

เครื่องมือพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงิน

Financial Distress Prediction Methods

จิรณันท์ เข็มขันธ
jeeranun33@gmail.com

มหาวิทยาลัยขอนแก่น

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุรัชย์ จินร์จรัส
csurac@kku.ac.th

มหาวิทยาลัยขอนแก่น

บทคัดย่อ

บทความนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบการทำงานของเครื่องมือพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงิน โดยวิธีที่บทความนี้รวบรวมมาได้แก่ โลจิต โพรบิต การวิเคราะห์จำแนกประเภทหลายตัวแปร และโครงข่ายประสาทเทียม นอกจากนี้ยังได้สรุปข้อดีและข้อจำกัดรวมถึงลักษณะการพยากรณ์ของแต่ละวิธี และเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของวิธีดังกล่าวจากงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง พบว่า เครื่องมือที่มีความยืดหยุ่นในการประยุกต์ใช้และง่ายต่อการทำความเข้าใจและอธิบายจะเป็นแบบจำลอง โลจิตและโพรบิต ในส่วนของงานวิจัยที่ต้องการจำแนกหลายกลุ่มหลายตัวแปร เครื่องมือที่เหมาะสมควรใช้การวิเคราะห์จำแนกประเภทหลายตัวแปร และในงานที่มีความซับซ้อนมากขึ้นต้องการเทคนิคที่สูงหรือข้อมูลไม่เป็นเส้นตรงควรใช้โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจะทำให้การพยากรณ์มีประสิทธิภาพมากที่สุด

Abstract

This article aims to compare the principles of the financial distress prediction models. The methods gathered in this article include Logit Probit, Multivariate Discriminant Analysis (MDA), and Artificial Neural Networks (ANN). In addition, the strengths and weaknesses of each method are summarized along with nature of the predictions of each method. The forecasting efficiency of these methods is compared among the relevant research studies. The finding of the study reflected that the Logit and Probit models have the flexibility in application, as well as easy to understand and explain. For the research that identified several groups with a more complex multivariate variable, MDA is appropriate. Moreover, the ANN can predict most effectively a more complex method and non linear equations.

บทนำ

ความล้มเหลวทางการเงิน คือ ปัญหาของบริษัทที่ไม่สามารถชำระหนี้ได้ ซึ่งถือเป็นปัญหาสำคัญอย่างยิ่งสำหรับการอยู่รอดและการดำเนินงานอย่างต่อเนื่องของธุรกิจ ความล้มเหลวทางการเงินอาจส่งผลทำให้บริษัทถูกฟ้องล้มละลายได้ ซึ่งจะทำให้เกิดความเสียหายอย่างมากแก่บริษัทและผู้มีส่วนได้เสีย และส่งผลกระทบต่อระบบเศรษฐกิจโดยรวมของประเทศได้ ความเสียหายเหล่านี้หากมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ จะถือเป็นความเสี่ยงของแต่ละบริษัท ดังนั้น เพื่อป้องกันความเสี่ยงที่จะเกิดขึ้นผู้ประกอบการและผู้มีส่วนได้ส่วนเสียจะต้องคาดการณ์หรือพยากรณ์เหตุการณ์ทางการเงินล่วงหน้าเพื่อป้องกันความเสียหายโดยวิเคราะห์ความเสี่ยงโดยใช้อัตราส่วนทางการเงินเพื่อวิเคราะห์ลักษณะของบริษัท ทั้งนี้ แบบจำลองการพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงินจะเป็นเครื่องมือหนึ่งในหลายๆ เครื่องมือทางการเงินที่จะช่วยส่งสัญญาณเตือนภัยล่วงหน้า เพื่อจะได้วางแผนแก้ไขความล้มเหลวทางการเงินของบริษัท หรือหลีกเลี่ยงให้ได้รับผลกระทบน้อยที่สุดและเป็นแนวทางในการตัดสินใจของผู้บริหาร นักลงทุน เจ้าหนี้ ลูกหนี้ และลูกจ้าง

