# การคาดคะเนการทุจริตจากงบการเงินโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการตรวจสอบบัญชี

# Fraud Prediction from Financial Statements by Using an Artificial Neural Network Model for Auditing

ไพโรจน์ เกตุภักดีกูล

Pairote Ketpakdeekul

ดุษฎีนิพนธ์เสนอต่อมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร

เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาบริหารธุรกิจดุษฎีบัณฑิต

ปีการศึกษา 2566

# การคาดคะเนการทุจริตจากงบการเงินโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการตรวจสอบบัญชี

# Fraud Prediction from Financial Statements by Using an Artificial Neural Network Model for Auditing

ไพโรจน์ เกตุภักดีกูล

Pairote Ketpakdeekul

ดุษฎีนิพนธ์เสนอต่อมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร

เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาบริหารธุรกิจดุษฎีบัณฑิต

ปีการศึกษา 2566

| | |
|---|---|
| **ชื่อดุษฎีนิพนธ์** | การคาดคะเนการทุจริตจากงบการเงินโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการตรวจสอบบัญชี |
| **ชื่อ นามสกุล** | ไพโรจน์ เกตุภักดีกูล |
| **ชื่อปริญญา** | บริหารธุรกิจดุษฎีบัณฑิต |
| **คณะ** | บริหารธุรกิจ |
| **อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก** | ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พิฐชญาณ์ คาเนโกะ |

คณะกรรมการสอบดุษฎีนิพนธ์ได้ให้ความเห็นชอบดุษฎีนิพนธ์ฉบับนี้แล้ว

.....ประธานกรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร.พนารัตน์ ปานมณี)

.....กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ประเสริฐ สิทธิจิรพัฒน์)

.....กรรมการ
(อาจารย์ ดร.ปริญญา มากลิ่น)

.....กรรมการ
(อาจารย์ ดร.ธนากร รัชตกุลพัฒน์)

.....กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พิฐชญาณ์ คาเนโกะ)

คณะบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร อนุมัติให้นับดุษฎีนิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรบริหารธุรกิจดุษฎีบัณฑิต มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร

.....คณบดีคณะบริหารธุรกิจ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.รัตนาวลี ไม้สัก)

วันที่ 27 เดือน พฤษภาคม พ.ศ. 2567

| | |
|---|---|
| **ชื่อดุษฎีนิพนธ์** | การคาดคะเนการทุจริตจากงบการเงินโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการตรวจสอบบัญชี |
| **ชื่อ นามสกุล** | ไพโรจน์ เกตุภักดีกูล |
| **ชื่อปริญญา** | บริหารธุรกิจดุษฎีบัณฑิต |
| **คณะ** | บริหารธุรกิจ |
| **ปีการศึกษา** | 2566 |

# บทคัดย่อ


การวิจัยนี้ใช้ข้อมูลจากงบการเงินของบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยย้อนหลัง 6 รอบระยะเวลาบัญชีเพื่อสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANNs) ที่มีความแม่นยำโดยรวมสำหรับการคาดคะเนการทุจริตเพื่อใช้เป็นเครื่องมือของผู้สอบบัญชีรับอนุญาตในการปฏิบัติงานตรวจสอบ โดยอาศัยข้อมูลอิเล็กทรอนิกส์มาประมวลผลผ่าน M-Score เพื่อตรวจจับการตกแต่งงบการเงินและเป็นคำตอบเพื่อใช้ในการฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียมให้เรียนรู้และสามารถคาดคะเนการทุจริตจากข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยเห็นได้อย่างแม่นยำ โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ที่มีผู้สอน (Supervise) ใช้ขั้นตอนวิธี (Algorithm) ตามแนวคิดแบบป้อนไปข้างหน้า (Feedforward) และแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation) ฟังชันกระตุ้น (Activated Function) กำหนดเป็นซิกมอยด์ (Sigmoid) และมีการปรับเทียบ (Calibration) เพื่อเพิ่มความน่าเชื่อเชื่อของโครงข่ายประสาทเทียม ผลการวิจัยพบว่า โครงข่ายประสาทเทียมมีความแม่นยำ ร้อยละ 94.02 และมีความน่าเชื่อถือหลังปรับเทียบที่ร้อยละ 80.41 ถือได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพอยู่ในระดับดีและน่าเชื่อถือ โดยโครงข่ายประสาทเทียมได้ส่งคุณลักษณะที่สำคัญ (Feature Importance) ที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมออกมาและทำการสกัดองค์ประกอบรายการบัญชีที่เป็นองค์ประกอบของแต่ละคุณลักษณะ (ตัวแปร) แล้วพบว่า บัญชีรายได้ (ขาย) บัญชีลูกหนี้การค้า บัญชีสินค้าคงเหลือ บัญชีซื้อสินค้า และบัญชีเจ้าหนี้การค้า เป็นรายการทางบัญชีที่ผู้สอบบัญชีรับอนุญาตนำไปใช้กับเทคนิคการตรวจสอบบัญชีโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (Computer assisted audit techniques (CAATs) ในขั้นตอนการตรวจสอบบัญชี และในอนาคตอาจพัฒนาใช้งานร่วมกับอินเทอร์เน็ตของสรรสิ่ง (Internet of Thing: IoT) ในแบบทันที (Real-time) ได้



**คำสำคัญ :** การทุจริต, งบการเงิน, โครงข่ายประสาทเทียม, การตรวจสอบบัญชี

| | |
|---|---|
| **Dissertation Title** | Fraud Prediction from Financial Statements by Using an Artificial Neural Network Model for Auditing |
| **Author** | Pairote Ketpakdeekul |
| **Degree** | Doctor of Business Administration |
| **Faculty** | Business Administration |
| **Academic Year** | 2023 |

# ABSTRACT

This research utilizes financial statement data from listed companies on the Stock Exchange of Thailand, spanning over six fiscal years, to construct an Artificial Neural Network (ANN) model. This model provides a high level of accuracy in fraud prediction, serving as a reliable tool for certified public accountants to conduct auditing tasks. It leverages electronic data processed through the M-Score to detect embellishments in financial statements. It trains the neural network to learn and accurately predict fraud in new, previously unseen data. The neural network is structured for deep learning with supervised learning techniques, employing feedforward and backpropagation algorithms with a sigmoid activation function and calibration. The research found that the artificial neural network has an overall accuracy of 94.02% and a post-calibration reliability of 80.41%, indicating that the neural network is efficient and reliable. It effectively identifies and highlights the feature importance used in its training process, extracting critical accounting entries such as sales, accounts receivable, inventory, purchases, and accounts payable. These are the accounting entries that auditors are authorized to utilize with Computer Assisted Audit Techniques (CAATs) during the audit process. Additionally, there is potential to develop these applications to work with the Internet of Things (IoT) in real-time.

**Keywords :** Fraud, Financial Statement, Artificial Neural Networks (ANNs), Auditing

# กิตติกรรมประกาศ

ดุษฎีนิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยความช่วยเหลืออย่างดียิ่งของผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พิฐชญาณ์ คาเนโกะ อาจารย์ที่ปรึกษาดุษฎีนิพนธ์ ที่ได้ให้คำแนะนำและข้อคิดเห็นต่าง ๆ ของการวิจัยมาโดยตลอด

รองศาสตราจารย์ ดร.พนารัตน์ ปานมณี ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ประเสริฐ สิทธิจิรพัฒน์ ดร.ปริญญา มากลิ่น และดร.ธนากร รัชตกุลพัฒน์ ที่กรุณาสละเวลามาเป็นอาจารย์สอบดุษฎีนิพนธ์ พร้อมทั้งให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์

เจ้าหน้าที่บัณฑิตศึกษา คณะบริหารธุรกิจ ทุกท่านที่ให้ความอนุเคราะห์และอำนวยความสะดวกเป็นอย่างดี

ผู้วิจัยจึงขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง มา ณ โอกาสนี้

ไพโรจน์ เกตุภักดีกูล

# สารบัญ

# สารบัญ (ต่อ)

# สารบัญตาราง

# สารบัญภาพ

# บทที่ 1
# บทนำ

งานวิจัยนี้เกิดขึ้นจากแรงบัลดาลใจที่ต้องการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) มาเป็นเครื่องมือในการปฏิบัติงานตรวจสอบบัญชี เพื่อลดเวลาและทรัพยากรในการปฏิบัติงานตรวจสอบบัญชีที่ใช้เทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (Computer Assisted Audit Techniques: CAATs) สำหรับธุรกิจที่มีการจัดทำบัญชีด้วยคอมพิวเตอร์เป็นเครื่องมือที่เหมาะสมในยุคปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI)

## 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ปัญหาการทุจริตทางการเงินเป็นปัจจัยหลักที่ส่งผลต่อความเชื่อมั่นและการตัดสินใจทางธุรกิจของผู้ลงทุน ซึ่งความรับผิดชอบของผู้สอบบัญชีที่มีต่อการตรวจสอบงบการเงินมีวัตถุประสงค์เพื่อให้ได้ความเชื่อมั่นอย่างสมเหตุสมผลว่างบการเงินโดยรวมปราศจากการแสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญหรือไม่ (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2559ข) การตรวจสอบการทุจริตเป็นการตรวจสอบข้อเท็จจริงในการปฏิบัติงานสะท้อนออกมาในคุณภาพข้อมูลทางบัญชี (Hribar et al., 2014) จากคุณภาพของผู้สอบบัญชีในการใช้ความสงสัยเยี่ยงผู้ประกอบวิชาชีพที่มีความสัมพันธ์ทางตรงกับคุณภาพการตรวจสอบ (Kusumawati & Syamsuddin, 2018) คุณลักษณะเฉพาะตัวของผู้สอบบัญชี และประสบการณ์ทำงาน (Siewa et al., 2018; Suryandari & Yuesti, 2017) และเป้าหมายการตรวจจับทุจริต (Red Flag) (Rahim et al., 2019) ตามแนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการทุจริตได้กล่าวไว้ในสามเหลี่ยมการทุจริต (Fraud Triangle) ที่เป็นปัจจัยภายในกิจการทั้ง 3 ด้าน คือ โอกาส ข้ออ้าง และแรงกดดัน (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2555ก; Turner et al., 2003) ความรับผิดชอบในการตรวจสอบบัญชีได้รวมถึง การตรวจสอบความขัดแย้งของหน่วยงาน (Agency Conflict) การป้องกันการทุจริต (Fraud Prevention) ส่งผลกระทบต่อความไว้วางใจของนักลงทุน (Yazid & Suryanto, 2017) ความเชื่อมั่นต่อความถูกต้องและครบถ้วนของข้อมูลในงบการเงินถูกสั่นคลอนด้วยการล้มละลายของ Enron Corporation ที่เป็นบริษัทขนาดใหญ่ด้านพลังงานจากประเทศสหรัฐอเมริกาในปี พ.ศ. 2544 (ค.ศ. 2001) เกิดจากการทุจริตด้วยการใช้บริษัทหลักทรัพย์ปลอมเพื่อซ่อนหนี้และการบิดเบือนงบการเงินเพื่อแสดงผลกำไรที่เป็นเท็จ (Healy & Palepu, 2003; Mubako & O'Donnell, 2018)

และในเวลาใกล้กัน WorldCom Corporation บริษัทขนาดใหญ่ด้านโทรคมนาคมของประเทศสหรัฐอเมริกา ในปี พ.ศ. 2545 (ค.ศ. 2002) หลังจากการเปิดเผยการทุจริตทางการเงินที่มีการบิดเบือนค่าใช้จ่ายและการเพิ่มรายได้โดยไม่ชอบด้วยกฎหมาย เพื่อให้ผลการดำเนินงานของบริษัทดีกว่าความเป็นจริง (Cooper, 2009) การทุจริตมักเกี่ยวข้องกับการบิดเบือนข้อมูลในงบการเงิน การใช้เทคนิคการบัญชีที่ซับซ้อนเพื่อหลบซ่อนหนี้หรือผลขาดทุน และการเพิ่มรายได้โดยไม่ชอบด้วยกฎหมายเพื่อหลอกลวงผู้ลงทุนและตลาดหุ้น เหตุการณ์นี้นำไปสู่การปรับปรุงและเพิ่มการควบคุมภายในทางด้านการตรวจสอบบัญชี (Hribar et al., 2014) การใช้วิธีการเพื่อหลอกลวงผู้ลงทุนสะท้อนให้เห็นถึงปัญหาจริยธรรมที่รุนแรงในองค์กร (Abutalibov et al., 2017) สำหรับการทุจริตของ Enron Corporation และ WorldCom Corporation ส่งผลกระทบทางเศรษฐกิจทั่วโลก ส่งผลให้เกิดการสูญเสียทรัพย์สินของผู้ถือหุ้นและการสูญเสียงานของพนักงานหลายพันคน และส่งผลให้ตลาดทุนทั่วโลกมีความผันผวนและความเชื่อมั่นในระบบเศรษฐกิจลดลงอย่างมาก (Yilmazcan, 2023) อันเกิดจากการกระทำที่ขาดจริยธรรมของผู้บริหาร และส่งผลกระทบต่อวัฒนธรรมองค์กรและการควบคุมภายใน เนื่องจากผู้บริหารระดับสูงมีบทบาทสำคัญในการกำหนดทิศทางและวัฒนธรรมขององค์กรและควบคุมภายใน หากผู้บริหารไม่ปฏิบัติตามหลักจริยธรรมและกฎหมาย การกระทำที่ผิดจริยธรรมมีแนวโน้มเกิดขึ้นในระดับล่างขององค์กรด้วย (Veasey, 2003) กรณีศึกษาการทุจริตในประเทศไทย เช่น กรณีบริษัทสตาร์ค คอร์เปอเรชั่น จำกัด (มหาชน) (STARK) เป็นคดีพิเศษที่ 57/2566 และได้เชิญผู้สอบบัญชีไปให้ปากคำในฐานะพยาน (กรมบังคับคดี, 2566)

เหตุการณ์ทุจริตที่เกิดขึ้นกับ Enron Corporation และ WorldCom Corporation ทำให้ความเชื่อมั่นของผู้ลงทุนในระบบการเงินและการรายงานทางการเงินลดลงอย่างมาก ผู้ลงทุนเริ่มสงสัยในความถูกต้องและความเชื่อถือได้ของงบการเงินที่ได้รับการตรวจสอบโดยผู้สอบบัญชีรับอนุญาต (Maniam & Teetz, 2005) การเกิดเหตุการณ์ทุจริตทำให้ผู้ลงทุนตระหนักถึงความสำคัญของการตรวจสอบบัญชีที่มีคุณภาพและความรับผิดชอบของผู้สอบบัญชีในการรายงานข้อมูลที่เป็นจริงและโปร่งใส และความจำเป็นของกระบวนการตรวจสอบที่มีความรอบคอบและเข้มงวดเพื่อป้องกันการทุจริตทางการเงินอันอาจนำไปสู่ความสูญเสียของผู้ถือหุ้นและผู้ลงทุน (Yazid & Suryanto, 2017) เพื่อการนั้น ผู้ตรวจสอบบัญชีต้องประเมินการทุจริตหรือข้อผิดพลาดจากการจัดทำงบการเงินของกิจการที่มีขนาดใหญ่และมีเทคโนโลยีสารสนเทศที่มีความซับซ้อนด้วยเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (Computer Assisted Audit Techniques: CAATs) ที่ช่วยให้การตรวจจับข้อมูลทางการเงินที่ผิดปกติหรือทุจริตได้มากขึ้นด้วยเครื่องมือที่มีอยู่เดิมอย่างซอฟต์แวร์ IDEA (Interactive Data Extraction and Analysis) และ ACL (Audit Command Language) ที่สามารถค้นหาข้อมูลและวิเคราะห์ข้อมูลขนาดใหญ่ได้ แต่มีข้อจำกัดที่ไม่สามารถเรียนรู้

หรือจดจำข้อมูลที่ทำไว้ได้ด้วยตนเอง ยังคงต้องอาศัยผู้ตรวจสอบบัญชีกำหนดคำสั่งให้ทุกครั้ง อันอาจเป็นความเสี่ยงจากการตรวจสอบ (Detection Risk) ที่อาจเกิดขึ้นได้จากกระบวนการปฏิบัติงานตรวจสอบบัญชี และรูปแบบของการทุจริตมีการเปลี่ยนแปลงตลอดเวลา ทำให้ข้อมูลทางการเงินมีการเปลี่ยนแปลงรูปแบบให้สอดคล้องกับการทุจริตที่ทำขึ้นด้วย และผู้ตรวจสอบบัญชีอาจไม่พบการทุจริตหากรู้ไม่เท่าทันการเปลี่ยนแปลงนั้น การสร้างเครื่องมือใหม่ขึ้นใช้ร่วมกับเทคนิคดั้งเดิมเป็นการเสริมให้เทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) มีศักยภาพมากขึ้น เทคโนโลยีหนึ่งที่สามารถเติมเต็มเครื่องมือ (ซอฟต์แวร์) ดั้งเดิมได้ คือ การนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) มาใช้ลดปัญหาการทำงาน โดยสามารถปฏิบัติงานซ้ำได้โดยไม่ต้องป้อนคำสั่งใหม่ทุกครั้ง และสามารถจดจำ เรียนรู้รูปแบบของข้อมูลที่มีแนวโน้มการทุจริตได้จากการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) และสามารถเรียนรู้ได้ตลอดเวลาและปรับเปลี่ยนรูปแบบได้เองเหมือนสมองมนุษย์โดยไม่ต้องเขียนโปรแกรมคำสั่งงาน ปัญญาประดิษฐ์ (AI) ที่ว่านั้น คือ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) การนำแบบจำลองมาเป็นหนึ่งในเครื่องมือของเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) จำเป็นต้องสร้างและพัฒนาให้เหมาะสมกับการใช้งานจริง

งานวิจัยนี้ต้องการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความสามารถในการคาดคะเนการทุจริตจากงบการเงินเพื่อใช้เป็นเครื่องมือในเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) โดยแบบจำลองต้องเรียนรู้แบบมีการสอนเพื่อสามารถคาดคะเนการทุจริตตามแนวคิดแบบจำลอง M-Score (Beneish, 1999) จากข้อมูลทางการเงินในรูปแบบเหมืองข้อมูลทางการเงิน (Dashtbayaz & Mohammad, 2015) ให้แบบจำลองเรียนรู้และบอกได้ว่า บัญชีใดที่ใช้ในการเรียนรู้เพื่อคาดคะเนการทุจริตจากงบการเงิน เพื่อนำบัญชีเหล่านั้นมาพิจารณาในการกำหนดระดับความเสี่ยงในระดับรายการและระดับงบการเงินในขั้นตอนการวางแผนการตรวจสอบ (Dashtbayaz & Mohammad, 2015; Mubako & O'Donnell, 2018) ให้มีความน่าเชื่อถือ สร้างความเชื่อมั่นให้กับผู้ใช้งบการเงินได้ว่า การปฏิบัติการตรวจสอบบัญชีมีกระบวนการตรวจสอบการทุจริตและตรวจสอบความถูกต้องของงบการเงินที่ดีได้ (Kusumawati & Syamsuddin, 2018; Topor, 2017) เป็นการกู้คืนความเชื่อมั่นที่มีต่องานตรวจสอบบัญชีจากผู้ลงทุนหรือผู้มีส่วนได้เสียกลับคืนมา

## 1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1.2.1 เพื่อศึกษาความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียมในการตรวจจับการทุจริตในงบการเงินเพื่อการตรวจสอบบัญชี

1.2.2 เพื่อสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) ที่มีความสามารถคาดคะเนการทุจริตในงบการเงินได้

## 1.3 ขอบเขตของการวิจัย

งานวิจัยนี้จำกัดเฉพาะแนวโน้มการทุจริตที่สามารถตรวจจับได้จากงบการเงินของบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ภายในปี พ.ศ. 2565 โดยวิเคราะห์ข้อมูลย้อนหลัง 6 ปี (พ.ศ. 2560–2565)

## 1.4 สมมติฐานของการวิจัย

1.4.1 สมมติฐานหลัก ($H_0$)

โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้และคาดคะเนข้อมูลทุจริตจากงบการเงินได้

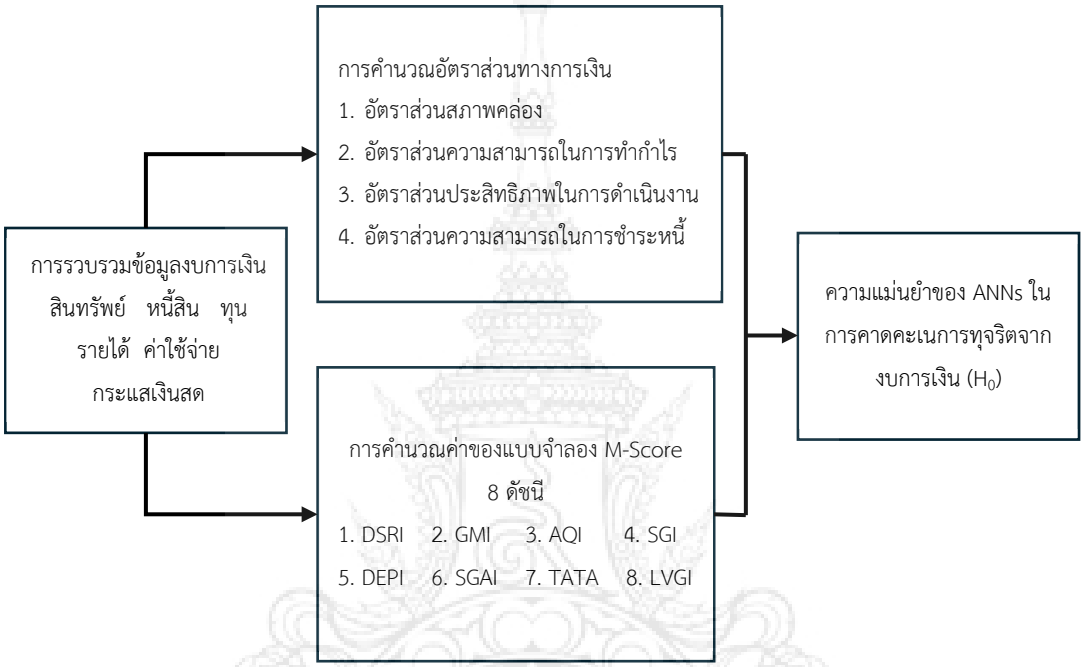
1.4.2 สมมติฐานรอง ($H_1$)

โครงข่ายประสาทเทียมไม่สามารถเรียนรู้และคาดคะเนข้อมูลทุจริตจากงบการเงินได้

## 1.5 กรอบแนวความคิด

งานวิจัยในหัวข้อ การคาดคะเนการทุจริตจากงบการเงินโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการตรวจสอบบัญชี เป็นการศึกษาข้อมูลทางการเงินในอดีต เช่น ยอดคงเหลือในบัญชีสินทรัพย์ หนี้สิน ส่วนของผู้ถือหุ้น (ส่วนของเจ้าของ) รายได้ ค่าใช้จ่าย และกระแสเงินสด เพื่อนำไปคำนวณค่า M-Score และทำเป็นป้ายกำกับสำหรับการฝึกฝนแบบจำลอง และข้อมูลจากงบการเงินยังสามารถนำไปคำนวณหาอัตราส่วนทางการเงิน ได้แก่ อัตราส่วนสภาพคล่อง อัตราส่วนความสามารถในการทำกำไร อัตราส่วนประสิทธิภาพในการดำเนินงาน และอัตราส่วนความสามารถในการชำระหนี้ และนำข้อมูลที่ได้จากการคำนวณ M-Score (ตัวแปร 8 ดัชนี) กับอัตราส่วนทางการเงิน 17 ตัวแปร รวมทั้งสิ้น 25 ตัวแปรใช้เป็นคุณลักษณะ (Features) ที่เป็นข้อมูลนำเข้า เพื่อฝึกฝนและทดสอบแบบจำลองให้มีความแม่นยำและน่าเชื่อถือ โดยมีการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองเพื่อบ่งบอกความสามารถของแบบจำลองในการคาดคะเนแนวโน้มการทุจริตจาก

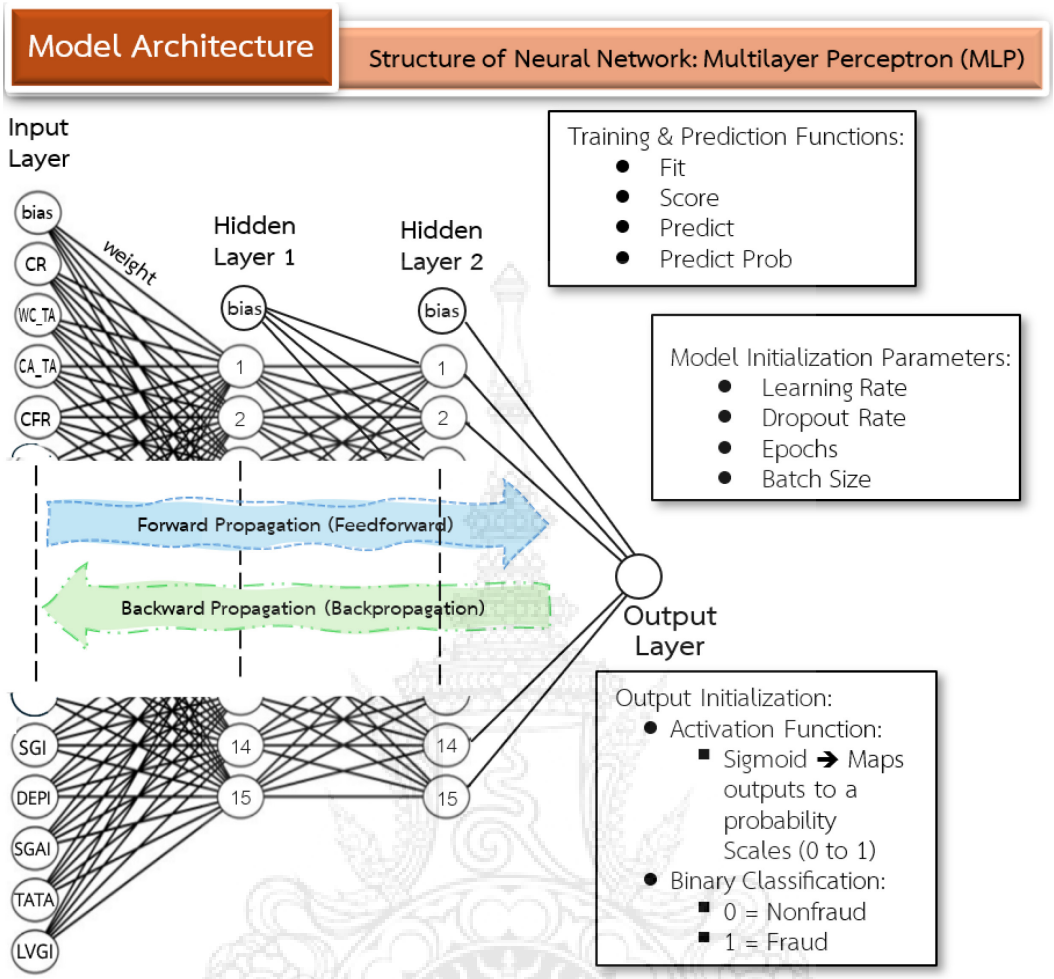
งบการเงินด้วยค่าความแม่นยำกับเกณฑ์การประเมินอื่นเพื่อสรุปสมมติฐานการวิจัยที่ว่า "แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้และคาดคะเนข้อมูลทุจริตจากงบการเงินได้ ($H_0$)" และทราบตัวแปรที่สำคัญในการประมวลผลเพื่อให้ผู้สอบบัญชีนำกลุ่มตัวแปรที่สำคัญใช้ในการตรวจสอบบัญชี แนวความคิดงานวิจัยเป็นตามภาพ 1.1




**ภาพ 1.1** กรอบแนวคิดการวิจัย

การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) เริ่มจากกำหนดสถาปัตยกรรมโครงสร้าง (Architecture) เป็นแบบจำลองแบบหลายชั้น (Multilayer Perceptron: MLP) เพื่อให้เป็นโครงข่ายตามลักษณะของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) โดยกำหนดให้มีชั้นข้อมูลนำเข้า (Input Layer) จำนวน 1 ชั้น ชั้นซ่อน (Hidden Layer) จำนวน 2 ชั้น และชั้นข้อมูลส่งออก (Output Layer) จำนวน 1 ชั้น รายละเอียดของแต่ละชั้นเพื่อกำหนดเป็นค่าเริ่มต้นก่อนการฝึกฝนและปรับปรุงให้ได้แบบจำลองที่ดีที่สุด (Best Model) คือ ชั้นข้อมูลนำเข้า มีจำนวน 25 โหนด (ตัวแปรอิสระ) ตามตัวแปรที่ใช้ในงานวิจัย และ 1 โหนด (ตัวแปรตาม) สำหรับใช้เป็นป้ายกำกับให้แบบจำลองเรียนรู้และฝึกฝน สำหรับชั้นซ่อนจำนวน 2 ชั้น กำหนดให้มีโหนดชั้นละ 15 โหนด และชั้นข้อมูลส่งออก (Output Layer) กำหนดค่าพารามิเตอร์ของฟังก์ชันกระตุ้น (Activate Function) เป็นแบบฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) และกำหนดการทำงาน (Task) ให้เป็นแบบการ

จำแนกประเภทแบบสองค่า (Binary Classification) เมื่อกำหนดโครงสร้างของแบบจำลองแล้ว จึงกำหนดกระบวนการคำนวณที่เกี่ยวข้องกับการฝึกฝนแบบจำลอง ออกเป็น 2 กระบวนการ คือ 1) การป้อนไปข้างหน้า (Forward Propagation (Feedforward) เพื่อให้แบบจำลองฝึกฝน และ 2) การแพร่ย้อนกลับ (Backward Propagation (Backpropagation) เพื่อปรับค่าน้ำหนักให้แบบจำลองทำงานได้ดีขึ้นในแต่ละรอบการฝึกฝน เมื่อจัดโครงสร้างแล้วจึงทำการกำหนดค่าเริ่มต้นของพารามิเตอร์ ซึ่งงานวิจัยของ He et al. (2015) กล่าวไว้ว่า การกำหนดให้มีการตั้งค่าพารามิเตอร์เพื่อป้องกันปัญหาการหยุดนิ่งที่ขั้นต่ำและส่งเสริมให้การเรียนรู้เป็นไปอย่างราบรื่น สำหรับงานวิจัยนี้กำหนดพารามิเตอร์ ได้แก่ 1) อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) 2) อัตราการละทิ้ง (Dropout Rate) 3) ขนาดของชุดข้อมูล (Batch Size) และ 4) จำนวนรอบ (Epochs) ต่อมาจึงกำหนดฟังก์ชันการฝึกฝน ได้แก่ ฟังก์ชันฟิต (Fit Function) และฟังก์ชันคะแนน (Score Function) สุดท้ายกำหนดฟังก์ชันการคาดคะเน (Predict Function) และการคาดการณ์ความน่าจะเป็น (Predict Probability) สำหรับผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม คือ ค่าความแม่นยำ (Accuracy) และค่าความแม่นยำหลังการปรับเทียบ (Calibration) และมีการประเมินผลของแบบจำลอง การจำแนกประเภทยังสามารถทำผ่านค่าความเที่ยงตรง (Precision) ค่าความไว (Recall หรือ Sensitivity) ค่า F1-Score ค่า ROC Curve (Receiver Operating Characteristic Curve) ค่าพื้นที่ใต้โค้ง (Area Under the Curve: AUC) และเมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) ช่วยให้เข้าใจว่าเครื่องมือประเมินผลเหล่านี้มีความสำคัญอย่างไรในการให้ภาพรวมของประสิทธิภาพของแบบจำลอง (He et al., 2015) อย่างครบถ้วนมากกว่าการพิจารณาเพียงความแม่นยำเพียงค่าเดียว กรอบแนวคิดการวิจัยเพื่อสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมตามภาพ 1.2




**ภาพ 1.2** กรอบแนวคิดการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

## 1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

งานวิจัยนี้ที่มุ่งเน้นการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในการตรวจจับการทุจริตในงบการเงินสำหรับผู้สอบบัญชี คาดว่าจะนำประโยชน์มาใช้ในด้านวิชาการและการปฏิบัติงานในการตรวจสอบบัญชี โดยแบบจำลองที่สร้างขึ้นสามารถ

1.6.1 เพิ่มความรวดเร็วและความแม่นยำในกระบวนการตรวจสอบ ช่วยให้ผู้สอบบัญชีสามารถคาดคะเนและตรวจจับแนวโน้มจากการทุจริตที่อาจเกิดขึ้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ

1.6.2 เสริมสร้างความเข้าใจและความรู้ในกลุ่มนักวิชาการและนักศึกษาเกี่ยวกับการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในการปฏิบัติงานตรวจสอบบัญชี

1.6.3 นำไปใช้เป็นเครื่องมือช่วยสำหรับผู้บริหารในการประเมินความเสี่ยงทางการเงินและการทุจริตในองค์กร ซึ่งสามารถช่วยเพิ่มความโปร่งใสและความน่าเชื่อถือของข้อมูลทางการเงิน

สรุปได้ว่า งานวิจัยนี้มีคุณค่าในการช่วยเหลือและพัฒนากระบวนการตรวจสอบบัญชี เพิ่มความเข้าใจในการใช้เทคโนโลยีใหม่ในสาขาการบัญชี และเสริมสร้างความไว้วางใจและความมั่นคงให้กับระบบการเงินและการตรวจสอบบัญชีในวงกว้าง

## 1.7 คำนิยามศัพท์

การคาดคะเนการทุจริตโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม หมายถึง กระบวนการวิเคราะห์และการทำนายแนวโน้มของการทุจริตในงบการเงินของกิจการ โดยใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง (ML) (Patidar & Sharma, 2011; Rb & Kr, 2021) และคำว่า "การคาดคะเน" นี้ใช้เพื่ออธิบายการประเมินและการวิเคราะห์ที่ครอบคลุมตั้งแต่การเตรียมข้อมูลจนถึงการตีความผลลัพธ์ขั้นสุดท้าย และคำว่า "ทำนาย" จะเริ่มใช้ในบทที่ 3 เพื่ออธิบายกระบวนการทางเทคนิคของการสร้างและการประเมินแบบจำลองที่สามารถจำแนกและทำนายการทุจริตได้ (Saraswathi et al., 2019)

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) หมายถึง ระบบการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งจำลองแบบจากเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ โดยมีหน้าที่ในการประมวลผลข้อมูลผ่านโครงสร้างที่ประกอบด้วยชั้นของเซลล์ประสาทเทียมที่เชื่อมต่อกัน (Patidar & Sharma, 2011) ระบบนี้สามารถปรับเปลี่ยนน้ำหนักการเชื่อมต่อเพื่อการเรียนรู้และตัดสินใจได้อย่างอิสระ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถรู้ จำ รูปแบบที่ซับซ้อนและคาดคะเนผลตามข้อมูลได้ (Hagan et al, 1997)

การเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning) หมายถึง วิธีการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้ข้อมูลที่ติดป้ายกำกับข้อมูลเพื่อระบุผลลัพธ์ที่ถูกต้องใช้ในการฝึกฝนแบบจำลอง วิธีนี้เป็นประโยชน์อย่างยิ่งในการตรวจสอบที่แบบจำลองสามารถเรียนรู้ที่จะตรวจจับการฉ้อโกง (Alpaydin, 2020; Biship, 2007; Shrestha & Mahmood, 2019)

โครงข่ายป้อนไปข้างหน้า (Feedforward Neural Network: FNN) หมายถึง ชนิดของโครงสร้างของโครงข่ายประสาท (Structure of Neural Network) คือ การส่งค่าน้ำหนักไปข้างหน้าจากโหนดข้อมูลเข้าไปยังโหนดข้อมูลออก (Haykin, 2008) เป็นโครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม (Shrestha & Mahmood, 2019) ทำให้โครงข่ายง่ายต่อการจัดการและการใช้ในสถานการณ์ที่เกิดขึ้น

การแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation) หมายถึง ขั้นตอนวิธี (Algorithms) พื้นฐานที่ใช้สำหรับการฝึกฝนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่จำเป็นสำหรับการปรับปรุงความแม่นยำของผลการคาดคะเน ผ่านการปรับค่าน้ำหนักในแบบจำลองโครงข่ายประสาทโดยอิงจากข้อผิดพลาดในผลลัพธ์ (Rumelhart et al., 1986; Shrestha & Mahmood, 2019) การแพร่ย้อนกลับช่วยลดความไม่แม่นยำในแบบจำลองที่ใช้สำหรับการตรวจสอบทางการเงิน ทำให้สามารถระบุรายการที่อาจเกิดการฉ้อโกงได้ดียิ่งขึ้น ซึ่งเป็นวัตถุประสงค์หลักในการสร้างและฝึกฝนแบบจำลองเพื่อนำมาใช้เป็นเครื่องมือหนึ่งในเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs)

คุณลักษณะ (Feature) หมายถึง ข้อมูลที่ถูกนำมาใช้ในการฝึกฝนและคาดคะเนจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) โดยรวมตัวแปรทางการเงินและแบบจำลอง M-Score ที่มีผลต่อการทุจริตทางการเงินจากการทบทวนวรรณกรรม เมื่อนำตัวแปรมาใช้ในการสร้างแบบจำลองจะถูกเรียกว่าคุณลักษณะ สามารถใช้เป็นคำสลับกันได้เพื่ออธิบายถึงข้อมูลหรือลักษณะที่นำมาใช้เช่นเดียวกับที่ปรากฏในงานวิจัยของ Li (2020)

การปรับเทียบ (Calibration) หมายถึง กระบวนการปรับค่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมให้การคาดคะเนของแบบจำลองตรงกับความเป็นจริงมากที่สุด การปรับเทียบมีความสำคัญในการตรวจสอบ เนื่องจากความแม่นยำของการคาดคะเนจากแบบจำลองเพียงอย่างเดียวไม่สามารถสร้างความน่าเชื่อถือได้ จึงต้องทำการปรับเทียบเพื่อเพิ่มความน่าเชื่องถือให้แบบจำลอง โดยการปรับเทียบนี้อาจรวมถึงการปรับค่าน้ำหนัก การตรวจสอบค่าความเที่ยงตรงของแบบจำลอง และการทดสอบกับชุดข้อมูลที่แตกต่างกันเพื่อประเมินความแม่นยำ

แบบจำลอง M-Score หมายถึง แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ใช้แปดดัชนี เพื่อกำหนดความน่าจะเป็นของการจัดการผลการดำเนินงาน (Beneish, 1999) และในเวลาต่อมามีการพัฒนาการใช้แบบจำลอง M-Score ให้มีห้าดัชนี (Bhavani & Amponsah, 2017) โดยแบบจำลอง M-Score ใช้ในการบริหารจัดการด้านการทุจริตในองค์กรธุรกิจ ใช้ข้อมูลทางการเงินเพื่อแยกกิจการที่มีการบิดเบือนรายได้ (Earnings Manipulators) และข้อมูลในงบการเงิน

เทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (Computer Assisted Audit Techniques: CAATs) หมายถึง การใช้ซอฟต์แวร์และทรัพยากรดิจิทัลเพื่อปฏิบัติงานตรวจสอบบัญชี ช่วยให้ผู้ตรวจสอบบัญชีสามารถวิเคราะห์ชุดข้อมูลขนาดใหญ่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ (สภาวิชาชีพบัญชีในพระบรมราชูปถัมภ์, 2555ค) การใช้งานขั้นสูงเกี่ยวกับการวิเคราะห์ข้อมูลในฐานข้อมูลและการสืบค้นอัตโนมัติ การปรับปรุงกระบวนการตรวจสอบที่มีความซับซ้อน ช่วยเพิ่มศักยภาพและปรับปรุงความแม่นยำของการปฏิบัติงานตรวจสอบบัญชีได้ดีกว่าวิธีการตรวจสอบบัญชีแบบดั้งเดิม (Curtis & Payne, 2008)

# บทที่ 2
# แนวคิดทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยนี้มุ่งศึกษาแนวคิดทฤษฎีเกี่ยวกับทฤษฎีตัวแทน งบการเงิน การวัดผลการดำเนินงาน แนวคิดการทุจริต การตรวจสอบบัญชี แบบจำลอง M-Score และความรู้เกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) รวมถึงการค้นคว้างานวิจัยที่เกี่ยวข้องเพื่อติดตามความก้าวหน้าของแนวคิดและทฤษฎี เพื่อนำมาสร้างกรอบแนวคิดในการวิจัยได้รอบด้าน ดังนี้

## 2.1 แนวคิดทฤษฎี

การศึกษาแนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการคาดคะเนการทุจริตจากงบการเงินโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการตรวจสอบบัญชี ต้องทำความเข้าใจเกี่ยวกับแนวคิดทฤษฎีตัวแทน งบการเงิน การวัดผลการดำเนินงาน การทุจริต และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อให้งานวิจัยมีความลึกซึ้งเชิงเนื้อหาและความสอดคล้อง ดังนี้

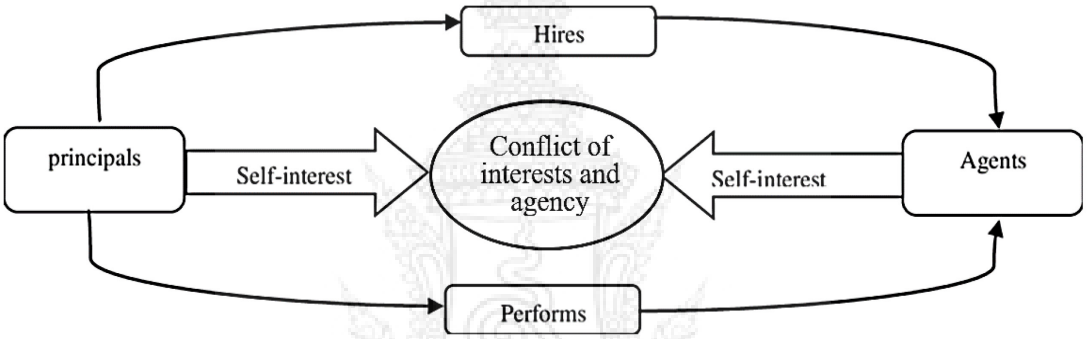
2.1.1 ทฤษฎีตัวแทน (Agency Theory)

บุคคลหนึ่งแต่งตั้งหรือมอบหมายให้อีกบุคคลหนึ่งกระทำการแทน เป็นลักษณะเบื้องต้นของตัวการและตัวแทน ซึ่งเป็นรากฐานของทฤษฎีตัวแทน สามารถประยุกต์ใช้กับหลายเหตุการณ์ทั้งที่เกิดขึ้นในการดำเนินชีวิต การดำเนินธุรกิจทั้งที่แสวงหากำไรหรือไม่แสวงหากำไร ทฤษฎีตัวแทนได้อธิบายถึงพฤติกรรมของบุคคลหนึ่งที่เรียกว่า “ตัวการ (Principal)” ที่ต้องมอบหมายให้บุคคลอื่นกระทำการแทนตน โดยมอบอำนาจทำการแทนให้บุคคลที่รับหน้าที่ในการกระทำการแทนนั้นเรียกว่า “ตัวแทน (Agent)”

ต้นทุนเกี่ยวกับตัวแทน (Agency Costs) จะเกิดขึ้นหลังจากการทำสัญญาที่รัดกุมและการบังคับใช้ (Fama & Jensen, 1983) เพื่อกำกับ ติดตาม และประเมินผลการทำงานของตัวแทน (Jensen & Meckling, 1976) ทฤษฎีตัวแทนเกี่ยวข้องกับสัญญาซึ่งนำไปสู่สิ่งจูงใจ (Incentives) ที่เหมาะสม การกระจายความเสี่ยง (Risk Sharing) และการที่มีตัวแทนปฏิบัติงานแทนทำให้ตัวการไม่สามารถเข้าถึงข้อมูลได้ดีเท่ากับตัวแทน เพราะตัวแทนอาจไม่ได้รายงานข้อมูลสารสนเทศ (Information) อย่างครบถ้วนให้ตัวการทราบ ตัวการและตัวแทนมักคาดหวังบางสิ่งบางอย่างและได้รับบางสิ่งบางอย่างตอบแทนจากอีกฝ่าย (Spremann, 1987) ลักษณะของผู้บริหารที่เป็นตัวแทนจะมีคุณลักษณะ 2 อย่าง คือ ผู้ที่เห็นประโยชน์ส่วนตน (Self-Interest) และเป็นผู้ที่ฉวยโอกาส

(Opportunistic) จากการปฏิบัติงานอาจเป็นไปได้ที่ตัวแทนจะปกปิด ซ่อนเร้นข้อมูล หลีกเลี่ยงความรับผิดชอบ และกระทำการที่ผิดต่อศีลธรรม (ธกานต์ ชาติวงค์, 2560)

ในมุมมองทางด้านธุรกิจ ความสัมพันธ์ระหว่างตัวการ (Principal) และตัวแทน (Agent) ภายใต้สัญญาทางธุรกิจนั้น สามารถอธิบายโดยการประยุกต์ใช้ทฤษฎีตัวแทนเพื่อพรรณนาความสัมพันธ์อันอาจเกิดขึ้นระหว่างตัวการ (เจ้าของกิจการผู้เป็นเจ้าของส่วนของทุน) กับตัวแทน (คณะกรรมการบริษัท) เมื่อทำสัญญาจ้างแล้ว เจ้าของจะมอบอำนาจในการบริหารจัดการทรัพยากรแก่ผู้บริหารเพื่อการสร้างมูลค่าของกิจการให้อยู่ในระดับที่สูงที่สุด (ศิลปพร ศรีจั่นเพชร, 2551; Jensen & Meckling, 1976) ตามภาพ 2.1




**ภาพ 2.1** ความสัมพันธ์ของผู้ถือหุ้นของกิจการกับคณะกรรมการบริษัท

ที่มา: Mahmes, K. (2023). *Understanding the Role of Audit Bureau in the Implementation of Corporate Governance Principles: An Agency Theory Perspective*. Al-Riyadah Journal for Researches and Scientific Activities, 7, 1-35. (Figure 1: Agency theory explanation, p. 5)

จากภาพ 2.1 แสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวการและตัวแทนภายใต้สัญญาทางธุรกิจ ตัวการจ้างตัวแทนให้มาทำงาน (Hires) และตัวแทนจะดำเนินการแทนตัวการ (Performs) อย่างไรก็ตาม ทั้งสองฝ่ายมักจะมีความสนใจส่วนตน (Self-interest) ซึ่งอาจก่อให้เกิดความขัดแย้งทางผลประโยชน์ (Conflict of Interests) และมีต้นทุนเกี่ยวกับตัวแทน (Agency Costs) ตามมา เพื่อจัดการกับความขัดแย้งนี้ ตัวการมักต้องทำสัญญาที่รัดกุมและใช้กลไกการบังคับใช้ (Enforcement Mechanisms) เช่น การกำกับ ติดตาม และประเมินผลการทำงานของตัวแทน การให้ผลตอบแทนที่เหมาะสมเพื่อจูงใจตัวแทนไม่ให้ฉวยโอกาส (Opportunistic) และซ่อนเร้นข้อมูล (Hidden Information) การมีการกำกับดูแลที่ดี (Good Corporate Governance) มาเป็นส่วนหนึ่งในการควบคุมภายใน (ศิลปพร ศรีจั่นเพชร, 2551; อัญญา ขันธวิทย์ และคณะ, 2552) แต่ความขัดแย้งระหว่างเจ้าของกิจการ (ตัวการ) กับผู้บริหาร (ตัวแทน) เช่น 1) ความขัดแย้งด้านศีลธรรม

2) ความขัดแย้งในการรักษากำไรสะสมของกิจการ 3) ความขัดแย้งด้านขอบเขตของเวลา และ 4) ความขัดแย้งด้านการไม่ยอมรับการบริหารความเสี่ยง (McColgan, 2001)

การที่เจ้าของกิจการแต่งตั้งตัวแทนนั้นย่อมมีความคาดหวังในการปฏิบัติงานแฝงอยู่ด้วยความเชื่อว่าผู้บริหารสามารถให้รายงานผลการดำเนินงานตามจริงได้ และผู้สอบบัญชีที่เป็นตัวแทนอิสระของเจ้าของจะรายงานความจริงจากการตรวจสอบงบการเงินที่ผู้บริหารได้ให้การรับรองไว้เกี่ยวกับงบการเงิน (Spremann, 1987)

สรุปได้ว่า ผู้ถือหุ้นในฐานะตัวการทำสัญญาตัวแทนกับคณะกรรมการบริษัทในฐานะตัวแทนตามหลักทฤษฎีตัวแทน เพื่อกระจายความเสี่ยงในการบริหารงานจากผู้ถือหุ้นที่อาจทำได้ไม่เต็มที่หรือไม่สามารถทำด้วยตนเองได้ ทั้งนี้ ตัวแทนอาจไม่ได้รายงานข้อมูลสารสนเทศอย่างครบถ้วนให้ตัวการทราบ ตัวการย่อมหวังผลตอบแทนจากกิจการในรูปของเงินปันผล (Dividends) เพื่อให้เกิดความมั่นใจในผลการดำเนินงานและผลตอบแทน จึงมีการตรวจสอบทางการเงินด้วยการตรวจสอบบัญชีตามที่กฎหมายกำหนด การตรวจสอบบัญชีมีขึ้นเพื่อให้แน่ใจว่ารายงานการเงินที่ผู้ถือหุ้นได้รับมีความถูกต้องตามควรในสาระสำคัญ ไม่มีการทุจริตและข้อผิดพลาด รวมถึงมีข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญหรือไม่ ข้อมูลในรายงานการเงินต้องมีคุณภาพและสามารถให้ข้อมูลการเงินที่มีประโยชน์แก่ผู้บริหาร (ข้อมูลเพื่อการบริหารภายในกิจการ) และผู้ถือหุ้นและผู้มีส่วนได้เสีย (ข้อมูลเปิดเผยสาธารณะ) ต้องผ่านการตรวจสอบจากผู้สอบบัญชีรับอนุญาต (ราชกิจจานุเบกษา, 2471)

2.1.2 งบการเงิน

กรอบแนวคิดสำหรับรายงานทางการบัญชีได้วางหลักการพื้นฐานของงบการเงิน (Financial Statements) กิจการที่เสนอรายงานแบบงบการเงินรวมและงบการเงินเฉพาะกิจการและประเภทของงบการเงิน (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2563) และเพื่อให้เกิดการจัดทำบัญชีที่มีมาตรฐานเดียวกันหรือเป็นไปในทิศทางเดียวกันสอดคล้องกับกรอบแนวคิดทางการบัญชี จึงมีรูปแบบการนำเสนองบการเงินตามหลักการพื้นฐานของงบการเงินและประเภทของงบการเงิน (ราชกิจจานุเบกษา, 2563ก)

2.1.2.1 หลักการพื้นฐานของงบการเงิน

หลักการพื้นฐานในการจัดทำงบการเงินต้องทราบวัตถุประสงค์และขอบเขตของงบการเงิน รอบระยะเวลารายงาน และข้อสมมติการดำเนินงานต่อเนื่อง เพื่อให้ผู้จัดทำงบการเงินและผู้ใช้งบการเงินได้เข้าใจตรงกัน

2.1.2.1.1 วัตถุประสงค์และขอบเขตของงบการเงิน

งบการเงินจัดทำขึ้นเพื่อวัตถุประสงค์ในการให้ข้อมูลเกี่ยวกับ

สินทรัพย์ หนี้สิน ส่วนของเจ้าของ รายได้ และค่าใช้จ่ายของกิจการที่เสนอรายงาน ข้อมูลที่แสดงในงบแสดงฐานะการเงิน คือ สินทรัพย์ หนี้สิน และส่วนของเจ้าของ สำหรับรายได้และค่าใช้จ่ายแสดงในงบกำไรขาดทุนเบ็ดเสร็จ ส่วนข้อมูลที่เป็นตัวเลขอื่นแสดงไว้ในงบอื่น เช่น งบกระแสเงินสด งบต้นทุนผลิต สำหรับข้อมูลที่ไม่เป็นตัวเลขอื่นแสดงไว้ในหมายเหตุประกอบงบการเงิน โดยต้องมีการเปิดเผยเกี่ยวกับสินทรัพย์ หนี้สิน ส่วนของเจ้าของ รายได้ และค่าใช้จ่ายที่ได้รับรู้และยังไม่รับรู้ เงินทุนที่ได้รับจากผู้ถือสิทธิเรียกร้องส่วนของเจ้าของและการจัดสรรคืนให้ผู้ถือสิทธิเรียกร้องส่วนของเจ้าของ รวมถึงวิธี ข้อสมมติ และดุลยพินิจที่ใช้ในการประมาณการจำนวนเงินที่นำเสนอหรือเปิดเผย และการเปลี่ยนแปลงเหล่านั้น จากวัตถุประสงค์และขอบเขตของงบการเงินที่ได้กล่าวมาข้างต้น ซึ่งมีประโยชน์ต่อผู้ใช้งบการเงินในการประเมินความเป็นไปได้สำหรับกระแสเงินสดรับสุทธิในอนาคต และการประเมินหน้าที่และความรับผิดชอบของฝ่ายบริหารต่อทรัพยากรเชิงเศรษฐกิจของกิจการที่เสนอรายงาน (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2563)

2.1.2.1.2 รอบระยะเวลารายงาน

งบการเงินให้จัดทำสำหรับรอบระยะเวลารายงาน โดยปกติ คือ 1 ปี หรือ 12 เดือน ตามปีปฏิทิน โดยเริ่ม 1 มกราคม – 31 ธันวาคม ของแต่ละปี (แต่ไม่ใช่ในทุกกรณี) กิจการบางแห่งเลือกที่จะมีรอบระยะเวลารายงานเริ่มต้นในวันใดก็ได้ในปี ไปจนสิ้นสุดในปีถัดไป และมีข้อกำหนดในการจัดทำบัญชีอย่างน้อยทุก 12 เดือนและให้มีการตรวจสอบบัญชีตามประมวลกฎหมายแพ่งและพาณิชย์กำหนด (ราชกิจจานุเบกษา, 2471) งบการเงินที่จัดทำขึ้นสำหรับรอบระยะเวลารายงานหนึ่ง งบการเงินต้องให้ข้อมูลเกี่ยวกับสินทรัพย์และหนี้สิน รวมถึงสินทรัพย์และหนี้สินที่ยังไม่รับรู้ และส่วนของเจ้าของที่มีอยู่ ณ สิ้นรอบหรือระหว่างรอบระยะเวลารายงาน รวมถึงรายได้และค่าใช้จ่ายสำหรับรอบระยะเวลารายงาน (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2563) ผู้ใช้ข้อมูลทุกคนสามารถใช้ข้อมูลได้เท่าเทียมกัน และถือว่าผู้ใช้งบการเงินมีความรู้พื้นฐานเพียงพอที่จะทำความเข้าใจงบการเงินได้ หากผู้ใช้งบการเงินต้องการข้อมูลเฉพาะด้านเพื่อตอบสนองการงานใดของตน ยังคงสามารถขอข้อมูลเพิ่มเติมจากกิจการได้ในขอบเขตที่เหมาะสม

2.1.2.1.3 ข้อสมมติการดำเนินงานต่อเนื่อง

กิจการที่จัดตั้งขึ้นมีวัตถุประสงค์เพื่อการดำเนินงานต่อเนื่อง (Going Concern) ไปในอนาคตและไม่สามารถกำหนดวันที่จะเลิกกิจการได้จนกว่าจะมีเหตุการณ์บ่งบอกถึงการที่จะไม่มีการดำเนินงานต่อเนื่อง การจัดทำงบการเงินตั้งอยู่บนพื้นฐานของการดำเนินงานต่อเนื่อง แต่หากต้องการเลิกกิจการหรือไม่ดำเนินงาน งบการเงินอาจจัดทำด้วยหลักการที่แตกต่างไป และเปิดเผยหลักการที่แตกต่างนั้นในหมายเหตุประกอบงบการเงิน (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2563) เพื่อให้ผู้ใช้งบการเงินได้ตะหนักถึงการใช้ข้อมูลอย่างระมัดระวัง

2.1.2.2 องค์ประกอบของงบการเงิน

สินทรัพย์ หนี้สิน ส่วนของเจ้าของ รายได้ และค่าใช้จ่าย เป็นองค์ประกอบสำคัญในการจัดทำงบการเงิน รวมถึงกระแสเงินสด

2.1.2.2.1 สินทรัพย์

ทรัพยากรเชิงเศรษฐกิจในปัจจุบันที่อยู่ภายใต้การควบคุมของกิจการ ซึ่งเป็นผลของเหตุการณ์ในอดีต (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2563) โดยที่ทรัพยากรเชิงเศรษฐกิจ หมายถึง สิทธิที่มีศักยภาพในการสร้างผลประโยชน์เชิงเศรษฐกิจ โดยคำนิยามของสินทรัพย์ 3 เรื่องหลัก ได้แก่ สิทธิ ศักยภาพในการสร้างผลประโยชน์เชิงเศรษฐกิจ และการควบคุม

2.1.2.2.2 หนี้สิน

ภาระผูกพันปัจจุบันของกิจการในการโอนทรัพยากรเชิงเศรษฐกิจ ซึ่งเป็นผลของเหตุการณ์ในอดีต (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2563) โดยที่นิยามของหนี้สิน 3 เรื่องหลัก ได้แก่ ภาระผูกพัน ภาระผูกพันที่ต้องโอนทรัพยากรเชิงเศรษฐกิจ และภาระผูกพันที่เป็นภาระผูกพันปัจจุบันที่อยู่อันเป็นผลของเหตุการณ์ในอดีต

2.1.2.2.3 ส่วนของเจ้าของ

ส่วนได้เสียคงเหลือในสินทรัพย์ของกิจการหลังจากหักหนี้สินทั้งสิ้นแล้ว (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2563) โดยที่เจ้าของกิจการมีสิทธิเรียกร้องส่วนของเจ้าของคงเหลือจากกิจการที่ไม่เป็นไปตามคำนิยามของหนี้สิน สิทธิเรียกร้องนั้นอาจกำหนดตามสัญญา ข้อกฎหมายหรือวิธีการที่คล้ายกัน สิทธิเรียกร้องของเจ้าของที่แตกต่างกันอาจให้สิทธิที่แตกต่างกันกับผู้ถือหุ้น ส่วนประกอบของส่วนของเจ้าของบางรายการอาจถูกกระทบด้วยข้อกำหนดตามกฎหมาย ระเบียบหรือข้อกำหนดอื่น เช่น ส่วนทุนหรือกำไรสะสม และการดำเนินธุรกิจจะมีรูปแบบการจัดตั้งขึ้นและเรียกแตกต่างกันตามลักษณะความรับผิดชอบของเจ้าของตามสิทธิส่วนได้เสียของตน เช่น เจ้าของคนเดียว ห้างหุ้นส่วน บริษัท หรือการดำเนินงานธุรกิจภาครัฐประเภทอื่น

2.1.2.2.4 รายได้

การเพิ่มขึ้นของสินทรัพย์หรือการลดลงของหนี้สินที่ส่งผลให้เกิดการเพิ่มขึ้นของส่วนของเจ้าของ ทั้งนี้ไม่รวมถึงเงินทุนที่ได้รับจากผู้ถือสิทธิเรียกร้องส่วนของเจ้าของ รายได้เป็นองค์ประกอบของงบการเงินที่เกี่ยวกับผลการดำเนินงานการเงินของกิจการ แม้ว่านิยามของรายได้จะกล่าวถึงการเปลี่ยนแปลงของสินทรัพย์และหนี้สิน ข้อมูลของรายได้ยังคงมีความสำคัญเท่ากับข้อมูลเกี่ยวกับสินทรัพย์และหนี้สิน (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2563)

2.1.2.2.5 ค่าใช้จ่าย

การลดลงของสินทรัพย์หรือการเพิ่มขึ้นของหนี้สินที่ส่งผลให้เกิดการลดลงของส่วนของเจ้าของ ทั้งนี้ไม่รวมถึงการจัดสรรคืนให้ผู้ถือสิทธิเรียกร้องส่วนของเจ้าของ ค่าใช้จ่ายเป็นองค์ประกอบของงบการเงินที่เกี่ยวกับผลการดำเนินงานการเงินของกิจการ แม้ว่านิยามของค่าใช้จ่ายจะกล่าวถึงการเปลี่ยนแปลงของสินทรัพย์และหนี้สิน ข้อมูลของค่าใช้จ่ายยังคงมีความสำคัญเท่ากับข้อมูลเกี่ยวกับสินทรัพย์และหนี้สิน (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2563)

2.1.2.3 โครงสร้างและเนื้อหาของงบการเงิน

งบการเงินฉบับสมบูรณ์ประกอบด้วย 1) งบแสดงฐานะการเงิน 2) งบกำไรขาดทุนและกำไรขาดทุนเบ็ดเสร็จอื่น 3) งบแสดงการเปลี่ยนแปลงส่วนของเจ้าของ 4) งบกระแสเงินสด และ 5) หมายเหตุประกอบงบการเงิน โดยกิจการต้องให้ความสำคัญอย่างเท่าเทียมกันในทุกงบการเงิน (ราชกิจจานุเบกษา, 2562) เป็นการนำเสนอฐานะการเงิน ผลการดำเนินงาน และกระแสเงินสดของกิจการอย่างมีแบบแผน

2.1.2.3.1 งบแสดงฐานะการเงิน

งบแสดงฐานะการเงินจัดทำขึ้นเพื่อแสดงฐานะการเงินของกิจการ ณ วันที่รายงาน ซึ่งข้อมูลตัวเลขเป็นจำนวนเงินเพียงแค่วันที่เสนอรายงาน ซึ่งต่างจากงบการเงินอื่นที่รายงานข้อมูลตัวเลขเป็นยอดสะสมตลอดรอบระยะเวลาบัญชี งบแสดงฐานะการเงินแสดงรายการสินทรัพย์ หนี้สิน และส่วนของเจ้าของ และมีการจัดประเภทของสินทรัพย์และหนี้สินเป็นประเภทหมุนเวียน (เปลี่ยนแปลงภายใน 12 เดือนนับจากวันที่เสนอรายงาน) และไม่หมุนเวียน (เมื่อไม่เข้าเกณฑ์การจัดประเภทหมุนเวียน) (ราชกิจจานุเบกษา, 2562)

2.1.2.3.2 งบกำไรขาดทุนเบ็ดเสร็จ

งบกำไรขาดทุนเบ็ดเสร็จจัดทำขึ้นเพื่อแสดงข้อมูลเกี่ยวกับผลการดำเนินงานประจำปี คือ รายได้จากการดำเนินงาน รายได้อื่น ต้นทุนขาย ต้นทุนบริการ ค่าใช้จ่ายในการดำเนินงาน สรุปเป็นผลกำไรและขาดทุนจากการดำเนินงานก่อนต้นทุนทางการเงินและภาษีเงินได้ สำหรับงบกำไรขาดทุนเบ็ดเสร็จอื่นมีการจัดประเภทตามลักษณะรายการและตามการจัดกลุ่มซึ่งจะไม่มีการจัดประเภทรายการใหม่เข้าไปไว้ในกำไรหรือขาดทุนในภายหลัง และจะมีการจัดประเภทรายการใหม่เข้าไปไว้ในกำไรขาดทุนในภายหลังเมื่อเป็นไปตามเงื่อนไขที่เฉพาะเจาะจง (ราชกิจจานุเบกษา, 2562)

2.1.2.3.3 งบแสดงการเปลี่ยนแปลงส่วนของเจ้าของ

งบแสดงการเปลี่ยนแปลงส่วนของเจ้าของจัดทำขึ้นเพื่อแสดงข้อมูลในการเปลี่ยนแปลงของส่วนของเจ้าของที่เกิดขึ้นตลอดรอบระยะเวลาบัญชี ได้แก่ กำไรหรือขาดทุนประจำปี กำไรขาดทุนเบ็ดเสร็จอื่น และรายการกับผู้เป็นเจ้าของในฐานะที่เป็นเจ้าของ เช่น การเพิ่มทุน การลดทุน การจ่ายเงินปันผลหรือหุ้นปันผล การตั้งสำรองตามกฎหมาย เป็นต้น และการเปลี่ยนแปลงในส่วนได้เสียของความเป็นเจ้าของในบริษัทย่อยที่ไม่ได้ส่งผลให้สูญเสียการควบคุม (ราชกิจจานุเบกษา, 2562)

2.1.2.3.4 งบกระแสเงินสด

งบกระแสเงินสดจัดทำขึ้นเพื่อแสดงข้อมูลกระแสเงินสดที่เป็นกระแสเงินสดไหลเข้าและกระแสเงินสดไหลออกผ่านกิจกรรมของกระแสเงินสด 3 กิจกรรม คือ กระแสเงินสดจากกิจกรรมดำเนินงาน (Cash Flow from Operating Activities) กระแสเงินสดจากกิจกรรมลงทุน (Cash Flow from Investing Activities) และกระแสเงินสดจากกิจกรรมจัดหาเงิน (Cash Flow from Financing Activities) สามารถจัดทำงบกระแสเงินสดได้ 2 วิธี คือ วิธีทางตรงและวิธีทางอ้อม ทั้ง 2 วิธีแสดงข้อมูลในส่วนของกระแสเงินสดจากกิจกรรมดำเนินงานที่แตกต่างกันเท่านั้น กล่าวคือ วิธีทางตรงจะนำเสนอข้อมูลกิจกรรมดำเนินงานที่มีกระแสเงินสดไหลเข้าและออกในแต่ละบัญชี ส่วนวิธีทางอ้อมจะนำข้อมูลกำไรสุทธิทางบัญชีนำมาปรับปรุงรายการที่ไม่เกี่ยวข้องกับตัวเงินออกเพื่อให้เป็นกำไรสุทธิที่เป็นตัวเงิน และทั้ง 2 วิธีในการจัดทำงบการเงินไม่มีความแตกต่างของยอดประจำรายการกระแสเงินสดจากกิจกรรมดำเนินงาน (ราชกิจจานุเบกษา, 2562)

2.1.2.3.5 หมายเหตุประกอบงบการเงิน

รายการที่ต้องแสดงในหมายเหตุประกอบงบการเงินต้องแสดงข้อมูลเกี่ยวกับเกณฑ์การจัดทำงบการเงินและนโยบายการบัญชีเฉพาะที่กิจการใช้ สำหรับการเปิดเผยนโยบายการบัญชีที่สำคัญ ประกอบด้วย 1) เกณฑ์ (มูลฐาน) การวัดมูลค่าที่ใช้จัดทำงบการเงิน และ 2) นโยบายการบัญชีอื่นที่กิจการเลือกใช้ ซึ่งเกี่ยวข้องกับความเข้าใจได้ในงบการเงินของกิจการ (ราชกิจจานุเบกษา, 2562; ราชกิจจานุเบกษา, 2563ก) กิจการต้องพิจารณาถึงผลกระทบต่อความเข้าใจได้และการเปรียบเทียบกันได้ของงบการเงิน โดยแต่ละรายการที่ปรากฏในงบแสดงฐานะการเงิน งบกำไรขาดทุนและกำไรขาดทุนเบ็ดเสร็จอื่น งบแสดงการเปลี่ยนแปลงส่วนของเจ้าของ และงบกระแสเงินสด ต้องมีการอ้างอิงถึงข้อมูลที่เกี่ยวข้องที่ได้เปิดเผยไว้ในหมายเหตุประกอบงบการเงินและเปิดเผยข้อมูลที่กำหนดโดยมาตรฐานการรายงานทางการเงินหรือให้ข้อมูลอื่นเพิ่มเติมที่ไม่ได้นำเสนอไว้ในที่ใดของงบการเงิน แต่เป็นข้อมูลที่เกี่ยวข้องต่อการทำความเข้าใจงบการเงินเหล่านั้น (ราชกิจจานุเบกษา, 2562; ราชกิจจานุเบกษา, 2563ก)

สรุปได้ว่า หลักการพื้นฐานในการจัดทำงบการเงินมีวัตถุประสงค์เพื่อให้ข้อมูลเกี่ยวกับสินทรัพย์ หนี้สิน ส่วนของเจ้าของ รายได้ และค่าใช้จ่ายของกิจการที่เสนอรายงาน งบการเงิน ได้แก่ 1) งบแสดงฐานะการเงิน 2) งบกำไรขาดทุนเบ็ดเสร็จ 3) งบแสดงการเปลี่ยนแปลงส่วนของเจ้าของ 4) งบกระแสเงินสด และ 5) หมายเหตุประกอบงบการเงิน (ราชกิจจานุเบกษา, 2563ก; สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2563) การตรวจสอบบัญชีจึงทำการตรวจสอบสิ่งที่ผู้บริหารให้การรับรองเกี่ยวกับข้อมูลในงบการเงินเหล่านี้ ทำให้ผู้สอบบัญชีต้องตรวจสอบการทุจริตและข้อผิดพลาดในสิ่งที่ผู้บริหารให้การรับรองไว้ ข้อมูลในงบการเงินที่มีการใช้ในการตรวจหาการทุจริตจากงบการเงิน (Omar et al., 2014; Sawangarreerak & Thanathamathee, 2021)

2.1.3 การวัดผลการดำเนินงาน (Business Performance)

ผลการดำเนินงานของกิจการสามารถวิเคราะห์ผ่านตัวเลขจากงบการเงินด้วยการวิเคราะห์อัตราส่วน เพื่อวัดผลการดำเนินงานมี 4 รูปแบบ ได้แก่ 1) อัตราส่วนสภาพคล่อง 2) อัตราส่วนความสามารถในการทำกำไร 3) อัตราส่วนประสิทธิภาพในการดำเนินงาน และ 4) อัตราส่วนความสามารถในการชำระหนี้

2.1.3.1 อัตราส่วนสภาพคล่อง

อัตราส่วนสภาพคล่อง (Liquidity Ratios) พิจารณาความคล่องตัวในการจ่ายชำระหนี้หรือสภาพคล่องในการใช้เงินสด

2.1.3.1.1 อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน

อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน (Current Ratio) เป็นการวัดและประเมินประสิทธิภาพของสัดส่วนระหว่างสินทรัพย์หมุนเวียนกับหนี้สินหมุนเวียน หากมีสัดส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนสูงกว่าหนี้สินหมุนเวียนแล้วกิจการนั้นจะมีสภาพคล่อง สูตรการคำนวณเป็นดังนี้

$$\text{อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน} = \frac{\text{สินทรัพย์หมุนเวียน}}{\text{หนี้สินหมุนเวียน}}$$

อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนพิจารณาเป็นเท่า หากสินทรัพย์หมุนเวียน เท่ากับหนี้สินหมุนเวียนจะมีสัดส่วนเท่ากับ 1 ทำให้เข้าใจถึงสภาพคล่องของกิจการ การใช้อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนในการตรวจจับทุจริตจากงบการเงินจากงานวิจัยของ Gu et al. (2024) ได้นำเสนอว่าระบบการเตือนภัยล่วงหน้าอัตโนมัติอาจพบการเคลื่อนไหวผิดปกติในอัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนได้ และ Sapiri (2024) ได้วิเคราะห์บทบาทของผู้สอบบัญชีในการใช้วิเคราะห์อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนเป็นเครื่องมือในการตรวจสอบความน่าเชื่อถือของงบการเงิน และเพื่อระบุสัญญาณเตือนของการจัดการกำไรที่อาจนำไปสู่การรายงานทางการเงินที่ผิดพลาด

2.1.3.1.2 อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม

การคำนวณอัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (Working Capital to Total Assets) เป็นสัดส่วนที่ช่วยวิเคราะห์ความสามารถของธุรกิจในการจัดการกับความต้องการทางการเงินระยะสั้นโดยไม่ต้องพึ่งพารายได้จากเงินกู้ภายนอก อัตราส่วนนี้ช่วยให้ผู้วิเคราะห์สามารถเห็นภาพรวมของสภาพคล่องและความสามารถในการดำเนินงานโดยอาศัยทรัพยากรภายในของกิจการ การคำนวณแสดงได้ตามสูตรดังนี้

$$\text{อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม} = \frac{\text{สินทรัพย์หมุนเวียน - หนี้สินหมุนเวียน}}{\text{สินทรัพย์รวม}}$$

ค่าของอัตราส่วนนี้สามารถให้ข้อมูลเกี่ยวกับความเสี่ยงทางการเงินและสภาพคล่องของธุรกิจ เมื่อค่าอัตราส่วนนี้สูง หมายความว่า ธุรกิจมีสภาพคล่องของสินทรัพย์หมุนเวียนที่ดีและสามารถจัดการกับภาระหนี้สินระยะสั้นได้ดีโดยไม่ต้องพึ่งพาเงินกู้เนื่องจากมีสินทรัพย์หมุนเวียนมากกว่าหนี้สินหมุนเวียน

ตามการศึกษาของ Liodorova & Voronova (2020) ได้มีการใช้อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวมเพื่อวิเคราะห์ความเสี่ยงทางการเงินและตรวจจับการทุจริตในรายงานทางการเงิน โดยเป็นเครื่องมือช่วยให้สามารถประเมินและตรวจสอบความสมเหตุสมผลของข้อมูลทางการเงิน ช่วยให้สามารถระบุความไม่ปกติที่อาจบ่งชี้พฤติกรรมการทุจริต การวิเคราะห์และตรวจสอบความสมเหตุสมผลของข้อมูลทางการเงินเพื่อป้องกันการทุจริต

2.1.3.1.3 อัตราส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม

การวิเคราะห์อัตราส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (Current Assets to Total Assets) ให้ความเข้าใจในส่วนสัดส่วนของสินทรัพย์หมุนเวียนเมื่อเทียบกับสินทรัพย์รวม สามารถบอกถึงการจัดการทางการเงินและความสามารถในการชำระหนี้สินระยะสั้นของกิจการ อัตราส่วนนี้ช่วยให้นักลงทุนและผู้วิเคราะห์สามารถประเมินความเสี่ยงที่เกี่ยวข้องกับสภาพคล่องและความสามารถในการดำเนินการของกิจการได้ การคำนวณแสดงได้ตามสูตรดังนี้

$$\text{อัตราส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม} = \frac{\text{สินทรัพย์หมุนเวียน}}{\text{สินทรัพย์รวม}}$$

อัตราส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวมในการตรวจจับการทุจริตในงบการเงินมีความสำคัญในการวิเคราะห์ความสามารถของกิจการในการใช้สินทรัพย์และหนี้สินของตนเองเพื่อสร้างรายได้ (Delen et al., 2013) สามารถใช้ในการวิเคราะห์ว่าสินทรัพย์ของ

กิจการถูกจัดการอย่างเหมาะสมหรือไม่ โดยเปรียบเทียบแต่ละสินทรัพย์กับสินทรัพย์หมุนเวียนหรือสินทรัพย์รวม (Sawangarreerak & Thanathamathee, 2021) หรืออาจส่งเป็นสัญญาณของการปฏิบัติการทางการเงินที่มิชอบ (Ravisankar et al., 2011)

2.1.3.1.4 อัตราส่วนกระแสเงินสด

อัตราส่วนกระแสเงินสด (Cash Flow Ratio) ที่สูงสามารถช่วยในการชี้วัดกิจการที่มีสภาพคล่องทางการเงินและความสามารถในการชำระหนี้สินหมุนเวียนได้อย่างเพียงพอ ในทางกลับกัน อัตราส่วนที่ต่ำอาจบอกถึงความเสี่ยงที่กิจการอาจไม่สามารถชำระหนี้สินหมุนเวียนได้ตามกำหนด การคำนวณแสดงได้ตามสูตรดังนี้

$$\text{อัตราส่วนกระแสเงินสด} = \frac{\text{กระแสเงินสดจากการดำเนินงาน}}{\text{หนี้สินหมุนเวียน}}$$

การวิเคราะห์อัตราส่วนกระแสเงินสด แสดงให้เห็นความสัมพันธ์อย่างชัดเจนระหว่างการจัดการกระแสเงินสดและความสามารถในการชำระหนี้สินหมุนเวียนของกิจการ และอัตราส่วนกระแสเงินสดมีความสำคัญในการตรวจจับการทุจริตทางการเงินและการพยากรณ์ล้มเหลวของกิจการ (Karim & Kabia, 2021; Liou, 2008)

2.1.3.1.5 อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อสินทรัพย์รวม

การวิเคราะห์อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อสินทรัพย์รวม (Cash Flow from Operation to Total Assets) เป็นหนึ่งในวิธีที่ช่วยประเมินความสามารถของกิจการในการสร้างกระแสเงินสดจากการดำเนินงานหลักเมื่อเทียบกับขนาดของสินทรัพย์ทั้งหมด การมีอัตราส่วนที่สูงแสดงถึงศักยภาพที่ดีของกิจการในการชำระหนี้ระยะสั้นและสนับสนุนการดำเนินงานและการลงทุนโดยไม่ต้องพึ่งพาแหล่งเงินทุนภายนอก การคำนวณแสดงได้ตามสูตรดังนี้

$$\text{อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อสินทรัพย์รวม} = \frac{\text{กระแสเงินสดจากการดำเนินงาน}}{\text{สินทรัพย์รวม}}$$

ตามการศึกษาของ Liou (2008) พบว่าอัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อสินทรัพย์รวมมีความสัมพันธ์กับความสามารถของกิจการในการรักษาความยั่งยืนทางการเงินและการเติบโตระยะยาว งานวิจัยนี้เน้นว่าการมีกระแสเงินสดที่แข็งแกร่งจากการดำเนินงานช่วยเสริมสร้างฐานการเงินของกิจการและลดความจำเป็นในการหาเงินทุนภายนอก

2.1.3.1.6 อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการจัดหาเงินต่อยอดขาย

อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการจัดหาเงินต่อยอดขาย (Cash Flow from Financing to Sales) เป็นอัตราส่วนที่ช่วยวิเคราะห์และประเมินว่ากิจการได้จัดหาเงินทุนจากกิจกรรมจัดหาเงินอย่างไรและในปริมาณเท่าใดเมื่อเทียบกับยอดขายของกิจการ อัตราส่วนนี้ช่วยให้เห็นถึงความสามารถของกิจการในการจัดหาเงินทุนเพื่อสนับสนุนการขยายกิจกรรมทางธุรกิจและการเติบโต การคำนวณแสดงได้ตามสูตรดังนี้

$$\text{อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการจัดหาเงินต่อยอดขาย} = \frac{\text{กระแสเงินสดจากการจัดหาเงิน}}{\text{ยอดขาย}}$$

อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการจัดหาเงินต่อยอดขาย สะท้อนความสามารถในการสร้างกระแสเงินสดของกิจการ และยังเป็นตัวชี้วัดการจัดการทรัพยากรในกิจการอย่างมีประสิทธิภาพ งานวิจัยของ Ak et al. (2013) ได้พิสูจน์ว่าการวิเคราะห์อัตราส่วนนี้สามารถช่วยในการคาดการณ์เหตุการณ์สำคัญของกิจการ รวมถึงการประเมินผลการดำเนินงานหลังจากเกิดเหตุการณ์สำคัญ

2.1.3.2 อัตราส่วนความสามารถในการทำกำไร

อัตราส่วนความสามารถในการทำกำไร (Profitability Ratio) เป็นตัวชี้วัดความสามารถในการทำกำไรจากการดำเนินงานจะเกี่ยวข้องกับรายได้และค่าใช้จ่ายที่ปรากฏในงบกำไรขาดทุนเป็นหลัก เนื่องจากต้องพิจารณาถึงอัตราส่วนต่อรายได้เป็นหลัก

2.1.3.2.1 อัตราส่วนกำไรขั้นต้น

อัตราส่วนกำไรขั้นต้น (Gross Profit Margin) เป็นตัวชี้วัดความสามารถของกิจการในการจัดการกับต้นทุนการผลิตหรือต้นทุนการให้บริการเมื่อเทียบกับรายได้รวมจากการขาย (Delen et al., 2013) ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญที่สะท้อนถึงประสิทธิภาพในการดำเนินงานของกิจการ กำไรขั้นต้นที่สูงขึ้นแสดงถึงการควบคุมต้นทุนได้ดี สามารถสนับสนุนให้มีกำไรสุทธิมากขึ้นหลังจากหักค่าใช้จ่ายที่เกี่ยวข้องอื่น การคำนวณแสดงได้ตามสูตรดังนี้

$$\text{อัตราส่วนกำไรขั้นต้น} = \frac{(\text{รายได้หลักจากการดำเนินงาน} - \text{ต้นทุนขาย}) \times 100}{\text{รายได้หลักจากการดำเนินงาน}}$$

อัตราส่วนกำไรขั้นต้นที่ได้ระบุถึงเปอร์เซ็นต์ของกำไรขั้นต้นเมื่อเทียบกับยอดขายรวม สามารถวัดและประเมินประสิทธิภาพในการจัดการต้นทุนและการสร้างกำไรจากการขาย (Lam, 2004; Sun & Li, 2008) สำหรับกิจการที่มีอัตราส่วนกำไรขั้นต้นสูง แสดงถึง

ความสามารถในการควบคุมต้นทุนและการสร้างรายได้จากการขายได้ดี ซึ่งเป็นสัญญาณที่ดีต่อความสามารถในการแข่งขันและความยั่งยืนของธุรกิจ

2.1.3.2.2 อัตราส่วนกำไรสุทธิ

การวิเคราะห์อัตราส่วนกำไรสุทธิ (Net Income Margin) ในงบการเงินสามารถบ่งชี้การฉ้อโกงได้อย่างมีศักยภาพ งานวิจัยของ Omar et al. (2017) และ Hasan et al. (2020) ได้เน้นย้ำถึงความสำคัญของการใช้อัตราส่วนทางการเงินเป็นตัวบ่งชี้ เพื่อตรวจสอบความเสี่ยงของการรายงานทางการเงินที่ฉ้อโกง การคำนวณแสดงได้ตามสูตรดังนี้

$$\text{อัตราส่วนกำไรสุทธิ} = \frac{\text{กำไรสุทธิ X 100}}{\text{รายได้หลักจากการดำเนินงาน}}$$

อัตราส่วนกำไรสุทธิ คิดจากกำไรสุทธิหารด้วยรายได้คูณด้วย 100 (ค่าเป็นร้อยละ) แล้วจึงนำไปหารกับรายได้หลักจากการดำเนินงาน ข้อสังเกต หากเกิดขาดทุนสุทธิใช้สูตรในการคำนวณเดียวกัน โดยแทนที่ด้วยขาดทุนสุทธิลงในตำแหน่งกำไรสุทธิ เพื่อทำการวัดและประเมินผลประสิทธิภาพของอัตราส่วนกำไรสุทธิด้วยร้อยละ

2.1.3.2.3 อัตราส่วนผลตอบแทนต่อสินทรัพย์

การวิเคราะห์อัตราส่วนผลตอบแทนต่อสินทรัพย์ (Return on Assets: ROA) เป็นการวัดประสิทธิภาพในการใช้สินทรัพย์ทั้งหมดเพื่อสร้างกำไรสุทธิ โดยพิจารณาจากงานวิจัยของ Sasikala (2021) และ Liou (2008) แสดงให้เห็นว่าอัตราส่วนผลตอบแทนต่อสินทรัพย์สะท้อนความสามารถของกิจการในการใช้สินทรัพย์สร้างกำไร และเป็นตัวชี้วัดที่มีความสำคัญในการคาดคะเนความสามารถของกิจการในการดำรงอยู่และประสิทธิภาพทางการเงินในอนาคต การคำนวณแสดงได้ตามสูตรดังนี้

$$\text{อัตราส่วนผลตอบแทนต่อสินทรัพย์} = \frac{\text{[กำไรสุทธิ + (ดอกเบี้ยจ่าย X (1 - อัตราภาษี))] X 100}}{\text{(สินทรัพย์รวมต้นงวด + สินทรัพย์รวมปลายงวด) ÷ 2}}$$

อัตราส่วนผลตอบแทนต่อสินทรัพย์ (ROA) แสดงถึงประสิทธิภาพในการใช้สินทรัพย์ในการสร้างกำไรของกิจการ และเป็นตัวชี้วัดที่สำคัญในการวิเคราะห์และคาดคะเนสถานะทางการเงินของกิจการในอนาคต ช่วยในการตัดสินใจทางธุรกิจและการวางแผนทางการเงิน

2.1.3.3 อัตราส่วนประสิทธิภาพในการดำเนินงาน

อัตราส่วนประสิทธิภาพในการดำเนินงาน (Efficiency Ratios) เป็นตัวชี้วัดและประเมินประสิทธิภาพในการประกอบธุรกิจในรอบระยะเวลาบัญชี

2.1.3.3.1 อัตราส่วนการหมุนเวียนของสินทรัพย์รวม

อัตราส่วนการหมุนเวียนของสินทรัพย์รวม (Total Asset Turnover) เป็นอัตราส่วนทางการเงินที่ช่วยในการประเมินประสิทธิภาพการใช้สินทรัพย์ของกิจการในการสร้างรายได้ อัตราส่วนนี้เป็นตัวชี้วัดความสามารถของกิจการในการใช้สินทรัพย์ภายใน การสร้างยอดขาย ค่าอัตราส่วนที่สูงแสดงถึงประสิทธิภาพในการใช้สินทรัพย์อย่างมีประสิทธิผลเพื่อผลิตรายได้ ในขณะที่ค่าต่ำอาจบ่งชี้การใช้สินทรัพย์ที่ไม่มีประสิทธิผล การคำนวณแสดงตามสูตรดังนี้

$$\text{อัตราส่วนหมุนเวียนของสินทรัพย์รวม} = \frac{\text{รายได้หลักจากการดำเนินงาน}}{(\text{สินทรัพย์รวมต้นงวด} + \text{สินทรัพย์รวมปลายงวด}) \div 2}$$

