

การใช้เทคนิคทางเหมืองข้อมูลเพื่อพัฒนาโมเดลการประเมินผล การเขียนโปรแกรมภาษาสแครช Using Data Mining Techniques to Develop a Model for Scratch Programming Assessment

นนทศักดิ์ จันทร์ชุม (Nontasak Janchum)* และ ชลิตา ชีววิริยะนนท์ (Chalita Cheewaviriyanon)**

Received: January 2, 2022

Revised: May 2, 2022

Accepted: June 23, 2022

* ผู้พิมพ์ประสานงาน: ชลิตา ชีววิริยะนนท์ (Chalita Cheewaviriyanon) อีเมล: chalita.chee@gmail.com

บทคัดย่อ

ข้อมูลทางการศึกษามีอยู่จำนวนมากซึ่งจัดเป็นข้อมูลขนาดใหญ่ การทำเหมืองข้อมูลทางการศึกษาเพื่อทำนายผลสัมฤทธิ์ทางการศึกษาด้านการเขียนโปรแกรมในระดับมัธยมศึกษายังมีไม่มากนัก งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาโมเดลสำหรับการประเมินผลการเรียนรู้ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 1 จากโครงงานภาษาสแครชโดยใช้เหมืองข้อมูล และเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล งานวิจัยนี้เลือกประยุกต์ใช้กรอบการทำเหมืองข้อมูลแบบ CRISP-DM เพื่อพัฒนาโมเดลโดยใช้เทคนิคการจำแนกข้อมูล 3 รูปแบบคือ เทคนิคนาอี่ปเบย์ เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจและเทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุด และตรวจสอบความสมเหตุสมผลของโมเดลโดยใช้เทคนิคการตรวจสอบแบบไขว้ข้อมูลนำเข้าของการพัฒนาโมเดลทำนายคือ โครงงานภาษาสแครชจำนวน 113 ตัวอย่างซึ่งแบ่งออกเป็นชุดข้อมูลฝึกฝนและชุดข้อมูลทดสอบ การพัฒนาโมเดลเลือกใช้คุณลักษณะความซับซ้อนของโครงงานภาษาสแครชซึ่งประกอบด้วย 9 แอททริบิวต์เป็นตัวแปรต้นและผลการเรียนรู้เป็นตัวแปรทำนาย

ผลวิจัยพบว่า เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจสามารถทำนายผลการเรียนรู้การเขียนโปรแกรมภาษาสแครชได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงที่สุดจาก 3 โมเดล ซึ่งมีค่าความถูกต้อง 93.67% มีค่าความแม่นยำ 93.47% มีค่าความระลึก 85.71% และมีค่าความถ่วงดุล 87.24% การทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลโดยใช้ชุดข้อมูลทดสอบพบว่า การทำนายผลที่ถูกต้องจากข้อมูลทั้งหมด เท่ากับ 64.71% โมเดลทำนายดังกล่าว

สามารถประยุกต์ใช้เป็นเครื่องมือในการประเมินผลการเรียนรู้สำหรับครูผู้สอนรายวิชาวิทยาการคำนวณ

คำสำคัญ: เหมืองข้อมูลทางการศึกษา แนวคิดการเขียนโปรแกรม การเรียนรู้ของเครื่อง การประเมินผลการเรียนรู้

Abstract

There is a lot of educational data, which is big data. A few research has been conducted in a field of educational data mining in order to predict academic achievement in programming at secondary level. The objectives of this research were to develop a model for learning assessment of Mathayomsuksa 1 students, which consider from Scratch projects using Data Mining, and to test the model performance. This research chose to apply CRISP-DM data mining framework to develop models using three classification techniques: Naïve Bayes, Decision Tree and K-Nearest Neighbor, and to validate these models using a 10-fold cross validation technique. The input of the model development was 113 samples of Scratch projects, which was divided into a training data set and a testing data set. The developed models using the complexity features of Scratch projects consisted of 9 features as the predictor variables, and grades were the target variable.

The results showed that the Decision Tree technique was

* สาขาวิชาระบบสารสนเทศทางธุรกิจ คณะวิทยาการจัดการ มหาวิทยาลัยราชภัฏสุราษฎร์ธานี

* School of Information System for Business, Faculty of Business Management, Suratthani Rajabhat University.

** สาขาวิชาคอมพิวเตอร์ศึกษา คณะครุศาสตร์ มหาวิทยาลัยราชภัฏสุราษฎร์ธานี

** School of Information System for Business, Faculty of Business Management, Suratthani Rajabhat University.

able to predict the most effective results out of the three models, which had an accuracy of 93.67%, a precision of 93.47%, a recall of 85.71% and a F-measurement of 87.24%. Testing the model performance using the testing data set, was found that an accuracy of all data in prediction was 64.71%. The prediction model can be used as a learning assessment tool for teachers in computing science courses.

Keywords: Educational Data Mining, Programming Concept, Machine Learning, Learning Assessment.

1. บทนำ

กระทรวงศึกษาธิการได้บรรจุหลักสูตรวิทยาการคำนวณ (Computing Science) เป็นวิชาบังคับในการศึกษาขั้นพื้นฐาน และเริ่มบังคับใช้ในเดือนพฤษภาคมปี 2561 หลักสูตรวิทยาการคำนวณในระดับชั้นมัธยมศึกษาตอนต้นเป็นการเรียนการสอนที่เน้นการออกแบบและการเขียนโปรแกรมอย่างง่ายโดยใช้ภาษาสแครช (Scratch) เพื่อเป็นการฝึกทักษะการแก้ไขปัญหาทางคณิตศาสตร์และวิทยาศาสตร์ กิจกรรมการเขียนโปรแกรมภาษาสแครชตามหลักสูตรวิทยาการคำนวณ ชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 1 ประกอบด้วย 3 กิจกรรมหลัก คือ การสร้างตัวแปรในสแครช เงื่อนไข การวนซ้ำแบบมีเงื่อนไข และการเขียนโปรแกรมด้วยสแครชเพื่อประยุกต์ใช้งาน [1] การดำเนินการแก้ปัญหาโดยการเขียนโปรแกรมจากสถานการณ์ที่กำหนดทำให้ผู้เรียนเกิดทักษะการเขียนโปรแกรม

โปรแกรมภาษาสแครชเป็นเครื่องมือที่สำคัญในการเรียนรู้พื้นฐานการเขียนโปรแกรมของเด็ก และพัฒนาทักษะที่จำเป็นสำหรับผู้เรียนศตวรรษที่ 21 โปรแกรมภาษาสแครชใช้งานได้ฟรี ถูกออกแบบให้ใช้งานง่าย และสามารถสร้างสรรค์ชิ้นงานได้หลากหลาย การเขียนโปรแกรมภาษาสแครชอยู่ในรูปแบบบล็อกซึ่งแตกต่างจากข้อความ การจัดสภาพแวดล้อมมีความเหมาะสมกับผู้เริ่มเรียนการเขียนโปรแกรมดังนี้ 1) สนับสนุนการรู้จำมากกว่าการจำได้ 2) ลดระดับภาระทางปัญญา (Cognitive Load) และ 3) ป้องกันข้อผิดพลาด [2] นอกจากนี้ งานวิจัยส่วนหนึ่งยืนยันว่า [3, 4] โปรแกรมภาษาสแครชเป็นเครื่องมือที่เหมาะสมในการเรียนรู้ทักษะการเขียนโปรแกรมสำหรับนักเรียนมัธยมศึกษาซึ่งสอดคล้องกับการศึกษาไทย 4.0

