ตัวแบบพยากรณ์ประสบการณ์ผู้ใช้ตามรูปแบบการเรียนรู้สำหรับการเรียนเอ็มเลิร์นนิ่ง

A Predictive Model of User Experience M-Learning based on Learning Style

อภิชญา นิ้มคุ้มภัย (Apichaya Nimkoompai)* และ วรภัทร ไพรีเกรง (Worapat Paireekreng)*

Received: April 29, 2020
Revised: June 3, 2020
Accepted: June 23, 2020

*ผู้นิพนธ์ประสานงาน: อภิชญา นิ่มคุ้มภัย (Apichaya Nimkoompai) อีเมล: apichaya@tni.ac.th

บทคัดย่อ

สื่อการสอนในรูปแบบของเอ็มเลิร์นนิ่ง ในแต่ละรูปแบบจะทำให้ผู้เรียนได้รับประสบการณ์จากการใช้งานที่ต่างกัน เราเรียกว่า User Experience (UX) ในขณะที่ผู้เรียนแต่ละคนมีรูปแบบการเรียนรู้ที่แตกต่างกัน ดังนั้นการเลือกเอ็มเลิร์นนิ่งที่เหมาะกับผู้เรียนจะช่วยสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนได้ ผู้วิจัยจึงได้มีการนำหลักการของ UX มาใช้ร่วมกับการเอ็มเลิร์นนิ่ง ในรูปแบบที่สอดคล้องกับรูปแบบการเรียนรู้ ในที่นี้ผู้วิจัยเรียกว่า LS-based MLUX (Learning Style based Mobile Learning User Experience) อย่างไรก็ตามในการเลือก LS-based MLUX ให้เหมาะสมกับผู้เรียนด้วยวิธีเดิมต้องมีการทดสอบเพื่อหารูปแบบการเรียนรู้ของผู้เรียนก่อนหลังจากนั้นจึงมีการแนะนำรูปแบบของเอ็มเลิร์นนิ่ง เพื่อให้ผู้เรียนทดลองใช้เพื่อวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน ซึ่งมีหลายขั้นตอนและใช้เวลานาน ผู้วิจัยจึงมุ่งเน้นที่จะหาวิธีการลดขั้นตอนในการหา LS-based MLUX แต่ยังคงมีประสิทธิภาพแม่นยำ โดยใช้หลักการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ (Factor Analysis) เพื่อสร้างองค์ประกอบใหม่ และนำมาพัฒนาตัวแบบพยากรณ์ขึ้นมาโดยใช้เทคนิคการจำแนกข้อมูลด้วยต้นไม้ตัดสินใจ เพื่อลดขั้นตอนและลดระยะเวลาในการหา LS-based MLUX โดยจากการทดลองมีค่าความถูกต้องแม่นยำที่แสดงให้เห็นว่าตัวแบบพยากรณ์สามารถแนะนำ LS-based MLUX ให้กับผู้เรียนได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยสามารถวัดค่าความถูกต้องแม่นยำได้ 94.45% ซึ่งถือว่ามีความถูกต้องแม่นยำสูง

คำสำคัญ: เอ็มเลิร์นนิ่ง User Experience รูปแบบการเรียนรู้

Abstract

Each M-Learning media type will give a unique user experience (UX). As each individual learner has a different learning style, good selection of M-learning type will build academic achievement. We thus apply UX principles in designing of M-learning to improve suitability. It is called LS-based MLUX (Learning Style based Mobile Learning User Experience). However, selection of suitable LS-based MLUX for the learner traditionally needs testing to determine the learner's type, then M-learning types are introduced to the learner to try out and measure their learning achievement. This process usually is complex and time-consuming, so we focus on reduction of process in LS-based MLUX finding while maintaining efficiency using factor analysis to build new components and develop a prediction model using decision tree classifier techniques to reduce LS-based MLUX selection time. High accuracy found during tests show that this prediction model can effectively recommend LS-based MLUX for the learner. Which can measure the accuracy of 94.45% which is considered to be highly accurate.

Keyword: M-learning User Experience Learning Style.

1. บทนำ

ในยุคสมัยที่มีการนำเทคโนโลยีเข้ามามีบทบาทในด้านการศึกษามากขึ้น ทำให้สื่อการสอนถูกพัฒนาให้อยู่ในรูปแบบของสื่อแบบดิจิทัล ซึ่งสามารถแสดงผลได้บนอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ต่าง ๆ โดยเฉพาะอุปกรณ์มือถือที่เรียกว่าสมาร์ทโฟน

* ภาควิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ วิทยาลัยนวัตกรรมและวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิตย์

* Information Technology, College of Innovative Technology and Engineering , Dhurakij Pundit University.

(Smartphone) ซึ่งเป็นอุปกรณ์ที่ได้รับความนิยมและมีคุณสมบัติในการแสดงผลสื่อในรูปแบบที่หลากหลายได้มากขึ้น จากผลการสำรวจของสำนักงานสถิติแห่งชาติพบว่า ในจำนวนประชากรอายุ 6 ปีขึ้นไปประมาณ 62.8 ล้านคน มีผู้ใช้โทรศัพท์มือถือสมาร์ทโฟน มากถึง 31.7 ล้านคน (ร้อยละ 50.5) โดยมีอัตราการใช้เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องนับตั้งแต่ ปี 2555 ที่มีเพียง 5 ล้านคน หรือ (ร้อยละ 8.0) [1] ด้วยเหตุนี้จึงมีการสร้างสื่อการสอนให้อยู่ในรูปแบบของสื่อการสอนบนอุปกรณ์มือถือ หรือ เอ็มเลิร์นนิ่ง (M-learning)

อย่างไรก็ตามเอ็มเลิร์นนิ่ง มีการนำเสนอในหลากหลายรูปแบบ ซึ่งจะทำให้ผู้เรียนได้รับประสบการณ์จากการใช้งานที่ต่างกัน หรือที่เราเรียกว่าประสบการณ์ผู้ใช้ (User Experience: UX) และในขณะเดียวกันผู้เรียนมีลักษณะเฉพาะตัวที่เรียกว่ารูปแบบการเรียนรู้ (Learning Style) ซึ่งการเลือกสื่อการสอนเอ็มเลิร์นนิ่งที่มีรูปแบบของ user experience ที่เหมาะสมกับผู้เรียนตามรูปแบบการเรียนรู้จะช่วยสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน เนื่องจากผู้เรียนจะมีความสนใจในบทเรียนมากขึ้น ในที่นี้ผู้วิจัยเรียกว่า “Learning Style based Mobile Learning User Experience” (LS-based MLUX)

