วารสารเศรษฐศาสตร์ธรรมศาสตร์ Thammasat Economic Journal
ปีที่ 33 ฉบับที่ 1 เมษายน 2558 Vol. 33, No. 1, April 2015

ระบบบริหารความเสี่ยงกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนประเภทสินเชื่อการเกษตร สำหรับตลาดการเงินในชนบทไทย

(Credit Risk Portfolio Management System for Agricultural Lending of the Rural Financial Market in Thailand)

*สงกรานต์ สมบุญ**

Abstract

The main objective of this study is to develop the credit risk portfolio management system for agricultural lending of the Bank for Agriculture and Agricultural Cooperatives, an important organization of the Thai rural financial market. The LOGIT model and the Artificial Neural Network (ANN) models are first developed to identify the probability of default from the economical and geographical risk factors. The results verify the importance of the deficit irrigation, saving, land suitability, natural disasters (flood and drought), epidemic area and debt service ratio are important factors in determining of the probability of default in the debtors. The geographical risk factors incorporating into the models have the statistical significance and can be increased the efficiency to prediction power in discriminating the debtors. The models are tested for reliability and validity of the prediction power in discriminating the debtors. The study supports the use of LOGIT model to

*นักศึกษาปริญญาเอก สาขาวิชาเศรษฐศาสตร์ประยุกต์ คณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยแม่โจ้ และ นักวิเคราะห์ความเสี่ยงฝ่ายบริหารความเสี่ยง ธนาคารเพื่อการเกษตรและสหกรณ์การเกษตร สำนักงานใหญ่ 2346 ถนนพหลโยธินแขวงเสนานิคม เขตจตุจักร กรุงเทพฯ 10900 อีเมล์ Songkransomboon@gmail.comเบอร์โทรศัพท์มือถือ 089-892-9783

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 formulate the prediction equations of the probability of default, credit scoring systems and internal obligor rating systems with reference to the Basel II criteria. The results show how agricultural exposures can be managed on a portfolio basis which will enable the Bank to diversify the risk in each of portfolio share, determine the interest rate on the basis of risk, and analyze for the minimum capital requirements and optimal returns in agricultural loan portfolio.

Keywords: Agricultural lending, credit scoring system, internal obligor rating system
JEL classification: Q14**,** C53, G24

บทคัดย่อ

การศึกษานี้ มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบบริหารความเสี่ยงกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อการเกษตรของธนาคารเพื่อการเกษตรและสหกรณ์การเกษตร ซึ่งเป็นตลาดการเงินภาคชนบทที่สำคัญของประเทศไทย การศึกษาเริ่มด้วยการพัฒนาแบบจำลองโลจิท และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อระบุปัจจัยเสี่ยงจากตัวแปรทางเศรษฐศาสตร์และภูมิศาสตร์ที่ส่งผลต่อความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ ผลการศึกษาพบว่า ตัวแปรสำคัญที่ส่งผลต่อความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ของเกษตรกรได้แก่ การขาดแคลนแหล่งน้ำทำการเกษตร (ที่ดินการเกษตรอยู่นอกเขตชลประทาน) การมีเงินฝาก ความเหมาะสมของดินต่อการปลูกพืช การประสบภัยแล้งซ้ำซากหรือน้ำท่วมซ้ำซาก การประสบภาวะโรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาด และอัตราส่วนรายจ่ายในการชำระหนี้ต่อรายได้ครัวเรือนโดยปัจจัยเสี่ยงทางภูมิศาสตร์ที่ค้นพบเมื่อนำเข้าแบบจำลองร่วมกับปัจจัยเสี่ยงทางเศรษฐศาสตร์ สามารถอธิบายความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ของเกษตรกรได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ และช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการทำนายและจำแนกกลุ่มลูกหนี้ของแบบจำลองให้มีความถูกต้องแม่นยำเพิ่มขึ้น ทั้งนี้แบบจำลองโลจิท และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมได้ผ่านการทดสอบความน่าเชื่อถือถึงประสิทธิภาพในการทำนายและการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ด้วยเทคนิคทางสถิติและสถิติ

ทดสอบ ซึ่งงานศึกษานี้สนับสนุนให้ประยุกต์สร้างระบบบริหารความเสี่ยงจากแบบจำลองโลจิท เนื่องจากให้ค่าการทำนายถูกต้องแม่นยำที่สูงกว่า และให้ค่าต้นทุนแห่งการจำแนกผิดที่ต่ำกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองโลจิทถูกนำมาสร้างสมการทำนายความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ในระยะเวลา 1 ปีข้างหน้า ระบบการให้คะแนนสินเชื่อ และระบบการจัดระดับความเสี่ยงลูกหนี้ภายในโดยอ้างอิงการกำกับดูแลสถาบันการเงินมาตรฐานสากลเกณฑ์บาเซิลทู ผลการศึกษาแสดงให้เห็นถึงการนำระบบที่พัฒนาขึ้นมาบริหารความเสี่ยงกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อการเกษตร เช่น การกระจายความเสี่ยง การกำหนดอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ตามค่าความเสี่ยง การคำนวณหาขนาดของเงินกองทุนขั้นต่ำที่ต้องดำรงรองรับความเสียหาย และ การหาผลตอบแทนที่เหมาะสมของกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อการเกษตรของธนาคาร

คำสำคัญ: สินเชื่อการเกษตร ระบบการให้คะแนนสินเชื่อ ระบบการจัดระดับความเสี่ยงลูกหนี้ภายใน

1. บทนำ

ธนาคารเพื่อการเกษตรและสหกรณ์การเกษตร (ธ.ก.ส.) เป็นสถาบันการเงินของรัฐ มีบทบาทในการเป็นตลาดการเงินภาคการเกษตรในชนบทที่สำคัญของประเทศไทย ข้อมูลจากธนาคารแห่งประเทศไทย (ธปท.) และ ธ.ก.ส. พบว่า ณ 31 มีนาคม พ.ศ. 2556 ปริมาณสินเชื่อการเกษตรของ ธ.ก.ส. มีจำนวนทั้งสิ้น 827,811 ล้านบาท คิดเป็นเกือบร้อยละ 90 ของปริมาณเงินให้สินเชื่อเพื่อเกษตรกรรมทั้งหมดของประเทศ ซึ่งมีจำนวน 920,427 ล้านบาท โดย ธ.ก.ส. มีการจ่ายสินเชื่อหลัก 3 ประเภทได้แก่ สินเชื่อเกษตรกรรายคน สินเชื่อสถาบัน และ สินเชื่อนโยบายรัฐโดยเกือบร้อยละ 80 เป็นการจ่ายสินเชื่อให้กับเกษตรกรรายคน ดังนั้น การให้สินเชื่อโดยเฉพาะอย่างยิ่งสินเชื่อเกษตรกรรายคนจะมีผลโดยตรงต่อฐานะทางการเงินทั้งความสามารถในการสร้างรายได้ และความมั่นคงทางการเงินของ ธ.ก.ส. หากการให้สินเชื่อแล้วเกิดการผิดนัดชำระหนี้สูงย่อมเกิดความเสียหายแก่ ธ.ก.ส.ได้ แต่ด้วยการผิดนัดชำระคืนหนี้เป็นเหตุการณ์ในอนาคต ปัญหาจึงอยู่ที่ ธ.ก.ส. ไม่ทราบว่าลูกหนี้คนใดจะผิดนัดชำระคืนหนี้ อีกทั้งการวิเคราะห์ การประเมินความเสี่ยง และการอนุมัติสินเชื่อทั้งในอดีตและปัจจุบันจะขึ้นอยู่กับดุลยพินิจและวิจารณญาณของพนักงานสินเชื่อผู้ทำการประเมินเป็นหลัก จึงโน้ม

เอียงให้เกิดอคติได้ง่ายส่งผลให้การประเมินไม่มีประสิทธิภาพเท่าที่ควร ไม่มีรูปแบบและวิธีการประเมินที่ชัดเจนเป็นมาตรฐานการอ้างอิง ทำให้ยากต่อการควบคุมและตรวจสอบ (Limsombunchai, 2007)

การปรับเปลี่ยนรูปแบบการบริหารความเสี่ยงด้านสินเชื่อใหม่ ตามแนวทางของการให้คะแนนสินเชื่อ ซึ่งเป็นการระบุความสัมพันธ์อย่างเป็นระบบระหว่าง การผิดนัดชำระคืนหนี้ (default) กับปัจจัยเสี่ยง (risk factors) วิเคราะห์เชิงปริมาณโดยใช้วิชาการด้านเศรษฐมิติพัฒนาขึ้นเพื่อใช้ในการประเมินความเสี่ยงสินเชื่อ ช่วยให้กระบวนการให้สินเชื่อเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพ มีวัตถุประสงค์เพื่อวัดศักยภาพในการจ่ายคืนเงินกู้รวมถึงการกำหนดอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ตามค่าความเสี่ยงและค่าคะแนนสินเชื่อที่ผู้ขอกู้ได้รับ โดยใช้ข้อมูลทางเศรษฐศาสตร์ของผู้ขอกู้มาเป็นปัจจัยในการประเมินความเสี่ยงและให้คะแนน (Limsombunchai, 2007) อย่างไรก็ตาม ในการให้สินเชื่อเพื่อการเกษตรมีลักษณะเฉพาะที่แตกต่างอย่างเห็นได้ชัดจากสินเชื่ออื่นตรงที่ ผลผลิตทางการเกษตรขึ้นอยู่กับสภาพภูมิศาสตร์และภูมิอากาศเป็นสำคัญ และความสามารถในการจ่ายคืนเงินกู้จะขึ้นอยู่กับผลผลิตทางการเกษตรอีกต่อหนึ่ง ดังนั้น ข้อมูลทางภูมิศาสตร์ไม่ว่าจะเป็นสภาพดิน สภาพอากาศ ปริมาณน้ำฝน ตลอดจนโรคระบาดและแมลงศัตรูพืชในพื้นที่ทำการเกษตรของผู้ขอกู้ จึงเป็นข้อมูลสำคัญที่จะระบุถึงความสามารถในการผลิตของผู้ขอกู้และแปรเปลี่ยนเป็นความสามารถในการจ่ายชำระคืนเงินกู้ด้วยเหตุนี้ ข้อมูลทางภูมิศาสตร์ดังกล่าวจึงควรมีความสามารถในการอธิบายถึงการผิดนัดชำระคืนหนี้และความสามารถในการจ่ายคืนเงินกู้รวมทั้งการพัฒนาต่อยอดเป็นระบบบริหารความเสี่ยงเงินให้สินเชื่อการเกษตรได้ ซึ่งที่ผ่านมาพบว่าระบบบริหารความเสี่ยงเงินให้สินเชื่อการเกษตรในรูปแบบดังกล่าวยังไม่ถูกพัฒนาขึ้นมาใช้งานจริงในทางปฏิบัติ

บทความนี้นำเสนอผลของการพัฒนาระบบการบริหารความเสี่ยงกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อเพื่อการเกษตรประเภทที่ใช้กับลูกค้าเงินกู้รายเดิมของ ธ.ก.ส. ด้วยความคาดหวังว่างานศึกษานี้จะสามารถนำไปประยุกต์สู่การใช้งานบริหารความเสี่ยงเงินให้สินเชื่อการเกษตรของ ธ.ก.ส.ได้ โดยดำเนินการตามวัตถุประสงค์ในงานวิจัยของผู้เขียนได้แก่

1. เพื่อค้นหาปัจจัยเสี่ยงทั้งปัจจัยเสี่ยงทางภูมิศาสตร์และเศรษฐศาสตร์ ที่บ่งชี้ถึงการผิดนัดชำระคืนหนี้ นำมาเป็นตัวแปรในแบบจำลองโลจิท (LOGIT model) และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network: ANN model) สำหรับชี้วัดศักยภาพในการจ่ายคืนเงินกู้ในอนาคต โดยการสร้างสมการทำนายความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ในระยะเวลา

1 ปีข้างหน้าของลูกค้าเงินกู้รายเดิมของ ธ.ก.ส. และ ทำการประเมิน / เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายและการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ของแบบจำลองทั้งสอง

2. เพื่อนำสมการทำนายความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ที่ได้ พัฒนาต่อยอดเป็นระบบการให้คะแนนสินเชื่อและระบบการจัดระดับความเสี่ยงลูกหนี้ภายใน เป็นเครื่องมือจำแนกกลุ่มลูกหนี้และจัดอันดับคุณภาพสินเชื่อของ ธ.ก.ส.

3. เพื่อพัฒนาระบบการกำหนดอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ตามค่าความเสี่ยงของเกษตรกรแต่ละคนและระบบการกำหนดจำนวนเงินกู้สูงสุดที่ผู้กู้สามารถขอกู้ได้ (maximum exposure) ในแต่ละระดับความเสี่ยงรวมทั้งสร้างแบบจำลองคำนวณเงินกองทุนขั้นต่ำที่ต้องดำรงรองรับความเสียหายจากการลงทุนในกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อเกษตรกรลูกค้าเงินกู้รายเดิมของ ธ.ก.ส. ตามเกณฑ์บาเซิลทู

2. แนวคิดและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 แนวคิดการบริหารความเสี่ยงด้านสินเชื่อตามมาตรฐานการกำกับดูแลสถาบันการเงินเกณฑ์บาเซิลทู (Basel II capital accord)

Basel Committee on Banking Supervision: BCBS (2005a, 2006) ซึ่งมีหน้าที่กำกับและดูแลนโยบายทางการเงินของธนาคารกลาง (central bank) ของแต่ละประเทศ ได้เสนอแนวคิดการประเมินความเสี่ยงด้านสินเชื่อเกณฑ์บาเซิลทูกำหนดแนวทางการคำนวณสินทรัพย์เสี่ยงและการดำรงเงินกองทุนรองรับความเสียหายด้านสินเชื่อวิธีadvanced internal ratings-based approach (AIRB) ซึ่งเป็นวิธีที่แต่ละธนาคารพาณิชย์และธนาคารเฉพาะกิจ นำข้อมูลภายในธนาคารเองมาคำนวณสินทรัพย์เสี่ยงด้านสินเชื่อประมาณค่าความเสียหายใน2 ประเภท ได้แก่1. ค่าความเสียหายที่เกินกว่าระดับที่คาดไว้ (unexpected loss: UL) ซึ่งเป็นส่วนที่ธนาคารต้องมีเงินกองทุนรองรับซึ่งปริมาณเงินกองทุนขั้นต่ำที่ธนาคารจะต้องดำรงเพื่อรองรับค่าความเสียหายที่เกินกว่าระดับที่คาดไว้นี้จะประเมินจากมูลค่าสินทรัพย์เสี่ยงด้านสินเชื่อที่ประเมินได้ 2. ค่าความเสียหายที่คาดว่าจะเกิดขึ้น (expected loss: EL) จะเป็นส่วนที่ธนาคารต้องมีเงินสำรองค่าเผื่อหนี้สงสัยจะสูญกันไว้รองรับ ค่าใช้จ่ายดังกล่าวนี้มักถูกรวมไว้ในการคำนวณอัตราดอกเบี้ยสำหรับลูกค้า

หลักการของการคำนวณสินทรัพย์เสี่ยงด้านสินเชื่อโดยวิธี AIRB คือการคำนวณโดยใช้สูตร 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: M) ขณะที่หลักการดำรงเงินกองทุนรองรับความเสียหายด้านสินเชื่อด้วยวิธี AIRB นั้น BCBS ได้กำหนดสูตรการคำนวณเงินกองทุนและให้ธนาคารกลางของแต่ละประเทศนำไปใช้เป็นเกณฑ์กำกับดูแลธนาคารในประเทศของตน โดยธนาคารกลางจะกำหนดให้ธนาคารพาณิชย์และธนาคารเฉพาะกิจ (เช่น ธ.ก.ส.) แทนค่าองค์ประกอบความเสี่ยงในสูตรคำนวณเงินกองทุนตามประเภทของลูกหนี้ของธนาคารนั้นๆสำหรับประเทศไทย ธนาคารแห่งประเทศไทยได้นำเอาสูตรการคำนวณเงินกองทุนตามเกณฑ์บาเซิลทู มากำหนดเป็นเกณฑ์กำกับดูแลให้ธนาคารพาณิชย์และธนาคารเฉพาะกิจในประเทศได้ถือใช้ในการดำเนินธุรกรรมด้านสินเชื่อ ซึ่งจากการพิจารณาประเภทของลูกหนี้ตามเกณฑ์การจัดแบ่งประเภทลูกหนี้ของธนาคารแห่งประเทศไทย ลูกหนี้ของ ธ.ก.ส.ถูกจัดอยู่ในกลุ่มของลูกหนี้ภาครัฐบาลและ ลูกหนี้สถาบันการเงิน (sovereign, bank exposures) มีสูตรคำนวณเงินกองทุนที่ต้องดำรงด้านสินเชื่อ (economic capital: K%) วิธี AIRB ตามเกณฑ์บาเซิลทูต่อไปนี้ (Basel Committee on Banking Supervision: BCBS, 2005a, 2006; Bank of Thailand, 2006, 2013; Bessis, 2010)