การประเมินว่าผู้เรียนบรรลุแนวคิดการเขียนโปรแกรมภาษาสแครชโดยทั่วไปทำได้โดยใช้เกณฑ์การประเมินเกณฑ์การประเมินช่วยจำแนกผู้เรียนตามระดับคุณภาพและองค์ประกอบ การพัฒนาเกณฑ์การประเมินดังกล่าวเป็นสิ่งจำเป็นเพื่อให้ครูผู้สอนวัดระดับการเรียนรู้ของผู้เรียนตามจุดประสงค์การเรียนรู้ของกิจกรรมแต่การประเมินผลทักษะการเขียนโปรแกรมภาษาสแครชในรายวิชาวิทยาการคำนวณเป็นเรื่องใหม่แบบประเมินดังกล่าวยังอยู่ในขั้นการพัฒนา การทำเหมืองข้อมูลทางการศึกษาสามารถช่วยวิเคราะห์ข้อมูลโพเจกต์ภาษาสแครชของผู้เรียนซึ่งจัดเป็นข้อมูลขนาดใหญ่เพื่อทำนายผลการเรียนรู้ของผู้เรียนการทำนายผลการเรียนรู้เป็นเครื่องมือสำคัญให้ครูผู้สอนประเมินผลการเรียนรู้ ปรับปรุงการจัดการเรียนรู้ และทำการสอนให้บรรลุวัตถุประสงค์ของบทเรียน

การทำเหมืองข้อมูลทางการศึกษาเป็นชุดของวิธีการที่ใช้เทคนิคเหมืองข้อมูลเพื่อตัดสินใจจากข้อมูลที่ได้จากระบบการศึกษาที่มีอยู่จำนวนมาก นักวิจัยได้นำเทคนิคเหมืองข้อมูลเพื่อทำนายผลสัมฤทธิ์ทางการศึกษา [5-8] แผนการเรียน [9-11] และโอกาสสำเร็จการศึกษาของนักเรียนมัธยมศึกษา งานวิจัยทางด้านการทำเหมืองข้อมูลทางการศึกษาเพื่อทำนายผลสัมฤทธิ์ทางการศึกษามีการวิจัยอย่างต่อเนื่องแต่ในขอบเขตของผลสัมฤทธิ์ทางการศึกษาด้านการเขียนโปรแกรมในระดับมัธยมศึกษายังมีไม่มากนัก นอกจากนั้นงานวิจัยนี้ใช้คุณลักษณะเชิงโครงสร้างและความซับซ้อนของโพเจกต์ภาษาสแครชซึ่งวัดจากชิ้นงานของนักเรียนเป็นตัวแปรต้นโดยไม่รวมคุณลักษณะพื้นฐานอื่น งานวิจัยนี้มุ่งเน้นพัฒนาโมเดลสำหรับการประเมินผลการเรียนรู้โดยใช้กระบวนการทำเหมืองข้อมูลแบบคริสปี้-ดีเอ็ม จำนวน 3 โมเดลที่แตกต่างกันเพื่อทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพก่อนที่จะนำการเลือกโมเดลต่อไป และทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลจากการนำไปประยุกต์ใช้กับโพเจกต์โปรแกรมภาษาสแครชอื่น

2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การทำเหมืองข้อมูลทางการศึกษา (Educational Data Mining) เป็นการวิจัยแบบสหวิทยาการทางด้านการศึกษาและวิทยาการคอมพิวเตอร์ การประยุกต์ใช้เครื่องมือและเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลบนชุดข้อมูลขนาดใหญ่ทางการศึกษาเพื่อค้นหาข้อมูลที่มีประโยชน์ในการแนะนำแนวทาง

การเรียนรู้ที่ดีขึ้นและมีประสิทธิภาพ [12] วิธีการทำเหมืองข้อมูล อาศัยหลักสถิติ การรู้จำ การเรียนรู้ของเครื่อง และ หลักคณิตศาสตร์

2.1 เทคนิคการทำเหมืองข้อมูล

เทคนิคการทำเหมืองข้อมูลประเภทจำแนกข้อมูล (Classification model) ที่นำมาเปรียบเทียบในงานวิจัยนี้มี 3 วิธี ได้แก่ เทคนิคนาอิวเบย์ (Naïve Bayes) เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) และเทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุด (K Nearest Neighbor) ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

2.1.1 นาอิวเบย์ เป็นกลุ่มของอัลกอริทึม

การจำแนกประเภทที่รวดเร็วและเรียบง่ายซึ่งมักจะเหมาะสมสำหรับชุดข้อมูลที่มีมิติสูง เนื่องจากนาอิวเบย์ มีความรวดเร็วและมีพารามิเตอร์ที่ปรับแต่งได้น้อยจึงมีประโยชน์ ในฐานที่เป็นพื้นฐานสำหรับปัญหาการจำแนกประเภท [13]

นาอิวเบย์สร้างขึ้นจากวิธีการจำแนกแบบเบย์ (Bayesian Classification) โดยอาศัยทฤษฎีบทของเบย์ (Bayes's Theorem) ซึ่งเป็นสมการที่อธิบายความสัมพันธ์ของ ความน่าจะเป็นตามเงื่อนไขของปริมาณทางสถิติ นาอิวเบย์สนใจที่จะค้นหาความน่าจะเป็นของกลุ่มที่มี คุณสมบัติที่สังเกตได้ [13]

2.1.2 เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ เป็นอัลกอริทึม

การเรียนรู้ของเครื่องที่สามารถทำงานได้ทั้งการจำแนก ประเภทและการถดถอย และแม้กระทั่งงานหลายเอาต์พุต เป็นอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพสูงสำหรับการจำแนกชุดข้อมูลที่ ซับซ้อน [14] โครงสร้างการตัดสินใจอย่างง่ายที่สร้างขึ้น จากข้อมูลนี้จะแบ่งข้อมูลตามแกนหนึ่งหรือแกนอื่น ๆ ซ้ำ ๆ ตามเกณฑ์เชิงปริมาณ ในแต่ละระดับจะกำหนดกลุ่มของ ข้อมูลใหม่ตามคะแนนเสียงข้างมากของคะแนนที่ได้รับ [13] จุดเด่นหนึ่งของต้นไม้ตัดสินใจคือความง่ายในการตีความ บ่อยครั้งที่ผู้มีส่วนได้ส่วนเสียมีความจำเป็นต้องมีความสามารถ ตีความของโมเดลเพื่อใช้ประโยชน์ในการตัดสินใจที่สำคัญ เพื่อความแม่นยำและโปร่งใส [15]

