ระบบบริหารความเสี่ยงกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อเกษตรกรรายคนสำหรับสถาบันการเงินภาคการเกษตรไทย

สงกรานต์ สมบุญ*

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบบริหารความเสี่ยงกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อเกษตรกรรายคน สำหรับนำมาใช้ในกิจกรรมการจ่ายสินเชื่อแก่ผู้ขอกู้รายใหม่ของธนาคารเพื่อการเกษตรและสหกรณ์การเกษตรซึ่งเป็นสถาบันการเงินภาคการเกษตรที่สำคัญของประเทศไทย เนื้อหานำเสนอการพัฒนาแบบจำลองโลจิท และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อระบุความน่าจะเป็นที่ลูกหนี้จะผิดนัดชำระคืนหนี้จากปัจจัยเสี่ยงทางเศรษฐศาสตร์และภูมิศาสตร์ แบบจำลองทั้งสองผ่านการทดสอบความน่าเชื่อถือถึงประสิทธิภาพในการทำนายและการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ด้วยเทคนิคทางสถิติและสถิติทดสอบ ซึ่งงานศึกษานี้สนับสนุนให้ประยุกต์สร้างระบบบริหารความเสี่ยงจากแบบจำลองโลจิท เนื่องจากให้ค่าการทำนายถูกต้องแม่นยำที่สูงกว่า และให้ค่าต้นทุนแห่งการจำแนกผิดที่ต่ำกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองโลจิท ถูกนำมาพัฒนาระบบการให้คะแนนสินเชื่อ และระบบการจัดอันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อภายในโดยอ้างอิงวิธี Advanced Internal Rating Based Approach (AIRB Approach) ตามการกำกับดูแลสถาบันการเงินมาตรฐานสากลเกณฑ์บาเซิลทู ผลการศึกษาแสดงให้เห็นถึงการนำระบบที่พัฒนาขึ้นมาช่วยบริหารความเสี่ยงในกิจกรรมจ่ายสินเชื่อให้แก่เกษตรกรผู้ขอกู้รายใหม่ของธนาคาร เช่น การกระจายความเสี่ยงเพื่อจัดอันดับคุณภาพสินเชื่อ การคำนวณเงินกองทุนขั้นต่ำที่ต้องดำรงรองรับความเสียหาย การกำหนดอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ตามค่าความเสี่ยง และการคำนวณหาผลตอบแทนของกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อที่เหมาะสม

คำสำคัญ: การบริหารความเสี่ยงด้านสินเชื่อ กลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อ สถาบันการเงินภาคการเกษตร

* ธนาคารเพื่อการเกษตรและสหกรณ์การเกษตร
เลขที่ 2346 ถนนพหลโยธิน แขวงเสนานิคม เขตจตุจักร กรุงเทพมหานคร 10900
อีเมล: Songkransomboon@gmail.com

Credit Risk Management System for Managing Risk in Farmer Loan Portfolio of the Agricultural Financial Institution in Thailand

Songkran Somboon*

Abstract

The main objective of this study is to develop a credit risk management system for managing risk in front-end farmer loan portfolio of the Bank for Agriculture and Agricultural Cooperatives, an important organization of the agricultural financial institution in Thailand. The LOGIT Model and the artificial neural network (ANN) model are developed to identify the probability of default from the economical and geographical risk factors. The models are tested for validity of the prediction power in discriminating the debtors. The study supports the use of LOGIT model to application of the credit risk management systems. It is found that the LOGIT model gives more accurately and lower misclassification costs than the ANN model. The results from the LOGIT model are subsequently employed to develop a credit scoring system and an internal credit risk rating system with complied to the advanced internal ratings based approach (AIRB approach) in the Basel II capital accord. The study has been shown how front-end agricultural exposure is typically can be managed on the portfolio basis which will enable the bank to diversify the risk in each of portfolio shares, analyze for the minimum capital requirements in the portfolio, determine the interest rate on the basis of risk in each of borrower, and optimal returns in the farmer loan portfolio.

Keywords: Credit Risk Management**,** Loan Portfolio**,** Agricultural Financial Institution

* Bank for Agriculture and Agricultural Cooperatives
2346 Phahonyothin Road., Senanikom, Chatuchak, Bangkok 10900, THAILAND.
E-mail: Songkransomboon@gmail.com

บทนำ (Introduction)

ธนาคารเพื่อการเกษตรและสหกรณ์การเกษตร (ธ.ก.ส.) เป็นสถาบันการเงินของรัฐ มีบทบาทในการเป็นสถาบันการเงินภาคการเกษตรที่สำคัญของประเทศไทย ซึ่งจากการพิจารณาโครงสร้างของเงินให้สินเชื่อเพื่อเกษตรกรรมของ ธ.ก.ส. พบว่า เกือบร้อยละ 80 จ่ายสินเชื่อให้กับเกษตรกรรายคน ประมาณร้อยละ 10 จ่ายให้กับสหกรณ์การเกษตร และอีกประมาณร้อยละ 10 เป็นสินเชื่อตามโครงการนโยบายของรัฐบาล ดังนั้น ผลของการให้สินเชื่อโดยเฉพาะอย่างยิ่งสินเชื่อเกษตรกรรายคนจะส่งผลโดยตรงต่อฐานะทางการเงินทั้งความสามารถในการสร้างรายได้ และความมั่นคงทางการเงินของ ธ.ก.ส. หากการให้สินเชื่อแล้วเกิดการผิดนัดชำระหนี้สูงย่อมเกิดความเสียหายแก่ ธ.ก.ส.ได้ แต่ด้วยการผิดนัดชำระคืนหนี้เป็นเหตุการณ์ในอนาคต ปัญหาจึงอยู่ที่ ธ.ก.ส.ไม่ทราบว่าลูกหนี้ใดจะผิดนัดชำระคืนหนี้ จึงไม่สามารถจำแนกลูกหนี้ตามระดับความเสี่ยงได้ ซึ่งทำให้ไม่สามารถแยกแยะผู้กู้ที่มีความเสี่ยงต่ำออกจากผู้กู้ที่มีความเสี่ยงสูงได้ ทำให้รายได้ดอกเบี้ยรับจากกลุ่มผู้กู้ที่มีความเสี่ยงต่ำจะถูกนำมาแบกรับกลุ่มผู้กู้ที่มีความเสี่ยงสูงซึ่งจะยิ่งส่งผลเสียต่อผลการดำเนินงานสินเชื่อ หาก ธ.ก.ส. มีแต่ผู้กู้ที่มีความเสี่ยงสูง

ปัจจุบันมีการพัฒนารูปแบบของการบริหารความเสี่ยงด้านสินเชื่อใหม่โดยใช้แนวทางของการให้คะแนนสินเชื่อ ซึ่งเป็นการระบุความสัมพันธ์อย่างเป็นระบบระหว่างการผิดนัดชำระคืนหนี้กับปัจจัยเสี่ยง วิเคราะห์เชิงปริมาณโดยใช้วิชาการด้านเศรษฐมิติและเศรษฐศาสตร์ พัฒนาขึ้นเพื่อประเมินความเสี่ยงสินเชื่อ ช่วยเพิ่มความมั่นใจว่าการอนุมัติสินเชื่อหรือการเพิ่มสถานะความเสี่ยงในกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อจากการให้สินเชื่อแก่ผู้ขอกู้รายใหม่จะเป็นไปอย่างเหมาะสมโดยใช้ข้อมูลทางเศรษฐศาสตร์ของผู้ขอกู้มาเป็นปัจจัยในการประเมินความเสี่ยงและให้คะแนน อย่างไรก็ตาม ในการให้สินเชื่อเพื่อการเกษตรจะมีลักษณะเฉพาะที่แตกต่างจากสินเชื่ออื่นตรงที่ผลผลิตทางการเกษตรขึ้นอยู่กับปัจจัยทางภูมิศาสตร์เป็นสำคัญ และความสามารถในการจ่ายคืนเงินกู้จะขึ้นอยู่กับผลผลิตทางการเกษตรอีกต่อหนึ่ง ดังนั้น ข้อมูลทางภูมิศาสตร์ เช่น สภาพดิน สภาพอากาศ ปริมาณน้ำฝน โรคระบาดและแมลงศัตรูพืชที่เกษตรกรผู้ขอกู้ประสบ จึงเป็นข้อมูลสำคัญอีกด้านที่จะระบุถึงความสามารถในการผลิต และแปรเปลี่ยนเป็นความสามารถในการจ่ายชำระคืนหนี้ ด้วยเหตุนี้ข้อมูลทางภูมิศาสตร์ดังกล่าว จึงควรมีความสามารถในการอธิบายถึงการผิดนัดชำระคืนหนี้และความสามารถในการจ่ายคืนเงินกู้รวมทั้งสามารถนำมาพัฒนาต่อยอดเป็นระบบบริหารความเสี่ยงเงินให้สินเชื่อการเกษตรได้ ซึ่งที่ผ่านมา พบว่า ระบบบริหารความเสี่ยงเงินให้สินเชื่อการเกษตรตามแนวทางของการให้คะแนนสินเชื่อดังกล่าวนี้ยังไม่ถูกพัฒนาขึ้นมาใช้งานในสถาบันการเงินภาคการเกษตรไทย

บทความนี้จึงนำเสนอผลของการพัฒนาระบบการบริหารความเสี่ยงกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อเกษตรกรรายคนที่จะนำมาใช้กับเกษตรกรผู้ขอกู้รายใหม่ กับ ธ.ก.ส. โดยดำเนินการตามวัตถุประสงค์ในงานวิจัยของผู้เขียน ได้แก่

1. เพื่อค้นหาปัจจัยเสี่ยงทั้งปัจจัยเสี่ยงทางภูมิศาสตร์และเศรษฐศาสตร์ ที่บ่งชี้ถึงการผิดนัดชำระคืนหนี้ นำมาเป็นตัวแปรในแบบจำลองโลจิท (LOGIT Model) และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

(Artificial Neural Network: ANN Model) สำหรับชี้วัดศักยภาพในการจ่ายคืนเงินกู้ (ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้) ในอนาคตของเกษตรกรผู้ที่จะขอสินเชื่อ กับ ธ.ก.ส. และทำการประเมิน/เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายและการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ของแบบจำลองทั้งสอง

2. เพื่อพัฒนาระบบการให้คะแนนสินเชื่อเกษตรกรรายคน และระบบการจัดอันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อภายใน เป็นเครื่องมือจำแนกกลุ่มลูกหนี้และจัดอันดับคุณภาพหนี้ของ ธ.ก.ส.

3. เพื่อพัฒนาระบบการกำหนดอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ตามค่าความเสี่ยงของเกษตรกรแต่ละคนและแต่ละอันดับชั้นความเสี่ยง รวมทั้งสร้างแบบจำลองคำนวณเงินกองทุนที่ต้องดำรงรองรับความเสียหายจากการลงทุนในกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อเกษตรกรรายคนของ ธ.ก.ส.

การทบทวนวรรณกรรม (Literature Review)

การบริหารความเสี่ยงด้านสินเชื่อตามมาตรฐานการกำกับดูแลสถาบันการเงินเกณฑ์บาเซิลทู

Basel Committee on Banking Supervision: BCBS (2005a, 2006) ซึ่งมีหน้าที่กำกับและดูแลนโยบายทางการเงินของธนาคารกลางของแต่ละประเทศ ได้เสนอแนวคิดการประเมินความเสี่ยงด้านสินเชื่อเกณฑ์บาเซิลทู กำหนดแนวทางการคำนวณสินทรัพย์เสี่ยง และการดำรงเงินกองทุนรองรับความเสียหายด้านสินเชื่อวิธี Advanced Internal Ratings Based Approach (AIRB) ซึ่งเป็นวิธีที่แต่ละธนาคารพาณิชย์และธนาคารเฉพาะกิจ นำข้อมูลภายในธนาคารเองมาคำนวณสินทรัพย์เสี่ยงด้านสินเชื่อ ประมาณค่าความเสียหายใน 2 ประเภท ได้แก่ 1) ค่าความเสียหายที่เกินกว่าระดับที่คาดไว้ (Unexpected Loss: UL) และ 2) ค่าความเสียหายที่คาดว่าจะเกิดขึ้น (Expected Loss: EL) โดยหลักการของการคำนวณสินทรัพย์เสี่ยงด้านสินเชื่อ คือ การคำนวณโดยใช้สูตร PD/LGD risk weight function ที่มีค่าองค์ประกอบความเสี่ยง (Risk components) 4 ตัวแปร ได้แก่ 1) ค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ (Probability of Default: PD) 2) ค่าความเสียหายที่เกิดขึ้นจากการผิดนัดชำระคืนหนี้ (Loss of Given Default: LGD) 3) ปริมาณเงินให้สินเชื่อที่เปิดรับความเสี่ยง (Exposure at Default: EAD) และ 4) ระยะเวลาครบกำหนดของหนี้ (Effective Maturity: EM) ส่วนการดำรงเงินกองทุนรองรับความเสียหายด้านสินเชื่อนั้น BCBS กำหนดสูตรการคำนวณเงินกองทุนและให้ธนาคารกลางของแต่ละประเทศนำไปใช้เป็นเกณฑ์กำกับดูแลธนาคารในประเทศของตน สำหรับประเทศไทย Bank of Thailand (2013) ได้นำสูตรการคำนวณเงินกองทุนตามเกณฑ์บาเซิลทู มากำหนดเป็นเกณฑ์กำกับดูแลให้ธนาคารพาณิชย์และธนาคารเฉพาะกิจในประเทศได้ถือใช้ในการดำเนินธุรกรรมด้านสินเชื่อ ซึ่งตามเกณฑ์การจัดแบ่งประเภทลูกหนี้ของธนาคารแห่งประเทศไทย ลูกหนี้ ธ.ก.ส. ถูกจัดอยู่ในกลุ่มของลูกหนี้ภาครัฐบาล และลูกหนี้สถาบันการเงิน สูตรคำนวณเงินกองทุนรองรับความเสี่ยงด้านสินเชื่อวิธี AIRB[1] มีรูปแบบดังสมการที่ 1