เครื่องมือที่ใช้ในการพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงินในปัจจุบันที่มีความแม่นยำ และใช้อย่างแพร่หลาย คือ โลจิสติก โพรบิต การวิเคราะห์จำแนกประเภทหลายตัวแปร และโครงข่ายประสาทเทียม แต่ยังไม่สามารถสรุปได้ชัดเจนว่าเครื่องมือหรือแบบจำลองใดสามารถพยากรณ์ได้อย่างแม่นยำ โดยงานวิจัยหลายชิ้นได้เปรียบเทียบเครื่องมือเพื่อหาความแม่นยำของแต่ละแบบจำลองในบริษัทที่แตกต่างกันไป ได้แก่ Brooks และ Tsolacos (2003), Chancharat และ Chancharat (2011), Darrat และ Zhong, (2000), Rekba Pai, Annapoorani, และ Pai, (2004), Taffler, และ Tisshaw (1977) ซึ่งต่างก็ให้คำตอบที่ไม่ชัดเจนว่าแบบจำลองใดมีความแม่นยำมากที่สุด โดยงานวิจัยบางชิ้นระบุว่าเครื่องมือที่มีความแม่นยำสูง ได้แก่ โลจิสติก (Logit) ในขณะที่บางชิ้นระบุ โพรบิต (Probit) การวิเคราะห์จำแนกประเภทหลายตัวแปร (Multiple Discriminant Analysis) หรือโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network หรือ ANN) นอกจากนี้ มีผู้เปรียบเทียบเครื่องมือพยากรณ์ทั้งสี่แบบและพบว่า โลจิสติก โพรบิต การวิเคราะห์จำแนกประเภทหลายตัวแปร และโครงข่ายประสาทเทียม สามารถพยากรณ์แม่นยำทั้ง 1 ปี ก่อนล้มเหลว และ 3 ปีก่อนล้มเหลว (Lin, 2009) ในการนี้จะเห็นได้ว่า งานวิจัยที่ผ่านมาเปรียบเทียบเครื่องมือพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงินหลายรูปแบบ และหลายบริษัท ซึ่งงานวิจัยบางชิ้นก็มีการศึกษาที่สอดคล้องกัน และบางชิ้นก็มีการศึกษาที่ขัดแย้งกัน เนื่องจากเครื่องมือในการพยากรณ์ทั้งสี่แบบมีลักษณะแตกต่างกัน และมีทั้งข้อดีและข้อจำกัดที่แตกต่างกันเช่นเดียวกัน ดังนั้น การทราบถึงลักษณะแตกต่าง และข้อดีข้อจำกัดของแต่ละเครื่องมือจะช่วยให้ผู้วิจัยสามารถประยุกต์ใช้เครื่องมือดังกล่าวในการพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงินได้เหมาะสมยิ่งขึ้น

การศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ของเครื่องมือพยากรณ์ทางการเงิน เพื่อเลือกเครื่องมือพยากรณ์ทางการเงินที่มีประสิทธิภาพเหมาะสมกับข้อมูลของนักวิจัย ทั้งนี้ งานวิจัยนี้จะนำเสนอ 5 ส่วน คือ ส่วนที่ 1 บทนำ กล่าวถึงที่มาและความสำคัญ ส่วนที่ 2 นำเสนอเกี่ยวกับวิวัฒนาการของเครื่องมือพยากรณ์ทางการเงิน รวมถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับเครื่องมือพยากรณ์ทางการเงินทั้งในประเทศและต่างประเทศ ส่วนที่ 3 เปรียบเทียบวิธีการทำงานของเครื่องมือพยากรณ์ทางการเงินแต่ละรูปแบบ ส่วนที่ 4 เปรียบเทียบข้อดีข้อจำกัดของเครื่องมือพยากรณ์ทางการเงินแต่ละรูปแบบ และส่วนที่ 5 สรุปภาพรวมจากการศึกษา

เครื่องมือพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงิน

1. แบบจำลองโลจิสติก (Logit Model) เริ่มมีการศึกษาในปี 1980 โดย Ohlson (1980) ซึ่งใช้แบบจำลองโลจิสติกวิเคราะห์ข้อมูลที่ตัวแปรตามเป็นตัวแปรเชิงคุณภาพ 2 ทางเลือก (Binary Response) เช่น เกิดเหตุการณ์และไม่เกิดเหตุการณ์ เป็นต้น ซึ่งค่าประมาณของตัวแปรตามจากแบบจำลองจะเป็นค่าความน่าจะเป็นของการเกิดเหตุการณ์โดยมีค่า 0 - 1 ทั้งนี้ การประมาณแบบจำลองจะใช้วิธีความน่าจะเป็นสูงสุดแทนวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Ordinary Least Square: OLS) รูปทั่วไปของแบบจำลองโลจิสติก คือ

$$\Pr(\text{failure}) = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}}$$

$$\Pr = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 X + \dots + \beta_n X_n)}$$

โดย

Pr : ค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดเหตุการณ์ล้มเหลวและไม่ล้มเหลวทางการเงิน

