การประยุกต์ใช้เหมืองกระบวนการเพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมผู้เรียนในหลักสูตรออนไลน์

Applying Process Mining to Analyze the Behavior of Learners in Online Courses

ภูริเดช อาภาสัตย์

Poohridate Arpasat

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปรัชญาดุษฎีบัณฑิต

สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยสยาม

พุทธศักราช 2564

บัณฑิตวิทยาลัย
มหาวิทยาลัยสยาม
ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การประยุกต์ใช้เหมืองกระบวนการเพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมผู้เรียนในหลักสูตรออนไลน์ Applying Process Mining to Analyze the Behavior of Learners in Online Courses
ชื่อนักศึกษา	นายภูริเดช อาภาสัตย์
รหัสประจำตัว	6119100003
ปริญญา	ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ
อาจารย์ที่ปรึกษา	ศาสตราจารย์ ดร.วิเชียร เปรมชัยสวัสดิ์

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์	**ลายมือชื่อ**
รองศาสตราจารย์ ดร.วรพจน์ กรีสุระเดช	.....
รองศาสตราจารย์ ดร. นิพนธ์ เจริญกิจการ	.....
รองศาสตราจารย์ ดร. อาริต ธรรมโน	.....
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ภุชงค์ อุทโยภาศ	.....
ศาสตราจารย์ ดร. วิเชียร เปรมชัยสวัสดิ์	.....

วัน/เดือน/ปี ที่สอบ 4 พฤศจิกายน 2564

บัณฑิตวิทยาลัยรับรองแล้ว

(ศาสตราจารย์ ดร.วิเชียร เปรมชัยสวัสดิ์)
คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
วันที่ 30 เดือน พฤศจิกายน พ.ศ. 2564

บทคัดย่อ

หัวข้อวิทยานิพนธ์ : การประยุกต์ใช้เหมืองกระบวนการเพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมผู้เรียนในหลักสูตรออนไลน์

ชื่อนักศึกษา : นายภูริเดช อาภาสัตย์

ชื่อปริญญา : ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต

สาขาวิชา : เทคโนโลยีสารสนเทศ

อาจารย์ที่ปรึกษา : ศาสตราจารย์ ดร.วิเชียร เปรมชัยสวัสดิ์

วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอการประยุกต์ใช้เหมืองกระบวนการเพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมของผู้เรียนในหลักสูตรออนไลน์ โดยมีวัตถุประสงค์ในการค้นหาคุณค่าของข้อมูลพฤติกรรมจริงที่ผู้เรียนกระทำบนระบบซึ่งถูกจัดเก็บในรูปแบบของบันทึกเหตุการณ์ โดยศึกษาถึงการจัดเตรียมข้อมูล เทคนิคการค้นพบกระบวนการเรียนรู้ด้วยอัลกอริทึมที่หลากหลายเช่น Dotted Chart Analysis, Fuzzy Miner, Social Network Miner รวมถึงการเปรียบเทียบพฤติกรรมที่แตกต่างกันของผู้เรียนผลการเรียนสูงและผลการเรียนต่ำและนำเสนอข้อมูลในรูปแบบจำลองดังนี้ 1. แบบจำลองสถิติพฤติกรรมโดยรวม 2. แบบจำลองการระบุปัญหาคอขวดและพฤติกรรมการเรียนย้อนกลับ ในมุมมองของความถี่และเวลา 3. แบบจำลองการวิเคราะห์อารมณ์ของผู้เรียนในชั้นเรียน 4. แบบจำลองความสัมพันธ์ของการทำงานร่วมกันแต่ละกลุ่มของผู้เรียน ผลวิจัยชี้ให้เห็นว่าทั้งสองกลุ่มมีความแตกต่างในทางพฤติกรรมกันอย่างชัดเจน ผลการศึกษานี้จะช่วยให้ผู้บริหารการศึกษาเข้าใจรูปแบบพฤติกรรมการเรียนรู้ของผู้เรียนและจัดระเบียบเนื้อหาหลักสูตรออนไลน์ได้ดีขึ้น

คำสำคัญ เหมืองกระบวนการ, การวิเคราะห์พฤติกรรม, หลักสูตรออนไลน์

ABSTRACT

Title : Applying Process Mining to Analyze the Behavior of Learners in Online Courses
By : Mr. Poohridate Arpasat
Degree : Doctor of Philosophy Program in Information Technology
Advisor : Prof. Dr. Wichian Premchaiswadi

The purpose of this thesis was to discover the value of actual behavior data recorded in event log formats. First, an innovative approach for the extraction of data was described, followed by, several process-discovery techniques, i.e., Dotted Chart Analysis, Fuzzy Miner, and Social Network Miner, were applied to the extracted data. In addition, behavioral studies of high-performance and low-performance students taking online courses were conducted. These studies considered: (i) Overall behavioral statistics model; (ii) Identification of bottlenecks and loopback behavior through frequency- and time-performance-based approaches model; (iii) emotion analysis of students in classroom model; and (iv) working together relationships model. The results indicated that there were behavioral differences between the two groups. This study will help educators understand students' behavioral patterns and better organize online course content.

Keywords: Process mining, Behavior analysis, Online courses

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี โดยได้รับความช่วยเหลือจากบุคคลสำคัญหลายๆ ท่าน ผู้วิจัยขอกราบขอขอบพระคุณ ศาสตราจารย์ ดร.วิเชียร เปรมชัยสวัสดิ์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่กรุณาให้คำปรึกษา แนะนำ เพื่อให้แก้ไขข้อผิดพลาดต่าง ๆ ที่เป็นประโยชน์ต่อการทำวิทยานิพนธ์นี้ จึงขอกราบขอบพระคุณไว้ ณ ที่นี้

และรวมถึงผู้ที่ให้ความช่วยเหลืออย่างเต็มที่ตลอดมา ขอขอบคุณบุคลากรทุกท่านในคณะบัณฑิตวิทยาลัย เทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยสยามที่ได้ให้คำปรึกษา แนะนำให้ผู้วิจัยได้เข้าใจเนื้อหาวิทยานิพนธ์ครั้งนี้ ทำให้สำเร็จลุล่วงได้ในที่สุด

คุณงามความดีและประโยชน์อันพึงจะเกิดขึ้นจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบให้แด่บิดา มารดา ญาติพี่น้องในครอบครัว มิตรสหาย และคณาจารย์ ตลอดจนผู้เกี่ยวข้องทุกท่านที่สนับสนุนช่วยเหลือจนประสบความสำเร็จ ขอกราบขอบพระคุณมา ณ โอกาสนี้

ภูริเดช อาภาสัตย์

ตุลาคม 2564

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... (ก)

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... (ข)

กิตติกรรมประกาศ ..... (ค)

บทที่

1. บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1

1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการวิจัย 2

1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย 3

1.4 นิยามศัพท์เฉพาะ 3

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 4

1.6 การวางแผนโครงการ 5

2. ทฤษฎีแนวคิดและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 Process Mining 6

2.2 Event logs 10

2.3 PAM: A Photographic Affect Meter 15

2.4 Fuzzy miner 16

2.5 Social Network miner 20

2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 21

3. วิธีการดำเนินการวิจัย

3.1 สมมติฐานการวิจัย 24

3.2 จัดการรูปแบบบันทึกเหตุการณ์พฤติกรรมผู้เรียน และนำเข้าข้อมูล 24

3.3 การวิเคราะห์พฤติกรรมในการอ่านเนื้อหาการเรียนด้วย อัลกอริทึม Dotted Chart . 28

3.4 การวิเคราะห์พฤติกรรมการอ่านเนื้อหาของผู้เรียนด้วย อัลกอริทึม Fuzzy miner 30

3.5 การวิเคราะห์อารมณ์ของผู้เรียนด้วย PAM ด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner 32

3.6 การวิเคราะห์การทำงานร่วมกันด้วย อัลกอริทึม Social network miner 34

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4. ผลการวิจัย

4.1 ผลการวิเคราะห์สถิติพฤติกรรมโดยรวม ด้วยอัลกอริทึม Dotted Chart..... 36

4.2 ผลการวิเคราะห์ปัญหาคอขวดและพฤติกรรมการศึกษาซ้ำและย้อนกลับ โดยแสดงในมุมมองของความถี่และเวลา ด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner 38

4.3 ผลการวิเคราะห์อารมณ์ของผู้เรียนในชั้นเรียน ด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner..... 43

4.4 ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของการทำงานร่วมกันแต่ละกลุ่มของผู้เรียน ด้วยอัลกอริทึม Social network miner..... 46

4.5 ผลการวิเคราะห์การอ่านเนื้อหาด้วยข้อมูลสถิติการกระจายของข้อมูลและค่าเฉลี่ย ... 49

5. สรุปอภิปรายผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ..... 52

บรรณานุกรม 54

ประวัติผู้วิจัย 60

สารบัญตาราง

ตารางที่ **หน้า**

ตารางที่ 2.1 ตัวอย่างข้อมูลร่องรอยเหตุการณ์ดิบด้วย α-algorithm 13
ตารางที่ 2.2 ตัวอย่างข้อมูลร่องรอยเหตุการณ์หลังการวิเคราะห์ด้วย α-algorithm..... 13
ตารางที่ 2.3 การสร้างสมการเพื่อวิเคราะห์การไหลของกระบวนการ 13
ตารางที่ 3.1 เขตข้อมูลเพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมการอ่านเนื้อหาของผู้เรียน 25
ตารางที่ 3.2 ตัวอย่างข้อมูลเพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมการอ่านเนื้อหาของผู้เรียน 25
ตารางที่ 3.3 เขตข้อมูลเพื่อวิเคราะห์อารมณ์ของผู้เรียน..... 26
ตารางที่ 3.4 ตัวอย่างข้อมูลเพื่อวิเคราะห์อารมณ์ของผู้เรียน..... 26
ตารางที่ 3.5 เขตข้อมูลเพื่อวิเคราะห์การทำงานร่วมกันของผู้เรียน..... 27
ตารางที่ 3.6 ตัวอย่างข้อมูลเพื่อวิเคราะห์การทำงานร่วมกันของผู้เรียน..... 27
ตารางที่ 4.1 ภาพรวมของการทำงานร่วมกันในชั้นเรียนที่มีการเปลี่ยนแปลงระหว่างบทเรียน..... 47
ตารางที่ 4.2 ตารางสถิติพฤติกรรมการอ่านของผู้เรียน..... 49
ตารางที่ 4.3 ผลการทดสอบ T-Testing..... 50

สารบัญรูป

รูปที่ **หน้า**

รูปที่ 2.1 ภาพรวมของการทำเหมืองกระบวนการ 6
รูปที่ 2.2 ภาพรวมแบบจำลองของการประมวลผลแหล่งข้อมูลเพื่อทำเหมืองกระบวนการ 9
รูปที่ 2.3 แบบจำลองวิธีการเก็บข้อมูลบันทึกเหตุการณ์ 10
รูปที่ 2.4 ตัวอย่างบันทึกเหตุการณ์ 11
รูปที่ 2.5 แบบจำลองกระบวนการกับบันทึกเหตุการณ์ 12
รูปที่ 2.6 แบบจำลองของกิจกรรมจาก α-algorithm 14
รูปที่ 2.7 PAM: A Photographic Affect Meter 15
รูปที่ 2.8 Spaghetti model 16
รูปที่ 2.9 การจัดการความสัมพันธ์ของกระบวนการ 16
รูปที่ 2.10 Fuzzy miner มุมมอง Frequency 17
รูปที่ 2.11 Fuzzy miner มุมมอง Time Performance 18
รูปที่ 2.12 Social network miner 20
รูปที่ 3.1 การนำเข้าบันทึกเหตุการณ์และแสดงผล (Dotted Chart) 28
รูปที่ 3.2 ภาพรวมของข้อมูล (Dotted Chart) 28
รูปที่ 3.3 ผลลัพธ์ของแผนภูมิแบบจุดของพฤติกรรมการเรียน (Dotted Chart) 29
รูปที่ 3.4 การนำเข้าบันทึกเหตุการณ์การอ่านเนื้อหาของผู้เรียนด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner 30
รูปที่ 3.5 แบบจำลองการอ่านเนื้อหาของผู้เรียนด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner (ความถี่) 31
รูปที่ 3.6 แบบจำลองการอ่านเนื้อหาของผู้เรียนด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner (เวลาเฉลี่ย) 31
รูปที่ 3.7 การนำเข้าบันทึกเหตุการณ์อารมณ์ของผู้เรียนด้วย PAM ด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner 32
รูปที่ 3.8 แบบจำลองการไหลของอารมณ์ผู้เรียนด้วย PAM ด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner 33
รูปที่ 3.9 บันทึกเหตุการณ์ การทำงานร่วมกันด้วยอัลกอริทึม Social network miner 34
รูปที่ 3.10 นำเข้าบันทึกเหตุการณ์การทำงานร่วมกันด้วยอัลกอริทึม Social network miner 35
รูปที่ 3.11 แบบจำลอง การทำงานร่วมกันด้วยอัลกอริทึม Social network miner 35
รูปที่ 4.1 พฤติกรรมของผู้เรียนในส่วนการทบทวนบทเรียนด้วย Dotted Chart 37
รูปที่ 4.2 แบบจำลอง Fuzzy Miner ในมุมของความถี่ของผู้เรียนผลการเรียนสูง (A) ความถี่ของทำกระบวนการอ่านย้อนกลับ (B) ความถี่ของกระบวนการอ่านคอขวด (C) 38
รูปที่ 4.3 แบบจำลอง Fuzzy Miner ในมุมของเวลาของผู้เรียนผลการเรียนสูง (A) เวลาของทำกระบวนการอ่านย้อนกลับ (B) เวลาของกระบวนการอ่านคอขวด (C) 39

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

รูปที่ 4.4 แบบจำลอง Fuzzy Miner (ความถี่) การไหลของการอ่านเนื้อหาแต่ละหน้าของ ผู้เรียนผลการเรียนต่ำ 40
รูปที่ 4.5 แบบจำลอง Fuzzy Miner (เวลา) การไหลของการอ่านเนื้อหาแต่ละหน้า ของผู้เรียนผลการเรียนต่ำ..... 41
รูปที่ 4.6 การเปรียบเทียบพฤติกรรมการอ่านเนื้อหา 4 กลุ่มด้วยเงื่อนไขเวลา 42
รูปที่ 4.7 แบบจำลองเส้นทางการเปลี่ยนแปลงของอารมณ์จากอัลกอริทึม Fuzzy miner..... 44
รูปที่ 4.8 ความถี่ / เส้นทางการเปลี่ยนแปลงของอารมณ์จากอัลกอริทึม Fuzzy miner 45
รูปที่ 4.9 เวลาเฉลี่ย / เส้นทางการเปลี่ยนแปลงของอารมณ์ จากอัลกอริทึม Fuzzy miner 45
รูปที่ 4.10 แบบจำลองแสดงการจับกลุ่มสังคมทำงานร่วมกันโดยจัดกลุ่มผู้เรียนตามผลการเรียน.. 48

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันนานาประเทศได้ตระหนักถึงความสำคัญของการใช้เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสารผสมผสานกับระบบการศึกษารูปแบบหลักสูตรออนไลน์มากขึ้น เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสารได้ถูกนำมาใช้เพื่อช่วยในการเรียนการสอน และมีส่วนในการขยายแนวทางการศึกษาให้กว้างขึ้น จนเทคโนโลยีเป็นสิ่งหลักที่มาสนับสนุนการเรียนการสอน (Černý, Michal, 2019) การพัฒนาเทคโนโลยีทำให้ผู้สอนและผู้เรียนสามารถเข้าถึงเนื้อหาในรูปแบบต่าง ๆ โดยไม่มีข้อจำกัด เช่น สถานที่ เวลา และอุปกรณ์ (Batdi V., Aslan A., & Zhu C., 2018)

แต่ในมุมมองของผู้สอนในปัจจุบัน ผู้สอนไม่อาจทราบถึงพฤติกรรมที่แท้จริงของผู้เรียนที่ได้กระทำบนระบบหลักสูตรออนไลน์ หรือทราบเพียงแค่จำนวนครั้งที่ผู้เรียนได้เปิดเข้าอ่านบทเรียนเท่านั้น อีกทั้งยังไม่สามารถติดตามผู้เรียนได้ว่ามีการอ่านเนื้อหาบทเรียนอย่างที่ผู้สอนได้คาดหวัง ไม่สามารถทราบถึงอารมณ์ของผู้เรียนในขณะเรียน และไม่สามารถทราบถึงการทำงานร่วมกันของผู้เรียน ทำให้ไม่สามารถวางแผนในการพัฒนาเนื้อหาในบทเรียนของตนเองจากข้อมูลพฤติกรรมของผู้เรียนในชั้นเรียนตนเองได้อย่างเต็มประสิทธิภาพ ทั้งนี้หากทราบรูปแบบของผู้สอนและผู้เรียนได้จะมีส่วนช่วยทั้งกระบวนการเรียนการสอนได้เป็นอย่างมาก (Batdi V., Aslan A., & Zhu C., 2018) โดยผู้วิจัยค้นพบว่า พฤติกรรมของผู้เรียนขณะเรียนหลักสูตรออนไลน์ที่ถูกสร้างและบันทึกไว้บนฐานข้อมูลในรูปแบบของบันทึกเหตุการณ์นั้น สามารถนำมาประยุกต์ใช้กับการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคเหมืองกระบวนการเพื่อหาคุณค่าของข้อมูลที่มากขึ้นได้

เทคนิคเหมืองกระบวนการใช้ในการจัดการข้อมูลบันทึกเหตุการณ์ซึ่งมีอยู่ทั่วไปทุกหนทุกแห่ง ทำให้สามารถค้นพบกระบวนการตั้งแต่ต้นจนจบได้ (Van Der Aalst, 2011) เดิมทีเหมืองกระบวนการนั้นถูกประยุกต์ใช้กับการตรวจสอบกระบวนการทำงานในเชิงธุรกิจ แต่ในงานวิจัยของ Mukala, P., Buijs, J. C. A. M., & Van Der Aalst, W. M. P., 2015 ได้นำเสนอแนวคิดใหม่ในการประยุกต์ใช้กับข้อมูลเชิงการเรียนรู้ โดยสามารถค้นพบพฤติกรรมการเรียนรู้ของผู้เรียนโดยอาศัยเทคนิค Dotted Chart ในการหาความสอดคล้อง แบบจำลองและวิเคราะห์ส่วนการศึกษาต่าง ๆ ที่ได้จากข้อมูลการเรียนการสอนรูปแบบ Massive Open Online Courses (MOOC) โดยใช้กรณีศึกษาจาก

Eindhoven University of Technology และสามารถค้นหาและจัดหมวดหมู่ความแตกต่างทางพฤติกรรมในกลุ่มผู้เรียนได้สำเร็จ อีกทั้ง Van den Beemt, 2018 สามารถวิเคราะห์พฤติกรรมการเรียนรู้ที่มีโครงสร้างในการเรียนการสอนรูปแบบ MOOC ออกมาในแบบจำลองได้ และให้ข้อมูลเชิงลึกที่สำคัญเกี่ยวกับพฤติกรรมการเรียนรู้โดยรวมของผู้เรียนและผลกระทบต่อประสิทธิภาพการทำงานได้

วิทยานิพนธ์นี้จึงได้นำเสนอถึงการประยุกต์ใช้เหมืองกระบวนการเพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมผู้เรียนในหลักสูตรออนไลน์ด้วยอัลกอริทึม Dotted Chart, Fuzzy miner และ Social network miner จากข้อมูลจริงที่เกิดขึ้นบนระบบที่ถูกบันทึกไว้ในรูปแบบของบันทึกเหตุการณ์ โดยสามารถแสดงให้เห็นถึงกระบวนการอ่านเนื้อหาในการเรียน อารมณ์ผู้เรียนในชั้นเรียน และการทำงานร่วมกันของผู้เรียน เพื่อทราบถึงพฤติกรรมของผู้เรียนเป็นรายบุคคลจากข้อมูลจริงที่ได้บันทึกบนการเรียนการสอนหลักสูตรออนไลน์ และสามารถวางแผนในการพัฒนาศักยภาพบทเรียนของตนเองได้อย่างมีประสิทธิภาพ รวมถึงนำเสนอผู้บริหารการศึกษาเพื่อสร้างความเข้าใจรูปแบบของผู้เรียนและจัดระเบียบเนื้อหาหลักสูตรออนไลน์ได้ดียิ่งขึ้น

1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการวิจัย

1.2.1 เพื่อศึกษาแนวคิดและขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลพฤติกรรมผู้เรียนและนำเสนอด้วยเทคนิคเหมืองกระบวนการ

1.2.2 เพื่อศึกษาและนำเสนอรูปแบบบันทึกเหตุการณ์จริงที่สามารถนำมาใช้ในการวิเคราะห์พฤติกรรมผู้เรียนด้วยเทคนิคเหมืองกระบวนการ

1.2.3 เพื่อศึกษาแผนภูมิจุดและประยุกต์ใช้ในการแสดงความถี่ของพฤติกรรมการอ่านเนื้อหาการเรียนและนำเสนอออกมาในรูปแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Dotted Chart

1.2.4 เพื่อศึกษาพฤติกรรมผู้เรียนจากการอ่านเนื้อหาและนำเสนอออกมาในรูปแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner ในรูปแบบความถี่และเวลา

1.2.5 เพื่อศึกษาอารมณ์ของผู้เรียนในชั้นเรียนและนำเสนอออกมาในรูปแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner ในรูปแบบความถี่และเวลา

1.2.6 เพื่อศึกษาการทำงานร่วมกันของผู้เรียนและนำเสนอออกมาในรูปแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม Social network miner (Working together)

1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย

1.3.1 งานวิจัยนี้ใช้เทคนิคเหมืองกระบวนการ อัลกอริทึม Dotted Chart เพื่อศึกษาความถี่ของพฤติกรรมในการอ่านเนื้อหาการเรียน ใช้อัลกอริทึม Fuzzy miner ในมุมมองของความถี่และเวลา เพื่อศึกษาพฤติกรรมการอ่านเนื้อหาและอารมณ์ และใช้อัลกอริทึม Social network miner ในมุมมองของ Working together เพื่อศึกษาการทำงานร่วมกันของผู้เรียนในชั้นเรียน

1.3.2 งานวิจัยนี้ใช้บันทึกเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นจริงบนระบบหลักสูตรออนไลน์ โดยเก็บข้อมูลระยะเวลา 1 ภาคการศึกษา

1.3.3 งานวิจัยนี้ใช้ซอฟต์แวร์ในการวิเคราะห์ 2 ซอฟต์แวร์ คือ Disco และ Rapid miner (Rapid Prom)

1.3.4 งานวิจัยนี้เก็บข้อมูลโดยให้ความสำคัญถึงความเป็นส่วนตัวของผู้เรียน ไม่มีการเปิดเผยข้อมูลส่วนตัวของผู้เรียนภายในงานวิจัย และปฏิบัติตามแนวทางของพระราชบัญญัติคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล พ.ศ. 2562

1.4 นิยามศัพท์เฉพาะ

1.4.1 Process Mining

เหมืองกระบวนการเป็นเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลจากบันทึกเหตุการณ์บนระบบฐานข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงบนระบบสารสนเทศ (Van Der Aalst, 2011) โดยแบ่งออกเป็น 3 ส่วนคือ การค้นพบกระบวนการ การตรวจสอบความสอดคล้อง และการปรับปรุงให้ดีขึ้น

1.4.2 Event logs

บันทึกเหตุการณ์คือชุดข้อมูลที่เกิดขึ้นจริง ถูกบันทึกบนระบบฐานข้อมูลบนระบบสารสนเทศ สามารถนำไปวิเคราะห์ด้วยร่องรอยพฤติกรรมในการใช้ระบบของผู้ใช้ โดยส่วนหลักประกอบที่จำเป็นต่อการวิเคราะห์ด้วยเหมืองกระบวนการประกอบด้วย กรณี (Case) กิจกรรม (Activity) ทรัพยากร (Resource) และประทับเวลา (Timestamp)

1.4.3 Dotted Chart

อัลกอริทึมที่มีคุณสมบัติในการแสดงแผนภูมิจุด มีประโยชน์สำหรับการแสดงข้อมูลเชิงจำนวนในรูปแบบที่ไม่ซับซ้อน ใช้จุดจำนวนมากเพื่อพล็อตข้อมูลตลอดทั้งแกนเลขหรือลำดับ

1.4.4 Fuzzy miner

อัลกอริทึมในการค้นพบรูปแบบของกระบวนการ และสามารถแสดงแบบจำลองการไหลของข้อมูลจากบันทึกเหตุการณ์ โดยลดกิจกรรมหรือเส้นทางที่มีความสำคัญน้อยกว่าออกไป ซึ่งมีรูปแบบหลัก 2 รูปแบบคือ Time Performance และ Frequency เป็นเครื่องมือในการประกอบการตัดสินใจในการวางแผนเพื่อปรับปรุงกระบวนการให้ดีขึ้นจากร่องรอยบนระบบฐานข้อมูล

1.4.5 Social network miner

อัลกอริทึมในการค้นพบกระบวนการการทำงานร่วมกัน ทำหน้าที่ในการวิเคราะห์ข้อมูลของกระบวนการที่มีผู้ร่วมกระทำกิจกรรมเดียวกันและแสดงออกมาเป็นแบบจำลองที่เข้าใจง่าย

1.4.6 PAM (Photographic Affect Meter)

PAM เป็นเครื่องมือในการวัดอารมณ์มนุษย์ในช่วงเวลาที่ได้ทำแบบประเมิน โดยจะส่งภาพไปที่โทรศัพท์เคลื่อนที่ ซึ่งภาพที่จะส่งไปนั้นจะสื่อถึงอารมณ์ที่แตกต่างกันโดยจะแบ่งระดับอารมณ์ออกเป็น 4 ส่วนคือ 1. High Arousal Positive 2. High Arousal Negative 3. Low Arousal Positive 4. Low Arousal Negative

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.5.1 สามารถทราบรูปแบบของบันทึกเหตุการณ์จริงเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคเหมืองกระบวนการ

1.5.2 สามารถทราบขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลรูปแบบการอ่านเนื้อหาการเรียน และแสดงผลในรูปแบบจำลอง

1.5.3 สามารถทราบขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลการทำงานร่วมกันของผู้เรียน และแสดงผลในรูปแบบจำลอง

1.5.4 สามารถทราบขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลพฤติกรรมของผู้เรียนเป็นรายบุคคล/แบ่งกลุ่มตามเงื่อนไข

1.5.5 สามารถทราบขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลอารมณ์ที่เปลี่ยนแปลงในระหว่างเรียนของผู้เรียนและแสดงผลในรูปแบบจำลอง

1.5.6 ค้นพบพฤติกรรมที่แตกต่างกันของผู้เรียนผลการเรียนสูงและผู้เรียนผลการเรียนต่ำจากข้อมูลจริงในระบบ

1.5.7 ค้นพบปัจจัยที่ส่งผลต่ออารมณ์ที่เปลี่ยนแปลงแต่ละช่วงเวลาของผู้เรียน

1.5.8 ค้นพบปัจจัยที่ส่งผลต่อพฤติกรรมของผู้เรียนจะจับกลุ่มกันทำงานในชั้นเรียน

1.5.9 สามารถทราบรูปแบบของผู้สอนและผู้เรียนเพื่อพัฒนาการเรียนการสอนทั้งระบบได้อย่างมีประสิทธิภาพ