จากงานวิจัยของ Hashim & Zainudin (2016) พบว่าอัตราส่วนหมุนเวียนของสินทรัพย์รวม เป็นปัจจัยที่ใช้ในการตรวจจับการทุจริตอย่างมีนัยสำคัญ

2.1.3.3.2 อัตราส่วนหมุนเวียนของลูกหนี้การค้า

อัตราส่วนการหมุนเวียนของลูกหนี้การค้า (Trade Accounts Receivable Turnover) ในการวิเคราะห์ความเสี่ยงและการตรวจจับการทุจริตทางการเงินในกิจการการขายสินค้าเป็นเงินเชื่อเป็นนโยบายที่พบเห็นได้ทั่วไปในหลายกิจการ อัตราส่วนนี้สะท้อนถึงประสิทธิภาพในการบริหารลูกหนี้การค้าของกิจการ โดยอัตราส่วนการหมุนเวียนที่สูง บ่งชี้ถึงความสามารถของกิจการในการรับชำระหนี้ได้เร็ว ในทางกลับกัน อัตราส่วนการหมุนเวียนที่ต่ำอาจชี้ถึงความล่าช้าในการรับชำระหนี้ การคำนวณแสดงได้ตามสูตรดังนี้

$$\text{อัตราส่วนหมุนเวียนของลูกหนี้การค้า} = \frac{\text{รายได้หลักจากการดำเนินงาน}}{(\text{ลูกหนี้การค้าต้นงวด} + \text{ลูกหนี้การค้าปลายงวด}) \div 2}$$

อัตราส่วนหมุนเวียนของลูกหนี้การค้าคำนวณโดยนำยอดรายได้หลักจากการดำเนินงานหารด้วยยอดลูกหนี้การค้าถัวเฉลี่ยในรอบระยะเวลาบัญชี ลูกหนี้การค้าต้องใช้ค่าเฉลี่ยจากลูกหนี้การค้าต้นปี บวก ลูกหนี้การค้าปลายปี และนำมาหารด้วย 2

ข้อควรระวังในการนำยอดลูกหนี้การค้ามาใช้ในการคำนวณควรเป็นยอดลูกหนี้การค้าก่อนหักประมาณการค่าเผื่อหนี้สงสัยจะสูญ สำหรับงานวิจัยที่เน้นไปที่การตรวจจับการทุจริตทางการเงินและการวิเคราะห์ความล้มเหลวของธุรกิจ การใช้ตัวแปรทางการเงินและอัตราส่วนทางการเงินเป็นเครื่องมือในการคาดคะเนและตรวจจับการทุจริตเป็นสิ่งสำคัญ (Delen et al., 2013; Huang et al., 2012)

2.1.3.3.3 อัตราส่วนลูกหนี้การค้าต่อสินทรัพย์รวม

อัตราส่วนลูกหนี้การค้าต่อสินทรัพย์รวม (Account Receivable to Total Assets) เป็นหนึ่งในตัวชี้วัดที่สำคัญในการวิเคราะห์ประสิทธิภาพการจัดการสินทรัพย์ของกิจการและสะท้อนถึงความสามารถของกิจการในการเปลี่ยนลูกหนี้การค้าเป็นกระแสเงินสด อัตราส่วนนี้ช่วยบอกถึงการบริหารจัดการลูกหนี้และความสามารถในการหมุนเวียนสินทรัพย์เพื่อสร้างรายได้ บางงานวิจัยยังได้ตรวจสอบถึงวิธีที่การจัดการลูกหนี้การค้าอาจช่วยในการตรวจจับการทุจริตได้ (Huang et al., 2012) การคำนวณแสดงได้ตามสูตรดังนี้

$$\text{อัตราส่วนลูกหนี้การค้าต่อสินทรัพย์รวม} = \frac{\text{ลูกหนี้การค้า}}{(\text{สินทรัพย์รวมต้นงวด} + \text{สินทรัพย์รวมปลายงวด}) \div 2}$$

อัตราส่วนลูกหนี้การค้าต่อสินทรัพย์รวมให้ข้อมูลเกี่ยวกับการบริหารจัดการลูกหนี้การค้าและสามารถใช้เป็นตัวบ่งชี้การรับรู้รายได้และการจัดการสินค้าคงคลังได้ (Huang et al., 2012) อาจต้องพิจารณาถึงวิธีที่กิจการใช้เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพในการรับชำระหนี้และการลดความเสี่ยงในการสูญเสียจากลูกหนี้ที่ไม่สามารถชำระหนี้ได้

2.1.3.3.4 อัตราส่วนสินค้าคงเหลือต่อสินทรัพย์รวม

อัตราส่วนสินค้าคงเหลือต่อสินทรัพย์รวม (Inventory to Total Assets) เป็นวิธีที่ใช้ประเมินความสามารถในการจัดการสินค้าคงคลังเมื่อเทียบกับทรัพยากรรวมที่มีอยู่ อัตราส่วนนี้ชี้ให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการใช้สินทรัพย์สำหรับการสร้างรายได้ผ่านการขายสินค้า การคำนวณเพื่อหาระยะเวลาการจ่ายชำระหนี้ให้เจ้าหนี้การค้า การคำนวณแสดงได้ตามสูตรดังนี้

$$\text{อัตราส่วนสินค้าคงเหลือต่อสินทรัพย์รวม} = \frac{\text{สินค้าคงเหลือ}}{(\text{สินทรัพย์รวมต้นงวด} + \text{สินทรัพย์รวมปลายงวด}) \div 2}$$

การวัดระยะเวลาการจ่ายชำระหนี้เจ้าหนี้การค้าไม่ได้รวมอยู่ในการคำนวณอัตราส่วนนี้โดยตรง แต่เป็นการคำนวณที่แยกต่างหากเพื่อหาว่ากิจการต้องใช้ระยะเวลาเท่าใดในการจ่ายชำระหนี้เจ้าหนี้การค้าในแต่ละรอบการหมุนเวียน ระยะเวลานี้มักวัดเป็นจำนวนวัน และการมีระยะเวลาการจ่ายชำระหนี้ที่ยาวนานสามารถช่วยเพิ่มความสามารถในการหมุนเวียนของสภาพคล่องภายในกิจการ

จากงานของ Ak et al. (2013) ได้มีการวิเคราะห์การบริหารจัดการสินค้าคงเหลือและผลกระทบต่อสภาพคล่องของกิจการ พบว่า อัตราส่วนสินค้าคงเหลือต่อสินทรัพย์รวมที่เหมาะสม ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการหมุนเวียนของสินทรัพย์และการสร้างรายได้

2.1.3.4 อัตราส่วนความสามารถในการชำระหนี้

อัตราส่วนความสามารถในการชำระหนี้ (Leverage Ratios) แสดงให้เห็นว่าธุรกิจมีแหล่งเงินทุนจากทั้งภายใน (ทุนเรือนหุ้น) และแหล่งเงินทุนภายนอก เพื่อนำมาใช้ในการดำเนินงานและขยายงานหรือเป็นไปตามกลยุทธ์ของผู้บริหาร การมีภาระหนี้สินย่อมตามมาด้วยต้นทุนทางการเงินในรู้ของดอกเบี้ยจ่ายหรือที่เรียกเป็นอย่างอื่น การวิเคราะห์อัตราส่วนที่เกี่ยวข้องกับโครงสร้างทางการเงินและภาระหนี้สินที่ต้องชำระของกิจการ

2.1.3.4.1 อัตราส่วนหนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยรวมต่อสินทรัพย์รวม

อัตราส่วนหนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยรวมต่อสินทรัพย์รวม (Interest Bearing Debt to Total Assets) เป็นโครงสร้างเงินทุนจากการจัดหาเงิน อาจเกิดจากการกู้ยืมเพื่อเปรียบเทียบสัดส่วนการก่อหนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยเมื่อเทียบกับการลงทุนในสินทรัพย์ทั้งหมดของกิจการ ถ้าอัตราส่วนนี้สูงก็แสดงว่ากิจการซื้อสินทรัพย์ส่วนใหญ่จากการพึ่งพาการกู้ยืมทำให้กิจการมีความเสี่ยงทางการเงินสูง การคำนวณแสดงสูตรดังนี้

$$\text{อัตราส่วนหนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยต่อสินทรัพย์} = \frac{\text{หนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ย}}{\text{สินทรัพย์รวม}}$$

อัตราส่วนหนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยรวมต่อสินทรัพย์รวมเป็นตัวชี้วัดที่สำคัญสำหรับการวิเคราะห์การทุจริต (Dalnial et al., 2014; Hashim & Zainudin, 2016)

2.1.3.4.2 อัตราส่วนหนี้สิน

อัตราส่วนหนี้สิน (Debt Ratio) ถือเป็นตัวชี้วัดในการประเมินโครงสร้างทางการเงินและความเสี่ยงของกิจการโดยทั่วไป อัตราส่วนนี้จะบอกถึงสัดส่วนของหนี้สินที่กิจการใช้ในการเป็นเงินทุนเมื่อเทียบกับสินทรัพย์ทั้งหมดที่มีอยู่ อัตราส่วนที่เพิ่มขึ้นสามารถสะท้อนถึงความเสี่ยงที่สูงขึ้นในการดำเนินงาน และอาจชี้ให้เห็นถึงการพึ่งพาหนี้สินในการจัดหาเงินทุน การคำนวณแสดงได้ตามสูตรดังนี้

$$\text{อัตราส่วนหนี้สิน} = \frac{\text{หนี้สินรวม}}{\text{สินทรัพย์รวม}}$$

การศึกษาของ Liu et al. (2024) ได้ชี้ให้เห็นว่าการจัดการทุนหมุนเวียนอย่างมีประสิทธิภาพมีส่วนช่วยในการปรับปรุงผลการดำเนินงานทางการเงินในภาคอาหารและเกษตรของจีน ดังนั้นอัตราส่วนหนี้สินเป็นตัวชี้วัดที่สามารถใช้ประเมินความเสี่ยงและประสิทธิภาพทางการเงิน เพื่อส่งเสริมความมั่นคงและลดความเสี่ยงทางการเงินของกิจการ

2.1.3.4.3 อัตราส่วนหนี้สินระยะยาวที่มีภาระดอกเบี้ยต่อส่วนของผู้ถือหุ้น

อัตราส่วนหนี้สินระยะยาวที่มีภาระดอกเบี้ยต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (Long Term Debt to Equity) หนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยในระยะสั้นไม่นำรวมในการคำนวณ เนื่องจากต้องการพิจารณาภาระหนี้สินที่มีโครงสร้างเงินทุนจากการจัดหาเงินในระยะยาว ซึ่งหนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยในระยะยาวอาจเกิดจากการจัดหา สะท้อนถึงต้นทุนทางการเงิน (ดอกเบี้ยจ่าย) ในระยะยาวด้วยเช่นกัน หากกิจการมีภาระหนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยในระยะยาวเป็นจำนวนมาก อาจพบกับปัญหาในการชำระหนี้ในอนาคต การคำนวณเน้นไปที่หนี้สินระยะยาวที่มีภาระดอกเบี้ย หากภาระหนี้สินระยะยาวที่มีภาระดอกเบี้ยมีอัตราส่วนสูงกว่า 1 แสดงว่ามีภาระหนี้สินระยะยาวที่มีภาระดอกเบี้ยมากกว่าส่วนของผู้ถือหุ้น (ส่วนของเจ้าของ) นั่นเอง การคำนวณแสดงได้ตามสูตรดังนี้

$$\text{อัตราส่วนหนี้สินระยะยาวที่มีดอกเบี้ยต่อส่วนของผู้ถือหุ้น} = \frac{\text{หนี้สินระยะยาวที่มีดอกเบี้ย}}{\text{ส่วนของผู้ถือหุ้น}}$$

การวิเคราะห์โดย Liou (2008) ได้ค้นพบว่ามีตัวแปรทางการเงินหลายอย่างที่สามารถใช้ในการตรวจจับการรายงานทางการเงินที่เป็นการฉ้อโกงและในการคาดคะเนการล้มเหลวของธุรกิจ ในขณะที่การศึกษาของ Karim & Kabia (2021) มุ่งเน้นไปที่การวิเคราะห์กรณีการทุจริตทางการบัญชีและความอ่อนแอด้านการกำกับดูแล

2.1.3.4.4 หนี้สินหมุนเวียนต่อส่วนของผู้ถือหุ้น

อัตราส่วนหนี้สินหมุนเวียนต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (Current Liabilities to Equity) เป็นตัวชี้วัดที่ใช้ประเมินวิธีการที่กิจการใช้หนี้สินหมุนเวียนเพื่อสนับสนุนสินทรัพย์ของตน (Liou, 2008) โดยการเปรียบเทียบหนี้สินหมุนเวียนกับส่วนของผู้ถือหุ้น สามารถช่วยให้ผู้ลงทุนและผู้วิเคราะห์มีข้อมูลในการตัดสินใจเกี่ยวกับความเสี่ยงและโครงสร้างทางการเงินของกิจการ การคำนวณแสดงได้ตามสูตรดังนี้

$$\text{อัตราส่วนหนี้สินหมุนเวียนต่อส่วนของผู้ถือหุ้น} = \frac{\text{หนี้สินหมุนเวียน}}{\text{ทุนของผู้ถือหุ้นสามัญ}}$$

ค่าอัตราส่วนหนี้สินหมุนเวียนต่อส่วนของผู้ถือหุ้นที่สูงสามารถบอกถึงการพึ่งพาหนี้สินหมุนเวียนในการจัดหาทุนสำหรับการดำเนินงานของกิจการ อาจเป็นสัญญาณของความเสี่ยงทางการเงินหากกิจการไม่สามารถจ่ายหนี้เหล่านั้นได้เมื่อครบกำหนด ในทางกลับกัน ค่าที่ต่ำสามารถบอกถึงสถานะทางการเงินที่มั่นคงมากขึ้น เนื่องจากกิจการมีหนี้สินหมุนเวียนน้อยเมื่อเปรียบเทียบกับส่วนทุนของผู้ถือหุ้น

สรุปได้ว่า การวิเคราะห์อัตราส่วนจากข้อมูลในงบการเงินที่แสดงรายการเป็นตัวเลข ได้แก่ งบแสดงฐานะการเงิน งบกำไรขาดทุนและกำไรขาดทุนเบ็ดเสร็จอื่น งบแสดงการเปลี่ยนแปลงส่วนของเจ้าของ และงบกระแสเงินสด สำหรับหมายเหตุประกอบ งบการเงินเป็นการให้ข้อมูลเพิ่มเติมในการวิเคราะห์งบการเงินที่สมบูรณ์ในข้อมูลมากขึ้น ตัวเลขในงบการเงินนำมาคำนวณเพื่อวัดผลการดำเนินงานมี 4 กลุ่ม ได้แก่ 1) อัตราส่วนสภาพคล่อง 2) อัตราส่วนความสามารถในการทำกำไร 3) อัตราส่วนประสิทธิภาพในการดำเนินงาน และ 4) อัตราส่วนความสามารถในการชำระหนี้ การจัดรายการอัตราส่วนในแต่ละกลุ่มมีนักวิชาการทางการเงินได้จัดกลุ่มไว้แตกต่างกันในรายละเอียดของอัตราส่วนที่ประกอบอยู่ในแต่ละกลุ่ม ในบางอัตราส่วนได้ใช้ข้อมูลอื่นนอกเหนือจากข้อมูลในงบการเงินร่วมคำนวณด้วย เช่น ราคาตลาดของหุ้น มูลค่าหลักทรัพย์ตามราคาตลาด เป็นต้น แต่มุมมองของนักการเงินที่ใช้ในการวิเคราะห์เพื่อการลงทุน ไม่ใช่วิเคราะห์เพื่อหาแนวโน้มการทุจริต แต่ยังคงใช้พื้นฐานของตัวเลขจากงบการเงินในการวิเคราะห์ การทบทวนวรรณกรรมในงานวิจัยนี้มุ่งเน้นที่อัตราส่วนทางการเงินซึ่งสามารถคำนวณได้จากข้อมูลจากงบการเงินเป็นหลัก หากรายการใดที่ต้องใช้ข้อมูลประกอบนอกเหนือจากงบการเงินจะถือว่าอยู่นอกขอบเขตของงานวิจัยนี้ ผู้สอบบัญชีรับอนุญาตใช้อัตราส่วนทางการเงินเพื่อหาแนวโน้มการทุจริตเพื่อประเมินและนำไปวางแผนการตรวจสอบงบการเงิน เพื่อตรวจสอบงบการเงินและแสดงความเห็นต่องบการเงินว่าถูกต้องตามที่ควรตามหลักการบัญชีที่รับรองทั่วไป และไม่มีข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญ จากการทบทวนวรรณกรรมได้สรุปอัตราส่วนทางการเงินที่จะใช้ในงานวิจัยครั้งนี้ ตามตาราง 2.1

**ตาราง 2.1** อัตราส่วนทางการเงินที่ใช้ในงานวิจัย

| | รหัส | ตัวแปร | สูตรคำนวณ | ทบทวนวรรณกรรมงานวิจัย |
|---|---|---|---|---|
| อัตราส่วนสภาพคล่อง | CR | อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน | สินทรัพย์หมุนเวียน / หนี้สินหมุนเวียน | (Gu et al., 2024; Sapiri, 2024) |
| | WC_TA | อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม | เงินทุนหมุนเวียน / สินทรัพย์รวม | (Liodorova & Voronova, 2020) |
| | CA_TA | อัตราส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม | สินทรัพย์หมุนเวียน / สินทรัพย์รวม | (Delen et al., 2013; Ravisankar et al., 2011; Sawangarreerak & Thanathamathee, 2021) |

**ตาราง 2.1** อัตราส่วนทางการเงินที่ใช้ในงานวิจัย (ต่อ)

| | รหัส | ตัวแปร | สูตรคำนวณ | ทบทวนวรรณกรรมงานวิจัย |
|---|---|---|---|---|
| อัตราส่วนสภาพคล่อง | CFR | อัตราส่วนกระแสเงินสด | $\frac{\text{กระแสเงินสดจากการดำเนินงาน}}{\text{หนี้สินหมุนเวียน}}$ | (Karim & Kabia, 2021; Liou, 2008) |
| | CFO_TA | อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อสินทรัพย์รวม | $\frac{\text{กระแสเงินสดจากการดำเนินงาน}}{\text{สินทรัพย์รวม}}$ | (Liou, 2008) |
| | CFF_S | อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการจัดหาเงินต่อยอดขาย | $\frac{\text{กระแสเงินสดจากการจัดหาเงิน}}{\text{ยอดขาย}}$ | (Ak et al., 2013) |
| อัตราส่วนความสามารถในการทำกำไร | GPM | อัตราส่วนกำไรขั้นต้น | $\frac{\text{กำไรขั้นต้น}}{\text{ยอดขาย}}$ | (Delen et al., 2013; Lam, 2004; Sun & Li, 2008) |
| | NIM | อัตราส่วนกำไรสุทธิ | $\frac{\text{กำไรสุทธิ}}{\text{ยอดขาย}}$ | (Hasan et al., 2020; Omar et al., 2017) |
| | ROA | อัตราส่วนผลตอบแทนจากสินทรัพย์ | $\frac{\text{กำไรสุทธิ}}{\text{สินทรัพย์รวม}}$ | (Liou, 2008; Sasikala, 2021) |
| | ATR | อัตราส่วนการหมุนเวียนของสินทรัพย์รวม | $\frac{\text{ยอดขาย}}{\text{สินทรัพย์รวม}}$ | (Hashim & Zainudin, 2016) |
| อัตราส่วนประสิทธิภาพในการดำเนินงาน | ART | อัตราส่วนการหมุนเวียนของลูกหนี้การค้า | $\frac{\text{ยอดขาย}}{\text{ลูกหนี้การค้า}}$ | (Delen et al., 2013; Huang et al., 2012) |
| | AR_TA | อัตราส่วนลูกหนี้การค้าต่อสินทรัพย์รวม | $\frac{\text{ลูกหนี้การค้า}}{\text{สินทรัพย์รวม}}$ | (Huang et al., 2012) |
| | INV_TA | อัตราส่วนสินค้าคงเหลือต่อสินทรัพย์รวม | $\frac{\text{สินค้าคงเหลือ}}{\text{สินทรัพย์รวม}}$ | (Ak et al., 2013; Delen et al., 2013) |

**ตาราง 2.1** อัตราส่วนทางการเงินที่ใช้ในงานวิจัย (ต่อ)

| | รหัส | ตัวแปร | สูตรคำนวณ | ทบทวนวรรณกรรมงานวิจัย |
|---|---|---|---|---|
| อัตราส่วนความสามารถในการชำระหนี้ | TD_TA | อัตราส่วนหนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยรวมต่อสินทรัพย์รวม | หนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยรวม / สินทรัพย์รวม | (Dalnial et al., 2014; Hashim & Zainudin, 2016) |
| | DR | อัตราส่วนหนี้สิน | หนี้สินรวม / สินทรัพย์รวม | (Liu et al., 2024) |
| | LTD_E | อัตราส่วนหนี้สินระยะยาวที่มีดอกเบี้ยต่อส่วนของผู้ถือหุ้น | หนี้สินระยะที่มีภาระดอกเบี้ย / ส่วนของผู้ถือหุ้น | (Karim & Kabia, 2021; Liou, 2008) |
| | CL_E | อัตราส่วนหนี้สินหมุนเวียนต่อส่วนของผู้ถือหุ้น | หนี้สินหมุนเวียน / ส่วนของผู้ถือหุ้น | (Liou, 2008) |

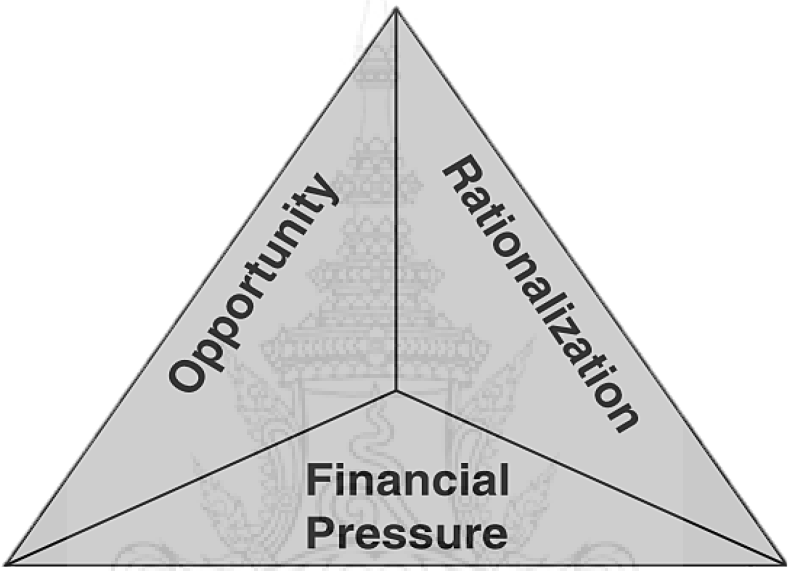
2.1.4 การทุจริต

การทุจริต (Fraud) เป็นการกระทำที่แสดงให้เห็นถึงการแสวงหาประโยชน์ที่มิควรได้โดยชอบด้วยกฎหมายสำหรับตนเองหรือผู้อื่น เป็นเนื้อหาที่ปรากฏในประมวลกฎหมายอาญา มาตรา 1 (1) (ราชกิจจานุเบกษา, 2499) หรือการถือเอาประโยชน์ส่วนตนมากกว่าส่วนรวม เช่น การยักยอกทรัพย์สินของกิจการ การปลอมแปลงเอกสาร การทุจริตต่อตำแหน่งหน้าที่หรือประพฤติมิชอบ การเบิกจ่ายเงินเป็นเท็จ เป็นต้น (ทุจริตล้วนเกิดจากพฤติกรรมส่วนบุคคล) อันเกิดจากพฤติกรรมของมนุษย์และสภาพแวดล้อมรอบตัว มี 4 องค์ประกอบ คือ 1) เจตนา 2) ล่อลวงหรือปกปิด 3) ให้ได้มาซึ่งผลประโยชน์ และ 4) เกิดความเสียหายกับผู้ถูกกระทำ ล้วนเป็นเหตุและปัจจัยนำมาสู่การคิดที่จะทุจริต และการทุจริตในการดำเนินธุรกิจก็เกิดจากเหตุและปัจจัยพื้นฐานนี้ แต่ในทางธุรกิจมีการทุจริตในรูปแบบการยักยอกทรัพย์สิน การคอร์รัปชัน และการทุจริตรายงานทางการเงิน การทุจริตมีอยู่ทุกกิจการโดยถือเป็นความเสี่ยงในการดำเนินธุรกิจ ซึ่งธุรกิจจะให้ความสำคัญและป้องกันการทุจริตลดความเสียหายต่อองค์กรให้มากที่สุด

2.1.4.1 สามเหลี่ยมการทุจริต

แนวคิดสามเหลี่ยมการทุจริต (Fraud Triangle) ได้พัฒนาโดย ดร.โดนัลด์ เครสซีย์ (Dr. Donald Cressey) นักอาชญาวิทยา ได้นำเสนอแบบจำลองผ่านสมาคมผู้ตรวจสอบการ

ทุจริตรับอนุญาต (Association of Certified Fraud Examiners: ACFE) โดยแบบจำลองสามเหลี่ยมการทุจริต (Fraud Triangle) เสนอปัจจัยสนับสนุนให้เกิดการทุจริต 3 ด้าน ได้แก่ 1) แรงกดดัน 2) โอกาส และ 3) การหาเหตุผลอันสมควร ตามภาพ 2.2 เมื่อเกิด 3 ปัจจัยพร้อมกันจะทำให้บุคคลคิดที่จะทำการทุจริต แต่ไม่แน่เสมอไป เนื่องจากขึ้นอยู่กับจริยธรรมและจรรยาบรรณส่วนบุคคลด้วย (Association of Certified Fraud Examiners: ACFE, 2021b)




**ภาพ 2.2** สามเหลี่ยมการทุจริต

ที่มา: จาก Singleton et al. (2011). *Fraud Auditing and Forensic Accounting* (4th Ed.). New Jersey: WILEY. https://doi.org/10.1002/9781118269183 (Exhibit 2.1 The Fraud Triangle, P.45)

2.1.4.1.1 แรงกดดัน

แรงกดดัน (Pressure) อาจเกิดจากแรงกดดันภายในตนเองหรือแรงกดดันจากภายนอก แรงกดดันกระตุ้นให้เกิดการทำทุจริตอาจเกิดจากแรงกดดันภายในตัวของคนนั้นเอง หรือเป็นปัญหาส่วนตัวที่หาทางออกไม่ได้ หรือหาทางออกด้วยวิธีที่ไม่ถูกต้อง ผิดศีลธรรมหรือจรรยาบรรณทางสังคม ส่วนแรกกดดันจากภายนอก หรือจากการปฏิบัติหน้าที่ เช่น แรงกดดันจากสิ่งที่กิจการกำหนดไว้สูงเกิน เช่น ยอดขาย (อุษณา ภัทรมนตรี, 2564) มาตรฐานการสอบบัญชีได้สรุปถึงแรงกดดันที่เกิดขึ้นจากการดำเนินธุรกิจ เช่น ระดับการแข่งขันที่สูงหรือการอิ่มตัวของตลาดในอุตสาหกรรม ผลขาดทุนจากการดำเนินงานที่เพิ่มขึ้น การมีกระแสเงินสดจากการดำเนินงานติดลบอย่างต่อเนื่อง การใช้หลักการบัญชีใหม่ และกฎเกณฑ์หรือข้อบังคับทางกฎหมายใหม่ สำหรับแรงกดดันที่ผู้บริหารมีอาจเกิดจากความคาดหวังในความสามารถในการทำกำไรหรือแนวโน้มกำไร

และผลกระทบจากการรายงานผลการดำเนินงานที่ไม่ดี (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2555ก)

2.1.4.1.2 โอกาส

โอกาสอาจ (Opportunity) เกิดขึ้นจากการปฏิบัติงาน หรือเห็นจุดอ่อนของระบบการควบคุมภายในของกิจการ หรือเกิดจากความไว้วางใจจนไม่มีการควบคุม หรือกำหนดวิธีการที่อาชญากรรมสามารถเกิดขึ้นได้ หรือเห็นช่องทางในการใช้ประโยชน์จากความสามารถที่คนนั้นมีอยู่ (ในทางที่ผิด) เมื่อเกิดแรงกดดันและพบช่องทางหรือโอกาสในการทำทุจริตจึงเพิ่มโอกาสที่บุคคลนั้นจะลงมือกระทำความผิด สำหรับอาชญากรรมคอปกขาว (White Collar Crime) เป็นการทุจริตหรือฉ้อโกงที่เกิดขึ้นกับบุคลากรที่มีตำแหน่งหน้าที่การงานระดับผู้บริหาร เพราะตำแหน่งหน้าที่การงานยิ่งสูงโอกาสในการทำทุจริตย่อมมีมากขึ้นเช่นกัน ในมาตรฐานการสอบบัญชีได้สรุปลักษณะของการดำเนินธุรกิจของกิจการอาจทำให้มีการทุจริต เช่น การทำรายการที่สำคัญระหว่างบุคคลหรือกิจการที่เกี่ยวข้องกันที่ไม่เป็นไปตามปกติธุรกิจ การประมาณการจากการใช้ดุลยพินิจหรือความไม่แน่นอน รายการที่มีความซับซ้อนมากที่เกิดขึ้นในช่วงใกล้สิ้นรอบระยะเวลาบัญชี มีอัตราการเปลี่ยนแปลงและการจ้างงานสำหรับพนักงานบัญชีสูง และมีข้อบกพร่องที่สำคัญในการควบคุมภายใน (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2555ก)

2.1.4.1.3 การหาเหตุผลอันสมควร

การหาเหตุผลอันสมควร (Rationalization) เข้าข้างตนเองนั้นเป็นธรรมชาติของมนุษย์ที่มีสัญชาตญาณในการปกป้องตนเอง ผู้ทำการทุจริตครั้งแรกส่วนใหญ่จะมีข้ออ้างเพื่อตนเอง เช่น ต้องทำทุจริตเพื่อเลี้ยงครอบครัว หรือหากเป็นการทำทุจริตโดยผู้บริหารมักอ้างว่าทำเพื่อองค์กร เช่น พบการตกแต่งตัวเลขในงบการเงิน ผู้บริหารมักให้เหตุผลว่า ทำไปเพื่อให้ผู้ถือหุ้น นักลงทุน มีความเชื่อมั่นในผลการดำเนินงานที่ดีของกิจการ เพื่อความอยู่รอดของกิจการเป็นต้น (อุษณา ภัทรมนตรี, 2564) มาตรฐานการสอบบัญชีได้สรุปไว้ เช่น ผู้บริหารมีการสื่อสารเกี่ยวกับค่านิยมหรือบรรทัดฐานทางจริยธรรมอย่างไม่เหมาะสม ผู้บริหารมีประวัติการกระทำผิดกฎหมาย ผู้บริหารให้ความสนใจเป็นพิเศษในการรักษาหรือเพิ่มราคาหุ้นของกิจการหรือแนวโน้มของกำไร ผู้บริหารไม่สามารถแก้ไขข้อบกพร่องที่สำคัญของการควบคุมภายในได้ทันเวลา ผู้บริหารมีความสนใจจะใช้วิธีการปฏิบัติที่ไม่เหมาะสมในการลดกำไรทางบัญชี ผู้บริหารระดับสูงมีขวัญและกำลังใจน้อย และผู้บริหารที่เป็นเจ้าของกิจการไม่มีการแยกแยะระหว่างรายการส่วนตัวและรายการทางธุรกิจ (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2555ก)

2.1.4.2 ประเภทของการทุจริต

การทุจริตในองค์กรมักจะเกิดขึ้นจากแรงงาน ลูกจ้าง พนักงาน ผู้จัดการ ผู้บริหารภายในองค์กร การทุจริตที่อาจเกิดขึ้นได้ภายในองค์กรแบ่งออกเป็น 3 ประเภท ได้แก่ 1) การคอร์รัปชัน 2) ยักยอกทรัพย์ และ 3) การทุจริตรายงานทางการเงิน ตามที่สมาคมผู้ตรวจสอบการทุจริตรับอนุญาต (AFEC) ได้นำเสนอไว้

2.1.4.2.1 การคอร์รัปชัน

การคอร์รัปชัน (Corruption) ตามประมวลกฎหมายอาญา ภาค 2 ลักษณะ 13 ความผิดเกี่ยวกับทรัพย์ หมวด 3 ความผิดฐานฉ้อโกง มาตรา 341 “ผู้ใดโดยทุจริตหลอกลวงผู้อื่นด้วย การแสดงข้อความอันเป็นเท็จ หรือปกปิดข้อความจริงซึ่งควรบอกให้แจ้ง และโดยการหลอกลวงดังว่านั้นได้ไปซึ่งทรัพย์สินจากถูกหลอกลวงหรือบุคคลที่สาม หรือทำให้ผู้ถูกหลอกลวงหรือบุคคลที่สาม ทำ ถอน หรือทำลายเอกสารสิทธิ ผู้นั้นกระทำความผิดฐานฉ้อโกง...” (ราชกิจจานุเบกษา, 2499) และ การทุจริตต่อหน้าที่ หมายถึง ปฏิบัติหรือละเว้นการปฏิบัติอย่างใดในตำแหน่งหรือหน้าที่หรือปฏิบัติหรือละเว้นการปฏิบัติอย่างใดในพฤติการณ์ที่อาจทำให้ผู้อื่นเชื่อว่ามีตำแหน่งหรือหน้าที่ ทั้งที่ตนมิได้มีตำแหน่งหรือหน้าที่นั้น หรือใช้อำนาจในตำแหน่งหรือหน้าที่ ทั้งนี้เพื่อแสวงหาประโยชน์ ที่มิควรได้โดยชอบสำหรับตนเองหรือผู้อื่น หรือกระทำการอันเป็นความผิดต่อตำแหน่งหน้าที่ราชการหรือความผิดต่อตำแหน่งหน้าที่ในการยุติธรรมตามประมวลกฎหมายอาญาหรือตามกฎหมายอื่น (ราชกิจจานุเบกษา, 2561) ซึ่งสอดคล้องกับแนวคิดของสมาคมผู้ตรวจสอบการทุจริตรับอนุญาต (AFEC) ได้แบ่งประเภทย่อยของการคอร์รัปชันไว้ 4 ประเภท ดังนี้ 1) ความขัดแย้งทางผลประโยชน์ 2) การติดสินบน 3) การจ่ายเงินรางวัลที่ผิดกฎหมาย และ 4) การข่มขู่เรียกร้องผลประโยชน์ (สมชาย ศุภธาดา, 2563; Association of Certified Fraud Examiners: ACFE, 2021a)

2.1.4.2.2 ยักยอกทรัพย์

ยักยอกทรัพย์ (Asset Misappropriation) ตามประมวลกฎหมายอาญา ภาค 2 ลักษณะ 13 ความผิดเกี่ยวกับทรัพย์ หมวด 1 ความผิดฐานลักทรัพย์และวิ่งราวทรัพย์ มาตรา 334 “ผู้ใดเอาทรัพย์ของผู้อื่น หรือที่ผู้อื่นเป็นเจ้าของรวมอยู่ด้วยดไปโดยทุจริต ผู้นั้นกระทำความผิดฐานลักทรัพย์...” มาตรา 335 (1) “ผู้ใดลักทรัพย์ที่เป็นของเจ้านายหรือที่อยู่ในความครอบครองของเจ้านาย...” หมวด 5 ความผิดฐานยักยอก มาตรา 352 “ผู้ใดเอาทรัพย์ของผู้อื่น หรือที่ผู้อื่นเป็นเจ้าของรวมอยู่ด้วยไปโดยทุจริต ผู้นั้นกระทำความผิดฐานลักทรัพย์...” (ราชกิจจานุเบกษา, 2499) ซึ่งทางสมาคมผู้ตรวจสอบการทุจริตรับอนุญาตได้แบ่งการยักยอกทรัพย์ออกเป็น 2 ประเภทใหญ่ คือ 1. ยักยอกสินค้าและทรัพย์สินอื่น และ 2. ยักยอกเงินสด ได้แก่

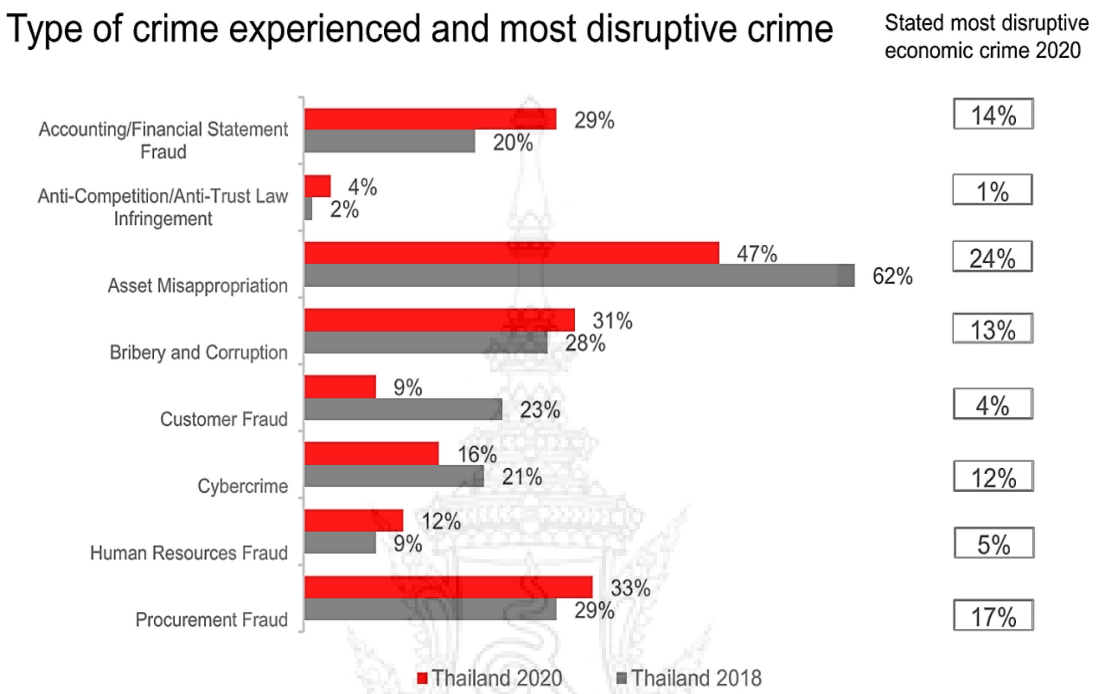
1) ขโมยเงินสดในมือ 2) ขโมยเงินสดจากการขาย 3) บิดเบือนข้อมูลการรับจ่ายเงิน 4) ปลอมแปลงเช็ค และ 5) ไม่ลงทะเบียนการเบิกจ่าย (ACFE, 2021a)

2.1.4.2.3 การทุจริตรายงานทางการเงิน

การทุจริตรายงานทางการเงิน (Financial Statement Fraud) มีนิยามการทุจริตโดยเฉพาะอย่างยิ่งที่เกี่ยวข้องกับงบการเงินเป็นรูปแบบหนึ่งของการทุจริตในการทำงาน ซึ่งเกี่ยวกับการบิดเบือนเงื่อนไขทางการเงินของกิจการที่ประสบความสำเร็จโดยเจตนาหรือการละเว้นจำนวนเงินหรือการเปิดเผยข้อมูลในงบการเงินเพื่อที่จะหลอกลวงผู้ใช้งบการเงิน ดังนั้นตามประมวลกฎหมายอาญา ภาค 2 ลักษณะ 13 ความผิดเกี่ยวกับทรัพย์ หมวด 3 ความผิดฐานฉ้อโกง มาตรา 341 “ผู้ใดโดยทุจริต หลอกลวงผู้อื่นด้วยการแสดงข้อความอันเป็นเท็จ หรือปกปิดข้อความจริงซึ่งควรบอกให้แจ้ง...” (ราชกิจจานุเบกษา, 2499) รายงานทางการเงินเป็นการจัดทำขึ้นโดยมีข้อมูลบางส่วนเกิดจากการประมาณการ ซึ่งต้องอาศัยเรื่องของเวลา การเลือกรับรู้รายการ เป็นต้น กำไร(ขาดทุน)สุทธิประจำปี เป็นตัวชี้วัดความสามารถในการปฏิบัติงานของผู้บริหารที่เป็นตัวแทนจากเจ้าของกิจการ(ตัวการ) ดังนั้น การปรับเปลี่ยนตัวเลขหรือมุมมองการทุจริตเกี่ยวกับตัวเลขในงบการเงินต้องการสะท้อนให้เห็นกำไรสุทธิที่สูงกว่าความเป็นจริงไม่ว่าจะเป็นความพยายามชะลอการรับรู้ค่าใช้จ่าย ปกปิดหนี้สินและค่าใช้จ่าย หรือเร่งการรับรู้รายได้ก็ตาม ในกรณีวัดมูลค่าของสินทรัพย์ไม่เหมาะสม การแสดงรายการและเปิดเผยข้อมูลไม่เหมาะสม

ACFE (2020) หรือ สมาคมผู้ตรวจสอบทุจริตรับอนุญาต (ACFE) เสนอข้อมูลประจำปี พ.ศ.2563 พบความสูญเสียจากกรณีทุจริต (ฉ้อโกง) ทั่วไปมากที่สุด และค้นพบการทุจริต (ฉ้อโกง) เมื่อผ่านไปแล้ว 14 เดือน ผู้ตรวจสอบทุจริตรับอนุญาต (Certified Fraud Examiner: CFEs) ประมาณการตัวเลขความเสียหายขององค์กรไว้ว่า ร้อยละ 5 ของรายได้ที่ถูกทุจริต (ฉ้อโกง) ในแต่ละปี และเมื่อนำมาคัดแยกตามประเภทของการทุจริตตามผังต้นไม้การทุจริตพบว่า การคอร์รัปชันมีแพร่หลายที่สุดอยู่ทั่วทุกภูมิภาคของโลก ต่อมาเป็นการยักยอกทรัพย์ และสุดท้ายคือการทุจริตงบการเงิน มีโอกาสเกิดขึ้นน้อยเพียงร้อยละ 10 ของกรณีทั้งหมด และการค้นพบการทุจริตได้มากจากการรับแจ้งทางสายด่วน และทางจดหมายอิเล็กทรอนิกส์ รวมกันมากถึง ร้อยละ 33 ของกรณีทั้งหมด แต่เป็นที่น่าสังเกตว่า องค์กรขนาดเล็กมีการทุจริต (ฉ้อโกง) มากกว่าองค์กรขนาดใหญ่ เช่น การทุจริตการเรียกชำระเงิน (Billing Fraud) การทุจริตเงินเดือน (Payroll) การปลอมแปลงเช็ค (Check Tampering) และการปลอมแปลงการจ่ายชำระ (Payment Tampering) จากความเสียหายในระดับรายการจะเห็นว่าเป็นความเสียหายที่เกี่ยวข้องกับเงินสดและรายการทางบัญชีอย่างหลีกเลี่ยงไม่ได้ ถึงไม่เกิดขึ้นโดยตรงแต่สุดท้ายตัวเลขรายการที่มีการทุจริตหรือฉ้อโกงยังคงเข้าสู่งรายการบัญชีในที่สุด (รวมถึงที่ไม่ทราบว่ามีการทุจริตด้วย) ที่กล่าวไปแล้วนั้น

เป็นผลการรายงานในภาพรวมระดับนานาชาติ สำหรับประเทศไทยได้มีการสำรวจเกี่ยวกับการทุจริต ตามภาพ 2.3




**ภาพ 2.3** ประเภทของอาชญากรรมที่มีประสบการณ์และมีการก่อกวนมากที่สุด

ที่มา: PwC. (2020). *Staying on top of a never-ending war: PwC's Thailand Economic Crime and Fraud Survey 2020*. Retrieved from https://www.pwc.com/th/en/consulting/forensic/assets/GECS-report-2020-th-5.pdf (p.6)

จากภาพ 2.3 ผลการสำรวจจาก Pricewaterhousecoopers (2020) รวบรวมข้อมูลในประเทศไทยเมื่อปี พ.ศ. 2563 เปรียบเทียบปี พ.ศ. 2561 พบว่า ลักษณะและผลการทุจริตสอดคล้องกับผลการสำรวจในระดับนานาชาติ คือ มีการยักยอกทรัพย์มากเป็นอันดับหนึ่ง โดยประเทศไทยมีแนวโน้มการยักยอกทรัพย์สินลดลงจากปี พ.ศ. 2561 เหลือร้อยละ 47 ในปี พ.ศ. 2563 แต่ยังคงเป็นอันดับหนึ่ง แต่เป็นที่สังเกตว่าประเภทการทุจริตทางการบัญชีและงบการเงินสูงขึ้นอย่างมาก จากเดิมคิดเป็นร้อยละ 20 ในปี พ.ศ. 2561 มาเป็นร้อยละ 29 ภายในปี พ.ศ. 2563 และถือว่าเป็นการเพิ่มอันดับจากที่ 5 มาเป็นอันดับ 3

สรุปได้ว่า การทุจริตมีแนวคิดมาจากองค์ประกอบ 3 ด้าน ที่เรียกกันว่า สามเหลี่ยมการทุจริต ได้แก่ 1) แรงกดดัน 2) โอกาส และ 3) การหาเหตุผลอันสมควร การทุจริตอาจเกิดขึ้นหากมีองค์ประกอบครบ (ACFE, 2021b) และประเภทของการทุจริตที่ ACFE ได้นำเสนอไว้มี 3 ประเภท

หลัก คือ 1) การคอร์รัปชัน 2) ยักยอกทรัพย์ และ 3) การทุจริตรายงานทางการเงิน (ACFE, 2021b) สอดคล้องกับผลการสำรวจในระดับนานาชาติและประเทศไทยที่มีการยักยอกทรัพย์สินขององค์กรมาเป็นอันดับที่หนึ่ง (ACFE, 2020; Pricewaterhousecoopers, 2020) และเฉพาะประเทศไทยมีการทุจริตด้านการบัญชีและงบการเงินอยู่ในอันดับที่สาม (Pricewaterhousecoopers, 2020) ของผลการสำรวจและมีแนวโน้มการทุจริต (ฉ้อโกง) เพิ่มมากขึ้นจึงเป็นเหตุผลที่ผู้สอบบัญชีรับอนุญาต (CPA) ต้องทำความเข้าใจธุรกิจ ความเสี่ยงสืบเนื่องจากธุรกิจ และการตรวจสอบการทุจริตเป็นอีกหนึ่งสิ่งที่ต้องปฏิบัติในการตรวจสอบตามมาตรฐานการสอบบัญชีที่รับรองทั่วไป และไม่ให้ความคาดหวังกับผู้ถือหุ้นในการตรวจสอบการทุจริตได้ดีเท่ากับผู้ตรวจสอบทุจริต (CFE) กระบวนการตรวจสอบบัญชีถูกออกแบบมาไม่ใช่เพื่อการตรวจสอบการทุจริต แต่เป็นการตรวจสอบเพื่อแสดงความเห็นต่องบการเงินว่าถูกต้องตามที่ควรในสาระสำคัญตามมาตรฐานรายงานทางการเงินหรือไม่เพียงใด

2.1.5 การตรวจสอบบัญชี

การตรวจสอบบัญชี (Auditing) เป็นการตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลในงบการเงินที่ผู้บริหารได้ให้การรับรองไว้เกี่ยวกับความถูกต้องและครบถ้วนของงบการเงิน วัตถุประสงค์และขอบเขตการตรวจสอบบัญชีเฉพาะข้อมูลการเงิน รวมถึงงานบริการตรวจสอบบัญชี การพิจารณาการทุจริตในการตรวจสอบบัญชี และความรับผิดชอบของผู้สอบบัญชีเกี่ยวกับการพิจารณาการทุจริตในการตรวจสอบงบการเงิน มีดังนี้

2.1.5.1 วัตถุประสงค์และขอบเขตการตรวจสอบบัญชี

การตรวจสอบบัญชีมีวัตถุประสงค์เป็นการทั่วไปที่ตรวจสอบงบการเงินเพื่อแสดงความเห็นว่างบการเงินจัดทำขึ้นตามมาตรฐานและไม่มีข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญ จึงต้องกำหนดวัตถุประสงค์ ขอบเขตการปฏิบัติงาน และความเสี่ยงที่เกิดขึ้นจากการปฏิบัติงาน

2.1.5.1.1 วัตถุประสงค์การตรวจสอบบัญชี

การปฏิบัติงานตรวจสอบงบการเงิน วัตถุประสงค์ของผู้สอบบัญชีโดยรวม คือ 1) เพื่อให้ได้มาซึ่งความเชื่อมั่นอย่างสมเหตุสมผลว่า งบการเงินโดยรวมปราศจากการแสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญหรือไม่ ไม่ว่าจะเกิดจากการทุจริตหรือข้อผิดพลาด ช่วยให้ผู้สอบบัญชีแสดงความเห็นได้ว่า งบการเงินได้จัดทำขึ้นในสาระสำคัญตามแม่บทการรายงานทางการเงินที่เกี่ยวข้องหรือไม่ และ 2) เพื่อรายงานต่องบการเงินและสื่อสารตามที่มาตรฐานการสอบบัญชีกำหนดตามข้อเท็จจริงที่ผู้สอบบัญชีตรวจพบ (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2555ข)

2.1.5.1.2 ข้อกำหนดในการตรวจสอบบัญชี

ผู้สอบบัญชีต้องปฏิบัติตามข้อกำหนดด้านจรรยาบรรณที่เกี่ยวข้อง รวมถึงข้อกำหนดเกี่ยวกับความเป็นอิสระในงานตรวจสอบงบการเงิน วางแผนและปฏิบัติงานตรวจสอบโดยใช้การสังเกตและสงสัยเยี่ยงผู้ประกอบวิชาชีพ (Professional Skepticism) โดยตระหนักว่าอาจมีสถานการณ์ที่ทำให้งบการเงินแสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญ การใช้ดุลยพินิจเยี่ยงผู้ประกอบวิชาชีพ (Professional Judgment) ในการวางแผนและปฏิบัติงานตรวจสอบงบการเงิน เพื่อให้ได้มาซึ่งความเชื่อมั่นอย่างสมเหตุสมผล ผู้สอบบัญชีต้องได้มาซึ่งหลักฐานการสอบบัญชีที่เหมาะสมอย่างเพียงพอ เพื่อลดความเสี่ยงในการสอบบัญชีให้อยู่ในระดับต่ำที่ยอมรับได้ ช่วยให้ผู้สอบบัญชีสามารถได้มาซึ่งข้อสรุปที่สมเหตุสมผลในการแสดงความเห็นของผู้สอบบัญชีได้ และความเห็นของผู้สอบบัญชีต่องบการเงินจะเกี่ยวกับการพิจารณาว่างบการเงินได้จัดทำขึ้นในสาระสำคัญตามแม่บทการรายงานทางการเงินที่เกี่ยวข้องหรือไม่ ความเห็นของผู้สอบบัญชีมีลักษณะเช่นเดียวกันในทุกการตรวจสอบงบการเงิน จึงไม่ได้ให้ความเชื่อมั่นเกี่ยวกับเรื่องบางเรื่อง

2.1.5.1.3 ความเสี่ยงที่เกี่ยวข้องในการสอบบัญชี

สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์ (2555ข) ได้กล่าวไว้ในมาตรฐาน เรื่อง วัตถุประสงค์โดยรวมของผู้สอบบัญชีรับอนุญาตและการปฏิบัติงานตรวจสอบตามมาตรฐานการบัญชีว่า ความเสี่ยงที่ผู้สอบบัญชีแสดงความเห็นที่ไม่เหมาะสมต่องบการเงินที่แสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญ ความเสี่ยงในการสอบบัญชีเป็นผลมาจากความเสี่ยงจากการแสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญและความเสี่ยงจากการตรวจสอบ ความเสี่ยงประกอบด้วย 2 ส่วน คือ

(1) ความเสี่ยงในการสอบบัญชี เป็นผลมาจากความเสี่ยงจากการแสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญและความเสี่ยงจากการตรวจสอบ การประเมินความเสี่ยงขึ้นอยู่กับวิธีการตรวจสอบเพื่อให้ได้มาซึ่งข้อมูลที่จำเป็นสำหรับวัตถุประสงค์นั้นและหลักฐานที่ได้รับตลอดการตรวจสอบ การประเมินความเสี่ยงเป็นเรื่องของการใช้ดุลยพินิจเยี่ยงผู้ประกอบวิชาชีพมากกว่าเป็นเรื่องของความสามารถในการวัดค่าอย่างแม่นยำ ความเสี่ยงในการสอบบัญชีเป็นคำศัพท์เทคนิคที่เกี่ยวข้องกับกระบวนการการตรวจสอบบัญชี และไม่ได้หมายถึงความเสี่ยงทางธุรกิจของผู้สอบบัญชี

(2) ความเสี่ยงจากการแสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญอาจเกิดขึ้นได้ 2 ระดับ คือ 1) ระดับของงบการเงินโดยรวม คือ ความเสี่ยงจากการแสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญที่เกี่ยวข้องกับงบการเงินโดยรวมอย่างแผ่กระจาย และมีแนวโน้มที่จะกระทบต่อสิ่งที่ผู้บริหารได้ให้การรับรองไว้หลายประการ และ 2) ระดับที่เกี่ยวกับสิ่งที่

ผู้บริหารได้ให้การรับรองไว้สำหรับประเภทของรายการยอดคงเหลือทางบัญชีและการเปิดเผยข้อมูล ช่วยในการกำหนดลักษณะ ระยะเวลา และขอบเขตของวิธีการตรวจสอบเพิ่มเติมที่จำเป็นเพื่อให้ได้มาซึ่งหลักฐานการสอบบัญชีที่เหมาะสมอย่างเพียงพอ ความเสี่ยงนี้มี 2 ส่วนคือ ความเสี่ยงสืบเนื่องและความเสี่ยงจากการควบคุมที่เป็นความเสี่ยงของกิจการและมีอยู่โดยไม่ขึ้นอยู่กับการตรวจสอบงบการเงิน

2.1.5.2 การปฏิบัติงานตรวจสอบตามมาตรฐานการสอบบัญชี

ผู้สอบบัญชีต้องปฏิบัติตามมาตรฐานการสอบบัญชีทุกฉบับที่เกี่ยวข้องกับการตรวจสอบ มาตรฐานการสอบบัญชีฉบับหนึ่งจะเกี่ยวข้องกับการตรวจสอบเมื่อมาตรฐานการสอบบัญชีนั้นมีผลใช้บังคับและมีสถานการณ์ที่ระบุไว้ในมาตรฐานการสอบบัญชีนั้นอยู่ ทั้งนี้ผู้สอบบัญชีต้องมีความเข้าใจเนื้อหาทั้งหมดของมาตรฐานการสอบบัญชี รวมถึงมาตรฐานการสอบบัญชีในส่วนที่เกี่ยวกับการนำไปปฏิบัติและคำอธิบายอื่น เพื่อที่จะเข้าใจวัตถุประสงค์และนำข้อกำหนดของมาตรฐานการสอบบัญชีไปปฏิบัติได้อย่างเหมาะสม และผู้สอบบัญชีต้องไม่กล่าวว่าได้ปฏิบัติตามมาตรฐานการสอบบัญชีในรายงานของผู้สอบบัญชี เว้นแต่ ผู้สอบบัญชีได้ปฏิบัติตามข้อกำหนดของมาตรฐานการสอบบัญชีฉบับนี้และมาตรฐานการสอบบัญชีฉบับอื่นทั้งหมดที่เกี่ยวข้องกับการตรวจสอบ โดยกระบวนการตรวจสอบบัญชีแบ่งออกเป็น 3 ช่วง ได้แก่ ช่วงการวางแผน ช่วงการเก็บรวบรวมหลักฐาน และช่วงสรุปผลและรายงาน ช่วงการวางแผนการตรวจสอบเป็นช่วงของการประเมินความเสี่ยงจากการควบคุม ความเสี่ยงจากการทุจริต เพื่อนำมากำหนดขอบเขต บริหารทรัพยากรในการตรวจสอบเป็นแผนการตรวจสอบ (Audit Plan) และให้ความสำคัญกับบัญชีในแต่ละปีขึ้นอยู่กับความเสี่ยงที่ผู้สอบบัญชีได้ประเมินไว้ ซึ่งสอดคล้องกับสภาวิชาชีพบัญชีในพระบรมราชูปถัมภ์ (2555ค) ที่กำหนดมาตรฐานการสอบบัญชี เรื่อง “วิธีปฏิบัติของผู้สอบบัญชีในการตอบสนองต่อความเสี่ยงที่ได้ประเมินไว้” โดยกำหนดให้ออกแบบและนำวิธีการตอบสนองโดยรวมไปปฏิบัติเพื่อตอบรับกับความเสี่ยงจากการแสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญในระดับงบการเงินที่ได้ประเมิน และโดยนัยทางการตรวจสอบในเรื่องความเสี่ยงนั้นได้รวมความเสี่ยงจากการทุจริตไว้ด้วย

2.1.5.3 ความรับผิดชอบในการป้องกันและการตรวจพบการทุจริต

ผู้สอบบัญชีมีความรับผิดชอบในการตรวจสอบบัญชี อาจพบการทุจริตจากกระบวนการตรวจสอบบัญชี แต่ความรับผิดชอบในการบริหารความเสี่ยงและกำกับดูแลการทุจริตเป็นหน้าที่ของผู้บริหารของกิจการ

2.1.5.3.1 ความรับผิดชอบของผู้สอบบัญชีรับอนุญาต

สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์ (2555ก) ได้กล่าวถึงความรับผิดชอบของผู้สอบบัญชีรับอนุญาตและผู้บริหารของกิจการไว้ว่า ความรับผิดชอบหลักในการป้องกันและตรวจพบการทุจริตเป็นหน้าที่ที่สำคัญของผู้มีหน้าที่ในการกำกับดูแลและผู้บริหารของกิจการ ถือเป็นหน้าที่หลักในการกำกับดูแลต้องให้ความสำคัญอย่างมากในการป้องกันการทุจริต เพื่อให้โอกาสเกิดองค์ประกอบของสามเหลี่ยมการทุจริตลดลง เช่น ช่วยลดปัจจัยด้านโอกาสที่จะเกิดการทุจริต และช่วยยับยั้งการทำทุจริต เนื่องจากมีความเป็นไปได้ที่ผู้ตั้งใจกระทำการทุจริตนั้นจะถูกตรวจพบและถูกลงโทษ เพื่อเป็นการป้องกันการทุจริตอย่างถาวร ผู้บริหารต้องหาวิธีการสร้างวัฒนธรรมองค์กรในเรื่องความซื่อสัตย์สุจริตและการมีจริยธรรม ทั้งนี้ การกำกับดูแลโดยผู้มีหน้าที่ต้องพิจารณาความเป็นไปได้ที่ ผู้บริหารจะเข้าแทรกแซงกระบวนการจัดทำรายงานทางการเงิน เช่น ผู้บริหารพยายาม จะตกแต่งผลกำไร เพื่อให้นักวิเคราะห์มีความเข้าใจที่คลาดเคลื่อนเกี่ยวกับผลประกอบการและความสามารถในการทำกำไรของกิจการ

2.1.5.3.2 การพิจารณาการทุจริตในการตรวจสอบบัญชี

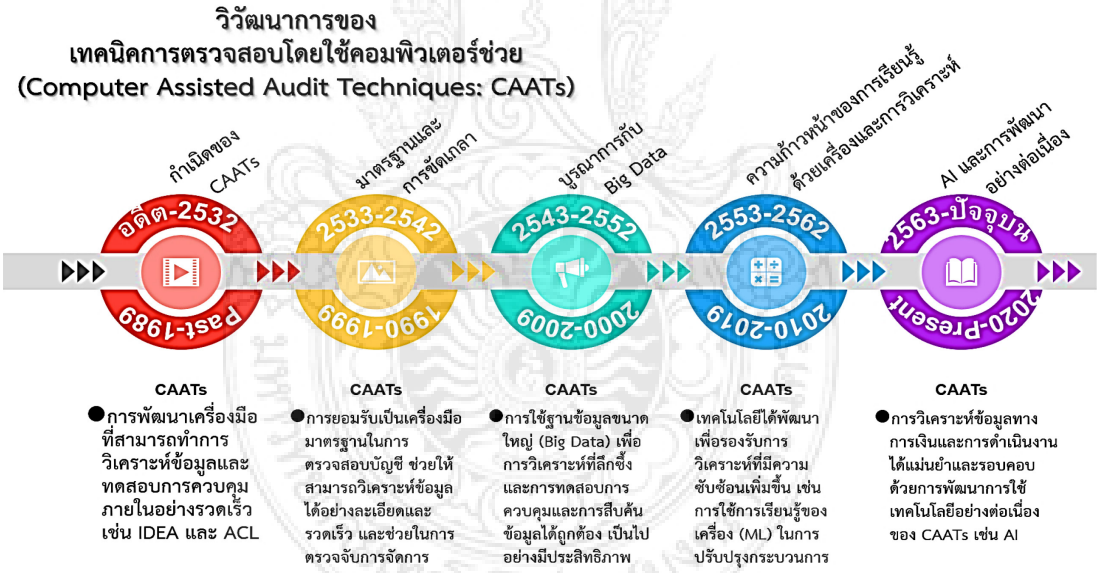
การแสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงโดยเจตนาที่ผู้สอบบัญชีต้องคำนึงถึงมีอยู่ 2 ประเภท คือ 1) การจัดทำรายงานทางการเงินที่ทุจริต และ 2) การใช้สินทรัพย์ในทางที่ไม่เหมาะสม แต่ผู้สอบบัญชีไม่ได้เป็นผู้ที่มีหน้าที่ทางกฎหมายในการหาข้อสรุปว่ามีการทำทุจริตที่เกิดขึ้นจริงหรือไม่ และผู้สอบบัญชีรับอนุญาตต้องพิจารณาปัจจัยเสี่ยงที่จะเกิดการแสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงจากการใช้สินทรัพย์ในทางที่ไม่เหมาะสม สามารถจัดได้เป็น 3 ประเภทตามสถานการณ์ทั่วไปของการทุจริต คือ 1) สิ่งจูงใจ/แรงกดดัน 2) โอกาส และ 3) ทัศนคติ/การหาเหตุผลอันสมควร (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2555ก; ACFE, 2021b) ซึ่งสอดคล้องตามแนวคิดสามเหลี่ยมการทุจริต (Fraud Triangle)

ผู้สอบบัญชีรับอนุญาตที่ปฏิบัติงานสอบบัญชีตามมาตรฐานการสอบบัญชีมีหน้าที่ความรับผิดชอบที่จะให้ได้มาซึ่งความเชื่อมั่นอย่างสมเหตุสมผลว่างบการเงินโดยรวมนั้นไม่ได้แสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญ ซึ่งเป็นผลมาจากการทุจริตหรือข้อผิดพลาด การตรวจสอบบัญชียังมีความเสี่ยงที่หลีกเลี่ยงไม่ได้ คือ การแสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงในงบการเงินที่ไม่อาจตรวจพบ ถึงจะมีการวางแผนและมีการปฏิบัติงานอย่างเหมาะสมตามมาตรฐานการสอบบัญชีแล้วก็ตาม ซึ่งเป็นผลมาจากการทุจริตของผู้บริหารนั้นมีมากกว่าความเสี่ยงที่ผู้สอบบัญชีไม่สามารถตรวจพบ โดยทั่วไปแล้ว ผู้บริหารอยู่ในตำแหน่งที่สามารถบิดเบือนรายการบันทึกทางบัญชีทั้งทางตรงและทางอ้อม อีกทั้งแสดงข้อมูลทางการเงินอันเป็นเท็จ หรือเข้าแทรกแซงการควบคุมที่ถูกออกแบบมาเพื่อป้องกันการทำทุจริตของพนักงานทั่วไป

2.1.5.4 เทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย

เทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (Computer Assisted Audit Techniques: CAATs) เป็นส่วนหนึ่งของกระบวนการตรวจสอบบัญชีของผู้ตรวจสอบบัญชี (Auditors) ที่รับงานตรวจสอบกิจการที่มีการใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ทางบัญชีบันทึกรายการทางบัญชี คือ เทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (Computer Assisted Audit Techniques: CAATs) ที่ผู้สอบบัญชียอมรับโดยทั่วไป (Al-Hiyari et al., 2019; Janvrin et al., 2008) โดยมีเป้าหมายเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและประสิทธิผลในการตรวจสอบบัญชีที่เพิ่มความรวดเร็วและความถูกต้องของกระบวนการตรวจสอบ และช่วยให้สามารถวิเคราะห์ข้อมูลขนาดใหญ่และจำนวนมากได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ

วิวัฒนาการของเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) มาพร้อมกับเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์ เริ่มตั้งแต่การทดลองวิธีการต่าง ๆ ในการใช้คอมพิวเตอร์ช่วยในการตรวจสอบบัญชีจนกลายเป็นที่ยอมรับ วิวัฒนาการแสดงได้ตามภาพ 2.4

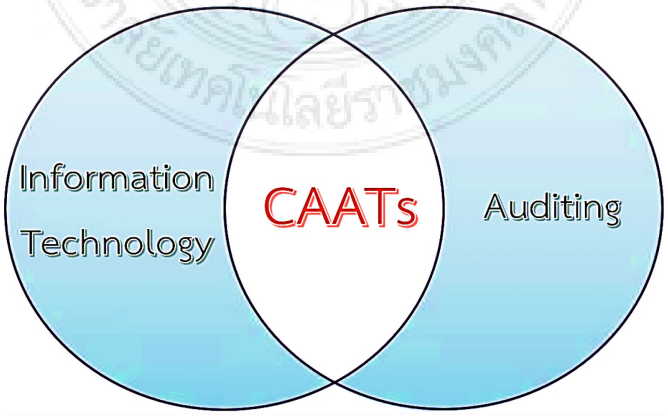



**ภาพ 2.4** วิวัฒนาการของเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs)

จากภาพ 2.4 สามารถให้ข้อมูลเป็นแต่ละยุคได้ดังนี้ 1) ยุคกำเนิดของ CAATs (พ.ศ. 2523 – 2532) เครื่องมือพื้นฐาน เช่น IDEA (Interactive Data Extraction and Analysis) และ ACL (Audit Command Language) ได้ถูกพัฒนาขึ้น โดยมุ่งเน้นไปที่การเพิ่มความเร็วและประสิทธิภาพของกระบวนการตรวจสอบบัญชี ทั้งสองเครื่องมือนี้ช่วยให้ผู้ตรวจสอบสามารถ

วิเคราะห์และทดสอบการควบคุมภายในระบบการเงินได้อย่างรวดเร็ว (Ajao et al., 2016) 2) ยุคมาตรฐานและการขัดเกลา (พ.ศ. 2533 – 2542) ในช่วงทศวรรษ 1990 IDEA และ ACL ได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางเป็นเครื่องมือมาตรฐานในด้านการตรวจสอบบัญชี ช่วยให้ผู้ตรวจสอบสามารถทำการวิเคราะห์ข้อมูลทางการเงินได้อย่างละเอียดและค้นหาการจัดการตัวเลขในงบการเงิน (Huang & Tsai, 2021) 3) ยุคการบูรณาการกับข้อมูลขนาดใหญ่ (Big Data) (พ.ศ. 2543 2552) ในช่วงต้นทศวรรษ 2000 เป็นจุดเริ่มต้นของการบูรณาการข้อมูลขนาดใหญ่กับ CAATs นำไปสู่การควบคุมการทดสอบและการสืบค้นข้อมูลที่มีประสิทธิภาพและลึกซึ้งยิ่งขึ้น (Lungu & Vătuiu, 2007) 4) ยุคความก้าวหน้าในการเรียนรู้ของเครื่องและการวิเคราะห์ (พ.ศ. 2553 – 2562) ทั้งทศวรรษ 2010 ได้เห็นการใช้เทคโนโลยีขั้นสูง เช่น การเรียนรู้ของเครื่องได้บูรณาการเข้ากับเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) เพื่อเพิ่มความแม่นยำและความน่าเชื่อถือของการตรวจสอบช่วยให้การตรวจสอบและมีความคาดการณ์และวิเคราะห์มากขึ้น (Pedrosa et al., 2020) และ 5) ยุคปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) และการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง (พ.ศ. 2563 - ปัจจุบัน) ในยุคปัจจุบัน เทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) ได้ถูกพัฒนาด้วยการบูรณาการกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ซึ่งได้เพิ่มความแม่นยำและความครอบคลุมของการวิเคราะห์ข้อมูลทางการเงินและการดำเนินงาน (Al-Sayyed et al., 2021)

การประยุกต์ใช้เทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) ในงานตรวจสอบบัญชีในยุคปัจจุบันที่ใช้ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligent: AI) มีการพัฒนาเชื่อมโยงอย่างมากกับการใช้งานแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) ที่เป็นการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการตรวจสอบบัญชีและค้นพบข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญได้ แต่เดิมเป็นการตรวจสอบสารสนเทศที่ทำขึ้นผ่านเทคโนโลยีสารสนเทศ ดังความสัมพันธ์ตามภาพ 2.5




**ภาพ 2.5** CAATs เป็นความสัมพันธ์ระหว่างการตรวจสอบบัญชีกับเทคโนโลยีสารสนเทศ

จากภาพ 2.5 เป็นการนำเทคโนโลยีสารสนเทศมาใช้ในการตรวจสอบบัญชีสำหรับกิจการที่มีการบันทึกรายการบัญชีด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์ และมีข้อมูลหรือสารสนเทศที่ได้จากเทคโนโลยีทางการบัญชีนั้น เพื่อทำให้การตรวจสอบบัญชีเป็นไปด้วยความเรียบร้อยจึงนิยมใช้เทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) จนยอมรับเป็นมาตรฐาน

เทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) ประกอบด้วยเครื่องมือและเทคนิคหลายประเภท ได้แก่ 1) เครื่องมือในการวิเคราะห์ข้อมูล (Data Analysis Tools) ช่วยให้ผู้สอบบัญชีสามารถทำการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนมาก การวิเคราะห์แนวโน้ม การเปรียบเทียบ และการตรวจจับรายการผิดปกติได้อย่างรวดเร็ว โดยใช้โปรแกรมวิเคราะห์ เช่น IDEA และ ACL เป็นเครื่องมือที่สำคัญ 2) การทดสอบการควบคุม (Control Testing) โดยการใช้เทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) ในการทดสอบการควบคุมภายในทางด้านการบัญชีเพื่อนำผลประเมินการควบคุมภายในไปใช้ในการวางแผนการตรวจสอบบัญชี และ 3) การสกัดและสืบค้นข้อมูล (Data Extraction and Retrieval) ด้วยการนำข้อมูลในฐานข้อมูลมาวิเคราะห์ตามความต้องการที่เฉพาะเจาะจงและค้นหาข้อมูลที่ต้องการมาใช้จากฐานข้อมูลขนาดใหญ่ การนำเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) มาเป็นเครื่องมือในการรวบรวมข้อมูลสารสนเทศทางคอมพิวเตอร์เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อการวางแผนการตรวจสอบบัญชีโดยรวม การทดสอบการควบคุมภายในด้านการบัญชี การจัดทำแนวการตรวจสอบบัญชี (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2555ค) และวิเคราะห์ข้อมูลทางบัญชีจึงมีความสำคัญ เครื่องมือที่นิยมใช้กันอยู่อย่างแพร่หลาย ได้แก่ โปรแกรมสำเร็จรูป IDEA และ ACL ทั้งสองโปรแกรมมีความสามารถในการวิเคราะห์ข้อมูลสำหรับการตรวจสอบบัญชี ซึ่งมีจุดเด่นในการช่วยให้ผู้สอบบัญชีสามารถทำการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนมากได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ ทั้ง IDEA และ ACL ให้ความสามารถในการจัดการและวิเคราะห์ข้อมูลที่หลากหลายและมีความซับซ้อน ได้แก่ การค้นหา การจัดเรียง การคำนวณ และการตรวจสอบรูปแบบข้อมูลที่ผิดปกติ

การใช้เครื่องมืออย่าง IDEA และ ACL ในยุคดั้งเดิม มีทั้งจุดเด่นและจุดควรพัฒนา ซึ่งในอดีตอาจเป็นจุดเด่น แต่ในปัจจุบันอาจกลายมาเป็นจุดที่ควรพัฒนาก็เป็นได้ ดังนั้นเครื่องมือ IDEA มีจุดเด่นและจุดที่ควรพัฒนา ดังนี้ จุดเด่นในการใช้งานที่ง่ายและสะดวก มีฟังก์ชันการวิเคราะห์ข้อมูลที่หลากหลายทำให้เหมาะกับการตรวจสอบที่ต้องการความรวดเร็ว แม่นยำสูง และสามารถวิเคราะห์ข้อมูลขนาดใหญ่ได้อย่างมีประสิทธิภาพช่วยให้ตรวจสอบและค้นหาความผิดปกติและปัญหาที่ซับซ้อนได้ง่ายขึ้น (Gelinas et al., 2000) ถึงใช้งานง่ายแต่ IDEA ยังต้องมีการฝึกอบรมการใช้เครื่องมือให้เต็มประสิทธิภาพ และต้นทุนในการซื้อและการบำรุงรักษาซอฟต์แวร์ค่อนข้างสูง สำหรับเครื่องมือต่อมา คือ ACL มีจุดเด่นที่มีความสามารถสูงในการเขียนคำสั่งสำหรับ

การตรวจสอบที่ซับซ้อนได้ ทำให้ ACL มีความยืดหยุ่นสูงในการตั้งค่าการใช้งานตรวจสอบที่ตรงประเด็นได้ดี และยังสามารถจัดการกับการวิเคราะห์ที่ซับซ้อนและมักใช้ในสภาพแวดล้อมที่มีข้อมูลและกระบวนการตรวจสอบที่มีความซับซ้อนสูงได้เช่นกัน ในการใช้เครื่องมือช่วยในงานที่ใช้แก้ปัญหาความซับซ้อนได้ดี ผู้ใช้ก็ต้องมีความสามารถและเข้าใจในการเขียนคำสั่งหรือการเขียนโปรแกรมเพื่อใช้งานอย่างมีประสิทธิภาพ และหากต้องการใช้งาน ACL อย่างเต็มรูปแบบอาจจำเป็นต้องใช้ผู้เชี่ยวชาญเฉพาะด้าน (Weidenmier & Herron, 2004) ผู้สอบบัญชีที่ใช้เทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) ย่อมหลีกเลี่ยงเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์ไม่ได้ จึงต้องเข้าใจและสามารถดึงศักยภาพของเทคโนโลยีมาใช้ในการตรวจสอบบัญชีจะช่วยให้งานตรวจสอบบัญชีมีประสิทธิภาพและความน่าเชื่อถือเพิ่มขึ้น เมื่อมีการนำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้เพื่อลดเวลาในการปฏิบัติงาน เพิ่มความแม่นยำ และลดการใช้วิจารณญาณที่ไม่จำเป็นลง เพื่อให้เกิดความมีเสถียรภาพในการวิเคราะห์และตัดสินใจของผู้สอบบัญชี การใช้เทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) ร่วมกับแบบจำลองมีส่วนสนับสนุนกันได้เป็นอย่างดี การนำเทคโนโลยีมาใช้ก็ต้องมีการฝึกอบรมและการพัฒนาทักษะให้กับผู้ตรวจสอบบัญชี เพื่อให้สามารถจัดการและตีความผลลัพธ์จากแบบจำลองได้อย่างมีประสิทธิภาพ จุดเด่นของแบบจำลองที่มีมากกว่า IDEA และ ACL คือ แบบจำลองสามารถเรียนรู้จากข้อมูลและปรับปรุงแบบจำลองได้ด้วยตัวเอง และไม่ต้องกำหนดค่าเริ่มต้นใหม่ในทุกครั้งที่มีการใช้งาน เพราะแบบจำลองสามารถเรียนรู้ จำ ทำงานซ้ำและวิเคราะห์รูปแบบของข้อมูลได้ รวมถึงการจัดประเภทได้อย่างดีด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง (ML) ถึงแม้แบบจำลองมีวิธีการใช้ที่ยากกว่า IDEA และ ACL แต่โดยรวมแล้ว IDEA และ ACL เป็นเครื่องมือที่มีประโยชน์มากสำหรับการตรวจสอบบัญชีด้วยการให้ข้อมูลที่แม่นยำและรวดเร็ว แต่ในขณะเดียวกันก็ขาดความยืดหยุ่นและความสามารถในการปรับปรุงตนเองอย่างเช่นที่แบบจำลองสามารถทำได้ในการจัดการกับปัญหาที่มีความซับซ้อนและหลากหลาย

2.1.5.5 การแสดงความเห็นต่องบการเงิน

รายงานของผู้สอบบัญชีรับอนุญาตเป็นรายงานที่ผู้สอบบัญชีรับอนุญาตเสนอต่อเจ้าของกิจการเพื่อแสงความเห็นต่องบการเงินว่างบการเงินแสดงฐานะการเงิน ผลการดำเนินงานและกระแสเงินสดโดยถูกต้องตามที่ควรในสาระสำคัญตามมาตรฐานการรายงานทางการเงิน (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2559ข) แต่ยังขึ้นอยู่กับดุลพินิจของผู้สอบบัญชีในการนำเสนอข้อมูลที่ไม่ซ้ำซ้อนกันระหว่างข้อมูลในงบการเงินฉบับสมบูรณ์และหมายเหตุประกอบงบการเงิน การแสดงความเห็นของผู้สอบบัญชีในรายงานของผู้สอบบัญชีรับอนุญาตนั้น ผู้สอบบัญชีแสดงความเห็นของตนในการตรวจสอบบัญชีของกิจการ โดยการแสดงความเห็นตั้งอยู่บนพื้นฐานของหลักฐานที่ได้จากการตรวจสอบ ความเห็นของผู้สอบบัญชีต่อความถูกต้องครบถ้วนของงบ

การเงินที่ไม่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญนั้น มี 4 รูปแบบ คือ 1) การแสดงความเห็นอย่างไม่มีเงื่อนไข 2) การแสดงความเห็นอย่างมีเงื่อนไข 3) การแสดงความเห็นว่างบการเงินไม่ถูกต้อง และ 4) การไม่แสดงความเห็น (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2559ก) ซึ่งความเห็นในแบบที่ 2 ถึง 4 ต้องพิจารณาถึงลักษณะของเหตุการณ์ที่ทำให้เกิดการแสดงความเห็นแบบนั้น เช่น งบการเงินมีการแสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญหรือไม่ หรือในกรณีที่ไม่สามารถหาหลักฐานการสอบบัญชีที่เหมาะสมอย่างเพียงพอ อาจทำให้มีการแสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญ รวมถึงการใช้ดุลยพินิจของผู้สอบบัญชีเกี่ยวกับการแผ่กระจายของผลกระทบหรือความเป็นไปได้ที่จะเกิดผลกระทบของเหตุการณ์ต่องบการเงิน (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2559ข)

สรุปได้ว่า ผู้สอบบัญชีรับอนุญาตเป็นตัวแทนของผู้ถือหุ้นในฐานะตัวการตามหลักทฤษฎีตัวแทนในการเข้าทำการตรวจสอบงบการเงินของกิจการตามสิ่งที่ผู้บริหารได้ให้การรับรองเกี่ยวกับงบการเงิน และและสื่อสารให้บุคคลที่เกี่ยวข้องได้รับทราบ (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2555ข) เพื่อให้ความเชื่อมั่นอย่างสมเหตุสมผลแต่ไม่ถึงที่สุด ความเสี่ยงในการสอบบัญชีได้แก่ ความมเสี่ยงในการตรวจสอบบัญชี ความเสี่ยงจากการแสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญ การพิจารณาการทุจริตในการตรวจสอบบัญชีตามข้อเท็จจริงโดยเจตนาที่ผู้สอบบัญชีต้องคำนึงถึง คือ 1) การจัดทำรายงานทางการเงินที่ทุจริต และ 2) การใช้สินทรัพย์ในทางที่ไม่เหมาะสม (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2555ก) ความเสี่ยงในการตรวจสอบบัญชีที่หลีกเลี่ยงไม่ได้ คือ การแสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงในงบการเงินที่ไม่อาจตรวจพบอันเป็นผลมาจากการทุจริตของผู้บริหาร ผู้สอบบัญชีต้องออกแบบและนำวิธีการตอบสนองความเสี่ยงจากการแสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญ ความเห็นของผู้สอบบัญชีมี 4 รูปแบบ คือ 1) การแสดงความเห็นอย่างไม่มีเงื่อนไข 2) การแสดงความเห็นอย่างมีเงื่อนไข 3) การแสดงความเห็นว่างบการเงินไม่ถูกต้อง และ 4) การไม่แสดงความเห็น (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2559ก, 2559ข)

2.1.6 แบบจำลอง M-Score

Messod D. Beneish นำเสนอแบบจำลอง M-Score ในปี ค.ศ. 1999 โดยแบบจำลอง M-Score ใช้ข้อมูลทางการเงินเพื่อแยกกิจการที่มีการบิดเบือนรายได้ (Earnings Manipulators) แบบจำลอง M-Score เหมาะกับการตรวจจับการยักย้ายถ่ายเททรัพย์สิน ตัวแปรของแบบจำลอง M-Score ได้รับการออกแบบมาเพื่อตรวจจับทั้งการบิดเบือนข้อมูลในงบการเงินที่อาจเป็นผลมาจากการจัดการหรือเงื่อนไขเบื้องต้นที่อาจกระตุ้นให้กิจการมีส่วนร่วมในการกระทำนั้น ในงานวิจัยของ Messod D. Beneish ยังพบความสัมพันธ์อย่างเป็นระบบระหว่างความน่าจะเป็นของการจัดการกับตัวแปรทางการเงินบางตัว และมีการจัดการรายได้ก่อนที่จะเปิดเผยข้อมูลสู่สาธารณะชน รวมถึง

การพิจารณาว่าการบิดเบือนตัวเลขในงบการเงินเป็นผลมาจากการจัดการรายได้หรือมาจากโครงสร้างอื่นด้วยหรือไม่ (Beneish, 1999)

แบบจำลอง M-Score มีตัวแปรทั้งหมด 8 ดัชนี ซึ่งเป็นตัวแปรที่เก็บข้อมูลจากงบการเงินทั้งสิ้น ได้แก่ 1) ดัชนีลูกหนี้ต่อยอดขาย 2) ดัชนีอัตราส่วนกำไรขั้นต้น 3) ดัชนีคุณภาพของสินทรัพย์ 4) ดัชนีการเติบโตของยอดขาย 5) ดัชนีค่าเสื่อมราคา 6) ดัชนีค่าใช้จ่ายในการขายและบริหาร 7) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม และ 8) ดัชนีความสามารถในการชำระหนี้ และสมการในการคำนวณค่า M-Score ดังนี้

2.1.6.1 ดัชนีลูกหนี้ต่อยอดขาย

ดัชนีลูกหนี้ต่อยอดขาย (Days Sales in Receivables Index: DSRI) หรือยอดขายรายวันในดัชนีลูกหนี้ จะสะท้อนถึงความเร็วที่กิจการแปลงยอดขายเป็นเงินสด โดยเปรียบเทียบยอดขายรายวันในลูกหนี้ของปีที่ค้นพบการจัดการรายได้ (ปีที่ t) กับปีที่ผ่านมา (ปีที่ t-1) ตัวแปรนี้วัดความสัมพันธ์ระหว่างลูกหนี้และรายได้ในช่วงสองปีติดต่อกัน การเพิ่มขึ้นของดัชนีอาจบอกถึงการเปลี่ยนแปลงนโยบายการให้สินเชื่อที่มีผลกระตุ้นยอดขายหรือเป็นผลจากการเพิ่มขึ้นของการแข่งขันในอุตสาหกรรม เป็นตัวชี้วัดที่สามารถใช้ประกอบกับการวิเคราะห์การบริหารเงินสดและการวางแผนทางการเงิน เช่นเดียวกับงานวิจัยของ Dsouza & Habibniya (2021) ที่แสดงให้เห็นว่าส่วนประกอบของวงจรเงินสดมีผลต่อกำไรของบริษัท แต่การเพิ่มขึ้นของลูกหนี้ที่ไม่สัมพันธ์กับยอดขายอาจบอกถึงการบิดเบือนรายได้ตามที่ Beneish (1999) และ พรรณนิภา รอดวรรณะ (2564) ได้เสนอไว้ สำหรับสูตรการคำนวณดัชนีลูกหนี้ต่อยอดขายปรากฏดังนี้

$$\text{ดัชนีลูกหนี้ต่อยอดขาย} = \frac{\text{ลูกหนี้การค้า}_t}{\text{ยอดขาย}_t} \div \frac{\text{ลูกหนี้การค้า}_{t-1}}{\text{ยอดขาย}_{t-1}}$$

