บทความวิจัย

ตัวแบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงิน: การเปรียบเทียบระหว่างวิธีการถดถอยโลจิสติคและโครงข่ายประสาทเทียมของบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย

วิชชกานต์ เมธาวิริยะกุล
เจ้าพนักงานชำนาญการ กรมสรรพากร

ดร.ปานฉัตร อาการักษ์
ผู้ช่วยศาสตราจารย์และคณบดีสำนักวิชาบัญชี มหาวิทยาลัยราชภัฏเชียงราย

ดร.วัฒนา ยืนยง
ผู้ช่วยศาสตราจารย์สำนักวิชาบัญชี และรองอธิการบดี มหาวิทยาลัยราชภัฏเชียงราย

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างและเปรียบเทียบตัวแบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงินของบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย จำนวน 174 บริษัท ได้แก่ บริษัทที่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอนในระหว่างปี 2554-2559 จำนวน 14 บริษัท และบริษัทที่ไม่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอนในช่วงเวลาเดียวกัน จำนวน 160 บริษัท โดยกำหนดตัวแปรอิสระ จำนวน 15 ตัวแปร ใช้ข้อมูลระหว่างปี 2552-2558 และใช้วิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติคกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

ผลการศึกษาโดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติค พบว่ามีตัวแปรอิสระ 3 ตัวแปร ที่มีผลต่อการจำแนกกลุ่มบริษัทได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติล่วงหน้า 1 ปี คือ อัตราส่วนส่วนของผู้ถือหุ้นต่อสินทรัพย์รวม อัตราส่วนกำไรก่อนดอกเบี้ยและภาษีต่อหนี้สินรวม อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อหนี้สินรวม และล่วงหน้า 2 ปี คือ อัตราส่วนผลตอบแทนจากสินทรัพย์ ซึ่งมีความสามารถในการจำแนกกลุ่มบริษัทได้ถูกต้องร้อยละ 97.70 และร้อยละ 93.68 ตามลำดับ ส่วนวิธีโครงข่ายประสาทเทียม พบว่ามีตัวแปรอิสระที่มีค่าความสำคัญปกติร้อยละ 100 ล่วงหน้า 1 ปี คือ อัตราส่วนหนี้สินต่อส่วนของผู้ถือหุ้น และล่วงหน้า 2 ปี คือ อัตราส่วนผลตอบแทนจากสินทรัพย์ ซึ่งมีความสามารถในการจำแนกกลุ่มบริษัทได้ถูกต้องร้อยละ 100 และร้อยละ 98.28 ตามลำดับ นอกจากนี้ วิธีโครงข่ายประสาทเทียมมีความผิดพลาดในการจำแนกบริษัทต่ำที่สุด

คำสำคัญ: ตัวแบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงิน การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติค โครงข่ายประสาทเทียม บริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย

Download จาก วารสารวิชาชีพบัญชี

Comparison of Logistic Regression and Neural Network in Financial Early Warning Model of Thai Listed Companies

Witchatkarn Maythawiriyakul

Specialist, Revenue Department

Dr.Panchat Akarak

Assistant Professor and Dean of School of Accounting, Chiang Rai Rajabhat University

Dr.Wathana Yeunyong

Assistant Professor of School of Accounting, Vice President of Chiang Rai Rajabhat University

ABSTRACT

The objectives of this research were to develop and to compare a financial early warning model of 174 Thai listed companies. The sample consisted of 14 potential delisting companies between 2011 and 2016, and 160 companies that were not potentially delisted in the same period. The independent variables included 15 variables, based on information during 2009 to 2015. Logistic Regression Analysis and Artificial Neural Network were applied in in data analysis of this research.

The study of Logistic Regression Analysis indicated three independent variables significantly affecting companies grouping one year in advance which were Total Equity to Total Assets Ratio, Earnings before Interest and Taxes to Total Liabilities Ratio, and Cash Flow from Operation to Total Liabilities Ratio. The factor enabled to significantly group companies two years in advance was Return on Assets. The total accuracy for grouping companies one and two years in advance was 97.70 percent and 93.68 percent respectively. In addition, the Artificial Neural Network revealed the independent variables which held normalized importance 100 percent one year in advance was Debt to Equity Ratio, and two years in advance was Return on Assets. The total accuracy for grouping companies for one and two years in advance was 100 percent and 98.28 percent respectively. Moreover, the Artificial Neural Network showed the lowest Type I and II error.

Keywords: Financial Early Warning Model, Logistic Regression Analysis, Artificial Neural Network, Thai Listed Companies

Download ฉบับเต็ม วารสารวิชาชีพบัญชี

1. บทนำ

ปัจจุบันประชาชนทั่วไปได้ตื่นตัวและให้ความสนใจลงทุนในตลาดหลักทรัพย์มากขึ้น โดยจำนวนบัญชีซื้อขายหลักทรัพย์ของผู้ลงทุนบุคคลในปี พ.ศ. 2557 มีจำนวน 1,098,731 บัญชี เพิ่มขึ้นจำนวน 620,146 บัญชี หรือร้อยละ 129.58 เมื่อเทียบกับปี พ.ศ. 2549 (The Stock Exchange of Thailand, 2015) และจากรายงานการซื้อขายหลักทรัพย์รวมของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET) และตลาดหลักทรัพย์ เอ็ม เอ ไอ (mai) แยกตามประเภทผู้ลงทุนในปี พ.ศ. 2558 ผู้ลงทุนบุคคลยังเป็นกลุ่มที่มีบทบาทสูงสุดในตลาดหลักทรัพย์ไทย โดยมีมูลค่าซื้อขายเฉลี่ยต่อวันที่ 26,232 ล้านบาท คิดเป็นสัดส่วนร้อยละ 59.21 ของมูลค่าการซื้อขายรวม และมีสถานะซื้อสุทธิในปี พ.ศ. 2558 สูงเป็นลำดับที่ 2 จำนวน 79,896 ล้านบาท (The Stock Exchange of Thailand, 2016) แต่จากภาวะเศรษฐกิจโลก ที่ได้รับผลกระทบอย่างหนักจากการฟื้นตัวทางเศรษฐกิจของกลุ่มประเทศตลาดเกิดใหม่ (The World Bank, 2016) และยังคงเติบโตอย่างค่อยเป็นค่อยไป (Government Pension Fund, 2017) ภาวะเศรษฐกิจในประเทศที่ต้องพึ่งการใช้จ่ายของภาครัฐเป็นสำคัญ (Ministry of Finance, 2017) ปัญหาภัยพิบัติทางธรรมชาติ และปัญหาด้านการการกำกับดูแลกิจการที่ไม่มีประสิทธิภาพ อาจส่งผลกระทบต่อความอยู่รอดหรือความล้มเหลวทางการเงินของภาคธุรกิจ รวมทั้งการปรับปรุงมาตรฐานการรายงานทางการเงินอย่างต่อเนื่อง หากเกิดภาวะความล้มเหลวทางการเงินของภาคธุรกิจจะส่งผลกระทบอย่างกว้างขวางไม่ว่าจะเป็นผู้ถือหุ้น นักลงทุน เจ้าหนี้ พนักงาน ผู้สอบบัญชี ประชาชนทั่วไป หรือผู้มีส่วนได้เสียที่เกี่ยวข้อง (Stakeholders) ทั้งภายในและภายนอกกิจการ รวมไปถึงการสร้างความเสียหายต่อระบบเศรษฐกิจของทั้งในและต่างประเทศอย่างมหาศาล (Philasri & Phadoongsitthi, 2011) ถึงแม้ภาวะความล้มเหลวอาจเป็นเหตุการณ์ที่ไม่เกิดขึ้นบ่อย แต่เป็นเหตุการณ์ที่มีต้นทุนสูงสำหรับเจ้าของเงินทุน เนื่องจากการปรับโครงสร้างองค์กรหรือต้นทุนในการเลิกกิจการ ไปลดมูลค่าส่วนใหญ่ขององค์กร (Beaver, 1968)

ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2540 ที่เกิดวิกฤตเศรษฐกิจในประเทศไทย ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยได้ประกาศพิจารณาบริษัทออกจากตลาดหลักทรัพย์ไปแล้ว ณ วันที่ 16 มกราคม พ.ศ. 2560 จำนวน 200 บริษัท (The Stock Exchange of Thailand, 2017) จากผลกระทบดังกล่าวทำให้นักลงทุนซึ่งไม่ได้จำกัดเฉพาะนักลงทุนจากสถาบันการเงิน หรือนักวิเคราะห์การลงทุนจากหน่วยงานที่เกี่ยวข้องกับการลงทุนเท่านั้น แม้แต่นักลงทุนรายย่อยต่างให้ความสนใจที่จะศึกษาข้อมูลของบริษัทเพื่อทำการลงทุนมากขึ้น และมีความต้องการข้อมูลเชิงลึกของบริษัทที่จะลงทุนว่าจะดำเนินกิจการต่อไปได้ หรือจะมีแนวโน้มประสบความล้มเหลวทางการเงินจนกระทั่งต้องเข้าสู่ภาวะล้มละลาย และตระหนักถึงความสำคัญและความจำเป็นของเครื่องมือที่จะส่งสัญญาณเตือนล่วงหน้าทางการเงิน จึงทำให้นักวิจัยเกิดแนวคิดในการพยายามคิดค้นหาและพัฒนาเครื่องมือหรือตัวแบบที่จะใช้ในการพยากรณ์หรือทำนายภาวะการล้มละลายของบริษัท (Bankruptcy Prediction Model) เพื่อให้นักลงทุนและผู้มีส่วนได้เสียมีเครื่องมือที่ช่วยในการประเมินสถานะทางการเงินของบริษัทที่สนใจลงทุน และให้องค์กรสามารถประเมินสถานการณ์หรือคาดคะเนถึงสาเหตุ และสามารถเตรียมรับมือ หรือปรับเปลี่ยนวิธีการดำเนินงานของบริษัทเพื่อให้รอดพ้นจากภาวะล้มเหลวทางการเงินที่อาจจะเกิดขึ้นได้ทันท่วงที และที่สำคัญอีกประการหนึ่งคือประโยชน์ที่ได้จากการพยากรณ์ภาวะความล้มเหลวทางการเงินของธุรกิจมีความสำคัญอย่างมากต่อการเจริญเติบโตอย่างยั่งยืนของบริษัท (Leelahawas & Phadoongsitthi, 2009; Philasri & Phadoongsitthi, 2011; Somchom & Koowattanatianchai, 2014)

