การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกรูปแบบการเรียนรู้ VARK ด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล

A Comparative Efficiency of Classification of VARK Learning Style Using Data Mining Techniques

อรนุช พันโท[1*] และมนต์ชัย เทียนทอง[2]

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

1518 ถนนประชาราษฎร์ 1 แขวงวงศ์สว่าง เขตบางซื่อ กรุงเทพฯ 10800

E-mail: oranuch_pan@cmru.ac.th[1*]

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการจำแนกรูปแบบการเรียนรู้ VARK ด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล 3 วิธีคือวิธีแบบเบย์ วิธีต้นไม้ตัดสินใจ และวิธีฐานกฎ โดยที่การศึกษาครั้งนี้ได้รวบรวมข้อมูลด้วยแบบสอบถามจากผู้เรียนในระดับปริญญาตรี มหาวิทยาลัยราชภัฏเชียงใหม่ จำนวน 900 คน ในปีการศึกษา 1/2556 ซึ่งการวิเคราะห์ข้อมูลบนพื้นฐานของวิธี 10-Fold Cross Validation โดยใช้โปรแกรม WEKA ในการสร้างแบบจำลอง ผลการศึกษาพบว่า ประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลแบบต้นไม้ตัดสินใจ มีประสิทธิภาพสูงสุดนั่นคืออัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจ C4.5 ให้ค่าความถูกต้องเท่ากับ 82.78% และ NBTree เท่ากับ 81.78% จากผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพนี้สามารถนำวิธีต้นไม้ตัดสินใจ ไปใช้ในการทำนายรูปแบบการเรียนรู้ของผู้เรียนได้ดีกว่าวิธีฐานกฎ และวิธีแบบเบย์ ตามลำดับ

คำสำคัญ : รูปแบบการเรียนรู้ VARK เหมืองข้อมูล วิธีแบบเบย์ วิธีต้นไม้ตัดสินใจ วิธีฐานกฎ

Abstract

This research aimed to compare efficiency of VARK learning style classification that are Bayes, Decision Tree and Rules-Based. A questionnaire was used for data collection from 900 students in bachelor degree at Chiang Mai Rajabhat University in academic year 1/2013. The data was analyzed by using WEKA software with data mining technique on 10-fold cross

validation for this model showed that the Decision tree classification have high accuracy with more than 80% accuracy (Decision tree C4.5=82.78%, NBTree=81.78%). That meaned the Decision tree algorithm showed better accuracy than Rule-Based and Bayes respectively.

Keyword : VARK Learning Style, Data Mining, Bayes, Decision Tree, Rule- Based

1. บทนำ

รูปแบบการเรียนรู้ (Learning Style) หมายถึง ลักษณะทางกายภาพ ความคิดและความรู้สึกที่บุคคลใช้ในการรับรู้ ตอบสนองและมีปฏิสัมพันธ์กับสภาพแวดล้อมอย่างค่อนข้างคงที่ ซึ่งมีความสำคัญที่จะส่งผลต่อแรงจูงใจในการเรียน และประสิทธิภาพในการเรียนของผู้เรียน [1] วิธีการหนึ่งของการค้นหารูปแบบการเรียนรู้ของผู้เรียนคือการใช้แบบสอบถาม [2] และแบบสอบถามตามรูปแบบการเรียนรู้ VARK ซึ่งเป็นแนวคิดของ Neil Fleming [3] ที่ออกแบบแบบสอบถามมาเพื่อเป็นจุดเริ่มต้นของการสื่อสารระหว่างผู้เรียนกับผู้สอน โดยให้ผู้สอนได้ทราบถึงกลุ่มผู้เรียนที่มีความหลากหลายในการรับรู้ ซึ่งแบบทดสอบตามรูปแบบการเรียนรู้ VARK มีทั้งหมด 16 ข้อ แต่ละข้อมี 4 ตัวเลือก เป็นแบบสอบถามที่ได้รับความนิยมอย่างมาก เนื่องจากเป็นรูปแบบการเรียนรู้ที่มีวิธีการที่ค่อนข้างง่าย และนำมาปฏิบัติได้จริง โดยที่รูปแบบการเรียนรู้ VARK ได้จำแนกความแตกต่างของบุคคลตามการรับรู้ออกเป็น 4 ช่องทางได้แก่ Visual (V) เป็นการเรียนรู้ผ่านรูปภาพ Aural (A) เรียนรู้ผ่านการฟัง Read/Write (R) เรียนรู้ผ่านการอ่านหรือเขียน และ Kinesthetic (K) เรียนรู้ผ่านการทดลอง ทดสอบ กิจกรรมหรือประสบการณ์ เป็นต้น ในสถาบันศึกษามีผู้เรียนเป็นจำนวนมาก ถ้าผู้เรียนได้ทราบรูปแบบการเรียนรู้หรือความถนัดของตนเอง จะช่วยให้หาวิธีการเรียนที่เหมาะสมและเพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนรู้จดจำของผู้เรียนได้ดียิ่งขึ้น เทคนิคทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) จึงเป็นวิธีการหนึ่งที่นำมาสร้างแบบจำลองหรือโมเดล (Model) โดยใช้วิธีการจำแนกข้อมูล (Data Classification) ตามรูปแบบการเรียนรู้ของผู้เรียน เพื่อค้นหาคุณสมบัติของผู้เรียนที่มีรูปแบบการเรียนรู้แต่ละแบบได้