ทั้งนี้ในการเตรียมสื่อการสอนให้เหมาะสมกับผู้เรียนมีขั้นตอนหลายขั้นตอนเพื่อที่จะตรวจสอบรูปแบบการเรียนรู้ของผู้เรียนก่อน โดยใช้วิธีทำแบบทดสอบ ในที่นี่ผู้วิจัยขอระบุที่กลุ่มผู้เรียนสายวิทยาศาสตร์ ต้องมีการทดสอบจาก Felder-Silverman Learning Style Questionnaire ซึ่งมีจำนวน 44 ข้อ โดย Sabine [2] ได้เสนอในการศึกษาวิจัยรูปแบบการเรียนรู้ถูกรวมเข้ากับเทคโนโลยีการเรียนรู้ที่ปรับปรุงแล้วและมีงานวิจัยมากมายที่ถูกศึกษาในขอบเขตนี้ ในการหารูปแบบการเรียนรู้ต้องใช้หลายขั้นตอนในการที่จะรวบรวมข้อมูลมาเพื่อสรุปผลของรูปแบบการเรียนรู้ของผู้เรียนที่เป็นสายวิทยาศาสตร์ได้ หลังจากนั้นจึงนำผลลัพธ์ที่ได้มาเพื่อทดสอบรูปแบบของ UX ของเอ็มเลิร์นนิ่งมีความเหมาะสมกับรูปแบบการเรียนรู้ของผู้เรียนจึงจะช่วยสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นที่จะหาวิธีการในการลดขั้นตอนในการหารูปแบบของ UX ของเอ็มเลิร์นนิ่งที่เหมาะสมกับผู้เรียนแต่ละคนเพื่อสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนโดยใช้ขั้นตอนที่ลดลงจากวิธีเดิม แต่ยังคงมีประสิทธิภาพแม่นยำ โดยใช้หลักการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ (Factor Analysis) ซึ่งผู้วิจัยได้นำวิธีดังกล่าวมาใช้ในงานวิจัยนี้เพื่อลดขั้นตอนในการหารูปแบบของเอ็มเลิร์นนิ่ง ที่เหมาะสมกับผู้เรียนและนำข้อมูลมาวิเคราะห์เพื่อการสร้างตัวแบบพยากรณ์ LS-based MLUX โดยใช้เทคนิคของ Data Mining ซึ่งสามารถหารูปแบบของเอ็มเลิร์นนิ่งที่ช่วยสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนได้อย่างแม่นยำ ช่วยให้เกิดประสิทธิภาพในกระบวนการทำงานในด้านการศึกษาเนื่องจากเอ็มเลิร์นนิ่งที่มีในปัจจุบันมีหลากหลายรูปแบบ โดยสื่อแต่ละแบบมีความเหมาะสมกับผู้เรียนที่แตกต่างกันไปขึ้นอยู่กับลักษณะทางประชากรศาสตร์ และรูปแบบการเรียนรู้ นอกจากนั้นเอ็มเลิร์นนิ่งแต่ละรูปแบบจะทำให้ผู้เรียนได้รับประสบการณ์ที่แตกต่างกัน หากเรานำปัจจัยต่าง ๆ มาวิเคราะห์ร่วมกันจะสามารถเลือกรูปแบบ UX ของเอ็มเลิร์นนิ่งที่เหมาะสมกับผู้เรียนได้อย่างถูกต้อง

2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ประสบการณ์ผู้ใช้ (User Experience: UX ร่วมกับการออกแบบเอ็มเลิร์นนิ่ง (M-Learning) ตามรูปแบบการเรียนรู้ (Learning Style)

เป็นการบูรณาการระหว่างหลักการเรื่องของประสบการณ์ผู้ใช้เข้ามาช่วยในการออกแบบเอ็มเลิร์นนิ่งจะช่วยให้ผู้เรียนได้รับประสบการณ์ในการเรียนรู้ได้ตรงกับความต้องการมากขึ้น ทั้งนี้ต้องมีการศึกษารูปแบบการเรียนรู้ของผู้เรียนร่วมด้วย เพื่อนำมาเป็นปัจจัยที่ใช้ในการออกแบบให้เหมาะสมกับผู้เรียนในรูปแบบต่าง ๆ อาทิเช่น ผู้เรียนที่ชอบเรียนรู้ด้วยการทดลองสามารถเรียนผ่านเอ็มเลิร์นนิ่งในรูปแบบของเกมได้ ซึ่งจะช่วยสร้างความสนใจให้กับผู้เรียนเนื่องจากผู้เรียนในแต่ละรูปแบบมีความสนใจและความสามารถในการเรียนรู้ที่แตกต่างกัน โดยในงานวิจัยของ Amir [3] ได้มีการชี้ให้เห็นว่าปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับประสบการณ์ของผู้ใช้ซึ่งรวมถึงความน่าพอใจความน่าเชื่อถือความพึงพอใจและความสามารถในการปรับเปลี่ยนรูปแบบไปตามผู้ใช้งานได้นั้นถือเป็นปัจจัยสำคัญในการออกแบบการพัฒนาและการใช้งานอย่างต่อเนื่อง ในขณะที่ Sabine [4] ได้ศึกษาเพื่อแบ่งรูปแบบการเรียนรู้ของนักเรียนช่วยเพิ่มศักยภาพของสภาพแวดล้อมการเรียนรู้แบบปรับตัว ในมุมมองของแอปพลิเคชัน ผลลัพธ์แสดงคำอธิบายให้เห็นว่าสไตล์ในการเรียนรู้ด้วยเทคโนโลยีด้วยคุณสมบัติของสภาพแวดล้อมออนไลน์ที่ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพเป็นสิ่งสำคัญสำหรับการเรียนรู้ของผู้เรียน สอดคล้องกับ

งานวิจัยของ Moushir [5] ได้แสดงให้เห็นว่าหลักสูตรที่ออกแบบด้วยรูปแบบการเรียนรู้ในใจสามารถปรับปรุงการเรียนรู้ของผู้เรียนด้วยรูปแบบการเรียนรู้เฉพาะที่เหมาะสมกับผู้เรียนเหล่านั้น นอกจากนั้นงานของ Apichaya [6] ได้แสดงให้เห็นในการศึกษาเรื่อง UX เมื่อนำมาใช้กับเอ็มเลิร์นนิ่งที่มีการปรับเปลี่ยนตามรูปแบบการเรียนรู้ของผู้เรียนช่วยสร้างประสิทธิภาพในการเรียนได้ จึงต้องมีการเลือกรูปแบบของ UX ของเอ็มเลิร์นนิ่งที่เหมาะสมกับรูปแบบการเรียนรู้ของผู้เรียน