X_i : ตัวแปรอิสระที่เราสนใจ (อัตราส่วน Ratio),
 $i = 1 \dots n$

β_0 : ค่าคงที่

β_1 : ค่าสัมประสิทธิ์, $i = 1 \dots n$

2. แบบจำลองโพรบิต (Probit Model) เริ่มมีการศึกษาในปี 1984 โดย Zmijewski (1984) ซึ่งใช้แบบจำลองโพรบิตวิเคราะห์ข้อมูลที่ตัวแปรตามเป็นตัวแปรเชิงคุณภาพ 2 ทางเลือก (Binary Response) เช่นเดียวกับแบบจำลองโลจิสติก โดยมีการแจกแจงความคลาดเคลื่อนเป็นแบบปกติ

$$\Pr(\text{failure}) = \int_{-\infty}^{X_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right) dz$$

3. การวิเคราะห์จำแนกประเภท (Multiple Discriminant Analysis) เริ่มมีการศึกษาในปี 1968 โดย Altman (1968) เป็นเทคนิคการวิเคราะห์ที่เหมาะสมสำหรับตัวแปรอิสระหลายตัวที่อยู่ในรูปตัวเลขหรืออัตราส่วน โดยใช้ในการทำนายตัวแปรตามที่เป็นตัวแปรกลุ่มหรือตัวแปรจัดประเภท (Categorical Variable) อาจเป็นตัวแปรจัดประเภทแบบ 2 กลุ่มหรือมากกว่าก็ได้ นอกจากนี้ การวิเคราะห์จำแนก

ประเภทยังสามารถพยากรณ์การเข้าสู่กลุ่มของข้อมูลใหม่ด้วย โดย Altman (1968) ได้คิดค้นเพิ่มขึ้นใหม่ ซึ่งทั้งหมดจะผ่านการคัดเลือกอีกครั้งเพื่อกำหนดตัวแปรที่ดีที่สุดที่สามารถใช้คาดการณ์ความเป็นไปได้ที่บริษัทจะถูกฟ้องล้มละลายได้อย่างถูกต้อง โดยแบบจำลองที่ได้ คือ

$$Z_i = \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} \dots + \beta_n X_{ni}$$

โดย

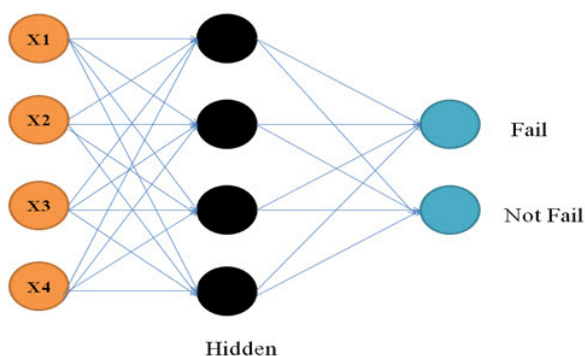
Z : กลุ่มล้มเหลวและไม่ล้มเหลวทางการเงิน

X_i : ตัวแปรอิสระที่เราสนใจ (อัตราส่วน Ratio),
 $i = 1 \dots n$

β_0 : ค่าคงที่

β_i : ค่าสัมประสิทธิ์, $i = 1 \dots n$

4. โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network หรือ ANN) เริ่มศึกษาในปี 1994 โดย Wilson และ Sharda (1994) เป็นโครงข่ายที่มีรูปแบบโครงสร้างและการทำงานของโครงข่ายประมวลผลเหมือนกับสมองมนุษย์ ซึ่งมีความสามารถเรียนรู้ปรับเปลี่ยนตนเองต่อการตอบสนองของข้อมูลนำเข้าได้ดี ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผล เรียกว่า นิวรอน (เซลล์ประสาท หรือ Neuron) โดยการทำงานจะนำข้อมูลนำเข้าคูณกับค่าน้ำหนักประสาท (Weight) ของแต่ละขา ทุกๆ ขาของเซลล์ประสาทจะนำผลที่ได้จากข้อมูลนำเข้ารวมกันแล้วเทียบกับค่ามาตรฐานที่กำหนดไว้ จากนั้นเซลล์ประสาทก็จะส่งผลลัพธ์ไปยังข้อมูลนำเข้าของเซลล์ประสาทอื่นๆ ที่เชื่อมกันในโครงข่ายประสาท สามารถแสดงระบบโครงข่ายประสาทเทียมดังภาพที่ 1



ภาพที่ 1 โครงข่ายประสาทเทียม
ที่มา: Chen และ Du (2009)

