ระบบแนะนำการเลือกศึกษาหลักสูตรระดับปริญญาตรีสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

A Guidance System for Selecting Bachelor's Programs in Computer Science Using Neural Network Techniques

ณภัทร์ แซ่เตียว ชนกฤต ชิดพุทรา มนรดา ศิริมงคล* และ ธวัชชัย สารวงษ์

Napat Sae-tieo Chanakrit Chidputsa Monrada Sirimongkol * and Thawatchai Sarawong

สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลกรุงเทพ

Department of Computer Science Faculty of Science and Technology,
Rajamangala University of Technology Krungthep, Thailand.

***Corresponding Author E-mail**: monrada.s@mail.rmutk.ac.th

Received: 7/09/25, **Revised**: 14/10/25, **Accepted**: 16/10/25

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบแนะนำการเลือกหลักสูตรระดับปริญญาตรีสำหรับนักศึกษาสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ณ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลกรุงเทพ เนื่องจากนักศึกษาชั้นปีที่ 1 ยังขาดแนวทางในการตัดสินใจเลือกระหว่างหลักสูตรวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศให้สอดคล้องกับเป้าหมายทางอาชีพ ระบบนี้จึงถูกพัฒนาขึ้นโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Perceptron: MLP) เพื่อวิเคราะห์และให้คำแนะนำ

ระบบดังกล่าวพัฒนาด้วยภาษาไพธอนและจาวาสคริปต์ โดยใช้ MongoDB ในการจัดการฐานข้อมูล ชุดข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองประกอบด้วยข้อมูลของนักศึกษาที่สำเร็จการศึกษาตั้งแต่ปี พ.ศ. 2555 ถึง 2563 ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลนักศึกษาสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์จำนวน 1,716 รายการ และสาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศจำนวน 505 รายการ โดยมีตัวแปรที่ใช้ในการวิเคราะห์ ได้แก่ เพศ, วุฒิการศึกษาก่อนเข้าศึกษา และผลการเรียนใน 3 วิชาพื้นฐานวิชาชีพ

ผลการทดสอบพบว่าแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงสุดคือ MLP1 ซึ่งมีโครงสร้างแบบ 1 ชั้นซ่อน, 16 โหนด, ค่า Regularization ที่ 0.01 และ Learning Rate ที่ 0.005 โดยให้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) สูงสุดที่ 0.66 ผลการวิจัยชี้ให้เห็นว่าโครงสร้างแบบจำลองที่ไม่ซับซ้อนสามารถให้ผลลัพธ์ที่ดี และระบบที่พัฒนาขึ้นนี้สามารถนำไปใช้เป็นเครื่องมือเพื่อช่วยสนับสนุนนักศึกษาในการตัดสินใจเลือกหลักสูตรได้อย่างมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ: ระบบแนะนำ ,การเลือกหลักสูตร ,โครงข่ายประสาทเทียม , โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

Abstract

The goal of this study is to create a method that helps computer science students at Rajamangala University of Technology Krungthep choose which courses to take. People made this method because first-year students still do not have enough help figuring out which computer science or IT programs will help them reach their job goals. For research and suggestions, the system uses the Multilayer Perceptron (MLP) artificial neural network method.

Python and JavaScript were used in the system's development, and MongoDB was used for database administration. The modeling dataset comprises 1,716 records of computer science students and 505 records of information technology students who graduated during the years P. Prof. 2012 and 2020. The factors under investigation include academic performance in three key professional topics, gender, and pre-entry educational attainment.

According to the test findings, MLP1, which had 16 nodes, a 1-layer hidden structure, a Regularization value of 0.01 and a Learning Rate of 0.005, produced the best results, with a maximum accuracy of 0.66. According to the research findings, a straightforward model structure may yield positive outcomes, and the system that was created can be a useful tool for assisting students in choosing courses. Keywords: Multilayer Perceptron, Artificial Neural Network, Course Selection, and Recommendation System

Keywords: Guidance system ,Course selection ,Neural network Multilayer Perceptron (MLP)

1. บทนำ

ในยุคที่เทคโนโลยีสารสนเทศเป็นพลังขับเคลื่อนสำคัญต่อการพัฒนาเศรษฐกิจ ประเทศไทยกำลังเผชิญกับความต้องการบุคลากรที่มีทักษะด้านทคโนโลยีเพิ่มขึ้นอย่างก้าวกระโดด จากข้อมูลล่าสุดพบว่า ประเทศไทยมีความต้องการกำลังแรงงานในกลุ่มนี้มากกว่า 140,000 คน โดยเฉพาะในตำแหน่งสำคัญ เช่น นักวิเคราะห์ข้อมูล นักพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ (AI) และผู้เชี่ยวชาญด้านความปลอดภัยไซเบอร์ สถานการณ์ดังกล่าวสอดคล้องกับแนวโน้มทั่วโลกที่คาดการณ์ว่าจะมีความต้องการบุคลากรไอทีมากกว่า 2 ล้านตำแหน่ง ภายในปี พ.ศ. 2568 ความต้องการที่สูงนี้ทำให้สถาบันการศึกษามีบทบาทสำคัญอย่างยิ่งในการผลิตบัณฑิตให้มีคุณภาพเพื่อตอบสนองต่อตลาดแรงงาน พบว่านักศึกษาชั้นปีที่ 1 ของคณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลกรุงเทพ ซึ่งต้องตัดสินใจเลือกระหว่างหลักสูตรวิทยาการคอมพิวเตอร์และหลักสูตรเทคโนโลยีสารสนเทศ ยังคงขาดแนวทางที่ชัดเจนในการเลือกเรียนให้สอดคล้องกับความถนัดและความสนใจของตนเอง ซึ่งอาจนำไปสู่การเลือกเรียนในสาขาที่ไม่เหมาะสมและส่งผลต่อประสิทธิภาพการเรียนรู้ในระยะยาว [1]

