การพัฒนาโมเดลทำนายแผนการเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย

นายธนพัฒน์ ทองมา

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทคัดย่อและแฟ้มข้อมูลฉบับเต็มของวิทยานิพนธ์ตั้งแต่ปีการศึกษา 2554 ที่ให้บริการในคลังปัญญาจุฬาฯ (CUIR)
เป็นแฟ้มข้อมูลของนิสิตเจ้าของวิทยานิพนธ์ ที่ส่งผ่านทางบัณฑิตวิทยาลัย
The abstract and full text of theses from the academic year 2011 in Chulalongkorn University Intellectual Repository (CUIR)
are the thesis authors' files submitted through the University Graduate School.

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาครุศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาสถิติการศึกษา ภาควิชาวิจัยและจิตวิทยาการศึกษา
คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2559
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

DEVELOPMENT OF PREDICTION MODEL FOR FUTURING STUDY PLANS OF UPPER SECONDARY SCHOOL LEVEL

Mr. Thanapat Thongma

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Education Program in Educational Statistics
Department of Educational Research and Psychology
Faculty of Education
Chulalongkorn University
Academic Year 2016

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การพัฒนาโมเดลทำนายแผนการเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย
โดย	นายธนพัฒน์ ทองมา
สาขาวิชา	สถิติการศึกษา
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	รองศาสตราจารย์ ดร.สุชาดา บวรกิติวงศ์

คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญามหาบัณฑิต

.....คณบดีคณะครุศาสตร์

(รองศาสตราจารย์ ดร.ศิริเดช สุชีวะ)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.ศจีมาจ ณ วิเชียร)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(รองศาสตราจารย์ ดร.สุชาดา บวรกิติวงศ์)

.....กรรมการ

(อาจารย์ ดร.สิวะโชติ ศรีสุทธิยากร)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ธนพัฒน์ ทองมา : การพัฒนาโมเดลทำนายแผนการเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย (DEVELOPMENT OF PREDICTION MODEL FOR FUTURING STUDY PLANS OF UPPER SECONDARY SCHOOL LEVEL) อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก: รศ. ดร.สุชาดา บวรกิติวงศ์, 123 หน้า.

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์ 2 ประการ คือ (1) เพื่อศึกษาปัจจัยที่สามารถทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย และ (2) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลทำนายแผนการเรียนที่ได้จากการวิเคราะห์โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ ประชากรที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้คือ นักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 6 ปีการศึกษา 2559 ในโรงเรียนสังกัดสำนักงานคณะกรรมการการศึกษาขั้นพื้นฐาน จำนวน 374,749 คน โดยมีตัวอย่างนักเรียนที่ได้จากการสุ่มแบบหลายขั้นตอน จำนวน 1,259 คน ใช้โปรแกรม SPSS สำหรับการวิเคราะห์สถิติพื้นฐานและการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม และใช้โปรแกรม RapidMiner Studio สำหรับการวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและการวิเคราะห์ต้นไม้ตัดสินใจ ผลการวิจัยสรุปว่าการวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะมีประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลได้ดีที่สุดในทุกโมเดล รองลงมาคือการวิเคราะห์ต้นไม้ตัดสินใจ และการวิเคราะห์การจำแนกกลุ่ม ตามลำดับ โดยโมเดลที่มีประสิทธิภาพในการทำนายแผนการเรียนได้ดีที่สุดคือโมเดล S-M-L ซึ่งเป็นโมเดลที่ใช้ทำนายแผนการเรียนเฉพาะ 3 แผนการเรียน ได้แก่ แผนการเรียนวิทย์-คณิต, ศิลป์-คณิต และศิลป์-ภาษา โดยมีประสิทธิภาพของการทำนายแผนการเรียนด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนได้ถูกต้องคิดเป็นร้อยละ 82.26 และจากการวิเคราะห์ตัวแปรทำนายที่ใช้ในโมเดล S-M-L ด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สามารถเรียงลำดับความสำคัญของตัวแปรทำนายจากมากไปน้อยได้ดังนี้ คือ ผลการเรียนเฉลี่ยของกลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์ ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น, การรับรู้ความสามารถของตนเอง, การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน, โอกาสในการประกอบอาชีพ, ผลการเรียนเฉลี่ยของกลุ่มสาระการเรียนรู้ภาษาไทย ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น, การสนับสนุนจากครอบครัว, ผลการเรียนเฉลี่ยของกลุ่มสาระการเรียนรู้ภาษาต่างประเทศ ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น, ผลการเรียนเฉลี่ยของกลุ่มสาระการเรียนรู้วิทยาศาสตร์ ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น และเพศ ตามลำดับ

ภาควิชา วิจัยและจิตวิทยาการศึกษา ลายมือชื่อนิสิต .....

สาขาวิชา สถิติการศึกษา ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก .....

ปีการศึกษา 2559

5883343027 : MAJOR EDUCATIONAL STATISTICS
KEYWORDS: DISCRIMINANT ANALYSIS / SUPPORT VECTOR MACHINE / DECISION TREE

THANAPAT THONGMA: DEVELOPMENT OF PREDICTION MODEL FOR FUTURING STUDY PLANS OF UPPER SECONDARY SCHOOL LEVEL. ADVISOR: ASSOC. PROF. SUCHADA BOWARNKITIWONG, Ph.D., 123 pp.

The purposes of this research were (1) to study the factors that can predict the futuring study plans of upper secondary school level and (2) to compare the effectiveness of the prediction model for futuring study plans from discriminant analysis, support vector machine and decision tree. The population of the research was 374,749 Mathayom 6 students of the 2016 academic year studying in the schools under the Office of the Basic Education Commission, and 1,259 students were selected by using multi-stage sampling. The SPSS program was used for descriptive statistics and discriminant analysis. Additionally, RapidMiner Studio was also used to analyze support vector machine and decision tree. The result of the research could be concluded that the analysis of support vector machine was the most effective in data classification followed by decision tree and discriminant analysis respectively. The S-M-L model, which could predict three suitable study plans including Science-Mathematics, English-Mathematics, and English-Foreign Language study plan had the most effectiveness in predicting study plan. The S-M-L model with support vector machine had efficiency at 82.26%. Besides, it showed that the variable factors rated in descending order according to sequence of significance included lower secondary school level GPA in Mathematics followed by self-evaluation, advice from school counselor, occupation opportunity, GPA in Thai, family support, GPA in English, GPA in Science, and gender respectively.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

Department: Educational Research and Psychology — Student's Signature .....
Advisor's Signature .....
Field of Study: Educational Statistics
Academic Year: 2016

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จไปได้ด้วยดี ต้องขอขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ ดร.สุชาดา บวรกิติวงศ์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ เป็นอย่างสูงที่กรุณาให้คำปรึกษาและคำแนะนำเกี่ยวกับการทำวิทยานิพนธ์ ตลอดจนปรัชญาการทำงานและการดำเนินชีวิต

ขอขอบพระคุณคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ รองศาสตราจารย์ ดร.ศจีมาจ ณ วิเชียร ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ จากวิทยาลัยเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ และอาจารย์ ดร.สิวะโชติ ศรีสุทธิยากร กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ที่ได้ให้ข้อเสนอแนะที่เป็นประโยชน์อย่างยิ่งต่อการปรับปรุงแก้ไขวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ รวมทั้งขอขอบพระคุณผู้เชี่ยวชาญตรวจสอบคุณภาพเครื่องมือทุกท่าน

ขอขอบพระคุณอาจารย์ ดร.สุรศักดิ์ เก้าเอี้ยน ที่กรุณานำโปรแกรม RapidMiner Studio Free Version มาให้ผู้วิจัยได้ทดลองใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลสำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จนผู้วิจัยสามารถวิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้โปรแกรมดังกล่าวได้ด้วยตนเอง

ขอขอบพระคุณครูผู้ประสานงานในการเก็บรวบรวมข้อมูลทุกท่าน รวมทั้งขอบใจนักเรียนทุกคนที่ให้ความร่วมมือในการตอบแบบสอบถามเป็นอย่างดี

ขอขอบพระคุณคณาจารย์ทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทองค์ความรู้ และขอบพระคุณเจ้าหน้าที่ภาควิชาวิจัยและจิตวิทยาการศึกษาทุกท่านที่ได้ให้ความช่วยเหลือแก่ผู้วิจัยด้วยดีเสมอมา

ขอขอบพระคุณโรงเรียนสาธิตจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ฝ่ายมัธยม ที่อนุญาตให้ผู้วิจัยลาไปปฏิบัติงานเพื่อศึกษาต่อในระดับปริญญามหาบัณฑิตตลอดระยะเวลา 2 ปี และขอขอบพระคุณอาจารย์สัญลักษณ์ ศรียากร ที่ให้ความอนุเคราะห์ช่วยผู้วิจัยแปลบทคัดย่องานวิจัยเป็นภาษาอังกฤษ และขอขอบพระคุณพี่ ๆ น้อง ๆ เพื่อนร่วมงานในโรงเรียนสาธิตจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ฝ่ายมัธยม อีกหลายท่านที่คอยให้กำลังใจ รวมทั้งช่วยอำนวยความสะดวกให้แก่ผู้วิจัยหลายประการ

สุดท้ายนี้ขอกราบขอบพระคุณคุณพ่อรุ่ง ทองมา และคุณแม่ลัดดา ทองมา รวมทั้งน้าสาว คุณขวัญเรือน สิงขรเกรียงไกร ที่ช่วยสนับสนุนเงินทุนในการศึกษา รวมทั้งคอยให้กำลังใจในการศึกษาและการทำวิทยานิพนธ์เสมอมา

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ง

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... จ

กิตติกรรมประกาศ ..... ฉ

สารบัญ ..... ช

สารบัญตาราง ..... ญ

สารบัญภาพ ..... ฏ

บทที่ 1 บทนำ 1

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1

คำถามการวิจัย 5

วัตถุประสงค์ของการวิจัย 6

สมมติฐานการวิจัย 6

ขอบเขตของการวิจัย 7

คำจำกัดความที่ใช้ในการวิจัย 8

ประโยชน์ที่ได้รับ 8

บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 10

ตอนที่ 1 การจัดแผนการเรียนตามหลักสูตรระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย 10

ตอนที่ 2 ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกแผนการเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย 12

ตอนที่ 3 เทคนิควิธีที่ใช้ในการวิเคราะห์ 21

การวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม (Discriminant Analysis) 21

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine, SVM) 26

ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) 32

การวัดประสิทธิภาพของโมเดลการจำแนกประเภทข้อมูล 37

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

หน้า

ตอนที่ 4 กรอบแนวคิดในการวิจัย 39
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย.....42
3.1 ประชากรและตัวอย่าง.....42
3.2 เครื่องมือที่ใช้ในการเก็บรวบรวมข้อมูล.....44
3.3 การเก็บรวบรวมข้อมูล 47
3.4 การวิเคราะห์ข้อมูล 49
บทที่ 4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูล.....52
ตอนที่ 1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นของตัวอย่าง 53
ตอนที่ 2 ผลการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม 63
ตอนที่ 3 ผลการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน 70
ตอนที่ 4 ผลการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ 77
ตอนที่ 5 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลจากการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ 86
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ 89
สรุปผลการวิจัย.....90
อภิปรายผล.....91
ข้อเสนอแนะ.....96
ข้อเสนอแนะในการนำผลไปใช้ 96
ข้อเสนอแนะในการวิจัยครั้งต่อไป 98
รายการอ้างอิง 100
ภาคผนวก..... 107
ภาคผนวก ก รายชื่อคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์..... 108
ภาคผนวก ข รายชื่อผู้เชี่ยวชาญตรวจสอบคุณภาพเครื่องมือ..... 110

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

หน้า

ภาคผนวก ค เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย..... 113

ภาคผนวก ง ผลการวิเคราะห์คุณภาพของเครื่องมือวิจัย 118

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์ 123

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 2.1 การสังเคราะห์เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับปัจจัยที่ส่งผลต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนอย่างมีนัยสำคัญ 20

ตารางที่ 2.2 การเปรียบเทียบข้อดีและข้อเสียของเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และต้นไม้ตัดสินใจ 36

ตารางที่ 2.3 confusion matrix ขนาด 2x2 37

ตารางที่ 3.1 สรุปการสุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการเก็บรวบรวมข้อมูล 43

ตารางที่ 3.2 ค่าความเที่ยงรายด้านของเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย 45

ตารางที่ 3.3 สรุปจำนวนแบบสอบถามจากการเก็บรวบรวมข้อมูล 48

ตารางที่ 3.4 สรุปจำนวนแบบสอบถามที่มีข้อมูลสมบูรณ์ จำแนกตามโรงเรียนและแผนการเรียน 48

ตารางที่ 4.1 จำนวนและร้อยละของนักเรียนผู้ตอบแบบสอบถาม จำแนกตามข้อมูลส่วนบุคคล 54

ตารางที่ 4.2 ค่าเฉลี่ย (*M*) ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (*SD*) สัมประสิทธิ์การกระจาย (C.V.) ของตัวแปรที่ส่งผลต่อการเลือกแผนการเรียน จำแนกตามแผนการเรียน 57

ตารางที่ 4.3 จำนวนและร้อยละของความคิดเห็นรายข้อคำถามของนักเรียนผู้ตอบแบบสอบถาม จำแนกตามแผนการเรียน 58

ตารางที่ 4.4 ผลการทดสอบความเท่าเทียมกันของเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของตัวแปรทำนาย 64

ตารางที่ 4.5 ค่าสถิติที่ใช้ในการตัดสินฟังก์ชันการจำแนกกลุ่มที่เหมาะสม จำแนกตามโมเดล 65

ตารางที่ 4.6 ค่าสัมประสิทธิ์คาโนนิคัลของตัวแปรทำนายในสมการจำแนกกลุ่มสำหรับคะแนนดิบและค่าเฉลี่ยคะแนนจำแนก จำแนกตามโมเดล 67

ตารางที่ 4.7 ประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลของการวิเคราะห์จำแนกกลุ่มแผนการเรียน 69

ตารางที่ 4.8 ค่าน้ำหนักของตัวแปรทำนายสำหรับสร้างเส้นแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลในการวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน 75

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

หน้า

ตารางที่ 4.9 ประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลของการวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....76

ตารางที่ 4.10 ประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลของการวิเคราะห์ต้นไม้ตัดสินใจ 85

ตารางที่ 4.11 ประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูล จำแนกตามโมเดลและเทคนิควิธีวิเคราะห์.....86

ตารางที่ 4.12 ตัวแปรที่ใช้ในการทำนายแผนการเรียน จำแนกตามโมเดลและเทคนิควิธีวิเคราะห์ 87

ตารางที่ 5.1 ค่าเฉลี่ยของผลการทดสอบทางการศึกษาระดับชาติขั้นพื้นฐาน (O-NET) ม.3 ของแต่ละวิชา ตั้งแต่ปีการศึกษา 2555 – 2559.....93

ตารางที่ 5.2 ลำดับความสำคัญของตัวแปรทำนายในการทำนายแผนการเรียนด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน จำแนกตามโมเดล 97

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สารบัญภาพ

หน้า

ภาพที่ 1.1 จำนวนนักเรียนที่ยื่นเข้าศึกษาต่อในคณะนิเทศศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2555 – 2559 2

ภาพที่ 2.1 การแปลงข้อมูลให้อยู่ในปริภูมิที่สูงกว่า 28

ภาพที่ 2.2 ตัวอย่างต้นไม้ตัดสินใจเลือกซื้อคอมพิวเตอร์ของลูกค้า 33

ภาพที่ 2.3 ขั้นตอนกระบวนการ 5-fold cross-validation 39

ภาพที่ 2.4 กรอบแนวคิดในการวิจัย 41

ภาพที่ 4.1 ผลแบ่งกั้นของเหตุการณ์ที่จำแนกตัวอย่างเข้ากลุ่มแผนการเรียนได้ถูกต้อง 68

ภาพที่ 4.2 ต้นไม้ตัดสินใจเลือกแผนการเรียนของโมเดล S-M-L-T 78

ภาพที่ 4.3 ต้นไม้ตัดสินใจเลือกแผนการเรียนของโมเดล S-M-L 80

ภาพที่ 4.4 ต้นไม้ตัดสินใจเลือกแผนการเรียนของโมเดลย่อย S-E 82

ภาพที่ 4.5 ต้นไม้ตัดสินใจเลือกแผนการเรียนของโมเดลย่อย M-L-T 83

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

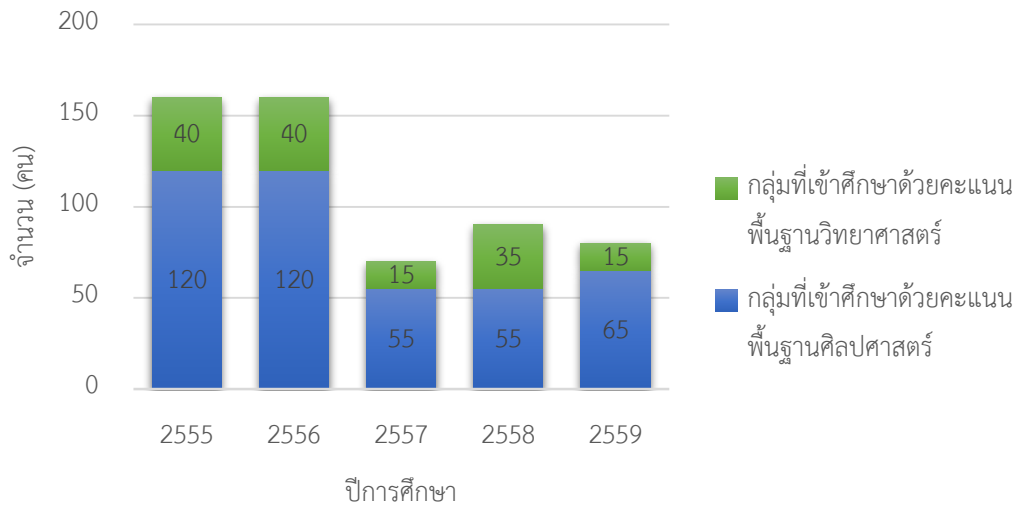
บทที่ 1
บทนำ

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การจัดการศึกษาตามหลักสูตรมัธยมศึกษาตอนปลายในประเทศไทยนั้น ได้จัดให้มีการแบ่งเป็นแผนการเรียนตามความถนัดและความสนใจของนักเรียน เพื่อมุ่งเน้นการเพิ่มพูนความรู้และทักษะเฉพาะด้าน สนองตอบความสามารถ ความถนัดและความสนใจของนักเรียนแต่ละคนทั้งด้านวิชาการและวิชาชีพ อีกทั้งนักเรียนสามารถนำความรู้ไปประยุกต์ใช้ให้เกิดประโยชน์ในการศึกษาต่อและการประกอบอาชีพในอนาคตได้ (กระทรวงศึกษาธิการ, 2552) แผนการเรียนเหล่านี้จะมุ่งเน้นเนื้อหาในแต่ละกลุ่มสาระวิชาที่แตกต่างกันออกไป ซึ่งจะนำไปสู่การศึกษาในระดับอุดมศึกษาและอาชีพที่แตกต่างกันออกไปเช่นกัน นักเรียนที่เลือกเรียนในบางแผนการเรียนจะมีทางเลือกทางการศึกษาในระดับอุดมศึกษาและอาชีพในอนาคตที่จำกัดเหมือนกับระบบการศึกษาในหลาย ๆ ประเทศ เช่น ในประเทศสวีเดน หลักสูตรระดับมัธยมศึกษาตอนปลายสายสามัญของประเทศสวีเดนได้จัดให้มีการแบ่งเป็นแผนการเรียนเฉพาะทาง เพื่อเป็นการเตรียมความพร้อมสำหรับการศึกษาต่อระดับอุดมศึกษาจำนวน 6 แผนการเรียน ได้แก่ แผนการเรียนเศรษฐศาสตร์, ศิลปศาสตร์, มนุษยศาสตร์, วิทยาศาสตร์, สังคมศาสตร์ และวิศวกรรมศาสตร์ (สำนักงานการศึกษาแห่งชาติสวีเดน, 2556) ซึ่งจะแตกต่างจากระบบการศึกษาในประเทศเบลเยี่ยม ถึงแม้ว่านักเรียนจะเลือกเรียนแผนการเรียนเฉพาะทางในระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย แต่นักเรียนกลับไม่มีข้อจำกัดในการเลือกสาขาวิชาในการศึกษาต่อระดับอุดมศึกษาเลย (Germeijs, Verschueren, & Soenens, 2006) ดังนั้นการเลือกแผนการเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายในระบบการศึกษาของประเทศไทยจึงนับได้ว่าเป็นการตัดสินใจทางอาชีพครั้งสำคัญสำหรับนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 ถ้านักเรียนเลือกแผนการเรียนที่ไม่ตรงกับความสามารถหรือความสนใจที่ตนเองถนัดแล้วก็จะเกิดปัญหาตามมา คือ เรียนไม่ทันเพื่อน เรียนไม่รู้เรื่อง เบื่อหน่ายในการเรียน มีผลการเรียนที่ไม่ดี ทำให้นักเรียนรู้สึกไม่มั่นใจกลัวว่าจะเรียนไม่จบ จนมีผลทำให้ต้องเปลี่ยนแผนการเรียนหรือลาออกจากการเป็นนักเรียน (กรมวิชาการ, 2533; ปรัศนีย์ อุ้มเครือ, 2554; สุพัฒน์กุล ภัคโชค, 2555)

อีกปัญหาหนึ่งของการเลือกแผนการเรียนที่ไม่ตรงกับความสามารถหรือความสนใจที่ตนเองถนัดคือการสูญเปล่าทางการเรียน ปัจจุบันจะพบว่ามีนักเรียนจำนวนไม่น้อยที่เลือกเรียนต่อระดับอุดมศึกษาในสาขาวิชาที่ไม่เกี่ยวข้องกับแผนการเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนปลายเลย ตัวอย่างเช่น นักเรียนแผนการเรียนวิทย์-คณิต เลือกเข้าศึกษาต่อในคณะนิเทศศาสตร์ ซึ่งเป็นคณะที่ไม่ได้ใช้วิชาฟิสิกส์ เคมี ชีววิทยาในการเรียนแม้แต่น้อย ทำให้นักเรียนกลุ่มนี้เกิดการสูญเปล่าในการ

เรียนแผนการเรียนวิทย์-คณิตในระดับมัธยมศึกษาตอนปลายที่ผ่านมา ซึ่งการรับนักเรียนเข้าศึกษาต่อในคณะนิเทศศาสตร์ของแต่ละสถาบันนั้นไม่ได้กำหนดว่าจะต้องเป็นนักเรียนแผนการเรียนใด แต่สำหรับคณะนิเทศศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยนั้นมีการแบ่งการรับนักเรียนออกเป็น 2 รูปแบบที่แตกต่างกันอย่างเห็นได้ชัด คือ รูปแบบที่ยื่นคะแนนพื้นฐานวิทยาศาสตร์ และรูปแบบที่ยื่นคะแนนพื้นฐานศิลปศาสตร์ นักเรียนในกลุ่มที่เข้าศึกษาด้วยคะแนนพื้นฐานวิทยาศาสตร์ส่วนใหญ่จะเป็นนักเรียนในแผนการเรียนวิทย์-คณิต หรือ ศิลป์-คณิต เนื่องจากจะต้องสอบวิชาความถนัดทางคณิตศาสตร์ (PAT 1) เพื่อใช้คะแนนสอบวิชาดังกล่าวยื่นเข้าศึกษาในรูปแบบข้างต้น จากข้อมูลสถิติจำนวนผู้ผ่านการคัดเลือกเข้าศึกษาในสถาบันอุดมศึกษาระบบกลาง (Admissions) ของสมาคมที่ประชุมอธิการบดีแห่งประเทศไทย (2559) พบว่าตั้งแต่ปีการศึกษา 2555 – 2559 มีนักเรียนในกลุ่มที่เข้าศึกษาคณะนิเทศศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ด้วยคะแนนพื้นฐานวิทยาศาสตร์ คิดเป็นร้อยละ 25.00, 25.00, 21.43, 38.89 และ 18.75 ตามลำดับ ดังได้แสดงจำนวนในภาพที่ 1.1



ภาพที่ 1.1 จำนวนนักเรียนที่ยื่นเข้าศึกษาต่อในคณะนิเทศศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2555 – 2559

จากการสังเคราะห์ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการเลือกแผนการเรียนตั้งแต่ปี 2523 ถึงปี 2558 พบว่าตัวแปรที่ส่งผลต่อการเลือกแผนการเรียนอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติประกอบด้วย ด้านภูมิหลัง ได้แก่ เพศ ผลการเรียนเฉลี่ยสะสมในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น ด้านอิทธิพลบุคคล ได้แก่ การสนับสนุนจากครอบครัว การศึกษาของผู้ปกครอง อาชีพของผู้ปกครอง และรายได้รวมของครอบครัว การได้รับคำแนะนำจากครู ด้านความคาดหวังในอนาคต ได้แก่ อาชีพที่ใฝ่ฝัน โอกาสในการศึกษาต่อ

และประกอบอาชีพ ด้านทัศนคติของตนเอง ได้แก่ การรับรู้ความสามารถทางด้านการเรียนของตนเอง (สุวิมล ดีล้น, 2526; มณฑา ศรีโพธิ์, 2528; สุมิตรา ศรีชูชาติ, 2538; สุชาติ วิวัฒน์ชานนท์, 2542; จิราลักษณ์ ฤทธิเดชโยธิน, 2544; ทิศาวุฒิ โชตินิสากรณ์, 2545; รัตนกรณ์ ชนะขำ, 2545; ปุณฑิกา รามพุดซา, 2547; ภาริณี จันทร์ขำ, 2549; เสาวคนธ์ สาทา, 2550; สุริชา เชื้อวงค์, 2552; ปรัศนีย์ อุ้มเครือ, 2554; สุพัฒน์กุล ภัคโชค, 2555; จินตนา โนนวงศ์, 2558; Sewell and Hauser, 1980; Domelandy, 2001) ซึ่งจากการสังเคราะห์ตัวแปรที่ส่งผลต่อการเลือกแผนการเรียนในข้างต้นเพื่อความละเอียดในการทำนายแผนการเรียนให้มีความถูกต้องและชัดเจนมากยิ่งขึ้นแล้ว ผู้วิจัยได้ทำการปรับตัวแปรผลการเรียนเฉลี่ยสะสมในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น เนื่องจากในแต่ละแผนการเรียนมีจุดเน้นในเนื้อหาที่แตกต่างกัน เช่น แผนการเรียนวิทย์-คณิต เป็นกลุ่มที่เน้นการเรียนรู้ในวิชาวิทยาศาสตร์และคณิตศาสตร์ แผนการเรียนศิลป์-คณิต เป็นกลุ่มที่เน้นการเรียนรู้ในวิชาคณิตศาสตร์และภาษาอังกฤษ และแผนการเรียนศิลป์-ภาษา เป็นกลุ่มที่เน้นการเรียนรู้ในวิชาภาษาอังกฤษและภาษาไทย (กรมสามัญศึกษา, 2546; Sintanakul & Sanrach, 2016) ดังนั้นผู้วิจัยจึงปรับตัวแปรผลการเรียนเฉลี่ยสะสมในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น โดยแยกออกเป็นตัวแปรผลการเรียนเฉลี่ย 4 กลุ่มสาระการเรียนรู้ ประกอบด้วย วิทยาศาสตร์, คณิตศาสตร์, ภาษาต่างประเทศ และภาษาไทย นอกจากนี้จะพบว่ามีบางตัวแปรที่มีลักษณะใกล้เคียงกัน ผู้วิจัยจึงยุบรวมกันเป็นตัวแปรเดียว ได้แก่ การสนับสนุนจากครอบครัว การศึกษาของผู้ปกครอง อาชีพของผู้ปกครอง และรายได้รวมของครอบครัว ซึ่งเป็นตัวแปรด้านอิทธิพลครอบครัว ผู้วิจัยจึงยุบรวมเป็นตัวแปรการสนับสนุนจากครอบครัว และโอกาสในการประกอบอาชีพ ความสนใจในอาชีพ ลักษณะงานหรืออาชีพที่อยากจะเป็น ซึ่งเป็นตัวแปรด้านความคาดหวังในอนาคต ผู้วิจัยยุบรวมเป็นตัวแปรโอกาสในการประกอบอาชีพเพียงตัวแปรเดียว

จากการปรับตัวแปรจะทำให้ผู้วิจัยได้ตัวแปรที่จะนำมาใช้ในการสร้างโมเดลทำนายแผนการเรียนจำนวน 9 ตัวแปร ได้แก่ เพศ, ผลการเรียนเฉลี่ยระดับมัธยมศึกษาตอนต้นในกลุ่มสาระการเรียนรู้วิทยาศาสตร์, คณิตศาสตร์, ภาษาต่างประเทศ, ภาษาไทย, การสนับสนุนจากครอบครัว, การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน, โอกาสในการประกอบอาชีพ และการรับรู้ความสามารถของตนเอง ซึ่งถ้าหากสามารถทำนายแผนการเรียนที่เหมาะสมกับคุณลักษณะหรือความถนัดของนักเรียนได้ ก็จะเป็นการช่วยสนับสนุนให้นักเรียนตัดสินใจเลือกแผนการเรียนที่เหมาะสมกับตนเองได้มากยิ่งขึ้น ทำให้นักเรียนสามารถเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนปลายได้อย่างมีคุณภาพ ตลอดจนนำไปสู่ความพร้อมที่จะศึกษาต่อในระดับการศึกษาที่สูงขึ้นต่อไป ซึ่งในการสร้างโมเดลทำนายแผนการเรียนของนักเรียนนั้นจำเป็นต้องอาศัยการวิเคราะห์จำแนกประเภทข้อมูลออกเป็นกลุ่ม ๆ ซึ่งจะต้องทราบล่วงหน้าว่ามีกลุ่มอะไรบ้างและมีข้อมูลของหน่วยตัวอย่างในแต่ละกลุ่มก่อน การวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม

(discriminant analysis, DA) ซึ่งเป็นเทคนิควิธีทางสถิติที่มักถูกนำมาใช้ในวิเคราะห์จำแนกกลุ่มตั้งแต่ 2 กลุ่มขึ้นไป การวิเคราะห์ด้วยวิธีนี้นอกจากจะสามารถจำแนกความแตกต่างระหว่างกลุ่มได้แล้ว ยังสามารถบอกได้ว่าตัวแปรใดจำแนกได้ดีกว่ากัน นั่นคือสามารถบอกประสิทธิภาพหรือน้ำหนักในการจำแนกของตัวแปรทำนายหรือตัวแปรอิสระได้ ซึ่งจะคล้ายกับการวิเคราะห์ถดถอยพหุคูณ (regression analysis) แต่ด้วยตัวแปรที่ศึกษาในการวิจัยครั้งนี้คือกลุ่มแผนการเรียนต่าง ๆ ซึ่งไม่สามารถจัดเรียงลำดับได้ จึงเลือกใช้การวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม (ก้องเกียรติ บุญเสริม, 2552) โดยมีข้อตกลงเบื้องต้นในการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม คือ ตัวแปรอิสระต้องมีการแจกแจงแบบปกติ, เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมของตัวแปรอิสระต้องมีความเท่าเทียมกัน, ตัวแปรอิสระไม่มีความสัมพันธ์ร่วมเชิงพหุเชิงเส้น, ขอบเขตข้อมูลที่ใช้ในการแบ่งแยกประเภทต้องอยู่ในรูปแบบเชิงเส้น และจำนวนหน่วยวิเคราะห์ต่อกลุ่มไม่ควรมีจำนวนแตกต่างกัน (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010)

เนื่องด้วยในปัจจุบันซึ่งถือได้ว่าเป็นยุคเทคโนโลยีสารสนเทศ เทคนิคการจำแนกข้อมูลและพยากรณ์ข้อมูลได้รับการพัฒนาอย่างต่อเนื่องให้มีความถูกต้องและแม่นยำมากยิ่งขึ้น มีการคิดค้นการวิเคราะห์ในรูปแบบใหม่ รวมทั้งการคิดค้นต่อยอดจากเทคนิคการวิเคราะห์แบบดั้งเดิม เช่น เทคนิคเครือข่ายใยประสาท (neural network, NN) และเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (support vector machine, SVM) ซึ่งต่างเป็นเทคนิคการวิเคราะห์รูปแบบใหม่ที่มักถูกนำมาใช้ในการจำแนกประเภทของข้อมูลในปัจจุบัน แต่เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะสามารถใช้แก้ปัญหาทางด้านการรู้จำรูปแบบข้อมูล (overfitting) ได้ดีกว่าเทคนิคเครือข่ายใยประสาท และเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะไม่มีข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับตัวแปรอิสระหรือข้อมูลนำเข้า (input data) ในการวิเคราะห์ (เดช ธรรมศิริ และพยุง มีสัจ, 2553; เอกสิทธิ์ พัชรวงศ์ศักดา, 2557) สำหรับหลักการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนนั้น คือ การคำนวณหาเส้นแบ่งกลุ่มทั้งแบบเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้นที่สามารถแบ่งตรงกึ่งกลางระหว่างกลุ่มให้มีระยะห่างระหว่างขอบเขตของทั้งสองกลุ่มกันมากที่สุด (maximized margin) เพื่อลดความผิดพลาดจากการทำนาย (minimize error) ซึ่งต่างจากเทคนิคเครือข่ายใยประสาทเทียมที่มุ่งเพียงทำให้ความผิดพลาดจากการทำนายให้ต่ำที่สุดเพียงอย่างเดียว นอกจากนี้ยังมีการประยุกต์วิธีวิเคราะห์ข้อมูลจากศาสตร์ทางวิทยาการคอมพิวเตอร์มาใช้จำแนกประเภทของข้อมูลที่เรียกว่า เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ (decision tree, DT) คุณสมบัติเด่นของเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ คือ มีความยืดหยุ่น มีความสามารถในการประมวลผลและทำนายผลได้อย่างแม่นยำ โดยมีรูปแบบโครงสร้างที่มีลำดับขั้นของการตัดสินใจ (Rokach, 2008) ลักษณะคล้ายกับต้นไม้กลับหัวที่มีรากอยู่ด้านบน และใบอยู่ด้านล่างสุด ภายในต้นไม้จะประกอบด้วยโหนด (node) โหนดที่อยู่บนสุดของต้นไม้จะเรียกว่า โหนดราก (root node) และแตกออกเป็นโหนดย่อย ๆ จนถึงโหนดสุดท้ายเรียกว่า โหนดใบ (leaf node) ซึ่งแสดงถึงกลุ่มของข้อมูล (class) หรือผลลัพธ์ที่ได้จาก

การทำนาย และจากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการนำเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจมาประยุกต์ใช้กับข้อมูลทางการศึกษา พบว่ามีการนำเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจมาใช้วิเคราะห์จำแนกกลุ่มสาขาวิชาและพยากรณ์สาขาวิชาที่เหมาะสมสำหรับนิสิตนักศึกษาระดับปริญญาตรี เพื่อช่วยให้นิสิตนักศึกษาสามารถเลือกสาขาที่เหมาะสมกับตนเอง หรือใช้ในการทำนายผลการเรียนของนิสิตนักศึกษาในอนาคต (กฤษณะ ไวยมัย, ชิดชนก ส่งศิริ และธนาวินท์ รักธรรมานนท์, 2544; ไพฑูรย์ จันทร์เรือง, 2550; ทัศนีย์ เพียรทำดี, 2558) ซึ่งทั้งเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจต่างเป็นเทคนิคที่ใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้เพื่อสร้างโมเดลที่สอดคล้องกับข้อมูลของหน่วยตัวอย่างในแต่ละกลุ่มมากที่สุด โดยแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรทำนายและกลุ่มของหน่วยตัวอย่าง ขั้นตอนการจำแนกประเภทข้อมูลเริ่มจากการแบ่งข้อมูลเป็นสองส่วน ได้แก่ ข้อมูลฝึกฝน และข้อมูลทดสอบ แต่ละชุดข้อมูลจะประกอบด้วยข้อมูลของตัวแปรทำนาย และกลุ่มที่แต่ละหน่วยตัวอย่างเป็นสมาชิก ข้อมูลฝึกฝนจะถูกนำไปใช้ในการสร้างโมเดลการจำแนกประเภท และโมเดลนี้จะถูกนำไปใช้จำแนกประเภทข้อมูลของหน่วยตัวอย่างในข้อมูลทดสอบ โมเดลที่ได้รับการทดสอบว่ามีความถูกต้องสูงก็จะถูกนำไปใช้ทำนายข้อมูลใหม่ต่อไป

แม้ว่าเทคนิควิธีการจำแนกและพยากรณ์ข้อมูลจะถูกพัฒนาขึ้นเพื่อให้ผลการวิเคราะห์มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น แต่ในปัจจุบันจะพบว่างานวิจัยที่เกี่ยวกับการพัฒนาโมเดลการทำนายแผนการเรียนยังมีอยู่น้อย ประกอบกับเทคนิคการวิเคราะห์ที่ใช้ในการวิเคราะห์โมเดลยังไม่หลากหลายและทันสมัย งานวิจัยนี้จึงสนใจที่จะเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลทำนายแผนการเรียนได้จากการวิเคราะห์โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ เพื่อให้ได้โมเดลทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อในระดับมัธยมศึกษาตอนปลายที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด ซึ่งจะช่วยให้นักเรียนสามารถเลือกเรียนในแผนการเรียนที่เหมาะสมกับตนเองมากยิ่งขึ้น และจะเป็นประโยชน์ให้ผู้ที่สนใจได้ใช้เป็นแนวทางในการศึกษาต่อไป

คำถามการวิจัย

1. ปัจจัยใดบ้างที่สามารถใช้ทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย

2. โมเดลทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายที่ได้จากการวิเคราะห์โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ จะมีประสิทธิภาพแตกต่างกันหรือไม่ อย่างไร

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อศึกษาปัจจัยที่สามารถทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย

2. เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายที่ได้จากการวิเคราะห์โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ

สมมติฐานการวิจัย

1. จากการศึกษาเอกสารงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ผู้วิจัยได้ทำการสังเคราะห์ตัวแปรที่ส่งผลต่อการเลือกแผนการเรียนโดยได้คัดเลือกตัวแปรที่จะนำใช้ในการดำเนินการวิจัยครั้งนี้ ซึ่งมีหลักเกณฑ์ในการคัดเลือก คือ เป็นตัวแปรที่ส่งผลหรืออิทธิพลต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนอย่างมีนัยสำคัญ รวมทั้งเป็นตัวแปรที่มีความถี่สูงสุดจากการสังเคราะห์ และเพื่อความละเอียดในการทำนายแผนการเรียนให้มีความถูกต้องและชัดเจนมากยิ่งขึ้น ผู้วิจัยได้ทำการปรับตัวแปรโดยการยุบรวมตัวแปรบางตัวแปรที่มีลักษณะใกล้เคียงกัน และได้แยกตัวแปรผลการเรียนเฉลี่ยสะสมออกเป็นตัวแปรผลการเรียนเฉลี่ยในแต่ละกลุ่มสาระการเรียนรู้ จำนวน 4 กลุ่มสาระการเรียนรู้ตามจุดเน้นของแต่ละแผนการเรียน ซึ่งจากการปรับตัวแปรจะทำให้ได้ตัวแปรสำหรับใช้ในการสร้างโมเดลทำนายแผนการเรียนจำนวน 9 ตัวแปร ได้แก่ เพศ, ผลการเรียนเฉลี่ยระดับมัธยมศึกษาตอนต้นในกลุ่มสาระการเรียนรู้วิทยาศาสตร์, คณิตศาสตร์, ภาษาต่างประเทศ, ภาษาไทย, การสนับสนุนจากครอบครัว, การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน, โอกาสในการประกอบอาชีพ และการรับรู้ความสามารถของตนเอง ดังนั้นตัวแปรดังกล่าวทั้ง 9 ตัวแปร น่าจะสามารถใช้ทำนายแผนการเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ

2. โมเดลทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ จะมีประสิทธิภาพแตกต่างกัน เนื่องจากในแต่ละเทคนิคการวิเคราะห์จะมีข้อจำกัดหรือมีหลักการวิเคราะห์ที่แตกต่างกัน เช่น เทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่มจะมีสมมติฐานเบื้องต้นในการวิเคราะห์ คือ ข้อมูลในแต่ละกลุ่มจะต้องมีการแจกแจงปกติ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมมีความเท่าเทียมกันในทุกกลุ่ม และตัวแปรต้นต้องมีความเป็นอิสระต่อกัน แต่สำหรับเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจจะไม่มีสมมติฐานเบื้องต้นในการวิเคราะห์ ซึ่งถ้าหากลักษณะของข้อมูลของตัวอย่างที่เก็บรวบรวมได้ในการวิจัยครั้งนี้ไม่เป็นไปตามสมมติฐานเบื้องต้นของเทคนิคการ

วิเคราะห์การจำแนกกลุ่มแล้วจะทำให้โมเดลทำนายแผนการเรียนที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่มขาดความน่าเชื่อถือหรืออาจมีประสิทธิภาพต่ำกว่าโมเดลทำนายแผนการเรียนที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนหรือเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ แต่โดยส่วนใหญ่แล้วเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะให้ประสิทธิภาพที่ดีกว่าในกรณีที่ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้มีจำนวนน้อย (Vanajakshi & Rilett, 2004)

ขอบเขตของการวิจัย

1. ประชากรที่ใช้ในการศึกษาคือนักเรียนที่กำลังศึกษาอยู่ในชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 6 ปีการศึกษา 2559 โรงเรียนสังกัดสำนักงานคณะกรรมการการศึกษาขั้นพื้นฐาน จำนวน 374,749 คน (กระทรวงศึกษาธิการ, 2559: ออนไลน์)

2. ตัวแปรที่ทำการศึกษาประกอบด้วย

2.1 ตัวแปรอิสระ จำนวน 9 ตัวแปร ได้แก่ เพศ, ผลการเรียนเฉลี่ยระดับมัธยมศึกษาตอนต้นในกลุ่มสาระการเรียนรู้วิทยาศาสตร์, คณิตศาสตร์, ภาษาต่างประเทศ, ภาษาไทย, การสนับสนุนจากครอบครัว, การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน, โอกาสในการประกอบอาชีพ และการรับรู้ความสามารถของตนเอง

2.2 ตัวแปรตาม คือ แผนการเรียน โดยแบ่งออกเป็น 4 แผนการเรียน ได้แก่ แผนการเรียนวิทย์-คณิต, ศิลป์-คณิต, ศิลป์-ภาษา และศิลป์-ทั่วไป

3. โมเดลที่ใช้ในการทำนายแผนการเรียน สร้างขึ้นโดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ

4. การแบ่งข้อมูลเพื่อใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ ใช้วิธี 10-fold cross-validation test แบ่งข้อมูลออกเป็น 10 กลุ่ม จำนวนเท่า ๆ กัน โดยใช้ 9 กลุ่ม เป็นชุดข้อมูลฝึกฝน (training data) เพื่อสร้างโมเดล และอีก 1 กลุ่มใช้เป็นชุดข้อมูลทดสอบ (testing data) แล้วทำการวนซ้ำเป็นจำนวน 10 รอบ โดยเปลี่ยนชุดข้อมูลทดสอบไปเรื่อย ๆ จนครบ สำหรับการวัดประสิทธิภาพของโมเดลที่ได้จากการวิเคราะห์แต่ละเทคนิควิธี จะพิจารณาจากค่าความแม่นยำ (accuracy) โดยคำนวณจากจำนวนหน่วยตัวอย่างที่ได้รับการทำนายกลุ่มได้อย่างถูกต้องทั้งหมดหารด้วยจำนวนหน่วยตัวอย่างทั้งหมด

คำจำกัดความที่ใช้ในการวิจัย

1. แผนการเรียน หมายถึง กลุ่มการเรียนสำหรับแบ่งผู้เรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย ได้แก่ แผนการเรียนวิทย์-คณิต แผนการเรียนศิลป์-คณิต แผนการเรียนศิลป์-ภาษา และแผนการเรียนศิลป์-ทั่วไป

2. การสนับสนุนของครอบครัว หมายถึง การได้รับข้อมูลหรือคำแนะนำเกี่ยวกับการเลือกแผนการเรียนจากพ่อแม่หรือผู้ปกครอง การได้รับการส่งเสริมและสนับสนุนค่าใช้จ่ายในการเรียนต่อจากพ่อแม่หรือผู้ปกครอง ตลอดจนอาชีพและระดับการศึกษาของพ่อแม่หรือผู้ปกครองซึ่งช่วยเสริมสร้างแรงผลักดันและความกระตือรือร้นในการเรียนของนักเรียน

3. การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนว หมายถึง การได้รับข้อมูลหรือคำแนะนำเกี่ยวกับการเลือกแผนการเรียนจากครูแนะแนวในโรงเรียน การได้ทำกิจกรรมแนะแนวสำรวจตนเองเกี่ยวกับความสามารถ ความถนัด และความสนใจของตนเอง รวมถึงการยกตัวอย่างหรือรุ่นพี่หรือบุคคลอื่นที่ประสบความสำเร็จในแต่ละแผนการเรียน

