
Opportunities & Challenges of ChatGPT in Education	งานวิจัยชี้ให้เห็นทั้งข้อดี เช่น การเข้าถึงความรู้ที่รวดเร็ว และความท้าทาย เช่น ความน่าเชื่อถือของข้อมูลและผลกระทบต่องานคิดเชิงวิพากษ์ของผู้เรียน	[41]
Ethical & Pedagogical Considerations	การใช้ LLM ในมหาวิทยาลัยต้องคำนึงถึงจริยธรรม ความโปร่งใส การกลั่นกรองเนื้อหา และผลกระทบต่อพฤติกรรมกรรมการเรียนรู้ของผู้เรียน เพื่อใช้เทคโนโลยีอย่างรับผิดชอบ	[42]

จากตารางที่ 2 แสดงให้เห็นว่า ระบบการสอนอัจฉริยะ (Intelligent Tutoring System: ITS) ถูกพัฒนาบนสถาปัตยกรรมหลักที่ประกอบด้วยแบบจำลองสำคัญ 3 ส่วน ได้แก่ แบบจำลองเนื้อหา (Domain Model) ซึ่งทำหน้าที่จัด

โครงสร้างองค์ความรู้ของรายวิชา แบบจำลองผู้เรียน (Learner Model) ซึ่งติดตามความก้าวหน้าและสถานะการเรียนรู้ของผู้เรียนแต่ละราย และแบบจำลองผู้สอน (Instructor Model) ซึ่งสะท้อนกลยุทธ์และแนวทางการจัดการเรียนการสอน แบบจำลองเหล่านี้สนับสนุนการประเมินความรู้และการวางแผนการสอนอย่างเป็นระบบ โดยระบบมีการประเมินอย่างต่อเนื่อง การสร้างแบบจำลองพฤติกรรมการเรียนรู้ตามช่วงเวลา และการปรับวิธีการสอนให้สอดคล้องกับความสามารถและพัฒนาการของผู้เรียนแต่ละคน

นอกจากนี้ ระบบยังบูรณาการการวิเคราะห์ข้อมูลการเรียนรู้ (Learning Analytics) และการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) โดยประยุกต์ใช้เทคนิคต่าง ๆ เช่น Deep Knowledge Tracing ซึ่งใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์สถานะความรู้ของผู้เรียน และ Knowledge Graphs ซึ่งใช้แสดงความสัมพันธ์ระหว่างแนวคิดต่าง ๆ ส่งผลให้ระบบสามารถคาดการณ์ผลลัพธ์การเรียนรู้ได้แม่นยำยิ่งขึ้นและสร้างเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลได้อย่างเหมาะสม

ยิ่งไปกว่านั้น การผสมแนวคิด Retrieval-Augmented Generation ร่วมกับโมเดลภาษาขนาดใหญ่ (Large Language Models: LLMs) ช่วยให้ระบบสามารถให้คำแนะนำเชิงลึก สร้างเนื้อหาที่ปรับให้เหมาะสมกับผู้เรียน และสนับสนุนการเรียนรู้แบบสนทนาที่มีความโปร่งใสและคำนึงถึงจริยธรรม ส่งผลให้ประสิทธิภาพและคุณภาพของการเรียนรู้โดยรวมเพิ่มสูงขึ้น

3) ปัญญาประดิษฐ์แบบอธิบายได้ (Explainable AI (XAI))

XAI เป็นองค์ประกอบสำคัญของระบบแนะนำในบริบทการศึกษา เนื่องจากผู้เรียนและผู้สอนต้องสามารถเข้าใจเหตุผลของคำแนะนำเพื่อนำไปใช้ในการเรียนรู้จริงได้อย่างมีความเชื่อมั่น งานวิจัยเสนอว่า คำอธิบายของระบบควรมีลักษณะ โปร่งใส เข้าใจง่าย และเหมาะสมกับผู้ใช้แต่ละกลุ่ม [43] กรอบ XAI-ED ได้ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อการศึกษาโดยเฉพาะ โดยเน้นบทบาทของคำอธิบายในทุกระดับ ผู้เรียน ครู และผู้บริหาร [44] งานทดลองพบว่าความโปร่งใสช่วยเพิ่มความเชื่อถือของผู้ใช้ต่อระบบ AI ในสถานการณ์ที่มีความเสี่ยงสูง [45] ขณะที่งานด้าน Learning Analytics ใช้ XAI เพื่อช่วยให้ครูระบุปัจจัยเสี่ยงที่ส่งผลต่อความสำเร็จของผู้เรียนได้แม่นยำขึ้น [46] แนวคิด human-centric XAI ยังเน้นให้การออกแบบคำอธิบายมุ่งผู้ใช้เป็นศูนย์กลางเพื่อประสิทธิภาพสูงสุด [47].งานวิจัยยังชี้ว่า โมเดลที่แม่นยำอาจไม่ได้รับการยอมรับหากไม่มีความสามารถในการตีความ [48],[49] การใช้ XAI แบบโต้ตอบช่วยให้ผู้เรียนและครูเข้าใจโครงสร้างการวิเคราะห์ของระบบ [50] การทบทวนแนวทาง XAI ยังกล่าวถึงความท้าทายด้านอคติ ความเป็นธรรม และความโปร่งใส [51] และงานที่ศึกษา cloud-AI ethics ย้ำความสำคัญของมาตรฐานจริยธรรมในระบบ AI ทางการศึกษา [52].

ตารางที่ 3 : Synthesis of Explainable AI (XAI) workflow

Component	Content (สรุปสาระสำคัญ)	Ref.
Role of Explainability in Education	XAI มีความสำคัญต่อระบบการศึกษา เนื่องจากผู้เรียนและผู้สอนต้องเข้าใจเหตุผลเบื้องหลังการตัดสินใจของโมเดล AI เพื่อเพิ่มความโปร่งใสและความไว้วางใจต่อระบบ	[43]
XAI-ED Framework	กรอบแนวคิด XAI-ED ถูกพัฒนาขึ้นเฉพาะสำหรับบริบทด้านการศึกษา โดยกำหนดประเภทของคำอธิบายและรูปแบบการนำเสนอที่เหมาะสมกับผู้เรียน ครู และผู้ใช้อื่น ๆ	[44]
Human Trust & Decision Support	งานทดลองในสถานการณ์ที่มีความเสี่ยงสูงพบว่า การให้คำอธิบายร่วมกับผลลัพธ์ของ AI ส่งผลให้ผู้มีระดับความเชื่อมั่นและความเข้าใจเพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ	[45]

XAI in Learning Analytics	การใช้ XAI ใน Learning Analytics ช่วยให้ผู้สอนเข้าใจปัจจัยที่มีผลต่อผลลัพธ์ เช่น คะแนน ความเสี่ยง หรือระดับการมีส่วนร่วม ทำให้สามารถช่วยเหลือผู้เรียนได้ตรงจุด	[46]
Human-Centric Explainability	แนวคิด human-centric XAI เน้นให้คำอธิบายถูกออกแบบโดยคำนึงถึงความต้องการ ความสามารถ และบริบทของผู้ใช้ เพื่อให้เกิดประสิทธิภาพสูงสุดในการเรียนรู้และการตัดสินใจ	[47]
Interpretability vs. Accuracy	งานวิจัยระบุว่าโมเดลที่ตีความได้ง่ายอาจได้รับการยอมรับมากกว่าแม้ความแม่นยำต่ำกว่า ขณะที่โมเดลที่แม่นยำสูงอาจไม่ได้รับความไว้วางใจจากผู้ใช้	[48]
Model Simplicity & Fairness	ความเรียบง่ายของโมเดลยังส่งผลต่อการรับรู้ความเป็นธรรมของผู้ใช้ โดยผู้เรียนและครูมักไว้วางใจโมเดลที่สามารถเข้าใจหลักการทำงานได้อย่างชัดเจน	[49]
Interactive XAI Tools	เครื่องมือ XAI แบบโต้ตอบช่วยพัฒนาความเข้าใจเกี่ยวกับโมเดล AI และส่งเสริมทักษะ algorithmic literacy ของผู้ใช้ เช่น การสำรวจที่เจอร์ที่มีผลต่อการทำนาย	[50]
XAI Methods & Challenges	การทบทวนเทคนิค XAI พบว่ามีความท้าทายหลายด้าน เช่น อคติ ความโปร่งใส การตีความผลลัพธ์ และความเป็นธรรม ซึ่งต้องพิจารณาเมื่อออกแบบระบบในบริบทการศึกษา	[51]
Ethical & Cloud-AI Governance	งานวิจัยเน้นว่าการบูรณาการ XAI กับระบบคลาวด์ต้องคำนึงถึงความปลอดภัย ความเป็นส่วนตัว และความรับผิดชอบต่อผลลัพธ์ของโมเดล เพื่อรองรับมาตรฐานจริยธรรม	[52]

