การเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลการอนุมัติบัตรเครดิต 4 วิธีของธนาคารพาณิชย์ไทย
A Comparison of Credit Card Approval Prediction Efficiency between Four Classification Methods of Thai Commercial Banks

สายชล สินสมบูรณ์ทอง
Saichon Sinsomboonthong
[1]รองศาสตราจารย์ ภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
kssaicho@kmitl.ac.th

บทคัดย่อ

การศึกษานี้เป็นการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลการอนุมัติบัตรเครดิต 4 วิธี ของธนาคารพาณิชย์ไทย โดยทดสอบกับข้อมูลจริงจากธนาคารพาณิชย์ไทย 2 แห่ง วิธีการจำแนกกลุ่มที่นำมาเปรียบเทียบ คือ วิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุด โดยใช้อัลกอริทึมชนิด IBk วิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจโดยใช้อัลกอริทึมชนิด J48 วิธีโครงข่ายประสาทโดยใช้อัลกอริทึมชนิดเพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น และวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนโดยใช้อัลกอริทึม SMO ชนิดโพลิโนเมียลเคอร์เนล ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลของวิธีการจำแนกกลุ่มทั้ง 4 วิธี จะใช้ค่าความถูกต้อง ค่าอัตราความถูกต้องเชิงบวก ค่าอัตราความถูกต้องเชิงลบ ค่าความแม่นยำ ค่าความระลึก ค่าความถ่วงดุล ค่าอัตราความผิดพลาดเชิงบวก ค่าอัตราความผิดพลาดเชิงลบ ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) และค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE)

ผลการศึกษาพบว่าวิธีโครงข่ายประสาทมีค่าความถูกต้อง ค่าอัตราความถูกต้องเชิงบวก ค่าอัตราความผิดพลาดเชิงลบ ค่าความระลึก ค่าความถ่วงดุล ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย และค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยดีที่สุดคือ 70.37%, 0.821, 0.179, 0.821, 0.742, 0.3683 และ 0.1925 ตามลำดับ ส่วนวิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจและวิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุดมีค่าอัตราความถูกต้องเชิงลบและค่าอัตราความผิดพลาดเชิงบวกดีที่สุดคือ 0.731 และ 0.269 ตามลำดับ และวิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจมีค่าความแม่นยำดีที่สุดคือ 0.682 เนื่องจากวิธีโครงข่ายประสาทมีประสิทธิภาพในการทำนายผลดีที่สุด 7 ใน 10 ค่า ดังนั้นวิธีโครงข่ายประสาทเป็นวิธีที่ดีที่สุด

คำสำคัญ: วิธีการจำแนกกลุ่ม วิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุด วิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ วิธีโครงข่ายประสาท และวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

Abstract

In this study, credit card approval prediction results of 4 classification methods were determined and tested against real data obtained from two Thai commercial banks, and their prediction efficiencies were compared. The tested classification methods were the following: 1) k-nearest neighbor method using IBk algorithm; 2) decision tree method using J48 algorithm; 3) neural network method using multilayer perceptron algorithm; and 4) support vector machine method using polynomial kernel. The following performance values were employed: accuracy, true positive rate, true negative rate, precision, recall, F-Measure, false positive rate, false negative rate, mean absolute error (MAE), and mean square error (MSE).

The important results are as follows. The neural network method showed the best accuracy, true positive rate, false negative rate, recall, F-Measure, MAE, and MSE at 70.37%, 0.821, 0.179, 0.821, 0.742, 0.3683 and 0.1925 respectively. The decision tree method and k-nearest neighbor method exhibited the best true negative rate and false positive rate at 0.731 and 0.269 respectively, while the best precision at 0.682 was attained by the decision tree method. Since the neural network method offered the best efficiencies for 7 out of the 10 values, it was considered the best prediction method for credit card approval.

Keywords : classification method; k-nearest neighbor; decision tree; neural network; support vector machine.