จากงานวิจัยพบว่างานวิจัยเชิงพฤติกรรมสามารถระบุปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการตัดสินใจเลือกศึกษาต่อของนักศึกษาได้ แต่ยังไม่สามารถแปรผลสู่การเป็นเครื่องมือที่ให้คำแนะนำแก่นักศึกษาเป็นรายบุคคลได้อย่างเป็นรูปธรรม ในขณะเดียวกันการพยากรณ์ข้อมูลด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมได้มีประสิทธิภาพในการสร้างแบบจำลองพยากรณ์(Model)ที่มีความเที่ยงตรงสูงสำหรับปัญหาที่ซับซ้อนได้ จากสถานการณ์ดังกล่าวจึงปรากฏช่องว่างทางวิชาการที่สำคัญ คือการขาดการประยุกต์ใช้เทคนิคการพยากรณ์ข้อมูลที่มีประสิทธิภาพเพื่อแก้ไขปัญหาในภาคการศึกษาโดยตรง โดยเฉพาะการสร้างระบบที่สามารถให้คำแนะนำเชิงข้อมูล (Data-Driven Guidance) แก่นักศึกษาแต่ละคนได้ ด้วยเหตุนี้ งานวิจัยฉบับนี้จึงได้รับการออกแบบมาเพื่อพัฒนาระบบที่สามารถพยากรณ์และแนะนำหลักสูตรที่เหมาะสมกับนักศึกษา โดยอาศัยการวิเคราะห์ข้อมูลผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนและความถนัดที่ผ่านมา ซึ่งถือเป็นการนำเทคโนโลยีที่ได้รับการยอมรับมาใช้แก้ปัญหา เพื่อสร้างประโยชน์ที่เป็นรูปธรรมทั้งต่อนักศึกษาและสถาบันการศึกษา

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์พัฒนาระบบแนะนำการเลือกหลักสูตรระดับปริญญาตรีด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (MLP) โดยระบบจะวิเคราะห์ข้อมูลคุณลักษณะของนักศึกษาเพื่อสร้างแบบจำลองพยากรณ์หลักสูตรที่เหมาะสมกับศักยภาพของผู้เรียนเป็นรายบุคคล คุณประโยชน์ของระบบที่พัฒนาขึ้นนี้ไม่เพียงแต่จะสนับสนุนการตัดสินใจเชิงข้อมูล (Data-Informed Decision Making) ของนักศึกษาในการเลือกเส้นทางวิชาการที่สอดคล้องกับความถนัดของตนเอง ซึ่งช่วยลดอัตราการเปลี่ยนสาขาวิชาและการพ้นสภาพการเป็นนักศึกษาได้เท่านั้น อีกทั้งเพิ่มประสิทธิภาพการให้คำปรึกษาทางวิชาการและเพิ่มอัตราการสำเร็จการศึกษาในภาพรวม ระบบดังกล่าวจึงมีส่วนสำคัญในการส่งเสริมการผลิตบัณฑิตให้มีคุณภาพและสอดคล้องกับความต้องการของภาคอุตสาหกรรม นำไปสู่การบรรเทาปัญหาการขาดแคลนบุคลากรและเสริมสร้างขีดความสามารถในการแข่งขันของประเทศต่อไป

2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

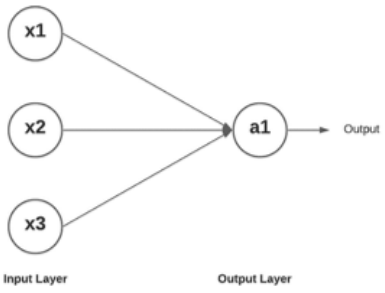
2.1 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นโมเดลทางคณิตศาสตร์ที่เลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ ประกอบด้วย 3 ชั้นหลัก

- Input Layer ทำหน้าที่รับข้อมูล โดยจำนวนโหนดขึ้นอยู่กับจำนวนตัวแปรที่ใช้
- Hidden Layer อยู่ระหว่างชั้นนำเข้าและชั้นผลลัพธ์ ทำหน้าที่เรียนรู้และประมวลผลข้อมูล มีองค์ประกอบสำคัญเช่น Learning Rate, Epoch และ Regularization
- Output Layer ชั้นสุดท้ายที่แสดงผลลัพธ์ตามที่ต้องการ [2]

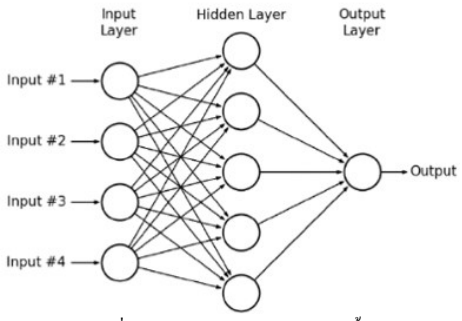
2.2 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม

2.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer Perceptron) ประกอบด้วยชั้นนำเข้าและชั้นผลลัพธ์เท่านั้น [3] แสดงดังรูปที่ 1



รูปที่ 1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว [3]

2.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Perceptron) ประกอบด้วยเซลล์ประสาทหลายชั้นที่เชื่อมต่อกันเพื่อประมวลผลข้อมูล [3] แสดงดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 โครงข่ายประสาเทียมแบบหลายชั้น [3]

2.3 ทฤษฎีพฤติกรรม

การทำความเข้าใจปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการตัดสินใจเลือกหลักสูตรของนักศึกษาเป็นสิ่งสำคัญ งานวิจัยนี้ได้นำทฤษฎีพฤติกรรมมาเป็นกรอบแนวคิดในการวิเคราะห์และคัดเลือกตัวแปรที่เกี่ยวข้อง

2.3.1 ทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (Theory of Planned Behavior: TPB) [4] ทฤษฎีนี้ระบุว่าเจตนาในการกระทำของบุคคลได้รับอิทธิพลจากสามองค์ประกอบหลัก

- ทัศนคติ (Attitude) ความคิดและความรู้สึกของบุคคลต่อการกระทำนั้น ๆ

- บรรทัดฐานอัตวิสัย (Subjective Norm) การรับรู้แรงกดดันทางสังคมจากบุคคลสำคัญ เช่น ครอบครัวหรือเพื่อน

- การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้ (Perceived Behavioral Control) ความเชื่อของบุคคลว่าตนมีความสามารถในการควบคุมและดำเนินการตามพฤติกรรมนั้นได้

ในบริบทของการเลือกหลักสูตร ทฤษฎี TPB ช่วยอธิบายว่าทัศนคติของนักศึกษาต่อหลักสูตร, อิทธิพลจากสังคม และการรับรู้ความสามารถของตนเอง ซึ่งส่งผลต่อการตัดสินใจเลือกเรียน

2.3.2 ทฤษฎีค่าคาดหวัง (Expectancy-Value Theory: EVT) [5] ทฤษฎี EVT อธิบายว่าบุคคลเลือกทำกิจกรรมใดกิจกรรมหนึ่งโดยพิจารณาจาก

