ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงโดยใช้การให้น้ำหนักแบบพลวัต

A DYNAMIC WEIGHTED E-LEARNING RECOMMENDER SYSTEM

นฤวรรณ ยุสัมพันธ์
NARUWAN YUSAMRAN

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์
คณะวิทยาศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
พ.ศ. 2553

KMITL-2010-SC-M-002-021

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงโดยใช้การให้น้ำหนักแบบพลวัต

A DYNAMIC WEIGHTED E-LEARNING RECOMMENDER SYSTEM

T110519

นรุวรรณ อยู่สำราญ

NARUWAN YUSAMRAN

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน...110519
วัน,เดือน,ปี...-4 พย. 2553

b.12259157
i.....

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์

คณะวิทยาศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2553

KMITL-2010-SC-M-002-021

A DYNAMIC WEIGHTED E-LEARNING RECOMMENDER SYSTEM

NARUWAN YUSAMRAN

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT

OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF

MASTER OF SCIENCE IN COMPUTER SCIENCE

FACULTY OF SCIENCE

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

2010

KMITL-2010-SC-M-002-021

COPYRIGHT 2010

FACULTY OF SCIENCE

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

คณะวิทยาศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ "ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงโดยใช้การให้น้ำหนักแบบพลวัต"

A dynamic Weighted e-learning recommender system

นักศึกษา นางสาวนรุวรรณ อยู่สำราญ

รหัสประจำตัว 50067504

ปริญญา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชา วิทยาการคอมพิวเตอร์

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ผศ.ดร.นวลสวาท หิรัญสกลวงศ์

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์		ลายมือชื่อ
รศ.ดร.วีระ	บุญจริง	
ผศ.ดร.นวลสวาท	หิรัญสกลวงศ์	
ผศ.ดร.จีรพร	วีระพันธุ์	
ดร.ชาคริต	วัชโรภาส	

คณะวิทยาศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

วัน / เดือน/ ปี ที่สอบ 10 พฤษภาคม 2553 เวลา 11.00 น.

สถานที่สอบ ณ อาคารจุฬาภรณ 1 คณะวิทยาศาสตร์ ห้อง 219

คณะวิทยาศาสตร์รับรองแล้ว

(รองศาสตราจารย์ ดร.ดุษณี รัตนบริพัฒน์)

คณบดีคณะวิทยาศาสตร์

วันที่ 24 **เดือน** พ.ค. **พ.ศ.** 53

สำนักทะเบียนและประมวลผล สจส.
วันที่ส่งเล่มวิทยานิพนธ์ฉบับสมบูรณ์
วันที่ 26 เดือน พ.ค. พ.ศ. 53
ลงชื่อ

หัวข้อวิทยานิพนธ์	ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงโดยใช้การให้น้ำหนักแบบพลวัต
นักศึกษา	นางสาวนรุวรรณ อยู่สำราญ
รหัสประจำตัว	50067504
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิทยาการคอมพิวเตอร์
พ.ศ.	2553
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผศ.ดร.นวลสวาท หิรัญสกลวงศ์

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนออัลกอลิทึมสำหรับระบบแนะนำอีเลิร์นนิง (E-Learning Recommender System) โดยใช้การให้น้ำหนักแบบพลวัต ซึ่งถูกปรับค่าตามข้อมูลค่าความถี่การเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่มีอยู่ในระบบ (Transactions) การคำนวณค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิงใดๆ (e-Learning Coefficient Value) และต้นไม้ความรู้ (Knowledge Tree) ในการสร้างรายการแนะนำให้กับผู้ใช้งาน (User) ซึ่งทำให้ระบบสามารถประมวลผลได้เร็วกว่าระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้การทำแอสโซซิเอชันรูลส์ (Association Rules) โดยจากผลการทดลองรายการแนะนำที่ได้จากระบบใหม่นี้ มีค่าความคล้ายกับรายการแนะนำที่ได้จากวิธีแอสโซซิเอชันรูลส์โดยเฉลี่ยอยู่ที่ 98.61% นอกจากนี้อัลกอลิทึมที่นำเสนอนี้ยังช่วยลดเวลาในการประมวลผลของระบบและประหยัดพื้นที่หน่วยความจำในการจัดเก็บข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงของผู้ใช้งานอีกด้วย

คำสำคัญ: อีเลิร์นนิง, ระบบแนะนำ, ต้นไม้ความรู้

Thesis Title	A Dynamic Weighted E-Learning Recommender System
Student	Naruwan Yusamran
Student ID	50067504
Degree	Master of Science
Program	Computer Science
Year	2010
Thesis Advisor	Asst. Prof. Dr. Nualsawat Hiransakolwong

ABSTRACT

This research proposes an algorithm supporting e-learning recommender system using dynamic weight computed from frequency of user transactions, computed correlation coefficient of two consecutive e-learning, and knowledge tree to create recommendation lists for a user. This technique is easier to process than a recommendation system normally used association rules. For results of experiments, the similarity of recommendation lists from the proposed method and from association rules technique is equal to 98.61%. Furthermore, this proposed algorithm can reduce time complexity and memory storage spaces.

Keywords: e-learning, recommendation system, and knowledge tree

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้มิอาจจะสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี หากมิได้รับคำแนะนำ คำชี้แจง ความรู้และความเอาใจใส่จาก ผศ.ดร.นวลสวาท หิรัญสกลวงศ์ ผู้เป็นอาจารย์ที่ปรึกษา ซึ่งท่านได้สละเวลาให้กับข้าพเจ้าอย่างเต็มที่ จึงใคร่ขอขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอขอบพระคุณ รศ.ดร.วีระ บุญจริง ผศ.ดร.จีรพร วีระพันธุ์ และดร.ชาคริต วัชโรภาส คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ที่กรุณาให้คำแนะนำตลอดจนถึงข้อชี้แนะและในที่สุดทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลงได้

ขอขอบพระคุณทุนสนับสนุนการทำวิทยานิพนธ์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ที่ให้การสนับสนุนทุนการศึกษาแก่ข้าพเจ้า

ขอขอบพระคุณบิดา มารดา ที่สนันสนุนและเป็นกำลังใจในระหว่างการศึกษาเป็นอย่างดียิ่ง

ขอขอบคุณ นายขวัญชัย เล้าสุขสุวรรณ นางสาวพิพิธพร โพนตุแสง นายรติ เพิ่มพูล พี่ๆ และเพื่อนๆ ทุกคนที่ให้คำปรึกษา และช่วยอำนวยความสะดวกในด้านต่างๆ

สำหรับคุณงามความดีและประโยชน์อันใดที่เกิดขึ้นจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบให้กับบิดา มารดา อาจารย์ทุกท่านซึ่งเป็นที่เคารพรักยิ่ง ตลอดจนญาติพี่น้อง และเพื่อนๆ ทุกคน

นรุวรรณ อยู่สำราญ

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย I

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ II

กิตติกรรมประกาศ III

สารบัญ IV

สารบัญตาราง VI

สารบัญรูป VIII

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา 2

1.3 สมมติฐานของการศึกษา 2

1.4 ขอบเขตการวิจัย 3

1.5 ขั้นตอนการศึกษาและการดำเนินงานวิจัย 3

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 4

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 5

2.1 อีเลิร์นนิง 5

2.1.1 นิยามของอีเลิร์นนิง 5

2.1.2 รูปแบบเส้นทางการเรียนในบทเรียนอีเลิร์นนิง 5

2.1.3 ระบบแนะนำอีเลิร์นนิง 7

2.2 แนวคิดของการทำแอสโซซิเอชันรูลส์ 7

2.3 ตัวอย่างระบบแนะนำทั่วไปที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ 9

2.4 ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ 11

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 13

บทที่ 3 ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงโดยใช้การให้น้ำหนักแบบพลวัต 15

3.1 องค์ประกอบของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอ 15

3.1.1 ต้นไม้ความรู้ 16

3.1.2 ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิง 17

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.1.3 ค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิง 17
3.1.4 ตัวแทนสร้างรายการแนะนำ 19
3.1.5 การประมวลผลค่าน้ำหนัก 21
3.2 กระบวนการทำงานของอัลกอลิทึมที่นำเสนอ 23
3.3 ตัวอย่างการทำงานของอัลกอลิทึมที่นำเสนอ 27

บทที่ 4 การวางแผนการทดลอง 31
4.1 เครื่องมือที่ใช้ในการทดลอง 31
4.1.1 ฮาร์ดแวร์ 31
4.1.2 ซอฟต์แวร์ 31
4.2 วิธีดำเนินการทดลอง 31
4.3 การคำนวณค่าเปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำ 33
4.4 ผลการทดลอง 41
4.4.1 ผลการทดลองของกระบวนการวิเคราะห์ประสิทธิภาพกระบวนการที่ 1 41
4.4.2 ผลการทดลองของกระบวนการวิเคราะห์ประสิทธิภาพกระบวนการที่ 2 43

บทที่ 5 วิเคราะห์ผลการทดลองและสรุป 56
5.1 วิเคราะห์ผลการทดลองและสรุปผล 56
5.2 ข้อเสนอแนะและแนวทางการพัฒนางานวิจัย 57

เอกสารอ้างอิง 59

ภาคผนวก ก. ผลงานที่ได้รับการตีพิมพ์ 60

ประวัติผู้เขียน 68

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

2.1 ประวัติรายการสินค้าที่ถูกขาย 7

2.2 ตัวอย่างการบันทึกข้อมูลทรานส์แซคชันตามแนวคิดของการทำแอสโซซิเอชันรูลส์ 8

2.3 ข้อมูลทรานส์แซคชันของตัวอย่างระบบแนะนำทั่วไปที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ 9

2.4 ตัวอย่างการบันทึกข้อมูลทรานส์แซคชันของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธี
แอสโซซิเอชันรูลส์ 11

3.1 ตัวอย่างข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิง 17

3.2 แสดงค่า Index ของแต่ละโหนดของต้นไม้ความรู้ในรูปที่ 3.2(b) 18

3.3 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของอีเลิร์นนิง A กับ อีเลิร์นนิงอื่นๆที่มีอยู่ในระบบ..... 19

3.4 ตัวอย่างตารางสับไอเทมส์ 20

3.5 แสดงตัวแปรที่ใช้ในระบบ 23

4.1 รายละเอียดการทดลอง 33

4.2 แสดงค่า Weight of index ของรายการแนะนำที่กำหนดให้ 35

4.3 ค่า Differentiate ของ Weight of index ระหว่างรายการแนะนำทั้งสองรายการ 37

4.4 ตารางบันทึกการทดลอง 39

4.5 ตัวอย่างการบันทึกการทดลอง 40

4.6 แสดงค่า Time Complexity ของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ 41

4.7 แสดงค่า Time Complexity ของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอ 42

4.8 แสดงจำนวนชุดข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่ใช้ในการทดลอง 44

4.9 แสดงจำนวนของทรานแซคชันที่เกิดขึ้น 44

4.10 ตัวอย่างข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่ 1 45

4.11 จำนวนชุดข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่บันทึกก่อนสร้างรายการแนะนำแรกของระบบ
แนะนำที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ 46

4.12 ผลการทดลองครั้งที่ 1 47

4.13 ผลการทดลองครั้งที่ 2 48

4.14 ผลการทดลองครั้งที่ 3 49

4.15 รายการแนะนำที่สร้างได้จากระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่นำเสนอ (KT_1)โดยใช้ข้อมูล
การเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่ 1.....50

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่ หน้า

4.16 รายการแนะนำที่สร้างได้จากระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์(Asso.) โดยใช้ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่ 1 51

4.17 ค่าความคล้ายของรายการแนะนำที่ได้จากระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่นำเสนอ (KT_1) และระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ในการสร้างรายการแนะนำ (Asso.)โดยใช้ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่ 1 52

4.18 ตารางสับไอเทมส์ของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอ (KT_1) โดยใช้ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่ 1 53

4.19 ตาราง User Transactions ของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ (Asso.) โดยใช้ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่ 1 54

5.1 แสดงผลการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของอัลกอลิทึมที่นำเสนอกับวิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ 56

สารบัญรูป

รูปที่ หน้า

2.1 รูปแบบเส้นทางการเรียนประเภทไม่เรียงลำดับ 5
2.2 รูปแบบเส้นทางการเรียนประเภทเรียงลำดับ 6
2.3 รูปแบบเส้นทางการเรียนประเภทใช้ฐานความรู้ของผู้เรียน 6
2.4 แสดงการคำนวณค่าความเชื่อมั่นของกฎตามแนวคิดของการทำแอสโซซิเอชันรูลส์ 10
2.5 แสดงการคำนวณค่าความเชื่อมั่นของกฎของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธี
แอสโซซิเอชันรูลส์ 12
2.6 ตัวอย่างผลลัพธ์จากระบบแนะนำแบบที่ 1 13
2.7 ตัวอย่างผลลัพธ์จากระบบแนะนำแบบที่ 2 14
3.1 องค์ประกอบของระบบ 15
3.2 ต้นไม้ความรู้ 16
3.3 แสดงค่าของตัวแปรที่ใช้ในการคำนวณค่า $NW_{A \rightarrow B}$ 22
3.4 อัลกอลิทึมหลักของระบบ 24
3.5 อัลกอลิทึมของฟังก์ชัน CheckingData 24
3.6 อัลกอลิทึมของฟังก์ชัน Rec_by_Subitems 25
3.7 อัลกอลิทึมของฟังก์ชัน Rec_by_KT 26
3.8 ผลลัพธ์จากการทำงานของอัลกอลิทึมและข้อมูลในตารางสับไอเทมส์ในขั้นที่ 1 27
3.9 ผลลัพธ์จากการทำงานของอัลกอลิทึมและข้อมูลในตารางสับไอเทมส์ในขั้นที่ 2 28
3.10 ผลลัพธ์จากการทำงานของอัลกอลิทึมและข้อมูลในตารางสับไอเทมส์ในขั้นที่ 3 28
3.11 ผลลัพธ์จากการทำงานของอัลกอลิทึมและข้อมูลในตารางสับไอเทมส์ในขั้นที่ 4 29
3.12 อธิบายผลลัพธ์ของระบบและข้อมูลในตารางสับไอเทมส์ 29
4.1 รายการแนะนำที่กำหนดให้ 34
4.2 แสดงค่า Length of List และ Index of List ของรายการแนะนำที่กำหนดให้ 34
4.3 แสดงค่า Weight of index ของรายการแนะนำที่กำหนดให้ 35
4.4 แสดงวิธีการเรียงลำดับรายการแนะนำแบบที่ 2 ให้เหมือนรายการแนะนำแบบที่ 1 36
4.5 ลักษณะของต้นไม้ความรู้ที่สุ่มได้ทั้ง 3 แบบ 43

แนวคิดการทำไมน์นิงแอสโซซิเอชันรูลส์ให้คำนวณได้เร็วขึ้น[2][4] และในปัจจุบันมีนักวิจัยเสนอแนวคิดการนำเอาระบบแนะนำมาใช้กับระบบอีเลิร์นนิง โดยใช้วิธีการในการสร้างรายการแนะนำวิธีเดียวกันกับระบบอีคอมเมิร์ส[1] และมีนักวิจัยออกแบบเฟรมเวิร์คของระบบแนะนำที่นำเอาต้นไม้ความรู้ (Knowledge Tree) มาช่วยในการสร้างรายการแนะนำด้วย [3]

สำหรับงานวิจัยนี้นำเสนออัลกอลิทึมสำหรับระบบแนะนำอีเลิร์นนิงโดยใช้การให้น้ำหนักแบบพลวัต (A Dynamic Weighted E-Learning Recommender System) ซึ่งถูกปรับค่าตามข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่มีอยู่ในระบบ (Transactions) และต้นไม้ความรู้(Knowledge Tree) ในการสร้างรายการแนะนำให้กับผู้ใช้งาน (User) ซึ่งเป็นการพัฒนาระบบแนะนำเพื่อที่จะนำมาใช้กับระบบอีเลิร์นนิงโดยเฉพาะและให้ได้รายการแนะนำที่มีความคล้ายกันกับรายการแนะนำที่ได้จากระบบแนะนำที่ใช้การทำแอสโซซิเอชันรูลส์ในการสร้างรายการแนะนำ ซึ่งอัลกอลิทึมที่นำเสนอนี้ จะช่วยลดเวลาในการประมวลผล (Time Complexity) และช่วยลดการใช้พื้นที่หน่วยความจำ (Space Complexity) ให้น้อยลงจากเดิม

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

วิทยานิพนธ์นี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาอัลกอลิทึมของระบบแนะนำที่ใช้แนวคิดการทำแอสโซซิเอชันรูลส์ในการสร้างรายการแนะนำและทำการปรับปรุงอัลกอลิทึมของระบบแนะนำดังกล่าวเพื่อนำไปใช้กับระบบอีเลิร์นนิง โดยที่รายการแนะนำที่สร้างขึ้นจากระบบแนะนำที่ใช้การทำแอสโซซิเอชันรูลส์กับระบบแนะนำที่ปรับปรุงใหม่ จะต้องมีความคล้ายคลึงกัน แต่เวลาที่ใช้ในการประมวลผลและพื้นที่หน่วยความจำที่ใช้ในการจัดเก็บข้อมูลจะต้องลดน้อยลงจากเดิม

1.3 สมมติฐานของการศึกษา

อัลกอลิทึมของระบบแนะนำที่ใช้แนวคิดการทำแอสโซซิเอชันรูลส์ในการสร้างรายการแนะนำและอัลกอลิทึมของระบบแนะนำที่ได้ปรับปรุงขึ้นมาใหม่นั้น สามารถสร้างรายการแนะนำได้คล้ายคลึงกันร้อยละ 80 ขึ้นไป นอกจากนี้อัลกอลิทึมของระบบแนะนำที่ได้ปรับปรุงขึ้นมาใหม่นั้นยังสามารถใช้เวลาในการประมวลผลและใช้พื้นที่หน่วยความจำในการจัดเก็บข้อมูลน้อยกว่าอัลกอลิทึมของระบบแนะนำที่ใช้แนวคิดการทำแอสโซซิเอชันรูลส์อย่างมาก

1.4 ขอบเขตการวิจัย

วิทยานิพนธ์นี้มีขอบเขตการวิจัยเพื่อทำการศึกษาอัลกอลิทึมของระบบแนะนำที่ใช้แนวคิดการทำแอสโซซิเอชันรูลส์ในการสร้างรายการแนะนำแล้วปรับปรุงอัลกอลิทึมของระบบแนะนำดังกล่าวเพื่อนำไปใช้กับระบบอีเลิร์นนิง พร้อมทั้งปรับปรุงเพื่อให้ได้ผลลัพธ์คล้ายคลึงกับอัลกอลิทึมเดิมและลดเวลาในการประมวลผลกับพื้นที่หน่วยความจำที่ใช้ในการจัดเก็บข้อมูลลงจากเดิม

1.5 ขั้นตอนการศึกษาและดำเนินงานวิจัย

วิทยานิพนธ์นี้มีขั้นตอนการศึกษาและการดำเนินงานวิจัย ดังนี้

1) ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการสร้างระบบแนะนำและอัลกอลิทึมที่นำมาใช้ในการสร้างระบบแนะนำ

2) ตั้งสมมติฐานโดยคาดว่าการปรับปรุงอัลกอลิทึมสำหรับระบบแนะนำที่ใช้แนวคิดการทำแอสโซซิเอชันรูลส์มาเป็นการใช้การให้น้ำหนักแบบพลวัตและต้นไม้ความรู้แทนนั้น จะช่วยลดเวลาในการประมวลผลและการใช้พื้นที่หน่วยความจำให้ลดน้อยลง แต่ยังคงได้ผลลัพธ์คล้ายคลึงกับอัลกอลิทึมเดิมได้

3) ออกแบบโครงสร้างของระบบแนะนำสำหรับระบบอีเลิร์นนิงและอัลกอลิทึมที่ใช้ในการสร้างรายการแนะนำแบบใหม่ ด้วยการปรับปรุงอัลกอลิทึมในการสร้างรายการแนะนำที่ใช้แนวคิดการทำแอสโซซิเอชันรูลส์พร้อมทั้งจำลองระบบตามอัลกอลิทึมที่ออกแบบไว้

4) จำลองระบบแนะนำขึ้นมาสองระบบนั่นคือ ระบบแนะนำที่ใช้อัลกอลิทึมการทำแอสโซซิเอชันรูลส์กับระบบแนะนำที่ใช้อัลกอลิทึมที่พัฒนาขึ้นมาใหม่

5) ทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ออกแบบขึ้นมาใหม่กับระบบแนะนำที่ใช้แนวคิดการทำแอสโซซิเอชันรูลส์ พร้อมทั้งสรุปผลการทดลอง และเสนอแนวทางการพัฒนางานวิจัย

6) เขียนวิทยานิพนธ์

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

วิทยานิพนธ์นี้มีประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ ดังนี้

1) ทำให้ได้อัลกอลิทึมของระบบแนะนำสำหรับระบบอีเลิร์นนิงที่มีประสิทธิภาพมากกว่าระบบแนะนำที่ใช้แนวคิดการทำแอสโซซิเอชันรูลส์

2) สามารถนำแนวคิดของอัลกอลิทึมดังกล่าวไปประยุกต์ใช้กับระบบอื่นที่ไม่ใช่ระบบอีเลิร์นนิงได้

บทที่ 2
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงคุณลักษณะทั่วไปของแนวคิดและกระบวนการทำแอสโซซิเอชันรูลส์สำหรับการสร้างรายการแนะนำ พร้อมทั้งนำเสนอรูปแบบของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้การทำแอสโซซิเอชันรูลส์ในการสร้างรายการแนะนำ

2.1 อีเลิร์นนิง

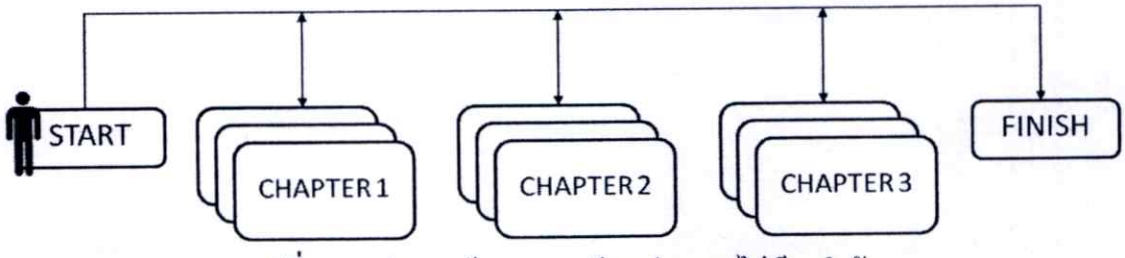
2.1.1 นิยามของอีเลิร์นนิง

นักวิชาการหลายท่านได้ให้คำนิยามของอีเลิร์นนิงไว้ ซึ่งสามารถสรุปได้ว่า อีเลิร์นนิงคือรูปแบบของการเรียนการสอนที่มีการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีอินเทอร์เน็ตหรือสื่ออิเล็กทรอนิกส์ต่างๆเพื่อเป็นสื่อกลางในการถ่ายทอดบทเรียนอีเลิร์นนิงซึ่งบรรจุวิชาความรู้จากผู้สอนไปสู่ผู้เรียน โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อส่งเสริมให้ผู้เรียนสามารถศึกษาหาความรู้ได้ด้วยตนเอง โดยผู้เรียนสามารถเลือกเรียนในหัวข้อที่ตนเองสนใจ

2.1.2 รูปแบบเส้นทางการเรียนในบทเรียนอีเลิร์นนิง

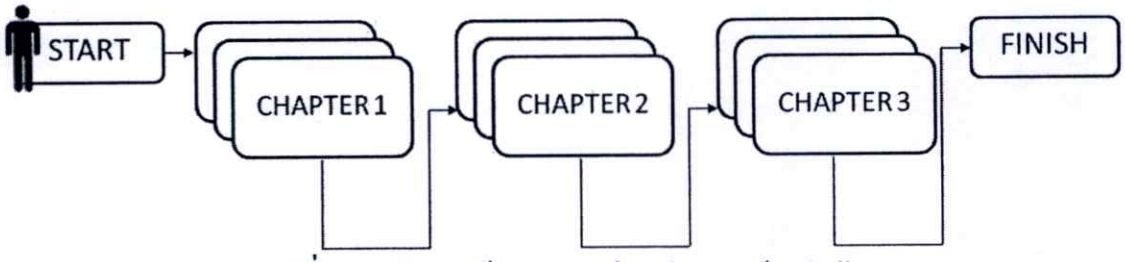
จากรูปแบบโครงสร้างเส้นทางการเรียนที่มีการใช้งานอยู่ในปัจจุบัน สามารถสรุปรูปแบบเส้นทางการเรียนของบทเรียนอีเลิร์นนิงได้ดังนี้