จากตารางที่ 3 สะท้อนให้เห็นว่า ปัญญาประดิษฐ์ที่อธิบายได้ (Explainable AI: XAI) มีบทบาทสำคัญในบริบททางการศึกษา โดยช่วยให้ผู้เรียนและผู้สอนสามารถเข้าใจเหตุผลเบื้องหลังการตัดสินใจของระบบปัญญาประดิษฐ์ ซึ่งส่งเสริมความโปร่งใส ความไว้วางใจ และการยอมรับต่อระบบอัจฉริยะ กรอบแนวคิด XAI-ED ได้รับการออกแบบมาโดยเฉพาะสำหรับบริบทการศึกษา โดยมีรูปแบบการอธิบายและการนำเสนอที่เหมาะสมกับกลุ่มผู้ใช้งานแต่ละประเภท

นอกจากนี้ งานวิจัยสะท้อนว่า XAI ช่วยสนับสนุนการตัดสินใจของมนุษย์ โดยเฉพาะในบริบทที่มีความเสี่ยงสูง การนำเสนอคำอธิบายควบคู่กับผลลัพธ์จาก AI สามารถเพิ่มความเข้าใจและความเชื่อมั่นของผู้ใช้งานได้อย่างมีนัยสำคัญ การประยุกต์ใช้ XAI กับการวิเคราะห์ข้อมูลการเรียนรู้ช่วยให้ผู้สอนสามารถระบุปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อผลลัพธ์การเรียนรู้ เช่น คะแนน ความเสี่ยง หรือระดับการมีส่วนร่วม และนำไปสู่การให้ความช่วยเหลือผู้เรียนได้อย่างตรงจุดมากขึ้น

ในด้านการออกแบบระบบ แนวคิด Human-Centric Explainability เน้นการปรับรูปแบบการอธิบายให้สอดคล้องกับความต้องการ ความสามารถ และบริบทของผู้ใช้งาน ขณะเดียวกัน งานวิจัยยังเน้นย้ำถึงความสำคัญของการสร้างสมดุลระหว่างความสามารถในการอธิบายและความแม่นยำของแบบจำลอง รวมถึงความเรียบง่ายของแบบจำลองและความเป็นธรรม ซึ่งล้วนส่งผลต่อการรับรู้และความไว้วางใจของผู้ใช้งาน ท้ายที่สุด การใช้เครื่องมือ XAI แบบโต้ตอบ ตลอดจนการคำนึงถึงจริยธรรม ความมั่นคงปลอดภัย ความเป็นส่วนตัว และธรรมาภิบาลในสภาพแวดล้อม Cloud-AI ถือเป็นปัจจัยสำคัญต่อการประยุกต์ใช้ XAI ทางการศึกษาอย่างมีความรับผิดชอบและยั่งยืน

4) บริบทการศึกษาระดับปริญญาตรี (Undergraduate Education Context)

ผู้เรียนในรายวิชาศึกษาทั่วไปมักมีพื้นฐานที่หลากหลาย ทำให้การจัดเนื้อหาแบบเดียวกันไม่สามารถตอบสนองความแตกต่างของผู้เรียนได้ งานวิจัยจำนวนมากจึงเน้นการใช้ข้อมูลเพื่อระบุผู้เรียนกลุ่มเสี่ยงและสร้างกิจกรรมเสริมที่เหมาะสม [53] การศึกษาความสามารถในการปรับตัวของผู้เรียนชี้ให้เห็นว่าการใช้โมเดลที่โปร่งใสและตีความได้สามารถสนับสนุนการตัดสินใจ

ด้านการเรียนรู้ได้ดีกว่าโมเดลกล่องดำ [54],[55] งานที่เกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์บทสนทนาในชั้นเรียนยังยืนยันว่าครูมีความยอมรับต่อระบบ AI มากขึ้นเมื่อสามารถเข้าใจเหตุผลเบื้องหลังการวิเคราะห์ของระบบ [56] นอกจากนี้ ความโปร่งใสของโมเดลยังเป็นปัจจัยสำคัญในการนำเครื่องมือทำนาย drop-out ไปใช้จริงในสถาบันการศึกษา [57].

ตารางที่ 4 : Synthesis of Undergraduate Education Context workflow

Component	Content (สรุปสาระสำคัญ)	Ref.
Learner Diversity in General Education	ผู้เรียนในรายวิชาศึกษาทั่วไปมีความหลากหลายด้านพื้นฐาน แรงจูงใจ และทักษะดิจิทัล ทำให้การจัดการเรียนรู้แบบเดียวไม่เพียงพอ จึงต้องมีระบบที่ช่วยรองรับความแตกต่างรายบุคคล	[53]
Risk Prediction & Early Identification	งานวิจัยเสนอให้ใช้ข้อมูลผลการเรียน พฤติกรรม และการมีส่วนร่วมเพื่อระบุ นักศึกษากลุ่มเสี่ยง ช่วยให้สถาบันสามารถออกแบบการช่วยเหลือเชิงรุกได้	[54]
Model Transparency in Higher Education	การเปรียบเทียบโมเดลกล่องดำและโมเดลที่ตีความได้พบว่า ความสามารถในการอธิบายผลลัพธ์มีผลต่อความไว้วางใจของผู้เรียนและครู มากกว่าความแม่นยำเพียงอย่างเดียว	[55]
Classroom Interaction & Teacher Acceptance	การใช้ XAI วิเคราะห์บทสนทนาในชั้นเรียนแสดงให้เห็นว่า ครูมีแนวโน้มยอมรับระบบวิเคราะห์มากขึ้นเมื่อสามารถเข้าใจเหตุผลเบื้องหลังผลการประเมินของระบบ	[56]
Ethical Use of Predictive Models in Higher Education	งานด้าน dropout prediction ระบุว่า การใช้โมเดลทำนายในอุดมศึกษาต้องมีความโปร่งใสและอธิบายได้ เพื่อป้องกันความเสี่ยงด้านจริยธรรมและการตีความผิดพลาด	[57]

จากตารางที่ 4 สะท้อนให้เห็นถึงความซับซ้อนและความหลากหลายของการจัดการเรียนรู้ในระดับอุดมศึกษา โดยผู้เรียนในรายวิชาศึกษาทั่วไปมีพื้นฐาน แรงจูงใจ และทักษะดิจิทัลที่แตกต่างกัน แนวทางการจัดการเรียนรู้แบบเดียวไม่สามารถตอบสนองผู้เรียนทุกคนได้อย่างเหมาะสม ดังนั้น ระบบสนับสนุนการเรียนรู้จำเป็นต้องคำนึงถึงความแตกต่างระหว่างบุคคล

นอกจากนี้ การวิเคราะห์ข้อมูลผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน พฤติกรรม และระดับการมีส่วนร่วมของผู้เรียน สามารถช่วยพยากรณ์ความเสี่ยงและระบุผู้เรียนที่ต้องการความช่วยเหลือได้ตั้งแต่ระยะเริ่มต้น ทำให้สถาบันสามารถออกแบบมาตรการสนับสนุนเชิงรุกที่มีประสิทธิภาพได้ ในด้านปัญญาประดิษฐ์ งานวิจัยชี้ให้เห็นว่าความโปร่งใสและความสามารถในการอธิบายผลลัพธ์ของแบบจำลองมีอิทธิพลต่อความไว้วางใจและการยอมรับของผู้เรียนและผู้สอนมากกว่าความแม่นยำของแบบจำลองเพียงอย่างเดียว

ขณะเดียวกัน การประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ที่อธิบายได้ในการวิเคราะห์ปฏิสัมพันธ์ในชั้นเรียนช่วยเพิ่มการยอมรับของผู้สอน เมื่อผู้สอนสามารถเข้าใจเหตุผลเบื้องหลังผลการประเมินของระบบได้อย่างชัดเจน สุดท้าย ประเด็นด้านจริยธรรมในการใช้แบบจำลองเชิงพยากรณ์ในระดับอุดมศึกษามีความสำคัญอย่างยิ่ง ระบบจำเป็นต้องมีความโปร่งใสและสามารถอธิบายได้ เพื่อป้องกันความเสี่ยงทางจริยธรรมและการตีความผลลัพธ์ที่คลาดเคลื่อน

5) ระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้ (Learning Path Recommendation Systems)

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องชี้ว่า ระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้ต้องอาศัยข้อมูลผู้เรียน โครงสร้างเนื้อหา และแบบจำลองความรู้เพื่อจัดลำดับกิจกรรมการเรียนรู้ที่เหมาะสมที่สุด [58] ระบบสมัยใหม่ใช้กราฟความรู้ เทคนิค optimization และการ

วิเคราะห์จุดอ่อนความรู้เพื่อสร้างเส้นทางที่ปรับเปลี่ยนตามผู้เรียนได้อย่างยืดหยุ่น [59],[60] งานด้านจริยธรรมระบุว่า ความโปร่งใสและคำอธิบายของระบบแนะนำมีบทบาทสำคัญต่อความไว้วางใจทางการศึกษา [61] ขณะที่งานเชิงอนาคตเกี่ยวกับ ChatGPT และ AI ในมหาวิทยาลัยเสนอว่าการใช้ LLM สามารถช่วยเสริมคุณภาพคำแนะนำและช่วยอธิบายเส้นทางการเรียนรู้ได้อย่างชัดเจนยิ่งขึ้น [62].