1.6 การวางแผนโครงการ

ขั้นตอนการดำเนินงานวิทยานิพนธ์ เรื่อง การประยุกต์ใช้เหมืองกระบวนการเพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมผู้เรียนในหลักสูตรออนไลน์ มี 5 ขั้นตอนดังต่อไปนี้

1.6.1 ศึกษาและรวบรวมข้อมูล

1.6.2 จัดเตรียมบันทึกเหตุการณ์

1.6.3 วิเคราะห์ข้อมูลบนซอฟต์แวร์

1.6.4 วิเคราะห์และศึกษาผลลัพธ์

1.6.5 จัดทำเล่มวิทยานิพนธ์ฉบับสมบูรณ์

บทที่ 2
ทฤษฎีแนวคิดและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

วิทยานิพนธ์เรื่อง การประยุกต์ใช้เหมืองกระบวนการเพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมผู้เรียนในหลักสูตรออนไลน์ ผู้วิจัยได้ศึกษาเอกสารและวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องดังนี้

2.1 เหมืองกระบวนการ

2.2 บันทึกเหตุการณ์

2.3 เครื่องมือวัดอารมณ์จากภาพถ่าย

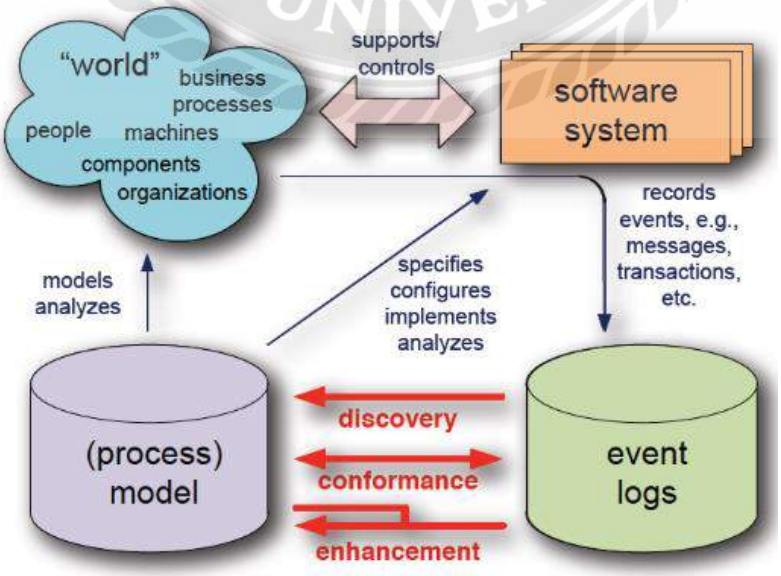
2.4 ฟัซซี่ ไมเนอร์

2.5 โซเชียลเน็ตเวิร์ก

2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 เหมืองกระบวนการ

เหมืองกระบวนการเป็นเทคนิคที่ใช้ในการค้นหาคุณค่า (Value) จากข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงในบันทึกเหตุการณ์ (Van Der Aalst, 2011) โดยมีวัตถุประสงค์หลัก 3 ประการคือ คือ การค้นพบกระบวนการ (Process discovery) การตรวจสอบความสอดคล้อง (Conformance checking) และการปรับปรุงกระบวนการให้ดีขึ้น (Enhancement) ดังรูปที่ 2.1 โดยประเภทของ เหมืองกระบวนการแบ่งออกเป็น 3 ประเภทของการทำงานดังนี้



รูปที่ 2.1 ภาพรวมของการทำเหมืองกระบวนการ (Van Der Aalst, 2011)

2.1.1 การค้นพบกระบวนการ (Process Discovery)

การค้นพบกระบวนการจะเป็นเทคนิคในการนำบันทึกเหตุการณ์มาสร้างแบบจำลองของกระบวนการการทำงานได้ การค้นพบกระบวนการช่วยในการตรวจสอบปัญหาคอขวดหรือข้อผิดพลาดที่มีอยู่ในระบบ จึงเป็นที่นิยมของหลายองค์กรในการจัดทำเป็นลำดับแรกเมื่อต้องการวิเคราะห์เหตุการณ์ที่เกิดขึ้น และเป็นเทคนิคพื้นฐานของเหมืองกระบวนการ เพียงแค่ใช้บันทึกเหตุการณ์ในการทำงานจริง (Mukala, P., Buijs, J. C. A. M., & Van Der Aalst, W. M. P., 2015) โดยพื้นฐานเริ่มจาก α-algorithm และนำไปประยุกต์ใช้กับอัลกอริทึมต่าง ๆ มากมาย

2.1.2 การตรวจสอบความสอดคล้อง (Conformance Checking)

การตรวจสอบความสอดคล้องคือการจำลองสถานการณ์เพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างพฤติกรรมของแบบจำลองจากบันทึกข้อมูลจริงกับบันทึกเหตุการณ์พฤติกรรมที่สังเกตได้ การตรวจสอบความสอดคล้องมีความเกี่ยวข้องกับการจัดตำแหน่งและการตรวจสอบทางธุรกิจ ตัวอย่างเช่นการบันทึกเหตุการณ์ของธุรกิจจากขั้นตอนแรกของกระบวนจนถึงขั้นตอนสุดท้ายของกระบวนการหลายๆ เหตุการณ์มาตรวจสอบ เพื่อหาการเบี่ยงเบนที่ไม่พึงประสงค์ซึ่งมีข้อบ่งชี้ว่ามีพฤติกรรมในการทุจริตหรือไม่มีประสิทธิภาพ นอกจากนี้ยังใช้เทคนิคการตรวจสอบความสอดคล้องในการวัดประสิทธิภาพของอัลกอริทึม เพื่อการค้นหากระบวนการและซ่อมแซมแบบจำลองที่ไม่สอดคล้องกันกับความเป็นจริง

2.1.3 การปรับปรุงกระบวนการให้ดีขึ้น (Enhancement)

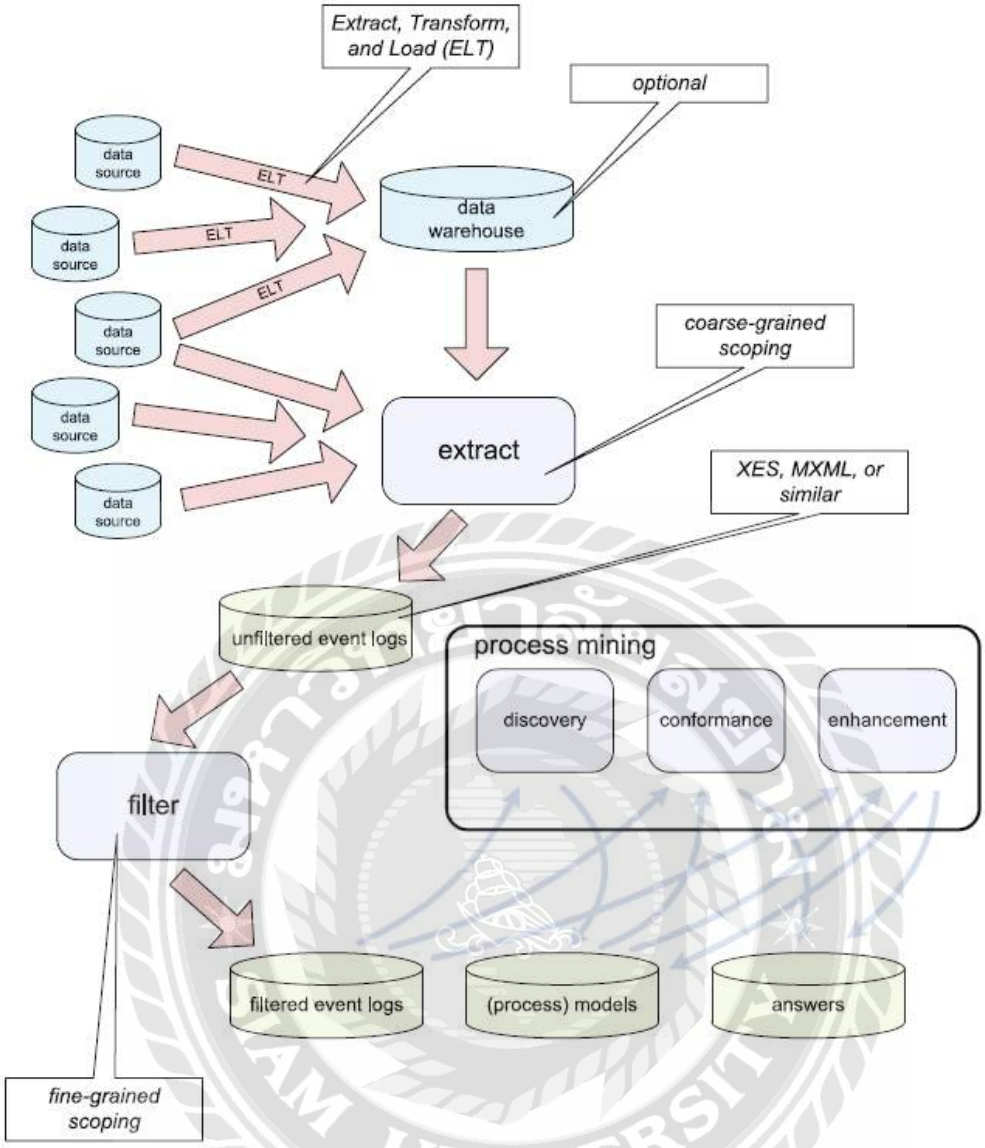
การปรับปรุงหรือขยายแบบจำลองกระบวนการที่มีอยู่ด้วยการใช้บันทึกเหตุการณ์ของกระบวนการจริงขององค์กรเพิ่มประสิทธิภาพ หรือปรับปรุงกระบวนการที่ผิดพลาดหรือล่าช้าหลังจากการตรวจสอบความสอดคล้อยโดยอยู่บนหลักข้อมูลจริงที่ได้เก็บมาบนระบบฐานข้อมูล เพื่อสะท้อนความเป็นจริงให้ชัดเจน

ดังนั้นจุดประสงค์หลักของการทำเหมืองกระบวนการ คือการศึกษาถึงสิ่งที่เกิดขึ้นจริงในอดีตเพื่อวิเคราะห์สาเหตุที่เกิดขึ้นและแนวโน้มความเป็นไปได้ในอนาคต จากนั้นจึงนำไปประกอบการตัดสินใจในการวิเคราะห์ถึงวิธีการทำให้กระบวนการไม่คลาดเคลื่อน ลดความผิดพลาดที่เกิดขึ้น และออกแบบเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพต่อไป

ความท้าทายของการทำเหมืองกระบวนการ คือการค้นพบข้อมูลจากบันทึกเหตุการณ์จริงบนฐานข้อมูลในรูปแบบจำลองที่สามารถนำมาใช้ในการปรับระบบใหม่ และเพื่อสนับสนุนการดำเนินการของกระบวนการทางธุรกิจหรือใช้เป็นเครื่องมือในการตรวจสอบ การวิเคราะห์ เพื่อหา

ข้อเสนอแนะในการปรับปรุงกระบวนการทางธุรกิจ (Van der Aalst, W. M., Van Dongen, B. F., Herbst, J., Maruster, L., Schimm, G., & Weijters, A. J., 2003)

จากรูปที่ 2.1 โครงสร้างการจัดเตรียมข้อมูลสำหรับการจัดทำเหมืองกระบวนการ ประกอบด้วยข้อมูลที่เป็นบันทึกในระบบสารสนเทศที่มีการใช้งานในชีวิตประวันของการทำธุรกิจ รวมถึงกระบวนการการดำเนินของธุรกิจ เครื่องมือที่ใช้งาน โครงสร้างองค์กร ซอฟต์แวร์ที่ใช้งานในองค์กรธุรกิจ รูปแบบข้อมูล หรือระบบจัดการฐานข้อมูลที่ใช้งาน ซึ่งข้อมูลทั้งหมดนี้เป็นแหล่งเริ่มต้นของข้อมูลเพื่อจัดทำเหมืองกระบวนการในกระบวนการจัดเตรียม เริ่มต้นด้วยการค้นพบ การตรวจสอบความสอดคล้องของข้อมูล และการเพิ่มประสิทธิภาพให้ดีขึ้น จึงมีขั้นตอนของการระบุเงื่อนไข (Specifies) หรือวัตถุประสงค์กำหนดค่าเงื่อนไขการวิเคราะห์ (Configures) ปรับเปลี่ยนหรือแปลงข้อมูลให้สามารถนำไปวิเคราะห์ผล (Implements) และทำการวิเคราะห์ (Analyzes) ซึ่งข้อมูลที่ได้แตกต่างจากการจัดทำเหมืองข้อมูล ซึ่งเป็นข้อมูลเชิงสรุปที่สามารถนำมาช่วยในการตัดสินใจ หรือตอบคำถามในเชิงธุรกิจให้กับผู้บริหารได้ แต่การทำเหมืองกระบวนการไม่ได้เป็นส่วนหนึ่งของเหมืองข้อมูล การทำเหมืองกระบวนการนั้นแตกต่างที่สามารถมองเห็นในส่วนของการเชื่อมโยงที่ขาดหายไป ระหว่างเหมืองข้อมูลและรูปแบบดั้งเดิมที่ขับเคลื่อนด้วย BPM ข้อมูลส่วนมากของเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลนั้นไม่ใช่การเป็นศูนย์กลางทั้งหมด แบบจำลองกระบวนการที่แสดงนั้นอาจเกิดขึ้นพร้อมกัน ซึ่งไม่สามารถหาที่เปรียบเทียบกันได้ ในด้านโครงสร้างข้อมูลการทำเหมืองข้อมูล เช่น ต้นไม้ตัดสินใจ และกฎระเบียบที่เกี่ยวข้อง ดังนั้นความสมบูรณ์แบบชนิดใหม่ของแนวทางและขั้นตอนที่มีความจำเป็น

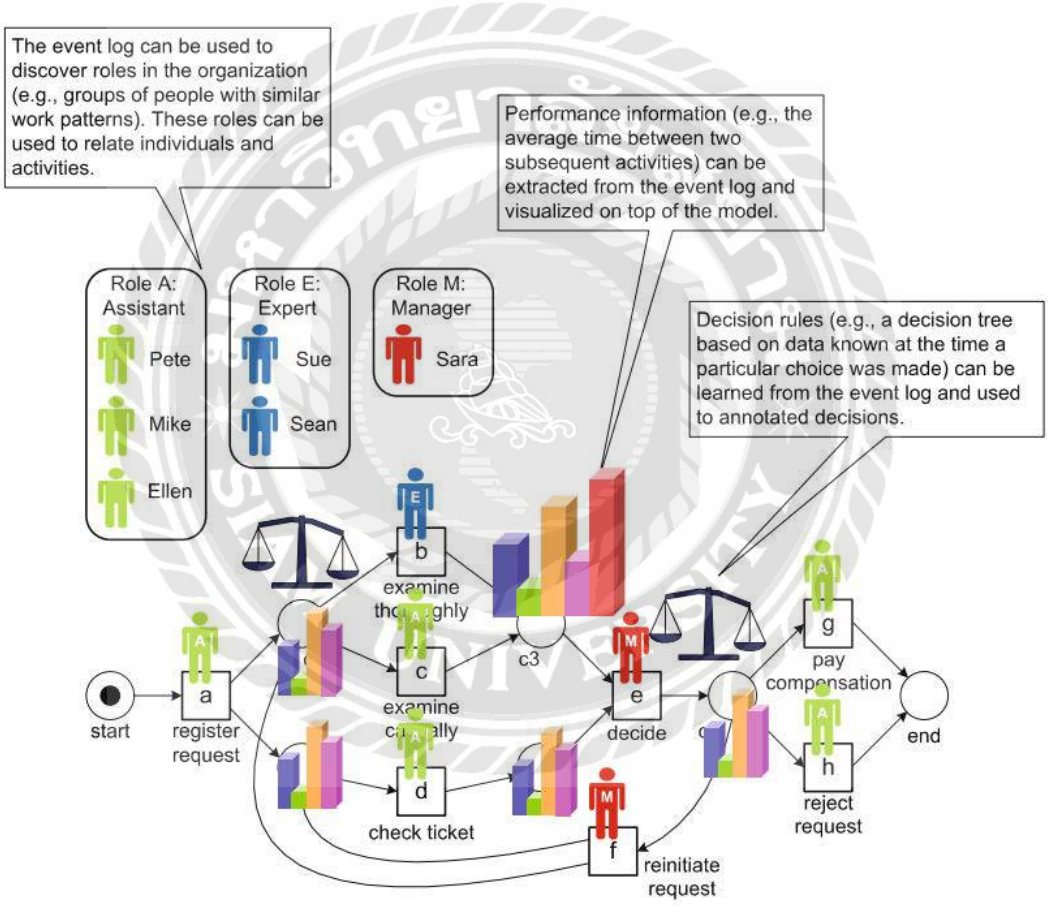


รูปที่ 2.2 ภาพรวมแบบจำลองของการประมวลผลแหล่งข้อมูลเพื่อทำเหมืองกระบวนการ (Van Der Aalst, 2011)

กระบวนการในการทำเหมือนกระบวนการนั้น คือการนำข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงบนระบบ รวมไว้ที่คลังข้อมูล (Data warehouse) หรือการนำข้อมูลนั้นออกมาแยกต่างหาก จากนั้นจึงทำการแปลงข้อมูลให้เป็นในรูปแบบ XES, MXML หรือ CSV เมื่อทำการทำความสะอาดข้อมูลเรียบร้อยแล้วจึงนำมาคัดกรองในส่วนที่ผู้วิจัยให้ความสำคัญจากนั้นนำไปการค้นพบกระบวนการ (Process discovery) การตรวจสอบความสอดคล้อง (Conformance checking) และการปรับปรุงกระบวนการให้ดีขึ้น (Enhancement) ตามลำดับและนำข้อมูลดังกล่าวเป็นพื้นฐานในการพัฒนาดังรูปที่ 2.2

2.2 บันทึกเหตุการณ์

บันทึกเหตุการณ์ (Event Log) คือชุดของเหตุการณ์ที่ใช้เพื่อเป็นข้อมูลในการนำเข้าของการทำเหมืองกระบวนการ (วิเชียร เปรมชัยสวัสดิ์, 2015) โดยเกิดขึ้นจากร่องรอยที่ผู้ใช้งานได้ทิ้งไว้บนระบบซึ่งจัดเก็บในรูปแบบของ logfile (Van Der Aalst, 2011) โดยเหมืองกระบวนการมีเป้าหมายค้นพบจากบันทึกเหล่านี้ และต้องประกอบด้วย กรณี (Case) และ กิจกรรม (Activity) เป็นส่วนประกอบสำคัญที่จำเป็นต้องมีและใช้กับทุกอัลกอริทึม ในส่วนของประทับเวลา (Timestamps) ทรัพยากร (Resource) และข้อมูลอื่น ๆ (Other) มีความจำเป็นต่อการใช้กับบางอัลกอริทึม



รูปที่ 2.3 แบบจำลองกระบวนการในองค์กร (Van Der Aalst, 2011)

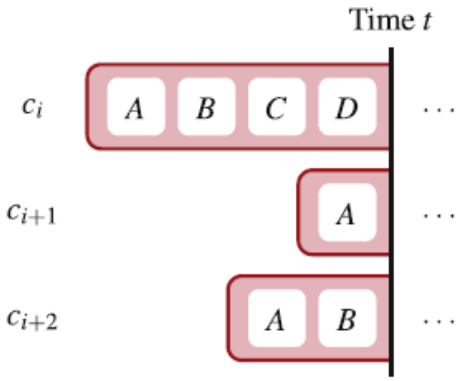
รูปที่ 2.3 แสดงให้เห็นถึงวิธีการที่แบบจำลองไหลไปยังจุดหมายต่าง ๆ สามารถทราบถึงเส้นทางของกิจกรรมแต่ละกิจกรรมในองค์กร ยกตัวอย่างเช่นรูปที่ 2.3 ซาร่ามีหน้าที่ผู้จัดการเพียงคนเดียวที่ดำเนินกิจกรรมในการตัดสินใจ และเริ่มคำขอใหม่และเป็นผู้จัดการคนเดียวในแบบจำลอง

นี้ กิจกรรมที่เหลือดำเนินการโดยพีท ไมค์และแอลล่า ซึ่งเป็นผู้ช่วย และภาพแสดงให้เห็นถึงเส้นทางที่ไประหว่างการทดสอบ (กิจกรรม b หรือกิจกรรม c) และการตัดสินใจ (กิจกรรม e)

การใช้เทคนิคการทำเหมืองกระบวนการสำหรับในองค์กร สามารถค้นพบโครงสร้างองค์กรและกิจกรรมที่เกี่ยวข้อง บทบาทหน้าที่ และทรัพยากรบนระบบ โดยใช้บันทึกเหตุการณ์เพื่อเพิ่มมุมมองขององค์กรลงในแบบจำลองกระบวนการได้ และประทับเวลาสามารถใช้ระบุและตรวจสอบประสิทธิภาพการทำงานขององค์กรให้กับแบบจำลองที่เกี่ยวข้องรวมถึงสามารถใช้เพื่อวิเคราะห์จุดตัดสินใจในกระบวนการต่อไปได้

รูปแบบของบันทึกเหตุการณ์นั้นส่วนสำคัญประกอบไปด้วย กรณี (Case) และ กิจกรรม (Activity) ประทับเวลา (Timestamps) และทรัพยากร (Resource) มีความจำเป็นต่อการใช้กับบางอัลกอริทึม โดยจากตัวอย่างบันทึกเหตุการณ์ (รูปที่ 2.4) แสดงให้เห็นถึง กรณีคือผู้ใช้งานระบบ กิจกรรมคือหน้าของเว็บไซต์ที่ผู้ใช้งานระบบเข้าใช้งาน ประทับเวลาของเวลาที่ผู้เข้าใช้ระบบอ่านในแต่ละหน้า โดยมีผลการเรียนเป็นทรัพยากร และ IP address เป็นข้อมูลอื่น ๆ โดยแบ่งเป็นแถวจากกิจกรรมที่ผู้ใช้ระบบได้กระทำบนระบบ ซึ่งกิจกรรมที่กระทำบนระบบนั้นจะถูกบันทึกในรูปแบบของบันทึกเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นจริงตามรูปที่ 2.5 (Burattin, A., 2015) โดยมี Case ID เป็นตัวชี้เฉพาะหลักในการทำกิจกรรมต่าง ๆ แล้วเรียงลำดับด้วยประทับเวลา แต่หากไม่มีประทับเวลาจะเรียงลำดับเหตุการณ์ด้วยเหตุการณ์ที่ถูกบันทึกลงไปในบันทึกเหตุการณ์ก่อน

รูปที่ 2.4 ตัวอย่างบันทึกเหตุการณ์



Time	Case ID	Activity
$t-3$	c_i	A
$t-2$	c_i	B
$t-1$	c_i	C
$t-1$	c_{i+2}	A
t	c_i	D
t	c_{i+1}	A
t	c_{i+2}	B

รูปที่ 2.5 แบบจำลองกระบวนการกับบันทึกเหตุการณ์ (Burattin, A., 2015)

ในการประยุกต์ใช้บันทึกเหตุการณ์กับเทคนิคเหมืองกระบวนการนั้นอยู่บนแนวคิดพื้นฐานการนำเข้าข้อมูลสู่ α-algorithm ของเทคนิคเหมืองกระบวนการ ตามสมการของ α-algorithm บันทึกเหตุการณ์ เป็นตัวแปร L และ A คือกิจกรรม ดังนั้น L over A, นั่นคือ L ∈ B(A∗) กิจกรรมเหล่านี้จะสอดคล้องกับการค้นพบด้วย Petri net $\alpha(L) = (N,M)$ โดยมุ่งไปที่การค้นพบแบบ WF-net หรือ α(L) = N

α-algorithm จะสแกนบันทึกเหตุการณ์เพื่อหา Pattern ของข้อมูล ตัวอย่างเช่น ถ้ากิจกรรม a ตามด้วย b แต่ b ไม่เคยตามด้วย a จึงถือว่ามีการสอดคล้องกันระหว่าง a และ b ดังนั้น Petri net จะมีการเชื่อมต่อ a ไปยัง b และผลลัพธ์จะถูกจัดลำดับความสัมพันธ์เพื่อแสดงรูปแบบที่เกี่ยวข้องกันกับข้อมูลภายในบันทึกเหตุการณ์

ตัวอย่างร่องรอยของบันทึกเหตุการณ์ที่แทนค่าด้วย L_1 ก่อน ประกอบไปด้วยชุดกิจกรรมดังตารางที่ 2.1 จากนั้น α-algorithm มีหน้าที่ในการจัดการชุดเหตุการณ์ที่อยู่ในรูปแบบเดียวกันสร้างออกมาเป็นกลุ่มและทำการนับจำนวนกิจกรรมที่อยู่รูปแบบเดียวกันดังตารางที่ 2.2 และสร้างสมการออกมาตามร่องรอยบันทึกเหตุการณ์ L_1 ดังนี้

$$[\langle a,b,c,d\rangle^3, \langle a,c,b,d\rangle^4, \langle a,b,c,e,f,b,c,d\rangle^2, \langle a,b,c,e,f,c,b,d\rangle \ , \\ \langle a,c,b,e,f,b,c,d\rangle^2, \langle a,c,b,e,f,b,c,e,f,c,b,d\rangle \ ]$$

ตารางที่ 2.1 ตัวอย่างข้อมูลต้นฉบับร่องรอยเหตุการณ์ L_1

เหตุการณ์ที่	กิจกรรมที่เกิดขึ้น
1	a , b , c , d
2	a , b , c , d
3	a , b , c , d
4	a , c , b , d
5	a , c , b , d
6	a , c , b , d
7	a , c , b , d
8	a , b , c , e , f , b , c , d
9	a , b , c , e , f , b , c , d
10	a , b , c , e , f , c , b , d
11	a , c , b , e , f , b , c , d
12	a , c , b , e , f , b , c , d
13	a , c , b , e , f , b , c , e , f , c , b ,d

ตารางที่ 2.2 ตัวอย่างข้อมูลร่องรอยเหตุการณ์ L_1 หลังการวิเคราะห์ด้วย α-algorithm

เหตุการณ์ที่	กิจกรรมที่เกิดขึ้น	ผลรวมจำนวนเหตุการณ์ที่กระบวนการเดียวกัน
1,2,3	a , b , c , d	3
4,5,6,7	a , c , b , d	4
8,9	a , b , c , e , f , c , b , d	2
10	a , b , c , e , f , c , b , d	1
11,12	a , b , c , e , f , c , b , d	2
13	a , c , b , e , f , b , c , e , f , c , b , d	1

ตารางที่ 2.3 ตารางการสร้างสมการเพื่อวิเคราะห์การไหลของกระบวนการ

	a	*b*	*c*	*d*	*e*	*f*
a	#	→	→	#	#	#
b	←	#	||	→	→	←
c	←	||	#	→	→	←
d	#	←	←	#	#	#
e	#	←	←	#	#	→
f	#	→	→	#	←	#

จากนั้น α-algorithm จะทำการสร้างสมการเพื่อเป็นข้อมูลในการสร้างแบบจำลองการไหลของกระบวนการ L_1 ด้วยการนับเอากิจกรรมแต่ละกิจกรรมมาหาเส้นทางดังตารางที่ 2.3 ยกตัวอย่างเช่น

a → b คือ เกิดกิจกรรม a ขึ้นก่อนตามด้วยกิจกรรม b

a > b คือ เกิดกิจกรรม a ขึ้นก่อนตามด้วยกิจกรรม b ทันที

a ← b คือ เกิดกิจกรรม b ขึ้นก่อนแล้วจึงย้อนกลับไปกิจกรรม a

a < b คือ เกิดกิจกรรม b ขึ้นก่อนแล้วจึงย้อนกลับไปกิจกรรม a ทันที

a # d คือ ไม่มีกิจกรรม a ที่มีเส้นทางต่อไปไปยังกิจกรรม d

b || c คือ กิจกรรม b และ c สามารถเกิดขนานกันได้

จากนั้น **α**-algorithm จะทำการสร้างแบบจำลองให้ตรงตามเงื่อนไขที่สมการได้กำหนดไว้ ดังรูปที่ 2.6 จากตารางที่ 2.3 ดังนี้