การวิจัยเกี่ยวกับการพยากรณ์ความล้มเหลวของบริษัทโดยใช้ข้อมูลอัตราส่วนทางการเงิน เกิดขึ้นครั้งแรกเมื่อปี ค.ศ. 1966 โดย William H. Beaver ซึ่งเป็นผู้ช่วยศาสตราจารย์ด้านการบัญชี ของมหาวิทยาลัยชิคาโก ได้

Download จาก วารสารวิชาชีพบัญชี

ทำการวิจัยในหัวข้อเรื่อง Financial Ratios As Predictors of Failure โดยใช้การวิเคราะห์ตัวแปรเดี่ยว (Univariate Analysis) ซึ่งเป็นการวิเคราะห์ทีละอัตราส่วน (Beaver, 1966) ต่อมาในปี ค.ศ. 1968 โดย Edward I. Altman ซึ่งเป็นผู้ช่วยศาสตราจารย์ด้านการเงิน ของมหาวิทยาลัยนิวยอร์ก ได้ทำการวิจัยในหัวข้อเรื่อง Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy โดยใช้การวิเคราะห์จำแนกประเภท (Discriminant Analysis) ซึ่งเป็นการพิจารณา 5 อัตราส่วนในเวลาเดียวกัน (Altman, 1968) กล่าวได้ว่านักวิจัยทั้งสองท่านเป็นผู้บุกเบิกเกี่ยวกับงานวิจัยดังกล่าว และเทคนิควิธีการที่ใช้ในการสร้างตัวแบบพยากรณ์ความล้มเหลวมีหลากหลายวิธี ได้แก่ (1) Statistical Models: Univariate Analysis, Multiple Discriminant Analysis (MDA), Linear Probability Model (LPM), Logit Model, Probit Model, Cumulative Sums (CUSUM) Procedures, Partial Adjustment Processes (2) Artificially Intelligent Expert System Models (AIES): Recursively Partitioned Decision Trees (An Inductive Learning Model), Case Based Reasoning (CBR) Models, Neural Networks (NN), Genetic Algorithm (GA), Rough Set Model และ (3) Theoretical Models: Balance Sheet Decomposition Measures (BSDM), Entropy Theory, Gambler's Ruin Theory, Cash Management Theory, Credit Risk Theories (Including JP Morgan's Credit Metrics, Moody's KMV Model (Aziz & Dar, 2006)

จากการทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้องวิธีที่ได้รับความนิยม คือ การวิเคราะห์จำแนกประเภท (Discriminant Analysis) และการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติค (Logistic Regression Analysis)(Peeracheir, 2016) แต่การวิเคราะห์การถดถอยโลจิสติคไม่ต้องมีข้อสมมติฐานในเรื่องการแจกแจงปกติของตัวแปรหลายตัว (Multivariate Normality) และความเท่ากันของเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม (Covariance Matrix) ของตัวแปรอิสระแต่ละกลุ่ม ซึ่งถือว่าเป็นวิธีที่มีความยืดหยุ่นและไม่ซับซ้อนเหมือนกับการวิเคราะห์จำแนกประเภท ในขณะที่โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) เป็นวิธีการสมัยใหม่ที่มีความสามารถในการพยากรณ์ได้ถูกต้องแม่นยำสูง และการศึกษาโดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติคและโครงข่ายประสาทเทียมกับบริษัทในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยมีน้อย ดังนั้นจึงทำการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติคและโครงข่ายประสาทเทียมมาสร้างตัวแบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงินของบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย และเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของวิธีการดังกล่าว

ในการวิจัยครั้งนี้ ได้นำอัตราส่วนทางการเงินและคะแนนการกำกับดูแลกิจการที่ดีมาสร้างตัวแบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงินของบริษัทจดทะเบียน โดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติคและโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อให้นักลงทุนและผู้มีส่วนได้เสียมีเครื่องมือที่ช่วยในการประเมินสถานะทางการเงินของบริษัทที่สนใจลงทุน และบริษัทสามารถประเมินสถานการณ์ ค้นหาสาเหตุและแก้ไขปัญหาได้ทันท่วงที

2. ทบทวนวรรณกรรม

Altman & Hotchkiss (2005) อธิบายความหมายของความล้มเหลวทางธุรกิจ (Business Failure) ไว้ 4 ประเภท ได้แก่ (1) ความล้มเหลว (Failure) แบ่งได้ 2 ประเภท คือ ความล้มเหลวเชิงเศรษฐกิจ (Economic Failure) หมายถึง การที่ธุรกิจได้รับอัตราผลตอบแทนจากการลงทุนต่ำและต่อเนื่องเมื่อเทียบกับอัตราผลตอบแทนจากการลงทุนทั่วไปที่มีลักษณะเดียวกัน และความล้มเหลวทางกฎหมาย (Legal Failure) หมายถึง กรณีธุรกิจไม่สามารถปฏิบัติตามภาระผูกพันทางการเงินตามกฎหมายที่มีต่อเจ้าหนี้ (2) การไม่สามารถชำระหนี้สินได้ตามกำหนด (Insolvency) คือ กรณีธุรกิจไม่สามารถดำเนินกิจการเพื่อให้บรรลุตามภาระผูกพันทางการเงินที่ทำไว้กับ

Download from วารสารวิชาชีพบัญชี

เจ้าหนี้ (3) การผิดนัด (Default) หรือการผิดสัญญาจะเกิดขึ้นเมื่อลูกหนี้ละเมิดเงื่อนไข ข้อตกลงตามสัญญาที่ทำไว้กับเจ้าหนี้ และ (4) ภาวะล้มละลาย (Bankruptcy) แบ่งได้ 2 ประเภท คือ มูลค่าสุทธิของบริษัทติดลบ และบริษัทล้มละลายตามกฎหมายล้มละลาย (Leelahawas & Phadoongsitthi, 2009) ส่วนสาเหตุของภาวะล้มเหลวทางการเงิน มีนักวิจัยหลายท่านได้เสนอไว้ดังนี้ ในปี ค.ศ. 1974 Altman & McGough ระบุว่าปัญหาทางการเงินและปัญหาการดำเนินงานเป็นสัญญาณล่วงหน้าของความล้มเหลวของกิจการ จนกระทั่งนำไปสู่ภาวะล้มละลาย ในปี ค.ศ. 1980 Dambolena & Khoury กล่าวว่าความล้มเหลวของบริษัทมาจากปัจจัยภายในและปัจจัยภายนอก ในปี ค.ศ. 1983 Altman เสนอแนะว่าปัจจัยทางเศรษฐศาสตร์มหภาคอาจส่งผลต่อการล้มเหลวของบริษัท ในปี ค.ศ. 1994 Brigham & Gapenski กล่าวว่าสาเหตุความล้มเหลวของบริษัทมาจากปัจจัยทางเศรษฐกิจและปัจจัยทางการเงิน และในปี ค.ศ. 2002 Altman เปิดเผยว่าปัจจัยทางการเงินที่ส่งผลต่อการล้มละลายของบริษัท Enron คือการมีหนี้สินจำนวนมากในงบดุล (Gambrel, 2004)

อัตราส่วนทางการเงิน (Financial Ratios) เป็นตัวแทนของรายงานทางการเงินและเป็นตัวช่วยสำหรับผู้บริหารที่ตัดสินใจ (Gambrel, 2004; อ้างอิงจาก Chen & Shimerda, 1981; Elam, 1975; Horrigan, 1965) ได้มาจากการปรับเปลี่ยนข้อมูลรายงานทางการเงินเป็นอัตราส่วนเพื่อประเมินสถานะของบริษัทและเพื่อการเปรียบเทียบกันได้ของบริษัทที่มีความแตกต่างกันในเรื่องขนาด (Gambrel, 2004)

การกำกับดูแลกิจการ (Corporate Governance: CG) คือ การบริหารจัดการบริษัทเพื่อให้มีประสิทธิภาพ เน้นความโปร่งใส และสามารถตรวจสอบได้ ซึ่งจะช่วยสร้างความเชื่อมั่นและความมั่นใจให้กับผู้ถือหุ้น นักลงทุน ผู้มีส่วนได้เสีย ที่เกี่ยวข้องทุกฝ่าย และจะนำไปสู่ความมั่นคงและความเจริญก้าวหน้าอย่างยั่งยืน โดยมีเนื้อหาแบ่งออกเป็น 5 หมวด ได้แก่ (1) สิทธิของผู้ถือหุ้น (2) การปฏิบัติต่อผู้ถือหุ้นอย่างเท่าเทียมกัน (3) บทบาทของผู้มีส่วนได้เสีย (4) การเปิดเผยข้อมูลที่โปร่งใส และ (5) ความรับผิดชอบของกรรมการ (The Stock Exchange of Thailand, 2012; The Securities and Exchange Commission, 2016) ส่วนคณะแนนการกำกับดูแลกิจการนั้น นับตั้งแต่ปี พ.ศ. 2544 สมาคมส่งเสริมสถาบันกรรมการบริษัทไทย (IOD) โดยการสนับสนุนของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย และสำนักงานคณะกรรมการ ก.ล.ต. ได้ทำการสำรวจการกำกับดูแลกิจการของบริษัทจดทะเบียนอย่างต่อเนื่อง โดยผลสำรวจแนวปฏิบัติของบริษัทจดทะเบียนในภาพรวมได้นำเสนอไว้ในรายงาน Corporate Governance Report of Thai Listed Companies (CGR) โดยหลักเกณฑ์การสำรวจตั้งแต่ปี พ.ศ. 2557 มีการพัฒนาให้มีความสอดคล้องกับมาตรฐานของ ASEAN CG Scorecard เพื่อส่งเสริมให้บริษัทจดทะเบียนไทยสามารถปฏิบัติตามมาตรฐานการกำกับดูแลกิจการในระดับสากลได้มากยิ่งขึ้น โดยทำการเผยแพร่รายชื่อเฉพาะบริษัทที่ได้คะแนนอยู่ในระดับ “ดี” ขึ้นไป

การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติค (Logistic Regression Analysis) เป็นการศึกษาระดับความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตาม (โอกาสที่จะเกิดเหตุการณ์) กล่าวคือศึกษาว่าตัวแปรอิสระตัวใดมีอิทธิพลหรือผลกระทบต่อตัวแปรตาม เพื่อพยากรณ์หรือทำนายโอกาสที่จะเกิดเหตุการณ์ที่สนใจ โดยการใช้สมการที่เหมาะสมที่สร้างขึ้นด้วยตัวแปรอิสระที่มีผลต่อตัวแปรตามที่ได้จากการศึกษาความสัมพันธ์ การเลือกตัวแปรอิสระที่เหมาะสม จะทำให้ร้อยละของความถูกต้องในการพยากรณ์หรือทำนายมีค่าสูงสุด (Vanichbuncha, 2009)

สำหรับการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติคแบบทวิ (Binary, Dichotomous) ตัวแปรตาม (Y) มีเพียง 2 ค่า คือ ไม่เกิดเหตุการณ์ (Y = 0) หรือเกิดเหตุการณ์ (Y = 1) มีความสัมพันธ์กับตัวแปรอิสระ (X) ไม่ได้อยู่ในรูปเชิงเส้นสมการดังนี้ (Kaiyawan, 2012)

Download จาก วารสารวิชาชีพบัญชี

$$P(y) = \frac{1}{1 + e^{-f(x)}}$$

เมื่อ

P(y) = ความน่าจะเป็นของการเกิดเหตุการณ์ y

e = Exponential Function
(e = 2.718281828459...)

f(x) = ฟังก์ชันของตัวแปรทำนาย

ถ้า

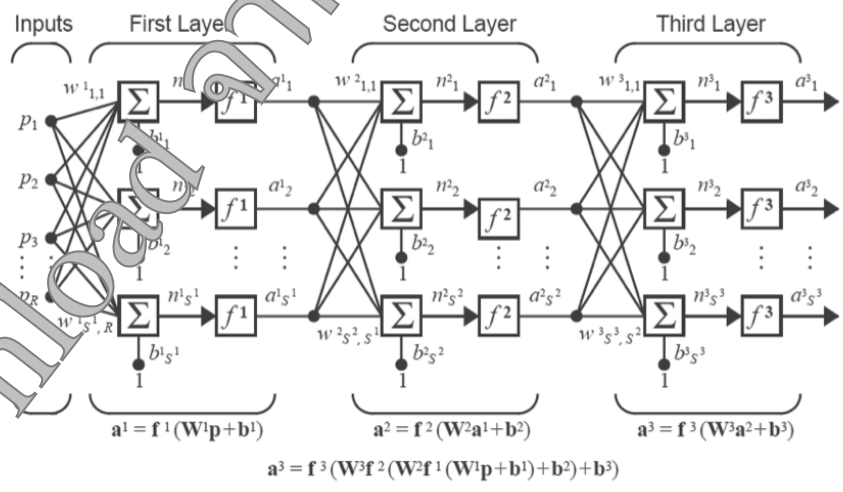
P(y) < 0.5 สถานะ = 0 หมายถึง บริษัทที่ไม่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอนจากตลาดหลักทรัพย์

P(y) ≥ 0.5 สถานะ = 1 หมายถึง บริษัทที่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอนจากตลาดหลักทรัพย์

0.5 เป็นค่าความน่าจะเป็นที่ใช้เป็นจุดตัด (Cutting Score) แต่อาจกำหนดค่าอื่นๆ ได้ตามสมควรของแต่เรื่อง

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN หรือ Neural Network) เป็นศาสตร์แขนงย่อยของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ซึ่งมีพื้นฐานมาจากการจำลองหรือเลียนแบบวิธีการทำงานของเซลล์สมองหรือระบบประสาทของมนุษย์ โดยมีวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือให้คอมพิวเตอร์มีความชาญฉลาดในการเรียนรู้และฝึกฝนเหมือนกับมนุษย์ สามารถนำความรู้และทักษะจากการเรียนรู้มาใช้ในการจดจำรูปแบบ (Pattern Recognition) ความสามารถในการรับรู้ (Perception) การอุปนานความรู้ (Knowledge Deduction) การจัดกลุ่ม (Clustering) การจัดหมวดหมู่ (Classification) การควบคุมเครื่องยนต์ (Motor Control) และการพยากรณ์หรือการทำนาย (Forecasting or Prediction) เป็นต้น โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-Layer Perceptron) เป็นสถาปัตยกรรมโครงข่ายที่ซับซ้อน ซึ่งสามารถนำไปแก้ไขปัญหาที่มีความสลับซับซ้อนได้ (Haykin, 1999)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back-propagation Artificial Neural Network) เป็นโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบบป้อนไปข้างหน้า (Feedforward Neural Network Structure) โดยการทำงานคือเมื่อมีตัวแปรนำเข้า (Input) เข้าไปในโครงข่าย (Network) และคูณกับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ในการเชื่อมต่อระหว่างนิวรอน จากนั้นทำการรวม (Summing) ก่อนที่จะส่งไปฟังก์ชันถ่ายโอน (Threshold Function)



ภาพที่ 1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบ 3 ชั้น
(ที่มา : Hagan & Demuth. 1996)

Download จาก วารสารวิชาชีพบัญชี

เพื่อจะคำนวณหาค่าส่งออก (Output) ออกมา (Jongsiri, 2014)

ส่วนงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในปี ค.ศ. 1931 Fitzpatrick อาจเป็นนักวิจัยท่านแรกที่ใช้การวิเคราะห์อัตราส่วนในการเปรียบเทียบบริษัทที่ล้มเหลวและบริษัทที่ไม่ล้มเหลว โดยใช้วิธีการวิเคราะห์ข้อมูลตัวแปรเดี่ยว (Univariate Analysis) ประกอบด้วย 13 อัตราส่วนเป็นตัวชี้วัดของความล้มเหลว แต่ตัวแบบดังกล่าวไม่ได้เปิดเผยความสัมพันธ์ที่มีนัยสำคัญกับการล้มเหลว ในปี ค.ศ. 1966 Beaver ได้ใช้อัตราส่วนทางการเงินกับวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลตัวแปรเดี่ยว (Univariate Analysis) พบว่าอัตราส่วน Cash Flow to Total Debt Ratio สามารถพยากรณ์ได้ดีที่สุดก่อนจะล้มเหลว 5 ปี งานดังกล่าวได้รับการยอมรับว่าเป็นงานชิ้นแรกที่มีอิทธิพลต่อการพยากรณ์ความล้มเหลวของธุรกิจ (Beaver, 1966) ในปี ค.ศ. 1968 Altman ได้ศึกษาปรับปรุงต่อยอดจากงานของ Beaver โดยใช้อัตราส่วนทางการเงินและวิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภทพหุ (Multiple Discriminant Analysis: MDA) และได้พัฒนาตัวแบบ Z-Score ที่รู้จักกันอย่างแพร่หลาย ผลการศึกษาพบว่ามี 5 อัตราส่วนทางการเงินมีนัยสำคัญในการพยากรณ์ความล้มเหลวของบริษัท (Altman, 1968) ในปี ค.ศ. 1972 Deakin ได้ทดสอบ 14 อัตราส่วนทางการเงินของ Beaver (1966) และวิธี MDA พบว่าสามารถพยากรณ์ได้ถูกต้องก่อน 5 ปีที่ล้มเหลว ในปี ค.ศ. 1977 Altman, Haldeman และ Narayanan ได้พัฒนาตัวแบบ ZETA R Credit Risk Model ซึ่งประกอบไปด้วย 7 อัตราส่วนทางการเงิน จากนั้นวิธี MDA ได้ใช้ในการพยากรณ์ความล้มเหลวของบริษัทอย่างแพร่หลาย ตัวอย่างนักวิจัยที่ใช้วิธี MDA อาทิ Deakin ปี ค.ศ. 1972; Edminster ปี ค.ศ. 1972; Blum ปี ค.ศ. 1974; Eisenbeis ปี ค.ศ. 1977; Taffler และ Tisshaw ปี ค.ศ. 1977; Altman ปี ค.ศ. 1977; Micha ปี ค.ศ. 1984; Gombola และคณะ ปี ค.ศ. 1987; Lussier ปี ค.ศ. 1995; Altman และคณะ ปี ค.ศ. 1995 เป็นต้น ในปี ค.ศ. 1980 Ohlson เป็นนักวิจัยท่านแรกที่ได้พัฒนาตัวแบบโดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติคเชิงพหุ (Multiple Logistic Regression: Logit) ในการสร้างตัวแบบพยากรณ์ความล้มเหลว ตัวแบบสามารถพยากรณ์ความถูกต้องแม่นยำถึงร้อยละ 96.12 (Ohlson, 1980) ในปี ค.ศ. 1981 Scott พบว่าตัวแปรงบกระแสเงินสดสามารถประมาณการกระแสเงินสดในอนาคตได้ และกระแสเงินสดในอดีตและปัจจุบันสามารถพยากรณ์ความล้มเหลวได้ ในปี ค.ศ. 1982 Earl and Marais พบว่าอัตราส่วนกระแสเงินสดต่อหนี้สินหมุนเวียน (Cash Flow to Current Liabilities Ratio) ใช้พยากรณ์ได้ บรรดานักวิจัยที่นำใช้งบกระแสเงินสดในการสร้างตัวแบบได้แก่ Casey and Bartczak ปี ค.ศ. 1985; Gentry และคณะ ปี ค.ศ. 1985; Gombola และคณะ ปี ค.ศ. 1987; Aziz และคณะ ปี ค.ศ. 1988 เป็นต้น (Pongsatat, Ramage, & Lawrence, 2004; Wijekoon & Azeez, 2015)

ในช่วงปี ค.ศ. 1990 มีการใช้คอมพิวเตอร์กันอย่างแพร่หลาย วิธีปัญญาประดิษฐ์ ได้แก่ Neural Networks (NN), Support Vector Machine (SVM) และ Decision Tree (DT) Models ได้ถูกนำมาใช้กันอย่างแพร่หลาย ในปี ค.ศ. 1990 Odom และ Sharda พบว่าอัตราความถูกต้องแม่นยำของ Neural Networks Model สูงกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับวิธี MDA ในขณะที่ Min และ Lee ในปี ค.ศ. 2005 ได้ใช้วิธี SVM ในการพยากรณ์ความล้มเหลว โดยเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง SVM, MDA, logit, และ NN ปรากฏว่า SVM มีประสิทธิภาพเหนือกว่าวิธีอื่น แต่งานวิจัยของ Joos และคณะ ในปี ค.ศ. 1998 พบว่า Decision Tree Model เหนือกว่า Logit Model เมื่อใช้กับข้อมูลระยะสั้น (Okay, 2015)

นักวิจัยหลายท่านพบว่าบริษัทที่มีการกำกับดูแลกิจการไม่ดี จะเป็นสาเหตุใหญ่ประการหนึ่งที่เกิดวิกฤตการณ์ทางการเงินในเอเชียในปี ค.ศ. 1997 โดยนักวิจัย Rajan และ Zingales ปี ค.ศ. 1998 และ Prowse ปี ค.ศ. 1998