- ค่าคาดหวัง (Expectancy) คือความเชื่อว่าตนจะทำสิ่งนั้นสำเร็จและคุณค่าที่ได้รับ (Value) คือความสำคัญและประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ ดังนั้นทฤษฎีนี้จึงช่วยให้เข้าใจว่าเหตุใดนักศึกษาจึงเลือกหลักสูตรที่ตนเชื่อว่าจะประสบความสำเร็จและได้รับประโยชน์ในอนาคต

2.3.3 ทฤษฎีแรงจูงใจภายใน (Self-Determination Theory: SDT) [6] ทฤษฎี SDT เน้นไปที่

- แรงจูงใจภายใน (Intrinsic Motivation) ซึ่งเกิดจากความพึงพอใจในตัวกิจกรรมเอง เช่น ความสนุกหรือความสนใจ และ แรงจูงใจภายนอก (Extrinsic Motivation) ซึ่งเกิดจากสิ่งเร้าภายนอก เช่น รางวัลหรือแรงกดดันทางสังคม การนำทฤษฎีนี้มาใช้ในการศึกษาช่วยให้เห็นว่าปัจจัยทั้งภายในและภายนอกมีบทบาทสำคัญต่อการตัดสินใจเลือกหลักสูตรของนักศึกษาอย่างไร

2.3.4 ทฤษฎีความรู้ความเข้าใจทางสังคม (Social Cognitive Theory: SCT) [7] ทฤษฎี SCT อธิบายว่าพฤติกรรมของบุคคลได้รับอิทธิพลจากการสังเกต, การเลียนแบบ และการเสริมแรงจากสภาพแวดล้อม แนวคิดหลักที่เกี่ยวข้องคือ

- ความเชื่อในความสามารถของตนเอง (Self-Efficacy) ซึ่งหมายถึงความเชื่อว่าตนเองสามารถดำเนินการบางอย่างให้สำเร็จได้ ทฤษฎีนี้จึงเป็นประโยชน์ในการวิเคราะห์ว่าการรับรู้ของนักศึกษาจากประสบการณ์ของรุ่นพี่หรือคำแนะนำจากอาจารย์และเพื่อนมีผลต่อการเลือกหลักสูตรอย่างไร

2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.4.1 ธ. ชูมณี และ ค. ปิติฤกษ์(2563) ศึกษาการพยากรณ์ความต้องการสินค้าในโรงงานขนมโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ข้อมูลยอดขายระหว่างปี 2557-2562 จำนวน 60 ข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลอง และข้อมูลยอดขายปี 2562 จำนวน 12 ข้อมูลสำหรับทดสอบประสิทธิภาพ ผลการทดสอบพบว่า อัตราเร็วในการเรียนรู้ที่ 0.01 ให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำ โดยมีค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดสัมบูรณ์ที่ 2.82% ซึ่งสูงกว่าวิธีการคาดเดาจากความชำนาญของเจ้าหน้าที่ในบริษัท [8]

2.4.2 ศรีสันติสุข ส., บัวศรี ม., วานอง เ., และ P. Sengonkeo.(2562) ศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อการตัดสินใจศึกษาต่อของนักศึกษามหาวิทยาลัยขอนแก่น โดยใช้แบบสอบถามออนไลน์กับนักเรียนมัธยมศึกษาปีที่ 6 ที่สนใจศึกษาต่อ พบว่าปัจจัยที่มีผลมากที่สุดคือลักษณะของสถาบันการศึกษา เช่น ชื่อเสียงและความน่าเชื่อถือ, คุณภาพของหลักสูตร, และการสนับสนุนจากครอบครัวและสังคม ซึ่งสามารถนำไปปรับกลยุทธ์ประชาสัมพันธ์และพัฒนาหลักสูตรเพื่อดึงดูดนักศึกษาในอนาคต [9]

2.4.3 รักษ์ศิริ ช., พาอิ่ม ก., และ จันทวงษ์ เ.ทวงษ์.(2565) ศึกษาการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายการเคลื่อนที่ของจรวดประดิษฐ์โดยใช้การเรียนรู้แบบแพร่ค่ายอนกลับและปรับจำนวนโหนดในชั้นซ่อนตั้งแต่ 5 ถึง 50 โหนด ผลการทดลองแสดงว่าเมื่อใช้ 25 โหนดในชั้นซ่อน จะให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด (MSE ต่ำสุด) และช่วยให้การทำนายการเคลื่อนที่ของจรวดมีประสิทธิภาพสูงสุด [10]

2.4.4 ศ. เกตุรักษา และ ป. กุลลิ้มรัตน์ชัย. (2567) การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ ในระบบไฟฟ้ากำลัง. วารสารวิชาการมหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเชีย ฉบับวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี ทำการประยุกต์ใช้ โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) และ ระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและทดสอบความเที่ยงตรงของระบบไฟฟ้ากำลังในด้านต่างๆ โดยได้นำเสนอ 4 ตัวอย่างการประยุกต์ใช้ที่สำคัญ ได้แก่ 1) การประเมินเสถียรภาพชั่วครู่ ซึ่งสามารถพยากรณ์เวลาตัดกระแสวิกฤติได้ด้วยค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (RMSE) เท่ากับ 0.041 2) การคำนวณดัชนีความน่าเชื่อถือของระบบการผลิตไฟฟ้าที่มีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) 3.5219% และ 4.0133% 3) การประเมินคุณภาพระบบไฟฟ้ากำลัง โดยใช้ดัชนี SARFI70, SARFI90 และ SARFI110 ซึ่งได้ค่า RMSE ที่มีความแม่นยำสูง และ 4) การพยากรณ์โหลดระยะกลางล่วงหน้าหนึ่งเดือนโดยมีค่า MAPE เท่ากับ 1.1527% สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม และ 3.8739% สำหรับระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ ซึ่งผลลัพธ์จากการวิจัยทั้งหมดแสดงให้เห็นว่าเครื่องมือทั้งสองมีประสิทธิภาพและความแม่นยำสูง สามารถนำไปเป็นแนวทางในการพัฒนาและต่อยอดในเชิงพาณิชย์ได้ต่อไป[11]

3. วิธีการดำเนินงานวิจัย

3.1 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

เพื่อพัฒนาระบบแนะนำการเลือกหลักสูตรระดับปริญญาตรีสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมและทดสอบประสิทธิภาพเพื่อให้ได้ผลลัพธ์การพยากรณ์ที่มีความแม่นยำ