ดังนั้นงานวิจัยนี้จะนำเสนอเทคนิคเหมืองข้อมูล มาช่วยในการจำแนกประเภทรูปแบบการเรียนรู้ VARK ของผู้เรียน โดยใช้แบบสอบถามที่ประกอบด้วยข้อมูลทั่วไปของผู้เรียนและแบบสอบถามตามรูปแบบการเรียนรู้ VARK มารวมเข้าไว้ด้วยกัน และทำการสอบถามจากผู้เรียนที่ศึกษาในระดับปริญญาตรี มหาวิทยาลัยราชภัฏเชียงใหม่ ข้อมูลที่ได้จากแบบสอบถามจะนำมาใช้วิธีการจำแนกประเภทข้อมูล ด้วย 3 วิธี ได้แก่ วิธี Bayes วิธี Decision Tree และวิธี Rules-Based ทั้งนี้เพื่อค้นหาเทคนิคที่สามารถแยกคุณลักษณะผู้เรียนที่มีประสิทธิภาพสูงสุด และผู้วิจัยหวังว่างานวิจัยนี้จะเป็นประโยชน์สำหรับผู้สอนที่จะใช้ทำนายรูปแบบการเรียนรู้ของผู้เรียน และช่วยในการจัดกระบวนการเรียนการสอนให้สอดคล้องกับผู้เรียนต่อไป

2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 เทคนิคเหมืองข้อมูล

เทคนิคเหมืองข้อมูล เป็นกระบวนการกลั่นกรองข้อมูลจากฐานข้อมูลที่มีขนาดใหญ่ โดยมองที่ความสัมพันธ์ของฐานข้อมูล แนวโน้มของข้อมูลต่าง ๆ เพื่อให้สามารถนำข้อมูลที่กลั่นกรองแล้วไปใช้ประโยชน์หรือใช้เพื่อสนับสนุนการตัดสินใจต่อไป ซึ่งการจำแนกประเภทข้อมูล เป็นเทคนิคหนึ่งของเหมืองข้อมูล โดยเป็นการค้นหาตัวแบบหรือโมเดลที่ใช้อธิบายข้อมูลแต่ละประเภท ซึ่งมีวัตถุประสงค์เพื่อทำนาย (Prediction) กลุ่มสิ่งต่าง ๆ โดยตัวแบบที่ได้นั้นมาจากข้อมูลชุดฝึกการเรียนรู้ (Training Data) ที่มีการกำหนดชื่อกลุ่ม (Class) ไว้แล้ว และใช้ข้อมูลชุดทดสอบ (Test Set) ที่มีลักษณะเหมือนกันแต่ไม่มีชื่อกลุ่มทำนาย [5-6] ผลลัพธ์ที่ได้จากการเรียนรู้ตัวแบบ คือ ตัวแบบจำลองหรือโมเดล (Model) จำแนกประเภท ซึ่งการค้นหาโมเดลนี้ทำได้หลายวิธี เช่น วิธี Bayes วิธี Decision Tree และวิธี Rules-Based เป็นต้น

