View metadata, citation and similar papers at core.ac.uk

brought to you by CORE

provided by Research Papers in Economics

การวิเคราะห์แบบจำลองคะแนนสินเชื่อสำหรับตลาดการเงินในชนบทไทย

วิศิษฐ์ ลิ้มสมบุญชัย*

ARE Working Paper
No. 2550/1

(June 2007)

* ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ประจำภาควิชาเศรษฐศาสตร์เกษตรและทรัพยากร คณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ จตุจักร กรุงเทพฯ 10900 Tel: (+66) 2942 8649 to 51 Fax: (+66) 2942 8047 Email: fecovil@ku.ac.th

Agricultural and Resource Economics (ARE) Working Paper is a peer-review work. It is aimed at disseminating academic writing of the staff members and students of the Department Agricultural and Resource Economics in the fields of agricultural economics, agribusiness, and natural resource and environmental economics.

Copyright © 2007 by the Department of Agricultural and Resource Economics, and the author(s).

All rights reserved. No part of this ***ARE Working Paper*** may be used or reproduced in any manner without the written permission of the Department of Agricultural and Resource Economics, Faculty of Economics, Kasetsart University, except in the case of quotations embodied in articles and reviews.

Department of Agricultural and Resource Economics
Faculty of Economics, Kasetsart University
Jatujak, Bangkok, 10900, Thailand
Tel: (+66) 2942 8649 to 51
Fax: (+66) 2942 8047
Email: feco-are@ku.ac.th
http://agri.eco.ac.th

วิศิษฐ์ ลิ้มสมบุญชัย. 2550. การวิเคราะห์แบบจำลองคะแนนสินเชื่อสำหรับตลาดการเงินในชนบทไทย. *ARE Working Paper No. 2550/1.* ภาควิชาเศรษฐศาสตร์เกษตรและทรัพยากร คณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์: กรุงเทพฯ.

Visit Limsombunchai. 2007. An Analysis of Credit Scoring Model for Rural Financial Market in Thailand. *ARE Working Paper No. 2550/1.* Department of Agricultural and Resource Economics, Faculty of Economics, Kasetsart University, Bangkok. (in Thai)

ISSN 1905-6494

ราคา 100 บาท

The responsibility for the text rests entirely with the author(s). The views expressed are those of the author(s) and not necessarily those of the Department.

บทคัดย่อ

ผลการอำนวยสินเชื่อ (Loan Contracts Performance) เป็นตัวกำหนดผลกำไรและความมั่นคงของสถาบันการเงิน การคัดกรองใบคำร้องเพื่อขอสินเชื่อถือเป็นกระบวนการสำคัญในการลดความเสี่ยงของการปล่อยสินเชื่อ ดังนั้นวัตถุประสงค์ของการศึกษาครั้งนี้ก็เพื่อพัฒนาแบบจำลองคะแนนสินเชื่อ (Credit Scoring Model) สำหรับตลาดการเงินในชนบทไทย ผลของการศึกษาแสดงให้เห็นว่า มูลค่าทรัพย์สิน อัตราส่วนการหมุนเวียนของทุน และระยะเวลาของความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้ เป็นปัจจัยสำคัญที่กำหนดค่าความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ที่ดีของสินเชื่อในภาคการเกษตร ขณะที่อัตราผลตอบแทนต่อทุนและอัตราส่วนการหมุนเวียนของทุน เป็นปัจจัยสำคัญที่กำหนดค่าความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ดีของสินเชื่อนอกภาคการเกษตร การศึกษานี้สนับสนุนการใช้แบบจำลอง Probabilistic Neural Network (PNN) ในการจำแนกหนี้ดีและหนี้ที่มีปัญหา เนื่องจากพบว่าแบบจำลอง PNN สามารถตรวจพบหนี้ที่มีปัญหาได้ดีกว่าแบบจำลอง Logit และ Artificial Neural Network (ANN) และให้ค่าความสูญเสียคาดหมายจากการจำแนกผิดพลาดต่ำสุด

คำสำคัญ: แบบจำลองคะแนนสินเชื่อ ตลาดการเงินในชนบท

Abstract

Loan contracts performance determines the profitability and stability of the financial institutions. The screening process of the loan applications is a key process in minimizing credit risk. Thus, the purpose of this research is to develop credit scoring model for rural financial market in Thailand. The results verify the important of asset value, capital turnover ratio, and the duration of bank-borrower relationship as important factors in determining the probability of a good loan in agricultural lending, whereas return on asset and capital turnover ratio are key factors in determining the probability of a good loan in non-agricultural lending. The study supports the use of Probabilistic Neural Network (PNN) in classifying good and bad loans. It is found that the PNN can detect a bad loan more accurately than Logit and Artificial Neural Network (ANN) models, and it gives the lowest misclassification costs.

Keywords: Credit Scoring, Rural Financial Market

1. บทนำ

เนื่องจากผลของการอำนวยสินเชื่อ (Loan Contracts Performance) นั้นมีผลโดยตรงต่อฐานะทางการเงินของสถาบันการเงิน ดังนั้นผลของการอำนวยสินเชื่อจึงไม่เพียงแต่บ่งชี้ถึงความสามารถในการทำกำไร แต่ยังแสดงให้เห็นถึงความมีเสถียรภาพของสถาบันการเงินอีกด้วย การคัดกรองใบคำร้องเพื่อขอสินเชื่อถือเป็นขั้นตอนสำคัญขั้นตอนหนึ่งในการลดความเสี่ยงของเครดิตจากการปล่อยสินเชื่อ (Credit Risk) ก่อนที่จะมีการอนุมัติสินเชื่อจึงควรที่จะมีการวิเคราะห์สินเชื่อ (Credit Analysis) ทั้งนี้ลูกหนี้ที่ดี (หรือลูกหนี้ที่มีความเสี่ยงของเครดิตต่ำ) ควรจะได้รับการพิจารณาให้ได้รับสินเชื่อ ในขณะที่ลูกหนี้ที่มีปัญหา (หรือลูกหนี้ที่มีความเสี่ยงของเครดิตสูง) ควรที่จะถูกปฏิเสธการใช้สินเชื่อ

การวิเคราะห์สินเชื่อถือได้ว่าเป็นขั้นตอนแรกในการลดความเสี่ยงของเครดิตจากการปล่อยสินเชื่อ การวิเคราะห์สินเชื่อเกี่ยวข้องกับการตรวจสอบและประเมินฐานะทางการเงินของผู้ขอกู้ยืมทั้งในอดีตและปัจจุบัน รวมทั้งเพื่อประเมินถึงความเสี่ยงหรือโอกาสที่จะได้รับการชำระคืนทั้งเงินต้นและดอกเบี้ยว่ามีมากน้อยเพียงใด ตลอดจนเพื่อลดความเสี่ยงที่จะไม่ได้รับการชำระคืนหนี้ให้อยู่ในระดับที่สามารถยอมรับได้ (Plata and Nartea, 1998) โดยทั่วไปการวิเคราะห์และการประเมินความเสี่ยงของสินเชื่อดังกล่าว จะขึ้นอยู่กับดุลยพินิจและวิจารณญาณของเจ้าหน้าที่สินเชื่อผู้ที่ทำการประเมินเป็นหลัก การประเมินจึงขึ้นอยู่กับระดับของความรู้และประสบการณ์ของผู้ประเมินเป็นสำคัญ ส่งผลให้การประเมินไม่มีประสิทธิภาพเท่าที่ควร รวมทั้งไม่มีรูปแบบและวิธีการประเมินที่ชัดเจน ทำให้ยากแก่การควบคุมและตรวจสอบ (Lewis, 1992; Crook, 1996; Glassman and Wilkins, 1997)

การปรับเปลี่ยนรูปแบบและวิธีการประเมินความเสี่ยงของสินเชื่อ โดยการใช้ข้อมูลที่เกี่ยวกับฐานะทางการเงินและข้อมูลอื่นๆ ที่เกี่ยวข้องกับผู้กู้ ประกอบกับการวิเคราะห์ข้อมูลในเชิงสถิติที่สลับซับซ้อน ถือเป็นผลพวงที่เกิดขึ้นจากความก้าวหน้าของเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์ “แบบจำลองคะแนนสินเชื่อ” หรือ “Credit Scoring Model” เป็นเครื่องมือทาง

สถิติชนิดหนึ่งที่ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อใช้ในการประเมินความเสี่ยงของสินเชื่อ ซึ่งช่วยให้การตัดสินใจปล่อยเงินกู้เป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น รวมทั้งทำให้มีรูปแบบ วิธีการ และเกณฑ์การตัดสินใจที่แน่นอนขึ้น นอกจากนี้ แบบจำลองคะแนนสินเชื่อยังช่วยในการกำหนดปริมาณเงินให้กู้ยืม อัตราดอกเบี้ย รวมถึงสามารถช่วยในการบริหารและจัดการความเสี่ยงของสินเชื่อได้อีกด้วย (Turvey and Brown, 1990) ปัจจุบันแบบจำลองคะแนนสินเชื่อได้ถูกนำมาใช้อย่างกว้างในการพิจารณาให้สินเชื่อเพื่อการบริโภค ยกตัวอย่างเช่น ในการพิจารณาอนุมัติบัตรเครดิต และการพิจารณาให้สินเชื่อเช่าซื้อสินค้าต่างๆ (Mester, 1997) อย่างไรตาม การใช้แบบจำลองคะแนนสินเชื่อยังไม่เป็นที่นิยมมากนักในการพิจารณาอนุมัติสินเชื่อทางธุรกิจ โดยเฉพาะอย่างยิ่งกับการพิจารณาสินเชื่อสำหรับตลาดการเงินในภาคชนบท เนื่องจากการมีรูปแบบและประเภทของธุรกิจที่หลากหลาย การกำหนดเกณฑ์มาตรฐานในการพิจารณาให้สินเชื่อจึงเป็นสิ่งที่กระทำได้ค่อนข้างยาก

ดังนั้น ในการศึกษาวิจัยครั้งนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองคะแนนสินเชื่อสำหรับตลาดการเงินในภาคชนบทของไทย ทั้งสินเชื่อเกษตรและสินเชื่อนอกภาคการเกษตร โดยคาดหวังว่าแบบจำลองดังกล่าวจะสามารถถูกนำไปพัฒนาต่อยอด เพื่อใช้เป็นเครื่องมือที่จะช่วยสนับสนุนการพิจารณาสินเชื่อของเจ้าหน้าที่สินเชื่อให้เป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพและเป็นรูปธรรมเพิ่มมากยิ่งขึ้น การศึกษานี้มิได้มีวัตถุประสงค์ที่จะเสนอการใช้แบบจำลองคะแนนสินเชื่อทดแทนการพิจารณาสินเชื่อโดยเจ้าหน้าที่สินเชื่อแต่อย่างใด