4. โอกาสในการประกอบอาชีพ หมายถึง การคาดคะเนอาชีพเป้าหมายในอนาคต การคาดเดาว่าจะได้ศึกษาต่อในสาขาวิชาที่เกี่ยวข้องกับอาชีพเป้าหมายและได้ฝึกทักษะที่จำเป็นเพื่อเตรียมพร้อมสำหรับการประกอบอาชีพเป้าหมายในอนาคตได้

5. การรับรู้ความสามารถของตนเอง หมายถึง การที่นักเรียนตัดสินใจเลือกแผนการเรียน นักเรียนจะคำนึงถึงความรู้ความสามารถ ระดับสติปัญญา บุคลิกภาพ ความถนัด และความสนใจของตนเอง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ประโยชน์ที่ได้รับ

1. ด้านวิชาการ

ผลการวิจัยในครั้งนี้จะทำให้ทราบปัจจัยเชิงสาเหตุที่มีอิทธิพลต่อการเลือกแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย และได้โมเดลทำนายแผนการเรียนที่เหมาะสมกับความถนัดและความสนใจของนักเรียนในการศึกษาต่อในระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย ซึ่งจะมีส่วนช่วยสนับสนุนการตัดสินใจในการเลือกแผนการเรียน ทำให้นักเรียนสามารถเลือกแผนการเรียนที่เหมาะสมกับความสามารถของตนเอง นอกจากนี้โมเดลทำนายแผนการเรียนที่ได้ยังสามารถใช้เป็นเครื่องมือประกอบการตัดสินใจสำหรับนักเรียนที่ต้องการย้ายแผนการเรียนในระหว่างปีได้อีกด้วย

เพื่อเป็นการเพิ่มโอกาสสำเร็จการศึกษาตามแผนการเรียนมากขึ้น ลดปัญหาการสูญเปล่าทางเรียนของนักเรียนได้

2. ด้านการนำไปใช้

ข้อค้นพบจากการวิจัยสามารถนำมาใช้เป็นแนวทางให้กับผู้ที่มีส่วนเกี่ยวข้องกับการจัดการศึกษาทั้งในระดับโรงเรียน ระดับเขตพื้นที่ และระดับประเทศ ในการพัฒนาหรือปรับปรุงหลักสูตรให้สอดคล้องกับความถนัด ความสนใจ และความต้องการของผู้เรียน รวมทั้งส่งเสริมให้นักเรียนออกไปฝึกประสบการณ์ในสถานประกอบการตามที่นักเรียนสนใจ เพื่อให้นักเรียนได้เรียนรู้ถึงความต้องการของตัวเองว่ามีความถนัดแบบใด ชอบหรือไม่ชอบสิ่งใด นอกจากนี้ข้อค้นพบจากการวิจัยจะมีส่วนช่วยให้ผู้ปกครอง ครูแนะแนว หรือบุคคลอื่นที่เกี่ยวข้องกับนักเรียน เห็นความสำคัญของการสนับสนุนในการเรียน การให้คำปรึกษาและคำแนะนำในการเลือกแผนการเรียน ตลอดจนทำให้นักเรียน ผู้ปกครอง และครูแนะแนวได้ร่วมกันวางแผนทางการศึกษาเพื่อให้นักเรียนประสบความสำเร็จทางการเรียนและการทำงานในอนาคตต่อไป

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่ 2
เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การวิจัยเรื่อง การพัฒนาโมเดลทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย ผู้วิจัยได้ศึกษาวรรณกรรม เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องเพื่อทำความเข้าใจและสรุปกรอบแนวคิดในการวิจัย โดยนำเสนอแบ่งเป็น 4 ตอนตามลำดับดังนี้

ตอนที่ 1 การจัดแผนการเรียนตามหลักสูตรระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย

ตอนที่ 2 ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกแผนการเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย

ตอนที่ 3 เทคนิควิธีที่ใช้ในการวิเคราะห์

ตอนที่ 4 กรอบแนวคิดในการวิจัย

ตอนที่ 1 การจัดแผนการเรียนตามหลักสูตรระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย

พระราชบัญญัติการศึกษาแห่งชาติ พ.ศ. 2542 และกฎกระทรวงว่าด้วยการแบ่งระดับและประเภทของการศึกษาขั้นพื้นฐาน พ.ศ. 2546 ข้อที่ 1 ได้กำหนดว่าการศึกษาในระบบที่เป็นการศึกษาขั้นพื้นฐานให้แบ่งออกเป็นสามระดับ คือ (1) การศึกษาระดับก่อนประถมศึกษา โดยปกติเป็นการจัดการศึกษาให้แก่เด็กที่มีอายุสามปีถึงหกปี เพื่อเป็นการวางรากฐานชีวิตและการเตรียมความพร้อมของเด็กทั้งร่างกายและจิตใจ สติปัญญา อารมณ์ บุคลิก และการอยู่ร่วมในสังคม (2) การศึกษาประถมศึกษา เป็นการศึกษาที่มุ่งวางรากฐานเพื่อให้ผู้เรียนได้พัฒนาคุณลักษณะที่พึงประสงค์ ทั้งในด้านคุณธรรม จริยธรรม ความรู้และความสามารถขั้นพื้นฐานโดยปกติใช้เวลาเรียนหกปี และ (3) การศึกษาระดับมัธยมศึกษา แบ่งเป็นสองระดับ คือ การศึกษาระดับมัธยมศึกษาตอนต้น เป็นการศึกษาที่มุ่งให้ผู้เรียนได้พัฒนาคุณลักษณะที่พึงประสงค์ในด้านต่าง ๆ ต่อจากระดับประถมศึกษา เพื่อให้รู้ความต้องการ ความสนใจ และความถนัดของตนเองทั้งในด้านวิชาการและวิชาชีพ ตลอดจนความสามารถในการประกอบการงานและอาชีพตามควรแก่วัย โดยปกติใช้เวลาเรียนสามปี และการศึกษาระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย เป็นการศึกษาที่มุ่งส่งเสริมให้ผู้เรียนได้ศึกษาตามความถนัดและความสนใจ เพื่อเป็นพื้นฐานสำหรับการศึกษาต่อหรือการประกอบอาชีพรวมทั้งการพัฒนาคุณธรรม จริยธรรม และทักษะทางสังคมที่จำเป็น โดยปกติใช้เวลาเรียนสามปี และในกฎกระทรวงข้อที่ 2 เป็นข้อความที่เกี่ยวโยงกับ กฎกระทรวงข้อที่ 1 กล่าวว่า การศึกษาระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย แบ่งเป็นสองประเภท ได้แก่ ประเภทสามัญศึกษา เป็นการจัดการศึกษาเพื่อ

พัฒนาผู้เรียนตามความถนัด ความสนใจศักยภาพ และความสามารถพิเศษเฉพาะด้านเพื่อเป็นพื้นฐานสำหรับการศึกษาต่อในระดับอุดมศึกษา และประเภทอาชีวศึกษา เป็นการจัดการศึกษาเพื่อพัฒนาความรู้และทักษะในการประกอบอาชีพให้เป็นกำลังแรงงานที่มีฝีมือ หรือศึกษาต่อในระดับอาชีพชั้นสูงต่อไป

หลักสูตรแกนกลางการศึกษาขั้นพื้นฐาน (กระทรวงศึกษาธิการ, 2551) มุ่งพัฒนาผู้เรียนทุกคน ซึ่งเป็นกำลังของชาติให้เป็นมนุษย์ที่มีความสมดุลทั้งด้านร่างกาย ความรู้ คุณธรรม มีจิตสำนึกในความเป็นพลเมืองไทยและเป็นพลโลก ยึดมั่นในการปกครองตามระบอบประชาธิปไตยอันมีพระมหากษัตริย์ทรงเป็นประมุข มีความรู้และทักษะพื้นฐาน รวมทั้งเจตคติที่จำเป็นต่อการศึกษาต่อการประกอบอาชีพและการศึกษาตลอดชีวิต มุ่งเน้นผู้เรียนเป็นสำคัญบนพื้นฐานความเชื่อว่าทุกคนสามารถเรียนรู้และพัฒนาตนเองได้เต็มตามศักยภาพโดยจัดระดับการศึกษาเป็นสามระดับ ดังนี้

1. ระดับประถมศึกษา (ชั้นประถมศึกษาปีที่ 1 – 6) การศึกษาระดับนี้เป็นช่วงแรกของการศึกษาภาคบังคับ มุ่งเน้นทักษะพื้นฐานด้านการอ่าน การเขียน การคิดคำนวณ ทักษะการคิดพื้นฐาน การติดต่อสื่อสาร กระบวนการเรียนรู้ทางสังคม และพื้นฐานความเป็นมนุษย์ การพัฒนาคุณภาพชีวิตอย่างสมบูรณ์และสมดุลทั้งในด้านร่างกาย สติปัญญา อารมณ์ สังคม และวัฒนธรรม โดยเน้นจัดการเรียนรู้แบบบูรณาการ

2. ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น (ชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 1 – 3) เป็นช่วงสุดท้ายของการศึกษาภาคบังคับ มุ่งเน้นให้ผู้เรียนได้สำรวจความถนัดและความสนใจของตนเอง ส่งเสริมการพัฒนาบุคลิกภาพส่วนตน มีทักษะในการคิดวิจารณญาณ คิดสร้างสรรค์ และคิดแก้ปัญหา มีทักษะในการดำเนินชีวิต มีทักษะการใช้เทคโนโลยีเพื่อเป็นเครื่องมือในการเรียนรู้ มีความรับผิดชอบต่อสังคม มีความสมดุลทั้งด้านความรู้ ความคิด ความดีงาม และมีความภูมิใจในความเป็นไทย ตลอดจนใช้เป็นพื้นฐานในการประกอบอาชีพหรือการศึกษาต่อ

3. ระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย (ชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 4 – 6) การศึกษาระดับนี้เน้นการเพิ่มพูนความรู้และทักษะเฉพาะด้าน สนองตอบความสามารถ ความถนัด และความสนใจของผู้เรียนแต่ละคนทั้งด้านวิชาการและวิชาชีพ มีทักษะในการใช้วิทยาการและเทคโนโลยี ทักษะกระบวนการคิดขั้นสูง สามารถนำความรู้ไปประยุกต์ใช้ให้เกิดประโยชน์ในการศึกษาต่อและการประกอบอาชีพ มุ่งพัฒนาตนและประเทศตามบทบาทของตน สามารถเป็นผู้นำและผู้ให้บริการชุมชนในด้านต่าง ๆ ซึ่งหลักสูตรในระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย เป็นหลักสูตรที่เน้นการศึกษาต่อในสถาบันอุดมศึกษาระดับปริญญาตรีในสาขาวิชาต่าง ๆ ใช้ระยะเวลาในการศึกษาตามหลักสูตรคือ 3 ปี โดยแบ่งการศึกษาออกเป็นแผนการเรียนต่าง ๆ ตามความถนัดและความสนใจของนักเรียน ดังนี้

แผนการเรียนวิทย์-คณิต ผู้ที่เลือกเรียนในแผนการเรียนนี้ควรมีความชอบความสนใจ และมีพื้นฐานความรู้ที่ดีในวิชาวิทยาศาสตร์และคณิตศาสตร์ (ควรมีผลการเรียนเฉลี่ยในวิชาวิทยาศาสตร์ และคณิตศาสตร์ ตั้งแต่ 3.00 ขึ้นไป) เพราะการเรียนในแผนการเรียนนี้จะเน้นหนักไปที่วิชาหลัก คือ วิทยาศาสตร์ (ฟิสิกส์ เคมี ชีววิทยา) และคณิตศาสตร์ ดังนั้นนักเรียนที่สนใจเลือกเรียนในแผนการเรียนนี้จึงควรมีอุปนิสัยเป็นคนช่างสังเกต ชอบศึกษา ค้นคว้า ทดลอง วิเคราะห์ ชอบแก้ปัญหาต่าง ๆ มีความถนัดในการคิดคำนวณอย่างคล่องแคล่ว

แผนการเรียนศิลป์-คณิต ผู้ที่เลือกเรียนในแผนการเรียนนี้ควรมีพื้นฐานความรู้ที่ดีในวิชาคณิตศาสตร์ ภาษาอังกฤษ และสังคมศึกษา นักเรียนที่เลือกเรียนแผนการเรียนนี้ควรมีอุปนิสัยเป็นคนรักการอ่าน การสำรวจ การวิจัย ใส่ใจสภาพสังคม เศรษฐกิจ การเมือง การปกครอง ชอบการวางแผน ติดตามการเปลี่ยนแปลงของกระแสโลก

แผนการเรียนศิลป์-ภาษา ผู้ที่เลือกเรียนในแผนการเรียนนี้ควรมีพื้นฐานความรู้ที่ดีในวิชาภาษาอังกฤษ ภาษาไทย และสังคมศึกษา เหมาะสำหรับนักเรียนที่ชอบเรียนรู้ภาษาต่างประเทศต่าง ๆ ไม่ว่าจะเป็นภาษาฝรั่งเศส ภาษาเยอรมัน ภาษาญี่ปุ่น ภาษาจีน ฯลฯ อุปนิสัยของนักเรียนที่เลือกเรียนในแผนการเรียนนี้ควรเป็นคนรักการอ่าน ชอบการติดต่อสื่อสารกับผู้อื่น มีความคล่องตัวในการเขียนหรือพูดโต้ตอบ กล้าแสดงออก ถ่ายทอดความคิดความรู้สึกได้เป็นอย่างดี

แผนการเรียนศิลป์-ทั่วไป ผู้ที่เลือกเรียนในแผนการเรียนนี้ควรมีพื้นฐานความรู้ที่ดีในวิชาภาษาอังกฤษ ภาษาไทย และสังคมศึกษา เหมาะสำหรับนักเรียนที่มีความสามารถพื้นฐานในด้านการใช้และเข้าใจภาษา การจดจำสิ่งต่าง ๆ และมีเหตุผลในการคิดวิเคราะห์ อุปนิสัยของนักเรียนที่เลือกเรียนในแผนการเรียนนี้ควรเป็นคนที่ชอบการแสดงออก ชอบสังคม ชอบพบปะพูดคุย ชอบเสนอความคิดเห็น ชอบช่วยเหลือ

ตอนที่ 2 ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกแผนการเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย

ในการวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยมุ่งศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย เนื่องจากการเลือกแผนการเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายถือได้ว่าเป็นการตัดสินใจทางอาชีพครั้งสำคัญสำหรับนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 ซึ่งจากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการเลือกศึกษาต่อของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 พบว่ามีงานวิจัยจำนวนไม่น้อยที่ศึกษาเกี่ยวกับปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกแผนการเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย โดยมีผลงานวิจัยตามรายละเอียดดังนี้

จินตนา โนนวงศ์ (2558) ศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 โดยใช้การวิเคราะห์จำแนกกลุ่มและการวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน กลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้คือ นักเรียนระดับมัธยมศึกษาปีที่ 3 ภาคเรียนที่ 1 ปีการศึกษา 2557 ในโรงเรียนมัธยมศึกษาสำนักงานเขตพื้นที่การศึกษามัธยมศึกษา เขต 21 ได้มาโดยการสุ่มแบบหลายขั้นตอน (multi-stage random sampling) จำนวน 800 คน ผลการวิเคราะห์จำแนกกลุ่มพบว่าปัจจัยที่สามารถจำแนกกลุ่มนักเรียนที่ตัดสินใจเลือกแผนการเรียนวิทยาศาสตร์และแผนการเรียนศิลปศาสตร์ มีจำนวน 6 ปัจจัย ได้แก่ ความสามารถในการรับรู้ทางด้านการเรียนของตนเอง (ABL), โอกาสในการประกอบอาชีพ (EXF2) , เกรดเฉลี่ยสะสม (GPA), ค่านิยมของตนเอง (VUL), โอกาสในการศึกษาต่อ (EXF1) และการสนับสนุนจากครอบครัว (SUF) สามารถเขียนเป็นสมการจำแนกกลุ่มสำหรับค่ามาตรฐานได้ดังนี้

$$Z(PLN) = 0.380(GPA) + 0.172(SUF) + 0.352(EXF1) + 0.311(EXF2) + 0.428(ABL) + 0.356(VUL)$$

สมการจำแนกกลุ่มสำหรับค่าคะแนนดิบได้ดังนี้

$$PLN = -15.108 + 0.780(GPA) + 0.328(SUF) + 0.825(EXF1) + 0.704(EXF2) + 1.051(ABL) + 0.705(VUL)$$

นอกจากนี้ยังพบว่าผลการวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน มีผลการวัดประสิทธิภาพโดยรวม (F-measure) ชุดเรียนรู้ ได้ร้อยละ 100 และผลการวัดประสิทธิภาพโดยรวม (F-measure) ชุดทดสอบได้ร้อยละ 91

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สุพัฒน์กุล ภัคโชค (2555) ซึ่งได้ศึกษาตัวแบบการเลือกแผนการเรียนระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย โดยการพิจารณาผลการเรียนรายวิชาหลัก ด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูลการเลือกแผนการเรียนที่เหมาะสมมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการพัฒนาตนเองของผู้เรียน โดยเฉพาะอย่างยิ่งผู้ที่กำลังจะจบการศึกษาระดับมัธยมศึกษาตอนต้นและก้าวเข้าสู่ระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย การวิจัยนี้มีความมุ่งหมายเพื่อค้นหาปัจจัยที่มีผลต่อการเลือกแผนการเรียน และความสามารถในการศึกษาในแผนการเรียนนั้นได้อย่างประสบความสำเร็จด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล ซึ่งข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยมาจากผลการเรียนในรายวิชาต่าง ๆ และข้อมูลแบบสอบถามวิธีการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนของนักเรียนระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย โดยมีจำนวนตัวอย่างจากนักเรียนระดับมัธยมศึกษาปลาย โรงเรียนสตรีศรีสุริโยทัย ปีการศึกษา 2555 ทั้งสิ้น 850 คน ผลการวิจัยที่ได้แสดงให้เห็นว่า ตัวแบบการเลือกแผนการเรียนระดับมัธยมศึกษาตอนปลายสามารถ บ่งบอกได้ว่าปัจจัยใดมีผลต่อการตัดสินใจเลือก

แผนการเรียนของนักเรียน และให้ค่าความถูกต้องในการแนะนำแผนการเรียนร้อยละ 79.76 จากตัวแบบดังกล่าวทำให้ทราบว่าวิชาพื้นฐานในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น ได้แก่ วิชาภาษาไทย คณิตศาสตร์ วิทยาศาสตร์ สังคมศึกษาฯ และภาษาอังกฤษ รวมทั้งผลการเรียนเฉลี่ยสะสมในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น เป็นปัจจัยหลักที่มีผลโดยตรงต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนของนักเรียนและสามารถศึกษาในแผนการเรียนนั้นได้อย่างประสบความสำเร็จ

ปรัศนีย์ อุ้มเครือ (2554) ศึกษาประสบการณ์ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 4 ที่ไม่มั่นใจในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน การศึกษาครั้งนี้มุ่งศึกษาประสบการณ์การเลือกแผนการเรียนของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 4 ที่ไม่มั่นใจในแผนการเรียนที่เลือก ผู้ให้ข้อมูลเป็นนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 4 จำนวน 10 คน โดยเลือกผู้ให้ข้อมูลแบบเฉพาะเจาะจง เก็บข้อมูลด้วยการสัมภาษณ์เชิงลึกและวิเคราะห์ข้อมูลแบบวิเคราะห์เนื้อหาตามระเบียบวิธีวิจัยเชิงคุณภาพแนวปรากฏการณ์วิทยา ผลการศึกษามีดังนี้ นักเรียนได้นิยามการเลือกแผนการเรียนว่าหมายถึง อาชีพที่นักเรียนอยากจะทำและเป็นอนาคตของนักเรียน ปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับการเลือกแผนการเรียนของนักเรียนประกอบด้วย (1) การที่ไม่รู้ข้อมูลเกี่ยวกับหลักสูตรของแผนการเรียน และการศึกษาต่อในอนาคต (2) การพิจารณาความสามารถทางวิชาการและความสนใจในวิชาหลักของแผนการเรียนและอาชีพที่อยากเป็นของนักเรียน และ (3) ข้อมูลจากครอบครัว อาจารย์ รุ่นพี่ และการมีเพื่อนร่วมเรียน แต่นักเรียนส่วนใหญ่ต่างตัดสินใจเลือกแผนการเรียนด้วยตนเอง โดยนักเรียนบางส่วนมีความมุ่งมั่นในแผนการเรียนที่เลือก แต่นักเรียนอีกส่วนหนึ่งมีความลังเล อย่างไรก็ตามเมื่อนักเรียนได้เข้าเรียนไประยะหนึ่งและสอบกลางภาคเรียน นักเรียนรู้สึกไม่มั่นใจในแผนการเรียนที่ตนเลือกเนื่องจาก (1) การเรียนไม่รู้เรื่อง และ (2) ผลการเรียนที่ไม่ดี ทำให้นักเรียนรู้สึกไม่มั่นใจ กลัวว่าจะเรียนไม่จบ กังวลกับการอนาคต ไม่รู้อนาคต ท้อใจ อยากเปลี่ยนแผนการเรียนแต่เปลี่ยนไม่ได้ ทำให้นักเรียนเผชิญกับความไม่มั่นใจของตนเอง

สุริชา เชื้อวงค์ (2552) ได้ศึกษาเรื่องปัจจัยที่สัมพันธ์ต่อการตัดสินใจเรียนต่อของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 ในกลุ่มสหวิทยาเขตหนองใหญ่ สังกัดสำนักงานเขตพื้นที่การศึกษาชลบุรี เขต 1 มีจุดมุ่งหมายเพื่อศึกษาปัจจัยที่สัมพันธ์ต่อการตัดสินใจเรียนต่อของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 ในกลุ่มสหวิทยาเขตหนองใหญ่ สังกัดสำนักงานเขตพื้นที่การศึกษาชลบุรี เขต 1 จำนวน 166 คน เครื่องมือที่ใช้เป็นแบบสอบถาม วิเคราะห์โดยใช้สถิติไค-สแควร์ (chi-square) ผลการศึกษาพบว่า (1) ปัจจัยด้านชีวสังคม ตัวแปรผลการเรียนมีความสัมพันธ์ต่อการตัดสินใจเรียนต่อในระดับที่สูงขึ้น

อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 (2) ปัจจัยด้านสิ่งแวดล้อม ตัวแปรการรับรู้ข่าวสารทางการศึกษาของผู้ปกครองและการแนะแนวของครูมีความสัมพันธ์ต่อการตัดสินใจเรียนต่อในระดับที่สูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 และ (3) ปัจจัยด้านเศรษฐกิจและสังคม ตัวแปรปัญหาภายในครอบครัวของนักเรียนมีความสัมพันธ์ต่อการตัดสินใจเรียนต่อในระดับที่สูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05

เสาวคนธ์ สาทา (2550) ได้ทำการศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อการปรับตัวด้านการเรียนแผนการเรียนวิทยาศาสตร์– คณิตศาสตร์ ของนักเรียนในระดับช่วงชั้นที่ 4 โรงเรียนสาธิตมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ประสานมิตร (ฝ่ายมัธยม) พบว่าปัจจัยระดับชั้นม.4 ทัศนคติต่อการเรียน การสนับสนุนการเรียนของผู้ปกครอง สัมพันธภาพระหว่างนักเรียนกับเพื่อน และระดับการศึกษาของผู้ปกครอง : ต่ำกว่าปริญญาตรี มีความสัมพันธ์ทางบวกกับการปรับตัวด้านการเรียนแผนการเรียนวิทยาศาสตร์-คณิตศาสตร์ของนักเรียน

ภาริณี จันทร์ขำ (2549) ได้ศึกษาและเปรียบเทียบปัจจัยการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาตอนปลายโรงเรียนวิมุตยารามพิทยากร สังกัดสำนักงานเขตพื้นที่กรุงเทพมหานคร เขต 3 เขตบางพลัด กรุงเทพมหานคร ใน 4 ด้าน คือ ด้านความสนใจและความถนัด ด้านโอกาสในการประกอบอาชีพ ด้านเศรษฐกิจและสังคม และด้านความต้องการของบุคคลที่เกี่ยวข้อง จำแนกตามคุณลักษณะส่วนบุคคลของนักเรียน กลุ่มตัวอย่างเป็นนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาตอนปลายโรงเรียนวิมุตยารามพิทยากร จำนวน 222 คน เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัยเป็นแบบสอบถาม ค่าความเชื่อมั่นเท่ากับ 0.89 วิเคราะห์ข้อมูลโดยหาค่าความถี่ ร้อยละ ค่าเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน t-test, F-test และทดสอบรายคู่โดยวิธีของเชฟเฟ ผลการวิจัยพบว่า (1) ปัจจัยการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาตอนปลาย โรงเรียนวิมุตยารามพิทยากร สังกัดสำนักงานเขตพื้นที่การศึกษากรุงเทพมหานคร เขต 3 เขตบางพลัด กรุงเทพมหานคร โดยภาพรวมทั้ง 4 ด้าน มีน้ำหนักการตัดสินใจมาก โดยอันดับ 1 คือ ด้านโอกาสในการประกอบอาชีพ รองลงมาด้านเศรษฐกิจและสังคม ด้านความสนใจและความถนัด และด้านความต้องการของบุคคลที่เกี่ยวข้อง ตามลำดับ (2) ผลการทดสอบสมมติฐานพบว่านักเรียนที่มีเพศ เกรดเฉลี่ยสะสมเมื่อจบมัธยมศึกษาปีที่ 3 ระดับการศึกษาสูงสุดของผู้ปกครอง อาชีพของผู้ปกครอง รายได้ของผู้ปกครองต่อเดือนที่ต่างกันจะมีการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาตอนปลายในภาพรวมไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05

ปุณฑิกา รามพุดซา (2547) ศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกศึกษาต่อของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 เขตพื้นที่การศึกษาที่ 1 จังหวัดนครราชสีมา ผลการวิจัยพบว่า มีปัจจัย 4 ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกศึกษาต่อของนักเรียน ได้แก่ (1) ปัจจัยด้านส่วนตัวซึ่งเกี่ยวข้องกับเพศและผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนของนักเรียน (2) ปัจจัยด้านครอบครัวที่รวมถึงอาชีพบิดา การศึกษาของบิดามารดา และรายได้ของครอบครัว (3) ปัจจัยด้านการเงินที่พบว่านักเรียนที่มุ่งหวังปัจจัยทางด้านการเงินสูงมีแนวโน้มที่จะศึกษาต่อทางสายสามัญ และ (4) ปัจจัยด้านเกียรติยศชื่อเสียงซึ่งพบว่านักเรียนที่มุ่งหวังปัจจัยด้านเกียรติยศชื่อเสียงมีแนวโน้มที่จะศึกษาต่อทางสายอาชีพ

รัตนกรณ์ ชนะขำ (2545) ได้ทำการศึกษาปัจจัยบางประการกับการตัดสินใจเลือกอาชีพของนักเรียนมัธยมศึกษาตอนปลายโรงเรียนสาธิตมหาวิทยาลัยรามคำแหง โดยสำรวจนักเรียนจำนวน 639 คน ด้วยแบบสำรวจวุฒิภาวะทางอาชีพ (career maturity inventory) มาตรวัดการรับรู้ความสามารถของตนในการตัดสินใจเลือกอาชีพ (career decision-making self-efficacy scale) และแบบวัดการตัดสินใจเลือกอาชีพ (career decision scale) และวิเคราะห์ผลทางสถิติเพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยที่กำหนดกับการตัดสินใจเลือกอาชีพ โดยหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สันพบว่าเพศ ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน และการรับรู้ความสามารถของตนด้านอาชีพส่งผลต่อการตัดสินใจเลือกอาชีพ

ทิศาวุฒิ โชตินิสากรณ์ (2545) ได้ทำการวิจัยเรื่องความสนใจในอาชีพของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 โรงเรียนวัฒโนทัยพายัพ จังหวัดเชียงใหม่ การวิจัยครั้งนี้มีจุดมุ่งหมายเพื่อที่จะศึกษาความสนใจในอาชีพของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 โรงเรียนวัฒโนทัยพายัพ จังหวัดเชียงใหม่ โดยศึกษาจากกลุ่มตัวอย่างจำนวน 205 คน ด้วยวิธีการสุ่มตัวอย่างแบบง่ายจากประชากรเป็นนักเรียนภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2544 จำนวน 431 คน เครื่องมือที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้เป็นแบบทดสอบความสนใจในอาชีพ SDS สร้างตามทฤษฎีการเลือกอาชีพของ Holland แบ่งเป็น 5 หมวด ทุกหมวดจะประเมินกลุ่มบุคลิกภาพทางอาชีพ 6 ลักษณะคืองานช่างฝีมือและกลางแจ้ง งานวิทยาศาสตร์และเทคนิคงานศิลปะดนตรีและวรรณกรรม งานบริการการศึกษาและสังคม งานการจัดการและค้าขาย งานสำนักงานและเสมียน สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ได้แก่ ความถี่ร้อยละและใช้การทดสอบไค-สแควร์ ผลการวิจัยสรุปได้ว่านักเรียนมีความสนใจในอาชีพงานด้านการจัดการและค้าขายมากที่สุด คิดเป็นร้อยละ 32.7 รองลงมาคืองานวิทยาศาสตร์และเทคนิค คิดเป็นร้อยละ 22.4 งานศิลปะดนตรีและวรรณกรรม คิดเป็นร้อยละ 15.6 งานบริการการศึกษาและสังคม คิดเป็นร้อยละ 14.1 งาน

ช่างฝีมือและกลางแจ้งคิดเป็นร้อยละ 11.2 ส่วนงานที่นักเรียนสนใจน้อยที่สุดคืองานสำนักงานและเสมียน คิดเป็นร้อยละ 3.9 และพบว่า เพศ ผลการเรียนเฉลี่ยสะสม และโปรแกรมการเรียนมีความสัมพันธ์กับความสนใจในอาชีพของนักเรียน

จิราลักษณ์ ฤทธิเดชโยธิน (2544) ศึกษาปัจจัยที่สัมพันธ์กับการตัดสินใจเรียนต่อชั้นมัธยมศึกษาตอนปลายของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 สังกัดกรมสามัญศึกษา เขตการศึกษา 12 กลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการศึกษา ได้แก่ นักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 จำนวน 380 คน เครื่องมือที่ใช้ในการเก็บรวบรวมข้อมูลเป็นแบบสอบถามและสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล คือ ความถี่และร้อยละ คะแนนเฉลี่ย ความเบี่ยงเบนมาตรฐาน และใช้การทดสอบไค-สแควร์ ผลการวิจัยพบว่า ผลการเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น การรับรู้ข่าวสารทางการศึกษาของนักเรียนและผู้ปกครอง เจตคติต่อการเรียนและค่านิยมทางการศึกษาของผู้ปกครองมีความสัมพันธ์กับการเรียนต่อชั้นมัธยมศึกษาตอนปลายอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($p<.05$)

สุชาติ วิวัฒน์ชานนท์ (2542) ศึกษาความสนใจในการเลือกศึกษาต่อของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 ในจังหวัดนครปฐม ผลการวิจัยพบว่านักเรียนมัธยมศึกษาสังกัดกรมสามัญศึกษาสนใจศึกษาต่อสายสามัญในสาขาวิชาศิลป์-คำนวณหรือสาขาวิชาวิทยาศาสตร์-คณิตศาสตร์ มากกว่านักเรียนมัธยมศึกษาสังกัดโครงการขยายโอกาสอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับ .05 นอกจากนี้ยังพบว่าเพศของนักเรียน ระดับการศึกษาของบิดามารดา หมวดอาชีพของบิดามารดา รายได้ของบิดามารดามีความสัมพันธ์กับความสนใจในสาขาวิชาที่นักเรียนจะศึกษาต่ออีกด้วย

สุมิตรา ศรีชูชาติ (2538) ได้ศึกษาการเลือกแผนการเรียนของนักเรียนในระดับชั้นมัธยมศึกษาตอนปลาย จังหวัดเชียงรายจำแนกกลุ่มตามแผนการเรียนในระดับชั้นมัธยมศึกษาตอนปลาย 3 แผนการเรียน คือ แผนการเรียนวิทย์-คณิต แผนการเรียนศิลป์-คณิต และแผนการเรียนศิลป์-ภาษา และศึกษาถึงผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนภายหลังการเลือกแผนการเรียนของนักเรียน โดยกลุ่มตัวอย่างเป็นนักเรียนในระดับชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 4 ในภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2537 ของโรงเรียนรัฐบาลสังกัดกรมสามัญศึกษา จังหวัดเชียงราย จำนวน 474 คน ตัวแปรที่สามารถใช้เป็นตัวแปรจำแนกมีจำนวน 8 ตัวแปร คือ ผลการเรียนในรายวิชาภาษาไทย สังคมศึกษา วิทยาศาสตร์ วิชาเลือกสังคม สุขศึกษา ภาษาอังกฤษ พุทธศาสนา และคณิตศาสตร์ ในระดับชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 ซึ่งสามารถนำไป

สร้างสมการจำแนกกลุ่มได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .001 สมการสามารถจำแนกนักเรียนเข้ากลุ่มตามแผนการเรียนได้ถูกต้องร้อยละ 79.45

มณฑา ศรีโพธิ์ (2528) ศึกษาองค์ประกอบที่มีอิทธิพลต่อการเลือกแผนการเรียนของนักเรียนมัธยมศึกษาตอนปลายในจังหวัดแพร่ โดยใช้แบบสอบถามองค์ประกอบที่มีอิทธิพลต่อการเลือกแผนการเรียนกับนักเรียนมัธยมศึกษาปีที่ 6 จำนวน 440 คน และวิเคราะห์โดยใช้การแจกแจง ความถี่ และหาค่าร้อยละ พบว่าลักษณะงานและรายได้ที่ต้องการได้รับมีอิทธิพลต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนมากที่สุด ส่วนเกียรติยศชื่อเสียง ความจำเป็น และบุคคลมีความสำคัญรองลงไปตามลำดับ

สุวิมล ดีล้น (2526) ศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการเลือกแผนการเรียนในกลุ่มนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 5 จำนวน 416 คน โดยใช้แบบสอบถามองค์ประกอบที่เป็นแรงจูงใจในการเลือกแผนการเรียน และวิเคราะห์ข้อมูลโดยการแจกแจงความถี่แล้ววิเคราะห์ด้วยการหาค่าร้อยละ และทำการเปรียบเทียบหาค่าไค-สแควร์ พบว่าลักษณะของงานมีความสำคัญต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนมากที่สุด ส่วนเหตุผลส่วนตัว รายได้ที่ต้องการได้รับ เกียรติยศชื่อเสียง และบุคคลมีความสำคัญรองลงไปตามลำดับ

Sintanakul & Sanrach (2016) ได้ทำการศึกษาการทำนายผลการทดสอบทางการศึกษาระดับชาติขั้นพื้นฐาน (O-NET) ชั้นม.6 ใน 5 วิชาหลัก (ภาษาไทย คณิตศาสตร์ วิทยาศาสตร์ สังคมศึกษาฯ และภาษาอังกฤษ) โดยอาศัยแนวทางการวิเคราะห์ข้อมูลแบบเหมืองข้อมูล ใช้อัลกอริทึมในการวิเคราะห์ 3 เทคนิค เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลพยากรณ์ที่ได้จากการวิเคราะห์แต่ละเทคนิค ได้แก่ Decision Tree , Naïve Bayes และ k-Nearest Neighbor ข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์คือคะแนนการทดสอบทางการศึกษาระดับชาติขั้นพื้นฐาน (O-NET) ชั้นม.3 ใน 5 วิชาหลักของนักเรียน แล้วทำนายว่าผลการทดสอบทางการศึกษาระดับชาติขั้นพื้นฐาน (O-NET) ชั้นม.6 ใน 5 วิชาหลักของนักเรียนในอนาคตนั้นจะอยู่ในกลุ่มเก่ง (high) หรือกลุ่มปานกลาง (high-medium) หรือกลุ่มพอใช้ (medium-low) หรือกลุ่มอ่อน (low) ผลการศึกษาพบว่าเทคนิค Naïve Bayes จะให้ผลการทำนายที่แม่นยำที่สุดสำหรับข้อมูลที่นำมาศึกษาครั้งนี้ จากนั้นจึงทำการศึกษาวรรณกรรมเกี่ยวกับวิชาที่สำคัญสำหรับแต่ละแผนการเรียนและหลักสูตรการเรียนของ 42 โรงเรียน แล้วสังเคราะห์เป็นโมเดลผังงาน (flow chart) สำหรับทำนายแผนการเรียนที่เหมาะสมกับนักเรียนต่อไป โดยนำผลการทำนายคะแนนดังกล่าวข้างต้นมาวิเคราะห์ร่วมกับลักษณะพหุปัญญา (multiple intelligence, MI)

ของนักเรียน ถึงแม้ว่าจากผลการศึกษาในครั้งนี้ เทคนิค Naïve Bayes จะให้ผลการทำนายที่แม่นยำที่สุด แต่เทคนิค Naïve Bayes ก็ยังไม่รองรับข้อมูลที่เป็นข้อมูลต่อเนื่อง (continuous data) ดังนั้นตัวแปรอิสระหรือตัวแปรตามที่มีค่าเป็นค่าต่อเนื่องจะต้องถูกแบ่งเป็นช่วง ๆ เช่น ถ้ามีตัวแปรอิสระที่เป็นค่าของอายุก็อาจแปลงค่าเหล่านั้นให้เป็นช่วง ๆ อาทิ “ต่ำกว่า 20 ปี” , “20-40 ปี” , “40 ปีขึ้นไป” เป็นต้น ซึ่งการแบ่งช่วงนั้นถ้าแบ่งไม่เหมาะสมก็จะมีผลต่อคุณภาพของโมเดลที่สร้างขึ้น ซึ่งจะแตกต่างจากเทคนิค Decision Tree สามารถใช้ได้กับข้อมูลแบบไม่ต่อเนื่องและแบบต่อเนื่องได้ (รุจิรา ธรรมสมบัติ, 2554)

Dorte (2001) ศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อการตัดสินใจเรียนต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายถึงระดับอุดมศึกษาของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาตอนต้นผลการวิจัยพบว่ากลุ่มนักเรียนที่ตัดสินใจเรียนต่อในระดับมัธยมศึกษาคือสายสามัญ ตามด้วยสายอาชีพ และสายกึ่งสามัญกึ่งอาชีพ ตามลำดับ และพบว่าปัจจัยด้านบุคคลในครอบครัวมีส่วนสำคัญในการตัดสินใจของนักเรียน ได้แก่ อาชีพของผู้ปกครอง ระดับการศึกษาของผู้ปกครอง และประสบการณ์ทางวิชาชีพของผู้ปกครอง

William (1980) ได้ทำการศึกษากระบวนการศึกษาองค์ประกอบจิตวิทยาในแรงบันดาลใจและความสำเร็จของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษา เมืองวิสคอนซิน ในการวางแผนการเรียน ซึ่งเป็นการวิจัยระยะยาวตั้งแต่ปี 1957-1975 จากการศึกษาสามารถสรุปปัจจัยที่ส่งผลต่อแรงบันดาลใจและความสำเร็จของ ดังนี้ รายได้ของครอบครัว อาชีพของบิดา การศึกษาของบิดา การศึกษาของมารดา ความสามารถทางการศึกษา การกระตุ้นทางการศึกษาของครอบครัว การกระตุ้นทางการศึกษาของครู แผนการเรียนของเพื่อน ซึ่งปัจจัยเหล่านี้ส่งผลต่อการวางแผนการเรียนของนักเรียนระดับมัธยมศึกษา

จากการศึกษาเอกสารและงานวิจัยต่าง ๆ ข้างต้น ผู้วิจัยได้ทำการสังเคราะห์ตัวแปรต่าง ๆ ซึ่งแสดงการสังเคราะห์งานวิจัยได้ดังตารางที่ 2.1 ดังนี้

ตารางที่ 2.1 การสังเคราะห์เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับปัจจัยที่ส่งผลต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนอย่างมีนัยสำคัญ

ตัวแปรที่ทำการศึกษา	สุวิมล ติ้นฉัน (2526)	มณฑา ศรีไพโจ (2528)	สุมิตรา ศรีชูชาติ (2538)	สุชาติ วิวัฒน์ชานนท์ (2542)	จิราลักษณ์ เทพิเดชชัยธิน (2544)	ทิศาวุฒิ โชติมีสากรณ์ (2545)	รัตนากรณ์ ชนะชำ (2545)	ปุณฑิกา รามพุตชา (2547)	ภาวิณี จันทร์ขำ (2549)	เสาวคนธ์ สาทา (2550)	สุริชา เชื้อวงศ์ (2552)	ปรัศนี อุ้มเครือ (2554)	สุพัฒน์กุล ภัคโชค (2555)	จินตนา โนนวงศ์ (2558)	William H. (1980)	Dorte D. (2001)	Sintanakul T. และ Santach C. (2016)	**รวม**
ผลการเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น			✓		✓	✓	✓	✓			✓		✓	✓				8
การสนับสนุนจากครอบครัว								✓	✓	✓	✓	✓		✓	✓	✓		8
การศึกษาของผู้ปกครอง				✓				✓		✓	✓				✓	✓		6
อาชีพของผู้ปกครอง				✓				✓			✓				✓	✓		5
รายได้รวมของครอบครัว				✓				✓			✓				✓	✓		5
การรับรู้ความสามารถของตนเอง					✓				✓			✓		✓	✓			5
เพศ				✓		✓	✓	✓										4
การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน									✓		✓	✓			✓			4
โอกาสในการประกอบอาชีพ/ความสนใจในอาชีพ						✓	✓		✓					✓				4
ลักษณะของงาน/อาชีพที่อยากจะเป็น	✓	✓										✓						3
การคล้อยตามเพื่อน									✓		✓				✓			3
ค่านิยมของตนเองที่เกี่ยวข้องกับแผนการเรียน					✓									✓	✓			3
รายได้ที่ต้องการได้รับ	✓	✓						✓										3
โอกาสในการศึกษาต่อ												✓		✓				2
เกียรติยศชื่อเสียง	✓	✓																2
คะแนน ONET ม.3 ใน 5 วิชาหลัก																	✓	1
ลักษณะพหุปัญญา (multiple intelligence)																	✓	1
ทัศนคติต่อการเรียน										✓								1

ตอนที่ 3 เทคนิควิธีที่ใช้ในการวิเคราะห์

การวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม (Discriminant Analysis)

วัตถุประสงค์ของเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม

การวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม เป็นเทคนิคการวิเคราะห์ที่เหมาะสำหรับการนำตัวแปรอิสระหลายตัว ซึ่งวัดในมาตรอันตรภาคหรืออัตราส่วนไปทำนายตัวแปรตาม ซึ่งเป็นตัวแปรกลุ่มหรือตัวแปรจัดประเภท (categorical variable) ตัวแปรกลุ่มอาจเป็นตัวแปรจัดประเภทแบบ 2 กลุ่มหรือมากกว่าก็ได้ ถ้าเป็นการจำแนก 2 กลุ่มเรียกว่า two-group discriminant analysis ถ้าจำแนกมากกว่า 2 กลุ่ม เรียกว่า multiple discriminant analysis แนวคิดของการจำแนกทดสอบสมมติฐาน คือการหาว่าค่าเฉลี่ยของตัวแปรต้นแต่ละกลุ่มมีค่าเท่ากันหรือไม่ การทดสอบนัยสำคัญทางสถิติเป็นการทดสอบระยะห่างระหว่างค่า centroid (ค่าเฉลี่ยของคะแนนจำแนกของแต่ละกลุ่ม) ของแต่ละกลุ่ม ทำให้ได้ฟังก์ชันการจำแนกไว้อธิบายว่าสามารถจำแนกกลุ่มใดด้วยตัวแปรใด การวิเคราะห์วิธีนี้นอกจากจะสามารถจำแนกระหว่างกลุ่มได้อย่างสูงสุดแล้ว ยังสามารถบอกธรรมชาติบางอย่างของการจำแนกนั้นด้วย เช่นบอกได้ว่าตัวแปรใดจำแนกได้ดีมากน้อยกว่ากัน นอกจากนี้การวิเคราะห์จำแนกกลุ่มยังสามารถพยากรณ์การเข้าสู่กลุ่มของข้อมูลใหม่ได้

การวิเคราะห์จำแนกกลุ่มมักถูกนำใช้ในกรณีที่คำถามการวิจัยต้องการคาดคะเนความสัมพันธ์หรือทำนายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร โดยสามารถตอบคำถามวิจัยได้ดังนี้ (กัลยา วานิชย์บัญชา, 2551; ศิริชัย กาญจนวาสี, 2554)

1. ทดสอบความแตกต่างระหว่างกลุ่มตั้งแต่ 2 กลุ่มขึ้นไปว่ามีค่าเฉลี่ยของชุดตัวแปรต้นแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญหรือไม่ โดยใช้การเปรียบเทียบค่ากลางของกลุ่ม (group centroid)

2. สร้างฟังก์ชันการจำแนกกลุ่ม พิจารณามิติการจำแนกระหว่างกลุ่มจากชุดของตัวแปรต้นหรือตัวแปรจำแนกว่ามีมิติหรือฟังก์ชันใดบ้าง

3. พิจารณาว่าตัวแปรอิสระตัวใดบ้างเป็นตัวแปรที่สำคัญที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มหรือตอบคำถามว่าลักษณะความแตกต่างของกลุ่มตัวอย่างเกิดขึ้นจากตัวแปรใด