2.1.2.1 เส้นทางการเรียนประเภทไม่เรียงลำดับ (No Sequence) เป็นรูปแบบเส้นทางที่ผู้เรียนสามารถเลือกเรียนในหัวข้อที่ต้องการ โดยไม่มีการบังคับเส้นทางการเรียนดังรูปที่ 2.1 ซึ่งรูปแบบเส้นทางการเรียนในลักษณะนี้ จะเหมาะสมกับบทเรียนที่หัวข้อการเรียนมีลำดับความสำคัญเท่าๆกันและไม่มีการบังคับว่าผู้เรียนต้องผ่านการเรียนหัวข้อใดหัวข้อหนึ่งก่อน จึงจะสามารถเรียนหัวข้อถัดไปได้



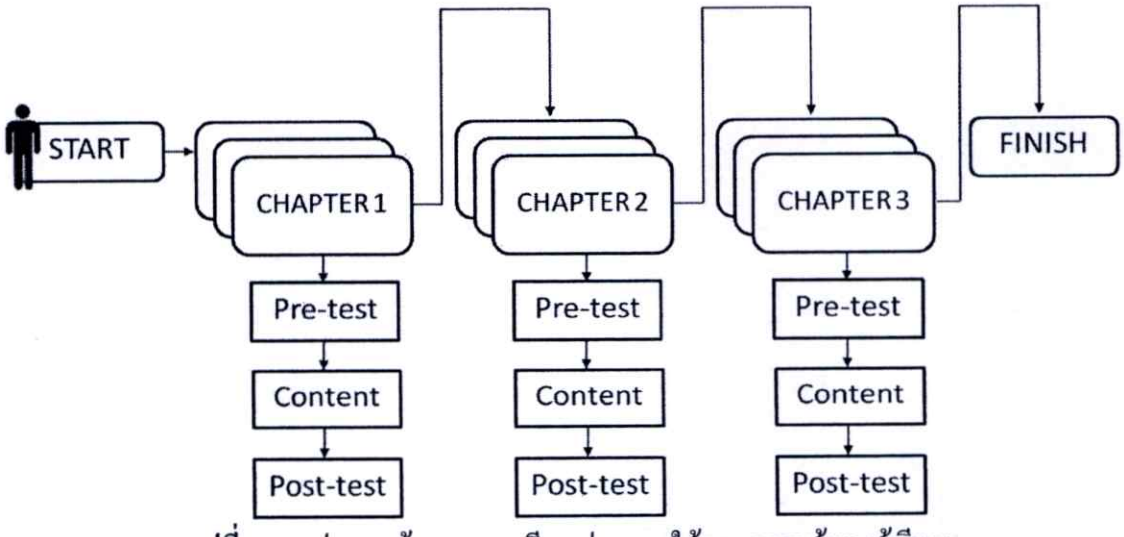
รูปที่ 2.1 รูปแบบเส้นทางการเรียนประเภทไม่เรียงลำดับ

2.1.2.2 เส้นทางการเรียนประเภทเรียงลำดับ (Linear Sequence) เป็นรูปแบบเส้นทางการเรียนที่บังคับให้ผู้เรียนเรียนรู้ตามเส้นทางที่ผู้ออกแบบโครงสร้างบทเรียนได้กำหนดไว้ ดังแสดงในรูปที่ 2.2 ซึ่งรูปแบบเส้นทางการเรียนในลักษณะนี้จะจัดเรียงบทเรียนตามลำดับจากง่ายไปหายากหรือเป็นความรู้ที่มีลักษณะเป็นขั้นตอน (Procedural Knowledge) โดยที่ผู้เรียนทุกคนจะต้องเริ่มเรียนจากบทที่ 1 เรียงลำดับไปจนถึงบทเรียนสุดท้ายจะเรียนข้ามบทใดบทหนึ่งไม่ได้



รูปที่ 2.2 รูปแบบเส้นทางการเรียนประเภทเรียงลำดับ

2.1.2.3 เส้นทางการเรียนประเภทใช้ฐานความรู้ของผู้เรียน (Knowledge Paced Sequence) เป็นรูปแบบการเรียนที่ดูตามฐานความรู้ของผู้เรียน โดยผู้เรียนจะถูกบังคับให้ไปตามเส้นทางการเรียนและจะต้องผ่านการทำแบบทดสอบก่อนเรียน (Pre-test) ถ้าผู้เรียนผ่านการทดสอบก่อนเรียนตามเกณฑ์ที่กำหนดก็สามารถเลือกที่จะเรียนหรือไม่เรียนเนื้อหาในบทดังกล่าวและไม่ต้องทำแบบทดสอบหลังเรียน (Post-test) เนื่องจากผู้เรียนมีความรู้เพียงพอแล้ว แต่ในกรณีที่ผู้เรียนทำแบบทดสอบก่อนเรียนไม่ผ่านผู้เรียนต้องเรียนบทเรียนนั้นและทำแบบทดสอบหลังเรียนจึงจะสามารถเรียนบทต่อไปได้ ดังแสดงในรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 รูปแบบเส้นทางการเรียนประเภทใช้ฐานความรู้ของผู้เรียน

2.1.3 ระบบแนะนำอีเลิร์นนิง

ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงคือระบบที่มีหน้าที่ในการสร้างรายการแนะนำให้ผู้เรียนที่เข้ามาเรียนรู้อีเลิร์นนิง เพื่อเป็นทางเลือกเพิ่มเติมให้ผู้เรียนได้เรียนรู้อีเลิร์นนิงอย่างมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นและถูกต้องตามเส้นทางการเรียนรู้ที่เหมาะสม

2.2 แนวคิดของการทำแอสโซซิเอชันรูลส์

สำหรับแนวคิดของการทำแอสโซซิเอชันรูลส์ จะเป็นการคำนวณหาค่าความสัมพันธ์ของสิ่งที่เราสนใจ โดยใช้หลักของความน่าจะเป็นเข้ามาเกี่ยวข้อง โดยมีเงื่อนไขว่า " ถ้าหากมีสิ่งใดสิ่งหนึ่งที่อยู่ในกลุ่มของสิ่งที่เราสนใจปรากฏขึ้นตั้งแต่หนึ่งสิ่งขึ้นไป แล้ว สิ่งใดที่อยู่ในกลุ่มของสิ่งที่เราสนใจเช่นกัน มีความน่าจะเป็นที่จะปรากฏขึ้นในลำดับต่อไปโดยไม่ซ้ำกับสิ่งที่ปรากฏไปแล้วมากที่สุด โดยพิจารณาจากข้อมูลประวัติการปรากฏของสิ่งที่เราสนใจ" ยกตัวอย่างเช่น ในร้านขายของชำแห่งหนึ่งมีประวัติการขายสินค้า ดังนี้

ตารางที่ 2.1 ประวัติรายการสินค้าที่ถูกขาย

รายการที่	รายการสินค้า
1	นม, ขนมปัง, กระดาษชำระ
2	เบียร์, น้ำแข็ง, โซดา
3	น้ำส้ม, ขนมปัง, กาแฟ
4	โยเกิร์ต, ขนมปัง
5	ขนมปัง, นม

ถ้ามีลูกค้าเข้ามาในร้านแล้วเลือกซื้อ "นม" คำถามที่น่าสนใจหนึ่งคำถามจะเกิดขึ้นมา นั่นคือ สินค้าใดในร้านที่เหลืออยู่มีความน่าจะเป็นที่ลูกค้าคนนี้จะเลือกซื้อในลำดับต่อไป เพื่อหาคำตอบของคำถามนี้ ให้เปรียบเทียบเงื่อนไขของแนวคิดของแอสโซซิเอชันรูลส์กับเหตุการณ์ที่เกิดขึ้น จะได้ว่า

- สิ่งที่เราสนใจคือรายการสินค้าภายในร้านที่ลูกค้าเลือกซื้อ
- สิ่งใดสิ่งหนึ่งที่อยู่ในกลุ่มของสิ่งที่เราสนใจปรากฏขึ้นตั้งแต่หนึ่งสิ่งขึ้นไปคือรายการสินค้าที่ลูกค้าเลือกซื้อแล้ว นั่นคือ "นม"
- ดังนั้น สิ่งใดที่อยู่ในกลุ่มของสิ่งที่เราสนใจเช่นกัน จะปรากฏขึ้นในลำดับต่อไปโดยไม่ซ้ำกับสิ่งที่ปรากฏไปแล้ว คือ รายการสินค้าที่ลูกค้าจะเลือกซื้ออีก ซึ่งในที่นี่ถ้าพิจารณาจากประวัติการขายสินค้าตามตัวอย่างข้างต้น พบว่ามีการเลือกซื้อนมถึงสองครั้งและแต่ละครั้งก็จะมีการเลือก

ซื้อขนมปังด้วย ดังนั้นสรุปได้ว่า ถ้าหากมีลูกค้าเข้ามาซื้อนมในร้าน เจ้าของร้านสามารถคาดเดาได้ว่าลูกค้าน่าจะเลือกซื้อขนมปังด้วยเช่นกัน

สำหรับการทำแอสโซซิเอชันรูลส์นั้น เราจะเรียกสิ่งที่เราสนใจว่าไอเทมเซต (Item Set) ซึ่งแทนด้วยสัญลักษณ์ $I = \{I_1, I_2, I_3,..., I_n\}$ ดังนั้น จากตัวอย่างข้างต้นจะเขียนสัญลักษณ์แทนด้วย I = {นม, ขนมปัง, กระดาษชำระ, เบียร์, น้ำแข็ง, โซดา, น้ำส้ม, กาแฟ, โยเกิร์ต} นั่นก็หมายถึงชื่อสินค้าทั้งหมดภายในร้านหรือจะใช้รหัสสินค้าแทนก็ได้ ส่วนรายการการขายสินค้าแต่ละครั้งเราเรียกว่า ทรานส์แซคชัน (Transaction) แทนด้วยสัญลักษณ์ $T=\{T_1, T_2, T_3,..., T_n\}$ ซึ่งในการบันทึกข้อมูล ทรานส์แซคชันจะมีรูปแบบดังตารางที่ 2.2

ตารางที่ 2.2 ตัวอย่างการบันทึกข้อมูลทรานส์แซคชันตามแนวคิดของการทำแอสโซซิเอชันรูลส์

Transaction ID	นม	ขนมปัง	กระดาษชำระ	เบียร์	น้ำแข็ง	โซดา	น้ำส้ม	กาแฟ	โยเกิร์ต
1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	1	1	1	0	0	0
3	0	1	0	0	0	0	1	1	0
4	0	1	0	0	0	0	0	0	1
5	1	1	0	0	0	0	0	0	0

ในการบันทึกข้อมูลทรานส์แซคชัน เป็นการกำหนดค่าให้กับวัตถุที่มีอยู่ในทรานส์แซคชันนั้นๆ ซึ่งมีค่าเท่ากับ 1 เมื่อวัตถุอยู่ในทรานส์แซคชันและมีค่าเท่ากับ 0 เมื่อวัตถุไม่อยู่ในทรานส์แซคชัน อย่างเช่น จากตารางที่ 2.1 รายการสินค้าที่ถูกขายรายการที่ 1 ประกอบด้วย นม, ขนมปังและกระดาษชำระ ดังนั้น ทรานส์แซคชันแรกที่เกิดขึ้นจะต้องกำหนดค่า 1 ที่คอลัมน์ของ นม, ขนมปังและกระดาษชำระ ตามลำดับ ส่วนคอมลัมน์ที่เหลือก็เท่ากับ 0 เป็นต้น

สำหรับการคำนวณว่าสินค้าใดในร้านที่เหลือมีความน่าจะเป็นที่จะถูกลูกค้าซื้อมากที่สุดนอกเหนือจากสินค้าที่ลูกค้าได้เลือกไปแล้ว ตามแนวคิดของการทำแอสโซซิเอชันรูลส์ผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณค่าความน่าจะเป็นดังกล่าว จะออกมาในรูปแบบของกฎ แทนด้วยสัญลักษณ์ $X \Rightarrow Y$ ซึ่งมีความหมายว่า เมื่อผู้ใช้งานเลือกวัตถุ X แล้วจะเลือกวัตถุ Y ด้วย โดยที่การสร้างกฎที่ว่านี้คือการนำข้อมูลทรานส์แซคชันที่ผ่านมาตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบันมาคำนวณหาค่าความเชื่อมั่นของกฎ (Confidence of rule) สูตรในการคำนวณค่าความเชื่อมั่นของกฎ คือ

$$Conf(X \Rightarrow Y) = \frac{Supp(X \cup Y)}{Supp(X)} \quad (2.1)$$

โดยกำหนดให้

$Conf(X \Rightarrow Y)$ แทนค่าความเชื่อมั่นของกฎ โดยที่ $X, Y \subset I$ และ $X \cap Y = \varnothing$

$Supp(X \cup Y)$ แทนจำนวนทรานส์แซคชันที่มีวัตถุ X กับวัตถุ Y

$Supp(X)$ แทนจำนวนทรานส์แซคชันที่มีวัตถุ X

เมื่อระบบทำการคำนวณค่าความเชื่อมั่นของกฎครบทุกความสัมพันธ์ที่ระบบสนใจแล้ว ระบบจะนำค่าความเชื่อมั่นของกฎที่ได้มาเรียงลำดับจากมากไปหาน้อยและให้ความสำคัญกับค่าความเชื่อมั่นของกฎจากมากไปหาน้อยด้วยเช่นกัน แล้วนำกฎที่ได้มาใช้สร้างรายการแนะนำในลำดับต่อไป

2.3 ตัวอย่างระบบแนะนำทั่วไปที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์

สมมติให้ ข้อมูลทรานส์แซคชันเป็นดังตารางที่ 2.3 และปัจจุบันผู้ใช้งานเลือกวัตถุ A

ตารางที่ 2.3 ข้อมูลทรานส์แซคชันของตัวอย่างระบบแนะนำทั่วไปที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์

Transaction ID	A	B	C	D
1	1	1	1	0
2	0	1	1	0
3	1	1	0	1
4	1	1	1	0
5	0	1	1	0

ดังนั้น ถ้าพิจารณาจากแนวคิดที่กล่าวไว้ข้างต้นจะได้ว่า

$X = \{A\}$

$Y = \{\{B\},\{C\},\{D\},\{B,C\},\{B,D\},\{C,D\}\}$

ในการหาค่าความเชื่อมั่นของกฎนั้น จะคำนวณทีละความสัมพันธ์ โดยที่ความสัมพันธ์ที่เกิดขึ้นจะเป็นดังรูปที่ 2.4(a) ที่แสดงความสัมพันธ์ที่น่าจะเกิดขึ้นทั้งหมด ได้แก่ $A \Rightarrow B$, $A \Rightarrow C$, $A \Rightarrow D$, $A \Rightarrow B,C$, $A \Rightarrow B,D$ และ $A \Rightarrow C,D$

เมื่อพิจารณาตารางข้อมูลทรานส์แซคชันที่กำหนดให้และ Supp(X) เท่ากับจำนวนทรานส์แซคชันที่มีวัตถุ X อยู่ในทรานส์แซคชัน ดังนั้น เมื่อ $X = \{A\}$ แล้วทรานส์แซคชันที่มี A อยู่ในทรานส์แซคชัน ได้แก่ ทรานส์แซคชันที่ 1, 3 และ 4 ตามลำดับ ดังนั้นจำนวนทรานส์แซคชันที่

มี X = {A} อยู่ในทรานส์แซคชันจะเท่ากับ 3 เช่นเดียวกันกับ Supp(X∪Y) จะเท่ากับจำนวนทรานส์แซคชันที่มีทั้งวัตถุ X กับวัตถุ Y อยู่ในทรานส์แซคชันทั้งคู่ จากความสัมพันธ์ที่น่าจะเกิดขึ้นเมื่อ X = {A} และ Y = {B} พบว่าทรานส์แซคชันที่มี A และ B อยู่ในทรานส์แซคชันทั้งคู่ ได้แก่ ทรานส์แซคชันที่ 1, 3 และ 4 เช่นกัน ดังนั้นค่า Supp(X∪Y) เมื่อ X = {A} และ Y = {B} เท่ากับ 3 ดังรูปที่ 2.4(b) ส่วนค่า Supp(X∪Y) ของความสัมพันธ์ที่เหลือก็จะหาค่าด้วยวิธีเดียวกัน เมื่อระบบนำค่า Supp(X) และค่า Supp(X∪Y) มาคำนวณค่าความเชื่อมั่นของกฎตามสูตรเรียบร้อยแล้ว ซึ่งได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 2.4(c)

X	Y	Conf(X ⟹ Y)
{A}	{B}	Conf(A ⟹ B)
	{C}	Conf(A ⟹ C)
	{D}	Conf(A ⟹ D)
	{B,C}	Conf(A ⟹ B,C)
	{B,D}	Conf(A ⟹ B,D)
	{C,D}	Conf(A ⟹ C,D)

(a)

X	Y	Supp(X)	Supp(X∪Y)
{A}	{B}	3	3
	{C}		2
	{D}		1
	{B,C}		2
	{B,D}		1
	{C,D}		0

(b)

X	Y	Supp(X)	Supp(X∪Y)	Conf(X ⟹ Y)
{A}	{B}	3	3	1
	{C}		2	0.6667
	{D}		1	0.3333
	{B,C}		2	0.6667
	{B,D}		1	0.3333
	{C,D}		0	0

(c)

รูปที่ 2.4 แสดงการคำนวณค่าความเชื่อมั่นของกฎตามแนวคิดของการทำแอสโซซิเอชันรูลส์

ระบบจะนำค่าความเชื่อมั่นของกฎที่คำนวณได้ในรูปที่ 2.4(c) มาเรียงลำดับจากมากไปหาน้อย แล้วระบบจะสร้างรายการแนะนำตามค่าความเชื่อมั่นของกฎที่เรียงลำดับแล้วเรียบร้อย ดังนั้นรายการแนะนำที่สร้างได้คือ {B},{C},{B,C},{D},{B,D} และ {C,D} ตามลำดับ

2.4 ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์

สำหรับการทำแอสโซซิเอชันรูลส์ของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงจะมีความแตกต่างไปจากการทำแอสโซซิเอชันรูลส์โดยทั่วไป เนื่องจากว่าระบบแนะนำอีเลิร์นนิงในงานวิจัยฉบับนี้ จะสนใจเพียงแค่ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิงเท่านั้น

ดังนั้นการทำแอสโซซิเอชันรูลส์ในงานวิจัยนี้ จะกำหนดให้การทำแอสโซซิเอชันรูลส์เป็นหาค่าความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิงเท่านั้นและข้อมูลทรานส์แซคชันหมายถึงเหตุการณ์ที่ผู้ใช้งานเรียกใช้อีเลิร์นนิงสองอีเลิร์นนิงที่แตกต่างกันทีละอีเลิร์นนิง โดยเรียกใช้สองอีเลิร์นนิงนี้ต่อเนื่องกัน อย่างเช่นผู้ใช้งานเรียกใช้อีเลิร์นนิง A และหลังจากนั้นผู้ใช้งานก็เรียกใช้อีเลิร์นนิง B ต่อ หากเป็นเช่นนี้จะถือว่าเกิดทรานส์แซคชันจาก A ไป B ซึ่งแทนด้วยสัญลักษณ์ $A \Rightarrow B$ จึงทำให้ลักษณะของข้อมูลทรานส์แซคชันมีลักษณะแตกต่างไปจากเดิมคือทรานส์แซคชันหนึ่งทรานส์แซคชันจะประกอบด้วยวัตถุแค่สองวัตถุที่แตกต่างกัน เพราะฉะนั้นการให้ค่ากับวัตถุเท่ากับ 1 จะเกิดขึ้นแค่สองครั้งเท่านั้น ดังนั้น ในแต่ละแถวของตารางจะปรากฏเลข 1 เพียง 2 ตัวเท่านั้น ดังตารางที่ 2.3

ตารางที่ 2.4 ตัวอย่างการบันทึกข้อมูลทรานส์แซคชันของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิ-เอชันรูลส์ในการสร้างรายการแนะนำ

Transaction ID	A	B	C	D
1	1	1	0	0
2	0	1	1	0
3	1	0	0	1
4	0	1	1	0
5	0	1	1	0

สำหรับการหาความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิงด้วยการคำนวณค่าความเชื่อมั่นของกฎยังคงเป็นแบบเดิม โดยที่กำหนดให้สัญลักษณ์

I แทนเซตของอีเลิร์นนิงของระบบ

$X \Rightarrow Y$ แทนกฎที่ว่า เมื่อผู้ใช้งานเรียกใช้อีเลิร์นนิง X แล้วจะเรียกใช้อีเลิร์นนิง Y ด้วย

โดยที่ $X,Y \subset I$ และ $X \cap Y = \varnothing$

สมมติให้ ข้อมูลทรานส์แซคชันเป็นดังตารางที่ 2.3 และปัจจุบันผู้ใช้งานเลือกวัตถุ A ดังนั้น ถ้าพิจารณาจากแนวคิดที่กล่าวไว้ข้างต้นจะได้ว่า

$X = \{A\}$

$Y = \{\{B\},\{C\},\{D\}\}$

และเช่นเดิม ในการหาค่าความเชื่อมั่นของกฎ จะคำนวณทีละความสัมพันธ์ โดยที่ความสัมพันธ์ที่เกิดขึ้นจะเป็นดังรูปที่ 2.5(a) และเมื่อพิจารณาตารางที่ 2.3 จะได้ค่า Supp(X) และ Supp($X \cup Y$) ดังรูปที่ 2.5(b) ดังนั้นเมื่อระบบคำนวณค่าความเชื่อมั่นของกฎเรียบร้อยแล้ว จะได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 2.5(c)

X	Y	Conf($X \Rightarrow Y$)
{A}	{B}	Conf($A \Rightarrow B$)
	{C}	Conf($A \Rightarrow C$)
	{D}	Conf($A \Rightarrow D$)

(a)

X	Y	Supp(X)	Supp($X \cup Y$)
{A}	{B}	2	1
	{C}		0
	{D}		1

(b)

X	Y	Supp(X)	Supp($X \cup Y$)	Conf($X \Rightarrow Y$)
{A}	{B}	2	1	0.5
	{C}		0	0
	{D}		1	0.5

(c)

รูปที่ 2.5 แสดงการคำนวณค่าความเชื่อมั่นของกฎของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิ-เอชันรูลส์ในการสร้างรายการแนะนำ

และเมื่อนำค่าความเชื่อมั่นที่คำนวณได้ในรูปที่ 2.5(c) มาเรียงลำดับจากมากไปหาน้อย ระบบจะสร้างรายการแนะนำ {B},{D}และ{C} ตามลำดับ

จากการนำเสนอคุณลักษณะทั่วไปของแนวคิดและกระบวนการทำแอสโซซิเอชันรูลส์ จะเห็นได้ว่าถ้าหากข้อมูลทรานส์แซคชันของระบบมีขนาดไม่ใหญ่มากนัก ก็จะไม่สิ้นเปลืองหน่วยความจำของระบบและไม่สิ้นเปลืองเวลาที่ใช้ในการคำนวณค่าความเชื่อมั่นของกฎ แต่ในความเป็นจริงแล้วข้อมูลทรานส์แซคชันของระบบแนะนำส่วนใหญ่จะมีขนาดใหญ่มาก เพราะเป็นข้อมูลที่บันทึกตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบันซึ่งถือได้ว่าเป็นระยะเวลาที่ยาวนานมาก ดังนั้นในบทที่ 3 จะนำเสนออัลกอลิทึมที่ช่วยลดการสิ้นเปลืองเวลาที่ใช้ในการประมวลผลและลดการใช้หน่วยความจำของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงเป็นลำดับต่อไป

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

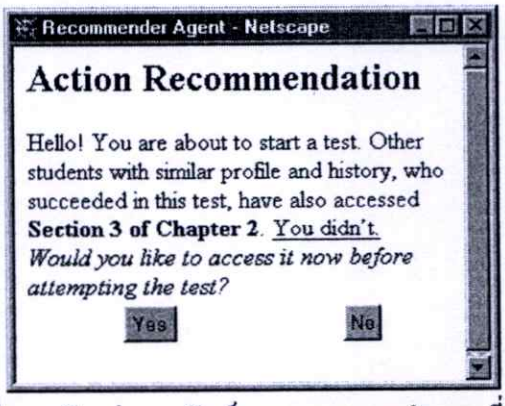
สำหรับงานวิจัยที่เกี่ยวข้องที่จะนำเสนอในหัวข้อนี้คืองานวิจัยที่มีชื่อเรื่องว่า "การสร้างตัวแทนในการแนะนำสำหรับระบบอีเลิร์นนิง (Building a Recommender Agent for e-Learning Systems)"[1] ทำการวิจัยโดย Osmar R. Zaiane จากมหาวิทยาลัยออลเบอร์ต้า (University of Alberta) ประเทศแคนาดา ซึ่งถูกเผยแพร่ผลงานในการประชุมวิชาการนานาชาติสาขาคอมพิวเตอร์เพื่อการศึกษา ครั้งที่ 7 ประจำปี 2002 (ICCE 2002) ที่จัดขึ้น ณ ประเทศนิวซีแลนด์ เมื่อวันที่ 3 - 6 ธันวาคม ค.ศ. 2002