3.2 ขอบเขตของงานวิจัย

การเก็บรวบรวมข้อมูลชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับสร้างโมเดลพยากรณ์การเลือกศึกษาหลักสูตรระดับปริญญาตรีสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ข้อมูลของนักศึกษาที่สำเร็จการศึกษาประกอบด้วย

1) ข้อมูลประวัตินักศึกษาเพศ (ชายและหญิง)

2) วุฒิการศึกษาก่อนเข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาตรี (ม.6, ปวช. และอื่นๆ)

3) ผลการของเรียนของนักศึกษาในภาคเรียนที่ 1 และภาคเรียนที่ 2 ของชั้นปีการศึกษาที่ 1 ตั้งแต่ปีการศึกษาที่ 2555 ถึง 2563 ประกอบด้วย 3 วิชาชีพหลัก (รายวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศเบื้องต้น รายวิชาหลักการเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์และรายวิชาระเบียบวิธีการเขียนโปรแกรม)

4) หลักสูตรสาขาวิชาของนักศึกษา (หลักสูตรสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์หรือหลักสูตรสาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ)

3.3 ขอบเขตเทคโนโลยี/อุปกรณ์ที่ใช้การพัฒนาระบบ

3.3.1 พัฒนาโปรแกรมประยุกต์บนเว็บด้วย Script

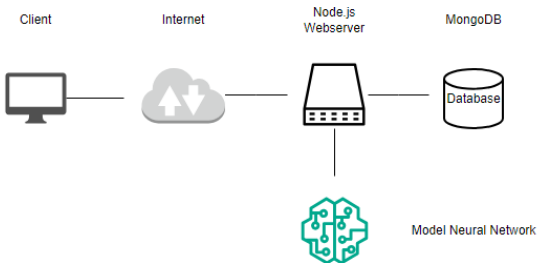
3.3.2 สร้างโมเดลพยากรณ์การเลือกศึกษาหลักสูตรระดับปริญญาตรีสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมด้วย Python

3.3 3 จัดการฐานข้อมูลด้วย MongoDB สำหรับจัดเก็บข้อมูล

3.3.4 การจัดการเซิร์ฟเวอร์ ใช้ Node.js เป็นตัวกลางในการสื่อสารระหว่างฐานข้อมูลและโมเดลพยากรณ์บนโปรแกรมประยุกต์บนเว็บ

3.3.5 การเตรียมข้อมูล ใช้โปรแกรม Weka ในการจัดการและแปลงไฟล์ข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบไฟล์ เออาร์เอฟเอฟ (.arff) เพื่อให้ง่ายต่อการสร้างโมเดลพยากรณ์

ภาพรวมของสถาปัตยกรรมการทำงานของระบบที่พัฒนาแสดงดังรูปที่ 3



รูปที่ 3 สถาปัตยกรรมการทำงานของระบบ

3.4 วิเคราะห์และออกแบบระบบ

ระบบพยากรณ์การเลือกศึกษาหลักสูตรระดับปริญญาตรีสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์นี้ ได้รับการออกแบบให้มีผู้ใช้งานหลัก 2 กลุ่ม ได้แก่ ผู้ใช้งานระบบ (User) และผู้ดูแลระบบ (Admin) ดังรูปที่ 4

3.4.1 บทบาทของผู้ใช้งานระบบ (User) สามารถเข้าถึงฟังก์ชันหลักของระบบเพื่อรับคำแนะนำในการเลือกหลักสูตร

- ตรวจสอบสิทธิเข้าใช้งาน กระบวนการยืนยันตัวตนเพื่อเข้าสู่ระบบ

- พยากรณ์หลักสูตร ผู้ใช้งานสามารถดูข้อมูลส่วนตัวและผลการเรียน จากนั้นระบบจะแสดงผลการพยากรณ์หลักสูตรที่เหมาะสม ซึ่งได้แก่ หลักสูตรวิทยาการคอมพิวเตอร์หรือหลักสูตรเทคโนโลยีสารสนเทศ

3.4.2 บทบาทของผู้ดูแลระบบ (Admin) มีหน้าที่หลักในการจัดการและบำรุงรักษาระบบเพื่อให้สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ

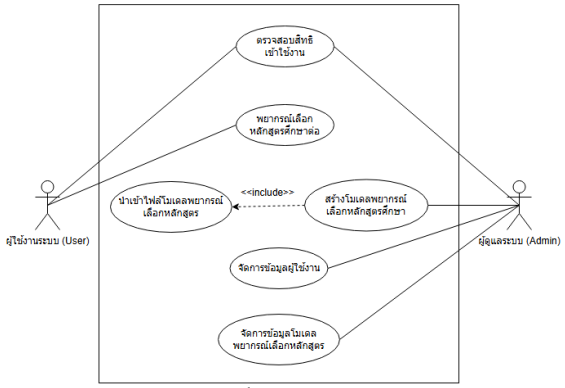
- ตรวจสอบสิทธิเข้าใช้งาน กระบวนการยืนยันตัวตนสำหรับผู้ดูแลระบบ

- จัดการข้อมูลผู้ใช้งาน สามารถจัดการและดูรายละเอียดข้อมูลของผู้ใช้งานในระบบได้

- สร้างโมเดลพยากรณ์ มีอำนาจในการสร้างโมเดลใหม่เพื่อใช้ในการพยากรณ์การเลือกหลักสูตร

- นำเข้าไฟล์ สามารถนำเข้าไฟล์ข้อมูลในรูปแบบ .arff เพื่อใช้สร้างโมเดล และไฟล์ .csv สำหรับใช้เป็นชุดข้อมูลในการพยากรณ์

- จัดการข้อมูลโมเดลสามารถจัดการ ปรับปรุงโมเดลพยากรณ์ที่ใช้ในระบบได้



รูปที่ 4 Use Case Diagram

3.5 ตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา

3.5.1 Independent Variables

- เพศ เป็นตัวแปรเชิงประชากรศาสตร์ (ชาย, หญิง) ที่อาจสะท้อนถึงแบบแผนหรือความโน้มเอียงในการเลือกหลักสูตรที่แตกต่างกัน

- วุฒิการศึกษาก่อนเข้าศึกษา คือพื้นฐานการศึกษาเดิมของนักศึกษา (เช่น ม.6, ปวช., หรือเทียบเท่า) ซึ่งเป็นตัวแปรที่แสดงถึงทักษะและความรู้พื้นฐานที่นักศึกษามีมาก่อน ซึ่งอาจส่งผลต่อความถนัดในหลักสูตรที่แตกต่างกัน