2.1.3 อัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้สุด เป็นอัลกอริทึม การเรียนรู้ของเครื่องที่ไม่ซับซ้อน การสร้างโมเดลประกอบด้วย การจัดเก็บชุดข้อมูลฝึกฝน การคาดคะเนกรณีหรือเงื่อนไข ที่เหมือนกันหรือใกล้เคียงกันมากที่สุดกับชุดข้อมูลฝึกฝน [16]

อัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้สุดนั้นค่อนข้างตรงไปตรงมา และสามารถสรุปได้ตามขั้นตอนต่อไปนี้ [17]

- 1) เลือกจำนวน K และมาตรวัดระยะทาง
- 2) ค้นหาเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด K อันดับแรกของข้อมูลเดิม ที่มีการจำแนกไว้แล้ว
- 3) กำหนดประเภทตามคะแนนเสียงข้างมาก ตามข้อมูลที่ได้จากข้อ 2)

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาและพัฒนาโมเดลโดยใช้เทคนิคเหมืองข้อมูล มีการทำวิจัยอย่างต่อเนื่องเพื่อทำนายผลสัมฤทธิ์ทางการศึกษา หรือผลการเรียน แผนการเรียนและโอกาสสำเร็จการศึกษา ของนักเรียน ดังต่อไปนี้

เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจได้รับความนิยมในการสร้างโมเดล ทำนายและให้ค่าความถูกต้องระดับสูง Al-Radaideh, Al-Shawakfa, & Al-Najjar [18] ใช้โมเดลต้นไม้ตัดสินใจ เพื่อทำนายผลการเรียนของนักเรียนที่เรียนรายวิชาการเขียน โปรแกรมภาษา C++ ในมหาวิทยาลัย Yarmouk ประเทศจอร์แดน ในปี พ.ศ. 2548 วิธีการจำแนกข้อมูลที่ใช้ได้แก่ เทคนิคต้นไม้ ตัดสินใจ ID3 C4.5 และเทคนิคนาอิวเบย์ ผลการวิจัย แสดงให้เห็นว่าโมเดลต้นไม้ตัดสินใจมีการทำนายที่ดีกว่า วิธีการอื่น Cheewaparakobkit [7] ประเมินเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ และโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อจำแนกผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน ของนักศึกษาและวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อความสำเร็จการศึกษา ผลการวิจัยพบว่าเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจมีความถูกต้อง เท่ากับ 85.19% ซึ่งสูงกว่าโครงข่ายประสาทเทียม 1.31% อีกทั้ง งานวิจัยของอนันต์ ปิณะเต [11] พัฒนาระบบสนับสนุน การตัดสินใจในการเลือกสาขาวิชาเพื่อโอกาสในการเข้าศึกษาต่อ ในระดับปริญญาตรีซึ่งประกอบด้วย 69 สาขาวิชา จากการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลทำนาย เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจมีค่าความถูกต้องสูงสุดใน 69 สาขาวิชา และมีเพียงสาขาวิชาเดียวที่การทดลองด้วยเทคนิคการเรียนรู้ เบย์อย่างง่ายที่มีค่าความถูกต้องสูงสุด

Bergin [19] ได้ศึกษาและพัฒนาโมเดลการทำนายความสำเร็จ ในการเรียนวิชาการเขียนโปรแกรมเบื้องต้นในระดับ อุดมศึกษาโดยใช้เทคนิคทางเหมืองข้อมูล 6 รูปแบบ คือ เทคนิคนาอิวเบย์ เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีน การถดถอยโลจิสติก โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Backpropagation Neural Network) เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ และเทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุด ผลการวิจัยพบว่าเทคนิคนาอิวเบย์ มีความถูกต้องในการทำนายสูงสุดซึ่งมีค่าความถูกต้อง 80%

ตั้งแต่ปี 2547 และได้พัฒนาแอปพลิเคชันซึ่งมีชื่อว่า PreSS# (.Net) และ PreSS (WEKA) โมเดลทำนายสามารถทำได้ ตั้งแต่ช่วงแรกของการเรียน ประมาณ 4 สัปดาห์ [20] ในปี 2558 Bergin, Mooney, Ghent & Quille [21] ได้ขยายผล การวิจัยของ Bergin [19] กับกลุ่มตัวอย่างใหม่และศึกษา ผลสัมฤทธิ์ทางการศึกษารายวิชาการเขียนโปรแกรมเบื้องต้น ของผู้เรียน 3 สถาบันคือ มหาวิทยาลัย วิทยาลัย และ วิทยาลัยชุมชนในประเทศไอซ์แลนด์ รวมทั้งหมดจำนวน 123 คน ผลวิจัยยืนยันว่าเทคนิคนาอึฟเบย์มีความถูกต้อง ในการทำนายสูงสุดจากเทคนิคทางเหมืองข้อมูล 6 รูปแบบ ซึ่งมีค่าความถูกต้องที่ 78.3% จากนั้นในปี 2559 งานวิจัยของ Quille & Bergin [22] พบว่าปัจจัยในการทำนายที่ส่งผลต่อ โมเดลทำนายมีทั้งหมด 16 ปัจจัยจาก 126 ปัจจัยที่เป็นไปได้ ในการปรับปรุงโมเดลการทำนายในแอปพลิเคชัน PreSS พบว่ามี 3 ปัจจัยคือ อายุซึ่งกำหนดเป็นปี เพศซึ่งกำหนดเป็น หญิงหรือชาย และเวลาที่ใช้ในการเล่นเกมนคอมพิวเตอร์ ซึ่งกำหนดเป็นความแตกต่างของจำนวนชั่วโมงที่เล่นเกม ก่อนเริ่มเรียนและระหว่างการเรียนวิชานี้

3. วิธีดำเนินการวิจัย

3.1 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

3.1.1 ประชากรของการวิจัยครั้งนี้คือ นักเรียนระดับ ชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 1 ภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2562 ที่ศึกษาวิชาวิทยาการคำนวณ ในโรงเรียนสังกัดสำนักงาน คณะกรรมการการศึกษาขั้นพื้นฐาน ในจังหวัดสุราษฎร์ธานี

3.1.2 กลุ่มตัวอย่างในการวิจัยครั้งนี้คือ นักเรียนที่ศึกษา ระดับมัธยมศึกษาปีที่ 1 ภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2562 ในโรงเรียนหนึ่งแห่งจังหวัดสุราษฎร์ธานี รวมทั้งหมดจำนวน 113 คน กลุ่มตัวอย่างได้มาจากการเลือกแบบมีจุดมุ่งหมาย (Purposive Sampling) โดยพิจารณาจากที่ตั้งของโรงเรียน ในจังหวัดสุราษฎร์ธานี การจัดการเรียนการสอนรายวิชา วิทยาการคำนวณตามหลักสูตรของสถาบันส่งเสริมการสอน วิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี (สสวท.) และการให้ความร่วมมือ จากทางโรงเรียนและคุณครู

นักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 1 จำนวน 4 ห้องเรียน คือ ม.1/1 ม.1/2 ม.1/3 และ ม.1/4 รวมทั้งหมด 113 คน นักเรียนเป็นเพศชาย 62 คน (55%) และเพศหญิง จำนวน 51 คน (45%) นักเรียนเหล่านี้ลงทะเบียนเรียนรายวิชา รายวิชา

วิทยาการคำนวณ 1 รหัสวิชา ว 21152

3.2 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

เครื่องมือวิจัยในการวิจัยชิ้นนี้ประกอบด้วย 2 ส่วน ดังนี้

3.2.1 เอกสารข้อมูลประชากรศาสตร์ (Demographic Information) ของผู้เรียนเพื่อใช้อธิบายบริบทของผู้เรียน สถานศึกษาและการจัดการเรียนการสอนรายวิชาวิทยาการ คำนวณ

3.2.2 การเก็บรวบรวมชิ้นงานโปรแกรมภาษาสแครช ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 1 เพื่อเป็นข้อมูลนำเข้า ในการพัฒนาโมเดลการประเมินผลการเขียนโปรแกรมภาษาสแครช

3.3 การพัฒนาโมเดล

งานวิจัยนี้เลือกประยุกต์ใช้กรอบการทำเหมืองข้อมูล แบบคริสป์-ดีเอ็ม (Cross-Industry Standard Process for Data Mining: CRISP-DM) [23] ในการพัฒนาโมเดลซึ่งประกอบด้วย 6 ขั้นตอนหลัก ดังนี้

1) การทำความเข้าใจปัญหาวิจัย

ปัญหาวิจัยคือ การประเมินผลการเขียนโปรแกรมภาษา สแครชโดยทั่วไปจะพิจารณาจากผลการทำงานของ โปรแกรมว่าถูกต้องหรือไม่ โดยใช้ข้อมูลเข้าในการทดสอบ กรณีที่เป็นไปได้ทั้งหมด ซึ่งเรียกว่าการทดสอบโปรแกรม และความหลากหลายของรูปแบบคำสั่งต่าง ๆ เช่น เงื่อนไข การวนซ้ำ ตัวแปร เป็นต้น การทดสอบรูปแบบนี้อาจจะใช้ เวลามากในการตรวจชิ้นงานของนักเรียนจำนวนมาก ดังนั้น งานวิจัยนี้ประยุกต์ใช้เทคนิคทางวิทยาการข้อมูล คือ เทคนิคเหมืองข้อมูลมาวิเคราะห์ข้อมูลโปรแกรมภาษาสแครช เพื่อช่วยครูผู้สอนในการประเมินผลการเขียนโปรแกรมภาษา สแครชของนักเรียน

2) การทำความเข้าใจข้อมูล

ข้อมูลโปรแกรมภาษาสแครชของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 1 จำนวน 113 คน/ตัวอย่าง ครูผู้สอนกำหนดโจทย์ให้กับ นักเรียนคือ หาค่าคะแนนเฉลี่ยของคะแนนสอบ 5 วิชา จากคะแนนเต็มวิชาละ 100 คะแนน การแปลงข้อมูลในโปรแกรม เป็นข้อมูลชนิดข้อความในรูปแบบโครงสร้างเพื่อทำความเข้าใจ ลักษณะเบื้องต้น กระบวนการแปลงข้อมูลใช้เครื่องมือ Dr.Scratch [24] ซึ่งประกอบด้วย 7 แอททริบิวต์คือ Flow Control, Data Representation, Abstraction, User Interactivity, Synchronization, Parallelism และ Logic

หลังจากสร้างโมเดลโดยใช้ 7 แอททริบิวต์พบว่า

ประสิทธิภาพของโมเดลอยู่ในระดับปานกลาง ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นพบว่าเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจมีประสิทธิภาพสูงสุด ซึ่งมีค่าความถูกต้องที่ 53.16% ดังนั้นผู้วิจัยจึงทำการทบทวนงานวิจัยเรื่องมาตรวัดความซับซ้อนของโปรแกรมพบว่า มาตรวัดของอัลสเตดสามารถระบุความยาก (Difficulty) ความพยายาม (Effort) และปริมาณ (Volume) ของโปรแกรมที่สามารถวัดได้บนพื้นฐานของจำนวนตัวดำเนินการและตัวถูกดำเนินการในโปรแกรมและความสัมพันธ์ระหว่างสิ่งเหล่านี้เพื่อประเมินความซับซ้อนของซอฟต์แวร์ [25] นอกจากนี้ งานวิจัยของ Moreno-León, Robles, & Román-González [26] พบว่า คะแนนการคิดเชิงคำนวณของ Dr. Scratch มีความสัมพันธ์ทางบวกอย่างมีนัยสำคัญระดับสูงกับแอททริบิวต์ Vocabulary และมีความสัมพันธ์ทางบวกอย่างมีนัยสำคัญระดับปานกลางกับแอททริบิวต์ Length ดังนั้นผู้วิจัยเพิ่มแอททริบิวต์ Vocabulary และ Length เนื่องจากเป็นคุณสมบัติพื้นฐานในการคำนวณความพยายามในการบำรุงรักษาโปรแกรม ดังแสดงในตารางที่ 1

3) การเตรียมข้อมูล

ความสมบูรณ์ของข้อมูลในแต่ละระเบียนตรวจสอบโดยกำหนดแอททริบิวต์ทั้งหมดมีค่าข้อมูลเป็นตัวเลขจำนวนเต็มทั้งหมด (Integer) ไม่มีทศนิยม และข้อมูลที่เว้นว่างปรับเปลี่ยนให้มีค่าข้อมูลเป็นศูนย์ แอททริบิวต์ของแนวคิดการเขียนโปรแกรมรวมทั้งหมด ประกอบด้วยทั้งหมด 9 แอททริบิวต์ คือ Flow Control, Data Representation, Abstraction, User Interactivity, Synchronization, Parallelism, Logic, Vocabulary และ Length