4. ใช้พยากรณ์ข้อมูลหน่วยใหม่เข้ารวมเป็นกลุ่มที่ทราบล่วงหน้าบนพื้นฐานของกลุ่มชุดตัวแปรต้นที่เหมาะสม

คุณสมบัติของเทคนิควิธี

การวิเคราะห์จำแนกมีคุณสมบัติหลายอย่างที่คล้ายกับการวิเคราะห์ถดถอยพหุแบบโลจิทและแบบมัลติโนเมี่ยลโลจิทโดยเฉพาะในด้านตัวแปรตามและในรูปแบบของสมการ การทดสอบนัยสำคัญทางสถิติของตัวแปรการวิเคราะห์จำแนกอาศัยเทคนิคการวิเคราะห์การผันแปรโดยพิจารณาจากเมตริกซ์การผันแปรร่วมภายในกลุ่ม (within groups variance covariance matrix) สำหรับหลักการของการวิเคราะห์จำแนกกลุ่มนั้นจะต้องมีความต้องการทางด้านข้อมูลเกี่ยวกับตัวแปรตามและตัวแปรอิสระ ดังนี้

1. ตัวแปรตามเป็นตัวแปรกลุ่มที่มีตั้งแต่ 2 กลุ่มขึ้นไป

2. ตัวแปรอิสระเป็นตัวแปรเชิงปริมาณที่วัดได้ในระดับช่วงหรืออัตราส่วน หรือตัวแปรนามบัญญัติที่ปรับเป็นตัวแปรหุ่น (dummy variable) ที่มีค่าเป็น 0 หรือ 1

สมมติฐานเบื้องต้นของการวิเคราะห์จำแนกกลุ่มมีดังนี้

1. สำหรับแต่ละกลุ่มข้อมูลมีการแจกแจงปกติ

2. เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมมีความเท่าเทียมกันในทุกกลุ่ม และ

3. มีความเป็นอิสระต่อกันในตัวแปรต้น

ประเภทของการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม

การวิเคราะห์จำแนก สามารถแยกออกได้เป็น 3 ประเภท คือ

1. การวิเคราะห์แบบตรงหรือแบบมาตรฐาน (direct หรือ standard) คือ การทำการวิเคราะห์ทดสอบตัวแปรที่ใช้ในการจำแนกทุกตัวพร้อมกัน มีลักษณะคล้ายคลึงกับการวิเคราะห์ถดถอยแบบพหุคูณแบบปกติ

2. การวิเคราะห์แบบเชิงชั้น (hierarchical) คือการวิเคราะห์จำแนกที่จัดตัวแปรออกเป็นชุด ๆ และจัดลำดับตัวแปรแต่ละชุดว่าชุดใดควรเข้าเป็นอันดับแรก ชุดใดควรเป็นอันดับรองลงมา มีลักษณะคล้ายคลึงกับการวิเคราะห์ถดถอยแบบพหุคูณแบบเชิงชั้น

3. การวิเคราะห์แบบทางอ้อมหรือแบบขั้นตอน (indirect หรือ stepwise) คือการวิเคราะห์ทดสอบคัดเลือกเอาเฉพาะ ตัวแปรที่มีนัยสำคัญทางสถิติในด้านการจำแนกให้เข้ามาอยู่ในสมการเท่านั้น มีลักษณะคล้ายคลึงกับการวิเคราะห์ถดถอยแบบพหุคูณแบบขั้นตอน

สถิติที่สำคัญในการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม

ในการนำเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกมาใช้ สถิติที่จะใช้ในการตัดสินความสำคัญของสมการวิเคราะห์จำแนกสถิติที่สำคัญ ๆ มีด้วยกัน 3 ตัวคือ

1. ค่าไอเกน (eiganvalue) เป็นค่าที่ได้จากกระบวนการหาสมการการวิเคราะห์จำแนกเป็นค่าที่ใช้วัดความสำคัญเชิงเปรียบเทียบของสมการ ค่ารวมของไอเกนวัดความผันแปร (total variance) ทั้งหมดของตัวแปรจำแนกประเภท (ตัวแปรอิสระ) เมื่อค่าไอเกนแต่ละค่าคิดเป็นอัตราส่วนร้อยละของค่ารวมของไอเกนทั้งหมด ค่าที่ได้สามารถนำไปใช้อ้างอิง ความสำคัญเชิงเปรียบเทียบของสมการที่เกี่ยวข้อง เนื่องจากสมการการวิเคราะห์จำแนกที่ได้จะได้มาตามลำดับของความสำคัญ เราจึงสามารถใช้ค่าไอเกนกำหนดจำนวนสมการที่ต้องการหาได้โดยกำหนดค่าขั้นต่ำของไอเกนไว้

2. ค่าสหสัมพันธ์คาโนนิคัล (canonical correlation) เป็นสถิติที่สามารถใช้ในการตัดสินความสำคัญของสมการกับกลุ่มของตัวแปร ซึ่งระบุการเป็นสมาชิกกลุ่มนั้น ๆ ของตัวแปรตาม โดยจะชี้ให้เห็นว่าการเป็นสมาชิกของกลุ่มมีความสัมพันธ์กับสมการที่หามาได้มากน้อยเพียงใด อาจตีความหมายได้ว่า ค่าสหสัมพันธ์คาโนนิคัลกำลังสอง หมายถึง สัดส่วนของการผันแปรของสมการที่อธิบายโดยกลุ่ม ค่าสหสัมพันธ์คาโนนิคัลที่ต่ำหมายความว่าสมการนั้นไม่สามารถใช้ในการคาดคะเนการเป็นสมาชิกของกลุ่มนั้นได้ดี

3. ค่าวิลค์ซ แลมบ์ดา (Wilks's lambda) เป็นมาตรวัดอำนาจการจำแนกของตัวแปรเดิม โดยที่ยังไม่ได้หักออกจากสมการจำแนก กล่าวคือ ค่าของแลมบ์ดา (lambda) มากเท่าใด ตัวแปรหรือข้อมูลที่เหลือจะอธิบายการเป็นสมาชิกของกลุ่ม โดยสมการใหม่จะน้อยลงไปเท่าใด เราสามารถแปลงค่าของแลมบ์ดาเป็นค่าไคสแควร์ (chi-square, χ^2) ได้ ในการทดสอบความสำคัญทางสถิติถ้าค่าของไคสแควร์ต่ำแสดงว่าค่าแลมบ์ดาไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ

หลักเกณฑ์ในการกำหนดกลุ่ม

การนำสมการจำแนกกลุ่มที่สร้างขึ้นมาใช้ในการพยากรณ์ case ใหม่ หรือ case ที่ยังไม่ถูกจัดกลุ่ม โดยทั่วไปจะมีหลักเกณฑ์ที่ใช้จัดกลุ่มว่าควรอยู่ในกลุ่มใด 3 เทคนิคด้วยกัน

1. maximum likelihood และ probability methods เทคนิค maximum likelihood คำนวณหาค่าความน่าจะเป็นหรือโอกาสที่ case ใหม่จะอยู่ในกลุ่มที่ i เมื่อ i = 1, 2, ... , k แล้วนำมาเปรียบเทียบกัน นั่นคือ หา P(case อยู่ในกลุ่มที่ i) เช่น ถ้ามี 2 กลุ่ม จะหา P(case อยู่

กลุ่มที่ 1) และ P(case อยู่กลุ่มที่ 2) ถ้าพบว่า P(case อยู่กลุ่มที่ 2) > P(case อยู่กลุ่มที่ 1) จะกำหนดให้ case นั้นอยู่ในกลุ่มที่ 2 วิธีการนี้จะต้องอาศัยเงื่อนไขที่ว่าตัวแปรต้องมีการแจกแจงแบบ multivariate normal และความน่าจะเป็นที่คำนวณจะเป็น posterior probability

2. distance functions เป็นการคำนวณหาระยะห่างจาก case ที่ต้องการจัดไปยังค่ากลางของกลุ่ม (group centroid) ถ้าระยะห่างดังกล่าวห่างจากค่ากลางของกลุ่มใดต่ำสุด จะจัดให้ case ดังกล่าวอยู่ในกลุ่มที่มีระยะห่างต่ำสุดนั้น โดยที่การคำนวณหาระยะห่างใช้ Mahalanobis distance นั่นคือ หาค่า Mahalanobis distance ของ case นั้นกับจุดกลางของกลุ่มต่าง ๆ และจะจัด case อยู่ในกลุ่มที่มีระยะห่างจาก case นั้นถึงจุดกลางกลุ่มต่ำสุด

3. linear classification functions วิธีการนี้จะใช้สมการจำแนกกลุ่มของ Fisher โดยการแทนค่าของตัวแปรอิสระหรือตัวแปรจำแนกกลุ่มของ case ใหม่ แล้วคำนวณหาค่าตัวแปรตามหรือ discriminant score (D) ถ้าค่า D ของกลุ่มใด มีค่ามากที่สุด จะจัด case ให้อยู่กลุ่มนั้น สำหรับโปรแกรม SPSS for Windows จะใช้วิธีนี้ในการจัดกลุ่ม case

ประสิทธิภาพของฟังก์ชันการจำแนกกลุ่ม

ในการประเมินประสิทธิภาพของฟังก์ชันการจำแนกกลุ่ม จะพิจารณาจากอัตราส่วนหรือร้อยละของการจำแนกเข้ากลุ่มได้ถูกต้อง โดยฟังก์ชันการจำแนกกลุ่มที่ได้จากการวิเคราะห์หน่วยตัวอย่างทั้งหมดนี้จะถูกนำมาใช้กับหน่วยตัวอย่างชุดเดิมในการจัดเข้ากลุ่ม แล้วจึงพิจารณาอัตราส่วนของจำนวนตัวอย่างที่ถูกจัดเข้ากลุ่มได้ถูกต้องหารด้วยจำนวนหน่วยตัวอย่างทั้งหมด อัตราส่วนหรือร้อยละของการจำแนกเข้ากลุ่มได้ถูกต้องนี้จะเรียกว่า internal hit rate แต่สำหรับการประเมินประสิทธิภาพของฟังก์ชันจำแนกกลุ่มในการจัดเข้ากลุ่มสำหรับข้อมูลชุดใหม่ที่ไม่ใช่ข้อมูลในหน่วยตัวอย่างที่ถูกนำมาสร้างฟังก์ชันจำแนกกลุ่ม สามารถทำได้โดยการแบ่งข้อมูลในหน่วยตัวอย่างออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกเรียกว่าข้อมูลฝึกฝน (training data) เป็นตัวอย่างที่ใช้ในการสร้างฟังก์ชันจำแนก ส่วนที่สองเรียกว่าข้อมูลทดสอบ (testing data) จะถูกนำมาทดสอบประสิทธิภาพของฟังก์ชันจำแนกที่สร้างขึ้นจากข้อมูลฝึกฝน สำหรับเทคนิคการแบ่งข้อมูลในหน่วยตัวอย่างที่นิยมนำมาใช้ส่วนใหญ่ คือ เทคนิค leave-one-out classification โดยจะทำการแบ่งข้อมูลในหน่วยตัวอย่างทั้งหมดออกเป็น n case และใช้ข้อมูลจำนวน n-1 case ในการสร้างฟังก์ชันจำแนกกลุ่ม ส่วน case ที่เหลืออีก 1 case จะถูกเก็บไว้ใช้ในการตรวจสอบความถูกต้องในการจัดกลุ่ม โดยมีขั้นตอน ดังนี้

การคำนวณครั้งที่ 1 จะใช้ข้อมูล case ที่ 2 ถึง case ที่ n ในการสร้างฟังก์ชันจำแนกกลุ่ม และใช้ข้อมูล case ที่ 1 ในการตรวจสอบความถูกต้องในการจัดเข้ากลุ่ม

การคำนวณครั้งที่ 2 จะใช้ข้อมูล case ที่ 1 ถึง case ที่ n ยกเว้นข้อมูล case ที่ 2 ในการสร้างฟังก์ชันจำแนกกลุ่ม และใช้ข้อมูล case ที่ 2 ในการตรวจสอบความถูกต้องในการจัดเข้ากลุ่ม

การคำนวณครั้งที่ n จะใช้ข้อมูล case ที่ 1 ถึง case ที่ n-1 ในการสร้างฟังก์ชันจำแนกกลุ่ม และใช้ข้อมูล case ที่ n ในการตรวจสอบความถูกต้องในการจัดเข้ากลุ่ม

จากขั้นตอนของเทคนิค leave-one-out classification จะต้องมีการคำนวณทั้งหมด n ครั้ง แล้วจึงคำนวณหาอัตราส่วนหรือร้อยละของความถูกต้องในการจัดเข้ากลุ่มได้ถูกต้อง เรียกว่า external hit rate

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ขวัญธิดา มุณีรัตน์ (2556) ศึกษาปัจจัยที่สามารถจำแนกการเข้าศึกษาในหลักสูตรผลิตครูของนิสิต คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยทักษิณ และสร้างสมการจำแนกประเภทปัจจัยจำแนกการเข้าศึกษาในหลักสูตรผลิตครูของมหาวิทยาลัยทักษิณ กลุ่มตัวอย่างเป็นนิสิตที่กำลังศึกษาอยู่ในระดับปริญญาตรี ชั้นปีที่ 1 ปีการศึกษา 2556 มหาวิทยาลัยทักษิณ วิทยาเขตสงขลา จำนวน 400 คน ได้มาโดยวิธีการสุ่มแบบแบ่งชั้น เครื่องมือในการวิจัยเป็นแบบสอบถามเกี่ยวกับปัจจัยจำแนกการเข้าศึกษาในหลักสูตรผลิตครูของมหาวิทยาลัยทักษิณ วิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้สถิติการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม วิธีแบบลำดับขั้นตอน (stepwise method) ผลการศึกษาพบว่าปัจจัยจำแนกการเข้าศึกษาในหลักสูตรผลิตครูของมหาวิทยาลัยทักษิณ ตัวแปรที่สามารถทำนายการเข้าศึกษาในหลักสูตรผลิตครูได้ดีที่สุดคือ การสนับสนุนจากครอบครัว (SFF) รองลงมาคือ การได้รับแรงบันดาลใจจากครู (RIT) และเขียนสมการจำแนกกลุ่มในรูปคะแนนดิบได้ คือ Y = -3.440 + 6.075(SFF) + 4.256(RIT) โดยสมการจำแนกกลุ่มสามารถพยากรณ์การเป็นสมาชิกของทั้งสองกลุ่มได้ถูกต้องร้อยละ 77.0

ปวีณา คำพุกกะ และวรวิทย์ คำศรี (2555) ศึกษาปัจจัยที่สามารถจำแนกกลุ่มนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 6 ที่ตัดสินใจเข้าศึกษาต่อมหาวิทยาลัยอุบลราชธานีและไม่ศึกษาต่อมหาวิทยาลัยอุบลราชธานี โดยการวิเคราะห์จำแนก ประชากรคือนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 6 สังกัดสำนักงานเขตพื้นที่การศึกษามัธยมศึกษาเขต 29 ในเขตอำเภอเมือง จังหวัดอุบลราชธานี ทั้งหมด 2,248 คน โดยมีกลุ่มตัวอย่างจำนวน 344 คน เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัยคือแบบสอบถามที่ปรับปรุงมาจากงานวิจัยที่เกี่ยวข้องได้ค่า Cronbach's alpha ของแบบสอบถามทั้งฉบับเท่ากับ 0.805 การวิเคราะห์โดยใช้สถิติพื้นฐาน Chi-Square(X^2), t-test และการวิเคราะห์จำแนกกลุ่มด้วยโปรแกรม SPSS ผลการศึกษา

พบว่าปัจจัยที่สามารถจำแนกกลุ่มนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 6 ที่ตัดสินใจเข้าศึกษาต่อมหาวิทยาลัยอุบลราชธานีและไม่ศึกษาต่อมหาวิทยาลัยอุบลราชธานี คือ อิทธิพลของบุคคลรอบข้าง (around) อิทธิพลของสถาบันการศึกษา(institute) ลักษณะมุ่งอนาคต (future) อิทธิพลของครอบครัว (family) และอิทธิพลของตนเอง (person) เขียนสมการจำแนกการตัดสินใจศึกษาต่อมหาวิทยาลัยอุบลราชธานีได้ คือ $Z = -1.857 - 0.808(around) + 0.582(institute) + 0.447(future) - 0.098(family) + 0.083(person)$ โดยสามารถจำแนกนักเรียนที่ตัดสินใจเข้าศึกษาต่อมหาวิทยาลัยอุบลราชธานีและไม่ศึกษาต่อมหาวิทยาลัยอุบลราชธานีได้ถูกต้องคิดเป็นร้อยละ 56.1

กิดาการ สายธนู และจตุภัทร เมฆพายัพ (2554) ศึกษาตัวแปรที่มีความสำคัญหรือมีอิทธิพลต่อการตัดสินใจศึกษาต่อระดับปริญญาโทของนิสิตชั้นปีที่ 4 คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา จำนวน 224 คน โดยการสร้างโมเดลทำนายการตัดสินใจศึกษาต่อระดับปริญญาโทด้วยการวิเคราะห์การจำแนก ผลการวิจัยพบว่ามีตัวแปรที่มีความสำคัญหรือมีอิทธิพลต่อการสร้างตัวแบบ 8 ตัวแปร คือ เกรดเฉลี่ยสะสม การมีบุคคลที่จบการศึกษาระดับปริญญาโทในครอบครัว สถานภาพทางครอบครัว ความก้าวหน้าในการทำงาน ค่าใช้จ่ายในการศึกษาต่อระดับปริญญาโท ความต้องการเป็นที่ยอมรับของสังคม ความรู้และความชำนาญของคณาจารย์ และการเพิ่มพูนความรู้และความสามารถในการทำงาน โดยมีความถูกต้องของโมเดลคิดเป็นร้อยละ 71.90

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine, SVM)

วัตถุประสงค์ของเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Gunn, S. R., 1998) เป็นเทคนิคที่เหมาะสมในการใช้จำแนกกลุ่ม โดยมีวัตถุประสงค์ของการวิเคราะห์คือการคำนวณหาเส้นแบ่งกลุ่มทั้งแบบที่เป็นเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้น โดยพิจารณาจากจุดของข้อมูลที่อยู่ในกลุ่มที่แตกต่างกัน จุดเหล่านี้จะถูกเรียกว่า “ซัพพอร์ตเวกเตอร์” ที่จะนำมาใช้คำนวณหาสมการเส้นตรงเพื่อแบ่งตรงกึ่งกลางระหว่างกลุ่มให้มีระยะห่างระหว่างขอบเขตของทั้งสองกลุ่มมากที่สุด

คุณสมบัติของเทคนิควิธี

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เป็นเทคนิคที่ใช้ในการแก้ปัญหาทางด้านการรู้จำรูปแบบข้อมูลโดยอาศัยหลักการของการหาสัมประสิทธิ์ของสมการเพื่อสร้างเส้นแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลที่ถูกป้อนเข้าสู่กระบวนการสอนให้ระบบเรียนรู้โดยเน้นไปยังเส้นแบ่งแยกแยะกลุ่มข้อมูลได้ดีที่สุด (optimal separating hyperplane) โดยรากฐานเดิมของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนถูกนำมาใช้กับข้อมูลที่เป็นเชิงเส้น แต่ในความเป็นจริงแล้วข้อมูลที่นำมาใช้ในระบบการสอนให้ระบบเรียนรู้ส่วนใหญ่มักเป็นข้อมูลแบบไม่เป็นเชิงเส้น ซึ่งสามารถแก้ปัญหาดังกล่าวด้วยการนำเคอร์เนลฟังก์ชัน (kernel function) มาใช้โดยจะกล่าวรายละเอียดในหัวข้อถัดไป สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนนั้นจะต้องมีความต้องการทางด้านข้อมูลเกี่ยวกับตัวแปรอิสระ คือ ตัวแปรอิสระต้องเป็นตัวแปรเชิงปริมาณที่วัดได้ในระดับช่วงหรืออัตราส่วน หรือ ตัวแปรนามบัญญัติที่ปรับเป็นตัวแปรหุ่น (dummy variable) ที่มีค่าเป็น 0 หรือ 1

ประเภทของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบไบนารี (binary SVM) เป็นเทคนิคที่เกี่ยวข้องกับแนวคิดในการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อให้สามารถประเมินตัวอย่างใหม่ที่เข้ามาได้ว่าเป็นตัวอย่างบวกหรือตัวอย่างลบ โดยส่วนนำเข้าคือชุดของตัวอย่าง (ชุดตัวอย่างสอน) ที่เรารู้ลักษณะของตัวอย่างและรู้ว่าเป็นตัวอย่างบวกหรือตัวอย่างลบ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะเรียนรู้จากชุดของตัวอย่างเพื่อสร้างโมเดล เมื่อมีตัวอย่างใหม่เข้ามาซึ่งยังไม่รู้ว่าเป็นตัวอย่างบวกหรือตัวอย่างลบ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะใช้โมเดลที่สร้างไว้มาพิจารณาและตัดสินใจว่าตัวอย่างใหม่นี้ควรเป็นตัวอย่างบวกหรือตัวอย่างลบ

Maximum Margin Hyperplane

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนใช้โมเดลของไฮเปอร์เพลน โดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะเรียนรู้จากชุดตัวอย่างสอนเพื่อสร้างไฮเปอร์เพลนใน n มิติ ซึ่ง n คือจำนวนคุณลักษณะ (attribute) ของตัวอย่าง ไฮเปอร์เพลนนี้จะแบ่งปริภูมิ n มิติออกเป็นสองส่วน ตัวอย่างสอนที่เป็นตัวอย่างบวกจะอยู่ส่วนเดียวกันหมด และตัวอย่างสอนที่เป็นตัวอย่างลบจะอยู่ส่วนเดียวกันหมด โดยตัวอย่างบวกอยู่คนละส่วนกับตัวอย่างลบ นอกจากนี้ไฮเปอร์เพลนที่สร้างขึ้นจะอยู่ในลักษณะที่มีระยะห่างระหว่างตัวอย่างบวกกับตัวอย่างลบมากที่สุด (maximum margin) ไฮเปอร์เพลนที่สร้างขึ้นนี้อยู่ในรูปของสมการทางคณิตศาสตร์ $(\vec{W} \cdot \vec{X}) + b = 0$, $\vec{W} \in R^N$ และ $b \in R$ และสอดคล้องกับฟังก์ชัน

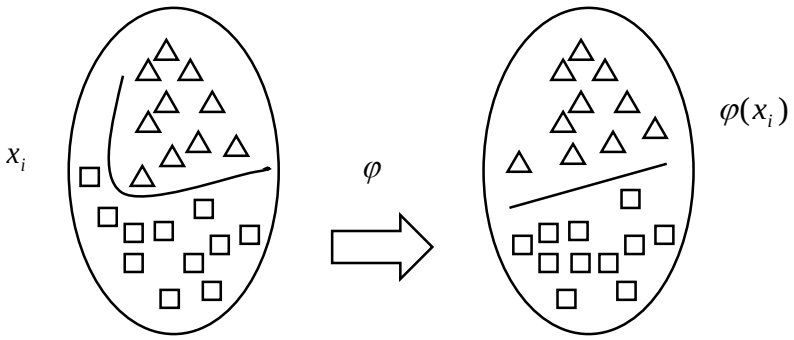
ตัดสินใจ $f(x) = sign\left((\bar{W} \cdot \bar{X}) + b\right)$ ซึ่งคือฟังก์ชันที่ใช้ประเมินว่าตัวอย่างเป็นตัวอย่างบวกหรือตัวอย่างลบ

Linearly Separable Functions and Linearly Non-Separable Functions

ฟังก์ชันที่แยกได้อย่างเชิงเส้น (linearly separable function) คือฟังก์ชันที่สามารถแยกตัวอย่างสอนที่เป็นตัวอย่างบวกและตัวอย่างลบได้ด้วย ไฮเปอร์เพลนในปริภูมิที่มีมิติเท่ากับจำนวนคุณลักษณะของตัวอย่าง กรณีที่ตัวอย่างสอนมีลักษณะนี้ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสามารถเรียนรู้ได้ด้วย maximum margin hyperplane ปกติ ฟังก์ชันที่แยกไม่ได้อย่างเชิงเส้น (linearly non-separable function) คือฟังก์ชันที่ไม่สามารถแยกตัวอย่างสอนที่เป็นตัวอย่างบวกและตัวอย่างลบได้ด้วยไฮเปอร์เพลนในปริภูมิที่มีมิติเท่ากับจำนวนคุณลักษณะของตัวอย่าง กรณีที่ตัวอย่างสอนมีลักษณะนี้ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสามารถเรียนรู้ได้โดยใช้ feature space ซึ่งเป็นการสร้างไฮเปอร์เพลนที่มีมิติสูงขึ้น

Feature Space

feature space คือปริภูมิที่มีมิติสูงกว่าจำนวนคุณลักษณะของตัวอย่าง ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนใช้ปริภูมินี้สร้างไฮเปอร์เพลนในกรณีที่ไม่สามารถสร้างไฮเปอร์เพลนในปริภูมิปกติที่แยกตัวอย่างสอนที่เป็นตัวอย่างบวกกับตัวอย่างลบทั้งหมดได้ การแปลงปริภูมิปกติไปสู่ปริภูมิที่มีมิติสูงกว่าหรือ feature space จะอยู่ในรูปของฟังก์ชัน $\varphi : R^N \rightarrow R^M \ , \ M > N$



ภาพที่ 2.1 การแปลงข้อมูลให้อยู่ในปริภูมิที่สูงกว่า

Kernel Function

kernel function เป็นฟังก์ชันที่ใช้แทนการแปลงข้อมูลขาเข้าไปสู่ feature space โดย kernel function จะอยู่ในรูปของ $k(\vec{x},\vec{y}) = (\varphi(\vec{x}) \cdot \varphi(\vec{y}))$

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภท (Multiclass SVM) เป็นวิธีการที่ใช้เพื่อแก้ปัญหาการจำแนกประเภทที่มีจำนวนคลาสมากกว่าสองคลาสได้ โดยการสร้างซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภทมีโมเดลที่มีพื้นฐานจากการสร้างซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนดั้งเดิมหลายตัวมาประกอบกัน แล้วนำซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเหล่านั้นมาพิจารณาร่วมกันเพื่อประเมินตัวอย่างใหม่ให้ได้ว่าอยู่ในประเภทใด มีอัลกอริทึมหลายอัลกอริทึมที่ใช้ในการสร้างซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภท ดังนี้

1. One-against-All Classification

เสนอโดย Vapnik (1995) ซึ่งมีแนวคิดดังนี้ สำหรับการประเมินตัวอย่างออกเป็น N ประเภท สร้างตัวจำแนกประเภท N ตัว โดยตัวจำแนกประเภทตัวที่ i จะถูกสอนด้วยตัวอย่างสอนให้ประเมินตัวอย่างประเภทที่ i เป็นตัวอย่างบวก และประเมินตัวอย่างประเภทที่เหลือเป็นตัวอย่างลบ แนวคิดนี้จะใช้ตัวจำแนกประเภททุกตัวพิจารณาร่วมกัน ตัวจำแนกประเภทตัวใดให้ค่าผลลัพธ์เป็นตัวอย่างบวกมากที่สุด แนวคิดนี้จะสรุปว่าตัวอย่างเป็นประเภทบวกของตัวจำแนกประเภทนั้น

2. One-against-One Classification

เสนอโดย Knerr (1990) ซึ่งมีแนวคิดดังนี้ สร้างตัวจำแนกประเภทสำหรับประเมินตัวอย่างระหว่างทุก ๆ คู่ของประเภท สำหรับการประเมินตัวอย่างออกเป็น N ประเภท ต้องสร้างตัวจำแนกประเภททั้งหมด N(N-1)/2 ตัว โดยตัวจำแนกประเภทตัวใดๆ จะถูกสอนด้วยตัวอย่างสอนให้ประเมินตัวอย่างประเภทหนึ่งเป็นตัวอย่างบวก และประเมินตัวอย่างอีกประเภทหนึ่งที่เป็นคู่กันอยู่เป็นตัวอย่างลบ แนวคิดนี้จะใช้ตัวจำแนกประเภททุกตัวหรือหลายตัวพิจารณาร่วมกันเพื่อสรุปการประเมินตัวอย่างว่าเป็นประเภทใด และการพิจารณาจะทำอย่างไรขึ้นอยู่กับอัลกอริธึมที่ใช้แนวคิดนี้

3. Max Wins Algorithm

เสนอโดย Fried-man (1996) อัลกอริธึม max wins algorithm เป็นอัลกอริธึมที่ใช้แนวคิดของ one-against-one อัลกอริธึมนี้จะสร้างตัวจำแนกประเภทระหว่างทุก ๆ คู่ของประเภทสำหรับประเมินตัวอย่าง และใช้วิธีการประเมินตัวอย่างโดยให้ตัวจำแนกประเภททุกตัวให้คะแนน

สำหรับประเภทที่ตัวจำแนกประเภทตัวนั้นประเมินได้ว่าตัวอย่างเป็นประเภทนั้น อัลกอริทึมนี้จะสรุปการประเมินว่าตัวอย่างเป็นประเภทที่มีคะแนนรวมสูงที่สุด

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

นงเยาว์ ในอรุณ (2555) ศึกษาเรื่องการใช้เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ สำหรับการจำแนกผู้ป่วยโรคหัวใจขาดเลือดและโรคหัวใจรูปแบบอื่น งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อจำแนกผู้ป่วยโรคหัวใจขาดเลือดและโรคหัวใจรูปแบบอื่นออกจากกันให้ชัดเจน เนื่องจากสองโรคนี้มีลักษณะอาการที่คล้ายกันทำให้แพทย์วินิจฉัยโรคได้ยาก ในปัจจุบันโรคหัวใจขาดเลือดเป็นโรคที่อันตรายและทำให้ผู้ป่วยทั่วโลกเสียชีวิตเป็นจำนวนมากและมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง ถ้าแพทย์สามารถตรวจพบโรคได้ก่อนจะช่วยลดความเสี่ยงของการเสียชีวิตของผู้ป่วยได้ วิธีการดำเนินการวิจัยได้รวบรวมข้อมูลผู้ป่วยจำนวน 2,500 ระเบียนมาทำให้เป็นมาตรฐานเดียวกัน (min-max normalization) และใช้อัลกอริทึม K-means เพื่อขจัดข้อมูลที่ไม่ชัดเจนออกไป ซึ่งได้ข้อมูลที่ถูกต้องสำหรับนำมาใช้ทดลองจำนวน 1,866 ระเบียน สุ่มแบ่งข้อมูลออกเป็นสองกลุ่ม กลุ่มละ 933 ระเบียน เพื่อนำมาสร้างโมเดลและใช้ทดสอบโมเดล ใช้ข้อมูลชุดแรกเพื่อสร้างโมเดลด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM) และเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (back propagation neural network, BPNN) เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลแต่ทั้งสองวิธีพบว่าเทคนิค SVM ได้ค่าความถูกต้อง (96.46%) มากกว่าเทคนิค BPNN (88.21%) สรุปได้ว่าเทคนิค SVM เป็นเทคนิคที่เหมาะสมในการ จำแนกผู้ป่วยโรคหัวใจขาดเลือดออกจากโรคหัวใจรูปแบบอื่น

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สุรเดช บุญลือ (2554) ศึกษาเรื่อง การทำนายโรคพาร์กินสันโดยใช้ซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีน มีวัตถุประสงค์เพื่อออกแบบและพัฒนาโปรแกรมทำนายโรคพาร์กินสันโดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ข้อมูลกลุ่มตัวอย่างที่นำมาใช้ทดสอบเป็นข้อมูลที่ได้จากการวัดเสียงทางชีวการแพทย์ รวม 32 คน ซึ่งเป็นผู้ป่วยโรคพาร์กินสัน จำนวน 24 คน รวมทั้งสิ้น 192 ระเบียน 23 คุณลักษณะ ออกแบบและสร้างตัวแบบทำนายโดยคัดเลือกตัวแบบทำนายที่มีประสิทธิภาพความแม่นยำสูงสุดระหว่างตัวแบบทำนายที่ใช้เทคนิคซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีน โครงข่ายประสาทเทียมแพร่กลับ และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ เพื่อนำไปใช้ในส่วนของการทำนายของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ซึ่งข้อมูลที่นำเข้าที่จะฝึกสอนและทดสอบจะมี 23 คุณลักษณะ จากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างที่นำมาใช้ทดสอบเป็นกลุ่มผู้ป่วยโรคพาร์กินสันจำนวน 24 คน และกลุ่มคนสุขภาพดี จำนวน 8 คน รวม 32 คน ส่วนข้อมูลนำออกจะ

เป็นกลุ่มคนปกติ และกลุ่มผู้ป่วยที่เป็นโรคพาร์กินสัน รวม 2 คลาส ข้อมูลที่ได้จะนำเข้าตัวแบบทำนายโรคพาร์กินสัน ซึ่งจะใช้เทคนิคซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีน โครงข่ายประสาทเทียมแพร่กลับ และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจมาเปรียบเทียบสร้างตัวแบบทำนายที่มีประสิทธิภาพสูงสุด ผลการทดสอบพบว่าตัวแบบทำนายที่ใช้ซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีนมีความแม่นยำ 92.19% ขณะที่ตัวแบบทำนายที่มีใช้โครงข่ายประสาทเทียมแพร่กลับ และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ มีความแม่นยำ 90.10% และ 88.02% ตามลำดับ

ก้องเกียรติ บุญเสริม (2552) ได้ศึกษาเรื่องปัจจัยที่ส่งผลต่อการตัดสินใจเรียนกวดวิชาของนักเรียนมัธยมศึกษาตอนต้น : การวิเคราะห์จำแนกกลุ่มพหุกับการวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประชากรที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้คือ นักเรียนระดับมัธยมศึกษาตอนต้น ภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2552 ในโรงเรียนมัธยมศึกษาเขตกรุงเทพมหานคร จำนวน 285,700 คน โดยมีกลุ่มตัวอย่าง ที่ได้จากการสุ่มแบบหลายขั้นตอน (multi-stage sampling) จำนวน 608 คน ใช้การวิเคราะห์จำแนกกลุ่มพหุทั้ง 2 วิธีได้แก่ วิธี enter และวิธี stepwise และใช้การวิเคราะห์ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ผลการวิเคราะห์พบว่า ปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับการเรียนกวดวิชาอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ มีจำนวน 9 ปัจจัย ได้แก่ คะแนนเฉลี่ยสะสมของนักเรียน ปัจจัยจำนวนปีของการศึกษาของบิดา และปัจจัยจำนวนปีของการศึกษาของมารดา รายได้รวมของครอบครัว ความคาดหวังในปัจจุบันจากการเรียนกวดวิชา คุณลักษณะที่เอื้อต่อการเรียนรู้ของนักเรียน การรับรู้คุณภาพการจัดการเรียนการสอนในสถาบันกวดวิชา การสนับสนุนจากครอบครัว และจากผลการวิเคราะห์เพื่อจำแนกกลุ่มของข้อมูลทั้ง 608 ชุดข้อมูล (กลุ่มตัวอย่าง นักเรียน 608 คน) พบว่าในการวิเคราะห์จำแนกกลุ่มพหุทั้ง 2 วิธีได้แก่ วิธี enter และวิธี stepwise พบว่าให้ความถูกต้อง ประมาณร้อยละ 72 ซึ่งน้อยกว่าการวิเคราะห์ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่ให้ผลร้อยละ 100 หมายความว่าวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสามารถจำแนกกลุ่มของชุดข้อมูลดังกล่าวได้อย่างสมบูรณ์ ซึ่งเป็นประสิทธิภาพการจำแนกที่ยอดเยี่ยมเป็นเทคนิคที่เหมาะในการนำมาวิเคราะห์ข้อมูลที่มีตัวแปรจำนวนมากและมีจำนวนชุดข้อมูลที่มาก

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree)

วัตถุประสงค์ของเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ

การสืบค้นความรู้ที่เป็นประโยชน์และน่าสนใจบนฐานข้อมูลขนาดใหญ่ (knowledge discovery from very large databases, KDD) หรือที่เรียกกันว่าการทำเหมืองข้อมูล (data mining) เป็นเทคนิคที่ใช้จัดการกับข้อมูลขนาดใหญ่ โดยจะนำข้อมูลที่มีอยู่มาวิเคราะห์แล้วดึงความรู้หรือสิ่งที่สำคัญออกมาเพื่อใช้ในการวิเคราะห์หรือทำนายสิ่งต่าง ๆ ที่จะเกิดขึ้น การจำแนกประเภทข้อมูล (data classification) จัดเป็นเทคนิคหนึ่งของการทำเหมืองข้อมูล (data mining) โดยจะนำข้อมูลส่วนหนึ่งมาสอนให้ระบบเรียนรู้ (training data) เพื่อจำแนกข้อมูลออกเป็นกลุ่มตามที่ได้กำหนดไว้ ผลลัพธ์ที่ได้จากการเรียนรู้คือ โมเดลจำแนกประเภทข้อมูล (classifier model) และจะนำข้อมูลส่วนที่เหลือจากข้อมูลสอนระบบเป็นข้อมูลที่ใช้ทดสอบ (testing data) ซึ่งกลุ่มที่แท้จริงของข้อมูลที่ใช้ทดสอบนี้จะถูกนำมาเปรียบเทียบกับกลุ่มที่หามาได้จากโมเดลเพื่อทดสอบความถูกต้องและปรับปรุงโมเดลจนกว่าจะได้ค่าความถูกต้องในระดับที่น่าพอใจ หลังจากนั้นเมื่อมีข้อมูลใหม่เข้ามาเราจะนำข้อมูลมาผ่านโมเดล โดยโมเดลจะสามารถทำนายกลุ่มของข้อมูลนี้ได้ (Han and Kamber, 2001)

ต้นไม้ช่วยการตัดสินใจ (decision tree) เป็นวิธีหนึ่งที่สำคัญในการจำแนกประเภทข้อมูล โดยต้นไม้ช่วยการตัดสินใจจะมีลักษณะคล้ายโครงสร้างต้นไม้ ส่วนประกอบของต้นไม้ตัดสินใจประกอบด้วย (จิตตภู พูลวัน, 2550)

1. โหนด (node) คือ คุณสมบัติต่าง ๆ เป็นจุดที่แยกข้อมูลว่าจะให้ไปในทิศทางใด ซึ่งโหนดที่อยู่สูงสุดเรียกว่า โหนดราก (root node)

2. กิ่ง (branch) คือ คุณสมบัติของคุณสมบัติในโหนดที่แตกออกมา โดยจำนวนของกิ่งจะเท่ากับคุณสมบัติของโหนด

3. ใบ (leaf) คือ กลุ่มของผลลัพธ์ในการแยกแยะ

คุณสมบัติของเทคนิควิธี

ต้นไม้ตัดสินใจเป็นเทคนิคการเรียนรู้โดยการจำแนกประเภทข้อมูลออกเป็นกลุ่ม (class) ต่าง ๆ โดยใช้คุณลักษณะ (attribute) ข้อมูลในการจำแนกประเภท ต้นไม้ตัดสินใจที่ได้จากการเรียนรู้ทำให้ทราบว่า คุณลักษณะใดเป็นตัวกำหนดการจำแนกประเภท และคุณลักษณะแต่ละตัวมีความสำคัญมากน้อยต่างกันอย่างไร โดยหลักการพื้นฐานของการสร้างต้นไม้ตัดสินใจคือการสร้าง

โครงสร้างของต้นไม้ในลักษณะจากบนลงล่าง (top-down) คือเริ่มจากการสร้างรากของต้นไม้ก่อน แล้วจึงแตกกิ่งไปจนถึงใบ สามารถแสดงขั้นตอนการสร้างต้นไม้ตัดสินใจได้ดังนี้ (Han and Kamber, 2001)

1. ต้นไม้เริ่มต้นโดยมีโหนดเพียงโหนดเดียวแสดงถึงชุดข้อมูลฝึก (training set)

2. ถ้าข้อมูลทั้งหมดอยู่ในกลุ่มเดียวกันแล้ว ให้โหนดนั้นเป็นใบและตั้งชื่อแยกตามกลุ่มของข้อมูลนั้น

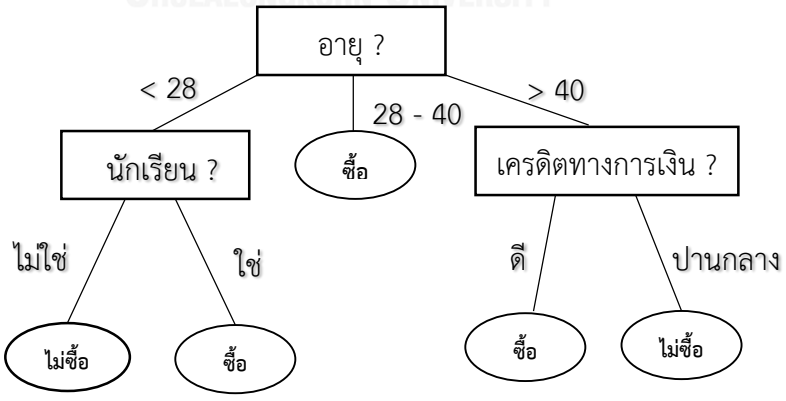
3. ถ้าในโหนดมีข้อมูลหลายกลุ่มปะปนอยู่ จะต้องวัดค่าเกน (gain) ของแต่ละคุณลักษณะ (attribute) เพื่อที่จะใช้เป็นเกณฑ์ในการคัดเลือกคุณลักษณะที่มีความสามารถในการแบ่งแยกข้อมูลออกเป็นกลุ่มต่าง ๆ ได้ดีที่สุด โดยคุณลักษณะที่มีค่าเกนมากที่สุดจะถูกเลือกให้เป็นตัวทดสอบหรือคุณลักษณะใช้ในการตัดสินใจ โดยแสดงในรูปของโหนดบนต้นไม้

4. กิ่งของต้นไม้ถูกสร้างขึ้นจากค่าต่าง ๆ ที่เป็นไปได้ของโหนดทดสอบ และข้อมูลจะถูกแบ่งออกตามกิ่งต่าง ๆ ที่สร้างขึ้น

5. ทำการวนซ้ำเพื่อหาคุณลักษณะที่มีค่าเกนมากที่สุด สำหรับข้อมูลที่ถูกแบ่งแยกออกมาในแต่ละกิ่งเพื่อนำคุณลักษณะนี้มาสร้างเป็นโหนดตัดสินใจต่อไป โดยที่คุณลักษณะที่ถูกเลือกมาเป็นโหนดแล้วจะไม่ถูกเลือกมาอีกสำหรับโหนดในระดับต่อ ๆ ไป

6. ทำการวนซ้ำเพื่อแบ่งข้อมูลและแตกกิ่งของต้นไม้ไปเรื่อย ๆ โดยการวนซ้ำจะสิ้นสุดก็ต่อเมื่อเงื่อนไขข้อใดข้อหนึ่งต่อไปนี้เป็นจริง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



ภาพที่ 2.2 ตัวอย่างต้นไม้ตัดสินใจเลือกซื้อคอมพิวเตอร์ของลูกค้า

จากภาพที่ 2.2 แสดงตัวอย่างต้นไม้ตัดสินใจ (decision tree) ที่ทำนายว่าลูกค้ามีโอกาสซื้อคอมพิวเตอร์หรือไม่ แต่ละโหนดภายในแสดงลักษณะของลูกค้า และโหนดใบแสดงกลุ่มของลูกค้าว่าจะซื้อคอมพิวเตอร์หรือไม่ เมื่อมีลูกค้ารายใหม่เข้ามา ข้อมูลลักษณะของลูกค้าใหม่จะถูกทดสอบตามต้นไม้ตัดสินใจ (decision tree) จากโหนดราก (root node) ซึ่งก็คือ อายุ ลงมา จนกระทั่งได้กลุ่มของลูกค้าคนนั้น ๆ ตามต้องการ

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ณรงค์ศักดิ์ คงทิม และจิรัฏฐา ภูบุญอบ (2554) ใช้เทคนิคเหมืองข้อมูลช่วยแนะแนวการศึกษาให้กับนักเรียนที่จะศึกษาต่อในระดับอุดมศึกษา จากผลการเรียนรายวิชาหลักในระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย แผนการเรียนวิทยาศาสตร์ – คณิตศาสตร์ โดยใช้อัลกอริทึมเอฟพีโกรธ (FP-growth algorithm) พบว่าความรู้ ความสามารถ ความสนใจ และความถนัด เป็นข้อมูลประกอบการตัดสินใจในการศึกษาต่อในมหาวิทยาลัย และถ้าหากมีเครื่องมือช่วยในการวิเคราะห์ความถนัดของตัวเองประกอบการพิจารณาตัดสินใจเลือกคณะที่เหมาะสม ก็จะส่งผลให้นักเรียนมีโอกาสที่จะสำเร็จการศึกษาในคณะวิชาที่เลือกได้ อีกทั้งยังช่วยเพิ่มประสิทธิภาพและลดเวลาในการแนะแนวการศึกษาด้วย