2.2 การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ (Factor Analysis)

การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจเป็นวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่ออธิบายข้อมูลให้ง่ายขึ้นด้วยการลดจำนวนตัวแปรหรือข้อคำถามให้น้อยลง โดยการหาองค์ประกอบของตัวแปรเหล่านั้นที่สามารถแทนตัวแปรที่มีจำนวนมาก ๆ โดยรวมกลุ่มตัวแปรที่เกี่ยวโยงสัมพันธ์กัน เป็นองค์ประกอบเดียวกัน ซึ่งยึดหลักการที่ว่าตัวแปรต่าง ๆ มีความสัมพันธ์กันเพราะมีองค์ประกอบร่วมกัน พิจารณาได้จากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร โดยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ควรมีค่าอย่างน้อย 0.3 เพื่อลดจำนวนตัวแปรโดยศึกษาโครงสร้างของความสัมพันธ์และนำไปสร้างตัวแปรใหม่เรียกว่าองค์ประกอบ [7] ซึ่ง ธีระดา ภิญโญ [8] ได้ศึกษาเทคนิคการแปลผลการวิเคราะห์องค์ประกอบสำหรับงานวิจัย และได้นำเทคนิคมาใช้ลดจำนวนตัวแปรหลาย ๆ ตัวในการศึกษาด้วยการรวมกลุ่มตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กันไว้เข้าด้วยกัน และต้องมีความสัมพันธ์กันในระดับมากซึ่งอาจจะอยู่ในทิศทางเดียวกัน (ทิศทางเป็นบวก) หรืออยู่ในทิศทางตรงกันข้าม (ทิศทางเป็นลบ)

2.3 การสร้างตัวแบบพยากรณ์ LS based MLUX โดยใช้เทคนิคเหมืองข้อมูล (Data Mining)

การทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) คือเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลจากมุมมองที่แตกต่างกันและสามารถสรุปผลเป็นข้อมูลที่มีประโยชน์เพื่อค้นพบและนำเสนอความรู้ในรูปแบบที่เข้าใจได้ง่าย โดยอีกความหมายหนึ่งคือกระบวนการที่กระทบกับข้อมูลจำนวนมาก เพื่อสกัดสารสนเทศ รวมถึงรูปแบบและความสัมพันธ์ที่ซ่อนอยู่ในชุดข้อมูลขนาดใหญ่นั้น โดยหลักการจำแนกข้อมูลที่เลือกมาใช้สำหรับงานวิจัยชิ้นนี้ คือ 1) ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) [9] เป็นเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลในรูปแบบวิธีการจัดหมวดหมู่ที่รู้จักกันดีที่สุดโดยมักใช้ตรวจสอบข้อมูลและสร้างต้นไม้เพื่อการพยากรณ์ สำหรับโครงสร้างของต้นไม้ตัดสินใจ มีการแตกแขนงไปตามเงื่อนไขหรือเส้นทางของกิ่งไม้และข้อมูลที่คาดคะเนไว้ว่าจะเกิดขึ้น ซึ่งจะใช้กฎในรูปแบบ “ถ้า (เงื่อนไข) แล้ว (ผลลัพธ์)” (If-then Rule) สำหรับการสร้าง Decision Tree ของแต่ละอัลกอริทึมนั้นจะมีลักษณะที่คล้ายกันคือ เริ่มต้นทำการคัดเลือกแอตทริบิวต์ที่มีความสัมพันธ์กับคลาสมากที่สุดขึ้นมาเป็นโหนดบนสุดของต้นไม้ (Root Node) หลังจากนั้นจะทำการแตกกิ่งแอตทริบิวต์ออกไปเรื่อย ๆ จนสามารถแบ่งข้อมูลออกเป็นคลาสได้ชัดเจน 2) Naïve Bayesian [10] เป็นเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลอย่างง่ายโดยนำโมเดลมาใช้ในการคัดแยกประเภทข้อมูลผ่านหลักความน่าจะเป็นที่อยู่บนพื้นฐานของทฤษฎี Bayes และสมมติฐานของการเกิดของเหตุการณ์เป็นอิสระต่อกันเทคนิค Naïve Bayes เป็นเทคนิคที่ไม่มีการหมุนวนที่ซับซ้อนส่งผลให้สามารถทำงานได้ดีและมีประโยชน์กับชุดข้อมูลขนาดใหญ่อย่างมาก หลักการคำนวณของเทคนิคนี้ จะอ้างอิงจากทฤษฎีโดยสันนิษฐานว่าผลลัพธ์หรือค่าที่เกิดจากตัวที่ใช้ทำนาย (Predictor) เป็นอิสระต่อกัน

โดยในงานวิจัยของ Brahim [11] ได้มีนำเทคนิคเหมืองข้อมูลมาใช้ในการสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยใช้ต้นไม้ตัดสินใจเพื่อหารูปแบบการเรียนรู้ในการใช้งานสื่อการสอน MOOC เพื่อช่วยผู้สอนในการเตรียมการสอนที่ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพและลดเวลาในการเรียนรู้ และนอกจากนั้นงานวิจัยของพรรณธิภา เพชรบุญมี [12] ได้มีการสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยใช้ต้นไม้ตัดสินใจเพื่อหารูปแบบการเรียนรู้ตามประสบการณ์ของเดวิด โคล์ป สำหรับนักศึกษาสาขาวิชาระบบสารสนเทศทางคอมพิวเตอร์มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนาเพื่อจัดการเรียนการสอนให้เหมาะสมกับผู้เรียน เพื่อสร้างแรงจูงใจและผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนให้กับผู้เรียน

3. วิธีดำเนินการวิจัย

3.1 กลุ่มตัวอย่าง

กลุ่มตัวอย่างในการวิจัยครั้งนี้ใช้การเลือกกลุ่มตัวอย่างแบบเจาะจง (Purposive Sampling) โดยผู้วิจัยเลือกกลุ่มตัวอย่างคือนักศึกษาคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ เนื่องจากนักศึกษาคณะเทคโนโลยีสารสนเทศมีการใช้เทคโนโลยีและสื่อการเรียนการสอนในเชิงเทคโนโลยีสารสนเทศและใช้สื่อมัลติมีเดียค่อนข้างมาก ซึ่งจะสามารถทดลองเพื่อเปรียบเทียบได้ว่าการใช้