- ผลการเรียน 3 วิชาชีพหลัก คือ ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนในรายวิชาแกนของสาขา ได้แก่ รายวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศเบื้องต้น, หลักการเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์, และรายวิชาระเบียบวิธีการเขียนโปรแกรม ตัวแปรนี้ใช้ในการประเมินศักยภาพและความถนัดเบื้องต้นของนักศึกษาต่อเนื้อหาในแต่ละหลักสูตร

3.5.2 Dependent Variable

- หลักสูตรที่นักศึกษาเลือกศึกษา เป็นผลลัพธ์การตัดสินใจของนักศึกษา ซึ่งมี 2 ประเภท คือ หลักสูตรสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ หรือหลักสูตรสาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

3.6 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

3.6.1 กลุ่มประชากรนักศึกษาของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลกรุงเทพ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์

3.6.2 กลุ่มตัวอย่างนักศึกษาระดับปริญญาตรีที่ต้องเลือกสาขาวิชาเรียนในปีการศึกษาที่ 1 ที่เข้าศึกษาในปีการศึกษาปัจจุบันและต้องการใช้ระบบพยากรณ์

3.7 การรวบรวมและเตรียมข้อมูล

3.7.1 ข้อมูลที่รวบรวมมาประกอบด้วย

- ข้อมูลนักศึกษาสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ : ประวัตินักศึกษา 1,716 รายการ และประวัติผลการเรียน 19,512 รายการ

- ข้อมูลนักศึกษาสาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ: ประวัตินักศึกษา 505 รายการ และประวัติผลการเรียน 8,668 รายการ

3.7.2 คุณลักษณะของข้อมูลที่ถูกคัดเลือกและนำมาใช้ในการสร้างโมเดล

- ข้อมูลพื้นฐานของนักศึกษา เพศ (ชายและหญิง) และวุฒิการศึกษาก่อนเข้าศึกษา (ม.6, ปวช., กศน. หรือเทียบเท่า)

- ผลการเรียน 3 วิชาชีพหลัก คะแนนในรายวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศเบื้องต้น, หลักการเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์และระเบียบวิธีการเขียนโปรแกรม

- ข้อมูลผลลัพธ์ หลักสูตรที่นักศึกษาจบการศึกษา ซึ่งคือสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์หรือสาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

ตารางที่ 1 คุณลักษณะของข้อมูลที่ถูกคัดเลือก

ตัวแปร	คำอธิบาย	เหตุผลในการคัดเลือก
เพศ	ตัวแปรเชิงประชากรศาสตร์ที่ระบุเพศของนักศึกษา	เพื่อสำรวจแบบแผน (Pattern) ในการเลือกหลักสูตรที่อาจมีความแตกต่างกันระหว่างเพศ ซึ่งอาจได้รับอิทธิพลจากบรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm) หรือความสนใจที่แตกต่างกัน สอดคล้องกับองค์ประกอบในทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB)
วุฒิการศึกษาก่อนเข้าศึกษา	พื้นฐานการศึกษาของผู้เรียนก่อนเข้าสู่ระดับอุดมศึกษา เช่น สายสามัญ (ม.6) หรือสายอาชีวศึกษา (ปวช.)	วุฒิการศึกษาเดิมสะท้อนถึงชุดความรู้และรูปแบบการเรียนรู้พื้นฐานที่แตกต่างกัน นักศึกษาจากสายอาชีวศึกษามีทักษะเชิงปฏิบัติเด่น ในขณะที่สายสามัญมีพื้นฐานทางทฤษฎีที่ดีกว่า ซึ่งส่งผลต่อ **การรับรู้ความสามารถของตนเอง (Self-Efficacy)** และ **การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้ (Perceived Behavioral Control)** ในการเรียนวิชาของทั้งสองหลักสูตร
ผลการเรียน 3 วิชาชีพหลัก	ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนในรายวิชาพื้นฐานสำคัญ 3 วิชา ได้แก่ วิทยาการคอมพิวเตอร์ฯ, หลักการเขียนโปรแกรม, และระเบียบวิธีการเขียนโปรแกรม	เป็นตัวชี้วัดที่สำคัญและตรงที่สุดในการประเมินความถนัดและความสามารถเบื้องต้นของนักศึกษาในสาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ผลการเรียนที่ดีในวิชาเหล่านี้สะท้อนถึง **ค่าคาดหวัง (Expectancy)** ที่จะประสบความสำเร็จในอนาคต และเป็นตัวบ่งชี้ **ความเชื่อในความสามารถของตนเอง (Self-Efficacy)** ที่ชัดเจนที่สุด

3.8 การพัฒนาโมเดลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

3.8.1 การเลือกโมเดล โมเดลที่เลือกใช้คือ **Multilayer** Perceptron (MLP) ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น โดยใช้ไลบรารี MLPClassifier จาก Scikit-Learn (sklearn) เหตุผลที่เลือกใช้ MLP เนื่องจากสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ที่ไม่ซับซ้อนมากได้ รองรับการเรียนรู้แบบปรับตัวผ่านการปรับค่าพารามิเตอร์ ใช้งานง่ายและมีเครื่องมือสนับสนุนสำหรับการปรับแต่ง

การตัดสินใจเลือกหลักสูตรของนักศึกษาเป็นกระบวนการที่ซับซ้อนและความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัย เช่น ผลการเรียน, พื้นฐานการศึกษา) กับผลลัพธ์ (หลักสูตรที่เลือก) ไม่เป็นความสัมพันธ์แบบเส้นตรง (Linear) โครงข่ายประสาทเทียมมีจุดเด่นอย่างยิ่งในการตรวจจับและเรียนรู้รูปแบบความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนและไม่เป็นเส้นตรง ซึ่งโมเดลทางสถิติแบบดั้งเดิมอาจไม่สามารถทำได้ดีเท่า

สถาปัตยกรรมของ MLP ซึ่งประกอบด้วยชั้นซ่อน (Hidden Layers) ช่วยส่งเสริมให้โมเดลสามารถสกัดคุณลักษณะเชิงลึกจากข้อมูลนำเข้าได้ ผู้วิจัยสามารถทดลองปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ เช่น จำนวนชั้นซ่อน, จำนวนโหนด, และอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) เพื่อหาแบบจำลองโมเดลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลที่มีประสิทธิภาพสำหรับชุดข้อมูลเฉพาะนี้ได้

