

แบบจำลองเพื่อพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงิน ของวิสาหกิจขนาดกลางในประเทศไทย

วันที่ได้รับต้นฉบับบทความ : 23 พฤษภาคม 2565

วันที่แก้ไขปรับปรุงบทความ : 5 สิงหาคม 2565

วันที่ตอบรับตีพิมพ์บทความ : 16 สิงหาคม 2565

ดร.เอกจิตต์ จีงเจริญ

รองศาสตราจารย์ประจำสาขาวิชาการบริหารการปฏิบัติการ
คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

ดร.สถาพร โอภาสานนท์

รองศาสตราจารย์ประจำสาขาวิชาการบริหารธุรกิจระหว่างประเทศ โลกทัศน์และการขนส่ง
คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

จุฑารัตน์ กันทะวงศ์

ผู้จัดการธุรกิจสัมพันธ์
ธนาคารกรุงศรีอยุธยา จำกัด (มหาชน)

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ เพื่อพัฒนาตัวแบบสำหรับพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงินของวิสาหกิจขนาดกลางในประเทศไทย โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์แบบ Discriminant Analysis แบบ Logistic Regression และแบบ Probabilistic Neural Network ข้อมูลที่ใช้ในการพัฒนาตัวแบบประกอบด้วยคุณลักษณะของกิจการ ได้แก่ ประเภทอุตสาหกรรม อายุของกิจการ ทำเลที่ตั้ง และปัจจัยทางการเงินรวม 20 ปัจจัย โดยวิเคราะห์ข้อมูลของกิจการขนาดกลางรวมทั้งสิ้น 604 บริษัท แบ่งเป็นที่ดำเนินการอยู่จำนวน 494 บริษัท และที่ประสบความล้มเหลวทางการเงินจำนวน 110 บริษัท และใช้ข้อมูลงบการเงินประจำปีในช่วง 1 ปีก่อนที่กิจการจะเกิดความล้มเหลวทางการเงินในช่วงปี พ.ศ. 2562 จากการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ได้แก่ ชุด In Sample สำหรับพัฒนาตัวแบบ และชุด Out of Sample ชุดละ 302 บริษัท เท่า ๆ กัน โดยมีสัดส่วนของบริษัทที่ดำเนินการอยู่ต่อบริษัทที่ล้มเหลวทางการเงินใกล้เคียงกัน ผลการศึกษาพบว่า ตัวแบบ Probabilistic Neural Network มีความแม่นยำที่สุดในด้านการพยากรณ์ โดยมีความแม่นยำเท่ากับ 91.72% มากกว่าแบบจำลอง Logistic Regression ที่มีความแม่นยำเท่ากับ 91.39% และแบบจำลอง Discriminant Analysis ที่มีความแม่นยำเท่ากับร้อยละ 87.75% ตามลำดับ อย่างไรก็ตาม เมื่อเพิ่มขนาดของข้อมูล In Sample ไปจนถึงระดับ 90% พบว่าตัวแบบ Probabilistic Neural Network มีความแม่นยำเพิ่มขึ้นไปถึง 97% ในขณะที่ความแม่นยำในการพยากรณ์ของ Logistic Regression และ Discriminant Analysis ไม่ได้เปลี่ยนแปลงอย่างมีนัยสำคัญ ในด้านการวิเคราะห์สาเหตุของความล้มเหลวทางการเงิน ผลการวิจัยพบว่า ปัจจัยสำคัญที่มีความสัมพันธ์กับความล้มเหลวทางการเงินของกิจการขนาดกลางในประเทศไทยมีทั้งสิ้น 6 ตัวแปร ประกอบด้วย 2 ปัจจัยด้านคุณลักษณะของกิจการ ได้แก่ อายุของกิจการ ทำเลที่ตั้ง ในเขตภาคกลาง และ 4 ปัจจัยทางการเงิน ได้แก่ อัตราส่วนยอดขายสุทธิต่อยอดขาย อัตราส่วนหนี้สินรวมต่อสินทรัพย์รวม อัตราส่วนกำไรก่อนหักดอกเบี้ยและภาษีต่อสินทรัพย์รวม และอัตราส่วนส่วนของผู้ถือหุ้นรวมต่อสินทรัพย์รวม

คำสำคัญ: ความล้มเหลวทางการเงิน วิสาหกิจขนาดกลาง การวิเคราะห์การถดถอยโลจิสติกส์ การวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม การวิเคราะห์เครือข่ายประสาทเทียมความน่าจะเป็น ตัวแบบการพยากรณ์

Bankruptcy Predicting Models for Medium-Sized Enterprises: Case of Thailand

Received: May 23, 2022

Revised: August 5, 2022

Accepted: August 16, 2022

Dr.Ekachidd Chungcharoen

Associate Professor of Department of Operations Management,
Thammasat Business School, Thammasat University

Dr.Sathaporn Opasanon

Associate Professor of Department of International Business, Logistics and Transport,
Thammasat Business School, Thammasat University

Jutarat Kunthawong

Relationship Manager,
Bank of Ayudhya PCL.

ABSTRACT

The purpose of this study was to develop a bankruptcy predicting model for medium-sized enterprises in Thailand using discriminant analysis, logistic regression, and probabilistic neural network. The study included 20 factors, both financial and non-financial, e.g. type of industry, years in business, and location. The 604 data used in the study comprise 494 active companies and 110 bankrupt companies together with annual financial statements for 1 period before companies' bankruptcy in 2019. These data were separated into 2 equal groups of 302 with similar ratios of active companies to bankrupt companies. The results showed that the probabilistic neural network model provided the most accurate prediction with the overall accuracy of 91.72%, which was higher than the logistic regression model with the overall accuracy of 91.39%, and the discriminant analysis model with the accuracy of 87.75%. However, when the in-sample data size increased to 90%, the overall accuracy of the probabilistic neural network model went up to 97% while the overall accuracy of the logistic regression and discriminant analysis did not significantly change. For factors relating to the financial failures of medium-sized enterprises in Thailand, there were 6 factors including two factors related to the characteristics of the entity, which were years in business, and location in the central region; and four financial factors, which were Net Sales to Sales Ratio, Total Liabilities to Total Assets Ratio, Earnings before Interest and Taxes to Total Assets Ratio, and Total Equity to Total Assets.

Keywords: Bankruptcy, Medium-Sized Enterprises, Logistic Regression, Discriminant Analysis, Probabilistic Neural Network, Forecasting Model

บทนำ

การดำเนินงานของหน่วยธุรกิจไม่ว่าจะเป็นในรูปแบบของกิจการเจ้าของคนเดียว กิจการห้างหุ้นส่วน และบริษัทจำกัด หากประสบกับปัญหาการล้มละลายของธุรกิจ จะทำให้เกิดความเสียหายอย่างมากต่อระบบเศรษฐกิจ เนื่องจากปัญหาดังกล่าวนอกจากจะส่งผลกระทบต่อผู้ประกอบการแล้ว ยังส่งผลกระทบต่อการจ้างงานและการบริโภคในหน่วยครัวเรือน รวมไปถึงการซื้อปัจจัยการผลิตของหน่วยธุรกิจอื่น ๆ ซึ่งปัญหาภาวะล้มเหลวของธุรกิจ มีสาเหตุมาจากทั้งปัจจัยภายในและภายนอกของกิจการ ตัวอย่างของปัจจัยภายใน ได้แก่ การขาดประสิทธิภาพในการบริหารงาน โครงสร้างทางการเงินของกิจการไม่มั่นคง เป็นต้น ตัวอย่างของปัจจัยภายนอก ได้แก่ นโยบายบริหารเศรษฐกิจของภาครัฐ ภัยพิบัติทางธรรมชาติ การเปลี่ยนแปลงทางเทคโนโลยี สภาพการณ์ทางด้านเศรษฐกิจทั้งในและระหว่างประเทศ เป็นต้น

สำหรับหน่วยธุรกิจในระบบเศรษฐกิจของประเทศไทย เมื่อพิจารณาจากข้อมูลของกรมพัฒนาธุรกิจการค้าตั้งแต่ปี พ.ศ. 2555–2563 พบว่า มีจำนวนนิติบุคคลจัดตั้งใหม่ทั้งหมดเท่ากับ 1,642,492 ราย แบ่งเป็นนิติบุคคลที่มีสถานะดำเนินกิจการอยู่ร้อยละ 46.83 สถานะสิ้นสภาพ (เสร็จชำระบัญชี/แปรสภาพ/ควบ/ร้าง) ร้อยละ 48.41 และเป็นนิติบุคคลที่อยู่ระหว่างชำระบัญชี พิกัดทรัพย์ ล้มละลาย ร้อยละ 4.76 จากรายงานของสำนักงานส่งเสริมวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (สสว.) พบว่า วิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม หรือธุรกิจ MSME เป็นกลไกสำคัญในการขับเคลื่อนการเจริญเติบโตของระบบเศรษฐกิจประเทศไทย เนื่องจากเป็นหน่วยธุรกิจที่ก่อให้เกิดการผลิตสินค้าและบริการตลอดจนการจ้างงาน โดยเมื่อพิจารณาตามกลุ่มธุรกิจที่กระจายตัวตามขนาดวิสาหกิจในปี พ.ศ. 2563 พบว่า วิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (MSME) มีจำนวนทั้งสิ้น 3,134,442 ราย มีอัตราการขยายตัวร้อยละ 0.95 เมื่อเทียบกับปี พ.ศ. 2562 โดยคิดเป็นสัดส่วนร้อยละ 99.54 ของจำนวนวิสาหกิจทั้งหมดในประเทศ แยกเป็นวิสาหกิจขนาดย่อม ขนาดย่อม ขนาดกลาง สัดส่วนร้อยละ 84.92 13.20 และ 1.42 ตามลำดับ ตารางที่ 1 แสดงนิยามของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมของสำนักงานส่งเสริมวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (สสว.) เมื่อพิจารณาถึงจำนวน MSME ที่จำแนกตามประเภทการจัดตั้งนั้น สามารถจำแนกได้ 3 ประเภท ได้แก่ นิติบุคคล จำนวน 756,344 ราย คิดเป็นสัดส่วนร้อยละ 24.13 ของจำนวน MSME รวมทั้งประเทศ ส่วนบุคคลและอื่น ๆ มีจำนวน 2,286,326 ราย คิดเป็นสัดส่วนร้อยละ 72.94 ของจำนวน MSME รวมทั้งประเทศ และวิสาหกิจชุมชน มีจำนวน 91,772 ราย คิดเป็นสัดส่วนร้อยละ 2.93 ของจำนวน MSME รวมทั้งประเทศ ในช่วงปี พ.ศ. 2561–2562 ก่อนสถานการณ์การแพร่ระบาดของโรคโควิด-19 สัดส่วน GDP ของธุรกิจ MSME คิดเป็นร้อยละ 42.40 และ 43.00 ของ GDP รวมของประเทศ ตามลำดับ และแม้ว่าในปี พ.ศ. 2563 จะมีการแพร่ระบาดของโรคโควิด-19 ส่งผลให้ GDP ของประเทศลดลงร้อยละ 6.1 แต่เมื่อพิจารณาสัดส่วน GDP ของธุรกิจ MSME ก็ยังพบว่า ในปี พ.ศ. 2563 และ 2564 มี GDP คิดเป็นร้อยละ 34.20 และ 31.97 ตามลำดับ (White Paper on MSMEs, 2021) แสดงว่า ธุรกิจ MSME มีบทบาทสำคัญในการเพิ่ม GDP ของประเทศ