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาเกี่ยวกับตัวแบบการพยากรณ์ภาวะความล้มเหลวทางการเงินเพื่อเป็นสัญญาณเตือนภัยทางการเงินมี การศึกษาและพัฒนาอย่างต่อเนื่องตลอดเวลา โดยมีการใช้เทคนิคการวิเคราะห์จำแนก (Altman, 1968) ประเภทโลจิส (Ohlson, 1980) และโพรบิท (Zmijewski, 1984) ซึ่งวิธีโพรบิทคล้ายกับวิธีโลจิส แต่ซับซ้อนกว่าและมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ความล้มเหลวเช่นกัน (Chava, Stefanescu, & Turnbull, 2006) ต่อมาในปี 1994 Wilson และ Sharda (1994) ได้แนวคิดโครงข่ายประสาทเทียมจาก Artificial Intelligence (AI) หมายถึง กระบวนการในการเลียนแบบการใช้เหตุผล โดยจะมีความสามารถในการจดจำและนำมาใช้จากประสบการณ์ ซึ่งงานวิจัยที่ศึกษาโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงิน ได้แก่ Brooks และ Tsolacos (2003), Carvalhal และ Ribeiro (2007), Darrat และ Zhong (2000) โดยนักวิจัยเหล่านี้พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ทางการเงิน

ในต่างประเทศมีการศึกษาโดยพยายามเปรียบเทียบเครื่องมือพยากรณ์ในหลากหลายรูปแบบ เช่น Aziz, Emanuel, และ Lawson (1988) ได้เปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ของแบบจำลองที่ได้จากการศึกษาด้วยเทคนิคการวิเคราะห์แบบจำแนกประเภทและวิธีวิเคราะห์แบบโลจิสโดยใช้อัตราส่วนกระแสเงินสดเป็นตัวแปรในการศึกษา ผลการศึกษพบว่า แบบจำลองที่ได้จากทั้งสองวิธีมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ทัดเทียมกัน แต่ Morris (1997) พบว่า แบบจำลองที่ได้จากวิธีวิเคราะห์จำแนกประเภทมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์แม่นยำกว่าแบบจำลองที่ได้จากวิธีวิเคราะห์แบบโลจิส ต่อมา Charitou, Neophytou, และ Charalambous (2004) ดำเนินการศึกษาทดสอบการพยากรณ์ใช้วิธีการวิเคราะห์ Neural Networks และโลจิส และพบว่า ทั้งสองวิธีให้ผลในการพยากรณ์สูงในระยะเวลา 1-3 ปี ดังนั้น แบบจำลองทั้งสองแบบนี้สามารถเชื่อถือได้ว่าเป็นทางเลือกสำหรับการทำนายการล้มละลายในการใช้งานในทางปฏิบัติ จากนั้น (Rekba Pai, Annapoorani, & Pai, 2004) ได้ศึกษาเปรียบเทียบระหว่างตัวแบบในการพยากรณ์ภาวะความล้มเหลวที่ได้จากเทคนิคการวิเคราะห์จำแนกประเภทกับโครงข่ายประสาทเทียม และพบว่าวิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภทสามารถพยากรณ์ได้ดีกว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ทั้งนี้ Canbas, Cabuk, และ Kilic (2005) ได้ศึกษาเพื่อพยากรณ์ความล้มเหลวของธนาคารพาณิชย์ในประเทศตุรกี ผลการศึกษพบว่า แบบจำลองวิเคราะห์จำแนกประเภทหลาย

ตัวแปรมีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงสุด รองลงมา คือแบบจำลองโลจิส และแบบจำลองโพรบิท ตามลำดับ โดยความแม่นยำในการพยากรณ์จะมากที่สุดเมื่อใช้พยากรณ์ล่วงหน้า 1 ปีก่อนที่กลุ่มตัวอย่างจะล้มเหลวและความแม่นยำจะลดลงเมื่อใช้พยากรณ์ล่วงหน้ามากกว่า 1 ปี นอกจากนี้ มีผู้เปรียบเทียบเครื่องมือพยากรณ์ทั้งสองแบบ และพบว่า โลจิส โพรบิท MDA และ ANN สามารถพยากรณ์แม่นยำทั้ง 1 ปีก่อนล้มเหลว และ 3 ปีก่อนล้มเหลว แต่เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองที่มีตัวแปรที่แตกต่างกัน พบว่า โพรบิทมีความยืดหยุ่นและมีประสิทธิภาพสูงในการพยากรณ์มากกว่าเครื่องมืออื่นๆ (Lin, 2009)