[1] ผู้อ่านสามารถดูรายละเอียดเพิ่มเติมของสูตรคำนวณเงินกองทุนรองรับความเสี่ยงด้านสินเชื่อวิธี AIRB ตามสมการที่ 1 นี้ได้ใน http://www.bot.or.th/Thai/FinancialInstitutions/Highlights/baselIII/Documents/Basel_II_III_AM. pdf

$$K\% = LGD \times ((N[\frac{G(PD) + \sqrt{R} \times G(0.999)}{\sqrt{1-R}}]) - PD) \times (\frac{1 + (M - 2.5) \times b}{1 - 1.5 \times b}) \times 1.06 \quad (1)$$

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง: ตัวแปรที่ใช้สร้างและวิธีประมาณค่าแบบจำลองประเมินความเสี่ยงสินเชื่อ

กรณีของเกษตรกรรายย่อยซึ่งไม่มีการจัดทำงบการเงิน ตัวแปรที่นำมาใช้ในการสร้างแบบจำลองประเมินความเสี่ยงสินเชื่อ มักเป็นตัวแปรที่แสดงคุณลักษณะของผู้กู้ ดังเช่น งานของ Limsombunchai (2007) ได้นำตัวแปร อายุของผู้ขอกู้ อายุการเป็นลูกค้า ระดับการศึกษา มูลค่าของทรัพย์สิน มูลค่าของหลักทรัพย์ค้ำประกัน อัตราผลตอบแทนต่อทรัพย์สิน อัตราส่วนแห่งหนี้ อัตราส่วนหมุนเวียนของทุน ตัวแปรหุ้นของจังหวัด ตัวแปรหุ้นของชนิดฟาร์ม ตัวแปรหุ้นของประเภทสินเชื่อ ตัวแปรหุ้นขนาดสินเชื่อ ในการสร้าง Credit Scoring กับสินเชื่อเกษตรในประเทศไทย ขณะที่การประมาณค่าของแบบจำลองการให้คะแนนสินเชื่อนั้น วิธีการทางสถิติที่นิยมนำมาประยุกต์ใช้ในการพัฒนาแบบจำลองประเมินความเสี่ยงสินเชื่อเพื่อทำนายหนี้มีปัญหาหรือทำนายหนี้ดีในสถาบันการเงิน คือ การใช้แบบจำลองโลจิท เช่น งานของ Ohlson (1980) Turvey (1991) Turvey & Weersink (1997) Lee & Jung (2000) Bandyopadhyay (2007) ส่วนวิธีการที่ไม่ใช่สถิตินั้นในปัจจุบัน นักวิจัยและนักพัฒนาแบบจำลองนิยมนำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในการพัฒนาแบบจำลองการให้คะแนนสินเชื่อ เช่น งานประยุกต์ใช้ Artificial Neural Networks ในการสร้าง Credit Scoring กับสินเชื่อเกษตรในประเทศไทยของ Limsombunchai (2007) การทำนายความอ่อนแอทางการเงินโดยประยุกต์ใช้ Multi-layer Neural Networks ของ Hu (2008) เป็นต้น ทั้งนี้ ตามทฤษฎีการบริหารความเสี่ยงทางการเงินด้านสินเชื่อ ในการวิเคราะห์หาค่าความเสียหายที่คาดว่าจะเกิดขึ้นในอนาคตของเงินให้สินเชื่อ สามารถใช้แบบจำลองวิเคราะห์ทางคณิตศาสตร์ ได้แก่ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANNs Model) และแบบจำลองวิเคราะห์ทางสถิติ/เศรษฐมิติ ได้แก่ แบบจำลองโลจิท (LOGIT Model) มาวิเคราะห์ได้ รายละเอียดของแบบจำลองทั้งสองอธิบายได้โดยสังเขป ดังนี้

แบบจำลองโลจิท (LOGIT Model)

แบบจำลองโลจิท เริ่มศึกษาในปี ค.ศ. 1980 โดย Ohlson (1980) ปัจจุบันมีการประยุกต์ใช้แบบจำลอง โลจิทในทางเศรษฐศาสตร์และธุรกิจหลากหลาย โดยแบบจำลองโลจิท จะแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตาม (ตัวแปรถูกอธิบาย) กับตัวแปรอธิบาย และอธิบายค่าตัวแปรถูกอธิบายเป็นรูปแบบของค่าความน่าจะเป็น เช่น “ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้” โดยใช้วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีค่าความควรจะเป็นสูงสุด (Maximum Likelihood Method) มีรูปแบบดังสมการที่ 2 (Tirapat & Kiatsupaibul, 2008)

$$prob\ (Y_i = 1) = \frac{\exp(Z_i)}{1 + \exp(Z_i)} \quad (2)$$

$Y_i = 0$ คือ ลูกหนี้สถานะหนี้ดี และ $Y_i = 1$ คือ ลูกหนี้สถานะหนี้ผิดนัดชำระ

$$Z_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_{i1} + \hat{\beta}_2 X_{i2} + \ldots\ldots + \hat{\beta}_j X_{ij} = \hat{\beta}' X_i$$

X_{ij} คือ คุณลักษณะของลูกหนี้ i

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN Model)

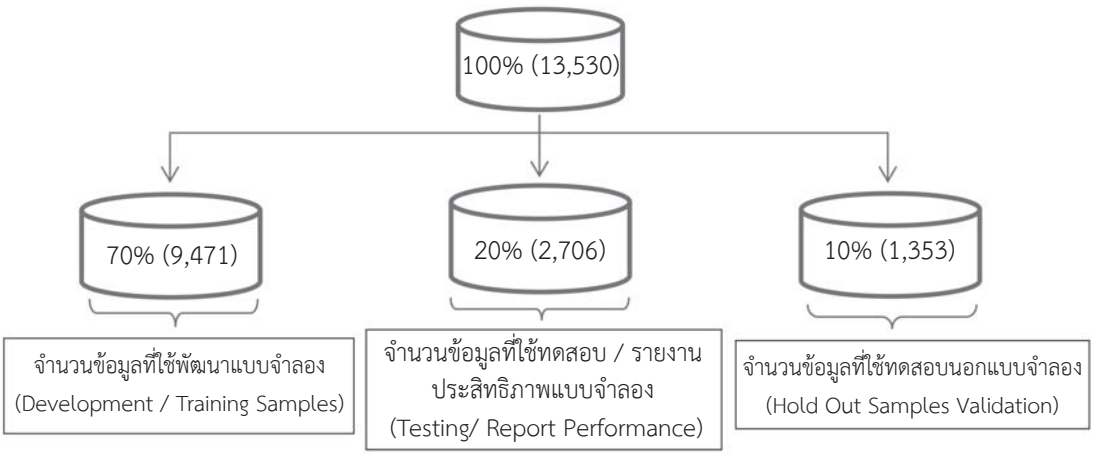
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เริ่มศึกษาในปี ค.ศ. 1994 โดย Wilson & Sharda (Wilson & Sharda, 1994) ในปัจจุบันนิยมนำมาประยุกต์อย่างแพร่หลายในทางการเงิน เช่น การวิเคราะห์ความเสี่ยงในการล้มละลายของธุรกิจจากการให้สินเชื่อซึ่งโครงสร้างของแบบจำลอง ANN แบ่งออกได้เป็น 3 ชั้น ชั้นแรก คือ ชั้นของปัจจัยนำเข้า (Input Layer) ชั้นสุดท้ายคือชั้นของผลลัพธ์ (Output Layer) ส่วนชั้นที่อยู่ระหว่างกึ่งกลาง เรียกว่า ชั้นซึ่งถูกอำพราง (Hidden Layers) (ผู้อ่านสามารถดูโครงสร้างของแบบจำลอง ANN ที่ผู้เขียนแสดงผลลัพธ์และการวิเคราะห์แบบจำลอง ANN ไว้ในภาคผนวก) โดยการทำงานของแบบจำลอง หน่วยประมวลผลซึ่งเรียกว่าเซลล์ประสาทจะทำการประมวลผลหาค่าน้ำหนักของแต่ละโหนด ปรับน้ำหนักของแต่ละโหนดเพื่อให้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยต่ำที่สุด จากนั้นจะเรียนรู้เพื่อจดจำลักษณะที่บ่งบอกว่าตัวแปรใดผิดนัดชำระคืนหนี้หรือหนี้ดี (Khermkhan & Chancharat, 2013) ซึ่งการอธิบายตัวแปรจะเป็นรูปแบบของค่าน้ำหนัก

วิธีดำเนินการวิจัย (Methods)

ข้อมูล / ตัวแปรที่ใช้ศึกษา การจัดกระทำข้อมูล และวิธีการวิเคราะห์ข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา มาจากฐานข้อมูลลูกค้ารายคนของ ธ.ก.ส. และเชื่อมโยงฐานข้อมูลภูมิศาสตร์จากส่วนงานภายนอกที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ กรมพัฒนาที่ดิน สำนักงานพัฒนาเทคโนโลยีอวกาศและภูมิสารสนเทศ (GISTDA) และกรมส่งเสริมการเกษตร โดยข้อมูลสินเชื่อเป็นข้อมูลการให้สินเชื่อการเกษตรแก่เกษตรกรรายคนประเภทกสิกรรมเพื่อเป็นค่าใช้จ่ายในการผลิตซึ่งมีกำหนดชำระหนี้คืนไม่เกิน 1 ปี วงเงินกู้ไม่เกิน 1 ล้านบาท ในโครงการสินเชื่อปกติของ ธ.ก.ส. (ไม่รวมสินเชื่อตามโครงการรัฐบาลและสินเชื่อโครงการพิเศษอื่น ๆ) โดยเก็บรวบรวมข้อมูล จำนวน 13,530 ตัวอย่าง จำแนกเป็นหนี้ดี จำนวน 11,837 ตัวอย่าง และหนี้ค้างชำระ จำนวน 1,693 ตัวอย่าง คิดเป็นอัตราผิดนัดชำระหนี้ร้อยละ 12.51 (สอดคล้องกับอัตราการผิดนัดชำระคืนหนี้ของประชากร) ซึ่งข้อมูลมีการแจกแจงตามสัดส่วนประชากรในแต่ละภาค และครอบคลุมพื้นที่การดำเนินงานของ ธ.ก.ส. ทั่วทั้งประเทศ (ผู้อ่านสามารถดูรายละเอียดวิธีการเก็บรวบรวมข้อมูล และระยะเวลาที่ใช้ในการเก็บข้อมูลเพิ่มเติมได้ในงานวิจัยฉบับเต็มของผู้เขียน เรื่องการพัฒนาระบบ

การให้คะแนนสินเชื่อเพื่อการบริหารความเสี่ยงกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนประเภทสินเชื่อเกษตรกรรายคนของธนาคารเพื่อการเกษตรและสหกรณ์การเกษตร ซึ่งผู้เขียนได้ทำการวิจัยนี้ในปี พ.ศ. 2557) ทั้งนี้ ผู้เขียนได้จัดทำข้อมูลโดยแบ่งเป็น 3 กลุ่มตามวัตถุประสงค์ที่ใช้วิเคราะห์สร้างแบบจำลองและทดสอบความน่าเชื่อถือของแบบจำลอง สามารถแสดงการจัดกระทำข้อมูลได้ ดังภาพที่ 1



ภาพที่ 1: การจัดกระทำข้อมูล (Data Preparation and Data Treatment)

ผู้เขียนนำข้อมูลทางเศรษฐศาสตร์และภูมิศาสตร์ที่รวบรวม มาเป็นตัวแปรอธิบายสำหรับนำเข้าแบบจำลองโลจิทและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยได้ระบุตัวแปร กำหนดค่าตัวแปรหุ่น สมมติฐาน และมาตรวัดของตัวแปรอธิบายที่จะนำมาทดสอบความสัมพันธ์กับค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ ดังต่อไปนี้

1. อายุของเกษตรกรผู้ขอกู้ เกษตรกรที่มีอายุมากมักจะมีสุขภาพไม่แข็งแรง ความสามารถในการประกอบอาชีพในการสร้างรายได้จะลดลง ผู้เขียนกำหนดสมมติฐานว่า เกษตรกรผู้ขอกู้ที่มีอายุมากขึ้น ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้จะสูงขึ้น ตัวแปรนี้วัดได้ในมาตราอัตราส่วน

2. รายได้รวมต่อรายจ่ายรวมของครัวเรือน บอกถึงความสามารถในการชำระคืนหนี้จากการนำเงินกู้ไปใช้ก่อประโยชน์ มีรายได้ครอบคลุมค่าใช้จ่ายและเพียงพอที่จะส่งชำระหนี้ได้ ผู้เขียนกำหนดสมมติฐานว่าหากอัตราส่วนนี้สูงขึ้น ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้จะลดลง ตัวแปรนี้วัดได้ในมาตราอัตราส่วน

3. หนี้สินรวมต่อรายได้รวมของครัวเรือน สะท้อนถึงความเป็นหนี้และสภาพคล่องของครัวเรือน หากอัตราส่วนนี้มีค่าสูงแสดงถึงความเปราะบางของครัวเรือนที่มีเพิ่มขึ้น ผู้เขียนกำหนดสมมติฐานว่าหากอัตราส่วนนี้สูงขึ้น ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้จะสูงขึ้น ตัวแปรนี้วัดได้ในมาตราอัตราส่วน

4. การมีเงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส. ใช้เป็นตัวชี้วัดศักยภาพในการชำระหนี้ของผู้ที่จะมาเป็นลูกค้าของธนาคารในอนาคต เพราะสามารถจะนำเงินออมที่มีมาชำระหนี้ได้ ดังนั้น ผู้เขียนจึงกำหนดสมมติฐานว่าหากเงินออมหรือเงินฝากกับ ธ.ก.ส. มากขึ้น ก็น่าจะสามารถชำระหนี้ได้มากขึ้น ความน่าจะผิดนัดชำระ

