

**เปรียบเทียบการพยากรณ์เกรดเฉลี่ยของนักศึกษาคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ
ด้วยการวิเคราะห์การถดถอย และโครงข่ายประสาทเทียม**

**A Compare of GPA at the Faculty of Information Technology By Forecasting Models :
Multiple Linear Regression Analysis and Artificial Neural Networks**

อรรษรัตน์ บุญยะผลานันท์¹ และ สมชาย ปรากฏการเจริญ¹

Akkarat Boonyapalanant¹ and Somchai PrakarnCharoen¹

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เปรียบเทียบการพยากรณ์เกรดเฉลี่ย โดยการวิเคราะห์แบบการถดถอยพหุคูณและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ข้อมูลผลการเรียนนักศึกษาระดับปริญญาโท คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ระหว่างปีการศึกษา 2550 – 2551 ผลการวิจัยพบว่าการพยากรณ์แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีค่าพยากรณ์เกรดเฉลี่ยใกล้เคียงกับเกรดเฉลี่ยที่เกิดขึ้นจริง มากกว่าการพยากรณ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ มีค่าความแม่นยำของการพยากรณ์แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณมีค่า 98.5% และ 97.2% ตามลำดับ ดังนั้นการพยากรณ์แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงกว่าการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณเท่ากับ 1.3%

คำสำคัญ : การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ โครงข่ายประสาทเทียม การพยากรณ์เกรดเฉลี่ย

Abstract

The objective of this research was the comparison between Multiple Linear Regression Analysis and Artificial Neural Network in forecasting GPA of Student from 2007 to 2008 in a case study at the Faculty of Information Technology. This research was found that the Artificial Neural Network is clearly and accurate forecasts more than Regression Model. The accuracy of Multiple Linear Regression and Artificial Neural Network were 98.5% and 97.2% respectively. Therefore Neural Network is accurate forecasts more than Regression Model 1.3%.

Keywords : Multiple Linear Regression Analysis, Artificial Neural Network, GPA

E-mail : akkaratb@kmutnb.ac.th , spk@kmutnb.ac.th

¹ภาควิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ กรุงเทพฯ 10800

คำนำ

การศึกษาในระดับบัณฑิตศึกษานั้น นับว่ามีความสำคัญอย่างมากในปัจจุบันนี้ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศได้รับความนิยมนจากผู้สนใจศึกษาต่ออย่างมาก ซึ่งในแต่ละปีการศึกษามีผู้สนใจเข้าศึกษาต่อเพิ่มมากขึ้นเรื่อยๆ ทุกปี การจัดการงานด้านวิชาการจึงมีบทบาทและความสำคัญต่อนักศึกษามากขึ้นเรื่อยๆ แต่ก็มีปัญหากับนักศึกษาอยู่บางส่วนที่ทำให้นักศึกษาไม่สำเร็จการศึกษา เช่น มีเกรดเฉลี่ยสะสมต่ำกว่าเกณฑ์ที่กำหนด จึงนับว่าเป็นปัญหาการสูญเสียทางการศึกษาที่มีปริมาณเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ การวิจัยการพยากรณ์เกรดเฉลี่ยของนักศึกษา จึงมีบทบาทสำคัญที่สามารถนำมาพยากรณ์และให้คำปรึกษานักศึกษา เพื่อลดจำนวนนักศึกษาที่ไม่สำเร็จการศึกษาในแต่ละปีการศึกษาให้ลดลง

วัตถุประสงค์

1. เพื่อพยากรณ์เกรดเฉลี่ยของนักศึกษา
2. เพื่อเปรียบเทียบการพยากรณ์แบบการถดถอยพหุคูณและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

วิธีการวิจัย

1. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

1.1 การวิเคราะห์การถดถอย

เป็นการศึกษาตัวแปรอิสระว่ามีอิทธิพลอย่างไรต่อตัวแปรตามหรือตัวแปรอิสระ [1] ที่มีผลทำให้ค่า Y ผันแปรไปในรูปแบบใด ซึ่งการอธิบายลักษณะความสัมพันธ์สามารถอธิบายด้วยรูปแบบการถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression Model) ดังสมการที่ 1