การคำนวณดัชนีลูกหนี้ต่อยอดขายจะทำโดยการนำยอดลูกหนี้การค้าในปีปัจจุบันหารด้วยยอดขายของปีนั้น (ปีที่ t) และเปรียบเทียบกับอัตราส่วนเดียวกันของปีก่อนหน้า (ปีที่ t-1) โดยการวิเคราะห์ที่ละเอียดสามารถช่วยเปิดเผยถึงแนวโน้มที่อาจส่งผลกระทบต่อความมั่นคงทางการเงินของกิจการได้

2.1.6.2 ดัชนีอัตราส่วนกำไรขั้นต้น

ดัชนีอัตราส่วนกำไรขั้นต้น (Gross Margin Index: GMI) คำนวณจากอัตราส่วนของอัตราส่วนกำไรขั้นต้นในปีก่อนหน้า (ปีที่ t-1) หารด้วยอัตราส่วนกำไรขั้นต้นในปีปัจจุบัน (ปีที่ t) หากดัชนีอัตราส่วนกำไรขั้นต้นมีค่ามากกว่า 1 จะบ่งชี้ว่าอัตราส่วนกำไรขั้นต้นในปีปัจจุบันลดลงเมื่อเทียบกับปีก่อนหน้า อาจส่งสัญญาณถึงความเป็นไปได้ของการตกแต่งรายได้

โดยบริษัท (พรรณนิภา รอดวรรณะ, 2564; Beneish, 1999) การลดลงของอัตราส่วนกำไรขั้นต้นเมื่อมีค่าน้อยกว่า 1 นั้นเป็นผลมาจากหลายปัจจัย เช่น ต้นทุนวัตถุดิบที่เพิ่มขึ้น การเปลี่ยนแปลงในโครงสร้างต้นทุนขาย หรือการแข่งขันทางการตลาดที่เพิ่มขึ้น สูตรการคำนวณดัชนีอัตราส่วนกำไรขั้นต้นปรากฏดังนี้

$$\text{ดัชนีอัตราส่วนกำไรขั้นต้น} = \frac{\text{ยอดขาย}_{t-1} - \text{ต้นทุนขาย}_{t-1}}{\text{ยอดขาย}_{t-1}} \div \frac{\text{ยอดขาย}_{t} - \text{ต้นทุนขาย}_{t}}{\text{ยอดขาย}_{t}}$$

การคำนวณดัชนีอัตราส่วนกำไรขั้นต้นเป็นการวิเคราะห์ที่สำคัญในการตรวจสอบการจัดการกำไรและความสมบูรณ์ของรายงานทางการเงิน และ Kesavan et al. (2010) ได้สำรวจว่า ข้อมูลเกี่ยวกับคลังสินค้าและอัตราส่วนกำไรขั้นต้นสามารถช่วยปรับปรุงความแม่นยำของการคาดการณ์ยอดขายสำหรับบริษัทค้าปลีกในสหรัฐอเมริกา

2.1.6.3 ดัชนีคุณภาพของสินทรัพย์

คุณภาพสินทรัพย์ (Asset Quality Index: AQI) คือ สินทรัพย์ไม่หมุนเวียนไม่รวมรายการที่ดิน อาคารและอุปกรณ์ (PP&E) หรือ สินทรัพย์หมุนเวียนบวกที่ดิน อาคาร และอุปกรณ์ ต่อสินทรัพย์รวม ดัชนีคุณภาพของสินทรัพย์ (AQI) คือ อัตราส่วนของคุณภาพสินทรัพย์ในปีปัจจุบัน (ปีที่ t) ต่อคุณภาพสินทรัพย์ในปีก่อน (ปีที่ t-1) ดัชนีคุณภาพของสินทรัพย์วัดการเปลี่ยนแปลงในความเสี่ยงที่อาจเกิดขึ้นกับสินทรัพย์ หากดัชนีมีค่ามากกว่า 1 หมายถึง การเพิ่มขึ้นของสินทรัพย์ไม่มีคุณภาพ อาจส่งสัญญาณถึงความเป็นไปได้ของการปรับรายได้หรือการลดค่าใช้จ่ายอย่างไม่เหมาะสม (อริสรา ธานีรณานนท์, 2563; Beneish, 1999; Sasikala, 2021) สูตรการคำนวณดัชนีคุณภาพของสินทรัพย์ปรากฏดังนี้

$$\text{ดัชนีคุณภาพของสินทรัพย์} = \left[1 - \left(\frac{\text{สินทรัพย์หมุนเวียน}_{t} + \text{ที่ดิน อาคารและอุปกรณ์}_{t}}{\text{สินทรัพย์รวม}_{t}}\right)\right] \div \left[1 - \left(\frac{\text{สินทรัพย์หมุนเวียน}_{t-1} + \text{ที่ดิน อาคารและอุปกรณ์}_{t-1}}{\text{สินทรัพย์รวม}_{t-1}}\right)\right]$$

การวิเคราะห์คุณภาพสินทรัพย์จากสูตรนี้ช่วยให้เห็นถึงความเปลี่ยนแปลงของสัดส่วนสินทรัพย์ที่อาจมีผลต่อความน่าเชื่อถือของรายงานทางการเงินของกิจการ

2.1.6.4 ดัชนีการเติบโตของยอดขาย

ดัชนีการเติบโตของยอดขาย (Sales Growth Index: SGI) วัดจากอัตราส่วนยอดขายของปีปัจจุบัน (ปีที่ t) ต่อยอดขายของปีก่อน (ปีที่ t-1) การเติบโตของยอดขายแสดงถึงการขยายตัวของธุรกิจ อาจเป็นผลจากการดำเนินธุรกิจอย่างมีประสิทธิภาพหรือการเพิ่มประสิทธิผลในการขาย หากค่าที่ออกมาลดลงจากปีก่อนจะหมายถึงการเติบโตที่ลดลงจากปีก่อน แต่การเติบโตของ

ยอดขายที่สูงผิดปกติอาจชี้ไปที่ความพยายามในการตกแต่งรายได้เพื่อปรับปรุงภาพลักษณ์ทางการเงินของบริษัท (อริสรา ธานีรณานนท์, 2563; Beneish, 1999) และสำหรับการศึกษาล่าสุดโดย Yang et al. (2023) ได้ชี้ให้เห็นว่าดัชนีการเติบโตของยอดขาย บอกประสิทธิภาพการขายและเป็นสัญญาณบ่งชี้การบิดเบือนรายได้ เมื่อพบว่ามีการเติบโตของยอดขายอย่างผิดปกติ ซึ่งไม่สอดคล้องกับการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรธุรกิจหลักอื่น และยอดขายลดลงอย่างผิดปกติอาจบอกถึงการรับรู้รายได้ที่ไม่ครบถ้วน สูตรการคำนวณดัชนีการเติบโตของยอดขายปรากฏดังนี้

$$\text{ดัชนีการเติบโตของยอดขาย} = \frac{\text{ยอดขาย}_{t}}{\text{ยอดขาย}_{t-1}}$$

การเติบโตของยอดขายควรวิเคราะห์อย่างรอบคอบเพื่อตรวจสอบความเป็นไปได้ของการตกแต่งรายได้ โดยเฉพาะเมื่อการเติบโตสูงอย่างผิดปกติโดยไม่มีการเปลี่ยนแปลงที่เกี่ยวข้องในตัวแปรธุรกิจหลักอื่น

2.1.6.5 ดัชนีค่าเสื่อมราคา

ดัชนีค่าเสื่อมราคา (Depreciation Index: DEPI) วัดจากอัตราการคิดค่าเสื่อมราคาประจำปีของปีก่อน (ปีที่ t-1) ต่ออัตราการคิดค่าเสื่อมราคาประจำปีของปีปัจจุบัน (ปีที่ t) ดัชนีค่าเสื่อมราคาที่มากกว่า 1 บ่งชี้ว่าอัตราการคิดค่าเสื่อมราคาลดลงในปีปัจจุบันเมื่อเทียบกับปีก่อนหน้า อาจสะท้อนถึงการปรับเปลี่ยนหลักหรือวิธีการคิดค่าเสื่อมราคาที่อาจส่งผลให้กำไรทางบัญชีเพิ่มขึ้น (พรรณนิภา รอดวรรณะ, 2564; Beneish, 1999) หากมีค่าน้อยกว่า 1 บ่งชี้ว่าอัตราการคิดค่าเสื่อมราคาเพิ่มขึ้นในปีปัจจุบัน สูตรการคำนวณดัชนีค่าเสื่อมราคาปรากฏดังนี้

$$\text{ดัชนีค่าเสื่อมราคา} = \frac{\text{ค่าเสื่อมราคา}_{t-1} \div (\text{ค่าเสื่อมราคา}_{t-1} + \text{ที่ดิน อาคาร และอุปกรณ์}_{t-1})}{\text{ค่าเสื่อมราคา}_{t} \div (\text{ค่าเสื่อมราคา}_{t} + \text{ที่ดิน อาคาร และอุปกรณ์}_{t})}$$

ในการศึกษาล่าสุด Yang et al. (2023) สำรวจผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงนโยบายการคิดค่าเสื่อมราคาต่อการรายงานทางการเงินและพบว่ากิจการบางแห่งอาจปรับลดอัตราการคิดค่าเสื่อมราคาเพื่อสะท้อนถึงกำไรทางบัญชีที่สูงขึ้น

2.1.6.6 ดัชนีค่าใช้จ่ายในการขายและบริหาร

ดัชนีค่าใช้จ่ายในการขายและค่าใช้จ่ายในการบริหาร (Sales, General and Administrative Expenses Index: SGAI) วัดจากอัตราส่วนระหว่างค่าใช้จ่ายในการขาย ค่าใช้จ่ายทั่วไป และค่าใช้จ่ายในการบริหารต่อยอดขายของปีปัจจุบัน (ปีที่ t) โดยเทียบกับค่าใช้จ่ายของปีก่อน (ปีที่ t-1) ค่าของดัชนีมากกว่า 1 หมายความว่ามีการเพิ่มขึ้นของค่าใช้จ่ายในการขายและบริหารเมื่อ

เทียบกับยอดขาย อาจบอกถึงความพยายามของกิจการในการสร้างรายได้เท็จเพื่อให้ผลการดำเนินงานดีขึ้น (Beneish, 1999) หากดัชนีน้อยกว่า 1 จะแสดงให้เห็นว่าค่าใช้จ่ายลดลงเมื่อเทียบกับยอดขายซึ่งเป็นผลดีต่อธุรกิจในการบริหารกำไร สูตรการคำนวณดัชนีค่าใช้จ่ายในการขายและบริหารปรากฏดังนี้

$$\text{ดัชนีค่าใช้จ่ายในการขายและบริหาร} = \frac{\text{ค่าใช้จ่ายในการขายและบริหาร}_t}{\text{ยอดขาย}_t} \div \frac{\text{ค่าใช้จ่ายในการขายและบริหาร}_{t-1}}{\text{ยอดขาย}_{t-1}}$$

ตามการศึกษาของ Repousis (2016) การเพิ่มขึ้นของดัชนีค่าใช้จ่ายในการขายและบริหาร สามารถสะท้อนถึงการเปลี่ยนแปลงในกลยุทธ์ของบริษัทที่อาจมีผลกระทบต่อความสามารถในการสร้างกำไรและความน่าเชื่อถือของข้อมูลทางการเงิน และ Hasan et al. (2017) กล่าวไว้ว่า ในเอเชียพบว่าการเปลี่ยนแปลงในดัชนีค่าใช้จ่ายในการขายและบริหารมีความสัมพันธ์กับการจัดการกำไรและการรายงานทางการเงินที่ไม่โปร่งใส การวิเคราะห์ดัชนีค่าใช้จ่ายในการขายและบริหารยังช่วยให้ผู้มีส่วนได้ส่วนเสียสามารถประเมินผลกระทบของการตัดสินใจด้านค่าใช้จ่ายที่มีต่อสถานะทางการเงินของกิจการได้อย่างมีประสิทธิภาพ

2.1.6.7 อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม

อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม (Total Accrual to Total Assets: TATA) เป็นตัวชี้วัดที่ใช้ประเมินการรับรู้รายได้และค่าใช้จ่ายในช่วงเวลาบัญชี เพื่อตัดสินใจการบริหารจัดการหนี้สินและภาระผูกพันอื่น ยอดคงค้างสะท้อนถึงการใช้ดุลยพินิจของผู้บริหารของกิจการที่ต้องใช้ความสามารถในการตัดสินใจรับรู้ประมาณการหนี้สินด้วยจำนวนประมาณการที่ดีที่สุดของรายจ่ายที่คาดว่าจะต้องนำไปจ่ายชำระภาระผูกพันในปัจจุบัน ณ วันสิ้นรอบระยะเวลารายงาน (ราชกิจจานุเบกษา, 2563ข) ยอดคงค้างที่เพิ่มขึ้นอาจบอกถึงความพยายามในการจัดการรายได้ เพื่อทำให้ผลการดำเนินงานดีขึ้น (Beneish, 1999) สูตรการคำนวณเงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวมปรากฏดังนี้

$$\text{เงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม} = \frac{\triangle\text{สินทรัพย์หมุนเวียน}_t - \triangle\text{เงินสด}_t - \triangle\text{หนี้สินหมุนเวียน}_t - \triangle\text{หนี้สินระยะยาวที่จะครบกำหนดในปัจจุบัน}_t - \triangle\text{ภาษีเงินได้ที่ต้องชำระ}_t - \text{ค่าเสื่อมราคาและค่าตัดจำหน่าย}_t}{\text{สินทรัพย์รวม}_t}$$

โดยที่ยอดคงค้างรวม (Total Accruals) คำนวณจากความแตกต่างระหว่างรายได้และกระแสเงินสดจากการดำเนินงาน และสินทรัพย์รวม (Total Assets) คือ มูลค่ารวมของสินทรัพย์ที่รายงานในงบฐานะการเงิน ตามการศึกษาโดย Kabwe (2023) การวิเคราะห์อัตราส่วน TATA สามารถช่วยเปิดเผยการจัดการรายได้โดยการระบุการเพิ่มขึ้นของรายการคงค้างที่อาจไม่สอดคล้องกับกระแสเงินสดจริง สนับสนุนความเข้าใจว่าการรับรู้รายได้และค่าใช้จ่ายอาจถูกจัดการอย่างไรเพื่อสะท้อนถึงภาพลักษณ์ทางการเงินที่ดีขึ้น งานวิจัยนี้และการศึกษาอื่น เช่น การศึกษาโดย Repousis (2016) และ Hasan et al. (2017) ย้ำถึงความสำคัญของการตรวจสอบอัตราส่วน TATA ในการประเมินคุณภาพของการรายงานทางการเงินและความน่าเชื่อถือของข้อมูลที่นำเสนอ

2.1.6.8 ดัชนีความสามารถในการชำระหนี้

ดัชนีความสามารถในการชำระหนี้ (Leverage Index: LVGI) คือ ดัชนีของหนี้สินรวมต่อสินทรัพย์รวมในปีปัจจุบัน (แทนด้วยปีที่ t) เทียบกับอัตราส่วนที่สอดคล้องกันในปีก่อน (แทนด้วยปีที่ t-1) ดัชนีความสามารถในการชำระหนี้ที่มีค่ามากกว่า 1 บ่งชี้ว่ามีการก่อหนี้สินระยะยาวที่มีดอกเบี้ยเพิ่มขึ้น หากค่าน้อยกว่า 1 หมายถึง การก่อหนี้ระยะยาวที่มีดอกเบี้ยลดลง วัตถุประสงค์ของดัชนีความสามารถในการชำระหนี้ใช้เพื่อพิจารณาการเปลี่ยนแปลงภาระหนี้สินในโครงสร้างเงินทุนของบริษัทที่ข้องกับผลกระทบจากการผิดนัดชำระหนี้ทางเทคนิค (Beneish, 1999) สามารถแสดงสูตรการคำนวณดังนี้

$$\text{ดัชนีความสามารถในการชำระหนี้} = \frac{\text{หนี้สินระยะยาวที่มีดอกเบี้ย}_t + \text{หนี้สินหมุนเวียน}_t}{\text{สินทรัพย์รวม}_t} \div \frac{\text{หนี้สินระยะยาวที่มีดอกเบี้ย}_{t-1} + \text{หนี้สินหมุนเวียน}_{t-1}}{\text{สินทรัพย์รวม}_{t-1}}$$

จากงานวิจัยของ Shakouri et al. (2021) ได้สำรวจในงานวิจัยพบว่าดัชนีความสามารถในการชำระหนี้ มีผลกระทบโดยตรงต่อการรายงานทางการเงินที่ผิดพลาด (Adi et al., 2018) กล่าวถึงการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างความสามารถในการชำระหนี้กับความเสี่ยงของการฉ้อโกงในงบการเงินและความเสียหายทางการเงินเป็นตัวกลาง และงานวิจัยของ Suryani et al. (2023) ได้ศึกษาเกี่ยวกับผลกระทบของขนาดบริษัทตรวจสอบและระยะเวลาการตรวจสอบต่องบการเงินที่มีการจัดการ โดยได้กล่าวถึงดัชนีความสามารถในการชำระหนี้ในการตรวจจับการจัดการงบการเงิน

2.1.6.9 การคำนวณค่าของแบบจำลอง M-Score

แบบจำลอง M-Score มีอยู่ด้วยกัน 2 สูตร ซึ่งมีรากฐานเดียวกันจากสูตร 8 ดัชนี และพัฒนามาเป็นสูตร 5 ดัชนี เพื่อให้ง่ายในการใช้

2.1.6.9.1 แบบจำลอง M-Score แบบตัวแปร 8 ดัชนี

แบบจำลอง M-Score เป็นเครื่องมือที่ได้รับการออกแบบมาเพื่อคาดคะเนความเป็นไปได้ของการทุจริตในงบการเงินโดยใช้ตัวแปรทั้ง 8 ดัชนี ในข้อ 2.1.6.1 ถึง 2.1.6.8 ตามงานวิจัยของ Beneish (1999) สูตรการคำนวณปรากฏดังนี้

$$M = -4.84 + 0.920*DSRI + 0.528*GMI + 0.404*AQI + 0.892*SGI + 0.115*DEPI - 0.172*SGAI + 4.679*TATA - 0.327*LVGI$$

การวิเคราะห์ค่า M-Score ที่มากกว่า -2.22 สามารถบ่งชี้แนวโน้มของการทุจริตในงบการเงิน งานวิจัยเพิ่มเติมโดย MacCarthy (2017) ยังได้ระบุว่าการตรวจสอบค่า M-Score เป็นวิธีการที่มีประสิทธิภาพในการตรวจจับความผิดปกติในงบการเงินและสามารถนำไปสู่การตรวจสอบเพิ่มเติมเพื่อยืนยันความน่าเชื่อถือของข้อมูลทางการเงิน แต่หากนำดัชนีในแต่ละตัวแปรอิสระทั้ง 8 ดัชนีมาพิจารณาแยกเป็นรายตัวแปร จะทำให้ทราบได้ว่ามีตัวแปรใดที่เข้าข่ายการทุจริต และสามารถตรวจสอบหรือติดตามความผิดปกติกลับไปยังรายการทางบัญชีในการคำนวณตัวแปรนั้นได้ สำหรับค่าดัชนีรายตัวแปรแสดงไว้ตามตาราง 2.2

**ตาราง 2.2** ค่าดัชนีในแบบจำลอง M-Score รายตัวแปร

| ดัชนี | อักษรย่อ | ไม่ทุจริต | เริ่มทุจริต | ทุจริต |
|---|---|---|---|---|
| ลูกหนี้ต่อยอดขาย | DSRI | ≤ 1.031 | 1.031 < ดัชนี < 1.465 | ≥ 1.465 |
| อัตราส่วนกำไรขั้นต้น | GMI | ≤ 1.014 | 1.014 < ดัชนี < 1.193 | ≥ 1.193 |
| คุณภาพของสินทรัพย์ | AQI | ≤ 1.039 | 1.039 < ดัชนี < 1.254 | ≥ 1.254 |
| การเติบโตของยอดขาย | SGI | ≤ 1.134 | 1.134 < ดัชนี < 1.607 | ≥ 1.607 |
| ค่าเสื่อมราคา | DEPI | ≤ 1.001 | 1.001 < ดัชนี < 1.077 | ≥ 1.077 |
| ค่าใช้จ่ายในการขายและบริหาร | SGAI | ≤ 1.001 | 1.001 < ดัชนี < 1.041 | ≥ 1.041 |
| อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม | TATA | ≤ 0.018 | 0.018 < ดัชนี < 0.031 | ≥ 0.031 |
| ความสามารถในการชำระหนี้ | LVGI | ≤ 1.037 | 1.037 < ดัชนี < 1.111 | ≥ 1.111 |

จากตาราง 2.2 การประยุกต์ใช้แต่ละตัวแปรของแบบจำลอง M-Score จำเป็นต้องพิจารณาค่าของแต่ละดัชนีเมื่อเทียบกับเกณฑ์ที่กำหนด เช่น DSRI ที่ค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับ 1.031 บ่งชี้ว่าไม่มีการทุจริต ในขณะที่ค่ามากกว่า 1.031 แต่ไม่เกิน 1.465 บ่งชี้

แนวโน้มการทุจริตในระดับเริ่มต้นหรือระดับกลาง และค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 1.465 บ่งชี้ความเป็นไปได้อย่างมากของการทุจริต

2.1.6.9.2 แบบจำลอง M-Score แบบตัวแปร 5 ดัชนี

แบบจำลอง M-Score แบบตัวแปร 5 ดัชนี เป็นวิธีที่ทำให้การประเมินความเป็นไปได้ของการทุจริตในงบการเงินสามารถทำได้อย่างง่ายดายและรวดเร็วยิ่งขึ้น โดยการใช้ตัวแปรหลักที่เกี่ยวข้องกับการจัดการรายได้และการจัดการค่าใช้จ่ายเป็นเครื่องมือที่ได้รับการออกแบบมาเพื่อคาดคะเนความเป็นไปได้ของการทุจริตในงบการเงินโดยใช้ตัวแปรทั้ง 5 ดัชนี ในข้อ 2.1.6.1 ถึง 2.1.6.5 ตามงานวิจัยของ Beneish et al. (2013) ได้แสดงให้เห็นว่า การลดจำนวนตัวแปรลงเหลือ 5 ดัชนี สามารถให้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพในการคาดคะเนการทุจริตทางการเงินได้เช่นกัน สูตรการคำนวณปรากฏดังนี้

$$M = -4.84 + 0.920*DSRI + 0.528*GMI + 0.404*AQI + 0.892*SGI + 0.115*DEPI$$

การใช้สูตรแบบจำลอง M-Score แบบตัวแปร 5 ดัชนี ช่วยให้สามารถคาดคะเนแนวโน้มการทุจริตทางการเงินได้โดยไม่จำเป็นต้องพิจารณาองค์ประกอบที่ซับซ้อนเท่ากับการใช้ทั้ง 8 ดัชนี ทำให้ง่ายต่อการประยุกต์ใช้และเข้าใจสำหรับผู้ที่ต้องการวิเคราะห์ความเสี่ยงของงบการเงิน และสะท้อนถึงปัจจัยสำคัญที่อาจมีผลต่อการเปลี่ยนแปลงของค่า M-Score และแนวโน้มของการทุจริตทางการเงินภายในองค์กร

สรุปได้ว่า งานวิจัยครั้งนี้ใช้แบบจำลอง M-Score แบบ 8 ดัชนี ในการฝึกฝนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) เพื่อสร้างแบบจำลองที่รู้ เข้าใจอย่างลึกซึ้งและสามารถตรวจจับการทุจริตในงบการเงินได้อย่างมีประสิทธิภาพ และเป็นการเตรียมพร้อมให้แบบจำลองมีความเข้าใจและเรียนรู้จากสถานการณ์ที่ซับซ้อนและหลากหลายมากที่สุด การคาดคะเนการทุจริตที่ได้จะช่วยให้สามารถตรวจสอบและยืนยันความน่าเชื่อถือของข้อมูลทางการเงินได้ดียิ่งขึ้น เพื่อสนับสนุนการตัดสินใจในธุรกิจและการตรวจสอบที่มีคุณภาพ และสรุปตัวแปรที่ใช้ในงานวิจัยตามตาราง 2.3

**ตาราง 2.3** ตัวแปรเกี่ยวกับแบบจำลอง M-Score แบบ 8 ดัชนี

| ลำดับ | ตัวแปร | สูตรคำนวณ | ทบทวนวรรณกรรมงานวิจัย |
|---|---|---|---|
| 1 | ดัชนีลูกหนี้ต่อยอดขาย (DSRI) | $\frac{\text{ลูกหนี้การค้า}_t \div \text{ยอดขาย}_t}{\text{ลูกหนี้การค้า}_{t-1} \div \text{ยอดขาย}_{t-1}}$ | (พรรณนิภา รอดวรรณะ, 2564; Beneish, 1999; Dsouza & Habibniya, 2021) |
| 2 | ดัชนีอัตราส่วนกำไรขั้นต้น (GMI) | $\frac{(\text{ยอดขาย}_{t-1} - \text{ต้นทุนขาย}_{t-1}) \div \text{ยอดขาย}_{t-1}}{(\text{ยอดขาย}_t - \text{ต้นทุนขาย}_t) \div \text{ยอดขาย}_t}$ | (พรรณนิภา รอดวรรณะ, 2564; Beneish, 1999; Kesavan et al., 2010) |
| 3 | ดัชนีคุณภาพของสินทรัพย์ (AQI) | $\left[1 - \left(\frac{\text{สินทรัพย์หมุนเวียน}_t + \text{ที่ดิน อาคารและอุปกรณ์}_t}{\text{สินทรัพย์รวม}_t}\right)\right] \div \left[1 - \left(\frac{\text{สินทรัพย์หมุนเวียน}_{t-1} + \text{ที่ดิน อาคารและอุปกรณ์}_{t-1}}{\text{สินทรัพย์รวม}_{t-1}}\right)\right]$ | (อริสรา ธานีรณานนท์, 2563; Beneish, 1999; Sasikala, 2021) |
| 4 | ดัชนีการเติบโตของยอดขาย (SGI) | $\frac{\text{ยอดขาย}_t}{\text{ยอดขาย}_{t-1}}$ | (อริสรา ธานีรณานนท์, 2563; Beneish, 1999; Yang et al., 2023) |
| 5 | ดัชนีค่าเสื่อมราคา (DEPI) | $\frac{\text{ค่าเสื่อมราคา}_{t-1} \div (\text{ค่าเสื่อมราคา}_{t-1} + \text{ที่ดิน อาคาร และอุปกรณ์}_{t-1})}{\text{ค่าเสื่อมราคา}_t \div (\text{ค่าเสื่อมราคา}_t + \text{ที่ดิน อาคาร และอุปกรณ์}_t)}$ | (พรรณนิภา รอดวรรณะ, 2564; Beneish, 1999; Yang et al., 2023) |
| 6 | ดัชนีค่าใช้จ่ายในการขายและบริหาร (SGAI) | $\frac{\text{ค่าใช้จ่ายในการขายและบริหาร}_t \div \text{ยอดขาย}_t}{\text{ค่าใช้จ่ายในการขายและบริหาร}_{t-1} \div \text{ยอดขาย}_{t-1}}$ | (Beneish, 1999; Hasan et al., 2017; Repousis, 2016) |
| 7 | อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม (TATA) | $\text{เงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม} = \frac{\triangle\text{สินทรัพย์หมุนเวียน}_t - \triangle\text{เงินสด}_t - \triangle\text{หนี้สินหมุนเวียน}_t - \triangle\text{หนี้สินระยะยาวที่จะครบกำหนดในปีจุบัน}_t - \triangle\text{ภาษีเงินได้ที่ต้องชำระ}_t - \text{ค่าเสื่อมราคาและค่าตัดจำหน่าย}_t}{\text{สินทรัพย์รวม}_t}$ | (Beneish, 1999; Hasan et al., 2017; Kabwe, 2023; Repousis, 2016) |
| 8 | ดัชนีความสามารถในการชำระหนี้ (LVGI) | $\frac{(\text{หนี้สินระยะยาว}_t + \text{หนี้สินหมุนเวียน}_t) \div \text{สินทรัพย์รวม}_t}{(\text{หนี้สินระยะยาว}_{t-1} + \text{หนี้สินหมุนเวียน}_{t-1}) \div \text{สินทรัพย์รวม}_{t-1}}$ | (Adi et al., 2018; Beneish, 1999; Shakouri et al., 2021; Suryani et al., 2023) |
| 9 | การทุจริต | M = - 4.84 + 0.920*DSRI + 0.528*GMI + 0.404*AQI + 0.892*SGI + 0.115*DEPI – 0.172*SGAI + 4.679*TATA – 0.327*LVGI | เพิ่มเติมในงานวิจัย |

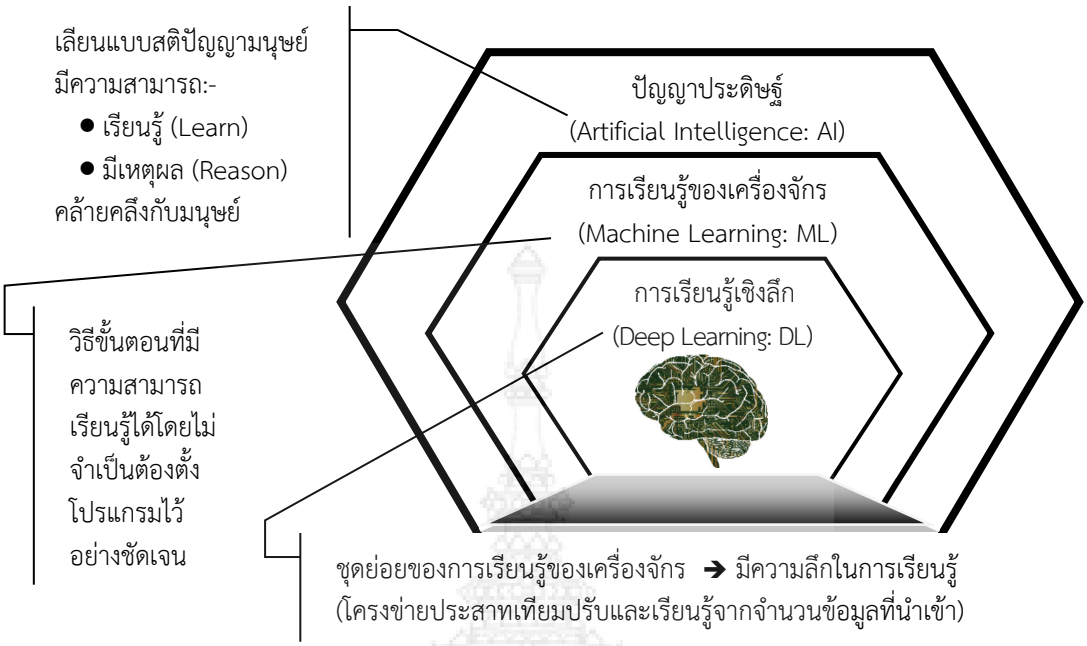
2.1.7 ปัญญาประดิษฐ์และโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Intelligence: AI and Artificial Neural Networks: ANNs)

เครื่องจักรที่เข้ามาเป็นเครื่องมือแทนมนุษย์ที่ไม่มีความคิด จากในอดีตได้วิวัฒนาการมาจนสามารถประมวลผลและตัดสินใจได้ด้วยตนเอง หรือที่เรียกกันว่า ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ถึงจะยังต้องอาศัยมนุษย์ในการกำกับก็ตาม จนมาถึงยุคที่เครื่องจักรเลียนแบบสมองของมนุษย์ในการคิดและตัดสินใจได้เองจากการฝึกฝนและเรียนรู้เช่นเดียวกับระบบสมองของมนุษย์ หรือเรียกว่า โครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) แต่เครื่องจักรยังคงเรียนรู้ตามที่มนุษย์ฝึกฝนอยู่ จึงยังไม่สามารถแทนมนุษย์ได้ในยุคนี้

2.1.7.1 พัฒนาการของปัญญาประดิษฐ์และโครงข่ายประสาทเทียม

แบบจำลองเซลล์ประสาทประดิษฐ์ (Artificial Neuron) เกิดขึ้นครั้งแรกในปี พ.ศ. 2486 และได้มีการบัญญัติศัพท์ในปี พ.ศ. 2499 แบบจำลองเซลล์ประสาทประดิษฐ์นี้ทำขึ้นเพื่อให้เครื่องจักรมีความสามารถที่คล้ายมนุษย์ จนมาถึงปี พ.ศ. 2493 นายอลัน แมธิสัน ทัวริง (Alan Mathison Turing) นักคณิตศาสตร์ได้ตั้งคำถามว่า “เครื่องจักรคิดเองได้ไหม? (Can machines think?)” ในบทความ “Computing Machinery and Intelligence” ซึ่งเป็นการวางรากฐานสำหรับการทดสอบทัวริง (Turing Test) (Turing, 1950) แต่มีข้อจำกัดจากเทคโนโลยีและการพัฒนาขั้นตอนวิธี (Algorithms) ในยุคสมัยนั้นเองที่ไม่รองรับ จึงได้รับความสนใจน้อยลงเป็นลำดับ จนมาถึงปี พ.ศ.2529 ข้อจำกัดในอดีตได้มีการพัฒนาจนเครื่องความสามารถในการประมวลผล หน่วยความจำที่เก็บได้มากขึ้น ข้อมูลที่มีจำนวนมากมีวิธีการในการบริหารจัดการ รวมถึงมีขั้นตอนวิธี (Algorithms) ใหม่เกิดขึ้น เช่น แนวคิดการแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation) ปี พ.ศ.2529 ทำให้เครื่องจักรสามารถคิดไปข้างหน้าและกลับมาทบทวนในสิ่งที่ทำลงไปจนถึงการปรับความคิดเพื่อเรียนรู้และแยกแยะข้อมูลได้ด้วยตนเองทำให้เริ่มมีนักคณิตศาสตร์และนักวิจัยค้นคว้ากลับมาให้ความสนใจจนเป็นที่นิยมอีกครั้งและมีการพัฒนาอย่างก้าวกระโดดจนถึงปัจจุบัน พ.ศ. 2566 และต่อไปในอนาคต (Fernandez et al., 2020)

การจำแนกประเภทของปัญญาประดิษฐ์ตามยุคสมัยได้ 3 ยุค คือ ปัญญาประดิษฐ์ การเรียนรู้ของเครื่องจักร และการเรียนรู้เชิงลึก ซึ่งเป็นลำดับจากการพัฒนาของเครื่องจักรตามภาพ 2.6




**ภาพ 2.6** วิวัฒนาการในแต่ละยุคของปัญญาประดิษฐ์

ที่มา ดัดแปลงภาพจาก Webb et al. (2021). Machine Learning for Human Learners: Opportunities, Issues, Tensions and Threats. *Educational Technology Research and Development*, 69(4). https://doi.org/10.1007/s11423-020-09858-2. (Figure 1: Relationships between key terms, p5.)

จากภาพ 2.6 แสดงให้เห็นถึงลำดับความสัมพันธ์ของปัญญาประดิษฐ์ การเรียนรู้ของเครื่องจักร และการเรียนรู้เชิงลึกที่มีรายละเอียดแตกต่างกันในแต่ละอย่าง ดังนี้

(1) ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) เป็นแนวคิดที่พยายามสร้างให้เครื่องจักรสามารถคิดได้อย่างมนุษย์ แต่ยังคงมีข้อจำกัดที่ไม่สามารถจดจำได้เมื่อพบข้อมูลนั้นใหม่อีกครั้ง การทำงานของปัญญาประดิษฐ์ในยุคแรกจะเป็นการปฏิบัติตามโปรแกรมที่เขียนขึ้นโดยสามารถเรียนรู้ (Learn) การมีเหตุผล (Reason) แต่ไม่สามารถคิดได้เองหรือจดจำข้อมูลที่ผ่านมาได้ แต่สามารถทำงานแทนมนุษย์ตามคำสั่งที่ซ้ำไปซ้ำมาและมีปริมาณมากได้ จุดเริ่มต้นนี้นักวิจัยทางด้านปัญญาประดิษฐ์ในหลากหลายสาขาได้พัฒนางานกันมาอย่างต่อเนื่อง

(2) การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning: ML) เป็นส่วนหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) โดยที่เป็นการเพิ่มศักยภาพของปัญญาประดิษฐ์ให้มีศักยภาพในการใช้วิธีและขั้นตอนวิธี (Algorithms) โปรแกรมให้เครื่องจักรสามารถเรียนรู้ (Learn) จากข้อมูลตัวอย่าง (Example) โดยไม่จำเป็นต้องเขียนโปรแกรมที่ชัดเจนให้กับเครื่อง เพื่อต้องการให้เครื่องใช้ความสามารถในการเรียนรู้จากความพยายามสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้วิเคราะห์รูปแบบของข้อมูลที่ได้จากการการสอนด้วยตัวของเครื่องจักรเองเช่นเดียวกับสมองของ

มนุษย์ด้วยขั้นตอนวิธีที่มีลักษณะต่างกัน 4 แบบ คือ 1) การเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised) โดยมีชุดข้อมูลเพื่อการฝึกฝนและเรียนรู้แบบมีคำตอบภายในชุดข้อมูล 2) การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised) โดยมีชุดข้อมูลที่ไม่มีคำตอบในเรื่องนั้นรวมถึงไม่มีการสอนหรือชี้แนะ แต่แบบจำลองเรียนรู้ด้วยการลองผิดลองถูกตามขั้นตอนวิธีที่ได้จากความพยายามหาความสัมพันธ์และโครงสร้างของข้อมูลในแต่ละชุดข้อมูลเพื่อนำมาใช้คาดคะเนหรือพยากรณ์สิ่งที่เป็นคำตอบของปัญหานั้น 3) การเรียนรู้กึ่งมีการสอน (Semi-supervised) โดยที่ข้อมูลและวิธีการจะกำหนดให้มีการสอนเพียงบางส่วนซึ่งเป็นส่วนน้อย เพื่อให้เครื่องสามารถเรียนรู้รูปแบบของความสัมพันธ์เพียงบางส่วน หลังจากนั้นจึงให้ทำการเรียนรู้ด้วยตนเองแบบไม่มีการสอนเป็นส่วนใหญ่ และ 4) การเรียนรู้แบบเสริมแรง (Reinforcement) คล้ายกับการเรียนรู้แบบไม่มีการสอนถึงจะไม่มีการสอนเหมือนกันก็ยังมีข้อแตกต่าง คือ การเรียนรู้แบบเสริมกำลังจะมีการชี้แนะว่าผลลัพธ์ที่ได้ในแต่ละข้อมูลถูกหรือไม่ถูก การลงโทษจะเป็นตัวเสริมกำลังให้เรียนรู้จำในสิ่งที่ไม่ถูกต้อง กระบวนการทำไปทีละชุดข้อมูลจนขั้นตอนวิธี (Algorithms) สามารถเรียนรู้จำและใช้ในการคาดคะเนหรือพยากรณ์ได้อย่างถูกต้อง ไม่ว่าจะใช้การเรียนรู้ประเภทใดก็ตาม หลังจากเครื่องจักรได้เรียนรู้และสร้างรูปแบบจากข้อมูลที่ได้เรียนรู้และทดสอบจนเกิดความแม่นยำแล้ว สามารถนำแบบจำลองมาประยุกต์ใช้เพื่อทำการคาดคะเน (Prediction) ถึงความเป็นไปในอนาคตได้

(3) การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning: DL) เป็นส่วนหนึ่งของการเรียนรู้ของเครื่องจักร โดยการเรียนรู้เชิงลึกเป็นการเพิ่มศักยภาพในการเรียนรู้ของเครื่องจักรที่มีศักยภาพในการแก้ไขปัญหาหรือเพิ่มความสามารถที่การเรียนรู้ของเครื่องในยุคแรกไม่สามารถทำได้ จึงทำให้แบบจำลองคิดหารูปแบบและวิเคราะห์ได้ลึกซึ้งขึ้นและแก้ปัญหาโจทย์ที่ยากได้

นอกจากขั้นตอนวิธี (Algorithms) ที่ใช้ในการฝึกฝนและเรียนรู้แล้ว วัตถุประสงค์ของการใช้งานแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีหลากหลายเทคนิค สามารถแบ่งได้เป็น 4 แบบ คือ 1) การจัดประเภท 2) การคาดคะเน 3) การจัดกลุ่ม และ 4) การหาความสัมพันธ์ รายละเอียดดังนี้

(1) โครงข่ายประสาทสำหรับการจัดประเภท (Classification Neural Network) ได้รับการฝึกฝนเพื่อจำแนกรูปแบบที่กำหนดหรือชุดข้อมูลเป็นคลาสที่กำหนดไว้ล่วงหน้า เทคนิคการจัดประเภท เช่น Learning Vector Quantization, Probabilistic Neural Network, (Anderson & McNeill, 1992) Counter-Propagation, Logistic Regression, Naive Bayes, K-Nearest Neighbors, Decision Tree, และ Support Vector Machines

(2) โครงข่ายประสาทสำหรับการคาดคะเน (Prediction Neural Network) ได้รับการฝึกฝนในการผลิตข้อมูลส่งออก (Output) ที่คาดหวังจากข้อมูลนำเข้า (Input) ที่กำหนดไว้

ล่วงหน้า เทคนิคการคาดคะเน เช่น Backpropagation, Extended Delta Bar Delta, Delta Bar Delta, Directed Random Search, Higher Order Neural Networks, Self-Organizing Map into Backpropagation (Anderson & McNeill, 1992)

(3) โครงข่ายประสาทสำหรับการจัดกลุ่ม (Clustering Neural Network) สามารถเรียนรู้และระบุคุณสมบัติที่เป็นเอกลักษณ์ของข้อมูลและจัดประเภทเป็นหมวดหมู่ที่แตกต่างกันโดยไม่จำเป็นต้องรู้ข้อมูลมาก่อน เทคนิคการจัดกลุ่ม เช่น K-Means Clustering, Mean-Shift Clustering, Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN), Expectation–Maximization (EM) Clustering Using Gaussian Mixture Models (GMM), และ Agglomerative Hierarchical Clustering (Anderson & McNeill, 1992)

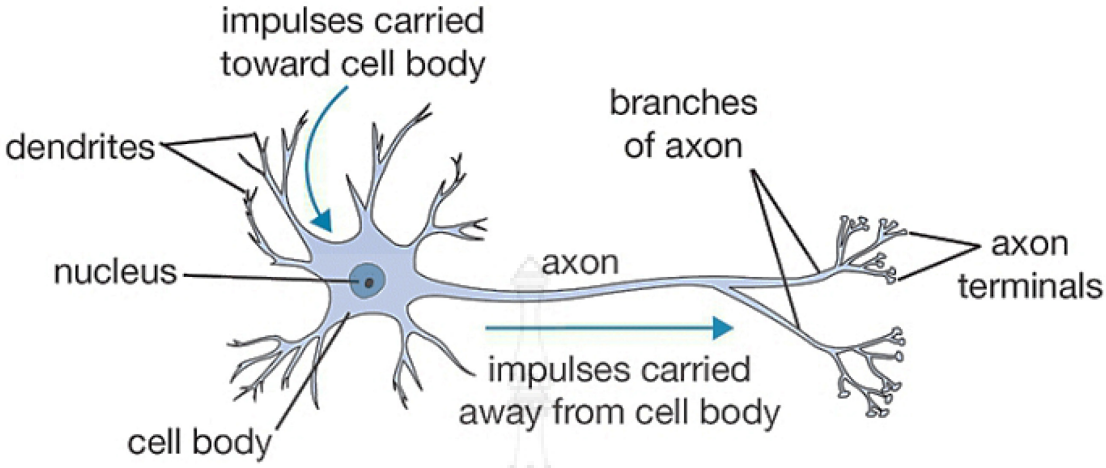
(4) โครงข่ายประสาทสำหรับหาความสัมพันธ์ (Association Neural Network) เป็นการฝึกฝนเพื่อจดจำรูปแบบเฉพาะ เมื่อรูปแบบเสียงสิ่งรบกวนถูกนำเข้าสู่แบบจำลองโครงข่ายตัวแบบจำลองจะเชื่อมโยงกับรูปแบบที่ใกล้เคียงที่สุดของหน่วยความจำ เทคนิคการหาความสัมพันธ์ เช่น Hopfield, Boltzmann Machine, Hamming network, Bidirectional Associative Memory, Spatio-Temporal Pattern Recognition, Adaptive Resonance Network, และ Self-Organizing map (Anderson & McNeill, 1992)

2.1.7.2 การทำงานของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นการเลียนแบบการทำงานของระบบประสาทในสมองของมนุษย์ด้วยชุดคำสั่งทางคณิตศาสตร์ในระบบคอมพิวเตอร์ เพื่อใช้ในการเรียนรู้ จดจำ และประมวลผลซ้ำหลายรอบเพื่อให้เกิดความแม่นยำ และสามารถนำมาใช้ประโยชน์ในการแก้ไขปัญหาหรือสิ่งที่มีความซับซ้อนจากชุดข้อมูลได้

2.1.7.2.1 เซลล์ประสาท (Neurons) ของมนุษย์

สมองของมนุษย์มีเซลล์ประสาทจำนวนมากเชื่อมต่อกันเป็นโครงข่ายและรับกระแสประสาทผ่านสารสื่อประสาทเข้าสู่ตัวรับ (Preceptor) และส่งต่อสู่ตัวเซลล์ประสาทเพื่อประมวลผล และส่งออกทางปลายประสาทผ่านสารสื่อประสาท (Transmitter Substance) ตามภาพ 2.7



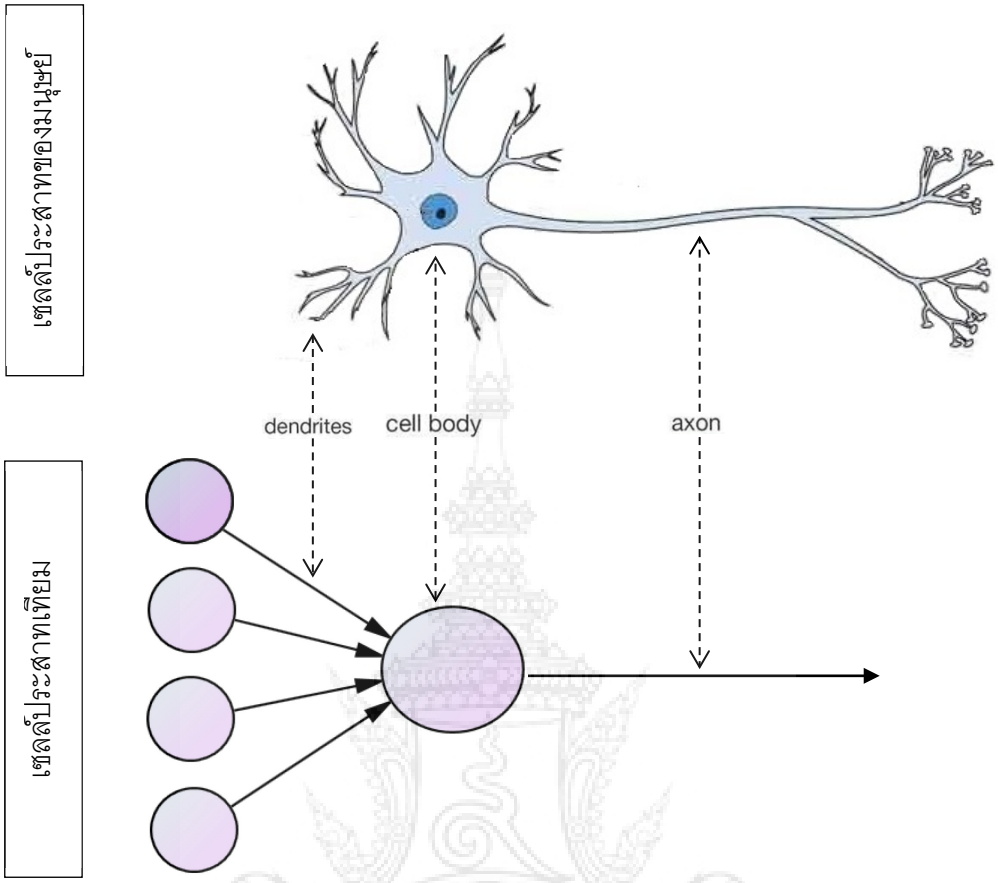

**ภาพ 2.7** กายวิภาคเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์

ที่มา: ภาพเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์ https://medikatie.wordpress.com/2016/10/23/building-blocks/

จากภาพ 2.7 จะเห็นว่ามีแขนงประสาทที่เรียกว่า ใยประสาทนำเข้า (Dendrite) เป็นแขนงประสาทส่วนรับกระแสประสาทผ่านสารสื่อประสาทเข้าสู่ตัวเซลล์ประสาท (Cell Body) และส่งออกผ่านแขนงประสาทที่เรียกว่า ใยประสาทนำออก (Axon) ที่มีเพียง 1 เส้น ซึ่งที่ปลายของแขนงใยประสาทนำออกมีจุดประสานประสาท (Synapse) ที่ส่งต่อกระแสประสาทผ่านสารสื่อประสาท (Transmitter Substance) ไปยังเซลล์ประสาทอื่น ที่สามารถเชื่อมต่อกับเซลล์ประสาทอื่นได้หลายตำแหน่ง

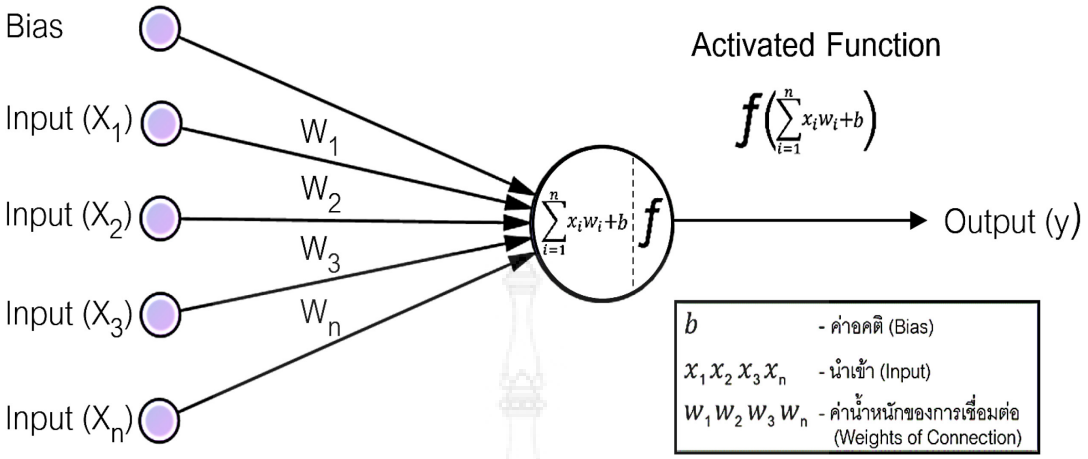
2.1.7.2.2 เซลล์ประสาทเทียมของเครื่องจักร

เซลล์ประสาทเทียมได้จำลองรูปแบบเซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์ที่มีโครงสร้างการรับเข้า ประมวลผล และส่งต่อข้อมูล เมื่อเปรียบเทียบลักษณะโครงสร้างเซลล์ประสาทของมนุษย์กับเซลล์ประสาทเทียม ส่วนที่เป็นใยประสาทนำเข้าเทียบเท่ากับส่วนรับข้อมูลเข้า (Input) ในระบบประสาทเทียม โดยส่วนนี้จะไม่มีการประมวลผล ส่วนของตัวเซลล์ประสาทเทียบเท่ากับส่วนประมวลผล (Process) และใยประสาทนำออกเทียบเท่ากับข้อมูลส่งออก (Output) ที่ส่งต่อกับงานอื่น โดยสามารถเปรียบเทียบได้ตามภาพ 2.8




**ภาพ 2.8** เปรียบเทียบเซลล์ประสาทของมนุษย์กับเซลล์ประสาทเทียม

เมื่อศึกษาเปรียบเทียบโครงสร้างของเซลล์ประสาทของมนุษย์กับเซลล์ประสาทเทียม หรือที่เรียกว่า เพอร์เซปตรอน (Perceptron) ต่อจากนี้ไปจะเรียกแทนว่า “โหนด (Node)” จะมีการคำนวณภายในแต่ละโหนดโดยการนำค่าจากชั้นข้อมูลนำเข้า ($x_n$) คูณด้วย ค่าน้ำหนัก ($w_n$) ในแต่ละเส้นทีละคู่จนครบทุกเส้นแล้วนำมาบวกกันเป็นผลรวมตัวเลขและบวกด้วยค่าความเอนเอียง ($b$) หลังจากนั้นจะมีการปรับค่าน้ำหนักด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) เพื่อให้แต่ละโหนดปรับค่าน้ำหนักของเส้นทางแต่ละคู่ให้ได้ค่าที่เหมาะสมในแต่ละครั้งที่มีการฝึกฝนหรือทดสอบ (Chalumuri et al., 2021) รายละเอียดการคำนวณทางคณิตศาสตร์ตามภาพ 2.9




**ภาพ 2.9** แบบจำลองทางคณิตศาสตร์แต่ละเซลล์ประสาทเทียม (Artificial Neuron)

ที่มา: ภาพเซลล์ประสาทเทียมปรับปรุงจาก Chalumuri et al. (2021). Quantum-Enhanced Deep Neural Network Architecture for Image Scene Classification. *Quantum Information Processing, 20*(11), 381. https://doi.org/10.1007/s11128-021-03314-7

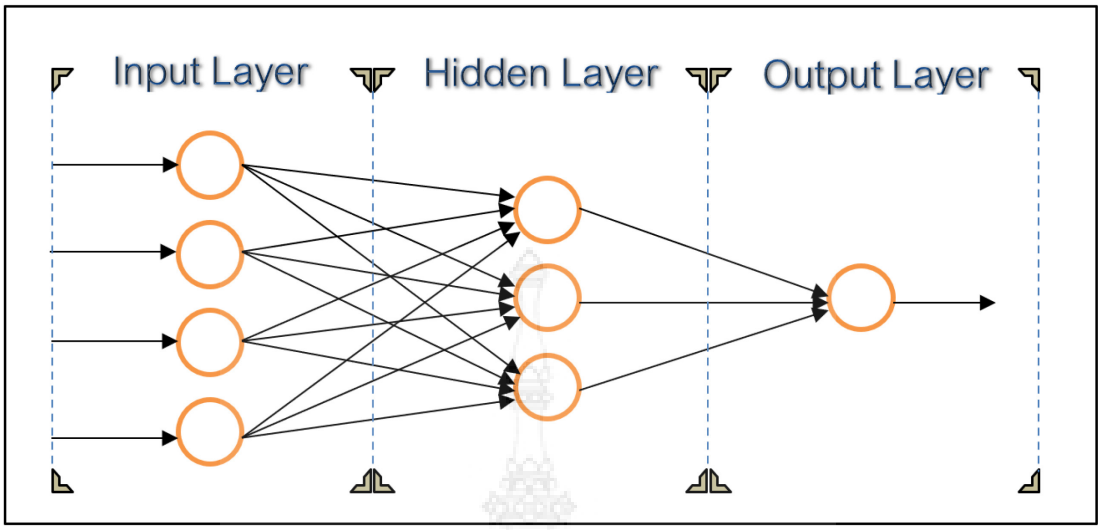
จากภาพ 2.9 ระหว่างการคำนวณทางคณิตศาสตร์ต้องกำหนดค่าฟังก์ชันกระตุ้น (Activate Function) ที่ใช้กับการจำแนกประเภทด้วย เช่น ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) ที่รับข้อมูลเข้าไปแล้วเปลี่ยนเป็นค่าระหว่าง 0 ถึง 1 ก่อนที่จะส่งข้อมูลไปยังโหนดอื่น (อกนิษฐ์ ทองจิตร และคณะ, 2562) การที่มี 1 โหนด จะยังไม่เป็นโครงข่ายจนกว่าจะมีการเชื่อมต่อกันมากกว่า 1 โหนด เพื่อเป็นข้อมูลนำเข้าส่งต่อกันไปเป็นโครงข่ายประสาทเทียม

2.1.7.3 โครงสร้างโครงข่ายประสาท (Neural Networks Architecture)

โครงข่ายประสาทเทียมแบ่งออกตามลักษณะ ได้แก่ โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single-layer Perceptron) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Perceptron)

(1) โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single-layer Perceptron)

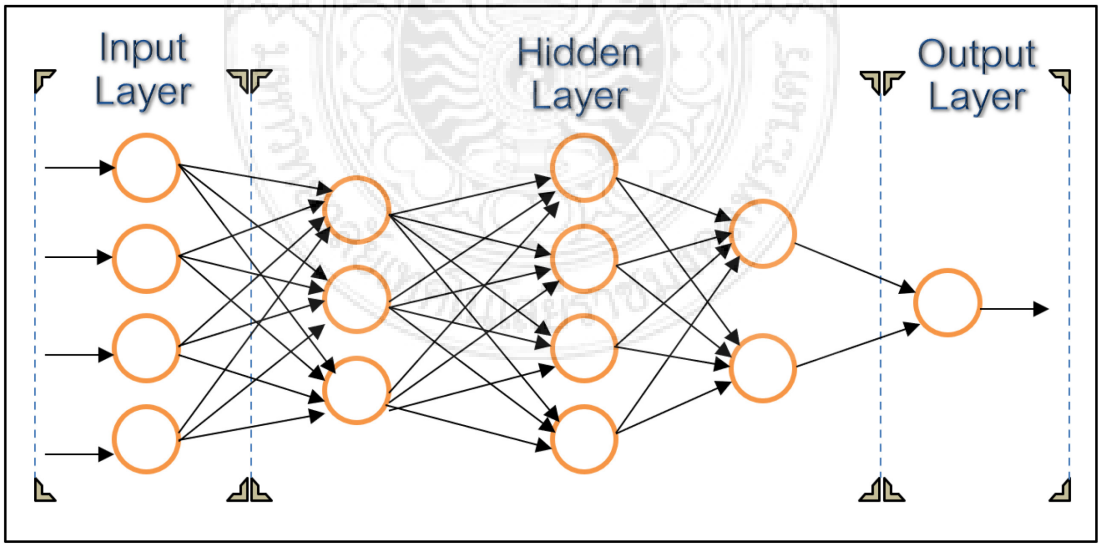
ประสาทเทียมจะประกอบกันขึ้นเป็นโครงข่ายได้ต้องมีองค์ประกอบขั้นพื้นฐาน 3 ส่วน คือ ชั้นข้อมูลนำเข้า (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นข้อมูลส่งออก (Output Layer) เชื่อมประสานกันตามภาพ 2.10




**ภาพ 2.10** โครงข่ายประสาทเทียมแบบขั้นพื้นฐาน

(2) โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Perceptron)

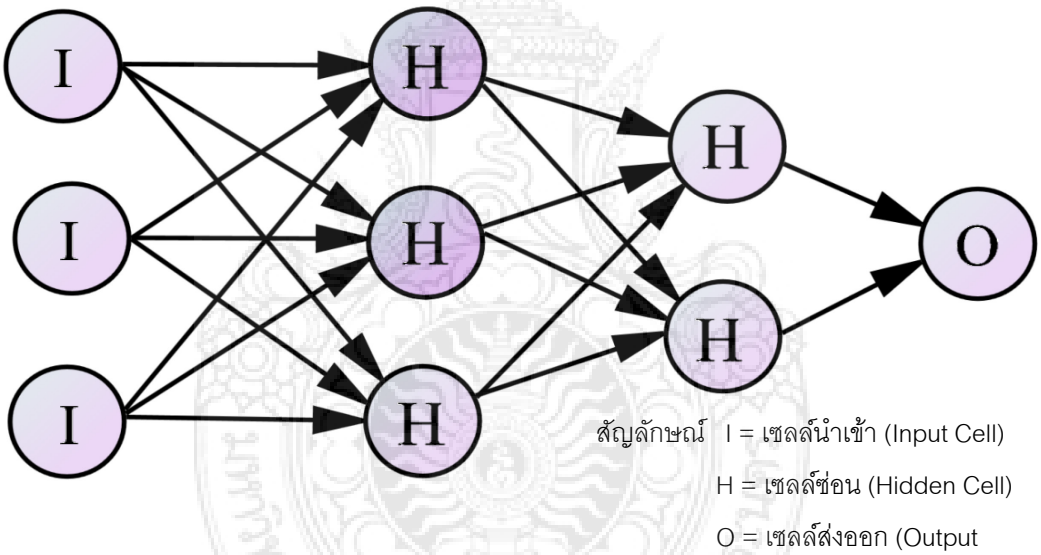
โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (ซับซ้อน) ยังคงองค์ประกอบหลัก 3 ส่วน ดังที่กล่าวไว้แล้วข้างต้น แต่ส่วนที่ทำให้เกิดความซับซ้อนจะอยู่ที่ชั้นซ่อน กล่าวคือ จำนวนชั้นในเขตชั้นซ่อนมีได้หลายชั้น ขึ้นอยู่กับผู้ใช้กำหนดตามต้องการ โดยที่ชั้นซ่อนต้องอยู่ระหว่างชั้นข้อมูลนำเข้ากับชั้นข้อมูลส่งออกจะเรียกว่าชั้นซ่อนทั้งหมด ดังแสดงในภาพ 2.11




**ภาพ 2.11** โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Perceptron)

2.1.7.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าเชิงลึก (Deep Feedforward Network: DFF)

โครงข่ายป้อนไปข้างหน้าเชิงลึก (Deep Feedforward Network) เป็นโครงข่ายที่มีชั้นซ่อนหลายชั้นเพื่อเรียนรู้คุณลักษณะของข้อมูลที่ซับซ้อนได้ดีขึ้น จำนวนชั้นซ่อนไม่จำกัดและขึ้นอยู่กับโครงสร้างและความซับซ้อนของปัญหา โครงข่ายนี้สามารถป้องกันปัญหาการเรียนรู้มากเกินไป (Overfitting) ด้วยเทคนิคต่าง ๆ เช่น การตรวจสอบการคาดคะเนด้วยข้อมูลตรวจสอบความถูกต้อง (Validation Data) และการใช้เทคนิคที่ลดความซับซ้อนของโครงข่าย เช่น การลดขนาด (Pruning) และการใช้การทิ้งการเชื่อมต่อบางส่วน (Dropout) (แต่ไม่ใช่ในทุกกรณี) โครงสร้างโครงข่ายป้อนไปข้างหน้าตามภาพ 2.12 ใช้เพื่อการอธิบาย ในการใช้งานจริงอาจมีรูปร่างที่แตกต่างจากนี้




**ภาพ 2.12** โครงสร้างโครงข่ายป้อนไปข้างหน้าเชิงลึก (Deep Feedforward Network: DFF)

จากภาพ 2.12 โครงสร้างโครงข่ายป้อนไปข้างหน้าเชิงลึกมีชั้นข้อมูลนำเข้า 1 ชั้น มี 3 โหนด ชั้นซ่อน 2 ชั้น โดยชั้นซ่อนที่ 1 มี 3 โหนดและชั้นซ่อนที่ 2 มี 2 โหนด และชั้นข้อมูลส่งออก 1 ชั้น มี 1 โหนด ซึ่งเป็นโครงสร้างที่เป็นโครงข่าย เนื่องจากมีการเชื่อมต่อกันตั้งแต่ 2 ชั้นขึ้นไป จากภาพจะเห็นว่าแต่ละโหนดมีจุดเชื่อมต่อทั่วถึงกันตั้งแต่ชั้นข้อมูลนำเข้าผ่านชั้นซ่อนไปจนถึงชั้นข้อมูลส่งออก เส้นที่เชื่อมโยงทั้งหมดมีค่าน้ำหนักประจำเส้นอยู่ทุกเส้น ใช้ในการกำหนดค่าน้ำหนักในการเรียนรู้จากการปรับค่าน้ำหนักให้อยู่ในจำนวนที่ดีที่สุดสำหรับแต่ละแบบจำลอง

สรุปได้ว่า ปัญญาประดิษฐ์เป็นการทำให้เครื่องจักรทำงานเลียนแบบสมองมนุษย์ โดยมีการทำให้เครื่องจักรเรียนรู้ได้อย่างสมองมนุษย์มากขึ้นในด้านความจำและประยุกต์ใช้ข้อมูลที่เคยรับรู้มาได้ จนการพัฒนาตรรกะและขั้นตอนวิธีได้ดีขึ้น การจำลองสมองของมนุษย์ต้องจำลองในระดับเซลล์ประสาทเทียม โครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วย โหนดต่อกันจนมีโครงสร้างของโครงข่ายเป็นชั้นข้อมูลนำเข้า ชั้นซ่อน และชั้นข้อมูลส่งออก เมื่อเพิ่มชั้นซ่อนขึ้นจะสามารถแก้ปัญหาที่ซับซ้อนได้ดีขึ้น การเรียนรู้ของเครื่องจักรมีวิธีการเรียนรู้อยู่ 4 รูปแบบ คือ 1) การเรียนรู้แบบมีการสอน 2) การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน 3) การเรียนรู้กึ่งมีการสอน และ 4) การเรียนรู้แบบเสริมแรง

## 2.2 ผลการวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) ใช้ในการทำนายการทุจริตจากงบการเงินของบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์ เพื่อใช้กับเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (Computer Assisted Audit Techniques: CAATs) ในการตรวจสอบเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและความแม่นยำในการตรวจจับการทุจริต งานวิจัยที่เกี่ยวข้องมีดังนี้

ผู้สอบบัญชีรับอนุญาต (Certified Public Accountant: CPA) เป็นตัวแทนของเจ้าของตามหลักทฤษฎีตัวแทน (Jensen & Meckling, 1976) เพราะผู้สอบบัญชีรับอนุญาตตรวจสอบงบการเงินของกิจการตามสิ่งที่ผู้บริหารได้ให้การรับรองเกี่ยวกับงบการเงินว่า งบการเงินโดยรวมปราศจากการแสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญหรือไม่ ไม่ว่าเกิดจากการทุจริตหรือข้อผิดพลาด (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2555ข) งานวิจัยของ Topor (2017) เน้นย้ำความรับผิดชอบของผู้ตรวจสอบบัญชีในการตรวจหาข้อผิดพลาดและการฉ้อโกงในงบการเงินของหน่วยงานเศรษฐกิจ โดยการตรวจสอบความเปลี่ยนแปลงในบัญชีเพื่อระบุการกระทำที่อาจบ่งชี้ถึงการฉ้อโกงหรือความผิดพลาด แต่ผู้บริหารมักเชื่อว่าการตรวจสอบบัญชีทำให้ข้อมูลที่ได้นั้นถูกต้องครบถ้วน และเป็นความจริงอย่างที่สุด ข้อมูลในงบการเงินต้องมีคุณภาพและสามารถให้ข้อมูลทางการเงินที่มีประโยชน์แก่ผู้บริหาร ผู้ถือหุ้น และผู้มีส่วนได้เสีย ซึ่งตามกฎหมายแล้วงบการเงินต้องผ่านการตรวจสอบจากผู้สอบบัญชีรับอนุญาต (ราชกิจจานุเบกษา, 2471) การตรวจสอบบัญชีนิยมใช้ในการวิเคราะห์อัตราส่วน ได้แก่ 1) อัตราส่วนสภาพคล่อง 2) อัตราส่วนประสิทธิภาพในการดำเนินงาน 3) อัตราส่วนโครงสร้างเงินทุนและความสามารถในการชำระหนี้ และ 4) อัตราส่วนความสามารถในการทำกำไรและผลตอบแทนจากการลงทุน (ผัลย์ศุภา หลงทอง และ นิ่มนวล วิเศษสรรพ์, 2562) เป็นส่วนหนึ่งในการประเมินข้อมูลเบื้องต้น สำหรับบางอัตราส่วน มีการใช้ข้อมูลอื่นนอกเหนือจากข้อมูลในงบการเงินร่วมคำนวณด้วย เช่น ราคาตลาดของหุ้นและมูลค่าหลักทรัพย์ตามราคาตลาด

งานวิจัยนี้มุ่งการทบทวนวรรณกรรมที่อัตราส่วนทางการเงินคำนวณจากข้อมูลในงบการเงินเป็นหลัก จากงานวิจัยของ Dalnial et al. (2014) พบว่า อัตราส่วนทางการเงินที่สำคัญในการตรวจจับการฉ้อโกง ได้แก่ อัตราส่วนหนี้สินรวมต่อส่วนของผู้ถือหุ้นรวม (Total Debt to Total Equity: TD/TE) อัตราส่วนลูกหนี้การค้าต่อรายได้ (Receivables to Revenue: REC/REV) อัตราส่วนสินค้าคงคลังต่อสินทรัพย์รวม (Inventory to Total Assets: INV/TA) และอัตราส่วนรายได้ต่อสินทรัพย์รวม (Revenue to Total Assets: REV/TA) ซึ่งการวิเคราะห์เหล่านี้ช่วยระบุความเสี่ยงในการฉ้อโกงได้อย่างมีประสิทธิภาพ รายการทางบัญชีในงบการเงินอาจเกิดการทุจริตได้จากปัจจัย 3 ด้านตามแนวคิดสามเหลี่ยมการทุจริต คือ 1) แรงกดดัน 2) โอกาส และ 3) การหาเหตุผลอันสมควร การทุจริตอาจเกิดขึ้นหากมีองค์ประกอบครบทั้ง 3 ส่วน สำหรับการจัดแบ่งประเภทของการทุจริตมี 3 ประเภท คือ 1) การคอร์รัปชัน 2) ยักยอกทรัพย์ และ 3) การทุจริตรายงานทางการเงิน (ACFE, 2021b) ผลการสำรวจในระดับนานาชาติพบว่า ประเภทการทุจริตจากการยักยอดทรัพย์มากเป็นที่หนึ่ง แต่มูลค่าความเสียหายน้อยเมื่อเทียบกับการทุจริตจากงบการเงินที่เกิดขึ้นน้อยที่สุด แต่กลับมีมูลค่าความเสียหายมากที่สุด (ACFE, 2020) ในประเทศไทยพบว่า ประเภทของการทุจริตจากงบการเงินหรือการบัญชีเกิดขึ้นเป็นอันดับ 3 (Pricewaterhouse Coopers, 2020) ของผลการสำรวจและมีแนวโน้มการทุจริต (ฉ้อโกง) เพิ่มมากขึ้นจากปีก่อน การตรวจสอบบัญชีมีเครื่องมือตรวจสอบแนวโน้มการทุจริตที่นิยมใช้ คือ แบบจำลอง M-Score เป็นการคำนวณเพื่อคัดแยกกิจการที่มีแนวโน้มหรือการคาดคะเนว่ามีการทุจริตจากการบิดเบือนรายได้ ซึ่งเป็นการเปรียบเทียบอัตราส่วนทางการเงินระหว่างปีปัจจุบันกับปีก่อน แบบจำลอง M-Score แบบ 8 ดัชนี เหมาะกับการตรวจจับการยักย้ายถ่ายเททรัพย์สิน และการพิจารณาว่าการบิดเบือนตัวเลขในงบการเงินเป็นผลมาจากการจัดการรายได้หรือมาจากโครงสร้างอื่นด้วยหรือไม่ (Beneish, 1999) ผู้สอบบัญชีรับอนุญาต (CPA) ต้องทำความเข้าใจธุรกิจและความเสี่ยงสืบเนื่องจากธุรกิจ และการตรวจสอบการทุจริตเป็นสิ่งที่ต้องปฏิบัติตามมาตรฐานการสอบบัญชีที่รับรองทั่วไป แต่ไม่ให้ความคาดหวังกับผู้ถือหุ้นในการตรวจสอบการทุจริตได้ดีเท่ากับผู้ตรวจสอบทุจริต (CFE) เนื่องจากกระบวนการตรวจสอบบัญชีไม่ได้ถูกออกแบบมาเพื่อตรวจจับและหรือป้องกันไม่ให้เกิดการฉ้อโกง แต่เป็นการตรวจสอบมีเพื่อแสดงความเห็นต่องบการเงินว่างบการเงินแสดงฐานะการเงินและผลการดำเนินงานได้อย่างถูกต้องตามที่ควรในสาระสำคัญตามมาตรฐานรายงานทางการเงินหรือไม่ ขั้นตอนการตรวจสอบบัญชีมีการพิจารณาว่างบการเงินขององค์กรมีการระบุอย่างเป็นธรรม ไม่มีความคลาดเคลื่อนของสาระสำคัญและมีการควบคุมภายในที่เหมาะสมหรือไม่ ดังนั้นการตรวจสอบบัญชีไม่มีวัตถุประสงค์เพื่อตรวจจับและแก้ไขเหตุการณ์ฉ้อโกง (ISACA, 2019) การปฏิบัติงานตรวจสอบบัญชีตามแม่บทสำหรับงานที่ให้ความเชื่อมั่น รวมถึงข้อกำหนดเกี่ยวกับความเป็นอิสระในงานตรวจสอบงบการเงิน การวางแผนและ

ปฏิบัติงานตรวจสอบโดยใช้การสังเกตและสงสัยเยี่ยงผู้ประกอบวิชาชีพเพื่อให้ความเชื่อมั่นอย่างสมเหตุสมผลแต่ไม่ถึงที่สุด เพราะไม่ได้ให้ความเชื่อมั่นเกี่ยวกับเรื่องบางเรื่อง งานวิจัยของ Kusumawati & Syamsuddin (2018) พบว่า ความสงสัยเยี่ยงผู้ประกอบวิชาชีพ (Skepticisms) ส่งผลต่อคุณภาพการตรวจสอบบัญชี ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Mubako & O'Donnell (2021) ที่แสดงให้เห็นว่า การประเมินความเสี่ยงในการฉ้อโกงที่แตกต่างกันระหว่างแต่ละบัญชี ทำให้ผู้ตรวจสอบบัญชีลดความสงสัยในหลักฐานที่อาจบ่งชี้ถึงการรายงานที่ผิดพลาดในบัญชีที่มีความเสี่ยงในการฉ้อโกงต่ำหรือไม่ ผลปรากฏว่าการลดความสงสัยเกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงที่น่าสงสัยในบัญชีที่มีความเสี่ยงในการฉ้อโกงต่ำจะช่วยเพิ่มความแม่นยำในการตรวจสอบบัญชี ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Topor (2021) ที่เน้นกระบวนการตรวจสอบที่รอบคอบจะช่วยลดเวลา รวมถึงการใช้เครื่องมือที่เหมาะสมจะช่วยให้ผู้สอบบัญชีพบข้อผิดพลาดและการฉ้อโกงได้อย่างมีประสิทธิภาพ การปฏิบัติงานตรวจสอบบัญชีมีเทคนิคที่ใช้ในการตรวจสอบที่เรียกว่า เทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) มีบทบาทสำคัญในการช่วยให้ผู้สอบบัญชีสามารถวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนมากได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ ลดเวลาในการตรวจสอบและเพิ่มความถูกต้องในการตรวจสอบ การใช้งานเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) ในหลายอุตสาหกรรมช่วยให้สามารถตรวจจับข้อผิดพลาดและการฉ้อโกงได้มีประสิทธิภาพมากขึ้น แต่ยังคงมีความซับซ้อนในการใช้งานและต้องการความเชี่ยวชาญเฉพาะทางในการติดตั้งและใช้งานซอฟต์แวร์ตรวจสอบ การประยุกต์ใช้แบบจำลองในงานวิจัยฉบับหนึ่งพบว่าการตรวจสอบงบการเงินด้วยการใช้แบบจำลองได้เลือกเทคนิคการป้อนไปข้างหน้า และมีการปรับค่าการเรียนรู้ด้วยวิธีการแพร่ย้อนกลับ ซึ่งผลของการคาดคะเนมีความแม่นยำสูงในการจัดประเภทด้วยแบบจำลองมีอัตราความผิดพลาดประเภท 1 (Type I Error) ต่ำที่สุด ซึ่งบ่งชี้ความสามารถที่เหนือกว่าในการจัดประเภทบริษัท (Nawaiseh et al., 2020; Li, 2020) โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถรับข้อมูลเชิงตัวเลขโดยตรงและไม่ต้องการสมมติฐานเกี่ยวกับการกระจายข้อมูล ทำให้สามารถใช้งานได้กับปัญหาที่หลากหลาย และแบบจำลองเป็นเครื่องประมาณค่าที่ไม่ต้องมีแบบจำลอง (Model-Free Estimators) ทำให้สามารถจับผลกระทบระหว่างตัวแปรได้โดยไม่ต้องมีการกำหนดแบบจำลองล่วงหน้า (Lam, 2004) แต่การใช้งานแบบจำลองยังไม่พบผลกระทบที่ชัดเจนต่อการรวบรวมหลักฐานการตรวจสอบบัญชีในระบบผู้เชี่ยวชาญ (Expert System) (Al-Sayyed et al., 2021) และจากงานวิจัยบางส่วนได้มีการประยุกต์การคาดคะเนการทุจริตจากงบการเงินโดยใช้ข้อมูลในงบการเงินและใช้แบบจำลอง M-Score ในการวิเคราะห์แนวโน้มการทุจริต ซึ่งในงานวิจัยของ Omar et al. (2017) พบว่าแบบจำลองสามารถเรียนรู้การวิเคราะห์แนวโน้มการทุจริตจากงบการเงินตามแบบจำลอง M-Score ได้เป็นอย่างดี และได้รับแรงเสริมจากงานวิจัยของ Dashtbayaz & Mohammad (2015)

ได้นำเสนอภาพรวมของกระบวนการทำเหมืองข้อมูลที่ใช้ในการตรวจจับการฉ้อโกงทางการเงินมีประสิทธิภาพสูง โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) ผสมผสานกันกับแบบจำลองที่สามารถตรวจจับการทุจริตได้อย่างแม่นยำ การประยุกต์ใช้แบบจำลองอย่างจริงจังในงานตรวจสอบบัญชีเกี่ยวกับการตรวจสอบการทุจริตและข้อผิดพลาดนั้น และมีงานวิจัยเชิงเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างแบบจำลองกับเทคนิคอื่นและการตรวจค้นการทุจริตของบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์ (กฤตพงศ์ วัชระนุกูล และคณะ, 2563; พรรณนิภา รอดวรรณะ, 2564) โดยพบว่าแบบจำลองสามารถลดขั้นตอนและเวลาที่ใช้ในการปฏิบัติงานตรวจสอบบัญชีได้อย่างมีประสิทธิภาพ

งานวิจัยทั้งหมดนี้ชี้ให้เห็นว่า การใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการตรวจสอบบัญชีและการตรวจจับการทุจริตเป็นแนวทางที่มีศักยภาพสูง ด้วยการใช้อัตราส่วนทางการเงินและแบบจำลอง M-Score เป็นตัวชี้วัดเพื่อเรียนรู้รูปแบบรายการบัญชีในงบการเงินที่ใช้ในการตรวจจับทุจริต แต่ยังไม่พบการปรับเทียบ (Calibration) แบบจำลองและการค้นหาคุณลักษณะที่สำคัญ (Feature Importance) ที่แบบจำลองใช้ในการเรียนรู้เป็นสำคัญ จากการทบทวนวรรณกรรมและวัตถุประสงค์การวิจัยเพื่อสร้างแบบจำลองที่มีความสามารถคาดคะเนการทุจริตจากงบการเงินผ่านแบบจำลองสำหรับงานตรวจสอบบัญชี มีตัวแปรที่ใช้ในการวิจัยตามตาราง 2.4

**ตาราง 2.4** ตัวแปรทั้งหมดที่ใช้ในงานวิจัย

| | ตัวแปร | สูตรคำนวณ | ทบทวนวรรณกรรมงานวิจัย |
|---|---|---|---|
| อัตราส่วนสภาพคล่อง | อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน | $\frac{\text{สินทรัพย์หมุนเวียน}}{\text{หนี้สินหมุนเวียน}}$ | (Gu et al., 2024; Sapiri, 2024) |
| | อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม | $\frac{\text{เงินทุนหมุนเวียน}}{\text{สินทรัพย์รวม}}$ | (Liodorova & Voronova, 2020) |
| | อัตราส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม | $\frac{\text{สินทรัพย์หมุนเวียน}}{\text{สินทรัพย์รวม}}$ | (Delen et al., 2013; Ravisankar et al., 2011; Sawaerak & Thanathamathee, 2021) |
| | อัตราส่วนกระแสเงินสด | $\frac{\text{กระแสเงินสดจากการดำเนินงาน}}{\text{หนี้สินหมุนเวียน}}$ | (Karim & Kabia, 2021; Liou, 2008) |
| | อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อสินทรัพย์รวม | $\frac{\text{กระแสเงินสดจากการดำเนินงาน}}{\text{สินทรัพย์รวม}}$ | (Liou, 2008) |
| | อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการจัดหาเงินต่อยอดขาย | $\frac{\text{กระแสเงินสดจากการจัดหาเงิน}}{\text{ยอดขาย}}$ | (Ak et al., 2013) |
| อัตราส่วนความสามารถในการทำกำไร | อัตราส่วนกำไรขั้นต้น | $\frac{\text{กำไรขั้นต้น}}{\text{ยอดขาย}}$ | (Delen et al., 2013; Lam, 2004; Sun & Li, 2008) |
| | อัตราส่วนกำไรสุทธิ | $\frac{\text{กำไรสุทธิ}}{\text{ยอดขาย}}$ | (Hasan et al., 2020; Omar et al., 2017) |
| | อัตราส่วนผลตอบแทนจากสินทรัพย์ | $\frac{\text{กำไรสุทธิ}}{\text{สินทรัพย์รวม}}$ | (Liou, 2008; Sasikala, 2021) |
| | อัตราส่วนการหมุนเวียนของสินทรัพย์รวม | $\frac{\text{ยอดขาย}}{\text{สินทรัพย์รวม}}$ | (Hashim & Zainudin, 2016) |

**ตาราง 2.4** ตัวแปรทั้งหมดที่ใช้ในงานวิจัย (ต่อ)

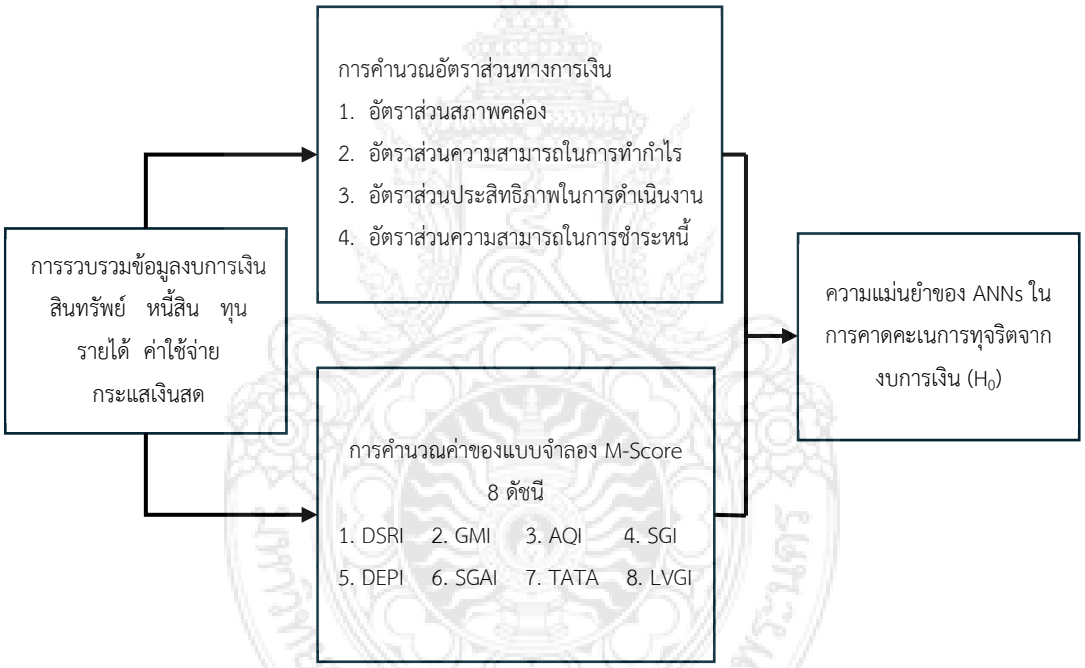
| | ตัวแปร | สูตรคำนวณ | ทบทวนวรรณกรรมงานวิจัย |
|---|---|---|---|
| อัตราส่วนประสิทธิภาพการดำเนินงาน | อัตราส่วนการหมุนเวียนของลูกหนี้การค้า | $\frac{\text{ยอดขาย}}{\text{ลูกหนี้การค้า}}$ | (Delen et al., 2013; Huang et al., 2012) |
| | อัตราส่วนลูกหนี้การค้าต่อสินทรัพย์รวม | $\frac{\text{ลูกหนี้การค้า}}{\text{สินทรัพย์รวม}}$ | (Huang et al., 2012) |
| | อัตราส่วนสินค้าคงเหลือต่อสินทรัพย์รวม | $\frac{\text{สินค้าคงเหลือ}}{\text{สินทรัพย์รวม}}$ | (Ak et al., 2013; Delen et al., 2013) |
| อัตราส่วนความสามารถในการชำระหนี้ | อัตราส่วนหนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยรวมต่อสินทรัพย์รวม | $\frac{\text{หนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยรวม}}{\text{สินทรัพย์รวม}}$ | (Dalnial et al., 2014; Hashim & Zainudin, 2016) |
| | อัตราส่วนหนี้สิน | $\frac{\text{หนี้สินรวม}}{\text{สินทรัพย์รวม}}$ | (Liu et al., 2024) |
| | อัตราส่วนหนี้สินระยะยาวที่มีภาระดอกเบี้ยต่อส่วนของผู้ถือหุ้น | $\frac{\text{หนี้สินระยะยาวที่มีภาระดอกเบี้ย}}{\text{ส่วนของผู้ถือหุ้น}}$ | (Karim & Kabia, 2021; Liou, 2008) |
| | อัตราส่วนหนี้สินหมุนเวียนต่อส่วนของผู้ถือหุ้น | $\frac{\text{หนี้สินหมุนเวียน}}{\text{ส่วนของผู้ถือหุ้น}}$ | (Liou, 2008) |
| แบบจำลอง M-Score | ดัชนีลูกหนี้ต่อยอดขาย | $\frac{\text{ลูกหนี้การค้า}_t \div \text{ยอดขาย}_t}{\text{ลูกหนี้การค้า}_{t-1} \div \text{ยอดขาย}_{t-1}}$ | (พรรณนิภา รอดวรรณะ, 2564; Beneish, 1999; Dsouza & Habibniya, 2021) |
| | ดัชนีอัตราส่วนกำไรขั้นต้น | $\frac{(\text{ยอดขาย}_{t-1} - \text{ต้นทุนขาย}_{t-1}) \div \text{ยอดขาย}_{t-1}}{(\text{ยอดขาย}_t - \text{ต้นทุนขาย}_t) \div \text{ยอดขาย}_t}$ | (พรรณนิภา รอดวรรณะ, 2564; Beneish, 1999; Kesavan et al., 2010) |
| | ดัชนีคุณภาพของสินทรัพย์ | $\left[1 - \left(\frac{\text{สินทรัพย์หมุนเวียน}_t + \text{ที่ดิน อาคารและอุปกรณ์}_t}{\text{สินทรัพย์รวม}_t}\right)\right] \div \left[1 - \left(\frac{\text{สินทรัพย์หมุนเวียน}_{t-1} + \text{ที่ดิน อาคารและอุปกรณ์}_{t-1}}{\text{สินทรัพย์รวม}_{t-1}}\right)\right]$ | (อริสรา ธานีรณานนท์, 2563; Beneish, 1999; Sasikala, 2021) |