แบบจำลองที่ใช้เพื่อพัฒนาแบบจำลองคะแนนสินเชื่อในการศึกษาครั้งนี้ ประกอบด้วย 1) แบบจำลองโลจิต (Logit Model: Logit) ซึ่งเป็นแบบจำลองพื้นฐานทางเศรษฐมิติที่มีการใช้กันอย่างกว้างขวางสำหรับการจำแนกทางเลือก 2 ทางเลือก โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการสร้างแบบจำลองคะแนนสินเชื่อ 2) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network Model: ANN) แบบจำลองนี้เป็นแบบจำลองซึ่งจำลองรูปแบบการทำงานของระบบเซลล์ประสาท และได้เริ่มมีการนำเอาแบบจำลองนี้มาประยุกต์ใช้กับการสร้างและ

การพัฒนาแบบจำลองคะแนนสินเชื่อ โดยคาดหวังว่าจะเป็นอีกหนึ่งวิธีการทางเลือก และ 3) แบบจำลองโครงข่ายประสาทความน่าจะเป็น (Probabilistic Neural Network: PNN) ซึ่งถือเป็นรูปแบบหนึ่งของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) แต่มีลักษณะเฉพาะคือเป็นแบบจำลองเพื่อการจำแนกประเภท (Classification Network) พร้อมทั้งศึกษาเปรียบเทียบความสามารถในการพยากรณ์ของทั้ง 3 แบบจำลอง หัวข้อต่อจากนี้อธิบายถึงแนวคิดและวิธีการสร้างแบบจำลองคะแนนสินเชื่อ จากนั้นอธิบายถึงข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษาและวิธีการวิเคราะห์ข้อมูล ผลของการศึกษาและสรุปตามลำดับ

2. แบบจำลองคะแนนสินเชื่อ

การพัฒนาแบบจำลองคะแนนสินเชื่อ (Credit Scoring Model) สามารถกระทำได้โดยการเก็บรวบรวมข้อมูลการให้สินเชื่อในอดีตจำนวนมากในประเภทหรือชนิดของสินเชื่อแบบเดียวกัน ซึ่งข้อมูลชุดดังกล่าวจะต้องประกอบไปด้วยหนี้ที่ดี (Good Loan: GL) และหนี้ที่มีปัญหา (Bad Loan: BL) โดยอาศัยหลักการทางสถิติในเรื่องของทฤษฎีความน่าจะเป็น คุณลักษณะที่ทำให้เกิดความแตกต่างกันระหว่างลูกหนี้ที่ดีและลูกหนี้ที่มีปัญหา จะถูกนำไปคำนวณเป็นคะแนนที่แสดงให้เห็นถึงระดับความเสี่ยงของการให้สินเชื่อแก่ผู้กู้แต่ละราย หรือค่าความน่าจะเป็นที่จะเป็นหนี้ที่ดีหรือหนี้ที่มีปัญหา (Crook, 1996)

ข้อมูลในอดีตเกี่ยวกับการใช้สินเชื่อและข้อมูลอื่นๆ ที่เกี่ยวข้องกับความสามารถในการชำระหนี้คืนของผู้กู้ โดยปกติจะเป็นข้อมูลที่ผู้กู้ยื่นแสดงต่อสถาบันการเงินหรือผู้ให้กู้จะถูกนำไปวิเคราะห์และประมวลผลด้วยระบบคอมพิวเตอร์ ซึ่งแบบจำลองคะแนนสินเชื่อที่ถูกพัฒนาขึ้นสามารถนำมาใช้ เพื่อคาดการณ์ความเป็นได้ที่ผู้กู้จะผิดนัดในการชำระหนี้หรือเป็นหนี้ที่มีปัญหา ทั้งนี้โดยอาศัยข้อมูลและพฤติกรรมในอดีตของผู้กู้ในสินเชื่อประเภทและชนิดเดียวกัน แบบจำลองคะแนนสินเชื่อที่ดีจะให้ค่าคะแนนที่สูงต่อหนี้ที่ดี และให้ค่าคะแนนที่ต่ำกับหนี้ที่คาดว่าน่าจะมีปัญหาในอนาคต ทั้งนี้คะแนนสินเชื่อที่ผู้กู้ได้รับอาจจะ

ถูกนำมาเทียบกับค่ามาตรฐาน ซึ่งใช้เป็นเกณฑ์ในการพิจารณาอนุมัติหรือปฏิเสธการให้สินเชื่อ

การพัฒนาแบบจำลองคะแนนสินเชื่อให้ได้ดี จำเป็นอย่างยิ่งที่จะต้องมีข้อมูลในอดีตที่มากพอ เพื่อที่จะสะท้อนให้เห็นถึงผลของการอำนวยสินเชื่อในทุกๆ ช่วงของสภาวะเศรษฐกิจ อย่างไรก็ดี ไม่มีแบบจำลองคะแนนสินเชื่อใดที่มีความสมบูรณ์แบบ และสามารถใช้คาดการณ์ความเสี่ยงของเครดิตจากการปล่อยสินเชื่อได้อย่างสมบูรณ์ เนื่องจากความเป็นพลวัต (Dynamic) ของระบบเศรษฐกิจ ความหลากหลายของประเภทและรูปแบบทางธุรกิจ ประกอบกับการมีปัจจัยทั้งทางด้านเศรษฐกิจและสังคมจำนวนมากที่สามารถเข้ามามีผลต่อความเสี่ยงของเครดิตได้

2.1 ตัวแปรที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง

ทั้งในทางทฤษฎีและในทางปฏิบัติ ตัวแปรหรือปัจจัยต่างๆ ที่มีความสัมพันธ์กับความเสี่ยงในการผิดนัดชำระหนี้ของผู้กู้ สามารถถูกนำมาใช้ในการพัฒนาแบบจำลองคะแนนสินเชื่อได้ทั้งสิ้น Lewis (1992) เสนอแนะว่า ในการเลือกตัวแปรมาใช้ในแบบจำลองคะแนนสินเชื่อนั้น ไม่จำเป็นที่จะต้องหาเหตุผลมาสนับสนุนว่าตัวแปรใดเหมาะสม ถ้าหากว่าตัวแปรนั้นสามารถทำให้แบบจำลองมีความสมบูรณ์มากขึ้น ตัวแปรเหล่านั้นก็สมควรถูกนำเข้ามาใส่ไว้ในแบบจำลอง อย่างไรก็ตาม ตัวแปรบางชนิดก็อาจไม่มีความเหมาะสมที่จะนำมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง เนื่องจากในทางกฎหมายอาจถือว่าได้เป็นการเลือกปฏิบัติ (Discrimination) เช่น ปัจจัยในเรื่องเพศ เชื้อชาติ และศาสนา เป็นต้น ในขณะที่ตัวแปรบางชนิดอาจไม่เป็นที่ยอมรับในทางสังคมและวัฒนธรรมหากมีการนำมาใช้ อาทิ ประวัติทางการแพทย์ หรือ ประวัติอาชญากรรม เป็นต้น

ตัวแปรที่สำคัญซึ่งมักถูกนำมาใช้ในการสร้างแบบจำลองคะแนนสินเชื่อ คือ ตัวแปรที่สามารถสะท้อนให้เห็นถึงฐานะทางการเงินของผู้กู้ในด้านต่างๆ เช่น สภาพคล่อง

(Liquidity)[1] ความสามารถในการทำกำไร (Profitability)[2] ความสามารถในการเป็นหนี้ (Solvency)[3] ความมีประสิทธิภาพ (Efficiency)[4] และความสามารถในการชำระหนี้คืน (Repayment Capacity)[5] ยกตัวอย่างเช่น Miller and LaDue (1989) ใช้ตัวแปรที่แสดงถึงความสามารถในการทำกำไร ความสามารถในการเป็นหนี้ และความมีประสิทธิภาพ ในการสร้างแบบจำลองเพื่อประเมินความเสี่ยงในการให้กู้ยืมแก่เกษตรกรผู้เลี้ยงโคนมใน New York หรือ Turvey and Brown (1990) ได้ใช้ตัวแปรที่แสดงถึง สภาพคล่อง ความสามารถในการทำกำไร ความสามารถในการเป็นหนี้ ความมีประสิทธิภาพ และความสามารถในการชำระหนี้คืน ในการพัฒนาแบบจำลองคะแนนสินเชื่อให้กับ Canada's Farm Credit Corporation ในขณะที่ Barney et al. (1999) ได้ใช้ตัวแปรเหล่านี้ในการคาดการณ์การผิดนัดชำระหนี้ของเกษตรกรในสหรัฐอเมริกา ซึ่งตัวแปรต่างๆ เหล่านี้สามารถคำนวณได้จากข้อมูลในงบการเงินของผู้กู้

นอกจากนี้ ผู้ให้กู้ยังอาจจะนำข้อมูลส่วนบุคคลของผู้กู้ ข้อมูลที่เกี่ยวกับชนิดและประเภทของการลงทุน รวมถึงข้อมูลทางภูมิศาสตร์ และข้อมูลอื่นๆ มาใช้ประกอบกับข้อมูลทางการเงินเพื่อสร้างแบบจำลองคะแนนสินเชื่อได้ ทั้งนี้ Petersen and Rajan (1994) และ Berger and Udell (1995) พบว่า ความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้มีผลต่อการพิจารณาให้สินเชื่อ ดังนั้นจึงมีความเป็นได้ที่ความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้จะมีผลต่อการพิจารณา

---

[1] ตัวอย่างเช่น อัตราส่วนหมุนเวียน (Current Ratio) อัตราส่วนหมุนเวียนเร็ว (Quick Ratio) และทุนหมุนเวียนสุทธิ (Net Working Capital)

[2] ตัวอย่างเช่น อัตราผลตอบแทนต่อทรัพย์สิน (Return on Assets) และอัตราผลต่อแทนต่อทุน (Return on Equity)

[3] ตัวอย่างเช่น อัตราส่วนแห่งหนี้(Leverage Ratio) และอัตราส่วนหนี้สิ้นต่อทุน (Debt-to-Equity Ratio)

[4] ตัวอย่างเช่น อัตราส่วนรวมยอด (Gross Ratio) และอัตราส่วนหมุนเวียนของทุน (Capital Turnover Ratio)

[5] ตัวอย่างเช่น อัตราส่วนดอกเบี้ยจ่าย (Interest Expense Ratio) อัตราส่วนความสามารถในการชำระคืนดอกเบี้ย (Interest Coverage Ratio) และอัตราส่วนการชำระคืนหนี้ (Debt Repayment Ratio)

สินเชื่อและคะแนนสินเชื่อด้วยเช่นกัน กล่าวคือ ผู้กู้ที่มีความใกล้ชิดสนิทสนมกับผู้ให้กู้ น่าที่จะมีโอกาสที่จะได้รับการพิจารณาอนุมัติสินเชื่อเพิ่มมากขึ้น

