

การพัฒนาตัวแบบทำนายทักษะการคิดเชิงคำนวณของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาตอนต้น
โดยใช้เทคนิคแมชชีนเลิร์นนิง
Developing Predictive Models for Computational Thinking Skills
of Lower Secondary School Students using Machine Learning Techniques

ชลิตา ชีววิริยะนนท์¹ และ นนทศักดิ์ จันทร์ชุม^{2*}
Chalita Cheewaviriyanon^{1*} and Nontasak Janchum^{2*}

¹ คณะครุศาสตร์ มหาวิทยาลัยราชภัฏสุราษฎร์ธานี
(Faculty of Education, Suratthani Rajabhat University)

² คณะวิทยาการจัดการ มหาวิทยาลัยราชภัฏสุราษฎร์ธานี
(Faculty of Business Management, Suratthani Rajabhat University)

บทคัดย่อ

ผลการเรียนจัดเป็นข้อมูลขนาดใหญ่และงานวิจัยด้านการทำนายผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนของนักเรียนในระดับชั้นมัธยมศึกษาตอนต้นยังมีไม่มาก งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาตัวแบบทำนายทักษะการคิดเชิงคำนวณของนักเรียนโดยใช้เทคนิคแมชชีนเลิร์นนิง และเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบทำนายทักษะการคิดเชิงคำนวณ การพัฒนาตัวแบบทำนายใช้ชุดข้อมูลฝึกตัวแบบ จำนวน 143 ระเบียบของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาตอนต้นของโรงเรียนแห่งหนึ่งในจังหวัดสุราษฎร์ธานี ข้อมูลผลการเรียนรายวิชาพื้นฐาน จำนวน 10 รายวิชาเป็นตัวแปรต้นและระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณเป็นตัวแปรทำนาย งานวิจัยนี้เลือกประยุกต์ใช้กรอบการทำเหมืองข้อมูลแบบคริสป-ดีเอ็มเพื่อพัฒนาตัวแบบทำนายโดยใช้เทคนิคแมชชีนเลิร์นนิง 3 รูปแบบคือ เทคนิคนาอ์ฟเบย์ เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจและเทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุด และตรวจสอบความเหมาะสมผลของตัวแบบโดยใช้วิธีการตรวจสอบแบบไขว้ ผลการพัฒนาตัวแบบทำนายทักษะการคิดเชิงคำนวณพบว่าตัวแบบทำนายที่พัฒนาจากเทคนิคนาอ์ฟเบย์ เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ เทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุดมีความถูกต้อง เท่ากับ 60.05% 74.95% และ 68.48% ตามลำดับ ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบทำนายทักษะการคิดเชิงคำนวณพบว่า ตัวแบบทำนายที่พัฒนาจากเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจสามารถทำนายผลระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงที่สุดจาก 3 ตัวแบบ

คำสำคัญ: ตัวแบบทำนาย ทักษะการคิดเชิงคำนวณ เหมืองข้อมูลทางการศึกษา แมชชีนเลิร์นนิง

ABSTRACT

Learning outcomes are classified as big data and there is not much research on predicting students' performance at lower secondary school levels. The objectives of this research were to develop predictive models for computational thinking skills of students using machine learning techniques, and to compare the effectiveness of the predictive models for computational thinking skills. The predictive model development utilized a training dataset of 143 records from the basic subject grades of lower secondary students in a school located in Suratthani province. The independent variables consisted of grades in 10 basic subjects, while the dependent variable was the level of computational thinking skills to be predicted. This research applied a Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) framework to develop the predictive models using three machine learning techniques: Naive Bayes, Decision Tree, and K-Nearest Neighbor, and the research also examined such model effectiveness using a 10-fold cross validation technique. The results of the model development to predict computational thinking skills found that the predictive models developed from Naive Bayes, Decision Tree, and K-Nearest Neighbor techniques had an accuracy of 60.05%, 74.95%, and 68.48%, respectively. The results of comparing the model performance to predict computational thinking skills revealed that the predictive model developed from the Decision Tree technique could predict the level of computational thinking skills most effectively among the three models.

KEYWORDS: Predictive Model, Computational Thinking Skills, Educational Data Mining, Machine Learning

**Corresponding author, E-mail: nontasak.j@gmail.com Tel. 0954135529*

Received: 10 February 2024 /Revised: 22 April 2024 /Accepted: 26 April 2024 /Published online: 30 April 2024

บทนำ

การคิดเชิงคำนวณเป็นทักษะที่สำคัญของผู้เรียนในยุคดิจิทัลเพื่อเสริมสร้างทักษะในการแก้ปัญหาและทักษะชีวิตในยุคดิจิทัล Jeannette Wing และ Dan Stanzione ในปี 2558 ได้ให้คำนิยามทักษะการคิดเชิงคำนวณว่าเป็นกระบวนการคิดที่เกี่ยวข้องกับการกำหนดปัญหาและแนวทางแก้ไขเพื่อให้การแก้ปัญหาแสดงในรูปแบบที่สามารถดำเนินการได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยตัวประมวลผลข้อมูล (Information-processing agent) (Wing & Stanzione, 2016) ทักษะการคิดเชิงคำนวณตามคู่มือการใช้หลักสูตรวิชาวิทยาการคำนวณของประเทศไทยเป็นกระบวนการในการแก้ปัญหาการคิดวิเคราะห์อย่างมีเหตุผลเป็นขั้นตอน เพื่อหาวิธีการแก้ปัญหาในรูปแบบที่สามารถนำไปประมวลผลได้อย่างมีประสิทธิภาพ นอกจากนี้การคิดเชิงคำนวณเป็นทักษะพื้นฐานเช่นเดียวกับการอ่าน การเขียนและเลขคณิต (Wing & Stanzione, 2016)

วิชาวิทยาการคำนวณมุ่งเน้นส่งเสริมให้ผู้เรียนยุคดิจิทัลใช้ทักษะการคิดเชิงคำนวณในการคิดวิเคราะห์ แก้ปัญหาที่พบในชีวิตจริงอย่างเป็นขั้นตอนและเป็นระบบซึ่งเป็นไปตามเป้าหมายด้านผู้เรียนที่กำหนดไว้ในแผนการศึกษาแห่งชาติ พ.ศ. 2560 - 2579 การเขียนโปรแกรมเป็นส่วนหนึ่งของวิชาวิทยาการคำนวณในระดับชั้นมัธยมศึกษาตอนต้นซึ่งเน้นให้ผู้เรียนออกแบบและเขียนโปรแกรมอย่างง่ายโดยใช้ภาษาสแครช (Scratch) ที่มีการประยุกต์ใช้แนวคิดการเขียนโปรแกรมและแนวคิด

เชิงคำนวณในการแก้ปัญหาอย่างมีประสิทธิภาพ การเขียนโปรแกรมเป็นเครื่องมือหลักที่ส่งเสริมให้ผู้เรียนพัฒนาทักษะการคิดเชิงคำนวณเพื่อแก้ปัญหาต่างๆ (Buitrago-Flórez, Danies, Tabima, Restrepo, & Hernández, 2020; Lawanto, Close, Ames, & Brasiel, 2017) แต่อย่างไรก็ตามปัญหาหลักในรายวิชาวิทยาการคำนวณของผู้เรียนระดับชั้นมัธยมศึกษาตอนต้นคือ นักเรียนไม่สามารถวิเคราะห์ปัญหา ไม่เข้าใจเรื่องแนวคิดเชิงคำนวณ และขาดทักษะในการแก้ไขปัญหาอย่างเป็นลำดับขั้นตอน (Saraprang, Sinlapaninman & Yonwilad, 2024)

ข้อมูลผลการเรียนของผู้เรียนจัดเป็นข้อมูลขนาดใหญ่และมีเพิ่มมากขึ้น การทำเหมืองข้อมูลทางการศึกษา (Educational data mining) (Bakhshinategh, Zaiane, ELAtia, & Ipperciel, 2018) โดยใช้เทคนิคแมชชีนเลิร์นนิงช่วยให้ทราบถึงปัจจัยที่ส่งผลต่อความสำเร็จในการศึกษาเล่าเรียนในสถานศึกษา ได้แก่ ผลการเรียนรู้รายวิชา การเลือกแผนการเรียน การเลือกคณะและสาขาวิชา และการแนะแนวสู่อาชีพในอนาคต การวิจัยดังกล่าวช่วยให้นักเรียนที่มีผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนต่ำเอาชนะความยากในการเรียนรู้และปรับปรุงผลการเรียนรู้ของตนเองและโรงเรียนสามารถออกแบบการจัดการเรียนการสอนที่มีคุณภาพสูง นักวิจัยในสาขานี้มีแนวโน้มที่จะศึกษาปัจจัยและคุณลักษณะต่าง ๆ ของนักเรียนที่มีผลต่อประสิทธิภาพการเรียนรู้และผลการเรียนรู้ของนักเรียน (Abu Saa, Al-Emran, & Shaalan, 2019)