**ตาราง 2.4** ตัวแปรทั้งหมดที่ใช้ในงานวิจัย (ต่อ)

| | ตัวแปร | สูตรคำนวณ | ทบทวนวรรณกรรมงานวิจัย |
|---|---|---|---|
| แบบจำลอง M-Score (ต่อ) | ดัชนีการเติบโตของยอดขาย | $\frac{\text{ยอดขาย}_t}{\text{ยอดขาย}_{t-1}}$ | (อริสรา ธานีรณานนท์, 2563; Beneish, 1999; Yang et al., 2023) |
| | ดัชนีค่าเสื่อมราคา | $\frac{\text{ค่าเสื่อมราคา}_{t-1} \div (\text{ค่าเสื่อมราคา}_{t-1} + \text{ที่ดิน อาคาร และอุปกรณ์}_{t-1})}{\text{ค่าเสื่อมราคา}_t \div (\text{ค่าเสื่อมราคา}_t + \text{ที่ดิน อาคาร และอุปกรณ์}_t)}$ | (พรรณนิภา รอดวรรณะ 2564; Beneish, 1999; Yang et al., 2023) |
| | ดัชนีค่าใช้จ่ายในการขายและบริหาร | $\frac{\text{ค่าใช้จ่ายในการขายและบริหาร}_t \div \text{ยอดขาย}_t}{\text{ค่าใช้จ่ายในการขายและบริหาร}_{t-1} \div \text{ยอดขาย}_{t-1}}$ | (Beneish, 1999; Hasan et al., 2017; Repousis, 2016) |
| | อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม | $\text{เงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม} = \frac{\triangle\text{สินทรัพย์หมุนเวียน}_t - \triangle\text{เงินสด}_t - \triangle\text{หนี้สินหมุนเวียน}_t - \triangle\text{หนี้สินระยะยาวที่จะครบกำหนดในปัจจุบัน}_t - \triangle\text{ภาษีเงินได้ที่ต้องชำระ}_t - \text{ค่าเสื่อมราคาและค่าตัดจำหน่าย}_t}{\text{สินทรัพย์รวม}_t}$ | (Beneish, 1999; Hasan et al., 2017; Kabwe, 2023; Repousis, 2016) |
| | ดัชนีความสามารถในการชำระหนี้ | $\frac{(\text{หนี้สินระยะยาว}_t + \text{หนี้สินหมุนเวียน}_t) \div \text{สินทรัพย์รวม}_t}{(\text{หนี้สินระยะยาว}_{t-1} + \text{หนี้สินหมุนเวียน}_{t-1}) \div \text{สินทรัพย์รวม}_{t-1}}$ | (Adi et al., 2018; Beneish, 1999; Shakouri et al., 2021; Suryani et al., 2023) |
| | การทุจริต | M = - 4.84 + 0.920*DSRI + 0.528*GMI + 0.404*AQI + 0.892*SGI + 0.115*DEPI – 0.172*SGAI + 4.679*TATA – 0.327*LVGI | เพิ่มเติมในงานวิจัย |

งานวิจัยนี้ได้ทบทวนวรรณกรรมและมีกรอบแนวคิดในงานวิจัยครั้งนี้ คือ ปัจจัยที่จะนำมาใช้เพื่อสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อการคาดคะเนการทุจริตจากงบการเงินสำหรับการตรวจสอบบัญชี โดยมีข้อมูลที่ใช้ในแบบจำลองเป็นตัวแปร หรือ คุณลักษณะ (Features) ที่ใช้ในการคำนวณแบบจำลอง M-Score และอัตราส่วนทางการเงิน (Financial Ratios) ได้แก่ 1) อัตราส่วนสภาพคล่อง (Liquidity Ratios) 2) อัตราส่วนประสิทธิภาพในการดำเนินงาน (Activity Ratios) 3) อัตราส่วนโครงสร้างเงินทุนและความสามารถในการชำระหนี้ (Leveraged Ratios) และ

4) อัตราส่วนความสามารถในการทำกำไรและผลตอบแทนจากการลงทุน (Profitability Ratio) ไม่รวมอัตราส่วนทางการเงินที่ใช้วิเคราะห์เพื่อการลงทุน ตามที่สรุปในตาราง 2.4 เมื่อตัวแปรนำไปใช้กับโครงข่ายประสาทเทียมจะเรียกว่า คุณลักษณะ (Features) โดยเป้าหมายงานวิจัยใช้กลุ่มตัวอย่างเป็นบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (ยกเว้นกลุ่มธุรกิจการเงิน) สำหรับการพิจารณาความน่าเชื่อถือของแบบจำลองที่ได้จากการฝึกฝนด้วยคุณลักษณะที่กำหนดแล้ว และทำการวัดค่าด้วยความแม่นยำ (Accuracy) เมทริกซ์ความสับสน (Confusion matrix) และทำการปรับเทียบ (Calibration) แบบจำลองเพื่อวัดค่าความเชื่อมั่นในการคาดคะเนการทุจริตจากงบการเงินโดยใช้แบบจำลองสำหรับการตรวจสอบบัญชี โดยกรอบแนวคิดในการวิจัยตามที่กล่าวข้างต้นสามารถเขียนเป็นแผนภาพได้ตามภาพ 2.13




**ภาพ 2.13** กรอบแนวความคิดการวิจัยจากการทบทวนวรรณกรรม

# บทที่ 3
# วิธีดำเนินการ

งานวิจัยนี้มีวิธีดำเนินการเกี่ยวกับการรวบรวมข้อมูล วิเคราะห์ข้อมูล การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม การวัดประสิทธิภาพและการประเมินแบบจำลอง และการค้นหาคุณลักษณะที่สำคัญของข้อมูล ดังนี้

## 3.1 วิธีการเก็บรวบรวมข้อมูล

รวบรวมข้อมูลจากงบการเงินของบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (ตลท.) ตามแบบฟอร์มการเก็บรวมรวมข้อมูลหลัง 6 รอบระยะเวลาบัญชีของแต่ละบริษัท (การเก็บข้อมูลดิบ 7 รอบระยะเวลาบัญชี)

สำหรับบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยที่เพิ่มเข้ามาใหม่ระหว่างปี พ.ศ. 2560 ถึง พ.ศ. 2565 นั้น ทำการเก็บรวบรวมข้อมูลย้อนหลังเท่าที่มีข้อมูลเผยแพร่สาธารณะหลังผ่านการประชุมผู้ถือหุ้นสามัญประจำปี งบการเงินสำหรับรอบระยะเวลาบัญชีสิ้นสุดในวันที่ 31 ธันวาคม 2565 โดยเริ่มเก็บข้อมูลได้ในช่วงเดือนเมษายนของปี พ.ศ. 2566 เป็นต้นไป และในกรณีที่เป็นบริษัทจดทะเบียนที่ถูกถอนชื่อออกจากทะเบียนสมาชิกของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยระหว่างปี มีการเก็บข้อมูลเพียงเท่าที่เผยแพร่สาธารณะ เนื่องจากบริษัทที่ถูกถอนชื่อออกจากการเป็นบริษัทจดทะเบียนอาจไม่นำส่งข้อมูลงบการเงินให้หน่วยงานกำกับเพื่อเผยแพร่ ทั้งสองกรณีไม่มีการเก็บข้อมูลนอกช่วงเวลาที่ขอบเขตการวิจัยกำหนด

เทคนิคการรวบรวมข้อมูลใช้เป็นรูปแบบฟอร์มอิเล็กทรอนิกส์ที่จัดทำขึ้นเพื่อลดความผิดพลาดจากการกรอกข้อมูลซ้ำซ้อน เมื่อข้อมูลได้รับการรวบรวมและตรวจสอบความถูกต้องแล้ว ข้อมูลสามารถนำไปเตรียมความพร้อมสำหรับการวิเคราะห์และสร้างเป็นเหมืองข้อมูล (Data Mining)

## 3.2 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

ประชากรในงานวิจัยเป็นชุดข้อมูลที่เก็บรวบรวมจากข้อมูลในงบการเงินของบริษัทจดทะเบียนและการเก็บตัวอย่างจากประชากร ตามรายละเอียดดังนี้

3.2.1 ประชากรในการวิจัย

ข้อมูลจากงบการเงินที่แสดงไว้ในรายงานประจำปี (Annual Report) ของบริษัทจดทะเบียนที่เผยแพร่ต่อสาธารณะชน และคงสถานะเป็นบริษัทจดทะเบียน ณ วันที่ 31 สิงหาคม 2565 ทั้งนี้ไม่รวมกลุ่มอุตสาหกรรมบริการการเงิน ทรัสต์ และกองทุนรวม มีทั้งสิ้น 547 บริษัท มีประชากรสำหรับงานวิจัย 3,282 ชุดข้อมูล รายละเอียดดังนี้

| | | |
|---|---|---|
| บริษัทจดทะเบียน (ไม่รวมกองทุนรวมและทรัสต์) | | |
| (ณ 31 สิงหาคม 2565) | 618 | บริษัท |
| หัก บริษัทจดทะเบียนกลุ่มธุรกิจการเงิน | 71 | บริษัท |
| รวม | 547 | บริษัท |
| คูณ จำนวนชุดข้อมูลที่เก็บต่อบริษัทจดทะเบียน | 6 | ชุด |
| ประชากรที่เป็นชุดข้อมูลรวมทั้งสิ้น | 3,282 | ชุด |

3.2.2 กลุ่มตัวอย่าง

งานวิจัยนี้กำหนดขนาดตัวอย่างให้มีความยืดหยุ่นในการดำเนินงานวิจัยและรองรับปัญหาที่อาจเกิดขึ้นในระหว่างการเก็บข้อมูล จึงกำหนดตัวอย่างไม่น้อยกว่าร้อยละ 50 ของประชากรทั้งหมด ซึ่งสอดคล้องกับหลักการความเที่ยงตรง (Precision Principles) ที่เน้นการเก็บข้อมูลในอัตราที่สูง เพื่อให้แน่ใจว่าข้อมูลมีความครบถ้วนและสามารถตรวจสอบความถูกต้องได้ (Chen et al., 2012) และเป็นการเพิ่มความแม่นยำและระดับความน่าเชื่อถือของผลลัพธ์ที่ได้ (Taherdoost, 2016; Etikan & Bala, 2017)

## 3.3 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

งานวิจัยนี้มีเครื่องมือในการรวบรวมข้อมูล เครื่องมือในการวิเคราะห์ข้อมูล และเครื่องมือในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม รายละเอียดดังนี้

3.3.1 เครื่องมือในการรวบรวมข้อมูล

การรวบรวมข้อมูลในงานวิจัยนี้ได้ดำเนินการผ่านการใช้แบบฟอร์มอิเล็กทรอนิกส์ด้วยกูเกิลฟอร์ม (Google Forms) เพื่อจัดเก็บข้อมูลจากงบการเงินของบริษัทจดทะเบียน ข้อมูลที่ได้จากแบบฟอร์มนี้สามารถส่งออกเป็นไฟล์ตารางงาน (Spreadsheet) ทำให้การวิเคราะห์และการประมวลผลข้อมูลสามารถทำได้สะดวก โดยข้อมูลที่เก็บรวบรวมผ่านกูเกิลฟอร์ม แบ่งออกเป็น 3 ตอน ได้แก่ ตอนที่ 1 ข้อมูลทั่วไป คือ 1.1) ชื่อกิจการ 1.2) อักษรย่อ 1.3) ประเภทของอุตสาหกรรม 1.4) ประเภทย่อยธุรกิจ 1.5) รอบระยะเวลาบัญชี ตอนที่ 2 ข้อมูลเกี่ยวกับอัตราส่วนทางการเงิน คือ 2.1) อัตราส่วนสภาพคล่อง 2.2) อัตราส่วนความสามารถในการทำกำไร

2.3) อัตราส่วนประสิทธิภาพในการดำเนินงาน และ 2.4) อัตราส่วนความสามารถในการชำระหนี้ ตอนที่ 3 ข้อมูลในงบการเงิน คือ 3.1) ข้อมูลในงบแสดงฐานะการเงิน ได้แก่ ข้อมูลเกี่ยวกับสินทรัพย์ หนี้สิน และส่วนของผู้ถือหุ้น 3.2) ข้อมูลในงบกำไรขาดทุนเบ็ดเสร็จ ได้แก่ รายได้ ค่าใช้จ่าย และรายการกำไรหรือขาดทุนเบ็ดเสร็จอื่น และ 3.3) ข้อมูลในงบกระแสเงินสด ได้แก่ กระแสเงินสดจากการดำเนินงาน กระแสเงินสดจากการลงทุน และกระแสเงินสดจากการจัดหาเงิน

3.3.2 เครื่องมือในการเตรียมข้อมูล

ข้อมูลที่รวบรวมได้นำมาวิเคราะห์และทำความสะดอาดข้อมูลให้มีความสมบูรณ์และเป็นตัวแทนที่ดีในการใช้ฝึกฝนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้โปรแกรมตารางงาน (Spreadsheet) เพื่อจัดการข้อมูลเกี่ยวกับค่าว่าง ค่าสูญหาย ข้อมูลซ้ำ ชนิดของข้อมูล เมื่อข้อมูลพร้อมแล้วทำการคำนวณค่า M-Score และทำป้ายกำกับข้อมูลที่ไม่มีการทุจริต (0) และข้อมูลมีการทุจริต (1) จากนั้น ทำการวิเคราะห์ข้อมูลขั้นพื้นฐาน เช่น จำนวนชุดข้อมูลแยกตามกลุ่มธุรกิจ ค่าเฉลี่ย ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าสัมประสิทธิความแปรปรวน ค่าความเบ้ ค่าความโด่ง ค่าเปอร์เซ็นต์ไทล์ ค่าเฉลี่ยระหว่างกลุ่ม และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์

3.3.3 เครื่องมือในการสร้างและประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

งานวิจัยนี้สร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรมภาษาไพทอน (Python) บนกูเกิลโคแลบ (Google CoLab) ทำงานบนจูปิเตอร์โน้ตบุ๊ก (Jupyter Notebook) โดยใช้งานกูเกิลโคแลบผ่านเว็บเบราว์เซอร์ และสามารถใช้หน่วยประมวลผลเทนเซอร์ (Tensor Processing Unit: TPU) ที่มีประสิทธิภาพในการสร้างแบบจำลอง (Artificial Neural Networks: ANNs) ได้อย่างรวดเร็วและมีประสิทธิภาพสูง การเข้าถึงทรัพยากรการคำนวณของกูเกิลโคแลบไม่มีค่าใช้จ่ายและสามารถประมวลผลและฝึกฝนแบบจำลองที่มีความซับซ้อนและขนาดใหญ่ได้อย่างรวดเร็ว การใช้งานที่ง่ายและทำงานแบบทันที (Real Time) โดยไม่ต้องติดตั้งซอฟต์แวร์หรือตั้งค่าเพิ่มเติม การรองรับไลบรารี เช่น TensorFlow, Keras, PyTorch และ Scikit-learn รวมถึงรองรับการปรับแต่งและการขยายแบบจำลองตามความต้องการ สำหรับการจัดการข้อมูลและการคำนวณขนาดใหญ่เป็นไปอย่างราบรื่นด้วยกูเกิลคลาวด์ (Google Cloud)

## 3.4 วิธีการวิเคราะห์ข้อมูล

งานวิจัยนี้มีการการเตรียมข้อมูล การวิเคราะห์ข้อมูล การคัดเลือกตัวแปร การสร้างแบบจำลอง การประมวลผลข้อมูล การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง การประเมินผลแบบจำลอง และการวิเคราะห์คุณลักษณะสำคัญของตัวแปร มีรายละเอียดดังนี้

3.4.1 การเตรียมข้อมูล

เมื่อรวบรวมข้อมูลจากแบบสอบถามเรียบร้อยแล้ว นำข้อมูลเข้าฐานข้อมูลและทำการเตรียมข้อมูลเพื่อทำการวิเคราะห์ ดังนี้

3.4.1.1 การรวบรวมข้อมูล

งานวิจัยนี้เริ่มรวบรวมข้อมูล (Data Collection) จากงบการเงินของบริษัทจดทะเบียน การรวบรวมข้อมูลที่มีจำนวนมากช่วยเพิ่มความแม่นยำและความน่าเชื่อถือของผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำสูงขึ้น ลดความคลาดเคลื่อนจากการสุ่มตัวอย่าง (Creswell & Creswell, 2023) และเพิ่มความน่าเชื่อถือในการสรุปผลลัพธ์ (Clark et al., 2016; Taherdoost, 2016) เพราะข้อมูลที่ครอบคลุมและหลากหลาย ทำให้สามารถวิเคราะห์แนวโน้มและลักษณะของประชากรได้อย่างละเอียด (Fowler & Floyd, 2014) โดยเครื่องมือหลักในการเก็บรวบรวมข้อมูลไว้ในฐานข้อมูลผ่านกูเกิลฟอร์ม (Google Form) ระหว่างการจัดเก็บข้อมูลมีการสุ่มตรวจข้อมูลเป็นระยะเพื่อป้องกันปัญหาในการจัดเก็บ เมื่อได้ข้อมูลครบถ้วนจึงส่งไฟล์ออกในรูปแบบไฟล์ตารางงาน (Spreadsheet) ที่มีความสามารถทำงานกับข้อมูลที่จัดเก็บเป็นตารางได้ดีและสามารถตรวจสอบข้อมูลและวิเคราะห์หาข้อมูลเบื้องต้นเพื่อการทบทวนความสมบูรณ์ของข้อมูล เมื่อข้อมูลครบถ้วนแล้วจึงทำความสะอาดข้อมูลต่อไป

3.4.1.2 การทำความสะอาดข้อมูล

งานวิจัยนี้ใช้การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning) ด้วยการตรวจสอบและจัดการกับชุดข้อมูลที่มีค่านอกเกณฑ์ (Outlier Data) เพื่อนำข้อมูลนอกเกณฑ์ออกจากข้อมูลที่นำไปใช้ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ทำให้เกิดกระบวนการเรียนรู้ที่ดีและมีความแม่นยำและน่าเชื่อถือ การพิจารณาค่าพิสัยระหว่างควอไทล์ (Interquartile Range: IQR) เป็นการวัดการกระจายของข้อมูลที่เกิดจากความแตกต่างของค่าที่อยู่ระหว่างควอไทล์ที่ 3 (Q3) และคลอไทล์ที่ 1 (Q1) โดยครอบคลุมค่าร้อยละ 50 (กึ่งกลางของข้อมูล) คือ IQR = Q3 - Q1 สำหรับงานวิจัยนี้กำหนดค่านอกเกณฑ์ที่ 4.5 (ค่าทั่วไปกำหนด 1.5) สามารถคำนวณค่านอกเกณฑ์ขอบเขตล่าง (Lower Bound) ได้จาก Q1 – 4.5*IQR และขอบเขตบน (Upper Bound) ได้จาก Q3 + 4.5*IQR การปรับเกณฑ์ค่านอกเกณฑ์ (Outlier) ที่สูงกว่า 1.5 (ค่าทั่วไป) มีการสนับสนุนจากงานของ Hodge & Austin (2004) ระบุว่า การตรวจจับและจัดการกับค่านอกเกณฑ์ สามารถปรับให้เหมาะสมกับลักษณะของข้อมูลและบริบทของข้อมูลที่แตกต่างกันนั้นเป็นสิ่งสำคัญ การใช้เกณฑ์ที่เข้มงวดเกินไปอาจทำให้ข้อมูลสำคัญถูกตัดออกไป ส่วนงานของ Zimek et al. (2012) อธิบายถึงการใช้เกณฑ์ที่ยืดหยุ่นมากขึ้นในบางกรณี เช่น การขยายขอบเขต IQR สามารถช่วยให้ข้อมูลที่เป็นประโยชน์ไม่ถูกมองข้าม และสามารถนำมาใช้ในการวิเคราะห์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

และงานของ Aggarwal (2016) แนะนำว่าการจัดการกับค่านอกเกณฑ์ (Outlier) ควรพิจารณาลักษณะเฉพาะของชุดข้อมูลและการใช้งาน เพื่อให้ผลการวิเคราะห์มีความแม่นยำและน่าเชื่อถือ เพื่อให้เกิดความยืดหยุ่นและเหมาะสม

3.4.2 การวิเคราะห์ข้อมูล

บทบาทสำคัญของการวิเคราะห์สถิติเชิงพรรณนา คือ การเปิดเผยคุณลักษณะหลักของข้อมูลที่ได้รวบรวมมา ช่วยให้เข้าใจถึงลักษณะการกระจายของข้อมูลอย่างลึกซึ้ง รวมถึงการสรุปค่าสถิติที่สำคัญ เช่น ค่าเฉลี่ย ค่าความเบ้ ค่าความโด่ง เปอร์เซ็นต์ไทล์ และการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยภายในกลุ่ม ดังนี้

3.4.2.1 สถิติเชิงพรรณนา (Descriptive Statistics)

งานวิจัยนี้ใช้การวิเคราะห์ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าสัมประสิทธิ์การแปรผัน ค่าความเบ้ ค่าความโด่ง ค่าควอร์ไทล์ และค่าเฉลี่ยกลุ่ม เพื่อบอกคุณลักษณะของข้อมูลมีรายละเอียดดังนี้

3.4.2.1.1 ค่าเฉลี่ย

ค่าเฉลี่ย (Mean: $\bar{X}$) เป็นค่าพื้นฐานในการวิเคราะห์ทางสถิติ ช่วยให้เข้าใจแนวโน้มของข้อมูลได้ง่ายและเป็นจุดเริ่มต้นในการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึกเพิ่มเติม โดยค่าเฉลี่ย ($\bar{x}$) หรือค่ากลางที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติที่เป็นตัวแทนของชุดข้อมูล ทำให้สามารถเข้าใจแนวโน้มของข้อมูลได้รวดเร็ว สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรในการคำนวณ

$$\bar{x}_i = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i}{n} \quad \text{.....} \quad (3.1)$$

โดยที่

$\bar{x}_i$ คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูล

$x_i$ คือ ค่าของข้อมูลตัวที่ $i$

$n$ คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

ค่าเฉลี่ยมีความสำคัญในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เพราะใช้ในการปรับข้อมูลให้อยู่ในช่วงมาตรฐาน เพื่อให้การเรียนรู้ของแบบจำลองมีประสิทธิภาพมากขึ้น

3.4.2.1.2 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation: SD) เป็นการวัดความกระจายของข้อมูล โดยแสดงให้เห็นว่าค่าที่อยู่ในชุดข้อมูลนั้นมีการแปรผันมากน้อยเพียงใด เมื่อเทียบกับค่าเฉลี่ย (Mean) ของข้อมูลชุดทั้งชุด สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรในการคำนวณ

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad \text{.....} \quad (3.2)$$

โดยที่

$SD$ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

$x_i$ คือ ค่าของข้อมูลตัวที่ $i$

$\bar{x}$ คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูล

$n$ คือ จำนวนข้อมูลในชุดข้อมูล

หากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) มีค่าสูง หมายความว่ามีการกระจายของข้อมูลในตัวแปรนั้นมาก และถ้าค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) มีค่าต่ำ หมายความว่า มีการกระจายของข้อมูลน้อยหรือมีค่าที่ใกล้เคียงกับค่าเฉลี่ย ทำให้เข้าใจถึงความไม่แน่นอนหรือความแปรปรวนของข้อมูล ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างยิ่งในการวิเคราะห์ข้อมูลและการตัดสินใจในการเลือกข้อมูลไปใช้

3.4.2.1.3 ค่าสัมประสิทธิ์การแปรผัน

ค่าสัมประสิทธิ์การแปรผัน (Coefficient of Variation: CV) ใช้วัดความแปรปรวนของข้อมูลเชิงสัมพันธ์โดยเปรียบเทียบกับค่าเฉลี่ย สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรในการคำนวณ

$$CV = \frac{SD}{\bar{x}} \times 100 \quad \text{.....} \quad (3.3)$$

โดยที่

$CV$ คือ ค่าสัมประสิทธิ์การแปรผัน

$SD$ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

$\bar{x}$ คือ ค่าเฉลี่ย

ค่าสัมประสิทธิ์แปรผัน (CV) ให้ความเข้าใจการกระจายของขนาดของค่าเฉลี่ย สามารถนำค่าสัมประสิทธิ์การแปรผัน (CV) มาใช้ในการเปรียบเทียบความแปรผันของ

ข้อมูลระหว่างแต่ละชุดที่มีค่าเฉลี่ยแตกต่างกันได้ เพื่อใช้ตัดสินใจในการปรับสมดุลของข้อมูลหรือไม่ เพื่อให้แบบจำลองเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

3.4.2.1.4 ค่าความเบ้

ค่าความเบ้ (Skewness) เป็นการวัดความไม่สมมาตรของการกระจายของข้อมูล ช่วยให้ทราบว่าข้อมูลมีลักษณะการกระจายไปทางด้านใดด้านหนึ่งมากกว่ากัน โดยเฉพาะการกระจายที่สมมาตร (Normal Distribution) เป็นสิ่งที่นักวิจัยต้องการ สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรในการคำนวณ (Hatem et al. 2022)

$$Skewness = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \sum_{i=1}^{n} \left(\frac{x_i - \bar{x}}{SD}\right)^3 \quad \text{... (3.4)}$$

โดยที่

$n$ คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

$x_i$ คือ ค่าของข้อมูลตัวที่ $i$

$\bar{x}$ คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลทั้งหมด

$SD$ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูลทั้งหมด

ความเบ้เป็นตัวชี้วัดที่บอกถึงความสมมาตรของการกระจายข้อมูล (ค่าสมมาตรอยู่ที่ 0) ซึ่งค่าความเบ้มี 2 ทิศทาง คือ ด้านซ้าย (ด้านลบ) มีค่าที่ต่ำกว่า 0 มีอยู่จำนวนมาก ในทางกลับกัน ด้านขวามือ (ด้านบวก) มีค่าที่มากกว่า 0 มีอยู่เป็นจำนวนมาก การที่ทราบค่าความเบ้ของข้อมูลช่วยในการปรับปรุงประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากข้อมูลที่มีความเบ้สูงอาจทำให้การเรียนรู้ของแบบจำลองมีความไม่เสถียร การแปลงข้อมูลเพื่อลดความเบ้ของข้อมูลนั้นช่วยให้แบบจำลองเรียนรู้ได้ดีขึ้น

3.4.2.1.5 ค่าความโด่ง

ค่าความโด่ง (Kurtosis) ใช้วัดลักษณะการกระจายของข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับความสูงของปลายหาง (Tails) ของการแจกแจง (Distribution) และความแหลม ค่าความโด่งช่วยให้เข้าใจการแจกแจงข้อมูลเมื่อเปรียบเทียบกับการแจกแจงปกติ (Normal Distribution) สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรในการคำนวณ (Hatem et al. 2022)

$$\text{Kurtosis} = \frac{n(n+1)}{(n-1)(n-2)(n-3)} \sum_{i=1}^{n} \left(\frac{x_i - \overline{x}}{s}\right)^4 - \frac{3(n-1)^2}{(n-2)(n-3)} \quad \text{.....(3.5)}$$

โดยที่

$n$ คือ จำนวนข้อมูล

$x_i$ คือ ค่าของข้อมูลตัวที่ $i$

$\bar{x}$ คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูล

$S$ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูล

ความโด่งเป็นตัวชี้วัดที่สะท้อนถึงการกระจายแบบปกติ (Normal Distribution) โดยค่าการกระจายปกติของความโด่งมีค่าเท่ากับ 3 หากค่าเกินกว่า 3 ไปมากเท่าใด ก็ยิ่งแสดงให้เห็นถึงค่าความผิดปกติที่ห่างออกจากค่าเฉลี่ยไปมาก ในทางกลับกัน ความโด่งมีค่าน้อยกว่า 3 แสดงว่ามีการกระจายตัวแบน การที่ทราบค่าความโด่งของข้อมูลช่วยในการปรับปรุงประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากข้อมูลที่มีค่าความโด่งสูงอาจทำให้การเรียนรู้ของแบบจำลองมีความไม่เสถียร

3.4.2.1.6 ค่าเปอร์เซ็นไทล์

การใช้เปอร์เซ็นไทล์ (Percentile) เป็นเครื่องมือที่สำคัญในการวิเคราะห์คุณสมบัติของข้อมูล โดยเฉพาะการศึกษาการกระจายของข้อมูลโดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 100 ส่วนเท่ากัน เช่น ค่าเปอร์เซ็นไทล์ที่ระดับ $25^{th}$ (ร้อยละ 25) ค่าเปอร์เซ็นไทล์ที่ระดับ $50^{th}$ (ค่าที่ร้อยละ 50) และค่าเปอร์เซ็นไทล์ที่ระดับ $75^{th}$ (ร้อยละ 75) ทำให้เข้าใจการกระจายข้อมูลอย่างละเอียด และความสัมพันธ์ของข้อมูลตามการแบ่งค่าข้อมูลที่เป็นกลาง (Mean) หรือมัธยฐาน (Median) ที่เปอร์เซ็นไทล์ $50^{th}$ เป็นตัวแทนจุดกึ่งกลางของชุดข้อมูล การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยค่าเปอร์เซ็นไทล์นี้สามารถประเมินคุณภาพและความน่าเชื่อถือของข้อมูลที่ใช้ในการฝึกฝนแบบจำลองทางสถิติได้ (Khemlani & Trafton, 2014) ค่าที่ตำแหน่งเปอร์เซ็นไทล์สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรการคำนวณ

$$P_k = \frac{k(n+1)}{100} \quad \text{.....} \quad (3.6)$$

โดยที่

$k$ คือ เปอร์เซ็นไทล์ที่ต้องการ (เช่น 25, 50, 75)

$n$ คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมดในชุดข้อมูล

ในการคำนวณเปอร์เซ็นไทล์ จำเป็นต้องจัดเรียงข้อมูลจากน้อยไปหามากก่อน จากนั้นคำนวณตำแหน่ง $P_k$ ตามสูตร เมื่อได้ตำแหน่ง $P_k$ ที่ไม่เป็นจำนวนเต็ม ค่าที่ตำแหน่งนั้นต้องอนุมานค่า (Interpolation) ระหว่างค่าที่ใกล้ที่สุดสองค่าที่ตำแหน่งที่คำนวณได้

การใช้เปอร์เซ็นไทล์ในการวิเคราะห์ข้อมูลสำหรับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมช่วยให้สามารถระบุและจัดการกับข้อมูลที่อยู่ค่านอกเกณฑ์ (Outlier) หรือค่าผิดปกติได้ดีขึ้น การรู้ค่าเปอร์เซ็นไทล์ทำให้สามารถปรับสมดุลข้อมูลก่อนนำข้อมูลใช้สร้างแบบจำลองในการเรียนรู้ให้มีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น

3.4.2.1.7 ค่าเฉลี่ยเชิงกลุ่ม

ค่าเฉลี่ยกลุ่ม (Group Mean) ใช้คำนวณค่าเฉลี่ยของข้อมูลใน แต่ละกลุ่มที่แบ่งออกจากข้อมูลทั้งหมด เพื่อทำความเข้าใจแนวโน้มของข้อมูลภายในแต่ละกลุ่ม สามารถประยุกต์ใช้ได้กับการเปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่างกลุ่ม การวิเคราะห์ความแตกต่างระหว่างกลุ่ม และการตัดสินใจที่มีข้อมูลสนับสนุน สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรการคำนวณ

$$\bar{X}_i = \frac{\sum_{j=1}^{n_i} x_{ij}}{n_i} \quad \text{.....} (3.7)$$

โดยที่

$\bar{x}_i$ คือ ค่าเฉลี่ยของกลุ่มที่ $i$

$\bar{x}_{ij}$ คือ ค่าเฉลี่ยของกลุ่มที่ $i$ และตำแหน่งที่ $j$

$n_i$ คือ จำนวนข้อมูลในกลุ่มที่ $i$

การใช้ค่าเฉลี่ยกลุ่มในการวิเคราะห์ข้อมูลสำหรับแบบจำลองทำให้เข้าใจข้อมูลในแต่ละกลุ่มจนสามารถระบุและจัดการกับข้อมูลที่เป็นค่านอกเกณฑ์หรือค่าผิดปกติในแต่ละกลุ่มได้ดีขึ้น การรู้ค่าเฉลี่ยกลุ่มช่วยให้การเตรียมข้อมูลสำหรับการฝึกแบบจำลองมีความสมดุลและสม่ำเสมอมากขึ้น

การใช้สถิติเชิงพรรณนาในการวิเคราะห์ข้อมูลสำหรับแบบจำลอง ช่วยให้สามารถทำความเข้าใจและจัดการกับข้อมูลได้ดียิ่งขึ้น ค่าเฉลี่ย และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ช่วยในการทำความเข้าใจการกระจายและแนวโน้มของข้อมูล ค่าสัมประสิทธิ์การแปรผัน ช่วยให้สามารถเปรียบเทียบความแปรผันระหว่างชุดข้อมูล ค่าความเบ้ และค่าความโด่ง ช่วยในการตรวจสอบลักษณะการกระจายของข้อมูลว่ามีความเบ้หรือต่ำกว่า หรือมีลักษณะการกระจายที่ไม่เป็นปกติ การใช้ค่าเปอร์เซ็นไทล์ ช่วยในการแบ่งข้อมูลและตรวจสอบความสม่ำเสมอของข้อมูลในแต่ละช่วง และการใช้ค่าเฉลี่ยกลุ่ม ช่วยในการเปรียบเทียบและวิเคราะห์ข้อมูลในแต่ละกลุ่ม การวิเคราะห์และทำความเข้าใจข้อมูลเบื้องต้นด้วยสถิติเชิงพรรณนาเหล่านี้ ช่วยให้การเตรียมข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลองมีความถูกต้องและเหมาะสมมากขึ้น สามารถเรียนรู้และทำนายผลได้อย่างมีประสิทธิภาพและแม่นยำมากยิ่งขึ้น

3.4.2.2 สถิติเชิงอนุมาน

สถิติเชิงอนุมาน (Inferential Statistics) ใช้ในการสรุปผลและทำการคาดคะเนข้อมูลจากตัวอย่าง (Sample) ไปยังประชากร (Population) ทั้งหมด โดยใช้วิธีการและเครื่องมือทางสถิติเพื่อทำการสรุปเกี่ยวกับลักษณะหรือพฤติกรรมของประชากรบนพื้นฐานของข้อมูลที่ได้จากตัวอย่าง เช่น การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ และการแจกแจงความน่าจะเป็น (Probability Distributions) ดังรายละเอียดต่อไปนี้

การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ด้วยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) ใช้วัดความแข็งแกร่งและทิศทางของความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรสองตัว การคำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่ใช้กันทั่วไป คือ การใช้สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียรสัน (Pearson's Correlation Coefficient) สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรการคำนวณ

$$r = \frac{n(\sum xy)-(\sum x)(\sum y)}{\sqrt{[n\sum x^2-(\sum x)^2][n\sum y^2-(\sum y)^2]}} \quad \text{.....} \quad (3.8)$$

โดยที่

$n$ คือ จำนวนคู่ข้อมูล

$\sum xy$ คือ ผลรวมของผลคูณระหว่างข้อมูล $x$ และ $y$

$\sum x$ คือ ผลรวมของข้อมูล $x$

$\sum y$ คือ ผลรวมของข้อมูล $y$

$\sum x^2$ คือ ผลรวมของกำลังสองของข้อมูล $x$

$\sum y^2$ คือ ผลรวมของกำลังสองของข้อมูล $y$

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรชี้วัดความเข้มข้นของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสองตัว ซึ่งบอกทิศทางและระดับความแข็งแกร่งว่าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่คำนวณได้เข้าใกล้ 1 (มีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกัน) หรือ -1 (มีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้าม) (Jamaledin et al., 2014) ส่วนค่าที่เข้าใกล้ 0 บ่งบอกถึงความสัมพันธ์เชิงเส้นที่อ่อนหรือไม่มีความสัมพันธ์ ดังนั้น การใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) ในการวิเคราะห์ข้อมูลสำหรับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมช่วยให้สามารถระบุความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในชุดข้อมูล ทำให้การเลือกตัวแปรที่มีความสัมพันธ์สูงกับตัวแปรเป้าหมาย เพื่อนำมาใช้ในการฝึกแบบจำลองให้สามารถเรียนรู้และทำนายได้อย่างมีประสิทธิภาพ และช่วยในการตรวจสอบปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ (Multicollinearity) ทำให้การทำนายผลมีความแม่นยำและน่าเชื่อถือขึ้น

3.4.3 การคัดเลือกตัวแปร

งานวิจัยนี้มีการกำหนดตัวแปร การลดจำนวนตัวแปร และการกำหนดเกณฑ์ในการคัดเลือกตัวแปรไว้ตามรายละเอียดต่อไปนี้

3.4.3.1 ตัวแปรที่ใช้ในการวิจัย

งานวิจัยครั้งนี้มีตัวแปรทั้งสิ้น 26 ตัวแปร แบ่งเป็นตัวแปรต้น 25 ตัวแปร และตัวแปรตาม 1 ตัวแปร (Label) ตัวแปรทั้งหมดถูกเรียกว่า คุณลักษณะ (Features) เมื่อเข้าสู่การสร้างแบบจำลอง โดยคุณลักษณะทั้งหมดมีตามตาราง 3.1

**ตาราง 3.1** ตัวแปรในงานวิจัย 26 ตัวแปร

| No. | Variance (Feature) name / ชื่อตัวแปร (คุณลักษณะ) | Abbrev. |
|---|---|---|
| 1 | Current Ratio<br>อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน | CR |
| 2 | Working Capital to Total Assets<br>อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม | WC_TA |
| 3 | Current Assets to Total Assets<br>อัตราส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม | CA_TA |
| 4 | Cash Flow Ratio<br>อัตราส่วนกระแสเงินสด | CFR |
| 5 | Cash Flow from Operation to Total Assets<br>อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อสินทรัพย์รวม | CFO_TA |
| 6 | Cash Flow from Financing to Sales<br>อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการจัดหาเงินต่อยอดขาย | CFF_S |
| 7 | Gross Profit Margin<br>อัตราส่วนกำไรขั้นต้น | GPM |
| 8 | Net Income Margin<br>อัตราส่วนกำไรสุทธิ | NIM |
| 9 | Return on Assets<br>อัตราส่วนผลตอบแทนจากสินทรัพย์ | ROA |
| 10 | Total Assets Turnover<br>อัตราส่วนการหมุนเวียนของสินทรัพย์รวม | ATR |
| 11 | Accounts Receivable Turnover<br>อัตราส่วนการหมุนเวียนของลูกหนี้การค้า | ART |

**ตาราง 3.1** ตัวแปรในงานวิจัย 26 ตัวแปร (ต่อ)

| No. | Variance (Feature) name / ชื่อตัวแปร (คุณลักษณะ) | Abbrev. |
|---|---|---|
| 12 | Accounts Receivable to Total Assets<br>อัตราส่วนลูกหนี้การค้าต่อสินทรัพย์รวม | AR_TA |
| 13 | Inventory to Total Assets<br>อัตราส่วนสินค้าคงเหลือต่อสินทรัพย์รวม | INV_TA |
| 14 | Interest Bearing Debt to Total Assets<br>อัตราส่วนหนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยรวมต่อสินทรัพย์รวม | TD_TA |
| 15 | Debt Ratio<br>อัตราส่วนหนี้สิน | DR |
| 16 | Long Term Debt to Equity<br>อัตราส่วนหนี้สินระยะยาวที่มีภาระดอกเบี้ยต่อส่วนของผู้ถือหุ้น | LTD_E |
| 17 | Current Liability to Equity<br>อัตราส่วนหนี้สินหมุนเวียนต่อส่วนของผู้ถือหุ้น | CL_E |
| 18 | Days Sales in Receivables Index<br>ดัชนีลูกหนี้ต่อยอดขาย | DSRI |
| 19 | Gross Margin Index<br>ดัชนีอัตราส่วนกำไรขั้นต้น | GMI |
| 20 | Asset Quality Index<br>ดัชนีคุณภาพของสินทรัพย์ | AQI |
| 21 | Sales Growth Index<br>ดัชนีการเติบโตของยอดขาย | SGI |
| 22 | Depreciation Index<br>ดัชนีค่าเสื่อมราคา | DEPI |
| 23 | Sales, General and Admin. Exp. Index<br>ดัชนีค่าใช้จ่ายในการขายและบริหาร | SGAI |
| 24 | Total Accrual to Total Assets<br>อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม | TATA |
| 25 | Leverage Index<br>ดัชนีความสามารถในการชำระหนี้ | LVGI |
| 26 | Fraud (8 Index)<br>การทุจริต | F_Re_8V |

3.4.3.2 การลดตัวแปรที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ

การลดปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ (Multicollinearity) ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) เป็นสิ่งสำคัญ การวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อนำมาใช้สร้างแบบจำลองมีความแตกต่างจากวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลทั่วไป เพราะแบบจำลองมีศักยภาพในการเรียนรู้และปรับตัวเองเพื่อลดผลกระทบจากความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุได้ดีกว่าเครื่องมือวิเคราะห์แบบดั้งเดิม (Obite et al., 2020) โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้รูปแบบและความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรได้ผ่านการปรับน้ำหนักของโหนดในชั้นซ่อน (Hidden Layers) ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ถึงแม้มีปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ แต่แบบจำลองเรียนรู้และปรับตัวกับข้อมูลที่ซับซ้อนได้

3.4.3.3 เกณฑ์ในการคัดเลือกตัวแปร

วิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างคู่ของคุณลักษณะ (Features) ทั้งหมด และเลือกตัวแปรที่ต้องนำออกด้วยการพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียรสัน เพื่อลดความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ โดยมีหลักเกณฑ์ในการคัดเลือกตัวแปรดังนี้

(1) การตรวจสอบค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียรสัน

ตรวจสอบความสัมพันธ์เชิงเส้น จากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างคู่ของตัวแปรทั้งหมด โดยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียรสัน ที่สำคัญอยู่ในช่วงเริ่มตั้งแต่ $r > 0.70$ และ $r < -0.7$ สำหรับงานวิจัยชิ้นนี้เน้นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียรสันที่มีค่า $r > 0.90$ และ $r < -0.9$ ซึ่งมีความสัมพันธ์สูงกับตัวแปรอื่น

(2) การลดตัวแปรที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ

การพิจารณาตัวแปรที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ (Multicollinearity) เพื่อลดปัญหาสำหรับการเรียนรู้ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม จึงต้องลดความซับซ้อนของแบบจำลองลดด้วยการตัดตัวแปรที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นสูง โดยพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียรสันที่มีค่าสูงตามเกณฑ์ในข้อ 1 ที่ระดับ $r > 0.90$ และ $r < -0.90$ ช่วยให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ที่สำคัญได้ดีขึ้นจากการลดตัวแปร และป้องกันการเรียนรู้ที่มากเกินไป (Overfitting)

(3) การให้ข้อมูลมีความเป็นจริง

งานวิจัยนี้เน้นการให้ข้อมูลที่เป็นจริง (Real Data) ให้มากที่สุด เพื่อให้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ในสถานการณ์ที่ใกล้เคียงความเป็นจริงและหลากหลายเท่าที่เป็นได้ เพื่อให้เกิดการเรียนรู้และทราบรูปแบบของข้อมูลที่ใกล้เคียงความเป็นจริงได้ โดยแบบจำลองสามารถรับข้อมูลเชิงตัวเลขโดยตรงและไม่ต้องการสมมติฐานเกี่ยวกับการกระจายข้อมูล

ทำให้สามารถใช้งานได้กับปัญหาที่หลากหลาย และแบบจำลองเป็นเครื่องประมาณค่าที่ไม่ต้องมีแบบจำลอง (Model-Free Estimators) ทำให้สามารถจับผลกระทบระหว่างตัวแปรได้โดยไม่ต้องมีการกำหนดแบบจำลองล่วงหน้า (Lam, 2004)

3.4.4 การสร้างแบบจำลอง

งานวิจัยนี้ใช้โปรแกรมภาษาไพทอน (Python) ในการเขียนคำสั่งงานแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) เริ่มจากกำหนดสถาปัตยกรรมของโครงข่าย การแบ่งแยกข้อมูล การปรับขนาดของคุณลักษณะ และเริ่มการฝึกฝนและทดสอบแบบจำลองตามที่ได้วางสถาปัตยกรรมของโครงข่ายไว้แล้ว กระบวนการมีดังนี้

3.4.4.1 การกำหนดสถาปัตยกรรมของโครงข่าย

งานวิจัยนี้มีการกำหนดสถาปัตยกรรมของโครงข่าย (Model Architecture) ในรายละเอียดเกี่ยวกับรูปแบบของแบบจำลอง (Model Pattern) ฟังก์ชันหลักในการฝึกฝนและทำนายของแบบจำลอง และค่าเริ่มต้นของแบบจำลอง รายละเอียดดังนี้

3.4.4.1.1 รูปแบบของแบบจำลอง

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น มีดังนี้

(1) ชั้นข้อมูลนำเข้า (Input Layer) จำนวน 25 นิวรอน

(2) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) มี 2 ชั้น แต่ละชั้น ได้แก่

(2.1) ชั้นซ่อนที่ 1 (Layer 1) จำนวน 15 นิวรอน

(2.2) ชั้นซ่อนที่ 2 (Layer 2) จำนวน 15 นิวรอน

(3) ชั้นข้อมูลส่งออก (Output Layer) จำนวน 1 นิวรอน (โดยที่ 1 หมายถึง “มีแนวโน้มการทุจริต” และ 0 หมายถึง “ไม่มีแนวโน้มการทุจริต”)

3.4.4.1.2 ฟังก์ชันหลักในการฝึกฝนและทำนายของแบบจำลอง

งานวิจัยนี้มีการใช้ฟังก์ชันหลักในการฝึกฝนและทำนายของแบบจำลอง (Core Training and Prediction Functions of the Model) แบ่งการทำงานออกเป็น 3 กลุ่ม คือ การเตรียมฝึก การประเมินประสิทธิภาพ และการทำนาย โดยฟังก์ชันส่วนสำคัญในการทำงานของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีองค์ประกอบที่สำคัญในกระบวนการฝึกฝน ประเมิน และทำนายผลลัพธ์ของแบบจำลอง ดังนี้

(1) การเตรียมและฝึกฝนแบบจำลอง (Fit Method) ใช้ในการเตรียมและฝึกฝนแบบจำลอง (Model) จากข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย

(2) การประเมินประสิทธิภาพ (Score Method) ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยการให้คะแนนตามข้อมูลทดสอบ

(3) การทำนายผลลัพธ์ (Predict Method) ใช้ในการทำนายผลลัพธ์จากข้อมูลใหม่เครื่องไม่เคยเห็นมาก่อนเพื่อวัดความถูกต้องของผลลัพธ์การทำนาย

(4) การทำนายความน่าจะเป็น (Predict Probability Method) ใช้ในการทำนายความน่าจะเป็นของผลลัพธ์ที่เป็นไปได้สำหรับข้อมูลใหม่

3.4.4.1.3 ค่าเริ่มต้นของแบบจำลอง

การตั้งค่าเริ่มต้นของแบบจำลอง (Model Initialization) และขั้นตอนวิธี (Algorithms) มีรายละเอียดดังนี้

(1) ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) เพื่อปรับค่าผลลัพธ์ของแต่ละนิวรอนให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1

(2) การป้อนไปข้างหน้า (Feedforward) หรือเรียกว่า (Forward Propagation) ใช้ในกระบวนการที่ข้อมูลถูกส่งผ่านจากชั้นข้อมูลนำเข้า (Input Layer) ผ่านชั้นซ่อน (Hidden Layer) ไปยังชั้นข้อมูลส่งออก (Output Layer)

(3) การแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation) หรือเรียกว่า (Backward Propagation)) ใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของแบบจำลองในระหว่างกระบวน โดยใช้ค่าความคลาดเคลื่อน (Errors) ที่คำนวณจากผลลัพธ์ที่คาดการณ์และค่าจริง

(4) การปรับข้อมูลนำเข้าให้เป็นมาตรฐาน (Standardized Input Data) เป็นการปรับข้อมูลนำเข้าโดยใช้วิธี Standardization เพื่อปรับข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการฝึกแบบจำลอง

(5) คอมไพล์ (Compile) เป็นการเตรียมแบบจำลองให้พร้อมสำหรับการฝึกฝน (Training) โดยการคอมไพล์แบบจำลองมีดังนี้

(5.1) การหาค่าเหมาะสมที่สุด (Optimizer) มีหน้าที่ปรับค่าน้ำหนักของแบบจำลองระหว่างการฝึกฝนเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนรู้ และได้ค่าผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำมากที่สุด งานวิจัยนี้กำหนดค่าแบบ Adam (Adaptive Moment Estimation) เป็นตัวปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายประสารทเทียม

(5.2) ฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Function) เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการวัดความแตกต่างระหว่างค่าผลลัพธ์ที่คาดการณ์จากแบบจำลองกับค่าจริงที่มีอยู่ โดยค่าที่ได้จากฟังก์ชันการสูญเสียถูกใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักแบบจำลองระหว่างการฝึกฝน งานวิจัยนี้กำหนดฟังก์ชันการสูญเสียแบบ Binary_Crossentropy ใช้สำหรับการจำแนกประเภทแบบสองกลุ่ม (Binary Classification)

(5.3) เมทริกซ์ (Metrics) เป็นค่าที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองหลังจากการฝึกฝน งานวิจัยนี้พิจารณาจากค่าความแม่นยำ (Accuracy) เพื่อวัดความแม่นยำของแบบจำลองในการทำนายผลลัพธ์

(6) พารามิเตอร์ (Parameter) ใช้ในการสร้างแบบจำลอง เพื่อกำหนดลักษณะและการทำงานของแบบจำลองพารามิเตอร์เหล่านี้ ช่วยในการปรับปรุงประสิทธิภาพของแบบจำลอง และทำให้การฝึกฝนเป็นไปอย่างเหมาะสม ค่าพารามิเตอร์ที่กำหนดในงานวิจัยนี้เป็นดังนี้

(6.1) อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ใช้ในการกำหนดขนาดของการปรับเปลี่ยนน้ำหนักของแบบจำลองในแต่ละชั้นในระหว่างขั้นตอนการฝึกฝน งานวิจัยนี้กำหนดเป็น 0.01

(6.2) อัตราการละทิ้ง (Dropout Rate) ใช้ป้องกันการเรียนรู้มากเกินไป (Overfitting) โดยการสุ่มปิดการทำงานของนิวรอนบางส่วนในระหว่างการฝึกฝน ช่วยให้แบบจำลองมีความสามารถในการทำนายที่ดีขึ้นโดยไม่เกิดการเรียนรู้มากเกินไป งานวิจัยนี้กำหนดเป็น 0.00

(6.3) ขนาดของชุดข้อมูล (Batch Size) ใช้ในการกำหนดขนาดตัวอย่างข้อมูลที่ใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละรอบการฝึกฝน การเลือกขนาดตัวอย่างข้อมูลที่เหมาะสมช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการคำนวณและความสเถียรของการฝึกฝน งานวิจัยนี้กำหนดเป็นขนาดตัวอย่างชุดละ 32 ข้อมูล

(6.4) จำนวนรอบ (Epochs) ใช้กำหนดจำนวนรอบที่แบบจำลองต้องใช้ฝึกฝน หากตั้งจำนวนรอบการฝึกฝนไว้มากเกินไป จะเกิดการเรียนรู้ที่มากเกินไป (Overfitting) หากตั้งจำนวนรอบการฝึกฝนไว้น้อยเกินไปจะเกิดการเรียนรู้ที่น้อยเกินไป (Underfitting) งานวิจัยนี้กำหนดเป็น 20 รอบ

3.4.4.2 การแบ่งแยกข้อมูล

การแบ่งแยกข้อมูล (Data Partitions) สำหรับการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม กำหนดไว้ในสัดส่วนข้อมูลเพื่อการฝึกฝน (Train Data) ต่อข้อมูลทดสอบ (Test Data) ที่ไม่ใช่สัดส่วน 70:30 หรือ 80:20 ที่นิยมใช้กัน งานวิจัยนี้แบ่งสัดส่วนของข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองออกเป็น 4 ส่วนจากข้อมูลทั้งหมด ได้ตามอัตราส่วนดังนี้

(1) ชุดข้อมูลฝึก (Training Dataset) ร้อยละ 70

(2) ชุดข้อมูลปรับค่า (Tuning Dataset) ร้อยละ 10

(3) ชุดข้อมูลทดสอบ (Test Dataset) ร้อยละ 10

(4) ชุดข้อมูลปรับเทียบ (Calibration Dataset) ร้อยละ 10

การแบ่งชุดข้อมูลที่ไม่ใช่สัดส่วนที่นิยมได้รับการสนับสนุนจากงานวิจัยของ Nguyen et al. (2021) และ Arabameri et al. (2020) ที่สนับสนุนให้มีการแบ่งสัดส่วนที่ไม่ใช่สัดส่วน 70:30 และ Tesfay Abraha et al. (2024) ได้กล่าวถึงเช่นเดียวกันและเสริมอีกว่า การแบ่งสัดส่วนของข้อมูลขึ้นอยู่กับความต้องการของแต่ละงานวิจัยและขึ้นอยู่กับข้อมูลและวัตถุประสงค์การวิจัย

ดังนั้นงานวิจัยนี้แบ่งข้อมูลในสัดส่วน 70:10:10:10 สำหรับการฝึกฝน การปรับค่า การทดสอบ และการปรับเทียบแบบจำลอง โดยมีจุดมุ่งหมายเพื่อเพิ่มความแม่นยำและประสิทธิภาพของแบบจำลองมากกว่าการแบ่งข้อมูลแบบที่นิยมใช้ การแบ่งข้อมูลเป็นหลายชุดทำให้สามารถปรับพารามิเตอร์ (Hyperparameter Tuning) ของแบบจำลองได้อย่างละเอียด และสามารถปรับเทียบ (Calibration) แบบจำลองเพื่อปรับปรุงความแม่นยำของการทำนายได้ดียิ่งขึ้น เช่น ในงานวิจัยของ Hinton et al. (2012) ที่ใช้แบบจำลองโครงข่ายเชิงลึก (DNN) สำหรับการรู้จำเสียงพูด และ Krizhevsky et al. (2017) ที่ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) สำหรับการจำแนกรูปภาพ ต่างก็ใช้การแบ่งข้อมูลเป็นหลายชุดเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่แม่นยำมากขึ้น นอกจากนี้ Caruana & Niculescu-Mizil (2006) ยังเปรียบเทียบประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธี (Algorithms) การเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised) โดยใช้การแบ่งข้อมูลเป็นหลายชุดเช่นกัน ช่วยให้สามารถประเมินผลของแบบจำลองได้ไม่เอนเอียง

3.4.4.3 การตรวจสอบไขว้ในการประเมินประสิทธิภาพ

การตรวจสอบไขว้ (Cross-Validation) ในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในระหว่างการฝึกฝนเพื่อปรับค่าพารามิเตอร์ เพื่อให้มั่นใจว่าแบบจำลองสามารถทำนายผลได้อย่างแม่นยำในข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน โดยใช้เทคนิค k-fold cross-validation ที่มีการการทำงานในลักษณะการแบ่งข้อมูลออกเป็นจำนวน k ส่วนเท่ากัน (folds) แบบจำลอง นำ k-1 ส่วนของข้อมูลเป็นชุดฝึกฝน และใช้ส่วนที่เหลือเป็นชุดทดสอบ ทำซ้ำขั้นตอนจำนวน k ครั้ง โดยแต่ละครั้งมีการเปลี่ยนส่วนที่ใช้เป็นชุดทดสอบให้ครบทุกส่วน เพื่อให้ได้ค่าความแม่นยำของแต่ละรอบมาใช้ในการประเมินประสิทธิภาพโดยรวม การใช้ k-fold cross-validation ช่วยให้การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความครอบคลุมและน่าเชื่อถือมากขึ้น เนื่องจากใช้ข้อมูลทั้งหมดในการทดสอบความสามารถของแบบจำลอง และช่วยลดปัญหาการแบ่งข้อมูลที่ไม่สมดุล (Imbalanced Data) ช่วยให้การแบ่งข้อมูลมีการกระจายของคลาส (Class Distribution) ที่สมดุลในแต่ละ fold งานวิจัยนี้กำหนดค่า k ที่ 10 สำหรับข้อมูลในการฝึก (Training Dataset) ร่วมกับกำหนดผลลัพธ์ในการสุ่มให้คงที่ เพื่อการประมวลผลซ้ำได้

3.4.4.4 การปรับขนาดคุณลักษณะ

การปรับขนาดคุณลักษณะ (Feature Scaling) ช่วยให้การกระจายของข้อมูลมีความสมมาตรและอยู่ในช่วงที่เหมาะสม ทำให้กระบวนการปรับค่าน้ำหนัก (Weights) ในโครงข่ายประสาทเทียมเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น และเพิ่มความรวดเร็วในการฝึกฝน เนื่องจากการปรับขนาดช่วยลดความซับซ้อนของขั้นตอนการคำนวณ อีกทั้งเป็นการป้องกันปัญหาช่วงค่าที่ต่างกันเมื่อนำเข้าข้อมูลส่งผลต่อกระบวนการแบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation) ในการปรับค่าน้ำหนักในแต่ละชั้นไม่เสถียร

งานวิจัยนี้ กำหนดวิธีการการปรับขนาดคุณลักษณะ (Feature Scaling) แบบมาตรฐาน (Standardization) ด้วย `StandardScaler` โดยการทำให้ข้อมูลมีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น 1 ช่วยให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น เนื่องจากข้อมูลมีการกระจายที่คล้ายกัน ลดความลำเอียงของแบบจำลองที่อาจเกิดจากข้อมูลที่มีช่วงค่าต่างกันมากไป และช่วยให้การฝึกแบบจำลองเร็วขึ้นและเสถียรมากขึ้น สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรการคำนวณ

$$Z_{standardized} = \frac{x-\bar{x}}{SD} \quad \text{.....} \quad (3.9)$$

โดยที่

$x$ คือ ค่าของข้อมูล

$\bar{x}$ คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูล

$SD$ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูล

3.4.5 การฝึกฝน การทดสอบ และการปรับเทียบแบบจำลอง

หลังจากการสร้างแบบจำลองและเตรียมข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ของเครื่องแล้ว ขั้นตอนถัดมาเป็นการฝึกฝน ทดสอบ และการปรับเทียบแบบจำลอง ดังรายละเอียดต่อไปนี้

3.4.5.1 การฝึกฝนการเรียนรู้

การฝึกฝนการเรียนรู้ (Learning of Training) ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเป็นกระบวนการสำคัญในการสร้างแบบจำลอง โดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning) จากชุดข้อมูลที่ประกอบด้วยข้อมูลนำเข้า (Inputs) และป้ายกำกับ (Labels) ที่สอดคล้องกัน

การฝึกฝนแบบจำลองมีการนำเข้าคุณลักษณะ (Features) เพื่อนำไปใช้ในการปรับน้ำหนัก (Weights) และค่าความเอนเอียง (Biases) ของแบบจำลอง ค่าความเอนเอียงมีบทบาทสำคัญในการปรับเปลี่ยนค่าที่ได้จากผลรวมถ่วงน้ำหนักก่อนส่งผ่านฟังก์ชันกระตุ้น

(Activation Function) กระบวนการนี้มีหน้าที่สำคัญในการเรียนรู้และการปรับตัวของแบบจำลอง การฝึกฝนประกอบด้วยสองขั้นตอนหลัก ดังนี้

(1) การป้อนไปข้างหน้า

การป้อนไปข้างหน้า (Forward Propagation) ของข้อมูลจากชั้นข้อมูลนำเข้า (Input Layer) ถูกส่งผ่านชั้นซ่อน (Hidden Layers) ไปยังชั้นข้อมูลส่งออก (Output Layer) แต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนและชั้นข้อมูลส่งออกทำการคำนวณผลรวมถ่วงน้ำหนักของข้อมูลนำเข้า (Input) ที่ได้รับและส่งผลลัพธ์ผ่านฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อให้ได้ข้อมูลส่งออกสุดท้าย โดยมีฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ใช้ในการเปลี่ยนแปลงค่าข้อมูลนำเข้า เพื่อให้ได้ข้อมูลส่งออกที่อยู่ในช่วงที่ต้องการ งานวิจัยนี้ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นกำหนดเป็นฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรการคำนวณ – ค่าความเอนเอียงและค่าน้ำหนักในแต่ละโหนด

$$z_j = \sum_{i=1}^{n} w_{ji} x_i + b_j \quad \text{.....} \quad (3.10)$$

โดยที่

$z_j$ คือ ค่าที่คำนวณได้ของโหนดที่ $j$

$w_{ji}$ คือ ค่าน้ำหนักของการเชื่อมต่อจากโหนด $i$ ในชั้นก่อนหน้าไปยังโหนดที่ $j$ ในชั้นปัจจุบัน

$x_i$ คือ ค่าข้อมูลนำเข้าของโหนดที่ $i$ ในชั้นก่อนหน้า

$b_i$ คือ ค่าความเอนเอียง (Bias) ของโหนดที่ $j$

สูตรการคำนวณ – ฟังก์ชันกระตุ้นแบบฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid)

$$a_j = \sigma(z_j) = \frac{1}{1+e^{-z_j}} \quad \text{.....} \quad (3.11)$$

โดยที่

$a_j$ คือ ค่าข้อมูลส่งออก (output) ของโหนด $j$

$\sigma$ คือ ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function)

$z_j$ คือ ค่าที่คำนวณได้ของโหนดที่ $j$

$e$ คือ ค่าคงที่ทางคณิตศาสตร์ที่มีค่าประมาณเท่ากับ 2.71828

(2) การแพร่ย้อนกลับ

การแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation) เป็นกระบวนการที่ใช้ในการอัปเดตค่าความเอนเอียง (Biases) และ ค่าน้ำหนัก (Weights) ของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของการทำนายผล โดยการคำนวณค่าความคลาดเคลื่อน (Errors) ระหว่างค่าที่คาดการณ์ (Predicted Output) กับค่าจริง (True Output) ค่าความคลาดเคลื่อนนี้ ถูกใช้ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าความเอนเอียงผ่านวิธีการเคลื่อนลงตามความชัน (Gradient Descent) เพื่อลดค่าความผิดพลาดให้ได้มากที่สุด

(2.1) ฟังก์ชันการสูญเสีย

ฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Function) ใช้วัดความแตกต่างระหว่างค่าที่ได้จากแบบจำลองและค่าเป้าหมาย (Ground Truth) ของข้อมูล ค่าการสูญเสีย (Loss) บ่งบอกถึงการทำนายของแบบจำลองไม่ดีตามค่าเป้าหมาย การลดค่าสูญเสียให้เหลือน้อยที่สุดจึงเป็นเป้าหมายในการปรับแบบจำลองให้มีประสิทธิภาพดีขึ้น โดยที่ฟังก์ชันการสูญเสียที่เหมาะกับการจำแนกประเภทที่มีสองค่า งานวิจัยนี้เลือกค่าการสูญเสียลอการิทึมเป็น “Binary Cross-Entropy” ค่าที่ดีของค่าการสูญเสียลอการิทึมควรอยู่ใกล้ 0 แบบจำลองถึงยิ่งมีความแม่นยำในการทำนายมากขึ้น โดยทั่วไป ค่าที่ดีของค่าการสูญเสียลอการิทึม สำหรับชุดข้อมูลที่มีการกระจายตัวดีและไม่มีความซับซ้อนมากควรอยู่ในช่วง 0.1 ถึง 0.2 คำนวณได้ดังนี้

สูตรการคำนวณ:

$$\text{Log Loss} = -\frac{\sum_{i=1}^{n}[y_i \cdot log(\hat{y}_i)+(1-y_i)\cdot log(1-\hat{y}_i)]}{n} \quad \text{..... (3.12)}$$

โดยที่:

$n$ คือ จำนวนของตัวอย่างในชุดข้อมูล

$y_i$ คือ ค่าจริงสำหรับตัวอย่างที่ $i$

$\hat{y}_i$ คือ ค่าความน่าจะเป็นที่ถูกทำนายว่าตัวอย่างที่ $i$ เป็นคลาส 1

(2.2) การปรับค่าน้ำหนักด้วยการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด

การปรับค่าน้ำหนักและค่าความเอนเอียงในงานวิจัยนี้ใช้วิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุด (Optimizer) แบบ Adam (Adaptive Moment Estimation) ซึ่งเป็นวิธีที่ผสมผสานระหว่างเทคนิคการเคลื่อนลงตามความชัน (Gradient Descent) และการปรับปรุงอัตราการเรียนรู้ โดยการใช้ค่าโมเมนตัม (Momentum) และค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average) คำนวณได้ดังนี้

(2.2.1) คำนวณค่า Gradient ของฟังก์ชันการสูญเสีย

$$g_t = \nabla L(w_t) \quad \text{.....} \quad (3.13)$$

(2.2.2) อัปเดตค่าโมเมนตัมและค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1-\beta_1) g_t \quad \text{.....} \quad (3.14)$$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1-\beta_2) g_t^2 \quad \text{.....} \quad (3.15)$$

(2.2.3) ปรับค่าน้ำหนัก

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1-\beta_1^t} \quad \text{.....} \quad (3.16)$$

$$\hat{v}_t = \frac{v_t}{1-\beta_2^t} \quad \text{.....} \quad (3.17)$$

$$w_{t+1} = w_t - \eta \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{v}_t + \epsilon}} \quad \text{.....} \quad (3.18)$$

โดยที่:

| | | |
|---|---|---|
| $w_t$ | คือ | ค่าน้ำหนักในช่วงเวลา $t$ |
| $\eta$ | คือ | อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) |
| $\nabla L(w_t)$ | คือ | Gradient ของฟังก์ชันการสูญเสียที่คำนวณสำหรับค่าน้ำหนัก $w_t$ |
| $m_t$ | คือ | ค่าโมเมนตัม |
| $v_t$ | คือ | ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ของ Gradient |
| $\beta_1$ และ $\beta_2$ | คือ | ค่าพารามิเตอร์ของ Adam |
| $\epsilon$ | คือ | ค่าคงที่ขนาดเล็กเพื่อป้องกันการหารด้วยศูนย์ |

สูตรการปรับค่าน้ำหนักด้วยการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดนี้แสดงขั้นตอนการปรับค่าน้ำหนักในการหาค่าเหมาะสมที่สุด (Optimizer) แบบ Adam ที่เกิดขึ้นในขั้นตอนการอัปเดตค่าน้ำหนักในแต่ละรอบของการฝึกฝนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

(3) การตั้งค่าพารามิเตอร์ในการฝึกฝน

การตั้งค่าพารามิเตอร์ในการฝึกฝน (Training Parameters) แบบ จำลองโครงข่ายประสาทเทียมฝึกฝนตามค่าพารามิเตอร์ (Parameter) ที่กำหนดไว้ คือ การหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimizer) ใช้แบบ Adam (Adaptive Moment Estimation) อัตราการเรียนรู้

(Learning Rate) ใช้ 0.01 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) จำนวนรอบ (Epochs) ในการฝึกฝนใช้ 20 รอบ ขนาดของชุดข้อมูล (Batch Size) ใช้ 32 ข้อมูล อัตราการละทิ้ง (Dropout Rate) นิวรอน ใช้ 0.00 ชั้นซ่อน (Hidden Layers) จำนว 2 ชั้น แต่ละชั้นประกอบด้วยนิวรอน (Neurons) 15 นิวรอน

การฝึกฝนมีการดำเนินการในหลายรอบ (Epochs) โดยในแต่ละรอบแบบจำลองได้รับการปรับปรุงเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการเรียนรู้ การฝึกฝนถูกดำเนินการจนกว่าค่าความผิดพลาดมีค่าต่ำกว่าค่าที่กำหนดหรือเป็นไปตามจำนวนรอบ (Epochs) การฝึกฝนที่กำหนดไว้ล่วงหน้าสิ้นสุดลง

(4) การประเมินผลหลังการฝึกฝน

การประเมินผลหลังการฝึกฝน (Post-training Assessment) เสร็จสิ้น การประเมินผลแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมถูกดำเนินการโดยใช้ชุดข้อมูลทดสอบ (Test Dataset) เป็นข้อมูลที่แบบจำลองไม่เคยเห็นมาก่อน การประเมินผลนี้ช่วยให้สามารถตรวจสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองในการทำนายข้อมูลใหม่ได้

3.4.5.2 การค้นหาพารามิเตอร์ที่ดีที่สุด

การค้นหาพารามิเตอร์ที่ดีที่สุด (Finding Best Hyperparameter) หลังจากการฝึกฝนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเรียบร้อยแล้ว การหาค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดเป็นขั้นตอนที่สำคัญเพื่อให้ได้แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงสุดจากชุดพารามิเตอร์ที่กำหนดไว้ โดยใช้วิธีการทดสอบและประเมินผลในหลายครั้งในการตรวจสอบไขว้ งานวิจัยนี้ใช้การค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดด้วยวิธีการค้นหาแบบตาราง (Grid Search) ร่วมกับการทำการตรวจสอบไขว้ (Cross-Validation) ตามตาราง 3.2

**ตาราง 3.2** ค่าพารามิเตอร์และค่าภายในเพื่อการฝึกฝนแบบจำลองให้ได้พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด

| Parameter | Method / Value |
|---|---|
| Optimizer | adam, sdg |
| Learning rate | 0.01, 0.001, 0.0001 |
| Activation | Sigmoid |
| Epochs | 25, 50, 75, 100 |
| Batch size | 32, 64, 96 |
| Dropout rate | 0.40, 0.50 |
| Hidden layers | 2 |
| Neurons | 1, 2, 3, ... 23, 24, 25 |

จากตาราง 3.2 เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละชุดค่าพารามิเตอร์ แบบจำลองทำงานตามกระบวนการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดด้วยวิธีการค้นหาแบบตาราง (Grid Search) ทำการทดลองค่าพารามิเตอร์ (Parameter) ทุกค่าที่อยู่ในตารางค่าพารามิเตอร์ (Hyperparameter Grid) เพื่อหาค่าที่ดีที่สุดโดยใช้การตรวจสอบไขว้ (Cross-Validation) และประเมินผลด้วยค่าคะแนน F1 (F1 Score) เป็นตัวชี้วัดในการเลือกค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุด (Best Model)

3.4.5.3 การปรับเทียบแบบจำลอง

งานวิจัยนี้ใช้กระบวนการปรับเทียบ (Calibration) จากการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุด (Best Model) ที่ได้จากการฝึกฝนและการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม (Hyperparameter Tuning) มาทำการปรับเทียบกับชุดข้อมูลที่แยกไว้เพื่อการปรับเทียบ (Calibration Data) โดยกระบวนการนี้ช่วยปรับเทียบค่าความน่าจะเป็นที่ทำนายได้จากแบบจำลองให้สอดคล้องกับความเป็นจริงมากขึ้น มีขั้นตอนการปรับเทียบดังนี้

(1) เตรียมข้อมูลปรับเทียบ

งานวิจัยนี้ได้แยกชุดข้อมูลสำหรับปรับเทียบออกจากข้อมูลฝึก (Training Data) และข้อมูลทดสอบ (Test Data) เพื่อให้การปรับเทียบมีความเป็นกลางและไม่ถูกบิดเบือนด้วยข้อมูลที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเคยเห็นมาก่อน และข้อมูลที่ใช้ในการปรับเทียบมีการปรับขนาด (Scaled) เป็นแบบมาตรฐาน (Standardization) ทำให้ค่าของข้อมูลมีการกระจายที่เหมาะสมด้วย `StandardScaler`

(2) การทำปรับเทียบ

งานวิจัยนี้ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุด มาใช้ในการปรับเทียบ (Calibration) โดยใช้ `CalibratedClassifierCV` เป็นการปรับเทียบค่าความน่าจะเป็นที่ได้จากแบบจำลองให้สอดคล้องกับข้อมูลจริงมากขึ้น โดยการใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) ตามลักษณะของข้อมูลและความต้องการของงานวิจัย และแบบจำลองที่ได้รับการปรับเทียบนี้ได้รับการฝึกฝนด้วยข้อมูลปรับเทียบ เพื่อให้การปรับเทียบมีประสิทธิภาพสูงสุด

(3) การประเมินผลหลังการปรับเทียบ

ประเมินผลการปรับเทียบโดยการทำนายค่าผลลัพธ์จากข้อมูลปรับเทียบและคำนวณความแม่นยำของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมหลังการปรับเทียบ และนำคะแนนของแบบจำลองที่ดีที่สุดกับที่มีการปรับเทียบแล้วมาเปรียบเทียบคะแนน เพื่อพิจารณาว่าหลังการปรับเทียบแล้วแบบจำลองมีความสามารถในการทำนายผลลัพธ์ที่แม่นยำและสอดคล้องกับความเป็นจริงมากขึ้นเพียงใด ทำให้สามารถตัดสินใจได้ว่าควรใช้แบบจำลองใดในการทำนายผลลัพธ์ในอนาคต

การปรับเทียบในงานวิจัยนี้ใช้แบบจำลองที่ดีที่สุดที่ได้จากการฝึกฝนและการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดมาทำการปรับเทียบกับชุดข้อมูลปรับเทียบ ขั้นตอนนี้ช่วยปรับเทียบค่าความน่าจะเป็นที่ทำนายได้จากแบบจำลองให้สอดคล้องกับความเป็นจริงมากขึ้น ทำให้แบบจำลองมีความแม่นยำและน่าเชื่อถือมากขึ้นในการทำนายผลลัพธ์

3.4.6 การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง

แบบจำลองที่สร้างขึ้นต้องมีการวัดและประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง เพื่อให้เกิดความเชื่อมั่นในการนำแบบจำลองการจำแนกประเภทแบบหลายชั้น (Multilayer Perceptron: MLP) ออกใช้ ด้วยเครื่องมือและเมทริกซ์ในการประเมินประสิทธิภาพ ได้แก่ ค่าความแม่นยำ ค่าความเที่ยงตรง ค่าความไว ค่าความจำเพาะ ค่า F1-Score และเมทริกซ์ความสับสน

ในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการจำแนกประเภทแบบสองค่า (Binary Classification) ค่าพื้นฐานที่ได้รับจากผลการทำนายของแบบจำลองที่สร้างขึ้น แบ่งออกเป็น 4 กลุ่ม เพื่อใช้ค่าในการคำนวณ ดังนี้

**TP** (True Positives) คือ การทำนายผลบวกที่ถูกต้อง

**FP** (False Positives) คือ การทำนายผลบวกที่ผิดพลาด

**FN** (False Negatives) คือ การทำนายผลลบที่ผิดพลาด

**TN** (True Negatives) คือ การทำนายผลลบที่ถูกต้อง

โดยมีวิธีการคำนวณเพื่อหาค่าในการพยากรณ์เพื่อการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองดังนี้

3.4.6.1 ความแม่นยำ

ความแม่นยำ (Accuracy) เป็นตัวชี้วัดประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ระบุสัดส่วนของการทำนายที่ข้อมูลถูกต้องทั้งหมดของแบบจำลองการจำแนกหมวดหมู่ (Classification Models) โดยสนใจทั้งการทำนายที่ถูกต้องและการทำนายที่ผิดพลาดของทั้งสองคลาส (Positive และ Negative) ต่อการทำนายทั้งหมดในชุดข้อมูล สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรการคำนวณ:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{Total\ (TP+TN+FP+FN)} \quad \text{.....} \quad (3.19)$$

ค่าที่ดีที่สุดของความแม่นยำ คือ 1.00 หมายความว่า การทำนายถูกต้องทุกครั้ง การมีค่าความแม่นยำที่สูง บ่งบอกถึงประสิทธิภาพที่ดีของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายผลลัพธ์ แต่ในกรณีที่ข้อมูลมีความไม่สมดุล (Imbalanced Dataset) เช่น มีจำนวนตัวอย่างค่าผลบวก (Positive Samples) และค่าผลลบ (Negative Samples) แตกต่างกันมาก ค่าความแม่นยำอาจไม่เป็นตัวชี้วัดที่ดี เนื่องจากแบบจำลองอาจทำนายคลาสที่มีจำนวนตัวอย่าง

มากกว่าได้ถูกต้องบ่อยครั้ง ในขณะที่ทำนายคลาสที่มีจำนวนตัวอย่างน้อยกว่าผิดพลาด ดังนั้นควรใช้ตัวชี้วัดอื่นร่วมด้วย เช่น ค่าความเที่ยงตรง ค่าความไว และ ค่า F1-Score เพื่อให้ได้ภาพรวมที่ชัดเจนของประสิทธิภาพแบบจำลอง

3.4.6.2 ความเที่ยงตรง

ความเที่ยงตรง (Precision) ที่สนใจเฉพาะการทำนายในค่าผลบวก (Positive) จึงเป็นการระบุความเที่ยงตรงของการทำนายในค่าผลบวกว่าแบบจำลองทำนายว่าเป็นค่าผลบวกที่ถูกต้องแล้วเป็นจริงมีร้อยละเท่าใด และค่าความเที่ยงตรงหรือค่าทำนายผลบวก (Positive Predictive Value: PPV) สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรการคำนวณ:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad \text{.....} \quad (3.20)$$

ค่าที่ดีที่สุดของความเที่ยงตรง คือ 1.00 หมายความว่า การทำนายค่าผลบวกได้ถูกต้องทุกครั้ง การมีค่าความเที่ยงตรงที่สูง บ่งบอกถึงความแม่นยำในการทำนายค่าผลบวก ค่าความเที่ยงตรงที่ต่ำ บ่งบอกถึงแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีการทำนายค่าผลบวกที่ผิดพลาดบ่อยครั้ง แปลว่ามีการทำนายผลบวกที่ผิดพลาด (False Positives: FP) ที่สูง และแบบจำลองอาจไม่เหมาะสมสำหรับการใช้งานที่ต้องการความแม่นยำในการทำนายค่าผลบวก แต่ควรพิจารณาใช้ค่าความเที่ยงตรง ร่วมกับค่าความไว (Recall) เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองอย่างรอบด้าน

3.4.6.3 ความไว

ความไว (Recall หรือ Sensitivity) เป็นอัตราการทำนายผลบวกที่ถูกต้อง (True Positive Rate: TPR) ระบุถึงสัดส่วนการทำนายเป็นค่าผลบวกที่ถูกต้องแล้วเป็นจริงทั้งหมด สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรการคำนวณ:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad \text{.....} \quad (3.21)$$

ค่าที่ดีที่สุดของความไว คือ 1.00 หมายความว่า การทำนายค่าผลบวก (Positive) ได้ถูกต้องทั้งหมด บ่งบอกถึงความสามารถในการตรวจจับค่าผลบวกทั้งหมด ค่าความไวที่ต่ำ บอกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีการทำนายค่าผลบวกที่ผิดพลาดบ่อยครั้ง แสดงว่ามีจำนวนการทำนายผลลบที่ผิดพลาด (False Negative: FN) ที่สูง และแบบจำลองอาจไม่เหมาะสมสำหรับการใช้งานที่ต้องการตรวจจับค่าผลบวกให้ครบถ้วน แต่ควรพิจารณาใช้ค่าความไวร่วมกับ

ค่าความเที่ยงตรง เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองอย่างรอบด้าน

3.4.6.4 ความจำเพาะ

ความจำเพาะ (Specificity) ระบุถึงสัดส่วนระหว่างการทำนายเป็นค่าผลลบ (Negative) ที่ถูกต้องต่อจำนวนที่เป็นค่าผลลบจริงทั้งหมด เป็นค่าสถิติที่บอกถึงประสิทธิภาพของแบบจำลองในการทำนายค่าผลลบ สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรการคำนวณ:

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN+FP} \quad \text{.....} \quad (3.22)$$

ค่าที่ดีที่สุดของความจำเพาะ คือ 1.00 หมายความว่า การทำนายค่าผลลบ (Negative) ได้ถูกต้องทั้งหมด การมีค่าจำเพาะที่สูง บ่งบอกถึงความสามารถในการทำนายค่าผลลบได้อย่างแม่นยำ ค่าความจำเพาะที่ต่ำ บ่งบอกถึง แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีการทำนายค่าผลลบที่ผิดพลาดบ่อยครั้ง แสดงว่ามีจำนวนการทำนายผลบวกที่ผิดพลาด (FP) ที่สูง และแบบจำลองอาจไม่เหมาะสมสำหรับการใช้งานที่ต้องการทำนายค่าผลลบให้แม่นยำ แต่ควรพิจารณาใช้ค่าจำเพาะร่วมกับค่าความไว เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองอย่างรอบด้าน

3.4.6.5 ค่า F1-Score

F1-Score เป็นค่าเฉลี่ยเชิงกลมกลืน (Harmonic Mean) ใช้เป็นเครื่องมือสำหรับการวัดความสมดุลระหว่างค่าความเที่ยงตรงและค่าความไว สามารถช่วยในการประเมินแบบจำลองในกรณีที่การจำแนกของข้อมูลไม่สมดุล (Imbalanced Dataset) เช่น ในชุดข้อมูลที่มีจำนวนตัวอย่างค่าผลลบ (Negative Samples) ที่มากกว่าจำนวนตัวอย่างค่าผลบวก (Positive Samples) อย่างสิ้นเชิง สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรการคำนวณ:

$$\text{F1} = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad \text{.....} \quad (3.23)$$

ค่าที่ดีที่สุดของ F1-Score คือ 1.00 หมายความว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความสมดุลที่ดีที่สุดระหว่างค่าความเที่ยงตรงและค่าความไว ในกรณีนี้ แบบจำลองสามารถทำนายค่าผลบวก (Positive) ได้อย่างถูกต้องโดยมีอัตราการทำนานผลบวกที่ผิดพลาด (FPR) และอัตราการทำนายผลลบที่ผิดพลาด (FNR) ต่ำมาก หากค่า F1-Score ที่ต่ำ หมายถึง แบบจำลองมีปัญหาในการทำนายค่าผลบวกอย่างถูกต้อง อาจเกิดจากค่าความเที่ยงตรงต่ำ (มีค่าผลบวกที่ผิดพลาดที่สูง) หรือค่าความไวต่ำ (มีการทำนายผลลบที่ผิดพลาดที่สูง) หรือทั้งสองอย่าง

3.4.6.6 ตัวชี้วัดประสิทธิภาพ (Performance Metrics)

การวัดประสิทธิภาพที่ใช้ร่วมกับค่าความแม่นยำ ได้แก่ เมทริกซ์ความสับสน ค่านำนายผลบวก ค่านำนายผลลบ อัตราส่วนความน่าจะเป็นบวก อัตราส่วนความน่าจะเป็นลบ อัตราการทำนายผลบวกที่ผิดพลาด และอัตราการทำนายผลลบที่ผิดพลาด ดังรายละเอียดต่อไปนี้