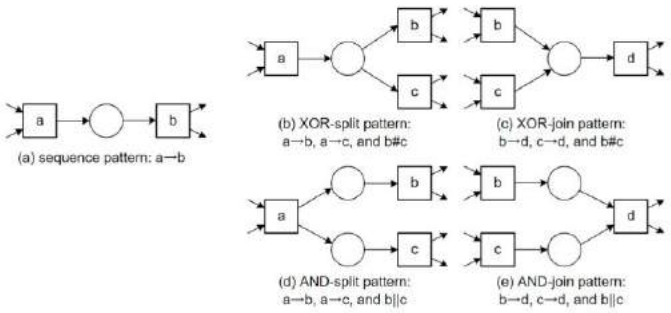
a → b จะสร้าง Sequence patten หรือแบบจำลองเส้นทางการไหลของกิจกรรม ตัวอย่างเช่นกิจกรรม a และมีเส้นทางการไหลไปยังกิจกรรม b ดังรูปที่ 2.6(a)

a → b , a → c และ b # c จะสร้าง XOR-spilt patten หรือแบบจำลองการแยกของกิจกรรม ตัวอย่างเช่นกิจกรรม a และมีเส้นทางการไหลไปยังกิจกรรม b และกิจกรรม a และมีเส้นทางการไหลไปยังกิจกรรม c โดยที่ไม่มีการไหลของกิจกรรม b และ c ดังรูปที่ 2.6(b)

a → c , b → c และ a # b จะสร้าง XOR-join patten หรือแบบจำลองการรวมของกิจกรรม ตัวอย่างเช่นกิจกรรม a และมีเส้นทางการไหลไปยังกิจกรรม c และกิจกรรม b และมีเส้นทางการไหลไปยังกิจกรรม c โดยที่ไม่มีการไหลของกิจกรรม a และ b ดังรูปที่ 2.6(c)

a → b , a → c และ b || c จะสร้าง AND-spilt patten หรือแบบจำลองการแยกของกิจกรรมที่ขนานกันได้ ตัวอย่างเช่นกิจกรรม a และมีเส้นทางการไหลไปยังกิจกรรม b และกิจกรรม a และมีเส้นทางการไหลไปยังกิจกรรม c โดยที่กิจกรรม b และ c สามารถเกิดพร้อมกันได้ ดังรูปที่ 2.6(d)

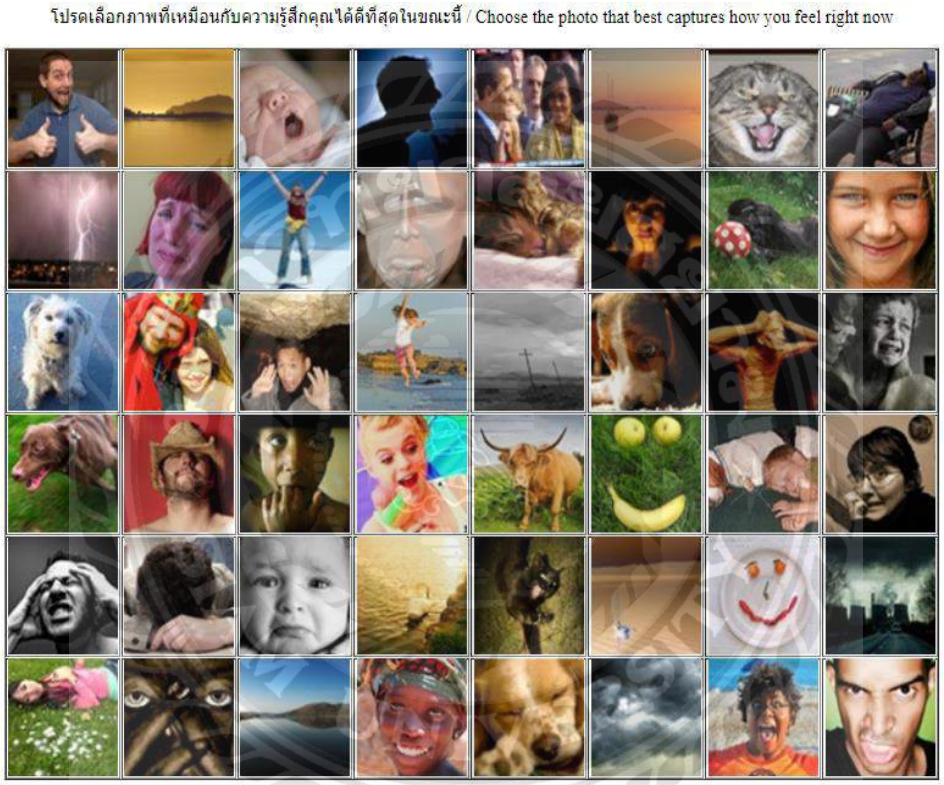
a → c , b → c และ b || c จะสร้าง AND-join patten หรือแบบจำลองการรวมของกิจกรรมที่ขนานกันได้ ตัวอย่างเช่นกิจกรรม a และมีเส้นทางการไหลไปยังกิจกรรม c และกิจกรรม b และมีเส้นทางการไหลไปยังกิจกรรม c โดยที่กิจกรรม b และ c สามารถเกิดพร้อมกันได้ ดังรูปที่ 2.6(e)



รูปที่ 2.6 แบบจำลองของกิจกรรมจาก **α**-algorithm (Burattin, A., 2015)

2.3 เครื่องมือวัดอารมณ์จากภาพถ่าย

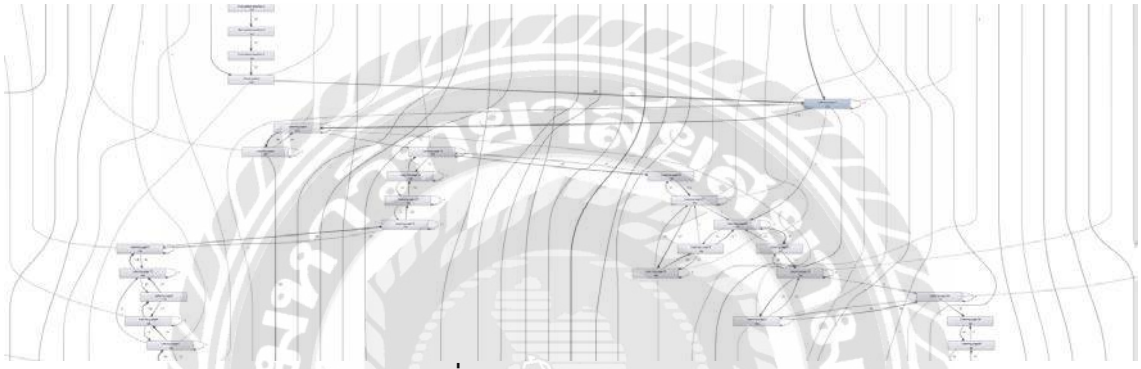
เครื่องมือวัดอารมณ์จากภาพถ่าย (PAM: A Photographic Affect Meter) เป็นเครื่องมือในการวัดอารมณ์มนุษย์ในช่วงเวลาที่ได้ทำแบบประเมินจากภาพถ่าย โดยส่งภาพไปที่โทรศัพท์เคลื่อนที่ ภาพที่ส่งไปนั้นจะสื่อถึงอารมณ์ที่แตกต่างกัน จากนั้นผู้ใช้ทำการเลือกภาพที่ตรงกับอารมณ์ของตนเองในขณะนั้น แสดงดังรูปที่ 2.7 ซึ่งสามารถบ่งบอกถึงอารมณ์ผู้ที่ตอบแบบสอบถามด้วยการเลือกภาพ ทำให้เห็นถึง อารมณ์เชิงบวกกับเชิงลบ (Valence) และอารมณ์ทางด้านความรู้สึกในการตื่นตัว (Arousal) (Pollak, J. P., Adams, P., & Gay, G., 2011)



รูปที่ 2.7 PAM: A Photographic Affect Meter (Pollak, J. P., Adams, P., & Gay, G., 2011)

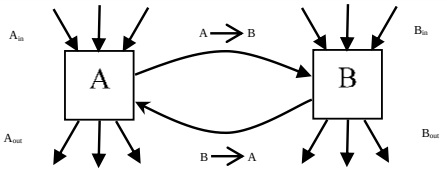
2.4 ฟัซซี่ ไมเนอร์

ฟัซซี่ ไมเนอร์ (Fuzzy miner) เป็นหนึ่งในขั้นตอนการค้นพบกระบวนการระยะแรก โดยมีพื้นฐานมาจาก α-algorithm ซึ่งเป็นอัลกอริทึมทำหน้าที่แก้ไขปัญหาบันทึกเหตุการณ์ขนาดใหญ่ในรูปแบบ “Spaghetti-like” (Burattin, A., 2015) ดังรูปที่ 2.8 หรือแบบจำลองที่ไม่มีโครงสร้างโดยตรง ซึ่ง Spaghetti model นั้นจะแสดงรายละเอียดทั้งหมดโดยไม่แยกถึงส่วนที่สำคัญ Fuzzy miner มีหน้าที่ในการลดรูปแบบจำลอง โดยลดกิจกรรมหรือเส้นทางที่มีความสำคัญน้อยกว่าออกไป ทำให้มีความเข้าใจง่ายมากขึ้นเพื่อทำให้กิจกรรมและพฤติกรรมลดระดับโครงสร้างตามเงื่อนไขที่กำหนด



รูปที่ 2.8 Spaghetti model

Fuzzy miner ในระยะเริ่มแรกเป็นอัลกอริทึมส่วนหนึ่งของซอฟต์แวร์ ProM ซึ่งเป็นชุดเครื่องมือสำหรับเหมืองกระบวนการ วัตถุประสงค์คือเพื่อช่วยให้นักวิเคราะห์สามารถสำรวจกระบวนการจากบันทึกเหตุการณ์ส่วนใหญ่ Fuzzy miner จึงเหมาะสำหรับกระบวนการที่น้อยกว่าโครงสร้างการทำเหมืองเพื่อค้นหาคุณค่าของข้อมูลซึ่งแสดงให้เห็นเป็นจำนวนมาก และข้อมูลนั้นจะต้องไม่มีโครงสร้างและพฤติกรรมที่ขัดแย้งซึ่งกันและกัน



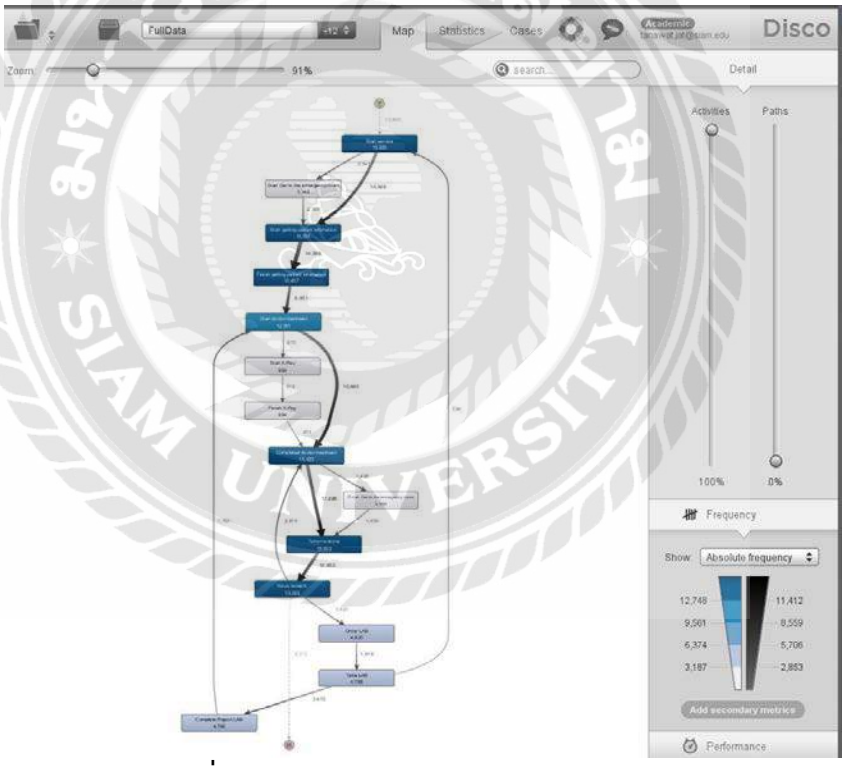
รูปที่ 2.9 การจัดการความสัมพันธ์ของกระบวนการ (Burattin, A., 2015)

โดยที่ Fuzzy miner นั้นมีการจัดการความสัมพันธ์ของกระบวนการดังรูปที่ 2.9 โดยอ้างอิงอยู่บนพื้นฐานของความสำคัญของสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ (Relative Significance coefficient) โดยกำหนดให้ N เป็นชุดของโหนดที่มีอยู่ในแบบจำลองกระบวนการ และความสัมพันธ์ของโหนดแต่

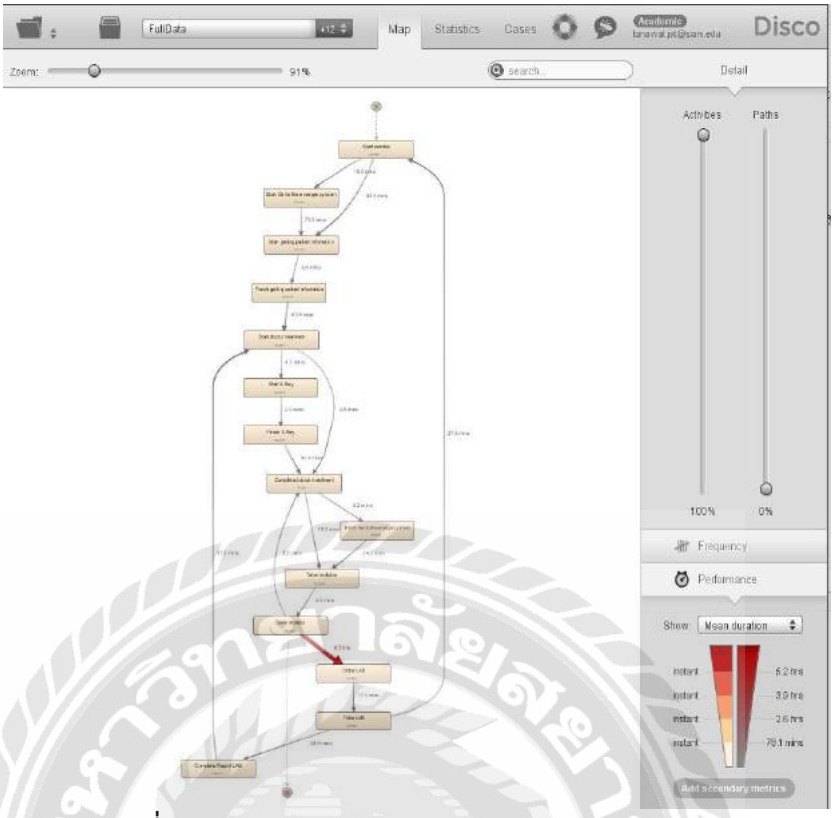
ละคู่ ดังนั้น A, B∈ N คือ ความสำคัญของความสัมพันธ์ที่มีลำดับเหนือกว่า และเป็นความสำพันธ์ที่กำหนดให้กับแต่ละคู่ของโหนด ในขณะที่ A, B∈ N เกี่ยวข้องกันตามรูปแบบ

$$rel(A,B) = \frac{1}{2} \cdot \frac{sig(A,B)}{\sum_{X \in \mathcal{N}} sig(A,X)} + \frac{1}{2} \cdot \frac{sig(A,B)}{\sum_{X \in \mathcal{N}} sig(X,B)}$$ (Burattin, A., 2015)

ต่อมา Fuzzy miner เป็นอัลกอริทึมหลักในการค้นพบการควบคุมการไหลบนซอฟต์แวร์ Disco ซึ่งการค้นพบของรูปแบบกระบวนการ สามารถสะท้อนให้เห็นถึงการสาเหตุของกิจกรรมและการปฏิบัติบนระบบ โดยบันทึกเหตุการณ์แสดงจำนวนของกระบวนการที่เกี่ยวข้องกับการการไหลของการเส้นทางการค้นพบ ซึ่งขึ้นอยู่กับชนิดของรูปแบบข้อมูลที่นำเข้ามา โดย Fuzzy miner มีทั้งหมด 2 มุมมอง คือ 1. ความถี่ (Frequency) ดังรูปที่ 2.10 และ 2. เวลา (Time Performance) ดังรูปที่ 2.11



รูปที่ 2.10 Fuzzy miner มุมมอง Frequency



รูปที่ 2.11 Fuzzy miner มุมมอง Time Performance

Disco คือ เครื่องมือที่ใช้งานง่ายสำหรับผู้เริ่มต้นในการทำเหมืองกระบวนการ มีความเสถียรและประสิทธิภาพของเครื่องมือสูง โดยนำไฟล์ที่เป็น CSV ที่ต้องการวิเคราะห์เข้าสู่ตัวซอฟต์แวร์จะมีส่วนเสริมตัวกรองภายในตัวโปรแกรมด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner เพื่อใช้ในการจัดการบันทึกเหตุการณ์ที่เกิดขึ้น โดยมีส่วนเสริมของการสรุปผลของสถิติข้อเท็จจริงและรูปแบบกระบวนการจากบันทึกเหตุการณ์ในกระบวนการทำงานที่เกิดขึ้นจริง เพื่อให้ได้ผลแสดงตามที่ต้องการศึกษา ภายในตัวซอฟต์แวร์จะประกอบด้วยมุมมองหลัก 3 มุมมองได้แก่ 1. Map 2. Statistics 3. Cases

2.4.1 Map

เป็นมุมมองที่แสดงถึง Frequency และ Time Performance ในแบบจำลองเหมืองกระบวนการจากการวิเคราะห์ข้อมูลจริงที่เข้าสู่ระบบมา โดยระบุถึง 3 องค์ประกอบ คือ Case ID Activity และ Timestamp ซึ่ง Frequency ที่แสดงความถี่จากการใช้ของผู้ใช้ผ่านขั้นตอนการทำงานต่าง ๆ และ Time Performance แสดงเวลาจากการใช้ของผู้ใช้ผ่านขั้นตอนการทำงานต่างๆ โดยที่สามารถแสดงข้อมูลตาม 1. แสดงระยะเวลาทั้งหมด (Total duration) 2. แสดงระยะเวลา

มัธยฐาน (Median duration) 3. แสดงระยะเวลาเฉลี่ย (Mean duration) 4. แสดงระยะเวลาสูงสุด (Max duration) และ 5. แสดงระยะเวลาน้อยสุด (Min duration)

2.4.2 Statistics

มุมมองสถิติให้ข้อมูลภาพรวมเพิ่มเติมและประสิทธิภาพโดยละเอียดเกี่ยวกับกระบวนการ แสดงถึง 1. ภาพรวมหลักเกี่ยวกับมุมมองสถิติที่เลือก เช่นสำหรับสถิติพื้นฐานที่แสดง สามารถดูจำนวนเหตุการณ์และกรณีที่อยู่ในชุดข้อมูลของกิจกรรมที่แตกต่างกันเท่าใด ระยะเวลาของค่ามัธยฐาน ค่าเฉลี่ยของเหตุการณ์ และกรอบเวลาที่ได้บันทึกใน Performance charts 2. แผนภูมิที่สร้างไว้ล่วงหน้าจำนวนหนึ่งแสดงภาพเมตริกประสิทธิภาพที่เกี่ยวข้องสำหรับมุมมองสถิติปัจจุบัน สามารถส่งออกแผนภูมิได้ตามที่อธิบายไว้ในการส่งออกแผนภูมิและตาราง 3. Detailed information ในส่วนล่างของหน้าจอสถิติโดยละเอียดจะแสดงในรูปแบบตารางทุกตารางใน Disco สามารถส่งออกเป็นไฟล์ .CSV เพื่อประมวลผลข้อมูลเพิ่มเติมด้วยเครื่องมืออื่น ๆ เช่น Excel หรือ Minitab 4. Global statistics สถิติภาพรวมเกี่ยวกับชุดข้อมูลทั้งหมด แต่ละกรณี และดูตามตัวแปร 5. Activity statistics สถิติเกี่ยวกับขั้นตอนกระบวนการต่างๆในชุดข้อมูล 6. Resource statistics สถิติเกี่ยวกับบุคคลหรือหน่วยขององค์กรในชุดข้อมูล 7. Attribute statistics สถิติเกี่ยวกับแอตทริบิวต์เพิ่มเติมทั้งหมด 8. Filtering ตัวควบคุมตัวกรองบันทึกสำหรับชุดข้อมูลปัจจุบัน สามารถเข้าถึงได้จากมุมมองการวิเคราะห์แต่ละมุมมอง ตัวกรองเป็นสิ่งสำคัญอย่างยิ่งในการเจาะลึกในแง่มุมเฉพาะของกระบวนการและเพื่อมุ่งเน้นการวิเคราะห์ของ 9. Copy, Remove, and Export data set สามารถคัดลอกชุดข้อมูล และลบ จากมุมมองการวิเคราะห์ปัจจุบัน ประมวลผลและชุดข้อมูลสามารถส่งออกได้

2.4.3 Cases

มุมมอง Cases แสดงข้อมูลในรูปแบบกิจกรรมเดียวกัน เพื่อให้เห็นถึงข้อเท็จจริงที่สามารถลงไปที่ระดับแต่ละเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นและได้ถูกบันทึกไว้ในเหมืองกระบวนการแต่ละกิจกรรมได้ ประโยชน์คือสามารถจัดหมวดหมู่กิจกรรมที่กระทำในแบบเดียวกัน เพื่อสรุปแต่ละวิธีการว่า มีความถี่และเวลาเท่าใด และนำไปอภิปรายผลหาเส้นทางของกระบวนการที่ดีที่สุดต่อไป

2.5 โซเชียลเน็ตเวิร์ก

โซเชียลเน็ตเวิร์ก (Social Network miner) คือเครือข่ายการทำงานร่วมกัน มีแนวคิดหลักคือการค้นพบกระบวนการหรือเส้นทางระหว่างผู้กระทำกิจกรรม (Vu, D., Pattison, P., & Robins, G., 2015) ดังรูปที่ 2.12 โดยมี 5 ประเภทของอัลกอริทึมคือ

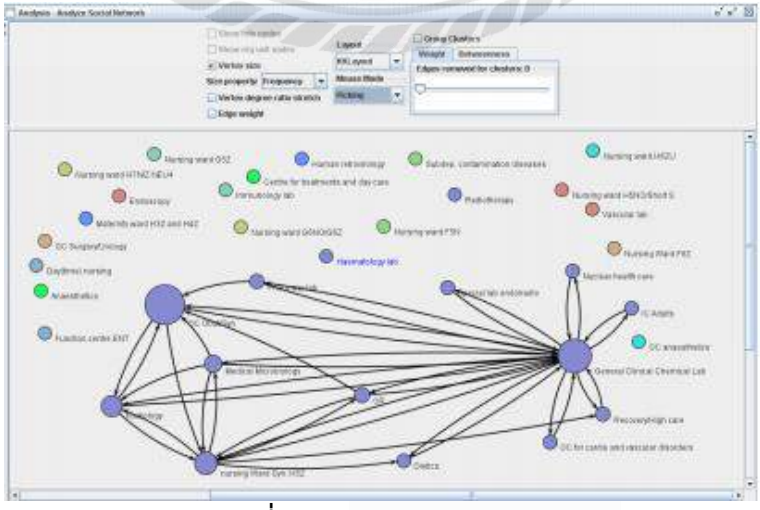
1. Handover of work metric (ตัวชี้วัดการส่งมอบงาน) ตัวชี้วัดกำหนดว่าใครส่งผ่านการทำงานร่วมกับใครข้อมูลนี้สามารถสกัดได้จากบันทึกเหตุการณ์ การหากิจกรรมที่ตามมาในกรณีเดียวกัน ซึ่งกิจกรรมแรกที่เสร็จสมบูรณ์ โดยบุคคลหนึ่งและกิจกรรมสองที่เสร็จสมบูรณ์โดยบุคคลอื่น

2. Subcontracting metric (ตัวชี้วัดการรับช่วง) ตัวชี้วัดนี้จะคล้ายกับตัวชี้วัดในการส่งมอบงาน ในขณะที่ความสัมพันธ์หนึ่งก่อนหน้าระหว่างสอง บุคคลในทิศทางเดียว ในครั้งนี้เป็นสองทิศทาง พิจารณากรณีเดียวของบันทึกเหตุการณ์และสองบุคคลจะรู้ว่าบุคคล i รับช่วงต่อแต่ละบุคคล j เมื่ออยู่ในระหว่างสองกิจกรรมที่ดำเนินการโดย บุคคล i มีกิจกรรมที่ดำเนินการโดยบุคคล j

3. Working together metric (ตัวชี้วัดการทำงานร่วมกัน) สองบุคคลทำงานร่วมกันหากพวกเขาทำ กิจกรรมในกรณีเดียวกันของบันทึกเหตุการณ์เทคนิคนี้ใช้กับความถี่ที่บุคคลที่ทำงานในกรณีเดียวกัน

4. Similar task metric (ตัวชี้วัดงานที่คล้ายกัน) เทคนิคทั้งหมดข้างต้นขึ้นอยู่กับกรณีที่ร่วมกัน แนวคิดหลักคือกำหนดว่าใครทำกิจกรรมประเภทเดียวกัน การหาเช่นนี้แต่ละคนมีรายละเอียดของตนเองขึ้นอยู่กับความถี่ที่พวกเขาดำเนินการกิจกรรมที่เฉพาะเจาะจงแล้วโปรไฟล์จะเปรียบเทียบเพื่อตรวจสอบ ความคล้ายคลึงกัน

5. Reassignment metric (ตัวชี้วัดงานการกำหนดใหม่) แนวคิดพื้นฐานของตัวชี้วัดนี้คือการตรวจสอบการกำหนดกิจกรรมจากบุคคลหนึ่งไปยังบุคคลอื่น ถ้า i ได้รับมอบหมายงานบ่อยกว่า j แต่ในทางกลับกัน มีโอกาสที่ i อยู่ในลำดับชั้นที่สูงกว่า j



รูปที่ 2.12 Social network miner

2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.6.1 “Process Discovery: An Introduction. In Process Mining”, Van der Aalst.Springer, Berlin, Heidelberg., pp. 125–156.

งานวิจัยนี้แสดงถึงการค้นพบกระบวนการซึ่งหน้าที่หลักของผู้ที่ทำเหมืองกระบวนการและเป็นงานที่ท้าทาย การค้นพบเส้นทางการไหลของกระบวนการจากบันทึกเหตุการณ์นั้นถูกแสดงออกมาเป็นแบบจำลองที่ถูกสร้างขึ้นและเส้นไปที่การจับพฤติกรรม งานวิจัยนี้มุ่งเน้นถึงการใช้ α-algorithm ในการแสดงภาพของแบบจำลองให้เห็นอย่างชัดเจนและหลักการหรือแนวคิดทั่วไปบางอย่างที่ใช้อัลกอริทึมนี่เพื่อทำเหมืองกระบวนการและช่วยให้เข้าใจองค์กรยิ่งขึ้น นอกจากนั้น α-algorithm ยังทำหน้าที่เป็นสิ่งสำคัญในการค้นพบและตอบโจทย์ความท้าทายของการค้นพบกระบวนการในการทำเหมืองกระบวนการ

2.6.2 Process Mining, วิเชียร เปรมชัยสวัสดิ์. Engineering Journal of Siam University., 16, Issue 1, No.30, pp. 1-10. 2015.