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

เมื่อ

$$R = 0.12 \times \frac{1 - \exp(-50 \times PD)}{1 - \exp(-50)} + 0.24 \times \left[1 - \frac{(1 - \exp(-50 \times PD)}{1 - \exp(-50)}\right] \quad (2)$$

$$b = [0.11852 \ - 0.05478 \ \times \ln(\ PD\ )]^2 \quad (3)$$

$\exp$ = exponential function

$\ln(x)$ = natural logarithm

$N(x)$ = cumulative distribution function for a standard normal random variable (คือค่าความน่าจะเป็นสะสมของตัวแปรสุ่มที่มีการกระจายตัวแบบ normal โดยมีค่า mean = 0 และมีค่า variance = 1 จะมีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับ x)

$G(z)$ = the inverse cumulative distribution function for a standard normal random variable (คือ มูลค่าของ x ซึ่งทำให้ N(x) = z)

R = the default correlation (sovereign exposure)ค่าความสัมพันธ์ระหว่างมูลค่าสินทรัพย์ซึ่งสะท้อนค่า PD ของลูกหนี้แต่ละรายกับปัจจัยความเสี่ยงจากระบบ (systematic risk factor) เช่น ภาวะเศรษฐกิจการเงินโดยรวม โดยที่ค่าสหสัมพันธ์ของลูกหนี้ประเภทนี้จะมีค่าอยู่ระหว่างค่า 0.12 ถึง 0.24 ซึ่งขึ้นอยู่กับค่า PD ของลูกหนี้ ถ้าลูกหนี้มีคุณภาพสินเชื่อต่ำ (ค่า PD สูง)โอกาสที่จะผิดนัดชำระหนี้จะขึ้นอยู่กับปัจจัยความเสี่ยงจากตัวลูกหนี้เอง (idiosyncratic risk factor)มากกว่า systematic risk factor ในขณะที่ลูกหนี้ที่มีคุณภาพสินเชื่อสูง (ค่า PD ต่ำ) โอกาสที่จะผิดนัดชำระหนี้จะขึ้นอยู่กับ systematic risk factor มากกว่า ดังนั้น ลูกหนี้ที่มีค่า PD สูง (ต่ำ) มีแนวโน้มที่จะมีค่า R ต่ำ (สูง)

b = time-adjusted in maturity (the maturity-adjustment) ค่า b ขึ้นอยู่กับค่า PD ของลูกหนี้ โดยค่า b จะสูงขึ้นเมื่อลูกหนี้มีคุณภาพหนี้ดี (ค่า PD ต่ำ) เนื่องจากลูกหนี้มีแนวโน้มที่จะมีฐานะเครดิตที่เสื่อมถอยลงมากกว่าลูกหนี้ที่มีคุณภาพต่ำ (ค่า PD สูง)

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง: ตัวแปรที่ใช้สร้างแบบจำลองและวิธีประมาณค่าแบบจำลองการให้คะแนนสินเชื่อ

งานวิจัยของ Turvey and Brown (1990) ได้ใช้ตัวแปรที่แสดงถึง สภาพคล่อง ความสามารถในการทำกำไร ความสามารถในการเป็นหนี้ ความมีประสิทธิภาพ และความสามารถในการชำระคืนหนี้ ในการพัฒนาแบบจำลองการให้คะแนนสินเชื่อให้กับ Canada' Farm Credit Corporation ในขณะที่ Barney et al. (1999) ได้ใช้ตัวแปรที่กล่าวถึงนี้ในการคาดการณ์การผิดนัดชำระหนี้ของเกษตรกรในสหรัฐอเมริกา ซึ่งตัวแปรต่างๆ เหล่านี้สามารถคำนวณได้จากข้อมูลในงบการเงินของผู้ขอสินเชื่อ อย่างไรก็ตาม ในกรณีของประเทศกำลังพัฒนาที่เกษตรกรเป็นเกษตรกรรายย่อย เช่น อินเดีย เวียดนาม ไทย ซึ่งเกษตรกรจะไม่มีงบการเงินที่ชัดเจน หรือไม่มีการจัดทำงบการเงิน ตัวแปรที่นำมาใช้ในการสร้างแบบจำลองการให้คะแนนสินเชื่อ มักเป็นตัวแปรที่แสดงคุณลักษณะของผู้กู้ ดังเช่นในงานของ Bandyopadhyay (2007) ใช้ตัวแปร อายุของผู้ขอกู้ อายุการเป็นลูกค้า จำนวนผู้พึ่งพิงใน

ครัวเรือน อัตราส่วนหนี้สินรวมต่อรายได้รวม มูลค่าที่ดินทำการเกษตร ตัวแปรหุ่นของชนิดฟาร์มพืชผล (crop types) ตัวแปรหุ่นของประเภทสินเชื่อ (loan types) ตัวแปรหุ่นเมืองการเกษตร สำหรับการพัฒนาแบบจำลองบริหารความเสี่ยงด้านสินเชื่อของธนาคารเพื่อการเกษตรในประเทศอินเดีย ในขณะที่งานของ Limsombunchai (2007)ได้นำตัวแปร อายุของผู้ขอกู้ อายุการเป็นลูกค้า ระดับการศึกษา มูลค่าของทรัพย์สิน มูลค่าของหลักทรัพย์ค้ำประกัน อัตราผลตอบแทนต่อทรัพย์สิน อัตราส่วนแห่งหนี้ (คำนวณจากหนี้สินรวมหารด้วยทรัพย์สินรวม) อัตราส่วนหมุนเวียนของทุน (คำนวณจากรายได้รวมหารด้วยทรัพย์สินรวม) ตัวแปรหุ่นของจังหวัด ตัวแปรหุ่นของชนิดฟาร์ม (farm types) ตัวแปรหุ่นของประเภทสินเชื่อ (loan types) ตัวแปรหุ่นขนาดสินเชื่อ (loan size) ในการสร้าง credit scoring กับสินเชื่อเกษตรในประเทศไทย

นอกจากนี้ Ajah and Inyiama (2011) ได้ศึกษาถึงการนำข้อมูลสารสนเทศทางภูมิศาสตร์ (geographic information system: GIS) มาประเมินความเสี่ยงสินเชื่อด้วยการให้คะแนนของธนาคารในประเทศไนจีเรีย โดยได้นำตัวแปร (Xi) ได้แก่ ตัวแปรหลักประกันที่ดินจำนองที่ได้จากการจับคู่ (mapping) พิกัดที่ตั้งของหลักทรัพย์ที่ใช้ค้ำประกันการกู้ในระบบข้อมูลเชิงภูมิศาสตร์ GIS ด้วย GPS เข้ากับรหัส IDในฐานข้อมูลลูกค้าธนาคาร ตัวแปรขนาดของสินเชื่อ (amount of loan) ตัวแปรทางการเงินในส่วนของประวัติการเป็นหนี้กับธนาคารหรือสถาบันการเงินอื่นของลูกค้าจากบริษัทข้อมูลเครดิต (Credit Bureau) ตัวแปรทางการเงินในส่วนของประวัติชำระหนี้เดิมของลูกค้าจากฐานข้อมูลลูกค้ารายคนของธนาคารเข้าแบบจำลองทำนาย “โอกาสเกิดภาวะล้มละลาย” ของธนาคารผ่านทางเทคนิค Artificial neural networks (ANN) Ajah และ Inyiama ลงความเห็นว่า การประยุกต์ระบบเทคโนโลยีสารสนเทศทางภูมิศาสตร์มาใช้ในการบริหารงานสินเชื่อดังกล่าวจะช่วยเพิ่มมูลค่าทางธุรกิจให้กับธนาคาร โดยเฉพาะอย่างยิ่งการเพิ่มประสิทธิภาพของกระบวนการให้สินเชื่อในกิจกรรมการกู้ยืมของธนาคาร เป็นเครื่องมือบริหารความเสี่ยงด้านสินเชื่อซึ่งจะช่วยลดความสูญเสียที่จะเกิดขึ้นจากหนี้ค้างชำระ (NPL) รวมถึงช่วยให้ธนาคารมีผลตอบแทนและความเสี่ยงในระดับที่เหมาะสม เช่นเดียวกับ Brusilovskiy and Johnson (2008) ได้ประเมินความเสี่ยงการให้สินเชื่อส่วนบุคคลด้วยการให้คะแนน (credit scoring of personal loan) ของธนาคารในสหรัฐอเมริกาโดยวิเคราะห์เชื่อมโยงข้อมูลสารสนเทศทางภูมิศาสตร์กับข้อมูลทางการเงิน ข้อมูลทางสังคม ลูกค้าธนาคารจากฐานข้อมูล US Bureau of the Census ด้วยโปรแกรมการจัดทำเหมืองข้อมูล (data

mining) ซึ่ง Brusilovskiy และ Johnson ระบุว่า การนำข้อมูลทางภูมิศาสตร์เข้ามาในแบบจำลองประเมินความเสี่ยงสินเชื่อด้วยการให้คะแนนร่วมกับข้อมูลทางการเงิน จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการประเมินความเสี่ยง จำแนกลูกค้าออกตามระดับความเสี่ยงได้ถูกต้องมากขึ้น ขณะที่ Birkin and Clarke (1998)ได้นำระบบเทคโนโลยีสารสนเทศทางภูมิศาสตร์(GIS) และแบบจำลองการวิเคราะห์เชิงพื้นที่ (spatial location models) มาประยุกต์ใช้ในอุตสาหกรรมการเงินในสหราชอาณาจักรสำหรับเป็นระบบ สนับสนุนการให้บริการสินเชื่อ ช่วยให้ธนาคารสามารถตรวจสอบสถานที่ตั้งและสภาพแวดล้อมของทรัพย์ที่ใช้ในการค้ำประกันสินเชื่อ และยังใช้เป็นเครื่องมือประเมินความเสี่ยงสินเชื่อด้วยการให้คะแนนช่วยในการคัดกรองผู้ขอกู้ก่อนการให้สินเชื่อแก่ผู้ขอรับบริการสินเชื่อรายต่างๆ เพื่อลดความเสี่ยงของการจะเป็นหนี้เสีย นอกจากนี้ GIS และ spatial location models ยังช่วยเพิ่มความถูกต้องในการพยากรณ์และสนับสนุนการตัดสินใจแก่ธนาคารในการ เปิด ปิดควบรวม สาขาของธนาคาร

ขณะที่ การประมาณค่าของแบบจำลองการให้คะแนนสินเชื่อนั้นวิธีการทางสถิติที่นิยมนำมาประยุกต์ใช้ในการพัฒนาแบบจำลองการให้คะแนนสินเชื่อเพื่อทำนายหนี้มีปัญหาหรือทำนายหนี้ดีในสถาบันการเงินคือการใช้แบบจำลองโลจิท (LOGIT model) เช่นงานของ Ohlson (1980) Tuevey and Brown (1990) Turvey (1991) Turvey and Weersink (1997) Lee and Jung (2000) Bandyopadhyay (2007) และงานของ Limsombunchai (2007) ส่วนวิธีการที่ไม่ใช่สถิตินั้นในปัจจุบันนักวิจัยและนักพัฒนาแบบจำลองนิยมนำแบบจำลอง Artificial neural networks มาประยุกต์ใช้ในการพัฒนาแบบจำลองการให้คะแนนสินเชื่อ เช่น งานประยุกต์ใช้ Artificial neural networks ในการสร้าง credit scoring กับสินเชื่อเกษตรในประเทศไทยของ Limsombunchai (2007) การใช้ Neural network สำหรับทำนายความล้มเหลวของสถาบันการเงินและการสร้าง credit scoring ของ Wu and Tsai (2008) การทำนายความล้มเหลวของสถาบันการเงินจากความเสี่ยงด้านสินเชื่อโดยใช้ Neural networks ของ Atiya (2001) การทำนายความอ่อนแอทางการเงินโดยประยุกต์ใช้ Multi-layer neural networks ของ Hu (2008) การประยุกต์ใช้ Artificial neural networks สำหรับจำแนกและทำนายความล้มเหลวของสถาบันการเงินของ Pendharkar (2005) การใช้แบบจำลอง Artificial neural networks กับแบบจำลอง genetic programing สร้าง credit scoring สำหรับธนาคารในประเทศอียิปต์ของ Abdou (2009) การพยากรณ์คุณภาพสินเชื่อโดยการใช้แบบจำลองโลจีสติค (logistic)และ Artificial neural networks ของ Lee and Jung (2000) การวัดประสิทธิภาพระหว่างเทคนิค

Neural networks กับ เทคนิคทางสถิติดั้งเดิมในการสร้าง credit scoring สำหรับธนาคารในประเทศอียิปต์ ของ Abdou et al. (2008)

3. ตัวแปรที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองทางเศรษฐมิติ

ผู้เขียนนำข้อมูลทางเศรษฐศาสตร์และภูมิศาสตร์ที่เก็บรวบรวมมาจากฐานข้อมูลลูกค้ารายคนของ ธ.ก.ส. ซึ่งเป็นข้อมูลการให้สินเชื่อปกติ[1] สำหรับเป็นค่าใช้จ่ายในการผลิตที่มีกำหนดชำระหนี้คืนไม่เกิน 1 ปี วงเงินกู้ไม่เกิน 1 ล้านบาทแก่เกษตรกรที่เพาะปลูก ข้าว ข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ มันสำปะหลัง อ้อย ลำไย ยางพารา และ ปาล์มน้ำมัน รวมทั้งสิ้น 13,530 ตัวอย่าง (ครอบคลุมพื้นที่การดำเนินงานทั่วทั้งประเทศ) จำแนกเป็นหนี้ดี[2] จำนวน 11,837 ตัวอย่าง และหนี้ค้างชำระ[3] จำนวน 1,693 ตัวอย่าง คิดเป็นอัตราผิดนัดชำระหนี้ร้อยละ 12.51 (สอดคล้องกับอัตราการผิดนัดชำระคืนหนี้ของประชากร) ผู้เขียนเรียกข้อมูลในเดือนกรกฎาคม พ.ศ.2556 โดยได้ระบุเป็นตัวแปรอธิบายสำหรับอธิบายการเปลี่ยนแปลงของความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ (ตัวแปรตาม) ทั้งนี้ผู้เขียนได้ระบุตัวแปรกำหนดค่าตัวแปรหุ่น สมมติฐาน และมาตรวัดของตัวแปรอธิบายแต่ละตัวแปรที่จะนำมาทดสอบความสัมพันธ์กับค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ ดังต่อไปนี้

1. อายุของเกษตรกรผู้ขอกู้ เกษตรกรที่มีอายุมากมักจะมีสุขภาพไม่แข็งแรง ความสามารถในการประกอบอาชีพในการสร้างรายได้จะลดลง ไม่อาจนำเงินกู้ที่รับจาก ธ.ก.ส.ไปเพิ่มการผลิตตามวัตถุประสงค์ที่ขอกู้และเมื่อถึงกำหนดชำระหนี้ก็ไม่อาจส่งชำระคืนได้ ผู้เขียนจึงกำหนดสมมติฐานว่า เกษตรกรผู้ขอกู้ที่มีอายุมากขึ้น ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้น่าจะสูงขึ้น ตัวแปรนี้วัดได้ในมาตราอัตราส่วน

---

[1]สินเชื่อปกติ หมายถึง เงินสินเชื่อที่ ธ.ก.ส.จ่ายให้แก่เกษตรกรซึ่งเป็นลูกค้าของธนาคารโดยตรงตามนโยบายของธนาคาร เป็นไปตามกระบวนการจ่ายสินเชื่อโดยปกติของธนาคาร ไม่นับรวมสินเชื่อโครงการพิเศษอื่นๆ และ ไม่นับรวมสินเชื่อตามโครงการนโยบายรัฐ

[2]หนี้ดี หมายถึง ลูกหนี้ที่ไม่ค้างชำระดอกเบี้ยและเงินต้น หรือ ลูกหนี้ค้างชำระดอกเบี้ยหรือเงินต้นแต่ไม่เกิน 90 วัน นับจากวันครบกำหนด

[3]หนี้ค้างชำระ หมายถึง ลูกหนี้ที่ค้างชำระดอกเบี้ยหรือเงินต้นเกินกว่า 90 วัน นับจากวันครบกำหนด

2. อัตราส่วนรายได้รวมต่อรายจ่ายรวมของครัวเรือน บอกถึงความสามารถในการชำระคืนหนี้ของผู้ขอกู้จากการนำเงินกู้ไปใช้ก่อประโยชน์มีรายได้ครอบคลุมค่าใช้จ่ายและเพียงพอที่จะส่งชำระหนี้ได้ ผู้เขียนกำหนดสมมติฐานว่าหากอัตราส่วนนี้สูงขึ้น ความสามารถในการจ่ายชำระคืนหนี้ได้น่าจะสูงขึ้นตาม ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้น่าจะลดลง ตัวแปรนี้วัดได้ในมาตราอัตราส่วน