ไพฑูรย์ จันทร์เรือง (2550) ศึกษาการพัฒนาระบบสนับสนุนการตัดสินใจเลือก สาขาการเรียนของนักศึกษาระดับปริญญาตรีโดยใช้เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ ซึ่งพบว่าในการสร้างตัวแบบสำหรับพัฒนาระบบสนับสนุนการตัดสินใจเลือกสาขาการเรียนของนักศึกษาระดับปริญญาตรี โดยใช้เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจนั้น ควรแยกสร้างตัวแบบสำหรับแต่ละสาขาการเรียนเนื่องจากคุณสมบัติของผู้เรียนแต่ละสาขามีความแตกต่างกัน เพื่อให้ได้ตัวแบบที่สามารถทำนายแนวโน้มของผลการเรียนที่เหมาะสมสำหรับแต่ละสาขา แต่เนื่องจากคะแนนเฉลี่ยของนักศึกษาที่นำมาพัฒนาตัวแบบนั้นส่วนใหญ่จะมีเกณฑ์คะแนนเกาะกลุ่มกันอยู่ในช่วงกลางของข้อมูล (2.00 – 3.00) ทำให้ผลการตัดสินส่วนใหญ่จะโน้มเอียงไปในเกณฑ์พอใช้ (ช่วงคะแนน 2.00 – 2.49) และปานกลาง (ช่วงคะแนน 2.50 – 2.99)

กฤษณะ ไวยมัย, ชิดชนก ส่งศิริ และธนาวินท์ รักธรรมานนท์ (2544) ศึกษาและวิเคราะห์ระบบฐานข้อมูลนิสิต โดยนำความรู้ทางด้านการทำเหมืองข้อมูลมาประยุกต์ใช้กับข้อมูลนิสิตคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ โดยใช้เทคนิคสำคัญ 3 ประการ ได้แก่ การค้นหากฎความสัมพันธ์ (association rule discovery) การจำแนกข้อมูล (data classification) การพยากรณ์

ข้อมูล (data prediction) มาประยุกต์ในการช่วยนิสิตเลือกสาขาที่เหมาะสม และทำนายเกรดแต่ละรายวิชาในภาคการศึกษาต่อไป โดยใช้ decision tree ของ data classification ในการสร้างแบบจำลองการจำแนกประเภทข้อมูล ข้อมูลของนิสิตที่นำมาวิจัยนี้ประกอบไปด้วยข้อมูลสองส่วน ส่วนแรก คือ ฐานข้อมูลการลงทะเบียนเรียนของนิสิต ซึ่งแสดงถึงวิชาที่นิสิตได้ลงทะเบียนเรียนและผลการเรียนในวิชาต่าง ๆ และส่วนที่ 2 คือฐานข้อมูลประวัติส่วนตัวของนิสิต เช่น อายุ เพศ ที่อยู่ ประวัติการศึกษาก่อนเข้ามหาวิทยาลัย เกรดเฉลี่ยสะสม ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากงานวิจัยนี้มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องค่อนข้างสูง แต่มีปัญหาบางประการ ได้แก่ จำนวนข้อมูลในบางสาขาวิชามีปริมาณค่อนข้างน้อยทำให้โมเดลที่ได้ไม่แม่นยำเท่าที่ควร หากต้องการกำจัดความผิดพลาดที่เกิดจากปริมาณข้อมูลน้อยเกินไปจำเป็นต้องใช้ข้อมูลอย่างน้อยพันคนในแต่ละสาขาวิชาที่ต้องการทำนาย

จากการศึกษาเอกสารและงานวิจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับเทคนิควิธีที่ใช้ในการวิเคราะห์ในข้างต้น ผู้วิจัยได้ทำการเปรียบเทียบข้อดีและข้อเสียของแต่ละเทคนิควิธี ซึ่งได้แสดงรายละเอียดดังตารางที่ 2.2 ดังนี้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 2.2 การเปรียบเทียบข้อดีและข้อเสียของเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และต้นไม้ตัดสินใจ

เทคนิค	การวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม	ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	ต้นไม้ตัดสินใจ
ข้อดี	1. ผลการวิเคราะห์ที่ได้คือสมการจำแนกกลุ่ม และค่าสัมประสิทธิ์คาโนนิคัลของแต่ละตัวแปรต้นในสมการ ซึ่งจะแสดงให้ถึงความสำคัญของแต่ละตัวแปรและมีอิทธิพลต่อการเป็นสมาชิกในแต่ละกลุ่มมากน้อยเพียงใด 2. สามารถบอกได้ว่าตัวแปรอิสระตัวใดที่มีอิทธิพลต่อการเป็นสมาชิกในแต่ละกลุ่มได้อย่างมีนัยสำคัญ (สำหรับวิธี Stepwise)	1. ใช้ตัวแปรต้นทุกตัวในการวิเคราะห์ตามน้ำหนักของความสำคัญของแต่ละตัวแปรเพื่อให้ได้ประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลที่น่าเชื่อถือ	1. ใช้ได้กับตัวแปรในทุกมาตราการวัด 2. แผนภาพต้นไม้ที่ได้จากการวิเคราะห์ อ่านง่าย สะดวกต่อการนำไปใช้ 3. เป็นเทคนิคที่ให้ผลเร็วเมื่อเทียบกับเทคนิคอื่น
ข้อเสีย	1. มีสมมติฐานเบื้องต้นของการวิเคราะห์ (แต่ละกลุ่มข้อมูลมีการแจกแจงปกติ, เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมมีความเท่าเทียมกันในทุกกลุ่ม, มีความเป็นอิสระต่อกันในตัวแปรต้น) 2. ตัวแปรต้นต้องเป็นตัวแปรเชิงปริมาณที่วัดได้ในระดับช่วงหรืออัตราส่วน หรือตัวแปรนามบัญญัติที่ปรับเป็นตัวแปรหุ่น (dummy variable) ที่มีค่าเป็น 0 หรือ 1	1. ผลการวิเคราะห์ที่ได้จะอยู่ในรูปของชุดอัลกอริทึมคอมพิวเตอร์ เวลานำไปใช้งานจะต้องมีการเตรียมข้อมูลเพื่อป้อนเข้าสู่คอมพิวเตอร์ในการทำนาย 2. ไม่สามารถบอกได้ว่าตัวแปรอิสระตัวใดที่มีอิทธิพลต่อการเป็นสมาชิกในแต่ละกลุ่มได้อย่างมีนัยสำคัญ 3. ตัวแปรต้นต้องเป็นตัวแปรเชิงปริมาณที่วัดได้ในระดับช่วงหรืออัตราส่วน หรือตัวแปรนามบัญญัติที่ปรับเป็นตัวแปรหุ่น (dummy variable) ที่มีค่าเป็น 0 หรือ 1	1. ไม่สามารถบอกได้ว่าตัวแปรอิสระตัวใดที่มีอิทธิพลต่อการเป็นสมาชิกในแต่ละกลุ่มได้อย่างมีนัยสำคัญ 2. จำนวนตัวแปรต้นที่ถูกนำมาใช้ในโมเดลจะขึ้นอยู่กับระดับความลึกของต้นไม้ ถ้ากำหนดให้ต้นไม้ตัดสินใจมีระดับความลึกมาก ๆ ตัวแปรทำนายก็จะถูกนำมาใช้ในโมเดลเพิ่มมากขึ้น ทำให้มีประสิทธิภาพของการจำแนกข้อมูลได้ถูกต้องสูง แต่แผนภาพต้นไม้จะมีความซับซ้อนมากยิ่งขึ้น อาจไม่สะดวกต่อการนำไปใช้

การวัดประสิทธิภาพของโมเดลการจำแนกประเภทข้อมูล

ค่าวัดสำหรับการประเมินประสิทธิภาพ

การประเมินประสิทธิภาพของโมเดลการจำแนกประเภท อาศัยผลการทำนายการเป็นสมาชิกกลุ่มข้อมูลเมื่อใช้โมเดลดังกล่าวกับข้อมูลทดสอบ โดยนับจำนวนตัวอย่างที่ได้รับการทำนายที่ถูกต้องและไม่ถูกต้อง ค่าจำนวนตัวอย่างเหล่านี้ถูกนำมาสร้างเป็นตารางแสดงผลลัพธ์การจำแนกประเภทที่เรียกว่า confusion matrix แสดงดังตารางที่ 2.3 ดังนี้

ตารางที่ 2.3 confusion matrix ขนาด 2x2

		ค่าทำนาย (predicted)	
		กลุ่ม 1	กลุ่ม 2
ค่าความจริง (actual)	กลุ่ม 1	a	b
	กลุ่ม 2	c	d

confusion matrix ขนาด 2x2 ซึ่งใช้สำหรับกรณีปัญหาการจำแนกประเภทที่แบ่งข้อมูลเป็นสองกลุ่ม ตัวเลขที่แสดงในตารางเป็นจำนวนตัวอย่างในแต่ละสถานการณ์ ดังนี้

a หมายถึง จำนวนหน่วยตัวอย่างที่อยู่ในกลุ่ม 1 และได้รับการทำนายว่าอยู่ในกลุ่ม 1

b หมายถึง จำนวนหน่วยตัวอย่างที่อยู่ในกลุ่ม 1 แต่ได้รับการทำนายว่าอยู่ในกลุ่ม 2

c หมายถึง จำนวนหน่วยตัวอย่างที่อยู่ในกลุ่ม 2 แต่ได้รับการทำนายว่าอยู่ในกลุ่ม 1

d หมายถึง จำนวนหน่วยตัวอย่างที่อยู่ในกลุ่ม 2 และได้รับการทำนายว่าอยู่ในกลุ่ม 2

จำนวนหน่วยตัวอย่างที่ได้รับการทำนายได้อย่างถูกต้องมีจำนวน a+d ตัวอย่าง และจำนวนหน่วยตัวอย่างที่ได้รับการทำนายไม่ถูกต้องมีจำนวน b+c ตัวอย่าง confusion matrix จะจัดเตรียมสารสนเทศที่จำเป็นในการแสดงถึงประสิทธิภาพของโมเดล แต่การสรุปสารสนเทศเหล่านี้ด้วยตัวเลขเพียงตัวเดียวจะทำให้ง่ายต่อการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละโมเดล ซึ่งแนวทางหนึ่งที่สามารถทำได้โดยการหาค่าความถูกต้อง (accuracy) ซึ่งมีค่าเท่ากับ $\frac{(a+d)}{(a+b+c+d)}$

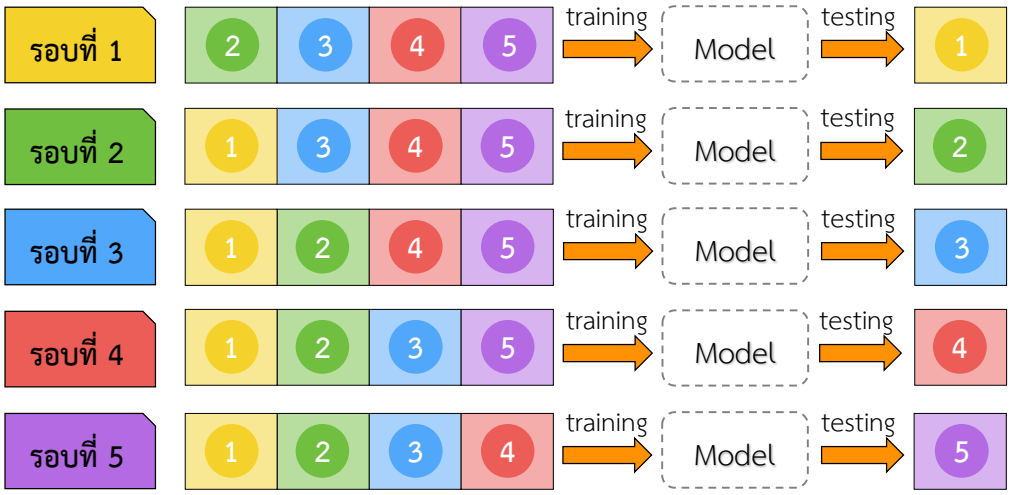
การแบ่งส่วนข้อมูลฝึกฝนและข้อมูลทดสอบ

การที่จะวัดประสิทธิภาพโมเดลได้ จำเป็นต้องแบ่งข้อมูลออกเป็นสองส่วน โดยที่ส่วนที่ 1 เรียกว่าข้อมูลฝึกฝน (training data) เพื่อใช้สร้างโมเดลการจำแนก และส่วนที่ 2 เรียกว่าข้อมูลทดสอบ (testing data) จะถูกนำมาใช้กับโมเดลการจำแนกที่สร้างขึ้นเพื่อทำนายกลุ่มของข้อมูลทดสอบ การแบ่งข้อมูลเพื่อทำการทดสอบนี้มี 3 วิธีการใหญ่ ดังนี้ (เอกสิทธิ์ พัชรวงศ์ศักดา, 2557)

1. วิธี self consistency test หรือบางครั้งเรียกว่า use training set นี้เป็นวิธีการที่ง่ายที่สุด นั่นคือข้อมูลที่ใช้ในการสร้างโมเดลและข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบโมเดลเป็นข้อมูลชุดเดียวกัน กระบวนการนี้เริ่มจาก สร้างโมเดลด้วยข้อมูลฝึกฝน หลังจากนั้นนำโมเดลที่สร้างได้มาทำนายข้อมูลฝึกฝนชุดเดิม การวัดประสิทธิภาพด้วยวิธีนี้จะให้ผลการวัดประสิทธิภาพที่มีค่าสูงมาก (อาจจะเข้าใกล้ 100%) เนื่องจากเป็นข้อมูล ชุดเดิมที่ระบบได้ทำการเรียนรู้มาแล้ว แต่ผลการวัดที่ได้ไม่เหมาะที่จะนำไปรายงานในงานวิจัยต่าง ๆ ซึ่งวิธีการนี้เหมาะสำหรับใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพเพื่อดูแนวโน้มของโมเดลที่สร้างขึ้น ถ้าได้ผลการวัดที่น้อยแสดงว่าโมเดลไม่เหมาะสมกับข้อมูล จึงไม่ควรจะนำไปทดสอบด้วยวิธีการแบ่งข้อมูลแบบต่าง ๆ

2. วิธี split test เป็นการแบ่งข้อมูลด้วยการสุ่มออกเป็น 2 ส่วน เช่น 70% ต่อ 30% หรือ 80% ต่อ 20% โดยข้อมูลส่วนที่หนึ่ง (70% หรือ 80%) ใช้ในการสร้างโมเดลและข้อมูลส่วนที่สอง (30% หรือ 20%) ใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล แต่การทดสอบแบบ split test นี้ทำการสุ่มข้อมูลเพียงครั้งเดียวซึ่งในบาง ครั้งถ้าการสุ่มข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบที่มีลักษณะคล้ายกับข้อมูลที่ใช้สร้างโมเดลทำให้ผลการวัดประสิทธิภาพได้ออกมาดี ในทางตรงข้ามถ้าการสุ่มข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบที่มีลักษณะแตกต่างกับข้อมูลที่ใช้สร้างโมเดลมาก จะทำให้ผลการวัดประสิทธิภาพมีค่าต่ำ ดังนั้นจึงควรใช้วิธี split test นี้หรือทำการสุ่มหลาย ๆ ครั้ง แต่ข้อดีของวิธีการนี้คือใช้เวลาในการสร้างโมเดลน้อยซึ่งเหมาะกับชุดข้อมูลที่มีขนาดใหญ่มาก

3. วิธี cross-validation test (Kohavi, 1995) การวัดประสิทธิภาพด้วยวิธี cross-validation นี้จะทำการแบ่งข้อมูลออกเป็นหลายส่วน เช่น 5-fold cross-validation คือ ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 5 ส่วน โดยที่แต่ละส่วนมีจำนวนข้อมูลเท่ากัน หรือ 10-fold cross-validation ซึ่งก็คือ การแบ่งข้อมูลออกเป็น 10 ส่วน โดยที่แต่ละส่วนมีจำนวนข้อมูลเท่ากัน หลังจากนั้นข้อมูลหนึ่งส่วนจะใช้เป็นตัวทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล ทำวนไปเช่นนี้จนครบจำนวนที่แบ่งไว้



ภาพที่ 2.3 ขั้นตอนกระบวนการ 5-fold cross-validation

ตอนที่ 4 กรอบแนวคิดในการวิจัย

การศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องทั้งในประเทศและต่างประเทศแสดงให้เห็นถึงภาพรวมของแบบแนวคิดทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องของตัวแปรที่ส่งผลต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนของนักเรียนดังแสดงในตารางที่ 2.1 ผู้วิจัยได้คัดเลือกตัวแปรที่จะนำใช้ในการดำเนินการวิจัยโดยมีหลักเกณฑ์ในการคัดเลือกดังนี้

1. เป็นตัวแปรที่สอดคล้องกับวัตถุประสงค์ของการวิจัย

2. ผลการศึกษาที่ผ่านมาแล้วพบว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์หรืออิทธิพลต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ

3. เป็นตัวแปรที่มีความถี่สูงสุด ประกอบด้วย ผลการเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น การสนับสนุนจากครอบครัว การศึกษาของผู้ปกครอง อาชีพของผู้ปกครอง รายได้รวมของครอบครัว การรับรู้ความสามารถของตนเอง เพศ การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน โอกาสในการประกอบอาชีพ ความสนใจในอาชีพ และลักษณะงานหรืออาชีพที่อยากจะเป็น

4. เนื่องจากแผนการเรียนวิทย์-คณิต เป็นกลุ่มที่เน้นการเรียนรู้วิชาวิทยาศาสตร์และคณิตศาสตร์ แผนการเรียนศิลป์-คณิต เป็นกลุ่มที่เน้นการเรียนรู้วิชาคณิตศาสตร์ และภาษาอังกฤษ และแผนการเรียนศิลป์-ภาษา เป็นกลุ่มที่เน้นการเรียนรู้วิชาภาษาอังกฤษและภาษาไทย (กรมสามัญศึกษา, 2546; Sintanakul & Sanrach, 2016) ดังนั้นผู้วิจัยจึงปรับตัวแปรผลการเรียนใน

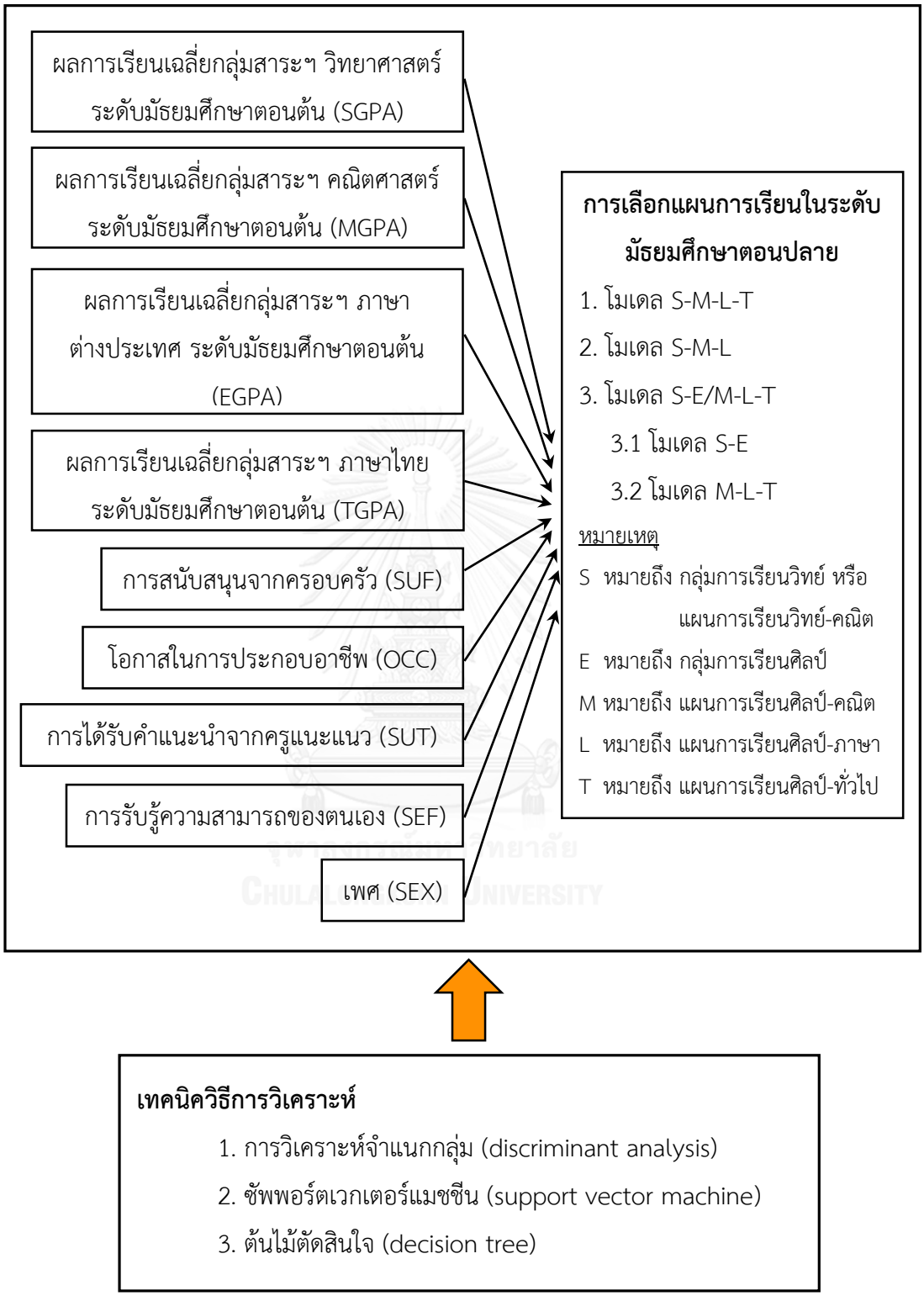
ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น โดยแยกออกเป็นตัวแปรผลการเรียนเฉลี่ย 4 กลุ่มสาระในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น ประกอบด้วย วิทยาศาสตร์ (SGPA) คณิตศาสตร์ (MGPA) ภาษาต่างประเทศ (EGPA) และภาษาไทย (TGPA)

5. การสนับสนุนจากครอบครัว การศึกษาของผู้ปกครอง อาชีพของผู้ปกครอง และรายได้รวมของครอบครัว เป็นตัวแปรภูมิหลังด้านครอบครัว ผู้วิจัยจึงยุบรวมเป็นตัวแปรการสนับสนุนจากครอบครัว (SUF) เพียงตัวเดียว

6. โอกาสในการประกอบอาชีพ ความสนใจในอาชีพ ลักษณะงานหรืออาชีพที่อยากจะเป็น เป็นตัวแปรเกี่ยวกับอาชีพในอนาคตของนักเรียน ผู้วิจัยจึงยุบรวมเป็นตัวแปรโอกาสในการประกอบอาชีพ (OCC)

7. ผู้วิจัยสามารถสร้างกรอบแนวคิดในการวิจัยได้ดังภาพที่ 2.4 ดังนี้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



ภาพที่ 2.4 กรอบแนวคิดในการวิจัย

บทที่ 3
วิธีดำเนินการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้มุ่งศึกษาปัจจัยที่สามารถจำแนกกลุ่มแผนการเรียนสำหรับนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย และเพื่อศึกษาประสิทธิภาพของโมเดลทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายที่ได้จากการวิเคราะห์โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ โดยมีวิธีดำเนินการวิจัยตามลำดับดังนี้

3.1 ประชากรและตัวอย่าง

3.1.1 ประชากร

ประชากรที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้คือ นักเรียนที่กำลังศึกษาอยู่ในชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 6 ปีการศึกษา 2559 โรงเรียนสังกัดสำนักงานคณะกรรมการการศึกษาขั้นพื้นฐาน จำนวน 374,749 คน

3.1.2 การกำหนดขนาดตัวอย่าง

ในการกำหนดขนาดตัวอย่างสำหรับการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม จะคำนวณจาก 20 เท่าของจำนวนตัวแปรอิสระในโมเดลการวิเคราะห์ (Hair, et al., 2010) ซึ่งในการวิจัยครั้งนี้มีจำนวนตัวแปรอิสระทั้งหมด 9 ตัวแปร จึงได้ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 9x20 = 180 คน แต่ในการสร้างโมเดลการจำแนกด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจเพื่อให้ได้ค่าพารามิเตอร์ที่น่าเชื่อถือจะต้องอาศัยข้อมูลในการวิเคราะห์อย่างน้อย 500 – 1,000 คน (Vanajakshi, et al., 2004; Kavzoglu & Colkesen, 2012) ดังนั้นผู้วิจัยจึงกำหนดขนาดตัวอย่างจำนวนทั้งสิ้น 1,350 คน โดยมีรายละเอียดของการสุ่มตัวอย่างในหัวข้อถัดไป

3.1.3 การสุ่มตัวอย่าง

ผู้วิจัยใช้การสุ่มแบบหลายขั้นตอน (multi-stage sampling) โดยมีขั้นตอนดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 ประเทศไทยประกอบด้วย 6 ภาค คือ ภาคเหนือ ภาคใต้ ภาคกลาง ภาคตะวันออก ภาคตะวันตก และภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ผู้วิจัยจึงสุ่ม 3 ภาค จาก 6 ภาค ด้วยวิธีการสุ่มอย่างง่าย

ขั้นตอนที่ 2 สุ่มจังหวัดในแต่ละภาคที่สุ่มได้ในขั้นตอนที่ 1 ด้วยวิธีการสุ่มอย่างง่าย ภาคละ 3 จังหวัด

ขั้นตอนที่ 3 เลือกโรงเรียนในแต่ละจังหวัดที่สุ่มได้ในขั้นตอนที่ 2 ด้วยการเลือกแบบเจาะจงโรงเรียนขนาดใหญ่

ขั้นตอนที่ 4 สุ่มนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 6 ภายในแต่ละโรงเรียน โรงเรียนละ 150 คน ด้วยวิธีการสุ่มอย่างง่าย

จากการสุ่มตัวอย่างแบบหลายขั้นตอนข้างต้น จะทำให้ผู้วิจัยสุ่มตัวอย่างได้จำนวนทั้งสิ้น 3x3x1x150 = 1,350 คน จำแนกตามภาค จังหวัด และโรงเรียน ดังได้แสดงไว้ในตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 สรุปการสุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการเก็บรวบรวมข้อมูล

ภาคที่สุ่มได้	**จังหวัดที่สุ่มได้**	**โรงเรียนที่ถูกเลือกเพื่อใช้เป็นตัวอย่าง**	**จำนวนนักเรียนที่สุ่มได้ (คน)**
ภาคกลาง	กรุงเทพฯ	สวนกุหลาบวิทยาลัย	150
	สมุทรสงคราม	ถาวรานุกูล	150
	สุพรรณบุรี	สงวนหญิง	150
ภาคตะวันออก	จันทบุรี	เบญจมราชูทิศ จังหวัดจันทบุรี	150
	ชลบุรี	ชลราษฎรอำรุง	150
	ฉะเชิงเทรา	เบญจมราชรังสฤษฎ์	150
ภาคเหนือ	กำแพงเพชร	ขาณุวิทยา	150
	แพร่	พิริยาลัยจังหวัดแพร่	150
	นครสวรรค์	นครสวรรค์	150
รวม			**1,350**

3.2 เครื่องมือที่ใช้ในการเก็บรวบรวมข้อมูล

3.2.1 รูปแบบของเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้ ได้แก่ แบบสอบถามปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกแผนการเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย ซึ่งเนื้อหาภายในแบบสอบถามแบ่งออกเป็น 2 ตอนดังนี้

ตอนที่ 1 ข้อมูลทั่วไปของผู้ตอบแบบสอบถาม ได้แก่ เพศ แผนการเรียนที่กำลังศึกษา ความพึงพอใจในแผนการเรียนที่กำลังศึกษา ผลการเรียนเฉลี่ย (GPA) กลุ่มสาระการเรียนรู้วิทยาศาสตร์ คณิตศาสตร์ ภาษาต่างประเทศ และภาษาไทย ในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น (ม.1–ม.3) และผลการเรียนรวมเฉลี่ย (GPAX) ในระดับม.ปลาย ณ ปัจจุบัน (ม.4–ม.6 ภาคเรียนที่ 1)

ตอนที่ 2 แบบสอบถามระดับความคิดเห็นเกี่ยวกับปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกแผนการเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย มีลักษณะเป็นแบบมาตรประมาณค่า (rating scale) 5 ระดับ

3.2.2 ขั้นตอนการสร้างเครื่องมือ

แบบสอบถามที่ใช้เป็นเครื่องมือในการเก็บรวบรวมข้อมูล ผู้วิจัยดำเนินการสร้างตามขั้นตอนดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 ศึกษาวิธีการสร้างแบบสอบถามที่ใช้ในการเก็บข้อมูลจากเอกสารและตำราที่เกี่ยวข้องเพื่อเป็นแนวทางในการกำหนดกรอบความคิดในการสร้างแบบสอบถาม

ขั้นตอนที่ 2 ศึกษาแนวคิดทฤษฎี และเอกสารการวิจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องโดยพิจารณาถึงรายละเอียดต่าง ๆ เพื่อให้ครอบคลุมวัตถุประสงค์ของการวิจัยที่กำหนดไว้

ขั้นตอนที่ 3 สร้างข้อคำถามที่มีความเหมาะสมและสามารถวัดได้ตรงในแต่ละตัวแปรเพื่อพัฒนาเป็นแบบสอบถามที่ใช้เป็นเครื่องมือในการเก็บรวบรวมข้อมูลจากตัวอย่าง จากนั้นนำแบบสอบถามที่ได้สร้างขึ้นนี้ ซึ่งมีข้อคำถามทั้งหมด 19 ข้อ ไปปรึกษากับอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

ขั้นตอนที่ 4 นำแบบสอบถามให้ผู้เชี่ยวชาญจำนวน 5 ท่าน ตรวจสอบคุณภาพเครื่องมือโดยการตรวจสอบความตรงตามเนื้อหา (content validity) และความเหมาะสมด้านภาษา โดยคุณภาพของแบบสอบถามรายข้อวัดด้วยค่าดัชนี IOC (Item-Objective Congruence) ใช้เกณฑ์

การพิจารณาค่าดัชนี IOC มากกว่า 0.5 (ศิริชัย กาญจนวาสี, 2544) จึงจะถือว่าข้อคำถามนั้นสอดคล้องกับจุดมุ่งหมายที่ต้องการวัด

ขั้นตอนที่ 5 จากการพิจารณาค่าดัชนี IOC ของแต่ละข้อคำถาม พบว่าข้อคำถามที่สอดคล้องกับจุดมุ่งหมายที่ต้องการวัด (IOC > 0.5) มีจำนวน 17 ข้อ นอกจากนี้ผู้วิจัยได้ปรับการใช้ภาษาในบางข้อคำถามให้มีความเหมาะสมตามข้อเสนอแนะของผู้เชี่ยวชาญ ดังได้แสดงรายละเอียดไว้ในภาคผนวก ง ผลการวิเคราะห์คุณภาพของเครื่องมือวิจัย

ขั้นตอนที่ 6 นำแบบสอบถามฉบับที่ได้ปรับปรุงแก้ไขแล้วไปทดลองกับนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 6 ที่มีลักษณะคล้ายคลึงกับตัวอย่าง โดยได้เลือกโรงเรียนเบญจมราชูทิศ จังหวัดจันทบุรี จำนวน 3 คน เพื่อตรวจสอบความเหมาะสมของภาษาและข้อคำถาม ซึ่งพบว่าแบบสอบถามมีความชัดเจน นักเรียนสามารถทำแบบสอบถามได้โดยไม่มีข้อสงสัย

ขั้นตอนที่ 7 นำไปทดลองใช้ (try out) กับนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 6 โรงเรียนเบญจมราชูทิศ จังหวัดจันทบุรี จำนวน 40 คน เพื่อตรวจสอบคุณภาพของเครื่องมือโดยการวิเคราะห์ค่าความเที่ยงแบบความสอดคล้องภายในแบบสอบถาม (internal consistency reliability) โดยใช้สูตรการหาสัมประสิทธิ์แอลฟาของครอนบาค (Cronbach's alpha coefficient) ได้ค่าความเที่ยงรายด้านการสนับสนุนจากครอบครัว, การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน, โอกาสในการประกอบอาชีพ และการรับรู้ความสามารถของตนเอง เท่ากับ 0.538, 0.874, 0.694 และ 0.715 ตามลำดับ ดังได้แสดงไว้ในตารางที่ 3.2

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 3.2 ค่าความเที่ยงรายด้านของเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

ปัจจัย	ค่าความเที่ยง (Cronbach's Alpha)	ค่าความเที่ยง (รายด้าน) เมื่อตัดข้อคำถามนี้ออก (Cronbach's Alpha if Item Deleted)
การสนับสนุนจากครอบครัว (SUF)	**0.538**	**-**
1. พ่อแม่หรือผู้ปกครองให้คำแนะนำเกี่ยวกับการเลือกแผนการเรียน	-	0.572
2. พ่อแม่หรือผู้ปกครองให้การส่งเสริมและสนับสนุนค่าใช้จ่ายในการเรียนต่อ	-	0.598
3. ระดับการศึกษาของพ่อแม่หรือผู้ปกครองเป็นแรงผลักดันในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	-	0.155
4. อาชีพของพ่อแม่หรือผู้ปกครองเป็นแรงผลักดันในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	-	0.328

ตารางที่ 3.2 (ต่อ) ค่าความเที่ยงรายด้านของเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

ปัจจัย	ค่าความเที่ยง (Cronbach's Alpha)	ค่าความเที่ยง (รายด้าน) เมื่อตัดข้อคำถามนี้ออก (Cronbach's Alpha if Item Deleted)
การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน (SUT)	**0.874**	**-**
5. นักเรียนได้รับคำแนะนำในการเลือกแผนการเรียนจากครูแนะแนว	-	0.802
6. ครูแนะแนวให้ข้อมูลรายละเอียดเกี่ยวกับหลักสูตรในแต่ละแผนการเรียนอย่างชัดเจน	-	0.831
7. นักเรียนนำข้อมูลจากการทำกิจกรรมแนะแนวมาใช้ประกอบในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	-	0.807
8. นักเรียนนำข้อมูลจากการแนะแนวยกตัวอย่างรุ่นพี่หรือบุคคลอื่นที่ประสบความสำเร็จในแต่ละแผนการเรียนมาใช้ประกอบในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	-	0.907
โอกาสในการประกอบอาชีพ (OCC)	**0.694**	**-**
9. นักเรียนมีอาชีพเป้าหมายในอนาคตอย่างชัดเจน	-	0.736
10. ในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน นักเรียนจะพิจารณาจากคณะ/สาขาวิชาในระดับอุดมศึกษาที่ตนเองสนใจ	-	0.535
11. แผนการเรียนที่เลือกนั้นทำให้นักเรียนมีโอกาสได้ฝึกทักษะเพื่อเตรียมพร้อมสำหรับการประกอบอาชีพเป้าหมายในอนาคต	-	0.648
12. แผนการเรียนที่เลือกนั้นทำให้นักเรียนมีโอกาสได้ทำงานตามที่นักเรียนใฝ่ฝัน	-	0.581
การรับรู้ความสามารถของตนเอง (SEF)	**0.715**	**-**
13. นักเรียนใช้ผลการเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนต้นในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	-	0.664
14. นักเรียนเลือกแผนการเรียนตามความถนัดและความสนใจของตนเอง	-	0.613
15. นักเรียนจะประสบความสำเร็จในการเรียนหากได้เรียนในแผนการเรียนที่ตนเองต้องการ	-	0.695
16. นักเรียนเลือกแผนการเรียนที่เหมาะสมกับบุคลิกภาพของตนเอง	-	0.641
17. นักเรียนเลือกแผนการเรียนตามระดับสติปัญญาที่จะสามารถเรียนได้	-	0.706

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

3.3 การเก็บรวบรวมข้อมูล

3.3.1 ดำเนินการติดต่อสำนักงานหลักสูตรและการจัดการเรียนการสอน คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในการออกหนังสือเพื่อขอความอนุเคราะห์ในการเก็บรวบรวมข้อมูลจากโรงเรียนที่ถูกเลือกเพื่อใช้เป็นตัวอย่าง

3.3.2 ผู้วิจัยนำแบบสอบถามส่งไปยังโรงเรียนที่ถูกเลือกเพื่อใช้เป็นตัวอย่าง

3.3.3 ประสานงานและชี้แจงทำความเข้าใจกับครูผู้ประสานงานในการเก็บรวบรวมข้อมูลเกี่ยวกับวัตถุประสงค์ของการวิจัย เครื่องมือในการรวบรวมข้อมูล วิธีการเก็บรวบรวมข้อมูล ระยะเวลาการเก็บรวบรวมข้อมูล และกำหนดนัดหมายสำหรับการรับแบบสอบถามคืน

3.3.4 ผู้วิจัยได้รับการแจ้งจากครูผู้ประสานงานว่ามีนักเรียนบางคนจำผลการเรียนเฉลี่ยของแต่ละกลุ่มสาระการเรียนรู้ในระดับมัธยมศึกษาตอนต้นไม่ได้ ทำให้นักเรียนไม่สามารถตอบแบบสอบถามได้ในขณะนั้นทันที ผู้วิจัยจึงได้ตกลงกับครูผู้ประสานงานและอนุญาตให้นักเรียนนำแบบสอบถามกลับไปทำที่บ้านได้ เมื่อนักเรียนตอบแบบสอบถามเสร็จสมบูรณ์ครบถ้วนแล้วจึงค่อยนำแบบสอบถามมาส่งคืนครูผู้ประสานงาน

3.3.5 แบบสอบถามที่ได้รับกลับคืนมาจะนำไปคัดกรองและตรวจสอบความครบถ้วนสมบูรณ์ของข้อมูลการตอบกลับ จากนั้นนำแบบสอบถามนี้มาบันทึกข้อมูลเพื่อทำการวิเคราะห์ข้อมูลต่อไป ซึ่งแบบสอบถามที่นักเรียนตอบได้ครบถ้วนสมบูรณ์และผ่านการคัดกรองแล้วนั้นสามารถสรุปจำนวนได้ดังตารางที่ 3.3 และตารางที่ 3.4

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 3.3 สรุปจำนวนแบบสอบถามจากการเก็บรวบรวมข้อมูล

โรงเรียน	จำนวนแบบสอบถาม (ฉบับ)		
	ขอความร่วมมือ	ตอบกลับ	ข้อมูลสมบูรณ์
สวนกุหลาบวิทยาลัย	150	150	150
ถาวรานุกูล	150	142	132
สงวนหญิง	150	150	150
เบญจมราชูทิศ จังหวัดจันทบุรี	150	150	150
ชลราษฎรอำรุง	150	150	133
เบญจมราชรังสฤษฎิ์	150	150	150
ขาณุวิทยา	150	144	130
พิริยาลัยจังหวัดแพร่	150	139	133
นครสวรรค์	150	140	131
รวม	**1,350**	**1,315**	**1,259**
ร้อยละ	**100**	**97.41**	**93.26**

ตารางที่ 3.4 สรุปจำนวนแบบสอบถามที่มีข้อมูลสมบูรณ์ จำแนกตามโรงเรียนและแผนการเรียน

โรงเรียน	แผนการเรียน				รวม
	วิทย์-คณิต	ศิลป์-คณิต	ศิลป์-ภาษา	ศิลป์-ทั่วไป	
สวนกุหลาบวิทยาลัย	78	72	-	-	150
ถาวรานุกูล	58	21	19	34	132
สงวนหญิง	50	50	50	-	150
เบญจมราชูทิศ จังหวัดจันทบุรี	96	32	22	-	150
ชลราษฎรอำรุง	83	50	-	-	133
เบญจมราชรังสฤษฎิ์	50	50	50	-	150
ขาณุวิทยา	80	-	50	-	130
พิริยาลัยจังหวัดแพร่	77	23	20	13	133
นครสวรรค์	81	50	-	-	131
รวม	**653**	**348**	**211**	**47**	**1,259**
ร้อยละ	**51.87**	**27.64**	**16.76**	**3.73**	**100**

3.4 การวิเคราะห์ข้อมูล

3.4.1 วิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นของตัวอย่างที่ได้จากการเก็บรวบรวมเพื่อให้ทราบลักษณะการแจกแจงของตัวแปรแต่ละตัว เป็นการวิเคราะห์โดยใช้สถิติบรรยายให้ทราบจำนวน (N) ร้อยละ (percentage) ค่าเฉลี่ยเลขคณิต (mean) ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (S.D.) สัมประสิทธิ์การกระจาย (C.V.) ค่าต่ำสุด (min) ค่าสูงสุด (max) ค่าความเบ้ (sk) และค่าความโด่ง (ku) ของตัวแปรที่ใช้ศึกษาโดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์สำเร็จรูป

3.4.2 วิเคราะห์ข้อมูลเพื่อศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกแผนการเรียน และเพื่อสร้างสมการทำนายแผนการเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย โดยใช้การวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม (discriminant analysis) วิธี Stepwise ด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์สำเร็จรูป

3.4.3 เนื่องจากบางโรงเรียนที่ถูกสุ่มนั้นจัดการเรียนการสอนในระดับมัธยมศึกษาตอนปลายไม่ครบทั้ง 4 แผนการเรียน ทำให้ได้จำนวนตัวอย่างนักเรียนในแต่ละแผนการเรียนไม่เท่ากัน ดังตารางที่ 3.4 ซึ่งจำนวนตัวอย่างนักเรียนในแต่ละแผนการเรียนที่ไม่เท่ากันนี้จะส่งผลต่อความแกร่งของสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์เพื่อการทดสอบสมมติฐาน อาจทำให้ผลการวิเคราะห์ขาดความน่าเชื่อถือได้ (Hair, et al., 2010) ผู้วิจัยจึงวิเคราะห์ข้อมูลโดยแบ่งเป็นสามโมเดล ดังนี้

1) โมเดล S-M-L-T วิเคราะห์โดยใช้ตัวอย่างทั้งหมดทุกแผนการเรียน ซึ่งได้แก่ แผนการเรียนวิทย์-คณิต (**S**cience-Math) , ศิลป์-คณิต (English-**M**ath) , ศิลป์-ภาษา (English-**L**anguage) และศิลป์-ทั่วไป (English-**T**hai&Social)

2) โมเดล S-M-L วิเคราะห์โดยใช้เฉพาะตัวอย่างใน 3 แผนการเรียนเท่านั้น ได้แก่ แผนการเรียนวิทย์-คณิต (**S**cience-Math) , ศิลป์-คณิต (English-**M**ath) และศิลป์-ภาษา (English-**L**anguage)

3) โมเดล S-E/M-L-T เป็นโมเดลที่มีขั้นตอนการทำนายแบบต่อเนื่อง ประกอบด้วยสองโมเดลย่อยดังนี้

3.1) โมเดลย่อย S-E วิเคราะห์โดยใช้การยุบรวมตัวอย่างให้เหลือเพียง 2 กลุ่ม ซึ่งตัวอย่างนักเรียนในแผนการเรียนวิทย์-คณิต ให้ชื่อว่า “กลุ่มวิทย์” (**S**cience) และตัวอย่างนักเรียนในแผนการเรียนศิลป์-คณิต , ศิลป์-ภาษา และศิลป์-ทั่วไป ยุบรวมเป็นกลุ่มเดียว ให้ชื่อว่า “กลุ่มศิลป์” (**E**nglish)

3.2) โมเดลย่อย M-L-T วิเคราะห์โดยใช้เฉพาะตัวอย่างในกลุ่มศิลป์เท่านั้น ซึ่งแบ่งเป็น 3 แผนการเรียน ได้แก่ ศิลป์-คณิต (English-**M**ath) , ศิลป์-ภาษา (English-**L**anguage) และศิลป์-ทั่วไป (English-**T**hai&Social)

สำหรับการนำโมเดล S-E/M-L-T ไปใช้ในการทำนายแผนการเรียนนั้น จะต้องพิจารณาสองขั้นตอนด้วยกัน โดยขั้นตอนแรกจะเริ่มพิจารณาโมเดลย่อย S-E ก่อน เพื่อทำนายว่านักเรียนควรที่จะอยู่ในกลุ่มการเรียนวิทย์ (S) หรือกลุ่มการเรียนศิลป์ (E) ถ้าผลการทำนายบอกว่านักเรียนควรจะอยู่ในกลุ่มการเรียนวิทย์แล้วจึงจบการพิจารณาที่โมเดลย่อย S-E นี้เพียงโมเดลเดียว แต่ถ้าผลการทำนายบอกว่านักเรียนควรจะอยู่ในกลุ่มการเรียนศิลป์แล้วจะต้องพิจารณาโมเดลย่อย M-L-T ต่อจากโมเดลย่อย S-E อีกครั้งหนึ่ง เพื่อทำนายว่านักเรียนควรจะอยู่ในแผนการเรียนในกลุ่มการเรียนศิลป์ใด ซึ่งได้แก่ ศิลป์-คณิต ศิลป์-ภาษา และศิลป์-ทั่วไป

3.4.4 ใช้การวิเคราะห์ด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภท (multiclass SVM) แบบหนึ่งต่อทั้งหมด (one-against-all) โดยใช้โปรแกรม RapidMiner Studio

3.4.5 ใช้การวิเคราะห์ด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ โดยใช้โปรแกรม RapidMiner Studio กำหนดให้มีระดับความลึก 5 ชั้น