คืนหนี้น่าจะลดลง ตัวแปรนี้วัดได้ในมาตราเรียงอันดับเมื่อกำหนดให้เป็นชั้นเงินฝากออมทรัพย์

5. ตัวแปรหุ่นประเภทหลักประกัน ผู้เขียนกำหนดสมมติฐานว่า การกู้โดยใช้หลักประกันประเภทบุคคลค้ำประกัน (ค้ำประกันร่วมกลุ่ม 5 คนขึ้นไปหรือ 2 คนค้ำประกัน) หรือการใช้หลักประกันที่ดินจำนองอย่างใดอย่างหนึ่งน่าจะทำให้ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้เพิ่มขึ้น เมื่อเทียบกับการกู้โดยใช้หลักประกันทั้งประเภทที่ดินจำนองและประเภทบุคคลค้ำประกันร่วมกัน ตัวแปรนี้วัดได้ในมาตรานามบัญญัติ

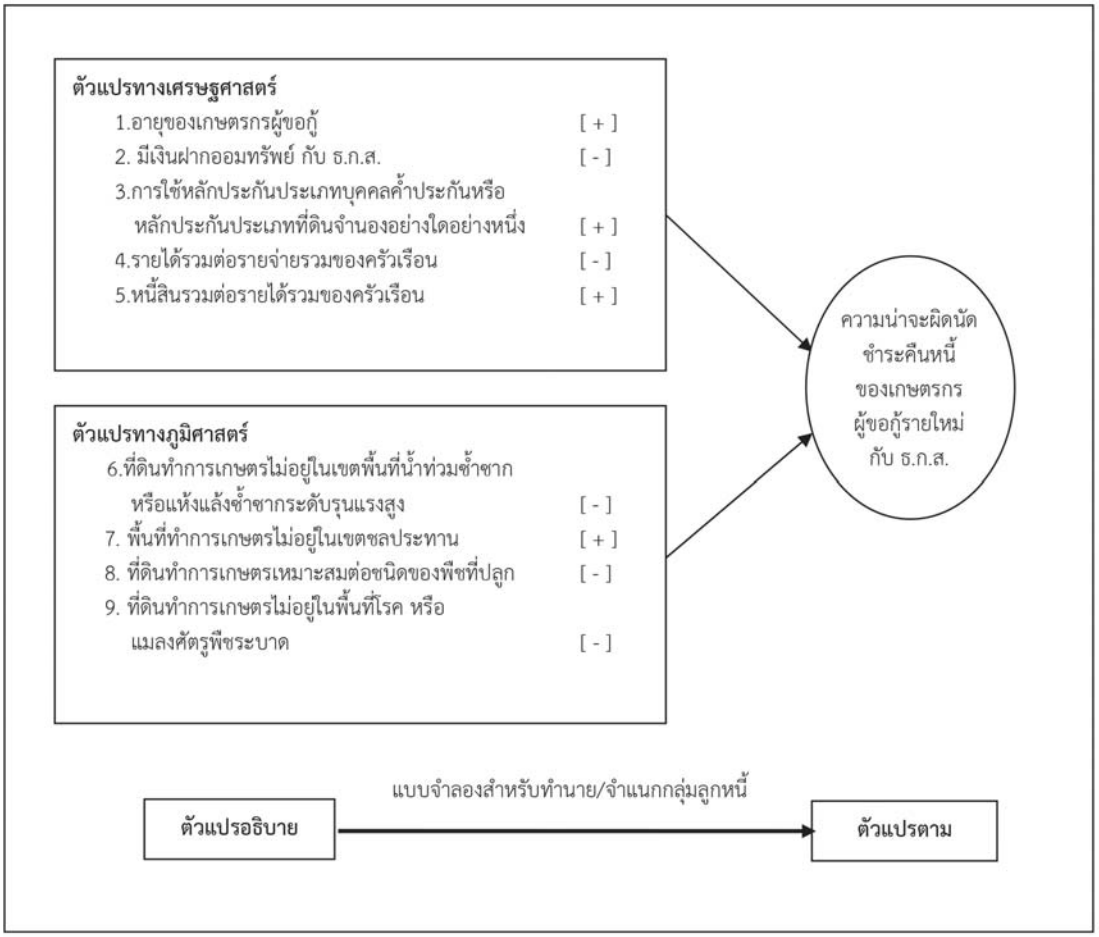
6. พื้นที่ทำการเกษตรประสบภาวะน้ำท่วมซ้ำซากหรือแล้งซ้ำซากระดับรุนแรงสูง ผู้เขียนกำหนดตัวแปรหุ่นและสมมติฐานว่า ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่เสี่ยงต่อการเกิดน้ำท่วมซ้ำซากหรือแล้งซ้ำซากระดับความรุนแรงสูง (ระบุค่าตัวแปรหุ่น =1) ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้น่าจะลดลง เมื่อเทียบกับเกษตรกรที่ทำการเกษตรในพื้นที่น้ำท่วมซ้ำซากหรือแล้งซ้ำซากระดับความรุนแรงสูง (ระบุค่าตัวแปรหุ่น= 0) ตัวแปรนี้วัดได้ในมาตรานามบัญญัติ

7. แหล่งน้ำทำการเกษตร แหล่งน้ำเป็นปัจจัยการผลิตพืชผลการเกษตรที่สำคัญ การใช้น้ำฝนในการเกษตรจะมีความเสี่ยงมากกว่าเพราะขึ้นอยู่กับฤดูกาล ขณะที่การใช้น้ำจากการชลประทานทำการเกษตรจะมีความเสี่ยงน้อยกว่า เพราะสามารถควบคุมใช้น้ำเพาะปลูกได้ทั้งปี ผู้เขียนกำหนดตัวแปรหุ่นและสมมติฐานว่า หากที่ทำการเกษตรอยู่นอกเขตชลประทาน (ระบุค่าตัวแปรหุ่น=1) ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้น่าจะสูงขึ้นเมื่อเทียบกับพื้นที่ทำการเกษตรที่อยู่ในเขตชลประทาน (ระบุค่าตัวแปรหุ่น=0) ตัวแปรนี้วัดได้ในมาตรานามบัญญัติ

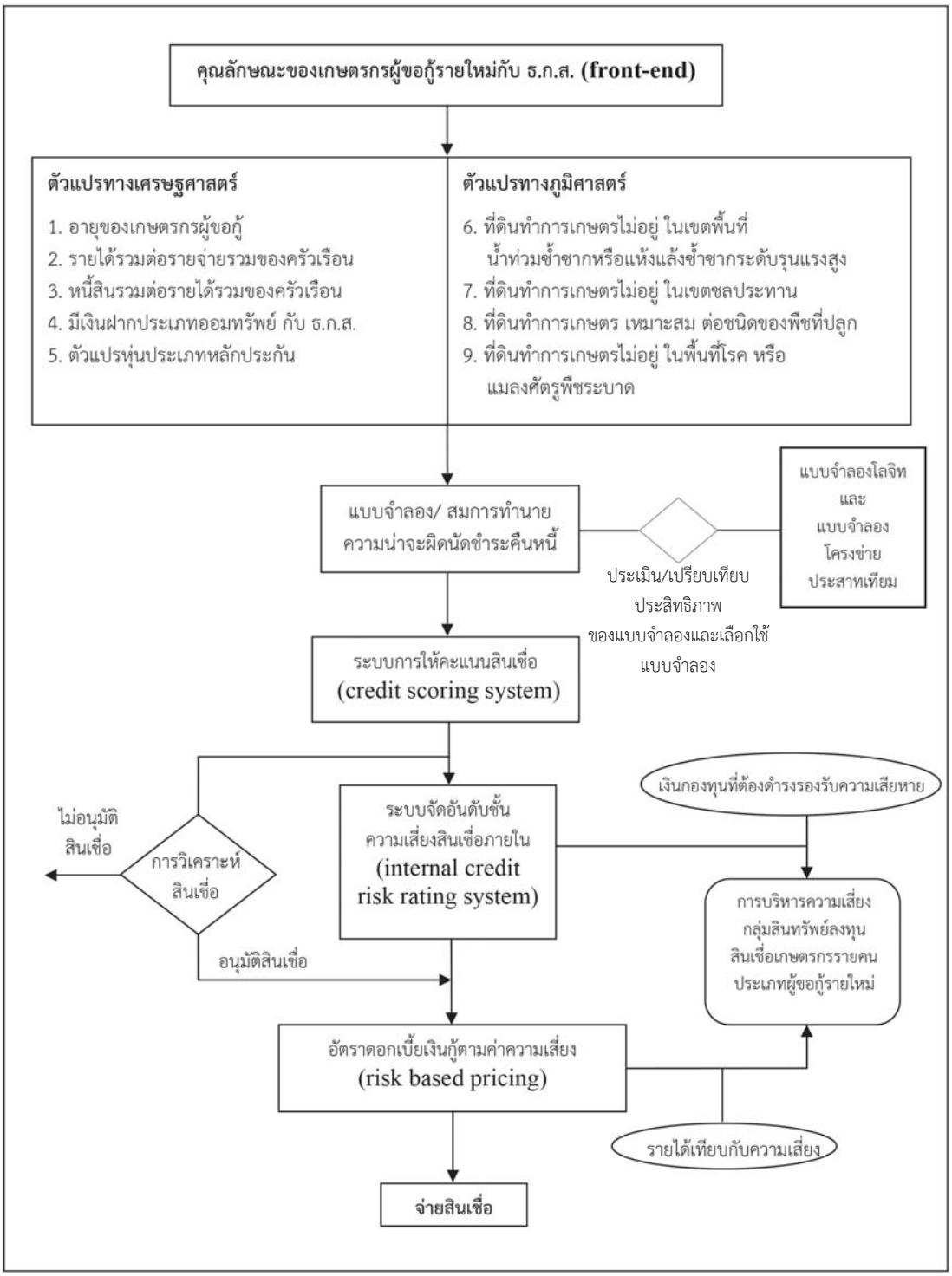
8. ความเหมาะสมของดินในการปลูกพืช เมื่อดินที่เพาะปลูกเหมาะสมต่อพืชผล เกษตรกรจะได้ผลผลิตตามศักยภาพการผลิตซึ่งจะทำให้รายได้ของเกษตรกรสูงขึ้น มีรายได้เพียงพอชำระคืนหนี้ได้ ดังนั้นความเหมาะสมของดินในการปลูกพืชจึงน่าจะทำให้ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ลดลง ผู้เขียนกำหนดตัวแปรหุ่นและสมมติฐานว่า หากดินเหมาะสมต่อการปลูกพืช (ระบุค่าตัวแปรหุ่น=1) ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้น่าจะลดลง เมื่อเทียบกับดินไม่เหมาะสมต่อการปลูกพืช (ระบุค่าตัวแปรหุ่น=0) ตัวแปรนี้วัดได้ในมาตรานามบัญญัติ

9. แปลงที่ดินทำการเกษตรประสบภาวะโรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาด ซึ่งจะทำให้ผลผลิตการเกษตรเสียหายได้ปริมาณผลผลิตน้อย ส่งผลกระทบต่อรายได้ของครัวเรือนเกษตรกรอาจทำให้รายได้สุทธิไม่เพียงพอต่อการชำระคืนหนี้ ผู้เขียนกำหนดตัวแปรหุ่นและสมมติฐานว่า หากในรอบ 2 ปีการผลิตที่ผ่านมาและผลการคาดการณ์พื้นที่ระบาดจากกรมส่งเสริมการเกษตรว่าพื้นที่แปลงทำเกษตรไม่ประสบกับภาวะโรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาด (ระบุค่าตัวแปรหุ่น=1) ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้น่าจะลดลง เมื่อเทียบกับแปลงทำการเกษตรที่เคยประสบกับภาวะโรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาดและ/หรือถูกคาดการณ์ว่าจะเป็นพื้นที่ระบาดของโรคและแมลงศัตรูพืชจากกรมส่งเสริมการเกษตร (ระบุค่าตัวแปรหุ่น=0) ตัวแปรนี้วัดได้ในมาตรานามบัญญัติ