วิธี Bayes เป็นการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้หลักความน่าจะเป็นซึ่งอยู่บนพื้นฐานเบย์ (Bayes' Theorem) โดยอัลกอริทึม Naïve Bayes สมมติฐานที่กำหนดการเกิดของเหตุการณ์ต่าง ๆ ที่ใช้ในการจัดกลุ่มเป็นอิสระต่อกัน โดย Naïve Bayes จะใช้การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระแต่ละตัวกับตัวแปรตาม เพื่อใช้ในการสร้างเงื่อนไขความน่าจะเป็นในทางทฤษฎี การทำนายผลของการจำแนกแบบ Naïve Bayes จะถูกต้อง ถ้าตัวแปรอิสระทั้งหมดเป็นอิสระต่อกัน ไม่ขึ้นกับตัวแปรอิสระตัวใดตัวหนึ่ง และการจำแนกข้อมูลแบบนี้ไม่รองรับข้อมูลที่เป็นแบบต่อเนื่อง [7] สำหรับ Bayesian Network หรือเรียกย่อว่า BayesNet เป็นวิธีการที่ลดข้อจำกัดของ Naïve Bayes ในสมมติฐานของความไม่ขึ้นต่อกันระหว่างคุณสมบัติในวิธีของ Naïve Bayes แต่ในความเป็นจริงแล้วคุณสมบัติบางตัวจะขึ้นต่อกัน และควรที่จะนำความขึ้นต่อกันนี้เข้ามาใส่ไว้ในโมเดลด้วย จึงใช้ BayesNet ในการอธิบายความไม่ขึ้นต่อกันอย่างมีเงื่อนไขระหว่างตัวแปรเพื่อให้กระบวนการเรียนรู้มีประสิทธิภาพ [8]

วิธี Decision Tree เป็นเทคนิคที่ค่อนข้างแพร่หลายเนื่องจากการตัดสินใจเป็นแบบโครงสร้างต้นไม้ทำให้เข้าใจได้ง่าย ซึ่งมีอัลกอริทึม J48 หรืออัลกอริทึม Decision Tree C4.5 ซึ่งเป็นส่วนขยายเพิ่มเติมมาจากอัลกอริทึม ID3 ที่ใช้หลักการของ Information Entropy [6] โดย Decision Tree C4.5 ใช้ความถูกต้องของคุณลักษณะของข้อมูลเพื่อใช้เป็นการตัดสินใจแบ่งข้อมูลไปยังกลุ่มย่อย Decision Tree C4.5 จะพิจารณาตรวจสอบ Normalized Information Gain (ความแตกต่างใน Entropy) ผลลัพธ์จากการเลือกคุณลักษณะของการแบ่งข้อมูลโดยคุณลักษณะด้วย Normalized Information Gain ที่สูงสุดนั้นคือการสร้างการตัดสินใจ [9] ส่วน NBTree เป็นเทคนิคการผสมผสานระหว่าง Naïve Bayes และ Decision Tree โดยที่แต่ละโหนดจะใช้เทคนิคการเรียนรู้แบบต้นไม้ตัดสินใจในการสร้างโหนด และสำหรับโหนดใบจะใช้เทคนิคการเรียนรู้แบบ Naïve Bayes

วิธี Rules-Based จะเป็นการใช้ชุดลำดับของกฎมาสร้างรูปแบบการแยกประเภทข้อมูล โดยส่วนใหญ่แล้วจะใช้กฎที่เป็น If...Then ซึ่งเป็นกฎอย่างง่าย [10] ซึ่งอัลกอริทึม Decision Table เป็นเครื่องมือที่ใช้แสดงเงื่อนไขการตัดสินใจและเลือกการทำงานหรือกระทำกิจกรรมภายใต้เหตุการณ์ของเงื่อนไขที่ระบุ วิธีการตัดสินใจแบบ Decision Table จะเป็นตาราง 2 มิติ สำหรับอัลกอริทึม DTNB จะเป็นการประยุกต์ใช้อัลกอริทึมของ Decision Table และ Naïve Bayes เข้าด้วยกัน [11]

2.2 การประเมินประสิทธิภาพ

การประเมินประสิทธิภาพจะดูจากผลการทำนายของโมเดลซึ่งหาได้จาก Confusion Matrix แสดงไว้ดังตารางที่ 1 โดยแมทริกซ์นี้จะเป็นการประเมินผลลัพธ์การทำนายกับผลลัพธ์จริง ๆ ที่หาได้ และค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าความระลึก (Recall) และค่าความถ่วงดุล (F-Measure) สามารถหาได้จากการนำเอาข้อมูลในตารางที่ 1 มาคำนวณด้วยสมการที่ 1 ถึงสมการที่ 4 ตามลำดับ

ตารางที่ 1 Confusion Matrix [12]