โดยที่งานวิจัยฉบับนี้ ได้กล่าวถึงการสร้างระบบแนะนำสำหรับระบบอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ในการแนะนำ ซึ่งเป็นวิธีการเดียวกันกับระบบแนะนำที่นำไปใช้ร่วมกับระบบอีคอมเมิร์ส โดยผู้วิจัยให้นิยามกับระบบแนะนำว่า "ระบบแนะนำคือซอฟต์แวร์ที่แนะนำวัตถุที่ตัวแทนคาดว่าจะเป็นวัตถุที่ผู้ใช้งานปัจจุบันชื่นชอบ"

สำหรับการทำงานของระบบแนะนำ จะแบ่งการทำงานออกเป็น 2 ส่วนคือ

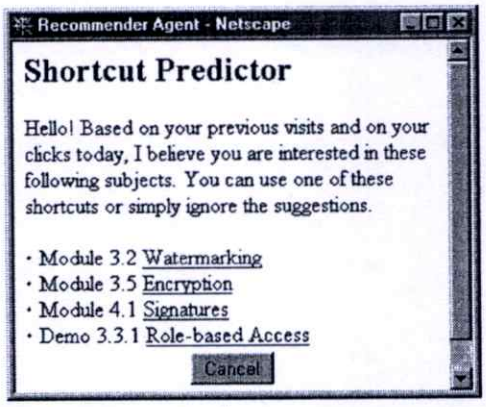
1. ส่วนของงานในการเรียนรู้ (Learning Module) ซึ่งเป็นส่วนที่ทำหน้าที่ในการเรียนรู้ประวัติการเข้าไปเรียนรู้อีเลิร์นนิงของผู้ใช้งานว่าผู้ใช้งานเข้าไปเรียนรู้อีเลิร์นนิงหัวข้อใดมาบ้างแล้ว
2. ส่วนของงานในการแนะนำ (Advising Module) ซึ่งจะทำหน้าที่ในการนำเอาผลลัพธ์ที่ได้จากส่วนของงานในการเรียนรู้มาใช้ในการแนะนำ โดยกระบวนการตัดสินใจว่าระบบจะแนะนำอะไรให้ผู้ใช้งานนั้น ทางผู้วิจัยได้นำเอาแนวคิดของการทำแอสโซซิเอชันรูลส์มาใช้ในการแนะนำ ซึ่งได้กล่าวไปแล้วในหัวข้อที่ 2.2

นอกจากนี้ในงานวิจัยฉบับนี้ได้นำเสนอผลลัพธ์ที่ได้จากระบบแนะนำว่า ผลลัพธ์ที่ได้อาจจะเป็นการแนะนำบทเรียนเพียงบทเรียนเดียวแล้วให้ผู้ใช้เลือกว่าจะเรียนรู้บทเรียนที่แนะนำหรือไม่ ดังเช่นรูปที่ 2.6



รูปที่ 2.6 ตัวอย่างผลลัพธ์จากระบบแนะนำแบบที่ 1[1]

หรืออาจจะเป็นรายการของชื่อบทเรียนที่มีอยู่ในระบบที่คาดว่าน่าจะเกี่ยวข้องกับบทเรียนที่ผู้ใช้ได้เรียนรู้ผ่านมาแล้ว ดังเช่นในรูปที่ 2.7



รูปที่ 2.7 ตัวอย่างผลลัพธ์จากระบบแนะนำแบบที่ 2[1]

ในส่วนสุดท้ายของงานวิจัย ผู้วิจัยได้เสนอข้อเสนอแนะไว้ว่าการนำเอาระบบแนะนำมาใช้ในระบบอีเลิร์นนิงที่เป็นแบบออนไลน์จะทำให้ได้รับความสนใจจากผู้ใช้งานมากขึ้นและรายการแนะนำที่อาจจะมาในรูปแบบของทางลัด (Shortcuts)ไปยังบทเรียนหรือรูปแบบใดก็ตามที่สามารถกระโดดข้ามไปยังบทเรียนเพื่อให้ผู้ใช้งานเข้าไปเรียนรู้ได้เลยนั้น จะเป็นการช่วยนำทางให้ผู้เรียนได้เรียนรู้บทเรียนได้ดียิ่งขึ้น

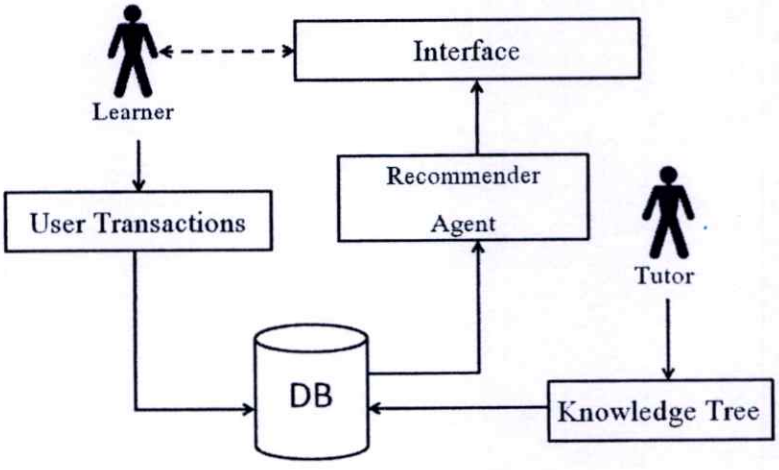
บทที่ 3
ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงโดยใช้การให้น้ำหนักแบบพลวัต

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นงานวิจัยที่นำเสนออัลกอลิทึมสำหรับระบบแนะนำอีเลิร์นนิงโดยใช้การให้น้ำหนักแบบพลวัต (A Dynamic Weighted E-Learning Recommender System) ซึ่งถูกปรับค่าตามข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่มีอยู่ในระบบ (Transactions) และต้นไม้ความรู้(Knowledge Tree) ในการสร้างรายการแนะนำให้กับผู้ใช้งาน (User) โดยอัลกอลิทึมที่นำเสนอนี้จะเป็นการปรับปรุงมาจากระบบแนะนำที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ในการสร้างรายการแนะนำ นอกจากนี้อัลกอลิทึมที่นำเสนอยังสามารถสร้างรายการแนะนำได้คล้ายกับรายการแนะนำที่ได้จากระบบแนะนำที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์และยังช่วยลดเวลาที่ใช้ในการประมวลผลและลดขนาดของหน่วยความจำที่ใช้บันทึกข้อมูลอีกด้วย

เนื้อหาในบทที่ 3 นี้จะกล่าวถึงองค์ประกอบและกระบวนการทำงานของระบบแนะนำที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอ

3.1 องค์ประกอบของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอ

สำหรับระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอนี้เป็นระบบแนะนำอีเลิร์นนิงโดยใช้การให้น้ำหนักแบบพลวัต ซึ่งถูกปรับค่าตามข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่มีอยู่ในระบบและข้อมูลจากต้นไม้ความรู้ นอกจากนี้ยังมีการนำค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิงมาใช้ในการสร้างรายการแนะนำร่วมด้วย โดยที่ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่จะนำเสนอต่อไปนี้สามารถแสดงองค์ประกอบได้ดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 องค์ประกอบของระบบ

จากรูปที่ 3.1 การทำงานจะเริ่มต้นที่ผู้เรียน (Learner) ที่จะเข้ามาเรียนรู้อีเลิร์นนิงที่มีอยู่ในระบบ ลำดับการเรียนรู้หรือลำดับการเรียกใช้อีเลิร์นนิงของผู้เรียนแต่ละครั้งที่เข้ามาใช้งานระบบตั้งแต่เริ่มต้นจนถึงผู้เรียนออกจากระบบ จะถูกจัดเก็บไว้ในรูปแบบของประวัติการเรียกใช้งาน (User Transactions) พร้อมทั้งมีผู้จัดทำอีเลิร์นนิง (Tutor) ที่ทำหน้าที่ในการกำหนดรูปแบบของต้นไม้ความรู้ (Knowledge Tree) โดยที่ข้อมูลทั้งสองส่วนนี้ นั่นคือข้อมูลประวัติการเรียกใช้งานและข้อมูลต้นไม้ความรู้จะถูกจัดเก็บลงฐานข้อมูล (Database : DB) หลังจากนั้นระบบจะให้ตัวแทนสร้างรายการแนะนำ (Recommender Agent) นำข้อมูลประวัติการเรียกใช้งานที่อยู่ในรูปแบบของค่าน้ำหนัก (Weight) และข้อมูลต้นไม้ความรู้มาประมวลผลเพื่อสร้างรายการแนะนำให้กับผู้เรียน

3.1.1 ต้นไม้ความรู้ (Knowledge Tree : KT)

องค์ประกอบแรกที่จะกล่าวถึงคือ ต้นไม้ความรู้ (Knowledge Tree) ซึ่งต้นไม้ความรู้นี้ระบบจะให้ผู้จัดทำ (Tutor) อีเลิร์นนิงเป็นผู้กำหนดรูปแบบของต้นไม้ความรู้ที่จะนำมาใช้ในการสร้างรายการแนะนำของระบบ [3] ต้นไม้ความรู้นี้จะแสดงความสัมพันธ์ของอีเลิร์นนิงและลำดับการเรียนรู้ที่ถูกต้อง โดยแต่ละโหนดของต้นไม้ความรู้จะเป็นชื่อเรื่องของอีเลิร์นนิงแต่ละอีเลิร์นนิงที่ผู้สร้างต้องการจะเชื่อมโยงกัน ดังรูปที่ 3.2 แสดงลักษณะของต้นไม้ความรู้ที่มีการกำหนดลำดับของการเรียนรู้ที่ถูกต้องที่ผู้ใช้ที่เข้ามาเรียนรู้ควรจะเรียนรู้ตามลำดับที่กำหนด ต้นไม้ความรู้นี้จะมีความซับซ้อนมากน้อยเพียงใดขึ้นอยู่กับความต้องการของผู้จัดทำจะกำหนดขึ้นมา

สำหรับในงานวิจัยนี้จะนำต้นไม้ความรู้มาใช้ในการหาค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิงและนำมาใช้ในการเรียงลำดับอีเลิร์นนิงให้เหมาะสมกับการเรียนรู้ดังที่ผู้สร้างได้กำหนดเอาไว้ โดยที่การเรียงลำดับอีเลิร์นนิงด้วยต้นไม้ความรู้นี้ จะเป็นการอ่านโหนดของต้นไม้ความรู้โดยเรียงลำดับแบบลึกก่อน (Depth First Search) นั่นคือการอ่านโหนดตามแนวลึกก่อนแนวกว้าง ตัวอย่างเช่น ถ้าต้องการอ่านโหนดในต้นไม้ความรู้ในรูปที่ 3.2(b) จะอ่านได้ตามลำดับดังนี้คือ A,B,D,C,E,F,G เป็นต้น

รูปที่ 3.2 ต้นไม้ความรู้

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

และกำหนดให้สัญลักษณ์ I แทนเซตของโหนดในต้นไม้ความรู้ที่ใช้ในการสร้างรายการแนะนำ ดังนั้นจากต้นไม้ความรู้ในรูปที่ 3.2(b) จะได้ I = { A, B, D, C, E, F, G }

3.1.2 ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิง (Set of User Transactions)

องค์ประกอบต่อมาคือ ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิง (Set of User Transactions) เป็นชุดข้อมูลประวัติการเรียกใช้งานอีเลิร์นนิงของผู้ใช้งานแต่ละคนที่เข้ามาใช้งานระบบ ลักษณะของข้อมูลนี้แสดงในตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิง[4]

Order	Set of User Transactions
1	B,E,A,B
2	D,B,A
3	B,C
4	.....

3.1.3 ค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิง (e-Learning Coefficient Value)

ค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิงคือค่าที่แสดงถึงความสัมพันธ์ระหว่างสองอีเลิร์นนิงที่เราสนใจว่ามีความสัมพันธ์กันมากน้อยเพียงใด ค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิงจะอ้างอิงความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิงจากต้นไม้ความรู้ ซึ่งการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิงนั้น สามารถคำนวณได้จากสูตร

$$e\text{-}Coef_{X \to Y} = \frac{1}{|\ index\ X - index\ Y\ |} \qquad (3.1)$$

โดยกำหนดให้

$e\text{-}Coef_{X \to Y}$ แทนค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของอีเลิร์นนิง X กับอีเลิร์นนิง Y โดยที่ $X,Y \subset I$ และ $X \cap Y = \varnothing$

index X แทนลำดับ (Index) ของโหนด X ที่อ่านได้จากต้นไม้ความรู้

index Y แทนลำดับ (Index) ของโหนด Y ที่อ่านได้จากต้นไม้ความรู้

สำหรับการอ่านโหนดในต้นไม้ความรู้ จะเป็นอ่านโหนดโดยให้ความสำคัญกับแนวลึกก่อน นั่นคือการอ่านโหนดของต้นไม้ในลักษณะแนวลึกก่อนอ่านแนวกว้างและให้ลำดับ (Index)

110519

ของโหนดแบบวนกลับ (Cycle) ดังเช่นรูป 3.2(b) เมื่ออ่านโหนดตามลำดับแล้วจะได้ว่า A, B, D, C, E, F และ G โดยที่โหนดแรกที่ถูกอ่านจะอยู่ index ที่ 0 ดังนั้น index ของแต่ละโหนดก็จะได้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 แสดงค่า Index ของแต่ละโหนดของต้นไม้ความรู้ในรูปที่ 3.2(b)

Start at	Index Number						
	A	B	D	C	E	F	G
A	0	1	2	3	4	5	6
B	6	0	1	2	3	4	5
D	5	6	0	1	2	3	4
C	4	5	6	0	1	2	3
E	3	4	5	6	0	1	2
F	2	3	4	5	6	0	1
G	1	2	3	4	5	6	0

ตัวอย่างที่ 3.1 การหาค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของอีเลิร์นนิง A กับ B โดยใช้ต้นไม้ความรู้ในรูปที่ 3.2(b) จะได้ว่า

$$\text{e-Coef}_{A\rightarrow B} = \frac{1}{|\text{index A} - \text{index B}|}$$

$$= \frac{1}{|0-1|}$$

$$= \frac{1}{|-1|}$$

$$= \frac{1}{1}$$

$$= 1$$

ดังนั้น ค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของอีเลิร์นนิง A กับ B จะเท่ากับ 1 และถ้าหากคำนวณค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของอีเลิร์นนิง A กับ อีเลิร์นนิงอื่นๆที่เหลือในระบบ พบว่าผลลัพธ์ที่ได้จะมีค่าที่แตกต่างกัน โดยที่ค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิงจะอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 และเรียงลำดับความสำคัญจากมากไปหาน้อย หมายความว่าค่าความสัมพันธ์ระหว่างสองอีเลิร์นนิงจะแปรผันตามค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิง ถ้าค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิงมีค่ามากแสดงว่าสองอีเลิร์นนิงนั้นมีความสัมพันธ์กันมาก ถ้าค่าสัมประสิทธิ์

ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิงมีค่าน้อยแสดงว่าสองอีเลิร์นนิงนั้นมีความสัมพันธ์กันน้อย ดังเช่นในตารางที่ 3.3

ตารางที่ 3.3 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของอีเลิร์นนิง A กับ อีเลิร์นนิงอื่นๆที่มีอยู่ในระบบ

$e\text{-}Coef_{X \to Y}$							
X	Y						
	A	B	D	C	E	F	G
A	-	1.0	0.5	0.33	0.25	0.2	0.1667

แต่สำหรับค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิงที่เป็นอีเลิร์นนิงเดียวกัน อย่างเช่น ค่า $e\text{-}Coef_{A \to A}$ จะได้เท่ากับ

$$e\text{-}Coef_{A \to A} = \frac{1}{|\text{index A} - \text{index A}|}$$

$$= \frac{1}{|0-0|}$$

$$= \frac{1}{|0|}$$

$$= \frac{1}{0}$$

= หาค่าไม่ได้

เนื่องจากว่าค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ที่ได้จะเท่ากับ $\frac{1}{0}$ ซึ่งในทางคณิตศาสตร์ ถ้ามีเลข 0 เป็นตัวหาร การคำนวณหาผลลัพธ์นั้นจะไม่สามารถคำนวณได้ เพราะถือว่าเป็นการคำนวณที่ไม่มีความหมาย เพราะฉะนั้นค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิงที่เป็นอีเลิร์นนิงเดียวกันจะเป็นค่าที่ไม่สามารถนิยามได้ ดังนั้นค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ในที่นี่คือค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ระหว่างสองอีเลิร์นนิงที่แตกต่างกัน ดังที่กล่าวไว้ข้างต้นว่า $X \cap Y = \varnothing$ ดังนั้นในกรณีของอีเลิร์นนิง A ดังตารางที่ 3.3 จึงละไว้เพราะเป็นค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ที่หาค่าไม่ได้และไม่ได้นำมาใช้ในการสร้างรายการแนะนำ

3.1.4 ตัวแทนสร้างรายการแนะนำ (Recommender Agent)

องค์ประกอบนี้จะมีหน้าที่ในการนำข้อมูลจากต้นไม้ความรู้และข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงมาประมวลผลเพื่อบันทึกลงฐานข้อมูลแล้วนำข้อมูลดังกล่าวมาใช้ในการสร้างรายการแนะนำในลำดับต่อไป นั่นคือส่วนของตัวแทนสร้างรายการแนะนำ (Recommender Agent) ซึ่งตารางที่ใช้ในการบันทึกข้อมูลดังกล่าวคือตารางสับไอเทมส์ (Sub items) ตัวอย่างข้อมูลตารางสับไอเทมส์ แสดงในตารางที่ 3.4 โดยที่ตารางสับไอเทมส์จะแสดงข้อมูลความถี่ของการเกิดการเรียกใช้อีเลิร์นนิงสอง

อีเลิร์นนิงอย่างต่อเนื่องกัน (Transactions) และค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิงที่อยู่ในการเรียกใช้อีเลิร์นนิง นั้นๆ โดยกำหนดให้

Transaction ID หมายถึงลำดับการเกิดการเรียกใช้อีเลิร์นนิงสองอีเลิร์นนิงอย่างต่อเนื่องกัน

item1 หมายถึงอีเลิร์นนิงแรกที่เรียกใช้

item2 หมายถึงอีเลิร์นนิงถัดไปที่เรียกใช้

weight หมายถึงค่าความถี่ในการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่ประกอบด้วย item1 กับ item2

e-Coef หมายถึงค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของ item1 กับ item2

ตัวอย่างเช่น จากข้อมูลในตารางที่ 3.4 แถวที่ 1 หมายความว่ามีการเรียกใช้อีเลิร์นนิง A แล้วเรียกใช้อีเลิร์นนิง D ตามลำดับ จำนวน 79 ซ้ำและอีเลิร์นนิง A กับ D มีค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์เท่ากับ 0 .5 เป็นต้น

ตารางที่ 3.4 ตัวอย่างตารางสับไอเทมส์ (Sub items)

Transaction ID	item1	item2	weight	e-Coef
1	A	D	79	0.5
2	A	C	76	0.33
3	A	B	52	1.0
4	D	A	43	0.2
5	C	A	54	0.25
6	B	A	73	0.1667

ขั้นตอนในการประมวลผลข้อมูลเพื่อบันทึกข้อมูลลงตารางสับไอเทมส์ มีขั้นตอน ดังนี้

ขั้นที่ 1 มีเงื่อนไขว่า ถ้าปัจจุบันผู้ใช้งานกำลังเรียนรู้หรือเรียกใช้อีเลิร์นนิง X และเมื่อผู้ใช้งาน เรียกใช้อีเลิร์นนิงใหม่ขึ้นมานั่นคือ อีเลิร์นนิง Y แสดงว่ามีการเรียกใช้อีเลิร์นนิงสองอีเลิร์นนิงอย่างต่อเนื่องกันเกิดขึ้น ระบบก็จะบันทึกข้อมูลลงตารางสับไอเทมส์ โดยกำหนดให้ item1 เท่ากับ X , item2 เท่ากับ Y , weight เท่ากับ 1 และ e-Coef มีค่าเท่ากับค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิงที่คำนวณได้

ขั้นที่ 2 มีเงื่อนไขว่า ถ้ามีข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงสองอีเลิร์นนิงอย่างต่อเนื่องกันของอีเลิร์นนิง X กับ Y อยู่แล้วในตารางสับไอเทมส์ ระบบจะเพิ่มค่า weight เพิ่มอีก 1 ค่าจากค่าเดิมที่มีอยู่เท่านั้น

ซึ่งระบบจะสนใจข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่เกิดจากความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิงเท่านั้น เพราะว่าโดยธรรมชาติของการเรียนรู้นั้น เราจะสนใจเพียงแค่ว่าปัจจุบันเรากำลังเรียนรู้อะไร และหลังจากเรียนรู้จบแล้วเราควรจะเรียนรู้อะไรในอันดับต่อไปเท่านั้น ดังนั้นข้อมูลที่จะจัดบันทึกลงในคอลัมน์ item1 กับ item2 จะเป็นชื่ออีเลิร์นนิงชื่อใดชื่อหนึ่งเท่านั้น

3.1.5 การประมวลผลค่าน้ำหนัก (Normalized weight)

ในการสร้างรายการแนะนำระบบจะทำการคำนวณค่าน้ำหนัก (weight) ซึ่งถูกปรับค่ามาจากค่าความถี่ของการเรียกใช้งานอีเลิร์นนิง (Histrogram of Transactions) แล้วนำค่าน้ำหนักมาเปรียบเทียบกันเพื่อใช้ในการสร้างรายการแนะนำ นั่นคือค่าน้ำหนักที่ถูกบันทึกไว้ในตารางสับไอเทมส์ คอลัมน์ weight แต่ในการเปรียบเทียบค่าน้ำหนัก เราจะไม่นำมาเปรียบเทียบกันโดยตรง แต่เราจะนำค่าน้ำหนักที่ได้จากตารางสับไอเทมส์ ไปทำการปรับปรุงค่า (Normalized) ก่อน ซึ่งแทนด้วยสัญลักษณ์ $NW_{X\to Y}$ แล้วนำค่า $NW_{X\to Y}$ มาเรียงลำดับเพื่อจัดอันดับ (Ranking) อีเลิร์นนิงเพื่อสร้างรายการแนะนำต่อไป โดยเรียงลำดับค่า $NW_{X\to Y}$ จากค่ามากไปหาน้อย สำหรับการคำนวณค่า $NW_{X\to Y}$ สามารถคำนวณได้จากสูตร

$$NW_{X\to Y} = \frac{\text{weight}_{X\to Y} + \text{weight}_{Y\to X}}{\text{Sum of weight}_{X\to e} + \text{Sum of weight}_{e\to X}} \tag{3.2}$$

โดยกำหนดให้

$\text{weight}_{X\to Y}$ แทนค่าน้ำหนักของการเรียกใช้อีเลิร์นนิง X และ Y ตามลำดับ โดยที่ $X,Y \subset I$ และ $X \cap Y = \varnothing$

$\text{weight}_{Y\to X}$ แทนค่าน้ำหนักของการเรียกใช้อีเลิร์นนิง Y และ X ตามลำดับ โดยที่ $X,Y \subset I$ และ $X \cap Y = \varnothing$

$\text{sum of weight}_{X\to e}$ แทนผลรวมของค่าน้ำหนักของการเรียกใช้อีเลิร์นนิง X ก่อนเรียกใช้อีเลิร์นนิงอื่นที่มีอยู่ในระบบ โดยที่ $X,e \subset I$ และ $X \cap e = \varnothing$

$\text{sum of weight}_{e\to X}$ แทนผลรวมของค่าน้ำหนักของการเรียกใช้อีเลิร์นนิง X หลังจากเรียกใช้อีเลิร์นนิงอื่นที่มีอยู่ในระบบ โดยที่ $X,e \subset I$ และ $X \cap e = \varnothing$

ตัวอย่างที่ 3.2 การคำนวณค่า $NW_{A\to B}$ โดยใช้ข้อมูลดังตารางที่ 3.4

จากสูตร (3.2) จะได้ว่า

$$NW_{A\to B} = \frac{\text{weight}_{A\to B} + \text{weight}_{B\to A}}{\text{Sum of weight}_{A\to e} + \text{Sum of weight}_{e\to A}} \tag{3.3}$$