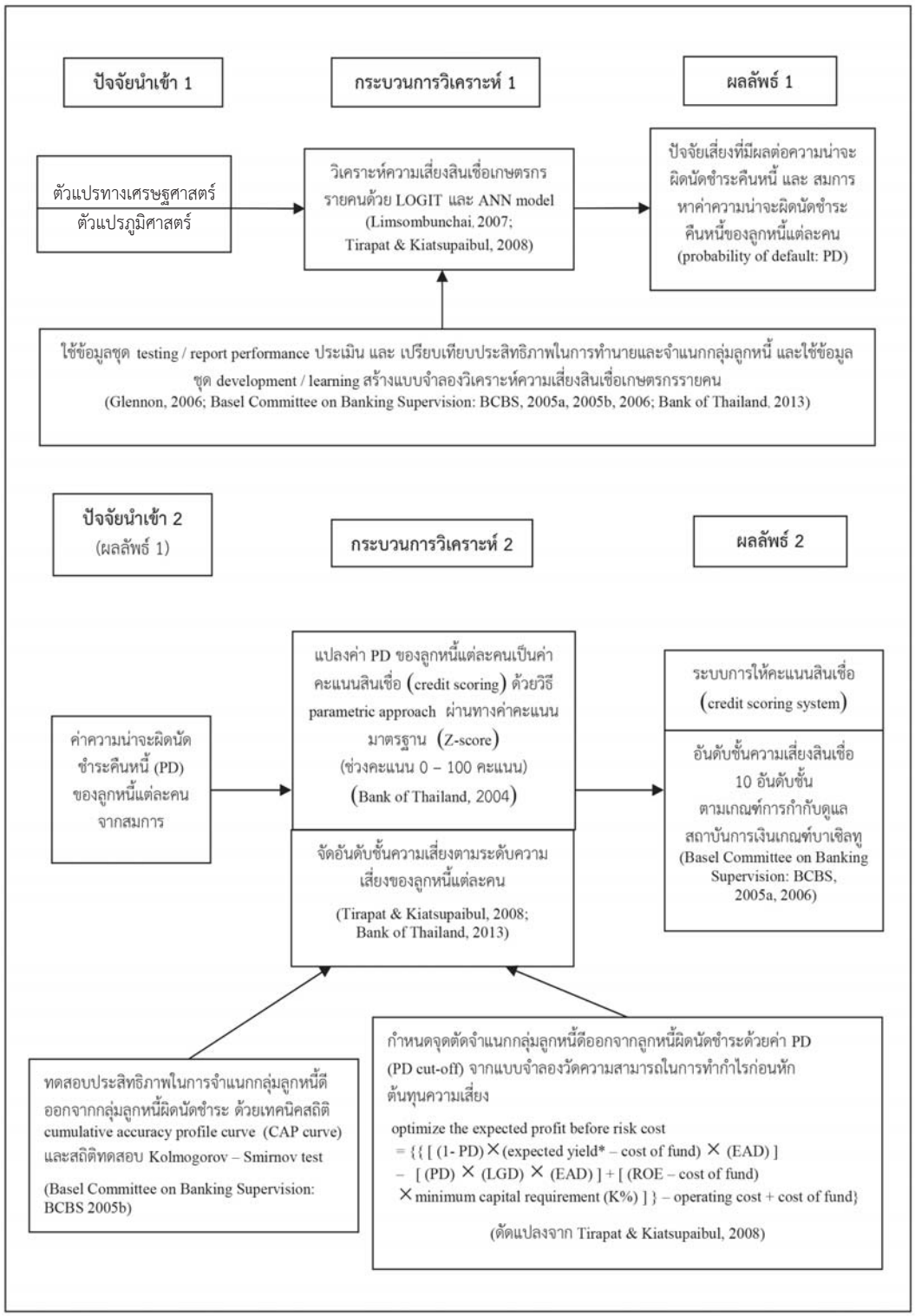
ตัวแปรอธิบายทั้ง 9 ตัวแปร ที่กล่าวมาข้างต้นสามารถนำมาแสดงความสัมพันธ์และทิศทางที่คาดว่าจะเป็นต่อตัวแปรตาม คือ “ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้” ผ่านทางแบบจำลองโลจิท และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ได้ดังภาพที่ 2 และพัฒนาเป็นระบบบริหารความเสี่ยงกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อเกษตรกรผู้ขอกู้รายใหม่กับ ธ.ก.ส. ดังกรอบแนวคิดการวิจัย (Conceptual Framework) ภาพที่ 3 และแสดงการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงปริมาณได้ดังในกรอบการวิเคราะห์ข้อมูล (Analytical Framework) ภาพที่ 4 ต่อไปนี้



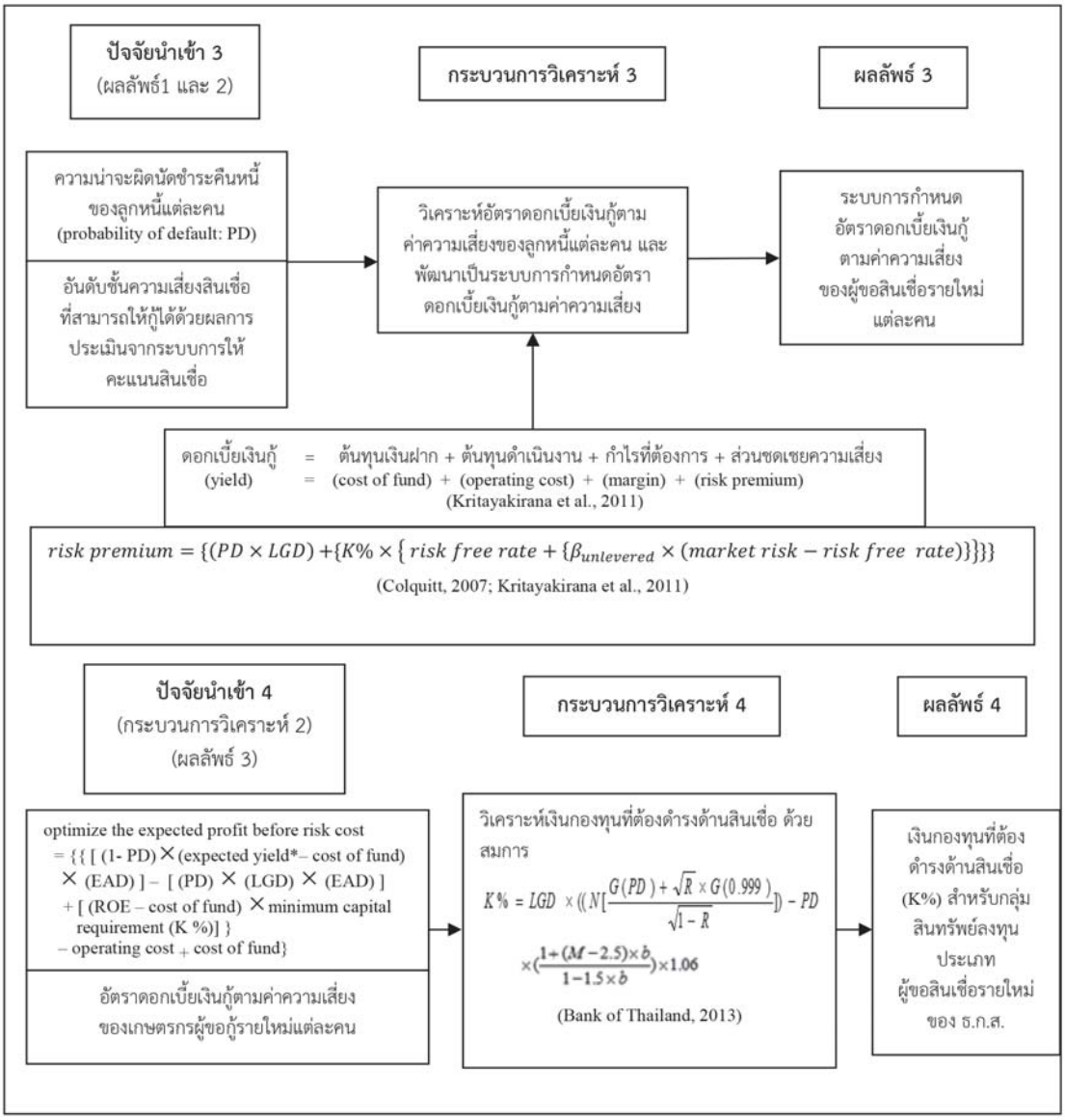
ภาพที่ 2: ความสัมพันธ์และทิศทางที่คาดว่าจะเป็นของตัวแปรที่มีผลต่อความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ (Variables and Their Contributions to Probability of Default in Front-end Agricultural Loan)



ภาพที่ 3: กรอบแนวคิดระบบบริหารความเสี่ยงกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อเกษตรกรผู้ขอกู้รายใหม่ของ ธ.ก.ส. (Conceptual Framework of the Front-end Credit Risk Portfolio Management of BAAC.)



ภาพที่ 4: กรอบการวิเคราะห์ข้อมูล (Analytical Framework)



ภาพที่ 4: กรอบการวิเคราะห์ข้อมูล (Analytical Framework) (ต่อ)

ผลการวิจัย (Research Result)

ปัจจัยเสี่ยงที่ค้นพบที่มีผลต่อความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ และผลการประเมินและเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างแบบจำลองโลจิท และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การวิเคราะห์ด้วยแบบจำลองโลจิท และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม พบปัจจัยเสี่ยงที่นำมาเป็นตัวแปรอธิบายถึงความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ของเกษตรกรผู้ขอกู้รายใหม่กับ ธ.ก.ส. จำแนกเป็นตัวแปรทางเศรษฐศาสตร์ ได้แก่ 1) อายุของเกษตรกรผู้ขอกู้ 2) รายได้รวมต่อรายจ่ายรวมของครัวเรือน 3) เงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส. 4) ประเภทหลักประกัน และ 5) หนี้สินรวมต่อรายได้รวมของครัวเรือน และตัวแปรทางภูมิศาสตร์ ได้แก่ 1) ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่น้ำท่วมซ้ำซากหรือแล้งซ้ำซากในระดับรุนแรงสูง 2) ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่ชลประทาน 3) ความเหมาะสมของดินต่อการปลูกพืช และ 4) ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่โรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาด

ผู้เขียนประเมินประสิทธิภาพในการทำนาย และจำแนกกลุ่มลูกหนี้ของแบบจำลองทั้งสอง (Model Evaluations) จากชุดข้อมูลที่กันไว้ทดสอบ/รายงานประสิทธิภาพ (Report Performance) จำนวน 2,706 ตัวอย่าง โดยพิจารณาในประเด็นของความสามารถในการทำนายความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ และการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ถูกต้อง (Prediction and Classification Power) และต้นทุนค่าเสียโอกาสในการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ผิด (Misclassification Cost) จากการตัดสินใจผิดพลาดประเภทที่ 1 และประเภทที่ 2 ซึ่งผลการทดสอบ พบว่า แบบจำลองโลจิทให้ค่าร้อยละของความถูกต้องโดยรวมในการทำนายและการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ที่สูงกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และให้ค่าร้อยละของการจำแนกผิดจากการตัดสินใจผิดพลาดประเภทที่ 1 และประเภทที่ 2 ที่ต่ำกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ผลดังในตารางที่ 1 และตารางที่ 2

ตารางที่ 1: การทดสอบความสามารถในการทำนาย และจำแนกกลุ่มลูกหนี้ของแบบจำลองโลจิท และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจากชุดข้อมูลที่กันไว้ทดสอบ (The Validation of the Prediction and Classification of LOGIT Model and ANN Model [Report Performance Samples])

ค่าสังเกต (Observed)		ผลการทำนายจากชุดข้อมูลที่กันไว้ทดสอบ (Report Performance)					
		แบบจำลองโลจิท			แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม		
		สถานะหนี้		ร้อยละของ	สถานะหนี้		ร้อยละของ
		หนี้ดี	หนี้ค้างชำระ	ความถูกต้อง	หนี้ดี	หนี้ค้างชำระ	ความถูกต้อง
สถานะหนี้	หนี้ดี	2,360	8	99.66	2,367	1	99.96
	หนี้ค้างชำระ	328	10	2.96	336	2	0.59
Overall Percentage				**87.58**			**87.55**

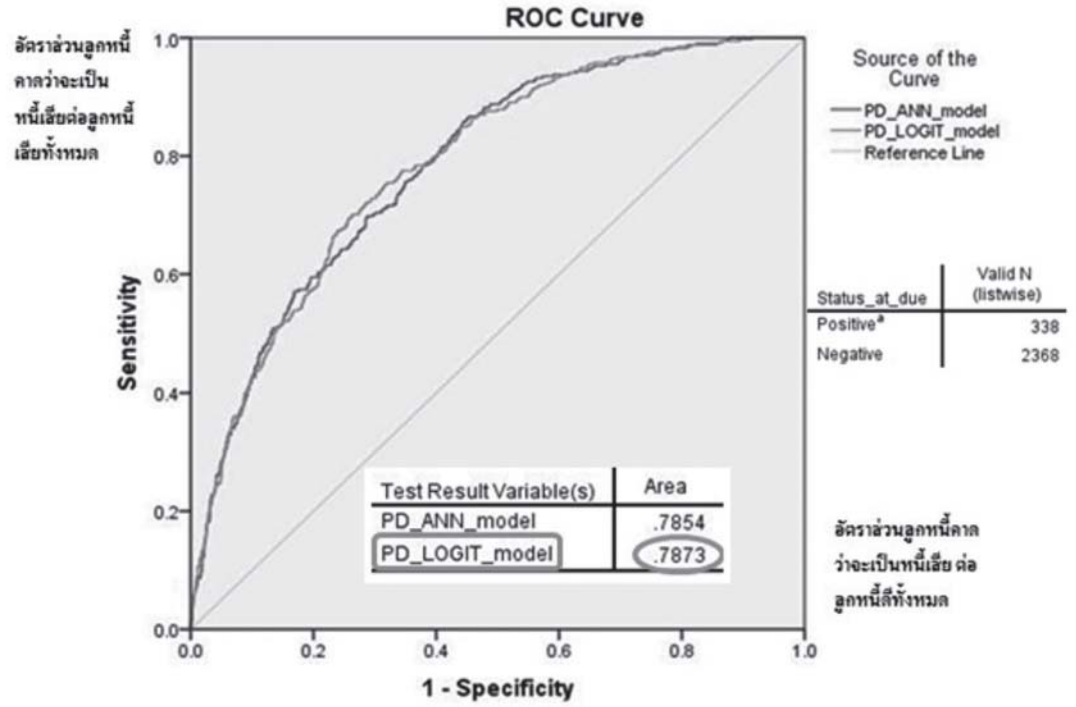
ที่มา: จากการคำนวณ

ตารางที่ 2: เปรียบเทียบต้นทุนแห่งการจำแนกผิดจากค่าร้อยละของการตัดสินใจผิดพลาดประเภทที่ 1 และ 2 ระหว่างแบบจำลองโลจิทกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (The Relative Misclassification Costs of Type I and Type II Errors between LOGIT Model and ANN Model)

รายการเปรียบเทียบ	แบบจำลองโลจิท	แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม
1. ร้อยละของการตัดสินใจผิดพลาดประเภทที่ 1	12.12	12.41
2. ร้อยละของการตัดสินใจผิดพลาดประเภทที่ 2	0.30	0.04
3. ร้อยละของการตัดสินใจผิดพลาดทั้งประเภทที่ 1 และ 2	**12.42**	**12.45**