1. ความเป็นมาและความสำคัญ

จากแนวโน้มของการเจริญเติบโตของบัตรเครดิตในปัจจุบันทำให้บัตรเครดิตมีการเจริญเติบโตอย่างต่อเนื่อง เนื่องจากบัตรเครดิตมีบทบาทสำคัญเป็นที่ยอมรับในสังคมปัจจุบันและยังได้รับความนิยมเพิ่มมากขึ้น ถือได้ว่าบัตรเครดิตมีส่วนช่วยในการส่งเสริมพัฒนาสังคมในยุคปัจจุบันเป็นอย่างมาก สังเกตได้จากในสังคมปัจจุบันบัตรเครดิตได้เข้ามามีบทบาทในการดำรงชีวิตของประชาชนและเป็นที่ยอมรับกันอย่างกว้างขวาง โดยพิจารณาได้จากจำนวนผู้ถือบัตรเครดิตมีปริมาณที่เพิ่มมากขึ้นและปริมาณการใช้จ่ายผ่านบัตรเครดิตที่เพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว [1] ในการศึกษาเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพและผลการทำนายของวิธีการจำแนกกลุ่มข้อมูลทางด้านการทำเหมืองข้อมูล ได้มีผู้ศึกษาจำนวนมาก เช่น กัมพล กลมรัตน์ธาดา [2] กล่าวถึงวิกฤตการณ์ทางเศรษฐกิจของประเทศสหรัฐอเมริกาในปี พ.ศ. 2551 ก่อให้เกิดความไม่มั่นคงต่อทุกภาคธุรกิจ ซึ่งธุรกิจธนาคารเป็นหนึ่งในธุรกิจที่ได้รับผลกระทบอย่างมากตามสภาวะถดถอยทางเศรษฐกิจ ในครั้งนี้ งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาถึงอัตราส่วนทางการเงินต่าง ๆ ที่ส่งผลต่อปัญหาความไม่มั่นคงของธุรกิจธนาคาร เพื่อให้ภาครัฐและเอกชนสามารถใช้อัตราส่วนทางการเงินดังกล่าวเพื่อเป็นเครื่องมือในการตรวจสอบความเข้มแข็งทางการเงินและการดำเนินงานของธุรกิจธนาคาร งานวิจัยนี้จึงศึกษาถึงปัจจัยที่มีความสำคัญในการชี้วัดและเป็นสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าถึงความไม่มั่นคงทางการเงินของธนาคาร และได้ทำการเปรียบเทียบความแม่นยำและความถูกต้องของตัวแบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าในการทำนายความไม่มั่นคงทางการเงินของธนาคาร โดยใช้วิธีการถดถอยโลจิสติกและโครงข่ายประสาท โดยทดสอบอัตราส่วนทางการเงิน 21 อัตราส่วน เพื่อการจำแนกกลุ่มความไม่มั่นคงของธนาคาร โดยผลลัพธ์ชี้ให้เห็นว่าระบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงินที่ได้จากวิธีการทั้งสองดังกล่าวข้างต้นมีความสามารถสูงในการจำแนกกลุ่ม โดยสามารถจำแนกกลุ่มของธนาคารที่มีความมั่นคงและกลุ่มของธนาคารที่มีความไม่มั่นคงได้เป็นอย่างดี และผลจากการเปรียบเทียบระหว่างวิธีการถดถอยโลจิสติกและโครงข่ายประสาทพบว่าวิธีโครงข่ายประสาทสามารถทำนายข้อมูลและจำแนกกลุ่มได้แม่นยำกว่าวิธีการถดถอยโลจิสติก ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงสามารถนำไปประยุกต์ใช้เพื่อเป็นแนวทางหนึ่งในการที่จะเป็นตัวแบบเพื่อเป็นระบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงินในการบ่งชี้ถึงสถานะความไม่มั่นคงของธุรกิจธนาคารต่อไปได้

ดังนั้นผู้วิจัยจึงได้นำวิธีการทำเหมืองข้อมูลมาประยุกต์ใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลการอนุมัติบัตรเครดิตของธนาคารพาณิชย์ไทย 2 แห่ง โดยวิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุด วิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ วิธีโครงข่ายประสาท และวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เพื่อหาวิธีที่มีประสิทธิภาพในการทำนายผลดีที่สุดในการอนุมัติบัตรเครดิตต่อไป

2. วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลการอนุมัติบัตรเครดิตของธนาคารพาณิชย์ไทยระหว่างวิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุด วิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ วิธีโครงข่ายประสาท และวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

3. ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากการวิจัย

ทำให้ทราบวิธีที่มีประสิทธิภาพในการทำนายผลดีที่สุด ในการอนุมัติบัตรเครดิตของธนาคารพาณิชย์ไทย

4. กรอบแนวคิดของการวิจัย

การศึกษาเรื่อง การเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลการอนุมัติบัตรเครดิตของธนาคารพาณิชย์ไทย ได้แนวคิดมาจากงานวิจัยของ ณัฐวุฒิ ศิริกุลรุ่งโรจน์ และคณะ [3] เรื่อง “การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการจำแนกประเภทโดยใช้วิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุด วิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน” และอรรณพ ตันติรักษโรจน์ และคณะ [4] เรื่อง “ปัจจัยที่มีผลต่อคุณสมบัติของบัตรเครดิตของพนักงานในเขตนิคมอุตสาหกรรมอมตะนครจังหวัดชลบุรี” มาปรับปรุงให้เหมาะสมกับหัวข้อวิจัย

5. ขอบเขตการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาเรื่องการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลการอนุมัติบัตรเครดิตของธนาคารพาณิชย์ไทย 2 แห่ง โดยใช้การวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม 4 วิธี คือ วิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุด วิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ วิธีโครงข่ายประสาท และวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

6. เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้คือแบบฟอร์มใบสมัครบัตรเครดิต และในการวิเคราะห์ข้อมูลใช้โปรแกรม WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis) เวอร์ชั่น 3.7 ซึ่งเป็นโปรแกรมที่สามารถดาวน์โหลดได้จากเว็บไซต์ ซึ่งอยู่ภายใต้การควบคุมของ GPL License ซึ่ง

โปรแกรม WEKA ได้ถูกพัฒนามาจากภาษาจาวาทั้งหมด ซึ่งเป็นที่นิยมในการใช้งานด้านการทำเหมืองข้อมูล

7. การเก็บรวบรวมข้อมูล การบันทึกและแบ่งข้อมูล

7.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล เก็บรวบรวมข้อมูลลูกค้าจากแบบฟอร์มใบสมัครบัตรเครดิต การอนุมัติบัตรเครดิตของธนาคารพาณิชย์ไทย จำนวน 519 ชุด โดยข้อมูลประกอบด้วยคุณลักษณะ (Attribute) ต่าง ๆ ดังนี้ เพศ อายุ (หน่วยเป็นปี) ระดับการศึกษา สถานภาพสมรส จำนวนบุตร (หน่วยเป็นคน) อาชีพ รายได้ต่อเดือน (หน่วยเป็นบาท) ประเภทธุรกิจในการประกอบการ ตำแหน่งหน้าที่ในการทำงาน อายุในการทำงาน (หน่วยเป็นปี) ประเภทที่อยู่อาศัย การอยู่อาศัย การผ่อน/เช่าที่อยู่อาศัยต่อเดือน (หน่วยเป็นบาท) และการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิต แบ่งออกเป็นอนุมัติและไม่อนุมัติ