จากข้อมูลในตารางที่ 3.4 พบว่าค่าของ $\text{weight}_{A\to B}$, $\text{weight}_{B\to A}$, $\text{weight}_{A\to e}$ และ $\text{weight}_{e\to A}$ มีค่าดังรูปที่ 3.3

STID	item1	item2	weight	e-Coef
1	A	D	79	0.5
2	A	C	76	0.33
3	A	B	52	1.0
4	D	A	43	0.2
5	C	A	54	0.25
6	B	A	73	0.1667

$\text{weight}_{A\to B} = 52$

STID	item1	item2	weight	e-Coef
1	A	D	79	0.5
2	A	C	76	0.33
3	A	B	52	1.0
4	D	A	43	0.2
5	C	A	54	0.25
6	B	A	73	0.1667

$\text{weight}_{B\to A} = 73$

STID	item1	item2	weight	e-Coef
1	A	D	79	0.5
2	A	C	76	0.33
3	A	B	52	1.0
4	D	A	43	0.2
5	C	A	54	0.25
6	B	A	73	0.1667

$$\text{weight}_{A\to e}\begin{cases}\text{weight}_{A\to D} = 79\\ \text{weight}_{A\to C} = 76\\ \text{weight}_{A\to B} = 52\end{cases}$$

STID	item1	item2	weight	e-Coef
1	A	D	79	0.5
2	A	C	76	0.33
3	A	B	52	1.0
4	D	A	43	0.2
5	C	A	54	0.25
6	B	A	73	0.1667

$$\text{weight}_{e\to A}\begin{cases}\text{weight}_{D\to A} = 43\\ \text{weight}_{C\to A} = 54\\ \text{weight}_{B\to A} = 73\end{cases}$$

รูปที่ 3.3 แสดงค่าของตัวแปรที่ใช้ในการคำนวณค่า $\text{NW}_{A\to B}$

เมื่อนำค่าของ $\text{weight}_{A\to B}$, $\text{weight}_{B\to A}$, $\text{weight}_{A\to e}$ และ $\text{weight}_{e\to A}$ ที่ได้จากรูปที่ 3.3 มาแทนค่าลงในสมการที่ (3.3) จะได้

$$\begin{aligned}\text{NW}_{A\to B} &= \frac{(52+73)}{(79+76+52)+(43+54+73)}\\ &= \frac{125}{377}\\ &= 0.3316\end{aligned}$$

เพราะฉะนั้นจะได้ว่า $\text{NW}_{A\to B} = 0.3316$

3.2 กระบวนการทำงานของอัลกอลิทึมที่นำเสนอ

สำหรับอัลกอลิทึมที่นำเสนอนี้ เป็นอัลกอลิทึมที่ใช้ในการสร้างรายการแนะนำของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงโดยใช้การให้น้ำหนักแบบพลวัต ซึ่งถูกปรับค่าตามข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่มีอยู่ในระบบและต้นไม้ความรู้ ซึ่งรายการแนะนำที่ได้จะมีขนาดเท่ากับ N-1 เมื่อกำหนดให้ N เท่ากับจำนวนอีเลิร์นนิงทั้งหมดที่มีอยู่ในต้นไม้ความรู้ที่ใช้สร้างรายการแนะนำ สำหรับกระบวนการทำงานของอัลกอลิทึมที่นำเสนอ สามารถอธิบายได้ดังนี้

เงื่อนไขที่ 1 ถ้ามีข้อมูลอีเลิร์นนิงปัจจุบันในตารางสับไอเทมส์ให้ใช้ข้อมูลในตารางสับไอเทมส์สร้างรายการแนะนำโดยเรียงลำดับตามค่า $NW_{X \to Y}$ จากมากไปหาน้อย

กรณีที่ 1.1 ถ้าค่า $NW_{X \to Y}$ เท่ากันให้เรียงลำดับตามค่า e-Coef จากมากไปหาน้อย

กรณีที่ 1.2 หากรายการแนะนำยังไม่ครบ (N-1) ให้ใช้ข้อมูลจากต้นไม้ความรู้สร้างรายการแนะนำต่อ โดยดูว่ารายการที่แนะนำล่าสุดอยู่ตำแหน่งใดของต้นไม้ความรู้แล้วสร้างรายการแนะนำต่อจากของเดิม โดยใช้อีเลิร์นนิงถัดไปเรื่อยๆ จนกว่ารายการแนะนำจะมีขนาดเท่ากับ N-1

เงื่อนไขที่ 2 แต่ถ้าไม่มีข้อมูลอีเลิร์นนิงปัจจุบันในตารางสับไอเทมส์ให้ใช้ข้อมูลจากต้นไม้ความรู้สร้างรายการแนะนำโดยดูว่า อีเลิร์นนิงปัจจุบันอยู่ตำแหน่งใดของต้นไม้ความรู้แล้วสร้างรายการแนะนำโดยใช้อีเลิร์นนิงถัดไปเรื่อยๆ จนกว่ารายการแนะนำจะมีขนาดเท่ากับ N-1

จากกระบวนการทำงานของอัลกอลิทึมดังกล่าว สามารถเขียนอธิบายอัลกอลิทึมในรูปแบบของรหัสเทียม (Pseudo Code) ได้ดังรูปที่ 3.4 และตัวแปรที่ใช้แสดงในตารางที่ 3.5 โดยที่ตัวแปรเหล่านี้จะเป็นตัวแปรแบบ Global ทั้งหมด

ตารางที่ 3.5 แสดงตัวแปรที่ใช้ในระบบ

ชื่อตัวแปร	ความหมาย
Last_node	อีเลิร์นนิงก่อนหน้าที่จะเรียกใช้อีเลิร์นนิงปัจจุบัน
Current_node	อีเลิร์นนิงปัจจุบันที่จะใช้เป็นข้อมูลเริ่มต้นในการแนะนำ
Rec_List	รายการแนะนำ
e-Coef_List	ค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของ อีเลิร์นนิงที่อยู่ในรายการแนะนำ
NW_List	ค่า Normalized weight ของอีเลิร์นนิงที่อยู่ในรายการแนะนำกับ *Current_node*

```
(1)   SET Last_node to blank
(2)   WHILE ( User not Exit )
(3)     CALL CheckingData
(4)     LOOKUP Subitems Table WHERE Item1 = Current_node
(5)     IF (Data appears in Subitems Table) THEN
(6)       CALL Rec_by_Subitems with Current_node
(7)     ELSE
(8)       CALL Rec_by_KT with Current_node
(9)     ENDIF
(10)  SET Last_node to Current_node
(11)  ENDWHILE
```

รูปที่ 3.4 อัลกอลิทึมหลักของระบบ

จากรูปที่ 3.4 คืออัลกอลิทึมหลักของระบบ โดยที่บรรทัดที่ 1 เป็นการกำหนดค่าเริ่มต้นของตัวแปร *Last_node* บรรทัดที่ 2 เป็นการตรวจสอบว่าผู้ใช้งานยังคงใช้งานระบบอยู่หรือไม่ ถ้าเป็นจริงก็จะเรียกใช้ฟังก์ชัน CheckingData ดังเช่นในบรรทัดที่ 3 ที่จะตรวจสอบข้อมูลว่าเกิดทรานส์แซคชันขึ้นหรือไม่ ถ้าเกิดทรานส์แซคชันแล้วทรานส์แซคชันนั้นมีอยู่ในตารางสับไอเทมส์หรือเป็นทรานส์แซคชันที่เกิดขึ้นใหม่ ถ้าเป็นทรานส์แซคชันที่มีอยู่แล้วให้ Update ค่า weight เพิ่มจากค่าเดิมอีก 1 แต่ถ้าเป็นทรานส์แซคชันใหม่ให้เพิ่มข้อมูลเข้าไปในตารางสับไอเทมส์ ซึ่งอัลกอลิทึมของฟังก์ชัน CheckingData ถูกแสดงในรูปที่ 3.5

```
(1)   IF (Transaction appears) THEN
(2)     LOOKUP Subitems Table WHERE Item1 = Last_node AND Item2 = Current_node
(3)     IF (Data appears in Subitems Table) THEN
(4)       INCREMENT weight_Item column of Subitems Table WHERE Item1 = Last_node AND Item2 = Current_node
(5)     ELSE
(6)       INCREMENT row of Subitems Table
(7)       SET Item1 column to Last_node
(8)       SET Item2 column to Current_node
(9)       SET weight_Item column to 1
(10)      COMPUTE e-Coef column as 1 divide by absolute value of Last_node index subtract Current_node index
(11)    ENDIF
(12)  ENDIF
```

รูปที่ 3.5 อัลกอลิทึมของฟังก์ชัน CheckingData

หลังจากทำงานฟังก์ชัน CheckingData เสร็จแล้ว จากรูปที่ 3.4 ในบรรทัดที่ 5 ระบบจะเข้าเงื่อนไขว่า ถ้ามีข้อมูลอีเลิร์นนิงปัจจุบันหรือ *Current_node* ในตารางสับไอเทมส์ ที่ item1 ให้

เรียกใช้ฟังก์ชัน Rec_by_Subitems โดยมีตัวแปร *Current_node* เป็นพารามิเตอร์ แต่ถ้าไม่มีข้อมูลให้เรียกใช้ฟังก์ชัน Rec_by_KT โดยมีตัวแปร *Current_node* เป็นพารามิเตอร์เช่นกัน บรรทัดที่ 10 คือการบันทึก *Current_node* โดยเก็บไว้ในตัวแปร *Last_node* และจะจบการทำงานก็ต่อเมื่อผู้ใช้งานออกจากระบบ สำหรับอัลกอลิทึมของฟังก์ชัน Rec_by_Sub-items แสดงในรูปที่ 3.6

```
(1)  LOOKUP Subitems Table WHERE Item1= Current_node
(2)  SET Sum_weight to zero
(3)  IF (Data appears in Subitems Table) THEN
(4)    COMPUTE Sum_weight_{x→e} as sum of weight_Item in each row on Subitems Table WHERE Item1 = Current_node
(5)    COMPUTE Sum_weight_{e→x} as sum of weight_Item in each row on Subitems Table WHERE Item2 = Current_node
(6)    FOR each row on Subitems Table WHERE Item1= Current_node
(7)      STORE item2 in Rec_List
(8)      STORE e-Coef in e-Coef_List
(9)      SET Weight_{x→y} to weight_Item
(10)     LOOKUP Subitems Table WHERE Item1= item2 AND Item2 = Current_node
(11)     SET Weight_{y→x} to weight_Item
(12)   COMPUTE NW_List as result of Weight_{x→y} plus Weight_{y→x} and then divide by Sum_weight_{x→e} plus Sum_weight_{e→x}
(13)   ENDFOR
(14) ENDIF
(15) FOR all index in NW_List Start at 0 as i
(16)   FOR all index in NW_List Start at 1 as j
(17)     IF (NW_List [i] less than NW_List [j]) THEN
(18)       SWAP NW_List [i] with NW_List [j]
(19)       SWAP Rec_List [i] with Rec_List [j]
(20)       SWAP e-Coef_List [i] with e-Coef_List [j]
(21)     ELSEIF (NW_List [i] equal to NW_List [j])
(22)       IF (e-Coef_List [i] less than e-Coef_List [j]) THEN
(23)         SWAP e-Coef_List [i] with e-Coef_List [j]
(24)         SWAP Rec_List [i] with Rec_List [j]
(25)       ENDIF
(26)     ENDIF
(27)   ENDFOR
(28) ENDFOR
(29) IF (Rec_List is not Complete) THEN
(30)   LOOKUP KnowledgeTree Table WHERE item1= Last List of Rec_List
(31)   WHILE (item2 not in Rec_List)
(32)     APPEND item2 into Rec_List
(33)     LOOKUP KnowledgeTree Table WHERE item1= Last List of Rec_List
(34)   ENDWHILE
(35) ENDIF
(36) PRINT Rec_List
```

รูปที่ 3.6 อัลกอลิทึมของฟังก์ชัน Rec_by_Subitems

โดยที่การทำงานของฟังก์ชัน Rec_by_Subitems มีขั้นตอนการทำงานดังนี้

บรรทัดที่	รายละเอียด
1-3	เป็นการตรวจสอบและดึงค่าจากตารางสับไอเทมส์ทุกคอลัมน์จากแถวที่มี item1 เท่ากับ *Current_node*
4-14	เป็นการนำข้อมูลที่ได้จากบรรทัดที่ 1 มาคำนวณหาค่า Normalize Weight พร้อมทั้งเก็บข้อมูลลงอาร์เรย์ *Rec_List*, *e-Coef_List* และ *NW_List*
15-28	เป็นการเรียงลำดับค่า *NW_List* โดยเรียงลำดับจากมากไปหาน้อย และถ้าหากค่า *NW_List* เท่ากัน จะทำการเรียงลำดับค่า *e-Coef_List* โดยเรียงจากค่ามากไปหาค่าน้อย
29-36	เป็นการตรวจสอบว่าระบบสร้างรายการแนะนำครบตามจำนวนของอีเลิร์นนิงในต้นไม้ความรู้หรือไม่ ถ้ายังไม่ครบให้สร้างรายการแนะนำต่อโดยดูจากรายการแนะนำที่สร้างไปแล้วในลำดับสุดท้ายและสร้างต่อไปเรื่อยๆจนกว่าจะครบและทำการแสดงผลลัพธ์ *Rec_List* ออกทางหน้าจอ

ต่อไปจะเป็นอัลกอลิทึมของฟังก์ชัน Rec_by_KTแสดงในรูปที่ 3.7

```
(1)   LOOKUP KnowledgeTree Table WHERE item1= Current_node
(2)   IF (Current_node not equal item2) THEN
(3)     STORE item2 in Rec_List
(4)     CALL CreateRecommend_KT with item2
(5)   ELSE
(6)     PRINT Rec_List
(7)   ENDIF
```

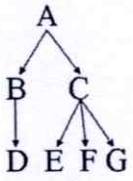
รูปที่ 3.7 อัลกอลิทึมของฟังก์ชัน Rec_by_KT

โดยที่การทำงานของฟังก์ชัน Rec_by_KT มีขั้นตอนการทำงานดังนี้

บรรทัดที่	รายละเอียด
1	เป็นการดึงค่าโหนดถัดไป (item2) จากต้นไม้ความรู้ (KT) โดยดูจากโหนดปัจจุบัน (item1) ที่มีค่าเท่ากับ *Current_node*
2-6	เป็นการตรวจสอบว่า *Current_node* กับ item2 ไม่ใช่โหนดเดียวกัน ถ้าเป็นจริงจะเก็บค่า item2 ลง *Rec_List* และเรียกใช้ Rec_by_KT โดยมี item2 เป็นพารามิเตอร์ แต่ถ้า *Current_node* กับ item2 เป็นโหนดเดียวกันแสดงว่า ระบบได้อ่านโหนดครบแล้ว ดังนั้นจึงแสดงผลลัพธ์ *Rec_List* ออกทางหน้าจอ

3.3 ตัวอย่างการทำงานของอัลกอลิทึมที่นำเสนอ

ในลำดับต่อไป เป็นการแสดงตัวอย่างการทำงานของอัลกอลิทึมที่นำเสนอ โดยใช้ข้อมูลต้นไม้ความรู้และ Set of User Transactions ดังนี้



Set of User Transactions
B,E,A,B

และกำหนดให้ไม่มีข้อมูลในตารางสับไอเทมส์ เมื่อ ผู้ใช้งาน เรียกใช้อีเลิร์นนิงที่ 1 เข้ามาในระบบ จะได้ผลลัพธ์ดังนี้

ขั้นที่ 1 ผู้ใช้งานเลือกอีเลิร์นนิง B ระบบจะทำการตรวจสอบว่าเกิดทรานส์แซคชันหรือไม่ ปรากฏว่ายังไม่เกิดทรานส์แซคชัน ระบบจึงทำการตรวจสอบต่อไปว่าในตารางสับไอเทมส์มีข้อมูลของอีเลิร์นนิง B หรือไม่ โดยตรวจสอบที่แอตทริบิวต์ item1 ปรากฏว่าไม่มีข้อมูลอีเลิร์นนิง B ในแอตทริบิวต์ item1 ระบบก็จะไปดึงข้อมูลจากต้นไม้ความรู้ว่าอีเลิร์นนิง B อยู่ในตำแหน่งใดของต้นไม้ความรู้ แล้วระบบจะสร้างรายการแนะนำในตำแหน่งถัดไปเรื่อยๆจนครบทั้งต้นไม้ความรู้ ดังนั้นระบบจะเริ่มแนะนำอีเลิร์นนิง D, C, E, F, G แล้ววกกลับไปที่ A เมื่อถึง B อีกครั้งก็จะจบการสร้างรายการแนะนำแล้วแสดงผลออกมาทางหน้าจอ ดังรูปที่ 3.8

ขั้นที่ 1 : B

B
D
C
E
F
G
A

STID	item1	item2	weight	e-Coef

Sub items Table

รูปที่ 3.8 ผลลัพธ์จากการทำงานของอัลกอลิทึมและข้อมูลในตารางสับไอเทมส์ในขั้นที่ 1

ขั้นที่ 2 จากรายการแนะนำในขั้นที่ 1 ผู้ใช้งานเลือกอีเลิร์นนิง E ระบบจะทำการตรวจสอบว่าเกิดทรานส์แซคชันหรือไม่ ปรากฏว่ามีทรานส์แซคชันเกิดขึ้นแล้ว ระบบจึงบันทึกข้อมูลลงตารางสับไอเทมส์ดังรูปที่ 3.9 แล้วระบบจะทำงานเหมือนในขั้นที่ 1 โดยตรวจสอบว่าในตารางสับไอเทมส์ที่แอตทริบิวต์ item1 มีข้อมูลของอีเลิร์นนิง E หรือไม่ เช่นเคยปรากฏว่าไม่มีข้อมูล

อีเลิร์นนิง E ในแอตทริบิวต์ item1 ระบบก็จะไปดึงข้อมูลจาก ต้นไม้ความรู้ ว่าอีเลิร์นนิง E อยู่ในตำแหน่งใดของ ต้นไม้ความรู้ แล้วระบบจะสร้างรายการแนะนำในตำแหน่งถัดไปเรื่อยๆ จนครบทั้งต้นไม้ความรู้ นั่นคือระบบจะเริ่มแนะนำอีเลิร์นนิง F, G ก่อนแล้วกลับไปที่ A, B, D, C เมื่อถึง E อีกครั้งก็จะจบการสร้างรายการแนะนำแล้วแสดงผลออกมาทางหน้าจอ ดังรูปที่ 3.9

ขั้นที่ 2 : B, E

B	E
D	F
C	G
E	A
F	B
G	D
A	C

STID	item1	item2	weight	e-Coef
1	B	E	1	0.33

Sub items Table

รูปที่ 3.9 ผลลัพธ์จากการทำงานของอัลกอลิทึมและข้อมูลในตารางสับไอเทมส์ในขั้นที่ 2

ขั้นที่ 3 จากรายการแนะนำในขั้นที่ 2 ผู้ใช้งานเลือกอีเลิร์นนิง A ระบบจะทำการตรวจสอบว่าเกิดทรานส์แซคชันหรือไม่ ปรากฏว่ามีทรานส์แซคชันเกิดขึ้นแล้ว ระบบจึงบันทึกข้อมูลลงตารางสับไอเทมส์ดังรูปที่ 3.10 แล้วระบบจะทำงานเช่นเดิมคือตรวจสอบว่าในตารางสับไอเทมส์แอตทริบิวต์ item1 มีข้อมูลของอีเลิร์นนิง A หรือไม่ ปรากฏว่าไม่มีข้อมูลอีเลิร์นนิง A ระบบก็จะไปดึงข้อมูลจากต้นไม้ความรู้ว่าอีเลิร์นนิง A อยู่ในตำแหน่งใดของต้นไม้ความรู้ แล้วระบบจะสร้างรายการแนะนำในตำแหน่งถัดไปเรื่อยๆจนครบทั้งต้นไม้ความรู้ นั่นคือระบบจะเริ่มแนะนำอีเลิร์นนิง B ต่อด้วย D, C, E, F, G เมื่อถึง A อีกครั้งก็จะจบการสร้างรายการแนะนำ แล้วแสดงผลออกมาทางหน้าจอ ดังรูปที่ 3.10

ขั้นที่ 3 : B, E, A

B	E	A
D	F	B
C	G	D
E	A	C
F	B	E
G	D	F
A	C	G

STID	item1	item2	weight	e-Coef
1	B	E	1	0.33
2	E	A	1	0.33

Sub items Table

รูปที่ 3.10 ผลลัพธ์จากการทำงานของอัลกอลิทึมและข้อมูลในตารางสับไอเทมส์ในขั้นที่ 3

ขั้นที่ 4 จากรายการแนะนำในขั้นที่ 3 ผู้ใช้งานเลือกอีเลิร์นนิง B ระบบจะทำการตรวจสอบว่าเกิดทรานส์แซคชันหรือไม่ ปรากฏว่ามีทรานส์แซคชันเกิดขึ้นแล้ว ระบบจึงบันทึกข้อมูลลงตารางสับไอเทมส์ดังรูปที่ 3.11 แล้วระบบจะทำงานเช่นเดิมคือตรวจสอบว่าในตารางสับไอเทมส์แอตทริบิวต์ item1 มีข้อมูลของอีเลิร์นนิง B หรือไม่ ปรากฏว่ามีข้อมูลของอีเลิร์นนิง B ระบบจะดึงข้อมูลว่า ถ้า item1 คือ B แล้ว item2 คืออะไร จากข้อมูลตามตารางสับไอเทมส์ พบว่า item2 คือ E เพียงอย่างเดียว ระบบก็จะเริ่มแนะนำอีเลิร์นนิง E ก่อน แต่รายการที่จะแนะนำยังไม่ครบ ระบบก็จะไปดึงข้อมูลจากต้นไม้ความรู้ ว่าอีเลิร์นนิง E อยู่ในตำแหน่งใดของต้นไม้ความรู้ แล้วระบบจะสร้างรายการแนะนำในตำแหน่งถัดไปเรื่อยๆจนครบทั้งต้นไม้ความรู้ ยกเว้นอีเลิร์นนิงปัจจุบัน นั่นคือระบบจะเริ่มแนะนำอีเลิร์นนิง F ต่อด้วย G, A, D และ C เมื่อถึง E อีกครั้งก็จะจบการสร้างรายการแนะนำแล้วแสดงผลออกมาทางหน้าจอ ดังรูปที่ 3.11

ขั้นที่ 4 : B, E, A, B

B	E	A	B
D	F	B	E
C	G	D	F
E	A	C	G
F	B	E	A
G	D	F	D
A	C	G	C

STID	item1	item2	weight	e-Coef
1	B	E	1	0.33
2	E	A	1	0.33
3	A	B	1	1.0

Sub items Table

รูปที่ 3.11 ผลลัพธ์จากการทำงานของอัลกอลิทึมและข้อมูลในตารางสับไอเทมส์ในขั้นที่ 4

เนื่องด้วยผู้ใช้งานออกจากระบบ ระบบจึงหยุดการทำงาน ดังนั้นข้อมูลที่อยู่ในตารางสับไอเทมส์ จะได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 3.12

B	E	A	B
D	F	B	E
C	G	D	F
E	A	C	G
F	B	E	A
G	D	F	D
A	C	G	C

Recommendation List

STID	item1	item2	weight	e-Coef
1	B	E	1	0.33
2	E	A	1	0.33
3	A	B	1	1.0

รูปที่ 3.12 อธิบายผลลัพธ์ของระบบและข้อมูลในตารางสับไอเทมส์

จากอัลกอลิทึมที่ได้นำเสนอไปนั้น เป็นอัลกอลิทึมที่ใช้ในการสร้างรายการแนะนำของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงโดยใช้การให้น้ำหนักแบบพลวัต ซึ่งถูกปรับค่าตามข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่มีอยู่ในระบบและต้นไม้ความรู้มาใช้ในการสร้างรายการแนะนำให้กับผู้ใช้ ซึ่งค่าน้ำหนักที่ถูกปรับมาจากข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงนั้นระบบจะนำมาจัดเก็บไว้ในฐานข้อมูลนั่นคือตารางสับไอเทมส์ แล้วนำข้อมูลในตารางสับไอเทมส์มาใช้ในการสร้างรายการแนะนำร่วมกับข้อมูลจากต้นไม้ความรู้ ดังที่ได้แสดงตัวอย่างไปแล้วในหัวข้อ 3.3

แต่ถ้าข้อมูลในตารางสับไอเทมส์มีขนาดเท่ากับ N(N-1) เมื่อ N เท่ากับจำนวนโหนดทั้งหมดของต้นไม้ความรู้ ระบบจะใช้ข้อมูลจากตารางสับไอเทมเพียงอย่างเดียวจะไม่ใช้ข้อมูลจากต้นไม้ความรู้อีกต่อไป เนื่องจากว่าได้เกิดทรานส์แซคชันครบทุกรูปแบบแล้ว แต่ในช่วงแรกๆนั้นที่ใช้ข้อมูลต้นไม้ความรู้ในการสร้างรายการแนะนำด้วย เนื่องจากว่ายังไม่มีข้อมูลทรานส์แซคชันครบถ้วนจึงไม่สามารถหาแหล่งอ้างอิงในการสร้างรายการแนะนำได้ ผู้วิจัยจึงนำข้อมูลจากต้นไม้ความรู้มาใช้ในการสร้างรายการแนะนำก่อนในช่วงแรกของการสร้างรายการแนะนำ

สำหรับในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพว่าสองอัลกอลิทึมที่กล่าวไว้ในบทที่ 2 และ 3 มีความแตกต่างกันมากน้อยเพียงจะกล่าวในลำดับต่อไป

บทที่ 4

การวางแผนการทดลอง

4.1 เครื่องมือที่ใช้ในการทดลอง

เครื่องมือที่ใช้ในการทดลอง มีคุณสมบัติดังต่อไปนี้

4.1.1 ฮารด์แวร์

หน่วยประมวลผลกลาง (CPU)	:	Intel Core 2 Duo Processor 2.00 GHz
หน่วยความจำหลัก (RAM)	:	2 GB
หน่วยความจำสำรอง (Hard Disk)	:	160 GB

4.1.2 ซอฟต์แวร์

ระบบปฏิบัติการ (OS)	:	Window XP Service Pack 3 Professional
โปรแกรมที่ใช้จำลองระบบ	:	Microsoft Visual Studio 2005
โปรแกรมที่ใช้ในการจัดการฐานข้อมูล	:	SQL Server 2000

4.2 วิธีดำเนินการทดลอง

เนื่องจากว่างานวิจัยชิ้นนี้ได้นำเสนออัลกอลิทึมสำหรับระบบแนะนำอีเลิร์นนิงโดยใช้การให้น้ำหนักแบบพลวัต (A Dynamic Weighted E-Learning Recommender System) ซึ่งถูกปรับค่าตามข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่มีอยู่ในระบบ (Transactions) และต้นไม้ความรู้ (Knowledge Tree) ในการสร้างรายการแนะนำให้กับผู้ใช้งาน (User) รวมไปถึงค่าสัมประสิทธิความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิงมาใช้ร่วมด้วย ซึ่งระบบแนะนำแบบเดิมและเป็นที่นิยมในปัจจุบันคือระบบแนะนำที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์มาใช้ในการสร้างรายการแนะนำ

ดังนั้น การวิเคราะห์ประสิทธิภาพในงานวิจัยชิ้นนี้ จะเป็นการวิเคราะห์ประสิทธิภาพเพื่อนำผลการวิเคราะห์มาเปรียบเทียบกันระหว่างประสิทธิภาพของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอกับประสิทธิภาพของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ โดยที่ผู้วิจัยจะวิเคราะห์ประสิทธิภาพทั้งหมด 4 ส่วน ได้แก่

4.2.1 ความซับซ้อนของเวลาที่ใช้ในการประมวลผล (Time Complexity) คือค่าความซับซ้อนของเวลาที่ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงใช้ในการประมวลผลสำหรับการสร้างรายการแนะนำ ซึ่งวิเคราะห์จากอัลกอลิทึม (Pseudo code) โดยตรง

4.2.2 ขนาดของหน่วยความจำที่ใช้บันทึกข้อมูล (Space Complexity) คือขนาดของหน่วยความจำที่ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงใช้ในการบันทึกข้อมูลที่จำเป็นต้องใช้ในการประมวลผล

4.2.3 เวลาที่ระบบใช้ในการประมวลผลจริง (Running Time) คือเวลาที่ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงใช้ในการประมวลผลเพื่อสร้างรายการแนะนำ โดยที่เวลาที่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพจะเป็นเวลาที่ได้มาจากการจำลองระบบขึ้นมาประมวลผลจริง ซึ่งมีหน่วยเป็น milliseconds (ms)

4.2.4 เปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำที่สร้างได้ (Similarity of Recommendation List) คือค่าเปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำที่สร้างได้จากระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอกับระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์มาคำนวณค่าความคล้ายกันของรายการแนะนำที่สร้างได้

โดยกระบวนที่ใช้ในการวิเคราะห์ประสิทธิภาพทั้ง 4 ส่วนนี้ ผู้วิจัยได้แบ่งกระบวนการในการวิเคราะห์ออกเป็น 2 กระบวนการดังนี้

<u>กระบวนการที่ 1</u> คือการวิเคราะห์ความซับซ้อนของเวลาที่ใช้ในการประมวลผลและขนาดของหน่วยความจำที่ใช้บันทึกข้อมูล ด้วยการวิเคราะห์จากอัลกอลิทึม (Pseudo code) ของทั้งสองระบบแล้วนำมาเปรียบเทียบกัน

<u>กระบวนการที่ 2</u> คือการวิเคราะห์เวลาที่ระบบใช้ในการประมวลผลจริงและเปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำที่สร้างได้จากระบบแนะนำทั้งสองระบบ ซึ่งวิธีการที่ใช้ในการวิเคราะห์ในกระบวนการที่ 2 นี้ จะวิเคราะห์ด้วยการจำลองระบบอีเลิร์นนิง (Implementation) ขึ้นมาประมวลผลจริง โดยมีขั้นตอนในการดำเนินการดังนี้

<u>ขั้นที่ 1</u> สร้างระบบแนะนำอีเลิร์นนิงขึ้นมา 2 ระบบ โดยกำหนดให้

Asso. คือระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้การทำแอสโซซิเอชันรูลส์

KT. คือระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่นำเสนอโดยใช้ข้อมูลจากต้นไม้ความรู้และมีการปรับค่าน้ำหนักแบบพลวัต

<u>ขั้นที่ 2</u> สุ่มตัวอย่างต้นไม้ความรู้ 3 แบบ โดยกำหนดให้

KT_1 คือการทดลองโดยใช้ต้นไม้ความรู้แบบที่ 1

KT_2 คือการทดลองโดยใช้ต้นไม้ความรู้แบบที่ 2

KT_3 คือการทดลองโดยใช้ต้นไม้ความรู้แบบที่ 3

<u>ขั้นที่ 3</u> สุ่มตัวอย่างข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิง (Set of User Transactions) ทั้งหมด 21 ชุด แล้วแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่มๆละ 7 ชุด

ขั้นที่ 4 เนื่องจากว่าระบบ Asso. ไม่สามารถสร้างรายการแนะนำได้ถ้ายังไม่มีข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงในฐานข้อมูล ดังนั้นจะต้องกำหนดขนาดของข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่จะใช้ในการสร้างรายการแนะนำแรกเสียก่อน ซึ่งขนาดของข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงนี้จะได้มาจากการสุ่มข้อมูลขึ้นมา

ขั้นที่ 5 ทดลองสร้างรายการแนะนำด้วยระบบแนะนำอีเลิร์นนิงทั้งสองระบบ โดยใช้ข้อมูลที่สุ่มตัวอย่างได้จากขั้นที่ 2 ถึง 4 พร้อมทั้งจับเวลาที่ใช้ในการประมวลผล (Running Time) ซึ่งมีหน่วยเป็น milliseconds (ms) โดยที่จะเริ่มจับเวลาก็ต่อเมื่อระบบทั้งสองเริ่มสร้างรายการแนะนำแรกได้แล้วเท่านั้น พร้อมทั้งบันทึกผลการทดลอง

ขั้นที่ 6 นำรายการแนะนำที่ระบบ Asso. กับ KT. สร้างขึ้น มาคำนวณค่า Similarity of Recommendation List และบันทึกผลการทดลอง โดยที่กำหนดให้การทดลองเป็นดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 รายละเอียดการทดลอง

การทดลองครั้งที่	เปรียบเทียบรายการแนะนำจาก	ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิง
1	KT_1 กับ Asso.	ชุดที่ 1-7
2	KT_2 กับ Asso.	ชุดที่ 8-14
3	KT_3 กับ Asso.	ชุดที่ 15-21

4.3 การคำนวนค่าเปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำ

Similarity of Recommendation List คือเปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำที่ได้จากระบบแนะนำอีเลิร์นนิงทั้งสองแบบ โดยที่ Similarity of Recommendation List สามารถคำนวณได้ดังนี้

ถ้ากำหนดให้

รายการแนะนำแบบที่ 1 คือรายการแนะนำที่ได้จากระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้การทำแอสโซซิเอชันรูลส์ (Asso.)

รายการแนะนำแบบที่ 2 คือรายการแนะนำที่ได้จากระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่นำเสนอ (KT.)

ดังแสดงในรูปที่ 4.1

แบบที่ 1 ระบบ Asso.	แบบที่ 2 ระบบ KT.
C	B
A	C
B	F
D	D
G	G
F	A

รูปที่ 4.1 รายการแนะนำที่กำหนดให้

ขั้นที่ 1 คำนวณค่า Weight of index จากสูตร

$$\text{Weight of index} = \text{Length of List} - \text{Index of List} \tag{4.1}$$

โดยที่กำหนดให้

Weight of index คือ ค่าน้ำหนักของอีเลิร์นนิงแต่ละอีเลิร์นนิงเมื่อเทียบกับความยาวของรายการแนะนำและตำแหน่งของอีเลิร์นนิงในรายการแนะนำ

Length of List คือ ความยาวของรายการแนะนำ

Index of List คือ ตำแหน่งของอีเลิร์นนิงในรายการแนะนำโดยให้อีเลิร์นนิงแรกของรายการแนะนำอยู่ตำแหน่งที่ 0 แล้วเพิ่มขึ้นเรื่อยๆจากซ้ายไปขวา

ดังนั้น จากรายการแนะนำที่กำหนดให้จะได้ Length of List และ Index of List ดังรูปที่ 4.2

Index of List	แบบที่ 1 ระบบ Asso.
0	C
1	A
2	B
3	D
4	G
5	F

Length of List = 6

Index of List	แบบที่ 2 ระบบ KT.
0	B
1	C
2	F
3	D
4	G
5	A

Length of List = 6

รูปที่ 4.2 แสดงค่า Length of List และ Index of List ของรายการแนะนำที่กำหนดให้

เมื่อนำค่า Length of List และ Index of List จากรูปที่ 4.2 ไปคำนวณค่า Weight of index ตามสมการที่ 4.1 จะได้ค่า Weight of index ดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 แสดงค่า Weight of index ของรายการแนะนำที่กำหนดให้

Length of List	Index of List	Weight of index	แบบที่ 1 ระบบ Asso.	แบบที่ 2 ระบบ KT.
6	0	6	C	B
	1	5	A	C
	2	4	B	F
	3	3	D	D
	4	2	G	G
	5	1	F	A

ขั้นที่ 2 เรียงลำดับรายการแนะนำแบบที่ 2 โดยให้อีเลิร์นนิงในรายการแนะนำแบบที่ 2 ที่เหมือนกับอีเลิร์นนิงในรายการแบบที่ 1 ให้อยู่ตำแหน่งเดียวกัน แต่ค่า Weight of index ยังคงเท่าเดิม ดังแสดงในรูปที่ 4.3 ซึ่งวิธีการเรียงลำดับรายการแนะนำได้แสดงไว้ในรูปที่ 4.4

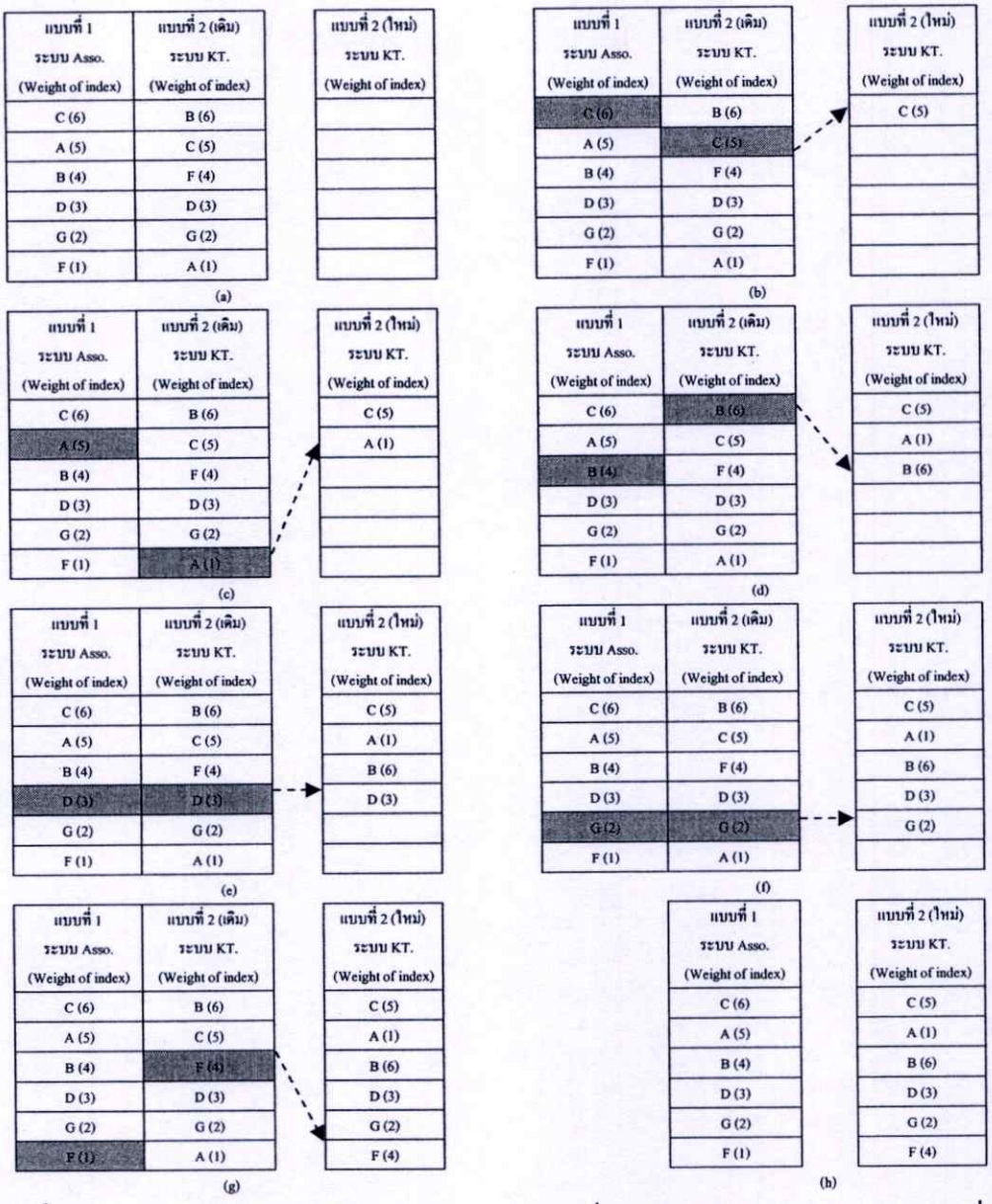
แบบที่ 1	C	A	B	D	G	F
Weight of index	6	5	4	3	2	1

แบบที่ 2(เดิม)	B	C	F	D	G	A
Weight of index	6	5	4	3	2	1

แบบที่ 2(ใหม่)	C	A	B	D	G	F
Weight of index	5	1	6	3	2	4

แบบที่ 1	C	A	B	D	G	F
Weight of index	6	5	4	3	2	1
แบบที่ 2(ใหม่)	C	A	B	D	G	F
Weight of index	5	1	6	3	2	4

รูปที่ 4.3 แสดงค่า Weight of index ของรายการแนะนำที่กำหนดให้



รูปที่ 4.4 แสดงวิธีการเรียงลำดับรายการแนะนำแบบที่ 2 ให้เหมือนรายการแนะนำแบบที่ 1

จากรูปที่ 4.4(a) คือรายการแนะนำแบบที่ 1 และแบบที่ 2 เดิมที่ยังไม่ได้เรียงลำดับรายการแนะนำ ต่อมาในรูปที่ 4.4(b) จะพิจารณาอีเลิร์นนิงแรกของรายการแนะนำแบบที่ 1 นั่นคือ อีเลิร์นนิง C เมื่อนำอีเลิร์นนิง C ของรายการแนะนำแบบที่ 1 ไปเปรียบเทียบกับอีเลิร์นนิง C ของรายการแนะนำแบบที่ 2 พบว่าจำเป็นต้องย้ายตำแหน่งของอีเลิร์นนิง C ของรายการแนะนำแบบที่ 2 มาไว้ ณ ตำแหน่งเดียวกันกับอีเลิร์นนิง C ของรายการแนะนำแบบที่ 1 ดังรูปที่ 4.4(b) และทำเช่นนี้ไปเรื่อยๆจนครบทุกอีเลิร์นนิงในรายการแนะนำแบบที่ 1 ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้ก็จะเป็นรายการแนะนำแบบที่ 2 ที่มีรายการแนะนำเหมือนกับแบบที่ 1 แต่ค่า Weight of index ไม่เหมือนกัน ดังรูปที่ 4.4(h)

ขั้นที่ 3 นำรายการแนะนำจากรูปที่ 4.4(h) มาหาค่าความแตกต่างของ Weight of index นั่นคือการคำนวณค่า Differentiate ของ Weight of index แบบที่ 1 กับแบบที่ 2 ตามสมการที่ 4.2 ซึ่งจะได้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 4.3

$$\text{Differentiate} = |\text{Weight of index แบบที่ 1} - \text{แบบที่ 2}| \tag{4.2}$$

ตารางที่ 4.3 ค่า Differentiate ของ Weight of index ระหว่างรายการแนะนำทั้งสองรายการ

แบบที่ 1	C	A	B	D	G	F
Weight of index	6	5	4	3	2	1
แบบที่ 2	C	A	B	D	G	F
Weight of index	5	1	6	3	2	4
Differentiate	|6-5| = 1	|5-1| = 4	|4-6| = 2	|3-3| = 0	|2-2| = 0	|1-4| = 3

ขั้นที่ 4 เมื่อได้ค่าความแตกต่างของ Weight of index ของแต่ละอีเลิร์นนิงที่มีอยู่ในรายการแนะนำทั้งสองแบบแล้วเรียบร้อย ให้นำค่าความแตกต่างดังกล่าวมาหาผลรวมของค่าความแตกต่าง (Sum of Differentiate) ของ Weight of index เพื่อให้ทราบว่ารายการแนะนำทั้งสองแบบมีความแตกต่างกันเท่าไหร่ ซึ่งจะได้ผลลัพธ์ดังสมการที่ 4.3

$$\text{Sum of Differentiate} = 1 + 4 + 2 + 0 + 0 + 3 \tag{4.3}$$
$$= 10$$

ขั้นที่ 5 ให้คำนวณผลรวมของ Weight of index (Sum of Weight of index) ซึ่งค่า Sum of Weight of index ของรายการแนะนำทั้งสองแบบมีค่าเท่ากัน ดังสมการที่ 4.4

$$\text{Sum of Weight of index} = 6 + 5 + 4 + 3 + 2 + 1 \tag{4.4}$$
$$= 21$$

ขั้นที่ 6 ให้คำนวณค่าความคล้ายกัน (Similarity) จากสมการที่ 4.5

$$\text{Similarity} = \frac{\text{Sum of Weight of index} - \text{Sum of Differentiate}}{\text{Sum of Weight of index}} \tag{4.5}$$

โดยที่

Sum of Weight of index คือ ผลรวมของ Weight of index ของรายการแนะนำแบบที่ 1 และแบบที่ 2 ซึ่งมีค่าเท่ากัน นั่นคือผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณค่าเปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำ ขั้นที่ 5

Sum of Differentiate คือ ผลรวมของค่าความแตกต่างของ Weight of index ของรายการแนะนำแบบที่ 1 กับแบบที่ 2 นั่นคือผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณค่าเปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำ ขั้นที่ 4

เมื่อแทนค่า Sum of Weight of index เท่ากับ 21 และ Sum of Differentiate เท่ากับ 10 ลงในสมการที่ 4.5 จะได้ว่า

$$\text{Similarity} = \frac{21\text{-}10}{21} = \frac{11}{21} = 0.5238$$

แต่เนื่องจากว่ารายการแนะนำที่นำมาเปรียบเทียบกันนั้นมีมากกว่า 1 รายการ ดังนั้น ค่าเปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำ (Similarity of Recommendation List) จะเป็นร้อยละของค่าเฉลี่ยค่าความคล้ายกันของรายการแนะนำ ดังนั้นจะได้ว่า

$$\text{Similarity (\%)} = \text{Average of Similarity} \times 100 \qquad (4.6)$$

โดยที่

Similarity (%) คือ ค่าเปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำ

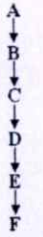
Average of Similarity คือ ค่าเฉลี่ยของค่าความคล้ายกัน (Similarity) นั่นคือ นำผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณค่าเปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำ ขั้นที่ 4 มาหาค่าเฉลี่ยนั่นเอง

แต่เนื่องจากตัวอย่างที่นำมาเสนอนี้ ได้กำหนดรายการแนะนำของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงทั้งสองแบบ แบบละ 1 รายการ เพราะฉะนั้น จากรายการแนะนำที่กำหนดให้ มีเปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำเท่ากับ 52.38 %

ตารางที่ 4.4 ตารางบันทึกการทดลอง

การทดลองครั้งที่.....								
ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่		**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
จำนวนข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงทั้งหมด								
จำนวนข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่บันทึกก่อน การสร้างรายการแนะนำแรกของระบบ Asso.								
จำนวนรายการแนะนำทั้งหมด								
จำนวนรายการแนะนำที่นำมาเปรียบเทียบกันระหว่างระบบ Asso. กับ KT.....								
เปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำที่ได้จากระบบ Asso. กับ KT.....								
เวลาที่ใช้ในการประมวลผลจริง (ms)	Asso.							
	KT.....							
ลักษณะของต้นไม้ความรู้		ดังนั้น 1. เปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันเฉลี่ย เท่ากับ ..... 2. เวลาที่ใช้ในการประมวลผลจริงเฉลี่ยของระบบ Asso. เท่ากับ ..... ระบบ KT..... เท่ากับ							

ตารางที่ 4.5 ตัวอย่างการบันทึกการทดลอง

การทดลองครั้งที่ 1								
ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่		**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
จำนวนข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงทั้งหมด		321	451	656	789	1023	4500	5031
จำนวนข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่บันทึกก่อนการสร้างรายการแนะนำแรกของระบบ Asso.		93	120	100	323	213	267	1662
จำนวนรายการแนะนำทั้งหมด		1565	2039	3211	4012	5115	20851	25123
จำนวนรายการแนะนำที่นำมาเปรียบเทียบกันระหว่างระบบ Asso. กับ KT 1		1263	1578	2989	3002	4263	18954	16888
เปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำที่ได้จากระบบ Asso. กับ KT 1		98.02164%	97.8379%	98.5486%	98.08966%	98.06739%	98.91466%	99.09322%
เวลาที่ใช้ในการประมวลผลจริง (ms)	Asso.	41255	162756	361593	576756	1468593	2733860	1318782
	KT 1	33322	27106	48549	63921	120848	123649	184238
ลักษณะของต้นไม้ความรู้ 		ดังนั้น 1. เปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันเฉลี่ย เท่ากับ 98.36758% 2. เวลาที่ใช้ในการประมวลผลจริงเฉลี่ยของระบบ Asso. เท่ากับ 951.942 ms ระบบ KT 1 เท่ากับ 85.947 ms						

4.4 ผลการทดลอง

จากวิธีการดำเนินการทดลองของงานวิจัยที่ได้กล่าวไว้ในหัวข้อ 4.2 ได้ผลการทดลองดังนี้

4.4.1 ผลการทดลองของกระบวนการวิเคราะห์ประสิทธิภาพกระบวนการที่ 1

คือการวิเคราะห์ความซับซ้อนของเวลาที่ใช้ในการประมวลผล (Time Complexity) และขนาดของหน่วยความจำ (Space Complexity) ที่ใช้บันทึกข้อมูล ด้วยการวิเคราะห์จากอัลกอลิทึม (Pseudo code) ของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์กับระบบแนะนำที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอ ซึ่งได้ผลลัพธ์ดังนี้

4.4.1.1 ผลการวิเคราะห์เวลาที่ใช้ในการประมวลผล (Time Complexity)

สำหรับการวิเคราะห์ความซับซ้อนของเวลาที่ใช้ในการประมวลผล ด้วยการวิเคราะห์จากอัลกอลิทึมของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์กับระบบแนะนำที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอ โดยกำหนดให้สัญลักษณ์

N คือจำนวนอีเลิร์นนิงที่มีอยู่ในระบบ

M คือจำนวนข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิง (User Transactions) ทั้งหมด ซึ่งมีขนาดใหญ่มาก

m คือจำนวนข้อมูลทั้งหมดที่มีอยู่ในตารางสับไอเทมส์ซึ่งมีขนาดสูงสุดเท่ากับ N*(N-1)