ตารางที่ 5 : Synthesis of Learning Path Recommendation Systems workflow

Component	Content (สรุปสาระสำคัญ)	Ref.
Learning Path Optimization	ใช้อัลกอริทึมด้านการเพิ่มประสิทธิภาพ (optimization algorithms) เพื่อกำหนดลำดับกิจกรรมการเรียนรู้ที่เหมาะสมที่สุด โดยพิจารณาจากความรู้เดิม ความพร้อม และข้อจำกัดของผู้เรียน	[58]
Knowledge Graph-Based Pathway Design	ใช้กราฟความรู้ (Knowledge Graph) เพื่อแสดงโครงสร้างความสัมพันธ์ของเนื้อหา ทำให้ระบบสามารถค้นหาเส้นทางที่เหมาะสมตามลำดับความรู้และช่องว่างของผู้เรียน	[59]
Weak Concept Mining	วิเคราะห์ “จุดอ่อนความรู้ (weak concepts)” จากข้อมูลการทำแบบฝึกหัดและพฤติกรรมกรรมการเรียนรู้ เพื่อแนะนำเนื้อหาที่ช่วยเสริมประเด็นที่ผู้เรียนยังเข้าใจไม่ดี	[60]
Explainable Recommendation Ethics	งานวิจัยด้านจริยธรรมของระบบแนะนำชี้ว่าความโปร่งใส ความยุติธรรม และความสามารถในการอธิบาย เป็นปัจจัยสำคัญในการสร้างความไว้วางใจและความยอมรับจากผู้ใช้งาน	[61]
Future Trends: LLM-enhanced Learning Pathways	งานล่าสุดชี้ว่า ChatGPT และ LLM สามารถช่วยอธิบายเหตุผลของเส้นทางการเรียนรู้ สร้างคำแนะนำเชิงลึก และเพิ่มคุณภาพการเรียนรู้แบบเฉพาะบุคคลในระบบแนะนำสมัยใหม่	[62]

จากตารางที่ 5 สาระสำคัญชี้ให้เห็นว่า ระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้ มีโครงสร้างที่มุ่งปรับกิจกรรมการเรียนรู้ให้เหมาะสมกับผู้เรียนแต่ละราย โดยอาศัยอัลกอริทึมเชิงการเพิ่มประสิทธิภาพที่คำนึงถึงความรู้พื้นฐานเดิม ความพร้อมในการเรียนรู้ และข้อจำกัดของผู้เรียน การออกแบบเส้นทางการเรียนรู้โดยใช้กราฟความรู้ช่วยให้ระบบสามารถเข้าใจความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างของเนื้อหา และคัดเลือกเส้นทางที่สอดคล้องกับฐานความรู้และช่องว่างการเรียนรู้ของผู้เรียนได้อย่างแม่นยำ

นอกจากนี้ การวิเคราะห์แนวคิดที่ผู้เรียนมีความอ่อน (weak concept mining) จากข้อมูลการทำแบบฝึกหัดและพฤติกรรมกรรมการเรียนรู้ ช่วยให้ระบบสามารถแนะนำเนื้อหาที่ตอบโจทย์จุดอ่อนของผู้เรียนได้อย่างตรงจุด ในมิติด้านจริยธรรม งานวิจัยระบุว่าความโปร่งใส ความเป็นธรรม และความรับผิดชอบของระบบแนะนำมีบทบาทสำคัญต่อการสร้างความไว้วางใจและการยอมรับของผู้ใช้งาน ท้ายที่สุด แนวโน้มการบูรณาการโมเดลภาษาขนาดใหญ่ (Large Language Models: LLMs) เช่น ChatGPT ช่วยเสริมเหตุผลเบื้องหลังการจัดเส้นทางการเรียนรู้ สร้างคำแนะนำเชิงลึก และยกระดับการเรียนรู้เฉพาะบุคคลในระบบแนะนำสมัยใหม่

1.5.1.2. ระยะเวลาการออกแบบและพัฒนาระบบ โดยนำกรอบแนวคิดไปพัฒนาเป็นระบบต้นแบบที่บูรณาการเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ เช่น การติดตามความรู้ของผู้เรียนและระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้

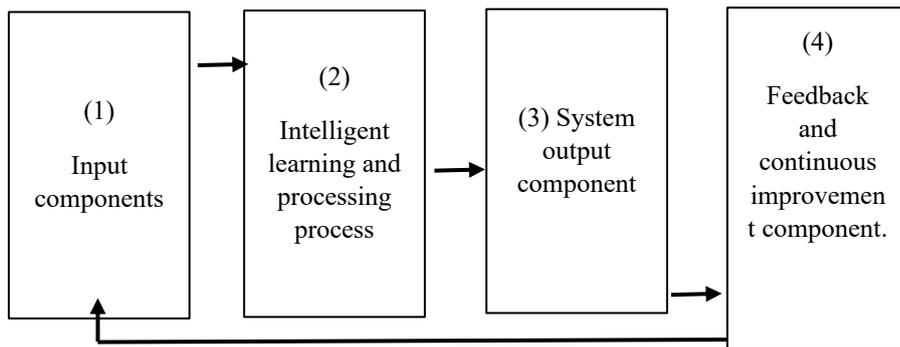
1.5.1.3. ระยะเวลาประเมินประสิทธิภาพของระบบ โดยประเมินความเหมาะสมและประสิทธิภาพของระบบผ่านการตรวจสอบจากผู้เชี่ยวชาญและการทดลองใช้งาน เพื่อปรับปรุงและพัฒนาระบบให้มีความสมบูรณ์

รูปแบบการวิจัยดังกล่าวช่วยให้สามารถพัฒนาระบบที่มีความสอดคล้องทั้งในเชิงทฤษฎีและเชิงปฏิบัติ และสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการพัฒนาการจัดการเรียนการสอนในระดับอุดมศึกษาได้อย่างมีประสิทธิภาพ

1.5.2 การพัฒนารอบแนวคิดของระบบ (Framework Development)

การพัฒนารอบแนวคิดของระบบดำเนินการโดยการสังเคราะห์งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการเรียนรู้เฉพาะบุคคล ระบบการเรียนรู้อัจฉริยะ การติดตามสถานะความรู้ของผู้เรียน และระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้ ซึ่งตีพิมพ์ในวารสารวิชาการระดับนานาชาติช่วงปี ค.ศ. 2019–2025 การสังเคราะห์ดังกล่าวครอบคลุมแนวคิดด้านปัญญาประดิษฐ์ การวิเคราะห์ข้อมูลการเรียนรู้ และการออกแบบระบบสนับสนุนการตัดสินใจทางการศึกษา

ผลจากการสังเคราะห์งานวิจัยถูกนำมาใช้ในการออกแบบกรอบแนวคิดของระบบตามโครงสร้าง Input–Process–Output–Feedback (IPOF) โดยกำหนดองค์ประกอบหลักของระบบ ได้แก่ ข้อมูลนำเข้า กลไกการประมวลผลและการวิเคราะห์อัจฉริยะ ผลลัพธ์ของระบบ และกลไกป้อนกลับเพื่อการปรับปรุงอย่างต่อเนื่อง ทั้งนี้ กรอบแนวคิดถูกออกแบบให้รองรับการบูรณาการกลไกการติดตามสถานะความรู้ของผู้เรียนเชิงลำดับเวลา ระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้ และกลไกการอธิบายผลลัพธ์เพื่อสนับสนุนการตัดสินใจด้านการเรียนรู้



ภาพที่ 3 กรอบแนวคิดการพัฒนาระบบ

1.5.3 การตรวจสอบความเหมาะสมของกรอบแนวคิดโดยผู้เชี่ยวชาญ (Framework Validation by Experts)