2.2 วิธีการประมาณค่าแบบจำลอง

สำหรับขบวนการและวิธีการทางสถิติที่สามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการพัฒนาแบบจำลองคะแนนสินเชื่อได้ก็คือ Discriminant Analysis (ดู Dunn and Frey, 1976, Turvey, 1991 และ Altman et al., 1994) แบบจำลองความน่าจะเป็นแบบเส้นตรง (Linear Probability Model) (ดู Turvey, 1991 และ Barney et al., 1999) แบบจำลองโลจิต (Logit Model) (ดู Turvey and Brown, 1990, Turvey, 1991, Altman et al., 1994, Turvey and Weersink, 1997 และ Lee and Jung, 1999) และแบบจำลองโพรบิต (Probit Model) (ดู Lufburrow et al., 1984 และ Turvey, 1991) ซึ่งจากการตรวจสอบเอกสารพบว่าแบบจำลองโลจิต ถูกนำมาใช้แพร่หลายในการพัฒนาแบบจำลองคะแนนสินเชื่อ เนื่องจากเป็นแบบจำลองที่ไม่ยุ่งยากซับซ้อน และเป็นแบบจำลองที่ง่ายต่อความเข้าใจ นอกจากนี้ ผลการศึกษาของ Turvey (1991) ยังแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองโลจิตสามารถนำมาใช้คาดการณ์ความเสี่ยงของเครดิตจากการปล่อยสินเชื่อได้ดีกว่าแบบจำลองอื่นๆ ที่กล่าวมาข้างต้น อย่างไรก็ตาม เมื่อไม่นานมานี้ได้มีผู้นำเอาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม หรือ Artificial Neural Network Model (ANN) มาประยุกต์ใช้เพื่อที่จะเป็นอีกหนึ่งทางเลือกสำหรับการสร้างและพัฒนาแบบจำลองคะแนนสินเชื่อด้วยเช่นกัน (ดู Lee and Jung, 1999, Barney et al., 1999 และ Wu and Wang, 2000)

3. ข้อมูลและการวิเคราะห์ข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ได้รับความอนุเคราะห์จาก ธนาคารเพื่อการเกษตรและสหกรณ์การเกษตร หรือ ธ.ก.ส. ซึ่งถือว่าเป็นแหล่งเงินทุนที่มีความสำคัญอย่างมากต่อภาคชนบทของประเทศไทย โดยข้อมูลที่นำมาศึกษาเป็นข้อมูลการให้สินเชื่อแก่เกษตรกรเป็น

รายบุคคลและเป็นสินเชื่อปกติ (ไม่รวมการให้สินเชื่อของโครงการพิเศษต่างๆ) ในช่วงระหว่างปี 2544 – 2546 รวมทั้งสิ้น 18,310 ตัวอย่าง ซึ่งได้ทำการเรียกข้อมูลขึ้นมาจากฐานข้อมูล "Credit B.P.R." (Credit Business Process Reengineering Database)[6] ของทางธนาคารในช่วงเดือนมิถุนายน ปี 2547

ทั้งนี้ข้อมูลชุดดังกล่าวครอบคลุมพื้นที่การให้บริการประมาณ 99 ถึง 136 สาขา ใน 17 จังหวัดทั่วประเทศไทย โดยในแต่ละภาคจะมีจังหวัดที่ตกเป็นตัวอย่างประมาณ 3-5 จังหวัด ซึ่งข้อมูลชุดนี้สามารถแบ่งเป็น 2 ส่วน คือ 1) การให้สินเชื่อทางด้านการเกษตร จำนวน 16,560 ตัวอย่าง (แบ่งเป็นหนี้ดี 14,383 ตัวอย่าง และหนี้ที่มีปัญหา 2,177 ตัวอย่าง) และ 2) การให้สินเชื่อนอกภาคการเกษตร จำนวน 1,750 ตัวอย่าง[7] (แบ่งเป็นหนี้ดี 1,391 ตัวอย่าง และหนี้ที่มีปัญหา 359 ตัวอย่าง) อย่างไรก็ตาม เนื่องจากไม่มีข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับทรัพย์สินหมุนเวียน หนี้สิ้นหมุนเวียน และการชำระหนี้คืนหนี้ของลูกหนี้ ในฐานข้อมูล "Credit B.P.R." ดังนั้นในการศึกษาครั้งนี้จึงไม่มีตัวแปรที่สามารถสะท้อนให้เห็นถึงสภาพคล่องและความสามารถในการชำระคืนหนี้ของผู้กู้

3.1 แบบจำลองโลจิต (Logit Model)

สมมติให้ความน่าจะเป็นของหนี้ที่ดีมีลักษณะการกระจายแบบ Logistic และเป็นฟังก์ชั่นของคุณลักษณะของผู้กู้ (Borrower's Characteristics) ตัวแปรซึ่งสะท้อนถึงความเสี่ยงของเครดิต (Credit Risk Proxies) ตัวชี้วัดความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้ (Relationship Indicators) และตัวแปรหุ่น (Dummy Variables) ดังสมการที่ 1

---

[6] ธ.ก.ส. ได้เริ่มต้นใช้ฐานข้อมูล "Credit B.P.R." ในปี 2539 ซึ่งในช่วงแรกมีเพียง 40 สาขาเท่านั้นที่เชื่อมต่อเข้ากับระบบ และหลังจากนั้นก็ได้มีการเพิ่มจำนวนสาขาที่เชื่อมต่อเข้ากับระบบมากขึ้นเป็นลำดับ โดยในปี 2546 มีสาขาที่เชื่อมต่อเข้ากับระบบประมาณ 250 สาขา

[7] ภายใต้ พ.ร.บ. ธนาคารเพื่อการเกษตรและสหกรณ์การเกษตร ปี พ.ศ. 2542 ธ.ก.ส. สามารถให้สินเชื่อนอกภาคการเกษตรแก่เกษตรกรที่เป็นสมาชิกของ ธ.ก.ส. ได้

$$P_i = E\left(Y_i = 1 \middle| X_{ij}\right) = \frac{1}{1+e^{-Z_i}} = \frac{1}{1+e^{-\left(\alpha+\sum_j \beta_j X_{ij}+\varepsilon_i\right)}} \quad (1)$$

โดยที่ P_i คือ ค่าประมาณการความน่าจะเป็นของหนี้ดี (ค่า P_i สูงแสดงถึงความเสี่ยงของการผิดนัดชำระหนี้ต่ำ)

Y_i มีค่าเป็น 1 ถ้าหนี้สินได้รับการชำระคืนตรงตามกำหนด (หนี้ดี) และเป็น 0 ถ้ามีการผิดนัดชำระหนี้เกิดขึ้น (หนี้มีปัญหา)

$$Z_i = \alpha + \sum_j \beta_j X_{ij} + \varepsilon_i$$

X_{ij} คือ คุณลักษณะของผู้กู้ ตัวแปรซึ่งสะท้อนถึงความเสี่ยงของเครดิตจากการปล่อยสินเชื่อ ตัวชี้วัดความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้ และตัวแปรหุ่น

ε_i คือ ค่าความคาดเคลื่อน (Error Term)

สมการที่ 1 แสดงถึงฟังก์ชั่นการกระจายแบบสะสมของ Logistic (Cumulative Logistic Distribution Function) ถ้า P_i คือ ค่าความน่าจะเป็นของหนี้ดี ดังนั้นค่าความน่าจะเป็นของหนี้ที่มีปัญหา (1-P_i) สามารถแสดงได้ดังสมการที่ 2

$$1 - P_i = \frac{1}{1+e^{Z_i}} \quad (2)$$

ค่าสัดส่วนระหว่าง P_i และ (1 - P_i) แสดงดังสมการที่ 3

$$\frac{P_i}{(1-P_i)} = \frac{1+e^{Z_i}}{1+e^{-Z_i}} = e^{Z_i} \quad (3)$$

จากสมการที่ 3 เมื่อใส่ค่า Natural Logarithm ทั้งสองข้าง ได้ผลลัพธ์ดังสมการที่ 4

$$Z_i = \ln\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = \alpha + \sum_j \beta_j X_{ij} + \varepsilon_i \quad (4)$$

ทั้งนี้สมการที่ 4 สามารถถูกประมาณการได้โดยวิธี Maximum Likelihood Estimation โดยที่ Likelihood Function (L) แสดงได้ดังสมการที่ 5 (Maddala, 2001)

$$L = \prod_{Y_i=1} P_i \prod_{Y_i=0} (1-P_i) \quad (5)$$

สำหรับคุณลักษณะของผู้กู้ประกอบไปด้วย มูลค่าของทรัพย์สิน (Asset) อายุของผู้กู้ (Age) และระดับการศึกษา (Education) มีค่าเท่ากับ 0 ถ้าผู้กู้มีการศึกษาต่ำกว่าชั้นประถมปีที่ 6 และเป็น 1 ถ้าสูงกว่า

ตัวแปรซึ่งสะท้อนถึงความเสี่ยงของเครดิตจากการปล่อยสินเชื่อประกอบด้วย มูลค่าหลักทรัพย์ค้ำประกัน (Collateral) อัตราผลตอบแทนต่อทรัพย์สิน (Return on Asset) ซึ่งคำนวณได้จากรายได้สุทธิหารด้วยทรัพย์สินรวม อัตราส่วนแห่งหนี้ (Leverage Ratio) คำนวณจากหนี้สินรวมหารด้วยทรัพย์สินรวม และอัตราส่วนหมุนเวียนของทุน (Capital Turnover Ratio) คำนวณจากรายได้รวมหารด้วยทรัพย์สินรวม

ตัวชี้วัดความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้ประกอบด้วย การกู้ยืมจากแหล่งทุนอื่น (Borrowing from Other) มีค่าเท่ากับ 0 ถ้ากู้จาก ธ.ก.ส. เพียงแหล่งเดียว และเป็น 1 ถ้ากู้ยืมจากแหล่งอื่นๆ ด้วย และระยะเวลาของความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้ (Duration) เป็นจำนวนปีที่เป็นลูกค้า ธ.ก.ส.