ตารางที่ 1: แสดงนิยามของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม

ประเภท	วิสาหกิจขนาดย่อม				วิสาหกิจขนาดกลาง	
	วิสาหกิจขนาดย่อม		วิสาหกิจขนาดย่อม		วิสาหกิจขนาดกลาง	
	รายได้ต่อปี (ล้านบาท)	การจ้างงาน (คน)	รายได้ต่อปี (ล้านบาท)	การจ้างงาน (คน)	รายได้ต่อปี (ล้านบาท)	การจ้างงาน (คน)
กิจการผลิต	≤ 1.8	≤ 5	≤ 100	≤ 50	100–500	50–200
กิจการค้าส่ง/ค้าปลีก/บริการ	≤ 1.8	≤ 5	≤ 100	≤ 30	50–300	30–100

ที่มา: สำนักงานส่งเสริมวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม

สภาพเศรษฐกิจและสถานการณ์การแข่งขันของธุรกิจในปัจจุบันได้ส่งผลให้การดำเนินธุรกิจของ MSME มีการชะลอตัว และเกิดการล้มละลายของบางธุรกิจ ซึ่งส่งผลกระทบต่อปริมาณหนี้ที่ไม่ก่อให้เกิดรายได้ หรือ NPL ในสถาบันการเงินเป็นจำนวนมาก อันเป็นความเสี่ยงของสถาบันการเงิน จากข้อมูลรายงานผลการดำเนินงานของระบบธนาคารพาณิชย์ในปี พ.ศ. 2563 ของธนาคารแห่งประเทศไทยพบว่า ยอดคงค้างของปริมาณ NPL คิดเป็นร้อยละ 3.12 เพิ่มขึ้นจากปีก่อนหน้าที่ร้อยละ 2.98 โดยส่วนใหญ่เป็นการเพิ่มขึ้นของ NPL ในส่วนของธุรกิจ MSME จะเห็นได้ว่า ธุรกิจ MSME เป็นส่วนสำคัญที่ช่วยเพิ่มมูลค่าทางเศรษฐกิจของประเทศ ในขณะที่เดียวกันก็มีภาวะเสี่ยงสูงที่จะสร้าง NPL ดังนั้นการอยู่รอดและความมั่นคงของธุรกิจ MSME จึงจำเป็นอย่างยิ่งต่อระบบเศรษฐกิจไทย หากเกิดการชะลอตัวทางธุรกิจหรือมีสัดส่วนการล้มละลายสูงขึ้น ก็จะส่งผลกระทบอย่างมากต่อการจ้างงานและการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศ อีกทั้งยังมีผลกระทบต่อผู้ที่มีส่วนได้เสียของกิจการ เช่น เจ้าของกิจการ นักลงทุน สถาบันการเงิน เป็นต้น ดังนั้นภาครัฐหรือผู้ที่มีส่วนได้เสียของกิจการจึงจำเป็นต้องมีเครื่องมือที่สามารถพยากรณ์เหตุการณ์ทางการเงินล่วงหน้า เพื่อป้องกันความเสียหายที่อาจจะเกิดขึ้น

วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ปัญหาความล้มเหลวทางการเงินหรือการล้มละลายของบริษัทไม่ได้มีเพียงแคในประเทศไทยเท่านั้น ในต่างประเทศได้นักวิจัยศึกษาค้นคว้าหาเครื่องมือที่สามารถบ่งชี้ถึงโอกาสในการเกิดความล้มเหลวทางการเงิน โดย Beaver (1967) เป็นผู้ริเริ่มนำเครื่องมือทางการเงินหรืออัตราส่วนทางการเงินที่ได้จากงบการเงินของบริษัทมาใช้ในการสร้างแบบจำลองเพื่อพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงินของกิจการ โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์แบบหนึ่งตัวแปรหรือ Univariate Analysis จากนั้นได้นักวิจัยหลายท่านได้พัฒนาแบบจำลองให้สามารถพยากรณ์ได้แม่นยำมากขึ้น โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์ทางคณิตศาสตร์และสถิติอื่น ๆ เช่น Altman (1968) เป็นผู้ริเริ่มการใช้ Discriminant Analysis ในการพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงินของบริษัทที่อยู่ในอุตสาหกรรมการผลิต ต่อมาได้มีการใช้เทคนิคอื่น ๆ อาทิ Logistic Regression (Ohlson, 1980; Altman & Sabato, 2007; Kim & Sohn, 2007) Probit Regression (Zmijewski, 1984) Probabilistic Neural Network (Specht, 1990) และ Artificial Neural Network (Pompe & Bilderbee, 2005) นอกจากนี้ยังมีงานวิจัยที่มีการเปรียบเทียบตัวแบบพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงินของบริษัทหลายวิธีควบคู่กันไป อาทิ งานวิจัยของ Limsomboonchai (2007) Philippe (2010) Young & Guo (2010a, b) Zanganah et al. (2011) Li & Sun (2012) Klietk et al. (2015) Fernandez-Gamez et al. (2016) เป็นต้น นอกจากการใช้เทคนิคในการวิเคราะห์ที่แตกต่างกันแล้ว ยังมีนักวิจัยหลายท่านได้เพิ่มตัวแปรที่ไม่ใช่ตัวแปรทางการเงินเข้าไปในแบบจำลอง เช่น ประเภทของ

อุตสาหกรรม ขนาดของธุรกิจ อายุของกิจการ ทำเลที่ตั้ง ความเห็นของผู้สอบบัญชี และดัชนีชี้วัดทางเศรษฐกิจ ซึ่งล้วนแต่เป็นตัวแปรที่บ่งบอกถึงคุณลักษณะของกิจการนั้น ๆ โดยผลการศึกษาพบว่า การเพิ่มตัวแปรเหล่านี้เข้าไปในแบบจำลองจะทำให้แบบจำลองสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำยิ่งขึ้น

ในส่วนของประเทศไทยมีงานวิจัยที่ศึกษาเกี่ยวกับการพัฒนาตัวแบบ เพื่อพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงินของธุรกิจในหลายระดับ ประเภทของอุตสาหกรรมและภูมิภาคต่าง ๆ โดยใช้เทคนิคที่กล่าวมาข้างต้น อาทิ งานวิจัยของ Nanthapratt (2004) Pilasri (2010) Khemngwd (2011) Aramtianthamrong (2011) Kharmkhan (2012) Thitisuthi (2013) Buanaka (2016) Wangsoh (2018) Chansuk (2018) และ Pitoonjaroenlap (2020) ศึกษาการพยากรณ์ผลการดำเนินงานจากข้อมูลในงบการเงินของบริษัทในตลาดหลักทรัพย์ กรณีศึกษากลุ่มอุตสาหกรรมเกษตรและกลุ่มอุตสาหกรรมอาหารเป็นต้น

งานวิจัยนี้มีจุดมุ่งหมายที่จะพัฒนาตัวแบบสำหรับพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงินของวิสาหกิจขนาดกลางในประเทศไทย โดยทำการวิเคราะห์ด้วยตัวแบบ Discriminant Analysis (DA) ตัวแบบ Logistic Regression และตัวแบบ Probabilistic Neural Network (PNN) เนื่องจากงานศึกษาที่ผ่านมาพบว่า มีความแม่นยำในการพยากรณ์ โดยทำการเพิ่มตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับคุณลักษณะของกิจการ ได้แก่ ประเภทของอุตสาหกรรม ทำเลที่ตั้ง และอายุของกิจการ เข้าไปในแบบจำลอง เนื่องจากการศึกษาของ Pompe & Bilderbee (2005) Altman et al. (2008) และ Ciampi & Gordini (2009) ต่างก็พบว่า ตัวแปรเหล่านี้ทำให้แบบจำลองสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำมากยิ่งขึ้น จากที่กล่าวมาแล้วนักวิจัยหลายท่านที่ได้ทำการศึกษา เพื่อค้นหาปัจจัยที่ส่งผลต่อความล้มเหลวทางการเงินและได้ทำการพัฒนาตัวแบบเพื่อพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงินของกิจการสำหรับใช้เป็นสัญญาณเตือนภัยก่อนจะเกิดล้มเหลวทางการเงินจริง โดยพยายามสร้างตัวแบบที่ให้ผลการพยากรณ์แม่นยำที่สุด สรุปเทคนิคที่มีการใช้ได้ ดังนี้

1. เทคนิคการวิเคราะห์แบบหนึ่งตัวแปร หรือ Univariate Analysis

Univariate Analysis เป็นวิธีการวิเคราะห์เปรียบเทียบความแตกต่างของค่าเฉลี่ยของข้อมูล 2 กลุ่ม โดยมีตัวแปรอิสระและตัวแปรตามอย่างละ 1 ตัว โดย Beaver (1967) ได้ประยุกต์ใช้เทคนิคดังกล่าวเพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างของค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนทางการเงินของบริษัท โดยแบ่งข้อมูลบริษัทออกเป็น 2 กลุ่มคือ กลุ่มบริษัทที่ไม่ล้มเหลวทางการเงิน และกลุ่มบริษัทที่ล้มเหลวทางการเงินจำนวนกลุ่มละ 79 บริษัท รวมทั้งสิ้น 158 บริษัท และใช้การทดสอบแบบ Dichotomous Classification Test ในการหาจุดตัดหรือ Cut-off Point เพื่อใช้จำแนกว่า เป็นบริษัทที่ประสบความล้มเหลวหรือไม่ จากการศึกษาพบว่า อัตราส่วนทางการเงินที่สามารถจำแนกความล้มเหลวของบริษัทได้ดีที่สุด 6 อันดับแรก ได้แก่ อัตราส่วนกระแสเงินสดต่อหนี้สินรวม อัตราส่วนรายได้สุทธิต่อสินทรัพย์รวม อัตราส่วนหนี้สินรวมต่อสินทรัพย์รวม อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม อัตราส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนต่อหนี้สินหมุนเวียน และอัตราส่วนหนี้สินหมุนเวียนต่อค่าใช้จ่ายในการดำเนินงาน ตามลำดับ

2. เทคนิคการวิเคราะห์แบบจำแนกประเภท (Discriminant Analysis)

เทคนิคการวิเคราะห์ DA เป็นวิธีการทางสถิติที่มีการใช้กันอย่างแพร่หลายในการวิเคราะห์จำแนกกลุ่มของตัวแปรตามแบบแยกประเภท (Categorical Variable) ตั้งแต่ 2 กลุ่มขึ้นไป โดยแสดงฟังก์ชัน Discriminant โดยทั่วไปได้ ดังนี้

$$Z_{jk} = a + W_1X_{1k} + W_2X_{2k} + \dots + W_nX_{nk} \quad (1)$$

โดยที่ $Z_{jk}; j = 1, 2, \dots, n$ คือ ค่าคะแนนมาตรฐานจำแนกกลุ่มของสมการ Discriminant Function ที่ j สำหรับกลุ่ม k ซึ่ง k เท่ากับ 0 คือ ไม่ล้มเหลวทางการเงิน และ 1 คือ ล้มเหลวทางการเงิน

$W_i; i = 1, 2, \dots, n$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักมาตรฐาน (Discriminant Weight) หรือค่าสัมประสิทธิ์การจำแนก (Discriminant Coefficient) ของตัวแปรอิสระที่ i