	Predicted Class	
Actual Class	Class=Yes	Class=No
Class=Yes	a (TP)	b (FN)
Class=No	c (FP)	d (TN)

$$Accuracy = \frac{a+d}{a+b+c+d} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{a}{a+c} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{a}{a+b} \quad (3)$$

$$F-Measure = \frac{2a}{2a+b+c} \quad (4)$$

3. วิธีดำเนินการวิจัย

การวิจัยในครั้งนี้ได้นำเอาเทคนิคเหมืองข้อมูลมาใช้ ซึ่งมีลำดับขั้นตอนการทำครั้งนี้

3.1 การคัดเลือกข้อมูล เป็นการระบุถึงแหล่งข้อมูลที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้

ขั้นตอนที่ 1 การเตรียมข้อมูลทั่วไป เนื่องจากรูปแบบการเรียนรู้ VARK ไม่ได้ระบุตัวแปรที่เกี่ยวข้องไว้ ผู้วิจัยจึงได้สร้างแบบสอบถามเป็นแบบมาตราประเมินค่า 5 ระดับ สำหรับสำรวจความคิดเห็นจากคณาจารย์ในมหาวิทยาลัยราชภัฏเชียงใหม่ ในฐานะเป็นผู้เชี่ยวชาญทางการศึกษา ที่มีประสบการณ์ทำงานด้าน

การศึกษาอย่างน้อย 5 ปีขึ้นไป โดยคัดเลือกกลุ่มตัวอย่างด้วยวิธีเฉพาะเจาะจง จำนวน 80 ท่าน เพื่อต้องการศึกษาว่ามีตัวแปรใดบ้างที่ส่งผลต่อรูปแบบการเรียนรู้ของผู้เรียนและส่งผลอยู่ในระดับใด ซึ่งผลที่ได้จากการวิเคราะห์แบบสอบถามแสดงดังตารางที่ 2

จากความคิดเห็นของคณาจารย์ตารางที่ 2 เมื่อพิจารณาเป็นรายข้อพบว่า เกรดเฉลี่ยของผู้เรียนส่งผลต่อรูปแบบการเรียนรู้ VARK มากที่สุด คะแนนเฉลี่ย 4.20 รองลงมาคือ สาขาวิชาที่เรียน ($\bar{X}$=4.05) และอายุของผู้เรียน ($\bar{X}$=4.01) เป็นต้น สำหรับงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยเลือกตัวแปรที่ส่งผลต่อรูปแบบการเรียนรู้ของผู้เรียนที่อยู่ในระดับมากได้แก่ เพศ อายุ สาขาวิชาที่เรียน ระดับชั้นปี วุฒิการศึกษาเดิม และเกรดเฉลี่ย เป็นต้น

ขั้นตอนที่ 2 สร้างแบบสอบถาม โดยรวบรวมตัวแปรที่ได้จากขั้นตอนที่ 1 เข้ากับคำถามตามรูปแบบการเรียนรู้ VARK ที่มีจำนวน 16 ข้อ แต่ละข้อมี 4 ตัวเลือก สร้างเป็นแบบสอบถามเพื่อนำไปเก็บข้อมูลกับผู้เรียนที่เรียนระดับปริญญาตรี มหาวิทยาลัยราชภัฏเชียงใหม่

ตารางที่ 2 ตัวแปรที่ส่งผลต่อรูปแบบการเรียนรู้ของผู้เรียน

ตัวแปรที่ส่งผลต่อรูปแบบการเรียนรู้ของผู้เรียน	Mean	S.D.
เพศ	3.75	0.893
อายุ	4.01	0.665
สาขาวิชาที่เรียน	4.05	0.745
ระดับชั้นปี	3.98	0.795
วุฒิการศึกษาเดิม	3.99	0.755
ภูมิลำเนาของผู้เรียน	3.11	1.055
เกรดเฉลี่ย	4.20	0.947
วัฒนธรรมและประเพณี	3.34	0.899
การศึกษาของบิดามารดา	2.86	1.111
ชุมชนที่ตั้งของสถานศึกษา	3.49	0.981
ชื่อเสียงของสถาบันการศึกษา	3.46	1.113

หมายเหตุ * ผู้เชี่ยวชาญจำนวน 80 คน

ขั้นตอนที่ 3 การคัดเลือกข้อมูล ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยครั้งนี้ ได้จากการเก็บรวบรวมจากผู้เรียนที่กำลังศึกษาระดับปริญญาตรี ในสาขาวิชาคณิตศาสตร์ สาขาวิชาสถิติ สาขาวิชาคอมพิวเตอร์ศึกษา สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ และสาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยราชภัฏเชียงใหม่ ในภาคเรียนที่ 1/2556 จำนวน 900 คน