Download จาก วารสารวิชาชีพบัญชี

สรุปว่าการกำกับดูแลกิจการที่ไม่ดี จะนำไปถึงความวิกฤต ในปี ค.ศ. 2002 Becht, Bolton และ Roell พบว่ากลไกการกำกับดูแลกิจการที่ดีได้รับความสนใจในงานวิจัยของการพยากรณ์ความล้มเหลวของบริษัทนับตั้งแต่เกิดเหตุการณ์การล่มสลายของบริษัทในช่วงปลายปี ค.ศ. 1990 ในปี ค.ศ. 2015 Wijekoon และ Azeez ได้ใช้ 15 อัตราส่วนทางการเงินและ 8 ตัวแปรการกำกับดูแลกิจการที่ดีกับวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติค พบว่าตัวแบบมีความถูกต้องแม่นยำของการพยากรณ์ที่ร้อยละ 88.57 ก่อน 1 ปีที่ล้มเหลว และมีความถูกต้องแม่นยำของพยากรณ์ทั้ง 3 ปีเกินร้อยละ 80 (Wijekoon & Azeez, 2015)

ในปี ค.ศ. 2008 Abou El Sood ศึกษาตัวแปรทางเศรษฐศาสตร์มหภาค และการกำกับดูแลกิจการที่ดี โดยใช้การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติคเป็นเครื่องมือในการพยากรณ์ความล้มเหลวของบริษัท โดยโมเดลที่ 1 ประกอบด้วยสารสนเทศการบัญชีเท่านั้น โมเดลที่ 2 ประกอบด้วยตัวแปรทางเศรษฐกิจและสารสนเทศทางการบัญชี โมเดลที่ 3 ประกอบด้วยการกำกับดูแลกิจการและสารสนเทศทางการบัญชี และโมเดลที่ 4 ประกอบด้วยตัวแปรทั้ง 3 พบว่าตัวแปรทั้ง 3 สามารถพยากรณ์ได้ถูกต้องแม่นยำถึงร้อยละ 84.8 (Abou El Sood, 2008)

ในปี ค.ศ. 2009 Muller, Steyn Bruwer และ Hamman ศึกษาการพยากรณ์ความล้มเหลวของบริษัท หรือความล้มเหลวทางการเงิน โดยใช้ Multiple Discriminant Analysis (MDA), Recursive Partitioning (RP), Logit Analysis (LA) and Neural Networks (NN) พบว่า Logit Analysis (LA) and Neural Networks (NN) Techniques สามารถพยากรณ์ได้ถูกต้องแม่นยำสูงสุด (Muller, Steyn-Bruwer, & Hamman, 2009)

ในปี ค.ศ. 2010 Li และ Sun พบว่า HCBR (Hybrid Case-Based Reasoning) สามารถพยากรณ์การล้มเหลวของบริษัทที่จดทะเบียนในประเทศจีนในระยะสั้น โดยสามารถพยากรณ์ได้ถูกต้องแม่นยำกว่าวิธี Multiple Discriminant Analysis (MDA), Logistic Regression, Classical CBR และ Support Vector Machine (Li & Sun, 2010)

ในปี ค.ศ. 2012 Mazouz, Crane และ Gambrel ทดสอบว่ากระแสเงินสดมีอิทธิพลต่อการพยากรณ์ความล้มเหลวของธุรกิจ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม และใช้อัตราส่วนทางการเงินเป็นตัวแปรนำเข้า พบว่า Accrual-Based Model มีความถูกต้องแม่นยำในการจำแนกประเภทร้อยละ 92.55 ของตัวอย่างทดสอง และร้อยละ 77.5 ของตัวอย่างทดสอบ ส่วน Cash Flow Based Model มีความถูกต้องแม่นยำในการจำแนกประเภทร้อยละ 94.15 ของตัวอย่างทดสอง และร้อยละ 82.5 ของตัวอย่างทดสอบ (Mazouz, Crane, & Gambrel, 2012) Lakshan และ Wijekoon ศึกษาผลกระทบของการกำกับดูแลกิจการต่อความล้มเหลวของบริษัท โดยใช้ตัวแปรที่เปิดเผยจากรายงานประจำปี และใช้การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติค พบว่าความล้มเหลวของบริษัทมีความสัมพันธ์กับการกำกับดูแลกิจการ (Lakshan & Wijekoon, 2012) และ Bagheri, Valipour และ Amin ศึกษาการพยากรณ์ความล้มละลายของบริษัท โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติค พบว่าตัวแบบทั้งสองมีประโยชน์ในการพยากรณ์ความล้มเหลว และโครงข่ายประสาทเทียมมีความถูกต้องแม่นยำกว่าการวิเคราะห์การถดถอยโลจิสติค (Bagheri, Valipour, & Amin, 2012)

ในปี ค.ศ. 2013 Bee และ Abdollahi ศึกษาการพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงินโดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติคและ 34 อัตราส่วนทางการเงิน พบว่าสามารถพยากรณ์ได้ถูกต้องแม่นยำก่อน 1 ปีร้อยละ 96.6 ก่อน 2 ปีร้อยละ 91.1 ก่อน 3 ปีร้อยละ 83.1 ก่อน 4 ปีร้อยละ 83.0 ก่อน 5 ปีร้อยละ 75.0 (Bee & Abdollahi, 2013)

ในปี ค.ศ. 2015 Okay ศึกษาและเปรียบเทียบความถูกต้องแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ ได้แก่ Multivariate Linear Discriminant, Quadratic Discriminant, Logit,

Download สถาบันวิทยบริการ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Probit, Decision Tree, Neural Networks and Support Vector Machine Models พบว่าตัวแบบทั้ง 5 ประเภท สามารถพยากรณ์ได้อย่างถูกต้องแม่นยำรวมขั้นต่ำร้อยละ 75 ในขณะที่ Decision Tree Model มีความถูกต้องแม่นยำสูงสุด แต่เมื่อใช้กับกลุ่มทดสอบ (Hold-out Samples) Neural Networks Model มีความถูกต้องแม่นยำในการพยากรณ์มากที่สุดในตัวแบบทั้งหมดที่ศึกษา (Okay, 2015)

ในปี ค.ศ. 2016 Jones นำ Cash Flow Based Model มาใช้ในการพยากรณ์ความล้มเหลวในประเทศออสเตรเลีย โดยใช้ 4 Cash Based Variables ตัวแบบที่ได้สามารถพยากรณ์ได้ถูกต้องแม่นยำในระดับที่ดีมาก ซึ่งดีกว่า Complex Multivariate Models และตัวแบบได้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า Logit Model ที่สร้างมาจากตัวแปรของ Altman's Z score (Jones, 2016) Nouri และ Soltani ศึกษาตัวแปรทางด้านบัญชี การตลาด และเศรษฐศาสตร์มหภาค และใช้การวิเคราะห์การถดถอยโลจิสติค พบว่าตัวแบบที่ใช้ตัวแปรทางด้านบัญชีและการตลาดสามารถพยากรณ์ได้ถูกต้องแม่นยำร้อยละ 91.2 และร้อยละ 82.1 ตามลำดับ ส่วนตัวแปรเกี่ยวกับเศรษฐศาสตร์มหภาคไม่มีความสัมพันธ์ทางสถิติ (Nouri & Soltani, 2016) และ Mansouri, Nazari และ Ramazani ศึกษาอัตราส่วนทางการเงินกับโครงข่ายประสาทเทียมและการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติค ใช้พยากรณ์ความล้มเหลวของบริษัท 1-3 ปีก่อนล้มเหลว พบว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมีความถูกต้องแม่นยำกว่าวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติค (Mansouri, Nazari, & Ramazani, 2016)

สำหรับแบบจำลองประเภทต่างๆ และความถูกต้องแม่นยำในการพยากรณ์สามารถศึกษาเพิ่มเติมได้จากงานวิจัยของ Bellovary, Giacomino และ Akers เรื่อง A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930–Present (Bellovary, Giacomino, & Akers, 2007) และงานวิจัยของ Aziz และ Dar เรื่อง Predicting Corporate Bankruptcy: Where We Stand? (Aziz & Dar, 2006)

จากการทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง พบว่าข้อมูลอัตราส่วนทางการเงินและการกำกับดูแลกิจการที่ดีมีความสำคัญต่อการพยากรณ์สถานะของบริษัท โดยวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติคมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์และมีความยืดหยุ่นกว่าวิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภท และโครงข่ายประสาทเทียมเป็นวิธีการสมัยใหม่ที่มีความสามารถในการพยากรณ์สูง ผู้วิจัยได้นำอัตราส่วนทางการเงินและคะแนนการกำกับดูแลกิจการที่ดีมาสร้างตัวแบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงินด้วยวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติคและโครงข่ายประสาทเทียม และเปรียบเทียบตัวแบบทั้ง 2 วิธี เพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมกับบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย

3. วิธีการวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างและเปรียบเทียบตัวแบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงินของบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติคและโครงข่ายประสาทเทียม ประชากรคือบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยทุกกลุ่มอุตสาหกรรม ยกเว้นกลุ่มอุตสาหกรรมธุรกิจการเงิน เนื่องจากข้อมูลในงบการเงินมีความแตกต่างจากบริษัทในกลุ่มอุตสาหกรรมอื่น และกลุ่มอุตสาหกรรมเกษตรและอุตสาหกรรมอาหาร เนื่องจากไม่มีบริษัทตัวอย่าง กลุ่มตัวอย่างแบ่งเป็น 2 กลุ่ม คือ

- กลุ่มบริษัทที่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอน คือ บริษัทที่ตลาดหลักทรัพย์ขึ้นเครื่องหมาย NC (Non-Compliance) และเครื่องหมาย SP (Suspension) เพื่อสั่งห้ามการซื้อขายและให้เวลาในการฟื้นฟูกิจการ 3 ปี ระหว่างปี พ.ศ. 2554–2559 จำนวน 14 บริษัท

- กลุ่มบริษัทที่ไม่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอน คือ บริษัทที่มีการดำเนินงานตามปกติในปีที่เก็บข้อมูล ไม่เคยฟื้นฟูกิจการ จดทะเบียนเข้าใหม่ก่อนปีที่เก็บข้อมูล และเป็นบริษัทที่อยู่หมวดธุรกิจเดียวกับบริษัทที่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอน จำนวน 160 บริษัท