การตรวจสอบความเหมาะสมของกรอบแนวคิดระบบดำเนินการโดยการประเมินจากผู้เชี่ยวชาญ (expert-based validation) ซึ่งเหมาะสมกับการวิจัยเชิงออกแบบที่มุ่งตรวจสอบความถูกต้องเชิงแนวคิดและความเป็นไปได้ในการนำกรอบแนวคิดไปพัฒนาเป็นระบบในอนาคต ผู้เชี่ยวชาญถูกคัดเลือกด้วยวิธีการเลือกแบบเจาะจง (purposive sampling) เพื่อให้ครอบคลุมมุมมองที่หลากหลายและสอดคล้องกับลักษณะของกรอบแนวคิดที่พัฒนา

ผู้เชี่ยวชาญจำนวนทั้งสิ้น 15 คน แบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม ได้แก่ 1) ผู้เชี่ยวชาญด้านเทคโนโลยีการศึกษา 2) ผู้เชี่ยวชาญด้านปัญญาประดิษฐ์เพื่อการศึกษา และ 3) ผู้เชี่ยวชาญด้านหลักสูตรและการจัดการเรียนการสอนรายวิชาศึกษาทั่วไป โดยจำนวนดังกล่าวอยู่ในช่วงที่เหมาะสมสำหรับการตรวจสอบความตรงเชิงเนื้อหาและการประเมินกรอบแนวคิดเชิงระบบตามข้อเสนอ

ของ Polit และ Beck (2006) [63] ผู้วิจัยจัดส่งเอกสารอธิบายกรอบแนวคิดของระบบ พร้อมแบบประเมินความเหมาะสมให้แก่ผู้เชี่ยวชาญผ่านช่องทางออนไลน์ และเปิดโอกาสให้ผู้เชี่ยวชาญให้ข้อเสนอแนะเพิ่มเติมในรูปแบบปลายเปิด

1.5.4. เครื่องมือวิจัยและตัวแปรที่ใช้ในการประเมิน (Research Instruments and Measures)

เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัยเป็นแบบสอบถามมาตราส่วนประมาณค่า 5 ระดับ จำนวน 15 ข้อ ครอบคลุม 5 มิติ ได้แก่ 1) คุณภาพของระบบ (System Quality) 2) คุณภาพเชิงปัญญาประดิษฐ์ (Intelligence Quality) 3) คุณภาพด้านการตัดสินใจ (Decision Quality) 4) คุณภาพด้านการเรียนรู้ (Learning Quality) และ 5) คุณภาพด้านผู้ใช้และสภาพแวดล้อม (User and Environment Quality) โดยเครื่องมือดังกล่าวได้รับการตรวจสอบความตรงเชิงเนื้อหาโดยผู้เชี่ยวชาญจำนวน 5 คน ด้วยดัชนีความสอดคล้องระหว่างข้อคำถามกับวัตถุประสงค (Index of Item-Objective Congruence: IOC) เพื่อให้มั่นใจว่าข้อคำถามสามารถสะท้อนวัตถุประสงค์ของการประเมินกรอบแนวคิดได้อย่างเหมาะสม

1.5.5. การวิเคราะห์ข้อมูล (Data Analysis)

การวิเคราะห์ข้อมูลดำเนินการโดยใช้สถิติเชิงพรรณนา ได้แก่ ค่าเฉลี่ย (Mean) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation) เพื่ออธิบายระดับความเหมาะสมของกรอบแนวคิดระบบในภาพรวมและในแต่ละมิติการประเมิน นอกจากนี้ การตรวจสอบความตรงเชิงเนื้อหาของเครื่องมือประเมินใช้ค่าดัชนี IOC โดยกำหนดเกณฑ์การยอมรับที่ค่า $IOC \geq 0.50$ (Rovinelli & Hambleton (1977))[64] การวิเคราะห์ข้อมูลในงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่ออธิบายระดับความเหมาะสมของกรอบแนวคิดเชิงระบบ โดยไม่ได้มุ่งสรุปผลเชิงอนุมานหรืออ้างอิงความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ

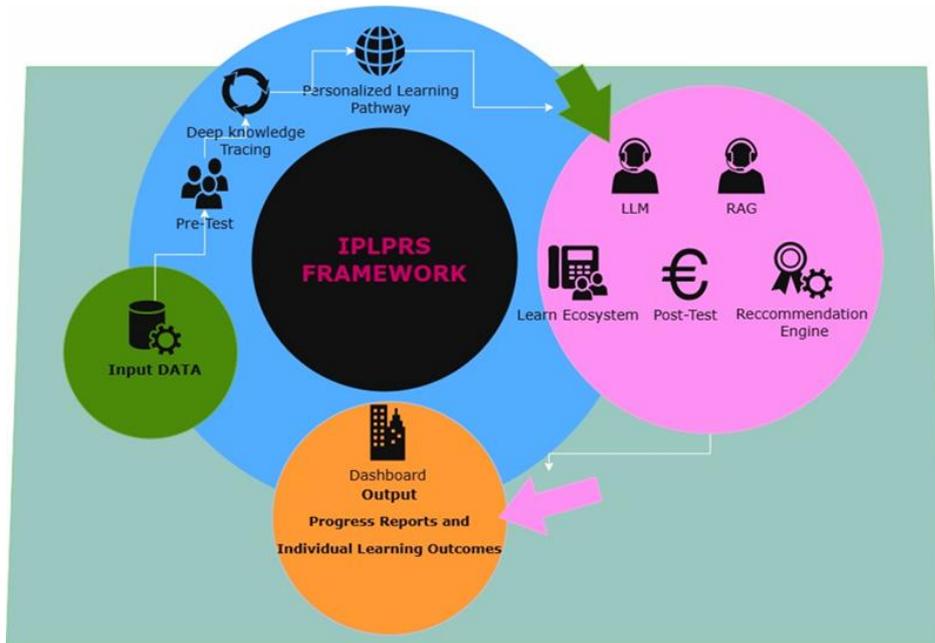
1.5.6. จริยธรรมการวิจัย (Research Ethics)

งานวิจัยนี้ดำเนินการตามหลักจริยธรรมการวิจัยทางการศึกษา ผู้เชี่ยวชาญทุกท่านได้รับข้อมูลเกี่ยวกับวัตถุประสงค์และกระบวนการวิจัยอย่างชัดเจน และให้ความยินยอมเข้าร่วมการวิจัยโดยสมัครใจ ผู้เชี่ยวชาญสามารถถอนตัวจากการวิจัยได้ตลอดเวลาโดยไม่ส่งผลกระทบต่อ ๑ ต่อสถานะทางวิชาชีพ ข้อมูลที่ได้รับจากการประเมินถูกนำเสนอในรูปแบบภาพรวมเพื่อวัตถุประสงค์ทางวิชาการ โดยไม่เปิดเผยข้อมูลส่วนบุคคล และมีการจัดการข้อมูลตามหลักการรักษาความลับและความปลอดภัยของข้อมูล

1.6 ผลการวิจัย

1.6.1 กรอบแนวคิดของระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะ (IPLPRS)

ผลการวิจัยในส่วนของกรอบแนวคิดระบบ คือกรอบแนวคิดของระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะ (Intelligent Personalized Learning Pathway Recommendation System: IPLPRS) ซึ่งได้รับการออกแบบเพื่อสนับสนุนการตัดสินใจด้านการเรียนรู้ในบริบทของรายวิชาศึกษาทั่วไประดับปริญญาตรี โดยกรอบแนวคิดดังกล่าวพัฒนาขึ้นบนพื้นฐานของการสังเคราะห์งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง และจัดโครงสร้างตามแนวคิด Input-Process-Output-Feedback (IPOF) กรอบแนวคิด IPLPRS ประกอบด้วยองค์ประกอบหลัก 4 ส่วน ได้แก่ ข้อมูลนำเข้า (Input) กระบวนการประมวลผลและการวิเคราะห์อัจฉริยะ (Process) ผลลัพธ์ของระบบ (Output) และกลไกป้อนกลับเพื่อการปรับปรุงอย่างต่อเนื่อง (Feedback) ซึ่งแต่ละองค์ประกอบได้รับการออกแบบให้เชื่อมโยงกันอย่างเป็นระบบเพื่อรองรับการเรียนรู้เฉพาะบุคคลและการสนับสนุนการตัดสินใจทางการศึกษา ดังภาพที่ 4



ภาพที่ 4 ไตอะแกรมแสดงกรอบแนวคิดของ Intelligent Personalized Learning Pathway Recommendation System (IPLPRS Framework)