งานวิจัยนี้นำเสนอเทคนิคเหมืองกระบวนการซึ่งเป็นเทคโนโลยีอุบัติใหม่ที่มีวัตถุประสงค์เพื่อใช้ในการค้นหาค่าจากข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงในบันทึกเหตุการณ์ปัจจุบันสารสนเทศและเทคโนโลยีการสื่อสารได้กระจายเข้าไปสู่ทุกภาคส่วนขององค์กร ระบบสารสนเทศเกิดขึ้นมาเพื่อตอบสนองต่อบริบทขององค์กรและกระบวนการธุรกิจทำให้มีข้อมูลพร้อมใช้จำนวนมากสำหรับการวิเคราะห์ต่าง ๆ บทความนี้กล่าวถึงภาพรวมของเทคนิคเหมืองกระบวนการ เครื่องมือที่ใช้ในการทำเหมืองกระบวนการ ข้อมูลที่ใช้ ในการทำเหมืองกระบวนการ อัลกอริทึมสำคัญที่ใช้ คือ α-algorithm พร้อมทั้งกรณีศึกษาในการประยุกต์ใช้เทคนิคเหมืองกระบวนการกับบันทึกเหตุการณ์ของระบบ e-Learning ผลลัพธ์ของสารสนเทศที่ได้จากการทำเหมืองกระบวนการแสดงให้เห็นว่าสามารถนำมาใช้เพื่อทำให้เกิดความเข้าใจอย่างลึกซึ้งของกระบวนการธุรกิจที่ทำจริง ๆ ในปัจจุบัน และสามารถนำมาใช้ในการออกแบบกระบวนการธุรกิจใหม่ เพื่อให้องค์กรมีกระบวนการธุรกิจที่มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

2.6.3 การใช้เหมืองกระบวนการเพื่อค้นพบการทำงานร่วมกันของผู้เรียนในชั้นเรียน, ภูริเดช อาภาสัตย์, นุชรี เปรมชัยสวัสดิ์, วิเชียร เปรมชัยสวัสดิ์, วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มทร. ธัญบุรี, 9, No 1 (2019)

งานวิจัยนี้นำเสนอการใช้เหมืองกระบวนการในการวิเคราะห์ข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงที่ได้มีการบันทึกไว้ในบันทึกเหตุการณ์ของระบบอีเลิร์นนิ่ง โดยใช้อัลกอลิทึม Social network เพื่อแสดงการ

ทำงานร่วมกันของผู้เรียนในการทำแบบฝึกหัดท้ายบทเรียน โดยที่ผู้เรียนสามารถปรึกษากับเพื่อนร่วมชั้นเรียน ผลลัพธ์ในการทดลองแสดงให้เห็นถึงรูปแบบการจับกลุ่ม จำนวนกลุ่มของการทำงานร่วมกันของผู้เรียน และสามารถค้นพบถึงผู้เรียนที่ทำงานร่วมกันกับผู้อื่นเป็นจำนวนน้อย หรือไม่มีการทำงานร่วมกันกับผู้อื่น โดยสามารถระบุเป็นรายบุคคลได้ นอกจากนั้นยังพบว่า ปัจจัยที่ผู้เรียนจะจับกลุ่มกันนั้นมีปัจจัยหลักคือ สถาบันศึกษาเดิมของผู้เรียน และผู้เรียนที่ผลการเรียนดีจะจับกลุ่มกันเองเป็นคู่หรือกลุ่มไม่เกิน 3 คน และมีการทำงานร่วมกันเองเท่านั้น ส่วนผู้เรียนที่ผลการเรียนต่ำจะอยู่กันเป็นกลุ่มใหญ่ ผลลัพธ์นี้สามารถนำมาอ้างอิงเพื่อนำไปสู่การพัฒนาแนวทางการจัดกลุ่มผู้เรียน ให้ผู้เรียนมีการช่วยเหลือซึ่งกันและกันมากขึ้น เช่นการนำผู้เรียนที่ผลการเรียนดีแยกกันเพื่อไปดูแลผู้เรียนที่ผลการเรียนต่ำเพื่อพัฒนาการเข้าสังคมของผู้เรียนที่ผลการเรียนดีและพัฒนาความสามารถของผู้เรียนที่ผลการเรียนต่ำ เป็นต้น

2.6.4 การออกแบบการวิเคราะห์อารมณ์ของผู้เรียนในชั้นเรียนโดยใช้เทคนิคเหมืองกระบวนการ ภูริเดช อาภาสัตย์ ชมาศ มัทนวงศากร ชัชชล เปรมชัยสวัสดิ์ และนุชรี เปรมชัยสวัสดิ์ วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มทร. ธัญบุรี, 9, No 2 (2019)

งานวิจัยนี้นำเสนอการการออกแบบการวิเคราะห์อารมณ์สำหรับเก็บข้อมูลระดับการเปลี่ยนแปลงทางอารมณ์ของผู้เรียนในชั้นเรียน โดยให้ผู้เรียนเลือกภาพด้วยทฤษฎี PAM (A Photographic Affect Meter) กับผู้เรียนในชั้นเรียนทั้งหมด 3 ช่วงเวลา (ก่อนเรียน, ระหว่างเรียน, หลังเรียน) และนำมาวิเคราะห์ด้วยเทคนิคเหมืองกระบวนการ อัลกอริทึม Fuzzy miner เพื่อแสดงให้เห็นถึงเส้นทางการเปลี่ยนแปลงของอารมณ์ผู้เรียนในระหว่างเรียน โดยมีขั้นตอนดังต่อไปนี้ 1. ออกแบบบันทึกเหตุการณ์ 2. เก็บข้อมูล 3. นำข้อมูลมาวิเคราะห์ด้วยเทคนิคเหมืองกระบวนการ ผลลัพธ์ของงานวิจัยพบว่า บันทึกเหตุการณ์ที่ผ่านการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคเหมืองกระบวนการที่ได้ออกแบบและนำเสนอมานั้น สามารถแสดงผลลัพธ์ของข้อมูลได้หลากหลายรูปแบบ เช่น เส้นทางการเปลี่ยนแปลงของอารมณ์, ความถี่ของแต่ละอารมณ์ในแต่ละช่วงเวลา, เวลาเฉลี่ยของการเปลี่ยนแปลงและการเลือกรูปภาพ ซึ่งสามารถใช้ในการปรับปรุงเนื้อหาวิชา ที่ตรงต่อความต้องการของผู้เรียนได้มากยิ่งขึ้นต่อไป

2.6.5 Mukala, P., Buijs, J. C. A. M., and Van Der Aalst, W. M. P., “Exploring students’ learning behavior in MOOCs using process mining techniques”, *BPM report*, pp. 179-196, 2015.

หลักสูตรออนไลน์ MOOC ช่วยเพิ่มโอกาสได้มากในการพัฒนาทักษะของผู้เรียนอย่างแพร่หลาย และสามารถพิสูจน์ได้ด้วยปัจจัยจูงใจที่สำคัญหลากหลายประการ เช่น ความเป็นไปได้ของหลักสูตรที่ไม่มีค่าใช้จ่าย ความยืดหยุนของกระบวนการเรียนรู้ ตลอดจนชื่อเสียงของมหาวิทยาลัยที่มีชื่อเสียงในโลกซึ่งเปิดสอนหลักสูตรเหล่านี้ ความนิยมที่มากขึ้นทำให้เกิดความต้องการเข้าใจอย่างลึกซึ้งเกี่ยวกับการเรียนรู้ใน MOOC ซึ่งประสบความสำเร็จมาแล้วผ่าน Learning Analytics (LA) โดยใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูล อย่างไรก็ตามการวิเคราะห์กระบวนการเรียนรู้ตามพฤติกรรมของผู้เรียนโดยใช้เทคนิคเหล่านี้เพียงอย่างเดียวนั้นทำได้ยาก

งานวิจัยนี้จึงนำเสนอการทำเทคนิคเหมืองกระบวนการจากพฤติกรรมผู้เรียนโดยใช้บันทึกเหตุการณ์ของแพลตฟอร์ม MOOC เพื่อสร้างความเข้าใจในพฤติกรรมการเรียน และในงานวิจัยนี้ได้วิเคราะห์ Coursera MOOC โดยให้ข้อบ่งชี้บางประการในแง่ของข้อมูลเชิงลึกที่เป็นประโยชน์และคำแนะนำที่สามารถสร้างและบันดาลใจที่จะสามารถปรับปรุงทั้งคุณภาพและการให้ความรู้จาก MOOC ได้

2.6.6 Attitude, digital literacy and self efficacy: Flow-on effects for online learning behavior, Prior, D. D., Mazanov, J., Meacheam, D., Heaslip, G., & Hanson, J. The Internet and Higher Education, 29, 91-97, 2016

การศึกษาทางไกลโดยใช้วิธีออนไลน์สามารถช่วยให้เข้าถึงโอกาสในการเรียนรู้ได้ง่ายและสะดวกเช่นเดียวกับรูปแบบการศึกษาอื่น ๆ การแสดงความสามารถของตนเองมักจะเสริมความมั่นใจและความเป็นอิสระของตนเองมากขึ้น แม้ว่าการรับรู้ความสามารถของตนเองซึ่งส่งผลดีในการศึกษาแบบตัวต่อตัว แต่กลับมีจุดอ่อนและผลที่ตามมาในการศึกษาทางไกลแบบออนไลน์มีความชัดเจนน้อยกว่า

งานวิจัยนี้จึงนำเสนอประเด็นดังต่อไปนี้ 1. การพิจารณาปัจจัยสำคัญเช่นทัศนคติและการเรียนรู้ดิจิทัล 2. การศึกษาพิจารณาผลกระทบของการรับรู้ความสามารถของตนเองที่มีต่อพฤติกรรมการเรียนรู้ที่สำคัญ 3 ประการ ได้แก่ การมีส่วนรวมในห้องเรียน การมีปฏิสัมพันธ์กับระบบการจัดการในการเรียนรู้และการมีปฏิสัมพันธ์ต่อผู้สอน

ผลสำรวจพบว่าผู้เรียนระดับสูงกว่าปริญญาตรีจำนวน 151 คนชี้ให้เห็นว่าทัศคติเชิงบวกของผู้เรียนและความรู้ด้านดิจิทัลมีส่วนอย่างมากต่อการรับรู้ความสามารถของตนเอง ในทางกลับกันการรับรู้ความสามารถของตนเองมีผลในเชิงบวกต่อการมีส่วนรวมในชั้นเรียน

บทที่ 3
วิธีดำเนินการวิจัย

งานวิจัยเรื่องการประยุกต์ใช้เหมืองกระบวนการเพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมผู้เรียนในหลักสูตรออนไลน์ ได้เก็บข้อมูลตัวอย่างกับพฤติกรรมในการเรียนจริงของผู้เรียนในวิชา การเขียนและพัฒนาโปรแกรมบนเว็บ ทั้งหมด 1 ภาคการศึกษาเป็นจำนวนจำนวน 7 บทเรียน และทำการแบ่งกลุ่มผู้เรียนผลการเรียนสูง โดยที่ผู้เรียนผลการเรียนระหว่าง A ถึง B และผู้เรียนผลการเรียนต่ำหมายถึงผู้เรียนผลการเรียนระหว่าง C ถึง D โดยที่ไม่มีผู้เรียนคนใดมีผลการเรียน F มีวิธีดำเนินการวิจัย 6 ขั้นตอนดังนี้

3.1 สมมติฐานการวิจัย

3.2 จัดการรูปแบบบันทึกเหตุการณ์พฤติกรรมผู้เรียนและนำเข้าข้อมูล

3.3 การวิเคราะห์พฤติกรรมในการอ่านเนื้อหาการเรียนด้วยอัลกอริทึม Dotted Chart

3.4 การวิเคราะห์พฤติกรรมการอ่านเนื้อหาของผู้เรียนด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner

3.5 การวิเคราะห์อารมณ์ของผู้เรียนด้วย PAM ด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner

3.6 การวิเคราะห์การทำงานร่วมกันด้วยอัลกอริทึม Social network miner

3.1 สมมติฐานการวิจัย

สมมติฐานที่ 1

ผู้เรียนผลการเรียนสูงมีพฤติกรรมการอ่านเนื้อหามีความถี่เฉลี่ยสูงกว่าผู้เรียนผลการเรียนต่ำ

สมมติฐานที่ 2

ผู้เรียนผลการเรียนสูงมีพฤติกรรมการอ่านเนื้อหามีเวลาเฉลี่ยสูงกว่าผู้เรียนผลการเรียนต่ำ

3.2 จัดการรูปแบบบันทึกเหตุการณ์พฤติกรรมผู้เรียนและนำเข้าข้อมูล

ในการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคเหมืองกระบวนการในรูปแบบนามสกุลไฟล์ CSV เขตข้อมูลที่เป็นส่วนสำคัญในการวิเคราะห์ในแต่ละอัลกอริทึมมีความแตกต่างกัน ทำให้ในขณะที่ทำการเก็บข้อมูลจริงของผู้เรียนระหว่างการเรียนบนระบบนั้นต้องเก็บแยกเป็น 2 ตาราง และข้อมูล 3 รูปแบบดังนี้

3.2.1 รูปแบบเขตข้อมูลเพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมการอ่านเนื้อหาของผู้เรียนด้วย อัลกอริทึม Fuzzy miner และอัลกอริทึม Dotted Chart

3.2.2 รูปแบบข้อมูลการวิเคราะห์อารมณ์ของผู้เรียนด้วย PAM ด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner

3.2.3 รูปแบบข้อมูลการวิเคราะห์การทำงานร่วมกันด้วยอัลกอริทึม Social network miner

3.2.1 รูปแบบเขตข้อมูลเพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมการอ่านเนื้อหาของผู้เรียนด้วย อัลกอริทึม Fuzzy miner และอัลกอริทึม Dotted Chart

เขตข้อมูลเพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมการอ่านเนื้อหาของผู้เรียนด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner และอัลกอริทึม Dotted Chart จำเป็นต้องมีเขตข้อมูลที่ระบุดังตารางที่ 3.1 และแสดงตัวอย่างข้อมูลไว้ดังตารางที่ 3.2 โดยแบ่งได้ดังนี้

ตารางที่ 3.1 เขตข้อมูลเพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมการอ่านเนื้อหาของผู้เรียน

	Description	Example data
Case ID	รหัสประจำตัวผู้เรียน	30
Activity	หน้าที่ผู้เรียนอ่าน	Learning page1
Activity	บทเรียนที่อ่าน	Lesson 1
Timestamps	เวลาที่ผู้เรียนอ่าน	28.01.2018 08:30:26
Resources	ผลการเรียนของผู้เรียน	D+
Other	แบ่งกลุ่มผลการเรียนของผู้เรียน	Low- Performances

ตารางที่ 3.2 ตัวอย่างข้อมูลเพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมการอ่านเนื้อหาของผู้เรียน

ID	ID_student	Page	Timestamps	ID_Lesson	Grade	Certificate
(Primary key)	*(Case ID)*	*(Activity)*	*(Timestamps)*	*(Activity)*	*(Resources)*	*(Other)*
1	30	Learning page1	28.01.2018 08:30:26	Lesson1	D+	Low- Performances
2	86	Learning page1	28.01.2018 08:29:50	Lesson1	A	High-Performances
3	86	Learning page2	28.01.2018 08:32:52	Lesson1	A	High-Performance
4	86	Learning page3	28.01.2018 08:33:47	Lesson1	A	High-Performance
5	86	Learning page1	11.02.2018 09:00:14	Lesson2	A	High-Performance
6	86	Learning page4	11.02.2018 09:01:18	Lesson2	A	High-Performance
...	...	...	...	...	...	...

3.2.2 รูปแบบข้อมูลการวิเคราะห์อารมณ์ของผู้เรียนด้วย PAM ด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner

รูปแบบเขตข้อมูลเพื่อวิเคราะห์อารมณ์ของผู้เรียนด้วย PAM ด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner จำเป็นต้องมีเขตข้อมูลที่ระบุดังตารางที่ 3.3 และแสดงตัวอย่างข้อมูลไว้ดังตารางที่ 3.4 โดยแบ่งได้ดังนี้

ตารางที่ 3.3 เขตข้อมูลเพื่อวิเคราะห์อารมณ์ของผู้เรียน

Fuzzy miner formats	Description	Example data
Case ID	รหัสประจำตัวผู้เรียน	30
Activity	ประเภทอารมณ์ของผู้เรียน	High Negative (hn)
Activity	ช่วงเวลาที่ผู้เรียนคลิกภาพ	After study
Activity	วันที่/บทเรียน ที่ผู้เรียนคลิกภาพ	28.01.2018
Timestamps (Start)	วัน/เวลาที่ผู้เรียนเห็นภาพ	28.01.2018 08:30:26
Timestamps (End)	วัน/เวลาที่ผู้เรียนคลิกภาพ	28.01.2018 08:30:52

ตารางที่ 3.4 ตัวอย่างข้อมูลเพื่อวิเคราะห์อารมณ์ของผู้เรียน

Case ID	Activity		Timestamp (Start)	Timestamp (End)	
017	Before studying	hp	20/6/2019	20/6/2019 14:50:07	20/6/2019 14:50:30
017	During study	hp	20/6/2019	20/6/2019 15:49:57	20/6/2019 15:50:11
017	After study	ln	20/6/2019	20/6/2019 17:22:27	20/6/2019 17:22:37
044	Before studying	hp	20/6/2019	20/6/2019 14:50:04	20/6/2019 14:50:35
044	During study	hp	20/6/2019	20/6/2019 15:50:27	20/6/2019 15:50:35
044	After study	hn	20/6/2019	20/6/2019 17:22:39	20/6/2019 17:22:48

3.2.3 รูปแบบข้อมูลการวิเคราะห์การทำงานร่วมกันด้วยอัลกอริทึม Social network miner

รูปแบบเขตข้อมูลเพื่อวิเคราะห์การทำงานร่วมกันด้วยอัลกอริทึม Social network miner จำเป็นต้องมีเขตข้อมูลที่ระบุดังตารางที่ 3.5 และแสดงตัวอย่างข้อมูลไว้ดังตารางที่ 3.6 โดยแบ่งได้ดังนี้

ตารางที่ 3.5 เขตข้อมูลเพื่อวิเคราะห์การทำงานร่วมกันของผู้เรียน

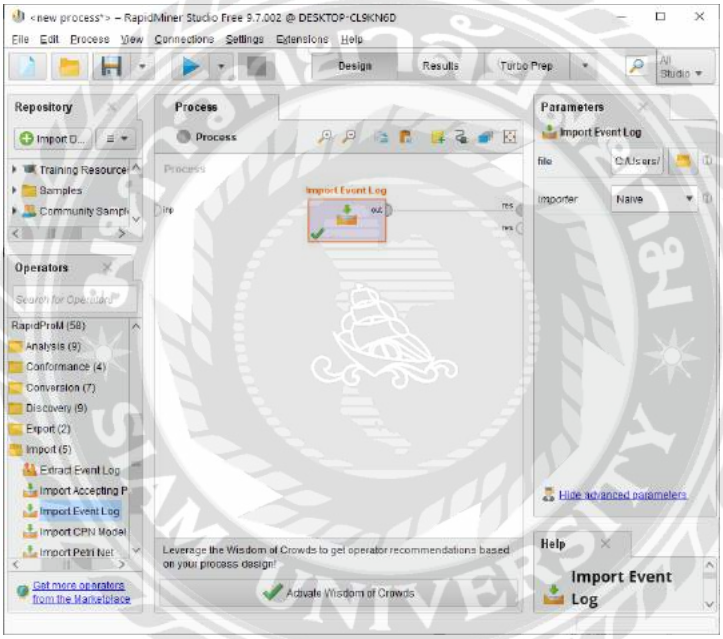
Social network formats	Description	Example data
Case ID	รหัสประจำตัวผู้เรียน	30
Activity	บทเรียนที่ผู้เรียนศึกษา	lesson1
Resource	รหัสของผู้เรียนที่ทำงานร่วมกัน	86
Timestamps	วัน/เวลาที่ผู้เรียนส่งงาน	28.01.2018 08:30:52
Other	สถาบันเดิม	Aschool

ตารางที่ 3.6 ตัวอย่างข้อมูลเพื่อวิเคราะห์การทำงานร่วมกันของผู้เรียน

ID_student *(Case ID)*	Page *(Activity)*	ID_student *(Resources)*	Timestamps *(Timestamps)*	Old school *(Other)*
30	Learning page1	30	28.01.2018 08:30:26	ASchool
30	Learning page1	86	28.01.2018 08:30:26	ASchool
86	Learning page2	86	28.01.2018 08:32:52	ASchool
86	Learning page3	30	28.01.2018 08:32:52	ASchool
86	Learning page1	02	28.01.2018 08:32:52	ASchool
86	Learning page4	56	28.01.2018 08:32:52	ASchool
...	...	...	...	...

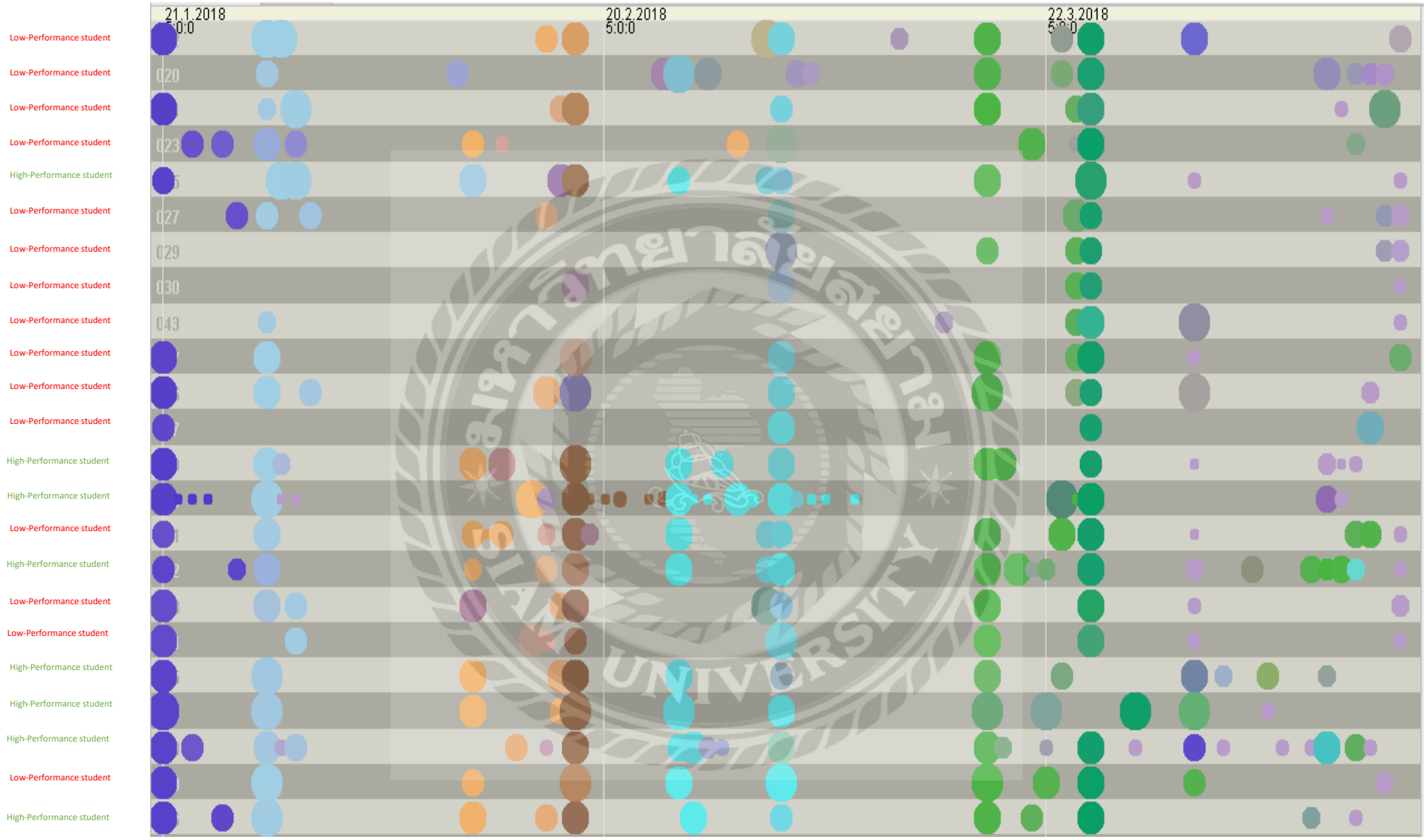
3.3 การวิเคราะห์พฤติกรรมในการอ่านเนื้อหาการเรียนด้วยอัลกอริทึม Dotted Chart

เมื่อทำการเก็บข้อมูลพฤติกรรมจริงของผู้เรียนหลังเข้าเรียนบนระบบหลักสูตรออนไลน์ตามเขตข้อมูลเพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมจริงการอ่านเนื้อหาของผู้เรียน (ตารางที่ 3.1) แล้วจึงนำบันทึกเหตุการณ์เข้าสู่ซอฟต์แวร์ Rapid miner studio (RapidProM) โดยการใช้ฟังก์ชัน Import Event Log ในการนำเข้าไฟล์บันทึกเหตุการณ์ จากนั้นใช้ฟังก์ชัน res ของซอฟต์แวร์ในการแสดงผล (รูปที่ 3.1) โดยแสดงภาพรวมของข้อมูลมาดังรูปที่ 3.2 จากนั้นเลือกรูปแบบของการแสดงผลเป็น Xlog (Dotted chart) จะแสดงความถี่ในการเข้าอ่านเนื้อหาการเรียนโดยแบ่ง แกน X เป็นเวลาในการเข้าใช้งาน และแกน Y เป็นผู้เรียนโดยแบ่งสีเป็นแต่ละบทเรียน (รูปที่ 3.3)



รูปที่ 3.1 การนำเข้าบันทึกเหตุการณ์และแสดงผล (Dotted Chart)

รูปที่ 3.2 ภาพรวมของข้อมูล (Dotted Chart)