Download from วารสารวิชาชีพบัญชี

ตารางที่ 1 สรุปจำนวนบริษัทตัวอย่างที่ใช้ในการวิจัย

กลุ่มอุตสาหกรรม	บริษัทที่เข้าข่ายฯ	บริษัทที่ไม่เข้าข่ายฯ	รวม
บริการ	2	13	15
เทคโนโลยี	2	21	23
อสังหาริมทรัพย์และก่อสร้าง	3	61	64
ทรัพยากร	2	23	25
สินค้าอุตสาหกรรม	4	37	41
สินค้าอุปโภคบริโภค	1	5	6
รวม	14	160	174

ในการเลือกกลุ่มตัวอย่างจะใช้วิธีการจับคู่ ระหว่างบริษัทที่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอนกับบริษัทที่ไม่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอนที่อยู่ในหมวดธุรกิจเดียวกัน มีข้อมูลงบการเงินที่ครบถ้วน และมีรอบระยะเวลาบัญชีสิ้นสุดวันที่ 31 ธันวาคมของทุกปี

ตัวแปรตามในงานวิจัยนี้เป็นตัวแปรหุ่น ซึ่งมี 2 ค่า คือ “1” หมายถึง บริษัทที่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอน และ “0” หมายถึง บริษัทที่ไม่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอน ตามคำนิยามข้างต้น ส่วนตัวแปรอิสระประกอบไปด้วย 2 กลุ่ม คือ (1) อัตราส่วนทางการเงินโดยเก็บข้อมูลจากงบการเงิน และ (2) คะแนนการกำกับดูแลกิจการที่เป็นตัวแปรหุ่น ซึ่งมี 2 ค่า คือ “0” หมายถึง คะแนนต่ำกว่าระดับดีลงไป และ “1” หมายถึง คะแนนระดับดีขึ้นไป โดยเก็บข้อมูลจากรายงานการกำกับดูแลกิจการของบริษัทจดทะเบียนของสมาคมส่งเสริมสถาบันกรรมการบริษัทไทย ก่อนหน้า 1–2 ปี ที่บริษัทจะเข้าข่ายอาจถูกเพิกถอน (ระหว่างปี พ.ศ. 2552–2558) ซึ่งประกอบไปด้วย 15 อัตราส่วน จาก 5 หมวด ดังนี้

อัตราส่วนสภาพคล่อง (Liquidity Ratios):

- อัตราส่วนทุนหมุนเวียน (Current Ratio: CACL)
- อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนสุทธิต่อสินทรัพย์รวม (Net Working Capital to Total Assets Ratio: WCTA)
- อัตราส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (Current Assets to Total Assets Ratio: CATA)
- อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อหนี้สินหมุนเวียน (Cash Flow from Operation to Current Liabilities Ratio: CFOCL)

อัตราส่วนแสดงประสิทธิภาพในการใช้สินทรัพย์ (Activity Ratios):

- อัตราส่วนหมุนเวียนสินทรัพย์ (Total Assets Turnover Ratio: TITA)

อัตราส่วนที่แสดงถึงความเสี่ยงจากการกู้ยืม (Leverage Ratios):

- อัตราส่วนหนี้สินไม่หมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (Non-Current Liabilities to Total Assets Ratio: NCLTA)
- อัตราส่วนหนี้สินไม่หมุนเวียนต่อหนี้สินรวม (Non-Current Liabilities to Total Liabilities Ratio: NCLTL)
- อัตราส่วนหนี้สินรวมต่อสินทรัพย์รวม (Total Liabilities to Total Assets Ratio: TLTA)
- อัตราส่วนหนี้สินต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (Debt/Equity Ratio: TLTE)

Download from วารสารวิชาชีพบัญชี

- อัตราส่วนส่วนของผู้ถือหุ้นต่อสินทรัพย์รวม (Total Equity to Total Assets Ratio: TETA)
- อัตราส่วนกำไรก่อนดอกเบี้ยและภาษีต่อหนี้สินรวม (Earnings before Interest and Taxes to Total Liabilities Ratio: EBTL)
- อัตราส่วนกระแสเงินจากการดำเนินงานต่อหนี้สินรวม (Cash Flow from Operation to Total Liabilities Ratio: CFOTL)

อัตราส่วนแสดงความสามารถในการทำกำไร (Profitability Ratios):

- อัตราส่วนผลตอบแทนจากสินทรัพย์ (Return on Assets: ROA)
- อัตราส่วนผลตอบแทนผู้ถือหุ้น (Return on Equity: ROE)

การกำกับดูแลกิจการที่ดี (Corporate Governance):

- คะแนนการกำกับดูแลกิจการที่ดี (CGR)

ผู้วิจัยใช้วิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติค และโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อสร้างตัวแบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงิน

4. ผลการศึกษา

ในการใช้วิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติคเพื่อสร้างตัวแบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงิน ได้ใช้วิธี Forward Stepwise (Conditional) ในการคัดเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการครั้งละตัว ผลที่ได้ปรากฏ ดังนี้

จากตารางที่ 2 จะเห็นว่ามีตัวแปรอิสระที่เป็นอัตราส่วนทางการเงินเพียง 3 อัตราส่วน ที่มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติต่อการจำแนกกลุ่มบริษัท ตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการจำแนกกลุ่มมากที่สุดคือ อัตราส่วนส่วนของผู้ถือหุ้นต่อสินทรัพย์รวม (TETA) รองลงมาคืออัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อหนี้สินรวม (CFOTL) และอัตราส่วนกำไรก่อนดอกเบี้ยและภาษีต่อหนี้สินรวม (EBTL) ตามลำดับ เมื่อนำค่าสัมประสิทธิ์ความถดถอยโลจิสติคมาสร้างสมการโลจิสติค ได้ดังนี้

จากสมการโลจิสติค

$$P(y) = \frac{1}{1 + e^{-Z}}$$

เมื่อ

$$Z = 0.062 - 15.061(TETA) - 3.295(EBTL) + 7.701(CFOTL)$$

ตารางที่ 2 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติค ของปีที่ t–1

Variables	B	Sig.	Tolerance	VIF
TETA	–15.061	.000	.852	1.173
EBTL	–3.295	.002	.370	2.699
CFOTL	7.701	.001	.336	2.976
Constant	.062			
Model Chi-Square	= 69.080	Sig. = 0.000		
Hosmer and Lemeshow Test Chi-Square	= 2.847	Sig. = 0.944		
Nagelkerke R Square	= 0.764			

Download จาก...วารสารวิชาชีพบัญชี

ผู้วิจัยได้ทดสอบความถูกต้องของตัวแบบที่ได้ข้างต้นในการจำแนกกลุ่มบริษัท พบว่าตัวแบบที่ได้มีการจำแนกกลุ่มบริษัทที่ไม่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอนได้ถูกต้อง 159 บริษัท จากจำนวนทั้งหมด 160 บริษัท คิดเป็นร้อยละ 99.38 ในขณะที่จำแนกกลุ่มบริษัทที่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอนได้ถูกต้อง 11 บริษัท จากจำนวนทั้งหมด 14 บริษัท คิดเป็นร้อยละ 78.57 โดยมีความผิดพลาดประเภท Type I Error เท่ากับร้อยละ 21.43 และความผิดพลาดประเภท Type II Error เท่ากับร้อยละ 0.62 ดังแสดงในตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ผลการทดสอบความถูกต้องของตัวแบบด้วยวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติค ของปีที่ t–1

Actual Group	Predicted Group		Total
	Non-Potential	Potential	
Non-Potential Delisting	159 (99.38%)	1 (0.62%)	160 (100%)
Potential Delisting	3 (21.43%)	11 (78.57%)	14 (100%)
Cutting Score	0.5		
Total Correct Classification	97.70%		
Type I Error*	21.43%		
Type II Error**	0.62%		

* ความผิดพลาดประเภทที่ 1 คือการจัดกลุ่มบริษัทที่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอนเป็นบริษัทที่มีการดำเนินงานปกติ

** ความผิดพลาดประเภทที่ 2 คือการจัดกลุ่มบริษัทที่มีการดำเนินงานปกติเป็นบริษัทที่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอน

ตารางที่ 4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติค ของปีที่ t–2

Variables	B	Sig.	Tolerance	VIF
ROA	–17.380	.000	1.000	1.000
Constant	–2.419			
Model Chi-Square	= 38.589	Sig. = 0.000		
Hosmer and Lemeshow Test Chi-Square	= 6.610	Sig. = 0.579		
Nagelkerke R Square	= 0.464			

จากตารางที่ 4 จะเห็นว่ามีตัวแปรอิสระที่เป็นอัตราส่วนทางการเงินเพียงอัตราส่วนเดียวที่มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติต่อการจำแนกกลุ่มบริษัท คือ อัตราส่วนผลตอบแทนจากสินทรัพย์ (ROA) หรือ อัตราส่วนกำไรก่อนดอกเบี้ยจ่ายและภาษีเงินได้ต่อสินทรัพย์รวม (EBTA) เมื่อนำค่าสัมประสิทธิ์ความถดถอยโลจิสติคมาสร้างสมการโลจิสติค ได้ดังนี้

Download จาก: การสารวิชาชีพบัญชี

จากสมการโลจิสติค

$$P(y) = \frac{1}{1 + e^{-Z}}$$

เมื่อ

$$Z = -2.419 - 17.380(ROA)$$

ผู้วิจัยได้ทดสอบความถูกต้องของตัวแบบที่ได้ข้างต้นในการจำแนกกลุ่มบริษัท พบว่าตัวแบบที่ได้มีการจำแนกกลุ่มบริษัทที่ไม่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอนได้ถูกต้อง 158 บริษัท จากจำนวนทั้งหมด 160 บริษัท คิดเป็นร้อยละ 98.75 ในขณะที่จำแนกกลุ่มบริษัทที่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอนได้ถูกต้อง 5 บริษัท จากจำนวนทั้งหมด 14 บริษัท คิดเป็นร้อยละ 35.71 โดยมีความผิดพลาดประเภท Type I Error เท่ากับร้อยละ 64.29 และความผิดพลาดประเภท Type II Error เท่ากับร้อยละ 1.25 ดังแสดงในตารางที่ 5