X_{ik} คือ ตัวแปรอิสระที่ i ในกลุ่ม k

การตรวจสอบความแม่นยำของตัวแบบทำได้ โดยคำนวณค่า Cutting Score จากสมการ

$$Z_{CS} = \frac{(N_A Z_B + N_B Z_A)}{(N_A + N_B)} \quad (2)$$

โดยที่ N_A และ N_B คือ จำนวนข้อมูลในกลุ่ม A และกลุ่ม B ตามลำดับ

Z_A และ Z_B คือ ค่า Centroid ของกลุ่ม A และกลุ่ม B ตามลำดับ

การวิเคราะห์ด้วยวิธีนี้นอกจากจะสามารถจำแนกความแตกต่างระหว่างกลุ่มได้ ยังสามารถบอกประสิทธิภาพหรือน้ำหนักการจำแนกประเภทของตัวแปรได้ด้วย อย่างไรก็ตามเทคนิคนี้มีข้อจำกัด เนื่องจากสมมติฐานที่สำคัญ ได้แก่ 1) ตัวแปรอิสระจะต้องมีการแจกแจงแบบปกติ 2) ตัวแปรตามและตัวแปรอิสระต้องมีความสัมพันธ์เชิงเส้นและตัวแปรอิสระจะต้องไม่มีความสัมพันธ์ร่วมเชิงพหุเชิงเส้น (Multicollinearity) และ 3) เมตริกความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมของตัวแปรอิสระของกลุ่มตัวอย่างทั้ง 2 กลุ่มต้องเท่ากัน (Equal Variance and Covariance Matrices) Altman (1968) ได้พัฒนาแบบจำลอง DA สำหรับคาดการณ์การล้มเหลวทางการเงิน โดยใช้ข้อมูลของบริษัทที่อยู่ในอุตสาหกรรมการผลิต แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่มคือ กลุ่มบริษัทที่ไม่ล้มละลายและกลุ่มบริษัทที่ล้มละลายจำนวนกลุ่มละ 33 บริษัท รวมทั้งสิ้น 66 บริษัท ในช่วงเวลาระหว่างปี ค.ศ. 1946–1965 และใช้ข้อมูลงบการเงินในปีก่อนหน้าที่จะล้มละลาย พร้อมกับคัดเลือกอัตราส่วนทางการเงินจำนวน 22 อัตราส่วน แบ่งเป็น 5 กลุ่ม ได้แก่ อัตราส่วนวัดสภาพคล่องทางการเงิน (Liquidity Ratio) อัตราส่วนวัดฐานะหนี้สินหรือความสามารถในการก่อหนี้ (Leverage Ratio) อัตราส่วนวัดประสิทธิภาพในการใช้ทรัพย์สิน (Activity Ratio) อัตราส่วนวัดความสามารถในการทำกำไร (Profitability Ratio) และอัตราส่วนวัดความสามารถในการชำระหนี้ในระยะยาว (Solvency Ratio) จากนั้นเลือกตัวแปรอัตราส่วนทางการเงินที่ดีที่สุดของแต่ละกลุ่มมาจำนวน 5 อัตราส่วน ได้แก่ อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม อัตราส่วนกำไรสะสมต่อสินทรัพย์รวม อัตราส่วนกำไรก่อนหักดอกเบี้ยและภาษีต่อสินทรัพย์รวม อัตราส่วนมูลค่าตลาดหุ้นต่อมูลค่าทางบัญชีของหนี้สินรวม และอัตราส่วนยอดขายต่อสินทรัพย์รวม มาเพื่อสร้างตัวแบบตามสมการที่ (1) ผลการศึกษาพบว่า แบบจำลอง DA สามารถแบ่งแยกความแตกต่างของแต่ละตัวแปรในแต่ละกลุ่มบริษัทที่ล้มละลายและไม่ล้มละลายได้อย่างชัดเจน นอกจากนี้ยังพบว่า ตัวแปรอัตราส่วนยอดขายต่อสินทรัพย์รวมมีนัยสำคัญเป็นลำดับสอง ซึ่งต่างจากการศึกษาของ Beaver (1967) ในก่อนหน้านี้นี้ที่พบว่า ไม่มีนัยสำคัญ โดยอัตราส่วน

ที่สามารถพยากรณ์ได้อย่างแม่นยำที่สุดคือ อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม โดยตัวแบบสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำประมาณ 2 ปีก่อนการล้มละลาย หากเกินกว่า 2 ปีขึ้นไปจะทำให้ความน่าเชื่อถือของแบบจำลองลดลง

3. การวิเคราะห์ถดถอยโลจิสติกส์ (Binary Logit หรือ Logistic Regression)

Ohlson (1980) ใช้เทคนิคการวิเคราะห์แบบ Logistic Regression หรือ Logit ในการสร้างแบบจำลอง เพื่อพยากรณ์การล้มละลายของบริษัท โดยใช้ข้อมูลของบริษัทที่จดทะเบียนในประเทศสหรัฐอเมริการะหว่างปี ค.ศ. 1970–1976 แบ่งเป็นบริษัทที่ไม่ล้มละลาย 2,058 บริษัท และบริษัทที่ล้มละลาย 105 บริษัท เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามที่มีสองสถานะคือ 0 เท่ากับบริษัทที่ไม่ล้มละลายและ 1 เท่ากับบริษัทที่ล้มละลาย ซึ่งสามารถเขียนฟังก์ชันความน่าจะเป็นของเหตุการณ์บริษัทล้มละลาย หรือ $Pr(y = 1)$ ได้ ดังนี้

$$Pr(y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-X}} \quad (3)$$

กรณีมีตัวแปรอิสระมีจำนวน n ตัวเมื่อ X เป็น Linear Combination ของตัวแปรอิสระ ดังนี้

$$X = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n$$

จึงสามารถเขียนสมการ (3) ได้เป็น

$$Pr(y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n)}} \quad (4)$$

โดยที่ $b_i; i = 1, 2, \dots, n$ คือ สัมประสิทธิ์ของตัวแปรอิสระ

$x_1, x_2, \dots, x_n$ คือ ตัวแปรอิสระที่มีทั้งหมด n ตัว

อัตราส่วนของความน่าจะเป็นของการเกิดเหตุการณ์บริษัทล้มละลายต่อความน่าจะเป็นของการเกิดเหตุการณ์บริษัทไม่ล้มละลายหรือเรียกว่า Odds Ratio สามารถแสดงได้ ดังนี้

$$\frac{Pr(y = 1)}{Pr(y = 0)} = \frac{\left[\frac{1}{1 + e^{-X}} \right]}{\frac{e^{-X}}{1 + e^{-X}}} = e^{-X} \quad (5)$$

จากสมการที่ (5) สามารถปรับให้อยู่ในรูปของสมการเส้นตรงได้ โดยการใส่ $\ln$ เข้าไปในสมการหรือเรียกว่า Logit Transformation เพื่อประมาณค่าสัมประสิทธิ์ b_i ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด ดังนี้

$$\ln \left[\frac{Pr(y = 1)}{Pr(y = 0)} \right] = X = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n \quad (6)$$

Ohlson (1980) พบว่า แบบจำลอง Logit จะให้ความแม่นยำน้อยกว่าแบบจำลอง DA แต่สามารถวิเคราะห์ได้ง่ายกว่าและใช้หาความน่าจะเป็นที่บริษัทไม่ล้มเหลวหรือล้มเหลว อีกทั้งค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรอิสระแต่ละตัวยังสามารถบอกถึงทิศทางและระดับความสัมพันธ์ต่อตัวแปรตามอย่างมีนัยสำคัญได้เป็นอย่างดี

4. การวิเคราะห์โพรบิต (Probit Regression)

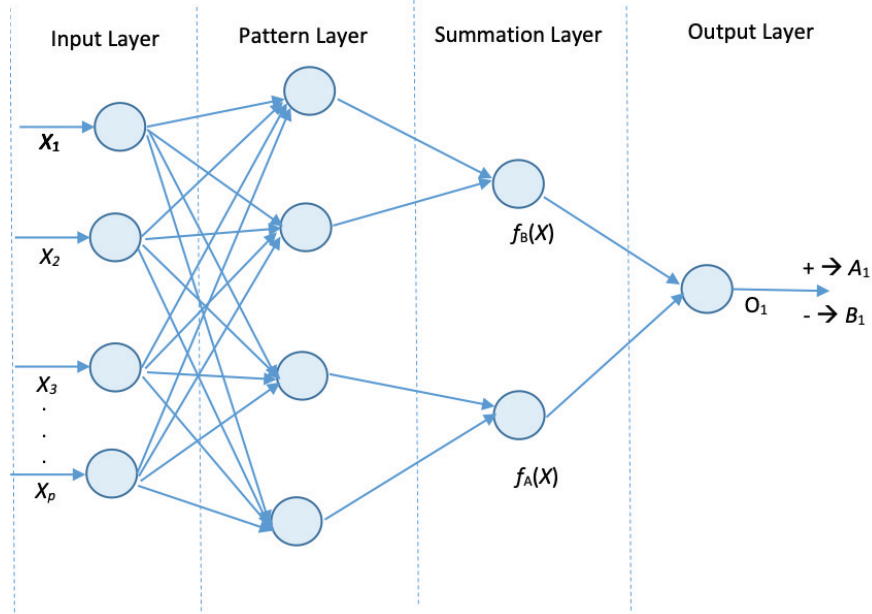
Zmijewski (1984) เป็นผู้ริเริ่มพัฒนาแบบจำลองการทำนายภาวะการล้มละลายของกิจการโดยวิธี Probit Analysis ซึ่งแบบจำลอง Probit มีลักษณะคล้ายกับแบบจำลอง Logit ต่างกันที่สมมติฐานของค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Logit จะมีการแจกแจงแบบ Logistic function ในขณะที่ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Probit ต้องมีการแจกแจงเป็นแบบปกติ (Normal distribution) โดยแสดงสมการความน่าจะเป็นของแบบจำลอง Probit ได้ ดังนี้

$$\Pr(y = 1) = \int_{-\infty}^{-X/\sigma} \left[\frac{1}{2\pi^{1/2}} \right] \exp \left[-\frac{t^2}{2} \right] dt \quad (7)$$

งานศึกษาของ Zmijewski (1984) ใช้กลุ่มตัวอย่างจำนวน 840 บริษัท โดยแบ่งเป็นบริษัทที่ไม่ประสบปัญหาการเงินจำนวน 800 บริษัท และบริษัทที่ประสบปัญหาทางการเงินจำนวน 40 บริษัท ในระหว่างปี ค.ศ. 1972–1978 และใช้ข้อมูลอัตราส่วนทางการเงินจำนวน 3 อัตราส่วน ได้แก่ อัตราส่วนรายได้สุทธิต่อสินทรัพย์รวม อัตราส่วนหนี้สินรวมต่อสินทรัพย์รวม และอัตราส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนต่อหนี้สินหมุนเวียน ผลการศึกษาพบว่า แบบจำลอง Probit สามารถพยากรณ์ได้แม่นยำถึงร้อยละ 98

5. การวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN)

ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม ANN ได้ถูกพัฒนาขึ้นมาพร้อมกับการพัฒนาระบบการประมวลผลของคอมพิวเตอร์ โดยประยุกต์การจำลองการทำงานของสมองมนุษย์ด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์ให้มีความสามารถในการเรียนรู้และจดจำนำไปสู่การใช้ตัดสินใจในด้านต่าง ๆ ได้ ซึ่งในการพัฒนาตัวแบบนั้นข้อมูลที่ใช้จะต้องเป็นข้อมูลของตัวแปรที่ผ่านการทดสอบความสัมพันธ์มาแล้วว่า เป็นตัวแปรที่ส่งผลต่อการตัดสินใจและตัวแปรที่นำมาพิจารณาจะต้องไม่มีปัญหาความสัมพันธ์เองสูง รวมทั้งต้องไม่มีปัญหาความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อนไม่เท่ากัน มิฉะนั้นตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการเรียนรู้แบบผิด ๆ ซึ่งส่งผลให้เกิดความผิดพลาดในการตัดสินใจได้ ในส่วนของการพัฒนาตัวแบบ เพื่อพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงินนั้น Specht (1990) ได้พัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทความน่าจะเป็น (Probabilistic Neural Network, PNN) ซึ่งเป็นรูปแบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-Layers Neural Network) ที่อาศัยแนวคิดจากหลักการของ Bayesian Classification ในส่วนของการจัดหมวดหมู่และแยกแยะข้อมูล PNN มีกระบวนการเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning) มีการจัดเรียงโครงสร้างด้วยตัวเองตามลักษณะของข้อมูลผลลัพธ์ที่ได้ ซึ่งจะจัดเป็นหมวดหมู่ของผลลัพธ์ที่ได้เป็นเครือข่ายแบบ Feedforward ที่มี 4 ชั้น ได้แก่ ชั้นป้อนข้อมูลเข้า (Input Layer) ชั้นการจำลองแบบ (Pattern Layer) ชั้นค่าผลรวม (Summation Layer) และชั้นของผลลัพธ์ (Output Layer) ตัวแบบ PNN มีข้อได้เปรียบเหนือ ANN โดยทั่วไปที่ความเร็วในการ Train ข้อมูลและไม่เผชิญกับปัญหาเมื่อเจอค่าความผิดพลาดในการหาคำตอบที่ไม่สามารถนำไปสู่ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดได้ (Local Minima vs. Global Maxima) อย่างไรก็ตาม PNN อาจใช้เวลาการคำนวณและหน่วยความจำมากกว่าเมื่อเทียบกับ ANN (Satapathy et al., 2019)



ภาพที่ 1: แสดงโครงข่ายของ Probabilistic Neural Network
ดัดแปลงจาก Specht (1990)

เมื่อพิจารณากรณีสถานะของตัวแปรตาม θ มีสองสถานะคือ θ_A คือ บริษัทไม่ล้มละลายและ θ_B เท่ากับบริษัทล้มละลาย โดยที่การตัดสินใจว่า $\theta = \theta_A$ หรือ $\theta = \theta_B$ นั้นจะขึ้นอยู่กับเวกเตอร์ขนาด p คือ $X' = [X_1 \dots X_i \dots X_p]$ กฎการตัดสินใจตามทฤษฎี Bayes สามารถเขียนได้ ดังนี้ (Specht, 1990)

$$d(X) = \theta_A \text{ ถ้า } h_A l_A f_A(X) > h_B l_B f_B(X)$$

และ

$$d(X) = \theta_B \text{ ถ้า } h_A l_A f_A(X) < h_B l_B f_B(X) \quad (8)$$

โดยที่ X คือ เวกเตอร์ในชั้นป้อนเข้า (Input Layer)

h_A และ $h_B = 1 - h_A$ คือ ค่า Prior Probability ก่อนการจัดให้อยู่ในสถานะ A และสถานะ B ตามลำดับ

l_A และ l_B คือ ต้นทุนของการจำแนกผิดพลาด (Loss Function) ของ A และ B ได้แก่

$$l_A: d(X) = \theta_B \text{ เมื่อ } \theta = \theta_A$$

และ

$$l_B: d(X) = \theta_A \text{ เมื่อ } \theta = \theta_B$$

โดยที่ต้นทุนของการจำแนกผิดพลาดในกรณีที่จำแนกสถานะถูกต้องมีค่าเท่ากับ 0

$f_A(X)$ และ $f_B(X)$ คือ ความน่าจะเป็นของ X ซึ่งถูกกำหนดจากฟังก์ชันความหนาแน่นของค่าความน่าจะเป็น (Probability Density Function, PDF) ของสถานะ A และ B ตามลำดับ

ดังนั้นขอบเขตการตัดสินใจระหว่างพื้นที่ ซึ่ง $d(X) = \theta_A$ และ $d(X) = \theta_B$ จะอธิบายได้จากสมการดังต่อไปนี้

$$f_A(X) = Kf_B(X) \quad (9)$$

โดยที่

$$K = \frac{h_B l_B}{h_A l_A} \quad (10)$$

ซึ่งโดยทั่วไปการจำแนกสถานะของข้อมูลในสมการ (9) จะมีความซับซ้อน เนื่องจากไม่ได้มีข้อจำกัดที่เกี่ยวข้องกับ PDF อย่างชัดเจนนอกจากต้องไม่เป็นค่าลบและพื้นที่รวมแล้วต้องมีค่าเท่ากับ 1 ดังนั้นการหาคำตอบของสมการที่ (9) จะอยู่ที่ความสามารถในการประมาณค่า PDF ของสถานะต่าง ๆ จาก Training Samples ซึ่งค่า Prior Probability และ Loss Function นั้นสามารถประมาณได้ล่วงหน้า ดังนั้นค่า PDF ของแต่ละสถานะที่จำแนกจะเป็นค่าที่ไม่ทราบและต้องมีการประมาณ Parzen (1962) ได้พัฒนาการประมาณฟังก์ชัน PDF ของแต่ละสถานะโดยวิธีการ แบบ Non-Parametric และ Cacoulas (1966) ได้ต่อยอดงานของ Parzen (1962) ให้ครอบคลุมถึงสถานะที่มีหลายระดับขึ้น ทั้งนี้ฟังก์ชัน PDF ของแต่ละสถานะจะประกอบด้วยปัจจัยนำเข้า p ตัว ดังแสดงในสมการที่ (11) ดังนี้

$$f_A(X) = \frac{1}{2\pi^{p/2}\sigma^p n_A} \sum_{j=1}^{n_A} e^{\frac{-(X-Y_{Aj})'(X-Y_{Aj})}{2\sigma^2}} \quad (11)$$

โดยที่ p คือ จำนวนตัวแปรในเวกเตอร์ของปัจจัยนำเข้า X

n_A คือ จำนวนตัวอย่างในกลุ่ม A

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

σ คือ ค่า Smoothing Parameter

Pompe & Bilderbee (2005) ได้ศึกษาตัวแบบ ANN ที่เรียนรู้ลักษณะของข้อมูลว่า ข้อมูลลักษณะใดที่จะถือว่าผิดหรือไม่ผิดนัดชำระหนี้และพบว่า ตัวแบบ ANN และ DA ให้ความแม่นยำในการพยากรณ์ที่ไม่แตกต่างกัน นอกจากนี้ยังพบว่า การใช้ตัวแปรคุณภาพเกี่ยวกับคุณลักษณะของกิจการ ได้แก่ ระยะเวลาเปิดดำเนินกิจการจะทำให้แบบจำลองพยากรณ์ได้แม่นยำมากขึ้น Limsomboonchai (2007) ได้พัฒนาแบบจำลองคะแนนสินเชื่อสำหรับตลาดเงินในชนบทไทย โดยใช้แบบจำลอง Logistic Regression (Logit) Artificial Neural Network (ANN) และ Probabilistic Neural Network (PNN) ผลการศึกษาจาก Logit Model พบว่า มูลค่าของทรัพย์สิน อัตราส่วนการหมุนเวียนของทุนและระยะเวลาของความสัมพันธ์ระหว่างผู้กู้และผู้ให้กู้ เป็นปัจจัยสำคัญที่กำหนดค่าความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ที่ดีของสินเชื่อในภาคการเกษตร ขณะที่อัตราผลตอบแทนต่อทุนอัตราส่วนหมุนเวียนของทุน เป็นปัจจัยสำคัญที่กำหนดค่าความน่าจะเป็นของการเป็นหนี้ที่ดีของสินเชื่อ นอกภาคการเกษตร โดยแบบจำลอง PNN สามารถตรวจพบหนี้ที่มีปัญหาได้ดีกว่าแบบจำลอง Logit และ ANN นอกจากนี้ Young & Guo (2010b) ได้พัฒนาตัวแบบพยากรณ์ความล้มเหลวของกิจการโรงแรมในประเทศไทยโดยใช้ตัวแบบ Logistic Regression และ ANN โดยใช้ข้อมูล 1 ปีก่อนเกิดความล้มเหลวทางการเงินพบว่า Interest Coverage Ratio เป็นปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อที่สุดและพบว่า ตัวแบบ ANN มีความแม่นยำ 81.82% เหนือตัวแบบ Logit ที่ 77.27% ซึ่งต่ำกว่าการศึกษาของ Callejon et al. (2013) ที่ใช้ตัวแบบ ANN เช่นเดียวกันแต่พบว่า ความแม่นยำของการพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงิน

ของบริษัทในภาคอุตสาหกรรมอยู่ที่ 92% นอกจากนี้ Li & Sun (2012) ได้พัฒนาตัวแบบพยากรณ์ความล้มเหลวของกิจการโรงแรมในประเทศจีน โดยใช้ตัวแบบ Discriminant Analysis ตัวแบบ Logistic Regression และตัวแบบ ANN ประเภท Multi-Layer Perception และ Support Vector Machine โดยพบว่า ตัวแบบ ANN มีความแม่นยำเหนือกว่าตัวแบบอื่นๆ สำหรับข้อมูลทางการเงิน 2 และ 3 ปีก่อนกิจการล้มเหลวทางการเงิน

ระเบียบวิธีการศึกษา

กรอบแนวคิดและข้อมูลสำหรับงานวิจัย

จากที่กล่าวมาข้างต้น ความล้มเหลวทางการเงินของกิจการอาจเกิดขึ้นได้จากหลายปัจจัย เช่น ปัจจัยทางด้านคุณลักษณะของกิจการ และปัจจัยทางการเงิน ดังนั้นกรอบแนวคิดของงานวิจัยนี้จึงเป็นการพัฒนาตัวแบบสำหรับพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงินของวิสาหกิจขนาดกลางในประเทศไทยด้วยเทคนิค DA เทคนิค Logistic Regression และเทคนิค PNN เนื่องจากเป็นเทคนิคที่ได้รับความนิยมในการพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงิน ข้อมูลที่ใช้วิเคราะห์ประกอบด้วยตัวแปรต่างๆ ทั้งด้านคุณลักษณะของกิจการและข้อมูลงบการเงินย้อนหลัง 1 ปีก่อนที่จะมีการล้มละลายทางการเงินในปี พ.ศ. 2562 จำนวน 604 บริษัท แล้วนำมาแบ่งข้อมูลเป็นสองส่วน ส่วนแรกจำนวน 302 บริษัทสำหรับพัฒนาและทดสอบความเหมาะสมของตัวแบบ (In Sample Test) แบ่งเป็นบริษัทที่ดำเนินการอยู่จำนวน 249 บริษัทและล้มเหลวทางการเงินจำนวน 53 บริษัท และส่วนที่สองจำนวน 302 บริษัทสำหรับทดสอบความแม่นยำของตัวแบบ (Out of Sample Test) แบ่งเป็นบริษัทที่ดำเนินการอยู่ 245 บริษัทและล้มเหลวทางการเงิน 57 บริษัท โดยมีตัวแปรอิสระที่ใช้ในการวิจัยออกเป็น 2 กลุ่ม ดังนี้

1. ข้อมูลคุณลักษณะของกิจการ ได้แก่

1.1) ประเภทอุตสาหกรรม (S1, S2) แบ่งเป็น อุตสาหกรรมการผลิต อุตสาหกรรมการค้าปลีกส่ง และอุตสาหกรรมการบริการ ตามนิยามของสำนักงานส่งเสริมวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (White Paper on MSMEs, 2021)

1.2) ทำเลที่ตั้ง (R1, R2, R3) แบ่งเป็นภาคกลาง ภาคเหนือ ภาคใต้ ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ

1.3) อายุของกิจการ (Year)