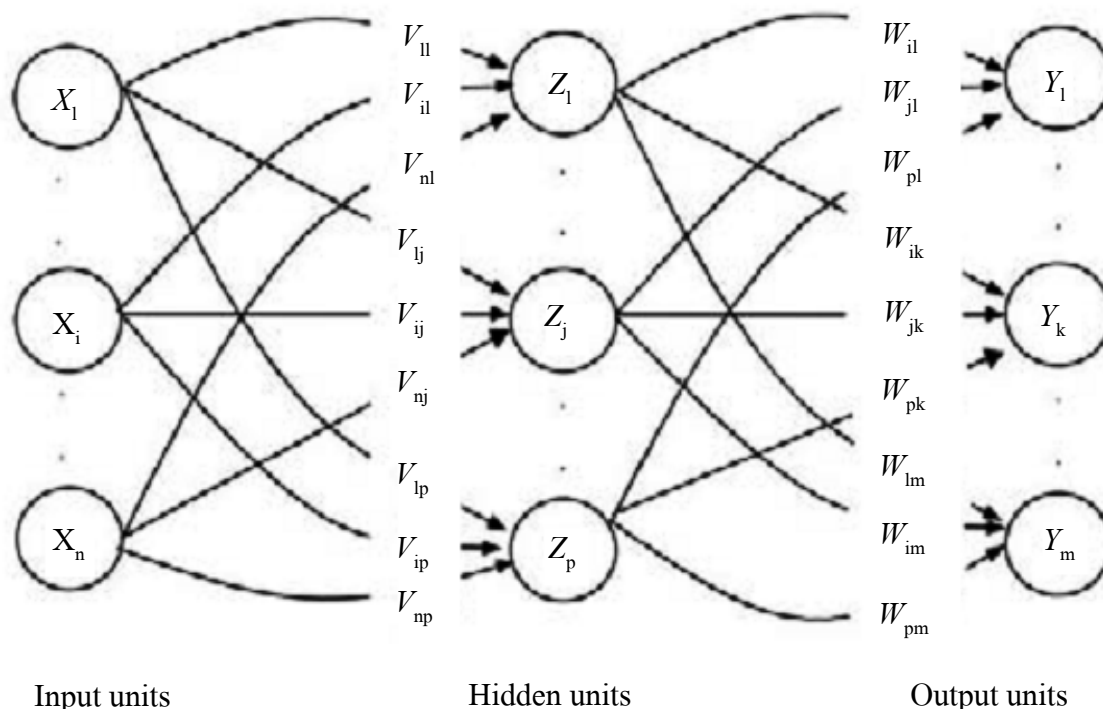
$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3 \quad (1)$$

กำหนดให้	Y	ตัวแปรตาม
	X	ตัวแปรอิสระหรือตัวแปรต้น
	a	ค่าคงที่
	b	ความชัน

1.2 แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม

เป็นแบบจำลองที่สร้างความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้นและตัวแปรตามจากการเรียนรู้ข้อมูลซ้ำ ๆ หลายรอบ การเรียนรู้หรือการประมวลผลข้อมูลที่เกิดขึ้นที่หน่วยประมวลผลเรียกว่า นิวรอน (Neron)

ซึ่งจัดเรียงเป็นชั้นและเชื่อมโยงกันเพื่อส่งถ่าย หรือประมวลผลข้อมูลที่เส้นการเชื่อมโยงแต่ละเส้นจะมีค่าน้ำหนักแล้ว (Weight) กำกับอยู่ นิวรอนจะประมวลผลโดยรวมสัญญาณข้อมูลที่ได้รับการปรับค่าน้ำหนักแล้วนำไปผ่านฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) เพื่อคำนวณค่าผลลัพธ์ [2] ในการเรียนรู้แบบจำลอง ANN ได้แก่การปรับค่าน้ำหนักที่เส้นเชื่อมโยงให้เหมาะสม ดังภาพที่ 1 ตัวอย่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม



ภาพที่ 1 : แสดงแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม [3]