สื่อการเรียนการสอนในรูปแบบเดิม กับสื่อการเรียนการสอนรูปแบบที่ผู้วิจัยพัฒนาจะมีผลต่อความสนใจการเรียนและผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน โดยแบ่งกลุ่มทดลองเป็น 2 กลุ่ม กลุ่มแรกคือนักศึกษาที่เรียนวิชาการเขียนโปรแกรมภาษา C# และ Java ในปีการศึกษา 2560 จำนวน 161 คน ใช้ในการทดสอบหารูปแบบการเรียนรู้ เพื่อจะนำไปออกแบบ LS-based MLUX และกลุ่มที่สองคือนักศึกษาที่เรียนวิชาการเขียนโปรแกรมภาษา C# และ Java ปีการศึกษา 2561 จำนวน 233 คน นำมาใช้ในการทดสอบตัวแบบพยากรณ์ LS-based MLUX

3.2 การดำเนินการวิจัย

การวิจัยนี้แบ่งออกเป็น 4 ขั้นตอน คือ

ขั้นตอนที่ 1 ตรวจสอบรูปแบบการเรียนรู้ของกลุ่มทดลองที่ 1 โดยใช้แบบสอบถาม Felder-Silverman Learning Style เพื่อนำไปออกแบบ LS-based MLUX ซึ่งแบ่งตามรูปแบบการเรียนรู้ 4 ประเภทดังนี้ 1) Active คือผู้เรียนที่กระตือรือร้นจะเรียนรู้ได้ดีที่สุดโดยทำงานกับสื่อการเรียนรู้ ชอบที่จะเรียนรู้ด้วยการทำงานเป็นกลุ่ม 2) Sensing คือชอบเรียนรู้ข้อเท็จจริงและสื่อการเรียนรู้ที่เป็นรูปธรรม พวกเขาชอบที่จะแก้ปัญหาด้วยวิธีการมาตรฐานและมีความสนใจรายละเอียด นอกจากนี้ผู้เรียนที่ชอบการเรียนที่รู้สึกเหมือนจริง มีเหตุผล และใช้งานได้จริง 3) Visual คือจดจำสิ่งที่ดีที่สุดที่พวกเขาเห็นได้ดีที่สุดเช่นรูปภาพไดอะแกรมและแผนภูมิการไหล 4) Sensing คือผู้เรียนชอบเรียนรู้แบบเป็นขั้นตอน ตรรกะในการหาวิธีการแก้ปัญหาจะทำตามแนวทางที่กำหนดไว้ให้

ขั้นตอนที่ 2 ทดลองรูปแบบของ LS-based MLUX ที่มีการนำรูปแบบการเรียนรู้และหลักในการออกแบบประสบการณ์ผู้ใช้ ไปสร้างสื่อสารสอนเอ็มเลิร์นนิ่ง ดังนี้ 1) ทดลองรูปแบบของ LS-based MLUX ของวิชาการเขียนโปรแกรมภาษา C# กับกลุ่มทดลองที่1 2) ทดลองรูปแบบของ LS-based MLUX ของวิชาการเขียนโปรแกรมภาษา Java กับกลุ่มทดลองที่ 1 เพื่อยืนยันรูปแบบของ MLUX 3) เก็บรวบรวมข้อมูลจากการทดลองในขั้นตอนที่ 1 และ 2 มาวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติ

ขั้นตอนที่ 3 การลดข้อคำถามของแบบสอบถาม เพื่อให้เกิดความรวดเร็วในการเลือกสื่อการสอน LS-based MLUX ของนักศึกษา แต่ยังคงประสิทธิภาพของแบบสอบถามที่ครอบคลุมเนื้อหาเดิม โดยใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ (Exploratory Factor Analysis) [9] เพื่อลดจำนวนตัวแปร โดยศึกษาโครงสร้างของความสัมพันธ์และสร้างตัวแปรใหม่เรียกว่าองค์ประกอบ

ขั้นตอนที่ 4 สร้างตัวแบบพยากรณ์เพื่อแนะนำ LS-based MLUX โดยการนำข้อมูลทางด้านประชากรศาสตร์และองค์ประกอบใหม่ที่วิเคราะห์ได้ในขั้นตอนที่ 3 มาสร้างตัวแบบพยากรณ์เพื่อแนะนำ LS-based MLUX ที่เหมาะกับผู้เรียนโดยใช้ Classification Algorithms (Decision Tree และ Naive Bayes)

3.3 เครื่องมือที่ใช้ในการทดลอง

ในการวิจัยนี้ผู้วิจัยใช้เครื่องมือสองส่วน คือ ส่วนของแบบสอบถาม โดยใช้แบบสอบถาม 4 ชุดในการเก็บข้อมูล คือ 1. แบบสอบถามเพื่อเก็บข้อมูลทางประชากรศาสตร์และรูปแบบการเรียนรู้ของผู้เรียน โดยใช้โมเดลของ Felder-Silverman 2. แบบทดสอบก่อนเรียนวิชาโปรแกรมมิ่ง 3. แบบทดสอบหลังเรียนวิชาโปรแกรมมิ่ง 4. แบบสอบถามเพื่อเก็บข้อมูลด้านประชากรสาสตร์และคำถามที่ถูกสกัดมาแล้วจากการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ และส่วนที่สองคือ สื่อการสอนที่สร้างในรูปแบบของ LS-based MLUX

4. ผลการดำเนินงาน

การวิจัยครั้งนี้ได้นำเสนอผลการวิจัยตามลำดับขั้นตอนดังนี้

4.1 ผลสัมฤทธิ์จากการใช้ LS-based MLUX นักศึกษาที่เรียนวิชาการเขียนโปรแกรมภาษา C# โดยการทำแบบทดสอบก่อนและหลังเรียนวิชาการเขียนโปรแกรมภาษา C# ของนักศึกษาจำนวน 161 คน และนำมาเปรียบเทียบกันพบว่านักศึกษามีผลการเรียนรู้ที่ดีขึ้นกว่าก่อนการใช้งาน LS-based MLUX อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 ในทุกรูปแบบการเรียนรู้โดยอัตราเปอร์เซ็นต์ค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้นร้อยละ 28.43 และนอกจากนี้เมื่อพิจารณาในแต่ละรูปแบบการเรียนรู้ พบว่า รูปแบบการเรียนรู้แบบ Sequential มีอัตราการเพิ่มขึ้นสูงที่สุด โดยคิดเป็นร้อยละ 40.12 รองลงมาคือ รูปแบบการเรียนรู้แบบ Visual คิดเป็นอัตราการเพิ่มขึ้นร้อยละ 31.78