7.2 บันทึกข้อมูลการอนุมัติบัตรเครดิตจำนวน 519 ชุด ลงในโปรแกรม Microsoft Excel โดยให้แนวคอลัมน์เป็น เพศ อายุ ระดับการศึกษา สถานภาพสมรส จำนวนบุตร อาชีพ รายได้ต่อเดือน ประเภทธุรกิจในการประกอบการ ตำแหน่งหน้าที่ในการทำงาน อายุในการทำงาน ประเภทที่อยู่อาศัย การอยู่อาศัย การผ่อน/เช่าที่อยู่อาศัยต่อเดือน และการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิต ส่วนแนวแถวเป็นลำดับที่ของลูกค้า

7.3 การแบ่งข้อมูล นำข้อมูลทั้งหมดมาแบ่งออกเป็น 3 ส่วน จากข้อมูลการอนุมัติบัตรเครดิต จำนวน 519 ชุด เพื่อใช้สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูล โดยแบ่งข้อมูลออกเป็นสัดส่วนดังนี้

ส่วนที่ 1 : ข้อมูลชุดฝึกหัด (Training Data Set) เพื่อนำไปสร้างตัวแบบ มีข้อมูล 70% ของข้อมูลทั้งหมด ซึ่งจะได้ข้อมูลในส่วนที่ 1 จำนวน 365 ชุด

ส่วนที่ 2 : ข้อมูลชุดทดสอบประสิทธิภาพ (Evaluation Data Set) เพื่อนำไปทดสอบความถูกต้องของตัวแบบ มีข้อมูล 20% ของข้อมูลทั้งหมด ซึ่งจะได้ข้อมูลในส่วนที่ 2 จำนวน 100 ชุด

ส่วนที่ 3 : ข้อมูลชุดทดสอบ (Testing Data Set) เพื่อนำไปทำนายตัวแบบ มีข้อมูล 10% ของข้อมูลทั้งหมด ซึ่งจะได้ข้อมูลในส่วนที่ 3 จำนวน 54 ชุด

8. การวิเคราะห์ข้อมูล

การทำวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยได้จัดข้อมูลแต่ละชุดออกเป็น 3 ส่วน โดยส่วนที่ 1 ใช้ข้อมูล 70 เปอร์เซ็นต์ของข้อมูลทั้งหมดในการสร้างตัวแบบ ส่วนที่ 2 ใช้ข้อมูล 20 เปอร์เซ็นต์ของข้อมูลทั้งหมดในการทดสอบความถูกต้องของตัวแบบ ส่วนที่ 3 ใช้ข้อมูล 10 เปอร์เซ็นต์ของข้อมูลทั้งหมดในการทำนายตัวแบบ แปลงไฟล์ข้อมูลให้เป็นนามสกุล *.csv เพื่อใช้วิเคราะห์ประสิทธิภาพการจำแนกกลุ่มข้อมูลในโปรแกรม WEKA ซึ่งเป็นโปรแกรมที่สามารถนำมาทดสอบอัลกอริทึมของวิธีการจำแนกกลุ่มได้เนื่องจากมีอัลกอริทึมที่ได้ระบุไว้ให้เลือกใช้ในโปรแกรมครบตามที่กำหนด ผู้วิจัยได้กำหนดวิธีการจำแนกกลุ่มเพื่อนำมาทดสอบดังนี้

8.1 วิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุด (K-Nearest Neighbor : KNN) ใช้อัลกอริทึมชนิด IBk เนื่องจากเป็นฟังก์ชันหลักที่สนใจ ซึ่งเป็นพื้นฐานของอัลกอริทึม 8.1 อัลกอริทึม IBk ยังสามารถกำหนดน้ำหนักระยะห่างและทางเลือก (option) เพื่อกำหนดค่า k โดยใช้ cross-validation [5]

8.2 วิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ (Decision Tree) ใช้อัลกอริทึมชนิด J48 ซึ่งพัฒนามาจาก ID3 สามารถใช้ได้กับข้อมูลแบบไม่ต่อเนื่องและแบบต่อเนื่องต่างจาก ID3 ที่ใช้ได้เพียงข้อมูลแบบไม่ต่อเนื่องเท่านั้น [6]

8.3 วิธีโครงข่ายประสาท (Neural Network) ใช้อัลกอริทึมชนิดเพอร์เซปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron) โดยกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) เป็น 0.1, 0.2, 0.3, 0.4 และ 0.5 ค่าโมเมนตัม (Momentum) เป็น 0.5, 0.6, 0.7, 0.8 และ 0.9 จำนวนรอบการสอน (Training Time) 20,000 รอบ การวิจัยครั้งนี้ใช้อัลกอริทึมของวิธีโครงข่ายประสาทชนิดเพอร์เซปตรอนหลายชั้นที่มีชั้นซ่อน (Hidden Layer) 1 ชั้น แม้ว่าโครงสร้างโครงข่ายประสาทที่ซับซ้อนสามารถมีชั้นซ่อนมากกว่า 1 ชั้น แต่ในทางปฏิบัติ การกำหนดชั้นซ่อน 1 ชั้น ก็เพียงพอต่อการวิเคราะห์ข้อมูล [7]