2. ข้อมูลงบการเงิน ซึ่งเป็นงบการเงินย้อนหลัง 1 ปีก่อนที่จะมีการล้มละลายในปี พ.ศ. 2562 โดยใช้ตัวแปรอัตราส่วนทางการเงินของบริษัทจำนวน 20 ตัวแปร โดยข้อมูลงบการเงินของกลุ่มตัวอย่างจะเป็นข้อมูลที่ครบถ้วนสมบูรณ์และเพียงพอที่จะใช้ในการคำนวณจัดเป็นกลุ่มตามวัตถุประสงค์ของการบริหารการเงิน ดังแสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2: ตัวแปรอัตราส่วนทางการเงินที่ใช้ในงานวิจัย

ประเภทของอัตราส่วนทางการเงิน	อัตราส่วนทางการเงิน
Liquidity (อัตราส่วนสภาพคล่อง)	X1: Cash/Total Assets
	X2: Cash/Net Sales
	X3: Cash/Total Liabilities
	X4: Current Assets/Current Liabilities
	X5: Current Liabilities/Total Assets
Leverage (อัตราส่วนความสามารถในการชำระหนี้)	X6: Current Liabilities/Total Equity
	X7: Total Equity/Total Liabilities
	X8: Total Equity/Total Assets
	X9: Total Liabilities/Total Equity
	X10: Total Liabilities/Total Assets
Activity (อัตราส่วนประสิทธิภาพในการใช้สินทรัพย์)	X11: Sales/Current Assets
	X12: Sales/Total Assets
	X13: EBIT/Total Equity
Profitability (อัตราส่วนความสามารถในการทำกำไร)	X14: EBIT/Total Assets
	X15: EBIT/Sales
	X16: EBITDA/Total Assets
	X17: Net Sales/Total Assets
	X18: Net Sales/Sales
	X19: Net Sales/Total Equity
	X20: Net Profit/Net Sales

สำหรับตัวแปรตาม (Dependent Variable) มี 2 ค่าคือ 0 หมายถึง บริษัทที่ไม่ล้มเหลวทางการเงิน หรือดำเนินการปกติ (Active) และ 1 หมายถึงบริษัทที่ล้มเหลวทางการเงิน (Bankrupt)

การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิค Discriminant Analysis

การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิค DA เริ่มด้วยการตรวจสอบการแจกแจงแบบปกติและความสัมพันธ์เชิงเส้นของตัวแปรอิสระ เนื่องจากมีตัวแปรสำหรับงานวิจัยจำนวนมาก เพื่อแก้ไขปัญหามulticollinearity จึงพัฒนาตัวแบบ Discriminant Function ด้วยวิธี Stepwise Selection และใช้ค่าสถิติ Box'M เป็นการทดสอบเมตริกความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมของตัวแปรอิสระของกลุ่มตัวอย่างทั้ง 2 กลุ่ม ในการทดสอบว่า ตัวแบบ Discriminant Function เหมาะสมกับข้อมูลหรือไม่ ดูได้จากค่า Canonical Correlation ซึ่งบอกความสัมพันธ์ของ Discriminant Scores กับตัวแปรที่อยู่ใน Discriminant Function ในลักษณะเดียวกับค่า Pearson Correlation และค่า $(\text{Canonical Correlation})^2$ ซึ่งอธิบายความหมายได้ในลักษณะเดียวกับค่า R^2 ใน Multiple Regression ว่า ตัวแบบสามารถอธิบายความแปรปรวนระหว่างกลุ่มได้ดีเพียงไร ค่าสถิติ Eigen Value จะช่วยอธิบายว่าตัวแปรที่นำเข้ามาในตัวแบบสามารถอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรตามได้ดีเพียงไร ค่าสถิติ Wilks' Lamda จะสะท้อนถึงค่าความแปรปรวนของ Discriminant Scores ที่ไม่ได้ถูกอธิบายโดยความแตกต่างระหว่างกลุ่มของข้อมูล นอกจากนี้การทดสอบ Chi-square Statistic เพื่อดูว่า ตัวแบบ Discriminant Function สามารถแยกกลุ่มของข้อมูลได้ดีกว่าการแยกกลุ่ม By Chance โดยพิจารณาจากระดับนัยสำคัญที่ได้จากการทดสอบ Sig. หากมีค่าน้อยกว่า 0.05 แสดงว่า ตัวแปรอิสระที่นำมาใช้ในการสร้างตัวแบบสามารถจำแนกข้อมูลได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ นอกจากนี้ยังมีการคำนวณค่า Cutting Score และสร้างตาราง Classification Matrix เพื่อแสดงความแม่นยำของตัวแบบในการทำนายกลุ่มของข้อมูล (Hit Ratio) โดยพิจารณาจากสัดส่วนหรือร้อยละการพยากรณ์ของกลุ่มข้อมูลตัวอย่างทั้งในส่วน of In Sample Test ที่ใช้ในการพัฒนาตัวแบบ ส่วนของ Out of Sample Test โดยเปรียบเทียบกับ Proportional Chance Criterion ซึ่งคำนวณได้จาก

$$C_{PRO} = p^2 + (1-p)^2$$

โดยที่ C_{PRO} คือ Proportional Chance Criterion

P คือ สัดส่วนของบริษัทในกลุ่ม 0 หรือดำเนินการอยู่ และ $(1-p)$ คือ สัดส่วนของบริษัทที่อยู่ในกลุ่ม 1

การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิค Logistic Regression

การสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิค Logistic Regression เริ่มจากการพิจารณาเลือกตัวแปรอิสระทั้งหมด ที่คาดว่าจะมีอิทธิพลต่อความเป็นไปได้ที่บริษัทจะประสบความล้มเหลวทางการเงิน โดยนำตัวแปรอิสระทั้งหมดเข้าสู่กระบวนการคัดเลือกเข้าสู่ตัวแบบ Logistic Regression ด้วยวิธี Stepwise Selection จากนั้นนำตัวแปรอิสระที่ผ่านการคัดเลือกมาสร้างตัวแบบ แล้วจึงตรวจสอบความแม่นยำของตัวแบบ โดยพิจารณาค่าสถิติต่าง ๆ ได้แก่ การลดลงของค่า $-2 \text{ Log Likelihood } (-2LL)$ ของตัวแบบสุดท้ายจาก Base Model ค่า Pseudo R^2 ได้แก่ Cox and Snell R^2 ค่า Nagelkerke R^2 ซึ่งแสดงถึงความแปรปรวนของตัวแปรตามที่ถูกอธิบายได้ โดยตัวแปรอิสระในตัวแบบ รวมถึงค่า Hosmer and Lemeshow ซึ่งสะท้อนความแม่นยำของตัวแบบในการแยกกลุ่มของตัวแปรตาม และสร้างตาราง Classification Matrix เพื่อแสดงความแม่นยำของตัวแบบในการทำนายกลุ่มของข้อมูลทั้งในส่วน of In Sample Test และ Out of Sample Test

การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิค PNN

สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเครือข่ายแบบ PNN feedforward ชั้นป้อนนำเข้าจะประกอบด้วย Node ทั้งหมด 26 Nodes จากตัวแปร 26 ตัวแปร แบ่งกลุ่มข้อมูล 604 บริษัทสำหรับเป็น Training Cases จำนวน 302 บริษัทและ Testing Cases จำนวน 302 บริษัท เช่นเดียวกับสองวิธีแรก ซึ่งแต่ละ Node แสดงถึงสถานะของกิจการ จะทำหน้าที่รวมผลลัพธ์สำหรับ Nodes ต่าง ๆ ของ Training Cases สำหรับสถานะของกิจการนั้น ๆ ผลลัพธ์ของแต่ละ Class จะอยู่ในรูปของ Probability Density Function (PDF) โดย Output Node จะทำหน้าที่เลือกสถานะของกิจการที่มีค่า PDF สูงสุดเป็นสถานะของกิจการ ที่ควรจะเป็น การตรวจสอบความแม่นยำของตัวแบบ PNN สามารถกระทำได้ โดยผ่าน Classification Matrices

ผลการวิจัย

ตัวแบบ Discriminant Analysis

ผลการวิเคราะห์พบว่า ค่าสถิติ Box'M เท่ากับ 82.25 มีค่า Sig เท่ากับ 0 ทั้งนี้สาเหตุที่ค่า Box'M มีค่าสูงอาจเนื่องมาจากมีความไวต่อกลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่ ค่าสถิติ Eigen Value มีค่าเท่ากับ 0.680 แสดงว่า ตัวแปรอิสระทุกตัวที่ถูกคัดเลือกเข้ามาไว้ในตัวแบบมีความเหมาะสม และค่า Canonical Correlation เท่ากับ 0.64 สะท้อนความสัมพันธ์ของทุกตัวแปรกับตัวแปรตาม โดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.41 ค่า Wilks' Lamda ลดลงจาก 0.84 เมื่อมีตัวแปรอิสระตัวเดียวอยู่ในตัวแบบลงมาเท่ากับ 0.60 เมื่อใช้วิธี Stepwise Selection โดยมีตัวแปรอิสระถูกเลือกเข้ามาไว้ในตัวแบบทั้งสิ้น 8 ตัวแปร ค่า Chi-square Statistic เท่ากับ 153.49 โดยมีค่า Sig. เท่ากับ 0 แสดงว่าการใช้ตัวแบบ Discriminant Function สามารถจัดกลุ่มข้อมูลบริษัทที่ยังดำเนินการอยู่และบริษัทที่ล้มละลายได้ถูกต้องกว่าการจัดกลุ่ม By Chance หรือตาม Prior Probabilities เท่ากับ 0.50:0.50 ซึ่งเป็นการจัดกลุ่มตามหลัก Conservative อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ โดยผลการวิเคราะห์เป็นไปตามตารางที่ 3

ตารางที่ 3: ผลการวิเคราะห์ด้วยวิธี Discriminant Analysis

	Canonical Coefficients	Standardized Coefficients	Sig.
S2	0.463	0.214	0.000
R1	1.203	0.348	0.000
R2	0.764	0.214	0.000
R3	0.701	0.271	0.000
Year	0.054	0.486	0.000
X10	-0.663	-0.666	0.000
X14	0.739	0.325	0.000
X18	3.035	0.499	0.000

ตารางที่ 3: ผลการวิเคราะห์ด้วยวิธี Discriminant Analysis (ต่อ)

	Canonical Coefficients	Standardized Coefficients	Sig.
(Constant)	-4.009		
Group Centroids			Cutting Point
Active	0.379		-1.402
Bankrupt	-1.781		

โดยตัวแบบ Discriminant Function ในรูปแบบของ Z-Scores สามารถเขียนได้ ดังนี้

$$Z_i = 0.214(S2) + 0.348(R1) + 0.214(R2) + 0.271(R3) + 0.486(Year) - 0.666(X10) + 0.325(X14) + 0.499(X18)$$