4.2 ผลสัมฤทธิ์จากการใช้ LS-based MLUX ของนักศึกษาที่เรียนวิชาการเขียนโปรแกรมภาษา Java โดยการทำแบบทดสอบก่อนและหลังเรียนวิชาการเขียนโปรแกรมภาษา Java จำนวน 161 คน และนำมาเปรียบเทียบกันพบว่า นักศึกษามีผลการเรียนรู้ที่ดีขึ้นกว่าก่อนการใช้งาน

LS-based MLUX อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 ในทุกรูปแบบการเรียนรู้โดยอัตราเปอร์เซ็นต์ค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้นร้อยละ 29.21 และนอกจากนี้เมื่อพิจารณาในแต่ละรูปแบบการเรียนรู้พบว่า รูปแบบการเรียนรู้แบบ Sequential มีอัตราการเพิ่มขึ้นสูงที่สุด โดยคิดเป็นร้อยละ .. รองลงมาคือ รูปแบบการเรียนรู้แบบ Sensing คิดเป็นอัตราการเพิ่มขึ้นร้อยละ 29.50

4.3 ผลการวิเคราะห์องค์ประกอบปัจจัยเชิงสำรวจ

4.3.1 ผลการวิเคราะห์ปัจจัยเชิงสำรวจผู้วิจัยได้ใช้วิธีการสกัดหาองค์ประกอบหลัก หรือ Principal Component Analysis เพื่อหาองค์ประกอบของตัวแปร จากนั้นจึงนำองค์ประกอบที่มีค่าไอเก็น (Eigenvalue) เกิน 1 มาใช้ในการหมุนแกนด้วยวิธี Varimax เพื่อลดจำนวนตัวแปรและเพื่อให้ได้มาซึ่งตัวบ่งชี้ที่ดีที่สุด ผู้วิจัยจึงคัดเลือกเฉพาะตัวแปรที่มีค่าน้ำหนักองค์ประกอบตั้งแต่ 0.50 ขึ้นไปและทดสอบ KMO (Kaiser-Meyer-Olkin) เพื่อตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นในภาพรวม ผลการหมุนแกนหลังการสกัดตัวแปรเมื่อนำตัวแปรปัจจัยเหตุทั้งหมดเข้าวิเคราะห์พร้อมกัน ผลปรากฏว่ามีค่าไอเก็นเกิน 1 ทั้งหมด 4 องค์ประกอบ 44 ตัวแปร มีค่าความแปรปรวนสะสมร้อยละ 55.56, 57.72, 48.79 และ 53.03 ตามลำดับ โดยมีตัวแปรที่มีน้ำหนักองค์ประกอบไม่ถึง 0.50 จำนวน 6 ตัวแปร ผู้วิจัยจึงตัดตัวแปรดังกล่าวออกไป และมีค่า Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) เท่ากับ .66, .57, .54 และ .70 ตามลำดับ ถือว่าอยู่ในระดับที่ดี

4.3.2 ผลการสกัดองค์ประกอบด้วยวิธีการ PCA องค์ประกอบที่มีค่าไอเก็นตั้งแต่ 1.00 ขึ้นไป มีจำนวน 17 ปัจจัยย่อย จาก 4 องค์ประกอบ มีร้อยละของความแปรปรวนสะสมเท่ากับร้อยละ 55.56, 57.72, 48.79 และ 53.03 ตามลำดับ จากนั้นจึงนำองค์ประกอบที่มีค่าไอเก็น (Eigen value) มากกว่า 1 มาใช้ในการหมุนแกนออโธกอนอล ด้วยวิธีการ Varimax โดยคัดเลือกเฉพาะข้อคำถามมีค่าน้ำหนักองค์ประกอบตั้งแต่ 0.50 ขึ้นไปเป็นเกณฑ์ในการพิจารณาข้อคำถามในแต่ละองค์ประกอบ

4.3.3 แสดงผลจากการหมุนแกนองค์ประกอบแบบตั้งฉากด้วยวิธี Varimax เพื่อให้ได้มาซึ่งองค์ประกอบของรูปแบบการเรียนรู้ ซึ่งคัดเลือกเฉพาะตัวแปรที่มีค่าน้ำหนักองค์ประกอบ (Factor Loading) ตั้งแต่ 0.50 เป็นเกณฑ์ในการพิจารณาคัดเลือกตัวแปร และแต่ละองค์ประกอบปัจจัยเหตุจำต้องมีตัวแปรสังเกตได้อย่างน้อย 3 ข้อคำถาม จากตารางข้างบนพบว่ามีทั้งหมด 4 องค์ประกอบ รวม 17 ปัจจัย และมีรายละเอียดดังตารางที่ 1

จากข้อคำถามของรูปแบบการเรียนรู้ทั้ง 4 รูปแบบ จำนวน 44 ข้อ ได้จำนวน 17 กลุ่มปัจจัยย่อย จาก 4 องค์ประกอบ

ตารางที่ 1 *แสดงค่าหนักองค์ประกอบเมื่อหมุนแกนองค์ประกอบแล้ว*

รูปแบบการเรียนรู้	ปัจจัย	องค์ประกอบ				
		1	2	3	4	5
Active	A1 ฉันเข้าใจบางสิ่งบางอย่างได้ดีขึ้นหลังจากที่ฉันได้ทดลองทำ		.79			
	A2 เมื่อฉันกำลังเรียนรู้สิ่งใหม่ๆ มันจะช่วยให้ฉันเข้าใจง่ายขึ้น				.54	
	A3 ในการเรียนที่ต้องทำงานเป็นกลุ่มในหัวข้อที่ยากฉันมักที่จะออกความเห็น	.65				
	A4 ในห้องเรียนที่ฉันเข้าเรียชั้นชอบทำความรู้จักเพื่อนจำนวนมาก	.76				
	A5 เมื่อฉันเริ่มต้นแก้ปัญหาการบ้าน ฉันมีแนวโน้มที่จะคิดถึงขั้นตอนการแก้ปัญหา				.80	
	A6 ฉันชอบเรียนแบบกลุ่ม					
	A7 ฉันมักจะเริ่มต้นด้วยการพยายามทดลองทำเลย		.71			

ตารางที่ 1 แสดงค่าหนักองค์ประกอบเมื่อหมุนแกนองค์ประกอบแล้ว (ต่อ)