เมื่อ X_i หมายถึง หน่วยนำเข้าที่ i ($i = 1, \dots, n$); Z_j หมายถึง หน่วยซ่อนที่ j ($j = 1, \dots, p$); Y_k หมายถึง หน่วยผลลัพธ์ที่ k ($k = 1, \dots, m$); v_{ij} หมายถึง ค่าน้ำหนักจากหน่วยนำเข้าที่ i ไปยังหน่วยซ่อนที่ j และ w_{jk} หมายถึง ค่าน้ำหนักหน่วยซ่อนที่ j ไปยังหน่วยผลลัพธ์ที่ k ลักษณะสำคัญที่ใช้ในการจำแนกประเภทของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่

1.2.1 สถาปัตยกรรมหรือโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งแบ่งออกเป็นโครงข่ายแบบชั้นเดียวและโครงข่ายแบบหลายชั้น งานวิจัยชิ้นนี้เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นซึ่งประกอบด้วยชั้นนำเข้า ชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์

1.2.2 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม เป็นวิธีการกำหนดค่าน้ำหนักให้กับการเชื่อมโยง แบ่งออกเป็นการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning) ซึ่งจะให้ข้อมูลนำเข้าและผลลัพธ์เป้าหมายกับเครือข่าย เพื่อปรับค่าน้ำหนักให้เกิดค่าคลาดเคลื่อนระหว่างค่าผลลัพธ์จากเครือข่ายกับค่าผลลัพธ์เป้าหมายน้อยที่สุดและการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning) ซึ่งจะให้ข้อมูลนำเข้ากับเครือข่ายเพื่อปรับค่าน้ำหนัก โดยการจัดกลุ่มข้อมูลนำเข้าที่เหมือนกันไว้ในกลุ่มเดียวกัน

1.3 การประเมินการความแม่นยำ

การตรวจสอบความแม่นยำ [4] ในการพยากรณ์หรือค่าที่ประมวลผลจากแบบจำลองที่สร้างขึ้นจะใช้วิธีการคัดเลือกกลุ่มข้อมูลอีกชุดหนึ่ง ที่นอกเหนือจากกลุ่มข้อมูลที่ใช้ในการพัฒนาแบบจำลองมาทำการทดสอบการพยากรณ์ โดยแบบจำลองค่าพยากรณ์นี้จะนำไปเปรียบเทียบกับค่าจริงซึ่งทราบค่าแล้ว เพื่อใช้ในการประเมินค่าความแม่นยำของการพยากรณ์ของแบบจำลองกับข้อมูลชุดอื่น ๆ การประเมินค่าความแม่นยำกระทำได้ ดังสมการที่ 2

$$MRE = \frac{|ActualEffort_i - PredictedEffort_i|}{ActualEffort_i} \quad (2)$$

MRE คือ ค่าความคาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Magnitude of Relative Error)

Actual Effort คือ ค่าของปริมาณแท้จริงของตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบลำดับที่ i

Predicted Effort คือ ค่าของปริมาณจากการพยากรณ์ตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบลำดับที่ i

หากมีหลายตัวอย่าง (n) ถูกใช้ในการทดสอบจะทำการหาค่าเฉลี่ยของ MRE ได้ค่าเป็น Mean- MRE (MMRE) ดังสมการที่ 3

$$MMRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|ActualEffort_i - PredictedEffort_i|}{ActualEffort_i} \times 100 \quad (3)$$

MMRE คือ ค่ากลางของความคาดเคลื่อนสัมพัทธ์

Actual Effort คือ ค่าปริมาณแท้จริงของตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบลำดับที่ i

Predicted Effort คือ ค่าปริมาณจากการประมาณการตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบลำดับที่ i

หากค่าเฉลี่ยความคาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Mean – MRE: MMRE) มีค่าสูงจะหมายถึงเปอร์เซ็นต์ของความคาดเคลื่อนสูง หากค่า MMRE = 0 หมายถึงค่าของการพยากรณ์เท่ากับค่าจริงทุกๆค่า นั่นคือ MMRE ยิ่งน้อยหมายถึงความแม่นยำสูง