8.4 วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) ใช้อัลกอริทึม SMO ชนิดโพลิโนเมียลเคอร์เนล (Polynomial Kernel) เนื่องจากงานวิจัยที่อ้างอิงจากวาทินี นุ้ยเพียร สมชาย ปราการเจริญ และพยุง มีสัจ [8] ได้ผลว่าวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่ใช้อัลกอริทึมชนิดโพลิโนเมียลเคอร์เนลดีที่สุด

9. ผลการวิจัย

9.1 การทำนายการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิต

การทำนายการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิตจากชุดข้อมูลทดสอบ จำนวน 54 คน โดยวิธีการจำแนกกลุ่มทั้ง 4 วิธี ได้ผลดังนี้

9.1.1 วิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุด

ตารางที่ 9.1 ผลในส่วนของการสรุปผลจากการทำนายการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิต ด้วยวิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุด

Correctly Classified Instances	33	61.1111 %
Incorrectly Classified Instances	21	38.8889 %
Mean absolute error	0.3895	
Root mean squared error	0.6219	
Total Number of Instances	54	

จากตารางที่ 9.1 จากข้อมูลจำนวน 54 คน ทำนายข้อมูลถูกต้องจำนวน 33 คน คิดเป็น 61.1111% และทำนายข้อมูลไม่ถูกต้องจำนวน 21 คน คิดเป็น 38.8889% มีค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) คือ 0.3895 ซึ่งมีค่าค่อนข้างน้อย แสดงว่าค่าที่ทำนายได้ใกล้เคียงกับค่าที่แท้จริงพอสมควร และมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) คือ $(0.6219)^2$ = 0.3868 ซึ่งมีค่าค่อนข้างน้อย แสดงว่าตัวแบบมีความถูกต้องพอสมควร

ตารางที่ 9.2 ผลในส่วนของความถูกต้องของรายละเอียดในแต่ละคำตอบจากการทำนายการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิต ด้วยวิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุด

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0.5	0.269	0.667	0.5	0.571	yes
TN Rate	FN Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0.731	0.5	0.576	0.731	0.644	no

จากตารางที่ 9.2 คำตอบอนุมัติบัตรเครดิต (Class = yes) มีค่าอัตราความถูกต้องเชิงบวก = 0.5 ค่าอัตราความผิดพลาดเชิงบวก = 0.269 ค่าความแม่นยำ = 0.667 ค่าความระลึก = 0.5 และค่าความถ่วงดุล = 0.571 ส่วนคำตอบไม่อนุมัติบัตรเครดิต (Class = no) มีค่าอัตราความถูกต้องเชิงลบ = 0.731 ค่าอัตราความผิดพลาดเชิงลบ = 0.5 ค่าความแม่นยำ = 0.576 ค่าความระลึก = 0.731 และค่าความถ่วงดุล = 0.644

ตารางที่ 9.3 ผลในส่วนของเมตริกซ์ความสับสนจากการทำนายการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิต ด้วยวิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุด

		ผลการจำแนกอนุมัติบัตรเครดิต	
		อนุมัติ	ไม่อนุมัติ
ค่าที่แท้จริง	อนุมัติ	14	14
	ไม่อนุมัติ	7	19

จากตารางที่ 9.3 มีข้อมูล 54 คน ตัวแบบสามารถทำนายข้อมูลได้ถูกต้อง 33 คน โดยมีจำนวนข้อมูลที่จำแนกถูกว่าอนุมัติบัตรเครดิต 14 คน และจำนวนข้อมูลที่จำแนกถูกว่าไม่อนุมัติบัตรเครดิต 19 คน ตัวแบบทำนายข้อมูลไม่ถูกต้อง 21 คน โดยมีจำนวนข้อมูลที่จำแนกผิดว่าอนุมัติบัตรเครดิต ซึ่งค่าที่แท้จริงแล้วไม่อนุมัติบัตรเครดิต 7 คน และจำนวนข้อมูลที่จำแนกผิดว่าไม่อนุมัติบัตรเครดิต ซึ่งค่าที่แท้จริงแล้วอนุมัติบัตรเครดิต 14 คน

9.1.2 วิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ

ตารางที่ 9.4 ผลในส่วนของการสรุปผลจากการทำนายการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิต ด้วยวิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ

Correctly Classified Instances	34	62.963 %
Incorrectly Classified Instances	20	37.037 %
Mean absolute error	0.4456	
Root mean squared error	0.5249	
Total Number of Instances	54	

จากตารางที่ 9.4 โดยจากข้อมูลจำนวน 54 คน ทำนายข้อมูลถูกต้องจำนวน 34 คน คิดเป็น 62.963% และทำนายข้อมูลไม่ถูกต้องจำนวน 20 คน คิดเป็น 37.037% มีค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) คือ 0.4456 ซึ่งมีค่าปานกลาง แสดงว่าค่าที่ทำนายได้ใกล้เคียงกับค่าที่แท้จริงพอสมควร และมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) คือ $(0.5249)^2$ = 0.1446 ซึ่งมีค่าค่อนข้างน้อย แสดงว่าตัวแบบมีความถูกต้องพอสมควร

ตารางที่ 9.5 ผลในส่วนของความถูกต้องของรายละเอียดในแต่ละคำตอบจากการทำนายการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิต ด้วยวิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0.536	0.269	0.682	0.536	0.6	yes
TN Rate	FN Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0.731	0.464	0.594	0.731	0.655	no