3.4.6 ในการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่มและเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนนั้น ตัวแปรต้นหรือตัวแปรทำนายต้องเป็นตัวแปรต่อเนื่อง (continuous data) ซึ่งก็คือข้อมูลที่อยู่ในมาตรการวัดระดับอันตรภาคชั้น (inverval scale) หรือระดับอัตราส่วน (ratio scale) สำหรับข้อมูลที่เก็บรวบรวมได้ในการวิจัยครั้งนี้จะมีตัวแปรผลการเรียนเฉลี่ยต่าง ๆ และตัวแปรที่ได้จากการสอบถามความคิดเห็นในด้านต่าง ๆ สามารถนำมาวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม เนื่องจากเป็นข้อมูลที่อยู่ในมาตรการวัดระดับอันตรภาคชั้น โดยตัวแปรที่ได้จากการสอบถามความคิดเห็นในด้านต่าง ๆ นั้น สามารถนำข้อมูลที่ได้รายข้อมาเฉลี่ยให้เป็นคะแนนรายด้าน แต่ในส่วนของตัวแปรเพศซึ่งเป็นตัวแปรไม่ต่อเนื่อง (discrete data) ต้องทำการแปลงข้อมูลเป็นตัวแปรหุ่น (dummy variable) โดยจำนวนของตัวแปรหุ่นจะเท่ากับจำนวนระดับข้อมูลของตัวแปรนั้น ๆ ลบด้วย 1 ซึ่งตัวแปรเพศ (SEX) มี 2 ค่า คือ ชายและหญิง ดังนั้นจะมีตัวแปรหุ่น 1 ตัว คือตัวแปร SEX1 ตั้งเป็นตัวแปรใหม่และให้ชื่อว่าเป็นตัวแปรเพศชาย โดยกำหนดให้เพศชายมีค่าเท่ากับ 1 และเพศหญิงมีค่าเท่ากับ 0

3.4.7 ในการแบ่งข้อมูลเพื่อใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ ใช้วิธี 10-fold cross-validation test แบ่งข้อมูลออกเป็น 10 กลุ่ม จำนวนเท่า ๆ กัน โดยใช้ 9 กลุ่ม เป็นชุดข้อมูลฝึกฝนเพื่อสร้าง

โมเดล และอีก 1 กลุ่มใช้เป็นชุดข้อมูลทดสอบ แล้วทำการวนซ้ำเป็นจำนวน 10 รอบ โดยเปลี่ยนชุดข้อมูลทดสอบไปเรื่อย ๆ จนครบ สำหรับการวัดประสิทธิภาพของโมเดลที่ได้จากการวิเคราะห์แต่ละเทคนิควิธี จะพิจารณาจากค่าความถูกต้องในการจำแนกข้อมูล เรียกว่า ค่า accuracy โดยคำนวณจากจำนวนหน่วยตัวอย่างที่ได้รับการทำนายกลุ่มได้อย่างถูกต้องทั้งหมดหารด้วยจำนวนหน่วยตัวอย่างทั้งหมด ซึ่งค่า accuracy นี้เทียบได้กับค่า external hit rate ของการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม ดังนั้นในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วยแต่ละเทคนิค จะนำค่า external hit rate จากการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม และค่า accuracy จากการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ มาเปรียบเทียบกัน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่ 4
ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาปัจจัยที่สามารถทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย และเพื่อศึกษาประสิทธิภาพของโมเดลทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายที่ได้จากการวิเคราะห์โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ ซึ่งผู้วิจัยได้นำเสนอผลการวิเคราะห์ข้อมูลตามลำดับหัวข้อดังนี้

ตอนที่ 1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นของตัวอย่าง

ตอนที่ 2 ผลการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม

ตอนที่ 3 ผลการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ตอนที่ 4 ผลการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ

ตอนที่ 5 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลจากการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ

สัญลักษณ์ที่ใช้แทนตัวแปร

PLAN	หมายถึง	แผนการเรียน
S	หมายถึง	แผนการเรียนวิทย์-คณิต หรือ กลุ่มการเรียนวิทย์
E	หมายถึง	กลุ่มการเรียนศิลป์ ได้แก่ แผนการเรียนศิลป์-คณิต, ศิลป์-ภาษา และศิลป์-ทั่วไป
M	หมายถึง	แผนการเรียนศิลป์-คณิต
L	หมายถึง	แผนการเรียนศิลป์-ภาษา
T	หมายถึง	แผนการเรียนศิลป์-ทั่วไป
SEX	หมายถึง	เพศ
SEX1	หมายถึง	เพศชาย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

SGPA หมายถึง ผลการเรียนเฉลี่ยกลุ่มสาระการเรียนรู้วิทยาศาสตร์ ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น

MGPA หมายถึง ผลการเรียนเฉลี่ยกลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์ ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น

EGPA หมายถึง ผลการเรียนเฉลี่ยกลุ่มสาระการเรียนรู้ภาษาต่างประเทศ ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น

TGPA หมายถึง ผลการเรียนเฉลี่ยกลุ่มสาระการเรียนรู้ภาษาไทย ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น

SUF หมายถึง การสนับสนุนจากครอบครัว

SUT หมายถึง การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน

OCC หมายถึง โอกาสในการประกอบอาชีพ

SEF หมายถึง การรับรู้ความสามารถของตนเอง

ตอนที่ 1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นของตัวอย่าง

ในตอนแรกนี้ ผู้วิจัยขอนำเสนอข้อมูลของค่าสถิติพื้นฐาน เพื่อให้ทราบถึงจำนวน ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน เป็นต้น ซึ่งเป็นข้อมูลที่บอกถึงลักษณะของการแจกแจงของข้อมูลตัวอย่าง นักเรียนที่ได้ดำเนินการเก็บรวบรวมข้อมูลมาแล้วจำนวนทั้งสิ้น 1,259 คน พบว่าตัวอย่างเป็นนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 6 ที่กำลังศึกษาอยู่ในแผนการเรียนวิทย์-คณิต มากที่สุดคือจำนวน 653 คน คิดเป็นร้อยละ 51.87 รองลงมาคือแผนการเรียนศิลป์-คณิต จำนวน 348 คน คิดเป็นร้อยละ 27.64 แผนการเรียนศิลป์-ภาษา จำนวน 211 คน คิดเป็นร้อยละ 16.76 และแผนการเรียนศิลป์-ทั่วไป จำนวน 47 คน คิดเป็นร้อยละ 3.73 เป็นนักเรียนเพศชายมากกว่าเพศหญิง ซึ่งเพศชายมีจำนวน 665 คน คิดเป็นร้อยละ 52.82 และเพศหญิงมีจำนวน 594 คน คิดเป็นร้อยละ 47.18 นักเรียนส่วนใหญ่มีความพึงพอใจในแผนการเรียนที่กำลังศึกษาอยู่เป็นจำนวน 841 คน คิดเป็นร้อยละ 66.80 โดยมีผลการเรียนรวมเฉลี่ย (GPAX) ระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย (5 ภาคเรียน) ตั้งแต่ 3.50 – 4.00 เป็นจำนวนมากที่สุดคือ 530 คน คิดเป็นร้อยละ 42.10 นอกจากนี้ยังพบว่าผลการเรียนเฉลี่ย (GPA) กลุ่มสาระการเรียนรู้วิทยาศาสตร์, คณิตศาสตร์, ภาษาต่างประเทศ และภาษาไทยในระดับมัธยมศึกษาตอนต้นของนักเรียนส่วนใหญ่มีค่าตั้งแต่ 3.50 – 4.00 ในทุกกลุ่มสาระการเรียนรู้ ซึ่งมีอยู่

เป็นจำนวน 654 คน, 591 คน, 657 คน และ 787 คน ตามลำดับ คิดเป็นร้อยละ 51.95, 46.94, 52.18 และ 62.51 ตามลำดับ ดังได้แสดงรายละเอียดไว้ในตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 จำนวนและร้อยละของนักเรียนผู้ตอบแบบสอบถาม จำแนกตามข้อมูลส่วนบุคคล

ตัวแปร	จำนวน (คน)	ร้อยละ
1. แผนการเรียน		
วิทย์ – คณิต (S)	653	51.87
ศิลป์ – คณิต (M)	348	27.64
ศิลป์ – ภาษา (L)	211	16.76
ศิลป์ – ทั่วไป (T)	47	3.73
รวม	**1,259**	**100**
2. เพศ		
ชาย	665	52.82
หญิง	594	47.18
รวม	**1,259**	**100**
3. ความพึงพอใจในแผนการเรียนที่กำลังศึกษา		
พอใจมาก	377	29.94
พอใจ	841	66.80
ไม่พอใจ	41	3.26
รวม	**1,259**	**100**
4. ผลการเรียนรวมเฉลี่ย (GPAX) ในระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย (5 ภาคเรียน)		
ต่ำกว่า 2.00	4	0.32
2.00 – 2.49	131	10.41
2.50 – 2.99	206	16.36
3.00 – 3.49	388	30.82
3.50 – 4.00	530	42.10
รวม	**1,259**	**100**

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 4.1 (ต่อ) จำนวนและร้อยละของนักเรียนผู้ตอบแบบสอบถาม จำแนกตามข้อมูลส่วนบุคคล

ตัวแปร	จำนวน (คน)	ร้อยละ
5. ผลการเรียนเฉลี่ยกลุ่มสาระการเรียนรู้วิทยาศาสตร์ ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น		
ต่ำกว่า 2.00	54	4.29
2.00 – 2.49	138	10.96
2.50 – 2.99	149	11.83
3.00 – 3.49	264	20.97
3.50 – 4.00	654	51.95
รวม	**1,259**	**100**
6. ผลการเรียนเฉลี่ยกลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์ ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น		
ต่ำกว่า 2.00	97	7.70
2.00 – 2.49	170	13.50
2.50 – 2.99	172	13.66
3.00 – 3.49	229	18.19
3.50 – 4.00	591	46.94
รวม	**1,259**	**100**
7. ผลการเรียนเฉลี่ยกลุ่มสาระการเรียนรู้ภาษาต่างประเทศ ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น		
ต่ำกว่า 2.00	92	7.31
2.00 – 2.49	125	9.93
2.50 – 2.99	165	13.11
3.00 – 3.49	220	17.47
3.50 – 4.00	657	52.18
รวม	**1,259**	**100**
8. ผลการเรียนเฉลี่ยกลุ่มสาระการเรียนรู้ภาษาไทย ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น		
ต่ำกว่า 2.00	39	3.10
2.00 – 2.49	84	6.67
2.50 – 2.99	123	9.77
3.00 – 3.49	226	17.95
3.50 – 4.00	787	62.51
รวม	**1,259**	**100**

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สำหรับการวิเคราะห์ตัวแปรที่ส่งผลต่อการเลือกแผนการเรียน ผู้วิจัยได้ทำการวิเคราะห์ค่าสถิติพื้นฐานของตัวแปรที่ส่งผลต่อการเลือกแผนการเรียน พบว่าตัวอย่างนักเรียนรวมทุกแผนการเรียนจะมีค่าเฉลี่ยของตัวแปรผลการเรียนเฉลี่ย (GPA) กลุ่มสาระการเรียนรู้วิทยาศาสตร์, คณิตศาสตร์, ภาษาต่างประเทศ และภาษาไทย ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น, การสนับสนุนจากครอบครัว, การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน, โอกาสในการประกอบอาชีพ และการรับรู้ความสามารถของตนเอง เท่ากับ 3.28, 3.16, 3.23, 3.46, 3.61, 3.55, 4.03 และ 4.08 ตามลำดับ นอกจากนี้ยังพบว่าตัวแปรผลการเรียนเฉลี่ย (GPA) กลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์ ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น จะมีค่าสัมประสิทธิ์การกระจายสูงที่สุดเมื่อเทียบกับตัวแปรอื่น (C.V. = 24.52) ซึ่งหมายถึง ผลการเรียนเฉลี่ย (GPA) กลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์ ระดับมัธยมศึกษาตอนต้นของตัวอย่างนักเรียนรวมทุกแผนการเรียนมีการกระจายของข้อมูลมากที่สุด

เมื่อพิจารณาในแต่ละแผนการเรียนแล้วพบว่าผลการเรียนเฉลี่ย (GPA) ของแต่ละกลุ่มสาระการเรียนรู้ในระดับมัธยมศึกษาตอนต้นของนักเรียนในแผนการเรียนวิทย์-คณิต จะมีค่าเฉลี่ยสูงกว่านักเรียนในแผนการเรียนอื่นทุกกลุ่มสาระการเรียนรู้ รวมทั้งตัวแปรการสนับสนุนจากครอบครัว, การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน และโอกาสในการประกอบอาชีพ นักเรียนในแผนการเรียนวิทย์-คณิตจะมีค่าเฉลี่ยของตัวแปรดังกล่าวสูงกว่านักเรียนในแผนการเรียนอื่นด้วยเช่นกัน แต่สำหรับตัวแปรการรับรู้ความสามารถของตนเอง นักเรียนในแผนการเรียนศิลป์-คณิตจะมีค่าเฉลี่ยสูงกว่าแผนการเรียนอื่น ดังรายละเอียดในตารางที่ 4.2 พร้อมกับแสดงจำนวนและร้อยละของความคิดเห็นรายข้อคำถามของตัวแปรการสนับสนุนจากครอบครัว, การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน, โอกาสในการประกอบอาชีพ และการรับรู้ความสามารถของตนเองที่ได้จากการตอบแบบสอบถามของนักเรียน ดังตารางที่ 4.3

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 4.2 ค่าเฉลี่ย (*M*) ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (*SD*) สัมประสิทธิ์การกระจาย (C.V.) ของตัวแปรที่ส่งผลต่อการเลือกแผนการเรียน จำแนกตามแผนการเรียน

ตัวแปร	ทุกแผนการเรียน		วิทย์-คณิต		ศิลป์-คณิต		ศิลป์-ภาษา		ศิลป์-ทั่วไป	
	M (*SD*)	C.V.	*M* (*SD*)	C.V.	*M* (*SD*)	C.V.	*M* (*SD*)	C.V.	*M* (*SD*)	C.V.
1. ผลการเรียนเฉลี่ยกลุ่มสาระการเรียนรู้วิทยาศาสตร์ ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น	3.28 (0.68)	20.77	3.60 (0.45)	12.51	3.11 (0.64)	20.56	2.80 (0.67)	23.83	2.02 (0.52)	25.75
2. ผลการเรียนเฉลี่ยกลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์ ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น	3.16 (0.77)	24.52	3.58 (0.49)	13.70	3.07 (0.64)	20.66	2.29 (0.64)	27.86	1.78 (0.40)	22.27
3. ผลการเรียนเฉลี่ยกลุ่มสาระการเรียนรู้ภาษาต่างประเทศ ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น	3.23 (0.77)	23.72	3.56 (0.56)	15.67	2.96 (0.79)	26.81	2.95 (0.68)	23.17	1.88 (0.64)	34.35
4. ผลการเรียนเฉลี่ยกลุ่มสาระการเรียนรู้ภาษาไทย ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น	3.46 (0.64)	18.37	3.72 (0.42)	11.29	3.28 (0.68)	20.76	3.18 (0.62)	19.52	2.34 (0.67)	28.70
5. การสนับสนุนจากครอบครัว	3.61 (0.64)	17.63	3.83 (0.63)	16.31	3.61 (0.46)	12.77	3.12 (0.49)	15.77	2.80 (0.60)	21.30
6. การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน	3.55 (0.63)	17.65	3.64 (0.71)	19.59	3.53 (0.56)	15.84	3.37 (0.37)	11.09	3.40 (0.52)	15.36
7. โอกาสในการประกอบอาชีพ	4.03 (0.66)	16.30	4.28 (0.70)	16.34	3.89 (0.45)	11.68	3.61 (0.39)	10.79	3.32 (0.47)	14.20
8. การรับรู้ความสามารถของตนเอง	4.08 (0.59)	14.35	4.14 (0.64)	15.51	4.22 (0.51)	12.20	3.78 (0.37)	9.75	3.67 (0.39)	10.56
9. เพศชาย	0.53 (0.50)	0.94	0.53 (0.50)	0.94	0.60 (0.49)	0.82	0.32 (0.47)	1.46	0.81 (0.40)	0.49

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 4.3 จำนวนและร้อยละของความคิดเห็นรายข้อคำถามของนักเรียนผู้ตอบแบบสอบถาม จำแนกตามแผนการเรียน

แผนการเรียน	ข้อคำถาม	จำนวนความคิดเห็นของนักเรียน (ร้อยละ)					*M* (*SD*)
		มากที่สุด (5)	มาก (4)	ปานกลาง (3)	น้อย (2)	น้อยที่สุด (1)	
ทุกแผนการเรียน (1,259 คน)	**การสนับสนุนจากครอบครัว**						
	1. พ่อแม่หรือผู้ปกครองให้คำแนะนำเกี่ยวกับการเลือกแผนการเรียน	241 (19.1)	608 (48.3)	338 (26.8)	54 (4.3)	18 (1.4)	**3.79** (0.848)
	2. พ่อแม่หรือผู้ปกครองให้การส่งเสริมและสนับสนุนค่าใช้จ่ายในการเรียนต่อ	596 (47.3)	557 (44.2)	75 (6.0)	28 (2.2)	3 (0.2)	**4.36** (0.716)
	3. ระดับการศึกษาของพ่อแม่หรือผู้ปกครองเป็นแรงผลักดันในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	160 (12.7)	270 (21.4)	558 (44.3)	241 (19.1)	30 (2.4)	**3.23** (0.979)
	4. อาชีพของพ่อแม่หรือผู้ปกครองเป็นแรงผลักดันในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	119 (9.5)	238 (18.9)	577 (45.8)	265 (21.0)	60 (4.8)	**3.07** (0.982)
	การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน						
	5. นักเรียนได้รับคำแนะนำในการเลือกแผนการเรียนจากครูแนะแนว	118 (9.4)	473 (37.6)	545 (43.3)	84 (6.7)	39 (3.1)	**3.43** (0.868)
	6. ครูแนะแนวให้ข้อมูลรายละเอียดเกี่ยวกับหลักสูตรในแต่ละแผนการเรียนอย่างชัดเจน	123 (9.8)	391 (31.1)	677 (53.8)	50 (4.0)	18 (1.4)	**3.44** (0.779)
	7. นักเรียนนำข้อมูลจากการทำกิจกรรมแนะแนวมาใช้ประกอบในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	135 (10.7)	717 (56.9)	303 (24.1)	71 (5.6)	33 (2.6)	**3.68** (0.839)
	8. นักเรียนนำข้อมูลจากการแนะแนวยกตัวอย่างรุ่นพี่หรือบุคคลอื่นที่ประสบความสำเร็จในแต่ละแผนการเรียนมาใช้ประกอบในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	149 (11.8)	630 (50.0)	413 (32.8)	48 (3.8)	19 (1.5)	**3.67** (0.791)
	โอกาสในการประกอบอาชีพ						
	9. นักเรียนมีอาชีพเป้าหมายในอนาคตอย่างชัดเจน	399 (31.7)	604 (48.0)	207 (16.4)	39 (3.1)	10 (0.8)	**4.07** (0.820)
	10. ในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน นักเรียนจะพิจารณาจากคณะ/สาขาวิชาในระดับอุดมศึกษาที่ตนเองสนใจ	428 (34.0)	655 (52.0)	154 (12.2)	16 (1.3)	6 (0.5)	**4.18** (0.724)
	11. แผนการเรียนที่เลือกนั้นทำให้นักเรียนมีโอกาสได้ฝึกทักษะเพื่อเตรียมพร้อมสำหรับการประกอบอาชีพเป้าหมายในอนาคต	375 (29.8)	522 (41.5)	327 (26.0)	27 (2.1)	8 (0.6)	**3.98** (0.837)
	12. แผนการเรียนที่เลือกนั้นทำให้นักเรียนมีโอกาสได้ทำงานตามที่นักเรียนใฝ่ฝัน	397 (31.5)	365 (29.0)	457 (36.3)	29 (2.3)	11 (0.9)	**3.88** (0.914)
	การรับรู้ความสามารถของตนเอง						
	13. นักเรียนใช้ผลการเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนต้นในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	496 (39.4)	448 (35.6)	212 (16.8)	61 (4.8)	42 (3.3)	**4.03** (1.028)
	14. นักเรียนเลือกแผนการเรียนตามความถนัดและความสนใจของตนเอง	583 (46.3)	479 (38.0)	167 (13.3)	22 (1.7)	8 (0.6)	**4.28** (0.804)
	15. นักเรียนจะประสบความสำเร็จในการเรียนหากได้เรียนในแผนการเรียนที่ตนเองต้องการ	400 (31.8)	669 (53.1)	176 (14.0)	11 (0.9)	3 (0.2)	**4.15** (0.701)
	16. นักเรียนเลือกแผนการเรียนที่เหมาะสมกับบุคลิกภาพของตนเอง	298 (23.7)	652 (51.8)	270 (21.4)	25 (2.0)	14 (1.1)	**3.95** (0.793)
	17. นักเรียนเลือกแผนการเรียนตามระดับสติปัญญาที่จะสามารถเรียนได้	330 (26.2)	637 (50.6)	270 (21.4)	17 (1.4)	5 (0.4)	**4.01** (0.753)

ตารางที่ 4.3 (ต่อ) จำนวนและร้อยละของความคิดเห็นรายข้อคำถามของนักเรียนผู้ตอบแบบสอบถาม จำแนกตามแผนการเรียน

แผนการเรียน	ข้อคำถาม	จำนวนความคิดเห็นของนักเรียน (ร้อยละ)					*M* (*SD*)
		มากที่สุด (5)	มาก (4)	ปานกลาง (3)	น้อย (2)	น้อยที่สุด (1)	
วิทย์-คณิต (653 คน)	**การสนับสนุนจากครอบครัว**						
	1. พ่อแม่หรือผู้ปกครองให้คำแนะนำเกี่ยวกับการเลือกแผนการเรียน	163 (25.0)	316 (48.4)	136 (20.8)	26 (4.0)	12 (1.8)	**3.91** (0.880)
	2. พ่อแม่หรือผู้ปกครองให้การส่งเสริมและสนับสนุนค่าใช้จ่ายในการเรียนต่อ	437 (66.9)	171 (26.2)	37 (5.7)	6 (0.9)	2 (0.3)	**4.58** (0.670)
	3. ระดับการศึกษาของพ่อแม่หรือผู้ปกครองเป็นแรงผลักดันในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	128 (19.6)	184 (28.2)	262 (40.1)	61 (9.3)	18 (2.8)	**3.53** (0.998)
	4. อาชีพของพ่อแม่หรือผู้ปกครองเป็นแรงผลักดันในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	97 (14.9)	168 (25.7)	272 (41.7)	79 (12.1)	37 (5.7)	**3.32** (1.048)
	การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน						
	5. นักเรียนได้รับคำแนะนำในการเลือกแผนการเรียนจากครูแนะแนว	87 (13.3)	308 (47.2)	183 (28.0)	53 (8.1)	22 (3.4)	**3.59** (0.935)
	6. ครูแนะแนวให้ข้อมูลรายละเอียดเกี่ยวกับหลักสูตรในแต่ละแผนการเรียนอย่างชัดเจน	96 (14.7)	236 (36.1)	271 (41.5)	37 (5.7)	13 (2.0)	**3.56** (0.880)
	7. นักเรียนนำข้อมูลจากการทำกิจกรรมแนะแนวมาใช้ประกอบในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	95 (14.5)	303 (46.4)	181 (27.7)	54 (8.3)	20 (3.1)	**3.61** (0.938)
	8. นักเรียนนำข้อมูลจากการแนะแนวยกตัวอย่างรุ่นพี่หรือบุคคลอื่นที่ประสบความสำเร็จในแต่ละแผนการเรียนมาใช้ประกอบในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	110 (16.8)	348 (53.3)	153 (23.4)	33 (5.1)	9 (1.4)	**3.79** (0.829)
	โอกาสในการประกอบอาชีพ						
	9. นักเรียนมีอาชีพเป้าหมายในอนาคตอย่างชัดเจน	313 (47.9)	223 (34.2)	94 (14.4)	18 (2.8)	5 (0.8)	**4.26** (0.859)
	10. ในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน นักเรียนจะพิจารณาจากคณะ/สาขาวิชาในระดับอุดมศึกษาที่ตนเองสนใจ	333 (51.0)	232 (35.5)	71 (10.9)	12 (1.8)	5 (0.8)	**4.34** (0.803)
	11. แผนการเรียนที่เลือกนั้นทำให้นักเรียนมีโอกาสได้ฝึกทักษะเพื่อเตรียมพร้อมสำหรับการประกอบอาชีพเป้าหมายในอนาคต	298 (45.6)	237 (36.3)	92 (14.1)	19 (2.9)	7 (1.1)	**4.23** (0.872)
	12. แผนการเรียนที่เลือกนั้นทำให้นักเรียนมีโอกาสได้ทำงานตามที่นักเรียนใฝ่ฝัน	334 (51.1)	214 (32.8)	82 (12.6)	13 (2.0)	10 (1.5)	**4.30** (0.875)
	การรับรู้ความสามารถของตนเอง						
	13. นักเรียนใช้ผลการเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนต้นในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	256 (39.2)	184 (28.2)	136 (20.8)	49 (7.5)	28 (4.3)	**3.91** (1.131)
	14. นักเรียนเลือกแผนการเรียนตามความถนัดและความสนใจของตนเอง	312 (47.8)	244 (37.4)	74 (11.3)	17 (2.6)	6 (0.9)	**4.28** (0.835)
	15. นักเรียนจะประสบความสำเร็จในการเรียนหากได้เรียนในแผนการเรียนที่ตนเองต้องการ	323 (49.5)	236 (36.1)	85 (13.0)	7 (1.1)	2 (0.3)	**4.33** (0.765)
	16. นักเรียนเลือกแผนการเรียนที่เหมาะสมกับบุคลิกภาพของตนเอง	188 (28.8)	337 (51.6)	94 (14.4)	23 (3.5)	11 (1.7)	**4.02** (0.851)
	17. นักเรียนเลือกแผนการเรียนตามระดับสติปัญญาที่จะสามารถเรียนได้	217 (33.2)	333 (51.0)	88 (13.5)	11 (1.7)	4 (0.6)	**4.15** (0.755)

ตารางที่ 4.3 (ต่อ) จำนวนและร้อยละของความคิดเห็นรายข้อคำถามของนักเรียนผู้ตอบแบบสอบถาม จำแนกตามแผนการเรียน

แผนการเรียน	ข้อคำถาม	จำนวนความคิดเห็นของนักเรียน (ร้อยละ)					*M* (*SD*)
		มากที่สุด (5)	มาก (4)	ปานกลาง (3)	น้อย (2)	น้อยที่สุด (1)	
ศิลป์-คณิต (348 คน)	**การสนับสนุนจากครอบครัว**						
	1. พ่อแม่หรือผู้ปกครองให้คำแนะนำเกี่ยวกับการเลือกแผนการเรียน	53 (15.2)	238 (68.4)	44 (12.6)	7 (2.0)	6 (1.7)	**3.93** (0.715)
	2. พ่อแม่หรือผู้ปกครองให้การส่งเสริมและสนับสนุนค่าใช้จ่ายในการเรียนต่อ	112 (32.2)	220 (63.2)	13 (3.7)	2 (0.6)	1 (0.3)	**4.26** (0.582)
	3. ระดับการศึกษาของพ่อแม่หรือผู้ปกครองเป็นแรงผลักดันในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	22 (6.3)	67 (19.3)	226 (64.9)	24 (6.9)	9 (2.6)	**3.20** (0.762)
	4. อาชีพของพ่อแม่หรือผู้ปกครองเป็นแรงผลักดันในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	18 (5.2)	49 (14.1)	234 (67.2)	29 (8.3)	18 (5.2)	**3.06** (0.798)
	การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน						
	5. นักเรียนได้รับคำแนะนำในการเลือกแผนการเรียนจากครูแนะแนว	24 (6.9)	104 (29.9)	188 (54.0)	15 (4.3)	17 (4.9)	**3.30** (0.853)
	6. ครูแนะแนวให้ข้อมูลรายละเอียดเกี่ยวกับหลักสูตรในแต่ละแผนการเรียนอย่างชัดเจน	17 (4.9)	108 (31.0)	211 (60.6)	7 (2.0)	5 (1.4)	**3.36** (0.675)
	7. นักเรียนนำข้อมูลจากการทำกิจกรรมแนะแนวมาใช้ประกอบในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	25 (7.2)	237 (68.1)	64 (18.4)	10 (2.9)	12 (3.4)	**3.73** (0.780)
	8. นักเรียนนำข้อมูลจากการแนะแนวยกตัวอย่างรุ่นพี่หรือบุคคลอื่นที่ประสบความสำเร็จในแต่ละแผนการเรียนมาใช้ประกอบในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	26 (7.5)	232 (66.7)	73 (21.0)	8 (2.3)	9 (2.6)	**3.74** (0.737)
	โอกาสในการประกอบอาชีพ						
	9. นักเรียนมีอาชีพเป้าหมายในอนาคตอย่างชัดเจน	71 (20.4)	214 (61.5)	42 (12.1)	18 (5.2)	3 (0.9)	**3.95** (0.780)
	10. ในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน นักเรียนจะพิจารณาจากคณะ/สาขาวิชาในระดับอุดมศึกษาที่ตนเองสนใจ	71 (20.4)	235 (67.5)	38 (10.9)	3 (0.9)	1 (0.3)	**4.07** (0.608)
	11. แผนการเรียนที่เลือกนั้นทำให้นักเรียนมีโอกาสได้ฝึกทักษะเพื่อเตรียมพร้อมสำหรับการประกอบอาชีพเป้าหมายในอนาคต	65 (18.7)	229 (65.8)	50 (14.4)	3 (0.9)	1 (0.3)	**4.02** (0.626)
	12. แผนการเรียนที่เลือกนั้นทำให้นักเรียนมีโอกาสได้ทำงานตามที่นักเรียนใฝ่ฝัน	49 (14.1)	93 (26.7)	201 (57.8)	4 (1.1)	1 (0.3)	**3.53** (0.757)
	การรับรู้ความสามารถของตนเอง						
	13. นักเรียนใช้ผลการเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนต้นในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	217 (62.4)	67 (19.3)	43 (12.4)	10 (2.9)	11 (3.2)	**4.35** (1.014)
	14. นักเรียนเลือกแผนการเรียนตามความถนัดและความสนใจของตนเอง	243 (69.8))	54 (15.5)	46 (13.2)	3 (0.9)	2 (0.6)	**4.53** (0.797)
	15. นักเรียนจะประสบความสำเร็จในการเรียนหากได้เรียนในแผนการเรียนที่ตนเองต้องการ	53 (15.2)	257 (73.9)	35 (10.1)	2 (0.6)	1 (0.3)	**4.03** (0.549)
	16. นักเรียนเลือกแผนการเรียนที่เหมาะสมกับบุคลิกภาพของตนเอง	71 (20.4)	241 (69.3)	31 (8.9)	2 (0.6)	3 (0.9)	**4.08** (0.624)
	17. นักเรียนเลือกแผนการเรียนตามระดับสติปัญญาที่จะสามารถเรียนได้	80 (23.0)	230 (66.1)	33 (9.5)	4 (1.1)	1 (0.3)	**4.10** (0.622)

ตารางที่ 4.3 (ต่อ) จำนวนและร้อยละของความคิดเห็นรายข้อคำถามของนักเรียนผู้ตอบแบบสอบถาม จำแนกตามแผนการเรียน

แผนการเรียน	ข้อคำถาม	จำนวนความคิดเห็นของนักเรียน (ร้อยละ)					*M* (*SD*)
		มากที่สุด (5)	มาก (4)	ปานกลาง (3)	น้อย (2)	น้อยที่สุด (1)	
ศิลป์-ภาษา (211 คน)	**การสนับสนุนจากครอบครัว**						
	1. พ่อแม่หรือผู้ปกครองให้คำแนะนำเกี่ยวกับการเลือกแผนการเรียน	24 (11.4)	48 (22.7)	137 (64.9)	2 (0.9)	0 (0.0)	**3.45** (0.704)
	2. พ่อแม่หรือผู้ปกครองให้การส่งเสริมและสนับสนุนค่าใช้จ่ายในการเรียนต่อ	46 (21.8)	153 (72.5)	12 (5.7)	0 (0.0)	0 (0.0)	**4.16** (0.500)
	3. ระดับการศึกษาของพ่อแม่หรือผู้ปกครองเป็นแรงผลักดันในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	9 (4.3)	14 (6.6)	45 (21.3)	141 (66.8)	2 (0.9)	**2.46** (0.812)
	4. อาชีพของพ่อแม่หรือผู้ปกครองเป็นแรงผลักดันในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	4 (1.9)	16 (7.6)	45 (21.3)	142 (67.3)	4 (1.9)	**2.40** (0.739)
	การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน						
	5. นักเรียนได้รับคำแนะนำในการเลือกแผนการเรียนจากครูแนะแนว	4 (1.9)	40 (19.0)	152 (72.0)	15 (7.1)	0 (0.0)	**3.16** (0.560)
	6. ครูแนะแนวให้ข้อมูลรายละเอียดเกี่ยวกับหลักสูตรในแต่ละแผนการเรียนอย่างชัดเจน	6 (2.8)	31 (14.7)	168 (79.6)	6 (2.8)	0 (0.0)	**3.18** (0.509)
	7. นักเรียนนำข้อมูลจากการทำกิจกรรมแนะแนวมาใช้ประกอบในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	9 (4.3)	168 (79.6)	28 (13.3)	5 (2.4)	1 (0.5)	**3.85** (0.540)
	8. นักเรียนนำข้อมูลจากการแนะแนวยกตัวอย่างรุ่นพี่หรือบุคคลอื่นที่ประสบความสำเร็จในแต่ละแผนการเรียนมาใช้ประกอบในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	10 (4.7)	44 (20.9)	154 (73.0)	2 (0.9)	1 (0.5)	**3.28** (0.589)
	โอกาสในการประกอบอาชีพ						
	9. นักเรียนมีอาชีพเป้าหมายในอนาคตอย่างชัดเจน	14 (6.6)	153 (72.5)	40 (19.0)	2 (0.9)	2 (0.9)	**3.83** (0.593)
	10. ในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน นักเรียนจะพิจารณาจากคณะ/สาขาวิชาในระดับอุดมศึกษาที่ตนเองสนใจ	21 (10.0)	157 (74.4)	32 (15.2)	1 (0.5)	0 (0.0)	**3.94** (0.517)
	11. แผนการเรียนที่เลือกนั้นทำให้นักเรียนมีโอกาสได้ฝึกทักษะเพื่อเตรียมพร้อมสำหรับการประกอบอาชีพเป้าหมายในอนาคต	10 (4.7)	51 (24.2)	148 (70.1)	2 (0.9)	0 (0.0)	**3.33** (0.579)
	12. แผนการเรียนที่เลือกนั้นทำให้นักเรียนมีโอกาสได้ทำงานตามที่นักเรียนใฝ่ฝัน	12 (5.7)	49 (23.2)	149 (70.6)	1 (0.5)	0 (0.0)	**3.34** (0.591)
	การรับรู้ความสามารถของตนเอง						
	13. นักเรียนใช้ผลการเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนต้นในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	17 (8.1)	161 (76.3)	29 (13.7)	2 (0.9)	2 (0.9)	**3.90** (0.576)
	14. นักเรียนเลือกแผนการเรียนตามความถนัดและความสนใจของตนเอง	24 (11.4)	157 (74.4)	28 (13.3)	2 (0.9)	0 (0.0)	**3.96** (0.533)
	15. นักเรียนจะประสบความสำเร็จในการเรียนหากได้เรียนในแผนการเรียนที่ตนเองต้องการ	23 (10.9)	163 (77.3)	23 (10.9)	2 (0.9)	0 (0.0)	**3.98** (0.507)
	16. นักเรียนเลือกแผนการเรียนที่เหมาะสมกับบุคลิกภาพของตนเอง	33 (15.6)	53 (25.1)	125 (59.2)	0 (0.0)	0 (0.0)	**3.56** (0.749)
	17. นักเรียนเลือกแผนการเรียนตามระดับสติปัญญาที่จะสามารถเรียนได้	25 (11.8)	57 (27.0)	128 (60.7)	1 (0.5)	0 (0.0)	**3.50** (0.706)

ตารางที่ 4.3 (ต่อ) จำนวนและร้อยละของความคิดเห็นรายข้อคำถามของนักเรียนผู้ตอบแบบสอบถาม จำแนกตามแผนการเรียน

แผนการเรียน	ข้อคำถาม	จำนวนความคิดเห็นของนักเรียน (ร้อยละ)					*M* (*SD*)
		มากที่สุด (5)	มาก (4)	ปานกลาง (3)	น้อย (2)	น้อยที่สุด (1)	
ศิลป์-ทั่วไป (47 คน)	**การสนับสนุนจากครอบครัว**						
	1. พ่อแม่หรือผู้ปกครองให้คำแนะนำเกี่ยวกับการเลือกแผนการเรียน	1 (2.1)	6 (12.8)	21 (44.7)	19 (40.4)	0 (0.0)	**2.77** (0.758)
	2. พ่อแม่หรือผู้ปกครองให้การส่งเสริมและสนับสนุนค่าใช้จ่ายในการเรียนต่อ	1 (2.1)	13 (27.7)	13 (27.7)	20 (42.6)	0 (0.0)	**2.89** (0.890)
	3. ระดับการศึกษาของพ่อแม่หรือผู้ปกครองเป็นแรงผลักดันในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	1 (2.1)	5 (10.6)	25 (53.2)	15 (31.9)	1 (2.1)	**2.79** (0.750)
	4. อาชีพของพ่อแม่หรือผู้ปกครองเป็นแรงผลักดันในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	0 (0.0)	5 (10.6)	26 (55.3)	15 (31.9)	1 (2.1)	**2.74** (0.675)
	การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน						
	5. นักเรียนได้รับคำแนะนำในการเลือกแผนการเรียนจากครูแนะแนว	3 (6.4)	21 (44.7)	22 (46.8)	1 (2.1)	0 (0.0)	**3.55** (0.653)
	6. ครูแนะแนวให้ข้อมูลรายละเอียดเกี่ยวกับหลักสูตรในแต่ละแผนการเรียนอย่างชัดเจน	4 (8.5)	16 (34.0)	27 (57.4)	0 (0.0)	0 (0.0)	**3.51** (0.655)
	7. นักเรียนนำข้อมูลจากการทำกิจกรรมแนะแนวมาใช้ประกอบในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	6 (12.8)	9 (19.1)	30 (63.8)	2 (4.3)	0 (0.0)	**3.40** (0.771)
	8. นักเรียนนำข้อมูลจากการแนะแนวยกตัวอย่างรุ่นพี่หรือบุคคลอื่นที่ประสบความสำเร็จในแต่ละแผนการเรียนมาใช้ประกอบในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	3 (6.4)	6 (12.8)	33 (70.2)	5 (10.6)	0 (0.0)	**3.15** (0.691)
	โอกาสในการประกอบอาชีพ						
	9. นักเรียนมีอาชีพเป้าหมายในอนาคตอย่างชัดเจน	1 (2.1)	14 (29.8)	31 (66.0)	1 (2.1)	0 (0.0)	**3.32** (0.556)
	10. ในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน นักเรียนจะพิจารณาจากคณะ/สาขาวิชาในระดับอุดมศึกษาที่ตนเองสนใจ	3 (6.4)	31 (66.0)	13 (27.7)	0 (0.0)	0 (0.0)	**3.79** (0.549)
	11. แผนการเรียนที่เลือกนั้นทำให้นักเรียนมีโอกาสได้ฝึกทักษะเพื่อเตรียมพร้อมสำหรับการประกอบอาชีพเป้าหมายในอนาคต	2 (4.3)	5 (10.6)	37 (78.7)	3 (6.4)	0 (0.0)	**3.13** (0.575)
	12. แผนการเรียนที่เลือกนั้นทำให้นักเรียนมีโอกาสได้ทำงานตามที่นักเรียนใฝ่ฝัน	2 (4.3)	9 (19.1)	25 (53.2)	11 (23.4)	0 (0.0)	**3.04** (0.779)
	การรับรู้ความสามารถของตนเอง						
	13. นักเรียนใช้ผลการเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนต้นในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	6 (12.8)	36 (76.6)	4 (8.5)	0 (0.0)	1 (2.1)	**3.98** (0.642)
	14. นักเรียนเลือกแผนการเรียนตามความถนัดและความสนใจของตนเอง	4 (8.5)	24 (51.1)	19 (40.4)	0 (0.0)	0 (0.0)	**3.68** (0.629)
	15. นักเรียนจะประสบความสำเร็จในการเรียนหากได้เรียนในแผนการเรียนที่ตนเองต้องการ	1 (2.1)	13 (27.7)	33 (70.2)	0 (0.0)	0 (0.0)	**3.32** (0.515)
	16. นักเรียนเลือกแผนการเรียนที่เหมาะสมกับบุคลิกภาพของตนเอง	6 (12.8)	21 (44.7)	20 (42.6)	0 (0.0)	0 (0.0)	**3.70** (0.689)
	17. นักเรียนเลือกแผนการเรียนตามระดับสติปัญญาที่จะสามารถเรียนได้	8 (17.0)	17 (36.2)	21 (44.7)	1 (2.1)	0 (0.0)	**3.68** (0.783)

ตอนที่ 2 ผลการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาปัจจัยที่สามารถทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย และเพื่อให้ได้โมเดลที่สามารถทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยผู้วิจัยได้ใช้ตัวแปรทำนายในการวิเคราะห์ 9 ตัวแปร ได้แก่ เพศ (SEX) ผลการเรียนเฉลี่ยระดับมัธยมศึกษาตอนต้นในกลุ่มสาระการเรียนรู้วิทยาศาสตร์ (SGPA) คณิตศาสตร์ (MGPA) ภาษาต่างประเทศ (EGPA) และภาษาไทย (TGPA) การสนับสนุนจากครอบครัว (SUF) การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน (SUT) โอกาสในการประกอบอาชีพ (OCC) และการรับรู้ความสามารถของตนเอง (SEF) แต่เนื่องด้วยในการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่มและเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนนั้น ตัวแปรต้นหรือตัวแปรทำนายต้องเป็นตัวแปรต่อเนื่อง (continuous data) ดังนั้นในการวิเคราะห์ตัวแปรเพศซึ่งเป็นตัวแปรไม่ต่อเนื่อง (discrete data) จำเป็นต้องทำการแปลงข้อมูลเป็นตัวแปรหุ่น (dummy variable) ให้ชื่อว่าตัวแปรเพศชาย (SEX1) โดยกำหนดให้เพศชายมีค่าเท่ากับ 1 และเพศหญิงมีค่าเท่ากับ 0 ดังที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 3 หัวข้อการวิเคราะห์ข้อมูล

ในการเก็บรวบรวมข้อมูลจากตัวอย่างนักเรียนครั้งนี้ จำนวน 1,259 คน พบว่ามีนักเรียนในแต่ละแผนการเรียนไม่เท่ากัน ดังที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 3 หัวข้อการสุ่มตัวอย่างแล้วนั้น ซึ่งจำนวนตัวอย่างนักเรียนในแต่ละแผนการเรียนที่ไม่เท่ากันนี้จะส่งผลต่อความแกร่งของสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ อาจทำให้ผลการวิเคราะห์ขาดความน่าเชื่อถือได้ (Hair, et al., 2010) ผู้วิจัยจึงวิเคราะห์ข้อมูลโดยแบ่งเป็นสามโมเดล ดังนี้

1. โมเดล S-M-L-T วิเคราะห์โดยใช้ตัวอย่างทั้งหมดทุกแผนการเรียน ซึ่งได้แก่ แผนการเรียนวิทย์-คณิต (**S**cience-Math) , ศิลป์-คณิต (English-**M**ath) , ศิลป์-ภาษา (English-**L**anguage) และศิลป์-ทั่วไป(English-**T**hai&Social)

2. โมเดล S-M-L วิเคราะห์โดยใช้เฉพาะตัวอย่างใน 3 แผนการเรียนเท่านั้น ได้แก่ แผนการเรียนวิทย์-คณิต (**S**cience-Math) , ศิลป์-คณิต (English-**M**ath) และศิลป์-ภาษา (English-**L**anguage)

3. โมเดล S-E/M-L-T แบ่งเป็นสองโมเดลย่อยดังนี้

3.1 โมเดลย่อย S-E วิเคราะห์โดยใช้การยุบรวมตัวอย่างให้เหลือเพียง 2 กลุ่ม ซึ่งตัวอย่างนักเรียนในแผนการเรียนวิทย์-คณิต ให้ชื่อว่า “กลุ่มวิทย์” (**S**cience) และตัวอย่างนักเรียนในแผนการเรียนศิลป์-คณิต , ศิลป์-ภาษา และศิลป์-ทั่วไป ยุบรวมเป็นกลุ่มเดียว ให้ชื่อว่า “กลุ่มศิลป์” (**E**nglish)

3.2 โมเดลย่อย M-L-T วิเคราะห์โดยใช้เฉพาะตัวอย่างในกลุ่มศิลป์เท่านั้น ซึ่งแบ่งเป็น 3 แผนการเรียน ได้แก่ ศิลป์-คณิต (English-Math) , ศิลป์-ภาษา (English-Language) และศิลป์-ทั่วไป (English-Thai&Social)

สำหรับการนำโมเดล S-E/M-L-T ไปใช้ทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในอนาคต จะต้องเริ่มพิจารณาจากโมเดลย่อย S-E ก่อน ซึ่งเป็นการทำนายว่านักเรียนเหมาะที่จะอยู่ในกลุ่มการเรียนวิทย์หรือศิลป์ ถ้าผลการทำนายบอกว่านักเรียนเหมาะที่จะอยู่ในกลุ่มการเรียนวิทย์ ก็จบการพิจารณาแต่เพียงเท่านี้ แต่ถ้าหากผลการทำนายบอกว่านักเรียนเหมาะที่จะอยู่ในกลุ่มการเรียนศิลป์แล้วในขั้นตอนถัดไปจะต้องพิจารณาโมเดลย่อย M-L-T ซึ่งเป็นการทำนายว่านักเรียนเหมาะที่จะอยู่ในแผนการเรียนศิลป์-คณิต หรือ ศิลป์-ภาษา หรือ ศิลป์-ทั่วไป