1.4 การวัดประสิทธิภาพ

ในการทดลองจะต้องมีการคำนวณหาความถูกต้องของข้อมูล (Accuracy) จากโครงข่ายประสาทเทียม และจากกฎที่สกัดได้ เพื่อวัดว่าโครงข่ายประสาทเทียมและกฎสามารถทำนายค่าข้อมูลได้ถูกต้องมากน้อยเพียงใด ซึ่งคิดเป็นร้อยละ ดังสมการที่ 4

$$\text{ความถูกต้องของข้อมูล (\%)} = \frac{\text{จำนวนกรณีข้อมูลที่ทำนายถูกต้อง}}{\text{จำนวนกรณีข้อมูลทั้งหมด}} \times 100 \quad (4)$$

ในการวัดประสิทธิภาพของวิธีการสกัดกฎ โดยใช้ค่าความถูกต้องของข้อมูล (Accuracy) จะต้องทำการเลือกข้อมูลชุดสอน (Training Set) และข้อมูลชุดทดสอบ (Testing Set) ซึ่งมีหลักการเลือก 3 วิธีคือ เลือกสุ่มข้อมูลแบบร้อยละ เลือกสุ่มข้อมูลแบบความเที่ยงตรง K กลุ่ม (K-Fold Cross Validation) และเลือกสุ่มข้อมูลแบบ Leave-one-out Cross Validation ซึ่งในการวิจัยครั้งนี้เลือกการสุ่มแบบ (K-Fold Cross Validation)

วิธีวิจัย

กำหนดขั้นตอนในการดำเนินการดังนี้

2.1 รวบรวมข้อมูลผลการเรียน ตั้งแต่ปีการศึกษา 2550 - 2551 โดยทำการคัดเลือกเฉพาะรายวิชาที่เหมือนกันเท่านั้น ซึ่งในการวิจัยนี้เลือกรายวิชามาวิจัย 10 รายวิชา ซึ่งงานวิจัยนี้ได้เลือกเกรดของแต่ละรายวิชาเป็นตัวแปรอิสระ จากจำนวนนักศึกษา 127 คน ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 : รายชื่อรายวิชาที่ใช้ในการวิจัย

สัญลักษณ์	ชื่อรายวิชา
Stat	Statistics and Research Methodology for Information Technology
DIs	Distributed and Client/Server Database Systems
OO	Object-Oriented Software Engineering
DW	Data Warehousing
DSS	Decision Support Systems
DN	Data Networking
IT	Information Technology
ITM	Information Theory : channel and Source Coding
Read	Reading Unit in Information Technology
SP	Special Problem

2.2 การประมวลผลข้อมูล

2.2.1 แบบจำลองการถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression Model) นำข้อมูลผลการเรียนของรายวิชา 10 รายวิชา จากจำนวนนักศึกษา 127 คน มาทำการสร้างสมการแบบจำลองการถดถอยพหุคูณ จากนั้นทำการตรวจสอบความถูกต้องของการพยากรณ์ของแบบจำลอง

2.2.2 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) นำข้อมูลผลการเรียนของรายวิชา 10 รายวิชา จากจำนวนนักศึกษา 127 คน มาทำการเรียนรู้ด้วยโปรแกรม Weka โดยการแปรค่าอัตราการเรียนรู้ค่าโดยใช้เทคนิค 10 Fold Cross Validation จากนั้นทำการตรวจสอบความถูกต้องของการพยากรณ์ของแบบจำลอง

3.3 วิธีการวิเคราะห์

3.3.1 รูปแบบการพยากรณ์แบบ 10 Fold Cross Validation โดยทำการจัดเรียงข้อมูลออกเป็น 10 กลุ่มข้อมูล โดยนำข้อมูลไปทำการฝึกฝนจำนวน 9 กลุ่มข้อมูล และอีก 1 ชุดข้อมูลสำหรับการพยากรณ์ เพื่อสร้างข้อมูลเพื่อการเรียนรู้ (training data)

3.3.2 สร้างข้อมูลเพื่อการทดสอบ (testing data) โดยใช้ข้อมูลเกรดเฉลี่ยปีการศึกษา 2550 - 2551

3.3.3 นำไปวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม Weka โดยใช้ฟังก์ชัน Multiple Linear Regression และ Multilayer Perceptron

3.3.3.1 แบบจำลองการถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression Model) ข้อมูลผลการเรียนของนักศึกษาปีการศึกษา 2550 - 2551