ที่มา: จากการคำนวณ

ขณะที่ผลการทดสอบด้วยเทคนิค Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve) โดยพิจารณาจากพื้นที่ใต้โค้งความถูกต้องแม่นยำในการทำนายและจำแนกกลุ่มลูกหนี้ (Basel Committee on Banking Supervision: BCBS, 2005b) ของแบบจำลองทั้งสอง พบว่า แบบจำลองโลจิท ให้ค่าร้อยละของความถูกต้องแม่นยำในการทำนายและจำแนกกลุ่มลูกหนี้ที่สูงกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ผลดังในภาพที่ 5



ที่มา: จากการคำนวณ

ภาพที่ 5: การทดสอบความสามารถในการทำนายและจำแนกกลุ่มลูกหนี้ของแบบจำลองโลจิทและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วย Receiver Operating Characteristic Curve (Receiver Operating Characteristic Curve Measuring the Predictive and Discriminatory Power of the LOGIT Model and ANN Model)

สมการหาค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้และการพัฒนาระบบการให้คะแนนสินเชื่อ

จากค่าการทดสอบและเปรียบเทียบถึงประสิทธิภาพในการทำนายและการจำแนกกลุ่มลูกหนี้เกษตรกรผู้ขอกู้รายใหม่กับ ธ.ก.ส. ของแบบจำลอง ซึ่งพบว่า แบบจำลองการทำนายและการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ที่สร้างขึ้นจากแบบจำลองโลจิท มีประสิทธิภาพที่สูงกว่า แบบจำลองการทำนายและการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ที่สร้างขึ้นจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ดังนั้น ในการสร้างสมการหาค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ เพื่อนำไปประยุกต์พัฒนาเป็นระบบการให้คะแนนสินเชื่อ ผู้เขียนจึงดำเนินการผ่านทางแบบจำลองโลจิท โดยนำปัจจัยเสี่ยงที่ค้นพบ มากำหนดเป็นตัวแปรอธิบาย (ตัวแปรทางภูมิศาสตร์ และเศรษฐศาสตร์) อธิบายการเปลี่ยนแปลงของค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ของเกษตรกรผู้ขอกู้รายใหม่กับ ธ.ก.ส. ซึ่งผลของการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรอธิบาย กับความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ จากส่วนของชุดข้อมูลที่นำมาพัฒนาแบบจำลอง (Development Samples) จำนวน 9,471 ตัวอย่าง ได้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3: ตัวแปรอธิบายความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ของเกษตรกรที่เป็นผู้ขอกู้รายใหม่ (Variables Used Predict the Probability of Default in Each of New Borrower)

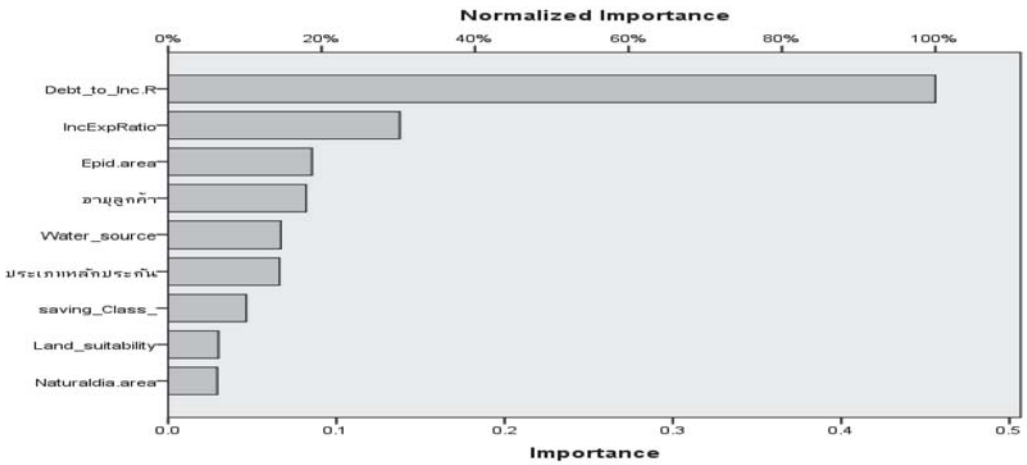
ค่าสัมประสิทธิ์	ตัวแปรอธิบาย	ค่า sig. (P > |z|) (0.0500)
-2.9627	ค่าคงที่	0.0000
0.0152	(X1) อายุของเกษตรกรผู้ขอกู้	0.0000
-0.1423	(X2) รายได้รวมต่อรายจ่ายรวมของครัวเรือน	0.0000
0.2534	(X3) หนี้สินรวมต่อรายได้รวมของครัวเรือน	0.0200
-0.5867	(X4) เงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส. 5,001-10,000.99 บาท	0.0001
-0.6291	(X5) เงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส. 10,001-20,000.99 บาท	0.0006
-0.7234	(X6) เงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส. เท่ากับหรือมากกว่า 20,001 บาท	0.0000
0.6997	(X7) ประเภทหลักประกันที่ดินจำนอง	0.0000
1.0286	(X8) ประเภทหลักประกันบุคคลค้ำ (ค้ำประกันร่วมกลุ่ม หรือ 2 คนค้ำ)	0.0000
-0.2906	(X9) ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่ประสบภัย น้ำท่วมซ้ำซาก หรือแล้งซ้ำซากระดับรุนแรงสูง	0.0001
0.6961	(X10) ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่ชลประทาน	0.0000
-0.4554	(X11) ดินเหมาะสมต่อการปลูกพืช	0.0046
-0.5065	(X12) ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่ประสบภาวะโรค หรือ แมลงศัตรูพืชระบาด	0.0000

ที่มา: จากการคำนวณ

ตัวแปรอธิบาย X1-X12 ที่แสดงในตารางที่ 3 ข้างต้น สามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของ “ค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ของเกษตรกรผู้ขอกู้รายใหม่ กับ ธ.ก.ส.” ได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ (ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95) และค่าสัมประสิทธิ์หน้าตัวแปรอธิบายแต่ละตัวแปรให้ค่าเครื่องหมายที่แสดงถึงทิศทางความสัมพันธ์กับค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้เป็นไปตามสมมติฐานที่ผู้เขียนกำหนด ซึ่งสามารถอธิบายความหมายของค่าสัมประสิทธิ์หน้าตัวแปรอธิบายแต่ละตัวได้ ดังต่อไปนี้ 1) ตัวแปร X1 อายุของเกษตรกรผู้ขอกู้รายใหม่ มีค่าสัมประสิทธิ์เป็นบวก (+) อธิบายได้ว่า เกษตรกรผู้ขอกู้ที่มีอายุมากขึ้น มีความน่าจะเป็นที่จะผิดนัดชำระคืนหนี้เพิ่มขึ้น 2) ตัวแปร X2 รายได้รวมต่อรายจ่ายรวมของครัวเรือน มีค่าสัมประสิทธิ์เป็นลบ (-) อธิบายได้ว่า ครัวเรือนที่มีรายได้รวมต่อรายจ่ายรวมเพิ่มขึ้น ความน่าจะเป็นที่จะผิดนัดชำระคืนหนี้ลดลง 3) ตัวแปร X3 หนี้สินรวมต่อรายได้รวมของครัวเรือน มีค่าสัมประสิทธิ์เป็นบวก (+) อธิบายได้ว่าครัวเรือนที่มีหนี้สินรวมต่อรายได้รวมเพิ่มขึ้น ความน่าจะเป็นที่จะผิดนัดชำระคืนหนี้เพิ่มขึ้น 4) ตัวแปร X4 X5 และ X6 ซึ่งเป็นตัวแปรชั้นเงินฝากออมทรัพย์ มีค่าสัมประสิทธิ์หน้าตัวแปรแต่ละชั้นเป็นลบ (-) อธิบายได้ว่า เกษตรกรที่มีเงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส. ในจำนวนที่มากขึ้น (X4 จำนวน 5,001-

10,000.99 บาท X5 จำนวน 10,001-20,000.99 บาท X6 เท่ากับหรือมากกว่า 20,001 บาท) จะมีความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ลดลง เมื่อเทียบกับเกษตรกรที่ไม่มีเงินฝากออมทรัพย์หรือมีเงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส. อยู่ในชั้น 1-5,000 บาท 5) ตัวแปรหุ่นประเภทหลักประกัน X7 และ X8 มีค่าสัมประสิทธิ์หน้าตัวแปรแต่ละตัวเป็นบวก (+) อธิบายได้ว่า เกษตรกรที่กู้เงินโดยใช้หลักประกันที่ดินจำนองอย่างเดียว (X7) การใช้หลักประกันบุคคลค้ำอย่างเดียว (X8) มีความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้เพิ่มขึ้น เมื่อเทียบกับเกษตรกรที่กู้เงินโดยใช้หลักประกันทั้งที่ดินจำนองและบุคคลคนค้ำประกัน 6) ตัวแปร X9 ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่ประสบภัยน้ำท่วมซ้ำซากหรือแล้งซ้ำซากระดับรุนแรงสูง มีค่าสัมประสิทธิ์เป็นลบ (-) อธิบายได้ว่า เกษตรกรที่มีที่ทำกินไม่อยู่ในพื้นที่ประสบภัยน้ำท่วมซ้ำซากหรือแล้งซ้ำซากระดับรุนแรงสูง มีความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ลดลง เมื่อเทียบกับเกษตรกรที่มีที่ทำกินอยู่ในพื้นที่ประสบภัยน้ำท่วมซ้ำซากหรือแล้งซ้ำซากระดับรุนแรงสูง 7) ตัวแปร X10 ตัวแปรที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่ชลประทานมีค่าสัมประสิทธิ์เป็นบวก (+) อธิบายได้ว่าเกษตรกรที่มีที่ทำกินไม่อยู่ในพื้นที่ชลประทาน มีความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้เพิ่มขึ้นเมื่อเทียบกับเกษตรกรที่มีที่ทำกินอยู่ในพื้นที่ชลประทาน 8) ตัวแปร X11 ตัวแปรดินเหมาะสมต่อการปลูกพืชมีค่าสัมประสิทธิ์เป็นลบ (-) อธิบายได้ว่า หากดินมีความเหมาะสมต่อชนิดของพืชที่เกษตรกรเพาะปลูกความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้จะลดลง เมื่อเทียบกับดินที่ไม่เหมาะสมต่อการปลูกพืช 9) ตัวแปร X12 ตัวแปรที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่ประสบภาวะโรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาด มีค่าสัมประสิทธิ์เป็นลบ (-) อธิบายได้ว่า เกษตรกรที่ทำกินในพื้นที่ไม่ประสบภาวะโรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาด ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้จะลดลง เมื่อเทียบกับเกษตรกรทำกินในพื้นที่ประสบภาวะโรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาด

โดยที่ตัวแปร “หนี้สินรวมต่อรายได้รวมของครัวเรือน (Debt_to_IncR)” ตัวแปร “รายได้รวมต่อรายจ่ายรวมของครัวเรือน (IncExpRatio)” และตัวแปร “การประสบภาวะโรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาด (Epidarea)” เป็นปัจจัยเสี่ยงสำคัญ 3 ลำดับแรก ที่ ธ.ก.ส. ต้องให้ความสำคัญในกระบวนการจ่ายสินเชื่อ และต้องหาวิธีการบริหารความเสี่ยงเพื่อลดความเสี่ยง เนื่องจากผลการประเมินปัจจัยเสี่ยงที่ส่งผลและมีอิทธิพลต่อการผิดนัดชำระคืนหนี้ พบว่า ตัวแปร 3 ตัวนี้ เป็นปัจจัยเสี่ยงที่ส่งผลและมีอิทธิพลต่อความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ของเกษตรกรผู้ขอกู้รายใหม่ กับ ธ.ก.ส. สูงกว่าปัจจัยเสี่ยงอื่น ๆ ตามลำดับ ผลปรากฏดังในภาพที่ 6



ที่มา: จากการคำนวณ

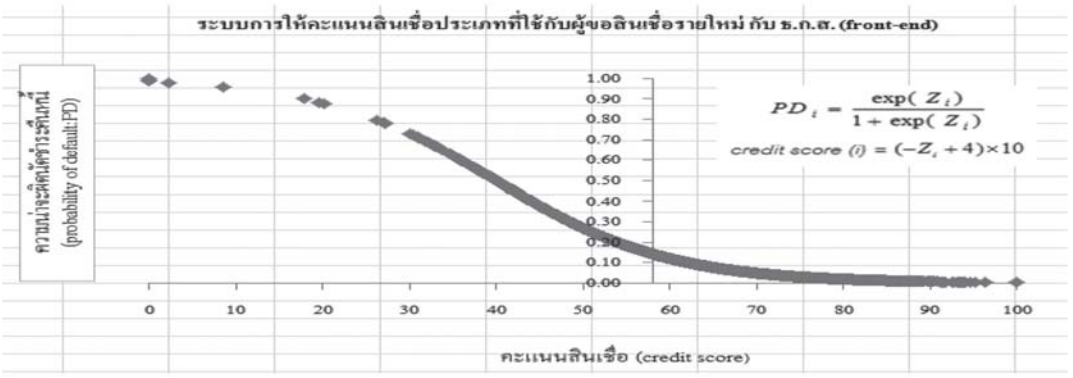
ภาพที่ 6: ปัจจัยเสี่ยง [ตัวแปร] ที่ส่งผลและมีอิทธิพลต่อความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ของผู้ขอกู้รายใหม่กับ ธ.ก.ส. (Risk Factors [Variables] Contributions to Probability of Default in Front-end Agricultural Loan of BAAC.)