จากการทดสอบความเท่าเทียมกันของเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของตัวแปรทำนายทั้ง 9 ตัวแปรในการวิเคราะห์ทุกโมเดลข้างต้นด้วยเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม วิธี stepwise พบว่าเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของตัวแปรทำนายของนักเรียนในแต่ละกลุ่มไม่มีความเท่าเทียมกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 ทุกโมเดล ดังได้แสดงค่าสถิติที่ใช้ในการทดสอบไว้ในตารางที่ 4.4 ซึ่งผลการทดสอบดังกล่าวไม่เป็นไปตามสมมติฐานเบื้องต้นของการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม ผู้วิจัยจึงแก้ไขวิธีการวิเคราะห์ด้วยการเลือกใช้ separate-groups covariance matrix ในการวิเคราะห์ฟังก์ชันจำแนกกลุ่มต่อไป

ตารางที่ 4.4 ผลการทดสอบความเท่าเทียมกันของเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของตัวแปรทำนาย

โมเดล	**Box's M**	**F**			
		Approx.	df1	df2	Sig.
S-M-L-T	714.659	8.290	84	94850.805	.000
S-M-L	456.539	10.773	42	1440104.293	.000
S-E/M-L-T					
S-E	651.749	23.140	28	5442932.784	.000
M-L-T	192.654	3.319	56	53095.128	.000

จากผลการวิเคราะห์ฟังก์ชันการจำแนกกลุ่มพบว่าในแต่ละโมเดลจะมีฟังก์ชันการจำแนกกลุ่มที่เหมาะสมที่สุด ซึ่งพิจารณาจากค่าไอเกนที่สูงที่สุด ฟังก์ชันมีประสิทธิภาพในการจำแนกกลุ่มได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์คาโนนิคัลตั้งแต่ 0.643 ถึง 0.743 ถือว่าสมการมีความสัมพันธ์กับตัวแปรทำนายในระดับค่อนข้างสูง พอที่จะสามารถจำแนกกลุ่มได้ ดังที่ได้แสดงค่าสถิติที่กล่าวมาไว้ในตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.5 ค่าสถิติที่ใช้ในการตัดสินฟังก์ชันการจำแนกกลุ่มที่เหมาะสม จำแนกตามโมเดล

โมเดล	Eigen value	% of Variance	Canonical Correlation	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
S-M-L-T	1.236	83.8	.743	.358	1285.092	21	.000
S-M-L	.978	84.6	.703	.429	1021.092	12	.000
S-E/M-L-T							
S-E	.706	100.0	.643	.586	669.658	7	.000
M-L-T	.978	82.2	.703	.417	524.159	14	.000

การวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม วิธี stepwise เป็นการวิเคราะห์ที่มีการคัดเลือกตัวแปรทำนายที่ดีที่สุดในการจำแนกกลุ่มในแต่ละโมเดล จะได้ผลการวิเคราะห์คือค่าสัมประสิทธิ์คาโนนิคัล (canonical discriminant function coefficient) รวมทั้งค่าเฉลี่ยคะแนนจำแนก (group centroids) ของแต่ละโมเดล ดังได้แสดงไว้ในตารางที่ 4.6 จากผลการวิเคราะห์สามารถเขียนเป็นสมการจำแนกกลุ่มสำหรับคะแนนดิบได้ดังนี้

โมเดล S-M-L-T

PLAN = – 8.272 + 0.339(SEX1) + 0.221(SGPA) + 1.296(MGPA)
+ 0.073(EGPA) + 0.677(SUF) + 0.443(OCC) – 0.292(SEF)

ความสำคัญของตัวแปรทำนายในสมการจำแนกกลุ่มของโมเดล S-M-L-T สามารถเรียงลำดับตามค่าสัมบูรณ์ของค่าสัมประสิทธิ์คาโนนิคัลจากมากไปน้อยได้ดังนี้ MGPA, SUF, OCC, SEX1, SEF, SGPA และ EGPA

โมเดล S-M-L

PLAN = – 7.942 + 0.495(SEX1) + 1.471(MGPA) – 0.028(EGPA)
+ 0.679(SUF) + 0.508(OCC) – 0.360(SEF)

ความสำคัญของตัวแปรทำนายในสมการจำแนกกลุ่มของโมเดล S-M-L สามารถเรียงลำดับตามค่าสัมบูรณ์ของค่าสัมประสิทธิ์คาโนนิคัลจากมากไปน้อยได้ดังนี้ MGPA, SUF, OCC, SEX1, SEF และ EGPA

โมเดล S-E/M-L-T

โมเดลย่อย S-E

PLAN = – 6.333 + 0.244(SEX1) + 0.246(SGPA) + 0.838(MGPA)
+ 0.287(EGPA) + 0.443(SUF) + 0.881(OCC) – 0.814(SEF)

ความสำคัญของตัวแปรทำนายในสมการจำแนกกลุ่มของโมเดล S-E สามารถเรียงลำดับตามค่าสัมบูรณ์ของค่าสัมประสิทธิ์คาโนนิคัลจากมากไปน้อยได้ดังนี้ OCC, MGPA, SEF, SUF, EGPA, SPGA และ SEX1

โมเดลย่อย M-L-T

PLAN = – 7.739 + 0.459(SEX1) + 1.252(MGPA) – 0.180(EGPA) – 0.134(TGPA)
+ 1.003(SUF) – 0.511(SUT) + 0.855(SEF)

ความสำคัญของตัวแปรทำนายในสมการจำแนกกลุ่มของโมเดล M-L-T สามารถเรียงลำดับตามค่าสัมบูรณ์ของค่าสัมประสิทธิ์คาโนนิคัลจากมากไปน้อยได้ดังนี้ MGPA, SUF, SEF, SUT, SEX1, EGPA และ TGPA

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ตารางที่ 4.6 ค่าสัมประสิทธิ์คาโนนิคัลของตัวแปรทำนายในสมการจำแนกกลุ่มสำหรับคะแนนดิบและค่าเฉลี่ยคะแนนจำแนก จำแนกตามโมเดล

ตัวแปรทำนาย	ค่าสัมประสิทธิ์คาโนนิคัล			
	โมเดล S-M-L-T	โมเดล S-M-L	โมเดล S-E/M-L-T	
			โมเดลย่อย S-E	โมเดลย่อย M-L-T
SEX1	.339**	.495**	.244**	.459**
SGPA	.221**	-	.246**	-
MGPA	1.296**	1.471**	.838**	1.252**
EGPA	.073**	-.028**	.287**	-.180**
TGPA	-	-	-	-.134**
SUF	.677**	.679**	.443**	1.003**
SUT	-	-	-	-.511**
OCC	.443**	.508**	.881**	-
SEF	-.292**	-.360**	-.814**	.855**
ค่าคงที่	-8.272	-7.942	-6.333	-7.739
ค่าเฉลี่ยคะแนนจำแนก (Group Centroids)				
วิทย์-คณิต	.891	.772	-	-
ศิลป์-คณิต	-.236	-.294	-	.841
ศิลป์-ภาษา	-1.744	-1.902	-	-1.036
ศิลป์-ทั่วไป	-2.808	-	-	-1.579
กลุ่มวิทย์	-	-	.809	-
กลุ่มศิลป์	-	-	-.872	-

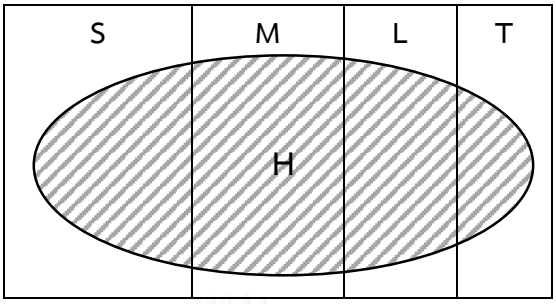
** มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

เมื่อทำการทดสอบความถูกต้องของการจำแนกกลุ่มในแต่ละโมเดลแล้วพบว่าประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูล หรือ external hit rate ของโมเดล S-M-L-T โมเดล S-M-L โมเดลย่อย S-E และโมเดลย่อย M-L-T คิดเป็นร้อยละ 72.76, 74.26, 79.35 และ 81.85 ตามลำดับ ดังได้แสดงรายละเอียดในการจำแนกกลุ่มของข้อมูลในตารางที่ 4.7

จากประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูล หรือ external hit rate ของโมเดลย่อย S-E และโมเดลย่อย M-L-T จะพบว่าความน่าจะเป็นที่จะจำแนกนักเรียนเข้าแผนการเรียนได้ถูกต้องมีค่าไม่เท่ากันในแต่ละแผนการเรียน โดยความน่าจะเป็นที่จะจำแนกนักเรียนเข้าแผนการเรียนวิทย์-คณิตได้ถูกต้องมีค่าเท่ากับ 0.7935 ซึ่งพิจารณาจากโมเดลย่อย S-E เพียงโมเดลเดียว แต่สำหรับการจำแนกนักเรียนเข้าแผนการเรียนศิลป์-คณิต หรือ ศิลป์-ภาษา หรือ ศิลป์-ทั่วไป จะต้องพิจารณาจากโมเดลย่อย M-L-T ต่อจากโมเดลย่อย S-E อีกครั้ง โดยหลักการของความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไขแล้วจะได้ว่าความน่าจะเป็นที่จะจำแนกนักเรียนเข้าแผนการเรียนได้ถูกต้องสำหรับแผนการเรียนในกลุ่มการเรียน

ศิลป์ มีค่าเท่ากับ 0.7935 x 0.8185 = 0.6495 ซึ่งหากพิจารณาถึงประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลโดยรวมของโมเดล S-E/M-L-T แล้วจะต้องอาศัยหลักการของความน่าจะเป็นของเหตุการณ์และผลแบ่งกั้น ดังรายละเอียดในภาพที่ 4.1



ภาพที่ 4.1 ผลแบ่งกั้นของเหตุการณ์ที่จำแนกตัวอย่างเข้ากลุ่มแผนการเรียนได้ถูกต้อง

เมื่อ S แทนนักเรียนแผนการเรียนวิทย์-คณิต (653 คน)

M แทนนักเรียนแผนการเรียนศิลป์-คณิต (348 คน)

L แทนนักเรียนแผนการเรียนศิลป์-ภาษา (211 คน)

T แทนนักเรียนแผนการเรียนศิลป์-ทั่วไป (47 คน)

และ H แทนเหตุการณ์ที่จำแนกนักเรียนเข้าแผนการเรียนได้ถูกต้อง

จากภาพที่ 4.1 จะทำให้ได้ความน่าจะเป็นที่จำแนกนักเรียนเข้าแผนการเรียนได้ถูกต้องเท่ากับ 0.7242 โดยมีรายละเอียดการคำนวณดังนี้

$$P(H) = P(H \cap S) + P(H \cap M) + P(H \cap L) + P(H \cap T)$$

$$= P(S) \cdot P(H \mid S) + P(M) \cdot P(H \mid M) + P(L) \cdot P(H \mid L) + P(T) \cdot P(H \mid T)$$

$$= \frac{653}{1{,}259} \cdot (0.7935) + \frac{348}{1{,}259} \cdot (0.6495) + \frac{211}{1{,}259} \cdot (0.6495) + \frac{47}{1{,}259} \cdot (0.6495)$$

$$= 0.7242$$

ตารางที่ 4.7 ประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลของการวิเคราะห์จำแนกกลุ่มแผนการเรียน

โมเดล	กลุ่มจริง	จำนวนตัวอย่างที่ถูกจำแนกเข้ากลุ่ม (ร้อยละ)						รวม	external hit rate
		วิทย์-คณิต	ศิลป์-คณิต	ศิลป์-ภาษา	ศิลป์-ทั่วไป	กลุ่มวิทย์	กลุ่มศิลป์		
S-M-L-T	วิทย์-คณิต	577	48	27	1	-	-	653	72.76%
		(88.4)	(7.4)	(4.1)	(0.2)			(100)	
	ศิลป์-คณิต	146	166	32	4	-	-	348	
		(42.0)	(47.7)	(9.2)	(1.1)			(100)	
	ศิลป์-ภาษา	31	23	148	9	-	-	211	
		(14.7)	(10.9)	(70.1)	(4.3)			(100)	
	ศิลป์-ทั่วไป	1	8	13	25	-	-	47	
		(2.1)	(17.0)	(27.7)	(53.2)			(100)	
S-M-L	วิทย์-คณิต	578	51	24	-	-	-	653	74.26%
		(88.5)	(7.8)	(3.7)				(100)	
	ศิลป์-คณิต	152	166	30	-	-	-	348	
		(43.7)	(47.7)	(8.6)				(100)	
	ศิลป์-ภาษา	30	25	156	-	-	-	211	
		(14.2)	(11.8)	(73.9)				(100)	
S-E/M-L-T									72.42%
S-E	กลุ่มวิทย์	-	-	-	-	565	88	653	79.35%
						(86.5)	(13.5)	(100)	
	กลุ่มศิลป์	-	-	-	-	172	434	606	
						(28.4)	(71.6)	(100)	
M-L-T	ศิลป์-คณิต	-	309	37	2	-	-	348	81.85%
			(88.8)	(10.6)	(0.6)			(100)	
	ศิลป์-ภาษา	-	40	163	8	-	-	211	
			(19.0)	(77.3)	(3.8)			(100)	
	ศิลป์-ทั่วไป	-	9	14	24	-	-	47	
			(19.1)	(29.8)	(51.1)			(100)	

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตอนที่ 3 ผลการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

การวิเคราะห์ด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายกลุ่ม (multiclass SVM) แบบหนึ่งต่อทั้งหมด (one-against-all) จัดเป็นเทคนิคที่ใช้ในการแก้ปัญหาทางด้านการรู้จำรูปแบบข้อมูล โดยอาศัยหลักการของการหาสัมประสิทธิ์ของสมการเพื่อสร้างเส้นแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลที่ถูกป้อนเข้าสู่กระบวนการสอนให้ระบบเรียนรู้ ซึ่งในการหาสัมประสิทธิ์ของสมการเส้นแบ่งแยกแยะกลุ่มข้อมูลที่ดีที่สุดนั้นจะต้องอาศัยพารามิเตอร์ที่สำคัญคือ kernel function ซึ่งเป็นรูปแบบฟังก์ชันการแปลงข้อมูลจากตัวแปรนำเข้า (input space) ไปปริภูมิที่มีมิติสูงขึ้น (feature Space)

ในการวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยได้ใช้โปรแกรม RapidMiner Studio โดยเลือกใช้ชุดคำสั่ง Optimize Parameters (Grid) ในการทดสอบแบบลองผิดลองถูกเพื่อหารูปแบบของ kernel function ที่เหมาะสมสำหรับการจำแนกกลุ่มของข้อมูลในแต่ละโมเดลได้อย่างมีประสิทธิภาพมากที่สุด ซึ่งผลการวิเคราะห์พบว่า kernel function แบบ anova เป็นรูปแบบที่เหมาะสมกับข้อมูลในทุกโมเดล และสามารถจำแนกกลุ่มของข้อมูลในแต่ละโมเดลได้อย่างมีประสิทธิภาพ

การวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของโมเดล S-M-L-T

ผลการวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของโมเดล S-M-L-T ด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายกลุ่ม (multiclass SVM) แบบหนึ่งต่อทั้งหมด (one-against-all) จะทำให้ได้รูปแบบการพิจารณาจำแนกกลุ่มของข้อมูล 4 รูปแบบ ได้แก่ 1 vs. all other, 2 vs. all other, 3 vs. all other และ 4 vs. all other ตัวอย่างการพิจารณาจำแนกกลุ่ม เช่น รูปแบบ 1 vs. all other เป็นการพิจารณาความเป็นสมาชิกในกลุ่ม 1 (วิทย์-คณิต) ว่าข้อมูลนั้นเป็นสมาชิกในกลุ่มที่ 1 หรือไม่ ถ้าไม่เป็นสมาชิกในกลุ่ม 1 แล้วก็จะพิจารณาความเป็นสมาชิกในกลุ่ม 2 (ศิลป์-คณิต) ต่อไป ซึ่งก็คือรูปแบบ 2 vs. all other พิจารณาเช่นนี้ไปเรื่อย ๆ จนกว่าจะพบว่าข้อมูลนั้นเป็นสมาชิกของกลุ่มใด

เมื่อพิจารณาถึงน้ำหนักของตัวแปรทำนายในการสร้างแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลในแต่ละกลุ่ม ดังได้แสดงไว้ในตารางที่ 4.8 พบว่าความสัมพันธ์ของตัวแปรทำนายกับการพิจารณาความเป็นสมาชิกในกลุ่ม 1 (วิทย์-คณิต) สามารถเรียงลำดับตามค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนักของตัวแปรจากมากไปน้อยได้ดังนี้ MGPA(0.234), SUF(0.129), TGPA(0.116), SEF(-0.106), SGPA(0.091), EGPA(0.083), SUT(0.053), OCC(0.048) และ SEX1(0.014)

ความสัมพันธ์ของตัวแปรทำนายกับการพิจารณาความเป็นสมาชิกในกลุ่ม 2 (ศิลป์-คณิต) สามารถเรียงลำดับตามค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนักของตัวแปรจากมากไปน้อยได้ดังนี้ SUT(0.159), TGPA(0.083), OCC(0.082), SEF(-0.076), SGPA(0.054), EGPA(0.053), MGPA(-0.046), SUF(0.012) และ SEX1(-0.004)

ความสัมพันธ์ของตัวแปรทำนายกับการพิจารณาความเป็นสมาชิกในกลุ่ม 3 (ศิลป์-ภาษา) สามารถเรียงลำดับตามค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนักของตัวแปรจากมากไปน้อยได้ดังนี้ MGPA(-0.152), EGPA(0.107), OCC(0.105), SUT(0.049), TGPA(0.043), SUF(0.043), SEF(0.041), SGPA(0.038) และ SEX1(-0.036)

ความสัมพันธ์ของตัวแปรทำนายกับการพิจารณาความเป็นสมาชิกในกลุ่ม 4 (ศิลป์-ทั่วไป) สามารถเรียงลำดับตามค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนักของตัวแปรจากมากไปน้อยได้ดังนี้ SUF(-0.154) , EGPA(-0.097), MGPA(-0.095), SUT(0.094), SGPA(-0.087), TGPA(-0.083), SEX1(0.015), SEF(-0.014) และ OCC(-0.009)

หากพิจารณาถึงความสำคัญของแต่ละตัวแปรที่ใช้ในโมเดล S-M-L-T แล้วสามารถเรียงลำดับตามผลรวมค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนักของตัวแปรทำนายในทุกรูปแบบการวิเคราะห์จากมากไปน้อยได้ดังนี้ คือ MGPA(0.527), SUT(0.355), EGPA(0.340), SUF(0.338), TGPA(0.325), SGPA(0.270), OCC(0.244), SEF(0.237) และ SEX1(0.069) ตามลำดับ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

การวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของโมเดล S-M-L

ผลการวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของโมเดล S-M-L ด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายกลุ่ม (multiclass SVM) แบบหนึ่งต่อทั้งหมด (one-against-all) จะทำให้ได้รูปแบบการพิจารณาจำแนกกลุ่มของข้อมูล 3 รูปแบบ ได้แก่ 1 vs. all other, 2 vs. all other และ 3 vs. all other

เมื่อพิจารณาถึงน้ำหนักของตัวแปรทำนายในการสร้างแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลในแต่ละกลุ่ม ดังได้แสดงไว้ในตารางที่ 4.8 พบว่าความสัมพันธ์ของตัวแปรทำนายกับการพิจารณาความเป็นสมาชิกในกลุ่ม 1 (วิทย์-คณิต) สามารถเรียงลำดับตามค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนักของตัวแปรจากมากไปน้อยได้ดังนี้ MGPA(0.205), SEF(-0.101), TGPA(0.097), SUT(0.086), SUF(0.085), OCC(0.076), SGPA(0.075), EGPA(0.055) และ SEX1(0.014)

ความสัมพันธ์ของตัวแปรทำนายกับการพิจารณาความเป็นสมาชิกในกลุ่ม 2 (ศิลป์-คณิต) สามารถเรียงลำดับตามค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนักของตัวแปรจากมากไปน้อยได้ดังนี้ SUT(0.124) , SEF (-0.092), TGPA(0.090), OCC(0.088), EGPA(0.065), MGPA(-0.059), SGPA(0.057), SEX1(-0.010) และ SUF(0.007)

ความสัมพันธ์ของตัวแปรทำนายกับการพิจารณาความเป็นสมาชิกในกลุ่ม 3 (ศิลป์-ภาษา) สามารถเรียงลำดับตามค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนักของตัวแปรจากมากไปน้อยได้ดังนี้ MGPA(-0.207), OCC(0.073), SEF(0.069), SUF(-0.066), SUT(0.040), SEX1(-0.037), EGPA(0.030), TGPA(-0.025) และ SGPA(0.011)

หากพิจารณาถึงความสำคัญของแต่ละตัวแปรที่ใช้ในโมเดล S-M-L แล้วสามารถเรียงลำดับตามผลรวมค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนักของตัวแปรทำนายในทุกรูปแบบการวิเคราะห์จากมากไปน้อยได้ดังนี้ คือ MGPA(0.471), SEF(0.262), SUT(0.250), OCC(0.237), TGPA(0.212), SUF(0.158), EGPA(0.150), SGPA(0.143) และ SEX1(0.061) ตามลำดับ

การวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของโมเดล S-E/M-L-T

การวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของโมเดลย่อย S-E ซึ่งมีอยู่ด้วยกัน 2 กลุ่ม คือ กลุ่มวิทย์ และกลุ่มศิลป์ จะใช้การวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบสองกลุ่ม (binary SVM) ซึ่งจะได้รูปแบบการพิจารณาจำแนกกลุ่มของข้อมูลเพียงรูปแบบเดียวคือการพิจารณาว่าข้อมูลนั้นเป็นสมาชิกในกลุ่ม 1 (กลุ่มวิทย์) หรือกลุ่ม 2 (กลุ่มศิลป์) สำหรับการวิเคราะห์โมเดลย่อย M-L-T จะใช้การวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายกลุ่ม (multiclass SVM) แบบหนึ่งต่อทั้งหมด (one-against-all) จะทำให้ได้รูปแบบการพิจารณาจำแนกกลุ่มของข้อมูล 3 รูปแบบ ได้แก่ 2 vs. all other, 3 vs. all other และ 4 vs. all other

เมื่อพิจารณาถึงน้ำหนักของตัวแปรทำนายในการสร้างแบ่งแยกกลุ่มข้อมูล ดังได้แสดงไว้ในตารางที่ 4.8 พบว่าความสัมพันธ์ของตัวแปรทำนายกับการพิจารณาความเป็นสมาชิกในกลุ่มการเรียนวิทย์หรือศิลป์กลุ่มใดกลุ่มหนึ่งนั้น สามารถเรียงลำดับตามค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนักของตัวแปรจากมากไปน้อยได้ดังนี้ MGPA(0.234), SUF(0.129), TGPA(0.116), SEF(-0.106), SGPA(0.091), EGPA (0.083), SUT(0.053), OCC(0.048) และ SEX1(0.014) ซึ่งจะเห็นว่าน้ำหนักของตัวแปรดังกล่าวมีค่าเท่ากับน้ำหนักของตัวแปรในการพิจารณาความเป็นสมาชิกในกลุ่ม 1 (วิทย์-คณิต) ของโมเดล S-M-L-T

ความสัมพันธ์ของตัวแปรทำนายกับการพิจารณาความเป็นสมาชิกในกลุ่ม 2 (ศิลป์-คณิต) สามารถเรียงลำดับตามค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนักของตัวแปรจากมากไปน้อยได้ดังนี้ SUT(0.298), MGPA(-0.249), SUF(-0.105), SGPA(-0.076), SEX1(-0.048), SEF(-0.045), TGPA(-0.026), EGPA (0.011) และ OCC(0.001)

ความสัมพันธ์ของตัวแปรทำนายกับการพิจารณาความเป็นสมาชิกในกลุ่ม 3 (ศิลป์-ภาษา) สามารถเรียงลำดับตามค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนักของตัวแปรจากมากไปน้อยได้ดังนี้ EGPA(0.149), SUT(0.147), MGPA(-0.129), TGPA(0.082), SUF(0.079), SEX1(-0.058), OCC(0.055), SGPA (0.041) และ SEF(-0.040)

ความสัมพันธ์ของตัวแปรทำนายกับการพิจารณาความเป็นสมาชิกในกลุ่ม 4 (ศิลป์-ทั่วไป) สามารถเรียงลำดับตามค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนักของตัวแปรจากมากไปน้อยได้ดังนี้ SUF(-0.172), SUT(0.118), EGPA(-0.098), TGPA(-0.087), SGPA(-0.083), MGPA(-0.065), SEF(-0.038), OCC (-0.023) และ SEX1(0.020)

หากพิจารณาถึงความสำคัญของแต่ละตัวแปรที่ใช้ในโมเดล S-E/M-L-T แล้วสามารถเรียงลำดับตามผลรวมค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนักของตัวแปรทำนายในทุกโมเดลย่อยและทุกรูปแบบการวิเคราะห์จากมากไปน้อยได้ดังนี้ คือ MGPA(0.677), SUT(0.616), SUF(0.485), EGPA(0.341), TGPA(0.311), SGPA(0.291), SEF(0.229), SEX1(0.140) และ OCC(0.127) ตามลำดับ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

การทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล

เมื่อทำการทดสอบความถูกต้องของการจำแนกกลุ่มในแต่ละโมเดลโดยใช้วิธี 10-fold cross-validation test ทำให้ได้ค่าความแม่นยำในการจำแนกข้อมูล (accuracy) ของโมเดล S-M-L-T, โมเดล S-M-L, โมเดลย่อย S-E และโมเดลย่อย M-L-T คิดเป็นร้อยละ 80.70, 82.26, 84.43 และ 88.96 ตามลำดับ ดังได้แสดงรายละเอียดในการจำแนกกลุ่มของข้อมูลในตารางที่ 4.9

จากประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลของโมเดลย่อย S-E และโมเดลย่อย M-L-T จะพบว่าความน่าจะเป็นที่จะจำแนกนักเรียนเข้าแผนการเรียนวิทย์-คณิตได้ถูกต้องมีค่าเท่ากับ 0.8443 และความน่าจะเป็นที่จะจำแนกนักเรียนเข้าแผนการเรียนศิลป์-คณิต หรือ ศิลป์-ภาษา หรือ ศิลป์-ทั่วไป ได้ถูกต้องมีค่าเท่ากับ 0.8443 x 0.8896 = 0.7511 ซึ่งหากพิจารณาถึงประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลโดยรวมของโมเดล S-E/M-L-T แล้วจะต้องอาศัยหลักการของความน่าจะเป็นของเหตุการณ์และผล

แบ่งกั้น ดังรายละเอียดในภาพที่ 4.1 ซึ่งทำให้ได้ความน่าจะเป็นที่จำแนกนักเรียนเข้าแผนการเรียนได้ถูกต้องเท่ากับ 0.7994 โดยมีรายละเอียดการคำนวณดังนี้

$$
\begin{aligned}
P(H) &= P(H \cap S) + P(H \cap M) + P(H \cap L) + P(H \cap T) \\
&= P(S) \cdot P(H \mid S) + P(M) \cdot P(H \mid M) + P(L) \cdot P(H \mid L) + P(T) \cdot P(H \mid T) \\
&= \frac{653}{1{,}259} \cdot (0.8443) + \frac{348}{1{,}259} \cdot (0.7511) + \frac{211}{1{,}259} \cdot (0.7511) + \frac{47}{1{,}259} \cdot (0.7511) \\
&= 0.7994
\end{aligned}
$$

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 4.8 ค่าน้ำหนักของตัวแปรทำนายสำหรับสร้างเส้นแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลในการวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

โมเดล	เส้นแบ่งแยก	ตัวแปรทำนาย								
		SEX1	SGPA	MGPA	EGPA	TGPA	SUF	SUT	OCC	SEF
S-M-L-T	1 vs. all other	0.014	0.091	0.234	0.083	0.116	0.129	0.053	0.048	-0.106
	2 vs. all other	-0.004	0.054	-0.046	0.053	0.083	0.012	0.159	0.082	-0.076
	3 vs. all other	-0.036	0.038	-0.152	0.107	0.043	0.043	0.049	0.105	0.041
	4 vs. all other	0.015	-0.087	-0.095	-0.097	-0.083	-0.154	0.094	-0.009	-0.014
ผลรวมค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนัก		0.069	0.270	0.527	0.340	0.325	0.338	0.355	0.244	0.237
S-M-L	1 vs. all other	0.014	0.075	0.205	0.055	0.097	0.085	0.086	0.076	-0.101
	2 vs. all other	-0.010	0.057	-0.059	0.065	0.090	0.007	0.124	0.088	-0.092
	3 vs. all other	-0.037	0.011	-0.207	0.030	-0.025	-0.066	0.040	0.073	0.069
ผลรวมค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนัก		0.061	0.143	0.471	0.150	0.212	0.158	0.250	0.237	0.262
S-E/M-L-T										
S-E	วิทย์ vs. ศิลป์	0.014	0.091	0.234	0.083	0.116	0.129	0.053	0.048	-0.106
M-L-T	2 vs. all other	-0.048	-0.076	-0.249	0.011	-0.026	-0.105	0.298	0.001	-0.045
	3 vs. all other	-0.058	0.041	-0.129	0.149	0.082	0.079	0.147	0.055	-0.040
	4 vs. all other	0.020	-0.083	-0.065	-0.098	-0.087	-0.172	0.118	-0.023	-0.038
ผลรวมค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนัก		0.140	0.291	0.677	0.341	0.311	0.485	0.616	0.127	0.229

หมายเหตุ กลุ่ม 1 หมายถึง แผนการเรียนวิทย์-คณิต (S)
กลุ่ม 2 หมายถึง แผนการเรียนศิลป์-คณิต (M)
กลุ่ม 3 หมายถึง แผนการเรียนศิลป์-ภาษา (L)
กลุ่ม 4 หมายถึง แผนการเรียนศิลป์-ทั่วไป (T)

ตารางที่ 4.9 ประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลของการวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

โมเดล	กลุ่มจริง	จำนวนตัวอย่างที่ถูกจำแนกเข้ากลุ่ม (ร้อยละ)						รวม	ความแม่นยำ (accuracy)
		วิทย์-คณิต	ศิลป์-คณิต	ศิลป์-ภาษา	ศิลป์-ทั่วไป	กลุ่มวิทย์	กลุ่มศิลป์		
S-M-L-T	วิทย์-คณิต	597	37	16	3	-	-	653	80.70%
		(91.4)	(5.7)	(2.5)	(0.5)			(100)	
	ศิลป์-คณิต	112	224	10	2	-	-	348	
		(32.2)	(64.4)	(2.9)	(0.6)			(100)	
	ศิลป์-ภาษา	35	8	167	1	-	-	211	
		(16.6)	(3.8)	(79.2)	(0.5)			(100)	
	ศิลป์-ทั่วไป	4	6	9	28	-	-	47	
		(8.5)	(12.8)	(19.1)	(59.6)			(100)	
S-M-L	วิทย์-คณิต	602	34	17	-	-	-	653	82.26%
		(92.2)	(5.2)	(2.6)				(100)	
	ศิลป์-คณิต	108	225	15	-	-	-	348	
		(31.0)	(64.7)	(4.3)				(100)	
	ศิลป์-ภาษา	33	8	170	-	-	-	211	
		(15.6)	(3.8)	(80.6)				(100)	
S-E/M-L-T									79.94%
S-E	กลุ่มวิทย์	-	-	-	-	578	75	653	84.43%
						(88.5)	(11.5)	(100)	
	กลุ่มศิลป์	-	-	-	-	121	485	606	
						(20.0)	(80.0)	(100)	
M-L-T	ศิลป์-คณิต	-	333	12	3	-	-	348	88.96%
			(95.7)	(3.4)	(0.9)			(100)	
	ศิลป์-ภาษา	-	33	177	1	-	-	211	
			(15.6)	(83.9)	(0.5)			(100)	
	ศิลป์-ทั่วไป	-	8	10	29	-	-	47	
			(17.0)	(21.3)	(61.7)			(100)	

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ตอนที่ 4 ผลการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ

ในการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ (decision tree) มีวัตถุประสงค์เพื่อให้ได้โมเดลที่สามารถทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยผู้วิจัยได้ใช้ตัวแปรทำนายในการวิเคราะห์ 9 ตัวแปร ได้แก่ เพศ (SEX) ผลการเรียนเฉลี่ยระดับมัธยมศึกษาตอนต้นในกลุ่มสาระการเรียนรู้วิทยาศาสตร์ (SGPA) คณิตศาสตร์ (MGPA) ภาษาต่างประเทศ (EGPA) และภาษาไทย (TGPA) การสนับสนุนจากครอบครัว (SUF) การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน (SUT) โอกาสในการประกอบอาชีพ (OCC) และการรับรู้ความสามารถของตนเอง (SEF) ซึ่งในการวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยได้ใช้โปรแกรม RapidMiner Studio โดยเลือกใช้ชุดคำสั่ง Optimize Parameters (Grid) ในการทดสอบแบบลองผิดลองถูกเพื่อหาเกณฑ์หรือวิธีการในการวิเคราะห์ต้นไม้ตัดสินใจที่เหมาะสมสำหรับการจำแนกกลุ่มของข้อมูลในแต่ละโมเดลได้อย่างมีประสิทธิภาพมากที่สุด ซึ่งผลการวิเคราะห์พบว่าเกณฑ์ gini index เป็นเกณฑ์ที่เหมาะสมกับข้อมูลในทุกโมเดล

การวิเคราะห์ต้นไม้ตัดสินใจของโมเดล S-M-L-T

จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจของโมเดล S-M-L-T พบว่าตัวแปรทำนายสามารถจำแนกแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายได้ถูกต้อง มีค่าความแม่นยำในการจำแนกข้อมูล (accuracy) คิดเป็นร้อยละ 74.66 ดังได้แสดงในภาพที่ 4.2 โดยมีรายละเอียดในการจำแนกกลุ่มของข้อมูลในตารางที่ 4.10 และมีกฎในการจำแนกจำนวน 7 กฎ ดังนี้

1. ถ้า MGPA มากกว่า 2.945 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนวิทย์-คณิต คิดเป็นร้อยละ 71.41

2. ถ้า MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.945 แต่ SUF มากกว่า 3.875 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนวิทย์-คณิต คิดเป็นร้อยละ 46.03

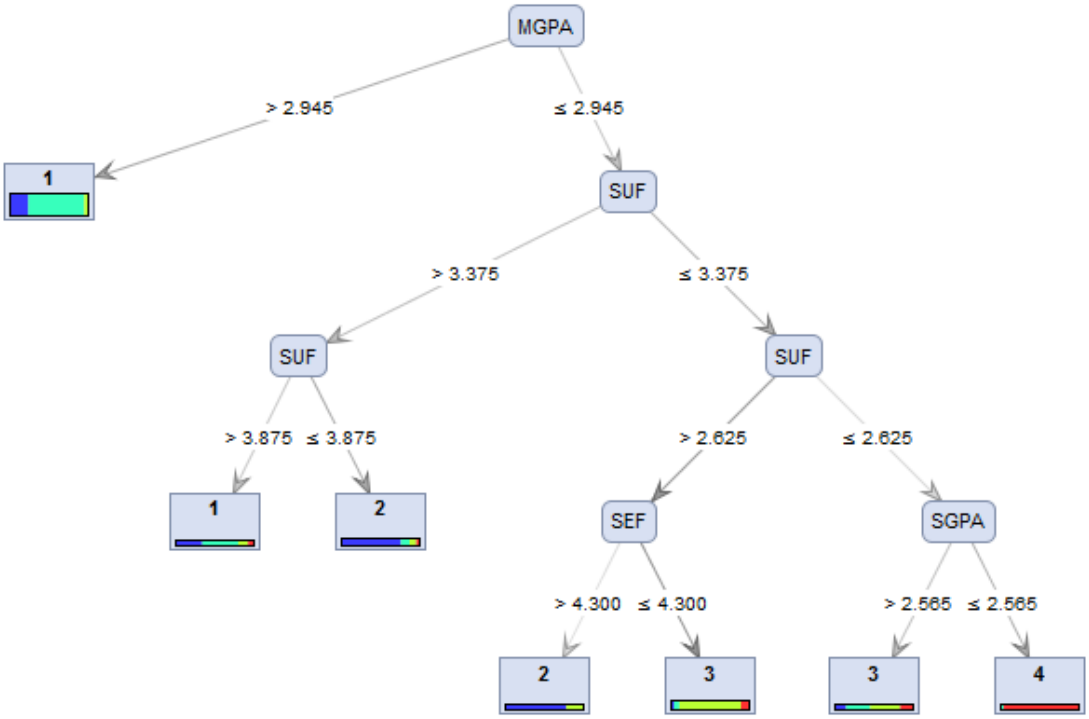
3. ถ้า MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.945 และ SUF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.875 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนศิลป์-คณิต คิดเป็นร้อยละ 76.98

4. ถ้า MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.945 แต่ SUF มากกว่า 2.625 และ SEF มากกว่า 4.300 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนศิลป์-คณิต คิดเป็นร้อยละ 78.95

5. ถ้า MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.945 แต่ SUF มากกว่า 2.625 และ SEF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 4.300 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนศิลป์-ภาษา คิดเป็นร้อยละ 78.84

6. ถ้า MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.945 และ SUF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.625 แต่ SGPA มากกว่า 2.565 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนศิลป์-ภาษา คิดเป็นร้อยละ 38.46

7. ถ้า MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.945 และ SUF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.625 และ SGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.565 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนศิลป์-ทั่วไป คิดเป็นร้อยละ 95.00



ภาพที่ 4.2 ต้นไม้ตัดสินใจเลือกแผนการเรียนของโมเดล S-M-L-T

หมายเหตุ กลุ่ม 1 หมายถึง แผนการเรียนวิทย์-คณิต (S)

กลุ่ม 2 หมายถึง แผนการเรียนศิลป์-คณิต (M)

กลุ่ม 3 หมายถึง แผนการเรียนศิลป์-ภาษา (L)

กลุ่ม 4 หมายถึง แผนการเรียนศิลป์-ทั่วไป (T)

การวิเคราะห์ต้นไม้ตัดสินใจของโมเดล S-M-L

จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจของโมเดล S-M-L พบว่าตัวแปรทำนายสามารถจำแนกแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายได้ถูกต้อง มีค่าความแม่นยำในการจำแนกข้อมูล (accuracy) คิดเป็นร้อยละ 75.33 ดังได้แสดงในภาพที่ 4.3 โดยมีรายละเอียดในการจำแนกกลุ่มของข้อมูลในตารางที่ 4.10 และมีกฎในการจำแนกจำนวน 6 กฎ ดังนี้

1. ถ้า MGPA มากกว่า 2.945 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนวิทย์-คณิต คิดเป็นร้อยละ 71.41

2. ถ้า MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.945 แต่ SUF มากกว่า 3.875 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนวิทย์-คณิต คิดเป็นร้อยละ 49.15

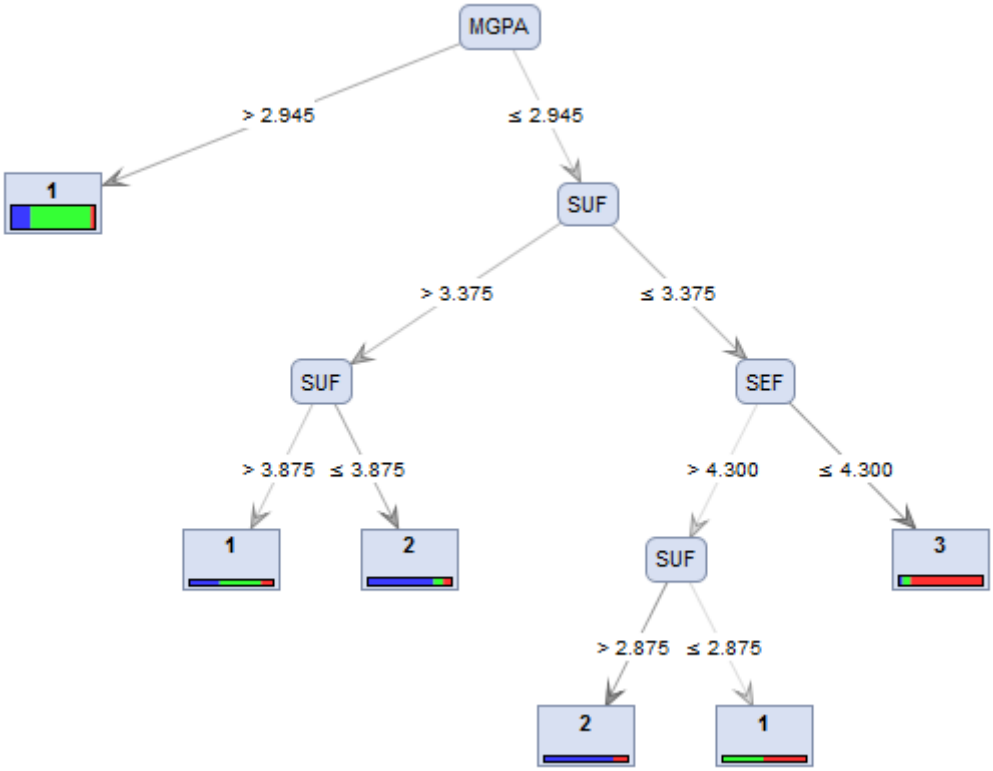
3. ถ้า MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.945 และ SUF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.875 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนศิลป์-คณิต คิดเป็นร้อยละ 79.51

4. ถ้า MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.945 และ SUF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.375 และ SEF มากกว่า 4.300 และ SUF มากกว่า 2.875 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนศิลป์-คณิต คิดเป็นร้อยละ 83.33

5. ถ้า MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.945 และ SUF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.375 และ SEF มากกว่า 4.300 แต่ SUF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.875 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนวิทย์-คณิต คิดเป็นร้อยละ 50.00

6. ถ้า MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.945 และ SUF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.375 และ SEF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 4.300 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนศิลป์-ภาษา คิดเป็นร้อยละ 84.62

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



ภาพที่ 4.3 ต้นไม้ตัดสินใจเลือกแผนการเรียนของโมเดล S-M-L

หมายเหตุ กลุ่ม 1 หมายถึง แผนการเรียนวิทย์-คณิต (S)

กลุ่ม 2 หมายถึง แผนการเรียนศิลป์-คณิต (M)

กลุ่ม 3 หมายถึง แผนการเรียนศิลป์-ภาษา (L)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

การวิเคราะห์ต้นไม้ตัดสินใจของโมเดล S-E/M-L-T

จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจของโมเดลย่อย S-E พบว่าตัวแปรทำนายสามารถจำแนกแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายได้ถูกต้อง มีค่าความแม่นยำในการจำแนกข้อมูล (accuracy) คิดเป็นร้อยละ 81.49 ดังได้แสดงในภาพที่ 4.4 โดยมีรายละเอียดในการจำแนกกลุ่มของข้อมูลในตารางที่ 4.10 และมีกฎในการจำแนกจำนวน 10 กฎ ดังนี้

1. ถ้า MGPA มากกว่า 2.945 และ OCC มากกว่า 4.375 นักเรียนจะอยู่ในกลุ่มการเรียนวิทย์ คิดเป็นร้อยละ 89.37

2. ถ้า MGPA มากกว่า 2.945 และ OCC น้อยกว่าหรือเท่ากับ 4.375 และ SEF มากกว่า 4.300 และ SUF มากกว่า 3.875 นักเรียนจะอยู่ในกลุ่มการเรียนวิทย์ คิดเป็นร้อยละ 58.62

3. ถ้า MGPA มากกว่า 2.945 และ OCC น้อยกว่าหรือเท่ากับ 4.375 และ SEF มากกว่า 4.300 แต่ SUF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.875 นักเรียนจะอยู่ในกลุ่มการเรียนศิลป์ คิดเป็นร้อยละ 89.32

4. ถ้า MGPA มากกว่า 2.945 และ OCC น้อยกว่าหรือเท่ากับ 4.375 และ SEF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 4.300 นักเรียนจะอยู่ในกลุ่มการเรียนวิทย์ คิดเป็นร้อยละ 72.49

5. ถ้า MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.945 และ OCC มากกว่า 4.625 และ EGPA มากกว่า 3.905 นักเรียนจะอยู่ในกลุ่มการเรียนศิลป์ คิดเป็นร้อยละ 100

6. ถ้า MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.945 และ OCC มากกว่า 4.625 และ EGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.905 แต่ SEF มากกว่า 4.500 นักเรียนจะอยู่ในกลุ่มการเรียนวิทย์ คิดเป็นร้อยละ 92.31