- 1.6.1.1. องค์ประกอบข้อมูลนำเข้า (Input) ประกอบด้วยข้อมูลพื้นฐานของผู้เรียน ข้อมูลพฤติกรรมการณ์การเรียนรู้ ผลการประเมินก่อนเรียน (Pre-Test) และข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับแผนการเรียนรู้ ซึ่งใช้เป็นฐานข้อมูลสำหรับการสะท้อนระดับความพร้อมและสถานะความรู้ของผู้เรียนในแต่ละช่วงเวลา
- 1.6.1.2. องค์ประกอบกระบวนการประมวลผล (Process) เป็นกระบวนการเรียนรู้และการประมวลผลอัจฉริยะ (Learning and Intelligent Processing) และเป็นแกนหลักของระบบ โดยใช้ Deep Knowledge Tracing (DKT) ในการติดตามและพยากรณ์พัฒนาการความรู้ของผู้เรียนเชิงลำดับเวลา ผลลัพธ์ ถูกนำไปใช้ในการสร้างเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคล (Personalized Learning Pathway) ระบบบูรณาการ Large Language Models (LLMs) ร่วมกับ Retrieval-Augmented Generation (RAG) เพื่อสร้างคำแนะนำและเนื้อหาการเรียนรู้ที่สอดคล้องกับบริบทเฉพาะบุคคลอย่างแม่นยำและยืดหยุ่น
- 1.6.1.3. องค์ประกอบผลลัพธ์ (Output Components) ซึ่งนำเสนอความก้าวหน้าการเรียนรู้ ผลการประเมินรายบุคคล และข้อมูลสนับสนุนการตัดสินใจของผู้เรียนและผู้สอน ระบบยังใช้ Post-Test และ Recommendation Engine เพื่อประเมินผลลัพธ์การเรียนรู้และสร้างคำแนะนำในรอบถัดไป
- 1.6.1.4. องค์ประกอบป้อนกลับ (Feedback) ทำหน้าที่นำข้อมูลจากผลการเรียนรู้และการประเมินกลับเข้าสู่ระบบ เพื่อสนับสนุนการปรับปรุงแบบจำลองผู้เรียนและกลไกการแนะนำอย่างต่อเนื่อง ซึ่งช่วยให้กรอบแนวคิดสามารถรองรับการเปลี่ยนแปลงของพฤติกรรมและพัฒนาการของผู้เรียนในระยะยาว
- 1.6.2. ผลการตรวจสอบความตรงเชิงเนื้อหาของเครื่องมือประเมินกรอบแนวคิด

ผลการตรวจสอบความตรงเชิงเนื้อหาของเครื่องมือประเมินกรอบแนวคิดโดยผู้เชี่ยวชาญ ด้วยดัชนีความสอดคล้องระหว่างข้อคำถามกับวัตถุประสงค์ (Index of Item-Objective Congruence: IOC) พบว่า ข้อคำถามทุกข้อมีค่า IOC ไม่ต่ำกว่า 0.50 และมีค่าเฉลี่ยโดยรวมเท่ากับ 0.87 ซึ่งสูงกว่าเกณฑ์การยอมรับที่กำหนดไว้ ผลดังกล่าวสะท้อนให้เห็นว่า เครื่องมือ

ประเมินมีความสอดคล้องกับวัตถุประสงค์ของการตรวจสอบกรอบแนวคิดเชิงระบบ และสามารถใช้เป็นเครื่องมือในการประเมินความเหมาะสมของกรอบแนวคิดได้อย่างเหมาะสมในเชิงเนื้อหา

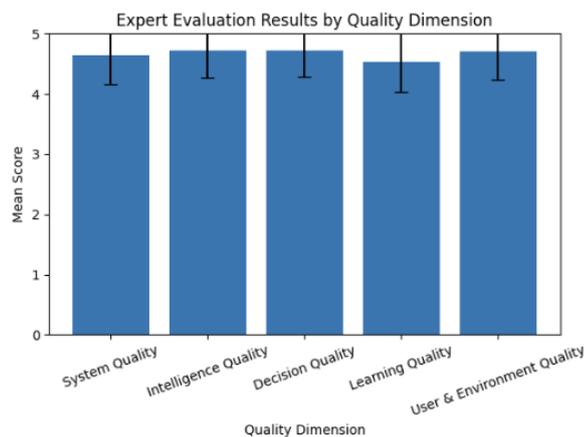
1.6.3. ผลการประเมินความเหมาะสมของกรอบแนวคิด IPLPRS โดยผู้เชี่ยวชาญ

ผลการประเมินความเหมาะสมของกรอบแนวคิด IPLPRS จากผู้เชี่ยวชาญจำนวน 15 คน รายละเอียดดังตารางที่ 6

ตารางที่ 6 ผลการประเมินความเหมาะสมของระบบ IPLPRS (n = 15 ผู้เชี่ยวชาญ)

มิติคุณภาพ	ลำดับ	ประเด็นประเมิน	สาระสำคัญที่ประเมิน	Mean	SD	ระดับ
1) System Quality คุณภาพของระบบ	1	ความครบถ้วนของข้อมูลนำเข้า (Input Data)	ระบบรวบรวมข้อมูล ผู้เรียน-รายวิชา-ผู้สอน ได้ครบถ้วน	4.67	0.49	มากที่สุด
	2	ความชัดเจนของลำดับขั้นตอนระบบ	ขั้นตอนตามกรอบแนวคิด มีความต่อเนื่อง	4.67	0.49	มากที่สุด
	3	ความเหมาะสมของ Dashboard Output	แสดง Progress, Pathway, Feedback และ XAI อย่างชัดเจน	4.60	0.51	มากที่สุด
				ค่าเฉลี่ยมิติที่ 1	4.64	0.48
2) Intelligence Quality คุณภาพด้านปัญญาประดิษฐ์	4	ความเหมาะสมของการใช้ Deep Knowledge Tracing (DKT) ในการติดตาม และพยากรณ์สถานะความรู้ของผู้เรียน	วิเคราะห์และพยากรณ์ การเรียนรู้ได้แม่นยำ	4.80	0.41	มากที่สุด
	5	ความสอดคล้องของการใช้ RAG + LLM	เพิ่มความแม่นยำของ คำแนะนำและเนื้อหา	4.80	0.41	มากที่สุด
	6	การทำงานร่วมกันของโมดูล AI	เชื่อมโยง AI กับกิจกรรม การเรียนรู้ได้เหมาะสม	4.67	0.49	มากที่สุด
	7	ความเหมาะสมของ Explainable AI (XAI)	อธิบายเหตุผลของ คำแนะนำได้โปร่งใส	4.60	0.51	มากที่สุด
			ค่าเฉลี่ยมิติที่ 2	4.72	0.45	มากที่สุด
3) Decision Quality คุณภาพด้านการตัดสินใจ	8	ความเหมาะสมของ Personalized Learning Pathway	เส้นทางเรียนรู้ตอบสนอง ความแตกต่างผู้เรียน	4.87	0.35	มากที่สุด
	9	ความถูกต้องของ Recommendation Engine	ปรับบทเรียนและ แบบฝึกหัดตามผลการ เรียน	4.60	0.51	มากที่สุด
				ค่าเฉลี่ยมิติที่ 3	4.73	0.45

4) Learning Quality คุณภาพด้านการเรียนรู้	10	ความเหมาะสมของ Pre-test	วัดความรู้ตั้งต้นและ สมรรถนะผู้เรียนได้จริง	4.47	0.52	มากที่สุด
	11	ความเหมาะสมของ Post-test	สะท้อนพัฒนาการเรียนรู้ ได้ชัดเจน	4.67	0.49	มากที่สุด
	12	ความสอดคล้องกับ Course Learning Outcomes	รองรับ LOs ของรายวิชา ศึกษาทั่วไป	4.33	0.49	มาก
	13	ความสามารถลดความเหลื่อมล้ำการเรียนรู้	ผู้เรียนต่างพื้นฐานเรียนรู้ ตามจังหวะตนเอง	4.67	0.49	มากที่สุด
			ค่าเฉลี่ยมิติที่ 4	4.53	0.50	มากที่สุด
5) User & Environment Quality คุณภาพด้านผู้ใช้และ สภาพแวดล้อมการใช้งาน	14	ความเป็นไปได้ของการใช้งานจริง	ใช้งานได้ในมหาวิทยาลัย ภายใต้ทรัพยากรจริง	4.73	0.46	มากที่สุด
	15	ความคุ้มค่า (Cost-Benefit Ratio)	คุ้มค่าต่อผู้เรียนและ ผู้สอนเมื่อเทียบต้นทุน	4.67	0.49	มากที่สุด
			ค่าเฉลี่ยมิติที่ 5	4.70	0.47	มากที่สุด
			<u>ค่าเฉลี่ยรวม</u>	<u>4.65</u>	<u>0.48</u>	<u>มากที่สุด</u>