รูปแบบการเรียนรู้	ปัจจัย	องค์ประกอบ				
		1	2	3	4	5
Active	A8 ฉันจะจดจำได้ง่าย					
	A9 เมื่อฉันต้องทำงานโปรเจ็คกลุ่ม ความต้องการแรกของฉันคือ ใช้วิธีระดมความคิด ให้ทุกคนมีส่วนช่วยในการคิด				.51	
	A10 ฉันมักจะถูกเห็นว่าเป็นคนที่เข้าสังคมได้ง่าย	.74				
	A11 ความคิดในการทำการบ้านเป็นกลุ่มและจะได้คะแนนเท่ากันทั้งกลุ่ม			.87		
Sensing	A12 ฉันจะพิจารณาอย่างถี่ถ้วนกับความจริง					
	A13 ถ้าฉันเป็นครู ฉันอยากจะสอนเกี่ยวกับอะไร					
	A14 ฉันพบว่าการเรียนรู้จากความจริงมันเป็นสิ่งที่ง่ายกว่า					-.53
	A15 ในการอ่านหนังสือที่เขียนมาจากเรื่องจริง ฉันต้องการบางสิ่งที่สอนเรื่องใหม่ ๆ และบอกฉันว่าต้องทำอย่างไร		.51			
	A16 ฉันชอบความคิดที่เป็นสิ่งที่แน่นอน	.53				
	A17 ฉันมีแนวโน้มที่จะต้องพิจารณาระมัดระวังเกี่ยวกับรายละเอียดของงาน			.56		
	A18 เมื่อฉันอ่านหนังสือเพื่อความเพลิดเพลิน ฉันชอบนักเขียนที่พูดอย่างชัดเจนว่าพวกเขาหมายถึงอะไร		.53			
	A19 เมื่อฉันต้องปฏิบัติงาน ฉันชอบมากกว่าที่มีหนึ่งวิธีหลักในการทำงาน					.67
	A20 ฉันคิดว่าการยกย่องบางคนอย่างสูงเป็นเรื่องเหมาะสม				.83	
	A21 ฉันชอบวิชาที่เน้นในเรื่องของข้อมูลและความจริง	.53				
	A22 เมื่อฉันกำลังนั่งคิดคำนวณนาน ๆ ฉันมีแนวโน้มที่จะทวนซ้ำขั้นตอนทั้งหมด และตรวจสอบการทำงานของฉันอย่างระมัดระวัง			.53		
Sequential	A23 ฉันมีแนวโน้มที่จะเข้าใจรายละเอียดของเรื่อง แต่อาจจะไม่ชัดเจนเกี่ยวกับภาพรวม	.74				
	A24 เมื่อฉันเข้าใจส่วนต่าง ๆ ทั้งหมด ทำให้ฉันเข้าใจภาพรวม	.66				
	A25 เมื่อฉันแก้ปัญหาคณิตศาสตร์ฉันมักจะพยายามแก้ปัญหาทีละขั้นตอน	.61				
	A26 เมื่อฉันวิเคราะห์เรื่องราวหรือนวนิยายฉันคิดถึงเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นและพยายามที่จะรวบรวมเข้าด้วยกันเพื่อหาใจความสำคัญ		.64			

ตารางที่ 1 *แสดงค่าหนักองค์ประกอบเมื่อหมุนแกนองค์ประกอบแล้ว (ต่อ)*

รูปแบบการเรียนรู้	ปัจจัย	องค์ประกอบ				
		1	2	3	4	5
Sequential	A27 มันสำคัญมากสำหรับฉันที่อาจารย์ผู้สอนจัดวางเนื้อหาในการสอนตามลำดับขั้นตอนที่ชัดเจน		.62			
	A28 ฉันเรียนรู้ว่าเป็นเรื่องปกติว่า ถ้าฉันตั้งใจศึกษามาก ๆ ฉันจะทำได้		.54			
	A29 เมื่อพิจารณาเนื้อหาข้อมูล ฉันมีแนวโน้มที่จะเน้นรายละเอียดและหลีกเลี่ยงภาพรวม					
	A30 เมื่อต้องเขียนบทความ ฉันชอบที่จะลงมือทำ (คิดหรือเขียน) ตั้งแต่เริ่มและไล่ลำดับไปเรื่อย ๆ			.67		
	A31 เมื่อฉันกำลังเรียนรู้เรื่องใหม่ ๆ ฉันชอบที่จะมุ่งเน้นในเรื่องที่เรียนรู้เกี่ยวกับเรื่องนี้ให้มากที่สุดเท่าที่จะทำได้			.63		
	A32 ครูบางคนเริ่มต้นบรรยายด้วยโครงสร้างของสิ่งที่จะสอนทั้งหมด มันค่อนข้างจะมีประโยชน์กับฉัน			.59		
	A33 เมื่อต้องแก้ปัญหาในกลุ่ม ฉันมีแนวโน้มที่จะคิดถึงขั้นตอนการแก้ปัญหา				.72	
Visual	A34 เมื่อฉันนึกถึงสิ่งที่ฉันทำเมื่อวานนี้ ฉันมักจะนึกได้ในรูปแบบของรูปภาพ				.75	
	A35 ฉันต้องการที่จะได้รับข้อมูลใหม่ ๆ ในรูปแบบของรูปภาพ แผนภาพ กราฟสถิติ และแผนที่	.70				
	A36 ในหนังสือที่มีรูปภาพและแผนภูมิจำนวนมาก ฉันมีแนวโน้มที่จะดูภาพและแผนภูมิ	.66				
	A37 ฉันชอบครูแบบที่เขียนแผนผังบนกระดานเพื่ออธิบาย		.60			
	A38 ฉันจะจำสิ่งที่ฉันเห็นได้ดี			.53		
	A39 เมื่อฉันได้รับเส้นทางไปยังสถานที่ใหม่ ฉันชอบรูปแบบแผนที่	.59				
	A40 เมื่อฉันเห็นแผนภาพหรือแบบร่างในชั้นเรียน ฉันมักจะจดจำรูปภาพ		.67			
	A41 เมื่อมีคนแสดงข้อมูลให้ฉันดู ชั้นชอบรูปแบบแผนภูมิและกราฟ	.59				
	A42 เมื่อฉันเจอผู้คนในงานปาร์ตี้ สิ่งที่ฉันมักจะจำได้คือสิ่งที่พวกเค้าดูเหมือนจะเป็น				.56	
	A43 เมื่อต้องการความบันเทิง ฉันชอบที่จะดูทีวี			.73		
	A44 ฉันอธิบายให้เห็นภาพถึงสถานที่ที่ฉันเคยไปได้อย่างง่ายดายและค่อนข้างถูกต้อง					