ผู้เรียนในศตวรรษที่ 21 มีคุณลักษณะสำคัญอย่างหนึ่งคือ ทักษะการคิดเชิงคำนวณที่มีความจำเป็นสำหรับการประกอบอาชีพในยุคดิจิทัลซึ่งเป็นไปตามเป้าหมายของการจัดการเรียนรู้รายวิชาวิทยาการคำนวณ งานวิจัยนี้จึงสนใจศึกษาปัจจัยด้านผลการเรียนรายวิชาพื้นฐานที่ส่งผลต่อระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาตอนต้น และพัฒนาเป็นแบบทำนายระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณโดยใช้เทคนิคแมชชีนเลิร์นนิง วิธีการดำเนินการวิจัยประยุกต์ใช้กระบวนการทำเหมืองข้อมูลแบบคริสป-ดีเอ็มเพื่อพัฒนาแบบทำนายจำนวน 3 ตัวแบบที่แตกต่างกันและเปรียบเทียบประสิทธิภาพก่อนที่จะเลือกตัวแบบต่อไป ตัวแบบทำนายดังกล่าวสามารถใช้เป็นเครื่องมือที่ให้ผู้สอนสามารถนำไปใช้ในการแนะนำหรือวางแผนการจัดการเรียนรู้ในการพัฒนาทักษะการคิดเชิงคำนวณผ่านกิจกรรมการเขียนโปรแกรมให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้น

วัตถุประสงค์

1. เพื่อพัฒนาแบบทำนายทักษะการคิดเชิงคำนวณของนักเรียนโดยใช้เทคนิคแมชชีนเลิร์นนิง
2. เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบทำนายทักษะการคิดเชิงคำนวณ

นิยามศัพท์เฉพาะ

1. แบบทำนาย หมายถึง แบบที่พัฒนาจากการวิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้เทคนิคแมชชีนเลิร์นนิงเพื่อใช้ในการทำนายผลลัพธ์ที่จะเกิดขึ้นในอนาคต แบบดังกล่าวพัฒนาโดยการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรหลายตัวในชุดข้อมูลเพื่อสร้างอัลกอริทึมที่สามารถทำนายตัวแปรเป้าหมายได้

2. ทักษะการคิดเชิงคำนวณ หมายถึง ระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณซึ่งประเมินผลจากชิ้นงานโปรเจกต์ภาษาสแครชของผู้เรียนแต่ละคนโดยใช้เครื่องมือ Dr.Scratch (Scratch team, 2019) ในรูปแบบคะแนนตั้งแต่ 0 ถึง 21

3. การทำเหมืองข้อมูลทางการศึกษา หมายถึง กระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลจากข้อมูลจำนวนมากเพื่อค้นหารูปแบบความสัมพันธ์และข้อมูลเชิงลึกที่มีความหมายจากข้อมูลในบริบททางการศึกษา การพัฒนาวิธีการวิเคราะห์ข้อมูล เช่น เทคนิคทางสถิติ เทคนิคแมชชีนเลิร์นนิง เป็นต้น เพื่อทำความเข้าใจนักเรียนและการปรับปรุงสภาพแวดล้อมการเรียนรู้

4. เทคนิคแมชชีนเลิร์นนิง หมายถึง วิธีการและอัลกอริธึมที่ใช้ในการสร้างตัวแบบทำนายที่สามารถเรียนรู้จากข้อมูล และทำนายผลลัพธ์โดยอัตโนมัติ งานวิจัยเลือกใช้เทคนิคแมชชีนเลิร์นนิงประเภทจำแนกข้อมูล 3 เทคนิคคือ เทคนิคนาอิวเบย์ เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ และเทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุด

แนวคิดที่เกี่ยวข้อง

การพัฒนาทักษะการคิดเชิงคำนวณเพื่อแก้ปัญหาต่างๆ สามารถส่งเสริมผ่านการเขียนโปรแกรม (Buitrago-Flórez et al., 2020; Lawanto et al., 2017) การเขียนโปรแกรมเกี่ยวข้องกับการใช้แนวคิดวิทยาการคอมพิวเตอร์ เช่น นามธรรม การดีบั๊ก เงื่อนไข และการวนซ้ำเพื่อแก้ปัญหา (Brennan & Resnick, 2012) การสร้างโค้ดคำสั่งที่ใช้ในโปรแกรมสะท้อนถึงความสามารถในการเขียนโปรแกรม Wing (2006) กล่าวว่า การคิดรูปแบบนี้ถือได้ว่าเป็นพื้นฐานสำหรับนักเรียนระดับ การศึกษาขั้นพื้นฐานเพราะต้องใช้ "การคิดแบบนามธรรมหลาย ๆ ด้าน (Thinking at multiple abstractions)" นอกจากนี้ ตามกรอบความคิดทักษะการเชิงคำนวณของ Brennan และ Resnick (2012) ซึ่งประกอบด้วย 3 องค์ประกอบคือ แนวคิด เชิงคำนวณ ปฏิบัติการด้านคำนวณและมุมมองเชิงคำนวณ การวิจัยครั้งนี้มุ่งเน้นไปที่แนวคิดเชิงคำนวณที่ใช้ในการพัฒนา โปรเจกต์ เช่น การวนซ้ำ เงื่อนไข เหตุการณ์ เป็นต้น ซึ่งเป็นองค์ประกอบแรก และสามารถประเมินได้จากโค้ดคำสั่งของชิ้นงาน โปรเจกต์สแครชที่พัฒนา

การทำเหมืองข้อมูลทางการศึกษาจัดเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการระบุรูปแบบความสัมพันธ์ในข้อมูลทางการศึกษา การทำนายผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนและการปรับปรุงสภาพแวดล้อมการเรียนรู้ เทคนิคการทำเหมืองข้อมูลมีหลากหลายในการสกัดสารสนเทศที่มีประโยชน์จากชุดข้อมูลที่ซับซ้อน เทคนิคเหล่านี้รวมถึงเทคนิคการจำแนกประเภท (Classification) การวิเคราะห์การจัดกลุ่ม (Clustering) การถดถอย (Regression) และการหากฎความสัมพันธ์ (Association rule) แต่ละเทคนิคมีจุดประสงค์เฉพาะและใช้อัลกอริทึมที่แตกต่างกันเพื่อวิเคราะห์รูปแบบและความสัมพันธ์ภายในชุดข้อมูล ขนาดใหญ่ เทคนิคการจำแนกประเภทเป็นเทคนิคพื้นฐานในการทำเหมืองข้อมูลโดยการกำหนดป้ายกำกับหมวดหมู่ให้กับ ข้อมูลนำเข้าตามคุณลักษณะซึ่งใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้เพื่อฝึกฝนตัวแบบจากชุดข้อมูลทำให้สามารถจำแนกข้อมูลนำเข้าใหม่ที่ไม่เคยมีป้ายกำกับได้อย่างถูกต้อง

จากการทบทวนวรรณกรรมที่ต้องการทำนายผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน (Abu Saa, Al-Emran, & Shaalan, 2019; Ashraf, Anwer, & Khan, 2018) พบว่าเทคนิคแมชชีนเลิร์นนิงแบบจำแนกประเภทที่นิยมใช้ในงานวิจัยมีหลากหลาย เช่น เทคนิคนาอิวเบย์ (Naive Bayes) เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ (Decision tree) เทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุด (K-nearest neighbor) เทคนิคการถดถอยโลจิสติก (Logistic regression) และเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine) เป็นต้น แต่พบว่าการถดถอยโลจิสติกและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีความเหมาะสมกับการจำแนกข้อมูล 2 คลาส เท่านั้น (Géron, 2019) ดังนั้น งานวิจัยนี้เลือก 3 เทคนิคที่สามารถจำแนกข้อมูลได้มากกว่า 2 คลาสคือ เทคนิคนาอิวเบย์ เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ และเทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุดในการพัฒนาตัวแบบทำนาย