3. อัตราส่วนมูลค่าหนี้ต่อมูลค่าหลักประกัน เป็นอัตราส่วนที่พิจารณาถึงมูลค่าหลักประกันของผู้ขอกู้ที่สามารถจะรองรับกับภาระหนี้สินจากเงินกู้ได้มากน้อยแค่ไหน หากมูลค่าหลักประกันในการนำมารองรับภาระหนี้ลดลงจากการเสื่อมค่า หรือภาระหนี้เพิ่มจากการที่กู้เพิ่มขึ้น อัตราส่วนนี้จะสูงขึ้น ความสามารถในการรองรับภาระหนี้สินของหลักประกันจะลดลง ประกอบกับความสามารถในการสร้างรายได้ของผู้กู้ลดลงจะส่งผลให้เกิดความเสี่ยงต่อการที่จะไม่สามารถชำระคืนหนี้ได้ ผู้เขียนจึงกำหนดสมมติฐานว่า หากอัตราส่วนนี้เพิ่มสูงขึ้น ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้น่าจะสูงขึ้น ตัวแปรนี้วัดได้ในมาตราอัตราส่วน

4. การมีเงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส. ใช้เป็นตัวชี้วัดศักยภาพในการชำระหนี้ของลูกค้าและผู้ที่จะมาเป็นลูกค้าของธนาคารในอนาคต เพราะสามารถจะนำเงินออมที่มีมาชำระหนี้ได้ ดังนั้น ผู้เขียนจึงกำหนดสมมติฐานว่า หากเงินออมหรือเงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส. มากขึ้น ก็น่าจะสามารถชำระหนี้ได้มากขึ้น ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้น่าจะลดลง ตัวแปรนี้วัดได้ในมาตราเรียงอันดับเมื่อกำหนดให้เป็นชั้นเงินฝากออมทรัพย์

5. ประเภทหลักประกัน เป็นสิ่งที่ช่วยสร้างความมั่นใจไว้ให้กับผู้ให้สินเชื่อซึ่งมักจะเป็นสินทรัพย์ถาวร แต่สำหรับเกษตรกรระดับรากหญ้าซึ่งไม่มีที่ดินหรือมีที่ดินจำกัดจะใช้บุคคลค้ำประกันหรือใช้การค้ำประกันแบบร่วมกลุ่ม โดยหลักประกันต่างๆก็จะมีระดับความเสี่ยงจากความเสื่อมของราคาทรัพย์สินหรือระดับความคล่องตัวในการชำระหนี้แตกต่างกัน นำมาซึ่งความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ที่ต่างกัน ซึ่งงานศึกษาในบทความนี้ ผู้เขียนได้กำหนดสมมติฐานว่า การค้ำประกันร่วมกลุ่มหรือการใช้บุคคลค้ำประกันซึ่งเป็นการใช้ทุนทางสังคมของความไว้เนื้อเชื่อใจ ความมีมิตรไมตรีคอยตรวจสอบการใช้เงินกู้กันเองระหว่างผู้กู้และบุคคลค้ำประกัน น่าจะทำให้ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ต่ำกว่าการกู้โดยใช้หลักประกันที่ดินจำนองซึ่งขาดบทบาทของการใช้ทุนทางสังคมในการกำกับดูแลการกู้และการตรวจสอบการใช้เงินกู้ ตัวแปรนี้วัดได้ในมาตรานามบัญญัติ

6. ภาระค่าใช้จ่ายหนี้สินต่อรายได้รวมครัวเรือน ตัวแปรนี้วัดภาระในการชำระหนี้สินของครัวเรือน ถือเป็นเครื่องชี้วัดที่สำคัญที่สุดในการประเมินเสถียรภาพของครัวเรือน ครัวเรือนที่มีภาระหนี้สินมากกว่าร้อยละ 40 ของรายได้ครัวเรือน จะมีโอกาสผิดนัดชำระคืนหนี้เพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ ผู้เขียนกำหนดสมมติฐานว่า หากเกษตรกรมีอัตราส่วน ภาระค่าใช้จ่ายในการชำระหนี้สินต่อรายได้รวมครัวเรือนสูงขึ้น ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้จะสูงขึ้น ตัวแปรนี้ได้ในมาตราอัตราส่วน

7. ประวัติชำระคืนหนี้ ใช้เป็นตัวแปรวัดศักยภาพของลูกค้าในด้านของความตั้งใจชำระคืนหนี้ เช่น ในช่วง 3 ปีย้อนหลัง หากผู้กู้ไม่ผิดนัดชำระคืนหนี้เลย ผู้ให้กู้จะมั่นใจได้ว่าผู้กู้เป็นลูกหนี้ที่ดี ในทางตรงกันข้าม หากในอดีตที่ผ่านมา เช่น ในช่วง 3 ปีที่ผ่านมา ผู้กู้เคยผิดนัดชำระคืนหนี้ ความเชื่อมั่นที่ผู้ให้กู้จะได้รับชำระหนี้จากผู้กู้จะน้อยลง ดังนั้นผู้เขียนจึงกำหนดสมมติฐานว่าหากในอดีตช่วง 3 ปีที่ผ่านมา ผู้กู้เคยผิดนัดชำระคืนหนี้ ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้น่าจะสูงขึ้น เมื่อเทียบกับผู้กู้ซึ่งไม่เคยผิดนัดชำระคืนหนี้ ตัวแปรนี้วัดได้ในมาตรานามบัญญัติ

8. ภัยธรรมชาติ (น้ำท่วมซ้ำซากหรือแล้งซ้ำซาก) เกษตรกรที่ทำการเกษตรในพื้นที่น้ำท่วมซ้ำซากหรือแล้งซ้ำซาก ผลผลิตทางการเกษตรได้รับความเสียหาย ส่งผลกระทบต่อรายได้ไม่เพียงพอต่อการส่งชำระคืนหนี้ ผู้เขียนกำหนดตัวแปรหุ่นและสมมติฐานว่า ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่เสี่ยงต่อการเกิดน้ำท่วมซ้ำซากหรือแล้งซ้ำซากระดับความรุนแรงสูง (ระบุค่าตัวแปรหุ่น =1) ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้น่าจะลดลง เมื่อเทียบกับ เกษตรกรที่ทำการเกษตรในพื้นที่น้ำท่วมซ้ำซากหรือแล้งซ้ำซากระดับความรุนแรงสูง (ระบุค่าตัวแปรหุ่น = 0) ตัวแปรนี้วัดได้ในมาตรานามบัญญัติ

9. แหล่งน้ำทำการเกษตร แหล่งน้ำเป็นปัจจัยการผลิตพืชผลการเกษตรที่สำคัญโดยเกษตรกรที่ทำการเกษตรจะใช้น้ำจากแหล่งน้ำฝนและจากการชลประทาน การใช้น้ำฝนในการเกษตรจะมีความเสี่ยงมากกว่าเพราะขึ้นอยู่กับธรรมชาติ ซึ่งควบคุมไม่ได้และทำการเกษตรได้เฉพาะในช่วงฤดูฝนเท่านั้น ขณะที่การใช้น้ำจากการชลประทานทำการเกษตรจะมีความเสี่ยงน้อยกว่า เพราะสามารถควบคุมได้และถ้ามีน้ำเพียงพอก็สามารถทำการเกษตรได้ทั้งปี ผู้เขียนกำหนดตัวแปรหุ่นและสมมติฐานว่า หากที่ทำการเกษตรอยู่นอกเขตชลประทาน (ระบุค่าตัวแปรหุ่น=1) ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้น่าจะสูงขึ้นเมื่อเทียบกับพื้นที่ทำการเกษตรที่อยู่ในเขตชลประทาน (ระบุค่าตัวแปรหุ่น=0) ตัวแปรนี้วัดได้ในมาตรานามบัญญัติ

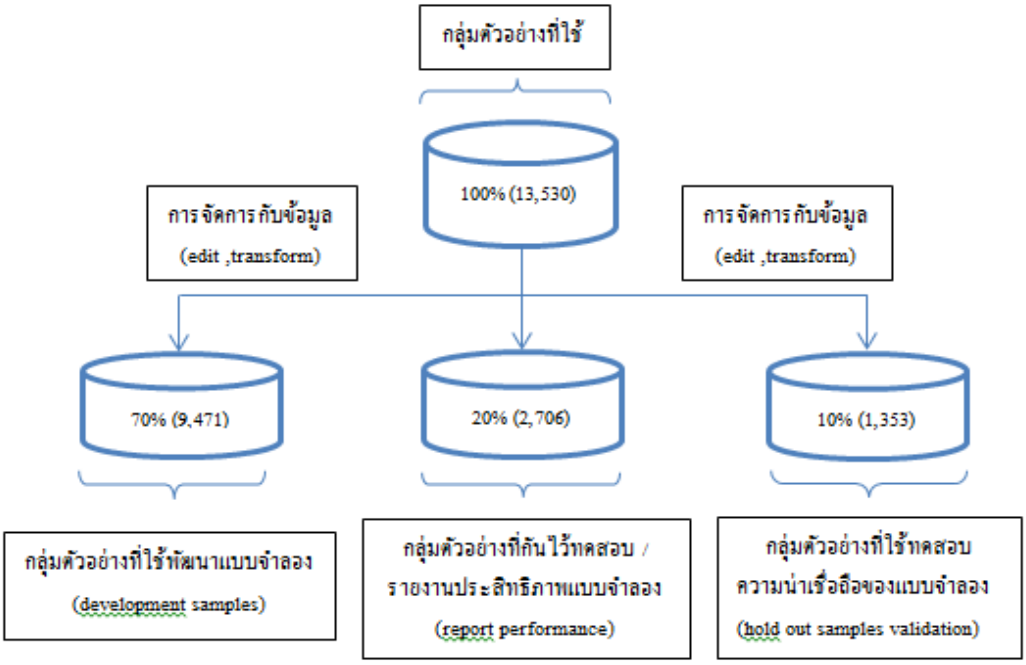
10. ความเหมาะสมของดินในการปลูกพืช เป็นการพิจารณาถึงความเหมาะสมของดินกับความต้องการของพืชแต่ละชนิด เมื่อดินที่เพาะปลูกเหมาะสมต่อพืชผล เกษตรกรจะได้ผลผลิตตามศักยภาพการผลิตซึ่งจะทำให้รายได้ของเกษตรกรสูงขึ้น มีรายได้เพียงพอชำระคืนหนี้ได้ ดังนั้น ความเหมาะสมของดินในการปลูกพืชจึงน่าจะทำให้ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ลดลง ผู้เขียนกำหนดตัวแปรหุ่นและสมมติฐานว่า หากดินเหมาะสมต่อการปลูกพืช (ระบุค่าตัวแปรหุ่น =1) ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้น่าจะลดลง เมื่อเทียบกับ ดินไม่เหมาะสมต่อการปลูกพืช (ระบุค่าตัวแปรหุ่น = 0) ตัวแปรนี้วัดได้ในมาตรานามบัญญัติ

11. การประสบภาวะโรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาดในพื้นที่ทำการเกษตร ทำให้ผลผลิตการเกษตรเสียหายได้ปริมาณผลผลิตน้อย ส่งผลกระทบต่อรายได้ของครัวเรือนเกษตรกร อาจทำให้รายได้สุทธิไม่เพียงพอต่อการชำระคืนหนี้ ผู้เขียนกำหนดตัวแปรหุ่นและสมมติฐานว่า หากในรอบ2ปีการผลิตที่ผ่านมา และ/หรือ ผลการคาดการณ์พื้นที่ระบาดจากกรมส่งเสริมการเกษตร ว่าพื้นที่แปลงทำเกษตรไม่ประสบกับภาวะโรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาด (ระบุค่าตัวแปรหุ่น=1) ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้น่าจะลดลงเมื่อเทียบกับแปลงทำการเกษตรที่เคยประสบกับภาวะโรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาดและ/หรือถูกคาดการณ์ว่าจะเป็นพื้นที่ระบาดของโรคและแมลงศัตรูพืชจากกรมส่งเสริมการเกษตร (ระบุค่าตัวแปรหุ่น=0) ตัวแปรนี้วัดได้ในมาตรานามบัญญัติ

จำนวนตัวอย่างทั้ง 13,530 ตัวอย่าง ผู้เขียนนำมาจัดจำแนกออกเป็น 3 กลุ่มโดยกำหนดจำนวนข้อมูลร้อยละ 70 สำหรับใช้พัฒนาแบบจำลอง (development samples) ร้อยละ 20 สำหรับกันไว้เป็นชุดทดสอบและรายงานประสิทธิภาพของแบบจำลอง (report performance) และร้อยละ 10 สำหรับกันไว้ทดสอบความน่าเชื่อถือของแบบจำลอง (hold out samples validation) ดังในภาพที่ 1

ภาพที่ 1

ภาพแสดงการจัดกระทำข้อมูล



สามารถแสดงลักษณะของตัวแปรอธิบายแต่ละตัวแปรที่ใช้ในแบบจำลอง โดยแยกตามกลุ่มทั้ง 3 กลุ่มได้ดังในตารางที่ 1

ตารางที่ 1

ลักษณะของตัวแปรอธิบายที่ใช้ในแบบจำลองแยกตามกลุ่ม

ตัวแปรอธิบาย	กลุ่มที่ใช้พัฒนาแบบจำลอง (9,471 ตัวอย่าง)	กลุ่มที่ใช้ทดสอบ/รายงานประสิทธิภาพแบบจำลอง (2,706 ตัวอย่าง)	กลุ่มตัวอย่างที่ใช้ทดสอบความน่าเชื่อถือของแบบจำลอง (1,353 ตัวอย่าง)
1. อายุเฉลี่ยของเกษตรกรผู้ขอกู้ (ปี)	51	51	52
2. รายได้รวมของครัวเรือนทั้งปีเฉลี่ย(บาท)	494,205	498,569	496,274
3. รายจ่ายรวมของครัวเรือนทั้งปีเฉลี่ย(บาท)	244,125	246,424	247,153
4. หนี้สินของครัวเรือนทั้งปีเฉลี่ย(บาท)	162,419	159,287	160,539
5. มูลค่าหลักประกันเงินกู้เฉลี่ย (บาท)	342,653	339,668	346,614
6. ภาระหนี้สินจ่าย [เงินต้น+ดอกเบี้ย] ทั้งปีเฉลี่ย(บาท)	168,035	164,508	165,357
7. เงินฝากออมทรัพย์ครัวเรือนเฉลี่ย(บาท)	19,493	17,915	15,865
8. รายได้รวมต่อรายจ่ายรวมทั้งปีเฉลี่ย(เท่า)	1.8915	1.8676	1.8820
9. มูลค่าหนี้สินต่อมูลค่าหลักประกันเฉลี่ย (เท่า)	0.6932	0.6984	0.6980
10. ภาระหนี้สินจ่ายต่อรายได้รวมทั้งปีเฉลี่ย (เท่า)	0.7307	0.7375	0.7552
11. (1) หลักประกันประเภทที่ดินจำนอง	3,919 (41.38%)	1,105 (40.84%)	556 (41.83%)
(2) หลักประกันประเภทบุคคลค้ำ	2,532 (26.73%)	728 (26.90%)	367 (27.12%)
(3) หลักประกันประเภทบุคคลค้ำและจำนอง	3,020 (31.89%)	873 (32.26%)	420 (31.04%)
12. (0) ในรอบ 3 ปีที่ผ่านมาไม่เคยผิดนัดชำระหนี้	8,172 (86.28%)	2,320 (85.74%)	1,169 (86.40%)
(1) ในรอบ 3 ปีที่ผ่านมาเคยผิดนัดชำระหนี้	1,299 (13.72%)	386 (14.26%)	184 (13.60%)
13. (0) ที่ดินทำการเกษตรอยู่ในพื้นที่แล้งซ้ำซาก หรือน้ำท่วมซ้ำซากระดับรุนแรงสูง	6,025 (63.62%)	1,759 (65.00%)	840 (62.08%)
(1) ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่แล้งซ้ำซาก หรือน้ำท่วมซ้ำซากระดับรุนแรงสูง	3,446 (36.38%)	947 (35.00%)	513 (37.92%)
14. (0) ที่ดินทำการเกษตรอยู่ในพื้นที่ชลประทาน	4,739 (50.04%)	1,352 (49.96%)	683 (50.48%)
(1) ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่ชลประทาน	4,732 (49.96%)	1,354 (50.04%)	670 (49.52%)
15. (0) ดินไม่เหมาะสมต่อการปลูกพืช	4,709 (49.72%)	1,347 (49.78%)	661 (48.85%)
(1) ดินเหมาะสมต่อการปลูกพืช	4,762 (50.28%)	1,359 (50.22%)	692 (51.15%)
16. (0) ที่ดินอยู่ในพื้นที่โรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาด	1,274 (13.45%)	372 (13.75%)	195 (14.41%)
(1) ที่ดินไม่อยู่ในพื้นที่โรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาด	8,197 (86.55%)	2,334 (86.25%)	1,158 (85.59%)