L คือความยาวของรายการแนะนำที่สร้างได้ ซึ่งจะต้องมีความยาวเท่ากับ N-1

เมื่อทำการวิเคราะห์ Time Complexity จากอัลกอลิทึมของทั้งสองระบบ พบว่า Time Complexity ที่ได้จะมาจากรอบงานที่ระบบทำ

ถ้าเป็นระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ ระบบจะต้องคำนวณค่า $Conf(X \Rightarrow Y)$ ทั้งหมด N-1 รอบและในแต่ละรอบจะต้องนับจำนวน $Supp(X)$ กับ $Supp(X \cup Y)$ จากรายการที่ถูกบันทึกเป็นจำนวน M ดังนั้น Time Complexity ของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ มีค่าเท่ากับ O(M(N-1)) ดังตารางที่ 4.6

ตารางที่ 4.6 แสดงค่า Time Complexity ของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์

งานที่ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ทำ	Time Complexity
1. คำนวณค่า $Conf(X \Rightarrow Y)$	N-1
1.1 นับจำนวนทรานส์แซคชันเพื่อหาค่า $Supp(X)$ กับ $Supp(X \cup Y)$	M
	O(M(N-1))

ส่วนงานที่ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอจะต้องทำ คือคำนวณค่า $NW_{X \to Y}$ ทั้งหมด N-1 รอบและในแต่ละรอบจะต้องค้นหาทรานส์แซคชันในตารางสับไอเทมส์จากรายการที่ถูกบันทึกเป็นจำนวน m ดังนั้น Time Complexity ของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอมีค่าเท่ากับ O(m(N-1)) ดังแสดงในตารางที่ 4.7

ตารางที่ 4.7 แสดงค่า Time Complexity ของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอ

งานที่ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอทำ	**Time Complexity**
1. คำนวณค่า $NW_{X \to Y}$	N-1
1.1 ค้นหาทรานส์แซคชันในตารางสับไอเทมส์	m
	O(m(N-1))

4.4.1.2 ผลการวิเคราะห์ขนาดของหน่วยความจำ (Space Complexity)

ขนาดของหน่วยความจำ (Space Complexity) หมายถึง ขนาดของหน่วยความจำที่ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงใช้ในการบันทึกข้อมูลที่จำเป็นต้องใช้ในการประมวลผลในการสร้างรายการแนะนำ ซึ่งจะพิจารณาทีละระบบ โดยที่ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ในการสร้างรายการแนะนำ จะบันทึกข้อมูลทรานส์แซคชันทั้งหมดลงฐานข้อมูลเพียงตารางเดียวนั่นคือตาราง User Transactions ส่วนระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอจะต้องใช้ข้อมูลสองส่วนด้วยกันคือข้อมูลทรานส์แซคชันและข้อมูลของต้นไม้ความรู้ โดยที่ข้อมูลทรานส์แซคชันทั้งหมดจะบันทึกลงตารางสับไอเทมส์และข้อมูลของต้นไม้ความรู้จะบันทึกลงตาราง Knowledge Tree

สำหรับขนาดของตาราง User Transactions กับตารางสับไอเทมส์จะขึ้นอยู่กับจำนวนทรานส์แซคชันที่เกิดขึ้น ซึ่งหมายถึง การเรียกใช้อีเลิร์นนิงสองอีเลิร์นนิงที่แตกต่างกันอย่างต่อเนื่องกัน โดยที่ตาราง User Transactions จะบันทึกข้อมูลทรานส์แซคชันทั้งหมดที่เกิดขึ้นโดยไม่สนใจว่าจะเป็นทรานส์แซคชันที่มีอยู่แล้วหรือไม่ ส่วนตารางสับไอเทมส์จะบันทึกข้อมูลทรานส์แซคชันทั้งหมดที่เกิดขึ้นเช่นกัน แต่จะสนใจด้วยว่าทรานส์แซคชันที่เกิดขึ้นนั่นมีข้อมูลอยู่แล้วในตารางสับไอเทมส์แล้วหรือไม่ ถ้ายังไม่มีถึงจะเพิ่มเรคอร์ดใหม่ แต่ถ้าเป็นทรานส์แซคชันเดิมที่มีอยู่แล้วก็จะเพิ่มค่า weight อีก 1 จากค่าเดิม ซึ่งจะได้ผลลัพธ์ดังนี้

โดยกำหนดให้สัญลักษณ์

N คือจำนวนอีเลิร์นนิงที่มีอยู่ในระบบ

M คือจำนวนข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิง (User Transactions) ทั้งหมด

ดังนั้น ตามหลักของความน่าจะเป็น ขนาดของตารางสับไอเทมส์จะมีขนาดสูงสุดเท่ากับ N(N-1) แถว และขนาดของตาราง Knowledge Tree จะเท่ากับจำนวนอีเลิร์นนิงที่มีอยู่ในระบบ นั่นคือขนาดของตาราง Knowledge Tree มีขนาดเท่ากับ N แต่ขนาดของตาราง User

Transactions จะมีขนาดเท่ากับ M แถว ซึ่งเท่ากับจำนวนครั้งที่มีทรานส์แซคชันที่เกิดขึ้นซึ่งเป็นค่ามากที่ไม่สามารถทราบจำนวนที่แน่นอนได้ขึ้นอยู่กับสมรรถภาพของหน่วยความจำหรือข้อกำหนดของผู้ดูแลระบบ

ดังนั้น Space Complexity ของระบบแนะนำที่ใช้การทำแอสโซซิเอชันรูลส์จะเท่ากับ M ในขณะที่ Space Complexity ของระบบแนะนำที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอจะมีจำนวนเท่ากับ $N(N-1) + N$ นั่นคือ $O(N^2)$

4.4.2 ผลการทดลองของกระบวนการวิเคราะห์ประสิทธิภาพกระบวนการที่ 2

คือการวิเคราะห์เวลาที่ระบบใช้ในการประมวลผลจริง (Running Time) และเปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำที่สร้างได้ (Similarity of Recommendation List) จากระบบแนะนำทั้งสองระบบ ซึ่งวิธีการที่ใช้ในการวิเคราะห์ในกระบวนการที่ 2 นี้ จะวิเคราะห์ด้วยการจำลองระบบอีเลิร์นนิง (Implementation) ขึ้นมาประมวลผลจริง โดยจะขอแสดงผลการทดลองตามขั้นตอนในการดำเนินการวิเคราะห์ดังนี้

ขั้นที่ 1 เมื่อสร้างระบบแนะนำอีเลิร์นนิงขึ้นมา 2 ระบบ โดยกำหนดให้

Asso. คือระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้การทำแอสโซซิเอชันรูลส์

KT. คือระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่นำเสนอโดยใช้ข้อมูลจากต้นไม้ความรู้และมีการปรับค่าน้ำหนักแบบพลวัต

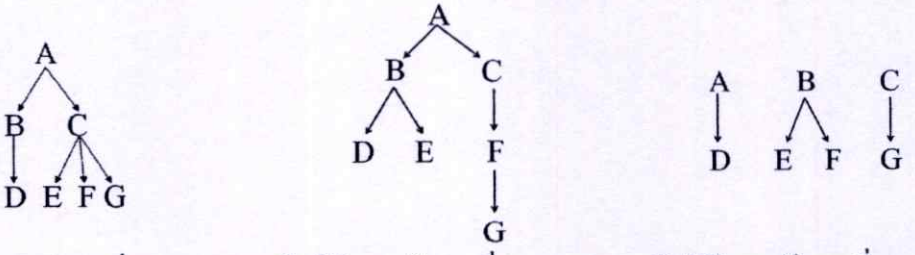
ขั้นที่ 2 สุ่มตัวอย่างต้นไม้ความรู้ 3 แบบ โดยกำหนดให้

KT_1 คือการทดลองโดยใช้ต้นไม้ความรู้แบบที่ 1

KT_2 คือการทดลองโดยใช้ต้นไม้ความรู้แบบที่ 2

KT_3 คือการทดลองโดยใช้ต้นไม้ความรู้แบบที่ 3

โดยที่ลักษณะของต้นไม้ความรู้ที่สุ่มได้มีลักษณะดังรูปที่ 4.4



ต้นไม้ความรู้แบบที่ 1 (KT_1) ต้นไม้ความรู้แบบที่ 2 (KT_2) ต้นไม้ความรู้แบบที่ 3 (KT_3)

รูปที่ 4.5 ลักษณะของต้นไม้ความรู้ที่สุ่มได้ทั้ง 3 แบบ

ขั้นที่ 3 สุ่มตัวอย่างข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิง (Set of User Transactions) ทั้งหมด 21 ชุด แล้วแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่มๆละ 7 ชุด ซึ่งจำนวนข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่ได้ในแต่ละชุดมีการแจกแจงขนาดได้ดังตารางที่ 4.8

ตารางที่ 4.8 แสดงจำนวนชุดข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่ใช้ในการทดลอง

KT.	จำนวนชุดข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิง (Set of User Transactions)						
KT_1	450	959	1,334	2,013	3,163	4,065	5,030
KT_2	398	933	1,359	2,190	2,741	3,925	4,967
KT_3	689	922	1,207	2,413	3,140	3,592	4,011

เนื่องจากว่าขนาดของจำนวนชุดข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงในตารางที่ 4.8 นั้นเป็นจำนวนชุดข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงของผู้ใช้งานที่เข้ามาใช้งานแต่ละครั้ง ดังนั้นหน่วยของข้อมูลในตารางที่ 4.8 มีหน่วยเป็นชุด ซึ่งจะเท่ากับจำนวนครั้งที่มีผู้ใช้งานเข้ามาเรียกใช้อีเลิร์นนิง โดยแต่ละชุดข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงจะมีจำนวนทรานส์แซคชันที่เกิดขึ้นไม่เท่ากัน ดังนั้นจากขนาดของจำนวนชุดข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงในตารางที่ 4.8 สามารถสรุปจำนวนทรานส์แซคชันที่เกิดขึ้นได้ดังตารางที่ 4.9

ตารางที่ 4.9 แสดงจำนวนของทรานส์แซคชันที่เกิดขึ้น

KT.	จำนวนทรานส์แซคชัน (Transactions)						
KT_1	2,230	4,822	6,672	10,037	15,793	20,287	25,126
KT_2	1,970	4,619	6,799	10,941	13,719	19,602	24,879
KT_3	3,435	4,630	6,055	12,099	15,698	17,953	20,021

จากตารางที่ 4.8 จะเห็นว่าจำนวนของชุดข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่สุ่มได้นั้น มีทั้งหมด 21 ชุดข้อมูลและแต่ละชุดข้อมูลมีขนาดใหญ่มาก ดังนั้นจึงขอแสดงตัวอย่างของชุดข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่สุ่มได้และได้นำมาใช้ในการทดลองจริง โดยได้นำข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่ 1 ซึ่งมีจำนวนชุดข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงเท่ากับ 450 ชุด มาแสดงตัวอย่างในตารางที่ 4.10

ตารางที่ 4.10 ตัวอย่างข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่ 1

ลำดับที่	ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิง	ลำดับที่	ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิง	ลำดับที่	ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิง
1	A	151	ECA	301	GDBDFGAFG
2	BE	152	ECACEG	302	CBE
3	DC	153	ACDFCF	303	AEB
4	DCEGB	154	A	304	AE
5	CFABG	155	F	305	DC
6	CFAB	156	FGACDFCB	306	DCDCE
7	FDBE	157	BDBCEDFB	307	CFBFD
8	FDBEBAE	158	BD	308	CFB
9	EGFGBCD	159	EB	309	EDA
10	EGFGBC	160	EBCFDC	310	EDABCEA
11	GDGBEF	161	CDFABD	311	ABEGAEA
12	GDGBEFADE	162	CDFA	312	A
13	CBAECBFEF	163	FBGC	313	G
14	CBA	164	FBGCDFA	314	GDEFCFED
15	AEF	165	EDEBEDE	315	BGBEFEDA
16	AE	166	EDEBED	316	BGB
17	DC	167	GCEADE	317	EGA
18	DCFBC	168	GCEADEDGD	318	EGAEGF
19	FAGEB	169	CAFDFDFEC	319	DCDFEG
20	FAGEBFBE	170	CAF	320	DCDF
21	EDGCDEDF	171	BDC	321	FAFB
22	EDGCDED	172	BD	322	FAFBGFBD
23	ABECECE	173	DA	323	ECBCEGDF
24	A	174	DADAF	324	ECBCEG
25	G	175	GFEDG	325	GACFGF
26	GDADCDCB	176	GFEDGEGC	326	GACFGFAGC
27	BCGECECB	177	EBEFEFAF	327	CFEBAGFAF
28	BCG	178	EBEFEFA	328	CFEB
29	EGD	179	AGCAGEF	329	BADF
30	EGDCFC	180	A	330	BA
31	DCGDED	181	G	331	DG
32	DCGD	182	GCFCFDCGB	332	DGBGA
...	...	...	...	...	...
150	CGA	300	GDBDFG	450	BDF

ขั้นที่ 4 เนื่องจากว่าระบบ Asso. ไม่สามารถสร้างรายการแนะนำได้ถ้ายังไม่มีข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงในฐานข้อมูล ดังนั้นจะต้องกำหนดจำนวนของชุดข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่จะใช้ในการสร้างรายการแนะนำแรกเสียก่อน ซึ่งจำนวนของชุดข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงนี้จะได้มาจากการสุ่มข้อมูลขึ้นมา ซึ่งจำนวนของชุดข้อมูลที่สุ่มได้ถูกแสดงไว้ในตารางที่ 4.11

ตารางที่ 4.11 จำนวนชุดข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่บันทึกก่อนสร้างรายการแนะนำแรกของระบบแนะนำที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์

Asso. กับต้นไม้ความรู้	**จำนวนชุดข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิง(สำหรับการสร้างรายการแนะนำแรก)**						
KT_1	93	137	100	376	213	267	1,664
KT_2	84	113	171	348	367	265	673
KT_3	91	132	165	435	325	477	1,179

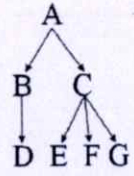
จากข้อมูลในตารางที่ 4.11 ในแถวที่ 1 คอลัมน์ที่ 2 จะพบว่าจำนวนชุดข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงสำหรับการสร้างรายการแนะนำแรกของระบบ Asso. เท่ากับ 93 ชุด หมายความว่าระบบจะบันทึกข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงลงฐานข้อมูล 93 ชุดก่อน เมื่อระบบรับข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่ 94 ระบบ Asso. จึงจะสร้างรายการแนะนำแรกขึ้นมา

ขั้นที่ 5 ทดลองสร้างรายการแนะนำด้วยระบบแนะนำอีเลิร์นนิงทั้งสองระบบ โดยใช้ข้อมูลที่สุ่มตัวอย่างได้จากขั้นตอนที่ 2 ถึง 4 พร้อมทั้งจับเวลาที่ใช้ในการประมวลผล (Running Time) ซึ่งมีหน่วยเป็น milliseconds (ms) โดยที่จะเริ่มจับเวลาก็ต่อเมื่อระบบทั้งสองเริ่มสร้างรายการแนะนำได้แล้วเท่านั้น พร้อมทั้งบันทึกผลการทดลอง ซึ่งผลการทดลองที่ได้แสดงในตารางที่ 4.12 , 4.13 และ 4.14 ตามลำดับ

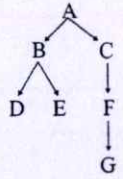
ขั้นที่ 6 นำรายการแนะนำที่ระบบ Asso. กับ KT. สร้างขึ้น มาคำนวณค่า Similarity of Recommendation List และบันทึกผลการทดลอง ซึ่งผลการทดลองที่ได้แสดงในตารางที่ 4.12 , 4.13 และ 4.14 ตามลำดับเช่นกัน โดยที่

ตารางที่	การทดลองครั้งที่	เปรียบเทียบรายการแนะนำจาก	ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิง
4.12	1	KT_1 กับ Asso.	ชุดที่ 1-7
4.13	2	KT_2 กับ Asso.	ชุดที่ 8-14
4.14	3	KT_3 กับ Asso.	ชุดที่ 15-21

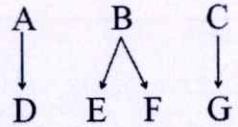
ตารางที่ 4.12 ผลการทดลองครั้งที่ 1

การทดลองครั้งที่ 1								
ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่		**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
จำนวนข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงทั้งหมด		450	959	1,334	2,013	3,163	4,065	5,030
จำนวนข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่บันทึกก่อนการสร้างรายการแนะนำแรกของระบบ Asso.		93	137	100	376	213	267	1,664
จำนวนรายการแนะนำทั้งหมด		2230	4822	6672	10037	15793	20287	25126
จำนวนรายการแนะนำที่นำมาเปรียบเทียบกันระหว่างระบบ Asso. กับ KT 1		1773	4137	6178	8163	14722	18959	16850
เปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำที่ได้จากระบบ Asso. กับ KT 1		98.02346%	97.9837%	98.6458%	98.66908%	98.93076%	98.94661%	99.03922%
เวลาที่ใช้ในการประมวลผลจริง (ms)	Asso.	41266	161765	316953	577656	1468359	2378360	3137828
	KT 1	22266	27016	49547	69312	102484	124594	148328
ลักษณะของต้นไม้ความรู้ 		ดังนั้น 1. เปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันเฉลี่ย เท่ากับ 98.60568% 2. เวลาที่ใช้ในการประมวลผลจริงเฉลี่ยของระบบ Asso. เท่ากับ 1,154.598 ms ระบบ KT 1 เท่ากับ 77.649 ms						

ตารางที่ 4.13 ผลการทดลองครั้งที่ 2

การทดลองครั้งที่ 2								
ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่		**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
จำนวนข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงทั้งหมด		398	933	1,359	2,190	2,741	3,925	4,967
จำนวนข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่บันทึกก่อนการสร้างรายการแนะนำแรกของระบบ Asso.		84	113	171	348	367	265	673
จำนวนรายการแนะนำทั้งหมด		1970	4619	6799	10941	13719	19602	24879
จำนวนรายการแนะนำที่นำมาเปรียบเทียบกันระหว่างระบบ Asso. กับ KT 2		1543	4060	5943	9183	11881	18263	21527
เปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำที่ได้จากระบบ Asso. กับ KT 2		96.57469%	98.63033%	98.64135%	98.75613%	98.92127%	98.72588%	99.08073%
เวลาที่ใช้ในการประมวลผลจริง (ms)	Asso.	21047	34672	49672	69860	98719	117765	147406
	KT 2	49609	144140	286344	706547	1245390	2183297	3462016
ลักษณะของต้นไม้ความรู้ 		ดังนั้น 1. เปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันเฉลี่ย เท่ากับ 98.47576% 2. เวลาที่ใช้ในการประมวลผลจริงเฉลี่ยของระบบ Asso. เท่ากับ 1,153,906 ms ระบบ KT 2 เท่ากับ 77,020 ms						

ตารางที่ 4.14 ผลการทดลองครั้งที่ 3

การทดลองครั้งที่ 3								
ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่		**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
จำนวนข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงทั้งหมด		689	922	1,207	2,413	3,140	3,592	4,011
จำนวนข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่บันทึกก่อนการสร้างรายการแนะนำแรกของระบบ Asso.		91	132	165	435	325	477	1,179
จำนวนรายการแนะนำทั้งหมด		3435	4630	6055	12099	15698	17953	20021
จำนวนรายการแนะนำที่นำมาเปรียบเทียบกันระหว่างระบบ Asso. กับ KT 3		2976	3984	5213	9918	14084	15552	14127
เปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำที่ได้จากระบบ Asso. กับ KT 3		98.53453%	98.75716%	98.47847%	98.77022%	98.65515%	99.13576%	98.95022%
เวลาที่ใช้ในการประมวลผลจริง (ms)	Asso.	32437	34921	46204	75359	97657	110906	125922
	KT 3	93234	151547	230094	806078	1404797	1896453	2660625
ลักษณะของต้นไม้ความรู้ 		ดังนั้น 1. เปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันเฉลี่ย เท่ากับ 98.75450% 2. เวลาที่ใช้ในการประมวลผลจริงเฉลี่ยของระบบ Asso. เท่ากับ 1,034,689 ms ระบบ KT 3 เท่ากับ 74,772 ms						

จากผลการทดลองที่ได้จากตางรางที่ 4.12 , 4.13 และ 4.14 จะเห็นว่ามีการแสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำที่ได้จากระบบทั้งสอง ซึ่งรายการแนะนำที่สร้างได้แล้วนำไปคำนวณค่าเปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำคือรายการแนะนำในตารางที่ 4.15 แสดงตัวอย่างรายการแนะนำที่ได้จากระบบ KT_1 โดยใช้ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่ 1และตารางที่ 4.16 แสดงตัวอย่างรายการแนะนำที่ได้จากระบบ Asso. โดยใช้ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่ 1 โดยที่

No. หมายถึงลำดับที่

Current_e หมายถึงอีเลิร์นนิงปัจจุบันที่ผู้ใช้งานกำลังเรียกใช้งานอยู่

Rec1 หมายถึงอีเลิร์นนิงลำดับที่ 1 ในรายการแนะนำ

Rec2 หมายถึงอีเลิร์นนิงลำดับที่ 2 ในรายการแนะนำ

Rec3 หมายถึงอีเลิร์นนิงลำดับที่ 3 ในรายการแนะนำ

Rec4 หมายถึงอีเลิร์นนิงลำดับที่ 4 ในรายการแนะนำ

Rec5 หมายถึงอีเลิร์นนิงลำดับที่ 5 ในรายการแนะนำ

Rec6 หมายถึงอีเลิร์นนิงลำดับที่ 6 ในรายการแนะนำ

ตารางที่ 4.15 รายการแนะนำที่สร้างได้จากระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่นำเสนอ (KT_1)โดยใช้ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่ 1

No.	Current_e	Rec1	Rec2	Rec3	Rec4	Rec5	Rec6
1	A	B	D	C	E	F	G
2	B	D	C	E	F	G	A
3	E	F	G	A	B	D	C
4	D	C	E	F	G	A	B
5	C	E	F	G	A	B	D
6	D	C	E	F	G	A	B
7	C	E	F	G	A	B	D
8	E	F	G	A	B	D	C
9	G	A	B	D	C	E	F
10	B	E	F	G	A	D	C
11	C	E	F	G	A	B	D
12	F	G	A	B	D	C	E
13	A	B	D	C	E	F	G
14	B	E	F	G	A	D	C
15	G	B	D	C	E	F	A
16	C	E	F	G	A	B	D
17	F	A	B	D	C	E	G
...	...	...	...	...	...	...	...
2230	F	E	A	C	G	B	D

จากตารางที่ 4.15 แถวที่ 1 หมายความว่า ลำดับที่ 1 ผู้ใช้งานกำลังเรียกใช้อีเลิร์นนิง A และระบบได้สร้างรายการแนะนำให้กับผู้ใช้งาน นั่นคือ B, D, C, E, F และ G ตามลำดับ

ตารางที่ 4.16 รายการแนะนำที่สร้างได้จากระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ (Asso.) โดยใช้ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่ 1

No.	Current_e	Rec1	Rec2	Rec3	Rec4	Rec5	Rec6
1	A						
2	B						
3	E						
4	D						
5	C						
...	...	...	...	...	...	...	...
457	D						
458	F	A	B	G	C	E	D
459	E	D	G	B	A	C	F
460	G	D	E	B	F	A	C
461	A	F	B	E	G	D	C
462	D	E	G	C	F	B	A
463	C	D	B	E	F	G	A
464	F	A	B	G	E	C	D
465	B	E	A	F	C	G	D
466	E	G	D	B	A	C	F
467	A	F	B	E	G	D	C
468	D	E	C	G	F	B	A
469	B	E	F	A	C	G	D
470	C	D	B	E	F	G	A
471	D	E	C	G	F	B	A
472	E	G	D	B	A	C	F
473	G	E	D	B	A	F	C
474	E	G	D	B	A	C	F
475	A	F	E	B	G	D	C
476	D	E	C	G	F	B	A
477	B	E	C	F	A	G	D
478	C	D	B	E	F	G	A
479	D	E	C	G	B	A	F
480	A	F	E	B	G	D	C
481	F	A	B	G	C	E	D
482	E	G	D	B	A	C	F
...	...	...	...	...	...	...	...
2230	F	E	C	A	G	B	D