3.4.6.6.1 เมทริกซ์ความสับสน

การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองในการแก้ปัญหาการจำแนกประเภท โดยวัดค่าจากการทำตารางข้อมูลในรูปของเมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) ขนาด 2 คูณ 2 โดยแนวนอนเป็นค่าการทำนาย และแนวตั้งเป็นค่าจริง ตามภาพ 3.1

| | | Actual Values | |
|---|---|---|---|
| | | Positive (Class 1) | Negative (Class 0) |
| Predicted Values | Positive (Class 1) | True Positive: TP | False Positive: FP (Type I Error) |
| | Negative (Class 0) | False Negative: FN (Type II Error) | True Negative: TN |

**ภาพ 3.1** โครงสร้างของตารางเมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix)

ที่มา: ประยุกต์จาก Mokhtari et al. (2021). Effectiveness of Artificial Intelligence in Stock Market Prediction based on Machine Learning. *International Journal of Computer Applications, 183*(7), 1-8. https://doi.org/10.5120/ijca2021921347. (Figer 2: Confusion matrix explanation, p.5)

3.4.6.6.2 ค่าทำนายผลบวก

ค่าทำนายผลบวก (Positive Predictive Value: PPV) หรือค่าความเที่ยงตรงเป็นตัวชี้วัดที่ใช้ในการประเมินความสามารถของแบบจำลองในการทำนาย

ค่าผลบวกโดยเฉพาะ โดยบอกถึงสัดส่วนของการทำนายค่าผลบวกที่ถูกต้อง (TP) เมื่อเทียบกับจำนวนที่ทำนายว่าเป็นค่าผลบวกทั้งหมด (ทั้ง TP และ FP) สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรการคำนวณ:

$$\mathrm{PPV} = \frac{TP}{TP+FP} \quad \text{.....} \quad (3.24)$$

ค่าที่ดีที่สุดของค่าทำนายผลบวก (PPV) คือ 1.00 หมายความว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายค่าผลบวกได้ถูกต้องทุกครั้ง ไม่มีการทำนายที่ผิดพลาด (ไม่มี FP) การที่มีค่าทำนายผลบวกที่สูง บ่งบอกถึงความแม่นยำในการทำนายค่าผลบวก ค่าทำนายผลบวกที่ต่ำ บ่งบอกถึงแบบจำลองมีการทำนายค่าผลบวกที่ผิดพลาดบ่อยครั้ง แสดงว่ามีการทำนายผลบวกที่ผิดพลาด (FP) ที่สูง และแบบจำลองอาจไม่เหมาะสมสำหรับการใช้งานที่ต้องการความแม่นยำในการทำนายค่าผลบวก แต่ควรพิจารณาใช้ค่าทำนายผลบวกร่วมกับค่าความไวเพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองอย่างรอบด้าน

3.4.6.6.3 ค่าทำนายผลลบ

ค่าทำนายผลลบ (Negative Predictive Value: NPV) คือตัวชี้วัดที่ใช้ในการประเมินความสามารถของแบบจำลองในการทำนายค่าผลลบโดยเฉพาะ โดยบอกถึงสัดส่วนของการทำนายค่าผลลบที่ถูกต้อง (TN) เมื่อเทียบกับจำนวนที่ทำนายว่าเป็นค่าผลลบทั้งหมด (ทั้ง TN และ FN) สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรการคำนวณ:

$$\mathrm{NPV} = \frac{TN}{TN+FN} \quad \text{.....} \quad (3.25)$$

ค่าที่ดีที่สุดของค่าทำนายผลลบ คือ 1.00 หมายความว่า การทำนายค่าผลลบได้ถูกต้องทุกครั้ง การมีค่าทำนายผลลบที่สูง บ่งบอกถึงความแม่นยำในการทำนายค่าผลลบ สำหรับค่าทำนายผลลบที่ต่ำ บ่งบอกถึงแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีการทำนายค่าผลลบที่ผิดพลาดบ่อยครั้ง แสดงว่ามีการทำนายผลลบที่ผิดพลาด (FN) ที่สูง และแบบจำลองอาจไม่เหมาะสมสำหรับการใช้งานที่ต้องการความแม่นยำในการทำนายค่าผลลบ แต่ควรพิจารณาใช้ค่าทำนายผลลบร่วมกับค่าทำนายผลบวก เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองอย่างรอบด้าน

3.4.6.6.4 อัตราส่วนความน่าจะเป็นบวก

อัตราส่วนความน่าจะเป็นบวก (Positive Likelihood Ratio: LR+) เป็นตัวชี้วัดในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองในการจำแนกหมวดหมู่ โดย LR+

บอกถึงความน่าจะเป็นที่ผลการทดสอบเป็นบวกในผู้ที่มีภาวะจริง (TP) เมื่อเทียบกับความน่าจะเป็นที่ผลการทดสอบเป็นบวกในผู้ที่ไม่มีภาวะนั้น (FP) สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรการคำนวณ:

$$\mathrm{LR+} = \frac{Recall}{1-Specificity} \quad \text{.....} \quad (3.26)$$

ค่า LR+ แสดงถึงความสามารถในการแยกแยะที่ดี จึงมีสัดส่วนในการวัดความสามารถเป็นช่วงของค่า โดยทั่วไปค่า LR+ ที่มีความหมายดังนี้

LR+ > 10 คือ ความสามารถในการแยกแยะที่ดีเยี่ยม

5 < LR+ < 10 คือ ความสามรถในการแยกแยะที่ดี

2 < LR+ < 5 คือ ความสามารถในการแยกแยะที่พอใช้

LR+ < 2 คือ ความสามารถในการแยกแยะที่ต่ำ

LR+ เป็นตัวชี้วัดที่มีประโยชน์ในการประเมินประสิทธิภาพของการทดสอบหรือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แต่ควรพิจารณาร่วมกับตัวชี้วัดอื่น เช่น LR- (Negative Likelihood Ratio) ค่าความไว (Recall หรือ Sensitivity) และค่าจำเพาะ (Specificity) เพื่อให้ได้ภาพรวมของประสิทธิภาพแบบจำลองที่ครบถ้วน

3.4.6.6.5 อัตราส่วนความน่าจะเป็นลบ

อัตราส่วนความน่าจะเป็นลบ (Negative Likelihood Ratio: LR-) เป็นตัวชี้วัดในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองในการจำแนกหมวดหมู่ โดย LR- บอกถึงความน่าจะเป็นที่ผลการทดสอบเป็นลบในผู้ที่ไม่มีภาวะจริง (TN) เมื่อเทียบกับความน่าจะเป็นที่ผลการทดสอบเป็นลบในผู้ที่มีภาวะนั้น (FN) สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรการคำนวณ:

$$\mathrm{LR-} = \frac{1-Recall}{Specificity} \quad \text{.....} \quad (3.27)$$

ค่าที่ดีที่สุดของ LR- คือค่าต่ำเท่าใดก็ได้ เพราะค่า LR- ยิ่งต่ำยิ่งแสดงถึงความสามารถในการแยกแยะที่ดีขึ้น โดยทั่วไปค่า LR- ที่มีความหมายดังนี้

LR- < 0.1 คือ ความสามารถในการแยกแยะที่ดีเยี่ยม

0.1 < LR- < 0.2 คือ ความสามรถในการแยกแยะที่ดี

0.2 < LR- < 0.5 คือ ความสามารถในการแยกแยะที่พอใช้

LR- > 0.5 คือ ความสามารถในการแยกแยะที่ต่ำ

LR- เป็นตัวชี้วัดที่มีประโยชน์ในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แต่ควรพิจารณาร่วมกับตัวชี้วัดอื่น เช่น LR+ ค่าความไว และค่าจำเพาะ เพื่อได้ภาพรวมของประสิทธิภาพแบบจำลองที่ครบถ้วน

3.4.6.6.6 อัตราการทำนายผลบวกที่ผิดพลาด (False Positive Rate: FPR) หรือข้อผิดพลาดประเภทที่ 1 (Type I Error Rate)

อัตราการทำนายผลบวกที่ผิดพลาด หรือที่เรียกว่า ข้อผิดพลาดประเภทที่ 1 (Type I Error Rate) เป็นตัวชี้วัดที่ใช้ในการประเมินความแม่นยำของแบบจำลองในการทำนายค่าผลลบโดยเฉพาะ โดย FPR บอกถึงสัดส่วนของผลลัพธ์ที่เป็นค่าผลลบที่ถูกทำนายผิดเป็นค่าผลบวก เมื่อเทียบกับจำนวนค่าผลลบทั้งหมดที่มีอยู่ สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรการคำนวณ:

$$FPR = \frac{FP}{FP+TN} \quad \text{.....} \quad (3.28)$$

ค่าที่ดีที่สุดของ FPR คือ 0.00 หมายความว่า แบบจำลองสามารถทำนายค่าผลลบได้ถูกต้องทุกครั้ง ไม่มีการทำนายที่ผิดพลาดเลย (ไม่มี FP) ค่า FPR สูง หมายความว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีการทำนายค่าผลลบที่ผิดพลาดบ่อยครั้ง แปลว่ามีจำนวนการทำนายผลบวกที่ผิดพลาด (FP) สูง และแบบจำลองอาจไม่เหมาะสมสำหรับการใช้งานที่ต้องการความแม่นยำในการทำนายค่าผลลบ ในทางกลับกัน FPR มีค่าต่ำ แปลว่า แบบจำลองมีการทำนายค่าผลลบที่ถูกต้องบ่อยครั้ง แสดงว่ามีจำนวนการทำนายผลบวกที่ผิดพลาด (FP) ต่ำ แต่ควรพิจารณาใช้ FPR ร่วมกับตัวชี้วัดอื่น เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองอย่างรอบด้าน

3.4.6.6.7 อัตราการทำนายผลลบที่ผิดพลาด (False Negative Rate: FNR) หรือข้อผิดพลาดประเภทที่ 2 (Type II Error Rate)

อัตราการทำนายผลลบที่ผิดพลาด (False Negative Rate: FRN) หรือที่เรียกว่า ข้อผิดพลาดประเภทที่ 2 (Type II Error Rate) เป็นตัวชี้วัดที่ใช้ในการประเมินความแม่นยำของแบบจำลองในการทำนายค่าผลบวกโดยเฉพาะ ซึ่ง FNR บอกถึงสัดส่วนของผลลัพธ์ค่าผลบวกที่ถูกทำนายผิดเป็นค่าผลลบ เมื่อเทียบกับจำนวนค่าผลบวกทั้งหมดที่มีอยู่จริง สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรการคำนวณ:

$$FNR = \frac{FN}{FN+TP} \quad \text{.....} \quad (3.29)$$

ค่าที่ดีที่สุดของ FNR คือ 0.00 แสดงว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายค่าผลบวกได้ถูกต้องทุกครั้ง ไม่มีการทำนายที่ผิดพลาด (ไม่มี FN) ค่า FNR ที่สูง หมายความว่าแบบจำลองมีการทำนายค่าผลบวกที่ผิดพลาดบ่อยครั้ง แสดงว่ามีจำนวนการทำนายผลลบที่ผิดพลาดสูง และแบบจำลองอาจไม่เหมาะสมสำหรับการใช้งานที่ต้องการความแม่นยำในการทำนายค่าผลบวก ส่วนค่า FNR ที่ต่ำ หมายความว่าแบบจำลองมีการทำนายค่าผลบวกที่ถูกต้องบ่อยครั้ง แสดงว่ามีจำนวนการทำนายผลลบที่ผิดพลาดต่ำ แต่ควรพิจารณาใช้ FNR ร่วมกับตัวชี้วัดอื่น เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองอย่างรอบด้าน

3.4.7 การประเมินผลแบบจำลอง (Model Evaluation)

การประเมินผลแบบจำลองด้วย กราฟการเรียนรู้ ROC Curve, AUC, ฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Function) ค่าความแม่นยำหลังการปรับเทียบ (Calibration Accuracy) และค่าคะแนนบรีเยอร์ รายละเอียดดังนี้

3.4.7.1 การประเมินความสามารถในการเรียนรู้ของแบบจำลอง

กราฟเส้นการเรียนรู้ (Learning Curve) เป็นเครื่องมือในการประเมินและพัฒนาประสิทธิภาพของแบบจำลองการจำแนกประเภท (Classification Models) กล่าวคือ กราฟเส้นการเรียนรู้เป็นภาพที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างประสบการณ์ (ขนาดของข้อมูลการฝึกฝน) กับประสิทธิภาพการทำงาน (Performance) ของแบบจำลองซึ่งมีหลักการและเกณฑ์ในการวิเคราะห์ คือ 1) ประสบการณ์ของแบบจำลองเมื่อได้รับการฝึกฝนด้วยข้อมูลมากขึ้น ประสิทธิภาพของแบบจำลองควรต้องปรับตัวให้ดีขึ้น และ 2) ประสิทธิภาพการทำงานของแบบจำลองควรมีความแม่นยำที่สูงในชุดข้อมูลฝึกฝนและชุดข้อมูลทดสอบ (Test Data)

เกณฑ์การประเมินผลพิจารณาจากเส้นกราฟ

(1) เส้นกราฟของชุดฝึกฝนสูงมาก แต่เส้นกราฟของชุดทดสอบต่ำมาก (มีช่องว่างระหว่างสองเส้นมาก) แสดงให้เห็นถึงการเกิดภาวการณ์ฝึกฝนมากจนเกินไป (Overfitting) จนทำให้ไม่สามารถทำนายข้อมูลใหม่ได้ดี

(2) เส้นกราฟของทั้งชุดฝึกฝนและชุดทดสอบมีความสูงที่ใกล้เคียงกันแต่ค่ายังคงต่ำ แสดงให้เห็นถึงสภาวะการเรียนรู้ที่ไม่เพียงพอ (Underfitting)

(3) เส้นกราฟของทั้งชุดฝึกฝนและชุดทดสอบมีความชันและสูงขึ้นต่อเนื่อง แสดงถึงแบบจำลองมีการเรียนรู้และสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพได้ดีขึ้นเมื่อมีข้อมูลการฝึกฝนเพิ่ม

3.4.7.2 การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองด้วย ROC Curve และ AUC

พื้นที่ทั้งหมดที่อยู่ใต้ ROC Curve (Receiver Operating Characteristic Curve) ในการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของความสามารถแยกระหว่างคลาสบวกและคลาสลบ

แบบสองค่า (Binary) ของแบบจำลองได้ดีเพียงใดโดยไม่ต้องพึ่งพาการตั้งค่าความไว (Threshold) ที่เฉพาะเจาะจง ทำให้มั่นใจได้ว่าแบบจำลองมีความน่าเชื่อถือและมีความสามารถในการทำนายที่ดี

ในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการจำแนกประเภท (Classification Model) ใช้ข้อมูลทดสอบที่มีความแม่นยำในการจำแนกคลาสและได้รับการทำนายจากแบบจำลอง เพื่อวาง ROC Curve และคำนวณพื้นที่ใต้โค้ง (AUC) สำหรับ ROC Curve เป็นการแสดงความสัมพันธ์ระหว่างอัตราการทำนายผลบวกที่ถูกต้อง (True Positive Rate: TPR (Recall)) และอัตราการทำนายผลบวกที่ผิดพลาด (False Positive Rate: FPR (หรือ 1 - Specificity)) ที่ค่าคั่น (Threshold) ของการทำนายจากกราฟ สามารถประเมินความสามารถในการจำแนกคลาสทำนายของแบบจำลองได้ โดยพื้นที่ใต้โค้ง (AUC) ที่มากหมายถึงความสามารถในการจำแนกที่ดีขึ้น การประเมินความสามารถในการจำแนกประเภทของแบบจำลอง AUC มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ยิ่งค่าใกล้เคียง 1 จะบอกถึงประสิทธิภาพการจำแนกที่ดีมากของแบบจำลอง ในขณะที่ค่าที่ต่ำกว่า 0.5 จะบอกถึงประสิทธิภาพที่ไม่ดี งานวิจัยนี้ใช้เกณฑ์การวัดค่า AUC ดังนี้

| | |
|---|---|
| AUC < 0.50 | แบบจำลองมีประสิทธิภาพการจำแนกคลาสทำนายที่แย่มาก ประสิทธิภาพน้อยกว่าการทายผลแบบสุ่มถูกผิด ต้องปรับปรุงหรือต้องพิจารณาโครงสร้างแบบจำลองใหม่ |
| AUC = 0.5 | แบบจำลองไม่มีประสิทธิภาพในการจำแนกคลาสทำนาย มีประสิทธิภาพเทียบเท่ากับการทายผลแบบสุ่มถูกผิด |
| 0.5 < AUC < 0.7 | แบบจำลองมีประสิทธิภาพในการจำแนกคลาสทำนายที่ต่ำ |
| 0.7 ≤ AUC < 0.8 | แบบจำลองมีประสิทธิภาพในการจำแนกคลาสทำนายที่ยอมรับได้ |
| 0.8 ≤ AUC < 0.9 | แบบจำลองมีประสิทธิภาพการจำแนกคลาสทำนายที่ดีมาก |
| AUC ≥ 0.9 | แบบจำลองมีประสิทธิภาพการจำแนกคลาสทำนายที่ยอดเยี่ยม |

3.4.7.3 การประเมินความแม่นยำหลังการปรับเทียบ (Calibration Accuracy)

งานวิจัยนี้ใช้เทคนิคสเกลแบบแพลต (Platt Scaling) ในการปรับเทียบ ซึ่งเป็นกระบวนการที่ใช้ในการปรับค่าความน่าจะเป็นที่ทำนายได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมให้ตรงกับความน่าจะเป็นจริงมากขึ้น การปรับเทียบมีความสำคัญอย่างยิ่งเมื่อแบบจำลองที่สร้างขึ้นมีแนวโน้มที่จะทำนายค่าความน่าจะเป็นที่ไม่ตรงกับค่าจริง ขั้นตอนการทำการปรับเทียบมีดังนี้

(1) การนำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุด (Best Model Training) มาใช้เพื่อการปรับเทียบและการเปรียบเทียบผลสัมฤทธิ์ระหว่างค่าความแม่นยำก่อนปรับเทียบและหลังปรับเทียบ

(2) การปรับเทียบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ `CalibratedClassifierCV` เพื่อทำการปรับเทียบแบบจำลองด้วยสเกลแบบแพลตด้วยการกำหนดค่าภายในเป็น `method='sigmoid'

(3) การทำนายด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมหลังจากปรับเทียบ โดยใช้แบบจำลองนี้ในการทำนายค่าความน่าจะเป็นใหม่

(4) การคำนวณค่าความน่าจะเป็นที่ปรับเทียบและไม่ปรับเทียบ เพื่อใช้ในการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

(5) การประเมินประสิทธิภาพของการปรับเทียบ ด้วยการวัดค่าความแม่นยำในการทำนายค่าความน่าจะเป็นที่ปรับเทียบแล้วกับค่าจริงมากน้อยเพียงใด และค่าคะแนนบรีเยอร์ (Brier Score) วัดค่าเฉลี่ยของผลต่างกำลังสองระหว่างค่าความน่าจะเป็นที่ทำนายได้และค่าจริง

การปรับเทียบเป็นขั้นตอนที่สำคัญในการพัฒนาแบบจำลองการจำแนกหมวดหมู่ โดยช่วยให้การทำนายค่าความน่าจะเป็นมีความแม่นยำและน่าเชื่อถือมากขึ้น ในกระบวนการนี้ใช้เทคนิคสเกลแบบแพลต ผ่าน `CalibratedClassifierCV` ของ `sklearn` เพื่อปรับค่าความน่าจะเป็นที่ทำนายได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมให้สอดคล้องกับค่าความน่าจะเป็นจริง การปรับเทียบที่ดีหมายถึง แบบจำลองสามารถทำนายค่าความน่าจะเป็นที่มีความสอดคล้องกับความน่าจะเป็นจริงได้อย่างแม่นยำ ช่วยเพิ่มความเชื่อมั่นในการทำนายของแบบจำลอง และการใช้ค่าความแม่นยำหลังการปรับเทียบ และค่าคะแนนบรีเยอร์ก็เพียงพอในระดับหนึ่งสำหรับการประเมินประสิทธิภาพของการปรับเทียบ

3.4.7.4 ค่าคะแนนบรีเยอร์

ค่าคะแนนบรีเยอร์ (Brier Score) เป็นค่าทางสถิติที่ใช้ในการประเมินความเที่ยงตรงของการทำนายความน่าจะเป็น (Probability) ในงานจำแนกประเภทแบบสองค่า (Binary Classification) ค่าคะแนนคำนวณจากความต่างระหว่างความน่าจะเป็นที่แบบจำลองทำนาย (Predicted Probabilities) กับค่าเป้าหมาย (Actual Outcomes) ในข้อมูลทดสอบ รวมถึงความสามารถระบุจุดอ่อนของแบบจำลองและทำการปรับปรุงเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพ หากแบบจำลองที่มีค่าคะแนนบรีเยอร์ต่ำ แสดงถึงความเที่ยงตรงและเชื่อถือได้ด้วยการวัดความใกล้เคียงระหว่างค่าความน่าจะเป็นที่ทำนายโดยแบบจำลองกับผลลัพธ์จริงที่เกิดขึ้น (Ground Truth) สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรการคำนวณ:

$$\text{Brier Score} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(f_i - o_i)^2}{n} \quad \text{.....} \quad (3.30)$$

โดยที่:

$n$ คือ จำนวนของตัวอย่างที่ทำนาย

$f_i$ คือ ค่าทำนายความความน่าจะเป็นของเหตุการณ์ที่ $i$

$o_i$ คือ ค่าจริงของเหตุการณ์ที่ $i$ (ถ้าเกิดขึ้นจริง = 1 ถ้าไม่เกิดขึ้นจริง = 0)

ค่าคะแนนบรีเยอร์มีค่าต่ำ (ใกล้ค่า 0) หมายถึง การทำนายค่าความน่าจะเป็นที่แม่นยำสูงสุดเป็นสิ่งที่ดีในการทำนายค่าความน่าจะเป็นที่ใกล้เคียงกับผลลัพธ์จริงมาก ค่าคะแนนบรีเยอร์ที่สูง แสดงถึงแบบจำลองมีความแม่นยำต่ำเป็นสิ่งไม่ดี เพราะการทำนายค่าความน่าจะเป็นห่างไกลจากผลลัพธ์จริงมาก

3.4.8 การวิเคราะห์ความสำคัญของคุณลักษณะ

การวิเคราะห์ความสำคัญของคุณลักษณะ (Feature Importance) เป็นกระบวนการที่สำคัญในการเข้าใจว่าคุณลักษณะ(ตัวแปร)ใดมีอิทธิพลต่อการทำนายผลลัพธ์ของแบบจำลองอย่างมากที่สุด เทคนิคที่ใช้กันอย่างแพร่หลาย คือ การรวมความชัน (Integrated Gradients: IG) เป็นวิธีการที่ใช้ความชัน (Gradients) ของค่าการทำนาย (Output) ของแบบจำลองเมื่อเปรียบเทียบกับแต่ละคุณลักษณะของข้อมูลนำเข้า (Input) การวิเคราะห์นี้ช่วยให้เข้าใจได้ว่าการเปลี่ยนแปลงของค่าใด ๆ ในข้อมูลนำเข้าส่งผลต่อค่าการทำนายของแบบจำลองอย่างไร และทำให้สามารถประเมินความสำคัญของแต่ละคุณลักษณะ เพื่อทำการตัดสินใจได้ดียิ่งขึ้น และ IG ยังมีคุณค่าในการเพิ่มความโปร่งใสและความน่าเชื่อถือของแบบจำลองโดยการอธิบายถึงเหตุผลหรือเส้นทางการตัดสินใจที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมใช้ในการทำนายผลลัพธ์ที่เป็นไปได้ สามารถคำนวณได้ดังนี้

สูตรการคำนวณ:

$$IG_i(x) = (x_i - x_i') \times \int_{\alpha=0}^{1} \frac{\partial F\left(x' + \alpha \times (x - x')\right)}{\partial x_i} d\alpha \quad \text{.....} \quad (3.31)$$

โดยที่:

$IG_i(x)$ คือ การรวมความชัน (Integrated Gradient) สำหรับคุณลักษณะ $i$ ในค่านำเข้า $x$

$x$ คือ ค่านำเข้าที่สนใจ

$x_i'$ คือ ค่าพื้นฐานนำเข้า (Baseline Input) เป็นข้อมูลอ้างอิงเริ่มต้นที่ใช้ในการวิเคราะห์ (มักเป็นค่าเฉลี่ยหรือค่าศูนย์ของข้อมูล)

$\alpha$ คือ สเกลที่ใช้สำหรับการเปลี่ยนแปลงจากค่าพื้นฐาน (Baseline $x'$) และค่านำเข้า (Input $x$)

$\frac{\partial F}{\partial x_i}$ คือ Gradient ของค่าส่งออกของแบบจำลอง ($F$) เมื่อเทียบกับคุณลักษณะ $i$ ของค่านำเข้า

ค่าคุณลักษณะที่สำคัญที่ได้จากการคำนวณการรวมความชัน (IG) แสดงถึงอิทธิพลของแต่ละคุณลักษณะที่มีต่อค่าการทำนายของแบบจำลอง โดยการเรียงค่าคะแนนสูงสุดไปหาต่ำสุด โดยค่าของคุณลักษณะที่มีค่าสูง บ่งบอกถึง คุณลักษณะมีอิทธิพลมากต่อค่าการทำนายของแบบจำลอง การเปลี่ยนแปลงของคุณลักษณะมีการส่งผลอย่างมากต่อผลลัพธ์ของแบบจำลอง ค่าของคุณลักษณะที่มีค่าต่ำ บ่งบอกถึง คุณลักณะมีอิทธิพลน้อยต่อค่าการทำนายของแบบจำลอง การเปลี่ยนแปลงของคุณลักษณะมีการส่งผลน้อยต่อผลลัพธ์ของแบบจำลอง

## สรุป

กระบวนการวิจัยแบ่งออกเป็น 5 ส่วน คือ 1) การเตรียมกำหนดเงื่อนไขการวิจัยตามวัตถุประสงค์การวิจัยและตัวแปร เพื่อนำมาวางแผนในการกำหนดค่าสถิติที่จำเป็นในการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นและสร้างแบบจำลอง 2) การจัดเก็บและเตรียมข้อมูล ในการจัดเก็บต้องทำการรวบรวมข้อมูลจากงบการเงิน และคำนวณหาแนวโน้มการทุจริตจากการหาค่า M-Score เพื่อเป็นป้ายกำกับให้แบบจำลองได้เรียนรู้ พร้อมกับการทำความสะอาดข้อมูลให้ไม่มีค่าว่างหรือค่ารายการที่ซ้ำกัน 3) สร้างแบบจำลองเบื้องต้นให้เครื่องเรียนรู้และปรับเปลี่ยนจนได้ค่าที่ดีที่สุดจากค่าในพารามิเตอร์เหล่านั้น 4) แบ่งข้อมูลออกเป็นชุดฝึกฝน ชุดปรับค่า ชุดปรับเทียบ และชุดทดสอบเพื่อแสดงค่าความแม่นยำจากการเรียนรู้ และ 5) นำค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดปรับเทียบให้มีความเชื่อมั่นว่าสามารถใช้ได้จริงกับข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน

# บทที่ 4
# ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

งานวิจัยนี้ มุ่งสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) ที่มีความสามารถในการคาดคะเนการทุจริตจากงบการเงินสำหรับการตรวจสอบบัญชีได้ ผลการวิเคราะห์ข้อมูล ผลลัพธ์ของแบบจำลอง และการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง มีดังนี้

## 4.1 การวิเคราะห์ข้อมูล

การวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับคุณลักษณะของข้อมูลพื้นฐาน การตรวจสอบความถูกต้องและการปรับปรุงข้อมูล การวิเคราะห์สถิติเชิงพรรณนา และวิเคราะห์สถิติเชิงอนุมาน สามารถวิเคราะห์ได้ดังนี้

4.1.1 ข้อมูลพื้นฐาน

ข้อมูลพื้นฐาน (Basic Information) ที่เก็บรวบรวมย้อนหลังเป็นเวลา 6 รอบระยะเวลาบัญชี (พ.ศ. 2560 - พ.ศ. 2565) ได้ข้อมูลทั้งสิ้น 3,039 ข้อมูลจากงบการเงินของบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย คิดเป็นร้อยละ 92.60 ของประชากร แบ่งออกเป็น 8 กลุ่มธุรกิจ ดังนี้ 1) กลุ่มธุรกิจเกษตรและอุตสาหกรรมอาหาร 352 ชุดข้อมูล (ร้อยละ 11.58) 2) กลุ่มธุรกิจทรัพยากร 335 ชุดข้อมูล (ร้อยละ 11.02) 3) กลุ่มธุรกิจเทคโนโลยี 235 ชุดข้อมูล (ร้อยละ 7.73) 4) กลุ่มธุรกิจบริการ 704 ชุดข้อมูล (ร้อยละ 23.17) 5) กลุ่มธุรกิจสินค้าอุตสาหกรรม 543 ชุดข้อมูล (ร้อยละ 17.87) 6) กลุ่มธุรกิจสินค้าอุปโภคบริโภค 247 ชุดข้อมูล (ร้อยละ 8.13) 7) กลุ่มธุรกิจอสังหาริมทรัพย์และก่อสร้าง 599 ชุดข้อมูล (ร้อยละ 19.71) และ 8) กลุ่มฟื้นฟูกิจการ 24 ชุดข้อมูล (ร้อยละ 0.79) สรุปข้อมูลตามตาราง 4.1

**ตาราง 4.1** จำนวนตัวอย่าง (ชุดข้อมูล) จำแนกตามปีและกลุ่มธุรกิจ

หน่วย : ชุดข้อมูล

| กลุ่มธุรกิจ | อักษาย่อ | พุทธศักราช | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 2560 | 2561 | 2562 | 2563 | 2564 | 2565 | รวม |
| เกษตรและอุตสาหกรรมอาหาร | AGRO | 52 | 57 | 58 | 60 | 62 | 63 | 352 |
| ทรัพยากร | RESOURC | 54 | 54 | 55 | 57 | 57 | 58 | 335 |
| เทคโนโลยี | TECH | 37 | 37 | 39 | 40 | 41 | 41 | 235 |
| บริการ | SERVICE | 107 | 113 | 119 | 121 | 123 | 121 | 704 |
| สินค้าอุตสาหกรรม | INDUS | 86 | 90 | 92 | 92 | 92 | 91 | 543 |
| สินค้าอุปโภคบริโภค | CONSUMP | 38 | 39 | 41 | 42 | 43 | 44 | 247 |
| อสังหาริมทรัพย์และก่อสร้าง | PROPCON | 94 | 97 | 98 | 102 | 105 | 103 | 599 |
| ฟื้นฟูกิจการ | - | 4 | 4 | 4 | 4 | 4 | 4 | 24 |
| | รวม | 472 | 491 | 506 | 518 | 527 | 525 | 3,039 |

4.1.2 การตรวจสอบความถูกต้องและการปรับปรุงข้อมูล

การวิเคราะห์ความสมบูรณ์ของข้อมูลเพื่อให้ข้อมูลมีคุณภาพสูงเหมาะกับงานวิจัยที่ซับซ้อน ต้องมีการตรวจสอบความถูกต้องและปรับปรุงข้อมูล (Data Verification and Cleaning) เป็นสองขั้นตอนที่ไม่อาจแยกจากกันได้ มีรายละเอียดดังนี้

4.1.2.1 การตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูล

การตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูล (Data Verification) ที่รวบรวมไว้ได้เบื้องต้น เพื่อให้ข้อมูลที่ต้องนำไปใช้ในการฝึกฝนและทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเป็นข้อมูลที่เหมาะสม ปราศจากค่าว่าง (Non-Null Count) มีประเภทข้อมูล (Data type) ที่ถูกต้อง การจัดการกับค่าที่หายไป (Missing Value) ลบรายการบันทึกซ้ำ (Duplicated Record) เพื่อให้มั่นใจว่าข้อมูลในการวิจัยครับนี้มีความครบถ้วนและสมบูรณ์ก่อนนำไปตรวจสอบความผิดปกติ การตรวจสอบข้อมูล 3,039 ชุดที่ได้รับมีความหลากหลายทั้งในแง่ของประเภทข้อมูลและลักษณะของการกระจาย และไม่พบข้อมูลซ้ำหรือค่าว่าง ซึ่งข้อมูลเริ่มต้นมีความสมบูรณ์พร้อมสำหรับการนำไปวิเคราะห์

4.1.2.2 การปรับปรุงข้อมูล

การปรับปรุงข้อมูล (Data Cleaning) ด้วยการวิเคราะห์ค่านอกเกณฑ์จากข้อมูลที่เก็บได้ 3,039 ชุด ด้วยค่านอกเกณฑ์ที่ 4.5 และมีค่านอกเกณฑ์ขอบเขตล่างและขอบเขตบนของแต่ละตัวแปรเป็นไปตามตาราง 4.2

**ตาราง 4.2** ค่านอกเกณฑ์ (Outliers) ของตัวแปร

| No. | Feature | Total Count | Lower Count | Lower Bound | Upper Bound | Upper Count |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | CR | 71 | - | -8.0600 | 11.9400 | 71 |
| 2 | WC_TA | 4 | 4 | -1.6223 | 1.9572 | - |
| 3 | CA_TA | 0 | - | -1.4116 | 2.2777 | - |
| 4 | CFR | 116 | - | -4.3803 | 5.5674 | 116 |
| 5 | CFO_TA | 5 | 2 | -0.4779 | 0.6136 | 3 |
| 6 | CFF_S | 181 | 37 | -0.8307 | 0.7782 | 144 |
| 7 | GPM | 7 | 7 | -86.2825 | 131.9675 | - |
| 8 | NIM | 160 | 111 | -54.2875 | 66.8625 | 49 |
| 9 | ROA | 28 | 17 | -35.4850 | 43.6150 | 11 |
| 10 | ATR | 3 | - | -2.7950 | 4.1050 | 3 |
| 11 | ART | 249 | - | -39.4700 | 59.9300 | 249 |
| 12 | AR_TA | 6 | - | -0.4983 | 0.6606 | 6 |
| 13 | INV_TA | 0 | - | -0.9161 | 1.1600 | - |
| 14 | TD_TA | 0 | - | -0.9151 | 1.1227 | - |
| 15 | DR | 3 | - | -1.3300 | 2.1813 | 3 |
| 16 | LTD_E | 32 | - | -2.0096 | 2.4562 | 32 |
| 17 | CL_E | 76 | 11 | -2.8900 | 3.9516 | 65 |
| 18 | DSRI | 104 | - | -0.7892 | 2.7965 | 104 |
| 19 | GMI | 223 | 125 | -0.2486 | 2.2368 | 98 |
| 20 | AQI | 141 | 7 | -0.3553 | 2.4017 | 134 |
| 21 | SGI | 61 | - | -0.2144 | 2.2539 | 61 |
| 22 | DEPI | 91 | 4 | 0.0211 | 1.9619 | 87 |
| 23 | SGAI | 62 | 2 | -0.0851 | 2.1179 | 60 |
| 24 | TATA | 7 | 7 | -1.6540 | 1.6724 | - |
| 25 | LVGI | 84 | - | -0.0762 | 2.0600 | 84 |
| 26 | F_Re_8V | 0 | - | -4.5000 | 5.5000 | - |

จากตาราง 4.2 พบค่านอกเกณฑ์รายตัวแปร ดังนี้ 1) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน (CR) มีแต่ค่านอกเกณฑ์ขอบเขตบน (11.9400) 71 ข้อมูล แสดงว่าบางบริษัทอาจมีอัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนที่สูงมาก 2) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (WC_TA) มีแต่ค่านอกเกณฑ์เกินขอบเขตล่าง (-1.6223) 4 ข้อมูล แสดงว่าบางบริษัทอาจมีหนี้สินหมุนเวียนมากกว่า

สินทรัพย์หมุนเวียนอย่างมาก 3) อัตราส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (CA_TA) ไม่มีค่านอกเกณฑ์ แสดงว่าอัตราส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวมมีการกระจายของข้อมูลสม่ำเสมอ 4) อัตราส่วนกระแสเงินสด (CFR) มีแต่ค่านอกเกณฑ์ขอบเขตบน (5.5674) 116 ข้อมูล แสดงว่าหลายบริษัทอาจมีการไหลเข้าของเงินสดมากเมื่อเทียบกับหนี้สินรวม 5) อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อสินทรัพย์รวม (CFO_TA) มีค่านอกเกณฑ์ขอบเขตล่าง (-0.4779) 2 ข้อมูล และค่านอกเกณฑ์ขอบเขตบน (0.6136) 3 ข้อมูล แสดงว่าบางบริษัทอาจมีการไหลเวียนของเงินสดจากการดำเนินงานที่สูงหรือต่ำมากเมื่อเทียบกับสินทรัพย์รวม 6) อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการจัดหาเงินต่อยอดขาย (CFF_S) มีค่านอกเกณฑ์ขอบเขตล่าง (-0.8307) 37 ข้อมูล และค่านอกเกณฑ์ขอบเขตบน (0.7782) 144 ข้อมูล แสดงว่าบางบริษัทอาจมีการไหลเวียนของเงินสดจากกิจกรรมจัดหาเงินที่สูงหรือต่ำมากเมื่อเทียบกับยอดขาย 7) อัตราส่วนกำไรขั้นต้น (GPM) มีแต่ค่านอกเกณฑ์ขอบเขตล่าง (-86.2825) 7 ข้อมูล แสดงว่าบางบริษัทอาจมีการขาดทุนขั้นต้นในมูลค่าสูงมาก 8) อัตราส่วนกำไรสุทธิ (NIM) มีค่านอกเกณฑ์ขอบเขตล่าง (-54.2875) 111 ข้อมูล และมีค่าเกินเกณฑ์ขอบเขตบน (66.8625) 49 ข้อมูล แสดงว่าหลายบริษัทอาจมีความสามารถในการทำกำไรสุทธิที่ต่ำมาก แต่ในขณะที่บางบริษัทมีความสามารถในการทำกำไรสุทธิที่สูงมาก 9) อัตราส่วนผลตอบแทนจากสินทรัพย์ (ROA) มีค่านอกเกณฑ์ขอบเขตล่าง (-35.4850) 17 ข้อมูล และมีค่านอกเกณฑ์ขอบเขตบน (43.6150) 11 ข้อมูล แสดงว่าบางบริษัทอาจมีผลตอบแทนจากสินทรัพย์ที่สูง (ค่าเป็นบวก) หรือต่ำ (ค่าเป็นลบ) 10) อัตราส่วนการหมุนเวียนของสินทรัพย์รวม (ATR) มีแต่ค่านอกเกณฑ์ขอบเขตบน (4.1050) 3 ข้อมูล แสดงว่าบางบริษัทอาจมีประสิทธิภาพมากในการใช้สินทรัพย์เพื่อสร้างรายได้ 11) อัตราส่วนการหมุนเวียนของลูกหนี้การค้า (ART) มีแต่ค่านอกเกณฑ์ขอบเขตบน (59.9300) 249 ข้อมูล แสดงว่าหลายบริษัทอาจมีประสิทธิภาพในการบริหารลูกหนี้การค้าจากการขายให้มีการชำระหนี้ได้เร็ว 12) อัตราส่วนลูกหนี้การค้าต่อสินทรัพย์รวม (AR_TA) มีแต่ค่านอกเกณฑ์ขอบเขตบน (0.6606) 6 ข้อมูล แสดงว่าบางบริษัทอาจมีสัดส่วนของลูกหนี้มากเมื่อเทียบกับสินทรัพย์รวม อาจเกิดจากประสิทธิภาพในการเรียกชำระหนี้ที่ไม่มีประสิทธิภาพ 13) อัตราส่วนสินค้าคงเหลือต่อสินทรัพย์รวม (INV_TA) ไม่มีค่านอกเกณฑ์ แสดงว่าบริษัทส่วนใหญ่อาจมีความสามารถในการบริหารสินค้าคงคลังได้ใกล้เคียงกัน 14) อัตราส่วนหนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยรวมต่อสินทรัพย์รวม (TD_TA) ไม่มีค่านอกเกณฑ์ แสดงว่าบริษัทส่วนใหญ่อาจมีความสามารถในการบริหารหนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยได้ดีใกล้เคียงกัน 15) อัตราส่วนหนี้สิน (DR) มีแต่ค่านอกเกณฑ์ขอบเขตบน (2.1813) 3 ข้อมูล แสดงว่าบางบริษัทที่มีค่ามากกว่า 1 อาจมีหนี้สินรวมมากกว่าสินทรัพย์รวมจำนวนมาก 16) อัตราส่วนหนี้สินระยะยาวที่มีภาระดอกเบี้ยต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (LTD_E) มีแต่ค่านอกเกณฑ์ขอบเขตบน (2.4562) 32 ข้อมูล แสดงว่าบางบริษัทที่มีค่ามากกว่า 1

อาจมีภาระหนี้สินระยะยาวที่มีภาระดอกเบี้ยมากกว่าส่วนของผู้ถือหุ้น 17) อัตราส่วนหนี้สินหมุนเวียนต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (CL_E) มีค่านอกเกณฑ์ขอบเขตล่าง (-2.8900) 11 ข้อมูล และมีค่าเกินเกณฑ์ขอบเขตบน (3.9516) 65 ข้อมูล แสดงว่าบางบริษัทที่มีค่าเป็นบวกอาจมีการพึ่งพาหนี้สินหมุนเวียนในการดำเนินงานมากทำให้เกิดความเสี่ยงหาไม่สามารถจ่ายชำระหนี้เมื่อครบกำหนด และหากมีค่าเป็นลบอาจใช้หนี้สินหมุนเวียนน้อยไป 18) ดัชนีลูกหนี้ต่อยอดขาย (DSRI) มีแต่ค่านอกเกณฑ์ขอบเขตบน (2.7965) 104 ข้อมูล แสดงว่าหลายบริษัทอาจมีการเปลี่ยนแปลงนโยบายการให้สินเชื่อที่มีผลกระตุ้นยอดขายทำให้มีจำนวนลูกหนี้เพิ่มขึ้นและอาจค้างชำระนาน 19) ดัชนีอัตราส่วนกำไรขั้นต้น (GMI) มีค่านอกเกณฑ์ขอบเขตล่าง (-0.2486) 125 ข้อมูล และมีค่านอกเกณฑ์ขอบเขตบน (2.2368) 98 ข้อมูล แสดงว่าบริษัทส่วนใหญ่ที่มีค่าน้อยกว่า 1 อาจเกิดจากต้นทุนวัตถุดิบที่เพิ่มขึ้น การเปลี่ยนแปลงในโครงสร้างต้นทุน หรือการแข่งขันทางการตลาดสูง ในทางกลับกัน บางบริษัทมีค่ามากกว่า 1 อาจเกิดความเป็นไปได้ที่ตกแต่งรายได้ 20) ดัชนีคุณภาพของสินทรัพย์ (AQI) มีค่านอกเกณฑ์ขอบเขตล่าง (-0.3553) 7 ข้อมูล และมีค่านอกเกณฑ์ขอบเขตบน (2.4017) 134 ข้อมูล แสดงว่าบางบริษัทที่มีค่ามากกว่า 1 อาจมีการเปลี่ยนแปลงคุณภาพสินทรัพย์ไม่มีคุณภาพทให้เกิดความเสี่ยงขึ้นกับสินทรัพย์ 21) ดัชนีการเติบโตของยอดขาย (SGI) มีแต่ค่านอกเกณฑ์ขอบเขตบน (2.2539) 61 ข้อมูล แสดงว่าบางบริษัทอาจมีการเติบโตของยอดขายที่มากกว่าปีก่อนอย่างมาก 22) ดัชนีค่าเสื่อมราคา (DEPI) มีค่านอกเกณฑ์ขอบเขตล่าง (0.0211) 4 ข้อมูล และมีค่านอกเกณฑ์ขอบเขตบน (1.9619) 87 ข้อมูล แสดงว่าหลายบริษัทที่มีค่ามากกว่า 1 อาจมีการเปลี่ยนแปลงหลักการหรือวิธีการคิดค่าเสื่อมราคาลดลงในปีปัจจุบันเมื่อเทียบกับปีก่อน (ดัชนีค่าเสื่อมราคาสูง) 23) ดัชนีค่าใช้จ่ายในการขายและบริหาร (SGAI) มีค่านอกเกณฑ์ขอบเขตล่าง (-0.0851) 2 ข้อมูล และมีค่านอกเกณฑ์ขอบเขตบน (2.1179) 60 ข้อมูล แสดงว่าบางบริษัทที่มีค่ามากกว่า 1 อาจมีความพยายามของกิจการในการสร้างรายได้เท็จเพื่อให้ผลการดำเนินงานดีขึ้น 24) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม (TATA) มีแต่ค่านอกเกณฑ์ขอบเขตล่าง (-1.6540) 7 ข้อมูล แสดงว่าบางบริษัทอาจมีการใช้ดุลยพินิจของผู้บริหารในการประมาณการที่ดีที่สุดของรายจ่ายที่คาดว่าจะผูกพัน ณ วันสิ้นรอบระยะเวลาบัญชี 25) ดัชนีความสามารถในการชำระหนี้ (LVGI) มีแต่ค่านอกเกณฑ์ขอบเขตบน (2.0600) จำนวน 84 ข้อมูล แสดงว่าบางบริษัทที่มีค่ามากกว่า 1 อาจมีการก่อหนี้สินระยะยาวที่มีภาระดอกเบี้ยในการดำเนินงานเพิ่มขึ้นมากเมื่อเทียบกับสินทรัพย์รวมจนอาจกระทบต่อโครงสร้างเงินทุนของบริษัท และ 26) ค่าการทุจริต (F_RE_8V) ไม่มีค่านอกเกณฑ์ เพราะข้อมูลเป็นค่า 1 และ 0 งานวิจัยนี้ได้ทำภาพแสดงการกระจายของข้อมูลค่านอกเกณฑ์ประกอบทุกตัวแปรในภาคผนวก ก

หลังจากการการวิเคราะห์ข้อมูลค่านอกเกณฑ์แล้ว พบว่า มีข้อมูลที่เป็นค่านอกเกณฑ์ 1,714 ข้อมูล อยู่ใน 1,038 ข้อมูล คิดเป็นร้อยละ 34.15 ที่นำออก คงเหลือข้อมูลที่ใช้ในการฝึกฝนและทดสอบแบบจำลองจำนวน 2,001 ข้อมูล คิดเป็นร้อยละ 65.48 สำหรับตัวแปรทั้ง 26 ตัวแปรต้องรับการตรวจสอบและคัดเลือกในขั้นตอนถัดไป ข้อมูลสรุปตามตาราง 4.3

**ตาราง 4.3** สรุปจำนวนชุดข้อมูลและตัวแปรหลังการคัดกรองค่านอกเกณฑ์ (Outlier)

| รายละเอียด | จำนวน | |
|---|---|---|
| | ข้อมูล | ตัวแปร |
| ขนาดของกรอบข้อมูล (Data Frame) | 3,039 | 26 |
| **หัก** ชุดข้อมูลที่อยู่นอกเกณฑ์ (ตัดออกทั้งชุดข้อมูล) | 1,038 | 0 |
| ข้อมูลที่มีเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม | 2,001 | 26 |

4.1.3 การวิเคราะห์สถิติเชิงพรรณนา (Descriptive Statistics Analysis)

งานวิจัยนี้มีการวิเคราะห์ข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ การวิเคราะห์สถิติเชิงพรรณนาและการวิเคราะห์สถิติเชิงอนุมานของข้อมูล เพื่อใช้เป็นข้อมูลในการตัดสินใจเกี่ยวกับตัวแปรที่ต้องใช้ในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม การวิเคราะห์ข้อมูลมีดังนี้

4.1.3.1 ค่าเฉลี่ยและการกระจายของข้อมูล

การวิเคราะห์คุณลักษณะของข้อมูลในแต่ละตัวแปรประกอบด้วย ค่าเฉลี่ยของชุดข้อมูล ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน พิจารณาการกระจายของข้อมูลรอบค่าเฉลี่ย และค่าสัมประสิทธิ์การแปรผัน พิจารณาการกระจายของข้อมูลเมื่อเทียบกับค่าเฉลี่ย เพื่อทำความเข้าใจลักษณะพื้นฐานของข้อมูล มีรายละเอียดตามตาราง 4.4

**ตาราง 4.4** สถิติเชิงพรรณนาการวัดการกระจายของข้อมูล

| No. | Feature Name | Abbrev. | Mean | Standard Deviation (S.D.) | Coefficient of Variation |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | Current Ratio | CR | 2.1607 | 1.8347 | 0.8491 |
| 2 | Working Capital to Total Assets | WC_TA | 0.1574 | 0.2193 | 1.3931 |
| 3 | Current Assets to Total Assets | CA_TA | 0.4264 | 0.2169 | 0.5088 |
| 4 | Cash Flow Ratio | CFR | 0.7689 | 1.0608 | 1.3796 |

**ตาราง 4.4** สถิติเชิงพรรณนาการวัดการกระจายของข้อมูล (ต่อ)

| No. | Feature Name | Abbrev. | Mean | Standard Deviation (S.D.) | Coefficient of Variation |
|---|---|---|---|---|---|
| 5 | Cash Flow from Operation to Total Assets | CFO_TA | 0.0840 | 0.0854 | 1.0165 |
| 6 | Cash Flow from Financing to Sales | CFF_S | -0.0304 | 0.1818 | -5.9870 |
| 7 | Gross Profit Margin | GPM | 23.8675 | 14.6281 | 0.6129 |
| 8 | Net Income Margin | NIM | 7.1143 | 11.8163 | 1.6609 |
| 9 | Return on Assets | ROA | 5.1016 | 6.5079 | 1.2756 |
| 10 | Total Assets Turnover | ATR | 0.8344 | 0.5831 | 0.6988 |
| 11 | Accounts Receivable Turnover | ART | 10.1472 | 8.9414 | 0.8812 |
| 12 | Accounts Receivable to Total Assets | AR_TA | 0.1148 | 0.0937 | 0.8165 |
| 13 | Inventory to Total Assets | INV_TA | 0.1416 | 0.1480 | 1.0456 |
| 14 | Interest Bearing Debt to Total Assets | TD_TA | 0.1111 | 0.1315 | 1.1834 |
| 15 | Debt Ratio | DR | 0.4219 | 0.1979 | 0.4690 |
| 16 | Long Term Debt to Equity | LTD_E | 0.2736 | 0.4317 | 1.5780 |
| 17 | Current Liability to Equity | CL_E | 0.6505 | 0.6484 | 0.9967 |
| 18 | Days Sales in Receivables Index | DSRI | 1.0126 | 0.3448 | 0.3406 |
| 19 | Gross Margin Index | GMI | 0.9978 | 0.2883 | 0.2890 |
| 20 | Asset Quality Index | AQI | 1.0205 | 0.3146 | 0.3083 |
| 21 | Sales Growth Index | SGI | 1.0437 | 0.2206 | 0.2114 |
| 22 | Depreciation Index | DEPI | 0.9938 | 0.1966 | 0.1978 |
| 23 | Sales, General and Admin. Exp. Index | SGAI | 1.0176 | 0.1982 | 0.1948 |
| 24 | Total Accrual to Total Assets | TATA | -0.0002 | 0.2292 | -935.3783 |
| 25 | Leverage Index | LVGI | 0.9828 | 0.2146 | 0.2184 |
| 26 | Fraud (8 Index) | F_Re_8V | 0.4258 | 0.4946 | 1.1616 |

จากตาราง 4.4 งานวิจัยนี้ทำการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยค่าเฉลี่ย (Mean) แสดงถึงค่ากลางของข้อมูล ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) แสดงถึงการกระจายตัวของข้อมูลจากค่าเฉลี่ย และค่าสัมประสิทธิ์การแปรผัน (CV) เป็นอัตราส่วนระหว่างส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานและค่าเฉลี่ย ที่แสดงถึงการกระจายตัวของข้อมูลในเชิงสัมพัทธ์เมื่อเทียบกับค่าเฉลี่ย เพื่อให้เห็นภาพรวมของการกระจายตัวของข้อมูลอย่างชัดเจนด้วยการอธิบายค่าเฉลี่ยและค่าสัมประสิทธิ์การแปรผัน ดังนี้ 1) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน (CR) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (2.1607) แสดงว่ามีสินทรัพย์

หมุนเวียนมากกว่าหนี้สินหมุนเวียน ซึ่งสูงกว่าเกณฑ์ปกติที่ 1.0 อย่างมาก และค่า CV (0.8491) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลปานกลางเมื่อเทียบกับค่าเฉลี่ย อาจเกิดจากความเสี่ยงที่แตกต่างกันในการชำระหนี้ระยะสั้น 2) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (WC_TA) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (0.1574) อยู่ในระดับต่ำ และค่า CV (1.3931) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลสูงเมื่อเทียบกับค่าเฉลี่ย อาจเกิดจากการบริหารสินทรัพย์หมุนเวียนและหนี้สินหมุนเวียนของแต่ละบริษัท 3) อัตราส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (CA_TA) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (0.4264) ถืออยู่ในระดับปานกลาง และค่า CV (0.5088) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลปานกลางเมื่อเทียบกับค่าเฉลี่ย อาจเกิดจากการบริหารสินทรัพย์หมุนเวียนที่แตกต่างกัน 4) อัตราส่วนกระแสเงินสด (CFR) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (0.7689) อยู่ในระดับปานกลาง และค่า CV (1.3796) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลสูงเมื่อเทียบกับค่าเฉลี่ย อาจเกิดจากการบริหารกระแสเงินสดที่แตกต่างกันในแต่ละบริษัท 5) อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อสินทรัพย์รวม (CFO_TA) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (0.0840) อยู่ในระดับต่ำ และค่า CV (1.0165) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลสูงเมื่อเทียบกับค่าเฉลี่ย อาจเกิดจากการบริหารกระแสเงินสดจากการดำเนินงานที่แตกต่างกัน 6) อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการจัดหาเงินต่อยอดขาย (CFF_S) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (-0.0304) ถือว่าอยู่ในระดับต่ำ จึงมีความเสี่ยงสูงจากการไหลออกของเงินทุนจากการจัดหาเงิน และค่า CV (-5.9870) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลสูงมากเมื่อเทียบกับค่าเฉลี่ย อาจเกิดจากการบริหารจัดการกระแสเงินสดจากการจัดหาเงินและรายได้จากยอดขายที่แตกต่างกัน 7) อัตราส่วนกำไรขั้นต้น (GPM) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (23.8675) ถือว่าสามารถควบคุมต้นทุนที่ดี และค่า CV (0.6129) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลปานกลาง อาจเกิดจากการบริหารจัดการควบคุมต้นทุนและการทำกำไรที่แตกต่างกัน 8) อัตราส่วนกำไรสุทธิ (NIM) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (7.1143) ถือว่าสามารถทำกำไรสุทธิจากยอดขายในระดับปานกลาง และค่า CV (1.6609) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลสูง อาจเกิดจากความไม่แน่นอนสูงในการทำกำไรสุทธิ การบริหารจัดการ การดำเนินงาน หรือปัจจัยภายนอกที่แตกต่างกัน 9) อัตราส่วนผลตอบแทนจากสินทรัพย์ (ROA) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (5.1016) ถือใช้สินทรัพย์เพื่อสร้างผลตอบแทน(ผลกำไร)ได้อย่างมีประสิทธิภาพอยู่ในระดับปานกลาง และค่า CV (1.2756) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลสูง อาจเกิดจากความไม่แน่นอนสูงในการสร้างผลตอบแทนจากสินทรัพย์ของแต่ละบริษัท 10) อัตราส่วนการหมุนเวียนของสินทรัพย์รวม (ATR) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (0.8344) ถือสามารถใช้สินทรัพย์เพื่อสร้างยอดขายปานกลาง และค่า CV (0.6988) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลปานกลาง อาจเกิดจากความไม่แน่นอนในการใช้สินทรัพย์เพื่อสร้างยอดขาย 11) อัตราส่วนการหมุนเวียนของลูกหนี้การค้า (ART) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (10.1472) ถือว่า

สามารถเรียกเก็บเงินจากลูกหนี้ได้อย่างรวดเร็วและมีประสิทธิภาพสูง และค่า CV (0.8812) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลปานกลาง อาจเกิดจากความไม่แน่นอนในการบริหารจัดการลูกหนี้ระยะเวลาเครดิต หรือปัจจัยภายนอกที่แตกต่างกัน 12) อัตราส่วนลูกหนี้การค้าต่อสินทรัพย์รวม (AR_TA) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (0.1148) ถือว่ามีสัดส่วนในระดับปานกลาง และค่า CV (0.8165) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลปานกลาง อาจเกิดจากความไม่แน่นอนในการบริหารจัดการลูกหนี้ที่แตกต่างกันหรือปัจจัยภายนอกที่ส่งผลกระทบต่อการเก็บรวบรวมเงินสดของบริษัท 13) อัตราส่วนสินค้าคงเหลือต่อสินทรัพย์รวม (INV_TA) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (0.1416) ถือว่าอยู่ในระดับต่ำ และค่า CV (1.0456) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลสูง อาจเกิดจากความไม่แน่นอนจากการจัดการสินค้าคงเหลือที่แตกต่างกัน หรือปัจจัยภายนอกที่ส่งผลกระทบต่อการจัดการสินค้าคงเหลือของบริษัท 14) อัตราส่วนหนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยรวมต่อสินทรัพย์รวม (TD_TA) ของบริษัทส่วนใหญ่ที่ค่าเฉลี่ย (0.1111) ถืออยู่ในระดับต่ำ และค่า CV (1.1834) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลสูง อาจเกิดจากความไม่แน่นอนจากการบริหารจัดการหนี้สินที่แตกต่างกัน หรือปัจจัยภายนอกที่ส่งผลกระทบต่อการจัดการหนี้สินของบริษัท 15) อัตราส่วนหนี้สิน (DR) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (0.4219) ถือว่ามีอัตราส่วนที่ปานกลาง และค่า CV (0.4690) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลปานกลาง อาจเกิดจากความไม่แน่นอนจากการบริหารจัดการหนี้สินที่แตกต่างกัน หรือปัจจัยภายนอกที่ส่งผลกระทบต่อการจัดการหนี้สินของบริษัท 16) อัตราส่วนหนี้สินระยะยาวที่มีภาระดอกเบี้ยต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (LTD_E) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (0.2736) ถือว่าอยู่ในระดับบานกลาง และค่า CV (1.5780) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลสูง อาจเกิดจากความไม่แน่นอนจากการบริหารจัดการหนี้สินระยะยาวที่แตกต่างกัน หรือปัจจัยภายนอกที่ส่งผลกระทบต่อการจัดการหนี้สินของบริษัท 17) อัตราส่วนหนี้สินหมุนเวียนต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (CL_E) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (0.6505) ถือว่าอยู่ในระดับปานกลาง และค่า CV (0.9967) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลสูง อาจเกิดจากมีบริษัทจำนวนมากที่มีค่าสัดส่วนนี้แตกต่างกันไปอย่างมาก 18) ดัชนีลูกหนี้ต่อยอดขาย (DSRI) ของบริษัทส่วนใหญ่มีการเติบโตที่ดีขึ้นกว่าปีก่อน (1.0126) ถือว่าอยู่ในระดับปานกลาง และค่า CV (0.3406) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลต่ำ อาจมีความแปรปรวนไม่มากในการจัดการลูกหนี้ 19) ดัชนีอัตราส่วนกำไรขั้นต้น (GMI) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (0.9978) ถือว่าบริษัทส่วนใหญ่สามารถรักษากำไรขั้นต้นได้ในระดับค่อนข้างคงที่ และค่า CV (0.2890) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลต่ำ อาจเกิดจากความแปรปรวนไม่มากเกินไปในการรักษากำไรขั้นต้นของแต่ละบริษัท 20) ดัชนีคุณภาพของสินทรัพย์ (AQI) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (1.0205) มีค่า AQI มีความคงที่ในระดับปานกลาง และค่า CV (0.3083) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลต่ำ อาจเกิดจากความแปรปรวนของคุณภาพสินทรัพย์ที่ไม่มากเกินไป 21) ดัชนีการเติบโตของ

ยอดขาย (SGI) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (1.0437) มีค่า SGI มีความคงที่ในระดับปานกลาง และค่า CV (0.2114) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลต่ำ อาจเกิดจากความแปรปรวนไม่มากเกินไปในการเติบโตของยอดขายของแต่ละบริษัท 22) ดัชนีค่าเสื่อมราคา (DEPI) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (0.9938) ถือว่าค่า DEPI มีความคงที่เมื่อเปรียบเทียบกับช่วงเวลาก่อนหน้า และค่า CV (0.1978) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลต่ำ อาจเกิดจากความแปรปรวนไม่มากเกินไปในการคำนวณค่าเสื่อมราคาของแต่ละบริษัท 23) ดัชนีค่าใช้จ่ายในการขายและบริหาร (SGAI) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (1.0176) มีการเพิ่ม SGAI ขึ้นในระดับปานกลาง และค่า CV (0.1948) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลต่ำ อาจเกิดจากความแปรปรวนไม่มากเกินไปในการบริหารค่าใช้จ่ายในการขายและบริหารของแต่ละบริษัท 24) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม (TATA) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (-0.0002) มีการบริหารจัดการเงินทุนหมุนเวียนที่มีประสิทธิภาพ โดยมีค่าเฉลี่ยที่ใกล้เคียงกับศูนย์มาก และค่า CV (-935.3783) แสดงการกระจายของตัวข้อมูลสูงมาก อาจเกิดจากความแปรปรวนอย่างมากในการบริหารจัดการเงินทุนหมุนเวียนของแต่ละบริษัท 25) ดัชนีความสามารถในการชำระหนี้ (LVGI) ของบริษัทส่วนใหญ่มีค่าเฉลี่ย (0.9828) ถือว่าสามารถใช้สินทรัพย์ของบริษัทในการชำระหนี้ที่มีอยู่ในระดับปานกลาง และค่า CV (0.2184) แสดงการกระจายตัวของข้อมูลต่ำ อาจเกิดจากความแปรปรวนที่น้อยมากเป็นสัญญาณบ่งบอกถึงความสม่ำเสมอในการจัดการหนี้สินของบริษัท และ 26) การทุจริต (F_Re_8V) ของบริษัทส่วนใหญ่เป็นแบบไม่มีการทุจริตมากกว่าการทุจริต พิจารณาจากค่าเฉลี่ย (0.4258) ที่มีค่าเฉลี่ยต่ำกว่า 0.5 เพราะมีค่าของการไม่ทุจริต (0) มากกว่า การทุจริต (1) และค่า CV (1.1616) อยู่ในระดับสูง

โดยสรุปพบว่า ตัวแปรทางการเงินของบริษัทส่วนใหญ่มีความสามารถในการชำระหนี้สินระยะสั้นได้ดี มีสินทรัพย์หมุนเวียนที่เพียงพอ และมีกระแสเงินสดจากการดำเนินงานที่ค่อนข้างมั่นคง อย่างไรก็ตาม การกระจายตัวของอัตราส่วนการเงินบางตัว เช่น อัตราส่วนกระแสเงินสด และอัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน มีความแปรปรวนค่อนข้างสูง แสดงให้เห็นถึงความไม่แน่นอนในด้านการบริหารจัดการกระแสเงินสดและสินทรัพย์หมุนเวียนของบางบริษัท อีกทั้งยังมีความหลากหลายในประสิทธิภาพการใช้สินทรัพย์และการจัดการหนี้สินของแต่ละบริษัท โดยมีบางบริษัทที่มีการหมุนเวียนสินทรัพย์และลูกหนี้การค้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ ในขณะที่บางบริษัทอาจมีความสามารถในการเก็บรวบรวมเงินสดจากลูกหนี้ต่ำกว่า อย่างไรก็ตาม ค่าสัมประสิทธิ์การแปรปรวนที่สูงแสดงถึงการกระจายตัวที่ไม่สม่ำเสมอของข้อมูล แต่บางตัวแปร เช่น ดัชนีความสามารถในการชำระหนี้กลับมีการกระจายตัวที่ต่ำ แสดงถึงความสม่ำเสมอในการจัดการหนี้สินของบริษัทส่วนใหญ่

4.1.3.2 ความเบ้และความโด่งของข้อมูล

การศึกษาคุณลักษณะของข้อมูลผ่านค่าความเบ้และความโด่ง ทำให้ทราบรูปแบบการกระจายของข้อมูลในชุดข้อมูลที่ต้องการศึกษา ส่วนผลการประเมินความเบ้และความโด่งของข้อมูลที่ใช้ในการฝึกฝนและประเมินแบบจำลองที่นำมาใช้นั้นมีข้อมูลตามตาราง 4.5

**ตาราง 4.5** สถิติเชิงพรรณนาช่วงการเบ้และความโด่งของข้อมูล

| No. | Variance name | Abbrev. | Skewness | Kurtosis* |
|---|---|---|---|---|
| 1 | Current Ratio | CR | 1.9393 | 3.9986 |
| 2 | Working Capital to Total Assets | WC_TA | -0.0415 | 1.5883 |
| 3 | Current Assets to Total Assets | CA_TA | 0.2920 | -0.8068 |
| 4 | Cash Flow Ratio | CFR | 2.1005 | 4.2457 |
| 5 | Cash Flow from Operation to Total Assets | CFO_TA | 0.2911 | 2.2524 |
| 6 | Cash Flow from Financing to Sales | CFF_S | 0.4118 | 4.6245 |
| 7 | Gross Profit Margin | GPM | 0.7321 | 0.3770 |
| 8 | Net Income Margin | NIM | 0.4062 | 5.1862 |
| 9 | Return on Assets | ROA | 0.4876 | 2.8857 |
| 10 | Total Assets Turnover | ATR | 1.6307 | 4.3855 |
| 11 | Accounts Receivable Turnover | ART | 2.5066 | 7.7905 |
| 12 | Accounts Receivable to Total Assets | AR_TA | 1.4858 | 2.8941 |
| 13 | Inventory to Total Assets | INV_TA | 1.7304 | 4.0607 |
| 14 | Interest Bearing Debt to Total Assets | TD_TA | 1.2226 | 0.6656 |
| 15 | Debt Ratio | DR | 0.3616 | 0.8584 |
| 16 | Long Term Debt to Equity | LTD_E | 2.2145 | 5.1313 |
| 17 | Current Liability to Equity | CL_E | 1.9263 | 4.9450 |
| 18 | Days Sales in Receivables Index | DSRI | 0.7774 | 4.3166 |
| 19 | Gross Margin Index | GMI | -0.0889 | 3.8156 |
| 20 | Asset Quality Index | AQI | 0.7058 | 3.6009 |
| 21 | Sales Growth Index | SGI | 1.1050 | 3.4081 |
| 22 | Depreciation Index | DEPI | 0.7001 | 3.8914 |
| 23 | Sales, General and Admin. Exp. Index | SGAI | 1.0371 | 3.9896 |
| 24 | Total Accrual to Total Assets | TATA | -0.1413 | 1.4338 |
| 25 | Leverage Index | LVGI | 0.3845 | 3.3494 |
| 26 | Fraud (8 Index) | F_Re_8V | | |

* Note: The normal value for kurtosis is 3.

จากตาราง 4.5 ค่าความโด่งที่แสดงมีค่าการแจกแจงปกติของข้อมูลที่ 3.00 และค่าความเบ้พิจารณาจากข้อมูล มีรายละเอียดดังนี้ 1) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน (CR) มีค่าความเบ้ (Skewness) เท่ากับ 1.9393 แสดงว่าข้อมูลเบ้ไปทางขวาอย่างมาก ซึ่งมีหลายบริษัทที่มีอัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนสูงกว่าค่าเฉลี่ยมาก ค่าความโด่ง (Kurtosis) เท่ากับ 3.9986 การกระจายตัวของข้อมูลใกล้ค่าเฉลี่ยเล็กน้อยและมีหางยาว แสดงว่ามีบริษัทที่มีค่า CR สูงมากและมีค่าผิดปกติอยู่บ้าง 2) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (WC_TA) มีค่าความเบ้ (-0.0415) ไปทางซ้ายเล็กน้อย แสดงว่ามีบางบริษัทมีค่า WC_TA สภาพคล่องต่ำ ค่าความโด่ง (1.5883) มีการกระจายตัวแบนกว่าปกติและมีหางไม่ยาว แสดงว่าบริษัทส่วนใหญ่มีความสามารถในการจัดการเงินทุนหมุนเวียนใกล้เคียงกับค่าเฉลี่ย 3) อัตราส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (CA_TA) มีค่าความเบ้ (0.2920) ไปทางขวาเล็กน้อย แสดงว่าบางบริษัทมีค่า CA_TA สูงกว่าค่าเฉลี่ยเล็กน้อย ค่าความโด่ง (-0.8068) มีการกระจายตัวแบนกว่าปกติ บ่งบอกว่าบริษัทส่วนใหญ่มีการจัดการสินทรัพย์หมุนเวียนที่เสถียรและไม่แตกต่างกันมากนัก 4) อัตราส่วนกระแสเงินสด (CFR) มีค่าความเบ้ (2.1005) ไปทางขวา แสดงว่าบางบริษัทมีค่า CFR สูงกว่ามาก ค่าความโด่ง (4.2457) มีการกระจุกตัวใกล้ค่าเฉลี่ยและมีหางยาวมาก อาจเกิดความเสี่ยงที่เพิ่มขึ้นในการวิเคราะห์ CFR 5) อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อสินทรัพย์รวม (CFO_TA) มีค่าความเบ้ (0.2911) ไปทางขวาเล็กน้อย แสดงว่าบางบริษัทมีค่า CFO_TA สูงกว่าเล็กน้อย ค่าความโด่ง (2.2524) มีการกระจายตัวที่ค่อนข้างแบนและมีหางไม่ยาว แสดงว่าบริษัทส่วนใหญ่มี CFO_TA ใกล้เคียงกัน 6) อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการจัดหาเงินต่อยอดขาย (CFF_S) มีค่าความเบ้ (0.4118) ไปทางขวาเล็กน้อย แสดงว่าบางบริษัทมีค่า CFF_S สูงกว่าเล็กน้อย ค่าความโด่ง (4.6245) มีการกระจุกตัวใกล้ค่าเฉลี่ยและมีหางยาว แสดงว่ามีบางบริษัทที่มีกระแสเงินสดจากการจัดหาเงินแตกต่างกันมากจากค่าเฉลี่ย 7) อัตราส่วนกำไรขั้นต้น (GPM) มีค่าความเบ้ (0.7321) ไปทางขวาเล็กน้อย แสดงว่าบางบริษัทมีค่า GPM สูงกว่าค่าเฉลี่ยเล็กน้อย ค่าความโด่ง (0.3770) มีการกระจายตัวแบนกว่าปกติและมีหางไม่ยาว แสดงว่าบริษัทส่วนใหญ่มีกำไรขั้นต้นที่ใกล้เคียงกัน 8) อัตราส่วนกำไรสุทธิ (NIM) มีค่าความเบ้ (0.4062) ไปทางขวาเล็กน้อย แสดงว่าบางบริษัทมีค่า NIM มากกว่าค่าเฉลี่ยเล็กน้อย ค่าความโด่ง (5.1862) มีการกระจุกตัวใกล้ค่าเฉลี่ยและมีหางยาวมาก แสดงว่ามีความแตกต่างของกำไรสุทธิในบางบริษัทอย่างมาก 9) อัตราส่วนผลตอบแทนจากสินทรัพย์ (ROA) มีค่าความเบ้ (0.4876) ไปทางขวาเล็กน้อย แสดงว่าบางบริษัทมีค่า ROA สูงกว่าค่าเฉลี่ยเล็กน้อย ค่าความโด่ง (2.8857) มีการกระจุกตัวใกล้ค่าเฉลี่ยและมีหางไม่ยาว 10) อัตราส่วนการหมุนเวียนของสินทรัพย์รวม (ATR) มีค่าความเบ้ (1.6307) ไปทางขวาอย่างมาก แสดงว่าบางบริษัทมีค่า ATR สูงกว่าค่าเฉลี่ยอย่างมาก ค่าความโด่ง (4.3855) มีการกระจุกตัวมากใกล้

ค่าเฉลี่ยและมีหางไม่ยาว แสดงว่ามีบริษัทที่มีการใช้สินทรัพย์อย่างมีประสิทธิภาพสูงและบางบริษัทที่มีการหมุนเวียนสินทรัพย์ต่ำกว่ามาตรฐานอย่างมาก 11) อัตราส่วนการหมุนเวียนของลูกหนี้การค้า (ART) มีค่าความเบ้ (2.5066) ไปทางขวาอย่างมาก แสดงว่าบางบริษัทมีค่า ART สูงกว่าค่าเฉลี่ยอย่างมาก ค่าความโด่ง (7.7905) มีการกระจุกตัวใกล้ค่าเฉลี่ยและมีหางยาวมาก แสดงว่ามีบริษัทที่มีความสามารถในการเรียกเก็บเงินจากลูกหนี้ได้อย่างมีประสิทธิภาพสูง แต่บางบริษัทอาจมีความเสี่ยงสูงในการจัดการลูกหนี้การค้า 12) อัตราส่วนลูกหนี้การค้าต่อสินทรัพย์รวม (AR_TA) มีค่าความเบ้ (1.4858) ไปทางขวาอย่างมาก แสดงว่าบางบริษัทมีค่า AR_TA สูงกว่าค่าเฉลี่ยมาก อาจแสดงถึงประสิทธิภาพการบริหารลูกหนี้การค้าที่แตกต่างกัน ค่าความโด่ง (2.8941) มีการกระจุกตัวใกล้ค่าเฉลี่ยและมีหางไม่ยาว แสดงว่ามีบริษัทส่วนใหญ่มีความสามารถในการบริหารลูกหนี้การค้าใกล้เคียงกับค่าเฉลี่ย แต่บางบริษัทอาจมีความเสี่ยงสูงในการบริหารจัดการลูกหนี้ 13) อัตราส่วนสินค้าคงเหลือต่อสินทรัพย์รวม (INV_TA) มีค่าความเบ้ (1.7304) ไปทางขวาอย่างมาก แสดงว่าบางบริษัทมีค่า INV_TA สูงกว่าค่าเฉลี่ยมาก อาจแสดงถึงประสิทธิภาพการบริหารสินค้าคงเหลือที่แตกต่างกัน ค่าความโด่ง (4.0607) มีการกระจุกตัวมากใกล้ค่าเฉลี่ย แสดงว่าอาจเกิดความเสี่ยงในการบริหารสินค้าคงเหลือในบางบริษัท 14) อัตราส่วนหนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยรวมต่อสินทรัพย์รวม (TD_TA) มีค่าความเบ้ (1.2226) ไปทางขวาอย่างมาก แสดงว่าบางบริษัทมีค่า TD_TA สูงกว่าค่าเฉลี่ยมาก ค่าความโด่ง (0.6656) มีการกระจายตัวค่อนข้างแบน อาจเป็นความเสี่ยงทางการเงินที่สูงขึ้นเนื่องจากภาระหนี้สินที่สูง 15) อัตราส่วนหนี้สิน (DR) มีค่าความเบ้ (0.3616) ไปทางขวาเล็กน้อย แสดงว่าบางบริษัทมีค่า DR สูงกว่าค่าเฉลี่ยบ้าง ค่าความโด่ง (0.8584) มีการกระจายตัวค่อนข้างแบนและมีหางไม่ยาว 16) อัตราส่วนหนี้สินระยะยาวที่มีภาระดอกเบี้ยต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (LTD_E) มีค่าความเบ้ (2.2145) ไปทางขวาอย่างมาก แสดงว่าบางบริษัทมีหนี้สินระยะยาวที่มีภาระดอกเบี้ยสูงมาก บ่งบอกถึงภาระทางการเงินและความเสี่ยงที่สูงขึ้น ค่าความโด่ง (5.1313) มีการกระจุกตัวใกล้ค่าเฉลี่ยและมีหางยาว แสดงว่ามีบริษัทบางแห่งที่มีภาระดอกเบี้ยสูงมากและความหลากหลายของกลุ่มบริษัทที่มีภาระดอกเบี้ยสูง 17) อัตราส่วนหนี้สินหมุนเวียนต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (CL_E) มีค่าความเบ้ (1.9263) ไปทางขวาอย่างมาก แสดงว่าบางบริษัทมีหนี้สินหมุนเวียนสูงมาก บ่งบอกถึงภาระทางการเงินและความเสี่ยงที่สูงขึ้น ค่าความโด่ง (4.9450) มีการกระจุกตัวใกล้ค่าเฉลี่ยและมีหางยาว แสดงว่ามีบริษัทบางแห่งที่มีหนี้สินหมุนเวียนและมีความหลากหลายในกลุ่มบริษัทที่มีหนี้สินหมุนเวียนสูงมาก 18) ดัชนีลูกหนี้ต่อยอดขาย (DSRI) มีค่าความเบ้ (0.7774) ไปทางขวา แสดงว่าบางบริษัทมีลูกหนี้การค้าสูงมาก อาจบ่งบอกถึงความเสี่ยงทางการเงินที่เพิ่มขึ้น ค่าความโด่ง (4.3166) มีการกระจุกตัวใกล้ค่าเฉลี่ยและมีหางยาว แสดงว่ามีบริษัทบางแห่งที่มีลูกหนี้การค้าสูงมากในกลุ่มเล็กและมีความหลากหลายมากขึ้นในกลุ่มบริษัทที่มีลูกหนี้การค้าสูง 19) ดัชนี

อัตราส่วนกำไรขั้นต้น (GMI) มีค่าความเบ้ (-0.0889) ไปทางซ้ายเล็กน้อย แสดงว่าบางบริษัทมีค่า GMI ต่ำมาก อาจเกิดจากการบริหารจัดการที่ไม่มีประสิทธิภาพหรือปัญหาทางการเงิน ค่าความโด่ง (3.8156) มีการกระจุกตัวใกล้ค่าเฉลี่ยและมีหางยาว แสดงว่าบางบริษัทมี GMI แตกต่างกันจากบริษัทอื่น 20) ดัชนีคุณภาพของสินทรัพย์ (AQI) มีค่าความเบ้ (0.7058) ไปทางขวา แสดงว่าบางบริษัทมีค่า AQI สูงมาก อาจเกิดจากการบริหารสินทรัพย์ที่มีประสิทธิภาพหรือการลงทุนในสินทรัพย์ที่มีคุณภาพสูง ค่าความโด่ง (3.6009) มีการกระจุกตัวใกล้ค่าเฉลี่ยและมีหางยาว ทำให้บางบริษัทมีค่า AQI แตกต่างกันจากบริษัทอื่น 21) ดัชนีการเติบโตของยอดขาย (SGI) มีค่าความเบ้ (1.1050) ไปทางขวา แสดงว่าบางบริษัทมีการเติบโตของยอดขายสูงมาก อาจเกิดจากการขยายธุรกิจหรือการเพิ่มประสิทธิภาพในการขาย ค่าความโด่ง (3.4081) มีการกระจุกตัวใกล้ค่าเฉลี่ยและมีหางไม่ยาว แสดงว่ามีค่าผิดปกติที่ไม่สูง ทำให้บางบริษัทมีค่า SGI ที่แตกต่างกันมากจากบริษัทอื่น 22) ดัชนีค่าเสื่อมราคา (DEPI) มีค่าความเบ้ (0.7001) ไปทางขวา แสดงว่าบางบริษัทมีค่าเสื่อมราคาสูงมาก อาจเกิดจากการลงทุนในสินทรัพย์ถาวรที่มีมูลค่าสูงหรือการปรับปรุงสินทรัพย์เดิมมากกว่าบริษัทอื่น ค่าความโด่ง (3.8914) มีการกระจุกตัวใกล้ค่าเฉลี่ยและมีหางไม่ยาว แสดงว่ามีค่าผิดปกติที่ไม่สูง ทำให้บางบริษัทมีค่าเสื่อมราคาที่แตกต่างกันมากจากบริษัทอื่น 23) ดัชนีค่าใช้จ่ายในการขายและบริหาร (SGAI) มีค่าความเบ้ (1.0371) ไปทางขวา แสดงว่าบางบริษัทมีค่าใช้จ่ายในการขายและบริหารสูงมาก อาจเกิดจากการลงทุนในกิจกรรมการขายและการบริหารที่สูงกว่าบริษัทอื่น ค่าความโด่ง (3.9896) มีการกระจุกตัวใกล้ค่าเฉลี่ยและมีหางไม่ยาว แสดงว่ามีค่าผิดปกติที่ไม่สูง ทำให้บางบริษัทมีค่าใช้จ่ายในการขายและบริหารที่แตกต่างกันจากบริษัทอื่น 24) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม (TATA) มีค่าความเบ้ (-0.1413) ไปทางซ้าย แสดงว่าบางบริษัทมีค่า TATA ต่ำมาก อาจเกิดจากการคำนวณรายได้และค่าใช้จ่ายอย่างระมัดระวัง ค่าความโด่ง (1.4338) มีการกระจายตัวกว้างและมีหางไม่ยาว แสดงว่ามีนโยบายการบัญชีของบริษัทในกลุ่มมีความหลากหลาย 25) ดัชนีความสามารถในการชำระหนี้ (LVGI) มีค่าความเบ้ (0.3845) ไปทางขวาเล็กน้อย แสดงว่าบางบริษัทมีความสามารถในการชำระหนี้สูงมาก ค่าความโด่ง (3.3494) มีการกระจุกตัวใกล้ค่าเฉลี่ยและมีหางไม่ยาว แสดงว่ามีบางบริษัทที่มีความสามารถในการชำระหนี้สูงมากหรือมีการจัดการหนี้สินที่ผันผวน และ 26) ค่าการทุจริต (Fraud: F_RE_8V) เป็นการเก็บค่าแบบสองค่า (Binary) คือ 0 = ไม่ทุจริต และ 1 = ทุจริต

โดยสรุปพบว่า อัตราส่วนทางการเงินที่มีค่าความเบ้ในการกระจายตัวของข้อมูลที่สมดุลแสดงให้เห็นถึงบริษัทส่วนใหญ่มีความสามารถใกล้เคียงกัน ได้แก่ อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (WC_TA) อัตราส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (CA_TA) และอัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อสินทรัพย์รวม (CFO_TA) สำหรับอัตราส่วนทาง

การเงินที่มีค่าเบ้ไปทางบวกมาก ได้แก่ อัตราส่วนกระแสเงินสด (CFR) อัตราส่วนการหมุนเวียนของลูกหนี้การค้า (ART) และอัตราส่วนหนี้สินระยะยาวที่มีภาระดอกเบี้ยต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (LTD_E) สำหรับอัตราส่วนที่มีค่าความโด่งใกล้เคียงกับ 3 คือ แสดงถึงการกระจุกตัวของข้อมูลสำหรับการกระจายตัวที่ปกติและสมดุล ได้แก่ ดัชนีความสามารถในการชำระหนี้ (LVGI) ดัชนีการเติบโตของยอดขาย (SGI) และ ดัชนีคุณภาพของสินทรัพย์ (AQI) ส่วนการกระจุกตัวของข้อมูลที่สูงมาก ได้แก่ อัตราส่วนการหมุนเวียนของลูกหนี้การค้า (ART) อัตราส่วนกำไรสุทธิ (NIM) และอัตราส่วนหนี้สินระยาวที่มีภาระดอกเบี้ยต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (LTD_E)

เพื่อประสิทธิภาพที่ดีขึ้นในการพิจารณาค่าความเบ้และค่าความโด่ง งานวิจัยนี้แสดงไว้เป็นภาพการกระจายของข้อมูล 3 ลักษณะที่นำเสนอไว้ในภาคผนวก ข คือ การแสดงในรูปแบบแผนภาพกล่อง (Box plot) เพื่อพิจารณาความเบ้ แผนภาพความหนาแน่น (Density Plot) เพื่อพิจารณาความโด่ง และแผนภาพไวโอลิน (Violin Plot) สำหรับการผสมผสานแผนภาพกล่องและแผนภาพความหนาแน่นเข้าไว้ในภาพเดียวกัน

4.1.3.3 ข้อมูลภายในกลุ่มเปอร์เซ็นไทล์

เปอร์เซ็นไทล์สามารถบอกค่าของข้อมูลในแต่ละช่วงเปอร์เซ็นไทล์ที่ค่าเฉลี่ย ($\bar{x}$) ของข้อมูลนั้นอยู่ รายละเอียดตามตาราง 4.6

**ตาราง 4.6** สถิติเชิงพรรณนาตำแหน่งของข้อมูลภายในกลุ่มเปอร์เซ็นไทล์

| No. | Variance Name | Abbrev. | Percentile | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | | | $25^{th}$ | $50^{th}$ | $75^{th}$ |
| 1 | Current Ratio | CR | 0.9800 | 1.5300 | 2.6700 |
| 2 | Working Capital to Total Assets | WC_TA | -0.0032 | 0.1369 | 0.3141 |
| 3 | Current Assets to Total Assets | CA_TA | 0.2561 | 0.4032 | 0.5950 |
| 4 | Cash Flow Ratio | CFR | 0.1056 | 0.2925 | 0.9803 |
| 5 | Cash Flow from Operation to Total Assets | CFO_TA | 0.0318 | 0.0824 | 0.1341 |
| 6 | Cash Flow from Financing to Sales | CFF_S | -0.1013 | -0.0407 | 0.0187 |
| 7 | Gross Profit Margin | GPM | 13.0200 | 21.7600 | 32.7800 |
| 8 | Net Income Margin | NIM | 1.4850 | 5.7000 | 11.7450 |
| 9 | Return on Assets | ROA | 1.0700 | 4.3600 | 8.6400 |
| 10 | Total Assets Turnover | ATR | 0.4250 | 0.7500 | 1.0700 |
| 11 | Accounts Receivable Turnover | ART | 5.1300 | 7.2100 | 11.6950 |
| 12 | Accounts Receivable to Total Assets | AR_TA | 0.0483 | 0.0905 | 0.1602 |
| 13 | Inventory to Total Assets | INV_TA | 0.0229 | 0.1041 | 0.2056 |