ที่มา: จากการคำนวณ

4. วิธีการทางเศรษฐมิติที่นำมาใช้ในการศึกษา

จากการทบทวนวรรณกรรม พบว่าวิธีการที่นิยมนำมาใช้เพื่อทำนายหนี้มีปัญหาหรือทำนายหนี้ดีและประยุกต์เป็นแบบจำลองการให้คะแนนสินเชื่อของสถาบันการเงิน คือการใช้แบบจำลองโลจิท เนื่องจากเป็นแบบจำลองที่ไม่ยุ่งยากซับซ้อน ง่ายต่อการทำความเข้าใจ อย่างไรก็ตาม วิธีที่กำลังได้รับความนิยมมากในช่วงปี 1994 ถึงปัจจุบัน คือการพัฒนาแบบจำลองการให้คะแนนสินเชื่อโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในงานศึกษานี้ ผู้เขียนได้นำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมาเป็นอีกหนึ่งวิธีการในการพัฒนาแบบจำลองการให้คะแนนสินเชื่อนอกเหนือจากแบบจำลองโลจิท ด้วยเหตุผลที่ต้องการทดสอบถึงประสิทธิภาพในประเด็นของความสามารถในการทำนายและการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ถูกต้องแม่นยำระหว่างแบบจำลองทั้งสอง เพื่อที่จะระบุได้ว่าแบบจำลองที่เหมาะสมที่จะนำมาพัฒนาต่อยอดเป็นระบบบริหารความเสี่ยงกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนประเภทสินเชื่อการเกษตรสำหรับตลาดการเงินในชนบทไทยควรใช้แบบจำลองใดโดยผู้เขียนจะตัดสินใจเลือกแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพเหนือกว่ามาพัฒนาเป็นระบบใช้งานในทางปฏิบัติ ทั้งนี้แบบจำลองทั้งสองมีคุณลักษณะดังรายละเอียดในหัวข้อ 4.1 และ 4.2 และมีข้อดี /ข้อจำกัดที่ต่างกันดังรายละเอียดเปรียบเทียบในตารางที่ 2

4.1 แบบจำลองโลจิท (LOGIT model)

แบบจำลองโลจิท เริ่มมีการศึกษาในปี ค.ศ.1980โดย Ohlson (1980) ปัจจุบันมีการประยุกต์ใช้แบบจำลองโลจิทในทางเศรษฐศาสตร์และธุรกิจหลากหลาย สำหรับในประเทศไทย Vanichbuncha (2007) และ Tirapat and Kiatsupaibul (2008)ได้กล่าวถึงวิธีการใช้แบบจำลองโลจิทศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรถูกอธิบายกับตัวแปรอธิบาย และ ทำนายค่าตัวแปรถูกอธิบายด้วยสมการที่ได้ เช่น การทำนาย“ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้” โดยใช้วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีค่าความควรจะเป็นสูงสุด (maximum likelihood method) ซึ่งให้ความน่าจะเป็นของหนี้ผิดนัดชำระมีลักษณะการกระจายตัวแบบ logistic และเป็นฟังก์ชันคุณลักษณะของลูกหนี้ i ดังสมการที่4

$$prob\ (Y_i = 1) = \frac{1}{1 + \exp(-Z_i)} \qquad (4)$$

$Y_i = 0$ คือ ลูกหนี้สถานะหนี้ดีและ $Y_i = 1$ คือ ลูกหนี้สถานะหนี้ผิดนัดชำระ

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

$$Z_i = a + \sum_j \hat{\beta}_j X_{ij} + \varepsilon_i$$

X_{ij} คือ คุณลักษณะของลูกหนี้ i

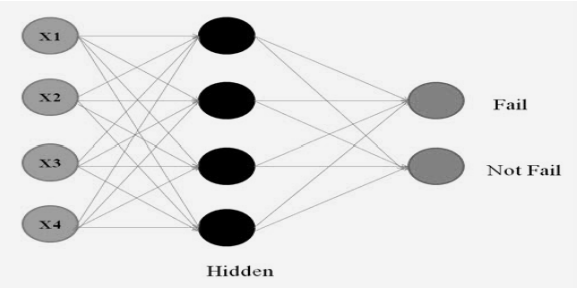
ε_i คือ ค่าความคลาดเคลื่อน

4.2 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network: ANN model)

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เริ่มศึกษาในปี ค.ศ.1994โดยWilson และ Sharda (Wilson and Sharda, 1994)ในปัจจุบันนิยมนำมาประยุกต์ใช้ในทางเศรษฐศาสตร์และธุรกิจ เช่นการวิเคราะห์ความเสี่ยงในการให้สินเชื่อ และความเสี่ยงในการล้มละลายของธุรกิจ (Suriya, 2005) โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีรูปแบบโครงสร้างและการทำงานของการประมวลผลเหมือนกับสมองมนุษย์ ซึ่งมีความสามารถเรียนรู้ปรับเปลี่ยนตนเองต่อการตอบสนองของข้อมูลนำเข้าได้ดีโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย หน่วยประมวลผล เรียกว่า เซลล์ประสาทหรือนิวรอน โดยการทำงานจะนำข้อมูลนำเข้าคูณกับค่าน้ำหนักประสาท (weight) ของแต่ละขา ทุกๆขาของเซลประสาทจะนำผลที่ได้จากข้อมูลนำเข้ารวมกันแล้วเทียบกับค่ามาตรฐานที่กำหนดไว้ จากนั้นเซลล์ประสาทก็จะส่งผลลัพธ์ไปยังข้อมูลนำเข้าของเซลล์ประสาทอื่นๆที่เชื่อมกันในโครงข่ายประสาท แสดงโครงข่ายประสาทเทียมได้ดังในภาพที่ 2

ภาพที่ 2

แบบจำลอง Artificial neural network ที่มีชั้นถูกอำพราง 1 ชั้นและผลลัพธ์ 2 ตัว



ที่มา: Chen and Du (2009)

โดยที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนี้ ผู้สร้างแบบจำลองจะต้องทราบตัวแปรที่เหมาะสม หรือทำการทดสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรนั้นๆก่อนที่จะทดสอบในโครงข่าย

ประสาทเทียม เพราะในแบบจำลองนี้จะเป็นการเรียนรู้ลักษณะของข้อมูลว่าข้อมูลในลักษณะใดที่จะถือว่าผิดนัดชำระคืนหนี้ และข้อมูลลักษณะใดที่จะถือว่าเป็นหนี้ดี โดยข้อมูลที่นำมาใส่ในแบบจำลองนั้นต้องเป็นข้อมูลที่ดี นั่นคือต้องผ่านการทดสอบความสัมพันธ์ว่าเป็นตัวแปรที่ส่งผลต่อการผิดนัดชำระคืนหนี้จริง และตรวจสอบว่าข้อมูลเหล่านี้ไม่มีปัญหาตัวแปรมีความสัมพันธ์กันเองและปัญหาความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อนไม่เช่นนั้นแบบจำลองนี้จะทำการเรียนรู้แบบผิดๆ และส่งผลต่อการนำไปใช้ที่อาจเกิดความผิดพลาดได้ โดยการทำงานของแบบจำลองจะทำการประมวลผลหาค่าน้ำหนักของแต่ละโหนด จากนั้นจะเรียนรู้เพื่อจดจำลักษณะที่บ่งบอกว่าตัวแปรใดผิดนัดชำระคืนหนี้หรือหนี้ดี (Khermkhan and Chancharat, 2013)

ตารางที่ 2

เปรียบเทียบข้อดีและข้อจำกัดของแบบจำลองโลจิทและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

แบบจำลอง	ข้อดี	ข้อจำกัด
แบบจำลองโลจิท	1. สามารถเลือกปัจจัยในการทำนายได้ โดยดูจากความสัมพันธ์ของตัวแปร และความสามารถในการอธิบายของตัวแปรนั้นๆ 2. ให้ผลการทำนายที่ดีถ้าความสัมพันธ์ของตัวแปรเป็นแบบเชิงเส้น 3. ง่ายต่อการทำความเข้าใจ	1.ใช้ได้เฉพาะสมการที่เป็นเส้นตรง 2. อธิบายตัวแปรเป็นรูปแบบความน่าจะเป็น
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม	1. มีความยืดหยุ่นสูง 2.สามารถใช้ในตัวแปรที่ไม่เป็นเส้นตรง 3.สามารถเรียนรู้ข้อมูลได้สูง นำไปใช้ได้หลากหลาย 4. ใช้ในข้อมูลที่มีความซับซ้อนสูง (ข้อมูลกระจายหลากหลายรูปแบบและมีการเปลี่ยนแปลงหลายทิศทาง) ได้	1.เรียนรู้ข้อมูลโดยการปรับน้ำหนักของแต่ละโหนดเพื่อให้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยต่ำที่สุด ดังนั้นการอธิบายตัวแปรจะเป็นรูปแบบของค่าน้ำหนัก 2.อธิบายความความสัมพันธ์ของตัวแปรเป็นสมการอย่างง่ายได้ยาก 3.ต้องทราบตัวแปรที่แน่นอนก่อนนำไปใช้ในแบบจำลอง 4.มีความซับซ้อน มีหลักการทำงานและการประเมินผลหลายขั้นตอน

ที่มา: Khermkhan and Chancharat (2013)

สรุปได้ว่า ทั้งแบบจำลองโลจิท และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม สามารถนำมาใช้ในการทำนายถึงการเป็นหนี้ผิดนัดชำระหรือการเป็นหนี้ดีได้เหมือนกัน แต่ต่างกันที่กระบวนการได้มาซึ่งผลลัพธ์โดยแบบจำลองโลจิทจะอธิบายตัวแปรเป็นรูปแบบของค่าความน่าจะเป็น ขณะที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม จะอธิบายตัวแปรเป็นรูปแบบค่าน้ำหนัก

5. ผลการศึกษา

5.1 ปัจจัยเสี่ยงที่ค้นพบที่มีผลต่อความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ และผลการประเมินเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างแบบจำลองโลจิท (LOGIT model) และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network: ANN model)

การวิเคราะห์ด้วยแบบจำลองโลจิท และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม พบปัจจัยเสี่ยงที่นำมาเป็นตัวแปรอธิบายถึงความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ของเกษตรกรลูกค้าเงินกู้รายเดิมของ ธ.ก.ส. จำแนกเป็นตัวแปรทางเศรษฐศาสตร์ ได้แก่ 1. อายุของเกษตรกรผู้ขอกู้ 2. รายได้รวมทั้งปีต่อรายจ่ายรวมทั้งปีของครัวเรือน 3. มูลค่าหนี้ต่อมูลค่าหลักประกัน 4. เงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส. 5. ประเภทของหลักประกัน 6. ภาระหนี้สินจ่าย (ต้นเงิน+ดอกเบี้ย) ทั้งปีต่อรายได้รวมทั้งปีของครัวเรือน 7. ประวัติชำระคืนหนี้ในอดีต เคย/ไม่เคย ผิดนัดชำระ และตัวแปรทางภูมิศาสตร์ได้แก่ 1. ที่ดินทำการเกษตรอยู่/ไม่อยู่ในพื้นที่น้ำท่วมซ้ำซากหรือแล้งซ้ำซากในระดับรุนแรงสูง 2. ที่ดินทำการเกษตรอยู่/ไม่อยู่ในพื้นที่ชลประทาน 3. ความเหมาะสม/ไม่เหมาะสม ของดินต่อการปลูกพืช 4. การประสบ/ไม่ประสบ ภาวะโรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาด

ผู้เขียนประเมินประสิทธิภาพในการทำนายและจำแนกกลุ่มลูกหนี้ของแบบจำลองทั้งสอง (model evaluations) จากชุดข้อมูลที่กันไว้ทดสอบ/รายงานประสิทธิภาพ (report performance) จำนวน 2,706 ตัวอย่างโดยพิจารณาในประเด็นของความสามารถในการทำนายความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ และการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ถูกต้อง (prediction and classification power) และต้นทุนค่าเสียโอกาสในการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ผิด (misclassification cost) จากการตัดสินใจผิดพลาดประเภทที่ 1 และประเภทที่ 2 (Nayak and Turvey, 1997) ซึ่งผลการทดสอบพบว่า แบบจำลองโลจิท ให้ค่าร้อยละของความถูกต้องโดยรวมในการทำนาย และการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ที่สูงกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และให้ค่าร้อยละของการจำแนกผิด

จากการตัดสินใจผิดพลาดประเภทที่ 1 และประเภทที่ 2 ที่ต่ำกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ผลดังในตารางที่ 3 และตารางที่ 4 ตามลำดับ

อย่างไรก็ตาม หากพิจารณาในรายละเอียดประเภทของการตัดสินใจผิดพลาดของแบบจำลองที่พัฒนาขึ้น พบว่า แบบจำลองทั้งสองยังมีความผิดพลาดประเภทที่ 1 ในสัดส่วนที่สูงเมื่อเปรียบเทียบกับความผิดพลาดประเภทที่ 2 (ผลดังในตารางที่ 4) ซึ่งสะท้อนให้เห็นว่าแบบจำลองยังตรวจพบหนี้ค้างชำระได้ในระดับต่ำ กล่าวคือ แบบจำลองยังจำแนกหนี้ค้างชำระว่าเป็นหนี้ดีในสัดส่วนที่สูงซึ่งจะทำให้ ธ.ก.ส. มีต้นทุนที่เกิดจากการจำแนกผิดประเภทที่ 1นี้ในรูปของค่าใช้จ่ายในการติดตามทวงถามหนี้หรือค่าใช้จ่ายสำรองค่าเผื่อหนี้สงสัยจะสูญที่สูงกว่าต้นทุนที่เกิดจากการจำแนกผิดประเภทที่ 2 ซึ่งจะอยู่ในรูปของต้นทุนค่าเสียโอกาสจากรายได้ดอกเบี้ยรับในการปล่อยกู้

ตารางที่ 3

เปรียบเทียบความสามารถในการทำนายและจำแนกกลุ่มลูกหนี้ของแบบจำลอง

ค่าสังเกต (observed)		ผลการทำนาย (predicted)					
		report performance แบบจำลองโลจิท (LOGIT)			report performance แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN)		
		สถานะหนี้			สถานะหนี้		
		หนี้ดี	หนี้ค้างชำระ	ร้อยละของความถูกต้อง	หนี้ดี	หนี้ค้างชำระ	ร้อยละของความถูกต้อง
สถานะหนี้	หนี้ดี	2,304	64	97.30	2,303	65	97.26
	หนี้ค้างชำระ	244	94	27.81	244	94	27.81
overall percentage				**88.62**			**88.58**

ที่มา: จากการคำนวณ

ตารางที่ 4

เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองในประเด็นต้นทุนแห่งการจำแนกผิด โดยพิจารณาร้อยละของการตัดสินใจพลาดประเภทที่ 1 และ ประเภทที่ 2 (type I &type II error)