จากตารางที่ 9.5 คำตอบอนุมัติบัตรเครดิต (yes) มีค่าอัตราความถูกต้องเชิงบวก = 0.536 ค่าอัตราความผิดพลาดเชิงบวก = 0.269 ค่าความแม่นยำ = 0.682 ค่าความระลึก = 0.536 และค่าความถ่วงดุล = 0.6 ส่วนคำตอบไม่อนุมัติบัตรเครดิต (no) มีค่าอัตราความถูกต้องเชิงลบ = 0.731 ค่าอัตราความผิดพลาดเชิงลบ = 0.464 ค่าความแม่นยำ = 0.594 ค่าความระลึก = 0.731 และค่าความถ่วงดุล = 0.655

ตารางที่ 9.6 ผลในส่วนของเมตริกซ์ความสับสนจากการทำนายการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิต ด้วยวิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ

		ผลการจำแนกอนุมัติบัตรเครดิต	
		อนุมัติ	ไม่อนุมัติ
ค่าที่แท้จริง	อนุมัติ	15	13
	ไม่อนุมัติ	7	19

จากตารางที่ 9.6 มีข้อมูล 54 คน ตัวแบบสามารถทำนายข้อมูลได้ถูกต้อง 34 คน โดยมีจำนวนข้อมูลที่จำแนกถูกว่าอนุมัติบัตรเครดิต 15 คน และจำนวนข้อมูลที่จำแนกถูกว่าไม่อนุมัติบัตรเครดิต 19 คน ตัวแบบทำนายข้อมูลไม่ถูกต้อง 20 คน โดยมีจำนวนข้อมูลที่จำแนกผิดว่าอนุมัติบัตรเครดิต ซึ่งค่าที่แท้จริงแล้วไม่อนุมัติบัตรเครดิต 7 คน และจำนวนข้อมูลที่จำแนกผิดว่าไม่อนุมัติบัตรเครดิต ซึ่งค่าที่แท้จริงแล้วอนุมัติบัตรเครดิต 13 คน

9.1.3 วิธีโครงข่ายประสาท

ตารางที่ 9.7 ผลในส่วนของการสรุปผลจากการทำนายการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิต ด้วยวิธีโครงข่ายประสาท

Correctly Classified Instances	38	70.3704 %
Incorrectly Classified Instances	16	29.6296 %
Mean absolute error	0.3683	
Root mean squared error	0.4387	
Total Number of Instances	54	

จากตารางที่ 9.7 จากข้อมูลจำนวน 54 คน ทำนายข้อมูลถูกต้องจำนวน 38 คน คิดเป็น 70.3704% และทำนายข้อมูลไม่ถูกต้องจำนวน 16 คน คิดเป็น 29.6296% มีค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) คือ 0.3683 ซึ่งมีค่าค่อนข้างน้อย แสดงว่าค่าที่ทำนายได้ใกล้เคียงกับค่าที่แท้จริงพอสมควร และมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) คือ $(0.4387)^2$ = 0.1925 ซึ่งมีค่าค่อนข้างน้อย แสดงว่าตัวแบบมีความถูกต้องพอสมควร

ตารางที่ 9.8 ผลในส่วนของความถูกต้องของรายละเอียดในแต่ละคำตอบจากการทำนายการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิต ด้วยวิธีโครงข่ายประสาท

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0.821	0.423	0.676	0.821	0.742	yes
TN Rate	FN Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0.577	0.179	0.75	0.577	0.652	no

จากตารางที่ 9.8 สำหรับคำตอบอนุมัติบัตรเครดิต (Class = yes) มีค่าอัตราความถูกต้องเชิงบวก = 0.821 ค่าอัตราความผิดพลาดเชิงบวก = 0.423 ค่าความแม่นยำ = 0.676 ค่าความระลึก = 0.821 และค่าความถ่วงดุล = 0.742 ส่วนคำตอบไม่อนุมัติบัตรเครดิต (Class = no) มีค่าอัตราความถูกต้องเชิงลบ = 0.577 ค่าอัตราความผิดพลาดเชิงลบ = 0.179 ค่าความแม่นยำ = 0.75 ค่าความระลึก = 0.577 และค่าความถ่วงดุล = 0.652

ตารางที่ 9.9 ผลในส่วนของเมตริกซ์ความสับสนจากการทำนายการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิต ด้วยวิธีโครงข่ายประสาท

		ผลการจำแนกอนุมัติบัตรเครดิต	
		อนุมัติ	ไม่อนุมัติ
ค่าที่แท้จริง	อนุมัติ	23	5
	ไม่อนุมัติ	11	15

จากตารางที่ 9.9 มีข้อมูล 54 คน ตัวแบบสามารถทำนายข้อมูลได้ถูกต้อง 38 คน โดยมีจำนวนข้อมูลที่จำแนกถูกว่าอนุมัติบัตรเครดิต 23 คน และจำนวนข้อมูลที่จำแนกถูกว่าไม่อนุมัติบัตรเครดิต 15 คน ตัวแบบทำนายข้อมูลไม่ถูกต้อง 16 คน โดยมีจำนวนข้อมูลที่จำแนกผิดว่าอนุมัติบัตรเครดิต ซึ่งค่าที่แท้จริงแล้วไม่อนุมัติบัตรเครดิต 11 คน และจำนวนข้อมูลที่จำแนกผิดว่าไม่อนุมัติบัตรเครดิต ซึ่งค่าที่แท้จริงแล้วอนุมัติบัตรเครดิต 5 คน