ภาพที่ 5 กราฟแสดงผลการประเมินโดยผู้เชี่ยวชาญ ทั้ง 5 ด้าน

จากตารางที่ 1 ผลการประเมินความเหมาะสม พบว่า กรอบแนวคิดมีความเหมาะสมในภาพรวมอยู่ในระดับ มากที่สุด โดยมีค่า ($\bar{X} = 4.65$ S.D. = 0.48) และทุกมิติได้รับการประเมินอยู่ในระดับมากที่สุด

เมื่อพิจารณาแยกตามมิติการประเมิน พบว่า มิติด้านคุณภาพการตัดสินใจ (Decision Quality) ได้รับการประเมินในระดับมากที่สุด ซึ่งสะท้อนถึงความเหมาะสมของกรอบแนวคิดในการสนับสนุนการตัดสินใจด้านการเรียนรู้ในมุมมองของ

ผู้เชี่ยวชาญ รองลงมาคือมิติด้านคุณภาพเชิงปัญญาประดิษฐ์ (Intelligence Quality) ซึ่งสะท้อนถึงความเหมาะสมของการออกแบบกลไกการติดตามสถานะความรู้ของผู้เรียน การจัดลำดับเส้นทางการเรียนรู้ และการบูรณาการกลไกการอธิบายผลลัพธ์ในระดับแนวคิด มิติด้านคุณภาพของระบบ (System Quality) ได้รับการประเมินว่าอยู่ในระดับมาก โดยผู้เชี่ยวชาญเห็นว่ากรอบแนวคิดมีโครงสร้างที่ชัดเจน เป็นระบบ และมีความเป็นไปได้ในการนำไปพัฒนาเป็นระบบต้นแบบในอนาคต ขณะที่มิติด้านคุณภาพการเรียนรู้ (Learning Quality) และมิติด้านคุณภาพผู้ใช้และสภาพแวดล้อม (User and Environment Quality) ได้รับการประเมินในระดับมากเช่นกัน สะท้อนถึงศักยภาพของกรอบแนวคิดในการสนับสนุนการเรียนรู้เฉพาะบุคคลและการนำไปประยุกต์ใช้ในบริบทสถาบันอุดมศึกษา

1.7 อภิปรายและสรุปผล

1.7.1. อภิปรายผล

ผลการวิจัยสะท้อนให้เห็นว่าการพัฒนาระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะ (IPLPRS) มีความเหมาะสมในเชิงโครงสร้างและเชิงระบบในมุมมองของผู้เชี่ยวชาญ โดยเฉพาะการจัดวางองค์ประกอบของระบบตามแนวคิด Input-Process-Output-Feedback (IPOF) ซึ่งช่วยให้การวิเคราะห์ข้อมูลผู้เรียนและการสนับสนุนการตัดสินใจด้านการเรียนรู้เป็นไปอย่างเป็นระบบและสอดคล้องกับแนวทางของระบบสอนอัจฉริยะและการเรียนรู้เฉพาะบุคคลที่เน้นการใช้ข้อมูลผู้เรียนหลายมิติ [3], [5], [9] ผลการประเมินในมิติด้านคุณภาพการตัดสินใจที่อยู่ในระดับสูงที่สุดสะท้อนถึงจุดเด่นของกรอบแนวคิดในการจัดวางบทบาทของระบบในฐานะเครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจทางการศึกษา มากกว่าการเป็นเพียงเครื่องมือการเรียนรู้หรือระบบอัตโนมัติที่ทำงานแทนมนุษย์ ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยด้าน intelligent tutoring systems และ decision support ในบริบทการศึกษา [4], [8], [10] นอกจากนี้ การออกแบบกรอบแนวคิดให้รองรับการติดตามสถานะความรู้ของผู้เรียนเชิงลำดับเวลาและการวิเคราะห์ช่องว่างความรู้ สอดคล้องกับงานวิจัยด้าน student modeling และ knowledge tracing ที่ชี้ให้เห็นถึงความสำคัญของข้อมูลเชิงพลวัตในการจัดเส้นทางการเรียนรู้ที่เหมาะสมกับผู้เรียนรายบุคคล [13], [16] ขณะเดียวกัน การผสานแนวคิดการใช้ Retrieval-Augmented Generation ร่วมกับโมเดลภาษาขนาดใหญ่ในระดับกรอบแนวคิด ช่วยสนับสนุนการสร้างคำอธิบายของข้อเสนอนี้ในลักษณะที่โปร่งใสและสามารถตรวจสอบได้ ซึ่งสอดคล้องกับแนวโน้มของ Explainable Artificial Intelligence in Education ที่มุ่งเพิ่มความเชื่อมั่น ความเข้าใจ และการยอมรับของผู้ใช้ต่อระบบอัจฉริยะ [44], [48], [51] ผลการประเมินในมิติด้านคุณภาพการเรียนรู้และด้านผู้ใช้และสภาพแวดล้อม ยังสะท้อนให้เห็นว่ากรอบแนวคิดมีศักยภาพในการรองรับบริบทของรายวิชาศึกษาทั่วไปซึ่งมีความหลากหลายของผู้เรียนสูง อันเป็นประเด็นที่ถูกกล่าวถึงอย่างต่อเนื่องในงานวิจัยด้าน adaptive learning และ personalized learning path recommendation ในระดับอุดมศึกษา [20], [22], [25], [30] อย่างไรก็ตาม ผู้เชี่ยวชาญบางส่วนได้ให้ข้อเสนอแนะว่า การเชื่อมโยงกรอบแนวคิดกับผลลัพธ์การเรียนรู้ของรายวิชาและการนำไปใช้ในสถานการณ์จริงควรได้รับการพิจารณาเพิ่มเติมในขั้นตอนการพัฒนาระบบต้นแบบหรือการศึกษาวิจัยในอนาคต ซึ่งสอดคล้องกับข้อจำกัดของงานวิจัยเชิงออกแบบที่มุ่งตรวจสอบความเหมาะสมเชิงแนวคิดของกรอบแนวคิดระบบ มากกว่าการประเมินประสิทธิผลเชิงประจักษ์จากการใช้งานจริงกับผู้เรียน [21], [63], [64]

1.7.2. สรุปผลและข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการพัฒนาระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้เฉพาะบุคคลอัจฉริยะ (Intelligent Personalized Learning Pathway Recommendation System: IPLPRS) สำหรับรายวิชาศึกษาทั่วไประดับปริญญาตรี โดยมุ่งเน้นการ

พัฒนาระบบเพื่อสนับสนุนการตัดสินใจด้านการเรียนรู้ในบริบทอุดมศึกษา แนวคิดดังกล่าวได้รับการออกแบบตามโครงสร้าง Input–Process–Output–Feedback (IPOF) และบูรณาการแนวคิดการติดตามสถานะความรู้ของผู้เรียนเชิงลำดับเวลา ระบบแนะนำเส้นทางการเรียนรู้ และกลไกการอธิบายผลลัพธ์ในระดับแนวคิด ผลการประเมินจากผู้เชี่ยวชาญสะท้อนให้เห็นว่ากรอบแนวคิดมีความเหมาะสมในเชิงโครงสร้างและเชิงระบบในระดับมากที่สุด โดยเฉพาะในมิติด้านการสนับสนุนการตัดสินใจและคุณภาพด้านปัญญาประดิษฐ์ ทั้งนี้ ผลการวิจัยเน้น(1) ประสิทธิภาพของระบบ(2) ความเหมาะสมของระบบ (3) ความพึงพอใจของผู้ใช้งาน

งานวิจัยในอนาคตควรมุ่งพัฒนากรอบแนวคิด IPLPRS ไปสู่การสร้างระบบต้นแบบและดำเนินการศึกษาวิจัยเชิงทดลองหรือกึ่งทดลอง เพื่อประเมินผลลัพธ์การเรียนรู้ การยอมรับของผู้ใช้ และความเชื่อมั่นต่อคำแนะนำของระบบในบริบทการใช้งานจริง นอกจากนี้ ควรมีการศึกษาเชิงลึกเกี่ยวกับการเชื่อมโยงเส้นทางการเรียนรู้ที่ระบบแนะนำกับผลลัพธ์การเรียนรู้ของรายวิชา และบทบาทของกลไกการอธิบายผลลัพธ์ต่อการตัดสินใจของผู้สอนและผู้เรียนในสภาพแวดล้อมการเรียนรู้ที่หลากหลาย การขยายการวิจัยไปสู่บริบทสถาบันอุดมศึกษาที่แตกต่างกันจะช่วยเสริมความแข็งแกร่งของกรอบแนวคิดและสนับสนุนการนำไปใช้เป็นระบบสนับสนุนการตัดสินใจทางการศึกษาอย่างมีประสิทธิภาพในระยะยาว