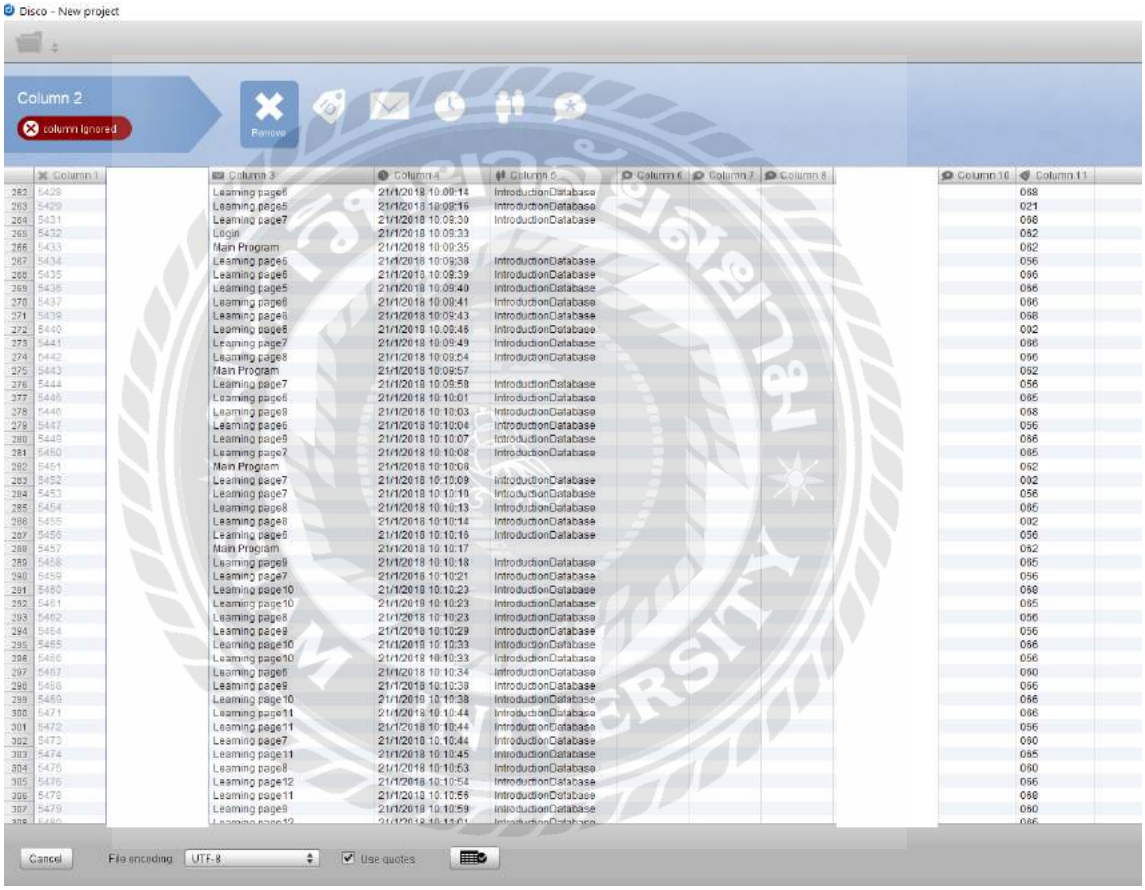


รูปที่ 3.3 ผลลัพธ์ของแผนภูมิแบบจุดของพฤติกรรมการเรียน (Dotted Chart)

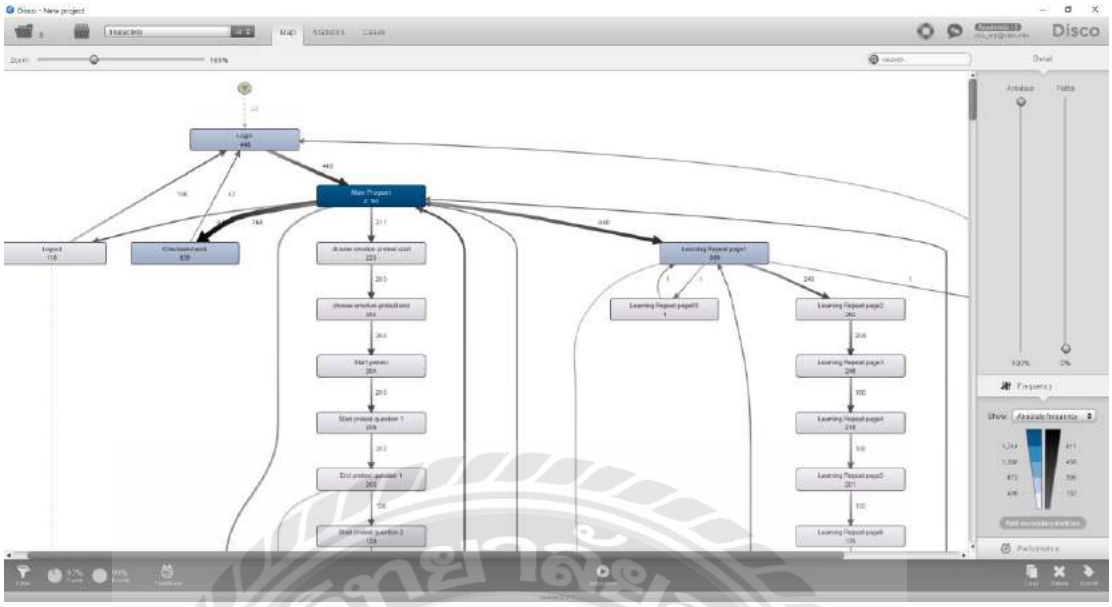
• สัปดาห์ที่ 1 • สัปดาห์ที่ 2 • สัปดาห์ที่ 3 • สัปดาห์ที่ 4 • สัปดาห์ที่ 5 • สัปดาห์ที่ 6 • สัปดาห์ที่ 7

3.4 การวิเคราะห์พฤติกรรมการอ่านเนื้อหาของผู้เรียนด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner

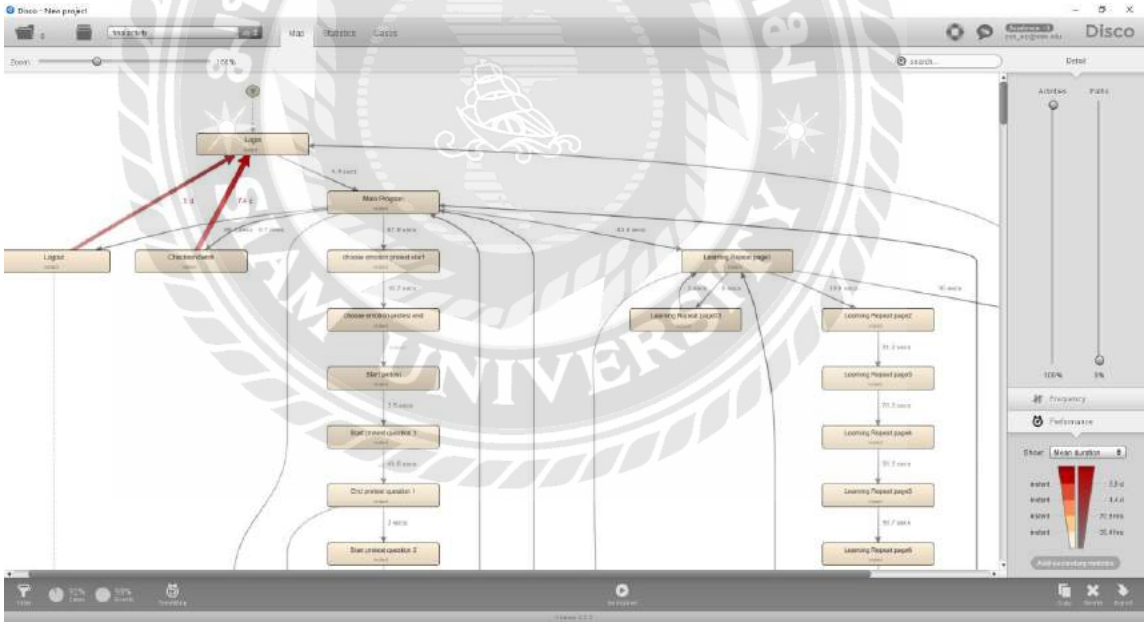
เมื่อทำการเก็บข้อมูลพฤติกรรมจริงของผู้เรียนหลังเข้าเรียนบนระบบหลักสูตรออนไลน์ตามเขตข้อมูลเพื่อเพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมจริงการอ่านเนื้อหาของผู้เรียน (ตารางที่ 3.1) แล้วจึงนำบันทึกเหตุการณ์เข้าสู่ซอฟต์แวร์ Disco (รูปที่ 3.4) จะได้แบบจำลอง Fuzzy miner ที่สามารถค้นพบเส้นทางของกระบวนการอ่านเนื้อหาในรูปแบบของความถี่ (รูปที่ 3.5) และเวลาเฉลี่ย (รูปที่ 3.6)



รูปที่ 3.4 การนำเข้าบันทึกเหตุการณ์การอ่านเนื้อหาของผู้เรียนด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner



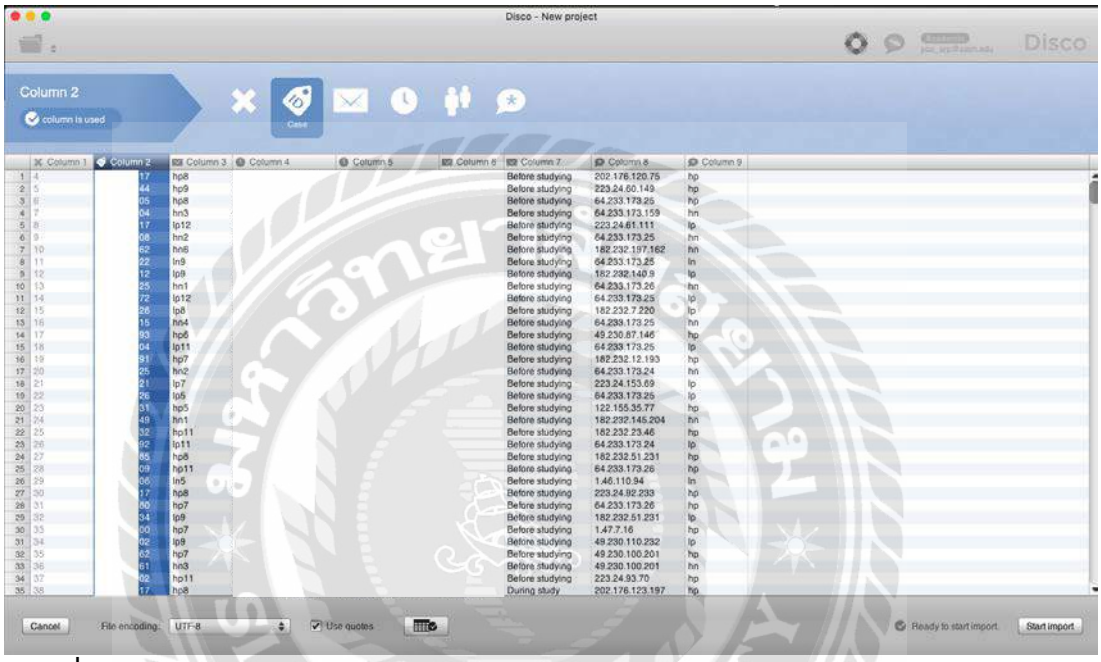
รูปที่ 3.5 แบบจำลองการอ่านเนื้อหาของผู้เรียนด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner (ความถี่)



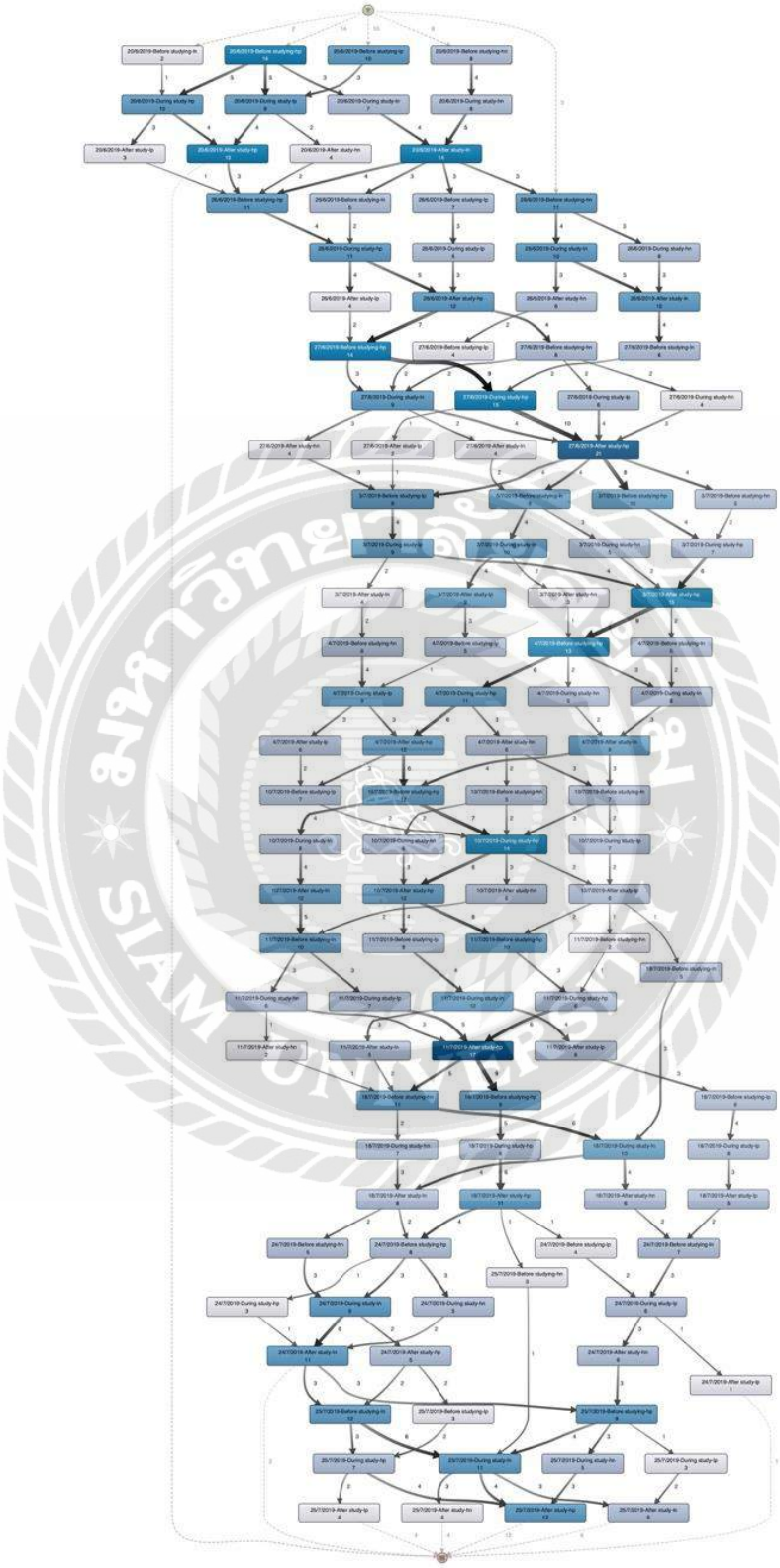
รูปที่ 3.6 แบบจำลองการอ่านเนื้อหาของผู้เรียนด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner (เวลาเฉลี่ย)

3.5 การวิเคราะห์อารมณ์ของผู้เรียนด้วย PAM ด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner

เมื่อทำการเก็บข้อมูลพฤติกรรมจริงของผู้เรียนหลังเข้าเรียนบนระบบหลักสูตรออนไลน์ตามเขตข้อมูลเพื่อวิเคราะห์อารมณ์ของผู้เรียนด้วย PAM (ตารางที่ 3.3) แล้วจึงนำบันทึกเหตุการณ์เข้าสู่ซอฟต์แวร์ Disco (รูปที่ 3.7) จะได้แบบจำลอง Fuzzy miner ที่สามารถค้นพบแบบจำลองการเปลี่ยนแปลงของอารมณ์ของผู้เรียนด้วย PAM ในรูปแบบความถี่ (รูปที่ 3.8)



รูปที่ 3.7 การนำเข้าบันทึกเหตุการณ์อารมณ์ของผู้เรียนด้วย PAM ด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner



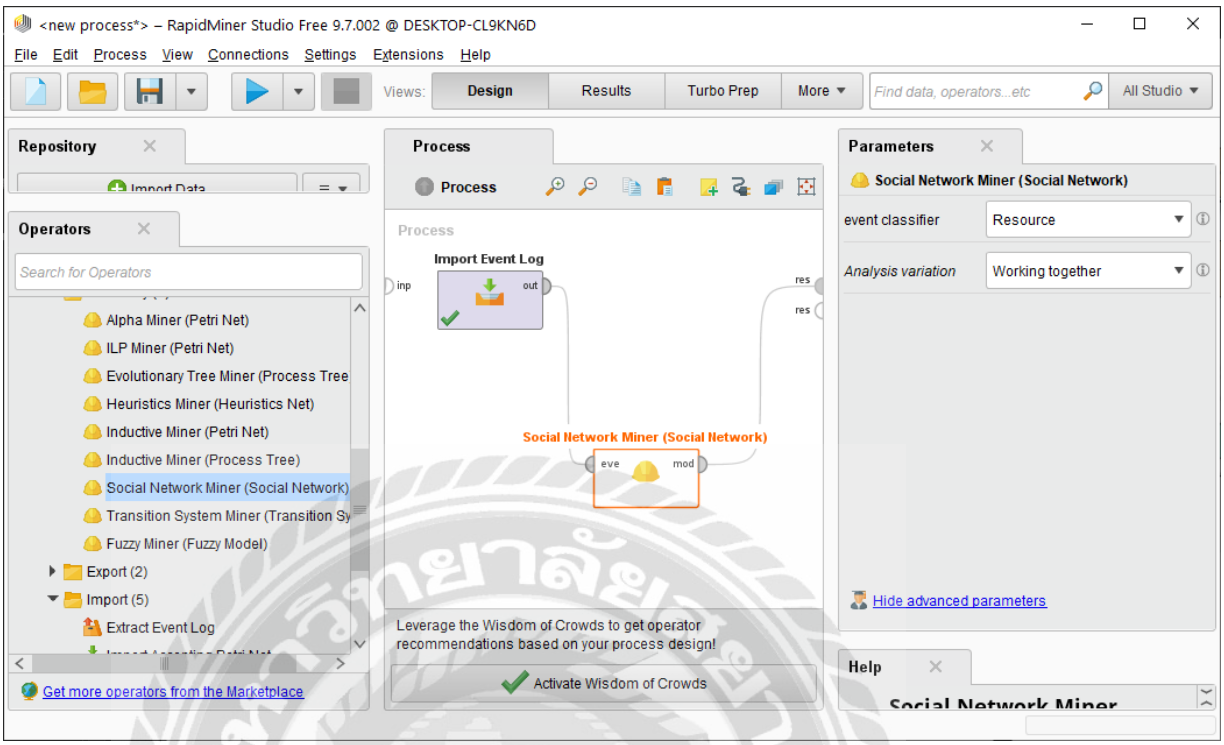
รูปที่ 3.8 แบบจำลองการไหลของอารมณ์ผู้เรียนด้วย PAM ด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner

3.6 การวิเคราะห์การทำงานร่วมกันด้วยอัลกอริทึม Social network miner

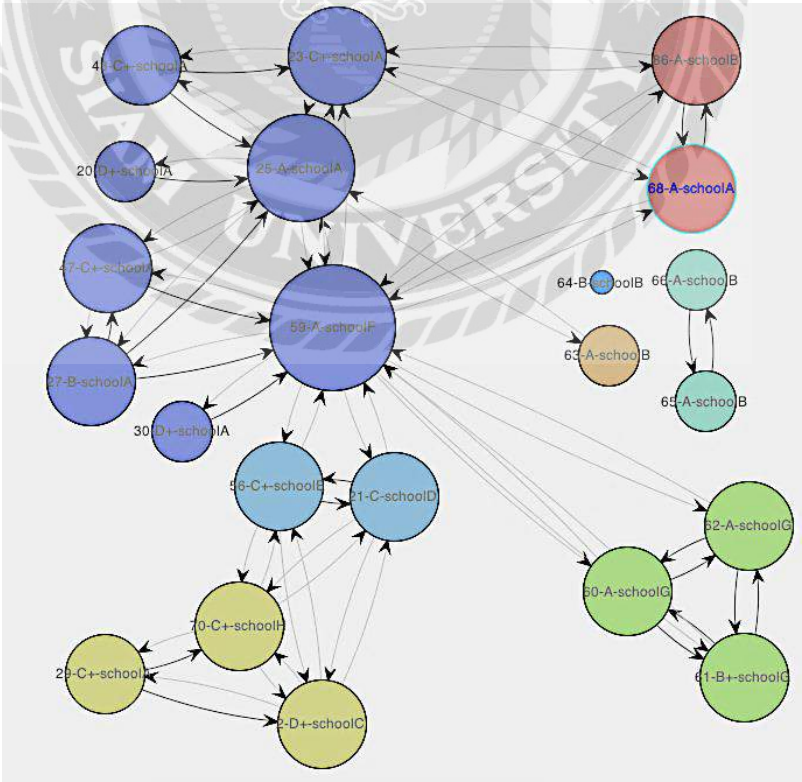
เมื่อทำการเก็บข้อมูลพฤติกรรมจริงของผู้เรียนหลังใช้งานระบบหลักสูตรออนไลน์ตามเขต ข้อมูลการทำงานร่วมกันด้วยอัลกอริทึม Social network miner (ตารางที่ 3.5) แล้วจึงนำบันทึกเหตุการณ์ (รูปที่ 3.9) เข้าสู่ซอฟต์แวร์ Rapid miner studio (Rapid ProM) โดยการใช้ฟังก์ชัน Import Event Log และใช้ ฟังก์ชัน Social network miner ในการค้นพบกระบวนการจากนั้นใช้ฟังก์ชัน res ของซอฟต์แวร์ในการแสดงผล (รูปที่ 3.10) จะได้แบบจำลอง Social network miner (Working together) การทำงานร่วมกันของผู้เรียน (รูปที่ 3.11)

Column 4	Column 6	Column 7	Column 8
IntroductionDatabase	21/1/2018 12:10:58	063	086
IntroductionDatabase	21/1/2018 12:10:58	063	063
IntroductionDatabase	21/1/2018 12:23:17	064	064
IntroductionDatabase	21/1/2018 12:35:14	002	021
IntroductionDatabase	21/1/2018 12:35:14	002	063
IntroductionDatabase	21/1/2018 12:35:14	002	070
IntroductionDatabase	21/1/2018 12:35:14	002	002
IntroductionDatabase	21/1/2018 13:24:18	070	002
IntroductionDatabase	21/1/2018 13:24:18	070	021
IntroductionDatabase	21/1/2018 13:24:18	070	070
IntroductionDatabase	21/1/2018 18:55:06	061	060
IntroductionDatabase	21/1/2018 18:55:06	061	068
IntroductionDatabase	21/1/2018 18:55:06	061	086
IntroductionDatabase	21/1/2018 18:55:06	061	061
IntroductionDatabase	21/1/2018 19:28:40	057	086
IntroductionDatabase	21/1/2018 19:28:40	057	057
IntroductionDatabase	25/1/2018 20:40:20	023	023
IntroductionDatabase	26/1/2018 23:29:05	027	029
IntroductionDatabase	26/1/2018 23:29:05	027	030
IntroductionDatabase	26/1/2018 23:29:05	027	047
IntroductionDatabase	26/1/2018 23:29:05	027	027
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 16:10:20	086	086
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 18:12:07	066	065
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 18:12:07	066	066
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 20:43:20	065	066
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 20:43:20	065	065
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 21:59:24	062	060
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 21:59:24	062	061
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 21:59:24	062	086
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 21:59:24	062	062
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 22:12:40	060	061
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 22:12:40	060	062
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 22:12:40	060	066
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 22:12:40	060	060
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 22:24:01	061	060
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 22:24:01	061	062
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 22:24:01	061	086
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 22:24:01	061	061
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 22:26:55	068	023
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 22:26:55	068	059
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 22:26:55	068	086
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 22:26:55	068	068
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 23:38:21	070	068
IntroductionDreamweaver	28/1/2018 23:38:21	070	070
IntroductionDreamweaver	29/1/2018 14:35:34	059	059
IntroductionDreamweaver	29/1/2018 23:45:48	002	070

รูปที่ 3.9 บันทึกเหตุการณ์ การทำงานร่วมกันด้วยอัลกอริทึม Social network miner



รูปที่ 3.10 นำเข้าบันทึกเหตุการณ์การทำงานร่วมกันด้วยอัลกอริทึม Social network miner



รูปที่ 3.11 แบบจำลอง การทำงานร่วมกันด้วยอัลกอริทึม Social network miner

บทที่ 4
ผลการวิจัย

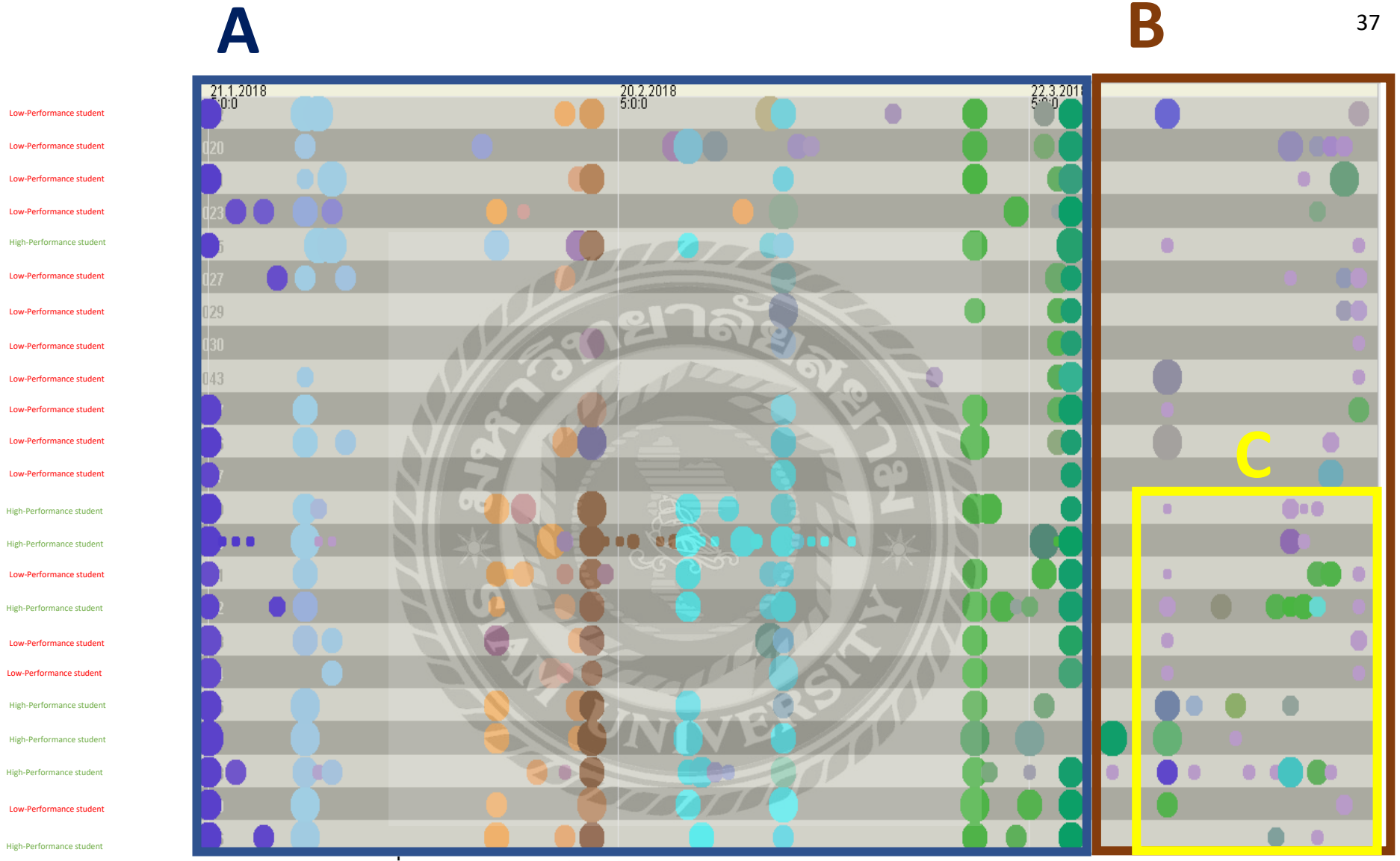
จากผลวิจัยของการประยุกต์ใช้เหมืองกระบวนการเพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมผู้เรียนในหลักสูตรออนไลน์ ชี้ให้เห็นว่าแบบจำลองที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคเหมืองกระบวนการนั้น พบถึงพฤติกรรมต่าง ๆ ของผู้เรียนได้ออกมาเป็นรูปธรรมโดยแสดงออกมาในรูปแบบจำลอง เมื่อแบ่งผู้เรียนออกเป็นสองกลุ่มคือ ผู้เรียนผลการเรียนสูง (High-performance) และผู้เรียนผลการเรียนต่ำ (Low-performance) โดยแบ่งผลการวิเคราะห์ออกได้เป็น 5 ส่วนดังนี้