ผลการเรียนของรายวิชาเป็นคุณลักษณะที่สำคัญและนิยมใช้ในการพัฒนาตัวแบบทำนาย (Abu Saa et al., 2019; Al-Barrak & Al-Razgan, 2006; Phakkachokh, 2013; Vilailuck et al., 2015) ผลการวิจัยของ Vilailuck et al. (2015) พบว่าจากการคัดเลือกคุณลักษณะ 5 ปัจจัย ได้แก่ แผนการเรียน ผลการเรียนเฉลี่ยวิชาวิทยาศาสตร์ ผลการเรียนเฉลี่ยวิชา สังคมศึกษา ผลการเรียนเฉลี่ยวิชาภาษาอังกฤษ และผลการเรียนเฉลี่ยระดับชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 ที่ส่งผลต่อผลการเรียนใน ระดับมัธยมศึกษาปีที่ 4 ของนักเรียนโรงเรียนสาธิตแห่งมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ นอกจากนี้ งานวิจัยพบว่าผู้เรียนที่มี พื้นฐานทางคณิตศาสตร์ดีจะมีทักษะการคิดและเข้าใจเรื่องของโครงสร้างและแนวทางการดำเนินงาน ซึ่งเป็นพื้นฐานสำคัญของ

การเขียนโปรแกรมที่ดี (Bergin & Reilly, 2006; Osmanbegovic & Suljic, 2012; Wilson & Shrock, 2001) นอกจากนี้การจัดการเรียนรู้ทักษะการคิดเชิงคำนวณสามารถบูรณาการสอนในรายวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณิตศาสตร์ วิทยาศาสตร์ สังคมศึกษาและภาษาศาสตร์ (Barr & Stephenson, 2011) จึงอาจจะเป็นปัจจัยสำคัญในการพัฒนาทักษะการคิดเชิงคำนวณ ดังนั้นผู้เรียนที่มีพื้นฐานการเขียนโปรแกรมที่ดีย่อมมีทักษะการคิดเชิงคำนวณที่ดีเช่นกัน

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นศึกษาปัจจัยด้านผลการเรียนรายวิชาพื้นฐานซึ่งเป็นปัจจัยที่สำคัญและนิยมใช้ในการพัฒนาตัวแบบทำนายระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาตอนต้น ผลการเรียนรู้รายวิชาพื้นฐานและระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณของผู้เรียนแต่ละคนซึ่งได้รับการประเมินผลโดยใช้เครื่องมือ Dr.Scratch ข้อมูลดังกล่าวไปใช้ในการพัฒนาตัวแบบทำนายระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณของผู้เรียนโดยใช้เทคนิคแมชชีนเลิร์นนิง 3 เทคนิคคือเทคนิคคานาอีฟเบย์ เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ และเทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุดเพื่อทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพก่อนที่จะคัดเลือกตัวแบบต่อไป

วิธีดำเนินการวิจัย

วิธีการดำเนินการวิจัยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

ประชากร และตัวอย่างวิจัย

ประชากรของการวิจัยครั้งนี้คือ นักเรียนระดับมัธยมศึกษาปีที่ 2 และระดับมัธยมศึกษาปีที่ 3 ภาคเรียนที่ 1 ปีการศึกษา 2564 ที่กำลังศึกษาวิชาวิทยาการคำนวณตามหลักสูตรสถาบันส่งเสริมการสอนวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี (สสวท.) กระทรวงศึกษาธิการ ในโรงเรียนสังกัดสำนักงานคณะกรรมการการศึกษาขั้นพื้นฐานในจังหวัดสุราษฎร์ธานี

กลุ่มตัวอย่างในการวิจัยครั้งนี้ได้มาจากการเลือกกลุ่มตัวอย่างแบบมีจุดมุ่งหมาย (Purposive Sampling) ซึ่งเป็นนักเรียนที่กำลังศึกษาระดับมัธยมศึกษาปีที่ 2 และระดับมัธยมศึกษาปีที่ 3 ภาคเรียนที่ 1 ปีการศึกษา 2564 ในโรงเรียนแห่งหนึ่งในจังหวัดสุราษฎร์ธานี เนื่องจากสถานการณ์การแพร่ระบาดของเชื้อไวรัสโคโรนา คุณครูหนึ่งท่านที่เข้าร่วมงานวิจัยและนักเรียนต้องมีความพร้อมในการเรียนออนไลน์ซึ่งมีอุปกรณ์คอมพิวเตอร์ จำนวนนักเรียนที่เข้าร่วมการวิจัยมีทั้งหมดรวม 143 คน ซึ่งประกอบด้วยนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 2 จำนวน 52 คนและนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 จำนวน 91 คน

เครื่องมือวิจัย

เครื่องมือวิจัยในการวิจัยชิ้นนี้ประกอบด้วย 3 ส่วน คือ

1. เอกสารข้อมูลประชากรศาสตร์ของผู้เรียนเพื่อใช้อธิบายบริบทของผู้เรียน สถานศึกษาและการจัดการเรียนการสอนรายวิชาวิทยาการคำนวณ
2. ข้อมูลผลการเรียนรายวิชาพื้นฐานจากแบบบันทึกผลการพัฒนาคุณภาพผู้เรียน (ปพ.5) เพื่อใช้ผลการเรียนรายวิชาพื้นฐาน ปีการศึกษาหน้าในเทอมที่ 1 ชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 1 เป็นตัวแปรต้นในการศึกษา
3. ชิ้นงานโครงงานภาษาสคริปต์ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 2 และชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 เพื่อเป็นข้อมูลในการประเมินระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณของผู้เรียนโดยใช้เครื่องมือ Dr.Scratch

วิธีการวิเคราะห์ข้อมูล

งานวิจัยนี้เลือกประยุกต์ใช้กรอบการทำเหมืองข้อมูลแบบคริสป-ดีเอ็ม (CRISP-DM) (Sharda et al., 2018) เพื่อพัฒนาตัวแบบทำนายโดยการทำให้เหมือนข้อมูล เนื่องจากเป็นกระบวนการทำให้เหมือนข้อมูลอย่างเป็นระบบเพื่อตอบโจทย์ของ

ปัญหาและนิยามประยุกต์ใช้ในงานวิจัยการทำเหมืองข้อมูลทางการศึกษา (Fernandes et al., 2019; Qazdar, Er-Raha, Cherkaoui, & Mammass, 2019) ซึ่งประกอบด้วย 6 ขั้นตอนหลักด้วยกัน คือ

ขั้นตอนที่ 1 การทำความเข้าใจปัญหาวิจัย

ปัญหาวิจัยคือ การพัฒนาทักษะการคิดเชิงคำนวณของผู้เรียนเป็นทักษะสำคัญและจำเป็นสำหรับอาชีพในศตวรรษที่ 21 ความสำเร็จของการพัฒนาทักษะการคิดเชิงคำนวณเกิดจากหลายปัจจัย ปัจจัยหนึ่งที่สำคัญอาจเกี่ยวข้องกับการจัดการเรียนรู้รายวิชาวิทยาการคำนวณแบบบูรณาการรายวิชา เช่น คณิตศาสตร์ วิทยาศาสตร์ และเทคโนโลยี เป็นต้น และใช้การเขียนโปรแกรมเป็นเครื่องมือหลักในการพัฒนาทักษะนี้ การเข้าใจถึงความสัมพันธ์ระหว่างรายวิชาและการพัฒนาตัวแบบทำนายทักษะการคิดเชิงคำนวณทำให้ครูสามารถวางแผนการจัดการเรียนรู้และประเมินผลทักษะการคิดเชิงคำนวณได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อเข้าใจปัญหาวิจัย คณะผู้วิจัยได้ทำการออกแบบและรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยนี้

ขั้นตอนที่ 2 การทำความเข้าใจข้อมูล

ข้อมูลผลการเรียนในเทอมที่ 1 ของนักเรียนในชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 1 ซึ่งเป็นการเรียนในช่วงเริ่มต้นของชั้นมัธยมศึกษาตอนต้น เป็นข้อมูลนำเข้าของตัวแบบดังแสดงใน Table 1