จากตารางที่ 3 พบว่า ประเภทของอุตสาหกรรม ทำเลที่ตั้ง และจำนวนปีที่ประกอบกิจการ มีความสัมพันธ์กับสถานะทางการเงินของบริษัท ส่วนตัวแปรทางการเงินที่สามารถพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงินได้อย่างมีนัยสำคัญเรียงตามลำดับ ได้แก่ X10: Total Liabilities/Total Assets โดยบริษัทที่มีหนี้สินรวม/สินทรัพย์รวมมากมีโอกาสที่จะทำให้ค่า Z Score เป็นลบมาก นั่นคือ โอกาสที่จะล้มเหลวทางการเงินก็มีมากขึ้น X18: Net Sales/Sales อัตราส่วนยอดขายสุทธิต่อยอดขาย โดยที่บริษัทที่มีอัตราส่วนยอดขายสุทธิ/ยอดขาย สูงจะทำให้ค่า Z Score เป็นบวกมาก นั่นคือ จะมีโอกาสสูงที่บริษัทยังสามารถดำเนินกิจการอยู่ได้นั่นเอง เช่นเดียวกับกรณีของ X14: EBIT/Total Assets อัตราส่วนกำไรก่อนหักดอกเบี้ยและภาษีต่อสินทรัพย์รวม นอกจากนี้ในการจำแนกกลุ่มของบริษัทพบว่า ค่ากลาง (Centroid) ของกลุ่มบริษัทที่ยังดำเนินกิจการอยู่มีเท่ากับ 0.379 และของกลุ่มที่ล้มเหลวทางการเงินเท่ากับ -1.781 และโดยมีคะแนนจำแนกกลุ่มที่ดีที่สุด (Optimal Cutting Score) เท่ากับ -1.402 นั่นคือ หากบริษัทมีคะแนนจำแนก Z-Score มากกว่า -1.402 แสดงว่า บริษัทจะจัดอยู่ในกลุ่มที่ยังดำเนินการอยู่ในทางตรงกันข้ามหากบริษัทมีคะแนนจำแนกน้อยกว่า -1.402 แสดงว่า บริษัทจะจัดอยู่ในกลุ่มที่ประสบความล้มเหลวทางการเงิน ตารางที่ 4 แสดงความแม่นยำในการพยากรณ์ของตัวแบบ DA ในกรณีของ In Sample และ Out of Sample Test ตามลำดับ

ตารางที่ 4: แสดงความแม่นยำในการพยากรณ์ของตัวแบบ Discriminant Analysis
ในกรณีของ In Sample และ Out of Sample Tests

สถานะบริษัท	การพยากรณ์ด้วยตัวแบบ Discriminant Analysis (In Sample)		
	ดำเนินกิจการอยู่	ล้มเหลวทางการเงิน	ความถูกต้อง (%)
ดำเนินกิจการอยู่	228	21	91.57
ล้มเหลวทางการเงิน	13	40	75.47
รวม			88.74

ตารางที่ 4: แสดงความแม่นยำในการพยากรณ์ของตัวแบบ Discriminant Analysis
ในกรณีของ In Sample และ Out of Sample Tests (ต่อ)

สถานะบริษัท	การพยากรณ์ด้วยตัวแบบ Discriminant Analysis (Out of Sample)		
	ดำเนินกิจการอยู่	ล้มเหลวทางการเงิน	ความถูกต้อง (%)
ดำเนินกิจการอยู่	226	19	92.25
ล้มเหลวทางการเงิน	21	36	63.18
	รวม		86.76

จากตารางที่ 4 พบว่า ตัวแบบ DA มีความแม่นยำของการพยากรณ์ในส่วนของ In Sample Test เท่ากับ 88.74% และในส่วนของ Out of Sample Test เท่ากับ 86.76% ตามลำดับ โดยทั้งสองกรณี มีค่าสูงกว่าค่า Proportional Chance Criterion (C_{PRO}) ที่ 71.20% ($0.712 = 0.825^2 + 0.175^2$) และมีความแม่นยำโดยรวมเท่ากับ 87.75%

ตัวแบบ Logistic Regression

ผลจากการพัฒนาตัวแบบ Logistic Regression ด้วยวิธี Stepwise Selection พบว่า ค่า $-2LL$ ลดลงอย่างมีนัยสำคัญจาก Base Model ที่ 235.09 เหลือ 130.80 โดยมีค่า Cox and Snell R^2 และ Nagelkerke R^2 อยู่ที่ 0.39 และ 0.65 ตามลำดับ ค่า Hosmer and Lemeshow χ^2 Test อยู่ที่ 4.75 ที่ Sig. เท่ากับ 0.78 แสดงให้เห็นว่า ตัวแบบ Logistic Regression มีความเหมาะสมในการนำมาใช้ในการพยากรณ์ ตารางที่ 5 แสดงผลการวิเคราะห์ด้วยตัวแบบ Logistic Regression จะเห็นได้ว่า ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรอิสระทุกตัวที่ถูกเลือกเข้ามาในตัวแบบ Logistic Regression มีค่า Wald Statistics สูงอย่างมีนัยสำคัญ เนื่องจาก Sig. < 0.05 แสดงถึงความเหมาะสมในการถูกเลือกเข้ามาในตัวแบบ

ตารางที่ 5: ผลการวิเคราะห์ด้วยตัวแบบ Logistic Regression

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
R1	4.647	1.571	8.748	1	.003	104.243
R2	3.176	1.279	6.169	1	.013	23.944
R3	3.616	1.245	8.429	1	.004	37.181
Year	-.152	0.036	18.374	1	.000	.859
X8	-2.437	0.599	16.556	1	.000	.087
X14	-4.463	2.048	4.748	1	.029	.012
X18	-4.378	2.247	3.795	1	.051	.013
Constant	-4.965	3.348	2.199	1	.138	.007

จากผลการวิเคราะห์พบว่า มีปัจจัยที่ส่งผลต่อความล้มเหลวทางการเงินของกิจการขนาดกลางในประเทศไทยอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.10 ถูกคัดเลือกเข้ามาทั้งสิ้น 6 ตัวแปร ประกอบด้วยตัวแปรด้านคุณลักษณะของกิจการ ได้แก่ทำเลที่ตั้งอุตสาหกรรม (R1, R2, R3) มีสัมประสิทธิ์ Logistic เป็นบวกสะท้อนว่า กิจการในแต่ละทำเลที่ตั้งส่งผลต่อการเป็นบริษัทที่ล้มเหลวทางการเงินทั้งสิ้น ในขณะที่จำนวนปีที่ดำเนินกิจการมีสัมประสิทธิ์เป็นลบ แสดงให้เห็นว่า บริษัทที่ดำเนินกิจการยิ่งนานโอกาสที่จะล้มเหลวทางการเงินลดลง เช่นเดียวกับตัวแปรทางการเงิน ได้แก่ X8: Total Equity/Total Assets X14: EBIT/Total Assets และ X18: Net Sales/Sales ซึ่งบริษัทที่มีค่าเหล่านี้เพิ่มขึ้นจะมีโอกาสล้มเหลวทางการเงินน้อยลง

ตารางที่ 6: แสดงความแม่นยำในการพยากรณ์ของตัวแบบ Logistic Regression
ในกรณีของ In Sample Test และ Out of Sample Test

สถานะบริษัท	การพยากรณ์ด้วยตัวแบบ Logistic Regression (In Sample)		
	ดำเนินกิจการอยู่	ล้มเหลวทางการเงิน	ความถูกต้อง (%)
ดำเนินกิจการอยู่	243	6	97.60
ล้มเหลวทางการเงิน	19	34	64.20
	รวม		91.70
สถานะบริษัท	การพยากรณ์ด้วยตัวแบบ Logistic Regression (Out of Sample)		
	ดำเนินกิจการอยู่	ล้มเหลวทางการเงิน	ความถูกต้อง (%)
ดำเนินกิจการอยู่	240	5	98.00
ล้มเหลวทางการเงิน	29	28	49.10
	รวม		88.70

จากตารางที่ 6 พบว่า ในส่วนของ In Sample Test ตัวแบบ Logistic Regression สามารถพยากรณ์บริษัทที่มีสถานะดำเนินกิจการอยู่ได้ถูกต้อง 97.60% และบริษัทที่ประสบความล้มเหลวทางการเงินถูกต้อง 64.20% โดยมีความแม่นยำของการพยากรณ์โดยรวมสูงถึง 91.70% ในส่วน Out of Sample Test ตัวแบบมีความแม่นยำในการจำแนกบริษัทที่มีสถานะดำเนินกิจการอยู่ได้ถูกต้อง 98.00% และบริษัทที่ประสบความล้มเหลวทางการเงินถูกต้อง 49.10% โดยมีความแม่นยำของการพยากรณ์โดยรวมสูงถึง 88.70% ซึ่งถ้ารวมทั้ง 2 กรณี ตัวแบบ Logistic Regression มีความแม่นยำโดยรวมอยู่ที่ 90.23%

ตัวแบบ Probabilistic Neural Network

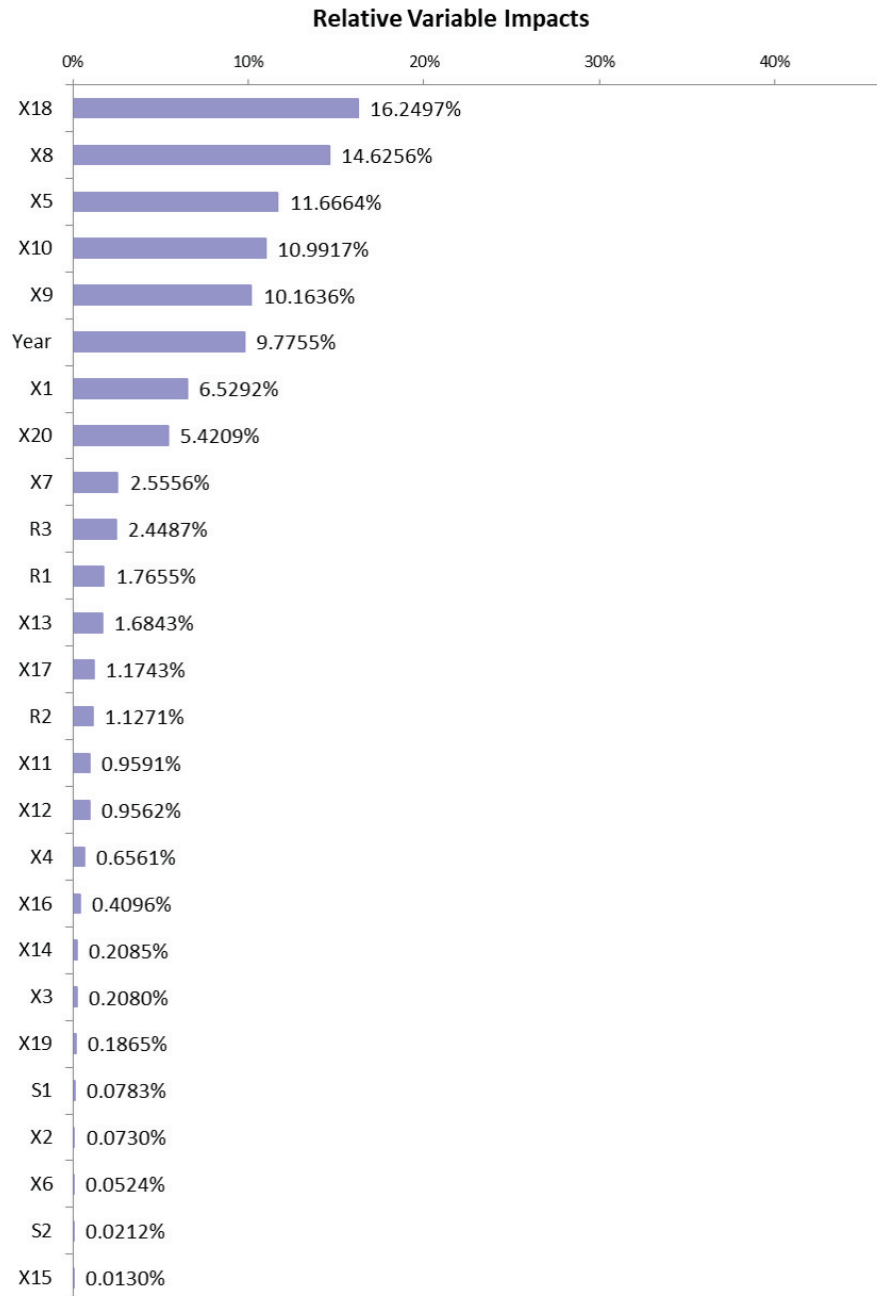
ผลการ Train โครงข่าย PNN และทดสอบการพยากรณ์ ได้ผลลัพธ์ในรูปแบบของ Classification Matrix ซึ่งแสดงความแม่นยำในการพยากรณ์ของตัวแบบ PNN ในกรณีของ In Sample Test และ Out of Sample Test ดังแสดงในตารางที่ 7