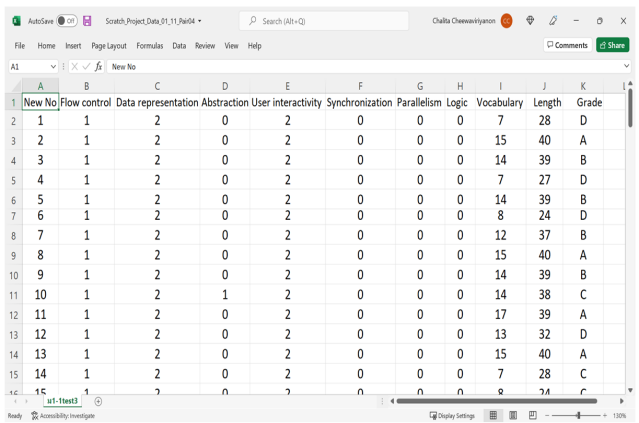
ข้อมูลอีกส่วนหนึ่งคือ ผลการเรียนรู้การเขียนโปรแกรมภาษาสแครชซึ่งประเมินผลโดยครูผู้สอนรายวิชา และเป็นตัวเลขระหว่าง 3-9 ดังนั้นจำเป็นต้องแปลงข้อมูลให้อยู่ในระดับของเกรด (A) Excellent (B) Good (C) Average (D) Fair เพื่อให้ได้ลักษณะโครงสร้างข้อมูลแบบกลุ่มโดยใช้วิธีแบ่งกลุ่มของช่วงคะแนน ถ้าผู้เรียนได้คะแนน 9 ได้เกรด A คะแนน 7-8 คะแนนได้เกรด B 5-6 คะแนนได้เกรด C และ 3-4 คะแนนได้เกรด D

การสร้างโมเดลแต่ละโมเดลจากชุดข้อมูลทั้งหมดมีจำนวน 113 ตัวอย่างซึ่งแบ่งข้อมูล 70% คิดเป็นจำนวน 79 ตัวอย่างเป็นชุดข้อมูลฝึกฝน (Training data) เพื่อสร้างโมเดลและแบ่งข้อมูล 30% คิดเป็นจำนวน 34 ตัวอย่างเป็นชุดข้อมูล

ทดสอบ (Testing data) เพื่อทดสอบความถูกต้องของโมเดลตัวอย่างของข้อมูลแนวคิดการเขียนโปรแกรมที่นำเข้าและผลการเรียนรู้ที่นำออกแสดงดังภาพที่ 1

ตารางที่ 1 แอททริบิวต์ที่ใช้ในงานวิจัย [24, 26]

ที่	ชื่อแอททริบิวต์	คำอธิบาย
1	Flow Control	ระดับการใช้คำสั่งควบคุมการทำงานของตัวละคร
2	Data Representation	ระดับการใช้คำสั่งเกี่ยวกับตัวละครเพื่อให้ทำงานได้อย่างถูกต้อง
3	Abstraction	ระดับแนวคิดเชิงนามธรรม และการแบ่งปัญหาใหญ่เป็นปัญหาย่อย
4	User Interactivity	ระดับการใช้คำสั่งที่เกี่ยวกับการโต้ตอบของผู้ใช้
5	Synchronization	ระดับการใช้คำสั่งเกี่ยวกับการซิงโครไนซ์ที่อนุญาตให้ตัวละครจัดระเบียบสิ่งต่าง ๆ ให้เกิดขึ้นตามลำดับ
6	Parallelism	ระดับการทำงานขนานกันที่เหตุการณ์ต่าง ๆ เกิดขึ้นพร้อมกัน
7	Logic	ระดับการใช้คำสั่งเกี่ยวกับการคิดเชิงตรรกะ
8	Vocabulary	จำนวนตัวดำเนินการและตัวถูกดำเนินการแบบไม่นับตัวซ้ำ
9	Length	จำนวนดำเนินการและตัวถูกดำเนินการทั้งหมด



A1	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	New No	Flow control	Data representation	Abstraction	User interactivity	Synchronization	Parallelism	Logic	Vocabulary	Length	Grade
2	1	1	2	0	2	0	0	0	7	28	D
3	2	1	2	0	2	0	0	0	15	40	A
4	3	1	2	0	2	0	0	0	14	39	B
5	4	1	2	0	2	0	0	0	7	27	D
6	5	1	2	0	2	0	0	0	14	39	B
7	6	1	2	0	2	0	0	0	8	24	D
8	7	1	2	0	2	0	0	0	12	37	B
9	8	1	2	0	2	0	0	0	15	40	A
10	9	1	2	0	2	0	0	0	14	39	B
11	10	1	2	1	2	0	0	0	14	38	C
12	11	1	2	0	2	0	0	0	17	39	A
13	12	1	2	0	2	0	0	0	13	32	D
14	13	1	2	0	2	0	0	0	15	40	A
15	14	1	2	0	2	0	0	0	7	28	C
16	15	1	2	0	2	0	0	0	2	24	C

ภาพที่ 1 ตัวอย่างของข้อมูลที่นำเข้าและนำออก

4) การสร้างโมเดล (Model Building)

งานวิจัยนี้เลือก 3 เทคนิคที่เป็นที่นิยมคือ เทคนิคนาอิวเบย์ เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ และเทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุด การกำหนดพารามิเตอร์ในภาษาไพทอนสำหรับสร้างโมเดลด้วยเทคนิคนาอิวเบย์ดังนี้ 'priors' เป็น None และ 'var_smoothing' เป็น 10-9 พารามิเตอร์ของเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจระดับนี้ 'criterion' เป็น 'gini' และ 'max_depth' เป็น None การปรับพารามิเตอร์ของเทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุดโดยที่ K=1, 3 และ 5 พบว่า K=3 ส่งผลให้โมเดลทำนายมีประสิทธิภาพสูงสุด จากนั้นตรวจสอบความสมเหตุสมผลของโมเดลโดยใช้เทคนิคการตรวจสอบแบบไขว้การแบ่งข้อมูลออกเป็น 10 ส่วน โดยที่แต่ละส่วนมีจำนวนข้อมูลเท่ากัน การแบ่งข้อมูล 9 ส่วนสำหรับฝึกโมเดล และอีก 1 ส่วนใช้เป็นข้อมูลทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล จากนั้นขั้นตอนดังกล่าวทำซ้ำอีก 10 ครั้ง

5) การทดสอบและประเมินผล

งานวิจัยนี้ทำการทดสอบและประเมินค่าโมเดลที่ได้รับเลือกจากขั้นตอนที่ 4) ซึ่งมีประสิทธิภาพสูงที่สุดนำไปประยุกต์ใช้กับโปรแกรมภาษาสคริปต์อื่น จำนวน 34 ตัวอย่างสำหรับทดสอบโมเดล

6) การปรับใช้งาน

หลังจากได้โมเดลที่เหมาะสมที่สุด การประเมินผลโปรแกรมภาษาสคริปต์ของผู้เรียนว่าได้เกรดระดับใดให้หาแอททริบิวต์ต่าง ๆ ของโปรแกรมภาษาสคริปต์ของนักเรียนมาเป็นปัจจัยในแต่ละโมเดลเพื่อที่จะทำนาย

4. ผลการวิจัย

4.1 ผลการพัฒนาโมเดล

หลังจากพัฒนาโมเดลโดยใช้ชุดข้อมูลซึ่งประกอบด้วยแอททริบิวต์ของแนวคิดการเขียนโปรแกรม 9 แอททริบิวต์เป็นตัวแปรต้น และข้อมูลผลการเรียนรู้ การเขียนโปรแกรมภาษาสคริปต์เป็นตัวแปรทำนาย จำนวน 79 ตัวอย่าง ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลทั้ง 3 ชนิดพบว่าเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจสามารถทำนายผลการเรียนรู้การเขียนโปรแกรมได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงที่สุดจาก 3 โมเดลซึ่งมีค่าความถูกต้อง (Accuracy) เท่ากับ 93.67% มีค่าความแม่นยำ (Precision) เท่ากับ 93.47% มีค่าความระลึก (Recall) เท่ากับ 85.71% และมีค่าความถ่วงดุล (F-Score) เท่ากับ 87.24%