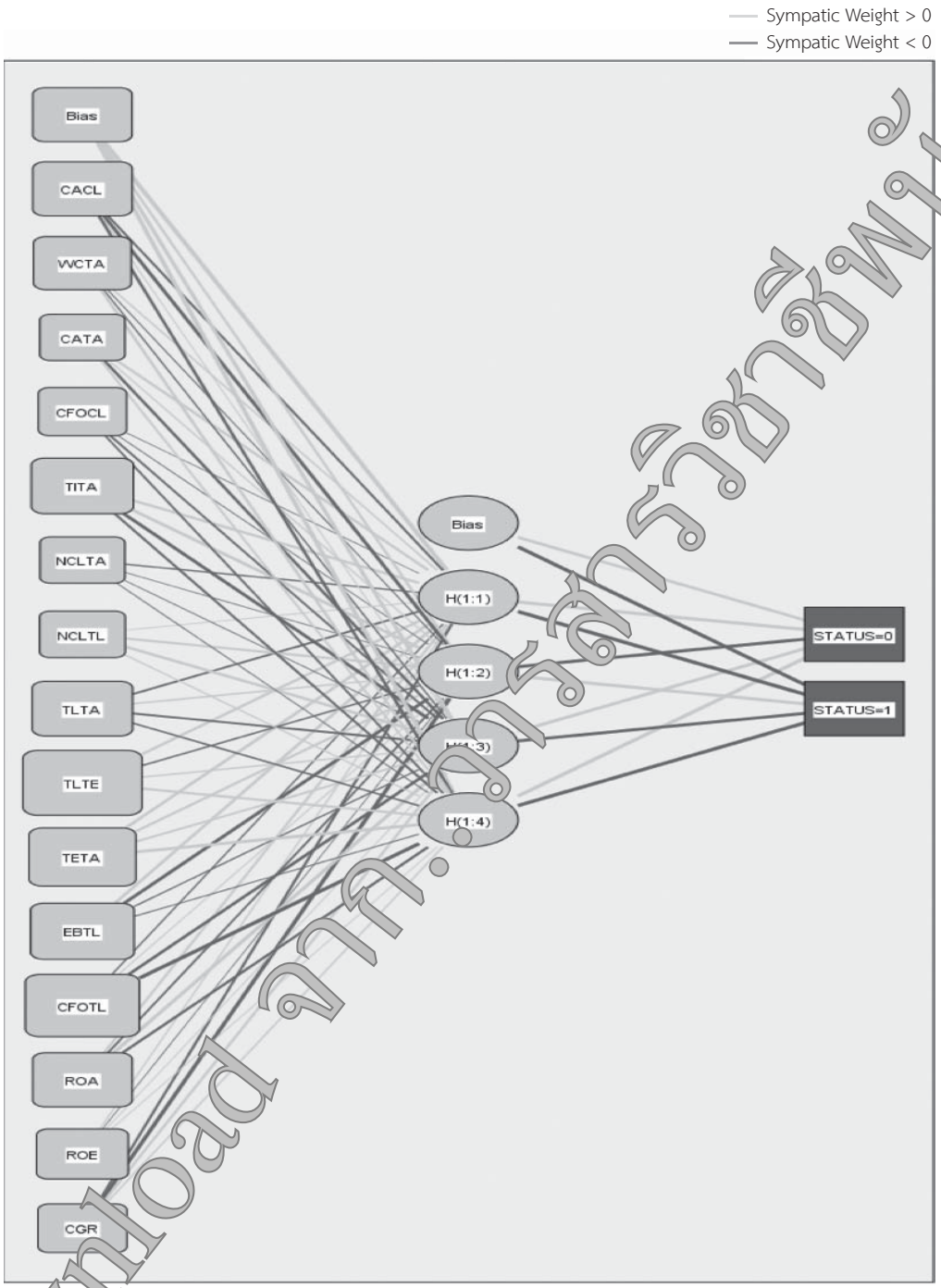
ในการใช้โครงข่ายประสาทเทียม เพื่อสร้างตัวแบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงิน ได้ใช้วิธี The Multilayer Perceptron (MLP) ใช้โครงสร้าง Feedforward Architecture ใช้ Scaled Conjugate Gradient Back propagation เป็น Training หรือ Optimization Algorithm ใช้ Hyperbolic Tangent เป็น Activation Function ใน Hidden Layer และใช้ Softmax เป็น Activation Function ใน Output Layer ส่วนเกี่ยวกับจำนวนโหนด (Node) ปรากฏดังนี้

ในปีที่ t–1 ประกอบไปด้วย 3 ชั้น ได้แก่ (1) Input Layer จำนวน 10 โหนดรวม Bias (2) Hidden Layer 1 ชั้น จำนวน 5 โหนดรวม Bias และ (3) Output Layer จำนวน 2 โหนด โดยตัวแปรอิสระที่มีค่า Normalized Importance ร้อยละ 100 คืออัตราส่วนหนี้สินต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (DTE) และแสดง Network Diagram ตามภาพที่ 2

ตารางที่ 5 ผลการทดสอบความถูกต้องของตัวแบบด้วยวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติค ของปีที่ t–2

Actual Group	Predicted Group		Total
	Non-Potential	Potential	
Non-Potential Delisting	158 (98.75%)	2 (1.25%)	160 (100%)
Potential Delisting	9 (64.29%)	5 (35.71%)	14 (100%)
Cutting Score	0.5		
Total Correct Classification	93.68%		
Type I Error	64.29%		
Type II Error	1.25%		

Download จากวารสารวิชาชีพบัญชี



ภาพที่ 2 Network Diagram ของปีที่ t–1

Download จาก ศูนย์วิทยทรัพยากร

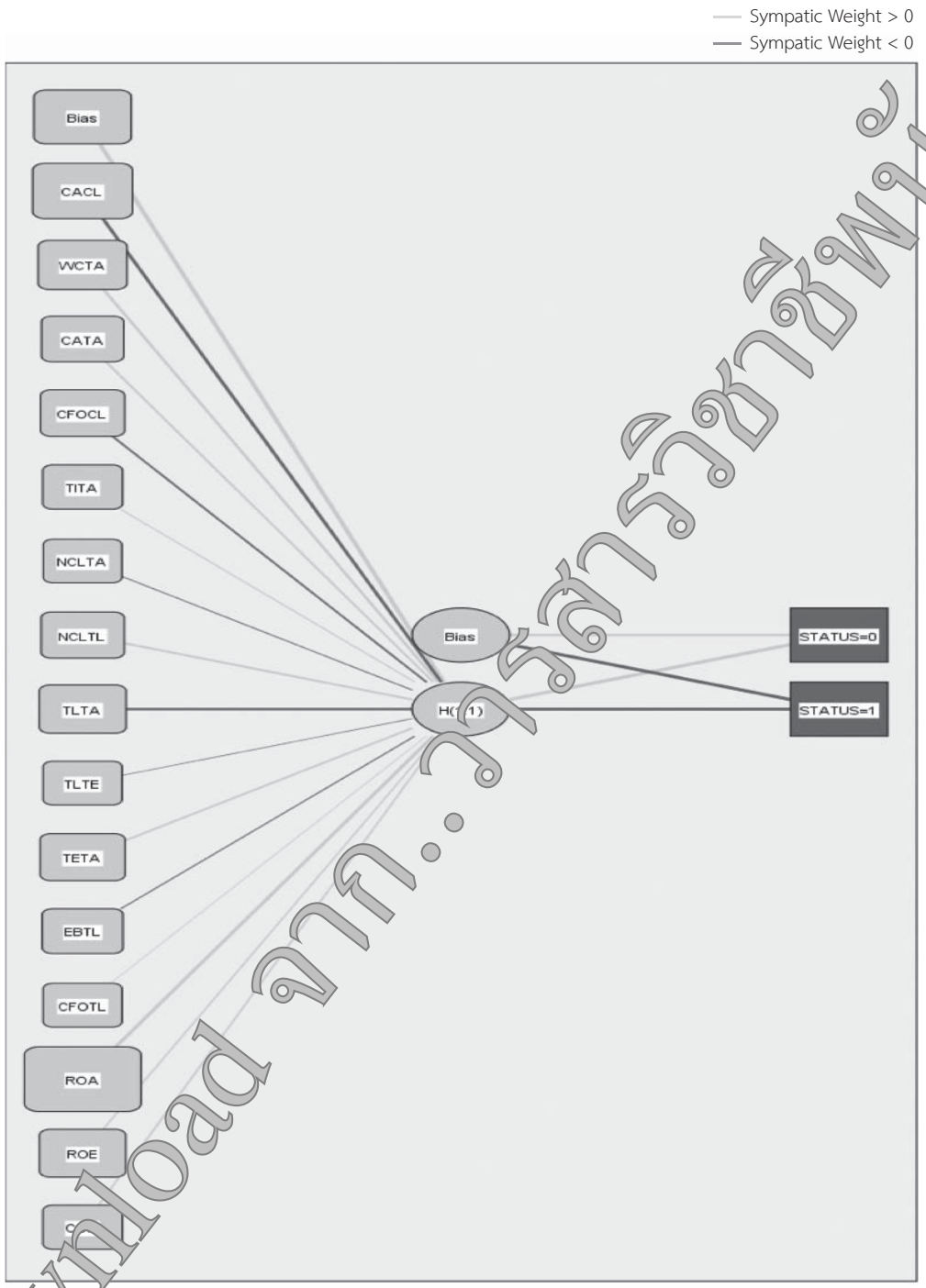
ผู้วิจัยได้ทดสอบความถูกต้องของตัวแบบที่ได้ข้างต้นในการจำแนกกลุ่มบริษัท พบว่าตัวแบบที่ได้มีการจำแนกกลุ่มบริษัทที่ไม่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอนได้ถูกต้อง 160 บริษัท จากจำนวนทั้งหมด 160 บริษัท คิดเป็นร้อยละ 100 ในขณะที่จำแนกกลุ่มบริษัทที่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอนได้ถูกต้อง 14 บริษัท จากจำนวนทั้งหมด 14 บริษัท คิดเป็นร้อยละ 100 ดังแสดงในตารางที่ 6

ในปีที่ t–2 ประกอบไปด้วย 3 ชั้น ได้แก่ (1) Input Layer จำนวน 16 โหนดรวม Bias (2) Hidden Layer 1 ชั้น จำนวน 2 โหนดรวม Bias และ (3) Output Layer จำนวน 2 โหนด โดยตัวแปรอิสระที่มีค่า Normalized Importance ร้อยละ 100 คืออัตราส่วนผลตอบแทนจากสินทรัพย์ (ROA) หรืออัตราส่วนกำไรก่อนดอกเบี้ยและภาษีต่อสินทรัพย์รวม (EBTA) และแสดง Network Diagram ตามภาพที่ 3