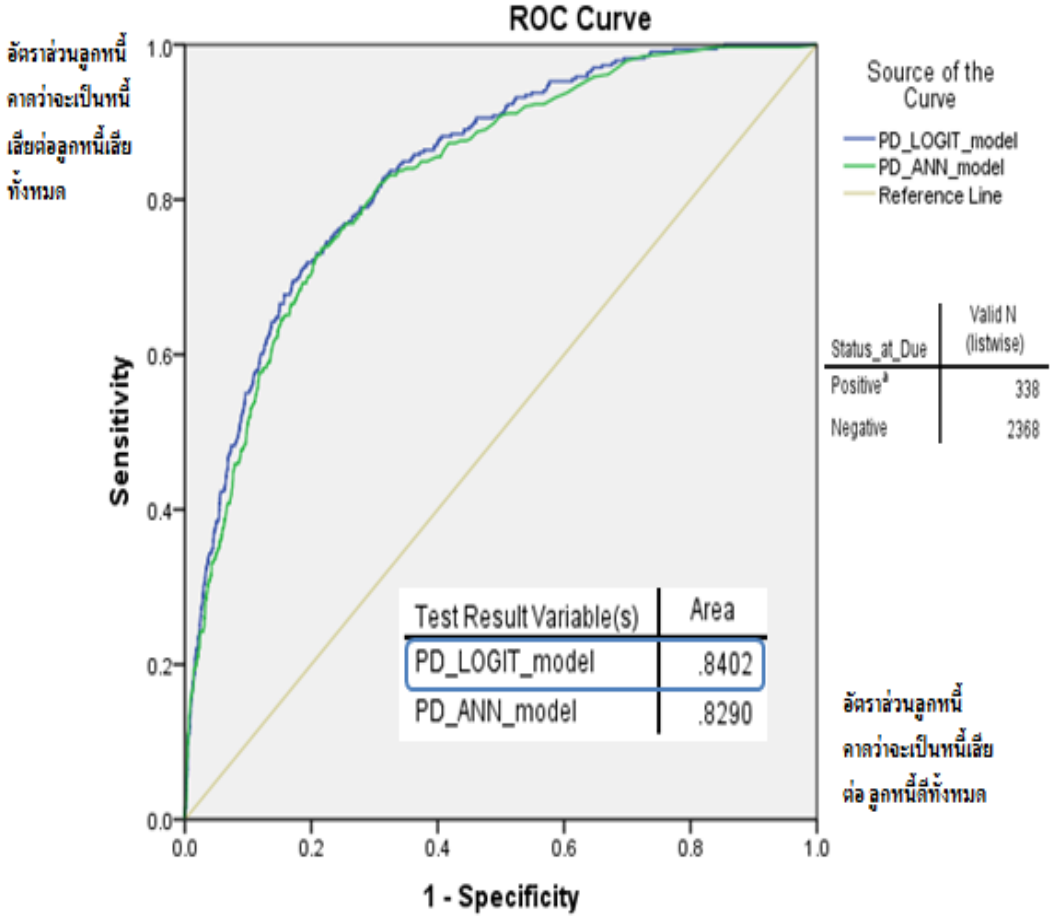
รายการเปรียบเทียบ	แบบจำลองโลจิท (LOGIT model)	แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN model)
1. ร้อยละของการตัดสินใจผิดพลาดประเภทที่ 1 (type I error)	9.02	9.02
2. ร้อยละของการตัดสินใจผิดพลาดประเภทที่ 2 (type II error)	2.36	2.40
3.ร้อยละของการตัดสินใจผิดพลาดทั้งสองประเภท (type I &type II error)	**11.38**	**11.42**

ที่มา: จากการคำนวณ

ขณะที่ผลการทดสอบด้วยเทคนิค receiver operating characteristic curve (ROC curve) โดยพิจารณาจากพื้นที่ใต้โค้งความถูกต้องแม่นยำในการทำนายและจำแนกกลุ่มลูกหนี้ (Basel Committee on Banking Supervision: BCBS, 2005b) ของแบบจำลองทั้งสอง พบว่าแบบจำลองโลจิทให้ค่าของความถูกต้องแม่นยำสูงกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ผลดังในภาพที่ 3

ภาพที่ 3

เปรียบเทียบความถูกต้องในการทำนายและจำแนกกลุ่มลูกหนี้ กรณีมีตัวแปรทางภูมิศาสตร์ร่วมกับตัวแปรทางเศรษฐศาสตร์ ระหว่างแบบจำลองโลจิทและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

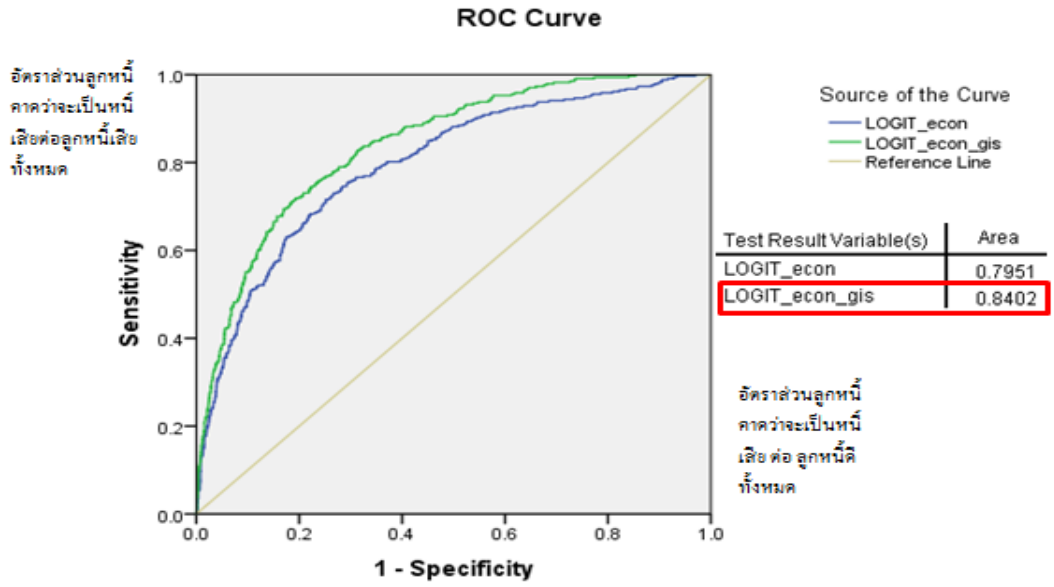


ที่มา: จากการคำนวณ

ผลการศึกษายืนยันถึงข้อสันนิษฐานของผู้เขียนที่เชื่อว่าตัวแปรทางภูมิศาสตร์สามารถอธิบายถึงความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ของเกษตรกรลูกค้าเงินกู้รายเดิมของ ธ.ก.ส.ได้ ซึ่งผลการวิเคราะห์ พบว่า ตัวแปรทางภูมิศาสตร์ดังกล่าว ช่วยให้ความสามารถในการทำนายความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้และการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ของแบบจำลองทั้งสองมีความถูกต้องแม่นยำเพิ่มขึ้น ผลดังในภาพที่ 4-5 และในตารางที่ 5

ภาพที่ 4

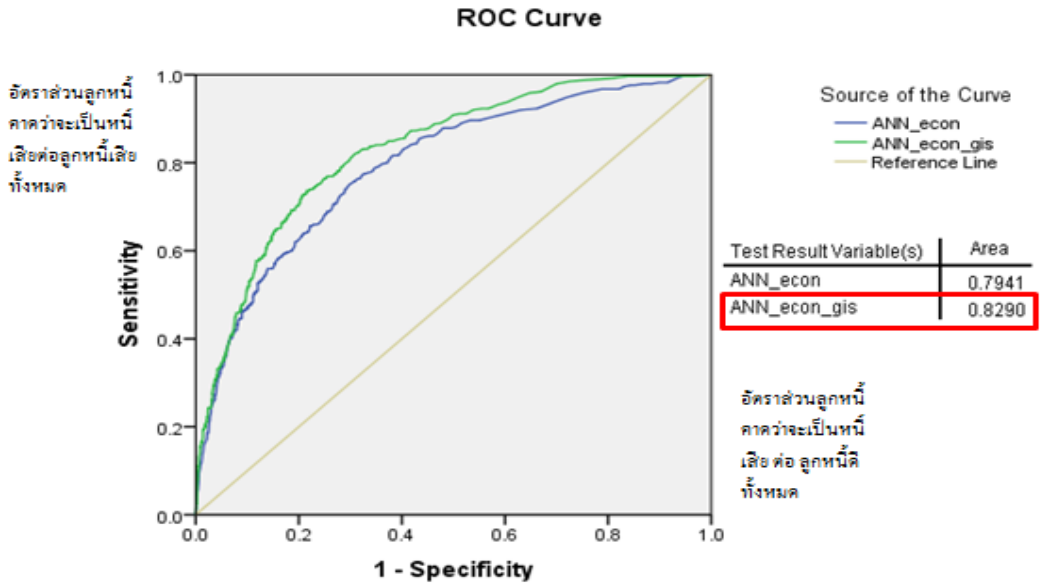
การวิเคราะห์เปรียบเทียบความถูกต้องในการทำนายและจำแนกกลุ่มลูกหนี้ กรณีมีและไม่มีตัวแปรทางภูมิศาสตร์ในแบบจำลองโลจิทด้วยเทคนิค ROC curve



ที่มา: จากการคำนวณ

ภาพที่ 5

การวิเคราะห์เปรียบเทียบความถูกต้องในการทำนายและจำแนกกลุ่มลูกหนี้ กรณีมีและไม่มีตัวแปรทางภูมิศาสตร์ในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยเทคนิค ROC curve



ที่มา: จากการคำนวณ

ตารางที่ 5

เปรียบเทียบความถูกต้องในการทำนายและจำแนกกลุ่มลูกหนี้ของแบบจำลอง กรณีมีและไม่มีตัวแปรภูมิศาสตร์ในแบบจำลองโลจิท และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

	แบบจำลองโลจิท (LOGIT model)		แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network: ANN model)	
แบบจำลองและเงื่อนไขการเปรียบเทียบของแบบจำลอง	มีเฉพาะตัวแปรทางเศรษฐศาสตร์ในแบบจำลอง	มีตัวแปรทางเศรษฐศาสตร์และตัวแปรทางภูมิศาสตร์ในแบบจำลอง	มีเฉพาะตัวแปรทางเศรษฐศาสตร์ในแบบจำลอง	มีตัวแปรทางเศรษฐศาสตร์และตัวแปรทางภูมิศาสตร์ในแบบจำลอง
ร้อยละของความถูกต้องในการทำนายและการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ เมื่อประเมินด้วยเทคนิค receiver operating characteristic (ROC)	79.51	**84.02**	79.41	**82.90**

ที่มา: จากการคำนวณ

5.2 สมการทำนายความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ในระยะเวลา 1 ปีข้างหน้า และการพัฒนาระบบการให้คะแนนสินเชื่อ

จากค่าการทดสอบและเปรียบเทียบถึงประสิทธิภาพในการทำนายและการจำแนกกลุ่มลูกหนี้เกษตรกรลูกค้าเงินกู้รายเดิมของ ธ.ก.ส. ของแบบจำลองในข้อ 5.1ซึ่งพบว่าแบบจำลองการทำนายและการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ที่สร้างขึ้นจากแบบจำลองโลจิทมีประสิทธิภาพที่สูงกว่าแบบจำลองการทำนายและการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ที่สร้างขึ้นจากแบบจำลองโครงข่ายประสาท

เทียม ดังนั้น ในการสร้างสมการทำนายความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ในระยะเวลา 1 ปีข้างหน้า เพื่อนำไปประยุกต์พัฒนาเป็นระบบการให้คะแนนสินเชื่อ ผู้เขียนจึงดำเนินการผ่านทางแบบจำลองโลจิท โดยนำปัจจัยเสี่ยงที่ค้นพบจากข้อ 5.1 ข้างต้น มากำหนดเป็นตัวแปรอธิบาย (ตัวแปรทางภูมิศาสตร์ และเศรษฐศาสตร์)อธิบายการเปลี่ยนแปลงของค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ของเกษตรกรลูกค้าเงินกู้รายเดิมของ ธ.ก.ส.ผลของการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรอธิบาย กับ ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ จากส่วนของชุดข้อมูลที่นำมาพัฒนาแบบจำลอง (development samples) จำนวน 9,471 ตัวอย่างได้ผลลัพธ์ดังในตารางที่ 6

ตัวแปรอธิบาย X1-X14 ที่แสดงในตารางที่ 6 สามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของ “ค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้” ได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ (ที่ระดับนัยสำคัญทางสถิติ 0.05) ทุกตัวแปร โดยค่าสัมประสิทธิ์หน้าตัวแปรอธิบายแต่ละตัวแปรให้ค่าเครื่องหมายที่แสดงถึงทิศทางความสัมพันธ์กับค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้เป็นไปตามสมมติฐานที่ผู้เขียนกำหนดไว้ในงานวิจัย (เครื่องหมายบวก [+] แสดงความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกัน และเครื่องหมายลบ [-] แสดงความสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้าม) และค่า marginal effect บอกถึงอิทธิพลของตัวแปรอธิบายที่มีต่อ ค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ซึ่งจากตารางค่า marginal effect ในส่วนของตัวแปรทางเศรษฐศาสตร์ พบว่า “ตัวแปร X10 ในอดีต (ช่วง 3 ปีที่ผ่านมา) เคยผิดนัดชำระคืนหนี้ ธ.ก.ส.” มีอิทธิพลต่อความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้สูงกว่าตัวแปรอธิบายอื่นๆ ซึ่งค่าสัมประสิทธิ์หน้าตัวแปร X10 อธิบายได้ว่า “หากในอดีต เกษตรกรลูกหนี้เคยผิดนัดชำระคืนหนี้ก็มีความน่าจะเป็นสูงที่จะผิดนัดชำระคืนหนี้อีก เมื่อเทียบกับเกษตรกรที่ไม่เคยผิดนัดชำระคืนหนี้” และสำหรับตัวแปรทางภูมิศาสตร์ ผู้เขียนพบว่าตัวแปร X12 “ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่ชลประทาน” มีอิทธิพลต่อความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้สูงกว่าในกลุ่มของตัวแปรทางภูมิศาสตร์อื่นๆ ซึ่งจากค่าสัมประสิทธิ์สามารถอธิบายได้ว่า “การที่เกษตรกรผู้ขอกู้ทำกินโดยที่แปลงที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่ชลประทานหรือขาดแคลนน้ำทำการเกษตร ความน่าจะเป็นที่เกษตรกรจะผิดนัดชำระคืนหนี้จะมีมากขึ้น เมื่อเทียบกับเกษตรกรที่ทำกินในแปลงที่ดินทำการเกษตรที่อยู่ในเขตชลประทาน” ในส่วนของตัวแปรอธิบายตัวอื่นๆ นั้น ก็สามารถอธิบายค่าความหมายได้ในทำนองเดียวกันนี้

ตารางที่ 6

ตัวแปรอธิบายความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ของเกษตรกรที่เป็นลูกค้าเงินกู้รายเดิมของ ธ.ก.ส

ค่า marginal effect	ค่าสัมประสิทธิ์	ตัวแปร	ค่า sig. $(P > \|z\|)$ (0.0500)
	-4.5013	ค่าคงที่	0.0000
0.0009	0.0123	(X1) อายุของเกษตรกรผู้ขอกู้	0.0003
-0.0085	-0.1199	(X2) รายได้รวมทั้งปีต่อรายจ่ายรวมทั้งปีของครัวเรือน	0.0003
0.0639	0.8996	(X3) มูลค่าหนี้ต่อมูลค่าหลักประกัน	0.0000
-0.0257	-0.4194	(X4) เงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส.5,001 ถึง 10,000.99 บาท	0.0069
-0.0256	-0.4214	(X5) เงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส.10,001ถึง 20,000.99 บาท	0.0278
-0.0315	-0.5230	(X6) เงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส. เท่ากับหรือมากกว่า20,001 บาท	0.0002
0.0952	1.1916	(X7) ประเภทหลักประกันที่ดินจำนอง	0.0000
0.0951	1.0663	(X8) ประเภทหลักประกันบุคคลค้ำ (2 คนค้ำหรือค้ำร่วมกลุ่ม)	0.0000
0.0142	0.1993	(X9) ภาระหนี้สินจ่าย (ต้นเงิน+ดอกเบี้ย)ทั้งปีต่อ รายได้รวมทั้งปี	0.0000
0.2385	1.8910	(X10)ในอดีต (ช่วง 3 ปีที่ผ่านมา) เคยผิดนัดชำระคืนหนี้ ธ.ก.ส.	0.0000
-0.0220	-0.3207	(X11) ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่ประสบภัย น้ำท่วมซ้ำซาก หรือ แล้งซ้ำซาก ระดับรุนแรงสูง	0.0001
0.0635	0.8771	(X12) ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่ชลประทาน	0.0000
-0.0274	-0.3838	(X13) ดินเหมาะสมต่อการปลูกพืช	0.0288
-0.0180	-0.2353	(X14) ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่ประสบภาวะโรค หรือ แมลงศัตรูพืชระบาด	0.0393

ที่มา: จากการคำนวณ

ผู้เขียนสร้างสมการทำนายความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้(probability of default: PD equation) ของเกษตรกรลูกค้าเงินกู้รายเดิมแต่ละคน โดยนำค่าสัมประสิทธิ์จากตัวแปรอธิบายทั้ง 14 ตัวแปร (X1 ถึง X14) รวมค่าคงที่ มาคำนวณตามสูตรการทำนายความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ในระยะเวลา 1 ปีข้างหน้าในรูปของแบบจำลองโลจิท ได้ดังสมการที่ 5