4.4 ผลการสร้างแบบสอบถาม LS-based MLUX

จากการผลการวิเคราะห์ปัจจัยเชิงสำรวจของแบบสอบถาม Felder-Silverman LS การหารูปแบบการเรียนรู้ 44 ปัจจัย สามารถจัดกลุ่มปัจจัยที่มีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกันได้ 17 ปัจจัย โดยศึกษาจากกลุ่มตัวอย่างที่เป็นนักศึกษาที่เรียนวิชาคอมพิวเตอร์ จำนวน 233 คน จากนั้นจึงตั้งคำถามและให้คงความหมายเดิม ดังที่แสดงในตารางที่ 2

จากตารางที่ 2 สามารถลดจำนวนคำถามเพื่อให้เกิดความรวดเร็วในการเลือกสื่อการสอน LS-based MLUX ของนักศึกษา แต่ยังคงประสิทธิภาพของแบบสอบถาม

ตารางที่ 2 *ผลการสร้างแบบสอบถาม LS based MLUX โดยการสังเคราะห์ออกมาเป็นคำถามใหม่*

รูปแบบการเรียนรู้	องค์ประกอบ	คำถามจาก Felder-Silverman LS	คำถามที่สังเคราะห์ใหม่จากการหา feature selection
Active	1	A3, A4 และ A10	1. ในการเข้าเรียนหรือทำงานกลุ่ม ฉันมักจะถูกมองว่าเป็นคนเข้าสังคมได้ง่าย
	2	A1 และ A7	2. ฉันจะเข้าใจบางสิ่งบางอย่างก็ต่อเมื่อฉันได้ลงมือทำจริง
	3	A11	3. ฉันคิดว่าการทำงานร่วมกันควรจะได้คะแนนเท่ากันทั้งกลุ่ม
	4	A2, A5 และ A9	4. ในการทำงานเมื่อเจอปัญหา ฉันมักจะแก้ปัญหาโดยที่ไม่ได้มีการวางแผนมาก่อน
Sensing	1	A16 และ A21	5. ฉันจะยอมรับในข้อมูลบางอย่างได้ก็ต่อเมื่อข้อมูลนั้นสามารถพิสูจน์ข้อเท็จจริงได้
	2	A15 และ A18	6. ฉันชอบทำงานตามแนวทางที่กำหนดไว้ชัดมากกว่าหาวิธีการใหม่ ๆ ด้วยตนเอง
	3	A17 และ A22	7. หลังการทำงานฉันมักจะทบทวนและตรวจสอบความถูกต้องของงานทุกครั้ง
	4	A20	8. ฉันคิดว่าคนที่ทำผลงานดีที่สุดสมควรได้รับการยกย่อง
	5	A14 และA19	9. ฉันคิดว่าการทำตามแนวทางของคนที่ประสบความสำเร็จแล้วจะทำให้ฉันประสบความสำเร็จด้วยเช่นกัน
Sequential	1	A23, A24 และ A25	10. ฉันจะเข้าใจบางสิ่งบางอย่างได้ก็ต่อเมื่อ ฉันได้ทำความเข้าใจในรายละเอียดแต่ละขั้นตอน
	2	A26, A27 และ A28	11. เมื่อมีปัญหาในการทำงาน ฉันต้องใช้เวลาในการศึกษารายละเอียดแต่ละขั้นตอนเพื่อแก้ปัญหานั้น
	3	A30, A31 และ A32	12. ฉันจะเข้าใจเรื่องราวได้ดีเมื่อฉันได้เรียงลำดับเหตุการณ์ทั้งหมด
	4	A33	13. ฉันชอบแก้ปัญหาอย่างเป็นขั้นเป็นตอนมากกว่าแก้ปัญหาตามวิธีการของตัวเอง

ตารางที่ 2 *ผลการสร้างแบบสอบถาม LS based MLUX โดยการสังเคราะห์ออกมาเป็นคำถามใหม่ (ต่อ)*

รูปแบบการเรียนรู้	องค์ประกอบ	คำถามจาก Felder-Silverman LS	คำถามที่สังเคราะห์ใหม่จากการหา feature selection
Visual	1	A35, A36, A39 และ A41	14. ฉันสามารถเรียนรู้และเข้าใจบางสิ่งบางอย่างจากการดูรูปภาพได้ง่ายกว่าการอ่านข้อมูล
	2	A37 และ A41	15. ฉันชอบการเรียนรู้ด้วยแผนผังหรือรูปภาพมากกว่าการอธิบายด้วยข้อความ
	3	A38 และ A43	16. ฉันเรียนรู้และจดจำได้ดีจากรูปภาพมากกว่าการอ่านหนังสือ
	4	A42	17. ฉันมักจดจำสิ่งต่าง ๆ ได้จากรูปลักษณ์ภายนอกที่เห็น

ที่ครอบคลุมเนื้อหาเดิม โดยแบบสอบถามได้ผ่านกระบวนการประเมินความสอดคล้องระหว่างข้อคำถามกับจุดประสงค์ของแบบสอบถาม LS-based MLUX พบว่า ข้อคำถามมีค่า IOC 0.50 ขึ้นไป แสดงว่าแบบสอบถามที่วิเคราะห์ได้นั้นมีความเหมาะสมที่จะนำไปหา LS-based MLUX ได้

4.5 ผลการวิเคราะห์ LS-based MLUX ที่ช่วยสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน

เป็นการวิเคราะห์จากการใช้อัลกอริทึมในการหากฎพื้นฐานในการทำนายรูปแบบ LS-based MLUX ของผู้เรียน ซึ่งในขั้นตอนแรกได้เปรียบเทียบหาอัลกอริทึมที่มีความถูกต้องแม่นยำมากที่สุดจาก อัลกอริทึม ที่เหมาะสมกับประเภทของข้อมูล คือ Decision Tree และ Naïve Bayes เพื่อนำมาสร้างตัวแบบพยากรณ์ จากการเปรียบเทียบผลความถูกต้องแม่นยำของอัลกอริทึมแต่ละตัวตามตารางที่ 3

จากตารางที่ 3 จะเห็นว่า อัลกอริทึมที่มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องแม่นยำมากที่สุดคือ อัลกอริทึม Decision Tree ที่มีความถูกต้องแม่นยำที่ 94.45% รองลงมาคือ Naïve Bayes ความถูกต้องแม่นยำที่ 91.28% ตามลำดับ ซึ่งจากผลการเปรียบเทียบนี้จึงเลือกอัลกอริทึม Decision Tree ซึ่งมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องแม่นยำมากที่สุด มาใช้ในการวิเคราะห์หากฎพื้นฐานในการทำนายรูปแบบ LS-based MLUX ของผู้เรียน