จากงานวิจัยในต่างประเทศที่มีการเปรียบเทียบเครื่องมือในหลายรูปแบบ จะพบว่า ยังมีผลการศึกษาทั้งสองสอดคล้องกันและขัดแย้งกัน ทำให้ไม่สามารถสรุปได้ชัดเจนว่าเครื่องมือใดมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงินมากที่สุด สำหรับในประเทศไทย พบว่า มีผู้สนใจศึกษาเกี่ยวกับการพยากรณ์การอยู่รอดจำนวนมาก แต่เป็นการศึกษาในวิสาหกิจขนาดใหญ่ เช่น ธนาคาร สถาบันการเงินหรือบริษัทขนาดใหญ่ในตลาดหลักทรัพย์ คือ วิศิษฐ์ ลิ้มสมบุญชัย (2542) พยากรณ์บริษัทเงินทุนและบริษัทเงินทุนหลักทรัพย์โดยใช้แบบจำลองโลจิสและ MDA โดยผลการศึกษาพบว่า แบบจำลองทั้งสองแบบสามารถใช้พยากรณ์ทางการเงินได้ผลแม่นยำเท่าเทียมกัน รวมถึงผลาติพย์ เต็มสุขนิรันดร์ (2543) ได้เปรียบเทียบแบบจำลองโลจิส และโพรบิท พบว่า มีความแม่นยำร้อยละ 88 และ 87 ตามลำดับ นอกจากนี้ ปานรดา พิลาศรี (2554) ใช้ MDA และ

โลจิสในการพยากรณ์ และพบว่า โลจิสมีความแม่นยำมากกว่า MDA ซึ่งขัดแย้งกับการศึกษาของชนวิษฐา นราวิริยะกุล (2545) ที่พบว่า MDA มีความแม่นยำกว่าแบบจำลองโลจิส จึงสรุปได้ว่า งานวิจัยยังให้ผลที่ไม่สอดคล้องกัน และยังไม่สามารถชี้ชัดเจนว่าแบบจำลองใดมีความแม่นยำสูง

เปรียบเทียบลักษณะของ 4 แบบจำลอง

วิธีการวิเคราะห์แบบโลจิส และโพรบิทจะมีลักษณะที่คล้ายกัน เพราะเป็นแบบจำลองที่อยู่ในรูปความน่าจะเป็น เช่นเดียวกัน แต่โลจิสจะมีความซับซ้อนของสมการและขั้นตอนของแบบจำลองน้อยกว่าโพรบิท รวมถึงการใช้งานที่ง่ายกว่า แต่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ใกล้เคียงกัน และมีความคล้ายกับแบบจำลองที่เป็นวิธีวิเคราะห์จำแนกประเภทหลายตัวแปร (MDA) คือทั้งสามแบบจำลองเป็นการนำตัวแปรอิสระมาถ่วงน้ำหนักเพื่อคำนวณค่า Z-score แต่ค่า O-score ของโลจิส และโพรบิทจะอยู่ในรูปของความน่าจะเป็นที่ธุรกิจจะล้มเหลว แต่วิธีวิเคราะห์จำแนกประเภทหลายตัวแปรจะอยู่ในรูปของสัมประสิทธิ์ สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมจะแตกต่างจากทั้งสามวิธี คือ เป็นการเรียนรู้ข้อมูลโดยการปรับน้ำหนักของแต่ละโหนดเพื่อให้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยต่ำที่สุด แต่โครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำงานได้ดีกว่าแบบจำลองอื่นๆ ในข้อมูลที่ไม่เป็นเส้นตรง นอกจากนี้ แบบจำลองโลจิส และโพรบิทจะใช้จุดตัดที่ 0.05 เหมือนกัน แต่ MDA จะมีจุดตัดแบ่งเป็นสามช่วง ในส่วนของโครงข่ายประสาทเทียมจะแตกต่างจากกลุ่มอื่นๆ คือไม่สามารถบอกได้ชัดเจน ดังแสดงในตารางที่ 1 ดังนี้

ตารางที่ 1 เปรียบเทียบแบบจำลองที่ใช้พยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงิน

หลักการทำงาน	โลจิส	โพรบิท	วิเคราะห์จำแนกประเภทหลายตัวแปร	โครงข่ายประสาทเทียม
ค่า β	ค่าความน่าจะเป็น	ค่าความน่าจะเป็น	ค่าสัมประสิทธิ์	ค่าน้ำหนัก
ค่าจุดตัดการแบ่งกลุ่ม	ค่ามากกว่า 0.05 อยู่กลุ่มไม่ล้มเหลว	ค่ามากกว่า 0.05 อยู่กลุ่มไม่ล้มเหลว	ค่าน้อยกว่า 1.1 จะเกิดภาวะล้มเหลว	ไม่สามารถทราบค่าจุดตัดโดยโมเดลจะจัดกลุ่มให้ตามค่าน้ำหนัก
	น้อยกว่า 0.05 อยู่ในกลุ่มล้มเหลว	น้อยกว่า 0.05 อยู่ในกลุ่มล้มเหลว	- ค่า 1.1 -2.6 อยู่ในวงที่น่าสงสัยมีโอกาสล้มเหลวสูง - มากกว่า 2.6 หมายถึง ไม่เกิดภาวะล้มเหลว	