1.8. รายการอ้างอิง (Reference)

- [1] P. Lehane, D. Scully, and M. O’Leary, “Why multimedia might matter: The impact of animations and images on item performance and test-taker behaviour,” *British Journal of Educational Technology*, vol. 55, no. 1, pp. 398–416, Jan. 2024, doi: 10.1111/bjet.13369.
- [2] E. Triastuti, W. Triwibowo, D. A. Candraningrum, A. D. Saputra, and B. G. C. Widati, *One Divide or Many Divides? Underprivileged ASEAN Communities’ Meaningful Digital Literacy and Response to Disinformation*. Jakarta, Indonesia: ASEAN Foundation, 2024.
- [3] J. E. Thompson, “Student Modeling in an Intelligent Tutoring System,” M.S. thesis, Dept. of Electrical and Computer Engineering, Air Force Institute of Technology, Air University, Wright-Patterson Air Force Base, OH, USA, 1996. [Online]. Available: <https://scholar.afit.edu/etd/5883>.
- [4] W. Chango, R. Cerezo, M. Sanchez-Santillan, R. Azevedo, and C. Romero, “Improving prediction of students’ performance in intelligent tutoring systems using attribute selection and ensembles of different multimodal data sources,” *Journal of Computing in Higher Education*, vol. 33, pp. 614–634, 2021, doi: 10.1007/s12528-021-09298-8.
- [5] H. A. Alrakhawi, N. Jamiat, and S. S. Abu-Naser, “Intelligent tutoring systems in education: A systematic review of usage, tools, effects and evaluation,” *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, vol. 101, no. 4, pp. 1205–1225, Feb. 2023.
- [6] A. C. S., J. Jose, N. J. Fernandez, B. Joseph, L. Kuriakose, and N. N. Varghese, “Evolving educational technologies: A bibliometric study on AI in intelligent tutoring systems,” *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, vol. 102, no. 10, pp. 1–19, 2024.

- [7] Y. Fang, A. Lippert, Z. Cai, S. Chen, J. C. Frijters, D. Greenberg, and A. C. Graesser, “Patterns of adults with low literacy skills interacting with an intelligent tutoring system,” *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, vol. 32, pp. 297–322, 2022, doi: 10.1007/s40593-021-00266-y.
- [8] E. Kochmar, D. D. Vu, R. Belfer, V. Gupta, I. V. Serban, and J. Pineau, “Automated data-driven generation of personalized pedagogical interventions in intelligent tutoring systems,” *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, vol. 32, pp. 323–349, 2022.
- [9] M. A. Chaudhry and E. Kazim, “Artificial intelligence in education (AIEd): A high-level academic and industry note 2021,” *AI and Ethics*, vol. 2, pp. 157–165, 2022.
- [10] O. Sychev, N. Penskoy, A. Anikin, M. Denisov, and A. Prokudin, “Improving comprehension: Intelligent tutoring system explaining the domain rules when students break them,” *Education Sciences*, vol. 11, no. 11, p. 719, 2021.
- [11] V. Liu, E. Latif, and X. Zhai, “Advancing education through tutoring systems: A systematic literature review,” *arXiv preprint arXiv:2503.09748*, 2025. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2503.09748> (if applicable). Accessed: Dec. 7, 2025.
- [12] Y. Lu, Y. Pian, P. Chen, Q. Meng, and Y. Cao, “RadarMath: An Intelligent Tutoring System for Math Education,” in Proc. 35th AAAI Conf. on Artificial Intelligence (AAAI-21), Vancouver, Canada, 2021, pp. 16087–16089.
- [13] Z. Wang, W. Yan, C. Zeng, Y. Tian, and S. Dong, “A unified interpretable intelligent learning diagnosis framework for learning performance prediction in intelligent tutoring systems,” *International Journal of Intelligent Systems*, vol. 2023, Art. ID 4468025, Feb. 2023.
- [14] R. Furlan *et al.*, “A natural language processing–based virtual patient simulator and intelligent tutoring system for the clinical diagnostic process: Simulator development and case study,” *JMIR Medical Informatics*, vol. 9, no. 4, p. e24073, 2021.
- [15] Lalit, Y. Kumar, Anu, S. Kumar, D. Khurana, and Mrinal, “A study on the application of machine learning in adaptive intelligent tutoring systems,” *International Journal of Environmental Sciences*, vol. 11, no. 13s, pp. 772–780, 2025.
- [16] S. S. Gadde and V. D. R. Kalli, “A qualitative comparison of techniques for student modelling in intelligent tutoring systems,” *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, vol. 9, no. 11, pp. 75–81, 2020.
- [17] I. U. Haq *et al.*, “Dynamic group formation with intelligent tutor collaborative learning: A novel approach for next generation collaboration,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 143406–143422, 2021.
- [18] N. Singh, V. K. Gunjan, A. K. Mishra, R. K. Mishra, and N. Nawaz, “SeisTutor: A custom-tailored intelligent tutoring system and sustainable education,” *Sustainability*, vol. 14, p. 4167, 2022.
- [19] P. Phobun and J. Vicheanpanya, “Adaptive intelligent tutoring systems for e-learning systems,” *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, vol. 2, pp. 4064–4069, 2010.

- [20] C.-H. Su, “Designing and developing a novel hybrid adaptive learning path recommendation system (ALPRS) for gamification mathematics geometry course,” *EURASIA Journal of Mathematics, Science and Technology Education*, vol. 13, no. 6, pp. 2275–2298, 2017.
- [21] A. Fazlollahi *et al.*, “Effect of artificial intelligence tutoring vs expert instruction on learning simulated surgical skills among medical students,” *JAMA Network Open*, vol. 5, no. 2, p. e2149008, Feb. 2022, doi: 10.1001/jamanetworkopen.2021.49008.
- [22] V. Vagale, L. Niedrite, and S. Ignatjeva, “Application of the recommended learning path in the personalized adaptive e-learning system,” *Baltic Journal of Modern Computing*, vol. 8, no. 4, pp. 618–637, 2020.
- [23] L. Li, “Personalized college English vocabulary learning path design incorporating adaptive algorithms,” *International Journal for Housing Science and Its Applications*, vol. 46, no. 3, pp. 8337–8348, 2025.
- [24] Y. Ma, L. Wang, J. Zhang, Y. Liu, and X. Zhong, “A personalized learning path recommendation method incorporating multi-algorithm,” *Applied Sciences*, vol. 13, no. 7, pp. 1–18, 2023.
- [25] I. Gligorea, M. Cioca, R. Oancea, A. Barbat, and C. Bratu, “Adaptive learning using artificial intelligence in e-learning: A literature review,” *Education Sciences*, vol. 13, no. 11, pp. 1–22, 2023.
- [26] S. Amin, M. I. Uddin, A. A. Alarood, W. K. Mashwani, A. Alzahrani, and A. O. Alzahrani, “Smart e-learning framework for personalized adaptive learning and sequential path recommendations using reinforcement learning,” *IEEE Access*, vol. 11, pp. 137754–137769, 2023.
- [27] M. Bendahmane, B. El Falaki, and M. Benattou, “Toward a Personalized Learning Path through a Services-Oriented Approach,” *Int. J. Emerging Technol. Learn.*, vol. 14, no. 15, pp. 52–66, 2019, doi: 10.3991/ijet.v14i15.10951.
- [28] M. Sabeima, M. Lamolle, and M. F. Nanne, “Towards personalized adaptive learning in e-learning recommender systems,” *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, vol. 13, no. 8, pp. 14–20, 2022.
- [29] D. Herath and L. Jayarathne, “An architecture for a personalized learning recommendation on knowledge level of learner,” *International Journal of Scientific and Engineering Research*, vol. 9, no. 6, pp. 98–103, 2018.
- [30] B. Qiu, M. F. Zuhairi, and J. Morcos, “A comprehensive study on personalized learning recommendation in e-learning system,” *IEEE Access*, vol. 12, pp. 1–20, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3428419.
- [31] D. G. M. Dhananjaya *et al.*, “A digital recommendation system for personalized learning to enhance online education: A review,” *IEEE Access*, vol. 12, pp. 34019–34038, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3369901.
- [32] O. O. Ayeni, N. M. Al Hamad, O. N. Chisom, B. Osawaru, and O. E. Adewusi, “AI in education: A review of personalized learning and educational technology,” *GSC Advanced Research and Reviews*, vol. 18, no. 2, pp. 261–271, Feb. 2024, doi: 10.30574/gscarr.2024.18.2.0062.