1. ผลการวิเคราะห์ในมุมมองสถิติพฤติกรรมการอ่านเนื้อหาด้วยอัลกอริทึม Dotted Chart
2. ผลการวิเคราะห์ในมุมมองของปัญหาคอขวดและพฤติกรรมการศึกษาซ้ำและย้อนกลับโดยแสดงในมุมมองของความถี่และเวลาด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner
3. ผลการวิเคราะห์ในมุมมองของอารมณ์ของผู้เรียนในชั้นเรียนด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner
4. ผลการวิเคราะห์ในมุมมองของความสัมพันธ์ของการทำงานร่วมกันแต่ละกลุ่มของผู้เรียนด้วยอัลกอริทึม Social network miner
5. ผลการวิเคราะห์ข้อมูลสถิติพฤติกรรมการอ่านเนื้อหาของผู้เรียน

4.1 ผลการวิเคราะห์ในมุมมองสถิติพฤติกรรมการอ่านเนื้อหาด้วยอัลกอริทึม Dotted Chart

ผลการวิจัยแสดงให้เห็นถึงแบบจำลอง Dotted Chart จากข้อมูลบันทึกเหตุการณ์พฤติกรรมของผู้เรียน (รูปที่ 4.1) โดยให้ แกน X ใช้ข้อมูลพฤติกรรมผู้เรียนในส่วนของเวลาในการเข้าใช้งาน และแกน Y ใช้ข้อมูลรหัสผู้เรียน ในส่วนของการแบ่งสีกำหนดให้สีเป็นตัวแบ่งแต่ละบทเรียน และขนาดของจุดแสดงถึงความถี่ในการดูบทเรียนในแต่ละสัปดาห์

พบว่าเมื่อผู้เรียนต้องเข้าเรียนในแต่ละบทเรียน ผู้เรียนจะมีแนวโน้มสูงที่จะเรียนตามลำดับบทเรียนที่ผู้สอนกำหนดให้ และมีแนวโน้มต่ำที่จะทบทวนบทเรียนระหว่างสัปดาห์เรียน (รูปที่ 4.1A) แต่มีการทบทวนบทเรียนสูงขึ้น เมื่อหลังเรียนจบบทเรียนทุกบทเรียน (รูปที่ 4.1B) ในช่วงเวลาก่อนสอบปลายภาค โดยมุ่งเน้นไปยังเนื้อหาที่คาดหวังเกี่ยวกับการสอบปลายภาค ซึ่งผู้ที่ทบทวนบทเรียนส่วนใหญ่จะได้ผลการเรียนที่ดี (รูปที่ 4.1C) ผลการศึกษาจาก Dotted Chart แสดงให้เห็นถึงแนวโน้มและความถี่การอ่านเนื้อหาก่อนเรียนและหลังเรียน โดยสามารถพบพฤติกรรมที่แตกต่างกันชัดเจนระหว่างผู้เรียนผลการเรียนสูง และผู้เรียนผลการเรียนต่ำ ซึ่งจะเป็นแนวทางในการปรับปรุงกระบวนการเรียนของผู้เรียน โดยมีข้อมูลจากแบบจำลองอ้างอิงเพื่อตรวจสอบข้อมูลการทบทวนและปริมาณเนื้อหาที่ผู้เรียนศึกษาและพัฒนาผู้เรียนผลการเรียนต่ำต่อไป

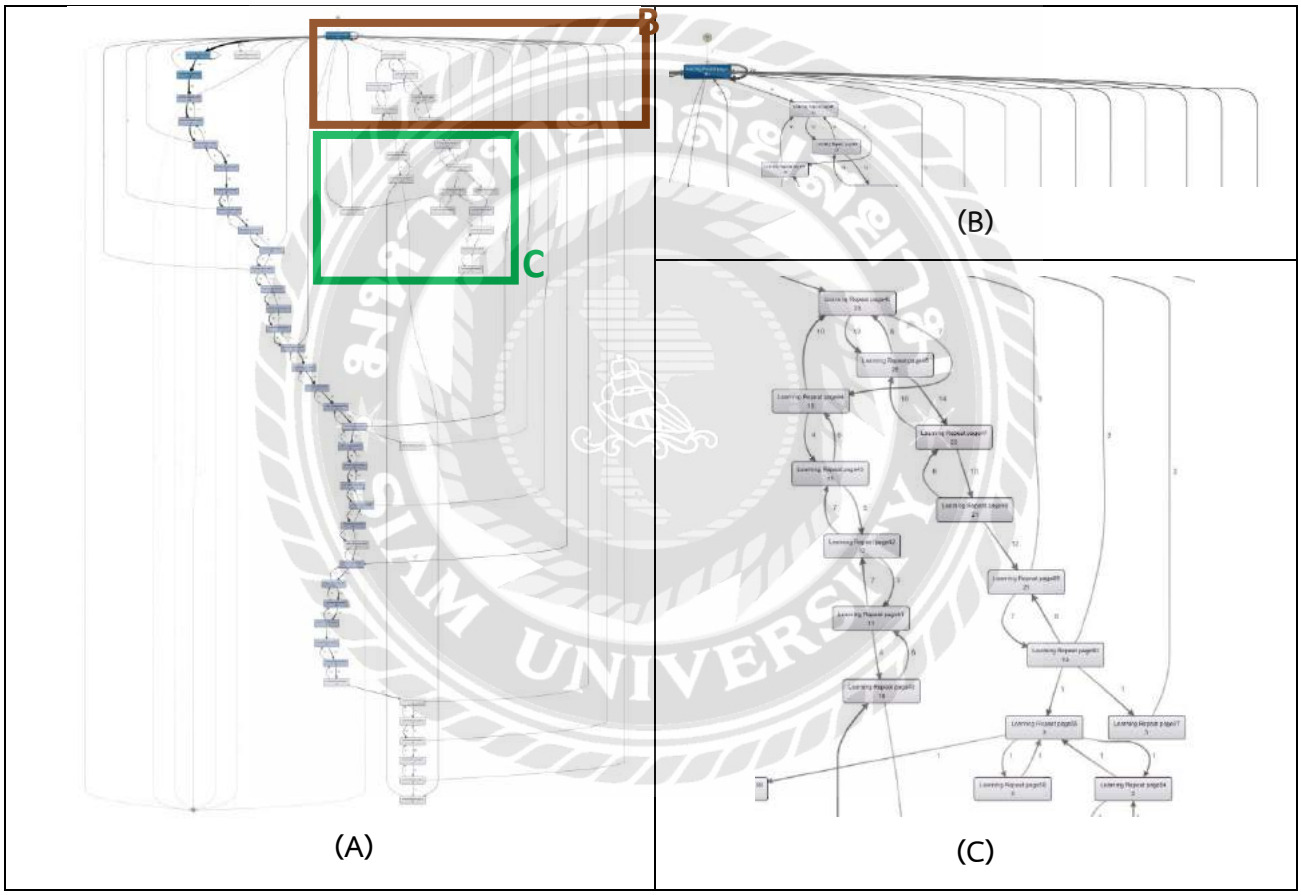


รูปที่ 4.1 พฤติกรรมของผู้เรียนในส่วนการทบทวนบทเรียนด้วย Dotted Chart

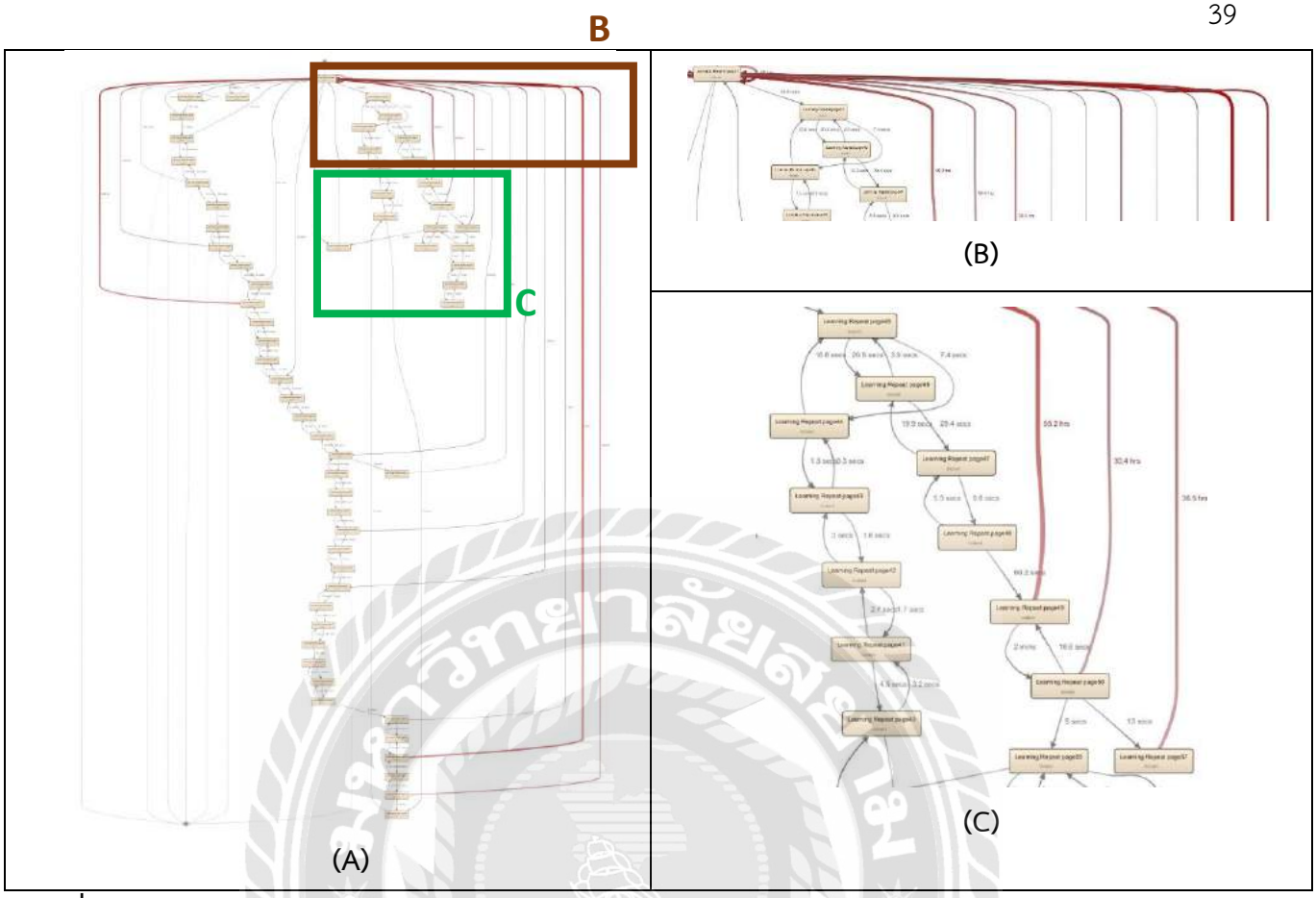
• สัปดาห์ที่ 1 • สัปดาห์ที่ 2 • สัปดาห์ที่ 3 • สัปดาห์ที่ 4 • สัปดาห์ที่ 5 • สัปดาห์ที่ 6 • สัปดาห์ที่ 7

4.2 ผลการวิเคราะห์ในมุมมองของปัญหาคอขวดและพฤติกรรมการศึกษาซ้ำและย้อนกลับ โดยแสดงในมุมมองของความถี่และเวลาด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner

ผลการวิจัยแสดงให้เห็นถึงแบบจำลอง Fuzzy miner ซึ่งข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์คือบันทึกเหตุการณ์พฤติกรรมของผู้เรียนบนระบบที่ถูกบันทึกในรูปแบบนามสกุล CSV และนำเข้าสู่อัลกอริทึม Fuzzy Miner เพื่อแสดงความถี่ของการอ่านเนื้อหาและประสิทธิภาพของเวลาในมุมมองของค่าเฉลี่ยสำหรับผู้เรียนผลการเรียนสูงและผู้เรียนผลการเรียนต่ำ และนำมาเปรียบเทียบผลการศึกษาและศึกษาอย่างละเอียด



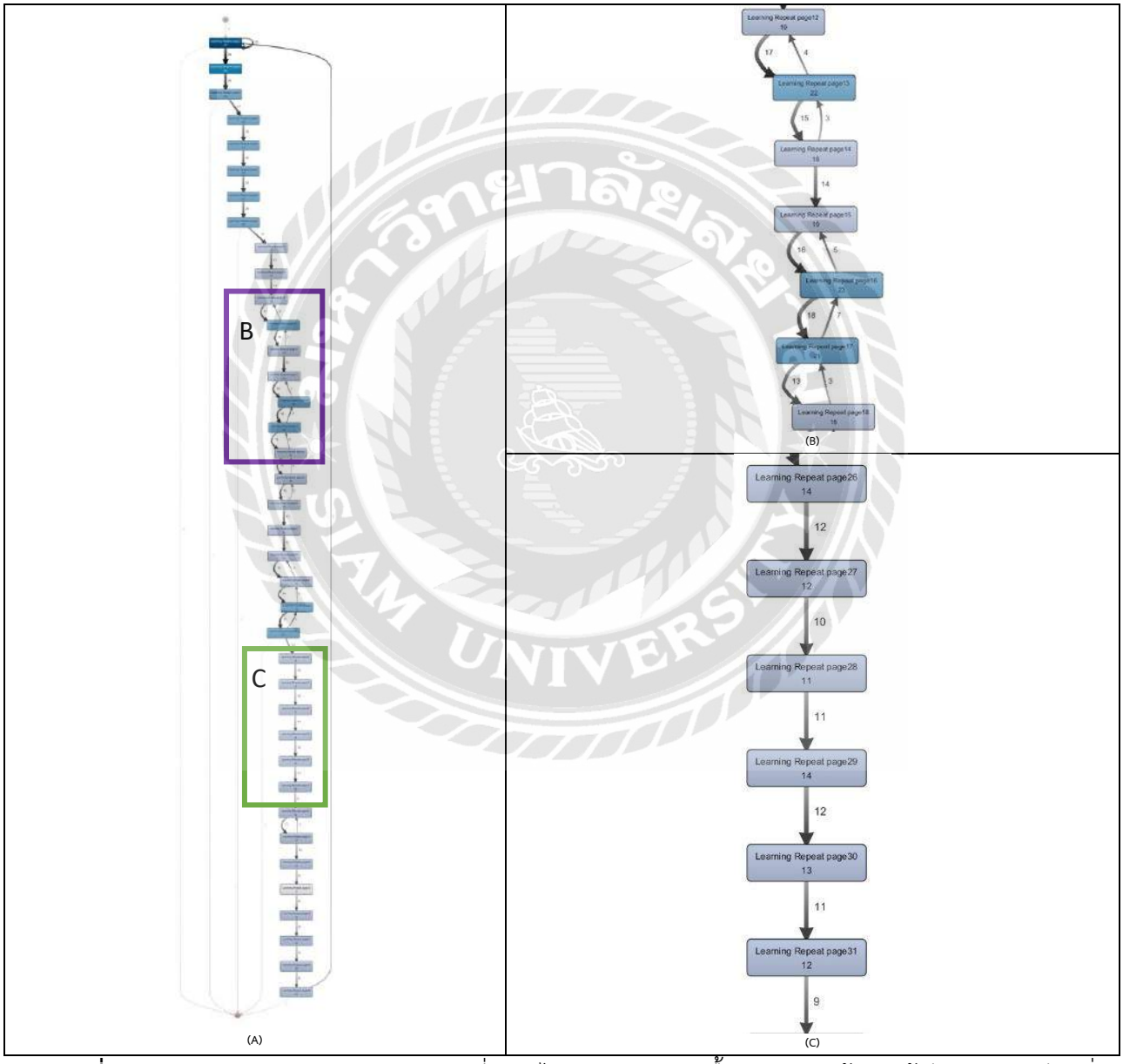
รูปที่ 4.2 แบบจำลอง Fuzzy Miner ในมุมของความถี่ของผู้เรียนผลการเรียนสูง (A) ความถี่ของทำกระบวนการอ่านย้อนกลับ (B) ความถี่ของกระบวนการอ่านคอขวด (C)



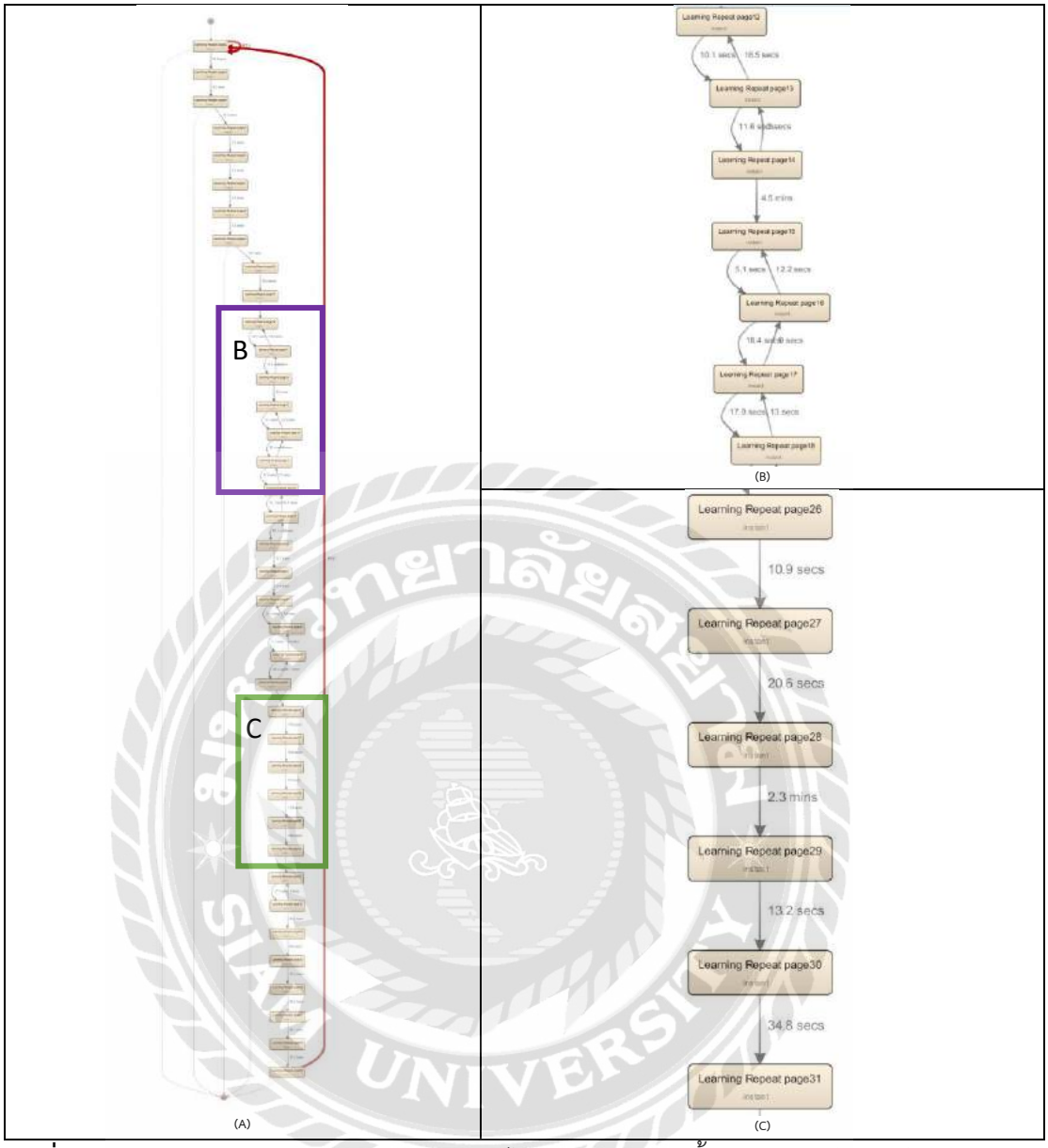
รูปที่ 4.3 แบบจำลอง Fuzzy Miner ในมุมของเวลาของผู้เรียนผลการเรียนสูง (A) เวลาของทำกระบวนการอ่านย้อนกลับ (B) เวลาของกระบวนการอ่านคอขวด (C)

รูปที่ 4.2A แสดงภาพรวมการไหลของการอ่านเนื้อหาแต่ละหน้าในการเข้าเรียนของผู้เรียนผลการเรียนสูง (มุมมองความถี่) รูปที่ 4.2B แสดงความถี่ของการอ่านเนื้อหาวนซ้ำของผู้เรียนผลการเรียนสูงและทบทวนบทเรียนหลังเลิกเรียน จากตัวเลขในภาพแสดงให้เห็นว่าผู้เรียนผลการเรียนสูงมีแนวโน้มที่จะทบทวนเนื้อหาบทเรียนหลังเลิกเรียนและก่อนสอบปลายภาคสูงกว่าผู้เรียนผลการเรียนต่ำ รูปที่ 4.2C แสดงปัญหาคอขวดในมุมมองของความถี่ของผู้เรียนผลการเรียนสูง ซึ่งจะมีแนวโน้มการเรียนวนซ้ำในแต่ละหน้าของบทเรียนด้วยความถี่สูง โดยจากข้อมูลพฤติกรรม ผู้เรียนผลการเรียนสูงจะไม่ทบทวนเนื้อหาบทเรียนทั้งหมดในหลักสูตร แต่จะเลือกศึกษาในประเด็นเฉพาะเจาะจง หรือใจความสำคัญของบทเรียนมากกว่า ซึ่งเหตุการณ์คอขวดอาจจะเกิดขึ้นได้ในกรณีที่ผู้เรียนผลการเรียนสูงบางคนสับสนกับเนื้อหาบางอย่าง อย่างไรก็ตามผู้เรียนผลการเรียนสูงจะสามารถเข้าใจเนื้อหาที่เป็นปัญหาและสามารถศึกษาต่อไปยังเนื้อหาการเรียนรู้ส่วนถัดไปได้ รูปที่ 4.3A แสดงภาพรวมการไหลของเนื้อหาแต่ละหน้าในการเข้าเรียนของผู้เรียนผลการเรียนสูง (มุมมองเวลา) รูปที่ 4.3B แสดงระยะของการอ่านเนื้อหาวนซ้ำของผู้เรียนผลการเรียนสูงและทบทวนบทเรียนหลังเลิกเรียน พบว่าผู้เรียนผลการเรียนสูงมีแนวโน้มการทบทวนเรียน

อีกครั้งในระยะเวลาเฉลี่ยหกวัน หลังจากที่เรียนภายในชั่วโมงเรียน และกลับมาทบทวนความรู้จากบทเรียนอีกครั้ง รูปที่ 4.3C แสดงระยะเวลาเฉลี่ยของปัญหาคอขวดหรือวนซ้ำ จากผลลัพธ์ของ Fuzzy Miner พบว่าช่วงคอขวดหรือวนซ้ำสำหรับกลุ่มผู้เรียนผลการเรียนสูงเฉลี่ย 2.2 นาที/หน้า โดยสรุปได้ว่าผู้เรียนผลการเรียนสูง ที่พบปัญหาในการทำความเข้าใจเนื้อหา มีแนวโน้มว่าสามารถทำความเข้าใจในแต่ละหน้าเฉลี่ย 2.2 นาที/หน้า



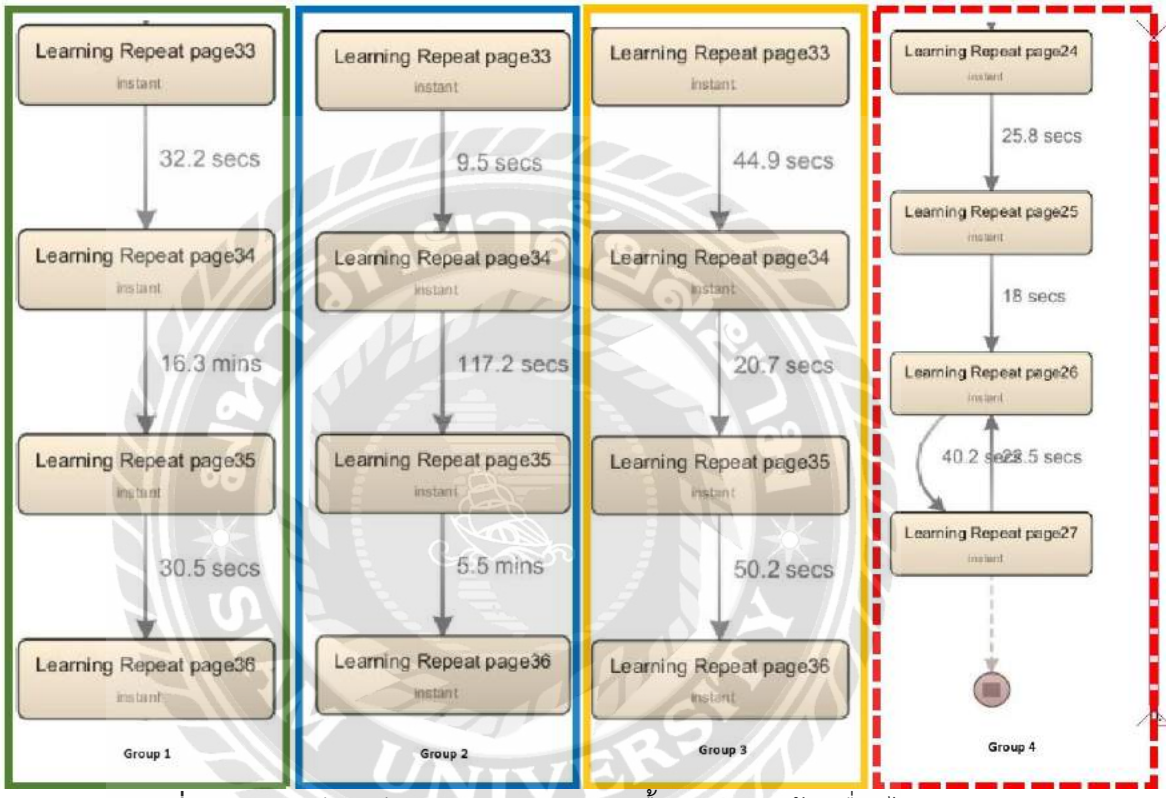
รูปที่ 4.4 แบบจำลอง Fuzzy Miner (ความถี่) การไหลของการอ่านเนื้อหาแต่ละหน้าของผู้เรียนผลการเรียนต่ำ



รูปที่ 4.5 แบบจำลอง Fuzzy Miner (เวลา) การไหลของการอ่านเนื้อหาแต่ละหน้าของผู้เรียนผลการเรียนต่ำ