3.2 การแปลงข้อมูล

การแปลงข้อมูล (Data Transformation) เป็นการแปลงข้อมูลที่เลือกมาให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการนำไปใช้วิเคราะห์ตามอัลกอริทึมการจำแนกประเภทข้อมูล ซึ่งงานวิจัยนี้ได้กำหนดตัวแปรสำหรับจำแนกประเภทข้อมูลดังตารางที่ 3 และข้อมูลของผู้เรียนถูกจัดเก็บในรูปแบบไฟล์ *.CSV เพื่อจะนำไปวิเคราะห์ข้อมูลในขั้นตอนต่อไป

ตารางที่ 3 ชื่อตัวแปรที่ใช้สำหรับการจำแนกประเภทข้อมูล

ตัวแปร	คำอธิบาย
Sex	เพศ 1 = ชาย 2 = หญิง
Age	อายุ 1 = น้อยกว่า 18 ปี 2 = 18 – 21 ปี 3 = 22 – 24 ปี 4 = 25 ปีขึ้นไป
Branch	สาขาวิชา B1 = สาขาวิชาคณิตศาสตร์/สาขาวิชาสถิติ B2 = สาขาวิชาคอมพิวเตอร์ศึกษา B3 = วิทยาการคอมพิวเตอร์ B4 = สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
Year	ชั้นปี
AvgGrade	เกรดเฉลี่ย 1 = 1.00 – 1.99 2 = 2.00 – 2.99 3 = 3.00 – 3.5 4 = 3.51 – 4.00
OldEd	วุฒิการศึกษาเดิม 1 = มัธยมศึกษาปีที่ 6 2 = ปวช. 3 = ปวส.
Class*	รูปแบบการเรียนรู้ VARK V = Visual A = Aural R = Read/Write K = Kinesthetic

หมายเหตุ * แบบสอบถาม VARK มีจำนวน 16 ข้อ

3.3 การประมวลผลข้อมูล

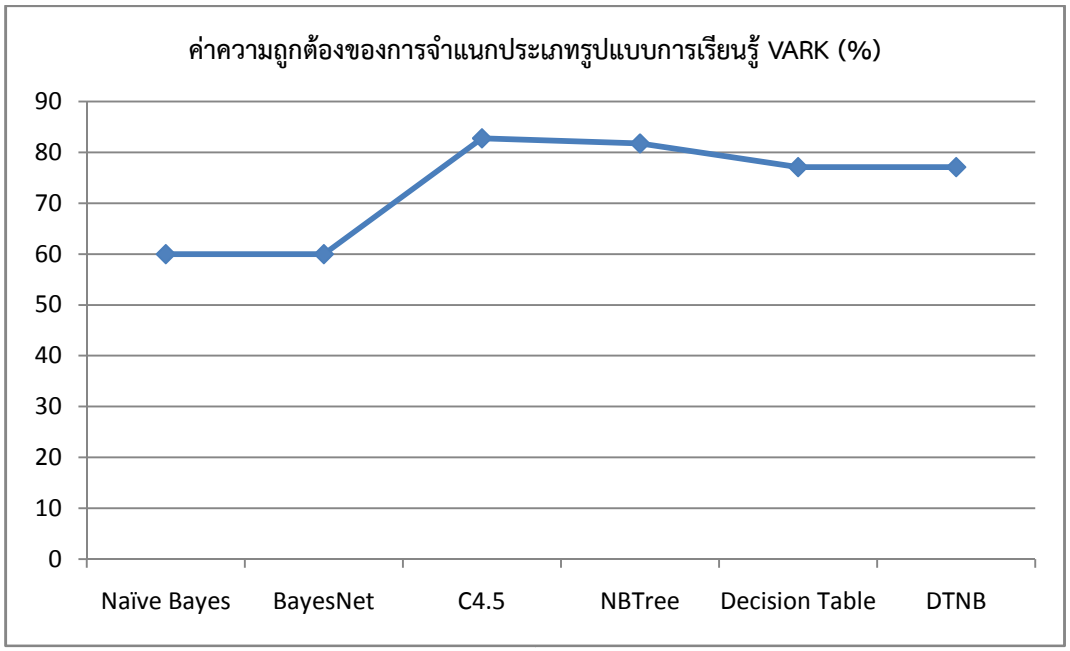
การประมวลผลข้อมูลการวิจัยครั้งนี้ใช้โปรแกรม WEKA ซึ่งเป็นโปรแกรมฟรีแวร์ที่มีความสามารถทางด้านการเรียนรู้ด้วยเครื่อง (Machine Learning) และการทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) และได้รับการยอมรับจากนักวิจัยว่ามีความแม่นยำและน่าเชื่อถืออย่างมาก [4] โดยเลือกวิธีทดสอบแบบ 10 Fold Cross Validation ซึ่งจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 10 ชุด เท่า ๆ กัน แล้วให้ใช้ 1 กลุ่มมาเป็นกลุ่มข้อมูลทดสอบ (Test Set) ส่วนที่เหลือ 9 ชุด นำมาใช้เป็นกลุ่มการเรียนรู้ (Training Set) แล้วทำการวนทำเป็นจำนวน 10 รอบ โดยเปลี่ยนกลุ่มทดสอบไปเรื่อย ๆ จนครบ ในการวัดประสิทธิภาพของการจำแนกประเภทข้อมูลได้แก่การหาค่าความถูกต้อง (Correctly Classified) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าความระลึก (Recall) และค่าถ่วงดุล (F-Measure) โดยนำผลการทดลองที่ได้มาทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทข้อมูล 3 วิธี คือ แบบ Bayes แบบ Decision Tree และแบบ Rules-Based เป็นต้น