3.8.2 องค์ประกอบของโมเดล

- ชั้นนำเข้าข้อมูล (Input Layer) ประกอบด้วย 5 นิวรอน ซึ่งเป็นตัวแทนของข้อมูล ได้แก่ เพศ (1 Neurons), วุฒิการศึกษา (1 Neurons), และผลการเรียน 3 วิชาชีพหลัก (3 Neurons)

- ชั้นซ่อนของข้อมูล (Hidden Layer) มีการทดลองใช้จำนวนชั้นตั้งแต่ 1 ถึง 3 ชั้น โดยใช้ ReLU Activation Function เพื่อช่วยให้โมเดลเรียนรู้ข้อมูลที่ซับซ้อน

- ชั้นข้อมูลส่งออก (Output Layer) ทำหน้าที่สำคัญในการสรุปผลการวิเคราะห์ทั้งหมดจากชั้นซ่อน (Hidden Layers) เพื่อให้ได้ผลลัพธ์การพยากรณ์สุดท้าย สำหรับงานวิจัยนี้ซึ่งเป็นการจำแนกประเภทแบบทวิภาค (Binary Classification) ระหว่างสองหลักสูตร (วิทยาการคอมพิวเตอร์ หรือ เทคโนโลยีสารสนเทศ) ชั้นข้อมูลส่งออกจึงประกอบด้วย 1 Neurons Neurons ดังกล่าวใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์ (Sigmoid Activation Function) ซึ่งเป็นฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่ทำหน้าที่แปลงค่าตัวเลขที่ได้รับมาจากชั้นก่อนหน้า ให้อยู่ในรูปของค่าความน่าจะเป็นที่มีช่วง ระหว่าง 0 ถึง 1 ผลลัพธ์ที่ได้นี้สามารถตีความได้ว่าคือ ความน่าจะเป็นที่แบบจำลองทำนายว่าข้อมูลของนักศึกษาคนนั้นเหมาะสมกับหลักสูตรใดหลักสูตรหนึ่ง จากนั้นระบบใช้ค่า Threshold โดยทั่วไปคือ 0.5 ในการตัดสินใจ หากค่าความน่าจะเป็นที่ได้มีค่ามากกว่า 0.5 ระบบจะทำนายผลลัพธ์เป็นคลาส 1 (เช่น เทคโนโลยีสารสนเทศ) แต่หากมีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับ 0.5 ก็จะทำนายเป็นคลาส 0 (เช่น วิทยาการคอมพิวเตอร์)

กระบวนการนี้ทำให้แบบจำลองสามารถให้คำแนะนำที่เป็นรูปธรรมแก่นักศึกษาได้ในที่สุด

3.8.3 การปรับพารามิเตอร์ของโมเดล

เพื่อหาโมเดลที่มีประสิทธิภาพสูงสุด ได้มีการปรับพารามิเตอร์

- Hidden Layer: ทดสอบค่า 1, 2, 3
- Neurons: ทดสอบค่า 16, 32, 64, 128, 256
- Regularization: ใช้ L2 Regularization เพื่อป้องกันการเรียนรู้เกินชุดข้อมูล (Overfitting) โดยทดสอบค่า 0.01, 0.1, 0.5
- Optimizer: ใช้ Adam
- Learning Rate: ทดสอบค่า 0.01, 0.001, 0.0005
- Batch Size: ทดสอบค่า 32, 64, 128
- Epochs: ทดสอบค่า 100, 200, 500

3.9 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ได้ระบบพยากรณ์การเลือกศึกษาหลักสูตรระดับปริญญาตรีสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์

4. ผลการดำเนินงาน

4.1 ผลการปรับพารามิเตอร์ (Hyperparameter Tuning)

เป็นขั้นตอนสำคัญในการเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดลพยากรณ์ การทดลองในงานวิจัยนี้มุ่งเน้นที่พารามิเตอร์สำคัญได้แก่ จำนวนชั้น Hidden Layer, จำนวน Neurons, Regularization, Learning Rate, Batch Size และ Epochs. ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าการตั้งค่าที่เหมาะสมมีผลโดยตรงต่อความแม่นยำในการพยากรณ์

ตารางที่ 2 สรุปผลการปรับค่าพารามิเตอร์

โมเดล	ชั้นซ่อนของข้อมูล	Neurons	Regularization	Learning Rate	Batch Size	Epochs	ค่าความถูกต้อง
MLP1	1	16	0.01	0.005	128	100	0.66
MLP2	1	32	0.5	0.005	32	100	0.62
MLP3	1	64	0.01	0.005	128	200	0.63
MLP4	2	16,32	0.01	0.005	32	100	0.63
MLP5	2	32,64	0.01	0.001	64	100	0.66
MLP6	2	64,128	0.01	0.01	32	100	0.65
MLP7	3	16,32,64	0.01	0.5	64	100	0.63
MLP8	3	32,64,128	0.5	0.005	32	100	0.65
MLP9	3	64,128,256	0.01	0.005	64	100	0.64

จากตารางที่ 2 สรุปผลการปรับค่าพารามิเตอร์ จำนวนชั้นซ่อนและโหนด: โมเดลที่มีชั้นซ่อนเพียง 1 ชั้นและ 16 โหนด (MLP1) สามารถให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดในบางกรณี การเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนหรือโหนดไม่ได้ช่วยเพิ่มความแม่นยำอย่างมีนัยสำคัญ

Regularization การใช้ค่า Regularization ที่สูง (เช่น 0.5 ใน MLP2 และ MLP8) อาจส่งผลให้ค่าความถูกต้องลดลง. ในทางกลับกัน ค่า Regularization ที่ต่ำ (0.01) มักให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า

อัตราเร็วในการเรียนรู้ (Learning Rate) อัตราเร็วที่ต่ำ (เช่น 0.001 ใน MLP5) ช่วยให้กระบวนการเรียนรู้ละเอียดขึ้นแต่ใช้เวลานาน

Batch Size Batch Size ที่ใหญ่ (เช่น 128 ใน MLP1 และ MLP3) ทำให้การเรียนรู้เร็วขึ้น. อย่างไรก็ตาม บางกรณี Batch Size ขนาดเล็ก (เช่น 32 ใน MLP2 และ MLP4) อาจช่วยให้โมเดลปรับพารามิเตอร์ได้ดีกว่า

Epochs การเพิ่มจำนวน Epochs ให้สูงขึ้น (เช่น 200 ใน MLP3) ไม่ได้การันตีว่าจะได้ผลลัพธ์ที่ดีขึ้นเสมอไป โดยบางครั้งจำนวน Epochs ที่น้อยกว่า (100 ใน MLP2 และ MLP4) ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า