รองลงมา คือ เทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุดซึ่งมีค่าความถูกต้องเท่ากับ 79.75% มีค่าความแม่นยำ เท่ากับ 74.70% มีค่าความระลึก เท่ากับ 72.07% และมีค่าความถ่วงดุล เท่ากับ 72.68% สุดท้ายคือ เทคนิคนาอิวเบย์มีค่าความถูกต้องเท่ากับ 39.74% มีค่าความแม่นยำ เท่ากับ 49.63% มีค่าความระลึก เท่ากับ 61.71% และมีค่าความถ่วงดุล เท่ากับ 38.48% ซึ่งมีประสิทธิภาพน้อยที่สุด ดังแสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ประสิทธิภาพของโมเดลการทำนาย

Model	Accuracy	Precision	Recall	F-Score
Naïve Bayes	39.74	49.63	61.71	38.48
Decision Tree	93.67	93.47	85.72	87.24
K-Nearest Neighbor	79.75	74.70	72.07	72.68

โมเดลทำนายด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจจำแนกผลการเรียน การเขียนโปรแกรมภาษาสคริปต์ของนักเรียนจากแอททริบิวต์ทำนาย การจำแนกกลุ่มของข้อมูลมีกฎในการจำแนกจำนวน 24 กฎ ซึ่งมีรายละเอียด ดังนี้

1. ถ้า $X8(\text{Length}) \leq 27.5$ และ $X7(\text{Vocabulary}) \leq 7.5$ นักเรียนจะได้เกรด D (Value = [0, 0, 0, 1])
2. ถ้า $X8(\text{Length}) \leq 27.5$ และ $X7(\text{Vocabulary}) > 7.5$ นักเรียนจะได้ เกรด C หรือ D (Value = [0, 0, 1, 1])
3. ถ้า $27.5 < X8(\text{Length}) < 29.5$ นักเรียนจะได้เกรด C (Value = [0, 0, 2, 1])
4. ถ้า $29.5 < X8(\text{Length}) \leq 31.5$ นักเรียนจะได้เกรด C (Value = [0, 0, 1, 0])
5. ถ้า $31.5 < X8(\text{Length}) \leq 32.5$ นักเรียนจะเกรด D (Value = [0, 0, 0, 1])
6. ถ้า $32.5 < X8(\text{Length}) \leq 35$ และ $X7(\text{Vocabulary}) \leq 7.5$ นักเรียนจะเกรด B (Value = [0, 1, 0, 0])
7. ถ้า $32.5 < X8(\text{Length}) \leq 35$ และ $7.5 < X7(\text{Vocabulary}) \leq 13.5$ นักเรียนจะได้เกรด C (Value = [0, 0, 1, 0])

8. ถ้า $35.0 < X8(\text{Length}) \leq 40.5$ และ $7.5 < X7(\text{Vocabulary}) \leq 12.5$ และ $X2(\text{Abstraction}) \leq 0.5$ นักเรียนจะได้เกรด B (Value = [0, 6, 0, 0])

9. ถ้า $35.0 < X8(\text{Length}) \leq 40.5$ และ $7.5 < X7(\text{Vocabulary}) \leq 12.5$ และ $X2(\text{Abstraction}) > 0.5$ นักเรียนจะได้เกรด C (Value = [0, 0, 1, 0])

10. ถ้า $35.0 < X8(\text{Length}) \leq 40.5$ และ $12.5 < X7(\text{Vocabulary}) \leq 13.5$ นักเรียนจะได้เกรด B (Value = [0, 16, 0, 0])

11. ถ้า $32.5 < X8(\text{Length}) \leq 37.5$ และ $13.5 < X7(\text{Vocabulary}) \leq 14.5$ และ $X2(\text{Abstraction}) \leq 0.5$ นักเรียนจะได้เกรด C (Value = [0, 0, 1, 0])

12. ถ้า $37.5 < X8(\text{Length}) \leq 38.5$ และ $13.5 < X7(\text{Vocabulary}) \leq 14.5$ และ $X2(\text{Abstraction}) \leq 0.5$ นักเรียนจะได้เกรด A (Value = [8, 2, 0, 0])

13. ถ้า $38.5 < X8(\text{Length}) < 40.5$ และ $13.5 < X7(\text{Vocabulary}) \leq 14.5$ และ $X2(\text{Abstraction}) \leq 0.5$ นักเรียนจะได้เกรด B (Value = [0, 6, 0, 0])

14. ถ้า $38.5 < X8(\text{Length}) \leq 40.5$ และ $X7(\text{Vocabulary}) > 14.5$ และ $X2(\text{Abstraction}) \leq 0.5$ นักเรียนจะได้เกรด A (Value = [7, 0, 0, 0])

15. ถ้า $38.5 < X8(\text{Length}) \leq 40.5$ และ $X7(\text{Vocabulary}) > 13.5$ และ $X2(\text{Abstraction}) > 0.5$ และ $X0(\text{Flow Control}) \leq 1.5$ นักเรียนจะได้เกรด C (Value = [0, 0, 2, 0])

16. ถ้า $38.5 < X8(\text{Length}) \leq 40.5$ และ $X7(\text{Vocabulary}) > 13.5$ และ $X2(\text{Abstraction}) > 0.5$ และ $X0(\text{Flow Control}) > 1.5$ นักเรียนจะได้เกรด B (Value = [0, 2, 0, 0])

17. ถ้า $40.5 < X8(\text{Length}) \leq 41.5$ และ $13.5 < X7(\text{Vocabulary}) \leq 14.5$ และ $X2(\text{Abstraction}) \leq 0.5$ นักเรียนจะได้เกรด C (Value = [0, 0, 1, 0])

18. ถ้า $41.5 < X8(\text{Length}) \leq 42.5$ และ $13.5 < X7(\text{Vocabulary}) \leq 14.5$ และ $X2(\text{Abstraction}) \leq 0.5$ นักเรียนจะได้เกรด C (Value = [0, 1, 3, 0])

19. ถ้า $40.5 < X8(\text{Length}) \leq 42.5$ และ $13.5 < X7(\text{Vocabulary}) \leq 14.5$ และ $X2(\text{Abstraction}) > 0.5$ นักเรียนจะได้เกรด B (Value = [0, 1, 0, 0])

20. ถ้า $42.5 < X8(\text{Length}) \leq 43.5$ และ $13.5 < X7(\text{Vocabulary}) \leq 14.5$ นักเรียนจะได้เกรด B (Value = [0, 2, 0, 0])