ที่มา: จากการวิเคราะห์และเรียบเรียงโดยผู้วิจัย

ข้อดีและข้อจำกัดของแต่ละเครื่องมือพยากรณ์

เครื่องมือในการพยากรณ์ทั้ง 4 แบบจำลองจะมีข้อจำกัดที่ต่างกัน โดยวิธีการจำแนกประเภทหลายตัวแปรจะเป็นแบบจำลองที่เหมาะสมกับข้อมูลที่มีหลายกลุ่มหลายตัวแปร ส่วนแบบจำลองโลจิสติกและโพรบิท มีลักษณะของรูปแบบจำลองคล้ายกัน สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมจะเป็นแบบจำลองที่พัฒนาเลียนแบบสมองคน ซึ่งเหมาะสมในการนำไปประยุกต์ใช้กับข้อมูลที่ไม่เป็นเส้นตรง เพราะจะสามารถเรียนรู้ลักษณะการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลและสามารถพยากรณ์แม่นยำ ดังรายละเอียดในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 เปรียบเทียบข้อดีและข้อจำกัดของแต่ละเครื่องมือพยากรณ์

เครื่องมือ	ข้อดี	ข้อจำกัด
โลจิสติก	1. สะดวกง่ายต่อความเข้าใจ 2. ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีถ้าความสัมพันธ์ของตัวแปรเป็นแบบเชิงเส้น	1. ใช้ได้เฉพาะสมการที่เป็นเส้นตรง 2. อธิบายตัวแปรเป็นรูปแบบความน่าจะเป็น
โพรบิท	1. สะดวกง่ายต่อความเข้าใจ 2. ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีถ้าความสัมพันธ์ของตัวแปรเป็นแบบเชิงเส้น	1. ใช้ได้เฉพาะสมการที่เป็นเส้นตรง 2. อธิบายตัวแปรเป็นรูปแบบความน่าจะเป็น
วิเคราะห์จำแนกประเภทหลายตัวแปร	1. สามารถอธิบายตัวแปรที่มีหลายกลุ่มและหลายตัวแปรได้ดี 2. ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีถ้าความสัมพันธ์ของตัวแปรเป็นแบบเชิงเส้น	1. ใช้ได้เฉพาะสมการที่เป็นเส้นตรง
โครงข่ายประสาทเทียม	1. มีความยืดหยุ่นสูง 2. สามารถใช้ในตัวแปรที่ไม่เป็นเส้นตรง 3. มีความสามารถเรียนรู้ข้อมูลได้สูงสามารถนำไปใช้ได้หลากหลาย 4. ใช้ในข้อมูลที่มีความซับซ้อนสูง (ข้อมูลกระจายหลากหลายรูปแบบและมีการเปลี่ยนแปลงหลายทิศทาง) ได้	1. อธิบายความสัมพันธ์ตัวแปรเป็นสมการอย่างง่ายได้ยาก 2. ต้องทราบตัวแปรที่แน่นอนก่อนนำไปใช้ในแบบจำลอง 3. มีความซับซ้อน (หลักการทำงานของ ANN และการประเมินผลหลายขั้นตอน) มากกว่า โลจิสติก โพรบิท และการวิเคราะห์จำแนกประเภทหลายตัวแปร 4. ไม่มีหลักการในการกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ชัดเจนเช่น จำนวนชั้นซ่อน จำนวนโหนดในแต่ละชั้นซ่อน รูปแบบการเรียนรู้ หรือฟังก์ชันกระตุ้นที่เหมาะสม

ที่มา: จากการวิเคราะห์และเรียบเรียงโดยผู้วิจัย

การวิเคราะห์แบบโลจิสติกและโพรบิทเป็นการหาค่าความน่าจะเป็นในการเกิดการล้มเหลวทางการเงิน อาจแตกต่างกันเพียงรูปแบบสมการที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์ รวมถึงโพรบิทจะมีสมการในการคิดที่ซับซ้อนกว่า คือ จะนำความถี่ของข้อมูลมาพิจารณาด้วย และมีข้อสมมติฐานการแจกแจงแบบปกติ แต่โลจิสติกไม่ต้องมีข้อสมมติในเรื่องการแจกแจงปกติของตัวแปรหลายตัวและความเท่ากันของเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมของตัวแปรอิสระของแต่ละกลุ่มตัวแบบจึงง่ายต่อการเข้าใจ โดยทั้งสองวิธีจะมีการตีความหรืออธิบายตัวแปรในรูปของความน่าจะเป็น ซึ่งจะตีความได้ยากกว่าในรูปของสัมประสิทธิ์ ซึ่งสำหรับข้อดีของสองแบบจำลองนี้ คือ จะเป็นตัวแบบที่สามารถเลือกปัจจัยในการพยากรณ์ได้ โดยดูจากความสัมพันธ์ของตัวแปร และความสามารถในการอธิบายของตัวแปรนั้นๆ