โดยรูปที่ 4.4A แสดงถึง แบบจำลอง Fuzzy Miner (ความถี่) การไหลของการอ่านเนื้อหาแต่ละหน้าของผู้เรียนผลการเรียนต่ำ จะพบได้ว่ากระบวนการส่วนใหญ่เป็นเส้นตรงต่างจากผู้เรียนผลการเรียนสูงที่มีการทบทวนและอ่านเนื้อหาซ้ำมากกว่า รูปที่ 4.4B แสดงให้เห็นถึงกระบวนการที่เกิดคอขวดในมุมมองของความถี่ ซึ่งเป็นสถานการณ์ที่ผู้เรียนไม่สามารถศึกษาในเนื้อหาส่วนที่ถูกระบุอยู่ในแบบจำลองได้ โดยที่ผู้เรียนผลการเรียนต่ำค่อย ๆ ทยอยออกจากบทเรียนไปก่อนที่บทเรียนจะสิ้นสุด ดังรูปที่ 4.4C ซึ่งแตกต่างจากผู้เรียนผลการเรียนสูงที่จะพยาพยามเรียนซ้ำจนกว่าจะเข้าใจไปจนถึงจุดสิ้นสุดของบทเรียนได้

และรูปที่ 4.5A แสดงถึงระยะเวลาเฉลี่ยของปัญหาคอขวดในผู้เรียนผลการเรียนต่ำ ซึ่งบ่งชี้ว่าผู้เรียนมีปัญหากับเนื้อหาด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner โดยเฉลี่ยแล้วผู้เรียนที่ผลการเรียนต่ำใช้เวลาเฉลี่ยในหน้าที่ไม่เข้าใจอยู่ที่ 47 วินาทีต่อหน้าในระหว่างกระบวนการเรียนรู้ดังรูปที่ 4.5B และจากรูปที่ 4.5C พบว่าผู้เรียนผลการเรียนต่ำโดยที่ผู้เรียนผลการเรียนต่ำค่อยทยอย ๆ ออกจากบทเรียนไปก่อนที่บทเรียนจะสิ้นสุดโดยมีเวลาเฉลี่ย 33 วินาที และไม่มีการกลับมาเรียนซ้ำอีก



รูปที่ 4.6 การเปรียบเทียบพฤติกรรมการอ่านเนื้อหา 4 กลุ่มด้วยเงื่อนไขเวลา

เพื่อให้ข้อมูลที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์อย่างละเอียดขึ้นจึงได้ทำการแบ่งกลุ่มย่อยของผู้เรียนผลการเรียนสูงและผู้เรียนผลการเรียนต่ำเพิ่มออกเป็น 4 กลุ่ม ดังนี้ 1. กลุ่มที่ 1 คือผู้เรียนที่ได้ผลการเรียนเกรด A 2. กลุ่มที่ 2 คือผู้เรียนที่ได้ผลการเรียนเกรด B+ และ B 3. กลุ่มที่ 3 คือผู้เรียนที่ได้ผลการเรียนเกรด C+ และ C 4. กลุ่มที่ 4 คือผู้เรียนที่ได้ผลการเรียนเกรด D+ และ D ดังรูปที่ 4.6 โดยที่หลักสูตรนี้ไม่มีผู้เรียนคนใดล้มเหลว (เกรด F)

จากนั้นจึงได้เปรียบเทียบทั้ง 4 กลุ่มในมุมมองระยะเวลาที่ใช้ระหว่างการเรียนของผู้เรียน พบว่า ในรูปที่ 4.6 หน้า 34 เป็นในส่วนของการอภิปรายผลและหน้าที่ 35 นำเสนอการประยุกต์ใช้งาน ส่วนในหน้า 36 เป็นบทนำสู่บทเรียนถัดไป และพบว่าผู้เรียนกลุ่มที่ 1 ใช้เวลาเฉลี่ย 16.3 นาที (960

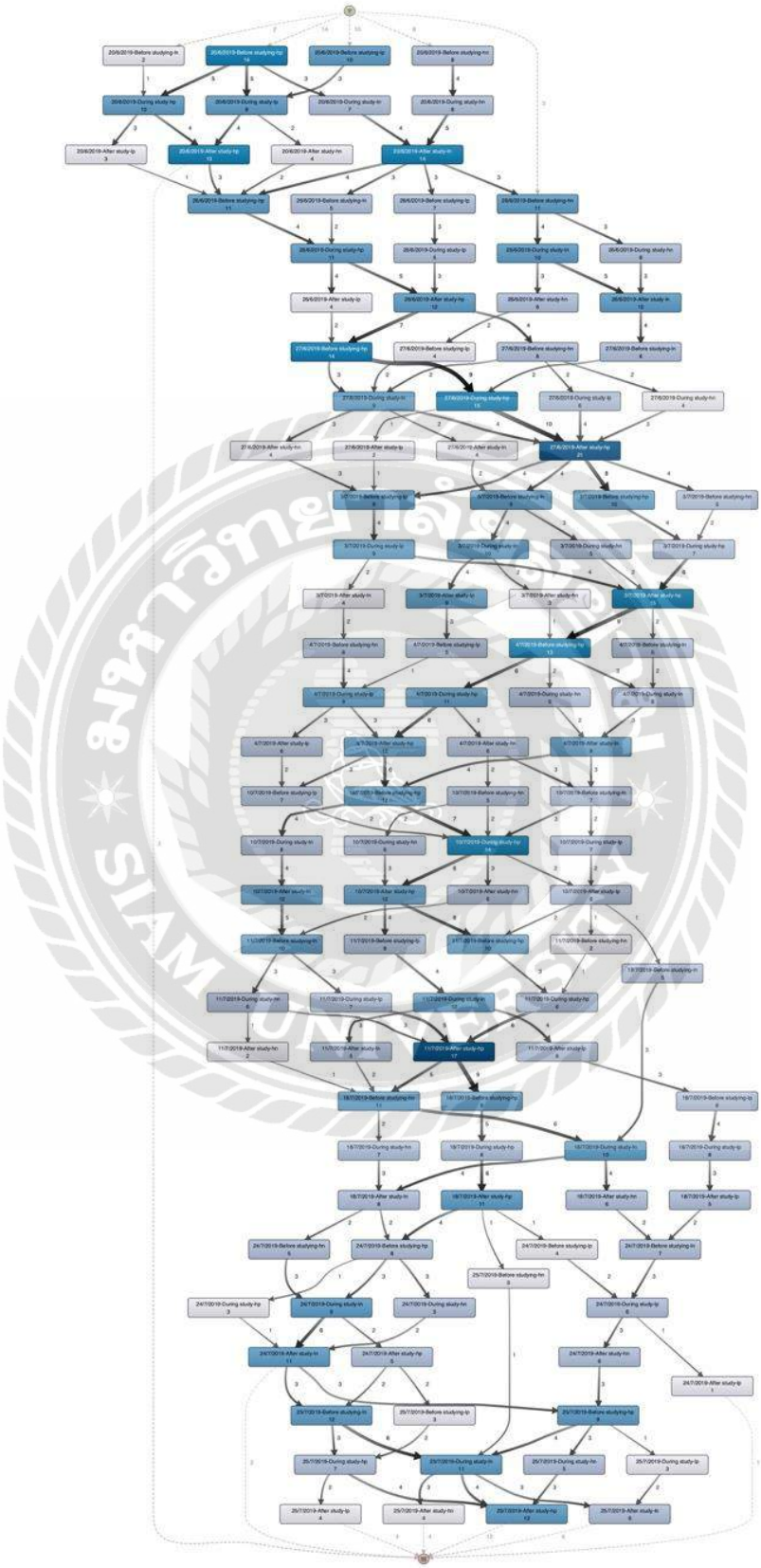
วินาที) ในการอ่านส่วนของการอภิปรายผล ผู้เรียนกลุ่มที่ 2 ใช้เวลา 117 วินาที ผู้เรียนกลุ่มที่ 3 ใช้เวลา 20 วินาที และผู้เรียนกลุ่มที่ 4 ไม่มีการอ่านถึงหน้าที่ 34 โดยหยุดไปตั้งแต่หน้า 27 ดังรูปที่ 4.6

สรุปคือผู้เรียนกลุ่มที่หนึ่งเน้นในการอ่านเนื้อหาในส่วนของการอภิปรายผลของแต่ละบทเรียนมากกว่าผู้เรียนกลุ่มที่ 2 ถึง 8.3 เท่าตัว และมากกว่าผู้เรียนกลุ่มที่ 3 ถึง 47.2 เท่าตัว และเป็นที่น่าสนใจว่าผู้เรียนกลุ่มที่ 4 ไม่เคยได้อ่านในส่วนของการอภิปรายผล และไม่อ่านบทนำสู่บทเรียนถัดไปโดยออกจากบทเรียนก่อน ดังนั้นจึงต้องมีการปรับปรุงเนื้อหาให้เข้าสู่การอภิปรายผลเร็วขึ้นหรือโน้มน้าวให้ผู้เรียนกลุ่มที่ 4 เห็นความสำคัญของการอภิปรายผลประจำบทเรียน

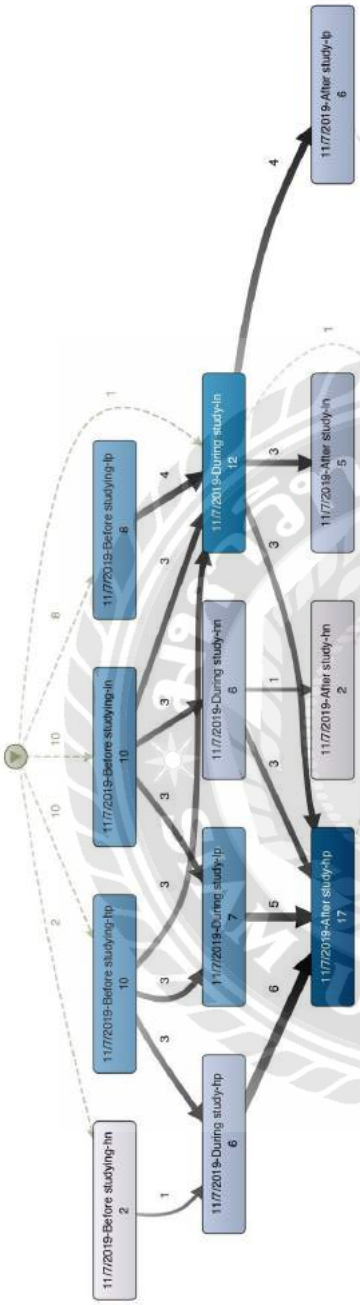
4.3 ผลการวิเคราะห์ในมุมมองของอารมณ์ของผู้เรียนในชั้นเรียนด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner

ผลการวิจัยแสดงให้เห็นถึงแบบจำลองเส้นทางการเปลี่ยนแปลงของอารมณ์จากอัลกอริทึม Fuzzy miner เทคนิคเหมืองกระบวนการ (รูปที่ 4.7) พบถึงเส้นทางการเปลี่ยนแปลงของอารมณ์ตลอดภาคการศึกษาของผู้เรียนที่ให้ความร่วมมือในการคลิกภาพความรู้สึกของตน ซึ่งมีรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของอารมณ์ ทั้งหมด 4 อารมณ์ดังนี้ 1. ระดับอารมณ์ High Arousal Positive (hp) 2. ระดับอารมณ์ High Arousal Negative (hn) 3. ระดับอารมณ์ Low Arousal Positive (lp) 4. ระดับอารมณ์ Low Arousal Negative (ln) ระหว่างช่วงเวลา 3 ช่วงต่อวันคือ 1. ก่อนเรียน 2. ระหว่างเรียน 3. หลังเรียน เพื่อให้เห็นกระบวนการอย่างชัดเจน จึงได้แยกช่วงเวลาออกเป็น 1 วัน และแสดงถึงเส้นทางในรูปแบบของความถี่ (รูปที่ 4.8) และเวลา (รูปที่ 4.9) และการเปลี่ยนแปลงด้านอารมณ์ของผู้เรียน

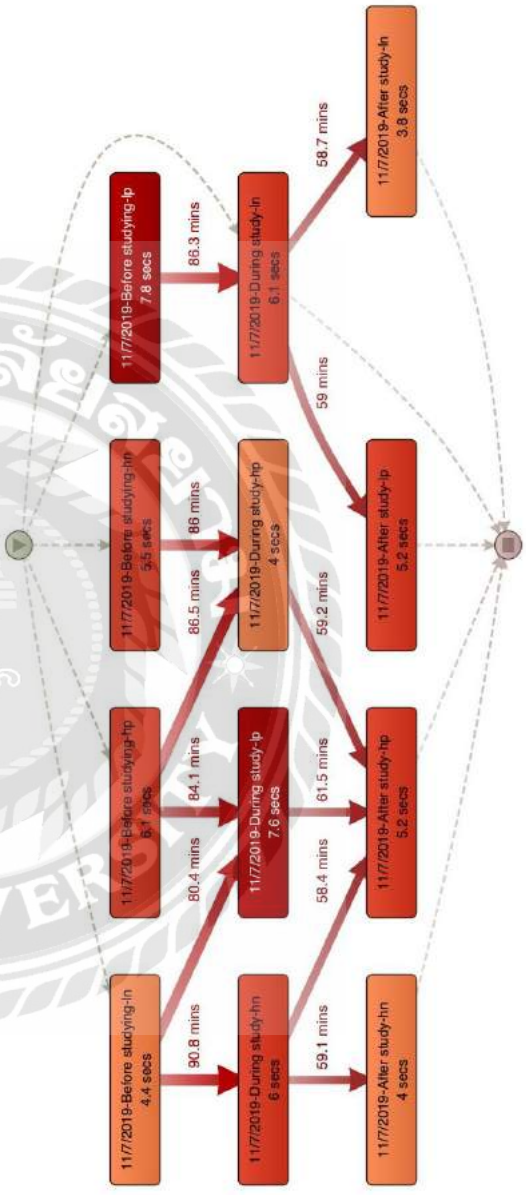
ตัวอย่างแสดงให้เห็นว่าระหว่างเรียน ระดับอารมณ์ของผู้เรียนมีแนวโน้มเปลี่ยนไปเป็น Low Arousal Negative เป็นจำนวนมาก และเมื่อหลังเรียนผู้เรียนอารมณ์กลับมาในระดับ High Arousal Positive อีกครั้ง โดยช่วงเวลาจะขึ้นอยู่กับแต่ละขั้นตอนภายในชั้นเรียน



รูปที่ 4.7 แบบจำลองเส้นทางการเปลี่ยนแปลงของอารมณ์จากอัลกอริทึม Fuzzy miner



รูปที่ 4.8 ความถี่ / เส้นทางการเปลี่ยนแปลงของอารมณ์จากอัลกอริทึม Fuzzy miner



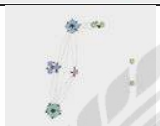
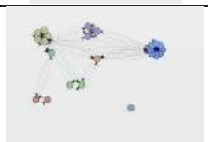
รูปที่ 4.9 เวลาเฉลี่ย / เส้นทางการเปลี่ยนแปลงของอารมณ์ จากอัลกอริทึม Fuzzy miner

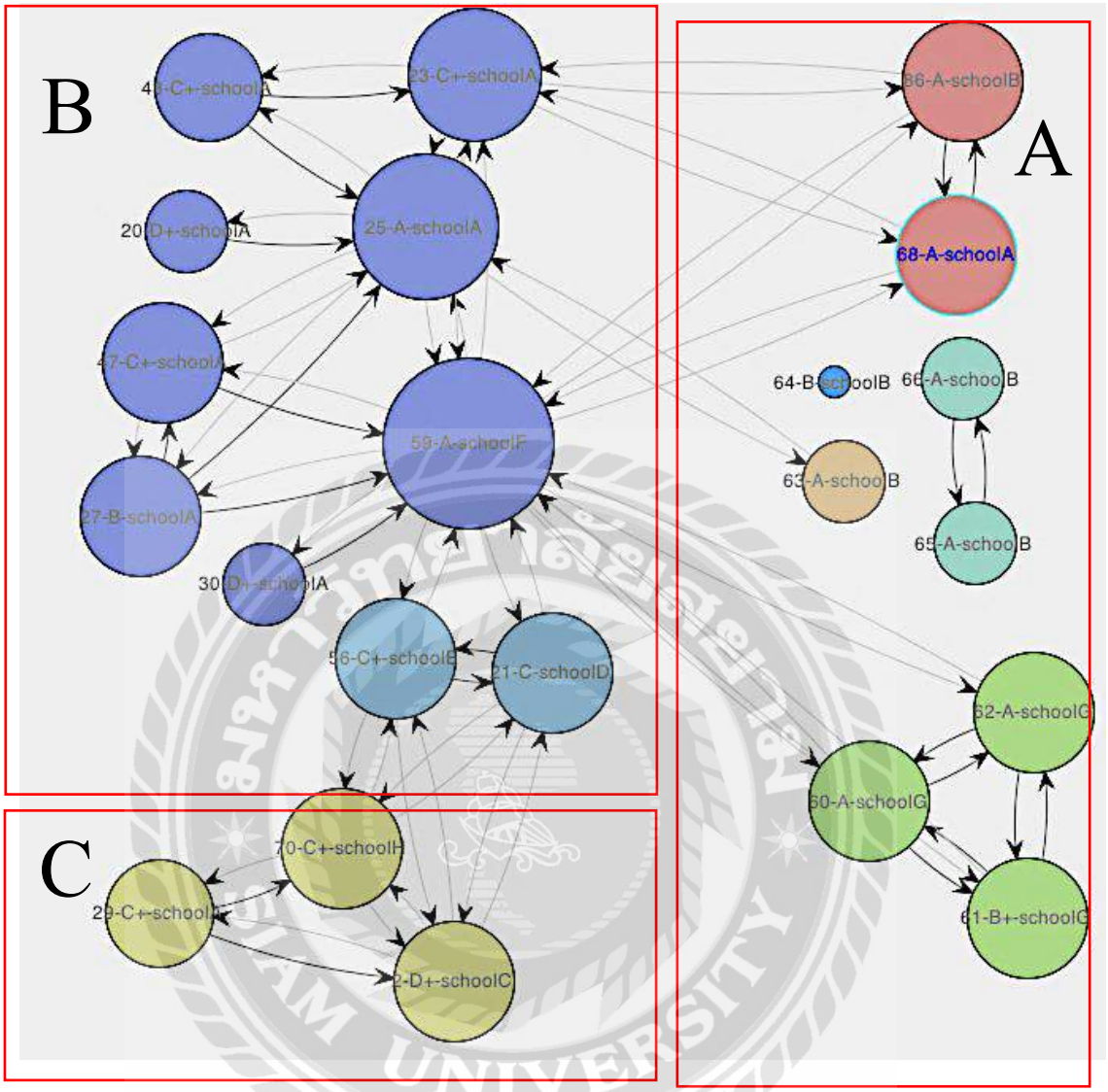
4.4 ผลการวิเคราะห์ในมุมมองของความสัมพันธ์ของการทำงานร่วมกันแต่ละกลุ่มของผู้เรียนด้วยอัลกอริทึม Social network miner

ผลการวิจัยแสดงให้เห็นถึงรูปแบบการจับกลุ่มทำงานกันภายในชั้นเรียนจากเทคนิคเหมืองกระบวนการ โดยแสดงในรูปแบบจำลองของการทำงานร่วมกันด้วยอัลกอริทึม Social Network miner ซึ่งสามารถเห็นถึงภาพรวมของการทำงานร่วมกันในชั้นเรียนที่มีการเปลี่ยนแปลงระหว่างบทเรียน (ตารางที่ 4.1) และจากผลลัพธ์ที่ได้ทดลองกับ ทั้ง 7 บทเรียนกับผู้เรียนทั้งหมด 23 คน พบว่า 1. จำนวนการทำงานร่วมกันในชั้นเรียนของผู้เรียน เฉลี่ย 59.57 ครั้งต่อบทเรียน เฉลี่ยคนละ 2.5 ครั้ง (ตารางที่ 4.1 ลำดับที่ 2) 2. จำนวนกลุ่มของผู้เรียน ในแต่ละบทเรียน ผู้เรียนจะแบ่งออกเป็นกลุ่มโดยเฉลี่ย 2-3 กลุ่ม (ตารางที่ 4.1 ลำดับที่ 3) 3. จำนวนผู้เรียนที่มีการทำงานร่วมกันกับคนหลายกลุ่ม เฉลี่ย 1.7 คน ต่อบทเรียน คิดเป็น 7.45% ของผู้เรียนทั้งหมด (ตารางที่ 4.1 ลำดับที่ 4) 4. จำนวนผู้เรียนที่มีการทำงานร่วมกันกับผู้อื่นน้อย เฉลี่ยออกเป็นบทเรียนละ 2 คน คิดเป็น 8.69% ของผู้เรียนทั้งหมด (ตารางที่ 4.1 ลำดับที่ 5) 5. จำนวนผู้เรียนที่ไม่มีการทำงานร่วมกันกับผู้ใด เฉลี่ยออกเป็นบทเรียนละ 2.14 คน คิดเป็น 9.31% ของผู้เรียนทั้งหมด (ตารางที่ 4.1 ลำดับที่ 6) และสามารถค้นพบถึงพฤติกรรมรายบุคคลของผู้เรียนที่ทำงานร่วมกันกับผู้อื่นน้อย จำนวน 3 คน

และจากผลลัพธ์สามารถแบ่งกลุ่มของผู้เรียนได้เป็น 3 ประเภท (รูปที่ 4.10) คือ 1. กลุ่ม A ที่จะเป็นผู้เรียนที่ผลการเรียนดี มักอยู่แยกตัวออกไปจับกลุ่มกับผู้ที่มีผลการเรียนเฉลี่ยดีด้วยกัน และโดยส่วนใหญ่จะมาจากสถานศึกษาเดิมที่เดียวกัน หรือมีการทำงานร่วมกันเฉพาะผู้เรียนผลการเรียนสูงกันเองเท่านั้น 2. กลุ่ม B กลุ่มที่จะเป็นผู้เรียนที่มีผลการเรียนปานกลางถึงต่ำ ที่ยังมีการการทำงานร่วมกันกับผู้เรียนผลการเรียนสูง ทั้งกับสถานศึกษาเดิมเดียวกันและสถานศึกษาอื่น 3. กลุ่ม C คือกลุ่มผู้เรียนผลการเรียนปานกลางถึงต่ำที่ไม่ได้มีการทำงานร่วมกันกับผู้เรียนผลการเรียนสูงและโดยส่วนใหญ่จะอยู่ในคนละสถานศึกษากัน

ตารางที่ 4.1 ภาพรวมของการทำงานร่วมกันในชั้นเรียนที่มีการเปลี่ยนแปลงระหว่างบทเรียน

	แบบจำลองพฤติกรรม	จำนวนการทำงานร่วมกันในชั้นเรียน	จำนวนกลุ่มใหญ่ของผู้เรียน	จำนวนผู้เรียนที่มีการทำงานร่วมกันกับคนหลายกลุ่ม	จำนวนผู้เรียนที่มีการทำงานร่วมกันกับผู้อื่นน้อย	จำนวนผู้เรียนที่ไม่มีการทำงานร่วมกับผู้ใดเลย
บทที่ 1		72 ครั้ง	3 กลุ่ม	2 คน (063, 059)	0 คน	2 คน (023, 064)
บทที่ 2		56 ครั้ง	3 กลุ่ม	1 คน (023)	2 คน (065, 066)	2 คน (020, 064)
บทที่ 3		53 ครั้ง	2 กลุ่ม	1 คน (020)	3 คน (065, 066, 047)	5 คน (063, 025, 002, 030, 064)
บทที่ 4		53 ครั้ง	3 กลุ่ม	2 คน (059, 070)	3 คน (065, 066, 002)	2 คน (030, 064)
บทที่ 5		57 ครั้ง	3 กลุ่ม	2 คน (021, 056)	2 คน (065, 066)	2 คน (064)
บทที่ 6		64 ครั้ง	2 กลุ่ม	2 คน (027, 047)	2 คน (065, 066)	1 คน (064)
บทที่ 7		62 ครั้ง	3 กลุ่ม	2 คน (002, 057)	2 คน (065, 066)	1 คน (064)
ทุกบท		417 ครั้ง	1 กลุ่ม	0 คน	2 คน (065, 066)	1 คน (064)



รูปที่ 4.10 แบบจำลองแสดงการจับกลุ่มสังคมทำงานร่วมกันโดยจัดกลุ่มผู้เรียนตามผลการเรียน

4.5. ผลการวิเคราะห์ข้อมูลสถิติพฤติกรรมการอ่านเนื้อหาของผู้เรียน

จากข้อมูลที่ได้เก็บอัตโนมัติจากบันทึกเหตุการณ์บนระบบทั้งหมด 1 ภาคการศึกษา 7 บทเรียน จากผู้เรียนทั้งหมด 23 คน ได้มีการทดสอบทางสถิติจากพฤติกรรมผู้เรียน ในมุมมองของความถี่และเวลาได้ดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 ตารางสถิติพฤติกรรมการอ่านของผู้เรียน

ผู้เรียน	ประเภท	จำนวน	$\bar{x}$	S.D.	t	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
								Lower	Upper
ผู้เรียนทั้งหมด (23 คน)	ความถี่	5,417 ครั้ง	235.52 ครั้ง/คน	7.57	5.910	.000	235.52174	152.8722	318.1713
	เวลา	15,644 วินาที	18 วินาที/คน/หน้า	30.44	7.449	.000	681.609	491.83	871.38
ผู้เรียนผลการเรียนสูง (8 คน)	ความถี่	2,620 ครั้ง	327.50 ครั้ง/คน	8.95	4.159	.004	327.500	141.30	513.70
	เวลา	6,047 วินาที	20 วินาที/คน/หน้า	32.64	4.550	.000	186.467	98.58	274.36
ผู้เรียนผลการเรียนต่ำ (15 คน)	ความถี่	2,727 ครั้ง	186.47 ครั้ง/คน	6.32	6.151	.000	755.875	465.29	1046.46
	เวลา	9,630 วินาที	17 วินาที/คน/หน้า	29.17	5.103	.000	642.000	372.17	911.83

หมายเหตุ : ในเนื้อหาหนึ่งหน้าสามารถอ่านได้หลายครั้ง

จากการเก็บข้อมูลตัวอย่างพฤติกรรมผู้เรียนที่อ่านเนื้อหาบทเรียนโดยอัตโนมัติบนระบบ ซึ่งในหนึ่งหน้าเนื้อหานั้นสามารถอ่านได้หลายครั้ง พบว่าด้านความถี่ของการอ่านของผู้เรียนทั้งหมดอยู่ที่ 5,417 ครั้ง มีค่าเฉลี่ย 235 ครั้งต่อหนึ่งคน มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในมุมมองของความถี่เป็น S.D. 7.57 ด้านเวลามีการใช้เวลาการอ่านรวม 15,677 วินาที และมีค่าเฉลี่ยการอ่านหน้าละ 18.93 วินาที โดยเฉลี่ยบทละ 11 นาที มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในมุมมองของเวลาเป็น S.D. 30.44 และเมื่อแบ่งออกเป็นสองกลุ่มพบว่า ด้านความถี่ของการอ่านของผู้เรียนผลการเรียนสูง 8 คน ทั้งหมดอยู่ที่ 2,620 ครั้ง มีค่าเฉลี่ย 327 ครั้งต่อหนึ่งคน มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในมุมมองของความถี่เป็น S.D. 8.95 ด้านเวลามีการใช้เวลาการอ่านรวม 6,047 วินาที และมีค่าเฉลี่ยการอ่านหน้าละ 20 วินาที โดยเฉลี่ยบทละ 12.5 นาที มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในมุมมองของเวลาเป็น S.D. 32.64 ด้านความถี่ของการอ่านของผู้เรียนผู้เรียนผลการเรียนต่ำ 15 คน ทั้งหมดอยู่ที่ 2,797 ครั้ง มีค่าเฉลี่ย 186 ครั้งต่อหนึ่งคน มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในมุมมองของความถี่เป็น S.D. 6.32 ด้านเวลามีการใช้เวลาการอ่านรวม 9,630 วินาที และมีค่าเฉลี่ยการอ่านหน้าละ 17 วินาที โดยเฉลี่ยบทละ 10.7 นาที มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในมุมมองของเวลาเป็น S.D. 29.17