ตารางที่ 3 *ตารางเปรียบเทียบผลจากการใช้อัลกอริทึม Decision Tree และ Naïve Bayes หลังจากนำมาสร้างตัวแบบพยากรณ์*

Technic / Learning Style	Decision Tree			Naive Bay es		
	Precision	Recall	F1	Precision	Recall	F1
Active	95.24%	100%	98%	95.31%	88.41%	92%
Visual	98.61%	85.54%	92%	96%	95.24%	96%
Sensing	94.64%	98.15%	96%	89.86%	89.86%	90%
Sequential	88.33%	98.15%	93%	79.37%	87.72%	83%
Accuracy Rate	94.45%			91.28%		

5. สรุป

จากผลการทดสอบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ LS-based MLUX โดยใช้การเปรียบเทียบความถูกต้องแม่นยำของอัลกอริทึม 2 วิธี ประกอบด้วย Decision Tree และ

Naïve Bayes ผลปรากฏว่า ทั้ง 2 วิธีให้ค่าความแม่นยำสูง โดยอัลกอริทึมที่มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องแม่นยำมากที่สุด คือ Decision Tree ที่มีความถูกต้องแม่นยำที่ 94.45% รองลงมาคือ Naïve Bayes ความถูกต้องแม่นยำที่ 91.28% โดยในงานวิจัยของ R. R. Kabra [13] ได้มีการสร้างตัวแบบพยากรณ์เพื่อใช้ทำนายประสิทธิภาพของนักเรียนในปีแรกของปีการสอบวิศวกรรม เพื่อที่จะได้ทราบว่านักศึกษาแต่ละคนมีแนวโน้มในการเรียนอย่างไร เพื่อจะนำไปปรับปรุงด้านการสอนให้เหมาะสมยิ่งขึ้น

จะเห็นได้ว่าตัวแบบพยากรณ์ LS-based MLUX สามารถลดขั้นตอนในการแนะนำ LS-based MLUX ที่เหมาะกับผู้เรียนแต่ละคน ซึ่งจากเดิมมี 3 ขั้นตอน คือ 1) ผู้เรียนทำแบบทดสอบเพื่อหารูปแบบการเรียนรู้ของ Felder-Silverman จำนวน 44 ข้อ 2) นำผลที่ได้จากการทำแบบทดสอบมาวิเคราะห์เพื่อหารูปแบบการเรียนรู้ 3) ผู้เรียนทดลองเรียน LS-based MLUX ตามรูปแบบการเรียนรู้ของตัวเอง 4) วัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน ซึ่งขั้นตอนดังกล่าวใช้เวลานานในการหา LS-based MLUX ที่เหมาะกับผู้เรียน ซึ่งตัวแบบพยากรณ์ที่ผู้วิจัยพัฒนาขึ้นสามารถลดขั้นตอนและช่วยลดระยะเวลาในการหา LS-based MLUX ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ประโยชน์ในเชิงวิชาการคือสามารถนำตัวแบบพยากรณ์ LS-based MLUX ไปประยุกต์ใช้ในการเรียนการสอนและการออกแบบสื่อการสอนในรายวิชาอื่น ๆ นอกจากนี้ยังสามารถนำตัวแบบพยากรณ์ที่ได้ไปประยุกต์ใช้หลายลักษณะของงาน เช่น การอบรมในภาคธุรกิจและอุตสาหกรรม เป็นต้น ซึ่งจะนำไปสู่การพัฒนาต่อยอดงานวิจัยด้านการเรียนรู้ในรูปแบบและเข้ากับบริบทที่เหมาะสม

6. เอกสารอ้างอิง

[1] National Statistical Office, *2561Summary of important results Explore the use of information technology and Communication (2018)*. Available Online at http://stiic.sti.or.th/stat/ind-it/it-t012/

[2] S. Graf, S.R. Viola, Kinshuk, and T. Leo. "Repesentative Characteristic of Feldersilverman Learning Styles: An Empirical Model." the Austrian Federal Ministry for Education, Science, and Culture, and the European Social Fund (ESF) under grant 31.963/46-VII/9/2002., 2002.

[3] Amir Dirin. *From Usability to User Experience in Mobile Learning Applications,* Aalto University publication series. Docterate Dissertation 255/2016, December 2016.

[4] S. Graf, S. Rita Viola, T. Leo, and Kinshuk. "In-Depth Analysis of the Felder- Silverman Learning Style Dimensions." *Journal of Research on Technology in Education,* Vol. 40, No. 1, 79–93, 2007.

[5] M. M. El-Bishouty, A. Aldraiweesh, U. Alturki, R.Tortorella, J. Y.T.-W. Chang, S. Graf, and Kinshuk, "Use of Felder and Silverman learning style model for online course design." *Educational Technology Research and Development*, Vol. 67, pp. 161–177, 2019.

[6] A. Nimkoompai, and W. Paireekreng, "Dynamic UX Based M-learning using User Profile of Learning Style." *Proceedings of the 3rd International Conference on Communication and Information Processing*, Japan, pp. 221–225, November 2017.

[7] K. Vanichbuncha. *Statistical analysis: statistics For administration and research*. 14th edition Bangkok, Department of Statistics, Faculty of Commerce and Accounting, Chulalongkorn University, 2013.

[8] T. Pinyo. *Techniques for interpretation of analysis results Composition for research*. 10th edition, Special issue, July 2018.

[9] C. Kaew Chinporn, *Decision tree classification techniques and grouping*, Bachelor of Science Degree. Bangkok: Institute of Technology King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, 2010.

[10] E. Pacharawongsakda, *Ph.D. Data analysis with basic data mining techniques*. 1st edition, Asia Digital Printing Company Limited, August 2014.

[11] B. Hmedna, A. E. Mezouary, and O. Baz. A predictive model for the identification of learning *styles in*

MOOC environments. Springer Science+Business Media, LLC, part of Springer Nature 2019, September 2019.

[12] P. Phetboonmee, D. Phon Nak, and M. Thianthong, "Modeling prediction based on Copeland's experience using decision tree Classification techniques." *Journal Science and Technology,* 21st, Issue 6 (Issue Special), 2013.

[13] R. R. Kabra, Ahmednagar, and R. S. Bichkar. "Performance Prediction of Engineering Students using Decision Trees." *International Journal of Computer Applications (0975 – 8887)*, Vol. 36, No.11, December 2011.