ผลการเรียนดังกล่าวประกอบด้วย 10 รายวิชาคือ วิชาคณิตศาสตร์ วิชาวิทยาศาสตร์ วิชาภาษาอังกฤษ วิชาภาษาไทย วิชาสังคมศึกษา วิชาประวัติศาสตร์ วิชาสุขศึกษาและพลศึกษา วิชาการงานอาชีพ วิชาวิทยาการคำนวณและวิชาศิลปะ งานวิจัยนี้จะทำการเก็บรวบรวมข้อมูลผลการเรียนรายวิชาพื้นฐานจากแบบบันทึกผลการพัฒนาคุณภาพผู้เรียน (ปพ.5)

Table 1 ตัวแปรที่ใช้ในงานวิจัย

ลำดับ	ชื่อตัวแปร	คำอธิบาย	ประเภท
1	Math1	ผลการเรียนในเทอมที่ 1 ระดับมัธยมศึกษาปีที่ 1 วิชาคณิตศาสตร์	ทศนิยม
2	Sci1	ผลการเรียนในเทอมที่ 1 ระดับมัธยมศึกษาปีที่ 1 วิชาวิทยาศาสตร์	ทศนิยม
3	Eng1	ผลการเรียนในเทอมที่ 1 ระดับมัธยมศึกษาปีที่ 1 วิชาภาษาอังกฤษ	ทศนิยม
4	Thai1	ผลการเรียนในเทอมที่ 1 ระดับมัธยมศึกษาปีที่ 1 วิชาภาษาไทย	ทศนิยม
5	Soc1	ผลการเรียนในเทอมที่ 1 ระดับมัธยมศึกษาปีที่ 1 วิชาสังคมศึกษา	ทศนิยม
6	Hist1	ผลการเรียนในเทอมที่ 1 ระดับมัธยมศึกษาปีที่ 1 วิชาประวัติศาสตร์	ทศนิยม
7	Heal1	ผลการเรียนในเทอมที่ 1 ระดับมัธยมศึกษาปีที่ 1 วิชาสุขศึกษาและพลศึกษา	ทศนิยม
8	Car1	ผลการเรียนในเทอมที่ 1 ในระดับมัธยมศึกษาปีที่ 1 วิชาการงานอาชีพ	ทศนิยม
9	CS1	ผลการเรียนในเทอมที่ 1 ระดับมัธยมศึกษาปีที่ 1 วิชาวิทยาการคำนวณ	ทศนิยม
10	Art1	ผลการเรียนในเทอมที่ 1 ระดับมัธยมศึกษาปีที่ 1 วิชาศิลปะ	ทศนิยม
11	Score_21	ระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณของนักเรียน	จำนวนเต็ม

ข้อมูลอีกส่วนหนึ่งคือ ระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณของนักเรียน ซึ่งประเมินผลจากชิ้นงานโครงงานภาษาสคริปต์ของนักเรียน ระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณคือ คะแนนเป็นตัวเลขระหว่าง 0 ถึง 21 คะแนนโครงงานภาษาสคริปต์ของนักเรียนแต่ละคนได้รับการประเมินผลโดยใช้เครื่องมือ Dr.Scratch (Moreno-León & Robles, 2015; Moreno & Robles, 2014) ซึ่งสามารถเข้าถึงได้ทางเว็บไซต์ www.drscratch.org และให้บริการฟรี เครื่องมือนี้ออกแบบมาเพื่อประเมินทักษะการคิดเชิงคำนวณใน 7 ด้าน ดังนี้ Flow control, Data representation, Abstraction, User interactivity, Synchronization, Parallelism และ Logic

จากนั้นบันทึกข้อมูลผลระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณลงในตารางในโปรแกรม Microsoft Excel ตามข้อมูลผู้เรียนแต่ละคน ดังแสดงใน Figure 1

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
	New No	Math1	Sci1	Eng1	Thai1	Soc1	Hist1	Heal1	Car1	CS1	Art1	Score_21	
2	1	3.0	4.0	3.5	4.0	2.5	3.5	3.5	4.0	3.0	4.0	13	
3	2	1.5	3.0	3.5	4.0	3.0	2.0	3.0	4.0	3.0	2.5	18	
4	3	2.0	4.0	3.0	4.0	3.5	3.0	3.5	4.0	3.0	4.0	7	
5	4	4.0	4.0	4.0	4.0	4.0	4.0	3.5	4.0	4.0	4.0	15	
6	5	2.5	4.0	4.0	4.0	4.0	3.5	3.0	4.0	3.0	4.0	13	
7	6	2.0	3.0	3.0	4.0	3.5	3.0	3.5	3.5	2.5	4.0	11	
8	7	4.0	4.0	4.0	4.0	4.0	4.0	3.0	4.0	3.5	4.0	13	
9	8	4.0	4.0	4.0	4.0	4.0	4.0	3.5	4.0	4.0	4.0	13	
10	9	3.5	3.5	3.5	4.0	4.0	4.0	3.5	4.0	3.5	3.5	13	
11	10	2.5	3.0	3.0	4.0	3.5	3.5	3.0	4.0	3.0	2.0	15	
12	11	3.0	3.0	3.0	4.0	3.5	4.0	4.0	4.0	2.5	4.0	13	
13	12	2.5	2.5	3.0	4.0	2.0	3.5	3.5	4.0	2.0	1.5	13	
14	13	4.0	4.0	4.0	4.0	2.5	2.5	3.0	4.0	3.5	3.5	13	
15	14	3.5	3.5	3.5	4.0	2.5	3.5	3.5	3.5	2.5	2.5	13	
16	15	3.5	3.0	3.0	4.0	2.0	2.5	2.5	4.0	2.5	2.0	8	
17	16	1.5	4.0	3.0	3.5	2.0	2.0	3.5	3.5	2.0	2.5	7	

Figure 1 ตัวอย่างข้อมูลนำเข้า

ขั้นตอนที่ 3 การเตรียมข้อมูล

การตรวจสอบความสมบูรณ์ของข้อมูลในแต่ละระเบียน คุณลักษณะทั้งหมดมีค่าข้อมูลเป็นตัวเลขทศนิยม 1 ตำแหน่ง และข้อมูลเว้นว่างปรับเปลี่ยนให้มีค่าข้อมูลเป็นศูนย์ คุณลักษณะที่ส่งผลต่อผลการเรียนรู้การเขียนโปรแกรมภาษาสแครช ประกอบด้วย 10 คุณลักษณะคือ Math1, Sci1, Eng1, Thai1, Soc1, Hist1, Heal1, Car1, CS1 และ Art1

ข้อมูลผลการเรียนระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณคือ Score_21 เป็นคะแนนระหว่าง 0 - 21 ซึ่งมีค่าข้อมูลเป็นจำนวนเต็ม และข้อมูลเว้นว่างปรับเปลี่ยนให้มีค่าข้อมูลเป็นศูนย์

ขั้นตอนที่ 4 การสร้างตัวแบบ

งานวิจัยนี้เลือก 3 เทคนิคคือ เทคนิคคณาอิมเพย์ เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ และเทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุดในการพัฒนาตัวแบบทำนาย

งานวิจัยนี้ใช้โปรแกรมภาษาไพทอนเป็นภาษาคอมพิวเตอร์ในการวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างตัวแบบทำนายทักษะการคิดเชิงคำนวณของนักเรียน เครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนาโปรแกรมภาษาไพทอนคือ ซอฟต์แวร์ Jupyter Notebooks ของชุดแพ็คเกจ Anaconda ซึ่งสามารถเรียกใช้ไลบรารีที่เกี่ยวข้องเพื่อสร้างตัวแบบในการทำนายทักษะการคิดเชิงคำนวณของนักเรียน เช่น ไลบรารี scikit-learn นอกจากนี้ ชุดแพ็คเกจ Anaconda มีเครื่องมือต่าง ๆ สำหรับประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบทำนายดังแสดงใน Figure 2

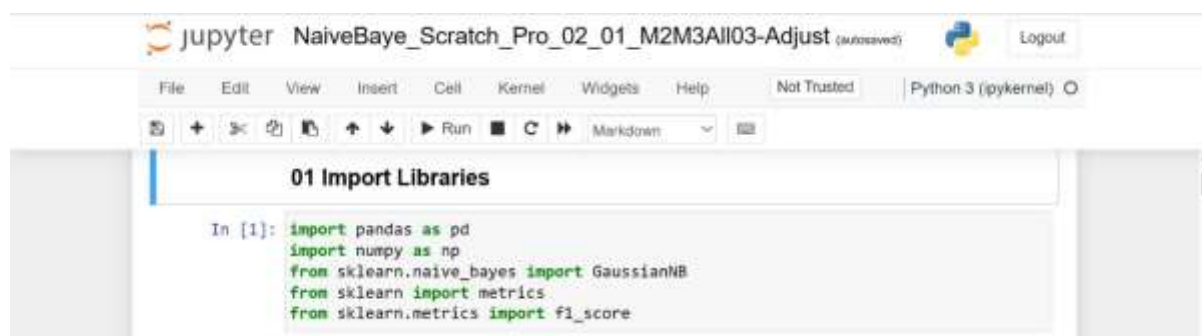


Figure 2 ซอฟต์แวร์ Jupyter Notebooks ของชุดแพ็คเกจ Anaconda

ขั้นตอนที่ 5 การทดสอบและประเมินผล

การพัฒนาตัวแบบด้วยเทคนิคนาอิวเบย์ เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจและเทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุดรวมถึงการตรวจสอบความสมเหตุสมผลของตัวแบบโดยใช้วิธีการตรวจสอบแบบไขว้โดยการแบ่งข้อมูลออกเป็น 10 ส่วน โดยที่แต่ละส่วนมีจำนวนข้อมูลเท่ากัน การแบ่งข้อมูล 9 ส่วนสำหรับฝึกตัวแบบ และอีก 1 ส่วนใช้เป็นข้อมูลทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ จากนั้นทำขั้นตอนดังกล่าวซ้ำอีก 10 ครั้ง การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบโดยใช้เกณฑ์ค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าความระลึก (Recall) และค่าความถ่วงดุล (F-Measure) เพื่อให้ได้ตัวแบบทำนายที่เหมาะสมที่สุดเท่าที่เป็นไปได้ในแต่ละรูปแบบ จากนั้น งานวิจัยนี้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบทำนายทั้ง 3 รูปแบบเพื่อคัดเลือกตัวแบบทำนายทักษะการคิดเชิงคำนวณที่เหมาะสมที่สุด

ขั้นตอนที่ 6 การปรับใช้งาน

หลังจากได้ตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด เมื่อต้องการทำนายระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณของนักเรียนว่าอยู่ระดับใดให้ครูผู้สอนนำผลการเรียนรายวิชาพื้นฐานในเทอมที่ 1 ชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 1 ของนักเรียนมาเป็นปัจจัยในการทำนาย

ผลการวิจัย

จากการวิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้เทคนิคนาอิวเบย์ เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจและเทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุด คณะผู้วิจัยได้นำเสนอผลการวิเคราะห์ข้อมูลตามลำดับดังนี้

1. ผลการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคนาอิวเบย์

เทคนิคนาอิวเบย์อธิบายความน่าจะเป็นของเหตุการณ์แบบมีเงื่อนไขกับเหตุการณ์ที่เป็นไปได้สูงสุดซึ่งคำนวณความน่าจะเป็นของคลาสที่กำหนดจากคุณลักษณะ การสร้างตัวแบบด้วยเทคนิคนาอิวเบย์เริ่มจากการกำหนดค่าให้กับข้อมูลฝึกตัวแบบรูปแบบเมทริกซ์จากไฟล์ที่โหลดเข้ามา

การพัฒนาตัวแบบทำนายด้วยเทคนิคนาอิวเบย์โดยการเขียนโปรแกรมไพทอนผ่านหน้าจอของ Jupyter ในคำสั่ง In [15] NB_ComputationalThinking_Level = GaussianNB() In[18] Model_Prob คือความน่าจะเป็นของคลาสใดๆ ดังนั้นผลการทำนายของข้อมูลลำดับที่ 1 ได้ผลระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณ 7, 8, 11, 12, 13, 14, 15, 16 และ 18 มีค่าเท่ากับ 3.53×10^{-1} , 0, 2.88×10^{-3} , 1.34×10^{-5} , 4.69×10^{-1} , 7.08×10^{-2} , 1.03×10^{-1} , 0 และ 0 ซึ่งคะแนน 13 มีค่าความน่าจะเป็นสูงสุดซึ่งมีค่าเท่ากับ $4.69 \times 10^{-1} = 0.469$ นั่นเอง ทำนองเดียวกัน ผลการทำนายของข้อมูลลำดับที่ n พิจารณาจากค่าความน่าจะเป็นของคลาสใดๆ ดังแสดงใน Figure 3

03 Modelling: Naive Baye

Model Building

```
In [15]: NB_ComputationalThinking_Level = GaussianNB()
NB_ComputationalThinking_Level = NB_ComputationalThinking_Level.fit(X_Train, Y_Train)
```

Model Details

```
In [16]: Model_Parameters = NB_ComputationalThinking_Level.get_params()
```

```
In [17]: Model_Parameters
```

```
Out[17]: {'priors': None, 'var_smoothing': 1e-09}
```

```
In [18]: Model_Prob = NB_ComputationalThinking_Level.predict_proba(X_Train)
```

```
In [19]: for i in range(len(Model_Prob)):
print(Model_Prob[i])
```

```
[3.53408190e-01 0.00000000e+00 2.88198949e-03 1.34489099e-05
4.69142683e-01 7.07788081e-02 1.03774880e-01 0.00000000e+00
0.00000000e+00]
```

Figure 3 การพัฒนาตัวแบบทำนายด้วยเทคนิคนาอียเบย์

2. ผลการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ

เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจแสดงชุดข้อมูลการตัดสินใจในรูปแบบของกฎ If-Then สำหรับการจำแนกกลุ่มของข้อมูล คณะผู้วิจัยได้ใช้คุณลักษณะในการพัฒนาตัวแบบจำนวน 10 คุณลักษณะซึ่งเก็บค่าชุดข้อมูลฝึกตัวแบบด้วยตัวแปรอะไรก็ได้ ใช้คำสั่ง In [5]: X = Data_Matrix[:,1:11]

ผลการวิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจพบว่าการจำแนกกลุ่มของข้อมูลในการพัฒนาตัวแบบได้อย่างมีประสิทธิภาพมากที่สุดคือ 'gini' และ max_depth=4 เป็นเกณฑ์ที่เหมาะสมดังแสดงใน Figure 4

03 Modelling: Decision Tree

Model Building

```
In [15]: DT_ComputationalThinking_Level = tree.DecisionTreeClassifier(criterion='gini', max_depth=4)
DT_ComputationalThinking_Level = DT_ComputationalThinking_Level.fit(X_Train, Y_Train)
```

Model Details

```
In [16]: from six import StringIO
from IPython.display import Image
from sklearn.tree import export_graphviz
import pydotplus
```

```
In [17]: dot_data = StringIO()
export_graphviz(DT_ComputationalThinking_Level, out_file=dot_data,
filled=True, rounded=True,
special_characters=True)
graph = pydotplus.graph_from_dot_data(dot_data.getvalue())
graph.write_pdf("tree02.pdf")
Image(graph.create_png())
```

```
Out[17]:
```

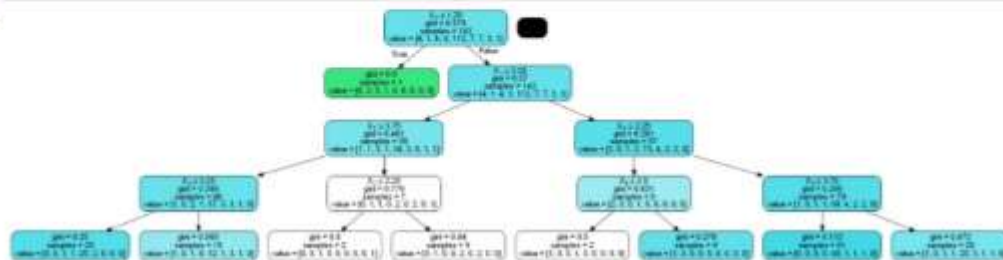


Figure 4 การพัฒนาตัวแบบทำนายด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ

เมื่อทำการปรับค่าพารามิเตอร์ $\text{max_depth} = 3, 4$ และ 5 ผลการวิจัยพบว่าค่าความถูกต้องเมื่อ $\text{max_depth} = 4$ มีค่า เท่ากับ 74.95 ดังนั้นคณะผู้วิจัยจึงเลือกใช้ค่าพารามิเตอร์ $\text{max_depth} = 4$ ในการสร้างตัวแบบทำนายระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณ รายละเอียดในการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบทำนายอธิบายในหัวข้อที่ 4

ผลการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจพบว่า คุณลักษณะทำนายสามารถจำแนกผลระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณของนักเรียน โดยมีรายละเอียดในการจำแนกกลุ่มของข้อมูลและมีกฎในการจำแนกจำนวน 9 กฎ ดังนี้

1. ถ้า $\text{Math1} \leq 1.25$ นักเรียนจะได้รับผลระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณ 12
 2. ถ้า $\text{Math1} > 1.25$ และ $\text{Sci1} \leq 3.25$ และ $\text{Thai1} \leq 3.75$ และ $\text{Eng1} \leq 3.25$ นักเรียนจะได้รับผลระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณ 13
 3. ถ้า $\text{Math1} > 1.25$ และ $\text{Sci1} \leq 3.25$ และ $\text{Thai1} \leq 3.75$ และ $\text{Eng1} > 3.25$ นักเรียนจะได้รับผลระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณ 13
 4. ถ้า $1.25 < \text{Math1} \leq 2.25$ และ $\text{Sci1} \leq 3.25$ และ $\text{Thai1} > 3.75$ นักเรียนจะได้รับผลระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณ 11 หรือ 18
 5. ถ้า $\text{Math1} > 2.25$ และ $\text{Sci1} \leq 3.25$ และ $\text{Thai1} > 3.75$ นักเรียนจะได้รับผลระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณ 13 หรือ 15
 6. ถ้า $1.25 < \text{Math1} \leq 2.25$ และ $\text{Sci1} > 3.25$ และ $\text{Hist1} \leq 2.5$ นักเรียนจะได้รับผลระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณ 7 หรือ 12
 7. ถ้า $1.25 < \text{Math1} \leq 2.25$ และ $\text{Sci1} > 3.25$ และ $\text{Hist1} > 2.5$ นักเรียนจะได้รับผลระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณ 13
 8. ถ้า $\text{Math1} > 2.25$ และ $\text{Sci1} > 3.25$ และ $\text{Hist1} \leq 3.75$ นักเรียนจะได้รับผลระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณ 13
 9. ถ้า $\text{Math1} > 2.25$ และ $\text{Sci1} > 3.25$ และ $\text{Hist1} > 3.75$ นักเรียนจะได้รับผลระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณ 13
3. ผลการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุด

เทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุดนี้ทำการจำแนกประเภทข้อมูลจากข้อมูลที่มีคุณสมบัติใกล้เคียงที่สุด k ตัว ค่าของ k คือจำนวนเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดไปยังชุดข้อมูลการฝึกตัวแบบตามเมตริกระยะทางที่เลือก

คณะผู้วิจัยกำหนดจำนวนข้อมูลที่มีคุณสมบัติใกล้เคียงที่สุด k ตัวจากข้อมูลบนชุดข้อมูลฝึกตัวแบบ $n_neighbors = 3$ นั่นคือตัวแบบทำนายจะทำงานโดยขึ้นอยู่กับระยะทางน้อยที่สุดด้วยวิธีแบบ Euclidean กับชุดข้อมูลฝึกตัวแบบและจำนวนเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด 3 ตัว ผลการทำนายของข้อมูลลำดับที่ 1 จะได้ผลระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณเป็น 13 ซึ่งมีเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดคือ $\text{array}[0, 140, 57]$ ซึ่งผลการทำนายระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณคือ 13, 13 และ 13 นั่นเอง ทำนองเดียวกัน ผลการทำนายของข้อมูลลำดับที่ n พิจารณาจากชุดข้อมูลฝึกตัวแบบและจำนวนเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด 3 ตัวใดๆ

ก่อนทำการเลือกพารามิเตอร์ $n_neighbors = 3$ คณะผู้วิจัยได้ทำการปรับค่าพารามิเตอร์ $n_neighbors$ $k = 1, 3$ และ 5 ผลการวิจัยพบว่า เมื่อ $n_neighbors = 5$ ค่าความถูกต้องในการทำนายสูงสุด เท่ากับ 76.24 แต่พบปัญหาโอเวอร์ฟิตติ้ง (Overfitting) เกิดขึ้นเมื่อตัวแบบทำงานได้ดีกับข้อมูลการฝึก แต่ไม่สามารถทำนายได้กับข้อมูลใหม่ คณะผู้วิจัยจึงเลือก $n_neighbors = 3$ ซึ่งมีค่าความถูกต้องในการทำนาย เท่ากับ 68.48

4. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบทั้ง 3 ชนิด

การทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบทำนายด้วยเทคนิคนาอิวเบย์ เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจและเทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุด ใช้วิธีการตรวจสอบแบบไขว้ดำเนินการโดยการแบ่งข้อมูลออกเป็น 10 ส่วน แต่ละส่วนมีจำนวนข้อมูลเท่ากัน การแบ่งข้อมูล 9 ส่วนสำหรับเป็นชุดข้อมูลฝึกตัวแบบ และอีก 1 ส่วนสำหรับเป็นชุดข้อมูลทดสอบตัวแบบ ดังนั้น ชุดข้อมูลทั้งหมดมี 143 ตัวอย่างซึ่งแบ่งเป็นชุดข้อมูลฝึกตัวแบบ จำนวน 129 ตัวอย่างและเป็นชุดข้อมูลทดสอบตัวแบบจำนวน 13 ตัวอย่าง การหาประสิทธิภาพของตัวแบบทำนายทั่วทั้งชุดข้อมูลทั้งหมด 10 รอบ

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบทำนายทั้ง 3 ตัวแบบพบว่าตัวแบบทำนายด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจสามารถทำนายผลระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงที่สุดจาก 3 ตัวแบบซึ่งมีค่าความถูกต้อง 74.95% มีค่าความแม่นยำ เท่ากับ 62.08% มีค่าความระลึก เท่ากับ 74.95% และและมีค่าความถ่วงดุล เท่ากับ 67.59% รองลงมาคือตัวแบบทำนายด้วยเทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุดซึ่งมีค่าความถูกต้อง 68.48% มีค่าความแม่นยำ เท่ากับ 62.12% มีค่าความระลึก เท่ากับ 68.48% และและมีค่าความถ่วงดุล เท่ากับ 64.70% และตัวแบบทำนายด้วยเทคนิคนาอิวเบย์ซึ่งมีค่าความถูกต้อง เท่ากับ 60.05% มีค่าความแม่นยำ เท่ากับ 59.09% มีค่าความระลึก เท่ากับ 60.05% และและมีค่าความถ่วงดุล เท่ากับ 58.60% มีประสิทธิภาพน้อยที่สุด ตามลำดับ ดังแสดงใน Table 2

Table 2 ประสิทธิภาพของตัวแบบทำนายระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณ

Predictive Model	Accuracy	Precision	Recall	F-Measure
Naïve Bayes	60.05	59.09	60.05	58.60
Decision Tree	74.95	62.08	74.95	67.59
K-Nearest Neighbor	68.48	62.12	68.48	64.70