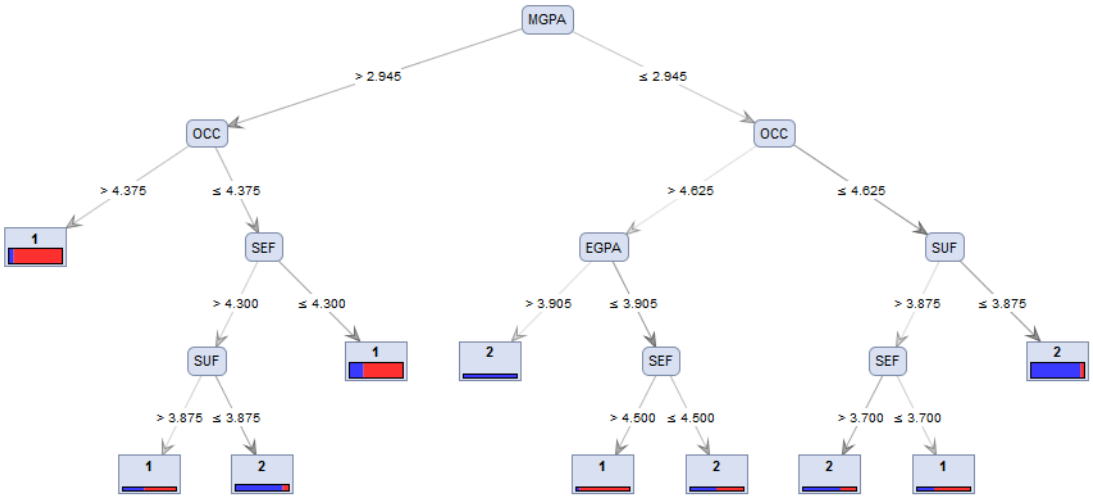
7. ถ้า MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.945 และ OCC มากกว่า 4.625 และ EGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.905 และ SEF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 4.500 นักเรียนจะอยู่ในกลุ่มการเรียนศิลป์ คิดเป็นร้อยละ 50.00

8. ถ้า MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.945 และ OCC น้อยกว่าหรือเท่ากับ 4.625 และ SUF มากกว่า 3.875 และ SEF มากกว่า 3.700 นักเรียนจะอยู่ในกลุ่มการเรียนศิลป์ คิดเป็นร้อยละ 71.43

9. ถ้า MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.945 และ OCC น้อยกว่าหรือเท่ากับ 4.625 และ SUF มากกว่า 3.875 แต่ SEF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.700 นักเรียนจะอยู่ในกลุ่มการเรียนวิทย์ คิดเป็นร้อยละ 66.67

10. ถ้า MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.945 และ OCC น้อยกว่าหรือเท่ากับ 4.625 และ SUF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.875 นักเรียนจะอยู่ในกลุ่มการเรียนศิลป์ คิดเป็นร้อยละ 93.47

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



ภาพที่ 4.4 ต้นไม้ตัดสินใจเลือกแผนการเรียนของโมเดลย่อย S-E

หมายเหตุ กลุ่ม 1 หมายถึง กลุ่มการเรียนวิทย์ (S)

กลุ่ม 2 หมายถึง กลุ่มการเรียนศิลป์ (E)

สำหรับโมเดลย่อย M-L-T จะพบว่าตัวแปรทำนายสามารถจำแนกแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายในกลุ่มศิลป์ได้ถูกต้อง มีค่าความแม่นยำในการจำแนกข้อมูล (accuracy) คิดเป็นร้อยละ 82.66 ดังได้แสดงในภาพที่ 4.5 โดยมีรายละเอียดในการจำแนกกลุ่มของข้อมูลในตารางที่ 4.10 และมีกฎในการจำแนกจำนวน 8 กฎ ดังนี้

1. ถ้า SUF มากกว่า 3.375 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนศิลป์-คณิต คิดเป็นร้อยละ 86.42

2. ถ้า SUF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.375 และ MGPA มากกว่า 3.040 และ EGPA มากกว่า 3.915 และ SUT มากกว่า 3.375 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนศิลป์-คณิต คิดเป็นร้อยละ 100

3. ถ้า SUF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.375 และ MGPA มากกว่า 3.040 และ EGPA มากกว่า 3.915 แต่ SUT น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.375 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนศิลป์-ภาษา คิดเป็นร้อยละ 75.00

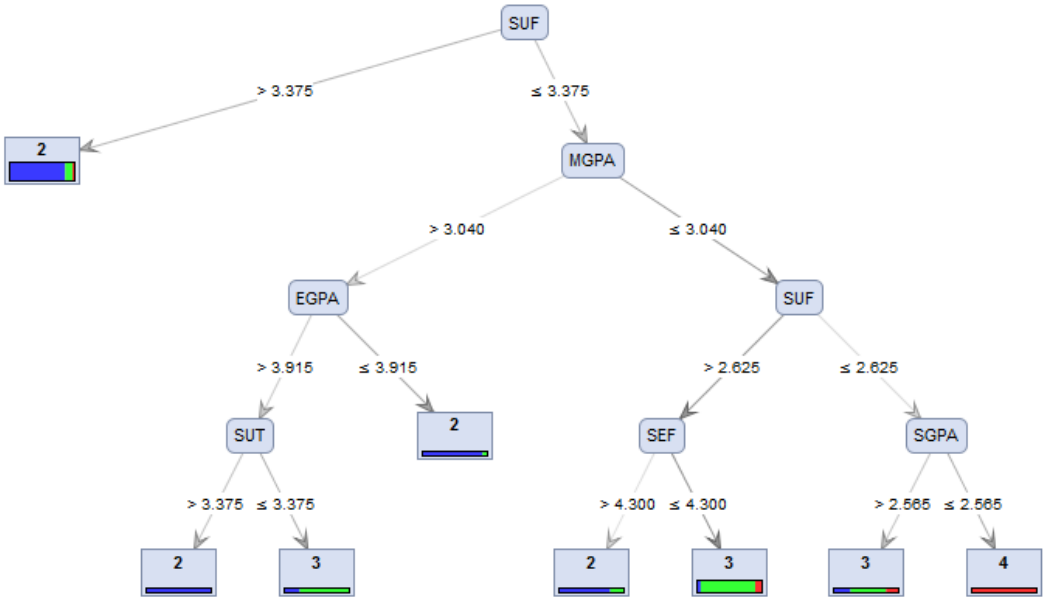
4. ถ้า SUF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.375 และ MGPA มากกว่า 3.040 แต่ EGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.915 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนศิลป์-คณิต คิดเป็นร้อยละ 93.55

5. ถ้า SUF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.375 และ MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.040 และ SUF มากกว่า 2.625 และ SEF มากกว่า 4.300 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนศิลป์-คณิต คิดเป็นร้อยละ 80.00

6. ถ้า SUF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.375 และ MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.040 และ SUF มากกว่า 2.625 แต่ SEF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 4.300 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนศิลป์-ภาษา คิดเป็นร้อยละ 83.51

7. ถ้า SUF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.375 และ MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.040 และ SUF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.625 แต่ SGPA มากกว่า 2.565 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนศิลป์-ภาษา คิดเป็นร้อยละ 54.55

8. ถ้า SUF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.375 และ MGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.040 และ SUF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.625 และ SGPA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.565 นักเรียนจะอยู่ในแผนการเรียนศิลป์-ทั่วไป คิดเป็นร้อยละ 100



ภาพที่ 4.5 ต้นไม้ตัดสินใจเลือกแผนการเรียนของโมเดลย่อย M-L-T

หมายเหตุ กลุ่ม 2 หมายถึง แผนการเรียนศิลป์-คณิต (M)

กลุ่ม 3 หมายถึง แผนการเรียนศิลป์-ภาษา (L)

กลุ่ม 4 หมายถึง แผนการเรียนศิลป์-ทั่วไป (T)

จากประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลของโมเดลย่อย S-E และโมเดลย่อย M-L-T จะพบว่าความน่าจะเป็นที่จะจำแนกนักเรียนเข้าแผนการเรียนวิทย์-คณิตได้ถูกต้องมีค่าเท่ากับ 0.8149 และความน่าจะเป็นที่จะจำแนกนักเรียนเข้าแผนการเรียนศิลป์-คณิต หรือ ศิลป์-ภาษา หรือ ศิลป์-ทั่วไป ได้ถูกต้องมีค่าเท่ากับ 0.8149 x 0.8266 = 0.6736 ซึ่งหากพิจารณาถึงประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลโดยรวมของโมเดล S-E/M-L-T แล้วจะต้องอาศัยหลักการของความน่าจะเป็นของเหตุการณ์และผลแบ่งกั้น ดังรายละเอียดในภาพที่ 4.1 ซึ่งทำให้ได้ความน่าจะเป็นที่จำแนกนักเรียนเข้าแผนการเรียนได้ถูกต้องเท่ากับ 0.7469 โดยมีรายละเอียดการคำนวณดังนี้

$$
\begin{aligned}
P(H) &= P(H \cap S) + P(H \cap M) + P(H \cap L) + P(H \cap T) \\
&= P(S) \cdot P(H \mid S) + P(M) \cdot P(H \mid M) + P(L) \cdot P(H \mid L) + P(T) \cdot P(H \mid T) \\
&= \frac{653}{1{,}259} \cdot (0.8149) + \frac{348}{1{,}259} \cdot (0.6736) + \frac{211}{1{,}259} \cdot (0.6736) + \frac{47}{1{,}259} \cdot (0.6736) \\
&= 0.7469
\end{aligned}
$$

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 4.10 ประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลของการวิเคราะห์ต้นไม้ตัดสินใจ

โมเดล	กลุ่มจริง	จำนวนตัวอย่างที่ถูกจำแนกเข้ากลุ่ม (ร้อยละ)						รวม	ความแม่นยำ (accuracy)
		วิทย์-คณิต	ศิลป์-คณิต	ศิลป์-ภาษา	ศิลป์-ทั่วไป	กลุ่มวิทย์	กลุ่มศิลป์		
S-M-L-T	วิทย์-คณิต	604	31	17	1	-	-	653	74.66%
		(92.5)	(4.7)	(2.6)	(0.2)			(100)	
	ศิลป์-คณิต	167	169	11	1	-	-	348	
		(48.0)	(48.6)	(3.2)	(0.3)			(100)	
	ศิลป์-ภาษา	43	15	151	2	-	-	211	
		(20.4)	(7.1)	(71.6)	(0.9)			(100)	
	ศิลป์-ทั่วไป	4	4	23	16	-	-	47	
		(8.5)	(8.5)	(48.9)	(34.0)			(100)	
S-M-L	วิทย์-คณิต	608	28	17	-	-	-	653	75.33%
		(93.1)	(4.3)	(2.6)				(100)	
	ศิลป์-คณิต	182	152	14	-	-	-	348	
		(52.3)	(43.7)	(4.0)				(100)	
	ศิลป์-ภาษา	40	18	153	-	-	-	211	
		(19.0)	(8.5)	(72.5)				(100)	
S-E/M-L-T									74.69%
S-E	กลุ่มวิทย์	-	-	-	-	576	77	653	81.49%
						(88.2)	(11.8)	(100)	
	กลุ่มศิลป์	-	-	-	-	156	450	606	
						(25.7)	(74.3)	(100)	
M-L-T	ศิลป์-คณิต	-	316	31	1	-	-	348	82.66%
			(90.8)	(8.9)	(0.3)			(100)	
	ศิลป์-ภาษา	-	41	170	0	-	-	211	
			(19.4)	(80.6)	(0)			(100)	
	ศิลป์-ทั่วไป	-	7	25	15	-	-	47	
			(14.9)	(53.2)	(31.9)			(100)	

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตอนที่ 5 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลจากการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลที่ได้จากการวิเคราะห์ในแต่ละเทคนิคพบว่า เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสามารถจำแนกกลุ่มได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงที่สุดในทุกโมเดล รองลงมาคือเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ และเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม ตามลำดับ ดังได้แสดงค่าประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลไว้ในตารางที่ 4.11 และสำหรับโมเดลที่มีประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลได้ดีที่สุดในการวิจัยครั้งนี้คือโมเดล S-M-L ซึ่งเป็นโมเดลที่ใช้ทำนายแผนการเรียนที่เหมาะสมกับนักเรียนได้เฉพาะ 3 แผนการเรียนเท่านั้น ได้แก่ แผนการเรียนวิทย์-คณิต, ศิลป์-คณิต และศิลป์-ภาษา โดยมีประสิทธิภาพของการจำแนกข้อมูลได้ถูกต้องคิดเป็นร้อยละ 82.26 สำหรับการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน, ร้อยละ 75.33 สำหรับการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ และร้อยละ 74.26 สำหรับการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม รองลงมาคือโมเดล S-M-L-T และโมเดล S-E/M-L-T ซึ่งมีประสิทธิภาพของการจำแนกข้อมูลได้ถูกต้องใกล้เคียงกัน โดยโมเดล S-M-L-T จะใช้ทำนายแผนการเรียนที่เหมาะสมกับนักเรียนได้ครอบคลุมทุกแผนการเรียน ส่วนโมเดล S-E/M-L-T จะใช้ทำนายแผนการเรียนที่เหมาะสมกับนักเรียนได้ครอบคลุมทุกแผนการเรียนเช่นกัน แต่ขั้นตอนการพิจารณาจะแบ่งเป็นสองขั้นตอน โดยขั้นตอนแรกจะเริ่มพิจารณาโมเดลย่อย S-E ก่อน เพื่อทำนายว่านักเรียนควรที่จะอยู่ในกลุ่มการเรียนวิทย์ (S) หรือกลุ่มการเรียนศิลป์ (E) ถ้าผลการทำนายบอกว่านักเรียนควรจะอยู่ในกลุ่มการเรียนวิทย์แล้วจึงจบการพิจารณาที่โมเดลย่อย S-E นี้เพียงโมเดลเดียว แต่ถ้าผลการทำนายบอกว่านักเรียนควรจะอยู่ในกลุ่มการเรียนศิลป์แล้วจะต้องพิจารณาโมเดลย่อย M-L-T ต่อจากโมเดลย่อย S-E อีกครั้ง เพื่อทำนายว่านักเรียนควรจะอยู่ในแผนการเรียนในกลุ่มการเรียนศิลป์ใด ซึ่งได้แก่ ศิลป์-คณิต ศิลป์-ภาษา และศิลป์-ทั่วไป

ตารางที่ 4.11 ประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูล จำแนกตามโมเดลและเทคนิควิธีวิเคราะห์

โมเดล	การวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม (DA)	ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM)	ต้นไม้ตัดสินใจ (DT)
S-M-L-T	72.76	80.70	74.66
S-M-L	74.26	82.26	75.33
S-E/M-L-T	72.42	79.94	74.69
S-E	79.35	84.43	81.49
M-L-T	81.85	88.96	82.66

หมายเหตุ หน่วย : ร้อยละ

เมื่อพิจารณาถึงตัวแปรที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อสร้างโมเดลทำนายแผนการเรียนแต่ละโมเดลจากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิควิธีการวิเคราะห์ทั้งสามเทคนิคแล้ว พบว่ามีตัวแปรที่ถูกนำมาใช้ทำนายแผนการเรียนร่วมกันในทุกโมเดลและทุกเทคนิควิธีวิเคราะห์ จำนวน 3 ตัวแปร ได้แก่ ผลการเรียนเฉลี่ยของกลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์ในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น (MGPA) การสนับสนุนจากครอบครัว (SUF) และการรับรู้ความสามารถของตนเอง (SEF) ดังได้แสดงรายละเอียดในตารางที่ 4.12

ตารางที่ 4.12 ตัวแปรที่ใช้ในการทำนายแผนการเรียน จำแนกตามโมเดลและเทคนิควิธีวิเคราะห์

ตัวแปรทำนาย	**โมเดล S-M-L-T**			**โมเดล S-M-L**			**โมเดล S-E/M-L-T**					
							โมเดลย่อย S-E			**โมเดลย่อย M-L-T**		
	DA	SVM	DT	DA	SVM	DT	DA	SVM	DT	DA	SVM	DT
SEX1	+	+		+	+		+	+		+	+	
SGPA	+	+	+		+		+	+			+	+
MGPA	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
EGPA	+	+		+	+		+	+	+	+	+	+
TGPA		+			+			+		+	+	
SUF	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
SUT		+			+			+		+	+	+
OCC	+	+		+	+		+	+	+		+	
SEF	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+

หมายเหตุ เครื่องหมาย + หมายถึง ตัวแปรถูกนำมาใช้ในการทำนาย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

จากตารางที่ 4.12 ซึ่งพบว่าผลการเรียนเฉลี่ยของกลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์ในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น (MGPA) การสนับสนุนจากครอบครัว (SUF) และการรับรู้ความสามารถของตนเอง (SEF) เป็นตัวแปรทำนายที่นำใช้ในทุกโมเดลและทุกเทคนิควิธีวิเคราะห์ แสดงว่าตัวแปรทั้งสามมีความสำคัญและมีอิทธิพลต่อการเลือกแผนการเรียนของนักเรียนอย่างเห็นได้ชัด แต่สำหรับโมเดลที่มีประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลได้ดีที่สุดในการวิจัยครั้งนี้ก็คือโมเดล S-M-L ซึ่งในการวิเคราะห์โมเดล S-M-L ด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะใช้ตัวแปรทำนายทุกตัวแปรในการวิเคราะห์ โดยตัวแปรทำนายแต่ละตัวแปรจะมีค่าน้ำหนักความสำคัญแตกต่างกันออกไป ส่วนการ

วิเคราะห์โมเดลด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจนั้น จำนวนตัวแปรทำนายที่ถูกนำมาใช้ในโมเดลจะขึ้นอยู่กับระดับความลึกของต้นไม้ ถ้ากำหนดให้ต้นไม้ตัดสินใจมีระดับความลึกมาก ๆ ตัวแปรทำนายก็จะถูกนำมาใช้ในโมเดลเพิ่มมากขึ้น เพื่อให้มีประสิทธิภาพของการจำแนกข้อมูลได้ถูกต้องสูง ซึ่งในการวิจัยครั้งนี้กำหนดให้ต้นไม้ตัดสินใจมีระดับความลึก 5 ชั้น ทำให้การวิเคราะห์โมเดล S-M-L ด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ จะมีตัวแปรทำนายเพียง 3 ตัวแปรในการวิเคราะห์ ได้แก่ ผลการเรียนเฉลี่ยของกลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์ในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น (MGPA) การสนับสนุนจากครอบครัว (SUF) และการรับรู้ความสามารถของตนเอง (SEF) แต่สำหรับการวิเคราะห์โมเดล S-M-L ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่มวิธี stepwise จะมีค่าสถิติที่อธิบายได้ว่าตัวแปรใดสามารถใช้ทำนายแผนการเรียนได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ซึ่งพบว่ามีตัวแปรทั้งหมด 6 ตัวแปรในการวิเคราะห์ที่นำมาใช้ทำนายแผนการเรียนได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 สามารถเรียงตามระดับความสำคัญได้ดังนี้ คือ ผลการเรียนเฉลี่ยของกลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์ในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น (MGPA) การสนับสนุนจากครอบครัว (SUF) โอกาสในการประกอบอาชีพ (OCC) เพศ (SEX) การรับรู้ความสามารถของตนเอง (SEF) และผลการเรียนเฉลี่ยของกลุ่มสาระการเรียนรู้ภาษาต่างประเทศในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น (EGPA)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่ 5
สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

งานวิจัยเรื่อง การพัฒนาโมเดลทำนายแผนการเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย เป็นการวิจัยเชิงบรรยาย (descriptive research) โดยมีวัตถุประสงค์ในการวิจัย 2 ประการ คือ 1) เพื่อศึกษาปัจจัยที่สามารถทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย และ 2) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายที่ได้จากการวิเคราะห์โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ

ประชากรที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้คือ นักเรียนที่กำลังศึกษาอยู่ในชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 6 ปีการศึกษา 2559 โรงเรียนสังกัดสำนักงานคณะกรรมการการศึกษาขั้นพื้นฐาน จำนวน 374,749 คน โดยมีตัวอย่างนักเรียนที่ได้จากการสุ่มแบบหลายขั้นตอน (multi-stage sampling) จำนวนทั้งสิ้น 1,259 คน

ตัวแปรที่ทำการศึกษาประกอบตัวแปรอิสระคือปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกแผนการเรียน จำนวน 9 ปัจจัย คือ เพศ ผลการเรียนเฉลี่ยระดับมัธยมศึกษาตอนต้นในกลุ่มสาระการเรียนรู้วิทยาศาสตร์ คณิตศาสตร์ ภาษาต่างประเทศ ภาษาไทย การสนับสนุนจากครอบครัว การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน โอกาสในการประกอบอาชีพ และการรับรู้ความสามารถของตนเอง ในส่วนของตัวแปรตามมี 1 ตัว คือ แผนการเรียนของนักเรียน โดยแบ่งออกเป็น 4 กลุ่ม ได้แก่ แผนการเรียนวิทย์-คณิต, ศิลป์-คณิต, ศิลป์-ภาษา และศิลป์-ทั่วไป

เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้เป็นแบบสอบถามปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกแผนการเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย ซึ่งเนื้อหาภายในแบบสอบถามแบ่งออกเป็น 2 ตอน ได้แก่ 1) ข้อมูลทั่วไปของผู้ตอบแบบสอบถาม และ 2) แบบสอบถามระดับความคิดเห็นเกี่ยวกับปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกแผนการเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย มีลักษณะเป็นแบบมาตรประมาณค่า (rating scale) 5 ระดับ โดยแบบสอบถามมีค่าความเที่ยงแบบสอดคล้องภายในโดยใช้สูตรการหาสัมประสิทธิ์แอลฟาของครอนบาคได้ค่าความเที่ยงรายด้านการสนับสนุนจากครอบครัว, การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน, โอกาสในการประกอบอาชีพ และการรับรู้ความสามารถของตนเอง เท่ากับ 0.538, 0.874, 0.694 และ 0.715 ตามลำดับ

สรุปผลการวิจัย

จากการวิเคราะห์ข้อมูลในบทที่ 4 เพื่อตอบคำถามการวิจัย 2 ประเด็นสำคัญ คือ 1) ปัจจัยใดที่สามารถใช้ทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย และ 2) โมเดลทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายที่ได้จากการวิเคราะห์โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ จะมีประสิทธิภาพแตกต่างกันหรือไม่ อย่างไร ผู้วิจัยสรุปผลการวิจัยได้ดังนี้

1. ปัจจัยที่สามารถใช้ทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย

จากการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อสร้างโมเดลทำนายแผนการเรียนแต่ละโมเดลจากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิควิธีการวิเคราะห์ทั้งสามเทคนิคแล้วพบว่ามีตัวแปรที่ถูกนำมาใช้ทำนายแผนการเรียนร่วมกันในทุกโมเดลและทุกเทคนิควิธีวิเคราะห์ จำนวน 3 ตัวแปร ได้แก่ ผลการเรียนเฉลี่ยของกลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์ในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น (MGPA), การสนับสนุนจากครอบครัว (SUF) และการรับรู้ความสามารถของตนเอง (SEF) แสดงว่าตัวแปรทั้งสามมีความสำคัญและมีอิทธิพลต่อการเลือกแผนการเรียนของนักเรียนอย่างเห็นได้ชัด โดยโมเดลที่มีประสิทธิภาพในการทำนายแผนการเรียนได้ดีที่สุดในการวิจัยครั้งนี้ก็คือโมเดล S-M-L ซึ่งเป็นโมเดลที่ใช้ทำนายแผนการเรียนเฉพาะ 3 แผนการเรียน ได้แก่ แผนการเรียนวิทย์-คณิต, ศิลป์-คณิต และศิลป์-ภาษา

ในการวิเคราะห์โมเดล S-M-L ด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน จะให้ความสำคัญกับตัวแปรทำนายทุกตัวแปร โดยตัวแปรทำนายแต่ละตัวแปรจะมีน้ำหนักความสำคัญในการทำนายที่แตกต่างกันออกไป ซึ่งสามารถเรียงลำดับความสำคัญของตัวแปรทำนายตามผลรวมค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนักของตัวแปรทำนายในทุกรูปแบบการวิเคราะห์จากมากไปน้อยได้ดังนี้ คือ ผลการเรียนเฉลี่ยของกลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์ในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น (MGPA), การรับรู้ความสามารถของตนเอง (SEF), การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน (SUT), โอกาสในการประกอบอาชีพ (OCC), ผลการเรียนเฉลี่ยของกลุ่มสาระการเรียนรู้ภาษาไทยในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น (TGPA), การสนับสนุนจากครอบครัว (SUF), ผลการเรียนเฉลี่ยของกลุ่มสาระการเรียนรู้ภาษาต่างประเทศในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น (EGPA), ผลการเรียนเฉลี่ยของกลุ่มสาระการเรียนรู้วิทยาศาสตร์ในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น (SPGA) และเพศ (SEX) ตามลำดับ สำหรับการวิเคราะห์โมเดล S-M-L ด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจนั้น พบว่ามีตัวแปรทำนายเพียง 3 ตัวแปรที่ใช้ในการทำนาย ได้แก่ ผลการเรียนเฉลี่ยของกลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์ในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น (MGPA),

การสนับสนุนจากครอบครัว (SUF) และการรับรู้ความสามารถของตนเอง (SEF) ส่วนการวิเคราะห์โมเดล S-M-L ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม วิธี stepwise จะมีค่าสถิติที่อธิบายได้ว่าตัวแปรใดสามารถใช้ทำนายแผนการเรียนได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ซึ่งพบว่ามีตัวแปรทำนายทั้งหมด 6 ตัวแปรที่สามารถใช้ทำนายแผนการเรียนได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 และสามารถเรียงลำดับความสำคัญตามค่าสัมบูรณ์ของสัมประสิทธิ์คาโนนิคัลของแต่ละตัวแปรในสมการจำแนกจากมากไปน้อยได้ดังนี้ คือ ผลการเรียนเฉลี่ยของกลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์ในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น (MGPA), การสนับสนุนจากครอบครัว (SUF), โอกาสในการประกอบอาชีพ (OCC), เพศ (SEX), การรับรู้ความสามารถของตนเอง (SEF) และผลการเรียนเฉลี่ยของกลุ่มสาระการเรียนรู้ภาษาต่างประเทศในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น (EGPA) ตามลำดับ

2. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลทำนายแผนการเรียนที่ได้จากการวิเคราะห์ในแต่ละเทคนิควิธี

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลทำนายแผนการเรียนในแต่ละโมเดล พบว่าโมเดลที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ จะมีประสิทธิภาพการทำนายไม่แตกต่างกันมากนัก โดยโมเดลที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน จะมีประสิทธิภาพการทำนายสูงกว่าเล็กน้อยในทุกโมเดล โดยโมเดลที่มีประสิทธิภาพการทำนายได้ดีที่สุดในการวิจัยครั้งนี้คือโมเดล S-M-L ซึ่งมีประสิทธิภาพการทำนายได้ถูกต้อง คิดเป็นร้อยละ 82.26 สำหรับการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน, ร้อยละ 75.33 สำหรับการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ และร้อยละ 74.26 สำหรับการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

อภิปรายผล

1. ปัจจัยที่สามารถใช้ทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย

จากการวิเคราะห์ตัวแปรปัจจัยที่สามารถทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย ผู้วิจัยมีประเด็นการอภิปรายดังนี้

1.1 เพศ เป็นปัจจัยที่มีความสำคัญต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน ซึ่งสอดคล้องกับผลการวิจัยของสุชาติ วิวัฒน์ชานนท์ (2542) ทิศาวุฒิ โชตินิสากรณ์ (2545) รัตนกรณ์ ชนะขำ (2545) ปุณฑิกา รามพุดซา (2547) ซึ่งจะพบว่านักเรียนชายและนักเรียนหญิงมีความสนใจในการ

เลือกอาชีพที่แตกต่างกัน โดยนักเรียนชายจะมีความสนใจในอาชีพที่เกี่ยวกับเครื่องยนต์กลไก กิจกรรมทางวิทยาศาสตร์ ทหาร การเมือง และอาชีพที่มีลักษณะท้าทาย น่าตื่นเต้น ส่วนนักเรียนหญิงจะมีความสนใจในอาชีพที่เกี่ยวกับงานศิลปะ ดนตรี วรรณคดี บัญชี ครู และงานด้านสังคมสงเคราะห์มากกว่า ด้วยเหตุผลดังกล่าวจึงถือได้ว่าเพศเป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนเพื่อการประกอบอาชีพในอนาคต แต่ในสังคมปัจจุบันจะพบนักเรียนชายและนักเรียนหญิงมีความเท่าเทียมกันทั้งในด้านความสามารถในการเรียนและด้านการประกอบอาชีพ ทำให้ตัวแปรเพศไม่ใช้เป็นตัวแปรทำนายแผนการเรียนที่เหมาะสมกับยุคปัจจุบันได้

1.2 ผลการเรียนเฉลี่ยระดับมัธยมศึกษาตอนต้น เป็นปัจจัยที่สอดคล้องกับผลการวิจัยของสุมิตรา ศรีชูชาติ (2538) จิราลักษณ์ ฤทธิเดชโยธิน (2544) ทิศาวุฒิ โชตินิสากรณ์ (2545) รัตนกรณ์ ชนะขำ (2545) ปุณฑิกา รามพุดซา (2547) สุริชา เชื้อวงค์ (2552) สุพัฒน์กุล ภัคโชค (2555) และจินตนา โนนวงศ์ (2558) โดยในการวิจัยครั้งนี้จะพบว่าผลการเรียนเฉลี่ยระดับมัธยมศึกษาตอนต้นในกลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์ (MGPA) และภาษาต่างประเทศ (EGPA) เป็นตัวแปรที่สามารถใช้ทำนายแผนการเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ซึ่งการที่นักเรียนมีผลการเรียนสูงย่อมแสดงให้เห็นถึงความขยัน ตั้งใจ และรับผิดชอบต่อการเรียนของนักเรียน ทำให้นักเรียนมีความพร้อมในการศึกษาต่อและมีโอกาสในการเลือกศึกษาต่อในสาขาวิชาที่ตนเองสนใจได้อย่างหลากหลายมากยิ่งขึ้น ซึ่งจะเห็นได้ว่าถ้านักเรียนมีผลการเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนต้นสูง นักเรียนก็จะมีแนวโน้มเลือกศึกษาต่อในแผนการเรียนวิทย์-คณิต เป็นอันดับแรก และยังสามารถเลือกแผนการเรียนใดก็ได้ตามแต่ความต้องการของผู้เรียน ลำดับต่อมาเป็นแผนการเรียนศิลป์-คณิต, ศิลป์-ภาษา และศิลป์-ทั่วไป ตามลำดับผลการเรียนของนักเรียน ซึ่งนักเรียนที่เลือกแผนการเรียนศิลป์-ทั่วไป มักเกิดจากผลการเรียนของตนไม่สามารถเลือกแผนการเรียนอื่นได้ จึงจำเป็นต้องเลือกแผนการเรียนนี้ มีนักเรียนเพียงบางส่วนเท่านั้นที่เลือกแผนการเรียนตามความสนใจของตนเองอย่างแท้จริง

ข้อสังเกตหนึ่งจากการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นเกี่ยวกับตัวแปรผลการเรียนเฉลี่ยของแต่ละกลุ่มสาระการเรียนรู้ในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น พบว่าตัวอย่างนักเรียนในการวิจัยครั้งนี้โดยส่วนใหญ่จะมีผลการเรียนเฉลี่ยของแต่ละกลุ่มสาระการเรียนรู้ในระดับมัธยมศึกษาตอนต้นอยู่ในช่วง 3.50 ถึง 4.00 เป็นจำนวนมาก หมายถึงตัวอย่างนักเรียนส่วนใหญ่ค่อนข้างเก่ง แต่จากข้อมูลสถิติของผลการทดสอบทางการศึกษาระดับชาติขั้นพื้นฐาน (O-NET) ม.3 ตั้งแต่ปีการศึกษา 2555 – 2559 พบว่าคะแนนเฉลี่ยของนักเรียนทั้งประเทศไม่ถึงร้อยละ 50 ในทุกวิชา ดังรายละเอียดในตารางที่ 5.1 ซึ่งผลการทดสอบดังกล่าวไม่สอดคล้องกับผลการเรียนเฉลี่ยของแต่ละกลุ่มสาระการเรียนรู้ที่ได้จากการเก็บรวบรวมข้อมูลในการวิจัยครั้งนี้

ตารางที่ 5.1 ค่าเฉลี่ยของผลการทดสอบทางการศึกษาระดับชาติขั้นพื้นฐาน (O-NET) ม.3 ของแต่ละวิชา ตั้งแต่ปีการศึกษา 2555 – 2559

ปีการศึกษา / วิชา	2555	2556	2557	2558	2559
ภาษาไทย	54.48	44.25	35.20	42.64	46.36
คณิตศาสตร์	26.95	24.45	29.65	32.40	29.31
วิทยาศาสตร์	35.37	37.95	38.62	37.63	34.99
สังคมศึกษา	47.12	39.37	46.79	46.24	49.00
ภาษาอังกฤษ	28.71	30.35	27.46	30.62	31.80

1.3 การสนับสนุนจากครอบครัว เป็นปัจจัยด้านอิทธิพลบุคคล ซึ่งในสังคมปัจจุบันจะพบว่าครอบครัวหรือผู้ปกครองมีส่วนในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนมากขึ้น สอดคล้องกับผลการวิจัยของปุณฑิกา รามพุดซา (2547) ภาริณี จันทร์ขำ (2549) เสาวคนธ์ สาทา (2550) สุริชา เชื้อวงค์ (2552) จินตนา โนนวงศ์ (2558) William H. (1980) และ Dorte D. (2001) ที่ศึกษาแล้วพบว่าการให้คำแนะนำ การอบรมสั่งสอนจากครอบครัว รวมทั้งข้อมูลพื้นฐานของผู้ปกครอง ได้แก่ อาชีพของผู้ปกครอง รายได้ของผู้ปกครอง สิ่งเหล่านี้จะส่งผลต่อการวางแผนสำหรับการเรียนของนักเรียนในอนาคตได้ ซึ่งจากการศึกษาจะพบว่าผู้ปกครองที่มีรายได้สูงและมีหน้าที่การงานที่มั่นคงจะมีความพร้อมทางด้านทุนทรัพย์ในการส่งเสริมและสนับสนุนในการเลือกศึกษาต่อของนักเรียนสูงกว่าผู้ปกครองที่มีรายได้น้อยและประกอบอาชีพที่ไม่มั่นคง นอกเหนือจากนี้การให้ข้อมูลของผู้ปกครองที่มีประสบการณ์ในการเรียนแผนการเรียนหรือประกอบอาชีพใด ๆ ก็ตาม ถือได้ว่าเป็นการให้ข้อมูลจากประสบการณ์ตรงของผู้ปกครองเองแก่นักเรียน ซึ่งจะเป็นประโยชน์ต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนต่อไป และจากการวิเคราะห์แต่ละโมเดลด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจจะพบว่าการสนับสนุนจากครอบครัว (SUF) ถูกนำมาใช้เป็นโหนดตัวแปรทำนายในโมเดลมากกว่า 1 ครั้ง แสดงให้เห็นถึงความสำคัญของการสนับสนุนจากครอบครัวซึ่งจะมีอิทธิพลต่อการเลือกแผนการเรียนของนักเรียนอย่างเห็นได้ชัด

1.4 โอกาสในการประกอบอาชีพ เป็นปัจจัยที่สอดคล้องกับผลการวิจัยของสุวิมล ดีล้น (2526) มณฑา ศรีโพธิ์ (2528) ทิศาวุฒิ โชตินิสากรณ์ (2545) รัตนกรณ์ ชนะขำ (2545) ภาริณี จันทร์ขำ (2549) ปรัศนีย์ อุ้มเครือ (2554) และจินตนา โนนวงศ์ (2558) ที่พบว่าปัจจัยโอกาสในการประกอบอาชีพเป็นปัจจัยที่สำคัญในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนของนักเรียน โดยนักเรียนที่มีอาชีพเป้าหมายในอนาคตอย่างชัดเจน จะมีแผนการเรียนที่เหมาะสมกับนักเรียนที่แน่นอน

ไม่เปลี่ยนแปลง จึงตัดสินใจเลือกแผนการเรียนดังกล่าว ซึ่งถือได้ว่าเป็นการวางแผนและเตรียมความพร้อมสำหรับการศึกษาต่อระดับอุดมศึกษาในสาขาวิชาที่เกี่ยวข้องกับอาชีพเป้าหมายในอนาคต แต่ถ้าหากนักเรียนยังไม่มีอาชีพเป้าหมายในอนาคตที่ชัดเจน นักเรียนก็อาจจะเลือกแผนการเรียนตามค่านิยมในสังคมปัจจุบัน โดยนักเรียนส่วนใหญ่ที่มีผลการเรียนดี มักจะเลือกแผนการเรียนวิทย์-คณิต เนื่องจากการเรียนในแผนการเรียนวิทย์-คณิต ทำให้นักเรียนมีทางเลือกสำหรับการสมัครเข้าศึกษาต่อระดับอุดมศึกษาในคณะหรือสาขาวิชาที่หลากหลายกว่าแผนการเรียนอื่น

1.5 การรับรู้ความสามารถของตนเอง เป็นปัจจัยที่สอดคล้องกับผลการวิจัยของจิราลักษณ์ ฤทธิเดชโยธิน (2544) ภาริณี จันทร์ขำ (2549) ปรัศนีย์ อุ้มเครือ (2554) จินตนา โนนวงศ์ (2558) และ William H. (1980) โดยการรับรู้ความสามารถของตนเองนี้จะหมายถึงความเชื่อของบุคคลเกี่ยวกับความสามารถที่บุคคลจะควบคุมจัดการ และดำเนินการในแนวทางที่ต้องการเพื่อให้บรรลุเป้าหมายตามที่กำหนดไว้ได้ ดังนั้นการที่นักเรียนรับรู้ถึงความสามารถของตนเอง นั่นหมายถึงการรับรู้ถึงเป้าหมายและแนวทางในการไปสู่เป้าหมายที่ตั้งไว้ได้ เช่น นักเรียนที่มีผลการเรียนดีถึงดีมากจะมีการรับรู้ถึงความสามารถในการเรียนรู้ของตนเองในระดับที่ดี ส่งผลต่อการวางแผนและกำหนดแนวทางในการเรียนเพื่อไปสู่เป้าหมายในการศึกษาต่อและประกอบอาชีพในอนาคต

1.6 การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน ซึ่งจากการวิเคราะห์โมเดล S-M-L ด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจและเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่มจะพบว่าปัจจัยการได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน (SUT) ไม่ถูกนำมาใช้ทำนายแผนการเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ซึ่งไม่สอดคล้องกับผลการวิจัยของภาริณี จันทร์ขำ (2549) สุริชา เชื้อวงค์ (2552) ปรัศนีย์ อุ้มเครือ (2554) และ William H. (1980) ที่พบว่าการได้รับการแนะแนวจากครูมีความสัมพันธ์ต่อการตัดสินใจเลือกศึกษาต่อในสาขาวิชาในระดับที่สูงขึ้น ทั้งนี้เป็นเพราะนักเรียนบางคนตัดสินใจเลือกแผนการเรียนตามความต้องการของตนเองเป็นหลัก มีความแน่วแน่ที่จะเลือกแผนการเรียนดังกล่าว ทำให้การได้รับการแนะแนวจากครูจึงไม่อาจมีอิทธิพลต่อการเลือกแผนการเรียนมากนัก ประกอบกับสังคมในยุคปัจจุบัน ระบบสารสนเทศและเทคโนโลยีมีความทันสมัยและทั่วถึงมากขึ้น นักเรียนทุกคนสามารถเข้าถึงแหล่งสืบค้นข้อมูลต่าง ๆ ทางการศึกษาได้ง่ายและรวดเร็วในทุกเวลาและทุกสถานที่มากขึ้น การค้นข้อมูลด้วยตนเองเพื่อหาคำตอบให้แก่ข้อสงสัยและข้อคำถามต่าง ๆ จึงมีมากขึ้นกว่าในอดีต นักเรียนอยากรู้อะไรก็สามารถหาคำตอบทางอินเทอร์เน็ต การเข้ามาพบครูแนะแนวเพื่อขอรับการปรึกษาและแนะแนวเกี่ยวกับข้อมูลต่าง ๆ จึงมีความสำคัญลดน้อยลง

2. การเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์โมเดลทำนายแผนการเรียนในแต่ละเทคนิควิธี

จากผลการวิเคราะห์เพื่อจำแนกกลุ่มของตัวอย่างจำนวน 1,259 คน พบว่าเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสามารถจำแนกกลุ่มได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงที่สุดในทุกโมเดล รองลงมาคือเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ และเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม ซึ่งผลการวิเคราะห์ดังกล่าวสอดคล้องกับงานวิจัยของก้องเกียรติ บุญเสริม (2552) สุรเดช บุญลือ (2554) และนงเยาว์ ในอรุณ (2555) ที่พบว่าการวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสามารถจำแนกกลุ่มได้ดีกว่าเทคนิคการวิเคราะห์รูปแบบอื่น ๆ เนื่องจากการวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเป็นเทคนิคที่ใช้ในการแก้ปัญหาทางด้านการรู้จำรูปแบบข้อมูล อาศัยหลักการของการหาสัมประสิทธิ์ของสมการเพื่อสร้างเส้นแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลทั้งแบบเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้นที่สามารถแบ่งตรงกึ่งกลางระหว่างกลุ่มให้มีระยะห่างระหว่างขอบเขตของทั้งสองกลุ่มกันมากที่สุด (maximized margin) เพื่อลดความผิดพลาดจากการทำนาย (minimize error) และในขั้นตอนการหาสัมประสิทธิ์ของสมการเส้นแบ่งแยกแยะกลุ่มข้อมูลที่ดีที่สุดนั้นจะมีรายละเอียดการคำนวณที่ซับซ้อนและให้ความสำคัญกับตัวแปรทำนายทุกตัวแปร โดยตัวแปรทำนายแต่ละตัวแปรจะมีน้ำหนักความสำคัญในการทำนายที่แตกต่างกันออกไปเพื่อให้ได้ประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลที่น่าเชื่อถือ

โมเดลที่มีประสิทธิภาพการทำนายได้ดีที่สุดในการวิจัยครั้งนี้คือโมเดล S-M-L ซึ่งเป็นโมเดลที่ใช้ทำนายแผนการเรียนที่เหมาะสมกับนักเรียน โดยจะพิจารณาเฉพาะ 3 แผนการเรียนเท่านั้น ได้แก่ แผนการเรียนวิทย์-คณิต, ศิลป์-คณิต และศิลป์-ภาษา ส่วนโมเดล S-M-L-T ซึ่งมีประสิทธิภาพของการทำนายได้ถูกต้องรองลงมา จะใช้ทำนายแผนการเรียนที่เหมาะสมกับนักเรียนได้ครบทุกแผนการเรียน สำหรับโมเดล S-E/M-L-T ซึ่งเป็นโมเดลที่มีขั้นตอนในการทำนาย 2 ขั้นตอน และมีประสิทธิภาพของการทำนายได้ถูกต้องน้อยกว่าโมเดลอื่น ๆ นั้น จะใช้ทำนายแผนการเรียนโดยเริ่มพิจารณาโมเดลย่อย S-E ก่อนว่านักเรียนควรที่จะอยู่ในกลุ่มการเรียนวิทย์หรือกลุ่มการเรียนศิลป์ ถ้าผลการทำนายบอกว่านักเรียนควรจะอยู่ในกลุ่มการเรียนวิทย์แล้วจึงจบการพิจารณาที่โมเดลย่อย S-E นี้เพียงโมเดลเดียวแสดงว่าแผนการเรียนที่เหมาะสมกับนักเรียนคือวิทย์-คณิต แต่ถ้าผลการทำนายบอกว่านักเรียนควรจะอยู่ในกลุ่มการเรียนศิลป์แล้วจะต้องพิจารณาโมเดลย่อย M-L-T ต่อจากโมเดลย่อย S-E อีกครั้งเพื่อดูว่านักเรียนควรจะอยู่ในแผนการเรียนในกลุ่มการเรียนศิลป์ใด ซึ่งได้แก่ ศิลป์-คณิต ศิลป์-ภาษา และศิลป์-ทั่วไป สาเหตุที่โมเดล S-E/M-L-T มีประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลได้ถูกต้องน้อยกว่าโมเดลอื่น ๆ นั้น เป็นเพราะโมเดลนี้มีการแบ่งการพิจารณาเป็น 2 โมเดลย่อย ทำให้โอกาสหรือความน่าจะเป็นที่จะทำนายแผนการเรียนได้ถูกต้องมีค่าไม่เท่ากันในแต่ละแผนการเรียน ซึ่งในการหาประสิทธิภาพโดยรวมของโมเดล S-E/M-L-T จะใช้หลักการของความน่าจะเป็นของเหตุการณ์และผลแบ่งกั้น ทำให้ความน่าจะเป็นที่จะทำนายแผนการเรียนได้ถูกต้องหรือประสิทธิภาพในการทำนายได้