ตารางที่ 6 ผลการทดสอบความถูกต้องของตัวแบบด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ของปีที่ t–1

Actual Group		Predicted Group		Total
		Non-Potential	Potential	
Training	Non-Potential Delisting	118 (100%)	0 (0%)	118 (100%)
	Potential Delisting	0 (0%)	11 (100%)	11 (100%)
Testing	Non-Potential Delisting	42 (100%)	0 (0%)	42 (100%)
	Potential Delisting	0 (0%)	3 (100%)	3 (100%)
Total	Non-Potential Delisting	160 (100%)	0 (0%)	160 (100%)
	Potential Delisting	0 (0%)	14 (100%)	14 (100%)
Total Correct Classification		100%		
Type I Error		0%		
Type II Error		0%		

Download จาก วารสารวิชาชีพบัญชี



ภาพที่ 3 Network Diagram ของปีที่ t–2

Download จาก...วารสารวิชาชีพบัญชี

ผู้วิจัยได้ทดสอบความถูกต้องของตัวแบบที่ได้ข้างต้นในการจำแนกกลุ่มบริษัท พบว่าตัวแบบที่ได้มีการจำแนกกลุ่มบริษัทที่ไม่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอนได้ถูกต้อง 158 บริษัท จากจำนวนทั้งหมด 160 บริษัท คิดเป็นร้อยละ 98.75 ในขณะที่จำแนกกลุ่มบริษัทที่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอนได้ถูกต้อง 13 บริษัท จากจำนวนทั้งหมด 14 บริษัท คิดเป็นร้อยละ 92.86 โดยมีความผิดพลาดประเภท Type I Error เท่ากับร้อยละ 7.14 และความผิดพลาดประเภท Type II Error เท่ากับร้อยละ 1.25 ดังแสดงในตารางที่ 7

ตารางที่ 7 ผลการทดสอบความถูกต้องของตัวแบบด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ของปีที่ t-2

Actual Group		Predicted Group		Total
		Non-Potential	Potential	
Training	Non-Potential Delisting	111 (99.11%)	1 (0.89%)	112 (100%)
	Potential Delisting	1 (8.33%)	11 (91.67%)	12 (100%)
Testing	Non-Potential Delisting	47 (97.92%)	1 (2.08%)	48 (100%)
	Potential Delisting	0 (0%)	2 (100%)	2 (100%)
Total	Non-Potential Delisting	158 (98.75%)	2 (1.25%)	160 (100%)
	Potential Delisting	1 (7.14%)	13 (92.86%)	14 (100%)
Total Correct Classification		98.28%		
Type I Error		7.14%		
Type II Error		1.25%		

ผู้วิจัยได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงินที่สร้างมาจากวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติคและโครงข่ายประสาทเทียมปรากฏรายละเอียดตามตารางที่ 8

จากตารางที่ 8 เมื่อพิจารณาค่าความถูกต้องในการพยากรณ์บริษัทที่ไม่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอนและค่า Type II Error พบว่าค่าทั้งสองของทั้ง 2 วิธีไม่แตกต่างกัน แต่เมื่อพิจารณาค่าความถูกต้องในการพยากรณ์บริษัทที่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอน พบว่าทั้ง 2 วิธีมีความแตกต่างกันมาก กล่าวคือวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติคได้ค่าถูกต้องเฉลี่ยร้อยละ 57.14 และได้ค่า Type I Error เท่ากับร้อยละ 42.86 ในขณะที่โครงข่ายประสาทเทียมได้ค่าถูกต้องเฉลี่ยร้อยละ 96.43 และได้ค่า Type I Error เท่ากับร้อยละ 3.57 สรุปคือโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการส่งสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงินได้ดีกว่าวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติค

Download จากวารสารวิชาชีพบัญชี

ตารางที่ 8 เปรียบเทียบผลการทดสอบความถูกต้องของตัวแบบ

	Predicted Group		Type I Error	Type II Error
	Non-Potential	Potential		
การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติค				
ปีที่ t–1	99.38%	78.57%	21.43%	0.62%
ปีที่ t–2	98.75%	35.71%	64.29%	1.25%
ค่าเฉลี่ย	99.06%	57.14%	42.86%	0.94%
โครงข่ายประสาทเทียม				
ปีที่ t–1	100.00%	100.00%	0.00%	0.00%
ปีที่ t–2	98.75%	92.86%	7.14%	1.25%
ค่าเฉลี่ย	99.37%	96.43%	3.57%	0.63%

5. อภิปรายและสรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างและเปรียบเทียบตัวแบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงินของบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (ยกเว้นบริษัทในกลุ่มอุตสาหกรรมธุรกิจการเงินและเกษตรและอุตสาหกรรมอาหาร) โดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติค (Logistic Regression Analysis) และโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) และใช้ข้อมูลทุติยภูมิที่เป็นข้อมูลอัตราส่วนทางการเงินจำนวน 14 ตัวแปร และคะแนนการกำกับดูแลกิจการที่ดีเป็นตัวแปรอิสระ เพื่อหาตัวแปรที่สามารถสร้างและเปรียบเทียบตัวแบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงิน โดยผู้วิจัยใช้อัตราส่วนทางการเงินและคะแนนการกำกับดูแลกิจการที่ดี 1–2 ปีก่อนที่บริษัทเข้าข่ายอาจถูกเพิกถอน เพื่อสร้างตัวแบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงิน การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติคใช้วิธี Forward Stepwise (Conditional) และโครงข่ายประสาทเทียมใช้วิธี The Multilayer Perceptron ใช้โครงสร้าง Feedforward Architecture ปรากฏผลการศึกษาดังนี้

ปีที่ t–1 ตัวแปรอิสระที่มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญในการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติค คือ อัตราส่วนส่วนของผู้ถือหุ้นต่อสินทรัพย์รวม (TETA) อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อหนี้สินรวม (CFOTL) และอัตราส่วนกำไรก่อนดอกเบี้ยและภาษีต่อหนี้สินรวม (EBTL) และเมื่อทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบโดยพิจารณาจากค่าความถูกต้องโดยตัวแปรอิสระทั้ง 3 ตัวในสมการโลจิสติค พบว่าสามารถจำแนกกลุ่มบริษัทได้ถูกต้องร้อยละ 97.70 ส่วนตัวแปรอิสระที่มีค่า Normalized Importance ร้อยละ 100 ในโครงข่ายประสาทเทียม คือ อัตราส่วนหนี้สินต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (TLTE) โดยตัวแบบสามารถจำแนกกลุ่มบริษัทได้ถูกต้องร้อยละ 100

ปีที่ t–2 ตัวแปรอิสระที่มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญในการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติคและตัวแปรอิสระที่มีค่า Normalized Importance ร้อยละ 100 ในโครงข่ายประสาทเทียม คือ คืออัตราส่วนผลตอบแทนจากสินทรัพย์ (ROA) หรืออัตราส่วนกำไรก่อนดอกเบี้ยและภาษีต่อสินทรัพย์รวม (EBTA) โดยตัวแบบสามารถจำแนกกลุ่มบริษัทได้ถูกต้องร้อยละ 93.68 และร้อยละ 98.28 ตามลำดับ

Download สถาบันวิทยบริการจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

จากผลการศึกษาพบว่าตัวแบบของปีที่ t–1 มีประสิทธิภาพสูงกว่าตัวแบบของปีที่ t–2 ซึ่งอาจเป็นไปได้ว่าข้อมูลในงบการเงินของปีที่ t–2 ส่งสัญญาณเพื่อเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงินไม่ชัดเจนเท่าของปี t–1 และบริษัทที่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอนในระยะแรกจะประสบปัญหาความสามารถในการทำกำไร (Profitability) ต่อมาจะประสบปัญหาโครงสร้างของเงินทุน (Capital Structure) และความสามารถในการชำระหนี้สินของบริษัท

นอกจากนี้เมื่อนำตัวแบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงินทั้ง 2 วิธีมาเปรียบเทียบเพื่อวิเคราะห์ตัวแบบที่สามารถส่งสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงินได้ดีกว่า พบว่าตัวแบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงินที่สร้างมาจากโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความถูกต้องสูงสุดทั้ง 2 ปี และมีค่าความผิดพลาดประเภท Type I Error ต่ำสุดทั้ง 2 ปี ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Bagheri, Valipour, & Amin (2012), Okay (2015) Mansouri, Nazari, & Ramazani (2016) และ Kamolratthada (2010) อย่างไรก็ตามผู้วิจัยเห็นว่าตัวแบบสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้าทางการเงินที่สร้างมาจากการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติคง่ายต่อการทำความเข้าใจและการนำไปใช้ ซึ่งแต่ละวิธีมีจุดแข็งและข้อจำกัดที่แตกต่างกันไป

งานวิจัยนี้ใช้ประโยชน์จากข้อมูลงบการเงินที่เกิดขึ้นในอดีต เพื่อพยากรณ์สถานะของบริษัทในอนาคต โดยใช้เครื่องมือทางสถิติและปัญญาประดิษฐ์ ทำให้ผู้เกี่ยวข้องทุกฝ่ายทราบอัตราส่วนทางการเงินที่สำคัญต่อสถานะของบริษัทในอนาคต เช่น ผู้ลงทุนและผู้มีส่วนได้เสีย นอกจากพิจารณาค่าความถูกต้อง จะต้องพิจารณาค่า Type I Error ด้วย เนื่องจากเป็นค่าอันตรายต่อการนำตัวแบบไปใช้ ซึ่งสร้างความเสียหายในการลงทุนได้ และต้องพิจารณาค่า Type II Error ด้วย เนื่องจากอาจทำให้พลาดโอกาสในการลงทุนหรือเสียโอกาสในการลงทุนได้ รวมถึงต้องพิจารณาร่วมกับปัจจัยอื่นที่ส่งผลกระทบต่อความอยู่รอดของบริษัท โดยสามารถนำสมการโลจิสติคคำนวณใน Microsoft Excel ได้ ส่วนผู้บริหารของบริษัท ต้องให้ความสำคัญกับอัตราส่วนส่วนของผู้ถือหุ้นต่อสินทรัพย์รวม (TETA) อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อหนี้สินรวม (CFOTL) อัตราส่วนกำไรก่อนดอกเบี้ยและภาษีต่อหนี้สินรวม (EBTL) อัตราส่วนหนี้สินต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (TLTE) และอัตราส่วนผลตอบแทนจากสินทรัพย์ (ROA) หรืออัตราส่วนกำไรก่อนดอกเบี้ยจ่ายและภาษีเงินได้ต่อสินทรัพย์รวม (EBTA) รวมทั้งค้นหาสาเหตุและแก้ไขปัญหาอย่างเร่งด่วน หากอัตราส่วนดังกล่าวเริ่มส่งสัญญาณไม่ดี เพื่อไม่ให้บริษัทเข้าสู่ภาวะล้มเหลวทางการเงิน