4. ผลการวิจัย

จากการทดลองได้วัดประสิทธิภาพโดยคำนวณค่าความถูกต้อง ในการจำแนกประเภท ผลการทดลองแสดงดังตารางที่ 4 และผลการจำแนกประเภทข้อมูลดังรูปที่ 1 เป็นการแสดงโดยนำเอาเฉพาะค่าความถูกต้องของแต่ละอัลกอริทึม โดยค่าความถูกต้องซึ่งจะอยู่ในรูปของเปอร์เซ็นต์ พบว่า การจำแนกประเภทแบบ Decision Tree ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุด (Decision Tree C4.5 = 82.78% และ NBTree = 81.78%) รองลงมาคือวิธี Rules-Based (Decision Table = 71.11% และ DTNB = 71.11%) และวิธี Bayes (Naïve Bayes = 60.00% และ BayesNet = 60.00%) ตามลำดับ

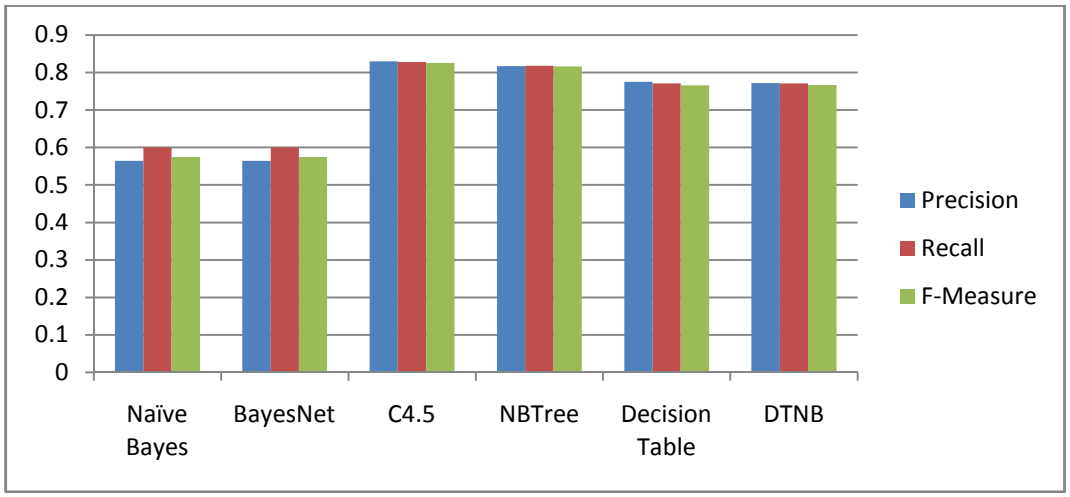
ตารางที่ 4 ประสิทธิภาพของการจำแนกประเภทข้อมูล

Method	Algorithm	Correctly Classified Instances (%)	Incorrectly Classified Instances (%)
Bayes	Naïve Bayes	60.00	40.00
	BayesNet	60.00	40.00
Tree	C4.5	82.78	17.22
	NBTree	81.78	18.22
Rules	Decision Table	77.11	22.89
	DTNB	77.11	22.89