ในขณะที่วิธีการวิเคราะห์แบบจำแนกประเภทเป็นเทคนิคที่เหมาะสมสำหรับการใช้ตัวแปรอิสระหลายตัวในการทำนายตัวแปรตาม โดยการหาค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระแต่ละกลุ่มมีค่าเท่ากันหรือไม่ ใช้การทดสอบนัยสำคัญทางสถิติเป็นการทดสอบระยะห่างระหว่างค่าเฉลี่ยของคะแนนจำแนกของแต่ละกลุ่ม ทำให้ได้ฟังก์ชันการจำแนกไว้อธิบายว่าสามารถจำแนกกลุ่มได้ด้วยตัวแปรใด การวิเคราะห์วิธีนี้นอกจากจะสามารถจำแนกระหว่างกลุ่มได้อย่างสูงสุดแล้ว ยังสามารถบอกประสิทธิภาพว่าตัวแปรใดจำแนกได้ดีมากน้อยกว่ากัน

ในส่วนโครงข่ายประสาทเทียมนั้น ผู้วิจัยจะต้องทราบตัวแปรที่เหมาะสม หรือทำการทดสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรนั้นๆ ก่อนที่จะทดสอบในโครงข่ายประสาทเทียม เพราะในแบบจำลองนี้จะเป็นการเรียนรู้ลักษณะของข้อมูลว่าข้อมูลในลักษณะใดที่จะจัดว่าเป็นบริษัทล้มเหลว และกลุ่มใดที่ควรเป็นบริษัทที่อยู่รอด โดยข้อมูลที่นำมาใส่ในแบบจำลองนั้นต้องเป็นข้อมูลที่ดี คือ ข้อมูลที่ผ่านการทดสอบความสัมพันธ์ว่าเป็นตัวแปรที่ส่งผลต่อการล้มเหลวจริง และตรวจสอบว่าข้อมูลเหล่านี้ไม่มีปัญหาตัวแปรมีความสัมพันธ์กันเอง (Multicollinearity) และปัญหาความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อน (Heteroscedasticity) ไม่เช่นนั้น แบบจำลองนี้จะทำการเรียนรู้แบบผิดๆ และส่งผลต่อการนำไปใช้ที่อาจเกิดความผิดพลาดได้ นอกจากนี้ แบบจำลองนี้ยังมีความยากในการที่จะอธิบายข้อมูลออกมาเป็นในรูปแบบสมการอย่างง่าย เพราะโครงข่ายประสาทเทียมมีความซับซ้อนในการทำงาน ซึ่งเป็นการส่งข้อมูลเข้าไปในแบบจำลอง และแบบจำลองจะประมวลผลหาค่าน้ำหนักของแต่ละโหนด จากนั้นก็เรียนรู้เพื่อจะจดจำลักษณะที่บ่งบอกว่าตัวแปรใดเป็นการล้มเหลวและอยู่รอด โดยข้อดีของโครงข่ายประสาทเทียม คือ เป็นรูปแบบจำลองคล้ายสมองคน ดังนั้น การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมไม่เพียงการจำข้อมูลเท่านั้น แต่เป็นการเรียนรู้ลักษณะข้อมูล ซึ่งเป็นประโยชน์ต่อการนำไปใช้จริง คือ เมื่อแบบจำลองพบข้อมูลในลักษณะที่แตกต่างแต่คล้ายกับข้อมูลที่ถูกสอนมา แบบจำลองนี้สามารถที่จะบอกได้ถูกต้อง ซึ่งต่างจากแบบจำลองอื่นที่เป็นการจดจำ เมื่อพบข้อมูลในลักษณะที่ต่างจากที่เคยกำหนดไว้ ก็อาจไม่ประมวลผลหรือทำการทำนายไม่ได้ เป็นต้น

บทสรุป

การเลือกใช้แบบจำลองแต่ละแบบขึ้นอยู่กับลักษณะของข้อมูล และวัตถุประสงค์ในการพยากรณ์ งานวิจัยนี้ไม่สามารถระบุได้ว่าแบบจำลองใดดีที่สุดหรือมีความแม่นยำที่สุด แต่เป็นการเปรียบเทียบให้เห็นถึงข้อดีข้อจำกัด ซึ่งจะสามารถนำไปประยุกต์และนำไปพิจารณาให้สอดคล้องกับข้อมูลต่างๆ ซึ่งในที่นี้เน้นบริบทของการพยากรณ์ความล้มเหลวของบริษัท แต่เครื่องมือนี้สามารถนำไปใช้ในบริบทอื่นๆ ได้ เช่น ด้านการแพทย์ วิศวกรรม บัญชี รวมถึงด้านธุรกิจอื่นๆ เป็นต้น ซึ่งหากใช้เครื่องมือในการพยากรณ์ความล้มเหลวของกิจการให้เหมาะสมก็จะทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น และส่งผลทำให้สามารถแก้ปัญหาได้ทันเวลา และการล้มเหลวทางการเงินก็จะลดลง