ตัวแปรหุ่นประกอบด้วย ตัวแปรหุ่นของจังหวัด (Province) โดยข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาครอบคลุมพื้นที่ 17 จังหวัด ตัวแปรหุ่นของชนิดฟาร์ม (Farm Type) แบ่งออกเป็น 4 กลุ่ม คือ พืชไร่ พืชสวนและการปลูกผัก ปศุสัตว์และประมง และอื่นๆ ตัวแปรหุ่นของประเภทสินเชื่อ (Loan Type) แบ่งออกเป็นสินเชื่อเพื่อใช้เป็นเงินทุนหมุนเวียน หนี้สินระยะสั้น หนี้สินระยะปานกลาง และหนี้สินระยะยาว ตัวแปรหุ่นของขนาดสินเชื่อ (Loan Size) แบ่งออกเป็นสินเชื่อขนาดเล็ก สินเชื่อขนาดกลาง และสินเชื่อขนาดใหญ่ และตัวแปรหุ่นของปีที่ให้กู้ยืม (Lending Year) ข้อมูลที่ใช้ครอบคลุมปี 2544 – 2546

ทั้งนี้คาดว่า ตัวแปรโดยส่วนใหญ่จะมีความสัมพันธ์ในทางบวกกับค่าความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ที่ดี ยกเว้นตัวแปรอัตราส่วนแห่งหนี้และการกู้ยืมจากแหล่งทุนอื่น สำหรับตัวแปรหุ่นต่างๆ ถูกนำมาใช้เพื่ออธิบายถึงผลกระทบเชิงระบบ (Systematic Effect) อันเกิดจากประเภทของผู้กู้ยืมและประเภทของสัญญาการกู้ยืม ซึ่งคาดว่าการกู้ยืมเพื่อใช้ในการ

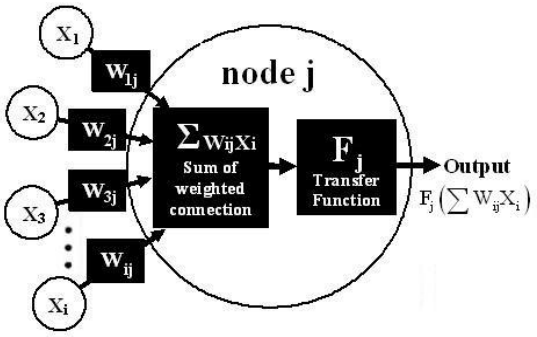
เพาะปลูกพืชไร่มักจะเป็นหนี้สินระยะสั้นและเป็นสินเชื่อขนาดเล็ก ค่าความน่าจะเป็นในการเป็นหนี้ที่ดีน่าจะสูงกว่าการกู้ยืมเพื่อการทำสวนหรือฟาร์มปศุสัตว์ ซึ่งมักเป็นหนี้สินระยะยาวและเป็นสินเชื่อขนาดใหญ่

3.2 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN)

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเป็นการจำลองระบบการทำงานของเซลล์ประสาทในสมอง ซึ่งมีลักษณะการประมวลผลแบบคู่ขนานของเซลล์ประสาทที่เชื่อมต่อกันจำนวนมาก โดยแต่ละหน่วยประมวลผล (เซลล์ หรือ Node) ประกอบไปด้วย กลุ่มของข้อมูลนำเข้า ซึ่งเป็นข้อมูลที่ได้รับมาจากหน่วยประมวลผลอื่นๆ กลุ่มของค่าน้ำหนักสำหรับข้อมูลนำเข้าแต่ละตัว และฟังก์ชั่นการแปรเปลี่ยน (Transfer Function) โครงสร้างแบบจำลองแสดงได้ดังภาพที่ 1 ซึ่งผลลัพธ์จากหน่วยประมวลผล j (Node j) หรือ U_j เกิดจากการใช้ฟังก์ชั่นการแปรเปลี่ยน (F_j) กับค่าผลรวมของข้อมูลเข้า (X_i) คูณด้วยค่าน้ำหนักสำหรับการเชื่อมต่อระหว่างหน่วยประมวลผล j กับข้อมูลนำเข้าที่ i (W_{ij}) (สมการที่ 6)

$$U_j = F_j\left(\sum W_{ij}X_i\right) \qquad (6)$$

โดยที่ F_j คือ ฟังก์ชั่นการแปรเปลี่ยน ซึ่งมีได้หลายรูปแบบ เช่น ฟังก์ชั่นแบบเส้นตรง (Linear Functions) ฟังก์ชั่นขีดจำกัดแบบเส้นตรง (Linear Threshold Functions) ฟังก์ชั่นแบบขั้นบันได (Step Functions) ฟังก์ชั่นรูปตัว S (Sigmoid Functions) หรือ ฟังก์ชั่นแบบเกาซเซียน (Gaussian Function) (Coakley and Brown, 2000)



ภาพที่ 1 โครงสร้างของหน่วยประมวลผล (Node j)

โครงสร้างของแบบจำลอง ANN แบ่งออกได้เป็น 3 ชั้น ชั้นแรกคือชั้นของปัจจัยนำเข้า (Input Layer) ชั้นสุดท้ายคือชั้นของผลลัพธ์ (Output Layer) ส่วนชั้นที่อยู่ระหว่างกึ่งกลาง เรียกกว่า ชั้นซึ่งถูกอำพราง (Hidden Layers หรือ Pattern Layers) ภาพที่ 2 แสดงให้ถึงแบบจำลอง ANN ที่มีชั้นซึ่งถูกอำพรางเพียง 1 ชั้น และมีผลลัพธ์เพียง 1 ตัวในชั้นของผลลัพธ์ คือ Z ดังนั้นค่าผลลัพธ์ของแบบจำลองจึงสามารถเขียนแสดงได้ดังสมการที่ 7 (West et al., 1997)

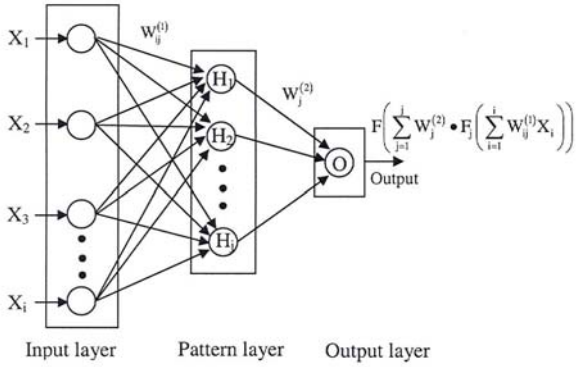
$$Z = F\left(\sum_{j=1}^{J} W_j^{(2)} . F_j \left(\sum_{i=1}^{i} W_{ij}^{(1)} X_i \right) \right) \qquad (7)$$

โดยที่ F คือ ฟังก์ชั่นการแปรเปลี่ยนในชั้นของผลลัพธ์

$W_{ij}^{(1)}$ และ $W_j^{(2)}$ คือ ค่าน้ำหนักจากชั้นของปัจจัยนำเข้าไปสู่ชั้นซึ่งถูกอำพราง (Node j) และจากชั้นซึ่งถูกอำพราง (Node j) ไปสู่ชั้นของผลลัพธ์ ตามลำดับ

การประมาณการหาค่าน้ำหนัก (W_{ij}) ในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมอาจเรียกว่าเป็นกระบวนการฝึกหัดสั่งสอน (Training Process) โดยจะเริ่มต้นจากการกำหนดค่าน้ำหนัก

แต่ละตัวอย่างสุ่ม จากนั้นจึงเริ่มป้อนข้อมูลปัจจัยนำเข้าและค่าผลลัพธ์ที่แท้จริงเข้าสู่แบบจำลอง ซึ่งแบบจำลองจะทำการเปรียบเทียบค่าผลลัพธ์ที่เกิดจากแบบจำลองกับค่าผลลัพธ์ที่แท้จริง ต่อจากนั้นก็จะพยายามปรับปรุงตัวเองไปเรื่อยๆ โดยการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักแต่ละตัวที่อยู่ในแบบจำลองผ่านกระบวนการ Back-propagation ทั้งนี้เพื่อที่จะทำให้ค่าเฉลี่ยกำลังสองของค่าความคาดเคลื่อน (Mean Square Error) ของแบบจำลองต่ำที่สุด



ภาพที่ 2 แบบจำลอง ANN ที่มีชั้นถูกอำพราง 1 ชั้นและผลลัพธ์ 1 ตัว

3.3 แบบจำลองโครงข่ายประสาทความน่าจะเป็น (PNN)

Specht (1990) ได้นำเสนอแบบจำลองโครงข่ายประสาทความน่าจะเป็น ซึ่งมีฐานแนวคิดตามหลักการทางสถิติการจำแนกแบบ Bayesian แบบจำลองนี้จึงเป็นแบบจำลองโครงข่ายสำหรับการแบ่งแยกประเภท (Classification Network) ทั้งนี้โครงสร้างโดยทั่วไปของแบบจำลองสามารถแบ่งออกได้เป็น 4 ชั้น คือ ชั้นของปัจจัยนำเข้า (Input Layer) ชั้นของการจำลองแบบ (Pattern Layer) ชั้นของค่าผลรวม (Summation Layer) และชั้นของผลลัพธ์ (Output Layer) (ภาพที่ 3) จากทฤษฎีการจำแนกแบบ Bayesian (Bayesian

Classification Theorem) X จะถูกจัดอยู่ในกลุ่ม A ถ้าอสมการในสมการที่ 8 เป็นจริง (Albanis and Batchelor, 1999)

$$h_A c_A f_A(X) > h_B c_B f_B(X) \quad (8)$$

โดยที่ X คือ เวคเตอร์ของปัจจัยนำเข้า (Input Vector)

h_A และ h_B คือ ค่าความน่าจะเป็นก่อนหน้าการถูกจัดให้อยู่ในกลุ่ม A และ B (Prior Probability)

c_A และ c_B คือ ต้นทุนของการจำแนกผิดพลาด (Cost of Misclassification) ของ A และ B

$f_A(X)$ และ $f_B(X)$ คือ ค่าความน่าจะเป็นของ X ซึ่งถูกกำหนดจากฟังก์ชั่นความหนาแน่นของค่าความน่าจะเป็น (Probability Density Function) ของ A และ B ตามลำดับ

ในการจำแนกกลุ่ม จะประมาณการฟังก์ชั่นความหนาแน่นของค่าความน่าโดยวิธีการ Non-parametric ซึ่งถูกพัฒนาขึ้นโดย Parzen (1962) และถูกพัฒนาต่อมาโดย Cacoulas (1966) ทั้งนี้ฟังก์ชั่นความหนาแน่นของค่าความน่าจะเป็น ประกอบไปด้วยปัจจัยนำเข้าจำนวน p ตัว แสดงดังสมการที่ 9 (Chen et al., 2003)

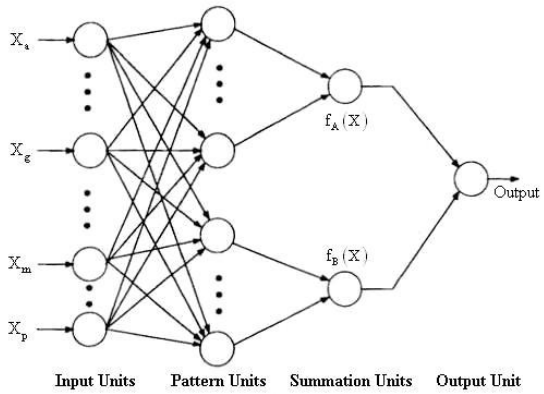
$$f_A(X) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2}\sigma^p n_A} \sum_{j=1}^{n_A} e^{\frac{-(X-Y_{Aj})'(X-Y_{Aj})}{2\sigma^2}} \quad (9)$$