- [33] S. Atlas, *ChatGPT for Higher Education and Professional Development: A Guide to Conversational AI*. Kingston, RI, USA: University of Rhode Island, 2023. ISBN: 979-8-37-495120-2. [Online]. Available: https://digitalcommons.uri.edu/cba_facpubs/548
- [34] M. A. Abas, S. E. Arumugam, M. M. Yunus, and K. R. M. Rafiq, "ChatGPT and personalized learning: Opportunities and challenges in higher education," *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, vol. 13, no. 12, pp. 3536–3545, Dec. 2023, doi: 10.6007/IJARBS/v13-i12/20240.
- [35] C. Halkiopoulou and E. Gkintoni, "Leveraging AI in e-learning: Personalized learning and adaptive assessment through cognitive neuropsychology—A systematic analysis," *Education Sciences*, vol. 14, no. 1, pp. 1–23, 2024.
- [36] L. Zhang, X. Zeng, and P. Lv, "Higher education-oriented recommendation algorithm for personalized learning resource," *International Journal of Emerging Technologies in Learning (IJET)*, vol. 17, no. 16, pp. 4–20, 2022, doi: 10.3991/ijet.v17i16.33179.
- [37] S. Li, H. Chen, X. Liu, J. Li, K. Peng, and Z. Wang, "Online personalized learning path recommendation based on saltatory evolution ant colony optimization algorithm," 2022. (publication venue not specified).
- [38] J. Diao, Y. Li, C. Xu, and Y. Chen, "Personalized learning path recommendation based on weak concept mining," *Mobile Information Systems*, vol. 2022, Art. ID 8183451, pp. 1–14, 2022, doi: 10.1155/2022/8183451.
- [39] S. Sok and C. Heng, "Opportunities, challenges, and strategies for using ChatGPT in higher education: A literature review," 2024. (publication venue not specified).
- [40] X. Zhang, Q. Zhang, Y. Sun, H. Liu, and X. Li, "A novel precise personalized learning recommendation model regularized with trust and influence," *Applied Sciences*, vol. 12, no. 23, p. 12243, 2022, doi: 10.3390/app122312243.
- [41] M. A. Chatti, S. Dakova, H. Thüs, and U. Schroeder, "Tag-based collaborative filtering recommendation in personal learning environments," *IEEE Transactions on Learning Technologies*, vol. 6, no. 4, pp. 337–349, Oct.–Dec. 2013, doi: 10.1109/TLT.2013.21.
- [42] B. Whalley, D. France, J. Park, A. Mauchline, and K. Welsh, "Towards flexible personalized learning and the future educational system in the fourth industrial revolution in the wake of Covid-19," *Higher Education Pedagogies*, vol. 6, no. 1, pp. 79–99, 2021, doi: 10.1080/23752696.2021.1883458.
- [43] Y. Hu, R. F. Mello, and D. Gašević, "Automatic analysis of cognitive presence in online discussions: An approach using deep learning and explainable artificial intelligence," *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 2, p. 100037, 2021, doi: 10.1016/j.caeai.2021.100037.
- [44] H. Khosravi *et al.*, "Explainable artificial intelligence in education," *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 3, p. 100074, 2022, doi: 10.1016/j.caeai.2022.100074.
- [45] B. Leichtmann, C. Humer, A. Hinterreiter, M. Streit, and M. Mara, "Effects of explainable artificial intelligence on trust and human behavior in a high-risk decision task," *Computers in Human Behavior*, vol. 138, p. 107469, 2023, doi: 10.1016/j.chb.2022.107469.

- [46] M. M. Islam, F. H. Sojib, M. F. H. Mihad, M. Hasan, and M. Rahman, “The integration of explainable AI in educational data mining for student academic performance prediction and support system,” *Telematics and Informatics Reports*, vol. 18, p. 100203, 2025.
- [47] J. D. Pinto *et al.*, “Human-centric explainable AI in education (HEXED) workshop,” in *Proc. 17th Int. Conf. on Educational Data Mining (EDM)*, Atlanta, GA, USA, Jul. 2024, pp. 1030–1033, doi: 10.5281/zenodo.12730045.
- [48] V. Swamy, S. Du, M. Marras, and T. Käser, “Trusting the explainers: Teacher validation of explainable artificial intelligence for course design,” in *Proc. 17th Int. Conf. on Educational Data Mining (EDM)*, 2024.
- [49] M. Lünich and B. Keller, “Explainable artificial intelligence for academic performance prediction: An experimental study on the impact of accuracy and simplicity of decision trees on causability and fairness perceptions,” in *Proc. Int. Conf. on Educational Data Mining (EDM)*, 2023.
- [50] M. Bhat and D. Long, “Designing interactive explainable AI tools for algorithmic literacy and transparency,” in *Proc. ACM Designing Interactive Systems Conf. (DIS 2023)*, 2023, pp. 1–15.
- [51] N. Ullah, J. A. Khan, I. De Falco, and G. Sannino, “Explainable artificial intelligence: Importance, use domains, stages, output shapes, and challenges,” *ACM Computing Surveys*, vol. 57, no. 4, Art. 94, Dec. 2024.
- [52] A. Kokala, “The intersection of explainable AI and ethical decision-making: Advancing trustworthy cloud-based data science models,” in *Proc. Int. Conf. on Cloud Computing and Data Science*, 2022, pp. 1–10.
- [53] S. Alwarthan, N. Aslam, and I. U. Khan, “An explainable model for identifying at-risk student at higher education,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 114371–114386, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3218998.
- [54] L. C. Nnadi, Y. Watanobe, M. M. Rahman, and A. M. John-Otumu, “Prediction of students’ adaptability using explainable AI in educational machine learning models,” *Applied Sciences*, vol. 14, p. 5141, Jun. 2024, doi: 10.3390/app14125141.
- [55] S. Gunasekara and M. Saarela, “Explainable AI in education: Techniques and qualitative assessment,” *Applied Sciences*, vol. 15, p. 1239, Jan. 2025, doi: 10.3390/app15031239.
- [56] D. Wang, C. Bian, and G. Chen, “Using explainable AI to unravel classroom dialogue analysis: Effects of explanations on teachers’ trust, technology acceptance and cognitive load,” *Journal of Computer Assisted Learning*, vol. 39, no. 6, pp. 1408–1423, 2023.
- [57] E. Melo, I. Silva, D. G. Costa, C. M. D. Viegas, and T. M. Barros, “On the use of explainable artificial intelligence to evaluate school dropout,” *Electronics*, vol. 13, no. 2, 2024, doi: 10.3390/electronics13020235.
- [58] G. Kostopoulos, G. Davrazos, and S. Kotsiantis, “Explainable artificial intelligence-based decision support systems: A recent review,” *Electronics*, vol. 13, no. 2, 2024, doi: 10.3390/electronics13020245.
- [59] O. O. Olateju *et al.*, “Exploring the concept of explainable AI and developing information governance standards for enhancing trust and transparency in handling customer data,” *Journal of Engineering Research and Reports*, vol. 26, no. 7, pp. 244–268, Jun. 2024, doi: 10.9734/jerr/2024/v26i71206.

- [60] S. Ali *et al.*, “Metaverse in healthcare integrated with explainable AI and blockchain: Enabling immersiveness, ensuring trust, and providing patient data security,” *Sensors*, vol. 23, p. 565, 2023, doi: 10.3390/s23020565.
- [61] B. R. Yadav, “The ethics of understanding: Exploring moral implications of explainable AI,” *International Journal of Science and Research (IJSR)*, vol. 13, no. 6, pp. 1–8, Jun. 2024, doi: 10.21275/SR24529122811.
- [62] P. S. Aithal and S. Aithal, “Application of ChatGPT in higher education and research – A futuristic analysis,” *International Journal of Applied Engineering and Management Letters (IAEML)*, vol. 7, no. 2, pp. 1–15, 2023, doi: 10.5281/zenodo.7642266
- [63] D. F. Polit and C. T. Beck, “The content validity index: Are you sure you know what's being reported?” *Research in Nursing & Health*, vol. 29, no. 5, pp. 489–497, 2006.
- [64] Rovinelli, R. J., and Hambleton, R. K., “On the use of content specialists in the assessment of criterion-referenced test item validity,” *Dutch Journal of Educational Research*, 1977.