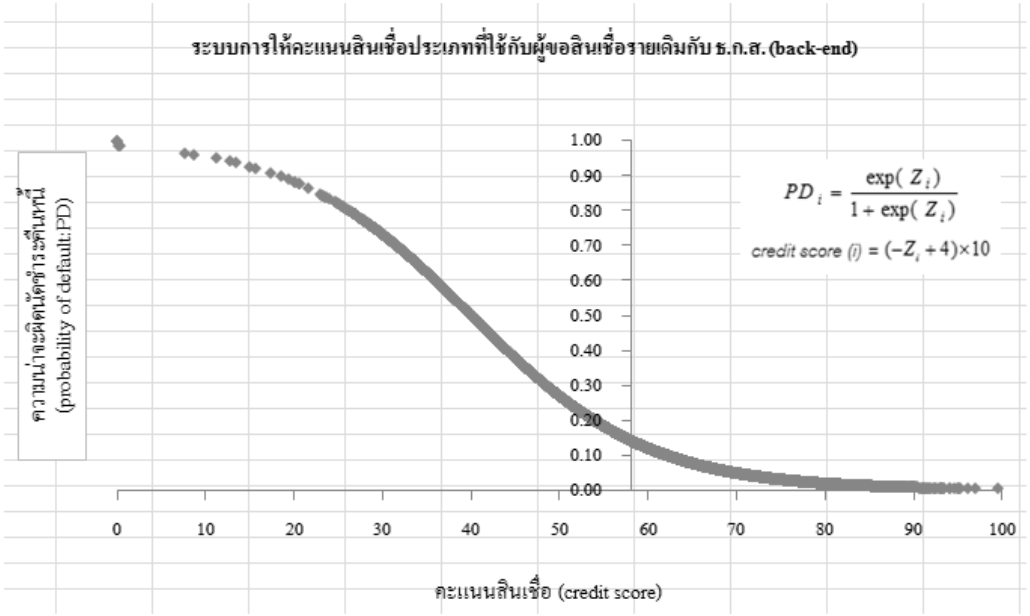
$$PD_i = \frac{\exp(-4.5013 + 0.0123X_1 - 0.1199X_2 + ... - 0.3838X_{13} - 0.2353X_{14})}{1 + \exp(-4.5013 + 0.0123X_1 - 0.1199X_2 + ... - 0.3838X_{13} - 0.2353X_{14})} \quad (5)$$

ระบบการให้คะแนนสินเชื่อ

โดยการนำค่า “ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้” ของลูกหนี้เกษตรกรแต่ละคนมาแปลงเป็นค่าคะแนนสินเชื่อตามสูตรการคำนวณดังในภาพที่ 6 (Bank of Thailand, 2004) พัฒนาเป็นระบบการให้คะแนนสินเชื่อ โดยเกษตรกรที่มีค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้สูง คะแนนสินเชื่อที่ได้จะต่ำ ขณะที่ เกษตรกรที่มีค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ต่ำ จะได้คะแนนสินเชื่อสูง ซึ่งในที่นี้ คะแนนสินเชื่อต่ำสุด คือ 0 คะแนน และคะแนนสินเชื่อสูงสุดคือ 100 คะแนน แสดงได้ดังในภาพที่ 6 (ผู้อ่านที่สนใจสามารถดูรายละเอียดวิธีการแปลงค่าคะแนนสินเชื่อเพิ่มเติมได้จากงานวิจัยฉบับเต็มเรื่อง การพัฒนาระบบการให้คะแนนสินเชื่อเพื่อการบริหารความเสี่ยงกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนประเภทเกษตรกรรายคนของธนาคารเพื่อการเกษตรและสหกรณ์การเกษตร)

ภาพที่ 6

ระบบการให้คะแนนสินเชื่อ (credit scoring system)



ที่มา: จากการคำนวณ

5.3 ระบบการจัดระดับความเสี่ยงลูกหนี้ภายในประเภทลูกค้าเงินกู้รายเดิมของ ธ.ก.ส.

โดยการนำค่า ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ และ ค่าคะแนนสินเชื่อของเกษตรกรผู้ขอกู้แต่ละคน มาสร้างอันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อ จำนวน 10 อันดับชั้นตามแนวทางของ BCBS ด้วยหลักการสำคัญคืออันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อต้องมีจำนวนมากเพียงพอที่สามารถแยกแยะลูกหนี้ที่มีความเสี่ยงสูงและลูกหนี้ที่มีความเสี่ยงต่ำออกจากกันได้ และเงื่อนไขของเงินกองทุนที่ต้องดำรงรองรับความเสี่ยงในแต่ละอันดับชั้นต่ำที่สุด (minimum K%) ซึ่งในที่นี้ ผู้เขียนกำหนดให้แต่ละอันดับชั้นความเสี่ยงมีความกว้างของค่า probability of default (PD) ที่แตกต่างกันได้แต่รวมกันแล้วต้องเท่ากับ 1 (ร้อยละ100) ด้วยวิธีการ “สุ่ม”(ผู้อ่านที่สนใจสามารถดูรายละเอียดวิธีการสุ่มเพิ่มเติมได้จากงานวิจัยฉบับเต็มเรื่อง การพัฒนาระบบการให้คะแนนสินเชื่อเพื่อการบริหารความเสี่ยงกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนประเภทเกษตรกรรายคนของธนาคารเพื่อการเกษตรและสหกรณ์การเกษตร) ผลลัพธ์ที่ได้คือ ระดับความเสี่ยงลูกหนี้ภายในของ ธ.ก.ส. ดังในตารางที่7ซึ่งจะพบว่า ค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ต่ำ (PD ใกล้ 0) จะอยู่ในชั้นที่สูง เช่น 1 (AAA) 2(AA) คะแนนสินเชื่อที่ได้จะสูง (คะแนนเข้าใกล้หรือเท่ากับ 100 คะแนน) แต่หาก ค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้สูง (PD ไกลจาก 0) จะอยู่ในชั้นที่ต่ำ เช่น 9(CC/C) 10 (D) คะแนนสินเชื่อที่ได้จะต่ำ (คะแนนไกลจาก 100 คะแนนหรือเข้าใกล้ 0 คะแนน) อันดับชั้นความเสี่ยงที่ได้ ยังบอกถึงสัดส่วนของลูกหนี้ และ เงินกองทุนที่ต้องดำรงในแต่ละชั้นความเสี่ยง สามารถนำไปเป็นสารสนเทศในการบริหารความเสี่ยงและผลตอบแทนที่คาดหวังโดยรวมของ ธ.ก.ส. ซึ่งจะทำให้ธ.ก.ส. รู้ว่าควรปล่อยสินเชื่อแก่เกษตรกรผู้ขอกู้กลุ่มไหนมากขึ้น และกลุ่มไหนควรปล่อยน้อยลง ซึ่งจะช่วยกระจายความเสี่ยงและลดความเสี่ยงจากการกระจุกตัวของลูกหนี้สินเชื่อได้

ตารางที่ 7

ระบบการจัดระดับความเสี่ยงลูกหนี้ภายในประเภทลูกค้าเงินกู้รายเดิมของ ธ.ก.ส.

[1] ความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ (PD) ตามชั้นความเสี่ยงที่ค้นพบ	[2] อันดับชั้นความเสี่ยง	[3] ช่วงระดับคะแนนสินเชื่อในแต่ละชั้นความเสี่ยง (0 ถึง 100 คะแนน)	[4] สัดส่วนของลูกหนี้ที่อยู่ในแต่ละชั้นความเสี่ยง	[5] สัดส่วนเงินกองทุนที่ต้องดำรงรองรับความเสียหายในแต่ละชั้นความเสี่ยง
<=0.0097	1(AAA)	86 ถึง 100	0.0140	0.0467
<=0.0189	2(AA)	79 ถึง 85	0.0806	0.0626
<=0.0296	3(A)	75 ถึง 78	0.1295	0.0734
<=0.0503	4(BBB)	69 ถึง 74	0.1659	0.0875
<=0.0694	5(BB)	66 ถึง 68	0.1303	0.1022
<=0.0912	6(B)	63 ถึง 65	0.1022	0.1153
<=0.1141	7(CCC)	60 ถึง 62	0.0629	0.1281
<=0.1414	8(CCC/CC)	58 ถึง 59	0.0551	0.1399
<=0.2523	9(CC/C)	51 ถึง 57	0.1265	0.1600
>0.2523	10(D)	0 ถึง 50	0.1330	0.1579

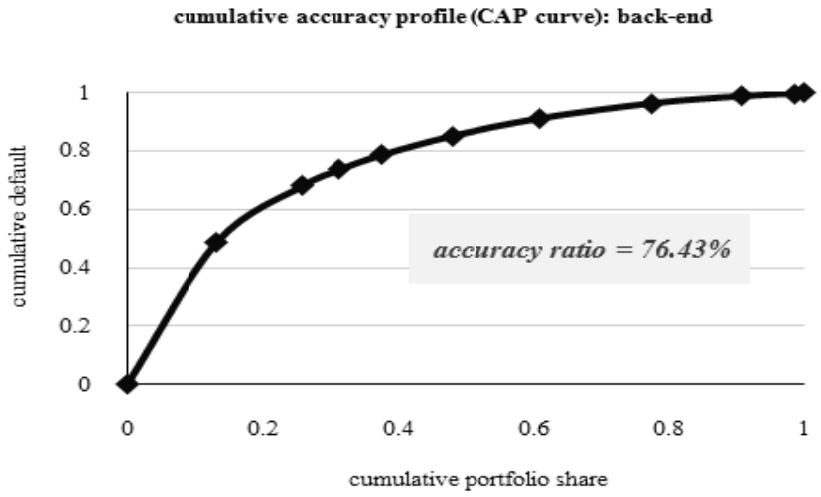
ที่มา: จากการคำนวณโดยดัดแปลงจาก Tirapat and Kiatsupaibul (2008) และ Bank of Thailand (2013)

5.4 ผลการทดสอบประสิทธิภาพในการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ของระบบการจัดระดับความเสี่ยงลูกหนี้ภายในของ ธ.ก.ส.ด้วยเทคนิค cumulative accuracy profile curve (CAP curve)

ผลการทดสอบ พบว่า ร้อยละความถูกต้อง (พื้นที่ใต้โค้ง) ของระบบการจัดระดับความเสี่ยงลูกหนี้ภายในมีค่าเท่ากับ 76.43 ซึ่งแสดงให้เห็นว่า ระบบการจัดระดับความเสี่ยงลูกหนี้ภายในของ ธ.ก.ส.ที่พัฒนาขึ้น สามารถจำแนกกลุ่มลูกหนี้ดีออกจากกลุ่มลูกหนี้ค้างชำระได้ดี ผลดังในภาพที่ 7

ภาพที่ 7

พื้นที่ใต้โค้งความถูกต้องในการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ของระบบการจัดระดับความเสี่ยงลูกหนี้ภายใน



ที่มา: จากการคำนวณ

5.5 การคำนวณหาผลตอบแทนที่เหมาะสมของกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อเกษตรกรรายคน เพื่อใช้กำหนดจุดตัดจำแนก (cut-off) ชั้นความเสี่ยงที่ยอมรับ หรือปฏิเสธการให้สินเชื่อของระบบการจัดระดับความเสี่ยงลูกหนี้ภายใน

โดยการสร้างสมการวัดความสามารถในการทำกำไร[4] ก่อนหักต้นทุนความเสี่ยง[5]เพื่อวิเคราะห์กำหนดจุดตัดจำแนกกลุ่มลูกหนี้ดีออกจากกลุ่มลูกหนี้ค้างชำระสำหรับใช้กำหนดค่าคะแนนสินเชื่อขั้นต่ำในการอนุมัติสินเชื่อ ซึ่งเป็นการพิจารณาว่าค่า probability of default (PD) ของผู้ขอกู้ระดับใดที่จะกำหนดเป็นจุดตัดจำแนกกลุ่ม (PD cut-off) โดยอาศัยการ

---

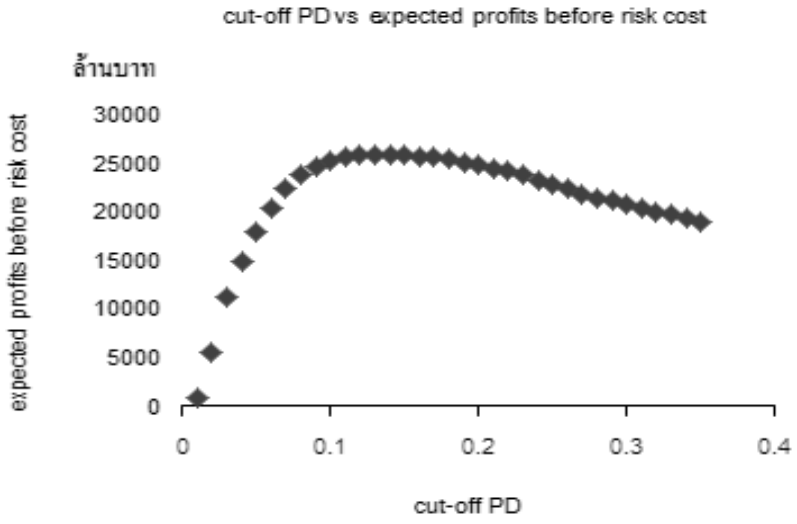
[4]สมการวัดความสามารถในการทำกำไร ในที่นี้ผู้เขียนกำหนดให้อยู่ในรูปของสมการ “กำไรก่อนหักต้นทุนความเสี่ยง” โดย ดัดแปลงมาจากสมการวัดความสามารถในการสร้างรายได้ของ Tirapat and Kiatsupaibul (2008) คำนวณได้จากสมการ maximize the portfolio returns before risk cost = {{ [(1- PD) × (expected yield* – COF) × (EAD)] – [(PD) × (LGD) × (EAD)] + [(ROE – COF) × minimum capital requirement (K%)] } – OC + COF}
(ผู้อ่านที่สนใจสามารถดูรายละเอียดการคำนวณเพิ่มเติมได้จากงานวิจัยฉบับเต็มเรื่อง การพัฒนาระบบการให้คะแนนสินเชื่อเพื่อการบริหารความเสี่ยงกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนประเภทเกษตรกรรายคนของธนาคารเพื่อการเกษตรและสหกรณ์การเกษตร)

[5]ต้นทุนความเสี่ยง คำนวณได้จาก ค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ (PD) คูณด้วย ค่าอัตราการสูญเสียที่แท้จริงจากการผิดนัดชำระคืนหนี้ (LGD)

วิเคราะห์ตามหลักเศรษฐศาสตร์ที่ว่า “ผู้ขอกู้รายเดิมที่จะเป็นลูกหนี้ดีคนสุดท้ายที่จะได้รับการคัดเลือกให้กู้ได้ จะต้องมีค่า PD ที่ระดับเท่าไหร่” ผลลัพธ์ที่ได้คือ ระดับของค่า PD ที่จุดตัดจำแนกกลุ่มจะต้องมีค่าเท่ากับร้อยละ 14.00 โดยลูกหนี้ดีคนสุดท้ายที่จะได้รับการคัดเลือกให้กู้ได้ต้องมีค่า PD ไม่เกินร้อยละ 14.00 ซึ่งที่ค่า PD ระดับนี้จะทำให้ กำไรก่อนหักต้นทุนความเสี่ยงจากการลงทุนในกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อเกษตรกรรายคนประเภทลูกค้าเงินกู้รายเดิมมีค่าสูงสุด ซึ่งจากการคาดการณ์เงินให้สินเชื่อคงเหลือ (ปริมาณหนี้ที่เปิดรับความเสี่ยง) แก่ผู้ขอกู้รายเดิม ณ สิ้นปีบัญชี 2557 (31 มีนาคม 2558) ของ ธ.ก.ส.จะอยู่ที่ประมาณ 750,000 ล้านบาท จะทำให้ ธ.ก.ส. มีกำไรก่อนหักต้นทุนความเสี่ยง ประมาณ 25,968 ล้านบาทผลดังในภาพที่ 8 ข้างล่าง ซึ่งค่า PD cut-off ที่ไม่เกินร้อยละ 14.00 นี้ ธ.ก.ส.สามารถใช้เป็นเกณฑ์ตัดจำแนกอันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อที่จะปฏิเสธการให้สินเชื่อในชั้นที่มีค่า PD เกินร้อยละ 14.00 นั่นคือ ชั้นที่ 9 (CC/C) และ 10 (D) โดยคะแนนสินเชื่อที่ผ่านเกณฑ์ให้สินเชื่อได้ คือที่ระดับคะแนน 58 คะแนนขึ้นไป ดังผลในตารางที่ 7 ข้างต้น

ภาพที่ 8

จุดตัดของค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ (PD cut-off) ที่ทำให้กำไรก่อนหักต้นทุนความเสี่ยงของกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อเกษตรกรรายคนประเภทลูกค้าเงินกู้รายเดิมสูงสุด



ที่มา: จากการคำนวณ

5.6 ระบบการกำหนดอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ตามค่าความเสี่ยงของเกษตรกรแต่ละคนและแต่ละระดับความเสี่ยง (risk-based pricing system)

โดยการเชื่อมโยงระบบการให้คะแนนสินเชื่อกับระบบการจัดระดับความเสี่ยงลูกหนี้ภายใน มาวิเคราะห์กำหนดอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ตามค่าความเสี่ยงของเกษตรกรลูกค้าเงินกู้รายเดิมแต่ละคน ได้ผลลัพธ์ดังในภาพที่ 9

ภาพที่ 9

การทำงานของระบบการกำหนดอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ตามค่าความเสี่ยงของเกษตรกรแต่ละคน

อัตราดอกเบี้ยเงินกู้ตามค่าความเสี่ยง (pricing) [% ต่อ ปี]	อันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อ (credit rating)	คะแนนสินเชื่อที่ได้รับ (credit score) [0 ถึง 100 คะแนน]	ค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ (probability of default: PD) [0 ถึง 1]	เกณฑ์การประเมินด้วยระบบการให้คะแนนสินเชื่อ (credit scoring)	การประเมินระดับคุณภาพหนี้ตามค่าคะแนนสินเชื่อที่ได้รับ
9.50%	6(B)	63	0.0884	ผ่าน	ชั้นคุณภาพหนี้ปกติ

ผู้ขอสินเชื่อ	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
นายเกษตรกรตัวอย่าง	Age.	Inc.E.	LTVR	Sav.C	Colla	DSR.	Past_P	Nat.dia	Wat.S	Land.S.	Epid.a
	50	1.00	0.50	2	1	0.65	0	1	1	0	1

1. Age. คือ ตัวย่อ ใช้แทนชื่อตัวแปรอายุของเกษตรกรลูกค้าเงินกู้ของ ธ.ก.ส. (ปี) (X1)

2 Inc.E. คือ ตัวย่อ ใช้แทนชื่อตัวแปร รายได้รวม ต่อ รายจ่ายรวม { ในที่นี้มีค่าอยู่ในช่วง (0<Inc.E.<15)} (X2)

รายได้รวม = รายได้จากการเกษตร + รายได้จากนอกการเกษตร

รายจ่ายรวม = รายจ่ายการเกษตร + รายจ่ายนอกการเกษตร + รายจ่ายในครัวเรือน + ดอกเบี้ยจ่าย

3. LTVR.คือ ตัวย่อ ใช้แทนชื่อตัวแปรมูลค่าหนี้ต่อมูลค่าหลักประกัน{ในที่นี้มีค่าอยู่ในช่วง (0<LTVR<=1)} (X3)

4. Sav.C. คือ ตัวย่อ ใช้แทนชื่อตัวแปร ชั้นของเงินฝากออมทรัพย์ที่มีกับ ธ.ก.ส.

1 มีเงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส. น้อยกว่าหรือเท่ากับ5,000.99 บาท (ref.)