9.1.4 วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ตารางที่ 9.10 ผลในส่วนของการสรุปผลจากการทำนายการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิต ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

Correctly Classified Instances	33	61.1111 %
Incorrectly Classified Instances	21	38.8889 %
Mean absolute error	0.3889	
Root mean squared error	0.6236	
Total Number of Instances	54	

จากตารางที่ 9.10 โดยจากข้อมูลจำนวน 54 คน ทำนายข้อมูลถูกต้องจำนวน 33 คน คิดเป็น 61.1111% และทำนายข้อมูลไม่ถูกต้องจำนวน 21 คน คิดเป็น 38.8889% มีค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) คือ 0.3889 ซึ่งมีค่าค่อนข้างน้อย แสดงว่าค่าที่ทำนายได้ใกล้เคียงกับค่าที่แท้จริงพอสมควร และมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) คือ $(0.6236)^2$ = 0.3889 ซึ่งมีค่าค่อนข้างน้อย แสดงว่าตัวแบบมีความถูกต้องพอสมควร

ตารางที่ 9.11 ผลในส่วนของความถูกต้องของรายละเอียดในแต่ละคำตอบจากการทำนายการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิต ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0.536	0.308	0.652	0.536	0.588	yes
TN Rate	FN Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0.692	0.464	0.581	0.692	0.632	no

จากตารางที่ 9.11 คำตอบอนุมัติบัตรเครดิต (yes) มีค่าอัตราความถูกต้องเชิงบวก = 0.536 ค่าอัตราความผิดพลาดเชิงบวก = 0.308 ค่าความแม่นยำ = 0.652 ค่าความระลึก = 0.536 และค่าความถ่วงดุล = 0.614 ส่วนคำตอบไม่อนุมัติ

บัตรเครดิต (no) มีค่าอัตราความถูกต้องเชิงลบ = 0.692 ค่าอัตราความผิดพลาดเชิงลบ = 0.464 ค่าความแม่นยำ = 0.581 ค่าความระลึก = 0.692 และค่าความถ่วงดุล = 0.632

ตารางที่ 9.12 ผลในส่วนของเมตริกซ์ความสับสนจากการทำนายการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิต ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

		ผลการจำแนกอนุมัติบัตรเครดิต	
		อนุมัติ	ไม่อนุมัติ
ค่าที่แท้จริง	อนุมัติ	15	13
	ไม่อนุมัติ	8	18

จากตารางที่ 9.12 มีข้อมูล 54 คน ตัวแบบสามารถทำนายข้อมูลได้ถูกต้อง 33 คน โดยจำแนกถูกว่าอนุมัติบัตรเครดิต 15 คน และจำแนกถูกว่าไม่อนุมัติบัตรเครดิต 18 คน ตัวแบบทำนายข้อมูลไม่ถูกต้อง 21 คน โดยมีจำนวนข้อมูลที่จำแนกผิดว่าอนุมัติบัตรเครดิต ซึ่งค่าที่แท้จริงแล้วไม่อนุมัติบัตรเครดิต 8 คน และจำนวนข้อมูลที่จำแนกผิดว่าไม่อนุมัติบัตรเครดิต ซึ่งค่าที่แท้จริงแล้วอนุมัติบัตรเครดิต 13 คน

9.2 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลของวิธีการจำแนกกลุ่ม

9.2.1 พิจารณาจากค่าความถูกต้อง ค่าอัตราความถูกต้องเชิงบวก ค่าอัตราความถูกต้องเชิงลบ ค่าความแม่นยำ ค่าอัตราความผิดพลาดเชิงบวก ค่าอัตราความผิดพลาดเชิงลบ ค่าความระลึก และค่าความถ่วงดุล

จากการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายของวิธีการจำแนกกลุ่มได้ถูกต้องในการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิต ระหว่างวิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุด วิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ วิธีโครงข่ายประสาท และวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ได้ผลดังนี้

ตารางที่ 9.13 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลของวิธีการจำแนกกลุ่มในการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิตทั้ง 4 วิธี

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนาย	ค่าความถูกต้อง (Accuracy)	ค่าอัตราความถูกต้องเชิงบวก (TP Rate)	ค่าอัตราความถูกต้องเชิงลบ (TN Rate)	ค่าความแม่นยำ (Precision)
วิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุด	61.11%	0.5	**0.731**	0.667
วิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ	62.96%	0.536	**0.731**	**0.682**
วิธีโครงข่ายประสาท	**70.37%**	**0.821**	0.577	0.676
วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	61.11%	0.536	0.692	0.652

ตารางที่ 9.13 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลของวิธีการจำแนกกลุ่มในการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิตทั้ง 4 วิธี (ต่อ)

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนาย	ค่าอัตราความผิดพลาดเชิงบวก (FP Rate)	ค่าอัตราความผิดพลาดเชิงลบ (FN Rate)	ค่าความระลึก (Recall)	ค่าความถ่วงดุล (F-Measure)
วิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุด	**0.269**	0.5	0.5	0.571
วิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ	**0.269**	0.464	0.536	0.6
วิธีโครงข่ายประสาท	0.423	**0.179**	**0.821**	**0.742**
วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	0.308	0.464	0.536	0.588