4.2 การวัดผลลัพธ์ประสิทธิภาพของโมเดล

4.2.1 Confusion Matrix

ตารางที่ 3 Confusion Matrix

โมเดล	True Positive (TP)	False Positive (FP)	False Negative (FN)	True Negative (TN)
MLP1	30	27	22	65
MLP2	19	33	22	70
MLP3	22	30	23	69
MLP4	18	34	20	72
MLP5	19	33	16	76
MLP6	14	38	13	79
MLP7	9	43	14	78
MLP8	17	35	15	77
MLP9	22	30	22	70

จากการวิเคราะห์ตารางที่ 3 พบว่า MLP1 มีค่า TP สูงสุดที่ 30 ซึ่งแสดงถึงความสามารถในการพยากรณ์กลุ่มเป้าหมายได้ดี MLP6 มีค่า FN ต่ำที่สุดที่ 13 แสดงว่าโมเดลมีการทำนายข้อผิดพลาดจากการจำแนกตัวอย่างที่เป็นเป้าหมายได้น้อย MLP7 มีค่า FP สูงที่สุดที่ 43 ซึ่งบ่งชี้ว่าโมเดลทำนายผิดพลาดในการจำแนกตัวอย่างที่ไม่ใช่เป้าหมายมากที่สุด MLP9 มีค่า TN สูงสุดที่ 70 ซึ่งแสดงถึงความสามารถในการจำแนกกลุ่มที่ไม่ใช่เป้าหมายได้แม่นยำ

ผลการวิเคราะห์โดยรวมแสดงให้เห็นว่าแม้จะเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนข้อมูล แต่ประสิทธิภาพของโมเดลไม่ได้เพิ่มขึ้นเสมอไป บางกรณีการเพิ่มความซับซ้อนของโมเดลอาจส่งผลให้เกิดการปรับตัวเกินไป (Overfitting) ซึ่งทำให้ประสิทธิภาพโดยรวมลดลง

4.2.2 ตัวชี้วัดประสิทธิภาพของโมเดล

เพื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดลพยากรณ์การเลือกหลักสูตรที่แม่นยำยิ่งขึ้น

1) Accuracy โมเดล MLP1 และ MLP5 มีค่าความถูกต้องสูงสุดที่ 0.66 แสดงให้เห็นว่าโมเดลที่มีโครงสร้างไม่ซับซ้อนเกินไปและมีการปรับพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสามารถเรียนรู้และจำแนกข้อมูลได้ดี

2) Precision MLP1 มีค่าความแม่นยำสูงสุดที่ 0.67 ซึ่งหมายความว่าโมเดลสามารถลดข้อผิดพลาดจากการทำนายผลบวกปลอม (False Positive) ได้ดีที่สุด ส่วนโมเดลอื่นมีค่าความแม่นยำใกล้เคียงกันในช่วง 0.60–0.64

3) Recall MLP1 และ MLP5 มีค่าความครอบคลุมสูงสุดที่ 0.66 ซึ่งสอดคล้องกับค่าความถูกต้องของโมเดล แสดงว่าโมเดลเหล่านี้สามารถจำแนกข้อมูลในกลุ่มเป้าหมายได้ครอบคลุมมากที่สุด

4) ค่า F1-Score MLP1 มีค่า F1-Score สูงสุดที่ 0.66 ตามมาด้วย MLP5 ที่มีค่า 0.64 ค่า F1-Score เป็นการวัดความสมดุลระหว่างค่าความแม่นยำและ

ความครอบคลุม แสดงให้เห็นว่าโมเดล MLP1 มีประสิทธิภาพโดยรวมสูงกว่าโมเดลอื่น

4.3 สรุปผลการทดสอบปรับค่าพารามิเตอร์

จากการทดสอบพารามิเตอร์ของโมเดลพยากรณ์ พบว่าการตั้งค่าที่เหมาะสมมีผลอย่างมากต่อประสิทธิภาพของโมเดล สามารถสรุปผลการทดลองที่ได้ค่าความถูกต้องสูงสุด 0.66

4.3.1 โครงสร้างโมเดล โมเดลที่มีโครงสร้างแบบง่ายซึ่งประกอบด้วย 1 Hidden Layer และ 16 Neuronsให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด การเพิ่มจำนวนชั้นหรือโหนดมากเกินไปไม่ได้ช่วยเพิ่มความแม่นยำอย่างมีนัยสำคัญและอาจนำไปสู่ Overfitting ได้

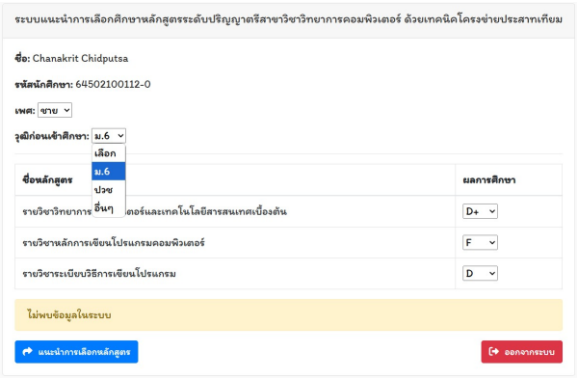
4.3.2 Learning Rate อัตราเร็วในการเรียนรู้ที่ 0.001 เป็นค่าที่เหมาะสมที่สุด เพราะช่วยให้โมเดลสามารถเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพและลดข้อผิดพลาดได้

4.3.3 Regularization การใช้ค่า Regularization ที่ 0.01 ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า โดยไม่ทำให้ค่าความถูกต้องของโมเดลลดลงอย่างมีนัยสำคัญ

4.3.4 Batch Size และ Epochs การใช้ Batch Size 128 และ Epochs 100 ช่วยให้การฝึกฝนโมเดลมีประสิทธิภาพโดยใช้เวลาไม่มากเกินไป และลดโอกาสที่โมเดลปรับตัวเกินไป

4.4 ผลการพัฒนาระบบ

ผลที่ได้จากการพัฒนาระบบมีดังนี้ หน้าจอนำเข้าข้อมูลของนักศึกษาแสดงดังรูปที่ 7 และ หน้าจอผลการพยากรณ์หลักสูตรแสดงดังรูปที่ 8