โดยที่ p คือ จำนวนตัวแปรในเวคเตอร์ของปัจจัยนำเข้า X

n_A คือ จำนวนตัวอย่างในกลุ่ม A

Y_{Aj} คือ ค่ากลางของตัวอย่างที่ j^{th} ในกลุ่ม A

σ คือ ค่า Smoothing Parameter



ภาพที่ 3 โครงสร้างของแบบจำลอง PNN

ในที่นี้ใช้โปรแกรม LIMDEP และ NeuroShell2 ในการประมาณการแบบจำลอง Logit และแบบจำลองโครงข่ายประสาท ตามลำดับ และเพื่อทดสอบความสามารถในการพยากรณ์ของแบบจำลองที่สร้างขึ้น จะได้มีการนำเอาวิธีการพยากรณ์นอกกลุ่มตัวอย่าง หรือ Out-of-Sample Forecasting Technique มาประยุกต์ใช้ โดยแบ่งข้อมูลที่มีอยู่ออกเป็น 2 กลุ่ม ด้วยวิธีการสุ่ม ซึ่งกลุ่มแรกจะเป็นกลุ่มของข้อมูลที่ใช้ในการประมาณค่าของแบบจำลอง (Estimation Sample) และกลุ่มที่สองจะเป็นกลุ่มของข้อมูลที่เอาไว้ใช้สำหรับการทดสอบความสามารถในการพยากรณ์ (Forecasting Sample) ซึ่งจำนวนของข้อมูลในแต่ละกลุ่มคิดเป็นร้อยละ 80 และ 20 ของข้อมูลทั้งหมด ตามลำดับ ทั้งนี้ความแม่นยำในการพยากรณ์ของแบบจำลองจะพิจารณาทั้งจากความสามารถในการจำแนก (Classification Rates) และค่าความสูญเสียจากการจำแนกผิดพลาด (Misclassification Loss) ของแต่ละแบบจำลอง

4. ผลการศึกษาและการอภิปรายผล

แบบจำลองคะแนนของสินเชื่อ (Credit Scoring Model) ในกรณีของสินเชื่อเกษตรจากแบบจำลอง Logit ได้ผลวิเคราะห์ดังตารางที่ 1 ค่าสถิติไคสแควร์ (χ^2) แสดงให้เห็นว่า ทั้งแบบจำลองที่ 1 และ 2 (แบบจำลองที่มีและไม่มีตัวแปรระยะเวลาของความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้ หรือ Duration ตามลำดับ) สามารถที่จะอธิบายความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ที่ดี (Probability of a Good Loan) ได้ดีในระดับหนึ่ง เนื่องจากค่าไคสแควร์มีนัยสำคัญทางสถิติที่ 5% ทำให้ไม่สามารถที่จะยอมรับสมมติฐานหลัก (H_0) ที่ว่า ค่าสัมประสิทธิ์ทุกตัวมีค่าเป็น 0 ได้ นอกจากนี้ทั้งแบบจำลองที่ 1 และ 2 ก็มีความสามารถจำแนกหนี้ดีและหนี้มีปัญหาได้ถูกต้องถึงร้อยละ 87.19 และ 85.30 ตามลำดับ อย่างไรก็ตามเป็นที่น่าสังเกตว่าทั้งแบบจำลองที่ 1 และ 2 มีค่าความคาดเคลื่อนชนิดที่ 1 (Type I Error)[8] ค่อนข้างสูงมาก กล่าวคือ ทั้งสองแบบจำลองจำแนกหนี้มีปัญหาเป็นหนี้ดีสูงถึงร้อยละ 93.98 และ 90.70 ตามลำดับ และแม้ว่าแบบจำลองที่ 1 จะมีค่าความสามารถในการจำแนกลูกหนี้ดีและลูกหนี้มีปัญหาได้สูงกว่าแบบจำลองที่ 2 แต่แบบจำลองที่ 2 ก็สามารถพยากรณ์ลูกหนี้ที่มีปัญหาได้ดีกว่าแบบจำลองที่ 1 (ตารางที่ 2)

[8] ปฏิเสธสมมติฐานหลักที่ถูก (Wrongly Reject H_0)

ตารางที่ 1 ผลการวิเคราะห์โดยใช้แบบจำลอง Logit ของสินเชื่อเกษตร

ตัวแปรตาม[1/]	ค่าสัมประสิทธิ์	
	แบบจำลองที่ 1	แบบจำลองที่ 2
Log(Asset)	0.3197**	0.3719**
Age	-0.0009	-0.0016
Education	0.1686**	0.1769
Log(Collateral)	-0.0339	-0.0689
Return on Asset	0.0383	0.005
Leverage Ratio	-0.9629**	-0.8326
Capital Turnover Ratio	-0.0634**	-0.0596**
Borrowing from Others	0.1081	0.0329
Duration		-0.1915**
Province, Farm type, Loan type, Loan size, Lending year dummies, Constant	yes	yes
No. of Observation	16,560	3,965
LR Statistic ($\square^2$)	1,446.85**	398.97**
Degree of Freedom	34	35
Log Likelihood	-5,720.45	-1,489.09
McFadden R^2	0.1123	0.1182

หมายเหตุ: 1/ ตัวแปรตาม เป็น 1 ถ้าเป็นหนี้ที่ดี และ 0 ถ้าเป็นหนี้ที่มีปัญหา

* และ ** แสดงถึง การมีนัยสำคัญทางสถิติที่ 10% และ 5% ตามลำดับ

ตารางที่ 2 ผลการจำแนกของแบบจำลองสินเชื่อเกษตร

	แบบจำลองที่ 1			แบบจำลองที่ 2		
	BL	GL	Overall	BL	GL	Overall
Logit						
% Correct	6.02%	99.48%	87.19%	9.30%	98.90%	85.30%
% Incorrect	93.98%	0.52%	12.81%	90.70%	1.10%	14.70%
ANN						
% Correct	14.47%	98.89%	87.80%	8.47%	99.29%	85.50%
% Incorrect	85.53%	1.11%	12.20%	91.53%	0.71%	14.50%
PNN						
% Correct	87.51%	98.92%	97.42%	88.37%	97.98%	96.52%
% Incorrect	12.49%	1.08%	2.58%	11.63%	2.02%	3.48%

หมายเหตุ: Cut-off Point = 0.50

จากแบบจำลองที่ 1 จะเห็นได้ว่า มูลค่าของทรัพย์สิน (Asset) ระดับการศึกษา (Education) อัตราส่วนแห่งหนี้ (Leverage Ratio) และอัตราส่วนหมุนเวียนของทุน (Capital Turnover Ratio) เป็นตัวแปรที่มีนัยสำคัญทางสถิติที่ 5% โดยที่ค่าความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ที่ดีจะมีค่าสูงขึ้นเมื่อมูลค่าของทรัพย์สินและระดับการศึกษาของผู้กู้เพิ่มขึ้น แต่ค่าความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ดีกลับลดลงเมื่ออัตราส่วนแห่งหนี้และอัตราส่วนหมุนเวียนของทุนเพิ่มขึ้น ทั้งนี้ผลของอัตราส่วนหมุนเวียนของทุนในแบบจำลองที่ 1 ขัดแย้งกับสมมติฐานที่ได้เสนอไปก่อนหน้านี้

เมื่อเพิ่มตัวแปรระยะเวลาของความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้ (Duration) เข้าไปในแบบจำลอง (แบบจำลองที่ 2) ผลปรากฏว่า เฉพาะตัวแปรมูลค่าของทรัพย์สิน อัตราส่วนหมุนเวียนของทุน และระยะเวลาของความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้เท่านั้นที่มีนัยสำคัญทางสถิติที่ 5% และสามารถอธิบายค่าความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ที่ดีได้ โดยที่ค่าสัมประสิทธิ์ของอัตราส่วนหมุนเวียนของทุนยังคงมีเครื่องหมายเป็นลบ เช่นเดียวกับที่

พบในแบบจำลองที่ 1 ซึ่งก็หมายความว่า เมื่อลูกหนี้มีรายได้ต่อทรัพย์สินรวมเพิ่มมากขึ้น โอกาสของการหนี้ที่ดีจะลดลง หรืออาจกล่าวได้ว่า เมื่อลูกหนี้มีรายได้เพิ่มมากขึ้น ลูกหนี้อาจต้องการนำรายได้ไปใช้ในกิจกรรมอื่นๆ มากกว่าการชำระคืนหนี้ นอกจากนี้ ยังพบว่าค่าสัมประสิทธิ์ของระยะเวลาความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้ก็มีค่าเครื่องหมายเป็นลบ ซึ่งขัดแย้งกับสมมติฐานที่ได้กำหนดไว้ก่อนหน้านี้เช่นกัน ผลนี้ให้นัยว่าค่าความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ที่ดีจะลดลงเมื่อระยะเวลาของความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้ยาวนานขึ้น ทั้งนี้ผลการศึกษาที่ปรากฏถือได้ว่ามีความสอดคล้องกับสภาพความเป็นจริงที่เกิดขึ้น เนื่องจากในช่วงปีแรกๆ ของการเป็นลูกค้า ธ.ก.ส. ลูกหนี้ส่วนใหญ่มักจะมีแรงจูงใจในการชำหนี้คืน เนื่องจากหวังว่าจะได้รับการลดหย่อนอัตราดอกเบี้ย หรือได้รับเงินกู้เพิ่มในปีต่อๆ ไป แต่เมื่อเป็นลูกค้า ธ.ก.ส. ไปได้สักระยะหนึ่ง แรงจูงใจดังกล่าวนี้อาจจะหมดไป

สำหรับค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรหุ่นแต่ละตัวซึ่งไม่ได้ถูกนำเสนอในที่นี้ โดยส่วนใหญ่จะมีนัยสำคัญทางสถิติที่ 5% และเป็นไปตามสมมติฐานที่ได้กำหนดไว้ กล่าวคือ การเพาะปลูกพืชไร่ หนี้สินระยะสั้น และสินเชื่อขนาดเล็ก มีค่าความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ที่ดีสูงกว่ากลุ่มอื่นๆ นอกจากนี้ยังพบด้วยว่า ค่าความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ที่ดีมีความสัมพันธ์กับตัวแปรจังหวัดและปีที่ทำการกู้ยืม โดยพบว่า ความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ที่ดีลดต่ำลงอย่างมีนัยสำคัญในปี 2545 ซึ่งเป็นปีแรกของการดำเนินโครงการพักชำระหนี้สินเกษตรกร เนื่องจากเกษตรกรที่เป็นลูกหนี้ดีบางส่วนได้หยุดการชำระหนี้คืนแก่ ธ.ก.ส. เพราะเข้าใจว่ารัฐบาลจะพักชำระหนี้ให้แก่เกษตรกรทุกราย และจะสามารถเข้าร่วมโครงการดังกล่าวได้