ผู้เขียนสร้างสมการหาค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ (ค่า PD) ของเกษตรกรผู้ขอกู้รายใหม่แต่ละคนโดยนำค่าสัมประสิทธิ์จากตัวแปรอธิบายทั้ง 12 ตัว (X1-X12) รวมค่าคงที่ (ผลลัพธ์จากตารางที่ 3) มาคำนวณตามสูตรการคำนวณหาค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ในรูปของแบบจำลองโลจิทได้ดังสมการที่ 3

$$PD_i = \frac{\exp(-2.9627 + 0.0152X_1 - 0.1423X_2 + ... - 0.4554X_{11} - 0.5065X_{12})}{1 + \exp(-2.9627 + 0.0152X_1 - 0.1423X_2 + ... - 0.4554X_{11} - 0.5065X_{12})} \quad (3)$$

ระบบการให้คะแนนสินเชื่อ

นำค่า “ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้” ของลูกหนี้เกษตรกรแต่ละคนมาแปลงเป็นค่าคะแนน (ตามวิธีในกระบวนการวิเคราะห์ 2) พัฒนาเป็นระบบการให้คะแนนสินเชื่อโดยเกษตรกรที่มีค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้สูง คะแนนสินเชื่อจะต่ำ ขณะที่เกษตรกรที่มีค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ต่ำ จะได้คะแนนสินเชื่อสูง ซึ่งในที่นี้ พบว่า คะแนนสินเชื่อต่ำสุด คือ 0 คะแนน และสูงสุด คือ 100 คะแนน ผลดังภาพที่ 7



ที่มา: จากการคำนวณ

ภาพที่ 7: ระบบการให้คะแนนสินเชื่อที่ใช้กับเกษตรกรผู้ขอกู้รายใหม่กับ ธ.ก.ส. (The Front-end Credit Scoring System of the BAAC.)

ระบบการจัดอันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อภายใน (Internal Credit Risk Rating) การคำนวณเงินกองทุนขั้นต่ำที่ต้องดำรงรองรับความเสียหายของกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนผู้ขอกู้รายใหม่ และการทดสอบประสิทธิภาพการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ตามค่าความเสี่ยงของระบบการจัดอันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อภายใน

โดยการนำค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ และค่าคะแนนสินเชื่อของเกษตรกรแต่ละคนมาสร้างอันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อภายในประเภทผู้ขอกู้รายใหม่กับ ธ.ก.ส. อ้างอิงตามเกณฑ์มาตรฐานสากล ผลปรากฏดังในตารางที่ 4 ซึ่งอันดับชั้นความเสี่ยงที่ค้นพบ แสดงให้เห็นว่า ค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ (ความเสี่ยง) ต่ำ (PD ใกล้ 0) จะอยู่ในชั้น “ลงทุน” เช่น ชั้น 1(AAA) 2(AA) คะแนนสินเชื่อที่ได้จะสูง (คะแนนเข้าใกล้หรือเท่ากับ 100 คะแนน) แต่หากค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้สูง (PD ไกลจาก 0) จะอยู่ในชั้น “ไม่ลงทุน” เช่น ชั้น 9(CC/C) 10(D) คะแนนสินเชื่อที่ได้จะต่ำ (คะแนนไกลจาก 100 คะแนนหรือเข้าใกล้ 0 คะแนน) และยังบอกถึงสัดส่วนของลูกหนี้ และเงินกองทุนที่ต้องดำรงรองรับความเสียหายในแต่ละอันดับชั้นความเสี่ยงอย่างเพียงพอ สามารถนำไปเป็นสารสนเทศในการบริหารความเสี่ยงและผลตอบแทนที่คาดหวัง โดยรวมให้อยู่ในระดับที่เหมาะสม ทำให้ ธ.ก.ส. รู้ว่าจะปล่อยสินเชื่อแก่ผู้ขอกู้รายใหม่ตามค่าความเสี่ยงและผลตอบแทนในสัดส่วนและระดับที่เหมาะสมอย่างไร ในภาพที่ 8 แสดงให้เห็นถึงกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อที่คำนวณได้ โดยคาดการณ์ว่า ณ สิ้นปีบัญชี 2557 (31 มีนาคม พ.ศ. 2558) ธ.ก.ส.จะรับลูกค้าเงินกู้รายใหม่ประมาณ 107,849 คน กระจายตามชั้นอันดับการลงทุนต่าง ๆ 8 อันดับชั้น (ดูผลการคำนวณหาจุดตัดจำแนกชั้นลงทุน 8 อันดับชั้นนี้ได้ในภาพที่ 11) ซึ่ง ธ.ก.ส.จะต้องดำรงเงินกองทุนรองรับความเสียหายจากความเสี่ยงในกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนนี้จำนวน 7,531 ล้านบาท (ผลการคำนวณจากสูตร AIRB พบว่า K% เท่ากับ 12.18% ปริมาณสินเชื่อที่เปิดรับความเสี่ยง 72,000 ล้านบาท สินทรัพย์เสี่ยงลูกหนี้สินเชื่อรายใหม่ 109,630 ล้านบาท)

ที่มา: จากการคำนวณ

ภาพที่ 8: กลุ่มสินทรัพย์ลงทุนผู้ขอกู้รายใหม่ในแต่ละชั้นความเสี่ยงสินเชื่อ (The New Borrowers in Each of Portfolio Shares of Front-end Internal Credit Risk Rating)

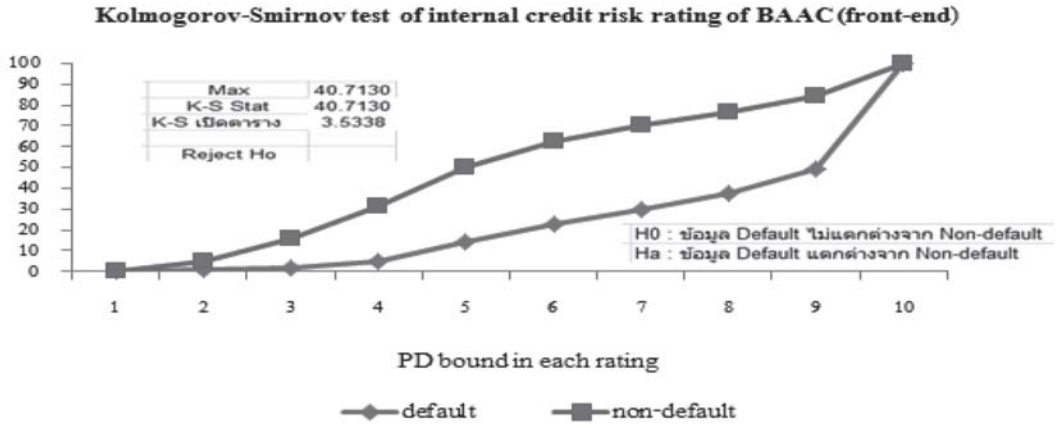
ตารางที่ 4: อันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อภายในประเภทผู้ขอกู้รายใหม่กับ ธ.ก.ส. (The Front-end Internal Credit Risk Rating of the BAAC.)

ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ (PD) ในการจัดชั้นความเสี่ยงตามชั้นความเสี่ยงที่ค้นพบ	อันดับชั้นความเสี่ยง	ช่วงระดับคะแนนสินเชื่อในแต่ละชั้นความเสี่ยง (0 – 100 คะแนน)	สัดส่วนของลูกหนี้ที่อยู่ในแต่ละชั้นความเสี่ยง	สัดส่วนเงินกองทุน (K%) ที่ต้องดำรงรองรับความเสียหายในแต่ละชั้นความเสี่ยง
<= 0.0095	1(AAA)	86 - 100	0.0044	0.0435
<=0.0209	2(AA)	78 - 85	0.0409	0.0600
<=0.0328	3(A)	74 - 77	0.0925	0.0728
<=0.0507	4(BBB)	69 - 73	0.1405	0.0835
<=0.0801	5(BB)	64 - 68	0.1765	0.1004
<=0.0998	6(B)	62 - 63	0.1200	0.1147
<=0.1173	7(CCC)	60 - 61	0.0810	0.1239
<=0.1403	**8(CCC/CC)**	**58 - 59**	**0.0633**	**0.1323**
<=0.1901	9(CC/C)	54 - 57	0.0780	0.1437
>0.1901	10(D)	0 - 53	0.2030	0.1612

ที่มา: จากการคำนวณ

ผลการทดสอบความน่าเชื่อถือของระบบการจัดอันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อภายใน ด้วยสถิติทดสอบ Kolmogorov – Smirnov (K-S)

ผลจากค่าสถิติทดสอบ K-S (ค่า K-S stat) ให้ค่ามากกว่าค่า K-S จากตารางสถิติ ดังนั้น จึงปฏิเสธสมมติฐานหลักที่ว่า ข้อมูล Default ไม่แตกต่างจาก Non-default (ปฏิเสธ H0) นั่นคือข้อมูล Default แตกต่างจาก Non-default แสดงให้เห็นว่า ระบบการจัดอันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อ สามารถแยกแยะกลุ่มลูกหนี้ผิดนัดชำระออกจากกลุ่มลูกหนี้ดีได้ (ด้วยระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95) ผลดังภาพที่ 9

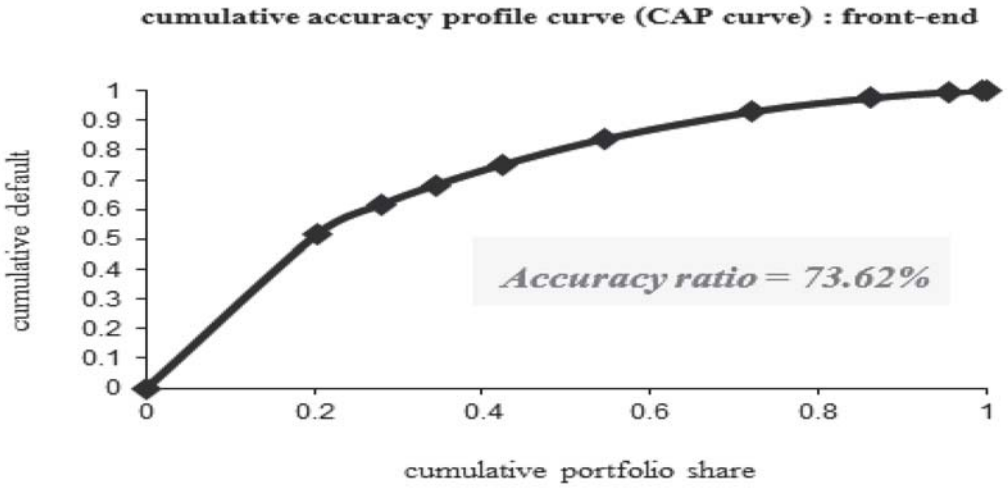


ที่มา: จากการคำนวณ

ภาพที่ 9: การทดสอบความสามารถในการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ของระบบการจัดอันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อภายในด้วย Kolmogorov – Smirnov Test (Kolmogorov – Smirnov Test Measuring the Discriminatory Power of the Front-end Internal Credit Risk Rating System)

ผลการทดสอบความสามารถในการจำแนก กลุ่มลูกหนี้ผิดนัดชำระ ออกจากกลุ่มลูกหนี้ดีของระบบจัดอันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อภายในด้วยเทคนิค Cumulative Accuracy Profile Curve

ผลการทดสอบ พบว่า ร้อยละความถูกต้องของระบบการจัดอันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อภายในมีค่าเท่ากับ 73.62 ซึ่งแสดงให้เห็นว่า ระบบการจัดอันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อที่พัฒนาขึ้น สามารถจำแนกกลุ่มลูกหนี้ได้ดี ผลดังภาพที่ 10



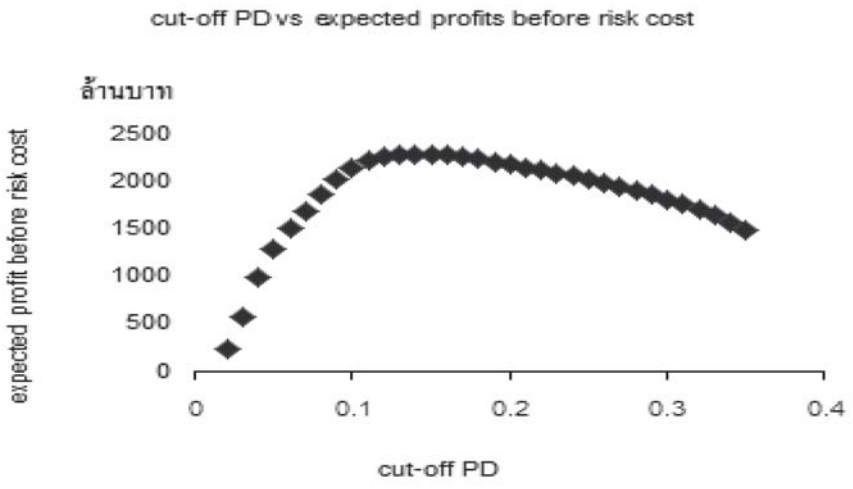
ที่มา: จากการคำนวณ

ภาพที่ 10: การทดสอบความสามารถในการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ของระบบการจัดอันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อภายในด้วย Cumulative Accuracy Profile Curve (Cumulative Accuracy Profile Curve Measuring the Discriminatory Power of the Front-end Internal Credit Risk Rating System)

ผลการคำนวณหาผลตอบแทน (ความสามารถในการทำกำไรก่อนหักต้นทุนความเสี่ยง) ที่เหมาะสมจากการลงทุน เพื่อกำหนดจุดตัดจำแนก (Cut-Off) ชั้นความเสี่ยงสินเชื่อที่ยอมรับหรือปฏิเสธการให้สินเชื่อของระบบการจัดอันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อภายใน