3.3.3.2 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ข้อมูลผลการเรียนของนักศึกษาปีการศึกษา 2550 - 2551 โดยมีค่าพารามิเตอร์ learning rate ที่ 0.05 ค่าโมเมนตัมที่ 0.2 ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 : ตัวอย่างข้อมูลผลการเรียนของนักศึกษาที่นำไปวิเคราะห์ข้อมูล

ID	Stat	DIs	OO	DW	DSS	DN	IT	ITM	Read	SP	GPA
5070280010	3	3	3	3	3.5	3.5	3.5	3.5	3	3.5	3.2916
5070280028	3.5	3	3.5	3	3.5	3	3.5	4	3	4	3.4166
5070280036	4	3.5	3.5	3.5	3.5	3.5	3.5	4	3	4	3.5833
5070280044	3	3	3.5	3	3.5	3	3	3.5	3	4	3.2916
5070280077	3.5	3	3.5	3	3	3	3.5	4	3	4	3.375
5070280085	3.5	3	3	3	3.5	3	3	3	3.5	3.5	3.2083
5070280093	3.5	3.5	4	3.5	4	4	3.5	3.5	4	4	3.75
5070280101	3.5	3	3	3	3.5	3	3	3.5	3	3.5	3.25
5070280119	3.5	3.5	3.5	3	3.5	3.5	3.5	3.5	4	4	3.5833

ผลการดำเนินงาน

4.1 ผลการเปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงของเกรดเฉลี่ย ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 : ตัวอย่างผลการพยากรณ์แบบจำลองการถดถอยและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

No	Actual	MultiLinear Regression	error	NeuralNetwork	error
1	3.308	3.313	0.005	3.335	0.027
2	3.115	3.124	0.008	3.149	0.033
3	3.462	3.459	-0.002	3.508	0.046
4	3.577	3.520	-0.057	3.560	-0.017
5	3.583	3.550	-0.033	3.599	0.016
6	3.125	3.127	0.002	3.165	0.04
7	3.179	3.212	0.034	3.240	0.061
8	3.542	3.529	-0.013	3.573	0.031
9	3.038	3.139	0.101	3.160	0.122
10	3.308	3.243	-0.065	3.275	-0.033
11	3.417	3.416	-0.001	3.457	0.041
12	3.077	3.102	0.025	3.131	0.054
13	3.654	3.581	-0.073	3.625	-0.029

จากผลการเปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงของเกรดเฉลี่ย พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) มีค่าใกล้เคียงกับค่าจริงของเกรดเฉลี่ยมากกว่าแบบจำลองการถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression Model)

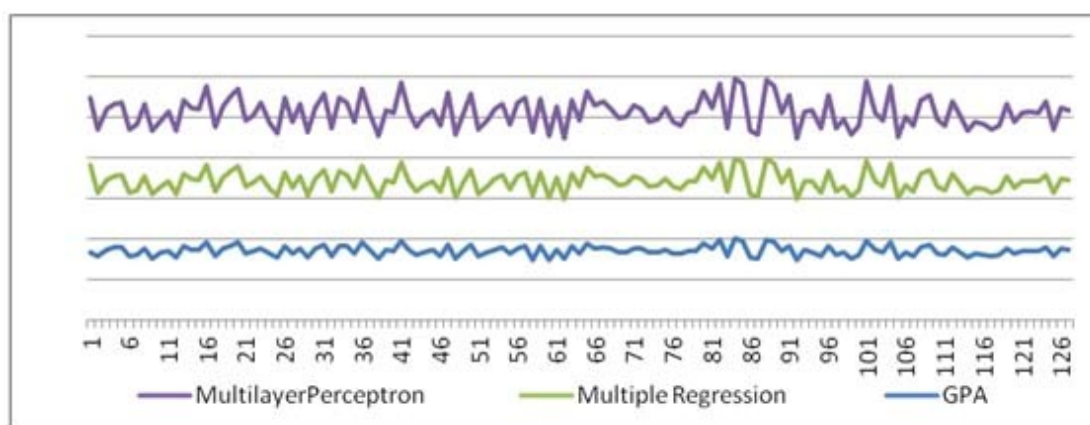
4.2 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์