เนื่องจากแบบจำลองโครงข่ายประสาททั้ง 2 ชนิด เป็นแบบจำลองซึ่งอยู่ในรูปของความสัมพันธ์ที่ไม่ใช่เส้นตรง (Nonlinear) ประกอบกับกระบวนการฝึกหัด (Training Process) ที่ยุ่งยากและสลับซับซ้อนมาก ทำให้มักถูกเรียกว่าเป็น “กล่องดำ” หรือ “Black-box” ดังนั้นจึงเป็นยากที่จะเขียนแสดงสมการความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่างๆ ใน

แบบจำลอง รวมทั้งไม่สามารถทดสอบความมีนัยสำคัญทางสถิติของค่าน้ำหนักแต่ละตัว ดังเช่นที่ทำกับแบบจำลอง Logit ได้ อย่างไรก็ตาม ผลของการจำแนกประเภทหนี้ที่ดีและหนี้ที่มีปัญหาของแบบจำลอง ANN และ PNN ดังปรากฏในตารางที่ 2 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง PNN นั้นมีความสามารถในการเรียนรู้และจดจำรูปแบบของการเป็นหนี้ที่ดีและหนี้ที่มีปัญหาได้เป็นอย่างดี โดยมีความสามารถจำแนกในภาพรวมได้ถูกต้องเกินกว่าร้อยละ 95 ในทั้งแบบจำลองที่ 1 และ 2 ซึ่งค่าความถูกต้องดังกล่าวสูงกว่าทั้งของแบบจำลอง Logit และแบบจำลอง ANN ทั้งนี้เป็นที่น่าสังเกตว่า แบบจำลอง Logit และแบบจำลอง ANN มีความสามารถในการจำแนกใกล้เคียงกัน

สำหรับแบบจำลองคะแนนของสินเชื่อ กรณีของสินเชื่อนอกภาคการเกษตร ที่พัฒนาขึ้นจากแบบจำลอง Logit ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 3 แต่เนื่องจากไม่มีข้อมูลการให้กู้ยืมนอกภาคการเกษตรในปี 2544 และของบางจังหวัดที่ตกเป็นตัวอย่าง[9] รวมทั้งประเภทของการกู้ยืมส่วนใหญ่เป็นการกู้ยืมระยาว ดังนั้นจึงทำให้จำนวนตัวแปรในแบบจำลองน้อยกว่าในกรณีของสินเชื่อเกษตร อย่างไรก็ดี ค่าสถิติไคสแควร์ (χ^2) ของทั้งแบบจำลองที่ 1 และ 2 ก็มีนัยสำคัญทางสถิติที่ 5% โดยแบบจำลองทั้ง 2 มีความสามารถจำแนกหนี้ดีและหนี้มีปัญหาได้ถูกต้องถึงร้อยละ 81.14 และ 76.62 ตามลำดับ ทั้งนี้แม้ว่าความสามารถในการจำแนกประเภทของหนี้ของแบบจำลองสินเชื่อนอกภาคการเกษตร จะต่ำกว่าของแบบจำลองสินเชื่อเกษตร แต่เป็นที่น่าสังเกตว่า แบบจำลอง Logit กรณีของสินเชื่อนอกภาคการเกษตรสามารถตรวจพบหนี้ที่มีปัญหาได้ดีกว่ากรณีของสินเชื่อเกษตร (ตารางที่ 4)

สำหรับแบบจำลองที่ 1 ของกรณีสินเชื่อนอกภาคการเกษตร พบว่าตัวแปรที่มีผลกระทบอย่างมีนัยสำคัญต่อค่าความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ที่ดี ประกอบด้วย มูลค่าของ

---

[9] เนื่องจากในอดีตที่ผ่านมา ธ.ก.ส. สามารถให้สินเชื่อเฉพาะกับภาคการเกษตรเท่านั้น และนับตั้งแต่ปี 2542 เป็นต้นมา ธ.ก.ส. เริ่มได้รับอนุญาตให้ปล่อยสินเชื่อนอกภาคการเกษตรได้ จึงทำให้มีการปล่อยสินเชื่อนอกภาคการเกษตรในจำนวนที่ยังไม่สูงนัก อีกทั้งมีการปล่อยสินเชื่อดังกล่าวแต่เฉพาะในบางพื้นที่เท่านั้น

ทรัพย์สิน (Asset) อัตราผลตอบแทนต่อทรัพย์สิน (Return on Asset) และอัตราส่วนหมุนเวียนของทุน (Capital Turnover Ratio) และเมื่อเพิ่มตัวแปรระยะเวลาของความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้ (Duration) เข้าไปในแบบจำลอง (แบบจำลองที่ 2) ตัวแปรทรัพย์สินกลับกลายเป็นตัวแปรที่ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ โดยที่อัตราผลตอบแทนต่อทรัพย์สินและอัตราส่วนหมุนเวียนของทุนยังคงมีนัยสำคัญทางสถิติ นอกจากนี้ยังพบว่าตัวแปรระยะเวลาของความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้ ไม่มีผลต่อค่าความน่าจะเป็นในการเป็นหนี้ที่ดี และค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรอัตราส่วนหมุนเวียนของทุนก็ยังคงมีเครื่องหมายเป็นลบและขัดแย้งกับสมมติฐานที่ได้กำหนดไว้ ทั้งนี้ค่าสัมประสิทธิ์ที่เป็นบวกของตัวแปรอัตราผลตอบแทนต่อทรัพย์สินแสดงให้เห็นว่า กรณีของสินเชื่อนอกภาคการเกษตร ค่าความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ที่ดีจะเพิ่มขึ้น ก็ต่อเมื่ออัตราส่วนผลตอบแทนต่อทรัพย์สินเพิ่มขึ้น ซึ่งก็แสดงให้เห็นว่าผู้ให้กู้ (ธ.ก.ส.) มีการพิจารณาความสามารถในการทำกำไรของผู้กู้ นอกเหนือจากการพิจารณาแต่เฉพาะมูลค่าของทรัพย์สิน ดังเช่นที่เห็นได้ในกรณีของสินเชื่อเกษตร

ตารางที่ 3 แบบจำลอง Logit ของสินเชื่อนอกภาคการเกษตร

ตัวแปรตาม[1/]	ค่าสัมประสิทธิ์	
	แบบจำลองที่ 1	แบบจำลองที่ 2
Log(Asset)	0.2308**	0.2009
Age	-0.0027	0.0021
Education	-0.0605	-0.1084
Log(Collateral)	-0.0635	0.0076
Return on Asset	0.1657*	0.3395**
Leverage Ratio	-0.1484	0.1706
Capital Turnover Ratio	-0.1537**	-0.2333**
Borrowing from Others	-0.1003	-0.1489
Duration		0.0661
Province, Farm type, Loan type, Loan size, Lending year dummies, Constant	yes	yes
No. of Observation	1,750	479
LR Statistic (χ^2)	306.10**	84.28**
Degree of Freedom	29	30
Log Likelihood	-735.61	-240.85
McFadden R^2	0.1716	0.1488

หมายเหตุ: 1/ ตัวแปรตาม เป็น 1 ถ้าเป็นหนี้ที่ดี และ 0 ถ้าเป็นหนี้ที่มีปัญหา

* และ ** แสดงถึง การมีนัยสำคัญทางสถิติที่ 10% และ 5% ตามลำดับ

ตารางที่ 4 ผลการจำแนกของแบบจำลองสินเชื่อนอกภาคการเกษตร

	แบบจำลองที่ 1			แบบจำลองที่ 2		
	BL	GL	Overall	BL	GL	Overall
Logit						
% Correct	18.38%	97.34%	81.14%	23.31%	97.11%	76.62%
% Incorrect	81.62%	2.66%	18.86%	76.69%	2.89%	23.38%
ANN						
% Correct	18.11%	97.56%	81.26%	17.29%	98.27%	75.78%
% Incorrect	81.89%	2.44%	18.74%	82.71%	1.73%	24.22%
PNN						
% Correct	90.53%	94.68%	93.83%	92.48%	97.98%	96.45%
% Incorrect	9.47%	5.32%	6.17%	7.52%	2.02%	3.55%

หมายเหตุ: Cut-off Point = 0.50

ตารางที่ 4 แสดงผลการจำแนกหนี้ที่ดีและหนี้ที่มีปัญหาของสินเชื่อนอกภาคการเกษตร โดยเปรียบเทียบทั้ง 3 แบบจำลอง ทั้งนี้พบว่าแบบจำลอง PNN มีความสามารถในการจำแนกหนี้ที่ดีและหนี้ที่มีปัญหาได้ดีกว่าแบบจำลอง Logit และแบบจำลอง ANN อย่างไรดี เนื่องจากผลของการจำแนกหนี้ที่ดีและหนี้ที่มีปัญหา ที่แสดงไว้ในตารางที่ 3 และ 4 เกิดจากการพยากรณ์ภายในกลุ่มของตัวอย่าง หรือที่เรียกว่า In-sample Forecast ดังนั้นจึงทำให้ไม่สามารถที่จะสรุปได้อย่างชัดเจนว่าแบบจำลองใดมีความสามารถในการจำแนกที่ดีกว่ากัน ดังนั้นจึงมีความจำเป็นที่จะต้องนำเอาวิธีการพยากรณ์นอกกลุ่มตัวอย่าง (Out-of-Sample Forecasting) มาใช้ในการทดสอบความสามารถในการจำแนกของแบบจำลอง ซึ่งผลของการจำแนกหนี้ที่ดีและหนี้ที่มีปัญหาเป็นดังตารางที่ 5

ตารางที่ 5 ผลการจำแนกในการพยากรณ์นอกกลุ่มตัวอย่าง

	แบบจำลองที่ 1			แบบจำลองที่ 2		
	BL	GL	Overall	BL	GL	Overall
สินเชื่อเกษตร (Agricultural Loan)						
Logit						
% Correct	4.05%	99.41%	86.62%	5.13%	99.11%	85.25%
% Incorrect	95.95%	0.59%	13.38%	94.87%	0.89%	14.75%
ANN						
% Correct	10.59%	99.13%	87.26%	4.27%	99.26%	85.25%
% Incorrect	89.41%	0.87%	12.74%	95.73%	0.74%	14.75%
PNN						
% Correct	11.04%	99.23%	87.41%	40.17%	91.57%	83.98%
% Incorrect	88.96%	0.77%	12.59%	59.83%	8.43%	16.02%
สินเชื่อนอกภาคการเกษตร (Non-agricultural Loan)						
Logit						
% Correct	8.22%	97.83%	79.14%	17.24%	86.36%	65.26%
% Incorrect	91.78%	2.17%	20.86%	82.76%	13.64%	34.74%
ANN						
% Correct	10.96%	97.11%	79.14%	10.34%	96.97%	70.53%
% Incorrect	89.04%	2.89%	20.86%	89.66%	3.03%	29.47%
PNN						
% Correct	53.42%	91.34%	83.43%	65.52%	93.94%	85.26%
% Incorrect	46.58%	8.66%	16.57%	34.48%	6.06%	14.74%