ตารางที่ 7: แสดงความแม่นยำในการพยากรณ์ของตัวแบบ PNN
ในกรณีของ In Sample Test และ Out of Sample Test

สถานะบริษัท	การพยากรณ์ PNN (Training)		
	ดำเนินกิจการอยู่	ล้มเหลวทางการเงิน	ความถูกต้อง (%)
ดำเนินกิจการอยู่	238	1	99.58
ล้มเหลวทางการเงิน	0	63	100.00
	รวม		99.67

สถานะบริษัท	การพยากรณ์ PNN (Testing)		
	ดำเนินกิจการอยู่	ล้มเหลวทางการเงิน	ความถูกต้อง (%)
ดำเนินกิจการอยู่	229	26	93.47
ล้มเหลวทางการเงิน	23	24	51.06
	รวม		83.78

จากตารางที่ 7 พบว่า ในส่วนของ In Sample Test ตัวแบบ PNN สามารถพยากรณ์บริษัทที่มีสถานะดำเนินกิจการอยู่ได้ถูกต้อง 99.58% และบริษัทที่ประสบความล้มเหลวทางการเงินถูกต้อง 100% โดยมีความแม่นยำของการพยากรณ์โดยรวมสูงถึง 99.67% ในส่วน Out of Sample Test ตัวแบบมีความแม่นยำในการจำแนกบริษัทที่มีสถานะดำเนินกิจการอยู่ได้ถูกต้อง 93.47% และบริษัทที่ประสบความล้มเหลวทางการเงินถูกต้อง เพียง 51.06% โดยมีความแม่นยำของการพยากรณ์โดยรวมสูงถึง 83.78% ซึ่งถ้ารวมทั้ง 2 กรณีส่งผลให้ตัวแบบ PNN มีความแม่นยำโดยรวมอยู่ที่ 91.72% ภาพที่ 2 แสดงลำดับของความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระต่อการจำแนกกลุ่มบริษัทที่ยังดำเนินการอยู่และล้มเหลวทางการเงิน โดยตัวแบบ PNN



ภาพที่ 2: แสดงลำดับของความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระต่อการจำแนกกลุ่มบริษัท โดยตัวแบบ PNN

จากภาพที่ 2 พบว่า ตัวแปรที่มีผลกระทบต่อการจำแนกกลุ่มโดยรวมเท่ากับ 70% ของผลกระทบทั้งหมด เรียงลำดับจากมากไปหาน้อย ได้แก่ X18: Net Sales/Sales อัตราส่วนยอดขายสุทธิต่อยอดขาย X8: Total Equity/Total Assets อัตราส่วนส่วนของผู้ถือหุ้นรวมต่อสินทรัพย์รวม X5: Current Liabilities/Total Assets อัตราส่วนหนี้สินหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม X10: Total Liabilities/Total Assets อัตราส่วนหนี้สินรวมต่อสินทรัพย์รวม X9: Total Liabilities/Total Equity Year อัตราส่วนหนี้สินรวมต่อส่วนผู้ถือหุ้นรวม และ Year: จำนวนปีที่ดำเนินกิจการ ทั้งนี้ ผลลัพธ์จาก Relative Variable Impact ไม่ได้สะท้อนทิศทางของความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระต่อโอกาสที่จะเป็นบริษัทที่ล้มเหลวทางการเงิน

การวิเคราะห์ความไวของความแม่นยำในการพยากรณ์

การวิเคราะห์ความไวของความแม่นยำในการพยากรณ์ของทั้ง 3 ตัวแบบ โดยการปรับเปลี่ยนขนาดของข้อมูลในส่วนของ In Sample Test และ Out of Sample Test เป็น 50:50 70:30 และ 90:10 ได้ผลลัพธ์ในตารางที่ 8 โดยตัวแบบทั้งหมดผ่านขั้นตอนการทดสอบความเหมาะสมของตัวแบบตามขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลข้างต้นในทุกกรณี

ตารางที่ 8: การวิเคราะห์ความไวของความแม่นยำในการพยากรณ์ของทั้ง 3 ตัวแบบ

Model	Predicting Accuracy (%)					
	In sample: Out of Sample			Overall		
	50:50	70:30	90:10	50:50	70:30	90:10
Discriminant Analysis	89:87	86:87	87:86	88	86	87
Logistic Regression	92:89	90:90	90:91	90	90	90
PNN	99:84	97:90	97:87	92	95	96

จากตารางที่ 8 พบว่า ตัวแบบ DA มีความแม่นยำในการพยากรณ์ทั้งในส่วนของ In Sample: Out of Sample และ Overall ค่อนข้างสม่ำเสมอระหว่าง 86-88% เช่นเดียวกับตัวแบบ Logistic Regression ที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์ทั้งในส่วนของ In Sample: Out of Sample และ Overall ค่อนข้างสม่ำเสมอที่ 90% ในขณะที่ตัวแบบ PNN มีความแม่นยำในการพยากรณ์ในส่วนของ In Sample Test หรือ Training สูงกว่า 97% ขึ้นไป ในขณะที่ความแม่นยำในการพยากรณ์ในส่วนของ Out of Sample Test อยู่ระหว่าง 84-90% โดยมีความแม่นยำในการพยากรณ์ในภาพรวมเพิ่มสูงขึ้นจาก 92% ไปถึง 96% เมื่อขนาดของข้อมูลสำหรับ In sample Test (Training) เพิ่มขึ้นจาก 50% ถึง 90% ตามลำดับ

อภิปรายและสรุปผลงานวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ เพื่อศึกษาปัจจัยด้านคุณลักษณะของกิจการและปัจจัยทางการเงินที่มีความสัมพันธ์ต่อการเกิดความล้มเหลวทางการเงินของบริษัทขนาดกลาง และพัฒนาตัวแบบเพื่อพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงินของวิสาหกิจขนาดกลางในประเทศไทย โดยใช้เทคนิค DA เทคนิค Logistic Regression และเทคนิค PNN ที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายทั้งในประเทศและต่างประเทศ จากการวิเคราะห์ตัวแปรที่มีความสัมพันธ์ต่อความล้มเหลวทางการเงินของทั้ง 3 ตัวแบบ โดยทำการปรับเปลี่ยนขนาดของเปอร์เซ็นต์ข้อมูลในส่วนของ In Sample Test และ Out of Sample Test เป็น 50:50 70:30 และ 90:10 ปรากฏว่า ตัวแบบ DA และ Logistic Regression มีตัวแปรสำคัญที่ถูกคัดเลือกเข้ามาไว้ในตัวแบบใกล้เคียงกัน ได้แก่ ประเภทอุตสาหกรรม โดยเฉพาะอุตสาหกรรมบริการ ทำเลที่ตั้ง จำนวนปีที่ดำเนินกิจการ ในส่วนของตัวแปรอัตราส่วนทางการเงินประกอบด้วย อัตราส่วนส่วนของผู้ถือหุ้นรวมต่อสินทรัพย์รวม อัตราส่วนหนี้สินรวมต่อสินทรัพย์รวม อัตราส่วนกำไรก่อนหักดอกเบี้ยและภาษีต่อสินทรัพย์รวม และอัตราส่วนยอดขายสุทธิต่อยอดขาย ในขณะที่ตัวแบบ DA มีตัวแปรเพิ่มเติมอีก 2 ตัวแปร ได้แก่ อัตราส่วนหนี้สินหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม และอัตราส่วนกำไรก่อนหักดอกเบี้ยและภาษีต่อยอดขาย ในส่วนของความแม่นยำในการพยากรณ์นั้น เทคนิค Logistic Regression จะให้ความแม่นยำในการพยากรณ์สูงกว่า ในขณะที่มีข้อจำกัดและความซับซ้อนน้อยกว่าตัวแบบ DA

สำหรับตัวแบบ PNN ตัวแปรสำคัญที่มีผลต่อการแยกกลุ่มผู้ประกอบการ ซึ่งประเมินจาก Relative Variable Impact คิดเป็น 70% ของ Impact ทั้งหมดเช่นเดียวกับตัวแบบ DA และ Logistic Regression ได้แก่ จำนวนปีที่ดำเนินกิจการ อัตราส่วนส่วนของผู้ถือหุ้นรวมต่อสินทรัพย์รวม อัตราส่วนหนี้สินรวมต่อสินทรัพย์รวม อัตราส่วนยอดขายสุทธิต่อยอดขาย อัตราส่วนหนี้สินหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม และอัตราส่วนหนี้สินรวมต่อส่วนผู้ถือหุ้นรวม ตามลำดับ

ผลจากการวิเคราะห์ด้วยตัวแบบทั้ง 3 พบว่า ปัจจัยสำคัญที่มีความสัมพันธ์กับความล้มเหลวทางการเงินของกิจการ ขนาดกลางในประเทศไทยมีทั้งสิ้น 6 ตัวแปร ประกอบด้วย 2 ปัจจัยด้านคุณลักษณะของกิจการ ได้แก่ อายุของกิจการ ทำเลที่ตั้งในเขตภาคกลาง และ 4 ปัจจัยทางการเงิน ได้แก่ อัตราส่วนยอดขายสุทธิต่อยอดขาย อัตราส่วนหนี้สินรวมต่อสินทรัพย์รวม อัตราส่วนกำไรก่อนหักดอกเบี้ยและภาษีต่อสินทรัพย์รวม และอัตราส่วนส่วนของผู้ถือหุ้นรวมต่อสินทรัพย์รวม

จำนวนปีที่ดำเนินกิจการสูง หรือกิจการมีอายุกิจการมากจะมีโอกาสที่จะประสบความล้มเหลวทางการเงินต่ำ ซึ่งอาจจะเป็นผลมาจากความมั่นคงของกิจการที่สั่งสมมาอย่างยาวนาน รวมไปถึงประสบการณ์ของพนักงานในองค์กรและผู้บริหาร ที่มีส่วนช่วยในการบริหารองค์กรให้มีประสิทธิภาพได้ ในขณะที่ทำเลที่ตั้งอุตสาหกรรม โดยเฉพาะกิจการที่ตั้งอยู่ในเขตภาคกลาง มีโอกาสที่จะเกิดความล้มเหลวทางการเงินสูงกว่าภูมิภาคอื่น เนื่องจากมีจำนวนของกิจการที่ตั้งอยู่ในเขตภาคกลางจำนวนมาก ทำให้มีการแข่งขันสูง ผู้บริหารหรือเจ้าของกิจการที่ตั้งอยู่ในเขตภาคกลางจึงควรมองหาโอกาสทางการตลาดอยู่เสมอ เพื่อสร้างความได้เปรียบในการแข่งขัน นอกจากนี้ รัฐบาลหรือหน่วยงานที่เกี่ยวข้องควรเข้ามามีส่วนร่วมในการสนับสนุนและ ประคับประคองกิจการที่ตั้งอยู่ในเขตนี้อย่างใกล้ชิด เพราะนอกจากกิจการจะมีโอกาสที่จะล้มเหลวทางการเงินสูงแล้ว อุตสาหกรรมในเขตภาคกลางยังมีการจ้างงานจำนวนมากและอาจจะส่งผลกระทบต่อมูลค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศได้