อภิปราย และข้อเสนอแนะ

ผลการวิจัยพบว่าตัวแบบทำนายด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจมีประสิทธิภาพสูงสุดและคุณลักษณะทำนายที่สามารถจำแนกผลการเรียนได้อย่างมีประสิทธิภาพคือ Math1, Sci1 Thai1, Eng1 และ Hist1 เกรดในรายวิชาคณิตศาสตร์เป็นพื้นฐานสำคัญในการพัฒนาทักษะการคิดเชิงคำนวณของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาตอนต้นทั้งนี้อาจเป็นเพราะว่าทักษะการคิดเชิงคำนวณเน้นส่งเสริมกระบวนการในการแก้ปัญหาของผู้เรียนที่ประยุกต์ใช้แนวคิดและทฤษฎีทางคณิตศาสตร์ในการออกแบบขั้นตอนวิธีการแก้ปัญหาในชีวิตจริง ผลการวิจัยดังกล่าวสอดคล้องกับงานวิจัยของ ElGamal (2013) ที่พบว่ากฎที่ได้จากเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจแสดงให้เห็นว่าเกรดในรายวิชาคณิตศาสตร์ในชั้นมัธยมศึกษาตอนปลายและทัศนคติต่อการเขียนโปรแกรมมีความสำคัญต่อผลการเรียนวิชาการเขียนโปรแกรมเบื้องต้นใน Mansoura University นักวิจัยมีข้อเสนอแนะให้พิจารณาเป็นปัจจัยในการสอบคัดเลือกในการเข้าเรียนสาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ในมหาวิทยาลัย นอกจากนี้ งานวิจัยนี้พบว่าผลการเรียนวิชาภาษาไทยและวิชาภาษาอังกฤษเป็นตัวแปรทำนายที่สำคัญซึ่งแตกต่างจากผลการวิจัยของ Badr, Algobail, Almutairi, & Almutery (2016) พบว่าผลการเรียนรายวิชาภาษาอังกฤษส่งผลอย่างสูงต่อผลการเรียนวิชาการเขียนโปรแกรมใน College of Sciences นั้นอาจเป็นเพราะว่านักเรียนไทยมีความถนัดและใช้คำสั่งภาษาไทยในการเขียนโปรแกรมซึ่งโปรแกรมภาษาสคริปต์รองรับภาษาไทยและภาษาอื่นๆ มากกว่า 70 ภาษาทั่วโลก

ทักษะการคิดเชิงคำนวณประกอบด้วยแนวคิดสำคัญ 4 ด้านคือแนวคิดเชิงนามธรรม ขั้นตอนวิธี การแยกองค์ประกอบย่อย และการหารูปแบบ ดังนั้นวิธีการหนึ่งที่ได้รับค่านิยมในการพัฒนาทักษะการคิดเชิงคำนวณของผู้เรียนสามารถทำได้

โดยการจัดการเรียนรู้ผ่านการเขียนโปรแกรม เนื่องจากการเขียนโปรแกรมเป็นเครื่องมือหลักในการสนับสนุนกิจกรรมทางปัญญาที่เกี่ยวกับทักษะการคิดเชิงคำนวณ (Grover & Pea, 2013; Tikva & Tambouris, 2021; Zhang & Nouri, 2019) การจัดการเรียนรู้ผ่านการเขียนโปรแกรมภาษาสคริปต์ในรายวิชา เช่น คอมพิวเตอร์ คณิตศาสตร์ (Rodríguez-Martínez, González-Calero, & Sáez-López, 2020) วิทยาศาสตร์ (Troiano et al., 2019) ศิลปะและสังคมศึกษา (Sáez-López et al., 2016) ส่งผลให้ผู้เรียนพัฒนาทักษะการคิดเชิงคำนวณ ผู้เรียนเรียนรู้แนวคิดการเขียนโปรแกรม เช่น ลูป เงื่อนไข ฟังก์ชัน เป็นต้น และสร้างโครงงานอย่างสร้างสรรค์ในรูปแบบของแอนิเมชัน ภาพศิลปะ สตอรี่ และเกม

ผลการวิจัยพบว่าตัวแบบทำนายด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจมีประสิทธิภาพสูงสุดจาก 3 ตัวแบบในการทำนายทักษะการคิดเชิงคำนวณของนักเรียน เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจเป็นที่นิยมในการพัฒนาตัวแบบทำนายด้านผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนในการทำนายผลเรียนการเขียนโปรแกรม (Al-Barrak & Al-Razgan, 2016; Janchum & Cheewaviriyanon, 2022; ElGamal, 2013) และผลการทดสอบความถนัดทางด้านวิชาคณิตศาสตร์ (Harvey & Kumar, 2019) เนื่องจากเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจใช้หลักของเหตุและผลในการสร้างกฎ If-Then จำแนกชุดข้อมูลที่ซับซ้อนได้และง่ายต่อการตีความ ตัวอย่างเช่น งานวิจัยของ Al-Barrak & Al-Razgan (2016) ค้นหารายวิชาเอกของหลักสูตรที่ส่งผลต่อผลการเรียนเฉลี่ยสะสมในการเรียนหลักสูตรเทคโนโลยีสารสนเทศมหาวิทยาลัย King Saud University, Riyadh อย่างไรก็ตาม ประสิทธิภาพของตัวแบบทำนายที่ได้รับขึ้นอยู่กับชุดข้อมูลและคุณลักษณะทำนายที่งานวิจัยเลือกใช้ (Ashraf, Anwer, & Khan, 2018)

ตัวแบบทำนายสามารถใช้เป็นเครื่องมือในการประเมินระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณของนักเรียนทำให้สามารถออกแบบและวางแผนการพัฒนานักเรียนกลุ่มอ่อนได้ทันทั่วทั้ง การทำนายผลการเรียนของนักเรียนทำให้สามารถระบุภาวะเสี่ยงต่อความล้มเหลวทางวิชาการในกระบวนการเรียนรู้ได้เร็วที่สุดเพื่อเข้าไปแทรกแซงและแนะนำได้ล่วงหน้า (Xiao, Ji, & Hu, 2021)

ข้อเสนอแนะในการนำผลวิจัยไปใช้

1. ตัวแบบทำนายทักษะการคิดเชิงคำนวณมีประโยชน์ต่อผู้เรียนในการพัฒนาทักษะการคิดเชิงคำนวณของผู้เรียน ผู้เรียนทราบข้อมูลผลการเรียนรายวิชาพื้นฐานที่ส่งผลต่อทักษะการคิดเชิงคำนวณและวางแผนเพื่อพัฒนาตนเอง โดยการฝึกปฏิบัติการเขียนโปรแกรมมากขึ้น และเป็นข้อมูลในการตัดสินใจประกอบอาชีพด้านเทคโนโลยีในยุคดิจิทัล เช่น นักพัฒนาซอฟต์แวร์ นักวิเคราะห์ข้อมูล นักวิเคราะห์ความปลอดภัยของข้อมูล และวิศวกรหุ่นยนต์และสมองกล เป็นต้น
2. ครูผู้สอนรายวิชาวิทยาศาสตร์ สาระการเรียนรู้เทคโนโลยี รายวิชาวิทยาการคำนวณ สามารถประยุกต์ใช้ตัวแบบทำนายทักษะการคิดเชิงคำนวณที่พัฒนาจากงานวิจัยนี้กับนักเรียนระดับชั้นมัธยมศึกษาตอนต้น คุณลักษณะทำนายคือ Math1, Sci1, Thai1, Eng1 และ Hist1 ส่งผลต่อระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณอย่างสูง ดังนั้นครูผู้สอนสามารถวางแผนการจัดการเรียนรู้ผ่านการเขียนโปรแกรมในรายวิชาดังกล่าว
3. ผู้บริหารสามารถใช้ผลการวิจัยในการส่งเสริมให้ครูระดับมัธยมศึกษาในประเทศไทยในการจัดการเรียนรู้ วิชาวิทยาการคำนวณอย่างมีประสิทธิภาพ การกำหนดนโยบายของโรงเรียนมุ่งเน้นการจัดการเรียนรู้ผ่านการเขียนโปรแกรม ซึ่งเป็นเครื่องมือหลักในการพัฒนาทักษะการคิดเชิงคำนวณเป็นสำคัญ

ข้อจำกัดงานวิจัย

ตัวแบบทำนายทักษะการคิดเชิงคำนวณด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจในงานวิจัยนี้ใช้ชุดข้อมูลจำนวน 143 ตัวอย่าง และเป็นข้อมูลของนักเรียนโรงเรียนเดียวกัน ซึ่งการทำเหมืองข้อมูลด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจอาจต้องใช้ข้อมูลจำนวนมากและหลากหลาย