รูปที่ 1 ค่าความถูกต้องของการจำแนกประเภทตามรูปแบบการเรียนรู้ VARK

เมื่อเปรียบเทียบเกี่ยวกับค่าความแม่นยำ ค่าความระลึก และค่าถ่วงดุล ของแต่ละอัลกอริทึม แสดงดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 กราฟเปรียบเทียบค่าความแม่นยำ ค่าความระลึก และค่าความถ่วงดุลของการจำแนกประเภทตามรูปแบบการเรียนรู้ VARK

จากรูปที่ 2 พบว่าค่าความแม่นยำ ค่าความระลึก และค่าความถ่วงดุลของวิธี Decision Tree นั่นคือ อัลกอริทึมของ Decision Tree C4.5 และ NBTree มีค่าใกล้เคียงกัน แต่สำหรับอัลกอริทึม Decision Tree C4.5 ให้ค่าสูงสุดคือ ค่าความแม่นยำเท่า 0.797 ค่าความระลึกเท่ากับ 0.797 และค่าความถ่วงดุลเท่ากับ 0.796 ซึ่งวิธีดังกล่าวมีค่าสูงกว่าวิธีของ Bayes และ Rules-Based เป็นต้น

5. สรุปและอภิปรายผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทรูปแบบการเรียนรู้ VARK ด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล เพื่อที่จะค้นหาตัวแบบหรือโมเดลที่ใช้ในการจำแนกประเภทข้อมูลที่ดีที่สุด โดยตัวแปรที่ใช้มีจำนวน 7 ตัวแปรได้แก่ เพศ อายุ สาขาวิชา ชั้นปี เกรดเฉลี่ย วุฒิการศึกษาเดิม และรูปแบบการเรียนรู้ VARK และได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูล 3 วิธีคือวิธี Bayes วิธี Decision Tree และวิธี Rules-Based จากผลการทดลองพบว่าวิธีของ Decision Tree ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุดนั่นคือ อัลกอริทึม Decision Tree C4.5 ให้ค่าความถูกต้องสูงสุดที่ 82.78% อัลกอริทึม NBTree ให้ค่าความถูกต้อง 81.78% รองลงมาคือวิธีของ Rules-Based และวิธีของ Bayes ตามลำดับ ซึ่งงานวิจัยนี้สอดคล้องกับงานวิจัยของ Ahmad และ Shamsuddin [13] ที่ได้หาประสิทธิภาพของทำการจำแนกประเภทรูปแบบการเรียนรู้ผู้เรียนด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล ซึ่งวิธีของ J48 หรือ Decision Tree C4.5 ให้ค่าความถูกต้องสูงสุด และงานวิจัยของพัสกร สิงห์โต และคณะ [14] ได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล โดยใช้ฐานข้อมูลจาก UCI พบว่าประสิทธิภาพของการจำแนกข้อมูลชนิดนามบัญญัติ (Norminal) ถูกจำแนกได้ดีด้วยอัลกอริทึม Decision Tree เป็นต้น

จากผลการวิจัยนี้ สามารถนำไปใช้ทำนายรูปแบบการเรียนรู้ VARK ของผู้เรียนได้เมื่อทราบตัวแปรต่าง ๆ ตามที่กำหนดไว้และเป็นประโยชน์กับผู้เรียนสามารถเลือกวิธีการเรียนที่เหมาะสมกับตัวเอง และสำหรับผู้สอนสามารถนำไปจัดการเรียนการสอนให้สอดคล้องเพื่อให้ผู้เรียนได้รับความรู้ความเข้าใจมากยิ่งขึ้น การวิจัยในอนาคตผู้วิจัยจะนำโมเดลการทำนายรูปแบบการเรียนรู้ VARK ของผู้เรียนที่ได้ค่าความถูกต้องสูงสุดไปปรับเปลี่ยนเป็นกฎ และนำไปวิเคราะห์ผู้เรียนก่อนที่จะนำเสนอบทเรียน e-Learning และกิจกรรมการเรียนรู้ในรายวิชาต่าง ๆ ให้เหมาะสมกับผู้เรียนต่อไป

6. กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอขอบพระคุณ ทุนรัฐบาลทางด้านวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี ของกระทรวงวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี ที่สนับสนุนทุนการศึกษาในครั้งนี้

7. เอกสารอ้างอิง

[1] Koorsse M, Cilliers C.B, Calitz A.P. Motivation and learning preferences of information technology learners in South African secondary schools. Proceedings of the 2010 Annual Research Conference of the South African Institute of Computer Scientists and Information Technologists ACM.2010; p.144-152.