จากตารางที่ 9.13 พบว่าวิธีโครงข่ายประสาทมีค่าความถูกต้อง ค่าอัตราความถูกต้องเชิงบวก ค่าอัตราความผิดพลาดเชิงลบ ค่าความระลึกและค่าความถ่วงดุลดีที่สุดคือ 70.37%, 0.821, 0.179, 0.821 และ 0.742 ตามลำดับ ส่วนวิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจและวิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุด มีค่าอัตราความถูกต้องเชิงลบและค่าอัตราความผิดพลาดเชิงบวกดีที่สุดคือ 0.731 และ 0.269 ตามลำดับ และวิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจมีค่าความแม่นยำที่ดีที่สุดคือ 0.682 ดังนั้นจากการพิจารณาโดยภาพรวมพบว่าวิธีโครงข่ายประสาทมีประสิทธิภาพในการทำนายผลดีที่สุด

9.2.2 พิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

จากการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิตของธนาคารพาณิชย์ไทย ระหว่างวิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุด วิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ วิธีโครงข่ายประสาท และวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ได้ผลดังตารางที่ 9.14

ตารางที่ 9.14 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลของวิธีการจำแนกกลุ่มในการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิตทั้ง 4 วิธี

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนาย	ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAE)	ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE)
วิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุด	0.3895	0.3868
วิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ	0.4456	0.2755
วิธีโครงข่ายประสาท	**0.3683**	**0.1925**
วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	0.3889	0.3889

จากตารางที่ 9.14 พบว่าวิธีโครงข่ายประสาทมีค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยและความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดคือ 0.3683 และ 0.1925 ตามลำดับ แสดงว่ามีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ดังนั้นวิธีโครงข่ายประสาทมีประสิทธิภาพในการทำนายผลดีที่สุด

10. สรุปผลการวิจัย

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลของวิธีการจำแนกกลุ่ม 4 วิธี ในการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิตได้ผลสรุปดังนี้

1. วิธีโครงข่ายประสาท มีค่าความถูกต้อง ค่าอัตราความถูกต้องเชิงบวก ค่าอัตราความผิดพลาดเชิงลบ ค่าความระลึก ค่าความถ่วงดุล ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย และค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยดีที่สุดคือ 70.37%, 0.821, 0.179, 0.821, 0.742, 0.3683 และ 0.1925 ตามลำดับ

2. วิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ และวิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุดมีค่าอัตราความถูกต้องเชิงลบและค่าอัตราความผิดพลาดเชิงบวกดีที่สุดคือ 0.731 และ 0.269 ตามลำดับ

3. วิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ มีค่าความแม่นยำดีที่สุดคือ 0.682

เนื่องจากวิธีโครงข่ายประสาทมีประสิทธิภาพในการทำนายผลดีที่สุด 7 ใน 10 ค่า ดังนั้นวิธีโครงข่ายประสาทเป็นวิธีที่ดีที่สุด

11. อภิปรายผล

ผลการศึกษาการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลการอนุมัติบัตรเครดิตของธนาคารพาณิชย์ไทยโดยพิจารณาจากค่าความถูกต้อง ค่าอัตราความถูกต้องเชิงบวก ค่าอัตราความถูกต้องเชิงลบ ค่าความแม่นยำ ค่าอัตราความผิดพลาดเชิงบวก ค่าอัตราความผิดพลาดเชิงลบ ค่าความระลึก และค่าความถ่วงดุลพบว่า วิธีโครงข่ายประสาทมีประสิทธิภาพในการทำนายผลดีที่สุด ซึ่งให้ผลสอดคล้องกับงานวิจัยของณัฐวุฒิ ศิริกุลรุ่งโรจน์ และคณะ [3] ที่ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลของวิธีการจำแนกกลุ่ม โดยเลือกใช้วิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุด วิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ วิธีโครงข่ายประสาท และวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยใช้ข้อมูลการตลาดของธนาคาร ข้อมูลการสำรวจรายได้ ข้อมูลการมีชีวิตอยู่รอดของผู้ป่วยที่ได้เข้ารับการผ่าตัดมะเร็งเต้านม ข้อมูลการซื้อรถจักรยาน และข้อมูลโรคเบาหวานของชนพื้นเมืองชาวอเมริกัน โดยแบ่งข้อมูลเป็นชุดสร้างตัวแบบ ชุดทดสอบความถูกต้องของตัวแบบ และชุดทำนายตัวแบบ ในอัตราส่วน 70, 20 และ 10 ตามลำดับ จากการเปรียบเทียบข้อมูลทั้ง 5 ชุด วิธีการจำแนกกลุ่มที่มีประสิทธิภาพในการทำนายผลดีที่สุดสำหรับข้อมูลการตลาดของธนาคาร ข้อมูลการซื้อรถจักรยาน และข้อมูลโรคเบาหวานของชนพื้นเมืองชาวอเมริกัน โดยเปรียบเทียบจากค่าความถูกต้อง ค่าความแม่นยำ ค่าความระลึก ค่าความถ่วงดุล คือ วิธีโครงข่ายประสาท