21. ถ้า $40.5 \leq X8(\text{Length}) \leq 41.5$ และ $X7(\text{Vocabulary}) > 14.5$ นักเรียนจะได้เกรด B (Value = [0, 4, 0, 0])

22. ถ้า $41.5 \leq X8(\text{Length}) \leq 43.5$ และ $X7(\text{Vocabulary}) > 14.5$ และ $X2(\text{Abstraction}) \leq 0.5$ นักเรียนจะได้เกรด B (Value = [0, 1, 0, 0])

23. ถ้า $41.5 \leq X8(\text{Length}) \leq 43.5$ และ $X7(\text{Vocabulary}) > 14.5$ และ $X2(\text{Abstraction}) > 0.5$ นักเรียนจะได้เกรด A (Value = [1, 0, 0, 0])

24. ถ้า $X8(\text{Length}) > 43.5$ นักเรียนจะได้เกรด C (Value = [0, 0, 4, 0])

กฎการทำนายข้อที่ 12, 14 และ 23 ส่งผลให้ผู้เรียนได้เกรด A และกฎการทำนาย ข้อ 1 และ 5 ส่งผลให้ผู้เรียนได้เกรด D แอททริบิวต์ทำนายที่สามารถจำแนกผลการเรียนได้อย่างมีประสิทธิภาพคือ Length, Vocabulary, Abstraction และ Flow control เนื่องจากแอททริบิวต์เหล่านี้อยู่ในโหนดระดับบนของต้นไม้ตัดสินใจ

4.2 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล

เมื่อนำโมเดลทำนายไปประยุกต์ใช้กับโปรแกรมภาษาสคริปต์อื่นโดยใช้ชุดข้อมูลทดสอบจำนวน 34 ระเบียบ ผลการทำนายพบว่า โมเดลทำนายที่พัฒนาจากเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ มีค่าความถูกต้อง 64.71% มีค่าความแม่นยำเท่ากับ 73.03% มีค่าความระลึกเท่ากับ 73.81% และมีค่าความถ่วงดุลเท่ากับ 72.46% ผลการทำนายตามเกรดของผู้เรียนที่ทำนายได้ถูกต้อง เกรด A B C และ D จำนวน 5 8 8 และ 1 ตามลำดับ

5. อภิปรายผลการวิจัย

5.1 การพัฒนาโมเดล

ผลการวิจัยพบว่าเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจมีประสิทธิภาพสูงที่สุดจาก 3 โมเดลซึ่งมีค่าความถูกต้อง 93.67% ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของอนันต์ ปิณะเต [11] Cheewaparakobkit [7] และ Al-Radaideh, Al-Shawakfa, & Al-Najjar [18] นั่นอาจเป็นเพราะว่าการสร้างกฎ If-Then ด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจจะทำการคัดเลือกแอททริบิวต์ของแนวคิดการเขียนโปรแกรม 9 แอททริบิวต์ที่มีความสัมพันธ์กับผลลัพธ์มากที่สุดเป็นรูทโหนด (Root Node) และโหนดลำดับต่อไป (Node) ซึ่งสามารถจำแนกกลุ่มได้ดี

นอกจากนั้น ผลการวิจัยมีความแตกต่างจากผลการวิจัย

ของจิราภา เลหาะวรรณท์ และคณะ [10], เสกสรรค์ วิลัยลักษณ์ และคณะ [6], Quille & Bergin [22], Bergin et al. [21] งานวิจัยของจิราภา เลหาะวรรณท์ และคณะพบว่าเทคนิค นาอ์ฟเบียร์ รองลงมาคือเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจให้ค่าความถูกต้อง สูงที่สุดตามลำดับ ในการทำนายแขนงวิชาสำหรับนักศึกษา คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้า เจ้าคุณทหารลาดกระบัง ในทำนองเดียวกัน งานวิจัยของ Quille & Bergin [22] และ Bergin et al. [21] พบว่าเทคนิคนาอ์ฟเบียร์ มีความถูกต้องในการทำนายสูงที่สุด เท่ากับ 78.30% และ เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจมีความถูกต้องน้อยกว่า เท่ากับ 74.50% ในการทำนายผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาการเขียน โปรแกรมเบื้องต้นของนักศึกษามหาวิทยาลัยชั้นปีที่ 1 ดังนั้นอาจกล่าวได้ว่าโดยทั่วไปประสิทธิภาพของโมเดลขึ้นอยู่กับ ชุดข้อมูลและลักษณะปัญหาที่นำมาทำนาย เทคนิคนาอ์ฟเบียร์ ในงานวิจัยนี้มีประสิทธิภาพต่ำสุดเนื่องจากชุดข้อมูลที่ได้ เก็บรวบรวมและลักษณะปัญหาซึ่งการทำนายผลการเรียน การเขียนโปรแกรมภาษาสแครชที่สามารถจำแนก ได้มากกว่า 2 ประเภท ส่วนงานวิจัยของเสกสรรค์ วิลัยลักษณ์ และคณะ [6] พบว่าเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบ มัลติเลเยอร์เพอร์เซ็ปตรอน ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุด ที่ร้อยละ 94.48 ซึ่งงานวิจัยนี้ไม่ได้เลือกเทคนิคนี้การดำเนินการวิจัย

5.2 การทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล

ผลการทำนายด้วยชุดข้อมูลทดสอบพบว่า โมเดลทำนาย ที่พัฒนาจากเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ มีค่าความถูกต้อง 64.71% ค่านี้ประเมินประสิทธิภาพการทำนายจากชุดข้อมูลทดสอบ จำนวน 34 กรณี ซึ่งเป็นคนละชุดข้อมูลกับชุดข้อมูลฝึกฝน ทำนายได้ถูกต้อง 22 กรณีและผิดพลาด 12 กรณี ค่าประสิทธิภาพนี้ มีค่าไม่สูงแต่ให้ค่าความถูกต้องมากกว่าการคาดเดา เท่ากับ 25% สาเหตุที่ผลการทำนายด้วยข้อมูลทดสอบมีค่าไม่สูงนัก อาจเป็นเพราะว่าจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบไม่มาก และข้อมูลทดสอบนั้นเป็นข้อมูลของผู้เรียนห้องเดียวกันทั้งหมด ซึ่งนักเรียนในแต่ละห้องอาจจะมีความรู้พื้นฐานการเขียนโปรแกรม แตกต่างกันตามนโยบายการจัดชั้นเรียนของโรงเรียน

6. สรุป

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลทั้ง 3 ชนิด พบว่าเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจสามารถทำนายผลการเรียน การเขียนโปรแกรมได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงที่สุดจาก 3 โมเดล