หมายเหตุ: Cut-off Point = 0.50

ในกรณีของสินเชื่อเกษตร ผลของการจำแนกในการพยากรณ์นอกกลุ่มตัวอย่าง (Out-of-sample Prediction Classification) ดังตารางที่ 5 แสดงให้เห็นว่า โดยภาพรวมแล้วแบบจำลองทั้ง 3 มีความสามารถในการจำแนกที่ใกล้เคียงกัน แต่หากพิจารณาในรายละเอียดจะพบว่า แบบจำลอง Logit จะสามารถตรวจพบหนี้ที่ดีได้ค่อนข้างถูกต้อง แต่ไม่สามารถตรวจพบหนี้ที่มีปัญหา เนื่องจากมีค่าความผิดพลาดชนิดที่ 1 (Type I Error) ค่อนข้างสูง ในขณะที่แบบจำลอง PNN นั้น เป็นแบบจำลองมีค่าความผิดพลาดชนิดที่ 1

ต่ำที่สุด โดยเฉพาะอย่างยิ่งในแบบจำลองที่ 2 ซึ่งมีตัวแปรระยะเวลาความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้ (Duration) รวมอยู่ด้วย

สำหรับในกรณีของสินเชื่อนอกภาคการเกษตร ผลของการจำแนกในการพยากรณ์นอกกลุ่มตัวอย่างแสดงในตารางที่ 5 ชี้ให้เห็นว่า โดยภาพรวมแล้วแบบจำลอง PNN มีความสามารถในจำแนกได้ดีกว่าแบบจำลองอื่นๆ ทั้งนี้ถึงแม้ว่าค่าความผิดพลาดชนิดที่ 2 (Type II Error)[10] ของ PNN สูงเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองอื่นๆ แต่แบบจำลอง PNN สามารถตรวจพบหนี้ที่ดีได้เกินกว่าร้อยละ 90 และยังคงเป็นแบบจำลองที่สามารถตรวจพบหนี้ที่ปัญหาได้ดีที่สุด โดยเฉพาะอย่างยิ่งในแบบจำลองที่ 2 ซึ่งมีตัวแปรระยะเวลาของความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้ หรือ Duration รวมอยู่

ทั้งนี้เป็นที่ยอมรับกันโดยทั่วไปว่า ความผิดพลาดชนิดที่ 1 นั้นก่อให้เกิดความสูญเสียมากกว่าความผิดพลาดชนิดที่ 2 เนื่องจากถ้าหากจำแนกหนี้ที่มีปัญหาเป็นหนี้ที่ดี (ความผิดพลาดชนิดที่ 1) ผลลัพธ์ที่จะเกิดขึ้นคือ ผู้ให้กู้จะสูญเสียทั้งเงินต้นและดอกเบี้ยที่พึงได้รับจากการให้กู้ยืมในครั้งนั้น ในขณะที่การจำแนกหนี้ที่ดีเป็นหนี้ที่มีปัญหา (ความผิดพลาดชนิดที่ 2) จะทำให้เกิดเพียงต้นทุนค่าเสียโอกาสของการปล่อยกู้ กล่าวคือ สูญเสียดอกเบี้ยและกำไรที่พึงได้รับจากการให้กู้ยืมเท่านั้น ดังนั้นการพิจารณาแต่เฉพาะความถูกต้องของการจำแนกในภาพรวม โดยที่ไม่คำนึงถึงต้นทุนและค่าความสูญเสียที่แตกต่างกันระหว่างความผิดพลาดชนิดที่ 1 และ 2 จะนำไปสู่ข้อสรุปที่ผิดพลาดได้

ส่วนการคำนวณค่าความสูญเสียคาดหมายจากการจำแนกผิดพลาด (Expected Misclassification Loss: EL) สามารถคำนวณได้โดยอาศัยสมการที่ 10 (Koh, 1992)

$$EL = (PB)(PI)(CI) + (PG)(PII)(CII) \quad (10)$$

โดยที่ PB และ PG คือ ค่าความน่าจะเป็นโดยหลักเกณฑ์ (Prior Probability) ของการเป็นหนี้ที่มีปัญหาและหนี้ที่ดี ตามลำดับ PI และ PII คือ ค่าความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไข

---

[10] ยอมรับสมมติฐานหลักที่ผิด (Wrongly Accept H_0)หรือ การจำแนกหนี้ที่ดีเป็นหนี้ที่มีปัญหา

(Conditional Probability) ของความผิดพลาดชนิดที่ 1 และ 2 ตามลำดับ CI และ CII คือ ค่าความสูญเสียที่เกิดจากความผิดพลาดชนิดที่ 1 และ 2 ตามลำดับ

เนื่องจากไม่ทราบค่าที่แท้จริงของ PB และ PG แต่สามารถประมาณการโดยใช้จำนวนตัวอย่างของหนี้ที่มีปัญหาและจำนวนตัวอย่างของหนี้ที่ดี หารด้วยจำนวนตัวอย่างทั้งหมด และเนื่องจากค่าความสูญเสียบางส่วนซึ่งเกิดจากความผิดพลาดในการจำแนก เป็นความสูญเสียที่ไม่เป็นตัวเงินและไม่สามารถวัดค่าความสูญเสียออกมาได้ (เช่น การสูญเสียลูกค้าที่ดีและมีศักยภาพ การสูญเสียความไว้วางใจของลูกค้า เป็นต้น) จึงเป็นการยากที่จะคำนวณค่าของ CI และ CII ดังนั้นค่าความสูญเสียที่เกิดจากความผิดพลาดชนิดที่ 1 และ 2 จึงถูกสมมติให้เป็นต้นทุนแบบเปรียบเทียบ ซึ่งกำหนดให้มีค่าเป็น 1:1, 2:1, 3:1, 4:1 และ 5:1 ตามลำดับ โดยที่ค่าความสูญเสียที่เกิดจากความผิดพลาดชนิดที่ 1 มีค่ามากกว่าความผิดพลาดชนิดที่ 2

ตารางที่ 6 แสดงค่าความสูญเสียคาดหมายอันเกิดจากการจำแนกที่ผิดพลาดของแบบจำลองต่างๆ ทั้งนี้พิจารณาเฉพาะผลซึ่งเกิดจากการพยากรณ์นอกกลุ่มตัวอย่างเท่านั้น ในกรณีของสินเชื่อเกษตรจะเห็นได้ว่า แบบจำลอง PNN ที่มีตัวแปรระยะเวลาของความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้ (Duration) รวมอยู่ด้วย (แบบจำลองที่ 2) เป็นแบบจำลองที่มีค่าความสูญเสียคาดหมายจากการจำแนกที่ผิดพลาดต่ำที่สุดในเกือบทุกระดับของต้นทุนเปรียบเทียบ ยกเว้นกรณีของต้นทุนเปรียบเทียบแบบ 1:1 ที่แบบจำลอง PNN (แบบจำลองที่ 1) มีค่าความสูญเสียคาดหมายต่ำที่สุด สำหรับในกรณีของสินเชื่อนอกภาคการเกษตรจะเห็นได้ว่าแบบจำลอง PNN (แบบจำลองที่ 2) มีค่าความสูญเสียคาดหมายจากการจำแนกที่ผิดพลาดต่ำที่สุดในทุกกรณี ดังนั้นจึงสามารถที่จะสรุปได้ว่า แบบจำลอง PNN เป็นแบบจำลองที่สามารถจำแนกหนี้ที่ดีและหนี้ที่มีปัญหาได้ดีกว่าแบบจำลอง Logit และแบบจำลอง ANN เนื่องจากมีค่าความสูญเสียคาดหมายต่ำที่สุดทั้งในกรณีของสินเชื่อเกษตรและสินเชื่อนอกภาคการเกษตร

ตารางที่ 6 ค่าความสูญเสียคาดหมายจากการพยากรณ์นอกกลุ่มตัวอย่าง

	ต้นทุนโดยเปรียบเทียบ (CI : CII)				
	1:1	2:1	3:1	4:1	5:1
สินเชื่อเกษตร (Agricultural Loan)					
Logit					
Model I	0.1313	0.2574	0.3835	0.5097	0.6358
Model II	0.1324	0.2571	0.3819	0.5066	0.6313
ANN					
Model I	0.1251	0.2427	0.3602	0.4778	0.5953
Model II	0.1323	0.2581	0.3840	0.5098	0.6356
PNN					
Model I	***0.1236***	0.2406	0.3575	0.4745	0.5914
Model II	0.1519	***0.2305***	***0.3092***	***0.3878***	***0.4665***
สินเชื่อนอกภาคการเกษตร (Non-agricultural Loan)					
Logit					
Model I	0.2055	0.3938	0.5821	0.7703	0.9586
Model II	0.2782	0.4479	0.6177	0.7875	0.9573
ANN					
Model I	0.2056	0.3883	0.5709	0.7536	0.9363
Model II	0.2080	0.3919	0.5759	0.7598	0.9437
PNN					
Model I	0.1644	0.2600	0.3555	0.4511	0.5466
Model II	***0.1189***	***0.1897***	***0.2604***	***0.3311***	***0.4019***

หมายเหตุ: ตัวเลขที่เป็นตัวหนาและเอียงแสดงถึงค่าความสูญเสียคาดหมายที่ต่ำที่สุด

5. สรุปและข้อเสนอแนะ

เนื่องจากผลของการอำนวยสินเชื่อ (Loan Contracts Performance) มีผลโดยตรงต่อฐานะทางการเงินและความมั่นคงของสถาบันการเงิน ดังนั้นในการศึกษาครั้งนี้จึงมีวัตถุประสงค์ที่จะพัฒนาแบบจำลองคะแนนสินเชื่อ (Credit Scoring Model) ซึ่งสามารถนำไปใช้เป็นเครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจให้กู้ยืมสำหรับตลาดการเงินในภาคชนบทของไทย นอกจากนี้ยังได้ศึกษาเปรียบเทียบความสามารถจำแนกหนี้ที่ดี และหนี้ที่มีปัญหาของแบบจำลอง Logit แบบจำลอง Artificial Neural Network (ANN) และแบบจำลอง Probabilistic Neural Network (PNN) ด้วย