รูปที่ 7 หน้าจอนำเข้าข้อมูลของนักศึกษา

รูปที่ 7 หน้าจอผลการพยากรณ์หลักสูตร

5. การอภิปรายผลการทดลอง

ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าการพัฒนาระบบแนะนำการเลือกหลักสูตรด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (MLP) สามารถทำได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะอย่างยิ่งแบบจำลอง MLP1 ที่มีโครงสร้างเรียบง่าย ประกอบด้วย 1 ชั้นซ่อนและ 16 โหนด ซึ่งให้ค่าความถูกต้องสูงสุดที่ 0.66 ผลลัพธ์นี้สอดคล้องกับงานวิจัยของรักษ์ศิริ ช., พาอิ่ม ก., และ จันทวงษ์ เ. (2565)[10] ที่ระบุว่าโครงสร้างของโมเดลที่ไม่ซับซ้อนเกินไปสามารถทำงานได้ดีกับข้อมูลบางประเภท นอกจากนี้ยังสอดคล้องกับงานวิจัยของรักษ์ศิริ ช., พาอิ่ม ก., และ จันทวงษ์ เ. (2565)[10] ที่แสดงให้เห็นว่าการเพิ่มจำนวนโหนดในชั้นซ่อนมากเกินไปไม่ได้ช่วยเพิ่มความแม่นยำเสมอไป แต่การหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมต่างหากที่มีผลต่อประสิทธิภาพสูงสุดของโมเดล

การวิเคราะห์ผลกระทบของพารามิเตอร์ พบว่าการตั้งค่าที่เหมาะสมมีบทบาทสำคัญต่อประสิทธิภาพของโมเดล ค่า Learning Rate ที่ต่ำ (0.001) ช่วยให้การเรียนรู้ของโมเดลมีความละเอียดมากขึ้น ในขณะที่ค่า Regularization ที่ต่ำ (0.01) ช่วยป้องกันการเกิดการเรียนรู้เกิน (Overfitting) โดยไม่ลดทอนประสิทธิภาพของโมเดลอย่างมีนัยสำคัญ ซึ่งตรงกับหลักการทั่วไปในการปรับพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียม การทดลอง Batch Size และ Epochs แสดงให้เห็นว่าการใช้ค่าที่เหมาะสม เช่น Batch Size 128 และ Epochs 100 ช่วยให้การฝึกฝนมีประสิทธิภาพโดยใช้เวลาไม่มากเกินไป

ผลลัพธ์ที่ได้ยังสอดคล้องกับแนวคิดของส. ศรีสันติสุข, ม. บัวศรี, เ. วานอง, และ P. Sengonkeo (2562)[9] ที่ชี้ให้เห็นว่าการตัดสินใจเลือกหลักสูตรของนักศึกษามีปัจจัยมาจากหลายด้าน โดยระบบที่พัฒนาขึ้นนี้สามารถนำข้อมูลผลการเรียนและวุฒิการศึกษามาเป็นตัวแปรสำคัญในการพยากรณ์เพื่อเป็นแนวทางที่แม่นยำแก่นักศึกษา ซึ่งเป็นการประยุกต์ใช้เทคนิคเชิงวิเคราะห์เพื่อแก้ปัญหาการขาดแนวทางในการเลือกหลักสูตรที่นักศึกษาชั้นปีที่ 1 เผชิญ ระบบนี้จึงมีประโยชน์ในเชิงปฏิบัติและสามารถนำไปต่อยอดเพื่อเป็นเครื่องมือช่วยตัดสินใจให้กับนักศึกษาในอนาคต

เอกสารอ้างอิง

[1] แซ่หลี และ อานนท์, “การขาดแคลนบุคลากรด้านเทคโนโลยีสารสนเทศในประเทศไทย,” *ข้อมูลการสำรวจของกลุ่มบริษัทซีดีจี*, 2563.

[2] ส. อ่อนหวาน, *โครงข่ายประสาทเทียมเบื้องต้น*, พิมพ์ครั้งที่ 1. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์ไอที, 2565, น. 23–25.

[3] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, “Learning internal representations by error propagation,” in *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, vol. 1: Foundations*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, pp. 318–362, 1986.

[4] I. Ajzen, “The theory of planned behavior,” Organizational Behavior and Human Decision Processes, vol. 50, no. 2, pp. 179–211, Dec. 1991.

[5] A. Wigfield and J. S. Eccles, "Expectancy-value theory of achievement motivation," Contemporary Educational Psychology, vol. 25, no. 1, pp. 68–81, Jan. 2000.

[6] R. M. Ryan and E. L. Deci, "Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being," American Psychologist, vol. 55, no. 1, pp. 68–78, Jan. 2000.

[7] A. Bandura, "Social cognitive theory of mass communication," in Media Effects: Advances in Theory and Research, J. Bryant and D. Zillman, Eds., 2nd ed. Mahwah, NJ, USA: Lawrence Erlbaum, pp. 121–153, 2002.

[8] ธ. ชูมณี และ ค. ปิติฤกษ์, "การประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์กับการพยากรณ์สินค้าในอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม," FEATKKU, vol. 8, no. 2, pp. 88–89, Dec. 2022. [Online]. Available: https://ph02.tci-thaijo.org/index.php/featkku/article/view/246313

[9] ส. ศรีสันติสุข, ม. บัวศรี, เ. วานอง, และ P. Sengonkeo, "ปัจจัยที่ส่งผลต่อการตัดสินใจเลือกเข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาตรี มหาวิทยาลัยขอนแก่น ของนักศึกษาผ่านระบบ TCAS (Thai University Central Admission System) ปีการศึกษา 2562," วารสารวิชาการวิทยาลัยบริหารศาสตร์, vol. 3, no. 3, pp. 33–47, 2020. [Online]. Available: https://so05.tci-thaijo.org/index.php/SASAJ/article/view/241605

[10] รักษ์ศิริ ช., พาอิ่ม ก., และ จันทวงษ์ เ., "การพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายการเคลื่อนที่ของแนววิถีจรวดประดิษฐ์", Def. Technol. Acad. J., ปี 5, ฉบับที่ 11, น. 52–61, ก.พ. 2023. Available: https://sc01.tci-thaijo.org/index.php/dtaj/article/view/240327

[11] ศ. เกตุรักษา และ ป. กุลลิ้มรัตน์ชัย, "การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ ในระบบไฟฟ้ากำลัง," วารสารวิชาการมหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเชีย ฉบับวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี (Online), vol. 18, no. 1, pp. 1–19, 2024. [Online]. Available: https://he01.tci-thaijo.org/index.php/EAUHJSci/article/view/266469