จากตารางที่ 4.16 แถวที่ 1-7 หมายความว่า ผู้ใช้งานเข้ามาเรียกใช้อีเลิร์นนิง A, B, E, D, C, ... และ D ตามลำดับ และระบบยังไม่สามารถสร้างรายการแนะนำได้จึงยังไม่มีข้อมูลรายการแนะนำในคอลัมน์ Rec1-Rec6 แต่เมื่อผู้ใช้งานเข้ามาใช้งานในลำดับที่ 458 ซึ่งเป็นจำนวนชุดข้อมูลที่ระบบสามารถสร้างรายการแนะนำได้แล้ว ดังนั้นจากข้อมูลในแถวที่ 8 พบว่า ผู้ใช้งานเข้ามาใช้งานในลำดับที่ 458 ผู้ใช้งานเรียกใช้อีเลิร์นนิง F และระบบสร้างรายการแนะนำ A, B, G, C, E และ D ตามลำดับ

จากการทดลองเมื่อนำรายการแนะนำที่ได้จากทั้งสองระบบ ดังแสดงในตารางที่ 4.15 และ 4.16 มาคำนวณค่าเปอร์เซ็นต์ความคล้ายของรายการแนะนำ โดยคำนวณเมื่อระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์สามารถสร้างรายการแนะนำได้ นั่นคือระบบจะเริ่มทำการคำนวณค่าเปอร์เซ็นต์ความคล้ายของรายการแนะนำที่รายการแนะนำลำดับที่ 458-2,230 ในตารางที่ 4.15 และ 4.16 เป็นจำนวนทั้งสิ้น 1,773 รายการ ซึ่งได้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 4.17

ตารางที่ 4.17 ค่าความคล้ายของรายการแนะนำที่ได้จากระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่นำเสนอ (KT_1) และระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ในการสร้างรายการแนะนำ (Asso.) โดยใช้ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่ 1

ลำดับที่	ค่าความคล้าย	ลำดับที่	ค่าความคล้าย	ลำดับที่	ค่าความคล้าย	ลำดับที่	ค่าความคล้าย
1	1	21	1	41	1	61	1
2	1	22	0.809524	42	1	62	1
3	0.904762	23	1	43	1	63	0.904762
4	1	24	1	44	1	64	1
5	1	25	0.904762	45	0.904762	65	1
6	1	26	0.809524	46	1	66	0.904762
7	0.904762	27	1	47	1	67	1
8	0.904762	28	1	48	1	68	1
9	1	29	1	49	1	69	1
10	1	30	1	50	1	70	1
11	0.904762	31	1	51	1	71	0.904762
12	1	32	0.904762	52	1	72	1
13	1	33	0.904762	53	1	73	0.904762
14	0.904762	34	1	54	1	74	0.904762
15	0.904762	35	1	55	1	75	1
16	1	36	0.904762	56	1	76	1
17	1	37	1	57	1	77	1
18	1	38	0.904762	58	1	78	0.904762
19	0.904762	39	1	59	0.904762	...	...
20	1	40	1	60	1	1773	0.904762

จากตารางที่ 4.17 คือค่าความคล้ายของรายการแนะนำที่ได้จากการคำนวณหลังจากที่ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่สองระบบได้สร้างรายการแนะนำเสร็จเรียบร้อยแล้ว ซึ่งค่าความคล้ายดังกล่าวจะถูกนำไปคำนวณค่าเปอร์เซ็นต์ความคล้าย ดังสมการที่ 4.6 ซึ่งได้เท่ากับ 98.02346% ดังแสดงในตารางที่ 4.12

นอกจากรายการแนะนำที่สร้างได้แล้ว ผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลของระบบทั้งสองคือข้อมูลในตารางสับไอเทมส์และข้อมูลในตาราง User Transactions ซึ่งเป็นตารางที่ใช้ในการเก็บข้อมูลทรานส์แซคชันที่เกิดขึ้น ดังนั้นจึงขอแสดงตัวอย่างข้อมูลในตารางสับไอเทมส์และข้อมูลในตาราง User Transactions ที่ได้หลังจากที่ระบบประมวลผลเสร็จเรียบร้อยแล้ว ดังตารางที่ 4.18 คือตารางสับไอเทมส์ของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอ (KT_1) โดยใช้ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่ 1 และ 4.19 คือตาราง User Transactions ของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ (Asso.) โดยใช้ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่ 1 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.18 ตารางสับไอเทมส์ของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอ (KT_1) โดยใช้ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่ 1

Transaction ID	item1	item2	weight	e-Coef	Transaction ID	item1	item2	weight	e-Coef
1	B	E	42	0.3333	22	A	D	36	0.5
2	D	C	45	1	23	D	E	54	0.5
3	C	E	44	1	24	C	B	38	0.2
4	E	G	67	0.5	25	E	C	36	0.1667
5	G	B	38	0.5	26	B	F	46	0.25
6	C	F	49	0.5	27	F	E	61	0.1667
7	F	A	52	0.5	28	F	B	42	0.3333
8	A	B	37	1	29	A	G	30	0.1667
9	B	G	36	0.2	30	G	E	40	0.2
10	F	D	39	0.25	31	E	D	52	0.2
11	D	B	35	0.1667	32	G	C	37	0.25
12	E	B	39	0.25	33	D	F	41	0.5
13	B	A	30	0.1667	34	D	A	36	0.2
14	A	E	39	0.25	35	C	G	49	0.3333
15	G	F	50	0.1667	36	F	C	46	0.2
16	F	G	42	1	37	C	A	33	0.25
17	B	C	41	0.5	38	G	A	40	1
18	C	D	30	0.1667	39	A	F	43	0.2
19	G	D	50	0.3333	40	B	D	43	1
20	D	G	45	0.25	41	E	A	45	0.3333
21	E	F	49	1	42	A	C	33	0.3333

จากตารางที่ 4.18 กำหนดให้

Transaction ID คือ ลำดับการเกิดทรานส์แซคชัน

item1 คือ อีเลิร์นนิงแรกที่เรียกใช้ทรานส์แซคชัน

item2 คือ อีเลิร์นนิงถัดไปที่เรียกใช้ทรานส์แซคชัน

weight คือ ค่าความถี่ในการเกิดทรานส์แซคชันที่ประกอบด้วย item1 กับ item2

e-Coef คือ ค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของ item1 กับ item2

จากข้อมูลในตารางที่ 4.18 แถวที่ 1 คอลัมน์ 1-5 หมายความว่าทรานส์แซคชันลำดับที่ 1 มีการเรียกใช้อีเลิร์นนิง B แล้วเรียกใช้อีเลิร์นนิง E ตามลำดับ จำนวน 42 ซ้ำและอีเลิร์นนิง B กับ E มีค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์เท่ากับ 0.3333

ตารางที่ 4.19 ตาราง User Transactions ของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ (Asso.) โดยใช้ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงชุดที่ 1

Transaction ID	A	B	C	D	E	F	G
1	0	1	0	0	1	0	0
2	0	0	1	1	0	0	0
3	0	0	1	1	0	0	0
4	0	0	1	0	1	0	0
5	0	0	0	0	1	0	1
6	0	1	0	0	0	0	1
7	0	0	1	0	0	1	0
8	1	0	0	0	0	1	0
9	1	1	0	0	0	0	0
10	0	1	0	0	0	0	1
11	0	0	1	0	0	1	0
12	1	0	0	0	0	1	0
13	1	1	0	0	0	0	0
14	0	0	0	1	0	1	0
15	0	1	0	1	0	0	0
16	0	1	0	0	1	0	0
17	0	0	0	1	0	1	0
18	0	1	0	1	0	0	0
19	0	1	0	0	1	0	0
20	0	1	0	0	1	0	0
21	1	1	0	0	0	0	0
22	1	0	0	0	1	0	0
23	0	0	0	0	1	0	1
...	...	...	...	...	...	...	...
1780	0	0	0	1	0	1	0

จากตารางที่ 4.19 กำหนดให้

Transaction ID คือ ลำดับการเกิดทรานส์แซคชัน

A คือ อีเลิร์นนิง A

B คือ อีเลิร์นนิง B

C คือ อีเลิร์นนิง C

D คือ อีเลิร์นนิง D

E คือ อีเลิร์นนิง E

F คือ อีเลิร์นนิง F

G คือ อีเลิร์นนิง G

จากข้อมูลในตารางที่ 4.19 แถวที่ 1 หมายความว่าทรานส์แซคชันลำดับที่ 1 มีการเรียกใช้อีเลิร์นนิง B และอีเลิร์นนิง E และเช่นเดียวกันกับแถวอื่นๆของตาราง ถ้าหากคอลัมน์ของอีเลิร์นนิงใดมีค่าเท่ากับ 1 หมายความว่ามีอีเลิร์นนิงนั้นในทรานส์แซคชันนั่นเอง

บทที่ 5
วิเคราะห์ผลการทดลองและสรุป

เนื้อหาในบทนี้จะกล่าวถึงผลการวิเคราะห์ประสิทธิภาพโดยการนำผลการทดลองมาวิเคราะห์ สรุปงานวิจัยทั้งหมดพร้อมทั้งการเสนอแนวทางในการพัฒนางานวิจัยเกี่ยวกับการสร้างระบบแนะนำ

5.1 วิเคราะห์ผลการทดลองและสรุปผล

จากการทดลองสร้างระบบแนะนำอีเลิร์นนิงขึ้นมาประมวลผลจริง โดยสร้างระบบแนะนำอีเลิร์นนิงขึ้นมา 2 ระบบ คือระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ และระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอ โดยสุ่มต้นไม้ความรู้ (KT.) 3 แบบ ในแต่ละแบบของต้นไม้ความรู้ได้ทำการสุ่มจำนวนข้อมูล User Transaction มา 7 ชุด ดังนั้นจะต้องสุ่มข้อมูล User Transaction ทั้งหมด 21 ชุด เมื่อข้อมูลดังกล่าวให้ระบบนำไปประมวลผลเพื่อหาประสิทธิภาพของอัลกอลิทึมทั้งหมด 4 ส่วน นั่นคือ

5.1.1 ความซับซ้อนของเวลาที่ใช้ในการประมวลผล (Time Complexity)

5.1.2 ขนาดของหน่วยความจำที่ใช้บันทึกข้อมูล (Space Complexity)

5.1.3 เวลาที่ระบบใช้ในการประมวลผลจริง (Running Time)

5.1.4 เปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำที่สร้างได้ (Similarity of Recommendation List)

จะได้ผลลัพธ์ ดังตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 แสดงผลการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของอัลกอลิทึมที่นำเสนอกับวิธีแอสโซซิเอชันรูลส์

Efficiency		**Method**	
		Proposed	**Association**
1.Time	**Time Complexity**	O(m(N-1))	O(M(N-1))
	Running Time (ms)	76,480	1,114,397
2.Space Complexity		N^2	M
3.Similarity (%)		98.61	

โดยที่

N คือจำนวนอีเลิร์นนิงที่มีอยู่ในระบบ

M คือจำนวนข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิง (User Transactions) ทั้งหมด

m คือจำนวนข้อมูลทั้งหมดที่มีอยู่ในตารางสับไอเทมส์ ซึ่งมีขนาดใหญ่ที่สุดเท่ากับ N*(N-1)

จากตารางที่ 5.1 คือผลการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอเปรียบเทียบกับประสิทธิภาพของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ในการสร้างรายการแนะนำ ซึ่งผลการวิเคราะห์ประสิทธิภาพดังกล่าว ได้ผลลัพธ์มาจากการทดลองทั้งหมด เพราะเนื่องจากว่างานวิจัยที่นำเสนอนี้เป็นงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับระบบแนะนำ ซึ่งในความเป็นจริงแล้วจะต้องนำเอาระดับความพึงพอใจของผู้ใช้งานมาวิเคราะห์ประสิทธิภาพของอัลกอลิทึมที่นำเสนอด้วย เพื่อเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง แต่ในทางปฏิบัติมิสามารถเก็บระดับความพึงพอใจของรายการแนะนำจากผู้ใช้งานจริงได้ เพราะเนื่องจากมีข้อจำกัดด้านเวลาและงบประมาณ

ผู้วิจัยจึงใช้วิธีการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของอัลกอลิทึมโดยใช้ Pseudo code และการจำลองระบบขึ้นมาประมวลผล แล้วนำผลลัพธ์ที่ได้ไปเปรียบเทียบกับประสิทธิภาพของระบบแนะนำที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์แทนการเก็บข้อมูลระดับความพึงพอใจของผู้ใช้งาน สาเหตุที่นำผลลัพธ์ที่ได้จากระบบแนะนำที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอไปเปรียบเทียบกับประสิทธิภาพของระบบแนะนำที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์นั้นเพราะระบบแนะนำที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์เป็นระบบแนะนำที่ได้รับการยอมรับและเป็นที่นิยมอย่างแพร่หลาย จากผลการจำลองพบว่าประสิทธิภาพของรายการแนะนำที่ได้จากวิธีที่นำเสนอมีความคล้ายกับประสิทธิภาพของรายการแนะนำที่ได้จากวิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ที่ระดับร้อยละ 98.61 ซึ่งระบบแนะนำที่ได้จากวิธีทั้งสองมีความคล้ายคลึงกันมากที่สุด ดังนั้นในการจำลองจึงได้วิเคราะห์ส่วนของเวลาที่ใช้ในการประมวลผลและขนาดพื้นที่หน่วยความจำที่ใช้ในการจัดเก็บข้อมูล

เมื่อพิจารณาตารางที่ 5.1 สามารถสรุปได้ว่าระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอนี้นอกจากจะสร้างรายการแนะนำได้ใกล้เคียงกับระบบแนะนำที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์ในระดับมากที่สุดเฉลี่ยประมาณร้อยละ 98.61 ระยะเวลาในการประมวลผลของระบบแนะนำที่ใช้วิธีแอสโซซิเอชันรูลส์เฉลี่ย 1,114,397 milliseconds และระยะเวลาในการประมวลผลของระบบแนะนำที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอเฉลี่ย 76,480 milliseconds เมื่อพิจารณาระยะเวลาในการประมวลผลของทั้งสองระบบพบว่าระบบที่นำเสนอสามารถช่วยลดระยะเวลาที่ใช้ในการประมวลผลลดลงเฉลี่ยประมาณ 14 เท่า และยังช่วยลดขนาดพื้นที่หน่วยความจำที่ใช้ในการจัดเก็บข้อมูลได้เป็นอย่างดี

5.2 ข้อเสนอแนะและแนวทางการพัฒนางานวิจัย

ในงานวิจัยนี้ได้นำเสนออัลกอลิทึมที่ใช้ต้นไม้ความรู้ที่ได้กำหนดลำดับการเรียนรู้ที่เหมาะสมและแสดงถึงความสัมพันธ์ของแต่ละอีเลิร์นนิงที่มีอยู่ในระบบเพื่อช่วยในการตัดสินใจว่าจะเลือกแนะนำอีเลิร์นนิงใดก่อน ซึ่งอัลกอลิทึมที่เสนอไปนั้นเหมาะที่จะใช้กับการแนะนำผู้ใช้ที่มีพื้นฐานความรู้เท่าเทียมกัน นั่นคือ แต่ละคนที่เข้ามาเรียนรู้นั้นจะไม่มีความแตกต่างในการเรียนรู้แต่อย่างใด แต่ถ้าต้องการแนะนำอีเลิร์นนิงโดยดูฐานความรู้ของผู้ใช้ด้วย อาจจะเพิ่มส่วนของแบบทดสอบหลังการเรียนรู้ที่สามารถใช้ในการตัดสินได้ว่าผู้ใช้จะต้องเรียนรู้บทเรียนไหนเพิ่มเติม และถ้าหากในระบบมีอีเลิร์นนิงเป็นจำนวนมากที่ส่งผลให้ต้นไม้ความรู้มีขนาดใหญ่ เราอาจจะทำการแยกอีเลิร์นนิงออกเป็นหมวดหมู่ตามรายวิชาก็ได้

ดังนั้น เดิมทีทั้งระบบมีแค่ต้นไม้ความรู้เพียงต้นเดียว แต่ถ้าทำการแยกอีเลิร์นนิงออกเป็นหมวดหมู่ ทั้งระบบก็จะมีต้นไม้ความรู้มากกว่า 1 ต้น ซึ่งจะช่วยเรื่องการค้นคืนข้อมูลได้ตรงกับความสัมพันธ์มากขึ้นถูกต้องขึ้นและที่สำคัญถ้าหากเราใช้ระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้ต้นไม้ความรู้แล้วจะช่วยให้ระบบแนะนำของเราลดการทำงานที่ยุ่งยากซับซ้อนซึ่งเป็นการลดเวลาในการประมวลผลและยังประหยัดพื้นที่หน่วยความจำลงด้วย

นอกจากนี้ ยังสามารถนำแนวคิดของระบบแนะนำอีเลิร์นนิงที่ใช้ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิงที่มีอยู่ในระบบและต้นไม้ความรู้ในการสร้างรายการแนะนำ ไปประยุกต์ใช้ในการสร้างรายการแนะนำร่วมกับระบบอื่น ที่ไม่ใช่ระบบอีเลิร์นนิงและพัฒนาให้ระบบสามารถสร้างรายการแนะนำที่พิจารณาจากความสัมพันธ์ของวัตถุที่สนใจที่มีจำนวนมากกว่า 2 จำนวนขึ้นไป

เอกสารอ้างอิง

[1] Osmar R. Zaiane, "Building a Recommender Agent for e-Learning Systems", *in Proc. of the 7th International Conference on Computers in Education (ICCE 2002)*, Auckland, New Zealand, December 3 - 6, 2002, pp. 55-59.

[2] R. Agrawal, and R. Srikant, "Fast Algorithms for Mining Association Rules", in *Proc.of the 20th International Conference on Very Large Databases*, Santiago, Chile, Sept, 1994.

[3] M. A. Otair, and A. Q. Al Hamad – Jordan, "Expert personalized e-Learning Recommender System", *in Proc. of the International Conference on e-Business and e-Learning (EBEL2005),* Amman, May 22-24, 2005.

[4] Ping Liu, and Rongfang Bie, "Association Rules Mining Algorithm FAS and its Application", *in Proc. of the 3rd International Conference on Science of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications (SETIT2005),* Tunisia, March 27-31, 2005.

[5] Sotiris K., and Dimitris K, "Association Rules Mining: A Recent Overview", International Transactions on Computer Science and Engineering, Vol.32 (1), 2006, pp. 71-82.

[6] Prof. Tom Fomby . " Association Rules:Aka Affinity Analysis or Market Basket Analysis" [online]. Available : http://faculty.smu.edu/tfomby/eco5385/lecture/Association%20Rules.pdf

[7] วิเชียร ขุนเพชร. "E-learning คืออะไร" [online]. Available: http://tsumis.tsu.ac.th/tsukm/UploadFolder%5C2-E-Learning.pdf

[8] โยธิน เทียนดี. 2551. "การพัฒนาเฟรมเวอร์กสำหรับแปลงบทเรียนอีเลิร์นนิงตามมาตรฐานสกอร์ม" วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

ภาคผนวก ก

ผลงานที่ได้รับการตีพิมพ์

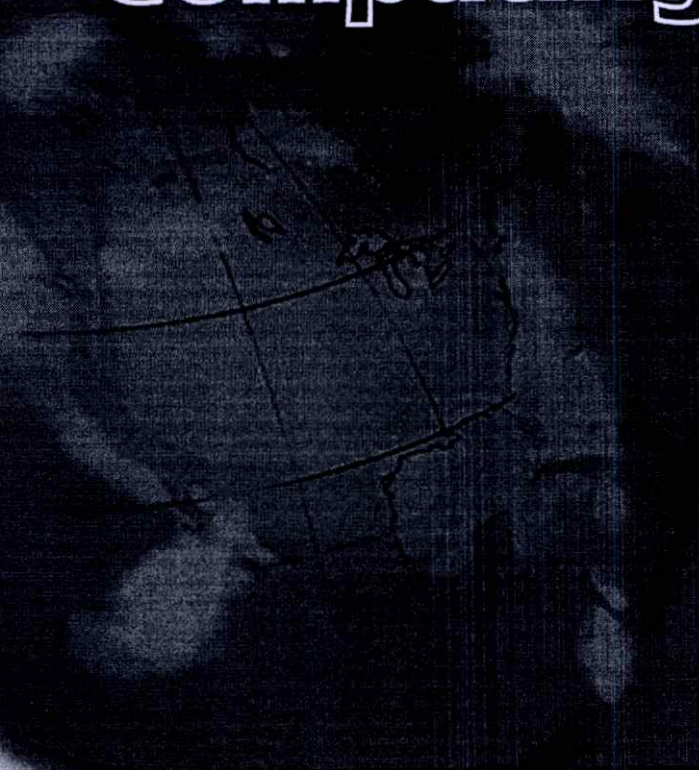
Department of Computer Science
Faculty of Science
Ramkhamhaeng University
Bangkok, Thailand

ISBN 978-616-513-224-4

JCSSE 2010

Vol.2

"Computing for Change"



Proceedings of the 7 th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering

May 12-14, 2010 Bangkok, Thailand

ระบบแนะนำอีเลิร์นนิ่งโดยใช้ค่าสถิติรายการการใช้และต้นไม้ความรู้

Recommendation System for E-Learning by Using User Transactions' Statistic and Knowledge Tree

นรุวรรณ อยู่สำราญ[1] และ นวลสวาท หิรัญสกลวงศ์[2]
สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง กรุงเทพฯ 10520
E-Mail: [1]kaecha63@hotmail.com และ [2]khnualsa@kmitl.ac.th

Abstract

This research proposes an algorithm supporting recommendation system for an e-learning by using statistic, such as frequency of user transactions and correlation coefficient of two consecutive e-learning, and knowledge tree to create recommendation lists for a user. This technique is easier to process than a recommendation system normally used association rules. For results of experiments, the similarity of recommendation lists from the proposed method and from association rules technique is equal to 98.61%. Furthermore, this proposed algorithm can reduce time complexity and memory storages.