ผลของแบบจำลอง Logit แสดงให้เห็นว่า มูลค่าของทรัพย์สิน (Asset) อัตราส่วนหมุนเวียนของทุน (Capital Turnover Ratio) และระยะเวลาของความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้ (Duration) เป็นปัจจัยสำคัญซึ่งมีผลต่อค่าความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ที่ดีของสินเชื่อเกษตร กล่าวคือ มูลค่าทรัพย์สินที่มากขึ้นจะมีผลทำให้ความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ที่ดีสูงขึ้น อย่างไรก็ตาม ค่าสัมประสิทธิ์ที่เป็นลบของอัตราส่วนหมุนเวียนของทุนและระยะของความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้ ซึ่งตรงกันข้ามกับสมมติฐานที่ได้กำหนดไว้ แสดงให้เห็นว่า ผู้กู้ที่มีความสัมพันธ์กับ ธ.ก.ส. ยาวนานขึ้นและผู้กู้ที่มีรายได้รวมต่อทรัพย์สินรวมสูงขึ้นมีโอกาสเป็นหนี้ที่มีปัญหามากขึ้น

ทั้งนี้ในกรณีของสินเชื่อนอกภาคการเกษตร ผลของแบบจำลอง Logit แสดงให้เห็นว่า อัตราผลตอบแทนต่อทรัพย์สิน (Return on Asset) และอัตราส่วนหมุนเวียนของทุน (Capital Turnover Ratio) เป็นปัจจัยสำคัญที่มีผลต่อความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ที่ดีของสินเชื่อนอกภาคการเกษตร โดยอัตราผลตอบแทนต่อทรัพย์สินที่สูงขึ้นจะมีผลทำให้ค่าความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ที่ดีเพิ่มสูงขึ้น ซึ่งผลนี้สอดคล้องกับสมมติฐานที่ตั้งไว้ ในขณะที่อัตราส่วนหมุนเวียนของทุนจะมีผลในทางตรงกันข้ามกับค่าความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้

ที่ดี ผลการศึกษาส่วนนี้ขัดแย้งกับสมมติฐานที่ได้ตั้งไว้ แต่สอดคล้องกับผลการศึกษาที่พบในกรณีของสินเชื่อเกษตร

ในส่วนของผลการพยากรณ์ พบว่า แบบจำลอง PNN เป็นแบบจำลองที่สามารถจำแนกหนี้ที่ดีและหนี้ที่มีปัญหาได้ดีกว่าแบบจำลอง Logit และแบบจำลอง ANN ทั้งในกรณีของสินเชื่อเกษตรและสินเชื่อนอกภาคเกษตร ในกรณีของสินเชื่อเกษตร พบว่า แม้แบบจำลอง PNN จะมีความสามารถในการจำแนกโดยภาพรวมใกล้เคียงกับแบบจำลองทั้งสอง แต่แบบจำลอง PNN สามารถตรวจพบหนี้ที่มีปัญหาได้ดีกว่าแบบจำลองทั้งสอง และมีค่าความสูญเสียคาดหมายของการจำแนกที่ผิดพลาดต่ำสุด

ผลการศึกษายังแสดงให้เห็นว่า แบบจำลองคะแนนสินเชื่อที่ดีสามารถช่วยประเมินความเสี่ยงของเครดิตในการปล่อยสินเชื่อ (Credit Risk) และช่วยให้สถาบันการเงินลดความสูญเสียอันเกิดจากหนี้เสียได้ ซึ่งจะส่งผลให้สถาบันการเงินมีความมั่นคงทางการเงินและมีผลกำไรจากการดำเนินงานมากขึ้น ดังนั้นจึงควรที่จะมีการพัฒนาและนำแบบจำลองคะแนนสินเชื่อมาใช้สนับสนุนการตัดสินใจให้กู้ยืม

นอกจากนี้ยังพบอีกว่า การตัดสินใจให้กู้ยืมในภาคเกษตรนั้น ให้ความสำคัญมูลค่าของทรัพย์สินเป็นปัจจัยหลัก ซึ่งการพิจารณาเฉพาะมูลค่าของทรัพย์สินนั้นอาจจะส่งผลให้เกิดปัญหาการให้กู้ยืมที่เกินตัว หรือ Over Lending Problem โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อเกิดปัญหาวิกฤตการณ์ทางเศรษฐกิจ หรือเมื่อราคาที่ดินเกิดการปรับตัวลดลงอย่างรุนแรง ดังนั้นในการตัดสินใจให้กู้ยืม ผู้ให้กู้จึงควรที่จะพิจารณาถึงศักยภาพและความสามารถในการชำระคืนหนี้ของผู้กู้ประกอบกับการพิจารณามูลค่าของทรัพย์สินด้วย

สำหรับผู้ที่ทำหน้าที่ในการกำหนดนโยบาย การที่จะส่งเสริมให้คนในภาคชนบทเข้าถึงแหล่งเงินทุนที่เป็นทางการได้จำเป็นที่จะต้องมีการเร่งรัดในเรื่องของการปฏิรูปที่ดิน เนื่องจากการปฏิรูปที่ดินของประเทศไทยในช่วงที่ผ่านมาเป็นไปอย่างล่าช้า และทรัพย์สินถือเป็นปัจจัยที่สำคัญอันหนึ่งในการพิจารณาตัดสินใจให้กู้ยืม

เนื่องจากค่าความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ที่ดีในปี 2545 มีค่าลดลงอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ซึ่งปี 2545 นี้ถือเป็นปีแรกของการเริ่มต้นดำเนินโครงการพักชำระหนี้สินเกษตรกร ดังนั้นผลการศึกษาในครั้งนี้จึงแสดงให้เห็นว่า นโยบายดังกล่าวน่าจะมีผลกระทบโดยตรงต่อวัฒนธรรมการใช้สินเชื่อ (Credit Culture) ของคนในภาคชนบท นอกจากนี้ยังเป็นนโยบายที่จูงใจให้ลูกหนี้ดีไม่ชำระหนี้อีกด้วย เนื่องจากความเข้าใจผิดว่ารัฐบาลจะพักชำระหนี้ให้แก่เกษตรกรทุกราย ซึ่งการดำเนินนโยบายทางการเงินในภาคชนบทที่ไม่เหมาะสมนอกจากที่จะไม่สามารถทำให้บรรลุเป้าหมายแห่งการพัฒนาแล้ว ยังส่งผลต่อเสียต่อวัฒนธรรมทางเงินของประเทศในภาพรวมอีกด้วย ดังนั้นผู้ที่ทำหน้าที่ในการกำหนดนโยบายจึงควรที่จะต้องคำนึงถึงประเด็นดังกล่าวให้มาก เมื่อต้องการที่จะนำเสนอนโยบายทางการเงินใดๆ ที่เกี่ยวข้องกับภาคชนบท

เอกสารอ้างอิง

Albanis, G.T., and R.A. Batchelor, 1999, "Using probabilistic neural networks and rule induction techniques to predict long-term bond ratings", in M. Torres (Ed.), Proceeding of the 5th Annual Conference on *Information Systems, Analysis and Synthesis*, Orlando: IIIS.

Altman, E.I., M. Glancario, and F. Varetto, 1994, "Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience)", *Journal of Banking and Finance*, 18: 505–529.

Barney, D.K., O.F. Graves, and J.D. Johnson, 1999, "The farmers home administration and farm debt failure prediction", *Journal of Accounting and Public Policy*, 18: 99–139.

Berger, A.N., and G.F. Udell, 1995, "Relationship lending and lines of credit in small firm finance", *Journal of Business*, 68: 351–381.

Cacoullos, T., 1966, "Estimation of a multivariate density", *Annals of the Institute of Statistical Mathematics (Tokyo)*, 18(2): 179-189.

Chen, A., M.T. Leung, and H. Daouk, 2003, "Application of neural networks to an emerging financial market: forecasting and trading the Taiwan Stock Index", *Computers & Operations Research*, 30(6): 901-923.

Coakley, J.R., and C.E. Brown, 2000, "Artificial neural networks in accounting and finance : modeling issues", *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 9: 119–144.

Crook, J.N., 1996, "Credit scoring: an overview", Working paper no.96/13, Department of Business studies, The University of Edinburgh.

Dunn, D.J., and T.L. Frey, 1976, "Discriminant analysis of loans for cash grain farms", *Agricultural Finance Review*, 36: 60–66.

Glassman, C.A., and H.M. Wilkins, 1997, "Credit scoring: probabilities and pitfalls", *Journal of Retail Banking Service*, 19(2): 53–56.

Koh, H.C., 1992, "The sensitivity of optimal cutoff points to misclassification costs of Type I and Type II errors in the going-concern prediction context", *Journal of Business Finance and Accounting*, 19(2): 187-197.

Lee, T.H., and S.C. Jung, 1999, "Forecasting creditworthiness: logistic vs. artificial neural net", *Journal of Business Forecasting*, Winter: 28–30.

Lewis, E.M., 1992, *An Introduction to Credit Scoring*, (2nd ed.), Fair, Isaac and Co.

Lufburrow, J., P.J. Barry, and B.L. Dixon, 1984, "Credit scoring for farm loan pricing", *Agricultural Finance Review*, 44: 8-14.

Maddala, G.S., 2001, *Introduction to econometrics*, (3rd ed.), John Wiley.

Mester, L.J., 1997, "What's the point of credit scoring?", *Business Review*, Federal Reserve Bank of Philadelphia, Sep./Oct. 1997: 3–16.

Miller, L.H., and E.L. LaDue, 1989, "Credit assessment models for farm borrowers: a logit analysis", *Agricultural Finance Review*, 49: 22–36.

Parzen, E., 1962, "On estimation of a probability density function and mode", *Annals of Mathematical Statistics*, 33: 1065-1076.

Petersen, M.A., and R.G. Rajan, 1994, "The benefit of lending relationships: evidence from small business data", *Journal of Finance*, 49: 3–38.

Plata, V., and G.N. Nartea, 1998, "Credit analysis procedures of rural lenders in Canterbury", Paper presented at the Fifth Annual Conference of the New Zealand Agricultural and Resource Economics Society (Inc.).

Specht, D., 1990, "Probabilistic neural networks", *Neural Networks*, 3(1): 109-118.

Turvey, C.G., 1991, "Credit scoring for agricultural loans: a review with application", *Agricultural Finance Review*, 51: 43–54.

Turvey, C.G., and A. Weersink, 1997, "Credit risk and the demand for agricultural loans", *Canadian Journal of Agricultural Economics*, 4: 201–217.

Turvey, C.G., and R. Brown, 1990, "Credit scoring for a federal lending institution: the case of Canada's farm credit corporation", *Agricultural Finance Review*, 50: 47–57.

West, P.M., P.L. Brockett, and L.L. Golden, 1997, "A comparative analysis of neural networks and statistical methods for predicting consumer choice", *Marketing Science*, 16(4): 370-391.

Wu, C., and X.M. Wang (2000), "A neural network approach for analyzing small business lending decisions", *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 15(3): 259-276.