**ตาราง 4.6** สถิติเชิงพรรณนาตำแหน่งของข้อมูลภายในกลุ่มเปอร์เซ็นไทล์ (ต่อ)

| No. | Variance Name | Abbrev. | Percentile | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | | | 25th | 50th | 75th |
| 14 | Interest Bearing Debt to Total Assets | TD_TA | 0.0020 | 0.0567 | 0.1884 |
| 15 | Debt Ratio | DR | 0.2606 | 0.4149 | 0.5775 |
| 16 | Long Term Debt to Equity | LTD_E | 0.0000 | 0.0635 | 0.3850 |
| 17 | Current Liability to Equity | CL_E | 0.2157 | 0.4438 | 0.8443 |
| 18 | Days Sales in Receivables Index | DSRI | 0.8621 | 0.9958 | 1.1432 |
| 19 | Gross Margin Index | GMI | 0.8956 | 0.9979 | 1.1099 |
| 20 | Asset Quality Index | AQI | 0.8826 | 0.9963 | 1.1230 |
| 21 | Sales Growth Index | SGI | 0.9239 | 1.0259 | 1.1248 |
| 22 | Depreciation Index | DEPI | 0.9021 | 0.9761 | 1.0678 |
| 23 | Sales, General and Admin. Exp. Index | SGAI | 0.9140 | 1.0030 | 1.0967 |
| 24 | Total Accrual to Total Assets | TATA | -0.1545 | -0.0129 | 0.1554 |
| 25 | Leverage Index | LVGI | 0.8854 | 0.9816 | 1.0685 |
| 26 | Fraud (8 Index) | F_Re_8V | 0.0000 | 0.0000 | 1.0000 |

จากตาราง 4.6 พบรายละเอียดดังนี้ 1) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน (CR) ค่าเปอร์เซ็นต์ไทล์ที่ 25th 50th และ 75th มีค่าไม่เกิน 0.9800, 1.5300 และ 2.6700 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทที่ P50th มีความสามารถในการชำระหนี้สินระยะสั้นอยู่ในเกณฑ์ที่ดี ถึงแม้กลุ่ม P25th มีค่าต่ำกว่าเกฑณ์แต่นับว่าพอดี แต่ P75th มีค่าเกินเกณฑ์จนอาจมีความเสี่ยงในการถือสินทรัพย์หมุนเวียนมากไป 2) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (WC_TA) มีค่า P25th P50th P75th ไม่เกิน -0.0032, 0.1369 และ 0.3141 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งที่ P50th มีสภาพคล่องปานกลาง แต่ที่ P25th มี WC_TA น้อยเกินไป และ P75th มีสภาพคล่องมากเกินไป 3) อัตราส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (CA_TA) มีค่า P25th P50th P75th ไม่เกิน 0.2561, 0.4032 และ 0.5950 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งที่ P50th มี CA_TA ปานกลาง แต่ที่ P25th มีบางบริษัทที่ CAT_TA น้อย และ P75th มี CA_TA มาก 4) อัตราส่วนกระแสเงินสด (CFR) มีค่า P25th P50th P75th ไม่เกิน 0.1056, 0.2925 และ 0.9803 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งที่ P50th มี CFR ปานกลาง แต่ที่ P25th มี CFR น้อย และที่ P75th มี CFR มาก 5) อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อสินทรัพย์รวม (CFO_TA) มีค่า P25th P50th P75th ไม่เกิน 0.0318, 0.0824 และ 0.1341 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งที่ P50th มี CFO_TA ปานกลาง แต่ที่ P25th มีบางบริษัทที่ CFO_TA น้อย และที่ P75th มี CFO_TA มาก 6) อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการ

จัดหาเงินต่อยอดขาย (CFF_S) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน -0.1013, -0.0407 และ 0.0187 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งที่ P50$^{th}$ มี CFF_S ปานกลาง แต่ที่ P25$^{th}$ มีบางบริษัทที่ CFF_S ค่อนข้างน้อยหรือเป็นลบ และที่ P75$^{th}$ มี CFF_S ค่อนข้างมากหรือเป็นบวก 7) อัตราส่วนกำไรขั้นต้น (GPM) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน 13.0200, 21.7600 และ 32.7800 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งที่ P50$^{th}$ มี GPM ปานกลาว แต่ที่ P25$^{th}$ มีบางบริษัทที่ GPM น้อย และที่ P75$^{th}$ มี GPM ค่อนข้างมาก 8) อัตราส่วนกำไรสุทธิ (NIM) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน 1.4850, 5.7000 และ 11.7450 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งมี NIM ปานกลาง แต่ที่ P25$^{th}$ มีบางบริษัทที่มี NIM ค่อนข้างน้อย และ P75$^{th}$ มี NIM ค่อนข้างมาก 9) อัตราส่วนผลตอบแทนจากสินทรัพย์ (ROA) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน 1.0700, 4.3600 และ 8.6400 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งมี ROA ปานกลาง แต่ที่ P25$^{th}$ มีบางบริษัทที่ ROA น้อย และที่ P75$^{th}$ มี ROA มาก 10) อัตราส่วนการหมุนเวียนของสินทรัพย์รวม (ATR) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน 0.4250, 0.7500 และ 1.0700 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งมี ATR ปานกลาง แต่ที่ P25$^{th}$ มีบางบริษัทที่ ATR น้อย และที่ P75$^{th}$ มี ATR มาก 11) อัตราส่วนการหมุนเวียนของลูกหนี้การค้า (ART) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน 5.1300, 7.2100 และ 11.6950 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งมี ART ปานกลาง แต่ที่ P25$^{th}$ มีบางบริษัทที่ ART น้อย และที่ P75$^{th}$ มี ART สูง 12) อัตราส่วนลูกหนี้การค้าต่อสินทรัพย์รวม (AR_TA) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน 0.0483, 0.0905 และ 0.1602 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งมี AR_TA ปานกลาง แต่ที่ P25$^{th}$ มี บางบริษัทที่ AR_TA น้อย และที่ P75$^{th}$ มี AR_TA มาก 13) อัตราส่วนสินค้าคงเหลือต่อสินทรัพย์รวม (INV_TA) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน 0.0229, 0.1041 และ 0.2056 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งมี INV_TA ปานกลาง แต่ที่ P25$^{th}$ มีบางบริษัทที่ INV_TA น้อยมาก และที่ P75$^{th}$ มี INV_TA มาก 14) อัตราส่วนหนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยรวมต่อสินทรัพย์รวม (TD_TA) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน 0.0020, 0.0567 และ 0.1884 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งมี TD_TA ปานกลาง แต่ที่ P25$^{th}$ มีบางบริษัทที่ TD_TA น้อยมาก และที่ P75$^{th}$ มี TD_TA มาก 15) อัตราส่วนหนี้สิน (DR) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน 0.2606, 0.4149 และ 0.5775 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งมี DR ปานกลาง แต่ที่ P25$^{th}$ มีบางบริษัทที่มี DR น้อย และที่ P75$^{th}$ มี DR มาก 16) อัตราส่วนหนี้สินระยะยาวที่มีภาระดอกเบี้ยต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (LTD_E) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน 0.0000, 0.0635 และ 0.3850 ตามลำดับ แสดงว่ามีบริษัทบางส่วนมี LTD_E ปานกลาง แต่ที่ P25$^{th}$ มีบางบริษัทที่มี LTD_E น้อย และที่ P75$^{th}$ มี LTD_E มาก 17) อัตราส่วนหนี้สินหมุนเวียนต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (CL_E) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน 0.2157, 0.4438 และ 0.8443 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งมี CL_E น้อย แต่ที่ P25$^{th}$ มีบางบริษัทที่ CL_E น้อย และที่ P75$^{th}$ มี CL_E มาก 18) ดัชนีลูกหนี้ต่อยอดขาย (DSRI)

มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน 0.8621, 0.9958 และ 1.1432 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งมี DSRI ปานกลาง แต่ที่ P25$^{th}$ มีบางบริษัทที่ DSRI น้อย และที่ P75$^{th}$ มี DSRI มาก 19) ดัชนีอัตราส่วนกำไรขั้นต้น (GMI) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน 0.8956, 0.9979 และ 1.1099 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งมี GMI น้อย แต่ที่ P25$^{th}$ มีบางบริษัทที่ GMI น้อย และที่ P75$^{th}$ มี GMI มาก 20) ดัชนีคุณภาพของสินทรัพย์ (AQI) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน 0.8826, 0.9963 และ 1.1230 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งมี AQI น้อย แต่ที่ P25$^{th}$ มีบางบริษัทที่ AQI น้อย และที่ P75$^{th}$ มี AQI มาก 21) ดัชนีการเติบโตของยอดขาย (SGI) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน 0.9239, 1.0259 และ 1.1248 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งมี SGI ปานกลาง แต่ที่ P25$^{th}$ มีบางบริษัทที่ SGI น้อย และที่ P75$^{th}$ มี SGI มาก 22) ดัชนีค่าเสื่อมราคา (DEPI) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน 0.9021, 0.9761 และ 1.0678 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งมี DEPI น้อย แต่ที่ P25$^{th}$ มีบางบริษัทที่ DEPI น้อย และที่ P75$^{th}$ มี DEPI มาก 23) ดัชนีค่าใช้จ่ายในการขายและบริหาร (SGAI) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน 0.9140, 1.0030 และ 1.0967 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งมี SGAI น้อย แต่ที่ P25$^{th}$ มีบางบริษัทที่ SGAI น้อย และที่ P75$^{th}$ มี SGAI มาก 24) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม (TATA) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน -0.1545, -0.0129 และ 0.1554 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งมี TATA ติดลบมาก แต่ที่ P25$^{th}$ มีบางบริษัทที่ TATA ติดลบเล็กน้อย และที่ P75$^{th}$ มี TATA เป็นบวก 25) ดัชนีความสามารถในการชำระหนี้ (LVGI) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน 0.8854, 0.9816 และ 1.0685 ตามลำดับ แสดงว่าบริษัทครึ่งหนึ่งมี LVGI ปานกลาง แต่ที่ P25$^{th}$ มีบางบริษัทที่ LVGI น้อย และที่ P75$^{th}$ มี LVGI มาก และ 26) การทุจริต (F_Re_8V) มีค่า P25$^{th}$ P50$^{th}$ P75$^{th}$ ไม่เกิน 0.0000, 0.0000 และ 1.0000 ตามลำดับ แสดงว่ามีบริษัทส่วนใหญ่ไม่มีแนวโน้มการทุจริต (ค่า = 0) เมื่อพิจารณาจาก P50$^{th}$ และพบว่าบางบริษัทมีการทุจริตในช่วง P75$^{th}$ (ค่า = 1)

จากการวิเคราะห์เปอร์เซ็นต์ไทล์ พบว่า การกระจายตัวของข้อมูลบ่งบอกถึงความสามารถในการบริหารจัดการทางการเงินและความเสี่ยงในการทุจริต แบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม คือ 1) ความเสี่ยงการบริหารเงินสดที่มีสภาพคล่องสูงเกินได้ ได้แก่ อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน (CR) อัตราส่วนกระแสเงินสด (CFR) อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อสินทรัพย์รวม (CFO_TA) และอัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (WC_TA) 2) ความเสี่ยงจากการตกแต่งรายได้ ได้แก่ อัตราส่วนกำไรขั้นต้น (GPM) และอัตราส่วนกำไรสุทธิ (NIM) ที่สูงผิดปกติ และ 3) ความเสี่ยงจากประสิทธิภาพในการใช้สินทรัพย์ ได้แก่ ส่วนอัตราส่วนผลตอบแทนจากสินทรัพย์ (ROA) และอัตราส่วนการหมุนเวียนของสินทรัพย์รวม (ATR)

4.1.3.4 การตรวจสอบความสมดุลของข้อมูล

ค่าเฉลี่ยเป็นกลุ่ม (Group Mean) จากการวิเคราะห์ข้อมูลของตัวแปรระหว่างกลุ่มที่มีแนวโน้มการทุจริตกับไม่มีแนวโน้มการทุจริตตามตัวแปรแต่ละตัว ปรากฏตามตาราง 4.7

**ตาราง 4.7** ค่าเฉลี่ยของกลุ่มภายในตัวแปรตาม

| No. | Variance Name | Abbrev. | Group Mean by | |
|---|---|---|---|---|
| | | | Nonfraud (n=1,149) | Fraud (n=852) |
| 1 | Current Ratio | CR | 1.2835 | 3.3435 |
| 2 | Working Capital to Total Assets | WC_TA | 0.0258 | 0.3350 |
| 3 | Current Assets to Total Assets | CA_TA | 0.3209 | 0.5684 |
| 4 | Cash Flow Ratio | CFR | 0.4480 | 1.2016 |
| 5 | Cash Flow from Operation to Total Assets | CFO_TA | 0.0869 | 0.0801 |
| 6 | Cash Flow from Financing to Sales | CFF_S | -0.0229 | -0.0403 |
| 7 | Gross Profit Margin | GPM | 23.7975 | 23.9618 |
| 8 | Net Income Margin | NIM | 6.5996 | 7.8083 |
| 9 | Return on Assets | ROA | 3.8362 | 6.8080 |
| 10 | Total Assets Turnover | ATR | 0.7294 | 0.9758 |
| 11 | Accounts Receivable Turnover | ART | 11.2842 | 8.6136 |
| 12 | Accounts Receivable to Total Assets | AR_TA | 0.0859 | 0.1537 |
| 13 | Inventory to Total Assets | INV_TA | 0.0955 | 0.2036 |
| 14 | Interest Bearing Debt to Total Assets | TD_TA | 0.1572 | 0.0489 |
| 15 | Debt Ratio | DR | 0.4986 | 0.3184 |
| 16 | Long Term Debt to Equity | LTD_E | 0.4057 | 0.0952 |
| 17 | Current Liability to Equity | CL_E | 0.7997 | 0.4493 |
| 18 | Days Sales in Receivables Index | DSRI | 0.9679 | 1.0727 |
| 19 | Gross Margin Index | GMI | 0.9739 | 1.0299 |
| 20 | Asset Quality Index | AQI | 1.0066 | 1.0391 |
| 21 | Sales Growth Index | SGI | 1.0334 | 1.0574 |
| 22 | Depreciation Index | DEPI | 0.9869 | 1.0030 |
| 23 | Sales, General and Admin. Exp. Index | SGAI | 1.0281 | 1.0034 |
| 24 | Total Accrual to Total Assets | TATA | -0.1488 | 0.2001 |
| 25 | Leverage Index | LVGI | 0.9906 | 0.9721 |
| 26 | Fraud (8 Index) | F_Re_8V | | |

Note: Grouping according to the M-Score model. Nonfraud refers to companies with no tendency of fraud, and fraud refers to companies with a tendency of fraud

จากตาราง 4.7 พบว่า ค่าเฉลี่ยของตัวแปรต้นระหว่างกลุ่มที่มีการทุจริต (Fraud) และกลุ่มที่ไม่มีการทุจริต (Nonfraud) เพื่อดูความแตกต่างและตีความหมายของความแตกต่างเหล่านั้น ได้แก่ 1) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน (CR) กลุ่มไม่มีการทุจริต (1.2835) มีค่าน้อยกว่ากลุ่มมีการทุจริต (3.3435) ประมาณ 2.60 เท่า มีความแตกต่างมาก แสดงถึงสภาพคล่องสูงเกินไป อาจมีการรับรู้รายการลูกหนี้ที่ไม่สามารถเรียกเก็บเงินได้ การรับรู้รายการสินค้าคงเหลือเกินจริง การไม่รับรู้รายการหนี้สินระยะสั้นบางส่วน หรือการจัดประเภทของหนี้สินหมุนเวียนไม่เหมาะสม 2) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (WC_TA) กลุ่มไม่มีการทุจริต (0.0258) มีค่าน้อยกว่ากลุ่มมีการทุจริต (0.3350) ประมาณ 12.98 เท่า มีความแตกต่างมาก อาจมีการจัดการสินทรัพย์หมุนเวียนและหนี้สินหมุนเวียนคล้ายกับอัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน (CR) 3) อัตราส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (CA_TA) กลุ่มไม่มีการทุจริต (0.3209) มีค่าน้อยกว่ากลุ่มมีการทุจริต (0.5684) ประมาณ 1.77 เท่า มีความแตกต่างปานกลาง อาจมีการเพิ่มสินทรัพย์หมุนเวียนและลดสินทรัพย์ถาวรด้วยการขายหรือไม่รับรู้รายการสินทรัพย์ หรือจัดทำนโยบายการรับรู้รายการสินทรัพย์ที่มีมูลค่าสูงมากจนไม่เข้าเกณฑ์การเป็นสินทรัพย์ได้ 4) อัตราส่วนกระแสเงินสด (CFR) กลุ่มไม่มีการทุจริต (0.4480) มีค่าน้อยกว่ากลุ่มมีการทุจริต (1.2016) ประมาณ 2.68 เท่า มีความแตกต่างมาก อาจมีการปรับเปลี่ยนตัวเลขเงินสดจากการดำเนินงานให้มากกว่าหนี้สินหมุนเวียนที่มีเพื่อแสดงให้เห็นว่ามีเงินสดมากกว่าหนี้สินหมุนเวียนเป็นจำนวนมาก 5) อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อสินทรัพย์รวม (CFO_TA) กลุ่มไม่มีการทุจริต (0.0869) มีค่ามากกว่ากลุ่มมีการทุจริต (0.0801) ประมาณ 1.08 เท่า มีความแตกต่างเล็กน้อย อาจมีความสามารถในการบริหารกระแสเงินสดจากการดำเนินงานต่อสินทรัพย์รวมไม่แตกต่างกัน 6) อัตราส่วนกระแสเงินสดจากการจัดหาเงินต่อยอดขาย (CFF_S) กลุ่มไม่มีการทุจริต (-0.0229) มีค่ามากกว่ากลุ่มมีการทุจริต (-0.0403) ประมาณ 1.76 เท่า มีความแตกต่างปานกลาง อาจมีการบริหารจัดหาเงินด้วยวิธีการกู้ยืมเงินจากแหล่งเงินภายนอกมาก หรือไม่สามารถชำระหนี้ได้จึงมีหนี้สินค้างมากกว่าที่ได้จากยอดขาย 7) อัตราส่วนกำไรขั้นต้น (GPM) กลุ่มไม่มีการทุจริต (23.7970) มีค่าน้อยกว่ากลุ่มมีการทุจริต (23.9618) ประมาณ 1.01 เท่า มีความแตกต่างเล็กน้อย อาจมีการปรับเปลี่ยนต้นทุนขายให้ลดลงหรือเพิ่มรายได้ 8) อัตราส่วนกำไรสุทธิ (NIM) กลุ่มไม่มีการทุจริต (6.5996) มีค่าน้อยกว่ากลุ่มมีการทุจริต (7.8083) ประมาณ 1.18 เท่า มีความแตกต่างเล็กน้อย อาจมีการปรับเปลี่ยนเพิ่มรายได้หรือลดต้นทุนขายและค่าใช้จ่ายในการดำเนินงานเพื่อให้กำไรสุทธิสูงขึ้น 9) อัตราส่วนผลตอบแทนจากสินทรัพย์ (ROA) กลุ่มไม่มีการทุจริต (3.8362) มีค่าน้อยกว่ากลุ่มมีการทุจริต (6.8080) ประมาณ 1.77 เท่า มีความแตกต่างปานกลาง อาจมีการจัดการกำไรสุทธิให้สูงขึ้นหรือสินทรัพย์รวมลดยอดลง 10) อัตราส่วนการหมุนเวียนของสินทรัพย์รวม (ATR) กลุ่มไม่มีการทุจริต (0.7294) มีค่าน้อยกว่า

กลุ่มมีการทุจริต (0.9758) ประมาณ 1.34 เท่า มีความแตกต่างเล็กน้อย อาจมีการเพิ่มรายได้ที่เกินจริง และการลดสินทรัพย์รวมโดยการขายหรือการเปลี่ยนแปลงนโยบายการรับรู้รายการสินทรัพย์ 11) อัตราส่วนการหมุนเวียนของลูกหนี้การค้า (ART) กลุ่มไม่มีการทุจริต (11.2842) มีค่ามากกว่ากลุ่มมีการทุจริต (8.6136) ประมาณ 1.31 เท่าของกลุ่มที่ไม่มีแนวโน้มการทุจริต มีความแตกต่างเล็กน้อย อาจมีความสามารถในการเรียกชำระหนี้ได้ช้า หรือมีลูกหนี้ที่ไม่มีคุณภาพจำนวนมากอาจเกิดจากการปลอมแปลงยอดขาย 12) อัตราส่วนลูกหนี้การค้าต่อสินทรัพย์รวม (AR_TA) กลุ่มไม่มีการทุจริต (0.0859) มีค่าน้อยกว่ากลุ่มมีการทุจริต (0.1537) ประมาณ 1.79 เท่า มีความแตกต่างมาก อาจมีการจัดการลูกหนี้ที่ไม่มีประสิทธิภาพพอ จนทำให้มีลูกหนี้การค้าเรียกเก็บไม่ได้มีจำนวนมากเมื่อเทียบกับสินทรัพย์รวม 13) อัตราส่วนสินค้าคงเหลือต่อสินทรัพย์รวม (INV_TA) กลุ่มไม่มีการทุจริต (0.0955) มีค่าน้อยกว่ากลุ่มมีการทุจริต (0.2036) ประมาณ 2.13 เท่า มีความแตกต่างมาก อาจมีการเก็บสินค้าคงเหลือสูงเกินไป ซึ่งอาจเกิดจากการตีราคามูลค่าสินค้าคงเหลือ การมีสินค้าคงคลังค้างนาน สินค้าเสื่อมคุณภาพ สินค้าล้าสมัย 14) อัตราส่วนหนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยรวมต่อสินทรัพย์รวม (TD_TA) กลุ่มไม่มีการทุจริต (0.1572) มีค่ามากกว่ากลุ่มมีการทุจริต (0.0489) ประมาณ 0.31 เท่า มีความแตกต่างมาก อาจมีการหลีกเลี่ยงการรับรู้รายการหนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยหรือหาแหล่งเงินทุนที่ไม่มีดอกเบี้ยทดแทน รวมถึงการบริหารภาระหนี้สินที่ไม่มีประสิทธิภาพ 15) อัตราส่วนหนี้สิน (DR) กลุ่มไม่มีการทุจริต (0.4986) มีค่ามากกว่ากลุ่มมีการทุจริต (0.3184) ประมาณ 3.21 เท่า มีความแตกต่างปานกลาง อาจมีการหลีกเลี่ยงการรับรู้รายการหนี้สิน จัดหาเงินจากแหล่งเงินทุนที่ปลอดภาระดอกเบี้ย รวมถึงการบริหารจัดการภาระหนี้สินไม่มีประสิทธิภาพ 16) อัตราส่วนหนี้สินระยะยาวที่มีภาระดอกเบี้ยต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (LTD_E) กลุ่มไม่มีการทุจริต (0.4057) มีค่ามากกว่ากลุ่มทุจริต (0.0952) ประมาณ 4.26 เท่า มีความแตกต่างมาก อาจมีการหลีกเลี่ยงการรับรู้รายการหนี้สินระยะยาว หรือจัดหาเงินจากแหล่งเงินทุนปลอดภาระดอกเบี้ย หรือการชำระหนี้สินระยะยาวเดิมและไม่สร้างภาระหนี้สินใหม่ ซึ่งทำให้ภาระหนี้สินระยะยาวลดลง 17) อัตราส่วนหนี้สินหมุนเวียนต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (CL_E) กลุ่มไม่มีการทุจริต (0.7997) มีค่ามากกว่ากลุ่มมีการทุจริต (0.4493) ประมาณ 1.78 เท่า มีความแตกต่างปานกลาง อาจมีการหลีกเลี่ยงการรับรู้รายการหนี้สินระยะสั้น หรือใช้แหล่งเงินทุนที่ปลอดภาระดอกเบี้ยในระยะสั้น เพื่อให้เห็นสัดส่วนว่ามีหนี้น้อยกว่าส่วนของผู้ถือหุ้น 18) ดัชนีลูกหนี้ต่อยอดขาย (DSRI) กลุ่มไม่มีการทุจริต (0.9679) มีค่าน้อยกว่ากลุ่มมีการทุจริต (1.0727) ประมาณ 1.11 เท่า มีความแตกต่างเล็กน้อย อาจมีการจัดการการขายสินค้าที่เกินจริงแต่การเรียกเก็บชำระหนี้หรือการอนุมัติสินเชื่ออาจยังไม่มีประสิทธิภาพ 19) ดัชนีอัตราส่วนกำไรขั้นต้น (GMI) กลุ่มไม่มีการทุจริต (0.9739) มีค่าน้อยกว่ากลุ่มมีการทุจริต (1.0299) ประมาณ 1.05 เท่า มีความ

แตกต่างเล็กน้อย อาจมีการลดลงของกำไรขั้นต้น อาจเกิดจากการเพิ่มขึ้นของรายได้และลดลงของต้นทุนที่อาจไม่เกิดขึ้นจริง หรือเป็นการรับรู้รายการบัญชีไม่ตรงตามรอบระยะเวลาบัญชี 20) ดัชนีคุณภาพของสินทรัพย์ (AQI) กลุ่มไม่มีการทุจริต (1.0066) มีค่าน้อยกว่ากลุ่มมีการทุจริต (1.0391) ประมาณ 1.03 เท่า มีความแตกต่างเล็กน้อย อาจมีการจัดการสินทรัพย์เพื่อใช้ในการดำเนินงานที่ไม่เหมาะสม การลงทุนในสินทรัพย์ไม่ก่อให้เกิดรายได้หรือสินทรัพย์ด้อยคุณภาพ 21) ดัชนีการเติบโตของยอดขาย (SGI) กลุ่มไม่มีการทุจริต (1.0334) มีค่าน้อยกว่ากลุ่มมีการทุจริต (1.0574) ประมาณ 1.02 เท่า มีความแตกต่างเล็กน้อย อาจมีการเติบโตของยอดขายที่ไม่สม่ำเสมออาจเป็นสัญญาณของการทุจริตหรือการสร้างรายได้เท็จ 22) ดัชนีค่าเสื่อมราคา (DEPI) กลุ่มไม่มีการทุจริต (0.9869) มีค่าน้อยกว่ากลุ่มมีการทุจริต (1.0030) ประมาณ 1.02 เท่า มีความแตกต่างเล็กน้อย อาจมีการลงทุนในสินทรัพย์ใหม่ในปีปัจจุบัน การรับรู้รายการค่าเสื่อมราคาต่ำกว่าความจริง หรือการเปลี่ยนแปลงนโยบายเกี่ยวกับสินทรัพย์และค่าเสื่อมราคา 23) ดัชนีค่าใช้จ่ายในการขายและบริหาร (SGAI) กลุ่มไม่มีการทุจริต (1.0281) มีค่ามากกว่ากลุ่มมีการทุจริต (1.0034) ประมาณ 1.02 เท่า มีความแตกต่างเล็กน้อย อาจมีค่าใช้จ่ายในการดำเนินงานต่ำลง อันเนื่องมาจากการควบคุมค่าใช้จ่ายที่มีประสิทธิภาพหรือหลีกเลี่ยงการรับรู้รายการค่าใช้จ่ายเหล่านั้น เพื่อให้เทียบกับยอดขายในปีปัจจุบันมีประสิทธิภาพดีกว่าปีก่อน 24) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม (TATA) กลุ่มไม่มีการทุจริต (-0.1488) มีค่าน้อยกว่ากลุ่มมีการทุจริต (0.2001) ประมาณ 1.34 เท่า มีความแตกต่างมาก อาจมีการรับรู้รายการหนี้สินล่วงหน้า หรือรับรู้รายการค่าใช้จ่ายที่ยังไม่เกิดขึ้นเป็นหนี้สินเพื่อให้มีหนี้สินหมุนเวียนเพิ่มขึ้น และการจัดการเงินทุนหมุนเวียนที่ไม่มีประสิทธิภาพ และ 25) ดัชนีความสามารถในการชำระหนี้ (LVGI) กลุ่มไม่มีการทุจริต (0.9906) มีค่ามากกว่ากลุ่มมีการทุจริต (0.9721) ประมาณ 1.02 เท่า อาจมีการจัดการภาระหนี้สินให้ลดลงที่มีประสิทธิภาพ และรับรู้รายการสินทรัพย์อันเป็นเท็จเพิ่ม

โดยสรุปพบว่า กลุ่มที่มีการทุจริตมักมีการจัดการตัวเลขทางการเงินที่แตกต่างไปจากกลุ่มที่ไม่มีการทุจริต สังเกตได้ชัดเจนจาการเปรียบเทียบค่าระหว่างกลุ่มเป็นจำนวนเท่า พบว่ากลุ่มที่มีแนวโน้มการทุจริตมีค่าเฉลี่ยของกลุ่มสูงกว่ากลุ่มที่ไม่มีแนวโน้มการทุจริตที่แตกต่างกันอย่างมาก คือ อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (WC_TA) อัตราส่วนกระแสเงินสด (CFR) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน (CR) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม (TATA) และอัตราส่วนสินค้าคงเหลือต่อสินทรัพย์รวม (INV_TA) โดยเนื้อหาอาจมีรายการบัญชีที่เกี่ยวข้อง คือ รายการเงินสดที่แสดงสูงกว่าความเป็นจริง รายการลูกหนี้ที่ไม่สามารถเรียกเก็บเงินได้ รายการสินค้าคงเหลือ (สินค้าเกินจริง การตีราคาสินค้า สินค้าเสื่อมสภาพ และสินค้าล้าสมัย) รายการหนี้สินระยะสั้นบางส่วนรับรู้ล่วงหน้า และการจัดประเภทหนี้สินไม่เหมาะสม

4.1.4 การวิเคราะห์สถิติเชิงอนุมาน

การวิเคราะห์สถิติเชิงอนุมาน (Inferential Statistics Analysis) เพื่อทำนายและสรุปผลสำหรับประชากรจากข้อมูลตัวอย่าง เพื่อทำความเข้าใจลักษณะทั่วไปของประชากร

4.1.4.1 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียรสัน

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียรสัน (Pearson’s Correlation Coefficients) เป็นวิธีการทางสถิติที่ใช้วัดความแรงของความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรสองตัว เพื่อใช้ในการตัดสินใจเลือกตัวแปรที่เหมาะสมในการวิจัย

4.1.4.1.1 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปร

ตัวแปรทั้งหมด 26 ตัวเมื่อทำการคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียรสัน ได้ค่าทั้งหมด 26 คู่ตัวแปรปรากฏข้อมูลตามภาพ 4.1

## Initial Correlation Coefficient Table

| Feature | CR | WC_TA | CA_TA | CFR | CFO_TA | CFF_S | GPM | NIM | ROA | ATR | ART | AR_TA | Inv_TA | TD_TA | DR | LTD_E | CL_E | DSRI | GMI | AQI | SGI | DEPI | SGAI | TATA | LVGI | F_Re_8V |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| CR | 1.0000 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| WC_TA | 0.7356 | 1.0000 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| CA_TA | 0.3528 | 0.7261 | 1.0000 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| CFR | 0.8189 | 0.5370 | 0.1419 | 1.0000 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| CFO_TA | 0.0887 | 0.0977 | -0.0297 | 0.1895 | 1.0000 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| CFF_S | -0.1023 | -0.0581 | 0.0332 | -0.1073 | -0.3252 | 1.0000 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| GPM | 0.1070 | 0.0350 | -0.2189 | 0.2088 | 0.2395 | -0.1604 | 1.0000 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| NIM | 0.1160 | 0.0885 | -0.1488 | 0.2019 | 0.2630 | -0.1396 | 0.4802 | 1.0000 | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| ROA | 0.1912 | 0.3074 | 0.1864 | 0.2085 | 0.4734 | -0.1424 | 0.3099 | 0.6471 | 1.0000 | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| ATR | -0.0089 | 0.2090 | 0.4882 | -0.1224 | 0.1381 | -0.0050 | -0.2910 | -0.1213 | 0.3347 | 1.0000 | | | | | | | | | | | | | | | | |
| ART | -0.1114 | -0.1679 | -0.2044 | -0.0476 | 0.0376 | 0.0046 | 0.1644 | 0.0163 | 0.0366 | 0.1034 | 1.0000 | | | | | | | | | | | | | | | |
| AR_TA | 0.0572 | 0.3266 | 0.6296 | -0.1229 | 0.0222 | -0.0068 | -0.3076 | -0.1339 | 0.1810 | 0.6154 | -0.4137 | 1.0000 | | | | | | | | | | | | | | |
| Inv_TA | 0.1410 | 0.4033 | 0.6042 | -0.1938 | -0.1665 | 0.0445 | -0.1816 | -0.1675 | 0.0124 | 0.3057 | 0.0809 | 0.1927 | 1.0000 | | | | | | | | | | | | | |
| TD_TA | -0.3388 | -0.4093 | -0.5046 | -0.2397 | -0.1004 | 0.1357 | 0.1358 | 0.0725 | -0.2180 | -0.3611 | 0.2364 | -0.4247 | -0.1996 | 1.0000 | | | | | | | | | | | | |
| DR | -0.6628 | -0.6121 | -0.0950 | -0.6005 | -0.2128 | 0.1835 | -0.1650 | -0.2202 | -0.3078 | 0.0511 | 0.1261 | 0.0195 | 0.0425 | 0.5724 | 1.0000 | | | | | | | | | | | |
| LTD_E | -0.3083 | -0.3592 | -0.3745 | -0.2332 | -0.1115 | 0.1831 | 0.0691 | 0.0171 | -0.2084 | -0.2918 | 0.2151 | -0.3329 | -0.1335 | 0.8931 | 0.6000 | 1.0000 | | | | | | | | | | |
| CL_E | -0.4463 | -0.3770 | 0.2023 | -0.4324 | -0.1622 | 0.1161 | -0.2698 | -0.2467 | -0.1900 | 0.2210 | 0.0139 | 0.2325 | 0.1349 | 0.1278 | 0.7294 | 0.2960 | 1.0000 | | | | | | | | | |
| DSRI | -0.0157 | -0.0431 | -0.0499 | -0.0002 | -0.1404 | 0.0441 | -0.0599 | -0.0342 | -0.0225 | 0.0103 | 0.0220 | 0.1318 | -0.1230 | -0.0126 | -0.0125 | -0.0326 | -0.0253 | 1.0000 | | | | | | | | |
| GMI | -0.0002 | 0.0090 | -0.0047 | -0.0113 | -0.0710 | -0.0139 | -0.0257 | -0.0427 | -0.1024 | -0.0453 | -0.0215 | 0.0054 | -0.0160 | 0.0329 | 0.0057 | 0.0167 | 0.0157 | 0.0309 | 1.0000 | | | | | | | |
| AQI | -0.0274 | -0.0337 | -0.0416 | -0.0250 | 0.0489 | -0.0296 | 0.0092 | 0.0246 | -0.0237 | -0.0332 | -0.0002 | -0.0117 | -0.0468 | 0.0167 | -0.0050 | 0.0090 | -0.0171 | 0.0013 | 0.0305 | 1.0000 | | | | | | |
| SGI | -0.0631 | -0.0257 | 0.0144 | -0.0561 | -0.0081 | 0.1473 | 0.0320 | 0.2051 | 0.2813 | 0.1142 | 0.0542 | 0.0635 | -0.0037 | 0.0559 | 0.0676 | 0.0660 | 0.0432 | -0.1327 | -0.0949 | -0.0631 | 1.0000 | | | | | |
| DEPI | 0.0102 | 0.0021 | 0.0028 | 0.0271 | -0.0333 | 0.0903 | -0.0024 | 0.0016 | 0.0296 | 0.0143 | 0.0023 | 0.0080 | 0.0043 | -0.0464 | -0.0213 | -0.0269 | 0.0067 | 0.0491 | -0.0317 | -0.0972 | -0.0311 | 1.0000 | | | | |
| SGAI | 0.0037 | -0.0067 | -0.0256 | 0.0114 | 0.0007 | 0.0340 | -0.0201 | -0.0614 | -0.1196 | -0.0757 | -0.0076 | -0.0706 | 0.0064 | 0.0008 | -0.0175 | -0.0049 | -0.0106 | 0.0682 | 0.0008 | 0.0603 | -0.5172 | -0.0151 | 1.0000 | | | |
| TATA | 0.6801 | 0.9124 | 0.6575 | 0.4149 | -0.0310 | -0.0578 | -0.0016 | 0.0936 | 0.2632 | 0.2063 | -0.1700 | 0.3379 | 0.4695 | -0.4048 | -0.5853 | -0.3621 | -0.3625 | -0.0293 | 0.0121 | -0.0169 | -0.0358 | 0.0179 | 0.0033 | 1.0000 | | |
| LVGI | -0.1481 | -0.1029 | 0.0127 | -0.1182 | -0.1814 | 0.1804 | -0.0551 | -0.0753 | -0.0867 | 0.0078 | -0.0168 | 0.0364 | 0.0419 | 0.0827 | 0.1775 | 0.0758 | 0.1196 | 0.1113 | 0.0959 | -0.0235 | 0.1133 | 0.0709 | -0.0345 | -0.0764 | 1.0000 | |
| F_Re_8V | 0.5553 | 0.6974 | 0.5643 | 0.3514 | -0.0394 | -0.0473 | 0.0056 | 0.0506 | 0.2259 | 0.2090 | -0.1477 | 0.3577 | 0.3614 | -0.4076 | -0.4503 | -0.3558 | -0.2673 | 0.1504 | 0.0960 | 0.0510 | 0.0540 | 0.0406 | -0.0617 | 0.7528 | -0.0426 | 1.0000 |


**ภาพ 4.1** ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร (Correlation Coefficient)

จากภาพ 4.1 พบว่า คู่ตัวแปรจำนวน 3 คู่ คือ 1) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (WC_TA) และ อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม (TATA) 2) อัตราส่วนหนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยรวมต่อสินทรัพย์รวม (TD_TA) และ อัตราส่วนหนี้สินระยะยาวที่มีภาระดอกเบี้ยต่อส่วนของผู้ถือหุ้น (LTD_E) และ 3) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน (Current Ratio: CR) และ อัตราส่วนกระแสเงินสด (CFR) มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) มากกว่า 0.80 และไม่มีคู่ตัวแปรใดที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์น้อยกว่า -0.80 ดังนั้นการวิเคราะห์คู่ตัวแปรที่มีค่ามากกว่า 0.80 เป็นดังนี้

(1) ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่า WC_TA และ TATA สูงถึง 0.9124 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value < 0.05) ความสหสัมพันธ์ที่สูงมากระหว่างตัวแปรทั้งสองบอกการเคลื่อนไหวไปในทิศทางเดียวกัน คือ WC_TA เพิ่มขึ้น ค่า TATA มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นตาม อาจมีแนวโน้มที่บริษัทมีเงินทุนหมุนเวียนสูงเทียบกับสินทรัพย์รวม ที่อาจส่งผลให้เกิดการสะสมของรายการคงค้างสูง บ่งบอกถึงความสามารถในการจัดการสภาพคล่องของบริษัท

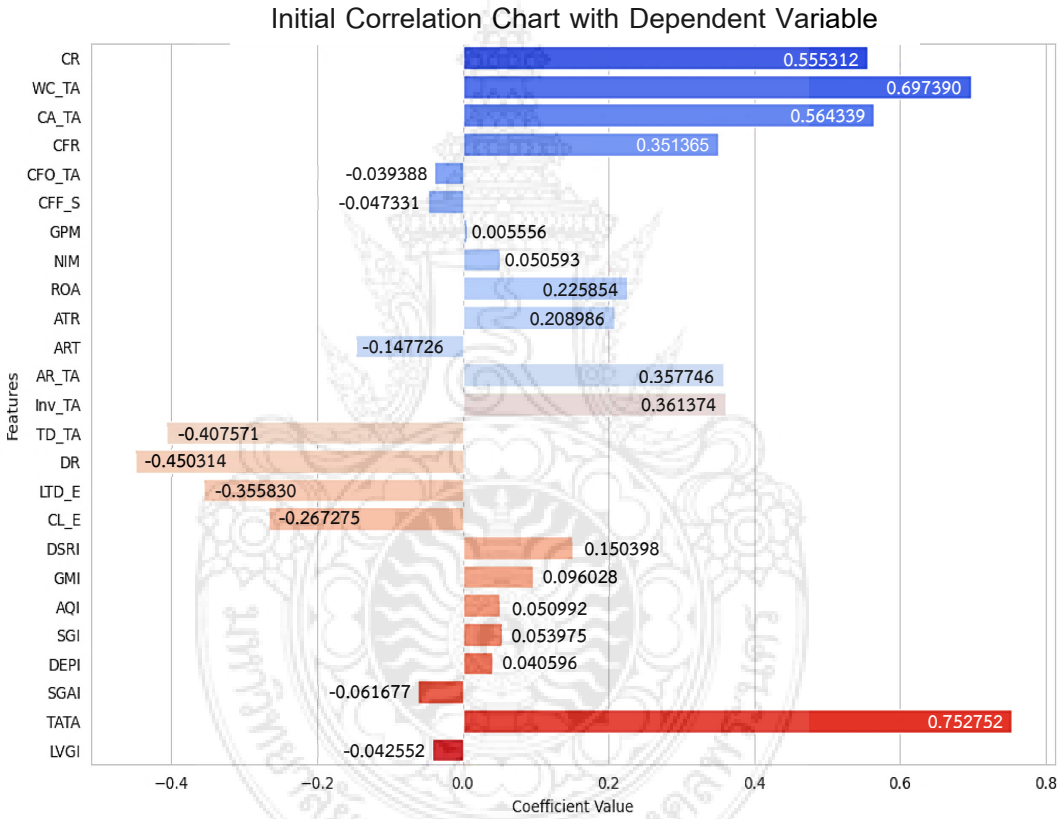
(2) ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง TD_TA และ LTD_E มีค่า 0.8931 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value < 0.05) ความสัมพันธ์บอกได้ว่าบริษัทมีหนี้สินที่ต้องชำระดอกเบี้ยสูงเมื่อเทียบกับสินทรัพย์รวม (TD_TA) มักสัมพันธ์อย่างใกล้ชิดกับการมีหนี้สินระยะยาวสูงเมื่อเทียบกับส่วนของผู้ถือหุ้น (LTD_E) บริษัทอาจมีการใช้หนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยสูงเพื่อสร้างสินทรัพย์ ก็มีแนวโน้มที่มีการใช้หนี้สินระยะยาวสูงด้วย

(3) ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างอัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน (CR) และ อัตราส่วนกระแสเงินสด (CFR) มีค่า 0.8189 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value < 0.05) แสดงถึงความสัมพันธ์ที่มีนัยสำคัญทางสถิติที่แข็งแกร่งระหว่างตัวแปรทั้งสอง ความสัมพันธ์บอกได้ว่าบริษัทมีความสามารถในการชำระหนี้สินหมุนเวียนด้วยสินทรัพย์หมุนเวียน ส่วน CFR ที่สูงบอกถึงความสามารถของบริษัทในการสร้างกระแสเงินสดจากการดำเนินงานเพื่อชำระหนี้สินหมุนเวียน แสดงว่าบริษัทที่มีความสามารถในการชำระหนี้สินหมุนเวียนด้วยสินทรัพย์หมุนเวียนสูงก็มีความสามารถในการสร้างกระแสเงินสดจากการดำเนินงานสูงด้วย

แต่เมื่อค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) สูงเกินไป ควรนำมาเป็นสถิติหนึ่งที่ใช้ในการร่วมพิจารณาการคัดเลือกตัวแปร เพราะการสร้างแบบจำลองที่มีปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ (Multicollinearity) ที่สูงทำให้การแยกแยะผลกระทบของตัวแปรทั้งสองเป็นไปได้ยากและอาจทำให้ผลลัพธ์ของแบบจำลองไม่น่าเชื่อถือ

4.1.4.1.2 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรตามที่มีต่อตัวแปรต้น

ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่วิเคราะห์ในภาพรวมนั้นสามารถสามารถเพิ่มการวิเคราะห์เฉพาะลงไปกับค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรตามที่มีต่อตัวแปรต้นตัวอื่น นอกจากประเมินทิศทางความสัมพันธ์แล้ว ยังสามารถประเมินความแรงของความสัมพันธ์เพื่อเป็นข้อมูลในการร่วมตัดสินใจคัดเลือกตัวแปรเพื่อลดขนาดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกฝนแบบจำลองเพื่อป้องกันปัญหาการเรียนรู้มากเกินไปที่ทำให้แบบจำลองมีประสิทธิภาพไม่ดี เมื่อนำไปใช้กับข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยพบมาก่อน ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แสดงตามภาพ 4.2



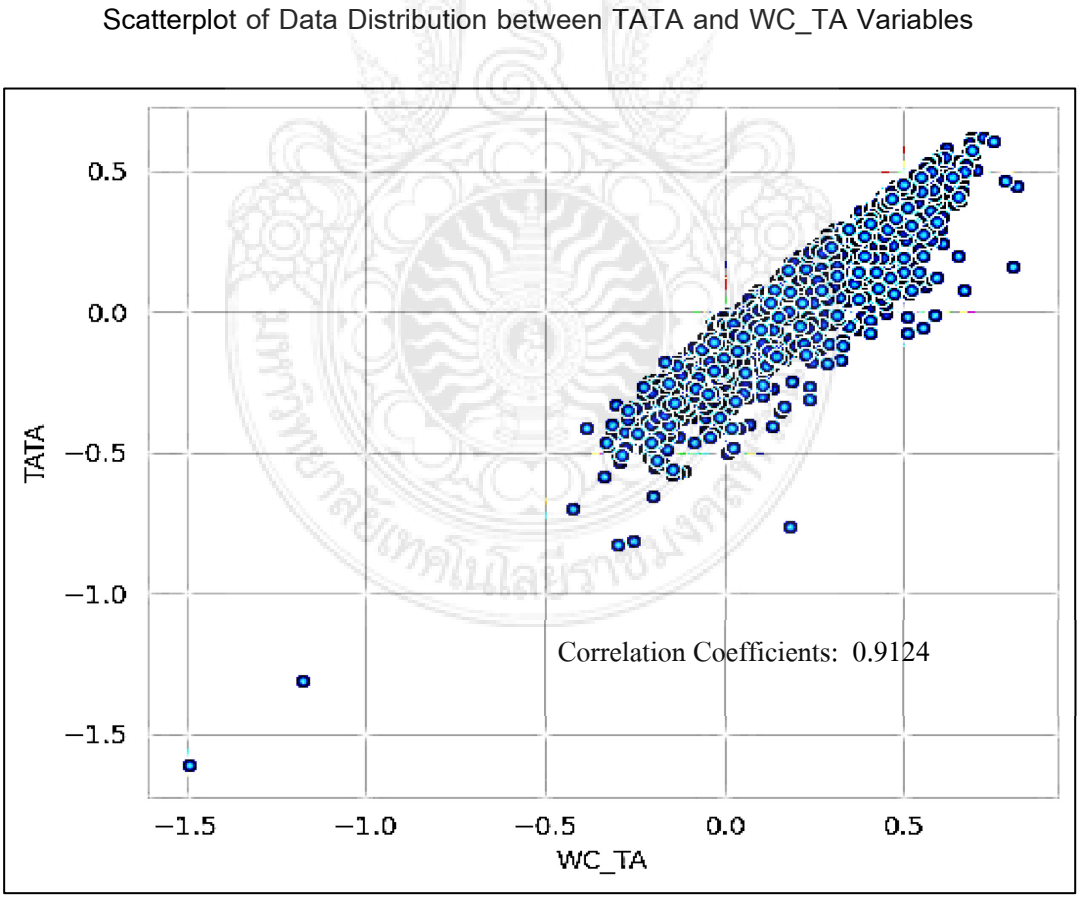

**ภาพ 4.2** เมทริกซ์ความสัมพันธ์ตัวแปรต้นที่มีต่อตัวแปรตาม

จากภาพ 4.2 การพิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามที่บอกว่าการทุจริตหรือไม่ทุจริตมีตัวแปรที่มีความสัมพันธ์เชิงบวกและลบกับการทุจริต โดยตัวแปรที่มีความสัมพันธ์เชิงบวกสูงที่สุด คือ อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม (TATA) มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) ที่ 0.7527 ซึ่งบอกว่าบริษัทมีการจัดการบัญชีแบบหนี้สินคงค้างสะสมที่สูงเมื่อเทียบกับสินทรัพย์รวม มีแนวโน้มสูงที่อาจมีพฤติกรรมทุจริต

และอีกตัวแปรที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สูง คือ อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (WC_TA) ซึ่งบอกว่าบริษัทที่มีเงินทุนหมุนเวียนสูงเมื่อเทียบกับสินทรัพย์รวม มีความเสี่ยงที่อาจเกิดการทุจริตได้ ส่วนความสัมพันธ์เชิงลบ เช่น อัตราส่วนหนี้สินที่มีภาระดอกเบี้ยรวมต่อสินทรัพย์รวม (TD_TA) และอัตราส่วนหนี้สิน (DR) บอกว่าบริษัทที่มีหนี้สินสูงหรือตราสารหนี้ที่ต้องชำระดอกเบี้ยสูงเมื่อเทียบกับสินทรัพย์รวม มีแนวโน้มการทุจริตน้อยลง

4.1.4.2 จุดข้อมูลแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร

เมทริกซ์แผนภาพการกระจาย (Scatterplot Matrix) ข้อมูลความสัมพันธ์ระหว่าง 2 ตัวแปร หรือแผนภาพการเปรียบเทียบคู่ (Pair Plots) เป็นหนึ่งในวิธีการแสดงผลข้อมูล (Data Visualization) บนแผนภาพการกระจาย (Scatterplot) ที่ตัวแปรถูกจับคู่กันและสร้างเป็นกราฟแสดงจุดข้อมูล เพื่อใช้เป็นเครื่องมือในการสำรวจข้อมูลที่ให้ภาพรวมการกระจายของข้อมูลและความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในการช่วยระบุความสัมพันธ์เชิงเส้น ความซับซ้อนระหว่างตัวแปร และการระบุข้อมูลที่เบี่ยงเบนจากแนวโน้มปกติ ตามภาพ 4.3




**ภาพ 4.3** การกระจายของข้อมูลระหว่างตัวแปร

การวิเคราะห์การกระจายของข้อมูลระหว่างตัวแปรจากภาพ 4.3 แสดงจุดข้อมูลระหว่าง TATA และ WC_TA แสดงความสัมพันธ์เชิงเส้นที่แข็งแกร่งพร้อมค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 0.912442 เมื่อพิจารณาถึงบัญชีที่ใช้ในการคำนวณให้ได้มาซึ่ง TATA และ WC_TA พบว่ามีส่วนประกอบของตัวหารหรือตัวฐานเดียวกัน คือ สินทรัพย์รวม (Total Assets) และมีหนี้สินหมุนเวียนร่วมกัน ต่างกันเพียง WC_TA มีส่วนประกอบของสินทรัพย์หมุนเวียนเข้ามาเพิ่ม แต่ TATA ไม่มี จึงเป็นไปได้ที่ทั้ง 2 ตัวแปร ทั้ง TATA และ WC_TA มีความแข็งแกร่งอย่างมาก เมื่อพิจารณาภาพแสดงจุดข้อมูล (Scatterplot Matrix) ทำให้เห็นภาพที่มีลักษณะเป็นเส้นชัดเจน และสำหรับตัวแปรที่เหลือได้นำเสนอภาพแสดงจุดข้อมูลไว้ในภาคผนวก ค

โดยสรุปพบว่า การวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียรสันของตัวแปรมีความสัมพันธ์เชิงบวกระหว่างตัวแปรหลายคู่ โดยเฉพาะอัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (WC_TA) และอัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม (TATA) ซึ่งมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มากกว่า 0.90 และมีนัยสำคัญทางสถิติ ($p$-value $< 0.5$) อาจเกิดปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ ส่งผลให้การแยกแยะผลกระทบของตัวแปรทั้งสองเป็นไปได้ยากและอาจทำให้ผลลัพธ์ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมไม่น่าเชื่อถือ ดังนั้นควรใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เป็นข้อมูลประกอบในการคัดเลือกตัวแปร นอกจากนี้ การพิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามและตัวแปรต้นพบว่ามีบางตัวแปรมีความสัมพันธ์เชิงบวกสูง เช่น อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียนคงค้างต่อสินทรัพย์รวม (TATA) ซึ่งบ่งบอกถึงความเสี่ยงที่เกิดการทุจริตสูงขึ้น

## 4.2 การสกัดตัวแปรที่ใช้ในการเรียนรู้

งานวิจัยนี้สร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมให้มีประสิทธิภาพสำหรับการคาดคะเนการทุจริต การลดมิติของข้อมูลเพื่อลดปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ (Multicollinearity) ระหว่างตัวแปรและเพิ่มความสามารถในการทำนายของแบบจำลอง

4.2.1 การลดปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ

ในงานวิจัยนี้ มีการลดปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ (Multicollinearity) ด้วยการนำตัวแปร TATA และ WC_TA ออกจากงานวิจัยนี้ ตามการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียรสันพบว่าตัวแปร TATA และ WC_TA มีความสัมพันธ์เชิงเส้นที่สูง (0.9124) ระว่างกันเอง อาจก่อให้เกิดปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ (Multicollinearity) และ TATA และ WC_TA มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียรสันกับตัวแปรตามค่อนข้างสูง ทำให้แบบจำลองมีปัญหาในการเรียนรู้และทำนายผล และเมื่อพิจารณาร่วมกับการวิเคราะห์ข้อมูลของตัวแปร พบว่า ค่าสัมประสิทธิ์การแปรผัน (Coefficient of Variation: CV) ของ TATA มีค่า CV ที่สูงมากและเป็นค่าลบ -935.3783 แสดงถึง

ความไม่เสถียรอย่างมาก บ่งบอกว่าตัวแปรนี้มีความแปรปรวนสูงและอาจทำให้การวิเคราะห์มีความผิดพลาด ในขณะที่ WC_TA มีค่า CV เท่ากับ 1.3931 ซึ่งเสถียรกว่า TATA เมื่อพิจารณาในมุมมองค่าความเบ้และความโด่ง TATA มีค่าความเบ้ (-0.1413) ไปทางซ้าย และค่าความโด่ง (1.4338) แสดงการกระจายตัวที่แบนและมีความเสี่ยงในการใช้ข้อมูลที่ไม่เสถียร ส่วน WC_TA มีค่าความเบ้ (-0.0415) ไปทางซ้าย และค่าความโด่ง (1.5883) แสดงการกระจายตัวที่เสถียรกว่า TATA สำหรับความแตกต่างระหว่างกลุ่มทุจริตและไม่ทุจริตในตัวแปร WC_TA มีค่าเฉลี่ยกลุ่มไม่ทุจริต (Nonfraud: 0.0258) และกลุ่มทุจริต (Fraud: 0.3350) แสดงถึงความแตกต่างระหว่างกลุ่มค่อนข้างมาก และTATA มีค่าเฉลี่ยกลุ่มไม่ทุจริต (Nonfraud: -0.1488) และกลุ่มทุจริต (Fraud: 0.2001) แสดงถึงความแตกต่างระหว่างกลุ่มค่อนข้างมากเช่นกัน

ด้วยเหตุผลดังกล่าว การตัดสินใจนำตัวแปร TATA และ WC_TA ออกเป็นการพิจารณาที่มีความเหมาะสมเพื่อหลีกเลี่ยงปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ และการเลือกตัวแปรที่คงไว้สามารถใช้เกณฑ์ความเสถียรในการกระจายตัว เนื่องจาก TATA มีค่า CV ที่ไม่เสถียรและค่าความเบ้และความโด่งที่ไม่ดีมากกว่า WC_TA ดังนั้นเมื่อนำตัวแปร TATA และ WC_TA ออก สามารถช่วยลดความเสี่ยงในการวิเคราะห์ เมื่อสกัดตัวแปรแล้วคงเหลือข้อมูลและตัวแปรดังนี้

| รายละเอียด | ชุดข้อมูล | ตัวแปร |
|---|---|---|
| ข้อมูลและตัวแปรเริ่มต้น (หลังนำข้อมูลค่านอกเกณฑ์ออก) | 2,001 | 26 |
| **หัก** ตัวแปรที่ถูกลบออก (TATA และ WC_TA) | 0 | 2 |
| ข้อมูลและตัวแปรที่ทำการปรับปรุง (Cleaning) เพื่อฝึกฝนและทดสอบ | 2,001 | 24 |

4.2.2 การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การประยุกต์ใช้ข้อมูลในการสร้างแบบจำลองทางสถิติ ต้องตรวจสอบความถูกต้องและทดสอบความสามารถในการทำนายผลของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมอย่างรอบคอบ ข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ การลดปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุที่มากเกินไปและการตรวจสอบความสมดุลของข้อมูล ช่วยให้การสร้างแบบจำลองสำหรับการทำนายการทุจริตทางการเงินมีความแม่นยำในการจำแนกและทำนายผลลัพธ์ได้ดีขึ้น

4.2.3 การแบ่งข้อมูลเพื่อการฝึกฝนและการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

งานวิจัยนี้มีข้อมูลเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ทั้งสิ้น 2,001 ชุด โดยแบ่งข้อมูลในสัดส่วน 70:10:10:10 คือ ข้อมูลการฝึกฝน ข้อมูลการปรับค่า ข้อมูลการทดสอบและข้อมูลการปรับเทียบ ตามลำดับ รายละเอียดชุดข้อมูลตามตาราง 4.8

**ตาราง 4.8** การแบ่งข้อมูลเพื่อใช้ในการฝึกฝนและทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

| Size of ... | Type of DataFrame | | Distribution | |
|---|---|---|---|---|
| | row | columns | | |
| - data | 2,001 | 24 | | - |
| - x train | 1,400 | 23 | y train: | 0 : 804 , 1 : 596 |
| - x tuning | 200 | 23 | y tuning: | 0 : 115 , 1 : 85 |
| - x calibration | 200 | 23 | y calibration: | 0 : 115 , 1 : 85 |
| - x test | 201 | 23 | y test: | 0 : 115 , 1 : 86 |

จากตาราง 4.8 เป็นการแบ่งข้อมูลออกเป็นชุดข้อมูลสำหรับการฝึกฝน “x train” เพื่อการฝึกฝนแบบจำลองเบื้องต้น สำหรับการตั้งค่าพารามิเตอร์ “x tuning” เพื่อใช้เป็นข้อมูลในการปรับค่าการเรียนรู้ของแบบจำลองระหว่างการฝึกฝน สำหรับการปรับเทียบ “x calibration” เพื่อใช้เป็นข้อมูลปรับเทียบแบบจำลองที่มีความแม่นยำให้มีความน่าเชื่อถือเพิ่มขึ้นด้วยข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน และสำหรับการทดสอบ “x test” เพื่อใช้เป็นข้อมูลทดสอบที่แบบจำลองไม่เคยเห็นมาก่อนเพื่อทดสอบความแม่นยำหลังจากได้พารามิเตอร์ที่ดีที่สุดแล้ว รวมทั้งการแจกคลาส “y train”, “y tuning”, “y calibration”, “y test” ในแต่ละส่วนของข้อมูลระหว่างการสร้างและปรับปรุงแบบจำลอง

โดยสรุปพบว่า ตัวแปร TATA และ WC_TA มีปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุในระดับสูง จึงตัดตัวแปรทั้ง 2 ออกจากการฝึกฝนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลการฝึกฝนแบ่งออกเป็น 4 ส่วน คือ “x train”, “x tuning”, “x calibration”, และ “x test” ในสัดส่วน 70:10:10:10 เพื่อให้การฝึกฝนและทดสอบแบบจำลองมีความเป็นระเบียบและสามารถประเมินประสิทธิภาพได้อย่างแม่นยำ

## 4.3 ประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การประเมินประสิทธิภาพพิจารณาจากการปรับค่าพารามิเตอร์สำหรับประสิทธิภาพสูงสุด การประเมินประสิทธิภาพในการทำงานของแบบจำลอง จากการวิเคราะห์ความเคลื่อนไหวของการฝึกฝนแบบจำลอง และการประเมินการกระจายตัวของค่าความเอนเอียงและค่าน้ำหนักในแบบจำลอง ดังต่อไปนี้

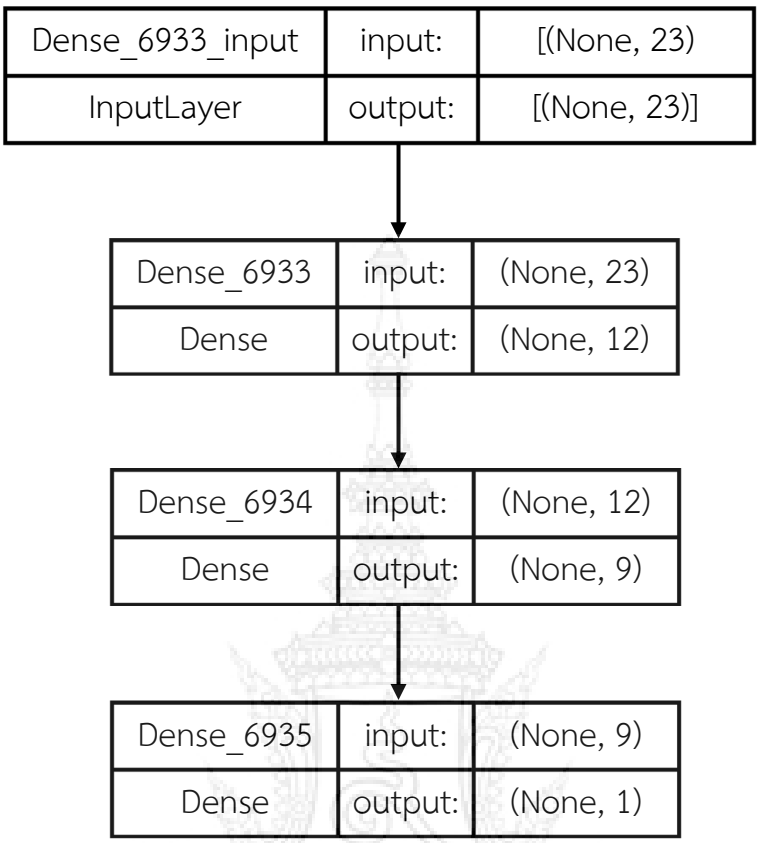
4.3.1 การปรับค่าพารามิเตอร์สำหรับประสิทธิภาพสูงสุด

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมได้ทำการฝึกฝน การปรับค่า และการทดสอบจนได้ค่าพารามิเตอร์สำหรับประสิทธิภาพสูงสุด (Best Hyperparameters) ตามเกณฑ์ที่กำหนดแล้ว มีผลลัพธ์ตามตาราง 4.9

**ตาราง 4.9** ผลลัพธ์การปรับค่าพารามิเตอร์สำหรับประสิทธิภาพสูงสุด (Best Hyperparameters)

| Parameter | Score |
|---|---|
| Activation | sigmoid |
| Batch Size | 96 |
| Dropout Rate | 0.40 |
| Epochs | 100 |
| Learning Rate | 0.01 |
| Optimizer | adam |
| Hidden Layers | 2 |
| Neurons | (12, 9) |

จากตาราง 4.9 พบว่า ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดมาจากการใช้ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activated Function) แบบฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) และขนาดของชุดข้อมูล (Batch Size) คือ 96 ชุด อัตราการละทิ้ง (Dropout Rate) ที่ 0.40 การเรียนรู้ 100 รอบ (Epochs) อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ที่ 0.01 การหาค่าเหมาะสมที่สุด (Optimizer) แบบ Adam (Adaptive Moment Estimation) ชั้นซ่อนจำนวน 2 ชั้น โดยชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 มีจำนวน 12 นิวรอนและ 9 นิวรอน ตามลำดับ ปรากฏโครงข่ายตามภาพ 4.4




**ภาพ 4.4** จำนวนชั้นและนิวรอนของโครงข่ายประสาทแบบหลายชั้นที่ดีที่สุด

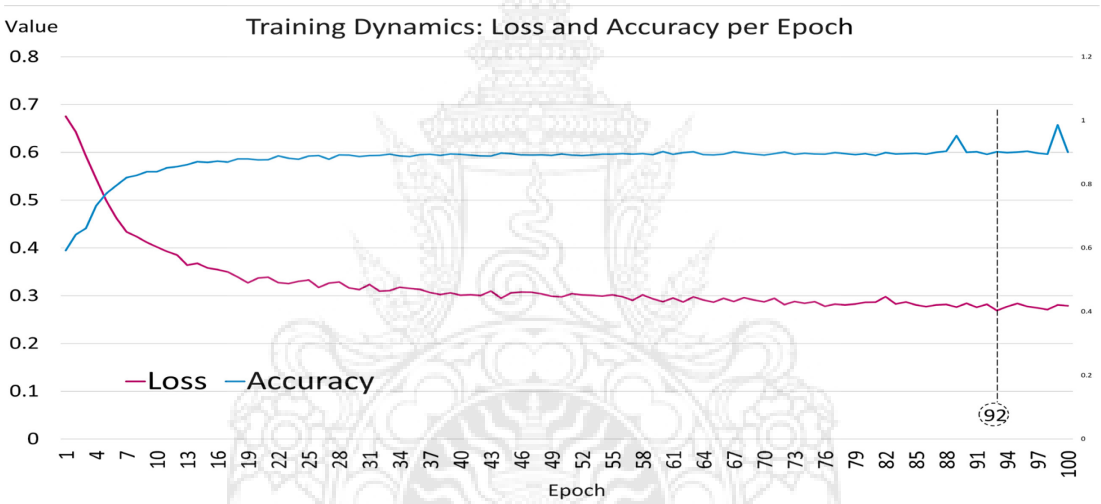
จากภาพ 4.4 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน โดยชั้นข้อมูลนำเข้ามีจำนวน 23 นิวรอน แต่ละนิวรอนรับข้อมูลนำเข้าจากแต่ละคุณลักษณะในชุดข้อมูลทางการเงินที่ใช้ในการทำนายการทุจริต เพื่อเตรียมการประมวลผลในชั้นถัดไป คือ ชั้นซ่อนที่ 1 มี 12 นิวรอน ที่ทำการประมวลผลจากชั้นข้อมูลนำเข้า ผ่านการเชื่อมต่อที่มีค่าความเอนเอียงและค่าน้ำหนัก โดยทำการคำนวณและส่งข้อมูลออกไปยังชั้นซ่อนที่ 2 ในลำดับถัดไป เมื่อชั้นซ่อนที่ 2 มี 9 นิวรอน ได้รับค่าความเอนเอียงและค่าน้ำหนัก จึงทำการประมวลผลคล้ายกันกับชั้นซ่อนที่ 1 แต่ประมวลผลที่ซับซ้อนมากขึ้นกว่าชั้นซ่อนที่ 1 และส่งมายังชั้นสุดท้ายที่เป็นชั้นข้อมูลส่งออกมีเพียง 1 นิวรอน ที่ทำหน้าที่รวบรวมข้อมูลส่งออกจากชั้นซ่อนที่ 2 และออกผลลัพธ์สุดท้าย สำหรับแบบจำลองที่สร้างขึ้นเพื่อการจำแนกประเภทแบบสองค่า (Binary Classification) เป็นการทำนายความน่าจะเป็นที่อยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ค่าที่ได้บ่งบอกว่าข้อมูลน่าจะเป็นการทุจริตหรือไม่

4.3.2 ประสิทธิภาพในการทำงานของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมพิจารณาจากค่าภายในการเรียนรู้ของแบบจำลอง ฮิสโทแกรม และการแจกแจงข้อมูล รายละเอียดดังนี้

4.3.2.1 การวิเคราะห์ความเคลื่อนไหวของการฝึกฝน

การวิเคราะห์ผลการฝึกฝนของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเป็นขั้นตอนสำคัญในการประเมินประสิทธิภาพและการเรียนรู้ของแบบจำลอง กราฟที่นำเสนอแสดงให้เห็นถึงการเปลี่ยนแปลงของค่าความสูญเสีย (Loss) และความแม่นยำ (Accuracy) ตลอดจนการฝึกฝนตามจำนวนรอบ (Epochs) การเรียนรู้ ซึ่งให้ข้อมูลเกี่ยวกับพัฒนาการของแบบจำลองในแต่ละรอบการเรียนรู้การฝึกฝนตามภาพ 4.5




**ภาพ 4.5** ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความสูญเสียและความแม่นยำแต่ละรอบการฝึกฝน

จากภาพ 4.5 สังเกตได้ว่า ค่าความสูญเสียลดลงอย่างรวดเร็วในช่วงต้นของการฝึกฝน โดยเฉพาะในจำนวนรอบการเรียนรู้ช่วงแรก บอกถึงการปรับปรุงของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการเรียนรู้จากข้อมูลอย่างมีประสิทธิภาพ และค่าความสูญเสียมีแนวโน้มคงที่หลังจากผ่านรอบการเรียนรู้ที่ 20 เป็นต้นไป แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองมีการฝึกฝนที่เสถียรและได้เข้าสู่สภาวะที่ดีที่สุด (Convergence) ในจำนวนรอบการเรียนรู้ที่ 92 จากการสังเกตเห็นว่าหลังจากรอบการเรียนรู้ที่ 90 ความแม่นยำมีการผันผวนเล็กน้อย อาจเป็นสัญญาณของการเริ่มเข้าสู่สถานะที่แบบจำลองเรียนรู้ได้เกือบสมบูรณ์แล้ว (Saturation) หรือเป็นการสะท้อนถึงความต้องการในการปรับค่าแบบจำลองหรือข้อมูลเพิ่มเติมเพื่อปรับปรุงความแม่นยำให้สูงขึ้นอีก ในขณะเดียวกันความแม่นยำในการทำนายข้อมูลของแบบจำลองเพิ่มขึ้นอย่างมีสาระสำคัญในช่วงแรกของรอบ

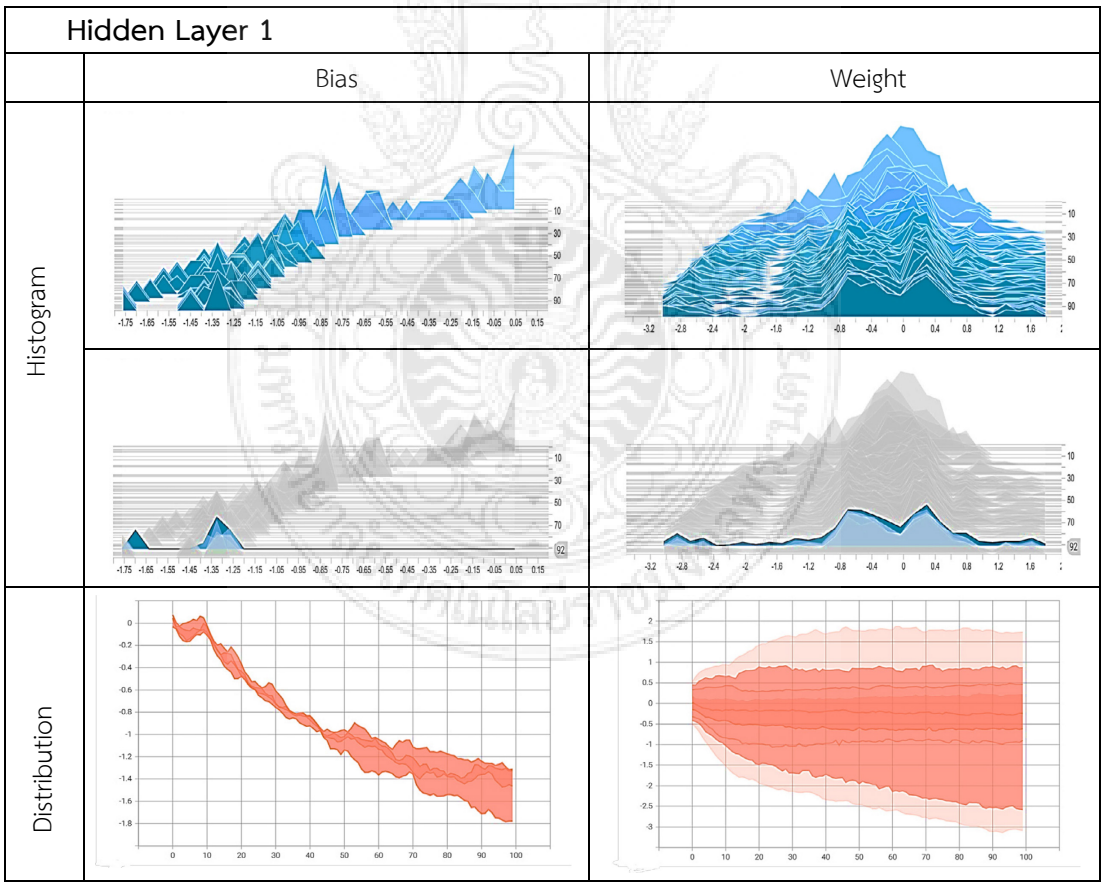
การเรียนรู้ และค่อนข้างคงที่ในระดับที่สูงหลังจากนั้น ซึ่งเป็นสัญญาณที่ดีว่า แบบจำลองเรียนรู้จากข้อมูลได้ดีและสามารถทำนายผลลัพธ์ที่แม่นยำได้คงที่ ซึ่งเป็นเป้าหมายหลักของการฝึกฝนแบบจำลอง

4.3.2.2 ฮิสโทแกรมและการแจกจงข้อมูล

การวิเคราะห์และชี้วัดความสามารถของแบบจำลองผ่านฮิสโทแกรม (Histogram) และการแจกแจง (Distribution) ข้อมูล เพื่อให้ได้ความเข้าใจที่ดีขึ้นเกี่ยวกับลักษณะและพฤติกรรมของข้อมูลที่มีอยู่ รายละเอียดดังนี้

4.3.2.2.1 การแจกแจงของค่าความเอนเอียงและค่าน้ำหนักในชั้นซ่อนที่ 1

การประเมินการแจกแจงของค่าความเอนเอียง (Biases) และค่าน้ำหนัก (Weights) เป็นการตรวจสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้ที่เป็นไปในทิศทางที่ถูกต้องหรือไม่ สำหรับภาพ 4.6 เสนอมุมมองเชิงลึกเกี่ยวกับการกระจายตัวของค่าความเอนเอียงและค่าน้ำหนักในชั้นซ่อนที่ 1 ภายในของแบบจำลอง

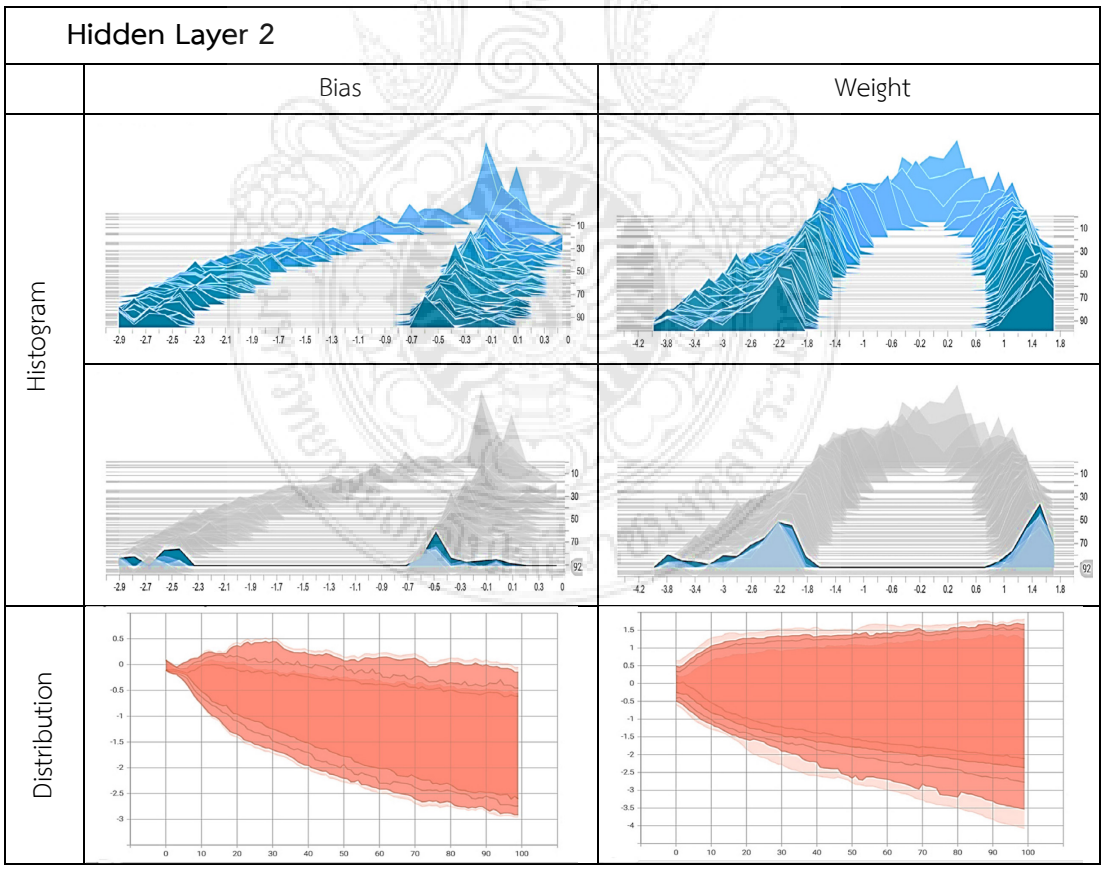



**ภาพ 4.6** การวิเคราะห์การกระจายตัวของค่าความเอนเอียงและค่าน้ำหนักในชั้นซ่อนที่ 1

จากภาพ 4.6 พบว่า ค่าความเอนเอียงและค่าน้ำหนักในชั้นซ่อนที่ 1 มีการกระจายตัวที่ค่อนข้างแตกต่างกัน เมื่อพิจารณาที่ค่าความเอนเอียง พบการกระจายตัวของค่าที่มีความเบี่ยงเบนสูงจากศูนย์ (Zero Center) ซึ่งอาจเป็นสัญญาณของการเรียนรู้ที่ไม่สม่ำเสมอหรือแบบจำลองพยายามปรับให้เข้ากับข้อมูลฝึกฝนที่มีลักษณะเฉพาะ แต่ค่าน้ำหนักแสดงการกระจายตัวที่มีความกว้างมากขึ้น โดยมีการปรับค่าน้ำหนักในช่วงที่กว้างเพื่อทำให้แบบจำลองสามารถจับจังหวะและความซับซ้อนของข้อมูลได้ดีขึ้น การกระจายที่มีค่าเบี่ยงเบนสูง อาจบอกถึงปัญหาในการเรียนรู้ เช่น การเรียนรู้ที่ช้าหรือการไม่สามารถจับลักษณะเด่นของข้อมูลได้ แต่ค่าความเอนเอียงและค่าน้ำหนักจากชั้นซ่อนที่ 1 ต้องถูกส่งไปชั้นซ่อนถัดไป เพื่อเข้าสู่กระบวนการปรับค่าความเอนเอียงและค่าน้ำหนักที่มีความซับซ้อน

4.3.2.2.2 การแจกแจงของค่าความเอนเอียงและค่าน้ำหนักในชั้นซ่อนที่ 2

การวิเคราะห์และเปรียบเทียบการกระจายตัวของค่าความเอนเอียงและค่าน้ำหนักในชั้นซ่อนที่ 2 ได้รับการปรับปรุงมาจากชั้นซ่อนที่ 1 เพื่อสำรวจความเปลี่ยนแปลงและความสัมพันธ์กับประสิทธิภาพโดยรวมของแบบจำลองตามภาพ 4.7

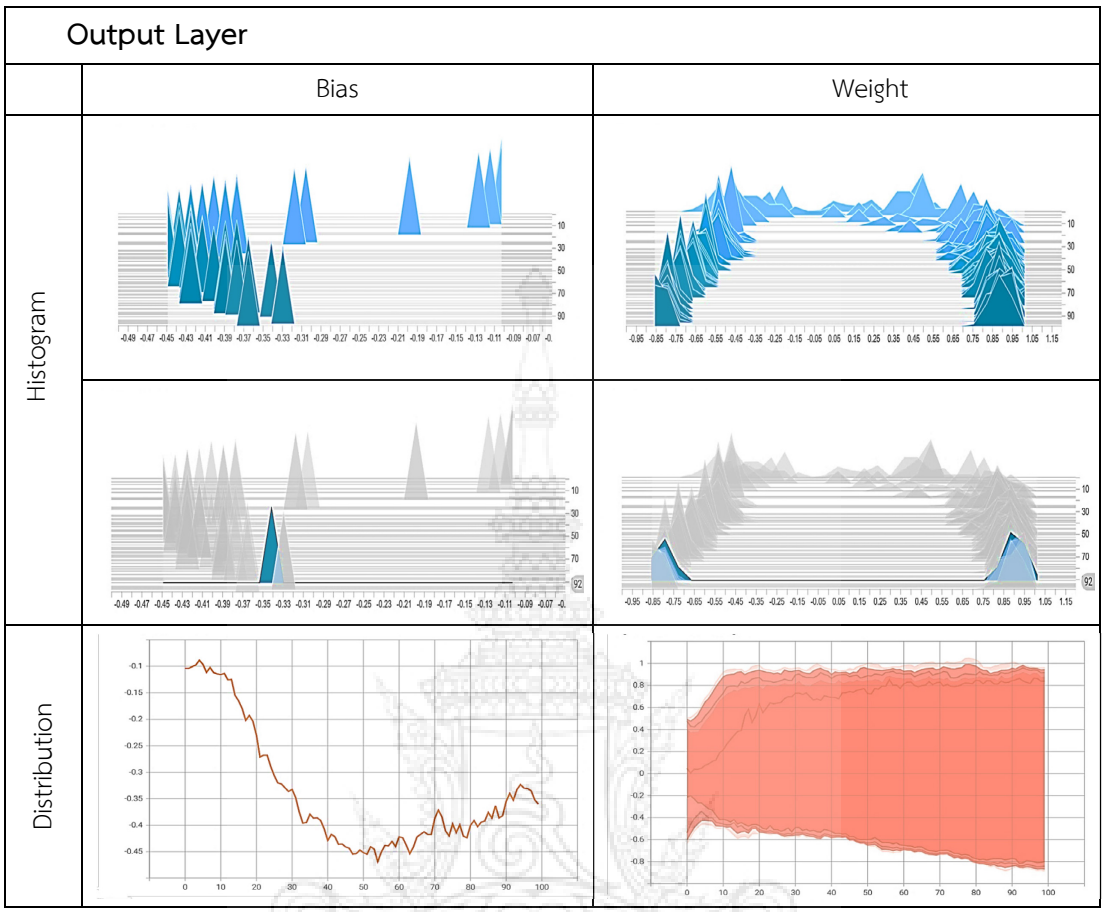



**ภาพ 4.7** การวิเคราะห์การกระจายตัวของค่าความเอนเอียงและค่าน้ำหนักในชั้นซ่อนที่ 2

จากภาพ 4.7 ผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองในชั้นซ่อนที่ 2 พบว่า ค่าความเอนเอียงมีการกระจายตัวอยู่อย่างชัดเจนรอบค่า 0 (ศูนย์) ซึ่งสะท้อนถึงการปรับปรุงพารามิเตอร์ที่สมดุลและไม่มีความเบี่ยงออกจากศูนย์ (Zero Center) อย่างมีสาระสำคัญ ทั้งนี้การกระจายตัวที่สม่ำเสมอของค่าความเอนเอียง ช่วยเสริมสร้างความมั่นใจว่าชั้นซ่อนที่ 2 นี้ สามารถประมวลผลสัญญาณข้อมูลนำเข้าอย่างเที่ยงตรงและเหมาะสมต่องานที่กำหนด แต่ค่าน้ำหนักมีการกระจายตัวที่มีความหลากหลายของค่าที่ปรับปรุง ส่งผลให้แบบจำลองมีความยืดหยุ่นในการจดจำและตอบสนองต่อความซับซ้อนของลักษณะข้อมูลที่หลากหลาย แบบจำลองมีความสามารถในการเรียนรู้และแยกแยะลักษณะของข้อมูลที่มีความแตกต่างกันได้ดี ทำให้มั่นใจว่าแบบจำลองที่สร้างได้พัฒนาความเข้าใจที่ลึกซึ้งต่อข้อมูลฝึกฝน ส่งผลดีต่อประสิทธิภาพในการทำนายหรือการจำแนกประเภทข้อมูลที่ไม่เคยพบมาก่อน เมื่อแบบจำลองทำการปรับค่าความเอนเอียงและค่าน้ำหนักในชั้นซ่อนที่ 2 เรียบร้อยแล้วต้องนำส่งค่าทั้ง 2 ไปชั้นถัดไป คือ ชั้นข้อมูลส่งออก