[2] Zapalska A, and Brozik D. Learning styles and online education. Campus-Wide Information Systems 23. 2006; p.325-335.

[3] Fleming N. D. I'm different; not dumb. Modes of presentation (VARK) in the tertiary classroom. In: Research and Development in Higher Education, Proceedings of the 1995 Annual Conference of the Higher Education and Research Development Society of Australasia (HERDSA). 1995, p. 308-313.

[4] Machine Learning Group at the University of Waikato. Weka 3: Data Mining Software in Java [อินเทอร์เน็ต]. [เข้าถึงเมื่อ 12 สิงหาคม 2556]. เข้าถึงได้จาก: http://www.cs.waikato.ac.nz /ml/weka/

[5] พงษ์ธนัช แซ่จู, จรัญ แสนราช และสุมาลี ชัยเจริญ. การเปรียบเทียบเทคนิคดาต้าไมนิ่งเพื่อคัดแยกคุณลักษณะผู้เรียนตามแบบเมตาคอกนิชั่น. เอกสารสืบเนื่องจากการประชุมวิชาการด้านคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ ประจำปี พ.ศ. 2554; 11-12 พฤษภาคม 2554; คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ. กรุงเทพฯ; 2554. หน้า 722-727.

[6] Quinlan J.R. Induction of decision trees. Machine Learning; 1986; 81-106.

[7] ธนารักษ์ รักธรรม. การพัฒนาแบบจำลองภาระการทำงานของเครื่องจักรซีเอนซี จากการใช้กระแสไฟฟ้า 3 เฟสด้วยวิธีการแบบกลุ่ม [วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต]. กรุงเทพฯ; จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย; 2554.

[8] ปฐม พุ่มพวง. โมเดลการวางแผนลงทะเบียนเรียนของนักศึกษาระดับปริญญาตรีของมหาวิทยาลัยเอกชนโดยใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูล [วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต]. กรุงเทพฯ; มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์; 2551.

[9] ทิพยา ถินสูงเนิน, ขนิษฐา กุลนาวิน และมาโนช ถินสูงเนิน. การใช้เทคนิคทางเหมืองข้อมูลเพื่อค้นหาปัจจัยที่มีผลทำให้นักศึกษาไม่สำเร็จการศึกษาในระยะเวลาที่กำหนด. เอกสารสืบเนื่องจากการประชุมวิชาการเสนอผลงานวิจัยมหาวิทยาลัยพายัพ ประจำปี พ.ศ. 2554; 16 กุมภาพันธ์ 2554; มหาวิทยาลัยพายัพ. เชียงใหม่; 2554. หน้า 34-42.

[10] Murti S, Mahantappa M. Using Rule Based Classifiers for the Predictive Analysis of Breast Cancer Recurrence. Journal of Information Engineering and Applications. 2012; 12-19.

[11] Nadiammai G, Hemalatha M. Perspective analysis of machine learning algorithms for detecting network intrusions. In: Computing Communication & Networking Technologies (ICCCNT), 2012 Third International Conference on IEEE. 2012. p.1-7.

[12] กฤตยา ทองผาสุก. การเปรียบเทียบเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ กฎ นาอีฟเบย์ และเคเนียรเรสเนเบอร์. เอกสารสืบเนื่องจากการประชุมวิชาการด้านคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ ประจำปี พ.ศ. 2554; 11-12 พฤษภาคม 2554; คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ. กรุงเทพฯ; 2554. หน้า 30-35.

[13] Ahmad N.B.H, Shamsuddin S.M. A comparative analysis of mining techniques for automatic detection of student's learning style. In: Intelligent Systems Design and Applications (ISDA), 2010 10th International Conference on IEEE. 2010; p.877-882.

[14] พัสกร สิงโต, อัคราวุฒิ ปรมะปุญญา และปฐมมาภรณ์ เถาว์พัน. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล. เอกสารสืบเนื่องจากการประชุมวิชาการด้านคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ ประจำปี พ.ศ. 2554; 11-12 พฤษภาคม 2554; คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ. กรุงเทพฯ; 2554. หน้า 42-48.