ผู้เขียนสร้างสมการวิเคราะห์ความสามารถในการทำกำไรก่อนหักต้นทุนความเสี่ยง (ดังกรอบการวิเคราะห์ 2) เพื่อกำหนดจุดตัดจำแนกกลุ่มลูกหนี้ผิดนัดชำระออกจากกลุ่มลูกหนี้ดี ใช้กำหนดค่าคะแนนขั้นต่ำในการอนุมัติสินเชื่อ ซึ่งเป็นการพิจารณาว่า ค่า Probability of Default (PD) ของผู้ขอกู้รายใหม่ระดับใดที่จะกำหนดเป็นจุดตัดจำแนกกลุ่ม (PD Cut-Off) อาศัยการวิเคราะห์ตามหลักเศรษฐศาสตร์ที่ว่า “ผู้ขอกู้รายใหม่ที่จะเป็นลูกหนี้ดีคนสุดท้ายที่จะได้รับการคัดเลือกให้กู้ได้ จะต้องมีค่า PD ที่ระดับเท่าไหร่” ผลลัพธ์ที่ได้คือระดับของค่า PD ที่จุดตัดจำแนกกลุ่มจะต้องมีค่าเท่ากับร้อยละ 14.00 นั่นคือ ลูกหนี้ดีคนสุดท้ายที่จะได้รับการคัดเลือกให้กู้ได้ต้องมีค่า PD ที่ระดับไม่เกินร้อยละ 14.00 ซึ่งที่ค่า PD ระดับนี้จะทำให้กำไรก่อนหักต้นทุนความเสี่ยงจากการลงทุนในกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อเกษตรกรรายคนประเภทของผู้ขอกู้รายใหม่มีค่าสูงสุด โดยคาดการณ์ว่าเงินให้สินเชื่อ (ปริมาณหนี้ที่เปิดรับความเสี่ยง) แก่ผู้ขอกู้รายใหม่ ณ สิ้นปีบัญชี 2557 (31 มีนาคม พ.ศ. 2558) ของ ธ.ก.ส. อยู่ที่ประมาณ 72,000 ล้านบาท จะทำให้ ธ.ก.ส. มีกำไรก่อนหักต้นทุนความเสี่ยงตามสมการที่สร้างขึ้นนี้ประมาณ 2,279 ล้านบาท ผลดังในภาพที่ 11

ค่า PD cut-off ที่ระดับร้อยละ 14.00 นี้ ธ.ก.ส.สามารถใช้เป็นเกณฑ์ตัดจำแนกอันดับชั้นความเสี่ยงที่จะปฏิเสธการให้สินเชื่อ (ชั้นที่ไม่ลงทุน) ในชั้นที่มีค่า PD เกินร้อยละ 14.00 นั่นคือ ชั้นที่ 9 (CC/C) และ 10(D) โดยคะแนนสินเชื่อที่ผ่านเกณฑ์ให้สินเชื่อได้ **คือ ที่ระดับคะแนนสินเชื่อตั้งแต่ 58 คะแนนขึ้นไป** ผลดังตารางที่ 4 และตารางที่ 5



ที่มา: จากการคำนวณ

ภาพที่ 11: การวิเคราะห์ความสามารถในการทำกำไรก่อนหักต้นทุนความเสี่ยงของกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อเกษตรกรรายคนประเภทผู้ขอกู้รายใหม่ (Analysis of the Expected Profits before Risk Cost in the Front-end Portfolio of the BAAC.)

ระบบการกำหนดอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ตามค่าความเสี่ยงของเกษตรกรแต่ละคนและแต่ละอันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อ

เชื่อมโยงระบบการให้คะแนนสินเชื่อกับระบบการจัดอันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อภายใน มาวิเคราะห์กำหนดอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ตามค่าความเสี่ยงของเกษตรกรแต่ละคน ตามสมการในกระบวนการวิเคราะห์ 3 ได้ผลลัพธ์เป็น “ระบบการกำหนดอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ตามค่าความเสี่ยงของเกษตรกรผู้ขอกู้รายใหม่กับ ธ.ก.ส. แต่ละคนและแต่ละอันดับชั้นความเสี่ยง” ผลลัพธ์ดังในภาพที่ 12

อัตราดอกเบี้ยเงินกู้ตามค่าความเสี่ยง (pricing) [% ต่อ ปี]	อันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อ (credit rating)	คะแนนสินเชื่อที่ได้รับ (credit score) [0–100 คะแนน]	ค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ (probability of default: PD) [0–1]	เกณฑ์การประเมินด้วยระบบการให้คะแนนสินเชื่อ (credit scoring)	การประเมินระดับคุณภาพหนี้ตามค่าคะแนนสินเชื่อที่ได้รับ
10.50%	8 (CCC/CC)	59	0.1284	ผ่าน	ชั้นคุณภาพหนี้ปกติ แต่ธนาคารควรดูแลเป็นพิเศษ (มีความเสี่ยงสูง)

ผู้ขอสินเชื่อ	1	2	3	4	5	6	7	8	9
นาย กสิกร ตัวอย่าง	Age.	Inc.E.	Debt_Inc.R.	Sav.C	Colla.	Nat.dia.	Wat.S.	Land.S.	Epid.a
	40	**1.0000**	**0.8500**	**2**	**2**	**1**	**1**	**0**	**1**

โดยที่

1 Age. คือ ตัวย่อ ใช้แทนชื่อตัวแปร อายุของเกษตรกรผู้ขอกู้ (ปี) (X1)

2 Inc.E. คือ ตัวย่อ ใช้แทนชื่อตัวแปร รายได้รวม ต่อ รายจ่ายรวมของครัวเรือน (X2)

รายได้รวม = รายได้จากการเกษตร + รายได้จากนอกการเกษตร

รายจ่ายรวม = รายจ่ายการเกษตร + รายจ่ายนอกการเกษตร + รายจ่ายในครัวเรือน + ดอกเบี้ยจ่าย

3 Debt_Inc.R. คือ ตัวย่อ ใช้แทนชื่อตัวแปร หนี้สินรวมต่อรายได้รวมของครัวเรือน (X3)

หนี้สินรวม = หนี้สินที่คาดว่าจะมีกับ ธ.ก.ส. + หนี้สินอื่น

รายได้รวม = รายได้จากการเกษตร + รายได้จากนอกการเกษตร

4 Sav.C. คือ ตัวย่อ ใช้แทนชื่อตัวแปร ชั้นของเงินฝากออมทรัพย์ที่มีกับ ธ.ก.ส.
- 1 มีเงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส. น้อยกว่าหรือเท่ากับ 5,000.99 บาท (ref.)
- 2 มีเงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส. 5,001–10,000.99 บาท (X4)
- 3 มีเงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส. 10,001–20,000.99 บาท (X5)
- 4 มีเงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส. เท่ากับหรือมากกว่า 20,001 บาท (X6)

5 Colla. คือ ตัวย่อ ใช้แทนชื่อตัวแปร ประเภทหลักประกัน
- 1 ที่ดินจำนอง (X7)
- 2 บุคคลค้ำประกัน (X8)
- 3 บุคคลค้ำประกันและจำนอง (ref.)

6 Nat.dia. คือ ตัวย่อ ใช้แทนชื่อตัวแปร ภัยพิบัติธรรมชาติ (แล้งซ้ำซาก หรือ น้ำท่วมซ้ำซาก ระดับความรุนแรงสูง)
- 0 ที่ดินทำการเกษตรอยู่ในพื้นที่แล้งซ้ำซากหรือน้ำท่วมซ้ำซาก ระดับความรุนแรงสูง (ref.)
- 1 ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่แล้งซ้ำซากหรือน้ำท่วมซ้ำซาก ระดับความรุนแรงสูง (X9)

7 Wat.S. คือ ตัวย่อ ใช้แทนชื่อตัวแปร แหล่งน้ำทำการเกษตร
- 0 ที่ดินทำการเกษตรอยู่ในพื้นที่ชลประทานหรือแหล่งน้ำธรรมชาติ (ref.)
- 1 ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่ชลประทานหรือแหล่งน้ำธรรมชาติ (X10)

8 Land.S. คือ ตัวย่อ ใช้แทนชื่อตัวแปร ความเหมาะสมของดินในการปลูกพืช
- 0 ดินไม่เหมาะสมในการปลูกพืช (ref.)
- 1 ดินเหมาะสมในการปลูกพืช (X11)

9 Epid.a. คือ ตัวย่อ ใช้แทนชื่อตัวแปร โรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาด
- 0 ที่ดินทำการเกษตรอยู่ในพื้นที่โรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาด (ref.)
- 1 ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่โรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาด (X12)

ที่มา: จากการคำนวณ

ภาพที่ 12: ระบบการกำหนดอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ตามค่าความเสี่ยงของเกษตรกรแต่ละคน (Risk Based Pricing System in Each of New Borrower)

อธิบายกระบวนการทำงานของระบบการกำหนดอัตราดอกเบี้ยเงินให้สินเชื่อตามค่าความเสี่ยงของเกษตรกรแต่ละคนได้ว่า หาก “นายกสิกร ตัวอย่าง” มาขอสินเชื่อด้วยคุณลักษณะ 1-9 (X1-X12) ที่มีตามภาพที่ 12 ข้างต้น ระบบจะทำการประมวลผล และแสดงผลลัพธ์ออกมา โดยในที่นี้จะพบว่า “นายกสิกร ตัวอย่าง” มีค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ ร้อยละ 12.84 ได้คะแนนสินเชื่อเท่ากับ 59 คะแนน อันดับชั้น

ความเสี่ยงอยู่ที่ชั้น 8(CCC/CC) ซึ่งผ่านเกณฑ์การประเมินด้วยระบบการให้คะแนนสินเชื่อ (เกณฑ์ผ่านตามระบบประเมินสินเชื่อต้องได้คะแนนไม่ต่ำกว่า 58 คะแนน มีค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ไม่เกินร้อยละ 14.00) ถูกจัดให้อยู่ใน “ชั้นคุณภาพหนี้ปกติแต่ธนาคารควรดูแลเป็นพิเศษ” และ ธ.ก.ส. คิดอัตราดอกเบี้ยเงินให้สินเชื่อตามค่าความเสี่ยง (ต้นทุนความเสี่ยง+ต้นทุนค่าเสียโอกาสของผู้ถือหุ้น ดังสมการในกระบวนการวิเคราะห์ 3) แก่นายกสิกร ตัวอย่าง ที่อัตราร้อยละ 10.50 ต่อปี เป็นต้น

ระบบการกำหนดอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ตามค่าความเสี่ยงของเกษตรกรผู้ขอกู้รายใหม่แต่ละคนที่ได้ตามภาพที่ 12 จะนำมาใช้ร่วมกับ ระบบการจัดอันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อภายใน (ตารางที่ 4) ซึ่งผู้เขียนได้ออกแบบให้เชื่อมโยงเป็นระบบโครงสร้างอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ประเภทที่ใช้กับเกษตรกรผู้ขอกู้รายใหม่กับ ธ.ก.ส. ได้ดังตารางที่ 5

ตารางที่ 5: ระบบโครงสร้างอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ประเภทที่ใช้กับเกษตรกรผู้ขอกู้รายใหม่กับ ธ.ก.ส. (Interest Structure of Front-end Agricultural Loan Portfolio of BAAC.)

ค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ (PD) ในแต่ละชั้นความเสี่ยง [0–1]	ช่วงระดับคะแนนสินเชื่อในแต่ละชั้นความเสี่ยง (0–100 คะแนน)	อันดับชั้นความเสี่ยง (10 อันดับชั้น)	อัตราดอกเบี้ยเงินกู้ตามชั้นความเสี่ยง [% / ปี] (ที่ควรกำหนดในทางปฏิบัติ)	การประเมินระดับคุณภาพหนี้ตามค่าคะแนนสินเชื่อที่ได้รับ
<=0.0095	86-100	1(AAA)	7.00%	ชั้นคุณภาพหนี้ดีเยี่ยมเป็นพิเศษ
<=0.0209	78-85	2(AA)	7.50%	ชั้นคุณภาพหนี้ดีเยี่ยม
<=0.0328	74-77	3(A)	8.00%	ชั้นคุณภาพหนี้ดีมาก
<=0.0507	69-73	4(BBB)	8.50%	ชั้นคุณภาพหนี้ดี
<=0.0801	64-68	5(BB)	9.00%	ชั้นคุณภาพหนี้ค่อนข้างดี
<=0.0998	62-63	6(B)	9.50%	ชั้นคุณภาพหนี้ปกติ
<=0.1173	60-61	7(CCC)	10.00%	ชั้นคุณภาพหนี้ปกติแต่ธนาคารควรดูแล
<=0.1403	**58-59**	**8(CCC/CC)**	**10.50%**	**ชั้นคุณภาพหนี้ปกติแต่ธนาคารควรดูแลเป็นพิเศษ (เป็นหนี้กลุ่มเสี่ยงสูง)**
<=0.1901	54-57	9(CC/C)	-	ไม่ผ่านเกณฑ์ประเมินตามระบบคะแนน
> 0.1901	0-53	10(D)	-	ไม่ผ่านเกณฑ์ประเมินตามระบบคะแนน

ที่มา: จากการคำนวณ

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ (Conclusion and Recommendation)

ระบบบริหารความเสี่ยงกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อเกษตรกรรายคนสำหรับสถาบันการเงินภาคการเกษตรไทย (ธ.ก.ส.) ประเภทที่ใช้กับเกษตรกรผู้ขอกู้รายใหม่ ที่พัฒนาขึ้นได้ผ่านการทดสอบความน่าเชื่อถือทางทฤษฎี (Validity) ซึ่งให้ผลความน่าเชื่อถือที่แสดงถึงความถูกต้อง แม่นยำในการทำนายและการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ของระบบที่ระดับค่อนข้างสูง (เกินร้อยละ 70) ทำให้เชื่อมั่นได้ว่า สามารถนำระบบดังกล่าวไปประยุกต์ใช้กับงานบริหารความเสี่ยงในทางปฏิบัติได้ โดยระบบที่พัฒนาขึ้นถือว่าได้ดำเนินการบรรลุวัตถุประสงค์การวิจัยของผู้เขียนทั้ง 3 ข้อ ดังที่ได้กล่าวไว้ในข้างต้น ซึ่งหากมีการนำไปใช้ใน ธ.ก.ส. (ซึ่งกระทรวงการคลัง และธนาคารแห่งประเทศไทยกำหนดให้ ธ.ก.ส. ใช้เครื่องมือบริหารความเสี่ยงด้านสินเชื่อโดยอ้างอิงเกณฑ์บาเซิลทู และให้นำไปใช้ในทางปฏิบัติตั้งแต่ 1 มกราคม พ.ศ. 2558 เป็นต้นไป) ระบบดังกล่าวจะเป็นเครื่องมือช่วยในการให้บริการสินเชื่อ สามารถตอบสนองต่อการเข้าถึงแหล่งเงินทุนของเกษตรกรรายย่อยมากยิ่งขึ้นโดยคาดว่าจะมีครัวเรือนเกษตรกรรายย่อยทั่วประเทศจำนวนไม่ต่ำกว่า 5 ล้านครัวเรือน (ธ.ก.ส.ให้สินเชื่อแก่เกษตรกรผู้ขอกู้รายใหม่ประมาณปีละ 1 แสนครัวเรือน) ใช้บริการทางการเงินด้านสินเชื่อกับ ธ.ก.ส. และหากเกษตรกรนำสินเชื่อที่ได้ไปประกอบอาชีพ สร้างรายได้ จะส่งผลต่อคุณภาพชีวิต สภาพความเป็นอยู่ และสวัสดิการของตนและครอบครัวเกษตรกรดีขึ้นทำให้สวัสดิการของคนส่วนใหญ่ของประเทศดีขึ้น