ส่วนการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายผลการอนุมัติบัตรเครดิตของธนาคารพาณิชย์ไทยโดยพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยและความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยพบว่า วิธีโครงข่ายประสาทมีค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยและความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด ดังนั้นวิธีโครงข่ายประสาทมีประสิทธิภาพในการทำนายผลดีที่สุด ซึ่งให้ผลตรงข้ามกับงานวิจัยของณัฐวุฒิ ศิริกุลรุ่งโรจน์ และคณะ [3] ที่พบว่าวิธีการจำแนกกลุ่มที่มีประสิทธิภาพในการทำนายผลดีที่สุดโดยเปรียบเทียบจากค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย คือ วิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ ซึ่งอาจจะมีความเป็นไปได้เนื่องจากในงานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลเพียงเรื่องเดียวคือ ข้อมูลการอนุมัติบัตรเครดิตของธนาคารพาณิชย์ไทย ถ้าใช้ข้อมูลจำนวนหลายเรื่องและตัวแปรอยู่ในกลุ่มเดียวกันอาจจะให้ผลสอดคล้องกับงานวิจัยของณัฐวุฒิ ศิริกุลรุ่งโรจน์ และคณะ [3] ก็มีความเป็นไปได้

12. ข้อเสนอแนะ

1. ตัวแปรที่นำมาใช้ในการงานวิจัยนี้เป็นเพียงส่วนหนึ่งของการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิตของธนาคารพาณิชย์ไทยเท่านั้น เพื่อให้การทำนายมีประสิทธิภาพมากขึ้น ควรเพิ่มตัวแปรที่เกี่ยวข้องอื่น ๆ อีก

2. เพื่อให้ผลสรุปครอบคลุมกว้างขวางเพิ่มขึ้น ควรจะทำการศึกษาวิธีอื่น ๆ ที่เป็นเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลในการจำแนกกลุ่มเหมือนกัน เช่น วิธีนาอีฟเบย์ (Naïve Bayes Method) และโครงข่ายความเชื่อของเบย์เซียน (Bayesian Belief Network)

เอกสารอ้างอิง

[1] มัณฑิตา สกุลรัตนศักดิ์. 2556. **พฤติกรรมการใช้บริการของผู้ถือบัตรเครดิต บริษัทบัตรกรุงไทย จำกัด (มหาชน) ในเขตกรุงเทพมหานคร.** วิทยานิพนธ์ ปริญญาบริหารธุรกิจมหาบัณฑิต สาขาการเงิน บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศรีปทุม.
Sakulnatanasak, M. 2013. **Usage of Services of Krung Thai Card (Public Company Limited) Holders in Bangkok.** Thesis, Master's Degree in Business, Department of Finance, Graduate School, Sripatum University.

[2] กัมพล กลมรัตน์ธาดา. 2553. **ระบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงิน : การเปรียบเทียบระหว่างวิธีการถดถอยโลจิสติกส์และโครงข่ายประสาทเทียม.** วิทยานิพนธ์. ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
Komratanathada, K. 2010. **A Financial Early Warning System : A Comparison Between Logistic Regression Approach and Neural Networks.** Thesis, Master's Degree in Science, Graduate School, Chulalongkorn University.

[3] ณัฐวุฒิ ศิริกุลรุ่งโรจน์ และคณะ. 2556. **การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทโดยใช้วิธีความใกล้เคียงกันมากที่สุด วิธีแผนภาพต้นไม้เพื่อการตัดสินใจ วิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.** ปัญหาพิเศษ ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาสถิติ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.
Sirikulrungrot, N., et al. 2013. **An Efficiency Comparison of Classification by K-nearest Neighbor, Decision Tree, Neural Network and Support Vector Machine.** Special Problem, Bachelor's Degree in Sciences, Department of Statistics, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang.

[4] อรรณพ ตันติรักษโรจน์ และคณะ. 2554. ปัจจัยที่มีผลต่อคุณสมบัติของบัตรเครดิตของพนักงานในเขตนิคมอุตสาหกรรมอมตะนคร จังหวัดชลบุรี. **วารสารครุศาสตร์อุตสาหกรรม**, 10(3), น.221-235.
Tuntiruksaroj, A., et al. 2011. **Factor of Influencing Property Credit Card of the Persons in Amata Nakorn Industrial Estate, Chonburi.** Journal of Industrial Education, 10(3), p.221-235.

[5] Kumar, V. and Wu, X. 2009. **The Top Ten Algorithms in Data Mining.** Minnesota : CRC Press.

[6] รุจิรา ธรรมสมบัติ. 2554. **ระบบสนับสนุนการตัดสินใจในการเลือกใช้แพคเกจอินเทอร์เน็ตมือถือโดยใช้ต้นไม้ตัดสินใจ.** วิทยานิพนธ์ ปริญญาบริหารธุรกิจมหาบัณฑิต สาขาคอมพิวเตอร์ธุรกิจ บัณฑิตวิทยาลัย วิทยาลัยราชพฤกษ์.
Thammasombut, R. 2011. **Decision Support System for Selection the Mobile Internet Package Using Decision Tree.** Thesis. Master's Degree in Business, Department of Business Computer, Graduate School, Rajapruk College.

[7] Berson, A. and Stephen, J. S. 1997. **Data Warehousing, Data Mining, and OLAP.** New York : John Wiley and Sons.

[8] วาทินี นุ้ยเพียร สมชาย ปราการเจริญ และพยุง มีสัจ. 2553. **การเปรียบเทียบประสิทธิภาพและวิเคราะห์การจำแนกข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน นาอีฟเบย์ และเคเนียรเรสต์เนเบอร์.** วิทยานิพนธ์ ปริญญาเทคโนโลยีสารสนเทศมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.
Nuipian, V., Prackancharoen, S. and Meesad, P. **A Comparative Efficiency and Analysis of Classification by Neural Network, Support Vector Machines, Naïve Bayes and K-Nearest Neighbor.** 2010. Thesis, Master's Degree in Information Technology, Department of Information Technology, College School, King Mongkut's University of Technology North Bangkok.