ถูกต้องมีค่าน้อยกว่าโมเดลอื่น ๆ แต่ถ้าหากนำเฉพาะโมเดลย่อย S-E ไปใช้ในกรณีที่นักเรียนต้องการตัดสินใจเลือกกลุ่มการเรียนระหว่างวิทย์หรือศิลป์เท่านั้น จะมีประสิทธิภาพในการทำนายสูงถึงร้อยละ 84.43 หรือการใช้เฉพาะโมเดลย่อย M-L-T ในกรณีที่นักเรียนมีความต้องการที่จะเรียนในกลุ่มการเรียนศิลป์อยู่แล้ว แต่ยังไม่ทราบว่าจะเลือกแผนการเรียนใดในกลุ่มการเรียนนี้ การใช้โมเดลย่อยดังกล่าวในการทำนายแผนการเรียนจะมีประสิทธิภาพในการทำนายสูงถึงร้อยละ 88.96

ข้อเสนอแนะ

ข้อเสนอแนะในการนำผลไปใช้

สำหรับนักเรียน

ผลการวิจัยในครั้งนี้ทำให้ทราบปัจจัยเชิงสาเหตุที่มีอิทธิพลต่อการเลือกแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย และได้โมเดลทำนายแผนการเรียนที่เหมาะสมกับความถนัดและความสนใจของนักเรียนในการศึกษาต่อในระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย ซึ่งจะมีส่วนช่วยสนับสนุนการตัดสินใจในการเลือกแผนการเรียนโดยการนำโมเดลทำนายแผนการเรียนที่ได้ไปใช้ในการทำนายแผนการเรียนที่เหมาะสมกับความสามารถของตนเอง ซึ่งจากการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูล จะพบว่าการวิเคราะห์โมเดลทำนายแผนการเรียนด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะมีประสิทธิภาพการทำนายได้ดีที่สุดในทุกโมเดล โดยโมเดลที่มีประสิทธิภาพในการทำนายแผนการเรียนได้ดีที่สุดก็คือโมเดล S-M-L ซึ่งเป็นโมเดลที่ใช้ทำนายแผนการเรียนเฉพาะ 3 แผนการเรียน ได้แก่ แผนการเรียนวิทย์-คณิต, ศิลป์-คณิต และศิลป์-ทั่วไป รองลงมาคือโมเดล S-M-L-T ซึ่งเป็นโมเดลที่ใช้ทำนายแผนการเรียนได้ครบทุกแผนการเรียน โดยมีประสิทธิภาพในการทำนายต่ำกว่าโมเดล S-M-L เล็กน้อย สำหรับโมเดล S-E/M-L-T จะเป็นโมเดลทำนายที่ต้องพิจารณาต่อเนื่อง 2 ขั้นตอน โดยขั้นตอนแรกจะเริ่มพิจารณาโมเดลย่อย S-E จะใช้เพื่อทำนายว่านักเรียนเหมาะที่จะเรียนในกลุ่มการเรียนวิทย์หรือกลุ่มการเรียนศิลป์ ส่วนโมเดลย่อย M-L-T จะถูกนำไปใช้เมื่อผลการทำนายจากโมเดลย่อย S-E ระบุว่านักเรียนเหมาะที่จะเรียนในกลุ่มการเรียนศิลป์ นอกจากนี้โมเดลย่อย M-L-T สามารถนำไปใช้ทำนายแผนการเรียนได้ในกรณีที่นักเรียนมีความต้องการที่จะเรียนในกลุ่มการเรียนศิลป์อยู่แล้ว แต่ยังไม่ทราบว่าจะเลือกแผนการเรียนใดในกลุ่มการเรียนนี้ จึงต้องใช้โมเดลย่อย M-L-T ในการทำนายเพียงโมเดลเดียว โดยไม่ต้องเริ่มพิจารณาจากโมเดลย่อย S-E และจากการวิเคราะห์โมเดลแต่ละโมเดลด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน จะสามารถเรียงลำดับความสำคัญของตัวแปรทำนายในการทำนายแผนการเรียนได้ดังตารางที่ 5.2 ซึ่งพบว่าผลการเรียนเฉลี่ยกลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์ ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น (MGPA) จะมีความสำคัญและมี

อิทธิพลต่อการเลือกแผนการเรียนเป็นอย่างมาก ดังนั้นในการเลือกแผนการเรียนของนักเรียนในอนาคต นักเรียนจะต้องเตรียมตัวและทำคะแนนในวิชาคณิตศาสตร์ให้ดีเพื่อที่นักเรียนจะสามารถเลือกแผนการเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายได้ตามต้องการ

ตารางที่ 5.2 ลำดับความสำคัญของตัวแปรทำนายในการทำนายแผนการเรียนด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน จำแนกตามโมเดล

ลำดับความสำคัญ	โมเดล S-M-L	โมเดล S-M-L-T	โมเดลย่อย S-E	โมเดลย่อย M-L-T
มาก	MGPA	MGPA	MGPA	SUT
↕	SEF	SUT	SUF	MGPA
	SUT	EGPA	TGPA	SUF
	OCC	SUF	SEF	EGPA
	TGPA	TGPA	SGPA	SGPA
	SUF	SGPA	EGPA	TGPA
	EGPA	OCC	SUT	SEX1
	SPGA	SEF	OCC	SEF
น้อย	SEX1	SEX1	SEX1	OCC

สำหรับผู้ปกครองและครู

จากลำดับความสำคัญของตัวแปรทำนายในการทำนายแผนการเรียนตามตารางที่ 5.2 ในข้างต้น โดยผู้ปกครองและครูแนะแนวสามารถนำข้อมูลดังกล่าวไปใช้เพื่อเป็นการเตรียมความพร้อมเพื่อให้นักเรียนได้เรียนในแผนการเรียนที่ต้องการ ตลอดจนทำให้นักเรียน ผู้ปกครองและครูแนะแนวได้ร่วมกันวางแผนทางการศึกษาเพื่อที่นักเรียนจะได้ประสบความสำเร็จทางการเรียนและการทำงานในอนาคตต่อไป

สำหรับผู้บริหาร

จากโมเดลทำนายแผนการเรียนทุกโมเดลที่ได้กล่าวมาทั้งหมดในข้างต้นจะพบว่านอกจากผลการเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น ซึ่งเป็นตัวแปรด้านส่วนบุคคล และการสนับสนุนจากครอบครัว ซึ่งตัวแปรด้านอิทธิพลบุคคลแล้ว โอกาสในการประกอบอาชีพและการรับรู้ความสามารถของตนเองก็ถือว่าเป็นตัวแปรที่สำคัญมาก สามารถใช้ทำนายแผนการเรียนของนักเรียนในการศึกษา

ต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลายได้ ดังนั้นทางผู้บริหารหรือผู้ที่เกี่ยวข้องกับการจัดการศึกษาควรปรับปรุงหลักสูตรหรือออกแบบกิจกรรมที่ส่งเสริมให้นักเรียนได้ค้นพบตัวเอง รู้ว่าตนเองมีความถนัดด้านใด มีความชอบอะไร อยากจะประกอบอาชีพอะไรในอนาคต เพื่อที่นักเรียนจะได้เลือกแผนการเรียนได้ตรงตามความสามารถ ความถนัด และความต้องการที่แท้จริงของนักเรียน ส่งผลให้นักเรียนสามารถเรียนในแผนการเรียนที่เลือกได้อย่างประสบความสำเร็จและมีความสุข ซึ่งสอดคล้องกับผลการประชุมองค์กรหลักของกระทรวงศึกษาธิการ ครั้งที่ 17/2560 ที่ได้กำหนดนโยบายให้นักเรียนรู้เส้นทางอนาคตของตัวเองตั้งแต่เด็กเหมือนการศึกษาในประเทศสิงคโปร์ โดยจัดให้มีการแนะแนวอย่างเป็นระบบ จัดทำหลักสูตรเสริมให้เด็กที่เรียนระดับชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 ออกไปฝึกประสบการณ์อย่างน้อย 2 สัปดาห์ในสถานประกอบการตามที่เด็กสนใจ เพื่อให้เด็กเรียนรู้ถึงความต้องการของตัวเองว่ามีความถนัดแบบไหน ชอบหรือไม่ชอบ มีระบบเสริมอาชีพในโรงเรียน เช่น การทำโรงเรียนกีฬา โรงเรียนดนตรี (สำนักงานรัฐมนตรีว่าการกระทรวงศึกษาธิการ, 2560)

ข้อเสนอแนะในการวิจัยครั้งต่อไป

1. การพัฒนาโมเดลทำนายแผนการเรียนในโอกาสต่อไปนั้น ควรมีการจัดกลุ่มตัวแปรและใช้การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง SEM เพื่อให้ทราบว่าแต่ละปัจจัยจะมีอิทธิพลต่อการเลือกแผนการเรียนทั้งทางตรงและทางอ้อมมากน้อยเพียงใด

2. การวิเคราะห์เพื่อจำแนกกลุ่มในปัจจุบันยังมีการคิดค้นพัฒนาการวิเคราะห์อย่างต่อเนื่องหลากหลายวิธี เช่น Naïve Bayes, CHAID, ID3, K-means เป็นต้น ดังนั้นในการพัฒนาโมเดลทำนายแผนการเรียนควรใช้เทคนิควิธีใหม่ที่เหมาะสมกับข้อมูลในการวิเคราะห์สร้างโมเดลทำนายแผนการเรียนต่อไป

3. ในการวิเคราะห์โมเดลทำนายแผนการเรียนด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ ขณะที่กำลังสร้างต้นไม้ตัดสินใจในแต่ละกิ่งอาจเกิดการสร้างอย่างผิดปกติ อันเนื่องมาจากข้อมูลฝึกฝนที่มีข้อมูลรบกวน (noise) ซึ่งอาจเกิดจากการบันทึกข้อมูลผิดพลาดหรือความผิดพลาดที่เกิดจากระบบเอง หรือในชุดข้อมูลอาจจะมีข้อมูลที่ผิดปกติจากข้อมูลส่วนใหญ่ (outlier) ปะปนมาด้วย การตัดกิ่งต้นไม้ตัดสินใจเป็นเทคนิคที่ใช้สำหรับแก้ปัญหานี้ และจะช่วยลดการเกิดปัญหาการเจาะจงโมเดลกับข้อมูลมากเกินไป (overfitting) ได้ (Cohen and Jensen, 1997) โดยปัญหานี้จะทำให้ได้โครงสร้างต้นไม้ที่สามารถจำแนกข้อมูลได้ดีกับชุดข้อมูลที่ใช้สร้างต้นไม้ตัดสินใจเท่านั้น แต่เมื่อนำไปใช้กับข้อมูลใหม่ประสิทธิภาพในการจำแนกกลุ่มข้อมูลจะลดลง การตัดกิ่งต้นไม้ตัดสินใจจะใช้ค่าทางสถิติในการตัดกิ่งที่มีความน่าเชื่อถือน้อยที่สุดออกไป เพื่อทำให้ต้นไม้ใหม่ที่ได้สามารถทำงานได้รวดเร็วขึ้น และยังเป็น

การปรับปรุงขีดความสามารถของต้นไม้ในการทำนาย ดังนั้นในการพัฒนาโมเดลทำนายแผนการเรียนในการวิจัยครั้งต่อไป ควรมีการวิเคราะห์ตัดกิ่งต้นไม้ตัดสินใจเพิ่มเพื่อให้ได้ประสิทธิภาพการทำนายที่สูงขึ้น

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รายการอ้างอิง

ภาษาไทย

กงศรี จุนละมานี. (2545). *ผลของการใช้โปรแกรมการแนะแนวอาชีพที่มีต่อการเลือกอาชีพของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 6 โรงเรียนมัธยมสมบูรณ์สาธิต มหาวิทยาลัยแห่งชาติลาว*. (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาวิชาจิตวิทยาการแนะแนว คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา, ชลบุรี.

กรมวิชาการ กระทรวงศึกษาธิการ. (2533). *หลักสูตรมัธยมศึกษาตอนปลาย พุทธศักราช 2524 (ฉบับปรับปรุง พ.ศ. 2533)*. กรุงเทพมหานคร: โรงพิมพ์คุรุสภาลาดพร้าว.

กระทรวงศึกษาธิการ. (2546). *พระราชบัญญัติการศึกษาแห่งชาติ พ.ศ. 2542 และที่แก้ไขเพิ่มเติม (ฉบับที่ 2) พ.ศ. 2545*. กรุงเทพฯ: โรงพิมพ์องค์การรับส่งสินค้าและพัสดุภัณฑ์กัลยาวานิชย์.

กระทรวงศึกษาธิการ. (2552). *หลักสูตรแกนกลางการศึกษาขั้นพื้นฐาน พุทธศักราช 2551*. กรุงเทพฯ: โรงพิมพ์ชุมนุมสหกรณ์การเกษตรแห่งประเทศไทย.

กระทรวงศึกษาธิการ. (2559). *ข้อมูลสถิติ จำนวนนักเรียน จำแนกตามสังกัดและระดับการศึกษา*. [ออนไลน์]. แหล่งที่มา: http://www.mis.moe.go.th/statistic [14 พฤศจิกายน 2559].

กฤษณะ ไวยมัย, ชิดชนก ส่งศิริ และธนาวินท์ รักธรรมานนท์. (2544). การใช้เทคนิคดาต้าไมน์นิงเพื่อพัฒนาคุณภาพการศึกษานิสิตคณะวิศวกรรมศาสตร์. *The Nectec Technical Journal*, 3(11), 134-142.

ก้องเกียรติ บุญเสริม. (2552). *ปัจจัยที่ส่งผลต่อการตัดสินใจเรียนกวดวิชาของนักเรียนมัธยมศึกษาตอนต้น : การวิเคราะห์จำแนกกลุ่มพหุกับการวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน*. (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาวิชาวิธีวิทยาการวิจัยการศึกษา คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, กรุงเทพมหานคร.

กัลยา วานิชย์บัญชา. (2551). *การวิเคราะห์สถิติขั้นสูงด้วย SPSS for Windows*. พิมพ์ครั้งที่ 6 กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

กิดาการ สายธนู และจตุภัทร เมฆพายัพ. (2554). การสร้างตัวแบบทำนายการตัดสินใจศึกษาต่อระดับปริญญาโท. *วารสารวิทยาศาสตร์บูรพา*, 16(1), 3-11.

ขวัญธิดา มุณีรัตน์. (2556). *ปัจจัยจำแนกการเข้าศึกษาในหลักสูตรผลิตครูของมหาวิทยาลัยทักษิณ*. (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาวิชาการวิจัยและประเมิน คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยทักษิณ, สงขลา.

จิตตภู พูลวัน. (2550). ระบบวิเคราะห์โรคทั่วไปโดยใช้การจำแนกข้อมูลบนอินเทอร์เน็ต. *การประชุมทางวิชาการระดับชาติ ด้านคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ ครั้งที่ 4* (หน้า 55-60). กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.

จินตนา โนนวงศ์. (2558). *ปัจจัยที่ส่งผลต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 : การวิเคราะห์จำแนกกลุ่มและการวิเคราะห์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.* (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาวิชาวิจัยและประเมินผลการศึกษา คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม, มหาสารคาม.

จิราลักษณ์ ฤทธิเดชโยธิน. (2544). *ปัจจัยที่สัมพันธ์กับการตัดสินใจเรียนต่อชั้นมัธยมศึกษาตอนปลายของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 สังกัดกรมสามัญศึกษาเขตการศึกษา 12.* (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาวิชาการบริหารการศึกษา คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา, ชลบุรี.

ชูเกียรติ วรรณสอน. (2553). *การเลือกเรียนวิชาชีพของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาตอนปลาย โรงเรียนแม่แตง อำเภอแม่แตง จังหวัดเชียงใหม่.* (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาวิชาอาชีวศึกษา คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, เชียงใหม่.

ณรงค์ศักดิ์ คงทิม และจิรัฏฐา ภูบุญอบ. (2554). การประยุกต์ใช้เอฟพีโกรธกับงานแนะแนวการศึกษาต่อในระดับอุดมศึกษา. *การประชุมวิชาการทางคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ 2011* (หน้า 13-17). นครปฐม: มหาวิทยาลัยมหิดล.

เดช ธรรมศิริ และพยุง มีสัจ. (2553). การจำแนกข้อมูลโดยใช้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนโดยปรับพารามิเตอร์ด้วยขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม. *การประชุมทางวิชาการเสนอผลงานวิจัยระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 11* (หน้า 39-49). ขอนแก่น: มหาวิทยาลัยขอนแก่น.

ทัศนีย์ เพียรทำดี. (2558). *รายงานผลการวิจัยเรื่อง การพยากรณ์คะแนนสอบมาตรฐานวิชาชีพของนักเรียนระดับประกาศนียบัตรวิชาชีพชั้นปีที่ 3 แผนกคอมพิวเตอร์โดยใช้เทคนิคเหมืองข้อมูล กรณีศึกษาวิทยาลัยอาชีวศึกษาเทคนิคบริหารธุรกิจกรุงเทพ*. กรุงเทพมหานคร: วิทยาลัยอาชีวศึกษาเทคนิคบริหารธุรกิจกรุงเทพ.

ทิศาวุฒิ โชตินิสากรณ์. (2545). *ความสนใจในอาชีพของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 โรงเรียนวัดโนทัยพายัพ จังหวัดเชียงใหม่.* (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาจิตวิทยาการศึกษาและการแนะแนว คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, เชียงใหม่.

ธำรงค์ ทวีพันธุ์สานต์. (2552). *การพัฒนาแบบทดสอบอิเล็กทรอนิกส์เพื่อสนับสนุนการเลือกอาชีพที่เหมาะสมกับบุคลิกภาพ*. (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาบริหารเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะบริหารธุรกิจ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์, กรุงเทพมหานคร.

นงเยาว์ ในอรุณ. (2555). *การใช้เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ*. (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร, พิษณุโลก.

ปรัศนีย์ อุ้มเครือ. (2554). *ประสบการณ์ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 4 ที่ไม่มั่นใจในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน*. (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาวิชาจิตวิทยาการปรึกษา คณะจิตวิทยา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, กรุงเทพมหานคร.

ปวีณา คำพุกกะ และวรวิทย์ คำศรี. (2555). การตัดสินใจเข้าศึกษาต่อมหาวิทยาลัยอุบลราชธานี. *วารสารมนุษยศาสตร์และสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี*, 3(2), 76-107.

ปุณฑิกา รามพุดซา. (2547). *ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกศึกษาต่อของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 เขตพื้นที่การศึกษาที่ 1 จังหวัดนครราชสีมา*. (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาวิชาการวัดและประเมินผลการศึกษา คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยรามคำแหง, กรุงเทพมหานคร.

ไพฑูรย์ จันทร์เรือง. (2550). *ระบบสนับสนุนการตัดสินใจเลือกสาขาการเรียนของนักศึกษาระดับปริญญาตรีโดยใช้เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ*. (สารนิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, กรุงเทพมหานคร.

ไพรัช ลำยอง. (2545). *ความสัมฤทธิ์ผลของการแนะแนวอาชีพอิสระ*. [ออนไลน์]. แหล่งที่มา: http://lib.doe.go.th/index.asp [18 ตุลาคม 2559].

ภาริณี จันทร์ขำ. (2549). *ปัจจัยการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาตอนปลายโรงเรียนวิมุตยารามพิทยากร สังกัดสำนักงานเขตพื้นที่การศึกษากรุงเทพมหานคร เขต 3 เขตบางพลัด กรุงเทพมหานคร*. (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาการบริหารการศึกษา บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยราชภัฏสวนดุสิต, กรุงเทพมหานคร.

มณฑา ศรีโพธิ์. (2528). *องค์ประกอบที่มีอิทธิพลต่อการเลือกแผนการเรียนของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาตอนปลายในจังหวัดแพร่*. (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาจิตวิทยาการศึกษาและการแนะแนว คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, กรุงเทพมหานคร.

รัตนกรณ์ ชนะขำ. (2545). *การศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยบางประการกับการตัดสินใจเลือกอาชีพของนักเรียนมัธยมศึกษาตอนปลาย โรงเรียนสาธิตมหาวิทยาลัยรามคำแหง*. (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาจิตวิทยาการให้คำปรึกษา คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยรามคำแหง, กรุงเทพมหานคร.

รุจิรา ธรรมสมบัติ. (2554). *รายงานการวิจัยเรื่อง ระบบสนับสนุนการตัดสินใจในการเลือกใช้แพคเกจอินเทอร์เน็ตมือถือ โดยใช้ต้นไม้ตัดสินใจ*. กรุงเทพฯ: วิทยาลัยราชพฤกษ์.

ศิริชัย กาญจนวาสี. (2554). *การวิเคราะห์พหุระดับ (Multi-Level analysis)*. พิมพ์ครั้งที่ 5. กรุงเทพฯ: โรงพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

สมาคมอธิการบดีแห่งประเทศไทย. (2555). *สถิติจำนวนผู้สมัคร-รับ-ผ่าน และคะแนนสูงสุด-ต่ำสุด ปีการศึกษา 2555*. [ออนไลน์]. แหล่งที่มา: http://www.cuas.or.th/document/55D_stat_rpass_web.pdf [4 พฤษภาคม 2560]

สมาคมอธิการบดีแห่งประเทศไทย. (2556). *สถิติจำนวนผู้สมัคร-รับ-ผ่าน และคะแนนสูงสุด-ต่ำสุด ปีการศึกษา 2556*. [ออนไลน์]. แหล่งที่มา: http://www.cuas.or.th/document/56D_stat_rpass_web.pdf [4 พฤษภาคม 2560]

สมาคมอธิการบดีแห่งประเทศไทย. (2557). *สถิติจำนวนผู้สมัคร-รับ-ผ่าน และคะแนนสูงสุด-ต่ำสุด ปีการศึกษา 2557*. [ออนไลน์]. แหล่งที่มา: http://www.cuas.or.th/document/57D_stat_rpass_web.pdf [4 พฤษภาคม 2560]

สมาคมอธิการบดีแห่งประเทศไทย. (2558). *สถิติจำนวนผู้สมัคร-รับ-ผ่าน และคะแนนสูงสุด-ต่ำสุด ปีการศึกษา 2558*. [ออนไลน์]. แหล่งที่มา: http://www.cuas.or.th/document/58D_stat_rpass_web.pdf [4 พฤษภาคม 2560]

สมาคมอธิการบดีแห่งประเทศไทย. (2559). *สถิติจำนวนผู้สมัคร-รับ-ผ่าน และคะแนนสูงสุด-ต่ำสุด ปีการศึกษา 2559*. [ออนไลน์]. แหล่งที่มา: http://www.cuas.or.th/document/rpass_web_2559.pdf [4 พฤษภาคม 2560].

สำนักงานการศึกษาแห่งชาติสวีเดน. (2556). *โรงเรียนในสวีเดนสำหรับผู้เดินทางมาใหม่: การศึกษาระดับมัธยมปลาย*. [ออนไลน์]. แหล่งที่มา: https://www.skolverket.se/publikationer?id=3158 [4 กรกฎาคม 2560].

สำนักงานรัฐมนตรีว่าการกระทรวงศึกษาธิการ. (2560). *ผลประชุมองค์กรหลัก 17/2560.* [ออนไลน์]. แหล่งที่มา: http://www.moe.go.th/websm/2017/may/222.html [4 พฤษภาคม 2560].

สำนักงานเลขาธิการสภาการศึกษา. (2548). *มาตรฐานการศึกษาของชาติ*. กรุงเทพฯ: สหายบล็อกและการพิมพ์.

สำนักเลขาธิการนายกรัฐมนตรี. (2559). *ครม.เห็นชอบม.3และม.ปลายต้องผ่านการแนะแนวการศึกษาและอาชีพก่อนเรียนจบ.* [ออนไลน์]. แหล่งที่มา: http://www.thaigov.go.th/index.php/th/news-ministry/2012-08-15-09-43-46/item/98870-id98870 [18 ตุลาคม 2559].

สุชาติ วิวัฒน์ชานนท์. (2542). *การศึกษาความสนใจในการเลือกศึกษาต่อสายสามัญของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 ในจังหวัดนครปฐม*. (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาวิชาการวัดและประเมินผลการศึกษา คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยรามคำแหง, กรุงเทพมหานคร.

สุพัฒน์กุล ภัคโชค. (2555). *ตัวแบบการเลือกแผนการเรียนระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย โดยการพิจารณาผลการเรียนรายวิชาหลักด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล*. (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาวิชาวิศวกรรมเว็บ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิตย์, กรุงเทพมหานคร.

สุมิตรา ศรีชูชาติ. (2538*). สถิติวิเคราะห์การเลือกแผนการเรียนของนักเรียนในระดับชั้นมัธยมศึกษาตอนปลาย จังหวัดเชียงราย*. (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาวิชาสถิติประยุกต์ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, เชียงใหม่.

สุรเดช บุญลือ. (2554). *ทำนายโรคพาร์กินสันโดยใช้ซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีน*. (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยนอร์ทกรุงเทพ, กรุงเทพมหานคร.

สุริชา เชื้อวงค์. (2552). *ปัจจัยที่สัมพันธ์ต่อการตัดสินใจเรียนต่อของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 ในกลุ่มสหวิทยาเขตหนองใหญ่ สังกัดสำนักงานเขตพื้นที่การศึกษาชลบุรี เขต 1*. (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาวิชาการบริหารการศึกษา คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา, ชลบุรี.

สุวิมล ดีล้น. (2526). *การศึกษาองค์ประกอบที่เป็นแรงจูงใจในการเลือกแผนการเรียนของนักเรียนมัธยมศึกษาตอนปลาย สังกัดโรงเรียนรัฐบาล ในเขตจังหวัดอุบลราชธานี*. (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาจิตวิทยาการศึกษาและการแนะแนว คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, กรุงเทพมหานคร.

เสาวคนธ์ สาทา. (2550). *ปัจจัยที่ส่งผลต่อการปรับตัวด้านการเรียนแผนการเรียนวิทยาศาสตร์–คณิตศาสตร์ ของนักเรียนในระดับช่วงชั้นที่ 4 โรงเรียนสาธิตมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒประสานมิตร (ฝ่ายมัธยม) กรุงเทพมหานคร*. (สารนิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต) สาขาวิชาจิตวิทยาการศึกษา บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ, กรุงเทพมหานคร.

เอกสิทธิ์ พัชรวงศ์ศักดา. (2557). *การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคดาต้า ไมน์นิง เบื้องต้น*. กรุงเทพฯ: เอเชีย ดิจิตอลการพิมพ์.

ภาษาอังกฤษ

Cohen, P. R. and Jensen, D. (1997). Overfitting explained. *Proceedings of the Sixth International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics* (pp 115-122). Ft. Lauderdale, FL.

Domelandy, D. (2001). *How different are returns to education? Evidence from German school choices*. Barcelona: Universitat Pompeu Fabra.

Germeijs, V., Verschueren, K. and Soenens, B. (2006). Indecisiveness and high school students' career decision-making: Longtitudinal associations and the meditational role of anxiety. *Journal of Counseling Psychology*, 53(4), 397-410.

Gunn, S. R. (1998). Support vector machines for classification and regression. *ISIS technical report*, 14.

Hair, J. F., Jr., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate data analysis* (7 ed.). Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.

Han, J. and Kamber, M. (2001). *Data Mining: Concepts and Techniques*. CA: Morgan Kaufmann, San Francisco.

Kavzoglu, T. and Colkesen, I. (2012). The effects of training set size for performance of support vector machines and decision trees. *Proceeding of the 10th international symposium on spatial accuracy assessment in natural resources and environmental sciences* (pp. 10-13).

Kohavi. (1995). A study of cross-validation and bootstrap foraccuracy estimation and model selection. *Proceedings of the Fourteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 12(2), 1137–1143.

Matykiewicz, P. and Pestian, J. (2012). Effect of small sample size on text categorization with support vector machines. *Proceedings of the 2012 workshop on biomedical natural language processing* (pp. 193-201). Association for Computational Linguistics.

Rokach, L. (2008). *Data Mining with Decision Trees: Theory and Application*. World Scientific.

Sewell, W. and Hauser, R. (1980). The Wisconsin longitudinal study of social and psychological factors in aspirations and achievements. *Research in Sociology of Education and Socializatio,* 1, 59-99.

Sintanakul, T. and Sanrach, C. (2014). A comparison of classification algorithms on the O-NET scores. *the 2nd International Conference on Technical Education* (pp. 81-85). Bangkok: King Mongkut's University of Technology North Bangkok.

Sintanakul, T. and Sanrach, C. (2016). A Model of Decision Support System for Choosing High School Learning Plan Using Students' O-NET Score and Multiple Intelligence. *International Journal of Information and Education Technology*, 6(7), 555.

Vanajakshi, L. and Rilett, L. R. (2004). A comparison of the performance of artificial neural networks and support vector machines for the prediction of vehicle speed. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium* (pp. 194-199). Parma, Italy.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ภาคผนวก

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ภาคผนวก ก
รายชื่อคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รายชื่อคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

1. รองศาสตราจารย์ ดร.ศจีมาจ ณ วิเชียร (ประธานกรรมการ)
รองคณบดีฝ่ายประกันคุณภาพการศึกษา
วิทยาลัยเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
พย.บ. มหาวิทยาลัยมหิดล
วท.ม. (จิตวิทยาอุตสาหกรรม) มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
ค.ด. (วิธีวิทยาการวิจัยการศึกษา) จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

2. รองศาสตราจารย์ ดร.สุชาดา บวรกิติวงศ์ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก)
อาจารย์ประจำสาขาวิชาสถิติการศึกษา
ภาควิชาวิจัยและจิตวิทยาการศึกษา คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
กศบ. (คณิตศาสตร์) มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ประสานมิตร
วท.ม. (สถิติประยุกต์) สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์
Ph.D. (Applied Statistics) The University of Georgia

3. อาจารย์ ดร.สิวะโชติ ศรีสุทธิยากร (กรรมการ)
อาจารย์ประจำสาขาวิชาสถิติการศึกษา
ภาควิชาวิจัยและจิตวิทยาการศึกษา คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
วท.บ. (คณิตศาสตร์) จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
สต.ม. (สถิติศาสตร์) จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ค.ด. (วิธีวิทยาการวิจัยทางการศึกษา) จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ข
รายชื่อผู้เชี่ยวชาญตรวจสอบคุณภาพเครื่องมือ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รายชื่อผู้เชี่ยวชาญตรวจสอบคุณภาพเครื่องมือ

1. ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ณัฏฐภรณ์ หลาวทอง
อาจารย์ประจำสาขาวิชาการวัดและประเมินผลการศึกษา
ภาควิชาวิจัยและจิตวิทยาการศึกษา คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ค.บ. เกียรตินิยม (มัธยมศึกษา) คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ค.ม. (วิจัยการศึกษา) คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ค.ด. (การวัดและประเมินผลการศึกษา) คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

2. ผู้ช่วยศาสตราจารย์สุวรรณา ทิมสถิตย์
รองผู้อำนวยการฝ่ายวิชาการ หลักสูตรและการสอน
โรงเรียนสาธิตจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ฝ่ายมัธยม
ค.บ. เกียรตินิยม (มัธยมศึกษา) คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ค.ม. (การศึกษาคณิตศาสตร์) คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

3. อาจารย์ ดร.รับขวัญ ภูษาแก้ว
หัวหน้ากลุ่มกิจกรรมพัฒนาผู้เรียน
โรงเรียนสาธิตจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ฝ่ายมัธยม
ค.บ. เกียรตินิยม (มัธยมศึกษา) คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ค.ม. (จิตวิทยาการปรึกษา) คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ค.ด. (บริหารการศึกษา) คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

4. อาจารย์ ดร.สิวะโชติ ศรีสุทธิยากร
อาจารย์ประจำสาขาวิชาสถิติการศึกษา
ภาควิชาวิจัยและจิตวิทยาการศึกษา คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
วท.บ. (คณิตศาสตร์) คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
สต.ม. (สถิติศาสตร์) คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ค.ด. (วิธีวิทยาการวิจัยทางการศึกษา) คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

5. อาจารย์ ดร.สุรศักดิ์ เก้าเอี้ยน

อาจารย์ประจำสาขาวิชาสถิติการศึกษา

ภาควิชาวิจัยและจิตวิทยาการศึกษา คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ค.บ. เกียรตินิยม (มัธยมศึกษา) คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ค.ม. (วิจัยการศึกษา) คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ค.ด. (วิธีวิทยาการวิจัยทางการศึกษา) คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ภาคผนวก ค
เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

แบบสอบถาม
การศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกแผนการเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย

คำชี้แจง

1. แบบสอบถามฉบับนี้สำหรับนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 6 ปีการศึกษา 2559 เป็นผู้ตอบ
2. แบบสอบถามฉบับนี้แบ่งออกเป็น 2 ตอน ประกอบด้วย

ตอนที่ 1 ข้อมูลทั่วไปของผู้ตอบแบบสอบถาม ได้แก่ เพศ แผนการเรียนที่กำลังศึกษา ความพึงพอใจในแผนการเรียนที่กำลังศึกษา ผลการเรียนเฉลี่ย (GPA) กลุ่มสาระการเรียนรู้วิทยาศาสตร์ คณิตศาสตร์ ภาษาต่างประเทศ และภาษาไทย ในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น (ม.1–ม.3) และผลการเรียนรวมเฉลี่ย (GPAX) ในระดับม.ปลาย ณ ปัจจุบัน (ม.4–ม.6 ภาคเรียนที่ 1)

ตอนที่ 2 แบบสอบถามระดับความคิดเห็นเกี่ยวกับปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกแผนการเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย มีลักษณะเป็นแบบมาตราส่วนประมาณค่า (Rating Scale) จำนวน 17 ข้อ

3. ผู้วิจัยขอความร่วมมือจากนักเรียนซึ่งเป็นผู้ตอบแบบสอบถาม พิจารณาข้อความในแต่ละข้อและตอบให้ครบทุกข้อตามความเป็นจริง ทั้งนี้ข้อมูลที่ได้จากแบบสอบถามฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการดำเนินการวิจัยเรื่อง “การพัฒนาโมเดลทำนายแผนการเรียนในการศึกษาต่อระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย” และขอขอบคุณนักเรียนที่ให้ความร่วมมืออย่างดียิ่ง มา ณ โอกาสนี้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

นายธนพัฒน์ ทองมา
นิสิตหลักสูตรครุศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาสถิติการศึกษา
คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
(ผู้วิจัย)

ตอนที่ 1 : ข้อมูลทั่วไปของผู้ตอบแบบสอบถาม

คำชี้แจง : โปรดกรอกข้อความในช่องว่าง หรือทำเครื่องหมาย ✓ ลงในช่อง ☐ ให้ตรงตามความเป็นจริงของท่าน

1. เพศ ☐ ชาย ☐ หญิง

2. แผนการเรียนที่กำลังศึกษา

   ☐ วิทย์-คณิต ☐ ศิลป์-คณิต

   ☐ ศิลป์-ภาษา ☐ ศิลป์-ทั่วไป ☐ อื่น ๆ (โปรดระบุ.....)

3. นักเรียนพึงพอใจในแผนการเรียนที่ตนเองกำลังศึกษาอยู่หรือไม่

   ☐ พอใจมาก ☐ พอใจ ☐ ไม่พอใจ

4. ผลการเรียนเฉลี่ย (GPA) ของแต่ละกลุ่มสาระการเรียนรู้ในระดับมัธยมศึกษาตอนต้น (ม.1 – ม.3)

   4.1 กลุ่มสาระการเรียนรู้วิทยาศาสตร์ ☐.☐☐

   4.2 กลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์ ☐.☐☐

   4.3 กลุ่มสาระการเรียนรู้ภาษาต่างประเทศ ☐.☐☐

   4.4 กลุ่มสาระการเรียนรู้ภาษาไทย ☐.☐☐

5. ผลการเรียนรวมเฉลี่ย (GPAX) ในระดับม.ปลาย ณ ปัจจุบัน (ม.4 – ม.6 ภาคเรียนที่ 1) ☐.☐☐

ตอนที่ 2 : แบบสอบถามระดับความคิดเห็นของนักเรียน

คำชี้แจง : โปรดทำเครื่องหมาย ✓ ลงในช่องตามระดับความคิดเห็นของนักเรียน

ประเด็นความคิดเห็น	ระดับความคิดเห็น				
	มากที่สุด	มาก	ปานกลาง	น้อย	น้อยที่สุด
การสนับสนุนจากครอบครัว					
1. พ่อแม่หรือผู้ปกครองให้คำแนะนำเกี่ยวกับการเลือกแผนการเรียน					
2. พ่อแม่หรือผู้ปกครองให้การส่งเสริมและสนับสนุนค่าใช้จ่ายในการเรียนต่อ					
3. ระดับการศึกษาของพ่อแม่หรือผู้ปกครองเป็นแรงผลักดันในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน					
4. อาชีพของพ่อแม่หรือผู้ปกครองเป็นแรงผลักดันในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน					
การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน					
5. นักเรียนได้รับคำแนะนำในการเลือกแผนการเรียนจากครูแนะแนว					
6. ครูแนะแนวให้ข้อมูลรายละเอียดเกี่ยวกับหลักสูตรในแต่ละแผน การเรียนอย่างชัดเจน					
7. นักเรียนนำข้อมูลจากการทำกิจกรรมแนะแนวมาใช้ประกอบในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน					
8. นักเรียนนำข้อมูลจากการแนะแนวยกตัวอย่างรุ่นพี่หรือบุคคลอื่นที่ประสบความสำเร็จในแต่ละแผนการเรียนมาใช้ประกอบในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน					
โอกาสในการประกอบอาชีพ					
9. นักเรียนมีอาชีพเป้าหมายในอนาคตอย่างชัดเจน					
10. ในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน นักเรียนจะพิจารณาจากคณะ/สาขาวิชาในระดับอุดมศึกษาที่ตนเองสนใจ					

ประเด็นความคิดเห็น	ระดับความคิดเห็น				
	มากที่สุด	มาก	ปานกลาง	น้อย	น้อยที่สุด
11. แผนการเรียนที่เลือกนั้นทำให้นักเรียนมีโอกาสได้ฝึกทักษะเพื่อเตรียมพร้อมสำหรับการประกอบอาชีพเป้าหมายในอนาคต					
12. แผนการเรียนที่เลือกนั้นทำให้นักเรียนมีโอกาสได้ทำงานตามที่นักเรียนใฝ่ฝัน					
การรับรู้ความสามารถของตนเอง					
13. นักเรียนใช้ผลการเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนต้นในการตัดสินใจเลือกแผน การเรียน					
14. นักเรียนเลือกแผนการเรียนตามความถนัดและความสนใจของตนเอง					
15. นักเรียนจะประสบความสำเร็จในการเรียนหากได้เรียนในแผนการเรียนที่ตนเองต้องการ					
16. นักเรียนเลือกแผนการเรียนที่เหมาะสมกับบุคลิกภาพของตนเอง					
17. นักเรียนเลือกแผนการเรียนตามระดับสติปัญญาที่จะสามารถเรียนได้					

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ภาคผนวก ง
ผลการวิเคราะห์คุณภาพของเครื่องมือวิจัย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

การตรวจสอบความตรงตามเนื้อหาของเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

ปัจจัย	ความคิดเห็นของนักเรียน	ไม่สอดคล้อง (-1)	ไม่แน่ ใจ (0)	สอดคล้อง (+1)	IOC	ข้อเสนอแนะ	ฉบับ try out ข้อที่
การสนับสนุนจากครอบครัว	1. พ่อแม่หรือผู้ปกครองให้คำแนะนำเกี่ยวกับการเลือกแผนการเรียน	0	0	5	**1.0**		1
	2. พ่อแม่หรือผู้ปกครองให้การส่งเสริมและสนับสนุนค่าใช้จ่ายในการเรียนต่ออย่างเพียงพอ	0	1	4	**0.8**	ตัดคำว่า “อย่างเพียงพอ” ออก	2
	3. ระดับการศึกษาของพ่อแม่หรือผู้ปกครองมีผลต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	1	0	4	**0.6**	ระดับการศึกษาของพ่อแม่หรือผู้ปกครองเป็นแรงผลักดันในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	3
	4. อาชีพของพ่อแม่หรือผู้ปกครองมีผลต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	1	0	4	**0.6**	อาชีพของพ่อแม่หรือผู้ปกครองเป็นแรงผลักดันในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	4

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ปัจจัย	ความคิดเห็นของนักเรียน	ไม่สอดคล้อง (-1)	ไม่แน่ ใจ (0)	สอดคล้อง (+1)	IOC	ข้อเสนอแนะ	ฉบับ try out ข้อที่
การได้รับคำแนะนำจากครูแนะแนวในโรงเรียน	5. นักเรียนได้รับคำแนะนำในการเลือกแผนการเรียนจากครูแนะแนวโดยตรง	0	0	5	**1.0**	ตัดคำว่า “โดยตรง” ออก	5
	6. ครูแนะแนวให้ข้อมูลรายละเอียดเกี่ยวกับหลักสูตรในแต่ละแผนการเรียนอย่างชัดเจน	0	0	5	**1.0**		6
	7. การแนะแนวเป็นประโยชน์ต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียนหรืออาชีพ	1	0	4	**0.6**	นักเรียนนำข้อมูลจากการทำกิจกรรมแนะแนวมาใช้ประกอบในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	7
	8. การแนะแนวยกตัวอย่างรุ่นพี่หรือบุคคลอื่นที่ประสบความสำเร็จในแต่ละแผนการเรียนมีผลต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	0	1	4	**0.8**	นักเรียนนำข้อมูลจากการแนะแนวยกตัวอย่างรุ่นพี่หรือบุคคลอื่นที่ประสบความสำเร็จในแต่ละแผนการเรียนมาใช้ประกอบในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	8
	*9. นักเรียนคิดว่าการจัดกิจกรรมแนะแนว<u>ไม่เป็น</u>สิ่งที่จำเป็นต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	1	1	3	**0.4**	**ตัดทิ้ง**	-

*****หมายเหตุ ข้อ 9 เป็นคำถามนิเสธ

ปัจจัย	ความคิดเห็นของนักเรียน	ไม่สอดคล้อง (-1)	ไม่แน่ ใจ (0)	สอดคล้อง (+1)	IOC	ข้อเสนอแนะ	ฉบับ try out ข้อที่
โอกาสในการประกอบอาชีพ	10. นักเรียนมีอาชีพเป้าหมายในอนาคตอย่างชัดเจน	0	1	4	**0.8**		9
	11. คณะ/สาขาวิชาในระดับอุดมศึกษาที่ตนเองสนใจมีผลต่อการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	0	2	3	**0.6**	ในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน นักเรียนจะพิจารณาจากคณะ/สาขาวิชาในระดับอุดมศึกษาที่ตนเองสนใจ	10
	12. แผนการเรียนที่เลือกนั้นทำให้นักเรียนมีโอกาสได้ฝึกทักษะเพื่อเตรียมพร้อมสำหรับการประกอบอาชีพเป้าหมายในอนาคต	0	1	4	**0.8**		11
	13. แผนการเรียนที่เลือกนั้นทำให้นักเรียนมีโอกาสได้ทำงานตามที่นักเรียนใฝ่ฝัน	0	1	4	**0.8**		12
การรับรู้ความสามารถของตนเอง	14. นักเรียนใช้ผลการเรียนในระดับมัธยมศึกษาตอนต้นในการตัดสินใจเลือกแผนการเรียน	0	0	5	**1.0**		13
	15. นักเรียนเลือกแผนการเรียนตามความถนัดและความสนใจของตนเอง	0	0	5	**1.0**		14
	16. นักเรียนคิดว่าแผนการเรียนที่เลือกนั้นจะทำให้นักเรียนมีผลการเรียนดี	0	1	4	**0.8**	มีผู้เชี่ยวชาญแนะนำให้ยุบข้อคำถามรวมกับข้อที่ 19 เป็น “นักเรียนจะ	15

ปัจจัย	ความคิดเห็นของนักเรียน	ไม่สอดคล้อง (-1)	ไม่แน่ ใจ (0)	สอดคล้อง (+1)	IOC	ข้อเสนอแนะ	ฉบับ try out ข้อที่
						ประสบความสำเร็จในการเรียนหากได้เรียนในแผนการเรียนที่ตนเองต้องการ”	
	17. นักเรียนเลือกแผนการเรียนที่เหมาะสมกับบุคลิกภาพของตนเอง	0	0	5	**1.0**		16
	18. นักเรียนเลือกแผนการเรียนตามระดับสติปัญญาที่จะสามารถเรียนได้	0	0	5	**1.0**		17
	19. นักเรียนภูมิใจที่ได้เรียนในแผนการเรียนที่นักเรียนเลือก	1	0	4	**0.6**		-

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายธนพัฒน์ ทองมา เกิดเมื่อวันจันทร์ที่ 8 เมษายน พ.ศ.2534 ภูมิลำเนาอยู่ที่จังหวัดจันทบุรี สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาบัณฑิต หลักสูตรครุศาสตรบัณฑิต (เกียรตินิยมอันดับ 1 เหรียญทอง) สาขาวิชามัธยมศึกษา วิชาเอกคณิตศาสตร์ คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เมื่อปีการศึกษา 2556 และได้สอบบรรจุเข้าทำงานเป็นพนักงานมหาวิทยาลัย ตำแหน่งอาจารย์ สาธิต AD ประจำกลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์ โรงเรียนสาธิตจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ฝ่ายมัธยม เมื่อวันที่ 1 กรกฎาคม พ.ศ.2557 จากนั้นในปีการศึกษา 2558 จึงได้ขออนุญาตทางโรงเรียนลาไปปฏิบัติงานเพื่อศึกษาต่อในระดับปริญญามหาบัณฑิต สาขาวิชาสถิติการศึกษา คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University