ซึ่งเหมาะสมที่สุดกับชุดข้อมูลที่ใช้ในการสร้างโมเดลทำนาย ในงานวิจัยนี้มากที่สุด เมื่อนำโมเดลทำนายไปประยุกต์ใช้กับ โปรแกรมการเขียนโปรแกรมภาษาสแครชอื่นพบว่า โมเดลทำนายที่พัฒนา จากเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจมีค่าความถูกต้อง เท่ากับ 64.71% ครูผู้สอนรายวิชาวิทยาการคำนวณสามารถประยุกต์ใช้ โมเดลทำนายที่พัฒนาจากงานวิจัยนี้ในการทำนายผล การเขียนโปรแกรมภาษาสแครชของผู้เรียน ซึ่งสามารถให้ข้อมูล ย้อนกลับในการประเมินผลเพื่อพัฒนาการเรียนรู้อย่างมีประสิทธิภาพ

โมเดลทำนายผลการเรียนรู้อยู่ด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ แสดงให้เห็นว่าแอททริบิวต์ทำนายคือ Length, Vocabulary, Abstraction และ Flow control ส่งผลต่อผลการเรียนในระดับ มัธยมศึกษาปีที่ 1 อย่างสูง เนื่องจากแอททริบิวต์เหล่านี้ อยู่ในโหนดของต้นไม้ตัดสินใจระดับบน ดังนั้น การออกแบบ กิจกรรมให้ผู้เรียนได้ฝึกปฏิบัติการเขียนโปรแกรมในแนวคิดเหล่านั้น อาจส่งผลให้นักเรียนมีผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนที่สูงขึ้น

7. กิตติกรรมประกาศ

คณะผู้วิจัยขอขอบพระคุณทุนอุดหนุนการวิจัยของ มหาวิทยาลัยราชภัฏสุราษฎร์ธานี จากเงินกองทุนวิจัย ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2562 ที่ให้โอกาสและสนับสนุน ทุนวิจัยแก่คณะผู้วิจัยในการทำงานวิจัยร่วมกับสถานศึกษา

8. เอกสารอ้างอิง

- [1] Institute for the Promotion of Teaching Science and Technology, *Teacher's Manual of Fundamentals of Science and Technology (Computing Science) Matayomsusa 1*, 2018.
- [2] D. Bau, J. Gray, C. Kelleher, J. Sheldon, and F. Turbak, "Learnable programming: blocks and beyond." *Communications of the ACM*, Vol. 60, Issue. 6, pp. 72-80, 2017.
- [3] S. Grover, S. Cooper, and R. Pea. "Assessing computational learning in K-12." in *Proceedings of the 2014 conference on Innovation & technology in computer science education*. Sweden, 21 - 25 June 2014.
- [4] S. M. Taheri, M. Sasaki, J. O. Chu, and H. T. Ngetha, "A study of teaching problem solving and programming to children by introducing a new programming

- language." *The International Journal of E-Learning and Educational Technologies in the Digital Media (IJEETDM)*, Vol. 2, Issue. 1, pp. 31-36, 2016.
- [5] S. Sittichat, "Study of educational attributes using data mining technique." *Information Technology Journal*, Vol.13, Issue2, pp.20-28, 2017.
- [6] S. Vilailuck, V. Jaroenpunlaruk, and D. Wichadakul, "Utilizing data mining techniques to forecast student academic achievement of Kasetsart University Laboratory School," *Veridian E-Journal, Science and Technology Silpakorn University*, Vol. 2, Issue. 2, pp.1-17, 2015.
- [7] P. Cheewaprabkakit, "Predicting student academic achievement by using the decision tree and neural network techniques." *Catalyst*, Vol. 12, Issue. 2, pp. 34-43, 2015.
- [8] M. Yağcı, "Educational data mining: prediction of students' academic performance using machine learning algorithms." *Smart Learning Environments*, Vol. 9, No. 1, pp. 1-19, 2022.
- [9] S. Phakkachokh, *A Model for Selecting High School Program by Considering the Primary Subject Records using Data Mining Techniques*. Faculty of Information Technology, Dhurakij Pundit University, 2013.
- [10] J. Laohawanan, R. Limsuthiwanpoom, and B. Thanasopon, "The use of data mining techniques in classifying and selecting subject areas for students of the Faculty of Information Technology." *KMITL Journal of Information Technology*, Vol. 4, Issue 2, pp. 1-9, 2560.
- [11] A. Pinate, "The use of data mining in selecting areas of study for further education opportunity." *Journal of Science and Technology*, Vol. 36, Issue. 6, pp. 704-712, 2017.
- [12] A. Aleem, and M.M. Gore. "Educational Data Mining Methods: A Survey." in *2020 IEEE 9th International Conference on Communication Systems and Network Technologies (CSNT)*. 2020.
- [13] J. VanderPlas, *Python Data Science Handbook: Essential Tools for Working with Data*. Sebastopol, California: O'Reilly Media. 2016.
- [14] A. Géron, *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems*. Sebastopol, CA: O'Reilly Media, 2019.
- [15] C. O'Neil, and R. Schutt, *Doing Data Science: Straight Talk from the Frontline*. Sebastopol, California: O'Reilly Media, 2013.
- [16] A.C. Müller, and S. Guido, *Introduction to Machine Learning with Python: A Guide for Data Scientists*. Sebastopol, California: O'Reilly Media, 2016.
- [17] S. Raschka, and V. Mirjalili, *Python Machine Learning*. 3rd ed. Birmingham: Packt Publishing, 2019.
- [18] Q.A. Al-Radaideh, E.M. Al-Shawakfa, and M.I. Al-Najjar. "Mining student data using decision trees." in *International Arab Conference on Information Technology (ACIT'2006)*. Yarmouk University, Jordan, 2006.
- [19] S. Bergin, *Statistical and Machine Learning Models to Predict Programming Performance*. National University of Ireland Maynooth: Maynooth, 2006.
- [20] K. Quille, S. Bergin, and A. Mooney, "Press#, a web-based educational system to predict programming performance." *International Journal of Computer Science and Software Engineering (IJCSSE)*, Vol. 4, Issue. 7, pp. 178-189, 2015.
- [21] S. Bergin, A. Mooney, J. Ghent, and K. Quille, "Using machine learning techniques to predict introductory programming performance." *International Journal of Computer Science and Software Engineering (IJCSSE)*, Vol. 4, Issue. 12, pp. 323-328, 2015.
- [22] K. Quille, and S. Bergin. "Programming: further factors that influence success." in *The Psychology of Programming Interest Group*. University of Cambridge, UK, 2016.



- [23] R. Sharda, D. Delen, and E. Turban, *Business Intelligence, Analytics, and Data Science: a Managerial Perspective*. 4th ed. Boston: Pearson, 2018.
- [24] Dr.Scratch team. *Dr.Scratch analyse your Scratch project here!*. Available online at: <http://www.drscratch.org/>, accessed on 12 April 2021.
- [25] L.M. Laird, and M.C. Brennan, *Software Measurement and Estimation: a Practical Approach*. John Wiley & Sons: New Jersey, 2006.
- [26] J. Moreno-León, G. Robles, and M. Román-González. "Comparing computational thinking development assessment scores with software complexity metrics." in *2016 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*. 2016.
-