อัตราส่วนยอดขายสุทธิต่อยอดขาย แสดงถึงความสามารถในการทำกำไรของกิจการ หากมีค่าสูงแสดงว่า สินค้าและบริการของกิจการมีความสามารถในการทำกำไรที่ดี สอดคล้องกับผลวิจัยที่อัตราส่วนยอดขายสุทธิต่อยอดขายมีความสัมพันธ์ ในทิศทางตรงกันข้ามกับความล้มเหลวทางการเงินของกิจการ กล่าวคือ กิจการที่มีประสิทธิภาพในการทำกำไรมาก จะทำให้ โอกาสที่จะเกิดความล้มเหลวทางการเงินน้อยลง สำหรับอัตราส่วนหนี้สินรวมต่อสินทรัพย์รวม สะท้อนให้เห็นว่า กลุ่มที่ ประสบความล้มเหลวทางการเงินมีหนี้สินจำนวนมากเมื่อเทียบกับจำนวนสินทรัพย์รวม ซึ่งจะส่งผลกระทบต่อสภาพคล่อง และความสามารถในการชำระหนี้ จนอาจนำไปสู่สถานะล้มเหลวทางการเงินในที่สุด ในขณะที่อัตราส่วนกำไรก่อนหักดอกเบี้ย และภาษีต่อสินทรัพย์รวม แสดงให้เห็นว่า กิจการที่ประสบความล้มเหลวทางการเงินมีผลประกอบการที่อยู่ในสภาวะย่ำแย่ และอาจขาดทุนจากการดำเนินงาน หรือบางรายอาจจะมีการขาดทุนจากค่าเสื่อมราคาและค่าตัดจำหน่าย สำหรับอัตราส่วน ส่วนของผู้ถือหุ้นรวมต่อสินทรัพย์รวม ที่มีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้ามกับความล้มเหลวทางการเงินของกิจการ สามารถ อธิบายได้ว่า กิจการที่มีโครงสร้างทางการเงิน โดยมีสัดส่วนเงินลงทุนจากเจ้าของมาก จะทำให้โอกาสที่จะเกิดความล้มเหลว ทางการเงินน้อยลง ดังนั้นผู้บริหารหรือเจ้าของกิจการควรให้ความสำคัญในเรื่องของการจัดหาแหล่งเงินทุนมากขึ้น เพราะ หากมีการกู้ยืมเงินจากสถาบันการเงินหรือแหล่งอื่นมากเกินไปอาจจะส่งผลกระทบต่อความสามารถในการชำระหนี้ของ กิจการได้ กล่าวคือ บริษัทที่ประสบความล้มเหลวทางการเงินมีสินทรัพย์ส่วนใหญ่ของกิจการมาจากการกู้ยืมเงิน ซึ่งภาระ หนี้สินจำนวนมากจะนำไปสู่การประสบความล้มเหลวทางการเงินในที่สุด

ในด้านความแม่นยำของการพยากรณ์บริษัทที่ดำเนินการอยู่และล้มเหลวทางการเงินพบว่า ที่สัดส่วนข้อมูล In Sample Test และ Out of Sample Test เท่ากับ 50:50 ตัวแบบ PNN มีความแม่นยำเท่ากับ 91.72% ซึ่งไม่แตกต่างอย่างมี นัยสำคัญจากแบบจำลอง Logistic Regression และแบบจำลอง Discriminant Analysis ที่มีความแม่นยำเท่ากับ 91.39% และ 87.75% ตามลำดับ อย่างไรก็ตาม เมื่อเพิ่มขนาดของข้อมูล In Sample ไปจนถึงระดับ 90% พบว่า ตัวแบบ Probabilistic

แบบจำลองเพื่อพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงิน

ของวิสาหกิจขนาดกลางในประเทศไทย

Neural Network มีความแม่นยำที่สุด โดยเพิ่มขึ้นไปถึง 97% ในขณะที่ความแม่นยำในการพยากรณ์ของ Logistic Regression และ Discriminant Analysis ไม่ได้เปลี่ยนแปลงอย่างมีนัยสำคัญ

งานวิจัยนี้อาจมีข้อจำกัดจากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างที่เป็นวิสาหกิจขนาดกลางในประเทศไทย โดยมีตัวแปรทั้งด้านคุณลักษณะของกิจการและข้อมูลงบการเงินย้อนหลัง 1 ปีก่อนที่จะมีการล้มละลายทางการเงินในปี พ.ศ. 2562 การวิจัยในอนาคตจึงอาจมีการใช้ข้อมูลงบการเงินของกิจการย้อนหลังมากกว่า 1 ปี รวมทั้งเก็บข้อมูลเพิ่มเติม เพื่อให้กลุ่มตัวอย่างมีสัดส่วนของบริษัทที่ล้มเหลวทางการเงินมากขึ้นเพื่อดูว่า ผลลัพธ์การวิเคราะห์มีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญหรือไม่สำหรับการใช้เทคนิค Stepwise Selection ในตัวแบบ Logistic Regression ที่แม้จะให้ความสะดวกในการคัดเลือกตัวแปรเข้ามาไว้ในตัวแบบ โดยลดปัญหา Multicollinearity ได้ระดับหนึ่งแต่ตัวแปรที่ถูกเลือกก็ยังมีโอกาสในการที่จะฝ่าฝืนข้อกำหนดของการวิเคราะห์ถดถอยเชิงพหุที่ว่า ตัวแปรอิสระไม่ควรมีความสัมพันธ์กันและอาจไม่ได้คำนึงถึงความเหมาะสมของกรอบทฤษฎีทางธุรกิจ ดังนั้นการวิจัยในอนาคตจึงอาจมีการศึกษาเชิงเปรียบเทียบกับเทคนิคอื่น ๆ เช่น Principal Component Analysis เพื่อกรองตัวแปรที่เหมาะสมก่อนใส่ในตัวแบบพยากรณ์ นอกจากนี้ การวิจัยในอนาคตควรมีการเพิ่มตัวแปรอิสระและมีการวิเคราะห์แยกกลุ่มอุตสาหกรรมที่มีการลงทุนที่แตกต่างกัน เช่น กลุ่มการผลิตทั่วไป กลุ่มบริการ หรือกลุ่มที่มีการลงทุนในระบบเทคโนโลยีที่ต่างกัน ซึ่งอาจส่งผลต่อการพยากรณ์ที่แตกต่างกัน ตลอดจนทำให้สามารถระบุประเด็นทางธุรกิจและแนวทางการกำหนดนโยบายที่ชัดเจนในแต่ละกลุ่มอุตสาหกรรมมากยิ่งขึ้น

REFERENCES

- Altman, E.I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporation bankruptcy. *The journal of Finance*, 23, 589–609.
- Altman, E.I., & Sabato, G. (2007). Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the US market. *ABACU*, 43(3), 332–357.
- Altman, E. I., Sabato, G., & Wilson, N. (2008). The value of non-financial information in SME risk management. *Journal of Credit Risk*, 6(2), 95–127.
- Aramtiantamrong, N. (2011). Bankruptcy Prediction: evidence in Thailand. Independent Study. Master of Science in Financial Management. Thammasat University.
- Beaver, W. H. (1967). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, (4), 71–111.
- Buanaka, S. (2016). Bankruptcy Test for Small and Medium-sized Enterprises (SMES) in Thailand. Independent Study. Master of Business Administration, Thammasat University.
- Cacoullos, T. (1966). Estimation of a multivariate density. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*. Tokyo. 18:2.
- Callejon, A. M., Casado, A. M., Fernamdez, M.A., & Pelaez, J. I. (2013). A system of insolvency prediction for industrial companies using a financial alternative model with neural networks. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 6(1), 29–37.
- Chansuk, L. (2018). Bankruptcy and financial distress prediction in Thailand by Campbell model. Independent Study. Master of Science in Financial Management, Thammasat University.
- Ciampi, F., & Gordini, N. (2009). Default prediction modelling for small enterprises: evidence from small manufacturing firms in northern and central Italy. *Oxford Journal*, 8(1), 13–29.
- Fernandez-Gamez, M. A., Cisneros-Ruiz, A. J., & Callejon-Gil, A. (2016). Applying probabilistic neural network to hotel bankruptcy prediction. *Tourism and Management Studies*, 12(1), 40–52.
- Khemngwd, E. (2011). The Study of Accuracy and Development of Altman’s EM-score Model for Predicting Financial Failure of Companies listed in Stock Exchange of Thailand. Independent Study. Bangkok University.
- Khernkhan, J. (2012). The Application of Multiple Discriminant Analysis (MDA), Logit and Probit Models in Predicting the Failure of SMEs in Northeastern Region of Thailand
- Kim H. S., & Sohn, S. Y. (2007). Random effects logistic regression model for default prediction of technology credit guarantee fund. *European Journal of Operational Research*, 183, 472–478.
- Kliestik, T., Kocisova, K., & Misankova, M. (2015). Logit and Probit model used for prediction of financial health of company. *Procedia Economics and Finance*, 23, 850–855.

- Li, H. & Sun, J. (2012). Forecasting business failure: the use of nearest-neighbour support vectors and correcting imbalanced samples-evidence from Chinese hotel industry. *Tourism Management*, 33, 622–634.
- Limsomboonchai, 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)
- Nanthapratt, P. (2004). The Study of Financial Failure of Small and Medium Enterprise. Independent Study, Thammasat University.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109–131.
- Pazen, E. (1962). On estimation of a probability density function and mode. *Annals of Mathematical Statistics*, 33(3), 1065–1076.
- Philippe, D. J. (2010). Predicting bankruptcy using neural networks and other classification methods: the influence of variable selection techniques on model accuracy. *MPRA Paper*, No.44375, Edhec Business School.
- Pilasri, P. (2010). Bankruptcy Predicting Model by Discriminant Analysis. Independent Study, Master of Accounting Program, Thammasat University.
- Pitoonjaroenlap, P. (2020). Create a Model for Prediction Performance from the Financial Report the Case of Agro-Industry in Thailand. *Journal of Information Systems in Business*. 6(2), 37–48.
- Pompe, P. P.M., & Bilderbeek, J. (2005). The prediction of bankruptcy of small- and medium-sized industrial firms. *Journal of Business Venturing*, 20, 847–868.
- Satapathy, S. K., Dehuri S., Jagadev, A. K., and Mishra, S. (2019). EEG Brain Signal Classification for Epileptic Seizure Disorder Detection. Academic Press, Elsevier.
- Specht, D. F. (1990). Probabilistic neural networks. *Neural Networks*, 3, 109–118.
- Thitisuthi, N. (2013). Bankruptcy Predicting Model Using Logit Model. Independent Study, Master of Accounting Program, Thammasat University.
- Wangsoh, P. (2018). Financial ratios, corporate governance and auditing for a bankruptcy forecasting of the listed company in Stock Exchange of Thailand. Independent Study, Master of Accounting Program, Thammasat University.
- White Paper on MSMEs (2021). Office of Small and Medium Enterprises Promotion (OSMEP).
- Young, H. & Guo, Z. (2010a). Predict US restaurant firm failure: the artificial neural network mode versus logistic regression model. *Tourism and Hospitality Research*, 10(3), 171–187.

- Young, H. & Guo, Z. (2010b). Predicting Korean lodging firm failures: An Artificial neural network model along with a logistic regression model. *International Journal of Hospitality Management*, 29(1), 120–127.
- Zanganeh, T., Rabiee, M., & Zarei, M. (2011). Applying neuro-fuzzy model for bankruptcy prediction. *International Journal of Computer Application*, 20(3), 15–21.
- Zmijewski, M. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22(3), 59–82.