2 มีเงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส.5,001 ถึง 10,000.99 บาท (X4)

3 มีเงินฝากออมทรัพย์กับ ธ.ก.ส.10,001 ถึง 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. DSR.คือ ตัวย่อ ใช้แทนชื่อตัวแปร อัตราส่วนภาระหนี้สินครัวเรือนต่อรายได้รวมครัวเรือน (X9)

ภาระหนี้สินครัวเรือน = ต้นเงินกู้ถึงกำหนดชำระ + ดอกเบี้ยจ่าย

รายได้รวม = รายได้ในภาคการเกษตร + รายได้นอกภาคการเกษตร

7.Past_P. คือ ตัวย่อ ใช้แทนชื่อตัวแปร ประวัติชำระคืนหนี้ในอดีต

0 ใน 3 ปีที่ผ่านมา ไม่เคยผิดนัดชำระคืนหนี้ (ref.)

1 ใน 3 ปีที่ผ่านมาเคยผิดนัดชำระคืนหนี้ (X10)

8. Nat.dia. คือ ตัวย่อ ใช้แทนชื่อตัวแปร ภัยพิบัติธรรมชาติ (แล้งซ้ำซาก หรือ น้ำท่วมซ้ำซาก ระดับรุนแรงสูง)

0 ที่ดินทำการเกษตรอยู่ในพื้นที่แล้งซ้ำซากหรือน้ำท่วมซ้ำซาก ระดับรุนแรงสูง (ref.)

1 ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่แล้งซ้ำซากหรือน้ำท่วมซ้ำซาก ระดับรุนแรงสูง (X11)

9. Wat.S. คือ ตัวย่อ ใช้แทนชื่อตัวแปร แหล่งน้ำทำการเกษตร

0 ที่ดินทำการเกษตรอยู่ในพื้นที่ชลประทานหรือแหล่งน้ำธรรมชาติ (ref.)

1 ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่ชลประทานหรือแหล่งน้ำธรรมชาติ (X12)

10. Land.S. คือ ตัวย่อ ใช้แทนชื่อตัวแปร ความเหมาะสมของดินในการปลูกพืช

0 ดินไม่เหมาะสมในการปลูกพืช (ref.)

1 ดินเหมาะสมในการปลูกพืช (X13)

11. Epid.a. คือ ตัวย่อ ใช้แทนชื่อตัวแปร โรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาด

0 ที่ดินทำการเกษตรอยู่ในพื้นที่โรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาด (ref.)

1 ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่โรคหรือแมลงศัตรูพืชระบาด (X14)

ที่มา: จากการคำนวณ

อธิบายกระบวนการทำงานของ ระบบการกำหนดอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ของเกษตรกรได้ว่า หาก “นายเกษตรกร ตัวอย่าง” มาขอสินเชื่อด้วยคุณลักษณะ 1 ถึง 11 ที่มีตามภาพที่ 9 ข้างต้น ระบบจะทำการประมวลผล และแสดงผลลัพธ์ออกมา ซึ่งในที่นี้จะพบว่า “นายเกษตรกร ตัวอย่าง” จะมีค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ ร้อยละ 8.84 (คำนวณหาค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ตามสมการที่ได้จากแบบจำลองโลจิท ตามสมการที่ 5) ได้คะแนนสินเชื่อเท่ากับ 63 คะแนน อันดับชั้นความเสี่ยงอยู่ที่ชั้น 6(B) ซึ่งผ่านเกณฑ์การประเมินด้วยระบบการให้คะแนนสินเชื่อ ถูกจัดให้อยู่ใน “ชั้นคุณภาพหนี้ปกติ” และ ธ.ก.ส. คิดอัตราดอกเบี้ยเงินกู้กับ “นายเกษตรกร ตัวอย่าง” นี้ที่อัตราร้อยละ 9.50 ต่อปีซึ่งเกษตรกรผู้ขอกู้แต่ละคนจะถูกเรียกเก็บอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ที่ครอบคลุมต้นทุนเงินฝาก ต้นทุนดำเนินงาน และ กำไรที่ต้องการของ ธ.ก.ส.ซึ่งในที่นี้ผู้เขียนกำหนดไว้ในสมการที่อัตราร้อยละ 1.90 2.75 และ 1.00 ตามลำดับ เท่ากันสำหรับเกษตรกรทุกคน แต่จะแตกต่างกันตามส่วนชดเชยความเสี่ยงที่แต่ละคนมี โดยขึ้นอยู่กับค่าต้นทุนความเสี่ยงและ ค่าโสหุ้ยในการใช้ทุนในส่วนของผู้ถือหุ้น[6]ของเกษตรกรผู้ขอกู้แต่ละคนซึ่งผู้เขียนได้ออกแบบให้เชื่อมโยงเป็นระบบที่ง่ายต่อการนำมาใช้ในงานสินเชื่อในทางปฏิบัติ ได้ดังตารางที่ 8

[6]ค่าโสหุ้ยในการใช้ทุนในส่วนของผู้ถือหุ้น คำนวณได้จาก เงินทุนส่วนของผู้ถือหุ้นนำมาใช้รองรับความเสี่ยง (K%) คูณด้วย ผลตอบแทนต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (Return on equity : ROE)โดยที่ ROE คำนวณได้จาก $Return\ on\ equity$: $ROE = \ Risk\ free\ rate + \{\beta_{unlevered} \times (Market\ risk - Risk\ free\ rate)\}$

ตารางที่ 8

การทำงานของระบบบริหารความเสี่ยงกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนประเภทสินเชื่อการเกษตร ที่ใช้กับลูกค้าเงินกู้รายเดิมของ ธ.ก.ส.

ค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ (PD)ในแต่ละชั้นความเสี่ยง (0 ถึง 1)	ช่วงระดับคะแนนสินเชื่อในแต่ละชั้นความเสี่ยง (0 ถึง 100 คะแนน)	อันดับชั้นความเสี่ยง (10 อันดับชั้น)	โครงสร้างอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ตามชั้นความเสี่ยง [%/ปี] (ที่ควรกำหนดในทางปฏิบัติ)	การประเมินระดับคุณภาพหนี้ตามค่าคะแนนสินเชื่อที่ได้รับ
0.0000 ถึง 0.0097	86 ถึง 100	1(AAA)	7.00%	ชั้นคุณภาพหนี้ดีเยี่ยมเป็นพิเศษ
0.0098 ถึง 0.0189	79 ถึง 85	2(AA)	7.50%	ชั้นคุณภาพหนี้ดีเยี่ยม
0.0190 ถึง 0.0296	75 ถึง 78	3(A)	8.00%	ชั้นคุณภาพหนี้ดีมาก
0.0297 ถึง 0.0503	69 ถึง 74	4(BBB)	8.50%	ชั้นคุณภาพหนี้ดี
0.0504 ถึง 0.0694	66 ถึง 68	5(BB)	9.00%	ชั้นคุณภาพหนี้ค่อนข้างดี
0.0695 ถึง 0.0912	63 ถึง 65	6(B)	9.50%	ชั้นคุณภาพหนี้ปกติ
0.0913 ถึง 0.1141	60 ถึง 62	7(CCC)	10.00%	ชั้นคุณภาพหนี้ปกติแต่ธนาคารควรดูแล
0.1142 ถึง 0.1414	58 ถึง 59	8(CCC/CC)	10.50%	ชั้นคุณภาพหนี้ปกติแต่ธนาคารควรดูแลเป็นพิเศษ (เป็นหนี้กลุ่มเสี่ยงสูง)
0.1415 ถึง 0.2523	51ถึง 57	9(CC/C)	-	ไม่ผ่านเกณฑ์ประเมินตามระบบคะแนน
0.2524 ถึง 1.0000	0 ถึง 50	10(D)	-	ไม่ผ่านเกณฑ์ประเมินตามระบบคะแนน

ที่มา: จากการคำนวณ

ระบบบริหารความเสี่ยงกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อการเกษตรประเภทที่ใช้กับลูกค้าเงินกู้รายเดิมของ ธ.ก.ส. ที่พัฒนาขึ้นตามตารางที่ 8 นี้ ผู้เขียนได้วิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่าง ค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ (ค่า PD) ค่าคะแนนสินเชื่อ และ อัตราดอกเบี้ยเงินกู้ ซึ่งได้พิจารณาแล้วว่าอัตราดอกเบี้ยตามโครงสร้างที่ควรกำหนดในทางปฏิบัตินี้ (ร้อยละ 7.00

ถึง10.50)ได้ครอบคลุมค่าความเสี่ยงโดยรวมของกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อเกษตรกรรายคนประเภทลูกค้าเงินกู้รายเดิมซึ่งทั้ง 3 ค่านี้จะมีค่าออกมาเป็นช่วงในแต่ละอันดับชั้นความเสี่ยง เช่น ค่า PD ในช่วง 0.0098 ถึง 0.0189 จะได้คะแนนในช่วง 79 ถึง 85 คะแนน ช่วงของอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ที่เรียกเก็บคือ ร้อยละ 7.01 ถึง 7.50 ค่า PD ช่วง 0.0190 ถึง 0.0296 จะได้คะแนนในช่วง 75 ถึง 78 คะแนน อัตราดอกเบี้ยเงินกู้ที่เรียกเก็บคือ ร้อยละ 7.51 ถึง 8.00 อย่างไรก็ดีเพื่อให้ง่ายต่อการนำไปใช้กำหนดอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ในทางปฏิบัติ ผู้เขียนกำหนดให้ใช้ค่าอัตราดอกเบี้ยที่เป็นขอบบนในแต่ละอันดับชั้นความเสี่ยงสินเชื่อ ด้วยหลักคิดที่ว่า ลูกหนี้ที่มีระดับค่าความเสี่ยงที่ถูกจัดให้อยู่ในอันดับชั้นความเสี่ยงเดียวกัน (แม้มีค่า PD ที่ต่างกันบ้างแต่ยังอยู่ภายใต้ขอบเขตที่ค่า PD จะเป็นไปได้สูงสุดในอันดับชั้นนั้นๆ) สมควรคิดอัตราดอกเบี้ยเงินกู้ในอันดับความเสี่ยงเดียวกัน นั่นคือ ค่าอัตราดอกเบี้ยที่เป็นไปได้สูงสุดซึ่งก็คือค่าอัตราดอกเบี้ยที่ขอบบนในแต่ละอันดับชั้นความเสี่ยงที่กำหนด นั่นเอง กรณีตัวอย่างที่ยกมา หากเกษตรกรผู้ขอกู้มีค่า PD ในช่วง 0.0098 ถึง 0.0189 จะได้คะแนนในช่วง 79 ถึง 85 คะแนน อัตราดอกเบี้ยเงินกู้ที่ ธ.ก.ส. เรียกเก็บคือที่อัตราร้อยละ 7.50 หากมีค่า PD ในช่วง 0.0190 ถึง 0.0296 จะได้คะแนนในช่วง 75 ถึง 78 คะแนน อัตราดอกเบี้ยเงินกู้ที่ ธ.ก.ส. เรียกเก็บคือที่อัตราร้อยละ 8.00 ในที่นี้ผู้เขียนขอยกตัวอย่างให้เห็นภาพง่ายๆ กรณีของ “นายเกษตรกร ตัวอย่าง” ซึ่งมีค่า PD ร้อยละ 8.84 (ค่า PD อยู่ในช่วง 0.0695 ถึง 0.0912) ถูกประเมินให้ได้คะแนนสินเชื่อเท่ากับ 63 คะแนน (คะแนนสินเชื่ออยู่ในช่วง 63 ถึง 65 คะแนน) อัตราดอกเบี้ยเงินกู้ที่ ธ.ก.ส. เรียกเก็บกับนายเกษตรกร ตัวอย่าง คือที่อัตราร้อยละ 9.50 ต่อปี (อัตราดอกเบี้ยเงินกู้อยู่ในช่วงร้อยละ 9.01 ถึง 9.50) เป็นต้น

5.7 ระบบการกำหนดจำนวนเงินกู้สูงสุดที่ผู้กู้สามารถขอกู้ได้ (maximum exposure) ในแต่ละอันดับชั้นความเสี่ยง

การกำหนดจำนวนเงินกู้สูงสุดที่ผู้กู้สามารถขอกู้ได้ ในที่นี้ผู้เขียนใช้การวิเคราะห์ “ความสามารถในการชำระคืนหนี้ได้ของเกษตรกรผู้ขอกู้แต่ละคน” โดยพิจารณาจาก 1. อัตราส่วนรายได้รวมทั้งปี ต่อภาระหนี้สินจ่าย (เงินต้น+ดอกเบี้ย) ทั้งปีของเกษตรกรผู้ขอกู้แต่ละคน ซึ่งผู้เขียนกำหนดเกณฑ์อัตราส่วนนี้ต้องมีค่าไม่ต่ำกว่าหนึ่งเท่า 2. มูลค่าหลักประกันในการรองรับภาระหนี้สินของเกษตรกรผู้ขอกู้แต่ละคน3.คะแนนสินเชื่อของเกษตรกรผู้ขอกู้แต่ละคน (ซึ่งสอดคล้องกับค่าความเสี่ยง) แล้วเชื่อมโยงเข้ากับระบบบริหารความเสี่ยงกลุ่ม

สินทรัพย์ลงทุนประเภทสินเชื่อการเกษตร (ตารางที่ 8) พัฒนาเป็นระบบการกำหนดจำนวนเงินกู้สูงสุดที่ผู้กู้สามารถขอกู้ได้ในแต่ละอันดับชั้นความเสี่ยงได้ ดังในตารางที่ 9

ตารางที่ 9
จำนวนเงินกู้สูงสุดที่ผู้กู้สามารถขอกู้ได้ (maximum exposure)
สำหรับผู้กู้ในแต่ละอันดับชั้นความเสี่ยง

ค่าความน่าจะผิดนัดชำระคืนหนี้ (PD) ในแต่ละชั้นความเสี่ยง [0 ถึง1]	ช่วงระดับคะแนนสินเชื่อในแต่ละชั้นความเสี่ยง (0ถึง 100 คะแนน)	อันดับชั้นความเสี่ยง (10 อันดับชั้น)	อัตราดอกเบี้ยเงินกู้ตามชั้นความเสี่ยง [%ปี] (ที่ควรกำหนดในทางปฏิบัติ)	ช่วงของจำนวนเงินกู้สูงสุดที่ผู้กู้สามารถขอกู้ได้ในแต่ละอันดับชั้นความเสี่ยง (บาท / คน)
0.0000 ถึง 0.0097	86 ถึง 100	1(AAA)	7.00%	231,000 บาท ถึง 381,150 บาท
0.0098 ถึง 0.0189	79 ถึง 85	2(AA)	7.50%	231,000 บาท ถึง 770,000 บาท
0.0190 ถึง 0.0296	75 ถึง 78	3(A)	8.00%	231,000 บาท ถึง 693,000 บาท
0.0297 ถึง 0.0503	69 ถึง 74	4(BBB)	8.50%	231,000 บาท ถึง 588,280 บาท
0.0504 ถึง 0.0694	66 ถึง 68	5(BB)	9.00%	231,000 บาท ถึง 346,500 บาท
0.0695 ถึง 0.0912	63 ถึง 65	6(B)	9.50%	231,000 บาท ถึง 403,095 บาท
0.0913 ถึง 0.1141	60 ถึง 62	7(CCC)	10.00%	231,000 บาท ถึง 514,360 บาท
0.1142 ถึง 0.1414	58 ถึง 59	8(CCC/CC)	10.50%	231,000 บาท ถึง 619,850 บาท