4.3.2.2.3 การแจกแจงของค่าความเอนเอียงและค่าน้ำหนักในชั้นข้อมูลส่งออก

โครงข่ายประสาทเทียมในชั้นข้อมูลส่งออกมีบทบาทสำคัญในการทำนายหรือการจำแนกผลลัพธ์จากข้อมูลที่โครงข่ายได้เรียนรู้มา การวิเคราะห์การกระจายตัวของค่าความเอนเอียงและค่าน้ำหนักในชั้นข้อมูลส่งออกนี้ จึงเป็นสิ่งสำคัญที่สะท้อนถึงการตัดสินใจของแบบจำลองและความสามารถในการแยกแยะลักษณะที่ต้องการของข้อมูล การกระจายของข้อมูลตามภาพ 4.8




**ภาพ 4.8** การวิเคราะห์การกระจายตัวของค่าความเอนเอียงและค่าน้ำหนักในชั้นข้อมูลส่งออก

จากภาพ 4.8 ผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองในชั้นข้อมูลส่งออก พบว่า ค่าความเอนเอียงแสดงการกระจายตัวที่มีหลายจุดสูงส่งผ่านแนวโน้มการเรียนรู้ที่มีความเฉพาะเจาะจงและอาจบอกถึงการปรับตัวของชั้นข้อมูลส่งออกให้เหมาะสมกับการทำนายผลลัพธ์ที่เฉพาะเจาะจง น้ำหนักมีการกระจายตัวที่ค่อนข้างแคบ อาจสะท้อนถึงการปรับตัวที่เข้มข้นเพื่อให้สามารถทำนายคลาสของข้อมูลที่แม่นยำและมีความเสถียรในการทำนายผลลัพธ์ แบบจำลองสามารถนำไปปรับปรุงและต่อยอดเพื่อพัฒนาแบบจำลองให้มีความคงทนต่อข้อมูลที่ผิดปกติ

โดยสรุปพบว่า งานวิจัยนี้มีกระบวนการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยการปรับค่าพารามิเตอร์ ได้แก่ ฟังก์ชันการกระตุ้น ขนาดชุดข้อมูลย่อย อัตราการละทิ้ง จำนวนรอบการเรียนรู้ และการหาค่าเหมาะสมที่สุด ส่งผลให้ได้แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงสุดในการทำนายการทุจริตทางการเงิน การประเมินและการปรับค่าความเอนเอียงและค่าน้ำหนักในแต่ละชั้นของแบบจำลอง ทำให้การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองเป็นไปอย่างแม่นยำและ

น่าเชื่อถือจากความสามารถในการทำนายและความทนทานของแบบจำลอง การวิเคราะห์ค่าความสูญเสียและความแม่นยำในแต่ละรอบการฝึกฝนได้จากการกระจายตัวของค่าความเอนเอียงและค่าน้ำหนักในแต่ละชั้นที่มีการปรับปรุงความแม่นยำในการทำนายของแบบจำลองได้อย่างมีประสิทธิภาพ

## 4.4 การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

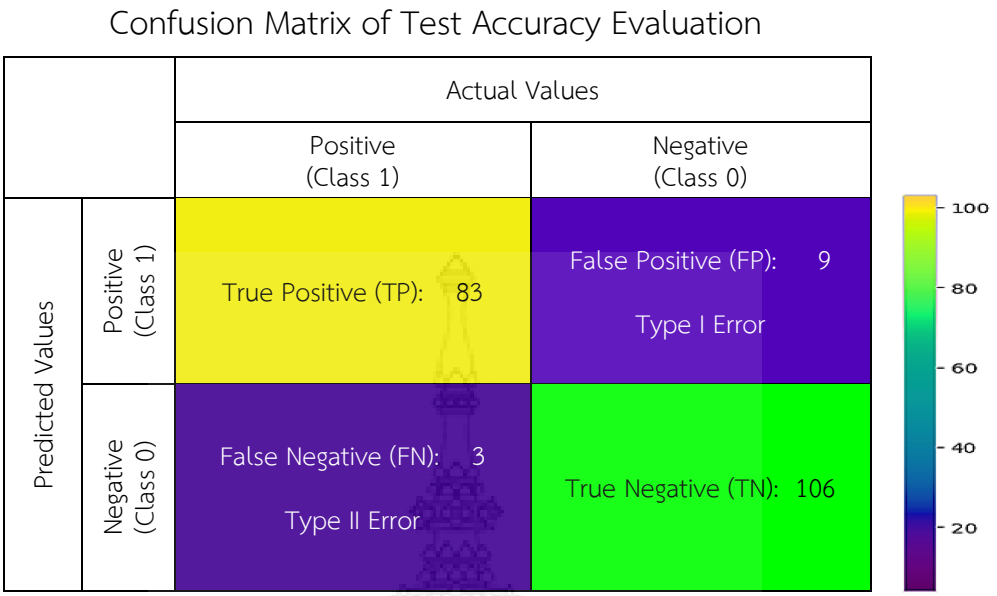
การวัดและประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยแบ่งออกเป็น 4 ส่วน คือ 1) การแบ่งข้อมูลเพื่อการฝึกฝนและการทดสอบแบบจำลอง 2) ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุด 3) เมทริกซ์การประเมินประสิทธิภาพ และ 4) ความสำคัญของคุณลักษณะ ดังรายละเอียดต่อไปนี้

4.4.1 เมทริกซ์การประเมินประสิทธิภาพ

เมทริกซ์การประเมินประสิทธิภาพ (Performance Metrics) การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อตรวจจับการทุจริตจากข้อมูลในงบการเงิน สามารถใช้ข้อมูลจากเมทริกซ์ความสับสนและตารางเมทริกซ์ต่าง ๆ เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยเฉพาะการเน้นไปที่ความสามารถในการตรวจจับกรณีที่มีการทุจริต (คลาส 1)

4.4.1.1 เมทริกซ์ความสับสน

การวิเคราะห์ผลการประเมินความแม่นยำของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในรูปแบบเมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) แบ่งออกเป็น 4 ส่วน คือ 1) การทำนายผลบวกที่ถูกต้อง 2) การทำนายผลลบที่ถูกต้อง 3) การทำนายผลบวกที่ผิดพลาด และ 4) การทำนายผลลบที่ผิดพลาด ผลลัพธ์จากแบบจำลองตามภาพ 4.9




**ภาพ 4.9** ผลลัพธ์เมทริกซ์ความสับสนจากแบบจำลอง ANNs ที่ดี (Best Model)

จากภาพ 4.9 แสดงถึงตารางความสับสน สามารถอธิบายข้อมูลได้ดังนี้

(1) การทำนายผลบวกที่ถูกต้อง (TP) แบบจำลองทำนายว่ามีการทุจริต (คลาส 1) อย่างถูกต้อง 83 ครั้ง แสดงว่าแบบจำลองสามารถทำนายกรณีที่มีการทุจริตได้อย่างถูกต้องเป็นจำนวนมาก ช่วยให้สามารถตรวจสอบบัญชีและการทุจริตเพื่อป้องกันความเสียหายทางการเงินและชื่อเสียงขององค์กรได้อย่างมีประสิทธิภาพ

(2) การทำนายผลลบที่ถูกต้อง (TN) แบบจำลองทำนายว่าไม่มีการทุจริต (คลาส 0) และความจริงก็ไม่มีการทุจริตได้อย่างถูกต้อง 106 ครั้ง แสดงว่าแบบจำลองสามารถทำนายกรณีที่ไม่มีการทุจริตได้อย่างถูกต้องเป็นจำนวนมาก ทำให้ลดการแจ้งเตือนที่ไม่จำเป็นหรือเตือนทั้งที่ไม่มีอะไรและทำให้การปฏิบัติงาตรวจสอบบัญชีเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพ

(3) การทำนายผลบวกที่ผิดพลาด (FP) แบบจำลองทำนายว่ามีการทุจริต (คลาส 1) แต่ความเป็นจริงไม่มีการทุจริต 9 ครั้ง ที่เป็นการเกิดข้อผิดพลาดประเภทที่ 1 (Type I Error) ทำให้ผู้สอบบัญชีต้องเสียค่าใช้จ่าย ทรัพยากร และเวลาในการตรวจสอบเพิ่มขึ้นโดยไม่จำเป็นและอาจส่งผลกระทบต่อความเชื่อมั่นของผู้ถือหุ้น (ลูกค้า)

(4) การทำนายผลลบที่ผิดพลาด (FN) แบบจำลองทำนายว่าไม่มีการทุจริต (คลาส 0) แต่ในความเป็นจริงมีการทุจริต 3 ครั้ง ที่เป็นการเกิดข้อผิดพลาดประเภทที่ 2 (Type II Error) ซึ่งเป็นสิ่งที่อันตรายมากหากการทุจริตที่เกิดขึ้นจริงไม่ถูกตรวจพบ ทำให้เกิดความเสียหายทางการเงินและชื่อเสียงขององค์กร

4.4.1.2 เมทริกซ์การประเมินประสิทธิภาพ

การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองโครงประสาทเทียม มีการใช้เมทริกซ์แบ่งเป็น 4 กลุ่ม คือ 1) วัดความแม่นยำและความเที่ยงตรง 2) วัดค่าความสมดุล 3) วัดค่าความน่าเชื่อถือ และ 4) อัตราส่วนความน่าจะเป็น ดังรายละเอียดต่อไปนี้

4.4.1.2.1 การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองการจำแนกประเภท

การทดสอบความสามารถของแบบจำลองในการทำนายข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยเห็นมาก่อนเป็นการประเมินประสิทธิภาพที่แสดงในค่าความแม่นยำ (Accuracy) ค่าความเที่ยงตรง (Precision) ค่าความไว (Recall) และค่าความจำเพาะ (Specificity) ตามตาราง 4.10

**ตาราง 4.10** ผลการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองการจำแนกประเภท (Classification Model)

| Metrics | Score | Formula |
|---|---|---|
| Accuracy | 0.9402 | $\frac{TP+TN}{Total}$ |
| Precision | 0.9021 | $\frac{TP}{TP+FP}$ |
| Recall (Sensitivity) | 0.9651 | $\frac{TP}{TP+FN}$ |
| Specificity | 0.9217 | $\frac{TN}{TN+FP}$ |

จากตาราง 4.10 พบว่า ผลการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองการจำแนกประเภทมีรายละเอียดดังนี้

(1) ความแม่นยำ (0.9402) ของการทำนายทั้งหมดถูกต้อง แบบจำลองมีความแม่นยำสูง แสดงถึงประสิทธิภาพในการทำนายได้ถูกต้องทั้งกรณีที่มีการทุจริตและไม่มีการทุจริตเกือบทั้งหมด

(2) ความเที่ยงตรง (0.9021) ของการทำนายที่ว่าเป็นการทุจริตเป็นจริง แบบจำลองมีความเที่ยงตรงสูงสามารถระบุการทุจริตได้ถูกต้องโดยไม่เกิดการแจ้งเตือนที่ผิดพลาดมากนัก ซึ่งเป็นสิ่งสำคัญในการลดภาระงานของผู้สอบบัญชีที่ต้องมาตรวจสอบในกรณีที่มีการแจ้งเตือนผิดพลาด (FP) ทำให้ผู้สอบบัญชีสามารถมุ่งเน้นไปที่กรณีที่มีความเสี่ยงสูงอื่นโดยไม่ต้องเสียเวลาตรวจสอบกรณีที่ไม่มีการทุจริต

(3) ความไว (0.9651) ของการทุจริตทั้งหมดถูกตรวจจับได้ แบบจำลองที่มีความไวสูงสามารถตรวจจับการทุจริตส่วนใหญ่ได้เกือบทั้งหมด ช่วยลดความเสี่ยงที่การทุจริตอาจตรวจไม่พบ การตรวจจับการทุจริตได้อย่างมีประสิทธิภาพทำให้ผู้สอบบัญชีสามารถดำเนินการตรวจสอบและดำเนินการตามขั้นตอนที่เหมาะสม เพื่อป้องกันการสูญเสียทางการเงินและรักษาความเชื่อมั่นของผู้ใช้งบการเงินได้

(4) ความเฉพาะเจาะจง (0.9217) ของการทำนายว่าไม่มีการทุจริตเป็นจริง แบบจำลองที่มีความเฉพาะเจาะจงสูงช่วยลดโอกาสของการเกิดการทำนายผลบวกที่ผิดพลาด (FP) หรือการทำนายว่ามีการทุจริตทั้งที่ในความเป็นจริงไม่มี ช่วยลดภาระงานที่ไม่จำเป็นของผู้สอบบัญชี ทำให้สามารถมุ่งเน้นไปที่การตรวจสอบกรณีที่มีความเสี่ยง

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นนี้มีค่าความแม่นยำ ค่าความเที่ยงตรง ค่าความไวที่สูงในทุกค่า แสดงว่าแบบจำลองมีความสามารถในการตรวจจับการทุจริตได้อย่างมีประสิทธิภาพและแม่นยำ ผู้สอบบัญชีสามารถใช้เป็นเครื่องมือในเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) ได้อย่างมีประสิทธิภาพและรวดเร็วมากขึ้น พิจารณาจากค่าความเที่ยงตรง และค่าความไว ทำให้แบบจำลองสามารถระบุกรณีการทุจริตได้อย่างถูกต้องและครอบคลุม และค่าความจำเพาะ ช่วยลดการแจ้งเตือนที่ผิดพลาด

4.4.1.2.2 ค่าความสมดุล

นอกจากพิจารณาจากค่าความแม่นยำและความเที่ยงตรง ต้องพิจารณาความสมดุลระหว่างความเที่ยงตรง และค่าความไว ด้วยค่า F1-Score และค่าเฉลี่ยมาโครตามตาราง 4.11

**ตาราง 4.11** เมทริกซ์ประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองด้านค่าความสมดุล

| Metrics | Score | Formula |
|---|---|---|
| F1-Score | 0.9325 | $2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision+Recall}$ |
| Macro Average | 0.9400 | $\frac{F1-Score(0)+F1-Score(1)}{2}$ |

จากตาราง 4.11 พบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่า F1-Score และค่าเฉลี่ยมาโครที่สูง แสดงว่าแบบจำลองสามารถตรวจจับการทุจริต (คลาส 1) ในงบการเงินได้อย่างมีประสิทธิภาพ การวิเคราะห์ค่าที่ได้จากแบบจำลองมีดังนี้

(1) F1-Score (0.9325) เกิดจากค่าเฉลี่ยเชิงกลมกลืน (Harmonic Mean) ของค่าความเที่ยงตรงและค่าความไว แสดงความสมดุลระหว่างความสามารถในการระบุการทุจริตที่ถูกต้อง และความสามารถในการจับการทุจริตทั้งหมด การที่ค่า F1-Score สูง แสดงว่าแบบจำลองสามารถตรวจจับการทุจริตได้อย่างแม่นยำและครบถ้วน ช่วยลดความเสี่ยงในการพลาดการตรวจจับการทุจริต ทำให้ผู้สอบบัญชีสามารถมุ่งเน้นไปที่รายการที่มีความเสี่ยงสูงและลดการตรวจสอบที่ไม่จำเป็น

(2) ค่าเฉลี่ยมาโคร (0.9400) คือ ค่าเฉลี่ยของค่า F1-Score สำหรับทั้งสองคลาส คือ ไม่มีการทุจริต (คลาส 0) และ มีการทุจริต (คลาส 1) โดยไม่คำนึงถึงความสมดุลของคลาส ค่าเฉลี่ยมาโครที่สูง บอกถึงว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพดีในทั้งสองคลาส

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมช่วยให้ผู้สอบบัญชีสามารถระบุรายการที่มีความเสี่ยงสูงต่อการทุจริตได้อย่างแม่นยำและรวดเร็ว เพราะแบบจำลองสามารถลดการทำนายผิดพลาดทั้งในกรณีที่ทำนายว่ามีการทุจริตแต่ไม่มี (FP) และทำนายว่าไม่มีการทุจริตแต่มี (FN) ช่วยลดความเสี่ยงในการตรวจสอบบัญชี ลดภาระงานในการตรวจสอบและเพิ่มความมั่นใจในผลการตรวจสอบ โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อนำไปใช้ร่วมกับเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) เพื่อระบุรายการที่มีความเสี่ยงสูงต่อการทุจริตและมุ่งเน้นการตรวจสอบไปที่รายการเหล่านั้น ช่วยลดเวลาและทรัพยากรที่ใช้ในการตรวจสอบ

4.4.1.2.3 ค่าความน่าเชื่อถือ

ความน่าเชื่อถือกับความแม่นยำนั้นไม่ใช่เรื่องเดียวกัน ความแม่นยำที่เกิดขึ้นอาจไม่ได้น่าเชื่อถือ แต่ในการพิจารณาแบบจำลองที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพิจารณาความน่าเชื่อถือของการทำนายได้จากค่าทำนายผลบวก (PPV) และค่าทำนายผลลบ (NPV) ที่แสดงความน่าเชื่อถือของการทำนายค่าผลบวกและค่าผลลบตามตาราง 4.12

**ตาราง 4.12** เมทริกซ์ประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองด้านความน่าเชื่อถือ

| Metrics | Score | Formula |
|---|---|---|
| Positive Predictive Value: PPV | 0.9021 | $\frac{TP}{TP+FP}$ |
| Negative Predictive Value: NPV | 0.9724 | $\frac{TN}{TN+FN}$ |

จากตาราง 4.12 พบว่า การใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าทำนายผลบวก (PPV) และค่าทำนายผลลบ (NPV) สูงในการตรวจสอบบัญชีสามารถช่วยเพิ่ม

ประสิทธิภาพในการตรวจจับการทุจริต ลดข้อผิดพลาดในการทำนาย และเพิ่มความมั่นใจในผลการตรวจสอบ การวิเคราะห์ค่าที่ได้จากแบบจำลองมีดังนี้

(1) ค่าทำนายผลบวก (PPV) ที่ 0.9021 แสดงผลที่สูง PPV เป็นค่าอัตราส่วนที่บอกถึงความแม่นยำของการทำนายการทุจริตที่ถูกต้องในบรรดาทั้งหมดที่ทำนายว่ามีการทุจริต (TP) เทียบกับจำนวนครั้งที่ทำนายว่ามีการทุจริตทั้งหมด (TP + FP) ค่า PPV ที่สูงแสดงให้เห็นว่าการทำนายการทุจริตของแบบจำลองมีความแม่นยำสูง ทำให้ผู้สอบบัญชีสามารถมุ่งเน้นการตรวจสอบไปที่รายการที่มีความเสี่ยงสูงในการทุจริต ลดเวลาที่เสียไปกับการตรวจสอบรายการที่ไม่มีปัญหา

(2) ค่าทำนายผลลบ (NPV) ที่ 0.9724 แสดงผลที่สูง NPV เป็นค่าอัตราส่วนที่บอกถึงความแม่นยำของการทำนายว่าไม่มีการทุจริตที่ถูกต้องในบรรดาทั้งหมดที่ทำนายว่าไม่มีการทุจริต (TN) เทียบกับจำนวนครั้งที่ทำนายว่าไม่มีการทุจริตทั้งหมด (TN + FN) ค่า NPV ที่สูงแสดงให้เห็นว่าการทำนายว่าไม่มีการทุจริตของแบบจำลองมีความแม่นยำสูง ช่วยลดความเสี่ยงที่แบบจำลองพลาดจากการตรวจจับการทุจริตที่เกิดขึ้นจริง

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าทำนายผลบวก (PPV) และค่าทำนายผลลบ (NPV) สูงบ่งชี้ว่าแบบจำลองมีความแม่นยำในการทำนายการทุจริต (คลาส 1) ได้ดี ทั้งในกรณีที่มีการทุจริตและไม่มีการทุจริต สามารถช่วยผู้สอบบัญชีในการระบุรายการที่มีความเสี่ยงสูงต่อการทุจริตได้อย่างมีประสิทธิภาพ และลดความเสี่ยงในการพลาดการตรวจจับการทุจริตที่สำคัญ แบบจำลองสามารถลดการทำนายผิดพลาดทั้งในกรณีที่ทำนายว่ามีการทุจริตแต่ไม่มี (FP) และทำนายว่าไม่มีการทุจริตแต่มี (FN) ช่วยลดความเสี่ยงในการตรวจสอบบัญชี โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อนำไปใช้ร่วมกับเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) เพื่อระบุรายการที่มีความเสี่ยงสูงต่อการทุจริตและมุ่งเน้นการตรวจสอบไปที่รายการเหล่านั้น ช่วยลดเวลาและทรัพยากรที่ใช้ในการตรวจสอบ

4.4.1.2.4 อัตราส่วนความน่าจะเป็น

ความน่าจะเป็นในการทำนายค่าต่าง ๆ ที่กล่าวถึงโอกาสในการทำนายเป็นผลบวกหรือผลลบ ผ่านเมทริกซ์อัตราส่วนความน่าจะเป็นบวก (Positive Likelihood Ratio: LR+) และอัตราส่วนความน่าจะเป็นลบ (Negative Likelihood Ratio: LR-) ที่แสดงความน่าจะเป็นของการทำนายผลบวกที่ถูกต้อง (True Positive: TP) เมื่อเทียบกับการทำนายผลบวกที่ผิดพลาด (False Positive: FP) อัตราส่วนความน่าจะเป็นตามตาราง 4.13

**ตาราง 4.13** เมทริกซ์ประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองด้านความน่าจะเป็น

| Metrics | Score | Formula |
|---|---|---|
| Positive Likelihood Ratio: LR+ | 12.3320 | $\frac{Recall}{1 - Specificity}$ |
| Negative Likelihood Ratio: LR- | 0.0378 | $\frac{1 - Recall}{Specificity}$ |

จากตาราง 4.13 พบว่า การใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่า LR+ สูงและ LR- ต่ำ ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการตรวจจับการทุจริต ลดข้อผิดพลาดในการทำนาย และเพิ่มความมั่นใจในผลการตรวจสอบ การวิเคราะห์ค่าที่ได้จากแบบจำลองมีดังนี้

(1) อัตราส่วนความน่าจะเป็นบวก (LR+) มีค่า 12.3320 แสดงถึงความสามารถของแบบจำลองในการทำนายการทุจริต (คลาส 1) ได้ดีมาก หมายความว่าผู้สอบบัญชีสามารถใช้แบบจำลองนี้ในการระบุรายการที่มีความเสี่ยงสูงต่อการทุจริตได้อย่างมีประสิทธิภาพ ช่วยลดเวลาที่ใช้ในการตรวจสอบและมุ่งเน้นไปที่รายการที่มีความเสี่ยงอื่น

(2) อัตราส่วนความน่าจะเป็นลบ (LR-) มีค่า 0.0378 แสดงถึงความสามารถของแบบจำลองในการทำนายว่าไม่มีการทุจริต (คลาส 0) เมื่อไม่มีการทุจริตจริง หมายความว่าแบบจำลองมีความแม่นยำสูงในการทำนายว่าไม่มีการทุจริต ช่วยลดความเสี่ยงในการพลาดจากการตรวจจับการทุจริตที่อาจมีความสำคัญต่อการตัดสินใจ

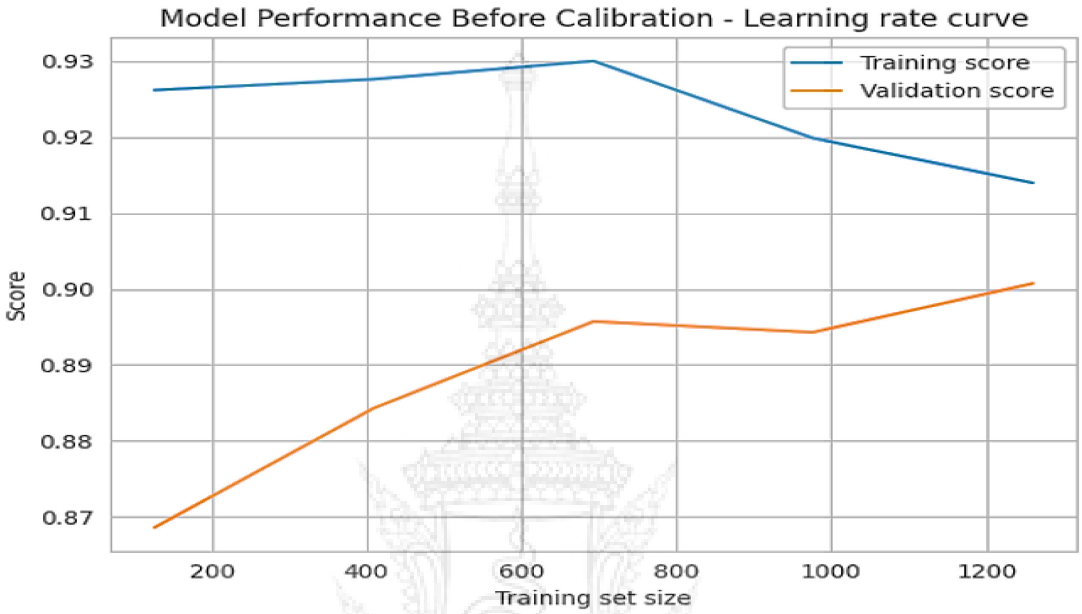
โดยสรุปพบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพและความแม่นยำในการตรวจจับการทุจริตในงบการเงิน การประเมินประสิทธิภาพมีดังนี้ 1) เมทริกซ์ความสับสน พบว่า การทำนายผลบวกที่ถูกต้อง (TP) และการทำนายผลลบที่ถูกต้อง (TN) สูง แต่ยังคงมีการทำนายผลบวกที่ผิดพลาด (FP) และผลลบที่ผิดพลาด (FN) อยู่บ้าง 2) เมทริกซ์การประเมินประสิทธิภาพด้านความแม่นยำ พบว่า แบบจำลองมีความแม่นยำสูง ค่าความเที่ยงตรง แสดงถึงการระบุการทุจริตที่ถูกต้องโดยไม่เกิดการแจ้งเตือนที่ผิดพลาด ค่าความไว แสดงถึงการตรวจจับการทุจริตส่วนใหญ่ได้ 3. ค่าความน่าเชื่อถือในการประเมินค่าทำนายผลบวก (PPV) ที่มีการทุจริต และค่าทำนายผลลบ (NPV) ที่ไม่มีการทุจริต ผลลัพธ์ทั้งหมดแสดงผลว่า แบบจำลองมีประสิทธิภาพสูง

4.4.2 การประเมินผลแบบจำลอง (Model Evaluation)

การประเมินผลแบบจำลองควบคู่กับการประเมินด้วยกราฟเส้นการเรียนรู้ ค่าพื้นที่ใต้โค้ง ค่าการสูญเสียลอกการิทึม รายงานการจำแนกประเภท และความแม่นยำหลังการปรับเทียบ มีรายละเอียดดังนี้

4.4.2.1 การประเมินความสามารถด้วยเส้นกราฟเส้นการเรียนรู้

การวิเคราะห์ด้วยกราฟเส้นการเรียนรู้ (Learning Curve) ช่วยตัดสินใจได้ว่าแบบจำลองใดที่เหมาะสมและมีความน่าเชื่อถือในการใช้งาน ประสิทธิภาพของแบบจำลองแสดงตามภาพ 4.10

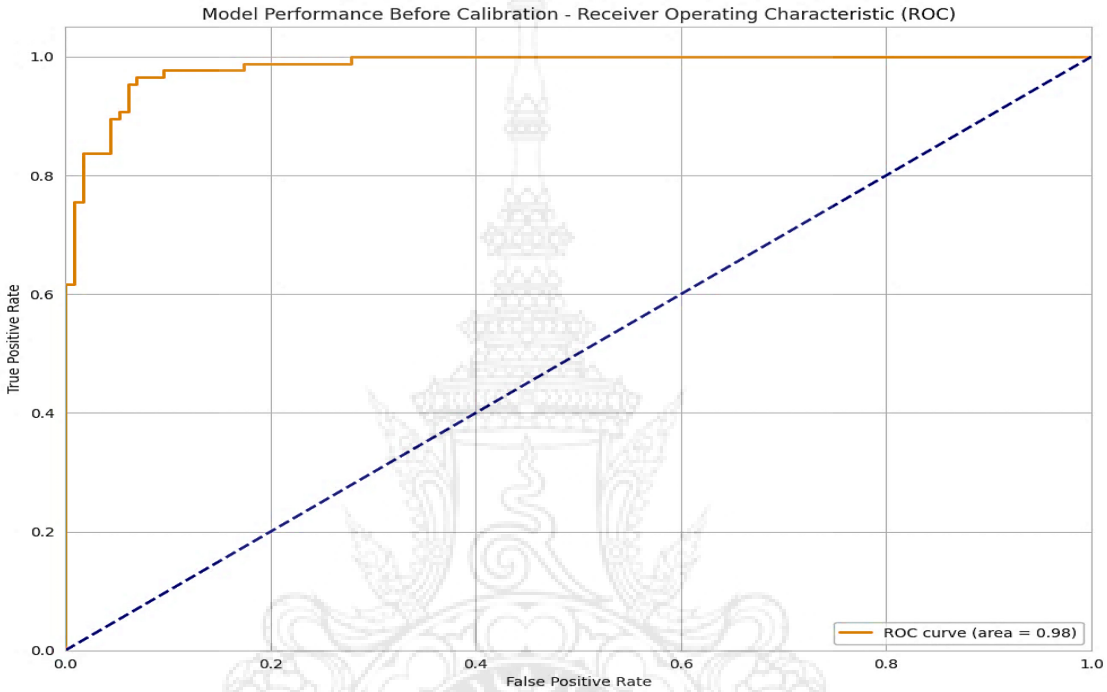



**ภาพ 4.10** กราฟเส้นการเรียนรู้ของแบบจำลอง

จากภาพ 4.10 กราฟเส้นการเรียนรู้ แสดงถึงสมรรถนะของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการแยกคลาสออกจากกัน พบว่า เส้นสมรรถนะในชุดข้อมูลฝึก (Training Score) มีค่าความแม่นยำที่สูงและค่อนข้างคงที่ แม้จำนวนข้อมูลการฝึกฝนเพิ่มขึ้น แต่ค่าความแม่นยำเริ่มลดลงหลังจากชุดข้อมูลฝึกผ่านไปประมาณ 600 ชุด บ่งบอกถึงปัญหาการเรียนรู้ของแบบจำลองที่เรียนรู้ลักษณะเฉพาะของชุดข้อมูลฝึกมากเกินไป แต่เส้นกราฟสีส้มที่แสดงสมรรถนะในชุดการตรวจสอบ (Validation Score) มีการปรับตัวเพิ่มขึ้นอย่างค่อยเป็นค่อยไป แต่ยังไม่เข้าใกล้ค่าความแม่นยำของชุดข้อมูลฝึก ซึ่งเป็นสัญญาณของการเรียนรู้มากเกินไป การที่เส้นกราฟของชุดข้อมูลฝึกและชุดข้อมูลตรวจสอบไม่เข้าใกล้กันแสดงให้เห็นว่าความสามารถในการทำนายของแบบจำลองในข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อนอาจไม่ดีเท่าที่ควร แม้ว่าค่าความแม่นยำ (0.9402) สูง แต่ความไม่สอดคล้องระหว่างสมรรถนะในชุดข้อมูลฝึกและสมรรถนะในชุดข้อมูลทดสอบ ชี้ให้เห็นว่าแบบจำลองอาจไม่สามารถทำนายได้ดีในข้อมูลใหม่ การเพิ่มขนาดของชุดข้อมูลฝึกในอนาคตอาจช่วยลดปัญหาการเรียนรู้มากเกินไป และทำให้เส้นกราฟเข้าใกล้กันมากขึ้น

4.4.2.2 การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองด้วย ROC Curve และ AUC

พื้นที่ใต้โครง (Area Under the Curve: AUC) ของเส้นโค้ง ROC Curve (Receiver Operating Characteristic Curve) เป็นการวัดรวมของประสิทธิภาพของแบบจำลองในเกณฑ์การจำแนกประเภททั้งหมด ผลการเรียนรู้ของแบบจำลองเป็นไปตามภาพ 4.11




**ภาพ 4.11** กราฟแสดงประสิทธิภาพของแบบจำลองในการแยกแยะคลาสใน ROC และ AUC

จากภาพ 4.11 ภาพเส้นกราฟ ROC Curve (Receiver Operating Characteristic Curve) เป็นเส้นโค้งสีส้ม แสดงถึงประสิทธิภาพของแบบจำลองในการแยกแยะระหว่างคลาสทุจริต (คลาส 1) และไม่ทุจริต (คลาส 0) เส้นแนวทแยงที่ลากจากมุมล่างซ้ายไปมุมบนขวา (เส้นประสีน้ำเงิน) เป็นเส้นฐานที่แสดงถึงการทำนายแบบสุ่ม ถ้าเส้นโค้ง ROC อยู่สูงกว่าเส้นทแยงนี้ แสดงว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพดี

(1) กราฟ ROC Curve แสดงความสัมพันธ์ระหว่างอัตราการทำนายผลบวกที่ถูกต้อง (TPR) กับอัตราการทำนายผลบวกที่ผิดพลาด (FPR) ซึ่งเป็นอัตราของค่าผลบวกที่ผิด (FP) เมื่อเทียบกับจำนวนทั้งหมดของค่าผลลบที่แท้จริง (TN) ค่าที่สำคัญในการพิจารณาจาก ROC Curve คือ ค่าที่เส้นโค้ง ROC เข้าใกล้มุมบนซ้ายสุด (จุดที่ TPR สูงและ FPR ต่ำ) งานวิจัยนี้มีเส้นโค้ง ROC เข้าใกล้มุมบนซ้ายมาก แสดงว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพดี

(2) พื้นที่ใต้โค้ง (Area Under the Curve: AUC) คือ พื้นที่ใต้เส้นโค้ง ROC แสดงถึงความสามารถโดยรวมของแบบจำลองในการแยกแยะระหว่างคลาส ค่า AUC ที่สูง แสดงถึงความสามารถในการทำนายที่ดีขึ้น ค่า AUC (0.98) แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองมีความแม่นยำสูง (ค่าสูงสุดที่เป็นไปได้ คือ 1.0)

โดยสรุป การพิจารณาค่าทั้งสอง คือ ROC Curve และพื้นที่ใต้โค้ง (AUC) แสดงให้เห็นภาพรวมของประสิทธิภาพแบบจำลองอยู่ในระดับสูง

4.4.2.3 การประเมินความแม่นยำของแบบจำลองด้วยค่าการสูญเสียลอการิทึม

ค่าการสูญเสียลอการิทึม (Log Loss) ใช้ในการวัดความแตกต่างระหว่างค่าที่ทำนายจากแบบจำลองกับค่าจริงของข้อมูล เป้าหมายของการพัฒนาแบบจำลองคือการลดค่าการสูญเสียลอการิทึมให้ต่ำที่สุด ผลลัพธ์จากแบบจำลองตามตาราง 4.14

**ตาราง 4.14** ค่าการสูญเสียลอการิทึม (Log Loss) ในการประเมินความแม่นยำ

| Model Log Loss | Score |
|---|---|
| Train Log Loss | 0.1709 |
| Tuning Log Loss | 0.2108 |
| Test Log Loss (Best Model) | 0.1647 |

จากตาราง 4.14 มีรายละเอียดดังนี้ 1) ค่าการสูญเสียลอการิทึมการฝึกฝน (Train Log Loss) มีค่า 0.1709 แสดงถึงความสามารถของแบบจำลองในการเรียนรู้จากข้อมูลฝึกได้ดี มีการวัดความแตกต่างระหว่างค่าทำนายกับค่าจริงของข้อมูลฝึกฝน ค่าการสูญเสียลอการิทึมที่ต่ำนี้บ่งบอกว่าแบบจำลองมีความแม่นยำในการทำนายข้อมูลฝึกฝนสูง 2). ค่าการสูญเสียลอการิทึมการปรับค่า (Tuning Log Loss) มีค่า 0.2108 แสดงถึงผลลัพธ์จากการปรับค่า (Hyperparameter Tuning) แบบจำลอง ค่าการสูญเสียลอการิทึมที่เพิ่มขึ้นเล็กน้อยนี้บ่งบอกถึงความพยายามปรับแบบจำลองให้เหมาะสมกับข้อมูลฝึกฝนมากขึ้น แม้ว่าค่าการสูญเสียลอการิทึมการปรับค่าสูงกว่าค่าการสูญเสียลอการิทึมการฝึกฝน แต่อยู่ในระดับที่ยอมรับได้ และ 3) ค่าการสูญเสียลอการิทึมการทดสอบ (Test Log Loss (Best Model)) มีค่า 0.1647 สำหรับแบบจำลองที่ดีที่สุด สะท้อนถึงความสามารถของแบบจำลองในการทำนายข้อมูลทดสอบได้อย่างแม่นยำ ค่าการสูญเสียลอการิทึมที่ต่ำนี้บ่งบอกว่าแบบจำลองสามารถทำนายคลาสของข้อมูลทดสอบได้อย่างถูกต้อง

ค่าการสูญเสียลอการิทึมที่ต่ำตามการประเมินความแม่นยำของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในขั้นตอนการฝึกฝน การปรับค่า และการทดสอบ บ่งบอกว่าแบบจำลองมีความสามารถในการทำนายได้อย่างแม่นยำ ไม่ว่าเป็นข้อมูลการฝึกฝนหรือข้อมูลการทดสอบ การทำนายที่แม่นยำช่วยให้ผู้สอบบัญชีสามารถระบุรายการที่มีแนวโน้มทุจริตหรือผิดปกติได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ ทำให้กระบวนการตรวจสอบมีประสิทธิภาพมากขึ้น ลดความเสี่ยงในการพลาดจากรายการที่มีปัญหา และเพิ่มความเชื่อมั่นให้กับผู้ใช้งบการเงิน

4.4.2.4 รายงานการจำแนกประเภท

การวิเคราะห์และเปรียบเทียบรายงานการจำแนกประเภท (Classification Report) ของแบบจำลองมีผลการรายงานตามตาราง 4.15

**ตาราง 4.15** รายงานการจำแนกประเภท (Classification Report) - แบบจำลองที่ดีที่สุด

| Value | Precision | Recall | F1-Score | Support |
|---|---|---|---|---|
| 0 | 0.97 | 0.92 | 0.95 | 115 |
| 1 | 0.90 | 0.97 | 0.93 | 86 |
| Accuracy | | | 0.94 | 201 |
| Macro Avg | 0.94 | 0.94 | 0.94 | 201 |
| Weighted Avg | 0.94 | 0.94 | 0.94 | 201 |

จากตาราง 4.15 รายงานการจำแนกประเภทของแบบจำลองที่ดีที่สุด แสดงถึงความแม่นยำและประสิทธิภาพในการทำนายการทุจริตทางการเงิน ค่าความเที่ยงตรงของแบบจำลองสำหรับคลาส 0 (ไม่ทุจริต) ที่ 0.97 และคลาส 1 (ทุจริต) ที่ 0.90 แสดงว่าแบบจำลองมีความแม่นยำสูงในการระบุการทุจริต ค่าความไวสำหรับคลาส 0 (ไม่ทุจริต) ที่ 0.92 และคลาส 1 (ทุจริต) ที่ 0.97 แสดงว่าแบบจำลองสามารถตรวจจับเหตุการณ์การทุจริตได้ดีมาก ค่า F1-Score สำหรับคลาส 0 (ไม่ทุจริต) ที่ 0.95 และคลาส 1 (ทุจริต) ที่ 0.93 สะท้อนถึงความสมดุลระหว่างค่าความแม่นยำและค่าความไวของแบบจำลอง ความแม่นยำของแบบจำลอง คือ ร้อยละ 94 แสดงว่าแบบจำลองมีความแม่นยำในการทำนายผลลัพธ์ ค่าเฉลี่ยมาโคร และค่าถัวเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของค่าความเที่ยงตรง ค่าความไว และค่า F1-Score ที่ 0.94 แสดงถึงความสามารถในการทำนายที่ดีและสม่ำเสมอของแบบจำลองในทุกคลาส ดังนั้น แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าความแม่นยำและค่าความไวสูง ช่วยให้ผู้ตรวจสอบบัญชีสามารถระบุและเน้นรายการที่มีความเสี่ยงสูงในการทุจริตได้อย่างมีประสิทธิภาพ ลดความเสี่ยงในการทำนายผิดพลาด และเพิ่มความเชื่อมั่น

ในการตรวจสอบงบการเงิน นอกจากนี้ ค่าเฉลี่ยแบบมาโครและค่าถัวเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักที่ใกล้เคียงกัน แสดงถึงประสิทธิภาพที่สม่ำเสมอของแบบจำลองในการทำนายทั้งสองคลาส ช่วยให้การตรวจสอบเป็นไปอย่างมีประสิทธิผลและน่าเชื่อถือ

4.4.2.5 การประเมินความแม่นยำหลังการปรับเทียบ (Calibration Accuracy)

ค่าความแม่นยำหลังการปรับเทียบที่ได้จากการทดสอบนี้แสดงถึงความน่าเชื่อถือและความเสถียรของแบบจำลองในการทำนาย ผลลัพธ์ตามตาราง 4.16

**ตาราง 4.16** การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมหลังการปรับเทียบ

| Model Performance | Score |
|---|---|
| Test Calibration Performance (Accuracy) | 0.8041 |

จากตาราง 4.16 พบว่า ค่าความแม่นยำหลังการปรับเทียบ (0.8041) แสดงว่าแบบจำลองมีความแม่นยำในการทำนายความน่าจะเป็นของเหตุการณ์ได้ดี และสามารถนำมาใช้ในทางธุรกิจและการตรวจสอบบัญชีได้อย่างมั่นใจ แม้ว่าค่าความแม่นยำหลังปรับเทียบลดลง แต่มีความเพียงพอที่บ่งบอกว่าแบบจำลองมีความเสถียรและน่าเชื่อถือในการทำนายเหตุการณ์ที่เกี่ยวข้องกับความเสี่ยงทางการเงินและการทุจริต ดังนั้น แบบจำลองสามารถใช้เป็นเครื่องมือหนึ่งในเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) เพื่อวิเคราะห์ข้อมูลทางการบัญชีและการเงินได้อย่างมีประสิทธิภาพ ผู้ตรวจสอบบัญชีสามารถใช้ผลการทำนายนี้เป็นส่วนหนึ่งของกระบวนการตรวจสอบเพื่อระบุรายการที่มีแนวโน้มการทุจริตและดำเนินการตรวจสอบเพิ่มเติมในส่วนที่มีความเสี่ยงสูง

4.4.2.6 การประเมินประสิทธิภาพโครงข่ายประสาทเทียมหลังการปรับเทียบด้วยค่าคะแนนบรีเยอร์ (Brier Score)

ค่าคะแนนบรีเยอร์จากกระบวนการปรับเทียบมีค่าคะแนนที่ต่ำ แสดงว่าแบบจำลองสามารถทำนายได้อย่างแม่นยำหลังจากการปรับเทียบ จึงมีความเสถียรและความน่าเชื่อถือของแบบจำลองเมื่อนำไปใช้กับข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยเห็นมาก่อน ข้อมูลของค่าคะแนนบรีเยอร์ปรากฏตามตาราง 4.17

**ตาราง 4.17** ค่าคะแนนบรีเยอร์ (Brier Score) การปรับเทียบและการทดสอบแบบจำลอง

| Model Performance | Score |
|---|---|
| Calibration Performance (Brier Score) | 0.0681 |
| Test Calibration Performance (Brier Score) | 0.0704 |

จากตาราง 4.17 พบว่า ค่าคะแนนบรีเยอร์ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในสองสถานการณ์ คือ ค่าคะแนนบรีเยอร์ (0.0704) จากการทดสอบและค่าคะแนนบรีเยอร์ (0.0681) จากการปรับเทียบแบบจำลองมีความใกล้เคียงกันมาก ความใกล้เคียงนี้บ่งชี้ว่าแบบจำลองมีความสม่ำเสมอในการทำนายผลลัพธ์การปรับเทียบหรือการทดสอบกับข้อมูลใหม่ แสดงว่าแบบจำลองนี้มีความเสถียรและสามารถนำไปใช้ในหลากหลายสถานการณ์ได้อย่างมั่นใจและเชื่อถือได้ การที่ค่าคะแนนบรีเยอร์ต่ำแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถทำนายความน่าจะเป็นของเหตุการณ์ต่าง ๆ ได้อย่างแม่นยำ ลดความเสี่ยงในการทำนายผิดพลาด ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างยิ่งในการนำไปใช้ในทางธุรกิจและการตรวจสอบบัญชี โดยเฉพาะในการตรวจจับการทุจริตทางการเงิน

โดยสรุปพบว่า การประเมินผลแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีรายละเอียดดังนี้ 1) กราฟเส้นการเรียนรู้ พบว่า อาจเกิดปัญหาการเรียนรู้มากเกินไป 2) กราฟ ROC Curve แสดงว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพดีเพราะเข้าใกล้มุมบนซ้ายและพื้นที่ใต้โค้ง (AUC) มีทิศทางที่ดีเพราะค่าสูง 3) ค่าการสูญเสียลอการิทึมมีค่าต่ำ บอกความสามารถทำนายคลาสของข้อมูลทดสอบได้อย่างถูกต้อง 4) การจำแนกประเภท แสดงถึงแบบจำลองมีความเที่ยงตรงในการระบุเหตุการณ์การทุจริต และค่าความไวมีความสามารถตรวจจับเหตุการณ์การทุจริตได้ดี ค่า F1-Score บอกความสมดุลระหว่างค่าความเที่ยงตรงและค่าความไวของแบบจำลอง ค่าความแม่นยำแสดงความแม่นยำในการทำนายผลลัพธ์ 5) แบบจำลองสามารถทำนายความน่าจะเป็นของเหตุการณ์ได้อย่างแม่นยำสูงหลังจากการปรับเทียบ และ 6) การประเมินประสิทธิภาพด้วยค่าคะแนนบรีเยอร์ที่มีค่าต่ำซึ่งเป็นผลดี

4.4.3 ความสำคัญของคุณลักษณะ

การประเมินความสำคัญของคุณลักษณะ (Feature Importance) ในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมตามตาราง 4.18 นำเสนอคะแนนความสำคัญของแต่ละคุณลักษณะ (ตัวแปร) ที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง

**ตาราง 4.18** คะแนนความสำคัญของแต่ละคุณลักษณะเรียงตามลำดับ

| No. | Feature | Score |
|---|---|---|
| 1 | CR | 0.3852 |
| 2 | CA_TA | 0.3054 |
| 3 | DSRI | 0.1958 |
| 4 | GMI | 0.1263 |
| 5 | SGI | 0.1119 |
| 6 | AQI | 0.0923 |
| 7 | Inv_TA | 0.0853 |
| 8 | AR_TA | 0.0558 |
| 9 | DEPI | 0.0502 |
| 10 | TD_TA | 0.0304 |
| 11 | NIM | 0.0237 |
| 12 | ROA | 0.0183 |
| 13 | GPM | 0.0171 |
| 14 | ART | 0.0145 |
| 15 | SGAI | -0.0017 |
| 16 | LTD_E | -0.0204 |
| 17 | ATR | -0.0217 |
| 18 | CFF_S | -0.0329 |
| 19 | LVGI | -0.0532 |
| 20 | DR | -0.0588 |
| 21 | CFO_TA | -0.0712 |
| 22 | CFR | -0.0779 |
| 23 | CL_E | -0.1993 |

จากตาราง 4.18 พบว่า ค่าความสำคัญเป็น + (บวก) แสดงถึงการสับเปลี่ยนข้อมูลในคอลัมน์ ทำให้ความแม่นยำของแบบจำลองลดลง (คอลัมน์นั้นมีความสำคัญต่อการทำนาย) การเรียงลำดับคุณลักษณะ (ตัวแปร) ที่สำคัญที่ได้จากการวิเคราะห์แบบจำลองที่สำคัญใน 5 ลำดับแรก ได้แก่ 1) อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน (CR) ที่ 0.3852 2) อัตราส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (CA_TA) ที่ 0.3054 3) ดัชนีลูกหนี้ต่อยอดขาย (DSRI) ที่ 0.1958 4) ดัชนีอัตราส่วนกำไรขั้นต้น (GMI) ที่ 0.1263 และ 5) ดัชนีการเติบโตของยอดขาย (SGI) ที่ 0.1119 ต้องพิจารณาในรายละเอียดว่าคุณลักษณะนั้นประกอบด้วยบัญชีใด ตามตาราง 4.19

**ตาราง 4.19** วิเคราะห์บัญชีที่เกี่ยวข้องกับคุณลักษณะที่สำคัญ (Feature Importance)

| ลำดับ | คุณลักษณะ (Feature) / ตัวแปร | งบแสดงฐานะการเงิน | | | | | | งบกำไรขาดทุน | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | สินทรัพย์หมุนเวียน | สินทรัพย์ไม่หมุนเวียน | รวมสินทรัพย์ | หนี้สินรหมุนเวียน | หนี้สินไม่หมุนเวียน | รวมหนี้สิน | รายได้ | ต้นทุน |
| 1 | CR | ✓ | | | ✓ | | | | |
| 2 | CA_TA | ✓ | | ✓ | | | | | |
| 3 | DSRI | ลูกหนี้ | | | | | | ขาย | |
| 4 | GMI | สินค้า | | | เจ้าหนี้ | | | ขาย | ซื้อ |
| 5 | SGI | | | | | | | ขายปีก่อน<br>ขายปีนี้ | |

จากตาราง 4.19 เมื่อแยกองค์ประกอบของคุณลักษณะแล้ว พบว่า บัญชีรายได้ (ขาย) เป็นองค์ประกอบของ DSRI, GMI และ SGI และยังมีความสัมพันธ์กับบัญชีลูกหนี้การค้าที่เป็นองค์ประกอบของ DSRI ด้วย ส่วนบัญชีรายได้ (ขาย) ในปีก่อนและปีปัจจุบันที่เป็นองค์ประกอบของอัตราการเติบโตของรายได้ (ขาย) เป็นการเน้นย้ำว่าบัญชีรายได้เป็นบัญชีที่ต้องได้รับการตรวจสอบก่อนเป็นอันดับแรก ๆ ส่วนบัญชีสินค้าและบัญชีเจ้าหนี้การค้ามีความสัมพันธ์กับบัญชีซื้อสินค้า โดยที่ทั้ง 3 บัญชีเกี่ยวข้องกับคุณลักษณะ (Features) GMI ในอีกมุมมองมีรายการที่เกี่ยวข้องกับกลุ่มบัญชีที่รายการบัญชีข้างต้นเป็นสมาชิกด้วย ได้แก่ บัญชีลูกหนี้การค้า บัญชีสินค้าคงเหลือเป็นส่วนหนึ่งของกลุ่มสินทรัพย์หมุนเวียน และบัญชีเจ้าหนี้การค้าเป็นส่วนหนึ่งของกลุ่มหนี้สินหมุนเวียน เมื่อพิจารณารายกลุ่มพบว่า สินทรัพย์หมุนเวียนและหนี้สินหมุนเวียนเป็นองค์ประกอบของ CR ดังนั้นสรุปได้ว่า บัญชีรายได้ (ขาย) บัญชีลูกหนี้การค้า บัญชีซื้อสินค้า บัญชีสินค้าคงเหลือและบัญชีเจ้าหนี้การค้า นำมาพิจารณาเพื่อวางแผนการตรวจสอบเพื่อเพิ่มปริมาณการทดสอบความเข้มข้นในการค้นหาหลักฐานสนับสนุนรายการบัญชี พิจารณาผลกระทบที่อาจเกิดขึ้นจากข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญทั้งในระดับรายการบัญชีและระดับงบการเงินโดยรวม เพื่อให้ได้มาซึ่งความเชื่อมั่นอย่างสมเหตุสมผล งบการเงินโดยรวมปราศจากการแสดงข้อมูลที่ขัดต่อข้อเท็จจริงอันเป็นสาระสำคัญหรือไม่ ไม่ว่าเกิดจากการทุจริตหรือข้อผิดพลาด ซึ่งช่วยให้ผู้สอบบัญชีสามารถแสดงความเห็นได้ว่างบการเงินได้จัดทำขึ้นในสาระสำคัญตามแม่บทการรายงานทางการเงิน

ที่เกี่ยวข้องหรือไม่ (สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์, 2555ข) ในทางกลับกัน หากคุณลักษณะมีค่าเป็น – (ลบ) แสดงถึงการสับเปลี่ยนข้อมูลในคอลัมน์ ทำให้ความแม่นยำของแบบจำลองเพิ่มขึ้น (คุณลักษณะนั้นอาจไม่สำคัญหรืออาจเป็นสาเหตุของการทำนายที่ผิดพลาด) คุณลักษณะดังกล่าว เช่น CL_E (-0.1993) CFR (-0.0779) CFO_TA (-0.0712) DR (-0.0588) และ LVGI (-0.0532)

โดยสรุปพบว่า คุณลักษณะของอัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน (CR) อัตราส่วนสินทรัพย์หมุนเวียนต่อสินทรัพย์รวม (CA_TA) มาจากกลุ่มอัตราส่วนสภาพคล่อง และ ดัชนีลูกหนี้ต่อยอดขาย (DSRI) อัตราส่วนกำไรขั้นต้น (GMI) และอัตราการเติบโตของยอดขาย (SGI) มาจากดัชนีของแบบจำลอง M-Score มีรายการในงบการเงินเมื่อสกัดแล้วแยกออกเป็นรายการ คือ 1) บัญชีรายได้ (ขาย) 2) บัญชีลูกหนี้การค้า 3) บัญชีซื้อสินค้า 4) บัญชีสินค้าคงเหลือ และ 5) บัญชีเจ้าหนี้การค้า

# บทที่ 5
# สรุปผลและข้อเสนอแนะ

งานวิจัยชิ้นนี้ได้สร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถตรวจจับการทุจริตจากงบการเงินได้อย่างน่าเชื่อถือ และทราบคุณลักษณะที่สำคัญในการตรวจจับการทุจริต พร้อมกับข้อเสนอแนะและงานวิจัยในอนาคตที่จะสร้างประโยชน์จากงานวิจัยชิ้นนี้ต่อไป

## 5.1 สรุปผล

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) ที่สร้างขึ้นมีความแม่นยำและน่าเชื่อถือในระดับที่สูง การปรับเทียบได้ช่วยให้เกิดความเชื่อมั่นว่าแบบจำลองสามารถทำนายข้อมูลใหม่ที่มาพร้อมกับลักษณะที่แตกต่างออกไปได้ดี โดยไม่สูญเสียความแม่นยำไปอย่างมากนัก การทดสอบโดยใช้เทคนิค ROC Curve (Receiver Operating Characteristic Curve) และพื้นที่ใต้โค้ง (Area Under the Curve: AUC) แสดงให้เห็นว่า แบบจำลองสามารถจัดการกับการทำนายข้อมูลที่เป็นผลบวก (มีแนวโน้มการทุจริต) และข้อมูลที่เป็นผลลบ (ไม่มีแนวโน้มการทุจริต) ได้อย่างชัดเจนและมีประสิทธิภาพ การใช้เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) ในการวิเคราะห์แบบจำลองได้ให้ข้อมูลที่สำคัญ สำหรับการประเมินผลลัพธ์ที่แบบจำลองที่แสดงออกมา โดยมีความแม่นยำ (0.9402) ในการทำนายที่ดีที่สุด รวมถึงการประเมินแบบจำลองมีค่าความเที่ยงตรง (0.9021) ค่าความไว (0.9651) และค่า F1-Score (0.9325) ที่ดีด้วย การทดลองได้รับการปรับเทียบเพื่อเพิ่มความแม่นยำของการทำนาย ผลลัพธ์จากการปรับเทียบพบว่า ค่าความแม่นยำ (0.8041) ในการทำนายลดลง อันเป็นผลลัพธ์ที่สะท้อนถึงศักยภาพของการใช้งานแบบจำลองในด้านการตรวจจับการทุจริตทางการเงินได้อย่างมีประสิทธิผลและมีความน่าเชื่อถือมากขึ้นหลังการปรับเทียบที่ทำให้การทำนายเป็นไปอย่างมีความแม่นยำและเสถียร

อย่างไรก็ตาม แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความแม่นยำ (0.9402) อยู่ในระดับสูง แสดงถึงการทำนายที่ดีแต่มีปัญหาการเรียนรู้การฝึกฝนมากเกินไป (Overfitting) ไม่สามารถทำนายข้อมูลใหม่ได้ดีเท่าที่ควร จึงทำการปรับเทียบในขั้นตอนที่มีการปรับค่าความน่าจะเป็นที่ทำนายให้สอดคล้องกับความเป็นจริงมากขึ้น ส่งผลให้ค่าความแม่นยำลดลง แต่ความน่าเชื่อถือของการทำนายสอดคล้องกับความเป็นจริงมากขึ้น สามารถช่วยให้ผู้ตรวจสอบบัญชีใช้แบบจำลองนี้ในการตรวจสอบได้อย่างมั่นใจ เพื่อตรวจจับการทุจริตและลดความเสี่ยงในกิจการ

และการประเมินแบบจำลองนี้ยังมีการวิเคราะห์คุณลักษณะที่สำคัญ (Feature Importance) เพื่อระบุปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการทำนายการทุจริตได้ชัดเจนในบัญชีรายได้ (ขาย) บัญชีลูกหนี้การค้า บัญชีซื้อสินค้า บัญชีเจ้าหนี้การค้า บัญชีสินค้าคงเหลือ ที่มีอิทธิพลอย่างเป็นสาระสำคัญในการพิจารณาการทุจริต ทำให้งานวิจัยนี้เชื่อมั่นว่าแบบจำลองที่ปรับเทียบแล้ว สามารถทำให้ผู้ใช้งบการเงินเกิดความเชื่อมั่นต่อข้อมูลทางการบัญชีและสนับสนุการตัดสินใจทางธุรกิจได้

## 5.2 การอภิปรายผล

เนื่องจากเป็นการเน้นไปที่การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) เพื่อใช้เป็นเครื่องมือในการทำนายการทุจริตโดยตรงให้เป็นส่วนหนึ่งของเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) ไม่ใช่เพียงแค่การทดสอบว่าแบบจำลองสามารถตรวจจับการทุจริตได้หรือไม่ แต่ยังมุ่งเน้นการนำไปใช้ในการตรวจสอบบัญชีจริง โดยงานวิจัยนี้มีเพิ่มการปรับเทียบและการวิเคราะห์คุณลักษณะที่ความสำคัญ (Feature Importance) ทำให้การทำนายมีความแม่นยำและเชื่อถือได้มากขึ้น ขณะที่ Omar et al. (2017) มุ่งเน้นไปที่การทดสอบว่าแบบจำลองสามารถตรวจจับการทุจริตทางการเงินได้หรือไม่ แต่ไม่ได้เน้นการนำแบบจำลองไปใช้ในงานตรวจสอบบัญชีจริง และไม่มีการปรับเทียบแบบจำลองหรือการวิเคราะห์ความสำคัญของคุณลักษณะเหมือนกับงานวิจัยชิ้นนี้ ทำให้งานวิจัยชิ้นนี้มีความแตกต่างมากขึ้นในด้านการประยุกต์ใช้และความแม่นยำในการทำนาย ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Kusumawati & Syamsuddin (2018) ที่ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างคุณภาพของผู้ตรวจสอบบัญชีกับความสงสัยเยี่ยงผู้ประกอบวิชาชีพ (Professional Skepticism) และคุณภาพการตรวจสอบ พบว่าผู้ตรวจสอบบัญชีที่มีความสงสัยเยี่ยงผู้ประกอบวิชาชีพสูงมักมีคุณภาพการตรวจสอบที่ดีขึ้น ซึ่งสนับสนุนงานวิจัยนี้ในแง่การนำแบบจำลองมาช่วยลดความแตกต่างในการใช้วิจารณญาณเยี่ยงผู้ประกอบวิชาชีพตรวจสอบบัญชีที่มีประสบการณ์ต่างกัน ทำให้คุณภาพการตรวจสอบมีความใกล้เคียงกันมากขึ้น โดยไม่ขึ้นกับความแตกต่างของประสบการณ์และทักษะของผู้ตรวจสอบบัญชีแต่ละคน ขณะที่งานวิจัยของ Mubako & O'Donnell (2021) ได้ศึกษาผลกระทบของการประเมินความเสี่ยงในการฉ้อโกงต่อความสงสัยเยี่ยงผู้ประกอบวิชาชีพของผู้ตรวจสอบบัญชี พบว่าการประเมินความเสี่ยงในการฉ้อโกงที่แตกต่างกันสามารถส่งผลกระทบต่อการรับรู้ความเสี่ยงและการประเมินความเสี่ยงในการรายงานที่ผิดพลาดของผู้ตรวจสอบบัญชี อาจทำให้เกิดการละเลยหลักฐานที่อาจบ่งชี้ถึงการรายงานที่ผิดพลาดในบัญชีที่มีความเสี่ยงต่ำ แต่เน้นถึงความสำคัญของการรักษาระดับความสงสัยเยี่ยงผู้ประกอบวิชาชีพในการตรวจสอบบัญชีโดยไม่คำนึงถึงการประเมินความเสี่ยงในการฉ้อโกงเบื้องต้นเพื่อให้แน่ใจว่าผู้ตรวจสอบบัญชีไม่ละเลยหลักฐานที่สำคัญ งานวิจัยนี้ช่วยลดความเสี่ยงจากการ

ใช้วิจารณญาณเกี่ยวกับความสงสัยเยี่ยงผู้ประกอบวิชาชีพของผู้ตรวจสอบบัญชีโดยการใช้แบบจำลองในการวิเคราะห์และตรวจจับการทุจริต ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) และการใช้ระบบผู้เชี่ยวชาญ (Expert System) ตามงานวิจัยของ Al-Sayyed et al. (2021) พบว่า ระบบผู้เชี่ยวชาญมีผลกระทบที่มีนัยสำคัญเชิงบวกต่อหลักฐานการตรวจสอบบัญชี แต่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมยังไม่พบผลกระทบที่ชัดเจนต่อหลักฐานการตรวจสอบบัญชี งานวิจัยชิ้นนี้จึงแตกต่างที่แบบจำลองไม่ได้มุ่งเน้นที่การตรวจหาหลักฐานการสอบบัญชี แต่เน้นที่การตรวจจับการทุจริจจากงบการเงินสำหรับการตรวจสอบบัญชีที่ใช้งานได้จริงกับเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย ทำให้ช่วยลดเวลาในการวิเคราะห์ข้อมูลและเพิ่มความแม่นยำในการระบุการทุจริต นอกจากนี้ ยังช่วยลดภาระงานที่ซ้ำซ้อนและเพิ่มประสิทธิภาพในการตรวจสอบ รวมถึงการปรับเทียบแบบจำลองและการวิเคราะห์ความสำคัญของคุณลักษณะที่งานวิจัยนี้ได้สกัดรายการในงบการเงินได้ 8 รายการ คือ 1) บัญชีรายได้ (ยอดขายในปีก่อนและปีปัจจุบัน) 2) บัญชีลูกหนี้การค้า 3) บัญชีซื้อสินค้า 4) บัญชีสินค้าคงเหลือ 5) บัญชีเจ้าหนี้การค้า 6) สินทรัพย์หมุนเวียน 7) สินทรัพย์ไม่หมุนเวียน และ 8) สินทรัพย์รวม ซึ่งเป็นพื้นฐานในการคำนวณอัตราส่วนทางการเงินที่สามารถตรวจจับการทุจริตหรือฉ้อโกงได้ตามที่ปรากฏในงานวิจัยของ Dalnial et al. (2014) ที่ได้ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างการวิเคราะห์งบการเงินกับการรายงานทางการเงินที่เป็นการฉ้อโกง และพบว่าอัตราส่วนทางการเงินที่มีนัยสำคัญต่อการฉ้อโกง เช่น อัตราส่วนหนี้สินรวมต่อส่วนของผู้ถือหุ้นรวมและอัตราส่วนลูกหนี้การค้าต่อรายได้ (มีนัยสำคัญเชิงบวก) และอัตราส่วนสินค้าคงคลังต่อสินทรัพย์รวม (มีนัยสำคัญเชิงลบ) เมื่อพิจารณาถึงเนื้อหาในการคำนวณอัตราส่วนเหล่านี้พบว่า สอดคล้องกับคุณลักษณะที่สำคัญที่งานวิจัยชิ้นนี้ค้นพบเพียงแต่นำเสนอในรูปแบบอัตราส่วนที่แตกต่างกันจากรายการในงบการเงินเดียวกัน แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองจากงานวิจัยชิ้นนี้สามารถตรวจจับทุจริตจากงบการเงินได้จริง แต่เนื่องจากรายการบัญชี (Transaction) ที่ผู้สอบบัญชีต้องตรวจสอบมีจำนวนมากและถึงแม้ใช้เทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) แต่ก็ยังไม่เพียงพอต่อการจัดการข้อมูลทางบัญชีที่ดี การทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) และการใช้แบบจำลองช่วยให้งานตรวจสอบบัญชีมีคุณภาพมากขึ้น ตามงานวิจัยของ Dashtbayaz & Mohammad (2015) นำเสนอภาพรวมของกระบวนการทำเหมืองข้อมูลที่ใช้ในการตรวจจับการฉ้อโกงทางการเงินร่วมกับแบบจำลองมีประสิทธิภาพสูงในการจำแนกและทำนายการฉ้อโกง ทำให้เชื่อได้ว่าแบบจำลองเหมาะสำหรับการใช้เทคนิคการจำแนกประเภท (Classification) และการทำนาย (Prediction) ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยชิ้นนี้ที่เลือกแบบจำลองมาใช้ในงานจำแนกประเภทแบบสองค่า (Binary Classification) และใช้เพื่อทำนายการทุจริตและการฉ้อโกงทางการเงินได้อย่างแม่นยำและเชื่อถือได้ และมีความยืดหยุ่นสูงตามที่งานวิจัยของ

Lam (2004) ได้ศึกษาไว้ว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถรับข้อมูลเชิงตัวเลขโดยตรง ไม่ต้องมีการกำหนดแบบจำลองล่วงหน้า และไม่ต้องการสมมติฐานเกี่ยวกับการกระจายข้อมูล จึงเป็นการย้ำว่าแบบจำลองที่งานวิจัยชิ้นนี้เลือกใช้นั้นเหมาะสมกับลักษณะข้อมูลที่ต้องการให้แบบจำลองเรียนรู้จากข้อมูลเชิงตัวเลขที่เป็นจริงและมีความหลากหลายของการกระจายข้อมูลโดยไม่ผ่านการแปลงค่าจนเสียคุณลักษณะดังกล่าวไป ทำให้แบบจำลองที่งานวิจัยชิ้นนี้สร้างขึ้นมีความแม่นยำและความน่าเชื่อถือสูง

สรุปได้ว่า สิ่งที่ทำให้งานวิจัยชิ้นนี้แตกต่างจากวิจัยก่อนหน้า คือ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการทำนายการทุจริตจากงบการเงินได้อย่างแม่นยำและมีประสิทธิภาพ ช่วยให้ผู้ตรวจสอบบัญชีสามารถระบุรายการบัญชีที่มีอิทธิพลต่อการทำนายการทุจริตได้อย่างชัดเจน โดยการให้แบบจำลองเรียนรู้จากข้อมูลที่ใกล้เคียงความเป็นจริงมากที่สุด รวมถึงงานวิจัยชิ้นนี้มีการปรับเทียบให้มั่นใจได้ว่าค่าความน่าจะเป็นที่แบบจำลองทำนายออกมานั้นสอดคล้องกับความเป็นจริงและเชื่อถือผลลัพธ์ได้เพิ่มขึ้น และพบคุณลักษณะที่สำคัญของรายการจากงบการเงิน ได้แก่ 1) บัญชีรายได้ (ยอดขายในปีก่อนและปีปัจจุบัน) 2) บัญชีลูกหนี้การค้า 3) บัญชีซื้อสินค้า 4) บัญชีสินค้าคงเหลือ 5) บัญชีเจ้าหนี้การค้า 6) สินทรัพย์หมุนเวียน 7) สินทรัพย์ไม่หมุนเวียน และ 8) สินทรัพย์รวม ทำให้การตรวจสอบบัญชีโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) มีเครื่องมือที่ตรวจจับรายการทุจริตได้อย่างชัดเจนและสามารถช่วยผู้ตรวจสอบบัญชีเน้นการตรวจสอบไปที่รายการบัญชีที่มีความสำคัญในการทำนายการทุจริต

## 5.3 ข้อเสนอแนะ

จากผลการวิจัยที่ได้สร้างขึ้นสำหรับการคาดคะเนแนวโน้มการทุจริตจากงบการเงินนั้น ต้องมีการชี้แจงแนวทางการนำไปใช้ในทางปฏิบัติ ในทางวิชาการ และในทางนโยบาย เพิ่มเติมดังนี้

5.3.1 การนำไปใช้ในทางปฏิบัติ

1. เนื่องจากแบบจำลองนี้มีความแม่นยำในการคาดคะเนสูง และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถใช้เป็นส่วนหนึ่งของเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) ใช้ได้กับกิจการขนาดใหญ่ เพราะแบบจำลองสร้างจากข้อมูลของกิจการขนาดใหญ่ เมื่อนำไปใช้ในการปฏิบัติงานตรวจสอบบัญชีต้องทำด้วยความระมัดระวัง โดยคำนึงถึงความแตกต่างของโครงสร้างทางการเงินและโครงสร้างทางการจัดการ ความซับซ้อนของข้อมูล และสภาพแวดล้อมทางธุรกิจ โดยเฉพาะอย่างยิ่ง การนำใช้กับบริษัทขนาดกลางลงไปถึงขนาดเล็กต้องทำด้วยความรอบคอบในเรื่องของความซับซ้อนของข้อมูลและการตกแต่งตัวเลขทางบัญชี

2. ผู้สอบบัญชีควรใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) จากงานวิจัยนี้เป็นส่วนหนึ่งของเครื่องมือในเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) เพื่อวิเคราะห์ข้อมูลทางการบัญชีและการเงิน หากผลลัพธ์จากแบบจำลองทำนายว่าข้อมูลของบริษัทนั้นมีแนวโน้มการทุจริต ผู้สอบบัญชีสามารถมุ่งไปที่รายการบัญชีในงบการเงิน ได้แก่ บัญชีรายได้(ขาย) บัญชีซื้อสินค้า บัญชีลูกหนี้การค้า บัญชีสินค้าคงเหลือ และบัญชีเจ้าหนี้การค้า เพื่อนำไปวางแผนและจัดทำแนวการตรวจสอบบัญชีได้อย่างระมัดระวังและรอบคอบ

3. ต้องใช้แบบจำลองจากงานวิจัยนี้ร่วมกับเครื่องมืออื่นและวิธีการปฏิบัติงานอื่นที่เป็นองค์ประกอบของเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย เพราะแบบจำลองไม่สามารถใช้เพื่อตัดสินผลการคาดคะเนได้ด้วยเครื่องมือเดียว เนื่องจากแบบจำลองเป็นเพียงหนึ่งในเครื่องมือที่ผู้สอบบัญชีต้องใช้ในการปฏิบัติงานตรวจสอบบัญชี โดยผู้สอบบัญชียังคงต้องใช้วิจารณญาณเยี่ยงผู้ประกอบวิชาชีพอย่างรอบคอบเกี่ยวกับความเสี่ยงในการสอบบัญชี (Audit Risk) โดยคำนึงถึงผลของการประเมินความเสี่ยงจากการตรวจสอบ (Detection Risk) การประเมินการควบคุมภายในของกิจการ (Control Risk) และการประเมินความเสี่ยงในการดำเนินธุรกิจ (Inherent Riks) เสมอ

5.3.2 การนำไปใช้เชิงวิชาการ

1. นำเสนอการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเป็นอีกหนึ่งเครื่องมือสำหรับเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) เพิ่มเติมจากโปรแกรมสำเร็จรูป IDEA (Interactive Data Extraction and Analysis) และ ACL (Audit Command Language) ในตำราเรียน เพื่อเพิ่มการรับรู้และการยอมรับในวงการวิชาการและการศึกษา

2. การบูรณาการเพื่อพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับงานตรวจสอบบัญชีนี้กับนักวิจัยที่มีงานวิจัยหรือผลงานวิจัยเกี่ยวกับตัวแปรการทุจริตในรูปแบบใหม่ในอนาคต เพื่อร่วมกันพัฒนาความสามารถของแบบจำลองให้มีความแม่นยำ (Accuracy) และแข็งแกร่งขึ้น

5.3.3 การนำไปใช้เชิงนโยบาย

1. การสนับสนุนการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเป็นส่วนหนึ่งของเทคโนโลยีที่หน่วยกำกับดูแลใช้งานอยู่ เช่น สำนักงานคณะกรรมการกำกับหลักทรัพย์และตลาดหลักทรัพย์ (ก.ล.ต.) ควรส่งเสริมการใช้แบบจำลองในการตรวจสอบบัญชีกับผู้สอบบัญชีที่ตรวจสอบงบการเงินของบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์ โดยหน่วยกำกับดูแลให้สนับสนุนด้านเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์ (Computer Technology) และเทคโนโลยีสารสนเทศ (Information Technology) กับสำนักงานสอบบัญชีหรือผู้สอบบัญชีในกำกับของคณะกรรมการกำกับหลักทรัพย์และตลาดหลักทรัพย์ (กลต.)

2. การสร้างแนวทางปฏิบัติที่ดี สำหรับการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อเป็นเครื่องมือในเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (Computer Assisted Audit Techniques: CAATs) ร่วมกับองค์กรวิชาชีพ เช่น สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์ (TFAC) และสมาคมผู้ตรวจสอบภายในแห่งประเทศไทย (สตท.) เพื่อจัดทำแนวทางปฏิบัติที่ดีสำหรับการใช้แบบจำลองในการตรวจสอบบัญชีและการตรวจสอบภายใน ตามลำดับ เพื่อให้ผู้ตรวจสอบบัญชีและผู้ตรวจสอบภายในสามารถนำเทคโนโลยีนี้ไปใช้ในการตรวจสอบบัญชีได้อย่างมีประสิทธิภาพ

## 5.4 แนวทางการวิจัยในอนาคต

การใช้เทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) มีองค์ประกอบของเทคโนโลยีสารสนเทศและการตรวจสอบบัญชีประยุกต์อยู่ด้วยกัน และเสริมด้วยเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์อย่าง ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ที่การสร้างแบบจำลองโครงข่าย

1. งานวิจัยครั้งต่อไปควรจะมีการพัฒนางานวิจัยที่สามารถบูรณาการร่วมกันระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมกับเทคโนโลยีอินเทอร์เน็ตของสรรพสิ่ง (Internet of Things: IoT) ก็สามารถทำงานได้ทุกที่ทุกเวลา ด้วยการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีแบบอัตโนมัติอย่าง Robotic Process Automation (RPA) เป็นส่วนหนึ่งในการปฏิบัติงานที่เป็นงานซ้ำ ๆ และลดเวลาในการควบคุมและดำเนินการใหม่ในทุกครั้งที่ต้องปฏิบัติงานนั้น การทำให้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการทำงานแบบอัตโนมัติตามแนวคิด RPA ช่วยให้เทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) มีศักยภาพสูงขึ้นในการลดเวลาการปฏิบัติงานและเพิ่มความเสถียรในการปฏิบัติงานซ้ำได้ดี โดย Eulerich et al (2021) กล่าวว่า งานวิจัยเกี่ยวกับประสิทธิภาพและการนำเทคโนโลยีที่เกิดขึ้นใหม่มาใช้ในการตรวจสอบยังมีเกิดโอกาสอีกมากสำหรับการวิจัยในอนาคต การรวมกันของเทคโนโลยีอินเทอร์เน็ตของสรรพสิ่ง (Internet of Things: IoT) เข้าไว้ด้วยกัน ทำให้ปฏิบัติงานได้ในทุกที่ทุกเวลา ด้วยศักยภาพในการรวบรวมข้อมูลอย่างต่อเนื่องในเชิงรุก ช่วยให้ผู้ตรวจสอบบัญชีสามารถตอบสนองต่อประเด็นที่พบได้ทันทีและมีความคล่องตัวในการตรวจสอบ

2. งานวิจัยครั้งต่อไปควรจะมีการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับเทคโนโลยีบล็อกเชน (Blockchain) ด้วยเหตุผลที่ว่า เทคโนโลยีบล็อกเชนเข้ามามีบทบาทในการใช้งานของธุรกิจขนาดใหญ่ที่มีการประมวลผลที่ซับซ้อนและต้องการความปลอดภัยสูง การพัฒนาแบบจำลองร่วมกับเทคโนโลยีบล็อกเชนให้เป็นส่วนหนึ่งของเทคนิคการตรวจสอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAATs) เพราะการตรวจสอบบัญชีต้องมีการรักษาความถูกต้องและตรวจสอบได้ เพื่อให้ผู้ใช้งบการเงินเกิดความเชื่อมั่นสูงขึ้น ตัวอย่างเช่น กลุ่มธุรกิจธนาคารที่ Hashem et al. (2023) พบว่าเทคโนโลยีบล็อกเชนมีผลต่อคุณภาพของการปฏิบัติงานตรวจสอบบัญชี เช่น 1) ประหยัดเวลา

ในการปฏิบัติงาน 2) สามารถตรวจสอบได้ทั้งหมดแทนการสุ่มตรวจสอบแบบดั้งเดิม 3) มุ่งเน้นทดสอบการควบคุมมากกว่าทดสอบธุรกรรม 4) กำหนดกระบวนการตรวจสอบได้อย่างต่อเนื่อง 5) เพิ่มบทบาทให้เป็นการตรวจสอบเชิงกลยุทธ์มากขึ้น และ 6) เพิ่มการบริการให้คำปรึกษา

3. งานวิจัยครั้งต่อไปควรจะมีการพัฒนาและปรับปรุงแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมให้มีสภาพทนทาน (Robustness) ภายใต้สถานการณ์ที่หลากหลาย เพื่อติดตามความสามารถของแบบจำลองว่ารักษาความแม่นยำและการทำงานได้ดีเมื่อเผชิญกับการแยกแยะและการตีความข้อมูลที่ซับซ้อนและหลากหลายมากขึ้น ข้อมูลมีความไม่สมบูรณ์ ข้อมูลมีความไม่แน่นอน และข้อมูลมีความผิดปกติและเงื่อนไขที่ไม่ปกติ โดยเฉพาะสภาพแวดล้อมที่เปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วของรูปแบบการดำเนินธุรกิจและรูปแบบการทุจริต ตามงานวิจัยของ (Hamon et al., 2020) ได้กล่าวถึงวิธีการที่เป็นมาตรฐานเพื่อประเมินสภาพความทนทานของแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) เพื่อกำหนดขอบเขตการดำเนินการเกี่ยวกับข้อมูลที่ใช้ในการฝึกอบรมประเภทของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์หรือบริบทการใช้งานท่ามกลางปัจจัยอื่น

4. งานวิจัยครั้งต่อไปควรเพิ่มการบูรณาการระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมเข้ากับระบบผู้เชี่ยวชาญ (Expert System) และขยายขอบเขตของตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับการทุจริตจากสามเหลี่ยมการทุจริต (Fraud Triangle) ตัวอย่างเช่น 1) ปัจจัยด้านโอกาส เช่น รายการทางบัญชีที่ไม่เป็นตัวเงิน และประสิทธิภาพของการควบคุมภายในทางระบบสารสนเทศ 2) ปัจจัยด้านแรงกดดัน เช่น นโยบายของกิจการที่กำหนดเป้าหมายสูงเกินไป และแรงกดดันจากภายนอก และ 3) ปัจจัยด้านข้ออ้าง เช่น ความกดดันทางการเงินส่วนตัว และการเลียนแบบพฤติกรรมของผู้นำองค์กร

# บรรณานุกรม

## ภาษาไทย

กรมบังคับคดี. (2566). DSI แถลงความคืบหน้ากรณีหุ้น STARK [คดีพิเศษที่ 57/2566]. https://www.dsi.go.th/th/Detail/e34fb66360cc0cc2186a1951f5aab66f

กฤตพงศ์ วัชระนุกูล, ธิบดี สกุลวิชญธาดา, และ บัญชา ไชยสมคุณ. (2563). การประยุกต์ใช้ข้อมูลที่เปิดเผยสู่สาธารณะของกิจการ เพื่อการพยากรณ์ความล้มเหลวทางการเงิน: กรณีศึกษาตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย. *วารสารศิลปศาสตร์และวิทยาการจัดการ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, 7*(2), 121-133.

ธกานต์ ชาติวงค์. (2560). ทฤษฎีที่ใช้อธิบายงานวิจัยทางบัญชี: จากอดีตถึงอนาคต. *วารสารวิชาการบริหารธุรกิจ สมาคมสถาบันอุดมศึกษาเอกชนแห่งประเทศไทย ในพระบรมราชูปถัมภ์ สมเด็จพระเทพรัตนราชสุดาฯ สยามบรมราชกุมารี*, *6*(2), 203-212.

พรรณนิภา รอดวรรณะ. (2564). ระบบ Forensic Analytics ขั้นพื้นฐานในการตรวจสอบการทุจริตของงบการเงิน: กรณีศึกษาบริษัทในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย. *วารสารสภาวิชาชีพบัญชี*, *3*(8), 4-21.

พระราชกฤษฎีกา ให้ใช้บทบัญญัติแห่งประมวลกฎหมายแพ่งและพาณิชย์ บรรพ 3 ที่ได้ตรวจชำระใหม่. (2471). *ราชกิจจานุเบกษา*. เล่ม 45. หน้า 101.

พระราชบัญญัติประกอบรัฐธรรมนูญ ว่าด้วยการป้องกันและปราบปรามการทุจริต พ.ศ. 2561. (2561). *ราชกิจจานุเบกษา*. เล่ม 135 ตอนที่ 52 ก. หน้า 1.

ประกาศกรมพัฒนาธุรกิจการค้า เรื่อง กำหนดรายการย่อที่ต้องมีในงบการเงิน (ฉบับที่ 3) พ.ศ. 2562. (2562). *ราชกิจจานุเบกษา*. เล่ม 137 ตอนพิเศษ 39 ง. หน้า 5.

ประกาศสภาวิชาชีพบัญชี ที่ 25/2563 เรื่อง มาตรฐานการบัญชี ฉบับที่ 1 เรื่องการนำเสนองบการเงิน. (2563ก). *ราชกิจจานุเบกษา*. เล่ม 137 ตอนพิเศษ 214 ง (เล่มที่ 1). หน้า 3.

ประกาศสภาวิชาชีพบัญชี ที่ 29/2563 เรื่อง มาตรฐานการบัญชี ฉบับที่ 37 เรื่อง ประมาณการหนี้สิน หนี้สินที่อาจเกิดขึ้น และสินทรัพย์ที่อาจเกิดขึ้น. (2563ข). *ราชกิจจานุเบกษา*. เล่ม 137 ตอนพิเศษ 214 ง (เล่มที่ 1). หน้า 5.

ประมวลกฎหมายอาญา. (2499). *ราชกิจจานุเบกษา*. เล่ม 73 ตอนที่ 95 ฉบับพิเศษ. หน้า 12.

ศิลปพร ศรีจั่นเพชร. (2551). ทฤษฎีบรรษัทภิบาล. *วารสารบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์*, *31*(120), 1-4.

# บรรณานุกรม (ต่อ)

ผัลย์ศุภา หลงทอง และนิ่มนวล วิเศษสรรพ์. (2562). ความสัมพันธ์ระหว่างความเสี่ยงที่เป็นระบบและอัตราส่วนทางการเงิน กรณีบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย SET 100. การประชุมนำเสนอผลงานวิจัยบัณฑิตศึกษาระดับชาติ ครั้งที่ 14 ปีการศึกษา 2562. (น. 413-424). https://rsujournals.rsu.ac.th/index.php/rgrc/article/view/1249/976

สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์. (2555ก). ความรับผิดชอบของผู้สอบบัญชีเกี่ยวกับการพิจารณาการทุจริตในการตรวจสอบงบการเงิน [มาตรฐานการสอบบัญชี รหัส 240]. https://acpro-std.tfac.or.th/test_std/uploads/files/TSA/2564_TSA240.pdf

สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์. (2555ข). วัตถุประสงค์โดยรวมของผู้สอบบัญชีรับอนุญาตและการปฏิบัติงานตรวจสอบตามมาตรฐานการสอบบัญชี [มาตรฐานการสอบบัญชี รหัส 200]. https://acpro-std.tfac.or.th/test_std/uploads/files/TSA/2566_TSA200.pdf

สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์. (2555ค). วิธีปฏิบัติของผู้สอบบัญชีในการตอบสนองต่อความเสี่ยงที่ได้ประเมินไว้ [มาตรฐานการสอบบัญชี รหัส 330]. https://acpro-std.tfac.or.th/test_std/uploads/files/TSA/2566_TSA330.pdf

สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์. (2559ก). การแสดงความเห็นแบบที่เปลี่ยนแปลงไปในรายงานของผู้สอบบัญชีรับอนุญาต [มาตรฐานการสอบบัญชี รหัส 705 (ปรับปรุง)]. https://acpro-std.tfac.or.th/uploads/files/TSA/2563_TSA705(Revised).pdf

สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์. (2559ข). การแสดงความเห็นและการรายงานต่องบการเงิน [มาตรฐานการสอบบัญชี รหัส 700 (ปรับปรุง)]. https://acpro-std.tfac.or.th/test_std/uploads/files/TSA/2564_TSA700(Revised).pdf

สภาวิชาชีพบัญชี ในพระบรมราชูปถัมภ์. (2563). กรอบแนวคิดสำหรับการรายงานทางการเงิน [ประกาศสภาวิชาชีพบัญชี ที่ 48/2563]. https://eservice.tfac.or.th/get_file/index.php?file=Frame%20work_03.10.66.pdf

สมชาย ศุภธาดา. (2563). *การบัญชีนิติวิทยา* (พิมพ์ครั้งที่ 2). กรุงเทพมหานคร: โรงพิมพ์ตำรวจ สำนักงานตำรวจแห่งชาติ.