ข้อค้นพบสำคัญประการหนึ่งของผู้เขียน คือ เกษตรกรไทยในชนบทประสบกับปัญหาหนี้สินครัวเรือนซึ่งส่งผลต่อความสามารถในการชำระคืนหนี้ โดยจากผลการวิเคราะห์ปัจจัยเสี่ยงในภาพที่ 6 จะพบว่า อัตราส่วน “หนี้สินรวมต่อรายได้รวมของครัวเรือน” เป็นปัจจัยเสี่ยงที่มีอิทธิพลต่อค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้สูงกว่าปัจจัยเสี่ยงอื่น ๆ ดังนั้น ในมุมมองของผู้ให้กู้ ปัจจัยเสี่ยง “หนี้สินรวมต่อรายได้รวมของครัวเรือน”ควรจะได้รับการพิจารณาเป็นลำดับแรกสำหรับใช้ประกอบการตัดสินใจในกระบวนการให้สินเชื่อกับผู้ขอกู้รายใหม่นี้

ข้อเสนอแนะเชิงนโยบาย

ประเด็นปัญหาหนี้สินครัวเรือนเกษตรกรที่ค้นพบ ถือเป็นปัญหาในเชิงนโยบายในด้านของวินัยทางการเงินของครัวเรือนเกษตร และอาจส่งผลต่อความมั่นคงหรือเสถียรภาพทางการเงินต่อระบบเศรษฐกิจระดับฐานราก และระบบเศรษฐกิจโดยรวมของประเทศได้ ทั้งนี้ ธ.ก.ส. และหน่วยงานภาครัฐที่เกี่ยวข้องจะต้องหามาตรการในการแก้ไขปัญหาหนี้สินครัวเรือนและการมีวินัยการเงินของเกษตรกร มาตรการหนึ่งที่ผู้เขียนเห็นว่า เป็นมาตรการที่สามารถนำมาปฏิบัติได้ในทันที และขอเสนอแนะ ก็คือ การนำเอา “โครงการจัดทำบัญชีครัวเรือนเกษตรกร” ร่วมกับ “โครงการเพิ่มรายได้ ลดรายจ่าย ของครัวเรือนเกษตรกร” ของ ธ.ก.ส. มาดำเนินการร่วมกันโดยอาจดำเนินการควบคู่กับ “โครงการชุมชนเข้มแข็ง” ของกรมพัฒนาชุมชน รวมทั้งการรณรงค์และปลูกฝังการดำรงชีวิตด้วยปรัชญาเศรษฐกิจพอเพียงให้กับเกษตรกรไทย ซึ่งจะเป็นการส่งเสริมความรู้ทางการเงิน และสร้างวินัยทางการเงินภาคครัวเรือนเกษตร ขณะที่นโยบายกระตุ้น

เศรษฐกิจของภาครัฐเพื่อสนับสนุนให้รายได้ภาคครัวเรือนเกษตรสามารถเติบโตได้อย่างต่อเนื่อง ต้องมีการดำเนินมาตรการอย่างเป็นรูปธรรมและมีความต่อเนื่องโดยจะต้องดำเนินการคู่ขนานไปกับการแก้ไขปัญหาหนี้สินนอกระบบของเกษตรกร มาตรการดังกล่าวเหล่านี้จะเป็นวิธีการที่ช่วยให้เกษตรกรในชนบทของประเทศมีวินัยทางการเงิน และช่วยบรรเทาหรือแก้ไขปัญหาหนี้สินครัวเรือนเกษตรกรได้ทั้งในระยะสั้นและระยะยาว

เอกสารอ้างอิง (References)

Bandyopadhyay, A. (2007). Credit Risk Models for Managing Bank's Agricultural Loan Portfolio. *MPRA Paper. 5358*, November 7, 2007.

Bank of Thailand. (2004). *Guideline for Stress Test: Building Internal Rating Systems.* Document for Seminar at the Bank of Thailand, Bangkok, Thailand, March 2004.

Bank of Thailand. (2013). Supervisory Guideline on Capital Fund under Pillar I of Basel II capital Accord, dated 15 January 2013, Accessed February 2014, Available at http://www.bot.or.th/Thai/FinancialInstitutions/Highlights/baselIII/Documents/Basel_II_III_AM.pdf

Basel Committee on Banking Supervision: BCBS. (2005a). *An Explanatory Note on the Basel II IRB Risk Weight Functions*. Bank for International Settlement, July.

Basel Committee on Banking Supervision: BCBS. (2005b). *Studies on the Validation of Internal Rating System, Working Paper No. 14*. Bank for International Settlements, May.

Basel Committee on Banking Supervision: BCBS. (2006). *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework*. Bank for International Settlement, June.

Colquitt, J. (2007). *Credit Risk Management: How to Avoid Learning Disasters and Maximize Earnings*. New York: McGraw-Hill.

Glennon, D. (2006). *Building and Validating Credit Rating and Scoring Models*. Paper presented at the OCC Workshop Session 1, Washington, February 2006.

Hu, Y. (2008). Incorporating a non-additive decision making method into multi-layer neural networks and its application to financial distress analysis. *Knowledge-Based Systems, 21*(5), 383-390.

Khermkhan, J., & Chancharat, S. (2013). Financial Distress Prediction Methods. *Executive Journal, 33,* 34-41.

Kritayakirana, K., Srithongdee, C. ,& Kunaphinya, S. (2011). *Credit Risk Management with Basel II, RAROC (Risk adjusted Return on Capital), and Risk-Based Pricing-Workshop & Case Study*, Bangkok, Thailand, The Thai Institute of Banking and Finance Association.

Lee, T.H., & Jung, S. (2000). Forecasting creditworthiness: logistic vs. artificial neural net. *The Journal of Business Forecasting Methods and Systems, 18*(4), 28-30.

Limsombunchai, V. (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.

Ohlson, J.A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *The Journal of Accounting Research*, *18*, 109-131.

Tirapat, S., & Kiatsupaibul, S. (2008). *Introduction to Credit Scoring.* [Lecture note]. Special Lecture at the Bank for Agriculture and Agricultural Cooperatives (Head office), February 13, 2008.

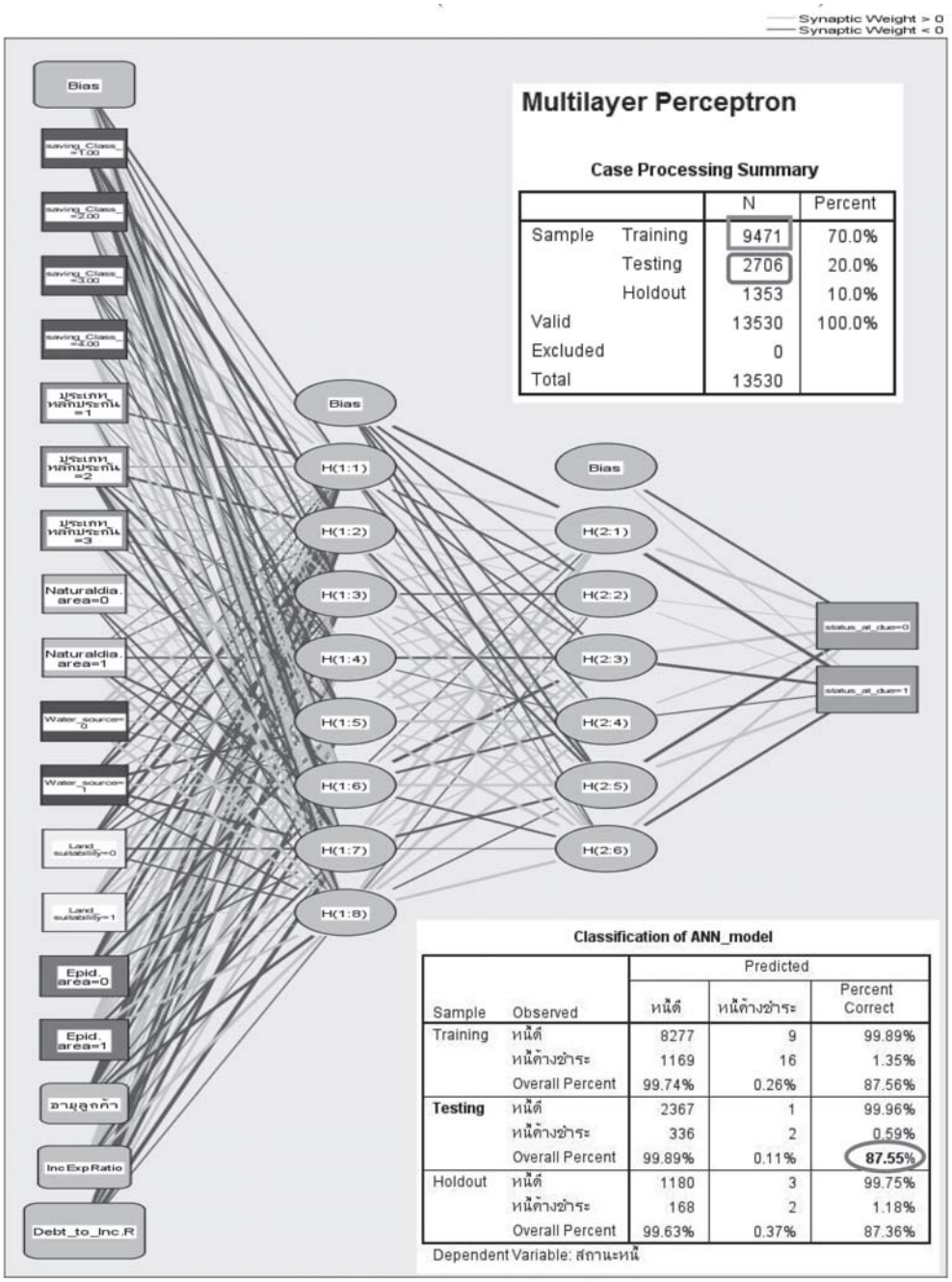
Turvey, C.G. (1991). Credit scoring for agricultural loans: a review with application. *Agricultural Finance Review*, *51*, 43-54.

Turvey, C.G., & Weersink, A. (1997). Credit risk and the demand for Agricultural loans. *Canadian Journal of Agricultural Economics, 4,* 201-217.

Wilson, R.L., & Sharda, R. (1994). Bankruptcy prediction using neural networks. *Decision support systems, 11(5)*, 545-557.

ภาคผนวก (Appendix)

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN Model)



แบบจำลองโลจิท (LOGIT Model)

Logistic regression	Number of obs	=	9471
	LR chi2(12)	=	957.89
	Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -3091.6314	Pseudo R2	=	0.1341

status_at_~e	Coef.	Std. Err.	z	P>|z|	[95% Conf.	Interval]
Age	.0151803	.0031622	4.80	0.000	.0089826	.021378
incexpratio	-.1422887	.0336117	-4.23	0.000	-.2081665	-.0764109
saving_c2	-.586709	.1485632	-3.95	0.000	-.8778876	-.2955305
saving_c3	-.6291111	.1835568	-3.43	0.001	-.9888758	-.2693464
saving_c4	-.7234144	.1343958	-5.38	0.000	-.9868254	-.4600034
mortgage_t~e	.6996793	.0982493	7.12	0.000	.5071141	.8922444
person_type	1.028587	.1070663	9.61	0.000	.8187406	1.238433
naturaldia~a	-.2905787	.0742	-3.92	0.000	-.4360081	-.1451493
water_source	.6960987	.1673103	4.16	0.000	.3681764	1.024021
land_suita~y	-.4553747	.1605657	-2.84	0.005	-.7700778	-.1406717
epidarea	-.5065083	.0980219	-5.17	0.000	-.6986277	-.3143889
debt_to_incr	.253424	.0317021	7.99	0.000	.191289	.3155589
_cons	-2.962715	.2694991	-10.99	0.000	-3.490923	-2.434506

การทดสอบความน่าเชื่อถือของแบบจำลองโลจิท (The Validation of the LOGIT Model)

```
estat classification
```

Logistic model for status_at_due

	True		
Classified	D	~D	Total
+	10	8	18
-	328	2360	2688
Total	338	2368	2706

Classified + if predicted Pr(D) >= .5
True D defined as status_at_due != 0

Sensitivity	Pr(+ | D)		2.96%
Specificity	Pr(- | ~D)		99.66%
Positive predictive value	Pr(D | +)		55.56%
Negative predictive value	Pr(~D | -)		87.80%
False + rate for true ~D	Pr(+ | ~D)		0.34%
False - rate for true D	Pr(- | D)		97.04%
False + rate for classified +	Pr(~D | +)		44.44%
False - rate for classified -	Pr(D | -)		12.20%
Correctly classified			87.58%