ที่มา: จากการคำนวณ

5.8 แบบจำลองคำนวณหาขนาดของเงินกองทุนที่ต้องดำรงรองรับความเสียหายด้านสินเชื่อ (economic capital model) และอัตราส่วนความเพียงพอของเงินกองทุนด้านสินเชื่อ (capital adequacy ratio: CAR)

โดยการสร้างแบบจำลองคำนวณหาเงินกองทุนที่ต้องดำรงพบว่า เมื่อคาดการณ์ผลการดำเนินงานด้านสินเชื่อเกษตรกรรายคนประเภทลูกค้าเงินกู้รายเดิมของ ธ.ก.ส. ณ สิ้นปีบัญชี 2557 (31 มีนาคม 2558) ด้วยขนาดปริมาณหนี้ที่เปิดรับความเสี่ยงประมาณ 750,000 ล้านบาท และขนาดของสินทรัพย์เสี่ยงด้านสินเชื่อเกษตรกรรายคนที่คำนวณได้ประมาณ 1,048,550 ล้านบาท ธ.ก.ส.จะต้องดำรงเงินกองทุนสำหรับรองรับความเสียหายด้านสินเชื่อการเกษตรนี้ไม่ต่ำกว่า 71,426 ล้านบาท และจากการคาดการณ์เงินกองทุนที่ ธ.ก.ส. มีเมื่อสิ้นปีบัญชี 2557 จำนวนประมาณ 120,000 ล้านบาท คาดว่า อัตราส่วนความเพียงพอของเงินกองทุนด้านสินเชื่อเกษตรกรรายคนของ ธ.ก.ส. จะมีประมาณร้อยละ 11.44 อัตราส่วนดังกล่าวแสดงให้เห็นว่า ธ.ก.ส.ยังมีฐานะการเงินที่มีความมั่นคงสูง(สูงกว่าเกณฑ์ที่ธนาคารแห่งประเทศไทยกำหนด คือ ที่ร้อยละ 8.50) ดังผลในตารางที่ 10

ตารางที่ 10
เงินกองทุนที่ต้องดำรงรองรับความเสียหายสินเชื่อการเกษตร และ อัตราส่วนความเพียงพอของเงินกองทุนสินเชื่อเกษตรกรรายคน

รายการคำนวณในแบบจำลองคำนวณหาเงินกองทุนที่ต้องดำรงรองรับความเสียหายด้านสินเชื่อ	ผลการคำนวณ
[1] ปริมาณหนี้ที่เปิดรับความเสี่ยง (exposure at default: EAD)	750,000 ล้านบาท
[2] เงินกองทุนขั้นต่ำที่ต้องดำรงรองรับความเสียหายจากการลงทุนในกลุ่มสินทรัพย์สินเชื่อเกษตร(เกษตรกรรายคน)	
{ minimum capital requirement : K% ; ในที่นี้ K% = 11.18% }	71,426 ล้านบาท
[3] สินทรัพย์เสี่ยงด้านสินเชื่อเกษตร (เกษตรกรรายคน)	
{ risky assets = K(%) × 12.5 × EAD }	1,048,550 ล้านบาท
[4] ส่วนของผู้ถือหุ้นคาดการณ์ (เงินกองทุนที่ ธ.ก.ส.มี)	120,000 ล้านบาท
[5] อัตราส่วนความเพียงพอของเงินกองทุนด้านสินเชื่อเกษตร (capital adequacy ratio: CAR) {([4]/[3])×100}	ร้อยละ 11.44

ที่มา: จากการคำนวณ

6. สรุปและข้อเสนอแนะ

ระบบบริหารความเสี่ยงกลุ่มสินทรัพย์ลงทุนสินเชื่อการเกษตรประเภทเกษตรกรลูกค้าเงินกู้รายเดิมของ ธ.ก.ส. ที่พัฒนาขึ้นได้ผ่านการทดสอบความน่าเชื่อถือทางทฤษฎี (theoretical back testing) ซึ่งให้ผลความน่าเชื่อถือที่แสดงถึงความถูกต้อง แม่นยำต่อการทำนายและการจำแนกกลุ่มลูกหนี้ของระบบที่ระดับค่อนข้างสูงโดยผลการทดสอบความน่าเชื่อถือของชุด report performance ค่า classification statistics ค่า ROC curve และ ค่า CAP curve ที่ระดับร้อยละ 88.62 84.02 และ 76.43 ตามลำดับ ทำให้เชื่อมั่นได้ว่าสามารถนำระบบดังกล่าวไปประยุกต์ใช้กับงานบริหารความเสี่ยงด้านสินเชื่อการเกษตรในทางปฏิบัติได้ ซึ่งหากมีการนำไปใช้กับ ธ.ก.ส. (กระทรวงการคลัง และ ธนาคารแห่งประเทศไทย กำหนดให้ ธ.ก.ส.ใช้

เครื่องมือบริหารความเสี่ยงด้านสินเชื่อโดยอ้างอิงตามการกำกับดูแลสถาบันการเงิน มาตรฐานสากลเกณฑ์บาเซิลทู ตั้งแต่ 1 มกราคม 2558 เป็นต้นไป) ระบบดังกล่าวจะเป็นเครื่องมือช่วยในการให้บริการสินเชื่อ สามารถตอบสนองต่อการเข้าถึงแหล่งเงินทุนของเกษตรกรรายย่อยมากขึ้นโดยคาดว่าจะมีครัวเรือนเกษตรกรรายย่อยทั่วประเทศจำนวนไม่ต่ำกว่า 5 ล้านครัวเรือนใช้บริการทางการเงินด้านสินเชื่อกับ ธ.ก.ส. และหากเกษตรกรนำสินเชื่อที่ได้ไปประกอบอาชีพ สร้างรายได้ จะส่งผลต่อคุณภาพชีวิต สภาพความเป็นอยู่ และสวัสดิการของตนและครอบครัวดีขึ้นทำให้สวัสดิการของคนส่วนใหญ่ของประเทศดีขึ้น

ประเด็นข้อค้นพบสำคัญ เกษตรกรไทยในชนบทกำลังประสบกับภาวะความเปราะบางของครัวเรือนในด้านของการมีภาระหนี้สินครัวเรือน โดยจากตารางที่ 1พบว่าอัตราส่วนภาระหนี้สินจ่าย (ต้นเงิน+ดอกเบี้ย) ต่อรายได้ครัวเรือนเกษตรกรทั้งปีโดยเฉลี่ยอยู่ที่ร้อยละ 73.07 (ตัวเลขจากชุดข้อมูลกลุ่มที่ใช้พัฒนาแบบจำลอง) หมายความว่า รายได้ที่เกษตรกรแต่ละครัวเรือนหาได้ทั้งปี 100 บาท จะต้องนำมาจ่ายชำระหนี้ถึง 73.07 บาท ภาระหนี้สินจ่ายดังกล่าวเมื่อรวมกับค่าใช้จ่ายในครัวเรือนด้านอื่นๆ จะทำให้รายได้ที่เกษตรกรหาได้ไม่เพียงพอต่อภาระค่าใช้จ่าย ครัวเรือนเกษตรกรที่มีภาระหนี้สินมากจะเป็นครัวเรือนที่มีความเปราะบางสูง มีความเสี่ยงสูงที่จะเกิดปัญหาหนี้สินค้างชำระ และปัญหาหนี้สินเรื้อรังตามมา

นอกจากนั้นเกษตรกรส่วนใหญ่ของประเทศ ประสบกับปัจจัยเสี่ยงด้านการผลิตโดยเฉพาะอย่างยิ่งการประสบกับทั้ง “ปัญหาการขาดแคลนน้ำในการเพาะปลูก” “ปัญหาน้ำท่วมซ้ำซากหรือแล้งซ้ำซากในระดับรุนแรงสูง”และ “ปัญหาดินไม่เหมาะสมต่อการปลูกพืช” โดยจากตารางที่ 1 (ตัวเลขจากชุดข้อมูลกลุ่มที่ใช้พัฒนาแบบจำลอง) พบว่าร้อยละ 49.96 ที่ดินทำการเกษตรไม่อยู่ในพื้นที่ชลประทาน ร้อยละ 63.62 ที่ดินทำการเกษตรอยู่ในพื้นที่แล้งซ้ำซากหรือน้ำท่วมซ้ำซากระดับรุนแรงสูงและร้อยละ 49.72 ดินไม่เหมาะสมต่อการปลูกพืช ซึ่งส่งผลต่อความสามารถในการสร้างรายได้และการผิดนัดชำระคืนหนี้ของเกษตรกร (ผลจากค่าสัมประสิทธิ์ในตารางที่ 6)โดยที่เกษตรกรอาจไม่สามารถจัดการกับความเสี่ยงด้านการผลิตเหล่านี้ด้วยตัวเองได้มากนัก

ข้อเสนอแนะผลการศึกษามีนัยยะสำคัญเชิงนโยบายที่สำคัญ 2 ประการ

ประการแรก ประเด็นความเปราะบางของภาระหนี้สินครัวเรือนเกษตรกรที่ค้นพบจากงานศึกษา ธ.ก.ส.และ หน่วยงานที่เกี่ยวข้อง จะต้องหามาตรการในการแก้ไขปัญหาหนี้สินครัวเรือนเกษตรกร มาตรการหนึ่งที่ผู้เขียนเห็นว่าเป็นมาตรการที่สามารถนำมาปฏิบัติได้

ในทันทีและขอเสนอแนะก็คือ การนำเอาโครงการ “สัจธรรมชีวิต” ที่ ธ.ก.ส.เคยดำเนินการได้อย่างเป็นรูปธรรม และ ประสบความสำเร็จในอดีต ในเรื่องของ “การเพิ่มรายได้ ลดรายจ่าย และ ลดหนี้สิน ของครัวเรือนเกษตรกร” กลับมาดำเนินการใหม่ ควบคู่กับการปลูกฝังการดำรงชีวิตของเกษตรกรไทยด้วยหลักการของปรัชญาเศรษฐกิจพอเพียง ซึ่งน่าจะช่วยลดหรือแก้ปัญหาหนี้สินครัวเรือนเกษตรกรในระยะยาวได้

ประการที่สอง นโยบายหรือมาตรการในการบริหารความเสี่ยงให้กับเกษตรกรในส่วนของ “การปรับปรุงพื้นที่ชลประทาน” ควรจะมีการปรับปรุงทั้งระบบทั่วประเทศ ทั้งนี้เนื่องจากปัจจุบันพื้นที่เกษตรที่มีระบบชลประทานกระจุกอยู่แต่ในพื้นที่ภาคกลางของประเทศเท่านั้น ขณะที่ “การประกันภัยพืชผล” ควรที่จะได้รับการผลักดันให้มีการดำเนินการให้ครอบคลุมทั่วทั้งประเทศให้เกิดผลอย่างเป็นรูปธรรมมากยิ่งขึ้น เนื่องจากในปัจจุบันมีการประกันภัยพืชผลเพียงไม่กี่จังหวัดเท่านั้น นอกจากนี้ นโยบายการปรับโครงสร้างการผลิตสินค้าเกษตร หรือ “การจัดโซนนิ่งสินค้าเกษตร” ซึ่งส่งเสริมให้เกษตรกรปลูกพืชในพื้นที่ดินเหมาะสมต่อพืชนั้น จะต้องผลักดันไปสู่การปฏิบัติให้ได้โดยเร็ว ซึ่งหากสามารถดำเนินการได้จะส่งผลดีในระยะยาวต่อเกษตรกรและโครงสร้างภาคการเกษตรของประเทศ

โดย ธ.ก.ส. สามารถใช้ประโยชน์จากระบบบริหารความเสี่ยงสินเชื่อโดยนำสารสนเทศในส่วนของปัจจัยเสี่ยงที่เป็นคุณลักษณะทางเศรษฐศาสตร์และภูมิศาสตร์ของเกษตรกรผู้ขอกู้ มาให้คำแนะนำในการบริหารความเสี่ยงด้านการผลิตให้กับเกษตรกรแต่ละคนได้ เช่น “การแจ้งเตือนเกษตรกรให้ลดพื้นที่ปลูกข้าวเนื่องจากอาจจะประสบกับปัญหาแล้งในระดับรุนแรงสูง” เป็นต้น

กิตติกรรมประกาศ

ผู้เขียนขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.วราภรณ์ ปัญญาวดี รองศาสตราจารย์ ดร.เริงชัย ตันสุชาติ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุรชัย กังวล และ รองศาสตราจารย์ ดร.คมสัน สุริยะ สำหรับข้อเสนอแนะที่เป็นประโยชน์ต่องานศึกษาชิ้นนี้ และ ขอขอบคุณ ธนาคารเพื่อการเกษตรและสหกรณ์การเกษตรที่สนับสนุนทุนการศึกษา-วิจัย และ ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้

บรรณานุกรม

Abdou, H.(2009). Credit scoring models for Egyptian banks: neural nets and genetic programming versus conventional techniques, *Ph.D. Thesis,* The University of Plymouth,UK.

Abdou, H.,Pointon,J.,& El Masry,A.(2008). Neural nets versus conventional techniques in credit scoring in Egyptian banking. *Expert Systems with Applications,*35 (3): 1275-1292.

Ajah,I. & Inyiama,C. (2011). *Loan Fraud Detection and IT-Based Combat Strategies*. *Journal of Internet Banking and Commerce*,16, 2 (August).

Atiya,A.F. (2001). Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: a survey and new results. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12 (4): 929-935.

Bandyopadhyay, A.(2007).Credit Risk Models for Managing Bank's Agricultural Loan Portfolio. *MPRA Paper5358*, November 7, 2007.

Bank of Thailand. (2006). Circulated letter No.: ThorPorTor.ForNorSor.(22) Wor.421/2549 Re: Dispatch of Draft of Supervisory Guideline on Capital Fund under Pillar 1 of Basel II Re: Guideline for Minimum Capital Requirement (Final Draft), dated 27 March 2006, Accessed February2014, Available at http:// www2.bot.or.th/fipcs/Documents/FPG/2549/engPDF/25490029.pdf

Bank of Thailand. (2004). Guideline for Stress Test: Building Internal Rating Systems. *Document for Seminar at the Bank of Thailand*, Bangkok, dated 19 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

Barney, D.K.,O.F.Graves, &J.D. Johnson. (1999). *The farmers home administration and farm debt failure prediction*. *The Journal of Accounting and Public Policy 18*, 4 (October): 99-139.

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.

Bessis, J.(2010). *Risk Management in Banking (3rd ed.)*. West Sussex: John Wiley & Son Ltd.

Birkin,M. & Clarke,G. (1998). GIS, Geo demographics, and Spatial Modeling in the U.K. *Financial Service Industry*. United Kingdom.

Brusilovskiy, P. &Johnson, D. (2008). Credit Risk Evaluation of Online Personal Loan Applicants: A Data Mining Approach. *White Paper*, September.

Chen, W.-S.&Du,Y.-K. (2009). Using neural networks and data mining techniques for the financial distress prediction model. Expert Systems with Applications, 36(2), 4075 - 4086.

Coakley, J.R.,& 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.

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.

Katchova, A.L. & Barry, P.J. (2005). Credit Risk Models and Agricultural Lending. *American Journal of Agricultural Economics*, 87: 195-206

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

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. (in Thai)

Nayak, G.N., & C.G.Turvey.(1997). Credit Risk Assessment and the Opportunity Costs of Loan Mis-classification. *Canadian Journal of Agricultural Economics45*, 285-299.

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

Pendharkar, P.C.(2005). A Threshold-varying artificial neural network approach for classification and its application to bankruptcy prediction problem. *Computers and Operations Research*, 32 (10): 2561-2582.

Smith, Kate A.& Jatinder N.D. Gupta. (2000). Neural networks in business: techniques and applications for the operations researcher. *Computers and Operational Research 27*,1023-1044.

Suriya,K. (2005). *Economic research with Neural Networks.* [Lecture note]. Lecture at the Faculty of Economics, Chiang Mai University. January 12, 2005.

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

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

Vanichbuncha, K. (2007). *Multivariate Analysis* (2nd ed.). Bangkok: Thammasan Publishing Co.,Ltd.(in Thai)

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