ข้อเสนอแนะในการทำวิจัยครั้งต่อไป

1. เทคนิคการทำเหมืองข้อมูลในปัจจุบันยังมีการคิดค้นพัฒนาวิธีการวิเคราะห์อย่างต่อเนื่องและหลากหลาย เช่น ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และโครงข่ายประสาท (Neural network) เป็นต้น ดังนั้น การพัฒนาตัวแบบทำนายทักษะการคิดเชิงคำนวณอาจประยุกต์ใช้เทคนิควิธีใหม่ที่เหมาะสมกับข้อมูลในการพัฒนาตัวแบบทำนายที่มีความถูกต้องมากขึ้น
2. การเพิ่มคุณลักษณะที่ส่งผลต่อระดับทักษะการคิดเชิงคำนวณอาจส่งผลต่อค่าความถูกต้องของตัวแบบทำนายทักษะการคิดเชิงคำนวณที่สูงขึ้น เช่น กิจกรรมอีเลิร์นนิ่ง กิจกรรมนอกเวลาเรียน แผนการเรียน อายุ และเพศ เป็นต้น
3. การพัฒนาแอปพลิเคชันเพื่อทำนายทักษะการคิดเชิงคำนวณด้วยตัวแบบทำนายที่พัฒนาขึ้นในรูปแบบอัตโนมัติที่เรียนรู้จากข้อมูล ใช้งานง่ายและเข้าถึงได้แบบออนไลน์

กิตติกรรมประกาศ

คณะผู้วิจัยขอขอบพระคุณทุนอุดหนุนการวิจัยของมหาวิทยาลัยราชภัฏสุราษฎร์ธานี จากเงินกองทุนวิจัย ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2563 ที่ให้โอกาสและสนับสนุนทุนวิจัยแก่คณะผู้วิจัยในการทำงานวิจัยร่วมกับสถานศึกษา

References

- Abu Saa, A., Al-Emran, M., & Shaalan, K. (2019). Factors affecting students' performance in higher education: a systematic review of predictive data mining techniques. *Technology, Knowledge and Learning*, 24(4), 1-32.
- Al-Barrak, M. A., & Al-Razgan, M. (2016). Predicting students final GPA using decision trees: a case study. *International Journal of Information and Education Technology*, 6(7), 528-533.
- Ashraf, A., Anwer, S., & Khan, M. G. (2018). A Comparative study of predicting student's performance by use of data mining techniques. *American Academic Scientific Research Journal for Engineering, Technology, and Sciences*, 44(1), 122-136.
- Badr, G., Algobail, A., Almutairi, H., & Almutery, M. (2016). Predicting students' performance in university courses: a case study and tool in KSU mathematics department. *Procedia Computer Science*, 82, 80-89.
- Bakhshinategh, B., Zaiane, O. R., ElAtia, S., & Ipperciel, D. (2018). Educational data mining applications and tasks: a survey of the last 10 years. *Education and Information Technologies*, 23(1), 537-553.
- Barr, V., & Stephenson, C. (2011). Bringing computational thinking to K-12: what is Involved and what is the role of the computer science education community?. *Acm Inroads*, 2(1), 48-54.
- Bergin, S., & Reilly, R. (2006). Predicting introductory programming performance: A multi-institutional multivariate study. *Computer Science Education*, 16(4), 303-323.
- Brennan, K., & Resnick, M. (2012). *New frameworks for studying and assessing the development of computational thinking*. In the 2012 Annual Meeting of the American Educational Research Association, Vancouver. Canada: The American Educational Research Association.

- Buitrago-Flórez, F., Danies, G., Tabima, J., Restrepo, S., & Hernández, C. (2020). Designing a socio-cultural approach for teaching and learning computational thinking. *Nordic Journal of Digital Literacy*, 15(2), 106-124.
- ElGamal, A. (2013). An educational data mining model for predicting student performance in programming course. *International Journal of Computer Applications*, 70(17), 22-28.
- Fernandes, E., Holanda, M., Victorino, M., Borges, V., Carvalho, R., & Van Erven, G. (2019). Educational data mining: Predictive analysis of academic performance of public school students in the capital of Brazil. *Journal of Business Research*, 94, 335-343.
- Géron, A. (2019). *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems* (2 ed.). Sebastopol, CA: O'Reilly Media.
- Grover, S., & Pea, R. (2013). Computational thinking in K-12: A review of the state of the field. *Educational researcher*, 42(1), 38-43.
- Harvey, J. L., & Kumar, S. A. (2019). *A practical model for educators to predict student performance in K-12 education using machine learning*. In *2019 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)* (pp. 3004-3011). China: Xiamen University.
- Institute for the Promotion of Teaching Science and Technology. (2018). *Teacher's manual of fundamentals of science and technology (computing science) at primary and secondary levels*. Retrieved from <http://oho.ipst.ac.th/cs-curriculum-teacher-guide>. [in Thai]
- Janchum, N., Cheewaviriyanon, C. (2022). Using data mining techniques to develop a model for scratch programming assessment. *Information Technology Journal*, 18(1), 96-105. [in Thai]
- Lawanto, K., Close, K., Ames, C., & Brasiel, S. (2017). Exploring strengths and weaknesses in middle school students' computational thinking In: Rich, P., Hodges, C. (eds) *Emerging research, practice, and policy on computational thinking* (pp. 307-326). Cham: Springer.
- Moreno-León, J., & Robles, G. (2015). *Analyze your Scratch projects with Dr. Scratch and assess your computational thinking skills*. In *the 7th international Scratch conference* (pp. 48-53). Amsterdam.
- Moreno, J., & Robles, G. (2014). *Automatic detection of bad programming habits in scratch: a preliminary study*. In *2014 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)* (pp. 1-4). Madrid, Spain: IEEE.
- Osmanbegovic, E., & Suljic, M. (2012). Data mining approach for predicting student performance. *Economic Review: Journal of Economics and Business*, 10(1), 3-12.
- Phakkachokh, S. (2013). *A model for selecting high school program by considering the primary subject records using data mining techniques* (Master of science thesis). Faculty of Information Technology, Dhurakij Pundit University. [in Thai]
- Qazdar, A., Er-Raha, B., Cherkaoui, C., & Mammass, D. (2019). A machine learning algorithm framework for predicting students performance: A case study of baccalaureate students in Morocco. *Education and Information Technologies*, 24, 3577-3589.

- Rodríguez-Martínez, J. A., González-Calero, J. A., & Sáez-López, J. M. (2020). Computational thinking and mathematics using Scratch: an experiment with sixth-grade students. *Interactive Learning Environments*, 28(3), 316-327.
- Sáez-López, J.-M., Román-González, M., & Vázquez-Cano, E. (2016). Visual programming languages integrated across the curriculum in elementary school: a two year case study using “Scratch” in five schools. *Computers & Education*, 97, 129-141.
- Saraprang, W., Sinlapaninman, U. & Yonwilad, W. (2024). The study of the needs to develop computational thinking skills in computing science for junior high school students. *Kalasin University Journal of Humanities Social Sciences and Innovation*, 31(1), 52-66. [in Thai]
- Scratch team. (2019). *Dr.Scratch analyse your Scratch project here!*. Retrieved from <http://www.drscratch.org>.
- Sharda, R., Delen, D., & Turban, E. (2018). *Business Intelligence, Analytics, and Data Science: a Managerial Perspective* (4 ed.). New York: Pearson.
- Tikva, C., & Tambouris, E. (2021). Mapping computational thinking through programming in K-12 education: A conceptual model based on a systematic literature Review. *Computers & Education*, 162, Article 104083.
- Troiano, G. M., Snodgrass, S., Argimak, E., Robles, G., Smith, G., Cassidy, M., Tucker-Raymond, E., Puttick G. & Hartevelde, C. (2019, June). *Is my game OK Dr. Scratch? Exploring programming and computational thinking development via metrics in student-designed serious games for STEM*. In *the 18th ACM international Conference on Interaction Design and Children* (pp. 208-219). Boise, USA.
- Vilailuck, S., Jaroenpuntaruk, V. & Wichadakul, D. (2015). Utilizing data mining techniques to forecast student academic achievement of kasetsart university laboratory school kamphaeng saen campus educational research and development center. *Veridian E-Journal Science and Technology*, 2(2), 1-17. [in Thai]
- Wilson, B. C., & Shrock, S. (2001). Contributing to success in an introductory computer science course: a study of twelve factors. *ACM Sigcse Bulletin*, 33(1), 184-188.
- Wing, J. (2006). Computational thinking. *Communications of the ACM*, 49(3), 33-35.
- Wing, J., & Stanzione, D. (2016). Progress in computational thinking, and expanding the HPC community. *Communications of the ACM*, 59(7), 10-11.
- Xiao, W., Ji, P., & Hu, J. (2021). A survey on educational data mining methods used for predicting students' performance. *Engineering Reports*, 4(5), 1-23.
- Zhang, L., & Nouri, J. (2019). A systematic review of learning computational thinking through Scratch in K-9. *Computers & Education*, 141, Article 103607.