อย่างไรก็ตาม งานวิจัยนี้ยังมีข้อจำกัดอยู่ที่ขนาดของกลุ่มตัวอย่างบริษัทที่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอนมีจำนวนน้อยเมื่อเทียบกับบริษัทที่ไม่เข้าข่ายอาจถูกเพิกถอน จึงควรขยายกลุ่มตัวอย่างไปยังบริษัทในตลาด mai หรือวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ในการสร้างตัวแบบครั้งนี้ได้นำเฉพาะอัตราส่วนทางการเงินและคะแนนการกำกับดูแลกิจการที่ดีมาศึกษา แต่ไม่ได้นำปัจจัยอื่นมาพิจารณา จึงควรนำตัวแปรด้านคุณภาพหรือปัจจัยอื่นที่เกี่ยวข้องมาศึกษาในการสร้างตัวแบบ เพื่อได้ตัวแปรที่ครบถ้วนและมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ส่วนคะแนนการกำกับดูแลกิจการที่ดี ไม่สามารถเก็บข้อมูลของทุกระดับคะแนนได้ จึงควรนำกลไกการกำกับดูแลกิจการในมิติอื่นมาสร้างตัวแบบ และควรศึกษาเฉพาะเจาะจงในแต่ละกลุ่มอุตสาหกรรม เนื่องจากการประกอบการไม่เหมือนกัน เพื่อได้ตัวแปรที่มีนัยสำคัญในแต่ละกลุ่มอุตสาหกรรม รวมทั้งนำวิธี Artificially Intelligent Expert System Models ได้แก่ Hybrid Case Based Reasoning Model และ Rough Set Model มาใช้สร้างตัวแบบของบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย

Download from วารสารวิชาชีพบัญชี

REFERENCES

Abou El Sood, H. S. (2008). The usefulness of accounting information, economic variables, and corporate governance measures to predict corporate failure. *The Journal of Applied Business Research, 24*(4), 1–10.

Altman, E. I. & Hotchkiss, E. (2005). *Corporate financial distress and bankruptcy: predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt* (3rd ed.). John Wiley & Sons.

Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance, 23*(4), 598–609.

Aziz, M. A. & Dar, H. A. (2006). Predicting corporate bankruptcy: where we stand? *CORPORATE GOVERNANCE, 6*(1), 18–33.

Bagheri, M., Valipour, M. & Amin, V. (2012). The bankruptcy prediction in Tehran share holding using Neural network and it's comparison with Logistic Regression. *The journal of Mathematics and Computer Science, 5*(3), 219–228.

Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research, 4*, 71–111.

Beaver, W. H. (1968). Market prices, financial ratios, and the prediction of failure. *Journal of Accounting Research, 6*(2), 179–192.

Bee, T. S. & Abdollahi, M. (2013). Corporate failure prediction: Malaysia's emerging market. *The International Journal of Finance, 25*(4), 7985–8008.

Bellovary, J., Giacomino, D. & Akers, M. (2007). A review of bankruptcy prediction studies: 0930–present. *Journal of Financial Education, 33*, 1–42.

Churod, P. (2014). *Predicting Financial Failure of Companies Listed on the Stock Exchange of Thailand*. (Master's Thesis), Kasetsart University.

Gambrel, P. A. (2004). *The impact of cash flow on business failure prediction using a neural network*. (Doctor's Dissertation), Nova Southeastern University.

Government Pension Fund. (2017). *GPF Journal February 2017*. Accessed on 5 March 2017 from http://www.gpf.or.th/ezine/ebook/2560/february/th/index.html

Hagan, M. T. & Demuth, H. B. (1996). *Neural network design*: PWS publishing company.

Hansuri, S. (2014). *Indicators of Financial Failure: A Case of Listed Companies on the Stock Exchange of Thailand in 2004–2013 by Logit Model*. (Master's Independent Study), Khon Kaen University.

Haykin, S. (1999). *Neural networks a comprehensive foundation* (2nd Ed.): Pearson Education, Inc.

Jones, S. (2016). A cash flow based model of corporate bankruptcy in Australia. *Journal of Applied Management Accounting Research, 14*(1), 23–32.

Jongsiri, N. (2014). *Forecasting energy stock prices using a neural network and kalman filter*. (Master's Thesis), King Mongkut's University of Technology Thonburi.

Download สำนักวิทยบริการฯ

Kaiyawan, Y. (2012). Principle and Using Logistic Regression Analysis for Research. *RMUTSV Research Journal, 4*(1), 1–12.

Kamolratthada, K. (2010). *A Financial Early Warning System: A Comparison between Logistic Regression Approach and Neural Networks*. (Master's Thesis), Chulalongkorn University.

Lakshan, A. M. I. & Wijekoon, W. M. H. N. (2012). Corporate governance and corporate failure. *Procedia Economics and Finance, 2*, 191–198.

Leelahawas, P. & Phadoongsitthi, M. (2009). Business Failure Prediction by Using Accounting Data. *Journal of Accounting Profession, 5*(13), 65–82.

Li, H. & Sun, J. (2010). Forecasting business failure in China using Case-Based Reasoning with Hybrid Case Respresentation. *Journal of Forecasting, 29*, 486–501.

Mansouri, A., Nazari, A., & Ramazani, M. (2016). A comparison of artificial neural network model and logistics regression in prediction of companies' bankruptcy (a case study of Tehran stock exchange). *International Journal of Advanced Computer Research, 6*(24), 81–92.

Mazouz, A., Crane, K., & Gambrel, P. A. (2012). The impact of cash flow on business failure analysis and prediction. *International Journal of Business, Accounting, and Finance, 6*(2).

Ministry of Finance. (2017). *News 7/2017 Press Release January 30, 2017*. Accessed on 5 March 2017 from http://www.mof.go.th/home/Press_release/News2017/007.pdf

Muller, G. H., Sten-Bruwer, B. W., & Hamman, W. D. (2009). Predicting financial distress of companies listed on the JSE - A comparison of techniques. *South African Journal of Business Management, 40*(1), 21–32.

Nammeuang, A. (2007). *Factors as Indicators of Financial Failure: A case of Listed Companies on the Stock Exchange of Thailand*. (Master's Thesis). Kasetsart University.

Nouri, B. A. & Soltani, M. (2016). Designing a bankruptcy prediction model based on account, market and macroeconomic variables (case study: Cyprus stock exchange). *Iranian Journal of Management Studies, 9*(1), 125–147.

Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research, 18*(1), 109–131.

Okay, K. (2015). *Predicting business failures in non-financial Turkish companies*. (Master's Thesis), Ihsan Dogramaci Bilkent University.

Peeracheir, A. (2016). *Prediction Model of Potential Delisted Companies in the Stock Exchange of Thailand*. WMS Management Research Conference #5, Nakhon Si Thammarat.

Philasri, P. & Phadoongsitthi, M. (2011). Financial Distress Model Multiple: Discriminant Analysis. *Journal of Accounting Profession, 7*(18), 26–42.

Pongsatat, S., Ramage, J. & Lawrence, H. (2004). Bankruptcy prediction for large and small firms in Asia: a comparison of Ohlson and Altman. *Journal of Accounting and Corporate Governance, 1*(2), 1–13.

Download จาก วารสารวิชาชีพบัญชี

Poungsangsuk, S. (2013). *Corporate governance and prediction of financial failure of companies listed on the stock exchange of Thailand*. (Doctor's Dissertation), Rajamangala University of Technology Thanyaburi.

Pumivisate, W. (2011). *Use of Financial Ratios in Predicting Financial Failure of Companies Listed in the Stock Exchange of Thailand*. (Master's Thesis). Kasetsart University.

Saengson, K. (2007). *A Neural Network Model for Financial Failure Prediction*. (Master's Independent Study), Kasetsart University.

Sanmuangkaew, W. (2013). *Bankruptcy Prediction among Listed Companies using Accounting and Market Variables Evidence from Thailand*. (Master's Independent Study). Thammasat University.

Somchom, S. & Koowattanatianchai, N. (2014). *A Simple Approach to the Relation between Credit Ratings and Probabilities of Bankruptcy: Evidence from Thailand*. SEC Working Papers Forum 3/2014, Bangkok.

Sooksakol, R. (2011). *The Failure Predictions Model of Medium and Large Financial Institutions in the U.S.* (Master's Thesis). Khon Kaen University.

Tanasuteerachai, C. (2012). *Predicting Financial Distress*. (Master's Independent Study). Thammasat University.

The Securities and Exchange Commission. (2016). *Corporate Governance*. Accessed on 27 September 2016 from http://www.cgthailand.org/TH/principles/CG/Pages/cg-concept.aspx#cg

The Stock Exchange of Thailand. (2012). *The Principles of Good Corporate Governance for Listed Companies 2012*. Accessed on 28 September 2016 from http://www.set.or.th/sustainable_dev/th/cg/files/2013/CGPrinciple2012Thai-Eng.pdf

The Stock Exchange of Thailand. (2015). *SHARE FOR ALL*. Bangkok: Print City.

The Stock Exchange of Thailand. (2016). *Annual Report 2015*. Accessed on 18 February 2017 from http://www.set.or.th/th/about/annual/files/annual_report_2558_thai_full.pdf

The Stock Exchange of Thailand. (2017). *Name of Delisted Securities Year 1975–Present*. Accessed on 18 January 2017 from http://www.set.or.th/dat/eod/listedcompany/static/delistedSecurities_th_TH.xls

The World Bank. (2016). *News Press Release January 6, 2016*. Accessed on 5 March 2017 from http://www.worldbank.org/th/news/press-release/2016/01/06/anemic-recovery-in-emerging-markets-to-weigh-heavily-on-global-growth-in-2016

Ueruamsamphan, C. (2010). *Business Failure Prediction by Using Accounting Information: A Case Study of Listed Companies in The Stock Exchange of Thailand*. (Master's Independent Study). Kasetsart University.

Wijekoon, N. & Azeez, A. A. (2015). An integrated model to predict corporate failure of listed companies in Sri Lanka. *International journal of business and social research, 5*(7), 1–14.

Download จาก วารสารวิชาชีพบัญชี