จากการพยากรณ์ผลที่ได้ของวิธีการถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression Model) และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) พบว่า ค่าความถูกต้องของข้อมูล (Accuracy) ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 : แสดงค่าความถูกต้องของการพยากรณ์แบบพหุคูณและแบบโครงข่ายประสาทเทียม

	Method	Accuracy	MAE	RMSE	Cross validation
MRA	Enter	97.2	0.0296	0.0424	10 Fold
ANN	Multilayer Proceptron	98.5	0.0396	0.051	10 Fold

จากตารางพบว่าค่าความถูกต้องของข้อมูล ของแบบจำลองการถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression Model) มีค่า 97.2 % และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) มีค่า 98.5 % แสดงว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงกว่าแบบจำลองการถดถอยพหุคูณเท่ากับ 1.3% ดังภาพที่ 2



ภาพที่ 2 : กราฟแสดงผลการพยากรณ์ของแบบจำลองการถดถอยพหุคูณและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม กับเกรดเฉลี่ยจริงแบบแยกกราฟ

จากภาพที่ 2 อธิบายได้ว่าเกรดเฉลี่ยที่พยากรณ์จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ดีกว่าแบบจำลองสมการถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression Model)

สรุปผลการวิจัย

จากผลการวิจัยสรุปสมการได้ดังนี้

$$GPA = 3.406 + 0.207 * FAC1 + 0.127 * FAC2 \quad (5)$$

จากสมการสมารถแยกรายวิชาได้ 2 กลุ่มดังนี้ กลุ่มรายวิชาที่ 1 ประกอบด้วย 7 รายวิชาคือ Distributed and Client Server Database Systems, Data Networking, Reading Unit in Information Technology, Statistics and Research Methodology for Information Technology, Data Warehousing, Information Theory : channel and Source Coding, Decision Support Systems กลุ่มรายวิชาที่ 2 ประกอบด้วย 3 วิชาคือ Information Technology, Object-Oriented Software Engineering, Special Problem จากสมการอธิบายได้ว่ากลุ่มรายวิชาที่ 1 มีระดับความสำคัญสูงกว่ากลุ่มรายวิชาที่ 2

การเปรียบเทียบเทคนิคการพยากรณ์การถดถอยพหุคูณและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ข้อมูลผลการเรียนของนักศึกษา ระดับปริญญาโท พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าพยากรณ์ ใกล้เคียงกับค่าจริงมากกว่าแบบจำลองการถดถอยพหุคูณ ค่าความถูกต้องของแบบจำลองการถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression Model) มีค่า 97.2 % และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) มีค่า 98.5 % แสดงว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความถูกต้องแม่นยำในการพยากรณ์ สูงกว่าแบบจำลองการถดถอยพหุคูณ เท่ากับ 1.3 % สามารถนำสมการนี้ไปใช้เพื่อให้คำปรึกษาและแนะแนวทางการศึกษาของนักศึกษา ล่วงหน้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ข้อเสนอแนะ

1. ข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์ มีความกระจายของข้อมูลไม่มาก เนื่องจากเป็นผลการเรียนระดับปริญญาโท
2. ข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์เป็นข้อมูลเพียง 2 ปีการศึกษา ดังนั้นหากมีการเก็บข้อมูลที่เพิ่มมากขึ้นจะทำให้แบบจำลองสามารถพยากรณ์ได้ดียิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] อรกนิษฐ์ จันทรเปล่ง, “อนุกรมเวลากับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสาร ณ ท่าอากาศยาน”, [ออนไลน์] จาก : <http://www.aviation.go.th/rbm/forecast.doc>
- [2] สุวีรัตน์ แสงพงษ์ และวิพันธ์ ฉวีสุข, “เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาเพื่อการพยากรณ์ปริมาณผลผลิต สับปะรดขนาดต่างๆ”, *การประชุมวิชาการประจำปีด้านการจัดการโซ่อุปทานและโลจิสติกส์ ครั้งที่ 8*, 2550
- [3] Fausett, L. 1994, *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Application*, Prentice-Hall, USA.
- [4] สมชาย ปราการเจริญ, “แบบจำลองการประมาณการค่าใช้จ่ายในการพัฒนาซอฟต์แวร์ประยุกต์เชิงโครงข่าย โดยวิธีแบบจำลอง” 2008.