การศึกษาความสัมพันธ์กันระหว่างข้อมูลสถิติด้านความถี่ และเวลา จากข้อมูลพฤติกรรมการอ่านเนื้อหาจริงที่ถูกบันทึกมาบนระบบโดยอัตโนมัตินั้น พบว่าผู้เรียนผลการเรียนสูง มีผลทางสถิติทั้งความถี่และเวลาเฉลี่ย ในการทบทวนเนื้อหาสูงกว่าผู้เรียนผลการเรียนต่ำเฉลี่ย 141 ครั้ง หรือคิดเป็นร้อยละ 56.88 และเวลาเฉลี่ยสูงกว่าหน้าละ 12 วินาที หรือคิดเป็นร้อยละ 56.09 อีกทั้งผู้เรียนผลการเรียนสูงมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานภาพรวมทั้งด้านความถี่และเวลา

ผลการวิเคราะห์ทางสถิติได้แสดงให้เห็นถึงระดับนัยสำคัญและ t-value จากข้อมูลสถิติจากพฤติกรรมของผู้เรียนผลการเรียนสูง ในแง่มุมของตัวแปรความถี่ โดยระดับนัยสำคัญ 0.004 < 0.05 และ t -value มีค่าเป็น 4.159 > 2.0 ผลการวิเคราะห์ทางสถิติแสดงให้เห็นถึงระดับนัยสำคัญและค่า t-value จากข้อมูลสถิติจากพฤติกรรมของ ผู้เรียนผลการเรียนต่ำ ในแง่มุมของตัวแปรความถี่ โดยระดับนัยสำคัญ 0.000 < 0.05 และ t -value มีค่าเป็น 4.550 > 2.0 ผลการวิเคราะห์ทางสถิติได้แสดงให้เห็นถึงระดับนัยสำคัญและ t-value จากข้อมูลสถิติจากพฤติกรรมของ ผู้เรียนผลการเรียนสูง ในแง่มุมของตัวแปรเวลา โดยระดับนัยสำคัญ 0.000 < 0.05 และ t -value มีค่าเป็น 6.151 > 2.0 ผลการวิเคราะห์ทางสถิติแสดงให้เห็นถึงระดับนัยสำคัญและค่า t-value จากข้อมูลสถิติจากพฤติกรรมของ ผู้เรียนผลการเรียนต่ำ ในแง่มุมของตัวแปรเวลา โดยระดับนัยสำคัญ 0.000 < 0.05 และ t -value มีค่าเป็น 5.103 > 2.0 ดังตารางที่ 4.2 ซึ่งสรุปได้ว่าผลการทดสอบ T-Testing ทั้ง 4 ด้านสนับสนุน สมมติฐานที่หนึ่ง ผู้เรียนผลการเรียนสูงมีพฤติกรรมการอ่านเนื้อหามีความถี่เฉลี่ยสูงกว่าผู้เรียนผลการเรียนต่ำ สมมติฐานที่สอง ผู้เรียนผลการเรียนสูงมีพฤติกรรมการอ่านเนื้อหามีเวลาเฉลี่ยสูงกว่าผู้เรียนผลการเรียนต่ำ ดังตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 ผลการทดสอบ T-Testing

	ความถี่	เวลา
ผู้เรียนผลการเรียนสูง	ได้รับการสนับสนุน	ได้รับการสนับสนุน
ผู้เรียนผลการเรียนต่ำ	ได้รับการสนับสนุน	ได้รับการสนับสนุน

จากผลการวิเคราะห์การอ่านเนื้อหาด้วยข้อมูลสถิติพบว่า ผู้เรียนผลการเรียนสูงจะมีการทบทวนบทเรียนที่สูงกว่าโดยเฉพาะด้านความถี่เป็นจำนวนมากกว่าถึงร้อยละ 50 ซึ่งสอดคล้องกับผลการวิเคราะห์ด้วยเหมืองกระบวนการด้วยอัลกอริทึม Dotted Chart ที่แสดงในส่วนของการกระจายตัวของความถี่ในการอ่านเนื้อหาซึ่งผู้ที่ทบทวนบทเรียนส่วนใหญ่จะได้ผลการเรียนที่ดี และสอดคล้องกับผลการวิเคราะห์ปัญหาคอขวดและพฤติกรรมการศึกษาซ้ำและย้อนกลับด้วยอัลกอริทึม Fuzzy miner ในการอ่านที่แตกต่างกันอย่างชัดเจนของผู้เรียนทั้งสองกลุ่ม แต่ข้อมูลทางสถิตินี้ไม่อาจสามารถบอกได้ถึงเส้นทางพฤติกรรมในการอ่านเนื้อหาของผู้เรียนได้ จึงต้องวิเคราะห์ด้วยเทคนิคเหมืองกระบวนการเพิ่มเติมเพื่อให้เห็นในแง่มุมของพฤติกรรมการอ่านเนื้อหาของผู้เรียนทั้งสองกลุ่มให้ชัดเจนมากขึ้น

โดยข้อมูลเหล่านี้สามารถใช้ประกอบกันเพื่อที่จะนำไปปรับปรุงกระบวนการเรียนการสอนภายในชั้นเรียนในระหว่างสอนภายในชั้นเรียน เช่น หากในช่วงเวลาที่ผู้เรียนมีเส้นทางกระบวนการเรียน เริ่มมีการขาดหายไปหรือวนซ้ำอยู่เป็นเวลานาน ซึ่งพฤติกรรมดังกล่าวเป็นสิ่งที่ผู้สอนไม่ควรมองข้ามไป ดังนั้นจึงควรต้องมีทีมผู้ช่วยสอนที่คอยช่วยคอยสังเกตพฤติกรรม (Behavior

monitoring) ผ่านระบบ ด้วยการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคเหมืองกระบวนการร่วมกับการแสดงแผนภาพข้อมูล (Data Visualization) ให้เห็นอย่างเรียลไทม์ เมื่อผู้เรียนมีข้อมูลที่ขาดหายไปบนระบบหรือมีการอ่านวนซ้ำจนเกิดปัญหาคอขวด ทีมผู้ช่วยสอนจะสามารถเข้าไปให้ความช่วยเหลือหรือให้คำแนะนำแก่ผู้เรียนคนดังกล่าวได้โดยที่อ้างอิงจากข้อมูลจริงได้อย่างทันถ่วงที และเป็นสรุปข้อมูลหลังจบชั้นเรียนเพื่อวางแผนไปยังสัปดาห์ถัดไป ซึ่งจะเป็นประโยชน์ต่อผู้เรียนในการทำความเข้าใจเนื้อหาต่าง ๆ ซึ่งจะนำไปสู่การเพิ่มศักยภาพการเรียนของตนเอง

บทที่ 5
สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

วิทยานิพนธ์นี้จำลองและวิเคราะห์พฤติกรรมการเรียนรู้ของผู้เรียนโดยใช้เทคนิคเหมืองกระบวนการ นำเสนอตั้งแต่กระบวนการเก็บข้อมูลในรูปแบบบันทึกเหตุการณ์ และการวิเคราะห์ผลเป็นจำนวน 3 อัลกอริทึมคือ 1. อัลกอริทึม Dotted Chart 2. อัลกอริทึม Fuzzy Miner และอัลกอริทึม Social Network Miner (Working Together) โดยมีวัตถุประสงค์หลักคือศึกษาการวิเคราะห์ข้อมูลรูปแบบการอ่านเนื้อหาในการเรียน ข้อมูลอารมณ์ที่เปลี่ยนแปลงในระหว่างเรียนของผู้เรียน และการทำงานร่วมกันของผู้เรียน โดยแสดงผลในรูปแบบจำลองที่เข้าใจง่าย ทำให้สามารถทราบถึงรูปแบบของผู้สอนและผู้เรียน โดยเป็นข้อมูลพื้นฐานสู่การนำไปพัฒนาการเรียนการสอนทั้งระบบจากข้อมูลจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยแบ่งเงื่อนไขเพื่อเปรียบเทียบผู้เรียนได้อย่างชัดเจน เช่นพฤติกรรมระหว่างผู้เรียนผลการเรียนสูงและผู้เรียนผลการเรียนต่ำ พฤติกรรมการทำงานร่วมกันกับผู้อื่นมาก การทำงานร่วมกันกับผู้อื่นน้อย และผู้เรียนที่ไม่มีการทำงานร่วมกันกับผู้ใด โดยผลลัพธ์ของงานวิจัยและข้อค้นพบบทความนี้สอดคล้องกับสมมติฐานของ Mukala, P., Buijs, J. C. A. M., & Van Der Aalst, W. M. P., 2015 ซึ่งให้สมมติฐานได้กล่าวไว้ว่า ผู้เรียนผลการเรียนสูงนั้นมีแนวโน้มที่จะเกิดการอ่านแบบคอขวดและวนซ้ำมากกว่าผู้เรียนผลการเรียนต่ำเป็นจำนวนมาก และในงานวิจัยนี้พบอีกว่าผู้เรียนผลการเรียนสูงส่วนมาก แม้ว่าได้อ่านเนื้อหาที่ยากต่อการเข้าใจทำให้ต้องอ่านวนซ้ำกลายเป็นคอขวดที่แสดงในแบบจำลอง แต่แนวโน้มส่วนใหญ่สามารถทำความเข้าใจได้และอ่านเนื้อหาในส่วนต่อไปจนจบในทุกๆบทเรียน ต่างจากผู้เรียนผลการเรียนต่ำที่ไม่มีการอ่านวนซ้ำและออกจากบทเรียนก่อนที่จะอ่านเนื้อหาทั้งหมดอย่างครบถ้วน และจากการทดสอบทางสถิติ พบว่าผู้เรียนผลการเรียนสูง มีผลทางสถิติทั้งความถี่และเวลาเฉลี่ยในการทบทวนเนื้อหาสูงกว่าผู้เรียนผลการเรียนต่ำอย่างเห็นได้ชัด ในความถี่ร้อยละ 56.88 และเวลาคิดเป็นร้อยละ 56.09 อีกทั้งการทบทวนบทเรียนมีความสัมพันธ์กับประสิทธิภาพในการเรียน ซึ่งแสดงว่าผู้เรียนที่เข้าทบทวนบทเรียนอย่างสม่ำเสมอจะสัมพันธ์กับผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนที่เพิ่มขึ้นซึ่งสอดคล้องกับสมมุติฐานของ Choi, H., & Choi, Á., 2016 พบว่าการทบทวนบทเรียนก่อนสอบปลายภาคสัมพันธ์เชิงบวกกับประสิทธิภาพทางการเรียนซึ่งสอดคล้องกับสมมุติฐานของ Jheng, Y. J., 2017

ในด้านอารมณ์พบถึงเส้นทางการเปลี่ยนแปลงของอารมณ์ ความถี่ของแต่ละอารมณ์ / แต่ละช่วงเวลา เวลาเฉลี่ยของการเปลี่ยนแปลง ซึ่งเหมาะกับเป็นข้อมูลสนับสนุนการวิเคราะห์ข้อมูล อีกทั้งยังเป็นข้อมูลประกอบให้แก่ผู้สอนทราบถึงระดับอารมณ์ของผู้เรียนในขณะที่สอนเพื่อปรับเปลี่ยนรูปแบบการสอนหรือปรับระดับความยากของเอกสารประกอบการสอนให้อยู่ในระดับง่ายขึ้นและตรงต่อความต้องการของผู้เรียนได้มากยิ่งขึ้นต่อไป

และในด้านการทำงานร่วมกันพบอีกว่าผู้เรียนผลการเรียนสูงมักจับกลุ่มและทำงานกันในขนาดเล็กประมาณ 2-4 คนต่อกลุ่ม ต่างจากผู้เรียนผลการเรียนต่ำจะจับกลุ่มทำงานเป็นกลุ่มขนาดใหญ่มากกว่า 8-10 คน ทางด้านปัจจัยในการแบ่งกลุ่มของผู้เรียนส่วนใหญ่จะอยู่ที่สถานศึกษาเดิมเป็นปัจจัยหลัก โดยพบว่าผู้เรียนที่มาจากสถาบันเดิมเดียวกันและจับกลุ่มกันมีผลการเรียนที่ดีมากกว่าผู้เรียนที่จบคนละสถาบันและมาจับกลุ่มกัน ดังนั้นข้อมูลที่ค้นพบนี้สามารถไปเป็นข้อมูลอ้างอิงในการปรับกลุ่มสังคมของผู้เรียนให้ช่วยเหลือซึ่งกันและกันมากขึ้น เช่นการนำผู้เรียนที่ผลการเรียนดีแยกออกจากกันเพื่อไปดูแลผู้เรียนที่ผลการเรียนต่ำกว่าเพื่อทบทวนบทเรียนและพัฒนาการเข้าสังคมของผู้เรียนกลุ่มดังกล่าวให้มากขึ้น เป็นต้น

ผลการศึกษาจากงานวิจัยนี้จะเป็นพื้นฐานสำหรับผู้วิจัยที่ต้องการศึกษากระบวนการเรียนอย่างลึกซึ้ง เพื่อที่จะนำไปปรับปรุงกระบวนการเรียนการสอนภายในชั้นเรียน เช่นหากในช่วงเวลาที่ผู้เรียนมีกระบวนการเรียนเริ่มมีการขาดหายไปหรือใช้เวลานาน ทีมผู้ช่วยสอนที่คอยช่วยคอยสังเกตพฤติกรรม (Behavior monitoring) ผ่านระบบ จะสามารถเข้าไปให้ความช่วยเหลือหรือให้คำแนะนำแก่ผู้เรียนได้อย่างทันถ่วงที และเมื่อจบชั้นเรียนผู้สอนจะได้ปรับพฤติกรรมของผู้เรียนได้อย่างรวดเร็วหลังจบการสอนในบทเรียนนั้น ๆ และนำไปสู่ข้อมูลในส่วนของการแนะนำเพื่อการพัฒนาต่อผู้พัฒนาหลักสูตร ผู้บริหารทางด้านวิชาการ และทีมติดตามพฤติกรรมการเรียนรู้แบบออนไลน์และเรียลไทม์ของผู้เรียน

ในอนาคตนอกจากการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคที่ได้นำเสนอมาในงานวิจัยนี้แล้ว ได้มีเทคโนโลยีและอัลกอริทึมอื่น ๆ เช่น Heuristic miner, Inductive miner และอื่น ๆ หรือการวิเคราะห์ด้วยเหมืองข้อมูลกับอัลกอริทึม Association Rule Miner, Decision Tree Models และอื่น ๆ อีกมากมายเพื่อให้ได้การวิเคราะห์ที่หลากหลายแง่มุม ซึ่งจะเป็นประโยชน์ต่อ ผู้สอน ผู้เรียน ผู้พัฒนาหลักสูตร และผู้บริหารทางด้านวิชาการ ได้เลือกใช้และนำไปประยุกต์ใช้เพื่อพัฒนาการเรียนการสอนของสถานศึกษาบนพื้นฐานของข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงบนระบบ

บรรณานุกรม

Anderson, T., & Dron, J. (2017). Integrating learning management and social networking systems. *Italian Journal of Educational Technology*, 25(3), 5-19.

Bannert, M., Reimann, P., & Sonnenberg, C. (2014). Process mining techniques for analysing patterns and strategies in students' self-regulated learning. *Metacognition and learning*, 9(2), 161-185.

Batdi, V., Aslan, A., & Zhu, C. (2018). The effect of technology supported teaching on students' academic achievement: a combined meta-analytic and thematic study. *International Journal of Learning Technology*, 13(1), 44-60.

Bogarín Vega, A., Cerezo Menéndez, R., & Romero, C. (2018). Discovering learning processes using inductive miner: A case study with learning management systems (LMSs). *Psicothema*, 30(3), 322.329.

Burattin, A. (2015). *Process mining techniques in business environments*: Theoretical aspects, algorithms, techniques and open challenges in process mining. New York, NY: Springer International Publishing.

Cerezo, R., Bogarín, A., Esteban, M., & Romero, C. (2020). Process mining for self-regulated learning assessment in e-learning. *Journal of Computing in Higher Education*, 32(1), 74-88.

Černý, Michal. (2019). Measurement of selected aspects of student behavior in online courses. *E-Pedagogium*, 19(2), 59-67.

Choi, H., & Choi, Á. (2016). Regulating private tutoring consumption in Korea: Lessons from another failure. *International Journal of Educational Development*, 49, 144-156.

Christopoulos, A., Pellas, N., & Laakso, M. J. (2020). A learning analytics theoretical framework for STEM education virtual reality applications. *Education Sciences*, 10(11), 317.

Claros, I., Cobos, R., & Collazos, C. A. (2015). An approach based on social network analysis applied to a collaborative learning experience. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 9(2), 190-195.

Der Aalst, V., & Mining, W. P. (2011). *Process Mining: Discovery, conformance, and enhancement of business processes.* New York, NY: Springer.

Goodyear, P., Hodgson, V., & Steeples, C. (1998). Student experiences of networked learning in higher education. *Lancaster: Lancaster University research proposal to the UK JISC.* [n.p.].

Günther, C. W., & Rozinat, A. (2012). Disco: Discover Your Processes. *BPM*, 940, 40-44.

Günther, C. W., & Van Der Aalst, W. M. (2007, September). Fuzzy mining–adaptive process simplification based on multi-perspective metrics. In *International conference on business process management* (p. 328-343). Berlin, Heidelberg: Springer.

Harasim, L. M., Hiltz, S. R., Teles, L., & Turoff, M. (1995). *Learning networks: A field guide to teaching and learning online*. Cambridge, MA: MIT Press.

Jheng, Y. J. (2015). The influence of private tutoring on middle-class students' use of in-class time in formal schools in Taiwan. *International Journal of Educational Development*, 40, 1-8.

Jordan, K. (2016). *Academics' online connections: Characterising the structure of personal networks on academic social networking sites and Twitter*. Retrieved from http://oro.open.ac.uk/46312

Juhaňák, L., Zounek, J., & Rohlíková, L. (2019). Using process mining to analyze students' quiz-taking behavior patterns in a learning management system. *Computers in Human Behavior*, 92, 496-506.

Kaplan, A. M., & Haenlein, M. (2016). Higher education and the digital revolution: About MOOCs, SPOCs, social media, and the Cookie Monster. *Business Horizons*, 59(4), 441-450.

Küsel, J., Martin, F., & Markic, S. (2020). University students' readiness for using digital media and online learning—comparison between Germany and the USA. *Education Sciences*, 10(11), 313.

Leemans, S. J., Fahland, D., & van der Aalst, W. M. (2013, August). Discovering block-structured process models from event logs containing infrequent behaviour. In *International conference on business process management* (p. 66-78). Birkhauser Verlag AG: Springer Cham.

Leemans, S. J., Fahland, D., & Van Der Aalst, W. M. (2014). Process and Deviation Exploration with Inductive visual Miner. In *12th International Conference on Business Process Management (BPM2014)*, (p. 46-50). Eindhoven, Netherlands: BPM Demo.

Lehmann, T., Hähnlein, I., & Ifenthaler, D. (2014). Cognitive, metacognitive and motivational perspectives on preflection in self-regulated online learning. *Computers in Human Behavior*, 32, 313-323.

Man, M., Azhan, M. H. N., & Hamzah, W. M. A. F. W. (2019). Conceptual Model for Profiling Student Behavior Experience in e-Learning. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 14(21), 163. DOI:10.3991/ijet.v14i21.10936

Mans, R. S., Schonenberg, M. H., Song, M., van der Aalst, W. M., & Bakker, P. J. (2008, January). Application of process mining in healthcare–a case study in a dutch hospital.

In *International joint conference on biomedical engineering systems and technologies* (p. 425-438). Berlin, Heidelberg: Springer.

Mohammadi, A., Grosskopf, K., & Killingsworth, J. (2020). An experiential online training approach for underrepresented engineering and technology students. *Education Sciences*, 10(3), 46.

Mukala, P., Buijs, J. C. A. M., & Van Der Aalst, W. M. P. (2015). Exploring students' learning behaviour in MOOCs using process mining techniques. Retrieved from http://bpmcenter.org/wp-content/uploads/reports/2015/BPM-15-10.pdf

Ouyang, F., & Scharber, C. (2017). The influences of an experienced instructor's discussion design and facilitation on an online learning community development: A social network analysis study. *The Internet and Higher Education*, 35, 34-47.

Paechter, M., Maier, B., & Macher, D. (2010). Evaluation universitärer Lehre mittels Einschätzungen des subjektiven Kompetenzerwerbs. *Psychologie in Erziehung und Unterricht*, (2), 128-138.

Pollak, J. P., Adams, P., & Gay, G. (2011, May). PAM: a photographic affect meter for frequent, in situ measurement of affect. In *Conference on Human Factors in Computer Systems – Proceedings* (p.725-734). Vancouver, BC, Canada: CHI.

Poulová, P., & Simonova, I. (2012, April). Flexible e-learning: online courses tailored to student's needs. In *Conference of the 9th International Scientific Conference on Distance Learning in Applied Informatics (DIVAI 2012),* (p. 251-260). Nitra, Slovakia: Constantine the Philosopher University in Nitra.

Prior, D. D., Mazanov, J., Meacheam, D., Heaslip, G., & Hanson, J. (2016). Attitude, digital literacy and self efficacy: Flow-on effects for online learning behavior. *The Internet and Higher Education*, 29, 91-97.

Romero, C., López, M. I., Luna, J. M., & Ventura, S. (2013). Predicting students' final performance from participation in on-line discussion forums. *Computers & Education*, 68, 458-472.

Sehaba, K., Champalle, O., & Mille, A. (2017). Assisting activity analysis in professional learning environments. Case study: activity analysis of trainees on nuclear power plant full-scale simulators. *International Journal of Learning Technology*, 12(2), 88-118.

Sheridan, P., & Onodera, T. (2018). A preferential attachment paradox: How preferential attachment combines with growth to produce networks with log-normal in-degree distributions. *Scientific reports*, 8(1), 1-11.

Song, M., & van der Aalst, W. M. (2007, December). Supporting process mining by showing events at a glance. In *Conference of the 17th Annual Workshop on Information Technologies and Systems (WITS).* (p. 139-145). United States: WITS.

Tadlaoui, M., Sehaba, K., George, S., Chikh, A., & Bouamrane, K. (2018). Social recommender approach for technology-enhanced learning. *International Journal of Learning Technology*, 13(1), 61-89.

Van den Beemt, A., Buijs, J., & Van der Aalst, W. (2018). Analysing structured learning behaviour in massive open online courses (MOOCs): an approach based on process mining and clustering. *International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 19(5). Retrieved from https://doi.org/10.19173/irrodl.v19i5.3748

Van Der Aalst, W. (2012). Process mining: Overview and opportunities. *ACM Transactions on Management Information Systems (TMIS)*, 3(2), 1-17.

Van Der Aalst, W. M., Reijers, H. A., & Song, M. (2005). Discovering social networks from event logs. *Computer Supported Cooperative Work (CSCW),* 14(6), 549-593.

Van der Aalst, W. M., Van Dongen, B. F., Herbst, J., Maruster, L., Schimm, G., & Weijters, A. J. (2003). *Workflow mining: A survey of issues and approaches. Data & knowledge engineering,* 47(2), 237-267.

Van der Aalst, W., Adriansyah, A., & van Dongen, B. (2012). Replaying history on process models for conformance checking and performance analysis. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(2), 182-192.

Van Der Aalst, W., Adriansyah, A., De Medeiros, A. K. A., Arcieri, F., Baier, T., Blickle, T., ... & Wynn, M. (2011, August). Process mining manifesto. In *International conference on business process management* (p. 169-194). Berlin, Heidelberg: Springer.

Van der Aalst. (2016). *Process Discovery: An Introduction*. Berlin, Heidelberg: Springer. 163–194.

Vu, D., Pattison, P., & Robins, G. (2015). Relational event models for social learning in MOOCs. *Social Networks*, 43, 121-135.

ขวัญชัย กังเจริญ, ภูริเดช อาภาสัตย์ และ ธนวัฒน์ จัตุรงพัฒนา. (2559). การวิเคราะห์กระบวนการให้บริการผู้ป่วยนอกของโรงพยาบาลโดยใช้เทคนิคเหมืองกระบวนการ. *วารสารวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสยาม*, 33

ภูริเดช อาภาสัตย์, ชมาศ มัทนวงศากร, ชัชชล เปรมชัยสวัสดิ์ และ นุชรี เปรมชัยสวัสดิ์. (2562). การวิเคราะห์เนื้อหาของเอกสารประกอบการสอนด้วยเทคนิคเหมืองกระบวนการ. *วารสารวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสยาม*, 38

ภูริเดช อาภาสัตย์, ชมาศ มัทนวงศากร, ชัชชล เปรมชัยสวัสดิ์ และ นุชรี เปรมชัยสวัสดิ์. (2562). การออกแบบการวิเคราะห์อารมณ์ของผู้เรียนในชั้นเรียนโดยใช้เทคนิคเหมืองกระบวนการ. *Progress in Applied Science and Technology*, 9(2), 68-77.

ภูริเดช อาภาสัตย์, นุชรี เปรมชัยสวัสดิ์ และ วิเชียร เปรมชัยสวัสดิ์. (2562). การใช้เหมืองกระบวนการเพื่อค้น พบการทำงานร่วมกันของนักศึกษาในชั้นเรียน. *Progress in Applied Science and Technology*, 9(1), 91-100.

วิเชียร เปรมชัยสวัสดิ์ (2558). เหมืองกระบวนการ. *วารสารวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสยาม*, 16(1), 1-10.

เอนก นามขันธ์, ภูริเดช อาภาสัตย์, วิเชียร เปรมชัยสวัสดิ์, อมรชัย ตันติเมธ และ นุชรี เปรมชัยสวัสดิ์. (2559). การวิเคราะห์พฤติกรรมผู้เรียนในการใช้ e-leaning ด้วยเทคนิคการทำเหมืองกระบวนการ. *วารสารวิศวกรรมศาสตร์*, 33

ภาคผนวก

ประวัติผู้วิจัย

ชื่อ – สกุล	ภูริเดช อาภาสัตย์
วันเดือนปีเกิด	6 พฤษภาคม พ.ศ. 2535
วุฒิการศึกษา	- ปริญญาตรี มหาวิทยาลัยธนบุรี บริหารธุรกิจบัณฑิต สาขาคอมพิวเตอร์บริหารธุรกิจ, 2556 - ปริญญาโท มหาวิทยาลัยสยาม วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาเทคโนโลยีสารสนเทศ, 2558
ประวัติการทำงาน	- อาจารย์ประจำ บัณฑิตวิทยาลัย เทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยสยาม, 2563 - อาจารย์พิเศษ มหาวิทยาลัยธนบุรี สาขาคอมพิวเตอร์ธุรกิจ, 2562 - อาจารย์ประจำหลักสูตร มหาวิทยาลัยธนบุรี ศูนย์การศึกษาศรีวัฒนา สาขาคอมพิวเตอร์ธุรกิจ, 2560

มหาวิทยาลัยสยาม SIAM UNIVERSITY