Key Words: e-learning, recommendation system, and knowledge tree

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนออัลกอลิทึมสำหรับระบบแนะนำอีเลิร์นนิ่งโดยใช้ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิ่งที่มีอยู่ในระบบและต้นไม้ความรู้ในการสร้างรายการแนะนำให้กับผู้ใช้งาน สำหรับการสร้างรายการแนะนำด้วยอัลกอลิทึมนี้จะใช้ค่าสถิติของการเรียกใช้อีเลิร์นนิ่งในรูปแบบของความถี่ในการเรียกใช้งานและค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิ่งใดๆ ซึ่งทำให้ระบบประมวลผลได้เร็วกว่าระบบแนะนำอีเลิร์นนิ่งที่ใช้การทำแอสโซซิเอชั่นรูลส์ โดยจากผลการทดลองรายการแนะนำที่ได้จากระบบใหม่นี้มีค่าความคล้ายกับรายการแนะนำที่ได้จากวิธีแอสโซซิเอชั่นรูลส์โดยเฉลี่ยอยู่ที่ 98.61% นอกจากนี้อัลกอลิทึมที่นำเสนอนี้ยังช่วยลดเวลาในการประมวลผลของระบบและประหยัดพื้นที่หน่วยความจำในการจัดเก็บข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิ่งของผู้ใช้งานอีกด้วย

คำสำคัญ: อีเลิร์นนิ่ง, ระบบแนะนำ, ต้นไม้ความรู้

1. บทนำ

ระบบแนะนำ (Recommendation system) คือระบบที่ใช้สำหรับแนะนำสิ่งที่คาดว่าน่าจะเป็นสิ่งที่ผู้ใช้งานสนใจ โดยที่ระบบแนะนำจะสร้างรายการแนะนำ (Recommendation list) ที่จะเป็นทางเลือกให้ผู้ใช้งานเลือกใช้งานระบบได้ตามความต้องการ ที่ผ่านมา ระบบแนะนำส่วนใหญ่จะถูกนำไปใช้ร่วมกับระบบ e-Commerce ซึ่งใช้เทคนิคแอสโซซิเอชั่นรูลส์ (Association rules) ในการสร้างกฎการแนะนำสิ่งต่างๆ ด้วยการคำนวณค่า Confidence[1] ซึ่งการคำนวณนี้ต้องใช้ข้อมูลรายการการใช้ทั้งหมดทำให้ระบบสูญเสียเวลาในการประมวลผลและยังสิ้นเปลืองพื้นที่หน่วยความจำเป็นอย่างมาก

สำหรับงานวิจัยนี้ได้นำเสนออัลกอลิทึมของระบบแนะนำอีเลิร์นนิ่งโดยใช้ข้อมูลการเรียกใช้อีเลิร์นนิ่งที่มีอยู่ในระบบ (Transactions) และต้นไม้ความรู้ (Knowledge tree) ซึ่งจะบันทึกเพียงค่าความถี่ของรายการข้อมูลการใช้โดยใช้การคำนวณง่ายๆ ที่ช่วยลดเวลาในการประมวลผล

และประหยัดพื้นที่หน่วยความจำในการเก็บข้อมูล นอกจากนี้ระบบยังใช้ค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิ่ง มาใช้ในการสร้างรายการแนะนำด้วย

ระบบแนะนำอีเลิร์นนิ่งที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอนี้มีข้อดีซึ่งระบบแนะนำอีเลิร์นนิ่งที่ใช้แอสโซซิเอชั่นรูลส์ไม่สามารถทำได้คือ สามารถสร้างรายการแนะนำได้ ถึงแม้ว่ายังไม่มีรายการการใช้ (Transactions) ในฐานข้อมูล โดยจะอาศัยต้นไม้ความรู้ ระบบแนะนำอีเลิร์นนิ่งจะสนใจความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิ่งเท่านั้น เพราะว่าโดยธรรมชาติของการเรียนรู้นั้น เราจะสนใจเพียงแค่ว่าปัจจุบันเรากำลังเรียนรู้อะไรและหลังจากเรียนรู้จบแล้วเราควรจะเรียนรู้อะไรในอันดับต่อไป ดังนั้นในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอลิทึมที่นำเสนอ จะเริ่มทำการเปรียบเทียบเมื่อระบบแนะนำที่ใช้การทำแอสโซซิเอชั่นรูลส์สามารถสร้างรายการแนะนำได้และกำหนดให้การทำแอสโซซิเอชั่นรูลส์สนใจเพียงแค่ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิ่งที่ติดกันเท่านั้น

หัวข้อต่อไปที่จะกล่าวถึงคือการทำแอสโซซิเอชั่นรูลส์ ส่วนที่ 3 อธิบายถึงอัลกอลิทึมที่นำเสนอ ส่วนที่ 4 นำเสนอการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของอัลกอลิทึม และส่วนสุดท้ายคือบทสรุปคุณลักษณะที่เด่นของระบบที่นำเสนอ

2. การทำแอสโซซิเอชั่นรูลส์

การทำแอสโซซิเอชั่นรูลส์เป็นการหาความสัมพันธ์ของสิ่งที่เราสนใจด้วยการคำนวณค่า Confidence (Conf) โดยใช้ข้อมูล User Transactions ทั้งหมด มาใช้ในการคำนวณ โดยกำหนดให้ I แทนเซตของวัตถุที่อยู่ในระบบ D แทนเซตของความสัมพันธ์ของวัตถุที่จะเกิดขึ้นทั้งหมด ตัวอย่างเช่น ถ้า I = {A, B, C} จะได้ D = {{A, B}, {A, C}, {B, C}, {A, B, C}} แต่เนื่องจากว่าระบบแนะนำอีเลิร์นนิ่งจะสนใจความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิ่งเท่านั้น ดังนั้น ถ้า I = {A, B, C} จะได้ D = {{A, B}, {A, C}, {B, C}} และ $X \Rightarrow Y$ แทนกฎที่ว่าเมื่อ User เลือก X แล้วจะเลือก Y ด้วยโดยที่ $X, Y \subseteq I$ และ $X \cap Y = \varnothing$ ดังนั้นกฎที่ได้จะเท่ากับ $A \Rightarrow B$, $B \Rightarrow A$, $A \Rightarrow C$, $C \Rightarrow A$, $B \Rightarrow C$ และ $C \Rightarrow B$ สำหรับสูตรที่ใช้ในการคำนวณ คือ

$$Conf(X \Rightarrow Y) = \frac{Supp(X \cup Y)}{Supp(X)}$$

โดยที่ $Supp(X \cup Y)$ คือจำนวน Transactions ที่มีวัตถุ X กับวัตถุ Y และ Supp(X) คือจำนวน Transactions ที่มีวัตถุ X โดยค่าเหล่านี้จะเก็บไว้ในฐานข้อมูล ซึ่งลักษณะของ Transaction คือการเรียกใช้สองอีเลิร์นนิ่งที่แตกต่างกันทีละอีเลิร์นนิ่งอย่างต่อเนื่องกัน เช่น User เรียกใช้ A และ B ต่อกัน จะถือว่าเกิด Transaction จาก A ไป B แทนด้วยสัญลักษณ์ $A \Rightarrow B$ และการเก็บข้อมูล Transactions จะให้ค่า 1 กับวัตถุที่มีอยู่ใน Transaction และค่า 0 เมื่อวัตถุไม่อยู่ใน Transaction ดังตาราง 1

ตาราง 1. ตัวอย่างตาราง User Transactions

Transaction ID	A	B	C	D
1	1	1	0	0
2	0	1	1	0
3	1	0	0	1
4	0	1	1	0
5	0	1	1	0

X	Y	Conf(X ⇒ Y)
{A}	{B}	Conf(A ⇒ B)
	{C}	Conf(A ⇒ C)
	{D}	Conf(A ⇒ D)

(a)

X	Y	Supp(X)	Supp(X ∪ Y)
{A}	{B}	2	1
	{C}		0
	{D}		1

(b)

X	Y	Supp(X)	Supp(X ∪ Y)	Conf(X ⇒ Y)
{A}	{B}	2	1	0.5
	{C}		0	0
	{D}		1	0.5

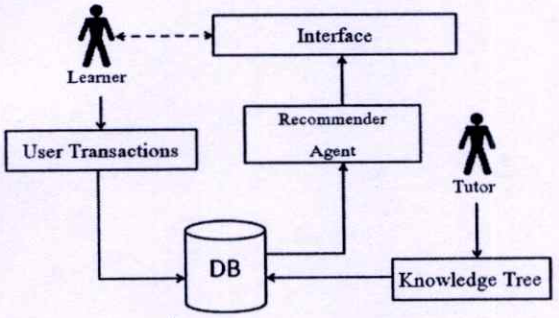
(c)

รูปที่ 1. แสดงการคำนวณค่า $Conf(X \Rightarrow Y)$

เมื่อระบบคำนวณ Conf ครบทุกความสัมพันธ์ที่ระบบสนใจแล้ว ระบบจะสร้างรายการแนะนำอีเลิร์นนิ่งในเซต Y ที่มีค่า Conf จากมากไปหาน้อยตามลำดับ ถ้าให้ข้อมูล Transactions เป็นดังตาราง 1 และ User เลือก A ระบบจะคำนวณค่า $Conf(X \Rightarrow Y)$ โดยที่ X={A} และ Y เท่ากับ {{B}, {C}, {D}} ดังนั้นความสัมพันธ์ที่เกิดขึ้นจะเป็นดังรูปที่ 1(a) ค่า Supp(X) กับ $Supp(X \cup Y)$ ที่ได้จากตาราง 1 จะเป็นดังรูปที่ 1(b) เมื่อระบบคำนวณค่า Conf จะได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 1(c) และเมื่อนำค่า Conf ที่ได้มาเรียงลำดับจากมากไปหาน้อย ระบบจะสร้างรายการแนะนำ{B},{D}, และ {C} ตามลำดับ

3. อัลกอลิทึมที่นำเสนอ

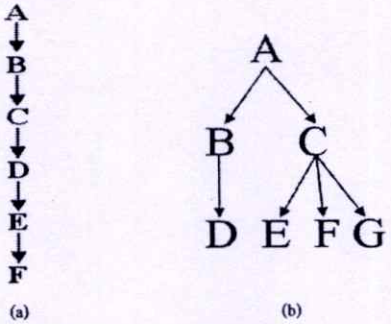
สำหรับระบบแนะนำอีเลิร์นนิ่งที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอนี้ มีองค์ประกอบดังรูปที่ 2



รูปที่ 2. องค์ประกอบของระบบ

3.1 ต้นไม้ความรู้

ต้นไม้ความรู้ (Knowledge tree) คือข้อมูลที่แสดงความสัมพันธ์ของอีเลิร์นนิ่งและลำดับการเรียนรู้ที่ถูกต้อง ซึ่งต้นไม้ความรู้นี้ระบบจะให้ผู้จัดทำอีเลิร์นนิ่ง (Tutor) เป็นผู้กำหนด [2] ดังรูปที่ 3



รูปที่ 3. ต้นไม้ความรู้ (Knowledge tree)

สำหรับในงานวิจัยนี้จะนำต้นไม้ความรู้มาใช้ในการหาค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิ่งและนำมาใช้ในการเรียงลำดับอีเลิร์นนิ่ง โดยจะเป็นการเรียงลำดับแบบ Depth first search ตัวอย่าง เช่น ถ้าต้องการอ่านโหนดในต้นไม้ความรู้ในรูปที่ 3(b) จะอ่านได้ตามลำดับดังนี้ คือ A, B, D, C, E, F, และ G เป็นต้น

3.2 ข้อมูลรายการการใช้อีเลิร์นนิ่ง

ข้อมูลรายการการใช้อีเลิร์นนิ่ง (User Transactions) มีลักษณะดังตาราง 2

ตาราง 2. ตัวอย่าง Set of User Transactions [3]

Order	Set of User Transactions
1	B,E,A,B
2	D,B,A
3	.....

3.3 ค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิ่ง

ค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิ่งแทนด้วยสัญลักษณ์ $e\text{-}Coef_{X\to Y}$ สามารถคำนวณได้จากสูตร

$$e\text{-}Coef_{X\to Y} = \frac{1}{|\text{index X} - \text{index Y}|}$$

โดยที่ค่าของ index X กับ index Y จะได้มาจากลำดับของโหนดที่อ่านได้จากต้นไม้ความรู้โดยนับจากโหนด เริ่มต้นเป็น index ที่ 0 และนับเป็นวงกลม ดังเช่นรูปที่ 3(b) เมื่ออ่านโหนดตามลำดับจะได้ว่า A, B, D, C, E, F, และ G ดังนั้น index ของแต่ละโหนดจะมีค่าดังตาราง 3 โดยที่ค่า $e\text{-}Coef_{X\to Y}$ จะอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ซึ่งลำดับรายการคำแนะนำถูกเรียงลำดับค่า $e\text{-}Coef_{X\to Y}$ จากมากไปน้อย

ตาราง 3. แสดงค่า index ของแต่ละโหนด

Start at	index number						
	A	B	D	C	E	F	G
A	0	1	2	3	4	5	6
B	6	0	1	2	3	4	5

3.4 Recommender Agent

Recommender Agent มีหน้าที่จัดการสร้างรายการแนะนำโดยอาศัยข้อมูลของตาราง Sub items ดังตาราง 4 ซึ่งตารางนี้ จะแสดงข้อมูลความถี่ (weight) และค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของสองอีเลิร์นนิ่ง (e-Coef)

ตาราง 4. ตัวอย่างตาราง Sub items

Transaction ID	item1	item2	weight	e-Coef
1	A	D	79	0.5
2	A	C	76	0.33
3	A	B	52	1.0
4	D	A	43	0.2
5	C	A	54	0.25
6	B	A	73	0.1667

3.5 ค่าความถี่ของการเรียกใช้อีเลิร์นนิ่ง

จากตาราง Sub items ในการสร้างรายการแนะนำระบบจะนำค่า weight ไปทำการ normalized ซึ่งแทนด้วยสัญลักษณ์ $NW_{X\to Y}$ โดยเรียงลำดับรายการแนะนำตามค่าของ $NW_{X\to Y}$ จากค่ามากไปหาน้อยซึ่ง

$$NW_{X\to Y} = \frac{\text{weight}_{X\to Y} + \text{weight}_{Y\to X}}{\text{Sum of weight}_{X\to e} + \text{Sum of weight}_{e\to X}}$$

โดยที่ $\text{weight}_{X\to Y}$ คือ weight ของ $X \Rightarrow Y$, $\text{weight}_{Y\to X}$ คือ weight ของ $Y \Rightarrow X$, $\text{weight}_{X\to e}$ คือ weight ของ item1 เท่ากับ X และ $\text{weight}_{e\to X}$ คือweight ของ item2 เท่ากับ X ตัวอย่างการคำนวณค่า Normalized $\text{weight}_{A\to B}$ โดยใช้ข้อมูลในตาราง 4 จะได้ว่า

$\text{weight}_{A\to B} = 52$
$\text{weight}_{B\to A} = 73$

$\text{weight}_{A\to e}$ { $\text{weight}_{A\to D} = 79$, $\text{weight}_{A\to C} = 76$, $\text{weight}_{A\to B} = 52$ }

$\text{weight}_{e\to A}$ { $\text{weight}_{D\to A} = 43$, $\text{weight}_{C\to A} = 54$, $\text{weight}_{B\to A} = 73$ }

เมื่อแทนค่าในสูตรจะได้ว่า

$$NW_{A\to B} = \frac{(52+73)}{(79+76+52+43+54+73)} = \frac{125}{377} = 0.3316$$

3.6 กระบวนการทำงานของอัลกอลิทึม

สำหรับอัลกอลิทึมที่นำเสนอนี้ เขียน Pseudo code ได้ดังรูปที่ 4 และรายการตัวแปรที่ใช้ถูกแสดงในตาราง 5

```
(1)  SET Last_node to blank
(2)  WHILE ( User not Exit )
(3)    CALL CheckingData
(4)    LOOKUP Subitems Table WHERE Item1 = Current_node
(5)    IF (Data appears in Subitems Table) THEN
(6)      CALL Rec_by_Subitems with Current_node
(7)    ELSE
(8)      CALL Rec_by_KT with Current_node
(9)    ENDIF
(10)   SET Last_node to Current_node
(11)   ENDWHILE
```

รูปที่ 4. อัลกอลิทึมหลักของระบบ

ตาราง 5. แสดงตัวแปรที่ใช้ในระบบ

ชื่อตัวแปร	ความหมาย
Last_node	อีเลิร์นนิ่งก่อนหน้าที่จะเรียกใช้อีเลิร์นนิ่งปัจจุบัน
Current_node	อีเลิร์นนิ่งปัจจุบันที่จะใช้เป็นข้อมูลเริ่มต้นในการแนะนำ

จากรูปที่ 4 คืออัลกอลิทึมหลักของระบบ โดยที่ (1) เป็นการกำหนดค่าเริ่มต้นของตัวแปร *Last_node* (2) เป็นการตรวจสอบว่าผู้ใช้งานยังคงใช้งานระบบอยู่หรือไม่ ถ้าเป็นจริงก็จะเรียกใช้ฟังก์ชัน CheckingData ดังเช่น (3) ที่จะตรวจสอบว่าเกิด Transaction ขึ้นหรือไม่ ถ้าเกิด Transaction แล้ว Transaction นั้นมีอยู่ในตาราง Sub items หรือยัง ถ้ามีข้อมูลอยู่แล้วให้ Update ค่า weight เพิ่ม 1 ค่า แต่ถ้าไม่มีข้อมูลให้เพิ่มข้อมูลเข้าไปในตาราง Sub items (บรรทัดที่ 4-9) ระบบจะเข้าเงื่อนไขว่าถ้าในตาราง Sub items ที่ item1 มีค่า *Current_node* ให้ใช้ข้อมูลในตาราง Sub items สร้างรายการแนะนำ โดยระบบจะเรียกใช้ฟังก์ชัน Rec_by_Sub-items ซึ่งมีตัวแปร *Current_node* เป็นพารามิเตอร์ ซึ่งระบบจะสร้างรายการแนะนำโดยเรียงลำดับตามค่า $NW_{X\to Y}$ จากมากไปหาน้อย ถ้าค่า $NW_{X\to Y}$ เท่ากันให้เรียงลำดับตามค่า e-Coef จากมากไปหาน้อย แต่ถ้าไม่มีข้อมูล *Current_node* ในตาราง Sub items ให้ใช้ข้อมูลจากต้นไม้ความรู้สร้างรายการแนะนำ นั่นคือระบบจะเรียกใช้ฟังก์ชัน Rec_by_KT โดยมีตัวแปร *Current_node* เป็นพารามิเตอร์ โดยดูว่ารายการที่แนะนำล่าสุดอยู่ตำแหน่งใดของต้นไม้ความรู้แล้วสร้างรายการแนะนำต่อจากของเดิมตามค่า e-Coef จากมากไปหาน้อย (10) คือการบันทึก *Current_node* โดยเก็บไว้ในตัวแปร *Last_node* และจะจบการทำงานก็ต่อเมื่อผู้ใช้งานออกจากระบบ

จากต้นไม้ความรู้ในรูปที่ 3(b) และตาราง Sub items เป็นดังตาราง 4 ถ้า User เลือกอีเลิร์นนิ่ง A ระบบประมวลผลได้ว่ามีข้อมูล *Current_node* ในตาราง Sub items ดังนั้นระบบจะสร้างรายการแนะนำโดยใช้ข้อมูลในตาราง Sub items ก่อนแล้วใช้ข้อมูลจากต้นไม้ความรู้สร้างรายการแนะนำต่อจนครบ จากตาราง Sub items พบว่า item2 คือ D, C, และ B เมื่อคำนวณจะได้ค่า $NW_{A\to D}$ = 0.3236, $NW_{A\to C}$ = 0.3448, $NW_{A\to B}$ = 0.3316 จากการเรียงลำดับค่าดังกล่าว ดังนั้นระบบจะแนะนำ C, B, และ D ก่อนแล้วระบบจะใช้ข้อมูลจาก Knowledge Tree มาสร้างรายการแนะนำต่อ โดยระบบจะแนะนำ E, F และ G ตามลำดับ

4. การวิเคราะห์ประสิทธิภาพ

การวิเคราะห์ประสิทธิภาพของอัลกอลิทึมที่นำเสนอนี้จะวิเคราะห์เปรียบเทียบกับวิธีแอสโซซิเอชั่นรูลส์ โดยวิเคราะห์ค่าเปอร์เซ็นต์ความคล้ายกันของรายการแนะนำ เวลาที่ใช้ในการประมวลผล และขนาดของหน่วยความจำที่ใช้จัดเก็บข้อมูล ซึ่งวิเคราะห์ประสิทธิภาพของเวลาที่ใช้ในการประมวลผล (time complexity) และขนาดของหน่วยความจำที่ใช้จัดเก็บข้อมูล จะวิเคราะห์จากอัลกอลิ-

ทีม ของทั้งสองระบบ และได้ทำการจำลองระบบแนะนำอีเลิร์นนิ่งทั้งสองระบบ ทดลองแล้วทำการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของเวลาที่ใช้ในการประมวลผลและความคล้ายกันของรายการแนะนำที่ได้จากผลการทดลอง ซึ่งข้อมูลที่ใช้ในการประมวลผลนั้นจะได้มาจากการสุ่มตัวอย่าง ได้แก่ KT_1, KT_2 ,KT_3 และ User Transaction ที่มีความแตกต่างกันทั้งหมด 21 ชุดโดยที่ข้อมูลที่สุ่มได้มีขนาด 1,970-24,879 Transactions ค่าของเวลาที่ได้จากการทดลองจะเป็นการจับเวลาที่ระบบใช้ในการประมวลผล และค่าเปอร์เซ็นต์ความคล้ายจะได้จากการนำรายการแนะนำที่ระบบทั้งสองสร้างขึ้นมาคำนวณ โดยกำหนดให้

ครั้งที่	เปรียบเทียบรายการแนะนำจาก	User Transactions
1	KT_1 กับ Association Rules	ชุดที่ 1-7
2	KT_2 กับ Association Rules	ชุดที่ 8-14
3	KT_3 กับ Association Rules	ชุดที่ 15-21

4.1 วิเคราะห์ค่าเปอร์เซ็นต์ความคล้าย

กำหนดให้รายการแนะนำที่ได้จากระบบแนะนำอีเลิร์นนิ่ง

Method 1 = CABDGF Method 2 = BCFDGA

ขั้นที่ 1 คำนวณค่า Weight of index จากสูตร

Weight of index = Length of List – Index of List

โดยที่ Length of List คือ ความยาวของรายการแนะนำและ Index of List คือ ตำแหน่งของอีเลิร์นนิ่งในรายการแนะนำ จากรายการแนะนำที่กำหนดให้ Weight of index จะเท่ากับ

Length of List	6					
Index of List	0	1	2	3	4	5
Weight of index	6	5	4	3	2	1
Method 1	C	A	B	D	G	F
Method 2	B	C	F	D	G	A

ขั้นที่ 2 เรียงลำดับรายการแนะนำของ Method 2 ตามรายการแนะนำของ Method 1 จะได้ผลลัพธ์ดังนี้

List of Method 1,2	C	A	B	D	G	F
Weight of index Method 1	6	5	4	3	2	1
Weight of index Method 2	5	1	6	3	2	4

ขั้นที่ 3 คำนวณค่า Differentiate ของ Weight of index Method 1 กับ Method 2 จะได้ผลลัพธ์ดังนี้

Differentiate = |Weight of index Method 1 - Method 2|

List of Method 1,2	C	A	B	D	G	F
Weight of index Method 1	6	5	4	3	2	1
Weight of index Method 2	5	1	6	3	2	4
Differentiate	1	4	2	0	0	3

ขั้นที่ 4 คำนวณ Sum of Differentiate

Sum of Differentiate = 1 + 4 + 2 + 0 + 0 + 3 = 10

ขั้นที่ 5 คำนวณ Sum of Weight of index

Sum of Weight of index = 6 + 5 + 4 + 3 + 2 + 1 = 21

ขั้นที่ 6 คำนวณค่า Similarity จากสูตร

$$\text{Similarity} = \frac{\text{Sum of Weight of index - Sum of Differentiate}}{\text{Sum of Weight of index}}$$

$$\text{Similarity} = \frac{21\text{-}10}{21} = \frac{11}{21} = 0.5238$$

ขั้นที่ 7 คำนวณค่าเปอร์เซ็นต์ความคล้ายจากสูตร

Similarity (%) = Similarity x 100

ดังนั้น จากรายการแนะนำที่กำหนดให้จากทั้งสองวิธีมีค่าเปอร์เซ็นต์ความคล้ายเท่ากับ 52.38 %

4.2 วิเคราะห์เวลาที่ใช้ในการประมวลผล

สำหรับเวลาได้ทำการวิเคราะห์ 2 รูปแบบคือ Time Complexity และ จับเวลาที่ได้จากการทดลอง โดยกำหนดให้ N คือจำนวนอีเลิร์นนิ่งที่มีอยู่ในระบบ, M คือจำนวน User Transactions ทั้งหมด, m = N*(N-1) คือจำนวนข้อมูลทั้งหมดที่มีอยู่ในตาราง Sub items, เมื่อ n_1 คือจำนวนรายการอีเลิร์นนิ่งที่ค้นคืนมาได้จากตาราง Sub items และ $n_2 = N - n_1$ หรือรายการอีเลิร์นนิ่งที่เหลือ ซึ่ง Time Complexity จะได้มาจากการวิเคราะห์งานที่ระบบทำ ถ้าเป็นระบบแนะนำอีเลิร์นนิ่งที่ใช้การทำแอสโซซิเอชั่นรูลส์ ระบบจะต้องคำนวณค่า Conf($X \Rightarrow Y$) ทั้งหมด N-1 รอบและในแต่ละรอบจะต้องนับจำนวน Supp(X) กับ Supp($X \cup Y$) จากรายการที่ถูกบันทึกเป็นจำนวน M ดังนั้น Time Complexity วิธี association rule มีค่าเท่ากับ O(M(N-1))

สำหรับงานที่ระบบแนะนำอีเลิร์นนิ่งที่ใช้อัลกอลิทึมที่นำเสนอจะต้องทำคือคำนวณค่า $NW_{X \to Y}$ ทั้งหมด N-1 รอบ และในแต่ละรอบจะต้องค้นหา Transaction ในตาราง Sub items จากรายการที่ถูกบันทึกเป็นจำนวน m ดังนั้น Time Complexity ของวิธีที่นำเสนอมีค่าเท่ากับ O(m(N-1))

4.3 วิเคราะห์ขนาดของหน่วยความจำ

ขนาดของตารางที่ใช้เก็บข้อมูล User Transactions ของทั้งสองระบบ ได้แก่ ตาราง User Transactions กับตาราง

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ – สกุล	นางสาวนรุวรรณ อยู่สำราญ
วัน เดือน ปีเกิด	23 กุมภาพันธ์ 2528
ที่อยู่	6 ซอยศรีสวัสดิ์รัตนโกสินทร์ 2 ถ.ศรีสวัสดิ์รัตนโกสินทร์
	ต.ตลาด อ.เมืองฯ จ.มหาสารคาม 44000

ประวัติการศึกษา

2550	จบการศึกษาวิทยาศาสตรบัณฑิต
	สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะทรัพยากรและสิ่งแวดล้อม
	มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตศรีราชา
2553	จบการศึกษาหลักสูตรประกาศนียบัตรบัณฑิตวิชาชีพครู
	คณะครุศาสตร์ มหาวิทยาลัยราชภัฏสวนดุสิต
2550- ปัจจุบัน	กำลังศึกษาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
	สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์
	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ประวัติการทำงาน

2550 - 2551	ตำแหน่งโปรแกรมเมอร์
	บริษัท ทิพพรัฐ จำกัด รามอินทรา กม.9 กรุงเทพฯ
2552- ปัจจุบัน	Graphic Designer (อิสระ)