กิตติกรรมประกาศ

ผู้เขียนขอขอบคุณมหาวิทยาลัยขอนแก่นที่ให้ทุนสนับสนุนการศึกษาค้นคว้าครั้งนี้

บรรณานุกรม

- ชนิษฐา นราวิริยะกุล. (2545). การใช้ข้อมูลทางบัญชีเพื่อพยากรณ์ภาวะความล้มเหลวทางการเงินกรณีศึกษา บริษัทจดทะเบียนในกลุ่มธุรกิจ ธนาคารและเงินทุนหลักทรัพย์ (วิทยานิพนธ์ปริญญาบริหารธุรกิจมหาบัณฑิต, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์).
- ปานรดา พิลาศรี. (2554). แบบจำลองการพยากรณ์ภาวะล้มเหลวทางการเงินวิธีวิเคราะห์จำแนกประเภท. *วารสารวิชาชีพบัญชี*, 7(18), 26-42.
- ผลาพิทย์ เต็มสุขนิรันดร์. (2543). วิฤตการณ์และความมั่นคงของธนาคารพาณิชย์ บริษัทเงินทุน และบริษัทเงินทุน หลักทรัพย์ในประเทศไทย โดยแบบจำลองโพรบิตและแบบจำลองโลจิส (วิทยานิพนธ์ปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต, มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์).
- วิศิษฐ์ ลิ้มสมบุญชัย. (2542). การทดสอบความมั่นคงของสถาบันการเงินโดยใช้แบบจำลองโลจิส (Logit Model). *วารสารเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์*, 6(1), 69-74.
- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Aziz, A., Emanuel, D. C., & Lawson, G. H. (1988). Bankruptcy Prediction - an Investigation of Cash Flow Based Models[1]. *Journal of Management Studies*, 25(5), 419-437.
- Brooks, C., & Tsolacos, S. (2003). International evidence on the predictability of returns to securitized real estate assets: econometric models versus neural networks. *Journal of Property Research*, 20(2), 133-155.
- Canbas, S., Cabuk, A., & Kilic, S. B. (2005). Prediction of commercial bank failure via multivariate statistical analysis of financial structures: The Turkish case. *European Journal of Operational Research*, 166(2), 528-546.
- Carvalho, A., & Ribeiro, T. (2007). Do artificial neural networks provide better forecasts? evidence from Latin American stock indexes. *Latin American Business Review*, 8(3), 92-100.
- Chancharat, S., & Chancharat, N. (2011). Survival of SMEs in the northeastern region of Thailand. *Journal of Business Management*, 3(1), 1-13.
- Charitou, A., Neophytou, E., & Charalambous, C. (2004). Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. *European Accounting Review*, 13(3), 465-497.
- Chava, S., Stefanescu, C., & Turnbull, S. M. (2006). Modeling Expected Loss with Unobservable Heterogeneity. Retrieved from <http://papers.ssrn.com/abstract=891670>
- Chen, W. -S., & Du, Y. -K. (2009). Using neural networks and data mining techniques for the financial distress prediction model. *Expert Systems with Applications*, 36(2), 4075-4086.
- Darrat, A. F., & Zhong, M. (2000). On Testing the Random-Walk Hypothesis: A Model-Comparison Approach. *Financial Review*, 35(3), 105-124.
- Lin, T. -H. (2009). A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: Multiple discriminant analysis, logit, probit and neural networks models. *Neurocomputing*, 72(16), 3507-3516.

- Morris, R. (1997). *Early warning indicators of corporate failure*. Aldershot, England: Ashgate Publishing.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of accounting research*, 18(1), 109-131.
- Rekba Pai, G. R., Annapoorani, R., & Pai, G. V. (2004). Performance analysis of a statistical and an evolutionary neural network based classifier for the prediction of industrial bankruptcy. In *Cybernetics and Intelligent Systems, 2004 IEEE Conference on* (Vol. 2, pp. 1033-1038). Retrieved from http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1460731
- Taffler, R., & Tisshaw, H. (1977). Going, going, gone - Four factors which predict. *Accountancy*, 88(March), 50-54.
- Wilson, R. L., & Sharda, R. (1994). Bankruptcy prediction using neural networks. *Decision support systems*, 11(5), 545-557.
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59-82.