อริสรา ธานีรณานนท์. (2563). การวิเคราะห์การจัดการกำไร กรณีศึกษาบริษัทจดทะเบียนในหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยที่ถูกเพิกถอน. *วารสารนวัตกรรมการบริหารและการจัดการ*, *8*(3), 67-77.

# บรรณานุกรม (ต่อ)

อัญญา ขันธวิทย์, ศิลปพร ศรีจั่นเพชร, และเดือนเพ็ญ จันทร์ศิริศรี. (2552). *การกำกับดูแลเพื่อสร้างมูลค่ากิจการ*. กรุงเทพมหานคร: ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย.

อกนิษฐ์ ทองจิตร, พูลพงศ์ สุขสว่าง, และจตุภัทร เมฆพายัพ. (2562). การพัฒนาวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคสำหรับการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน. *วารสารวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา*, *17*(2), 83-97

อุษณา ภัทรมนตรี. (2564). *การตรวจสอบภายในสมัยใหม่* (พิมพ์ครั้งที่ 9). กรุงเทพมหานคร: โรงพิมพ์จามจุรีโปรดักท์.

## ภาษาอังกฤษ

Abutalibov, R., Mammadov, R., and Guliyev, S. M. (2017). Ethical Issues in Business Administration and Their Effects on Social and Economic Development. In *Sustainability and Management* (pp. 152-160): Routledge.

Association of Certified Fraud Examiners (ACFE). (2020). Report to the Nations: 2020 Global Study on Occupational Fraud and Abuse. https://www.acfe.com/report-to-the-nations/2020/

Association of Certified Fraud Examiners (ACFE). (2021a). Fraud Tree. https://www.acfe.com/fraud-tree.aspx

Association of Certified Fraud Examiners (ACFE). (2021b). Fraud Triangle. https://www.acfe.com/fraud-triangle.aspx%C2%A0

Adi, A. N., Baridwan, Z., and Mardiati, E. (2018). Profitability, Liquidity, Leverage and Corporate Governance Impact on Financial Statement Fraud and Financial Distress as Intervening Variable. ***Вісник Київського національного університету ім. Тараса Шевченка. Серія: Економіка,*** *5*(200), 66-74. https://doi.org/10.17721/1728-2667.2018/200-9/9

Aggarwal, C.C. (2017). Outlier Ensembles. In: Outlier Analysis (6th Ed.). Cham: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-47578-3_6

# บรรณานุกรม (ต่อ)


Ajao, O., Jayeoba, O., and Ajibade, A. (2016). Evolution and Development of Auditing. *Unique Journal of Business Management Research, 3*, 32-40.

Ak, B. K., Dechow, P. M., Sun, Y., and Wang, A. Y. (2013). The Use of Financial Ratio Models to Help Investors Predict and Interpret Significant Corporate Events. *Australian Journal of Management*, *38*(3), 553-598. https://doi.org/10.1177/0312896213510714

Alpaydin, E. (2020). *Introduction to Machine Learning* (4th Ed.). Massachusetts: MIT press.

Altman, E. I., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. K., and Suvas, A. (2014). Distressed Firm and Bankruptcy Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model. *Available at SSRN* 2536340.

Al-Hiyari, A., Al Said, N., and Hattab, E. (2019). Factors that Influence the use of Computer Assisted Audit Techniques (CAATs) by Internal Auditors in Jordan. *Academy of Accounting and Financial Studies Journal, 23*(3), 1-15.

Al-Sayyed, S. M., Al-Aroud, S. F., and Zayed, L. M. (2021). The Effect of Artificial Intelligence Technologies on Audit Evidence. *Accounting, 7*(2), 281-288. https://doi.org/10.5267/j.ac.2020.12.003

Anderson, D., and McNeill, G. (1992). *Artificial Neural Networks Technology: A DACS State-of-the-Art Report.* Prepared for Rome Laboratory RL/C3C, Griffiss AFB, NY. Kaman Sciences Corporation. https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=15fa6680a355fc782405515ffdaec9d84d4eb7c3

Annansingh, F., and Sesay, J. B. (2022). *Data Analytics for Business: Foundations and Industry Applications*, London: Routledge.

Arabameri, A., Asadi Nalivan, O., Chandra Pal, S., Chakrabortty, R., Saha, A., Lee, S., Pradhan, B., and Tien Bui, D. (2020). Novel Machine Learning Approaches for Modelling the Gully Erosion Susceptibility. *Remote Sensing, 12*(17), 2833.

Atzori, L., Iera, A., and Morabito, G. (2010). The Internet of Things: A Survey. *Computer Networks, 54*(15), 2787-2805. https://doi.org/10.1016/j.comnet.2010.05.010

# บรรณานุกรม (ต่อ)


Beneish, M. D. (1999). The Detection of Earnings Manipulation. *Financial Analysts Journal*, *55*(5), 24-36. https://doi.org/10.2469/faj.v55.n5.2296

Beneish, M. D., Lee, C. M. C., and Nichols, D. C. (2013). Earnings Manipulation and Expected Returns. *Financial Analysts Journal*, *69*(2), 57-82. https://doi.org/10.2469/faj.v69.n2.1

Bhavani, G., and Amponsah, C. T. (2017). M-Score and Z-Score for Detection of Accounting Fraud. *Accountancy Business and the Public Interest, 1*(1), 68-86.

Biship, C. M. (2007). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Singapore: Springer.

Caruana, R., and Niculescu-Mizil, A. (2006). *An Empirical Comparison of Supervised Learning Algorithms*. Paper presented at the Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning, Pittsburgh, Pennsylvania, USA. (pp. 161-168). https://doi.org/10.1145/1143844.1143865

Chalumuri, A., Kune, R., Kannan, S., and Manoj, B. S. (2021). Quantum-Enhanced Deep Neural Network Architecture for Image Scene Classification. *Quantum Information Processing*, *20*(11), 381. https://doi.org/10.1007/s11128-021-03314-7

Chen, H., Chiang, R. H., and Storey, V. C. (2012). Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact. *MIS Quarterly, 36*(4), 1165-1188.

Cooper, C. (2009). *Extraordinary Circumstances: The Journey of a Corporate Whistleblower.* New Jersey: John Wiley & Sons.

Clark, T., Foster, L., Sloan, L., and Bryman, A. (2016). *Bryman's Social Research Methods* (6th Ed.). Italy: Oxford University Press.

Curtis, M. B., and Payne, E. A. (2008). An Examination of Contextual Factors and Individual Characteristics Affecting Technology Implementation Decisions in Auditing. *International Journal of Accounting Information Systems, 9*(2), 104-121.

Creswell, J. W., and Creswell, J. D. (2023). *Research Design: Qualitative, Quantitative, and Mixed Methods Approaches* (6th Ed.). Los Angeles: SAGE Publications.

# บรรณานุกรม (ต่อ)

Dalnial, H., Kamaluddin, A., Sanusi, Z. M., and Khairuddin, K. S. (2014). Detecting Fraudulent Financial Reporting through Financial Statement Analysis. *Journal of Advanced Management Science, 2*(1), 17-22. https://doi.org/10.12720/joams.2.1.17-22

Dashtbayaz, M. L., and Mohammad, S. (2015). Data Search and Discovery Process for Financial Statement Fraud. *Research Journal of Finance and Accounting*, *6*(3), 75-80.

Delen, D., Kuzey, C., and Uyar, A. (2013). Measuring Firm Performance Using Financial Ratios: A Decision Tree Approach. *Expert Systems with Applications*, *40*(10), 3970-3983. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.01.012

Dormann, C. F., Elith, J., Bacher, S., Buchmann, C., Carl, G., Carré, G.Marquéz, J.R.G., Gruber, B., Lafourcade, B., Leitão, P.J., Münkemüller, T., McClean, C., Osborne, P.E., Reineking, B., Schröder, B., Skidmore, A.K., Zurell, D., and Lautenbach, S. (2013). Collinearity: A Review of Methods to Deal with It and a Simulation Study Evaluating their Performance. *Ecography, 36*(1), 27-46. https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.2012.07348.x

Dsouza, S., and Habibniya, H. (2021). The Impact of Liquidity on the Profitability of Nifty Pharma Index (NSE India). *IUP Journal of Accounting Research & Audit Practices, 20*(4), 15-31.

Etikan, I., and Bala, K. (2017). Sampling and Sampling Methods. *Biometrics & Biostatistics International Journal, 5*(6), 215-217. https://doi.org/10.15406/bbij.2017.05.00149

Eulerich, M., Pawlowski, J., Waddoups, N. J., and Wood, D. A. (2021). A Framework for Using Robotic Process Automation for Audit Tasks. *Contemporary Accounting Research, 39*(1), 691-720. https://doi.org/10.1111/1911-3846.12723

Fama, E. F., and Jensen, M. C. (1983). Agency Problems and Residual Claims. *The Journal of Law and Economics, 26*(2), 327-349.

# บรรณานุกรม (ต่อ)

Fernandez, E. I., Ferreira, A. S., Cecílio, M. H. M., Chéles, D. S., de Souza, R. C. M., Nogueira, M. F. G., and Rocha, J. C. (2020). Artificial Intelligence in the IVF Laboratory: Overview through the Application of Different Types of Algorithms for the Classification of Reproductive Data. *Journal of Assisted Reproduction Genetics, 37*, 2359-2376. https://doi.org/10.1007/s10815-020-01881-9

Fowler, J., and Floyd, J. (2013). *Survey Research Methods* (5th Ed.). United Stated of America: Sage publications.

Gelinas, U., Levy, E., and Thibodeau, J. (2000). *Using ACL Software in the Auditing Classroom: Preparing Students for the New Millennium.* Paper presented at the Business and Behavioral Sciences Track Section of Accounting, Las Vegas.

Goel, E., Abhilasha, and Agarwal, A. (2016). Fraud Detection Using Random Forest Algorithm. *International Journal of Computer Science Engineering, 5*(05), 268-272.

Gu, X., Mamon, R., and Duprey, T. (2024). Interfacing Learning Methods for Anomaly Detection in Multi-Country Financial Stress Indicators. *Knowledge-Based Systems, 294*. 111712. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2024.111712

Hagan, M. T., Demuth, H. B., Beale, M. H., and De Jesús, O. (1997). *Neural Network Design* (2nd Ed.): Martin Hagean.

Hahnloser, R. H., Sarpeshkar, R., Mahowald, M. A., Douglas, R. J., and Seung, H. S. (2000). Digital Selection and Analogue Amplification Coexist in a Cortex-Inspired Silicon Circuit. *Nature, 405*(6789), 947-951.

Hamon, R., Junklewitz, H., and Sanchez, I., (2020). *Robustness and Explainability of Artificial Intelligence – From Technical to Policy Solutions*, European Commission, Joint Research Centre, 2020. https://doi.org/10.2760/57493

# บรรณานุกรม (ต่อ)

Hasan, M. S., Omar, N., Barnes, P., and Handley-Schachler, M. (2017). A Cross-Country Study on Manipulations in Financial Statements of Listed Companies. *Journal of Financial Crime, 24*(4), 656-677. https://doi.org/10.1108/JFC-07-2016-0047

Hasan, M. S., Omar, N., Handley-Schachler, M., and Chowdhury, A. (2020). A Cross-Country Study on Corporate Accruals and Financial Ratios Using Confirmatory Factor Analysis. *Journal of Knowledge Globalization, 12*(1), 35-72.

Hashem, R., Mubarak, A. I., and Abu-Musa, A. (2023). The Impact of Blockchain Technology on Audit Process Quality: An Empirical Study on the Banking Sector. *International Journal of Auditing and Accounting Studies, 5*(1), 87-118.

Hashim, H. A., and Zainudin, E. F. (2016). Detecting Fraudulent Financial Reporting Using Financial Ratio. *Journal of Financial Reporting and Accounting, 14*(2), 266-278. https://doi.org/10.1108/JFRA-05-2015-0053

Hatem, G., Zeidan, J., Goossens, M., and Moreira, C. (2022). Normality Testing Methods and The Importance of Skewness and Kurtosis in Statistical Analysis. *BAU Journal-Science and Technology, 3*(2), 1-7. https://doi.org/10.54729/KTPE9512

Haykin, S. (2008). *Neural Networks and Learning Machines* (3rd Ed.*).* New Jersey: Prentice Hall.

He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J. (2015). *Delving Deep into Rectifiers: Surpassing Human-Level Performance on Imagenet Classification.* Paper presented at the Proceedings of the IEEE international conference on computer vision.

He, X., Liao, L., Zhang, H., Nie, L., Hu, X., and Chua, T.-S. (2017). *Neural Collaborative Filtering*. Paper presented at the Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web, Perth, Australia. (pp. 173-182). https://doi.org/10.1145/3038912.3052569

Healy, P. M., and Palepu, K. G. (2003). The Fall of Enron. *Journal of Economic Perspectives, 17*(2), 3-26. https://doi.org/10.1257/089533003765888403

# บรรณานุกรม (ต่อ)

Hinton, G., Deng, L., Yu, D., Dahl, G. E., Mohamed, A. r., Jaitly, N., Senior, A., Vanhoucke, V., Nguyen P., Sainath, T. N., and Kingsbury, B. (2012). Deep Neural Networks for Acoustic Modeling in Speech Recognition: The Shared Views of Four Research Groups. *IEEE Signal Processing Magazine, 29*(6), 82-97. https://doi.org/10.1109/MSP.2012.2205597

Hodge, V., and Austin, J. (2004). A Survey of Outlier Detection Methodologies. *Artificial intelligence review, 22*(2), 85-126. https://doi.org/10.1023/B:AIRE.0000045502.10941.a9

Hribar, P., Kravet, T., and Wilson, R. (2014). A New Measure of Accounting Quality. *Review of Accounting Studies, 19*(1), 506-538. https://doi.org/10.1007/s11142-013-9253-8

Huang, S.-M., and Tsai, C.-H. (2021). A Smart Audit Teaching Case Using CAATs for Medicare. *International Journal of Computer Auditing, 3*(1), 4-26. https://doi.org/10.53106/256299802021120301002

Huang, S. Y., Tsaih, R. H., and Lin, W. Y. (2012). Unsupervised Neural Networks Approach for Understanding Fraudulent Financial Reporting. *Industrial Management & Data Systems, 112*(2), 224-244. https://doi.org/10.1108/02635571211204272

ISACA. ((2019). *Why Auditors Rarely Find Fraud.* https://www.isaca.org /resources/news-and-trends/newsletters/atisaca/2019/volume-24/why-auditors-rarely-find-fraud

Jamaledin Mohseni Zonouzi, S., Mansourfar, G., and Bagherzadeh Azar, F. (2014). Benefits of International Portfolio Diversification: Implication of The Middle Eastern Oil-Producing Countries. *International Journal of Islamic and Middle Eastern Finance and Management, 7*(4), 457-472.

Janvrin, D., Lowe, D. J., and Bierstaker, J. (2008). Auditor Acceptance of Computer-Assisted Audit Techniques. *Iowa State University, Arizona State University and Villanova University, 4*.

# บรรณานุกรม (ต่อ)

Jensen, M. C., and Meckling, W. H. (1976). Theory of the Firm: Managerial Behavior, Agency Costs and Ownership Structure. *Journal of financial economics, 3*(4), 305-360.

Kabwe, M. (2023). Fraudulent Financial Reporting and Related Party Transactions: Evidence from a Mining Industry in a Developing Country. *International Journal of Research in Business & Social Science, 12*(2), 217-228.

Karim, S., and Kabia, A. L. (2021). An Analysis on The Accounting Fraud And Corporate Governance Weakness of Toshiba Company Limited. *Academia Letters, Article* 3410, 1-7. https://doi.org/10.20935/AL3410

Kesavan, S., Gaur, V., and Raman, A. (2010). Do Inventory and Gross Margin Data Improve Sales Forecasts for U.S. Public Retailers? *Management science, 56*(9), 1519-1533. https://doi.org/10.1287/mnsc.1100.1209

Khemlani, S., and Trafton, G. (2014). Percentile Analysis for Goodness-of-Fit Comparisons of Models to Data. *Paper presented at the Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society, 36*. https://escholarship.org/uc/item/21k702vf

Kusumawati, A., and Syamsuddin, S. (2018). The Effect of Auditor Quality to Professional Skepticsm and Its Relationship to Audit Quality. *International Journal of Law and Management, 60*(4), 998-1008. https://doi.org/10.1108/IJLMA-03-2017-0062

Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Hinton, G. E. (2017). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *COMMUNICATIONS OF THE ACM, 60*(6), 84–90. https://doi.org/10.1145/3065386

Lam, M. (2004). Neural Network Techniques for Financial Performance Prediction: Integrating Fundamental and Technical Analysis. *Decision Support Systems, 37*, 567-581. https://doi.org/10.1016/S0167-9236(03)00088-5

LeCun, Y., Bengio, Y., and Hinton, G. (2015). Deep Learning. *Nature, 521*(7553), 436-444.

# บรรณานุกรม (ต่อ)


Li, S. (2020). Data Mining of Corporate Financial Fraud Based On Neural Network Model. *Computer Optics, 44*(4), 665-670.

Liodorova, J., and Voronova, I. (2020). Financial Ratios for Detection of Company's Insolvency and Bankruptcy Fraud: Similarities and Differences. *Sociālo Zinātņu Vēstnesis, 1*(30), 7-29. https://doi.org/10.9770/szv.2020.1

Liou, F. M. (2008). Fraudulent Financial Reporting Detection and Business Failure Prediction Models: A Comparison. *Managerial Auditing Journal, 23*(7), 650-662. https://doi.org/10.1108/02686900810890625

Liu, L., Zhou, X., and Xu, J. (2024). Does Working Capital Management Improve Financial Performance in China's Agri-Food Sector During COVID-19? A Comparison with the 2008 Financial Crisis. *PloS one, 19*(4), 0300217. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0300217

Lungu, I., and Vătuiu, T. (2007). Computer Assisted Audit Techniques. *Annals of the University of Petrosani Economics, 7*, 217-224.

MacCarthy, J. (2017). Using Altman Z-score and Beneish M-score Models to Detect Financial Fraud and Corporate Failure: A Case Study of Enron Corporation. *International Journal of Finance and Accounting, 6*(6), 159-166. https://doi.org/10.5923/j.ijfa.20170606.01

Mahmes, K. (2023). Understanding the Role of Audit Bureau in the Implementation of Corporate Governance Principles: An Agency Theory Perspective. *Al-Riyadah Journal For Researches And Scientific Activities, 7*, 1-35.

Maniam, B., and Teetz, H. (2005). Current Realities of Ethical Issues in Corporate America: How Does Ethics Effect the Financial Arena. *Journal of Legal, Ethical and Regulatory Issues, 8*(1/2), 83.

McColgan, P. (2001). *Agency Theory and Corporate Governance: A Review of The Literature from a UK Perspective*. Glasgow: University of Strathclyde.

# บรรณานุกรม (ต่อ)

Mokhtari, S., Yen, K., and Liu, J. (2021). Effectiveness of Artificial Intelligence in Stock Market Prediction based on Machine Learning. *International Journal of Computer Applications, 183*(7), 1-8. https://doi.org/10.5120/ijca2021921347

Mubako, G., and O'Donnell, E. (2018). Effect of Fraud Risk Assessments on Auditor Skepticism: Unintended Consequences on Evidence Evaluation. *International Journal of Auditing, 22*(1), 55-64. https://doi.org/10.1111/ijau.12104

Nawaiseh, A. K., Abbod, M. F., and Itagaki, T. (2020). Financial Statement Audit Using Support Vector Machines, Artificial Neural Networks and K-Nearest Neighbor: An Empirical Study of UK and Ireland. *International Journal of Simulation -- Systems, Science & Technology, 21*(2), 1-6. https://doi.org/10.5013/IJSSST.a.21.02.07

Nguyen, Quang Hung, Ly, Hai-Bang, Ho, Lanh Si, Al-Ansari, Nadhir, Le, Hiep Van, Tran, Van Quan, Prakash, Indra, and Pham, Binh Thai. (2021). Influence of Data Splitting on Performance of Machine Learning Models in Prediction of Shear Strength of Soil. *Mathematical Problems in Engineering,* 2021, 4832864. https://doi.org/10.1155/2021/4832864

Obite, C., Olewuezi, N., Ugwuanyim, G., and Bartholomew, D. (2020). Multicollinearity Effect in Regression Analysis: A Feed Forward Artificial Neural Network Approach. *Asian Journal of Probability and Statistics, 6*(1), 22-33. https://doi.org/10.9734/AJPAS/2020/v6i130151

Omar, N., Johari, Z. A., and Smith, M. (2017). Predicting Fraudulent Financial Reporting Using Artificial Neural Network. *Journal of Financial Crime, 24*(2), 362-387. https://doi.org/10.1108/JFC-11-2015-0061

Omar, N., Koya, R. K., Sanusi, Z. M., and Shafie, N. A. (2014). Financial Statement Fraud: A Case Examination Using Beneish Model and Ratio Analysis. *International Journal of Trade, Economics and Finance, 5*(2), 184-186. https://doi.org/10.7763/IJTEF.2014.V5.367

# บรรณานุกรม (ต่อ)


Patidar, R., and Sharma, L. (2011). Credit Card Fraud Detection Using Neural Network. *International Journal of Soft Computing and Engineering, 1,* 32-38.

Pedrosa, I., Costa, C. J., and Aparicio, M. (2020). Determinants Adoption of Computer-Assisted Auditing Tools (CAATs). *Cognition, Technology & Work, 22*(3), 565-583. https://doi.org/10.1007/s10111-019-00581-4

Pricewaterhousecoopers. (2020). *Staying on Top of a Never-Ending War*. https://www.pwc.com/th/en/consulting/forensic/economic-crime-and-fraud-in-thailand.html

Rb, A., and Kr, S. K. (2021). Credit Card Fraud Detection Using Artificial Neural Network. *Global Transitions Proceedings*, *2*(1), 35-41. https://doi.org/10.1016/j.gltp.2021.01.006

Rahim, S., Muslim, M., and Amin, A. (2019). Red Flag And Auditor Experience Toward Criminal Detection Through Professional Skepticism. *Jurnal Akuntans, 23*(1), 47-62. https://doi.org/10.24912/ja.v23i1.459

Ravisankar, P., Ravi, V., Rao, G. R., and Bose, I. (2011). Detection of Financial Statement Fraud and Feature Selection Using Data Mining Techniques. *Decision Support Systems, 50*(2), 491-500. https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.11.006

Repousis, S. (2016). Using Beneish Model to Detect Corporate Financial Statement Fraud in Greece. *Journal of Financial Crime, 23*(4), 1063-1073. https://doi.org/10.1108/JFC-11-2014-0055

Riany, M., Sukmadilaga, C., and Yunita, D. (2021). Detecting Fraudulent Financial Reporting Using Artificial Neural Network. *Journal of Accounting Auditing and Business, 4*(2), 60-69.

Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J. (1986). Learning Representations by Back-Propagating Errors. *Nature, 323*(6088), 533-536.

Sapiri, M. (2024). A Qualitative Analysis on the Role of Auditors in Preventing Financial Crises. *Golden Ratio of Auditing Research, 4*(2), 89-106.

# บรรณานุกรม (ต่อ)

Saraswathi, E., Kulkarni, P., Khalil, M. N., and Nigam, S. C. (2019, 27-29 March). *Credit Card Fraud Prediction And Detection Using Artificial Neural Network and Self-Organizing Maps.* Paper presented at the 2019 3rd International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC).

Sasikala, D. (2021). Altman Z, Messod Beneish M, Piotroski F-Scores of Samsung Electronics Limited. *International Journal of Management Research and Social Science (IJMRSS), 8*(1), 3-6. https://doi.org/10.30726/ijmrss/v8.i1.2021.81002

Sawangarreerak, Siriporn. and Thanathamathee, Putthiporn. (2021). Detecting and Analyzing Fraudulent Patterns of Financial Statement for Open Innovation Using Discretization and Association Rule Mining. *7*(2), 128. https://doi.org/10.3390/joitmc7020128

Shakouri, M. M., Taherabadi, A., Ghanbari, M., and Jamshidinavid, B. (2021). Explaining the Beneish Model and Providing a Comprehensive Model of Fraudulent Financial Reporting (FFR). *International Journal of Nonlinear Analysis and Applications, 12*(Special Issue), 39-48.

Shin, S., and Ennis, K. (2023). Data Analytics in Accounting: Visualizing Corporate Income Inequality. *AIS Educator Journal, 16*(1), 19-39. https://doi.org/10.3194/1935-8156-16.1.19

Shrestha, A., and Mahmood, A. (2019). Review of Deep Learning Algorithms and Architectures. *IEEE Access,* 7, 53040-53065. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2912200

Siewa, C.-S., Zenb, C.-C., Afiqc, K. T.-M., Huid, L.-Z., Yinge, T.-P., and Maryf, V.-S. (2018, 4th and 5th October). *A Study on the Relationship between Professional Skepticism Characteristics and Auditors' Fraud Detection in Malaysian Context.* Paper presented at the International Conference on Business, Accounting, Finance and Economics (BAFE), Kampar, Perak, Malaysia.

# บรรณานุกรม (ต่อ)


Singleton, T. W., and Singleton, A. J. (2011). *Fraud Auditing and Forensic Accounting* (4th Ed.). New Jersey: WILEY. https://doi.org/10.1002/9781118269183

Spremann, K. (1987). Agent and Principal. In Bamberg G. & Spremann K. (Eds.), *Agency Theory, Information, and Incentives*. (pp. 3-37). Heidelberg: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-75060-1

Sun, J., and Li, H. (2008). Data Mining Method for Listed Companies' Financial Distress Prediction. *Knowledge-Based Systems, 21*(1), 1-5.

Suryandari, N., and Yuesti, A. (2017). Professional Scepticism and Auditors Ability to Detect Fraud Based on Workload and Characteristics of Auditors. *Scientific Research Journal (SCIRJ), 5*(9), 109-115.

Suryani, E., Winarningsi, S., Avianti, I., Sofia, P., and Dewi, N. (2023). Does Audit Firm Size and Audit Tenure Influence Fraudulent Financial Statements? *Australasian Accounting, Business and Finance Journal (AABFJ), 17*(2), 26-37.

Taherdoost, H. (2016). Sampling Methods in Research Methodology; How to Choose a Sampling Technique for Research. *International Journal of Academic Research in Management (IJARM), 5*(2), 18-27.

Tesfay Abraha, A., Assefa Woldeamanuel, T., and Gebremariam Beyene, E. (2024). Tracking and Tracing Water Consumption for Informed Water Sensitive Intervention through Machine Learning Approach. *npj Clean Water, 7*(1), 28. https://doi.org/10.1038/s41545-024-00309-6

Topor, D. I. (2017). The Auditor's Responsibility for Finding Errors and Fraud from Financial Situations: Case Study. *International Journal of Academic Research in Accounting, Finance and Management Sciences, 7*(1), 342-352. https://doi.org/10.6007/IJARAFMS/v7-i1/2862

Tsai, C.-F. (2009). Feature Selection in Bankruptcy Prediction. *Knowledge-Based Systems,* 22(2), 120-127. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2008.08.002

Turing, A. M. (1950). Machinery and Intelligence. *Mind: A Quarterly Review of Psychology and Philosophy, 59*(236), 433-460.

# บรรณานุกรม (ต่อ)

Turner, J. L., Mock, T. J., and Srivastava, R. P. (2003). *An Analysis of the Fraud Triangle*. University of Memphis; University of Southern California; University of Kansas. https://www.researchgate.net/profile/Theodore-Mock/publication/237777981_An_Analysis_of_the_Fraud_Triangle/links/00b4952769aa39a5fe000000/An-Analysis-of-the-Fraud-Triangle.pdf

Veasey, E. N. (2003). Corporate Governance and Ethics in the Post-Enron WorldCom Environment. *Wake Forest L. Rev.,* 38, 839.

Webb, M. E., Fluck, A., Magenheim, J., Malyn-Smith, J., Waters, J., Deschênes, M., and Zagami, J. (2021). Machine Learning for Human Learners: Opportunities, Issues, Tensions and Threats. *Educational Technology Research and Development*, *69*(4), 2109-2130. https://doi.org/10.1007/s11423-020-09858-2

Weidenmier, M. L., and Herron, T. L. (2004). Selecting an Audit Software Package for Classroom Use. *Journal of Information Systems, 18*(1), 95-110. https://doi.org/10.2308/jis.2004.18.1.95

Yang, Y., Wang, A. Y., and Huang, L. (2023). Identifying Financial Report Fraud of U.S. Listed Chinese Companies. *Advances in Economics, Management and Political Sciences, 4*(1), 344-357. https://doi.org/10.54254/2754-1169/4/20221095

Yazid, H., and Suryanto, T. (2017). IFRS, Professional Auditor Skepticism, Conflict Agency to Prevention of Fraud and Investor Confidence Level. *International Journal of Economic Perspectives*, *11*(1), 250-259.

Yilmazcan, O. (2023). The Importance of Independent Audit and Ethics in Prevention of Risk in Businesses. *Golbal Business Research Congress, 17*, 255-260. https://doi.org/10.17261/Pressacademia.2023.1825

Zimek, A., Schubert, E., and Kriegel, H. -P. (2012). A Survey on Unsupervised Outlier Detection in High-Dimensional Numerical Data. *Statistical Analysis and Data Mining*, *5*(5), 363-387. https://doi.org/10.1002/sam.11161

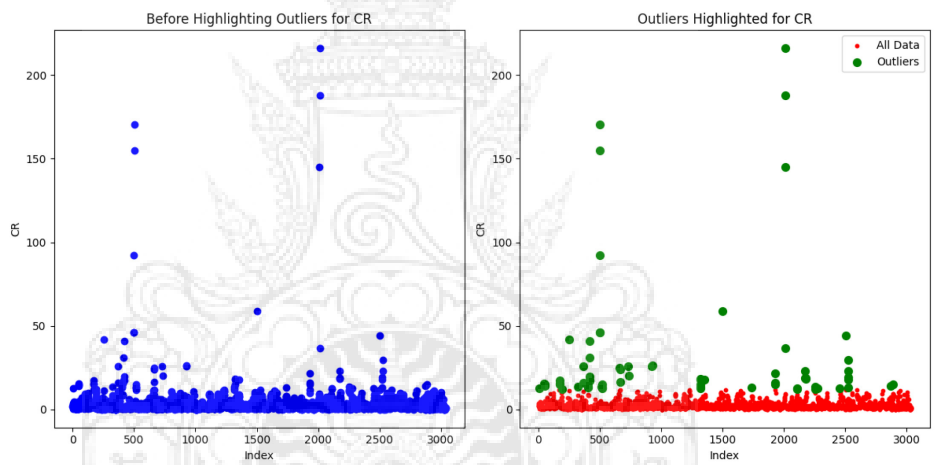
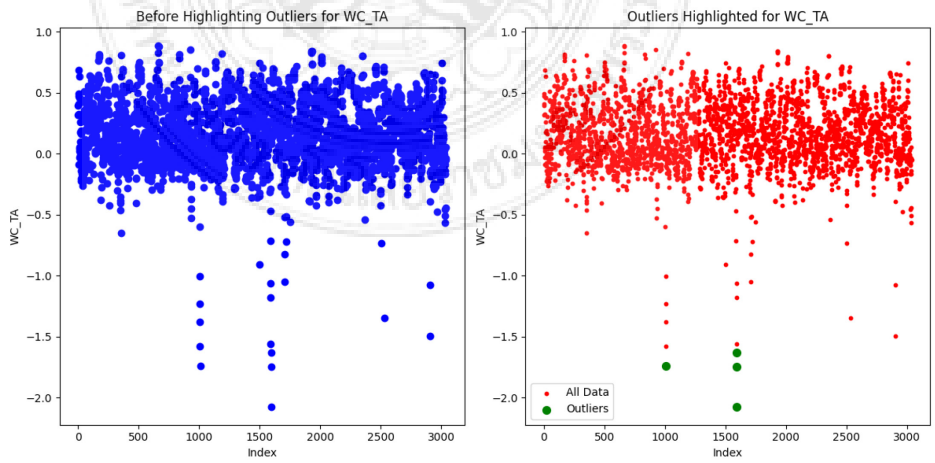
# ภาคผนวก

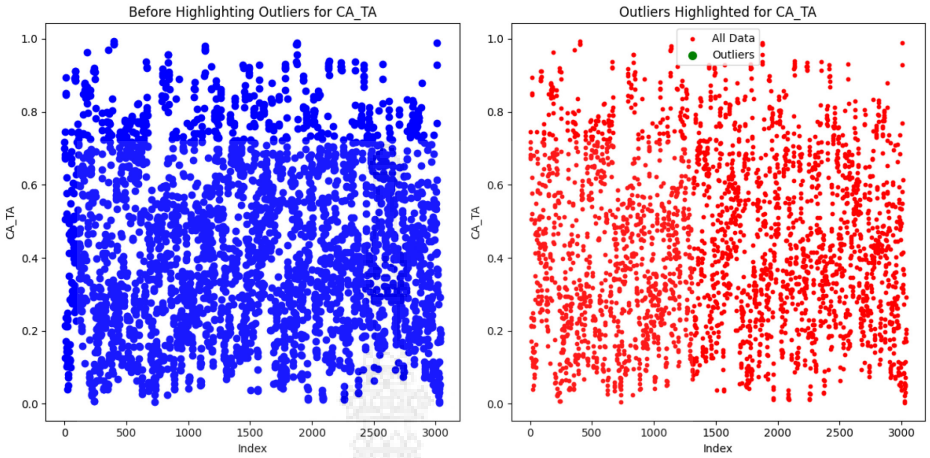
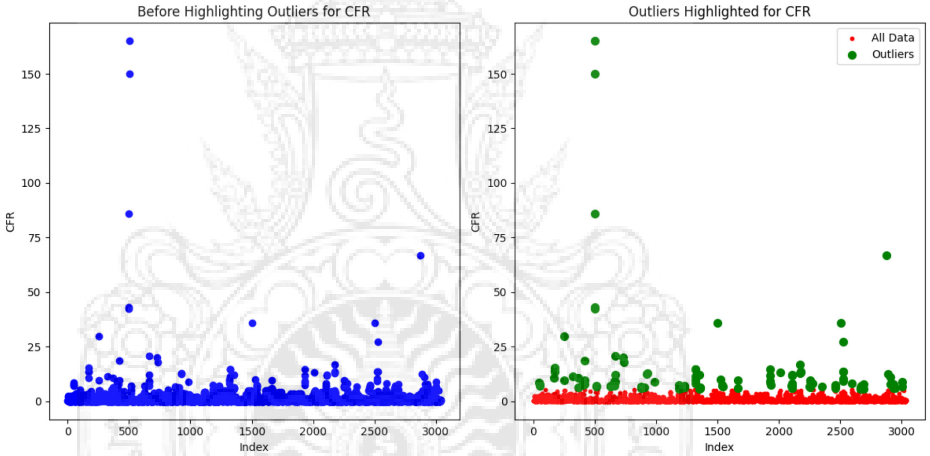
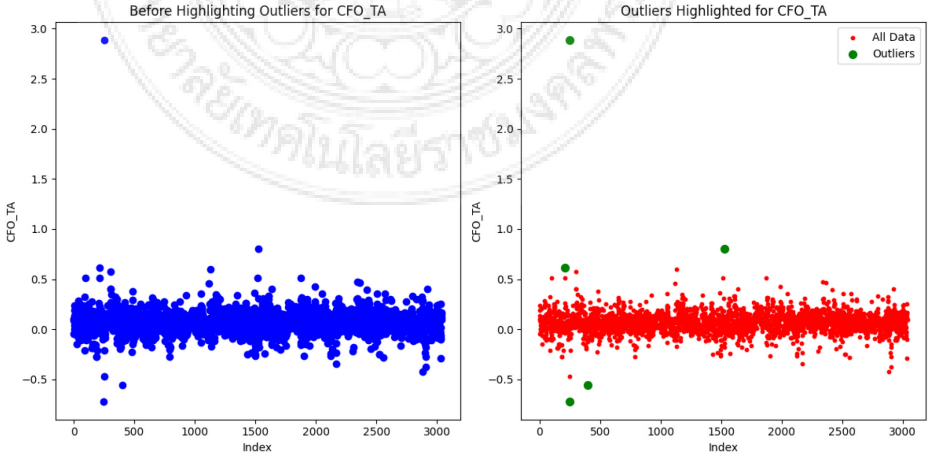
# ภาคผนวก ก

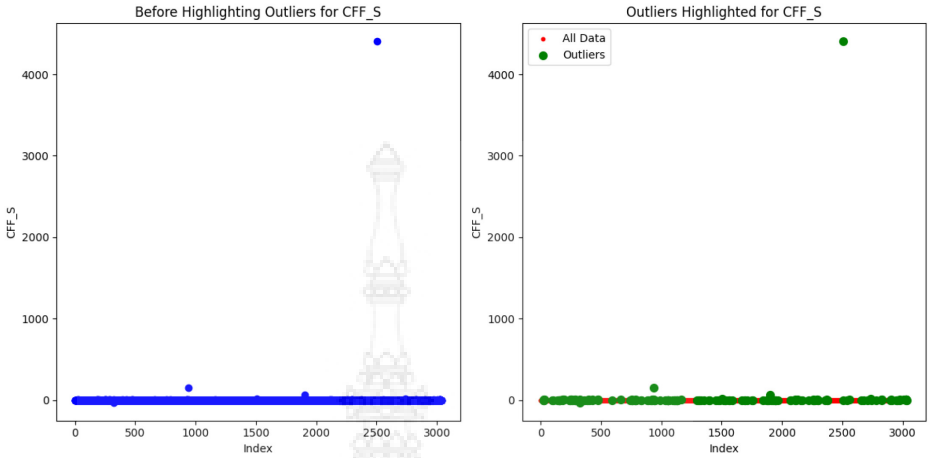
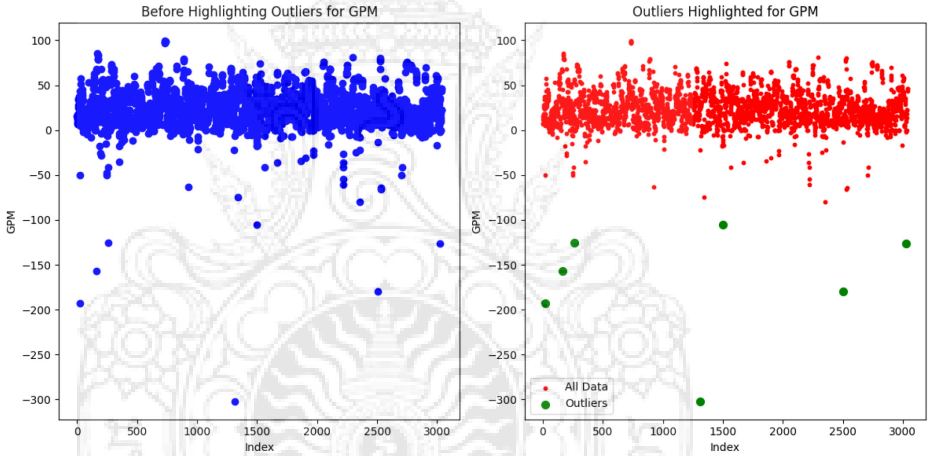
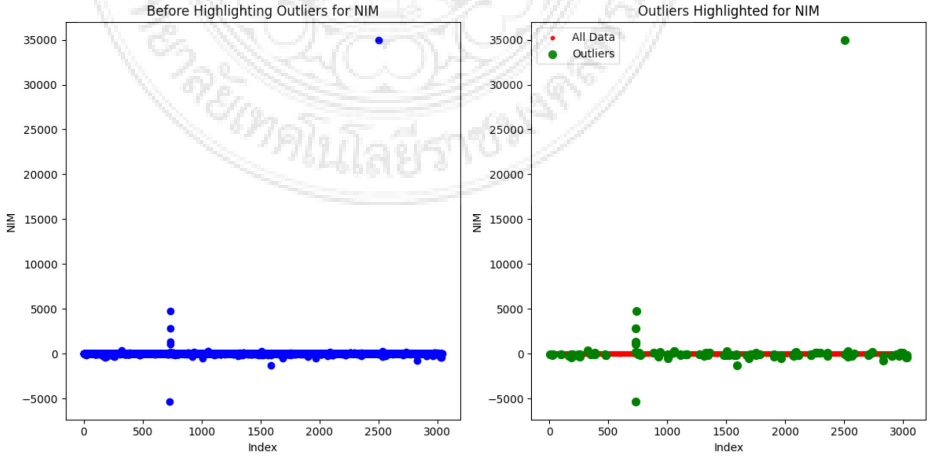
# ข้อมูลผิดปกติ
# (Outliners)

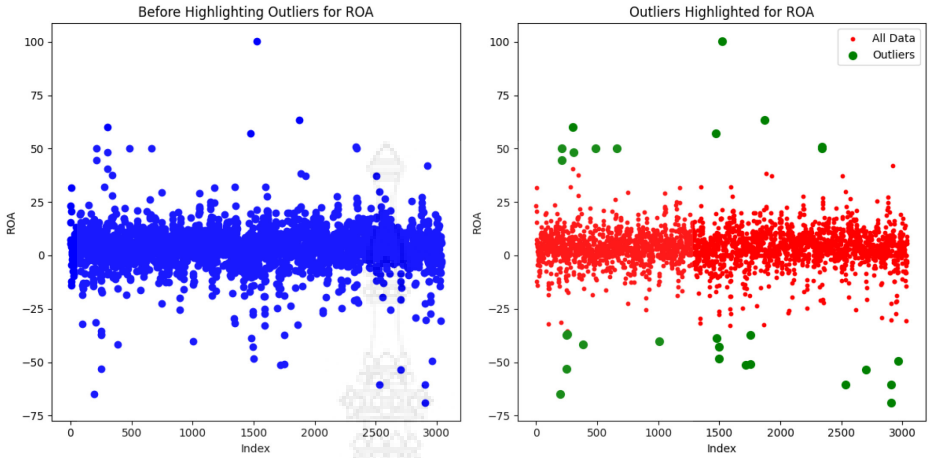
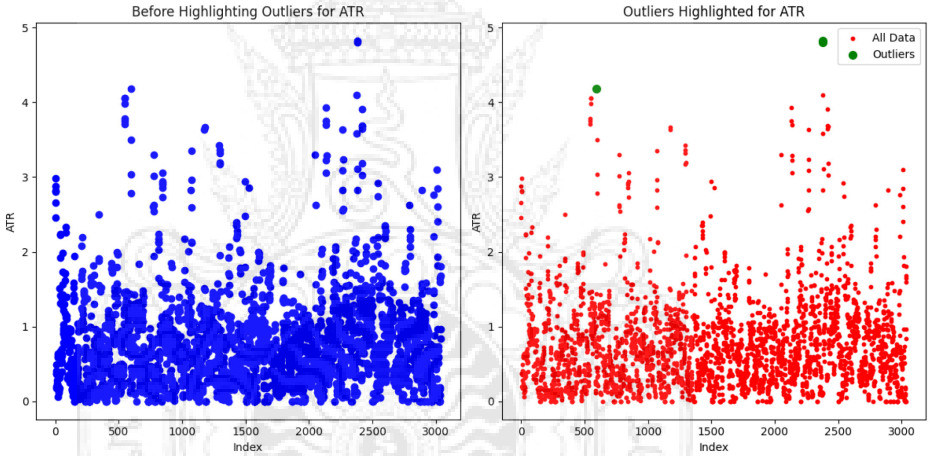
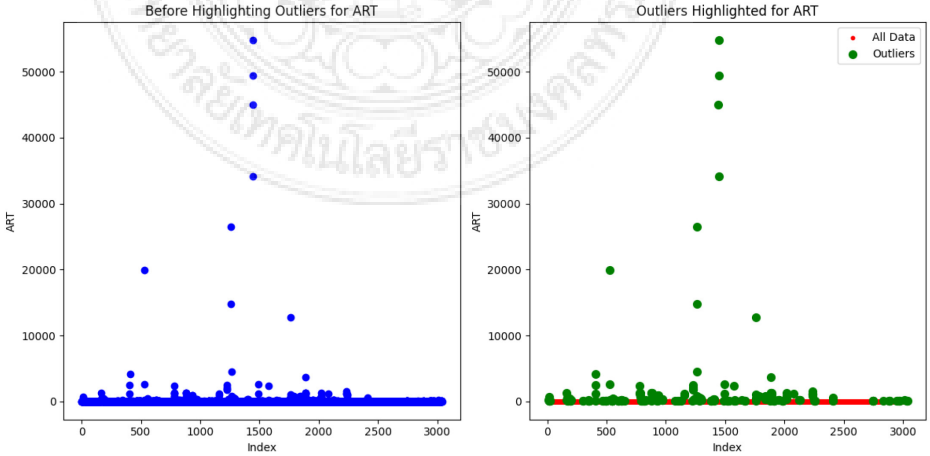
การวิเคราะห์ข้อมูลในงานวิจัยนี้กำหนดค่าข้อมูลผิดปกติ (outlier) ที่ 4.5 หมายถึง ข้อมูลที่ผิดปกติจากค่าเฉลี่ยของข้อมูลในค่าพิสัยระหว่างควอร์ไทล์ (Interquartile Range: IQR) ค่า IQR คำนวณได้จากความแตกต่างระหว่างควอร์ไทล์ที่ 3 (Q3) และควอร์ไทล์ที่ 1 (Q1) ของชุดข้อมูล ซึ่งครอบคลุมช่วงข้อมูลกลางที่ร้อยละ 50 (50%) ของชุดข้อมูล คำนวณได้จาก (Q1 – 4.5).IQR และ (Q1 + 4.5).IQR

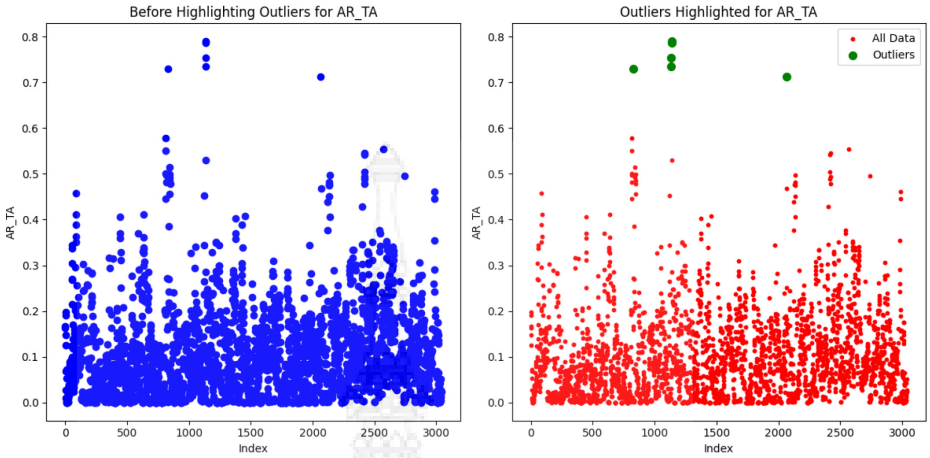
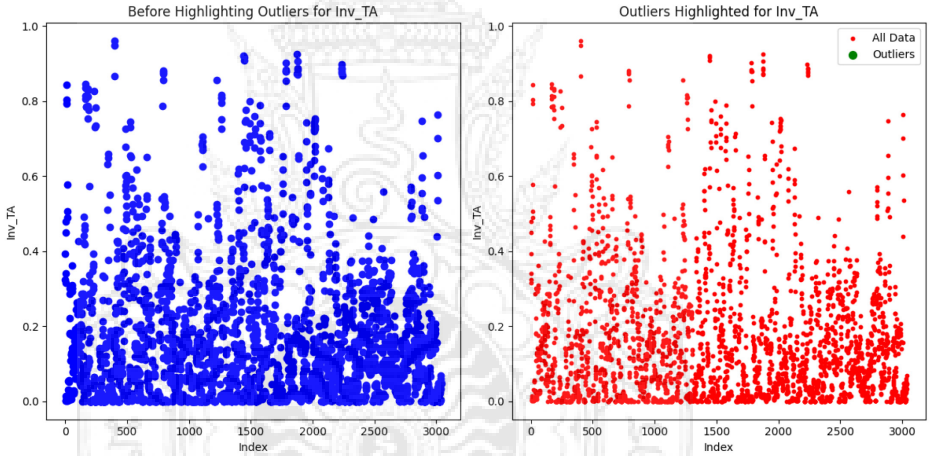
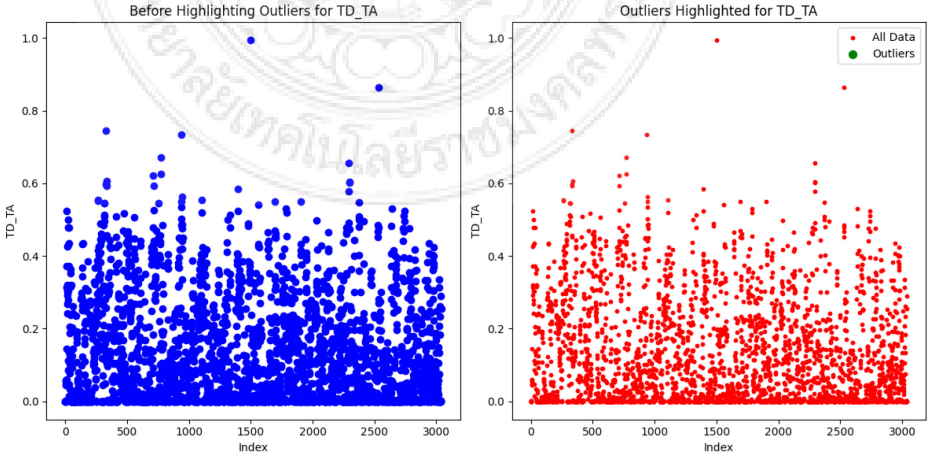
การตัดสินใจกำหนดเกณฑ์ 4.50 มาจากลักษณะของข้อมูลที่มีอยู่ รวมถึงการทดลองและประเมินผลเพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุดในการจัดการกับข้อมูลผิดปกติ เพื่อให้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมทำงานได้ดีที่สุด ผลการการประเมินแสดงข้อมูลผิดปกติดังนี้

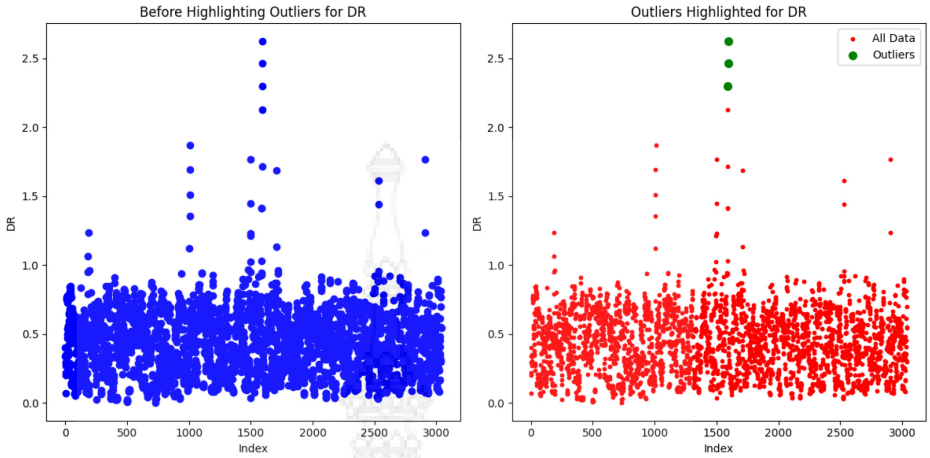
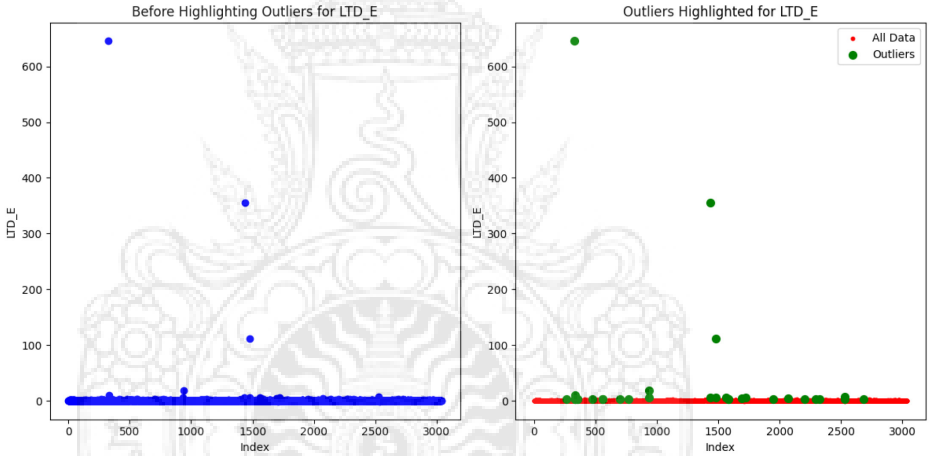
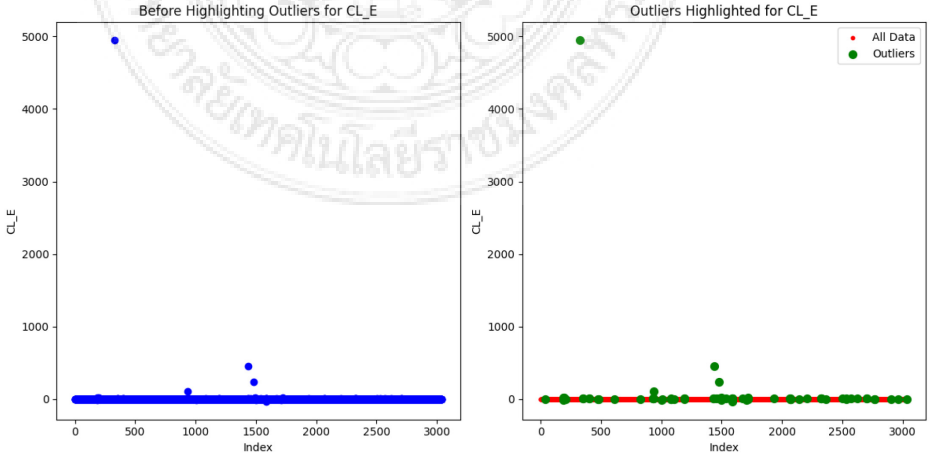
| Feature | Scatter Plot Highlighting Outliers Marked |
|---|---|
| CR |  |
| WC_TA |  |

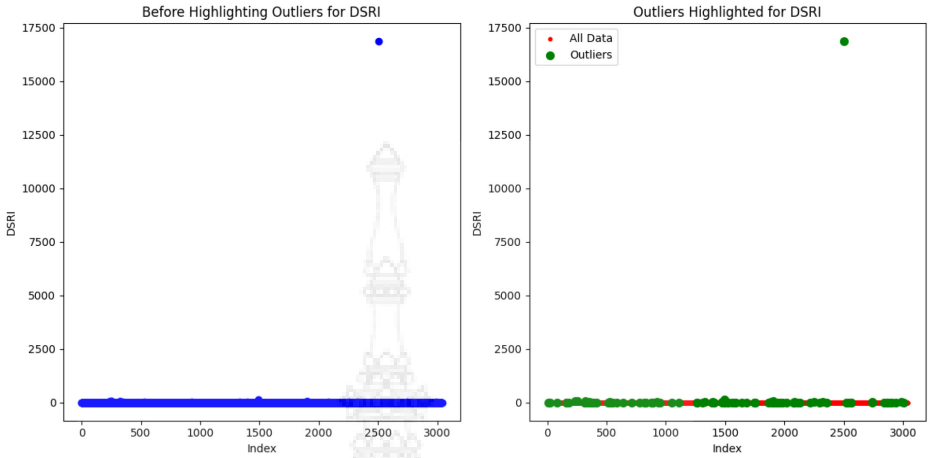
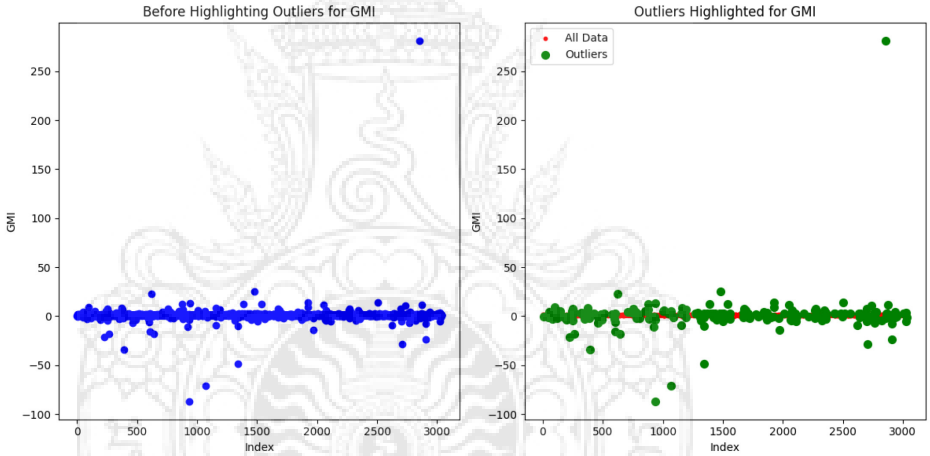
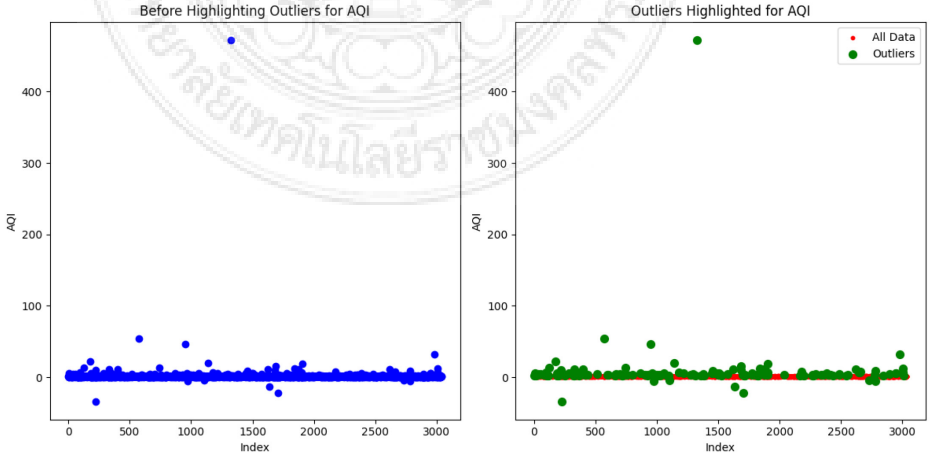
| Feature | Scatter Plot Highlighting Outliers Marked |
|---|---|
| CA_TA |  |
| CFR |  |
| CFO_TA |  |

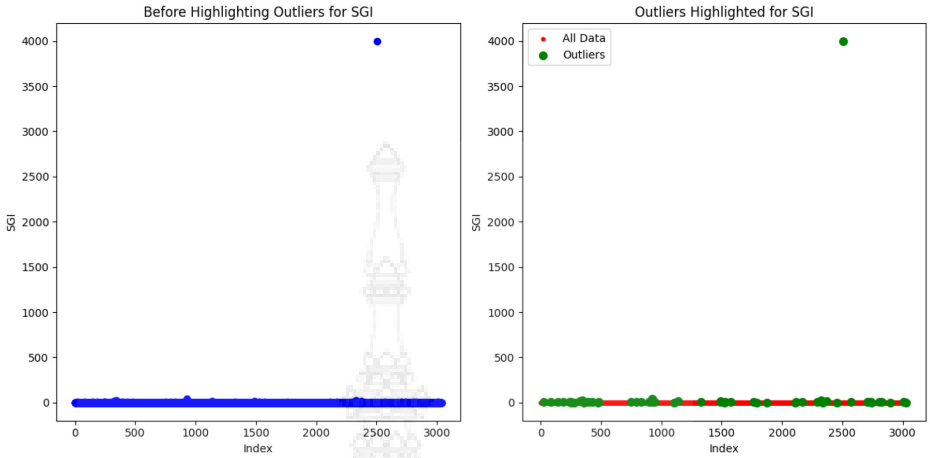
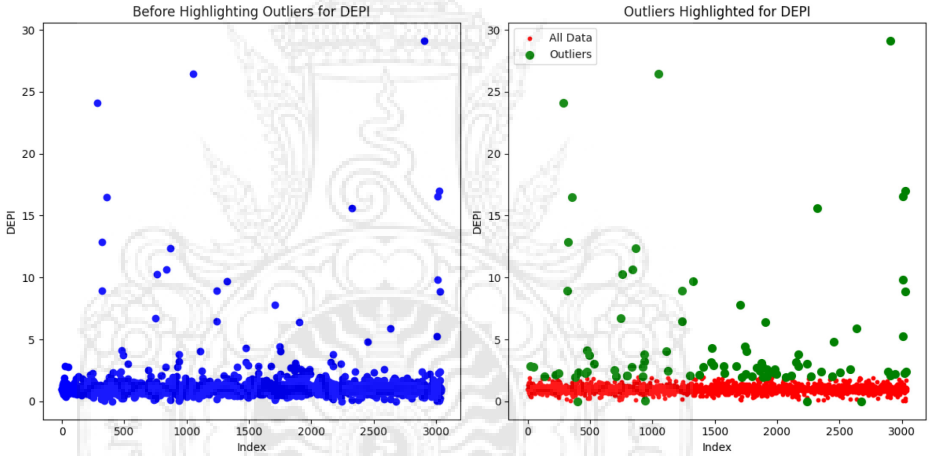
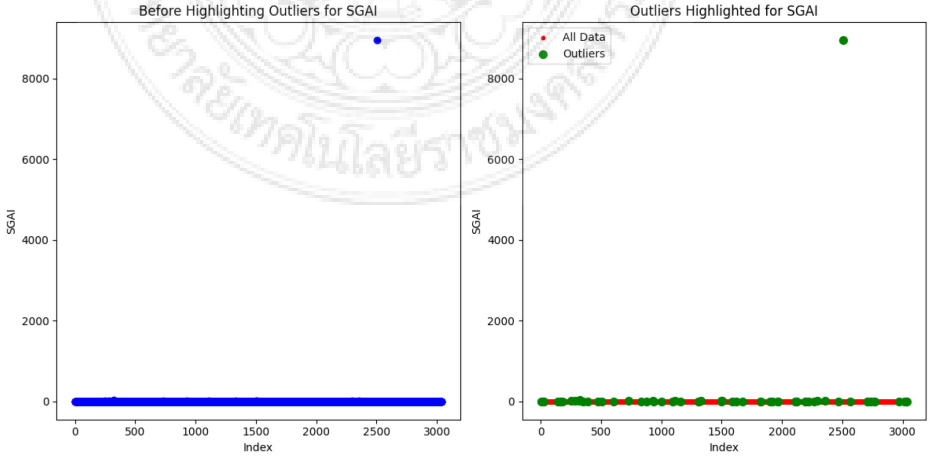
| Feature | Scatter Plot Highlighting Outliers Marked |
|---|---|
| CFF_S |   |
| GPM |   |
| NIM |   |

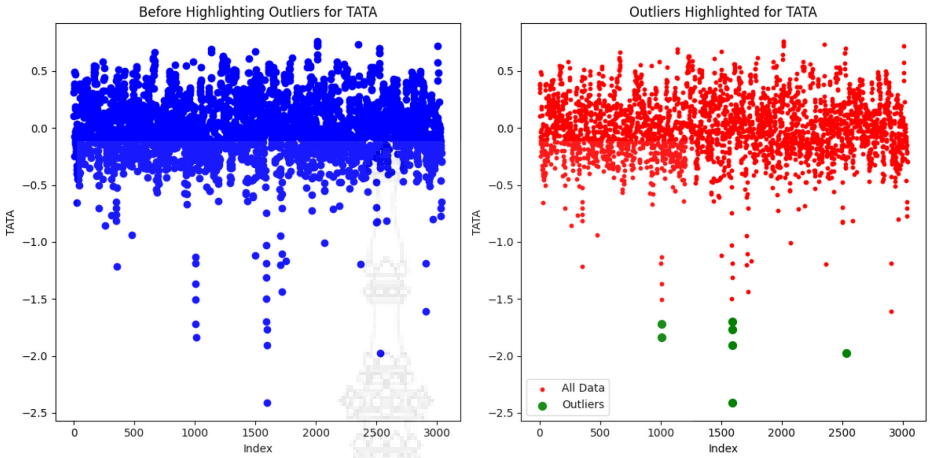
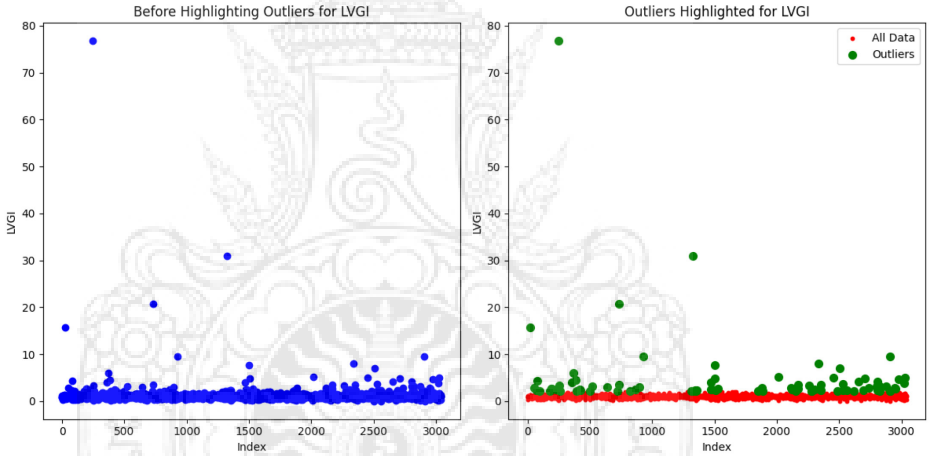
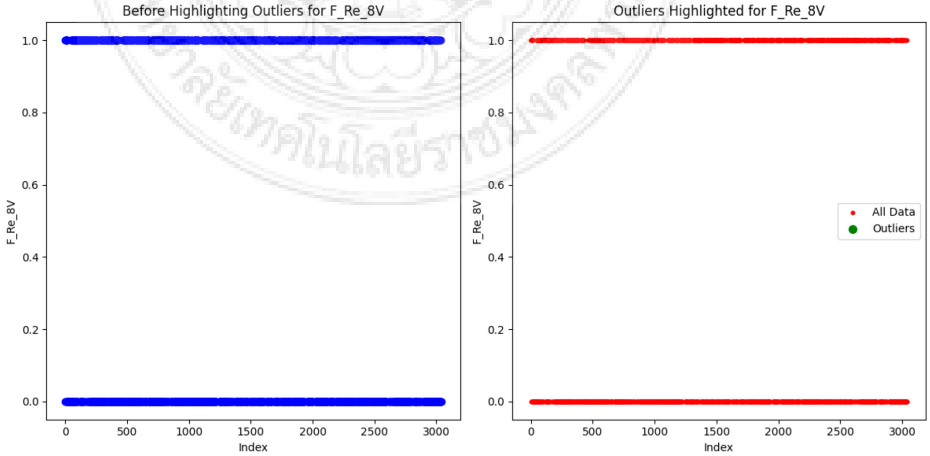
| Feature | Scatter Plot Highlighting Outliers Marked |
|---|---|
| ROA |  |
| ATR |  |
| ART |  |

| Feature | Scatter Plot Highlighting Outliers Marked |
|---|---|
| AR_TA |   |
| Inv_TA |   |
| TD_TA |   |

| Feature | Scatter Plot Highlighting Outliers Marked |
|---|---|
| DR |   |
| LTD_E |   |
| CL_E |   |

| Feature | Scatter Plot Highlighting Outliers Marked |
|---|---|
| DSRI |   |
| GMI |   |
| AQI |   |

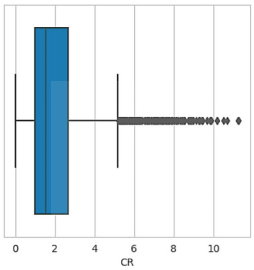
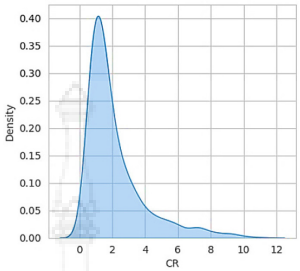
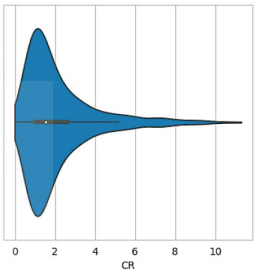
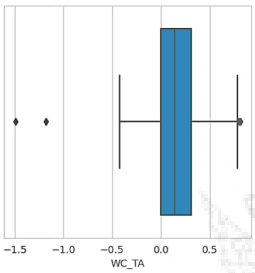
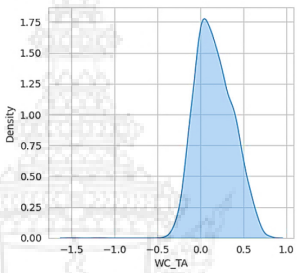
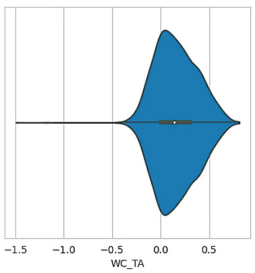
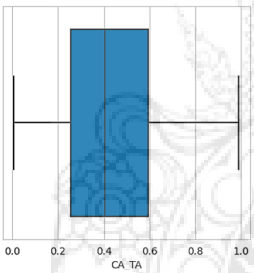
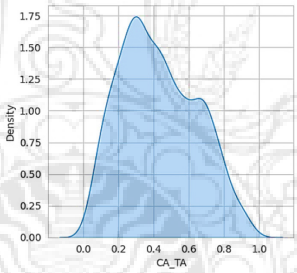
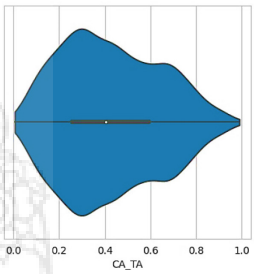
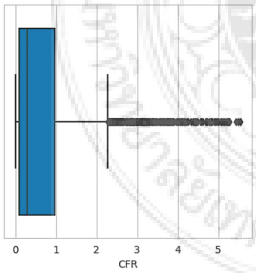
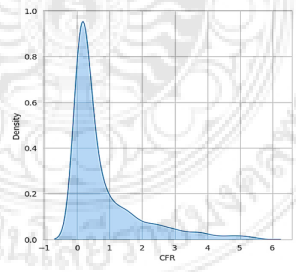
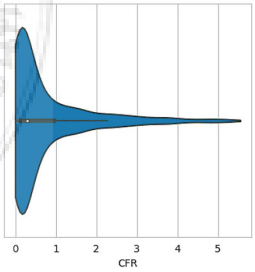
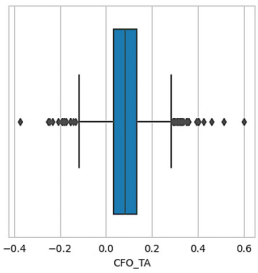
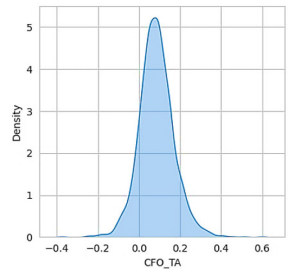
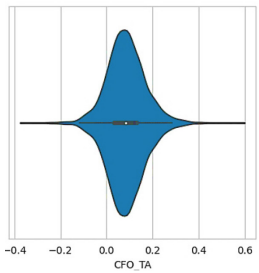
| Feature | Scatter Plot Highlighting Outliers Marked |
|---|---|
| SGI |   |
| DEPI |   |
| SGAI |   |

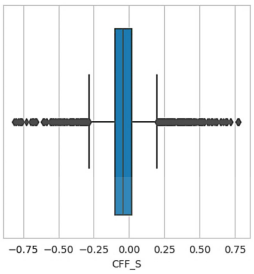
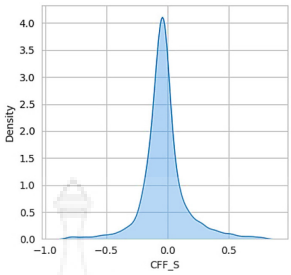
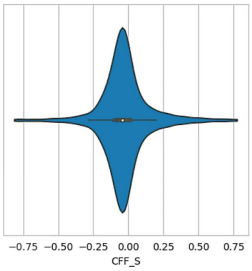
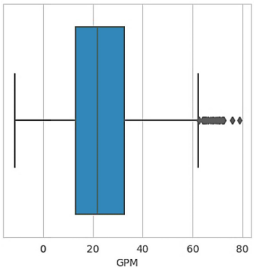
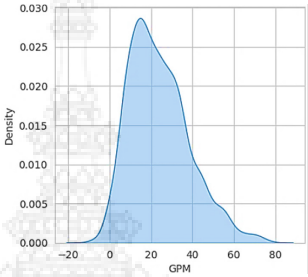
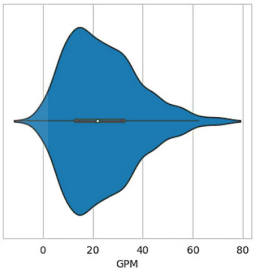
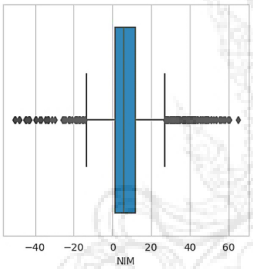
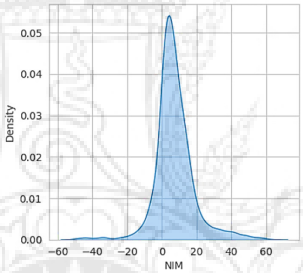
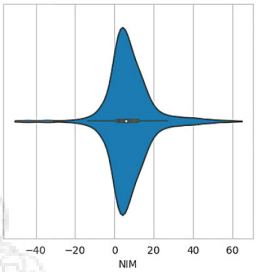
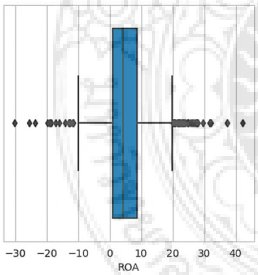
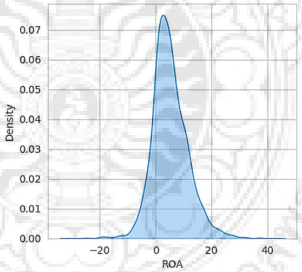
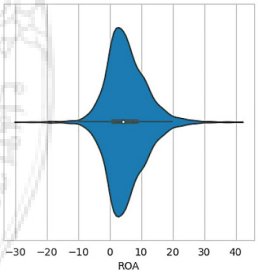
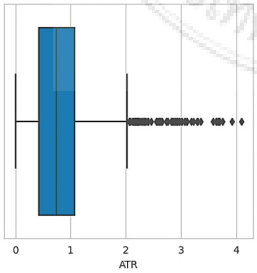
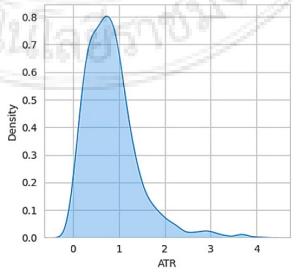
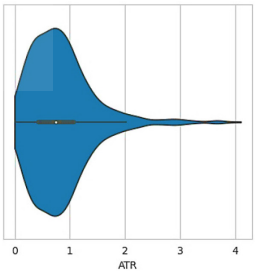
| Feature | Scatter Plot Highlighting Outliers Marked |
|---|---|
| TATA |   |
| LVGI |   |
| F_Re_8V |   |

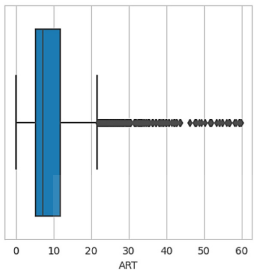
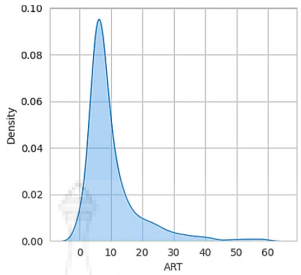
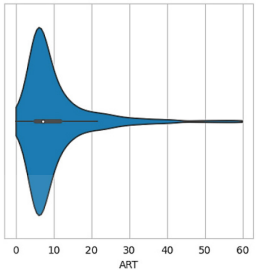
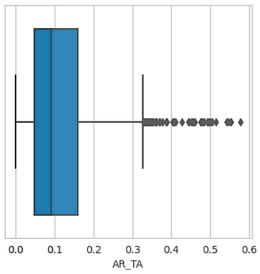
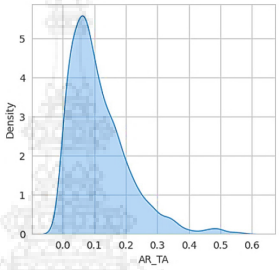
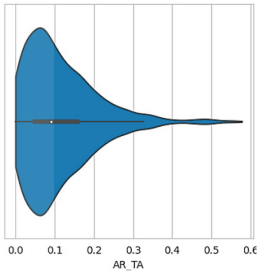
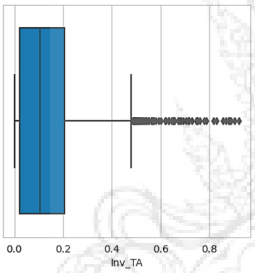
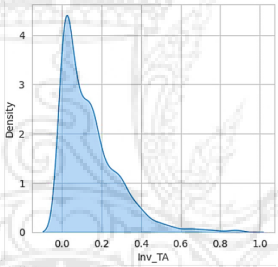
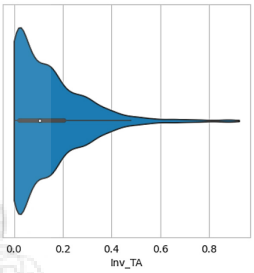
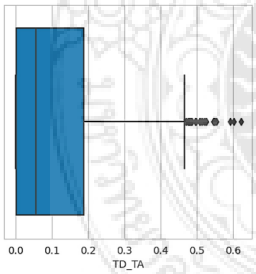
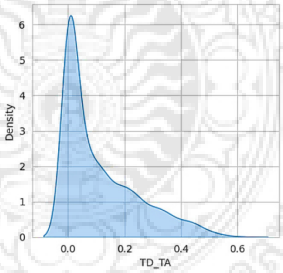
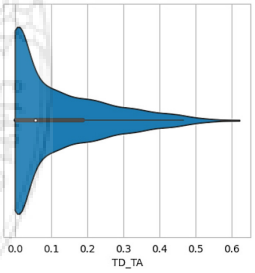
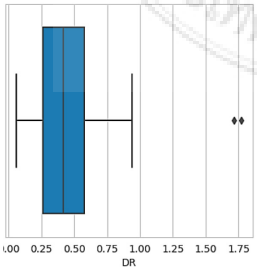
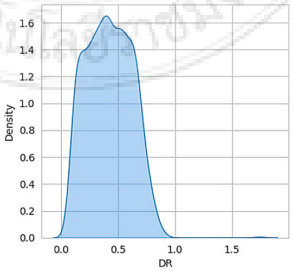
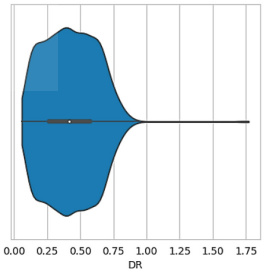
# ภาคผนวก ข

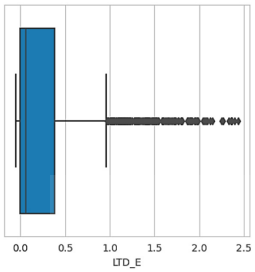
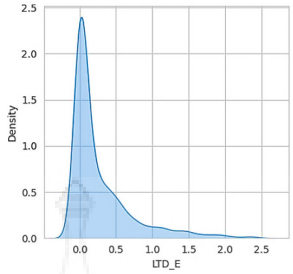
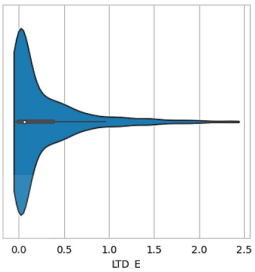
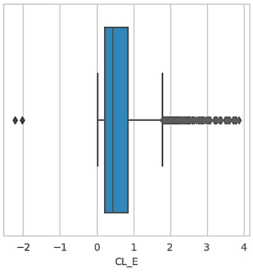
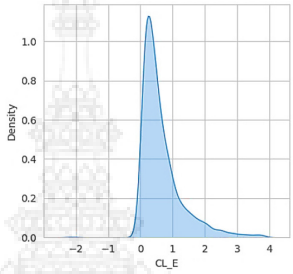
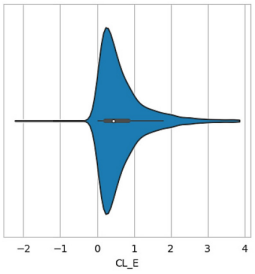
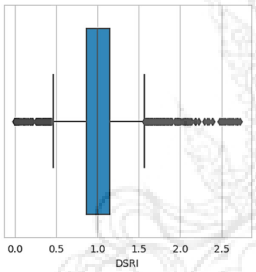
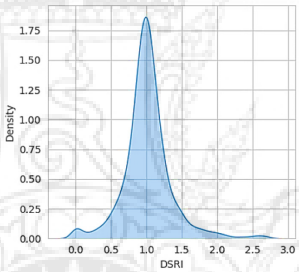
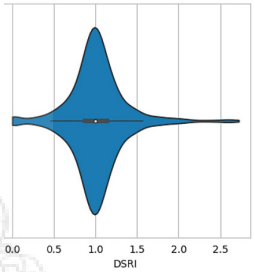
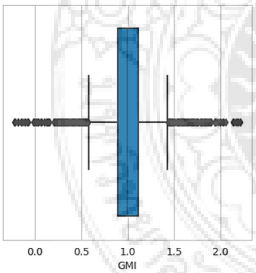
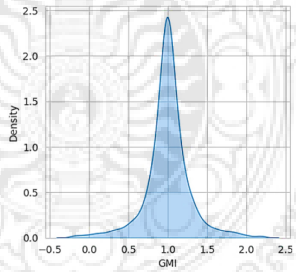
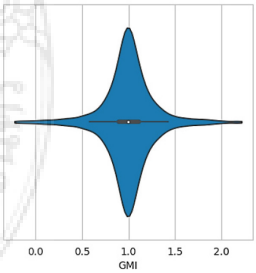
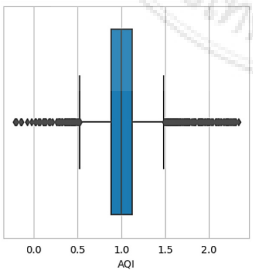
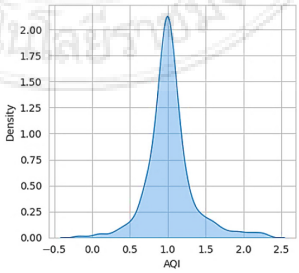
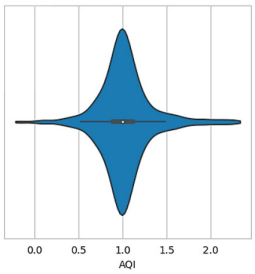
# คุณลักษณะของข้อมูล
# (Characteristics of Data Distribution)

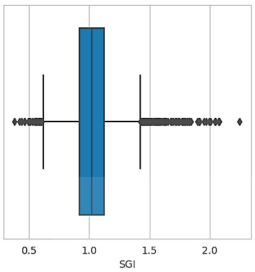
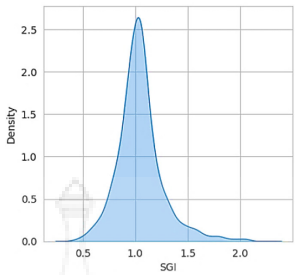
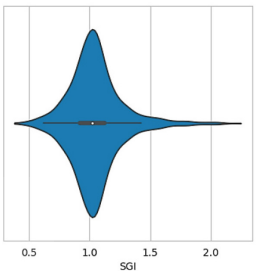
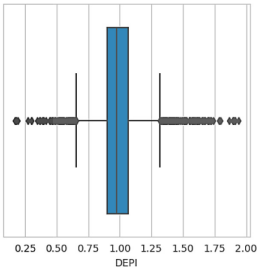
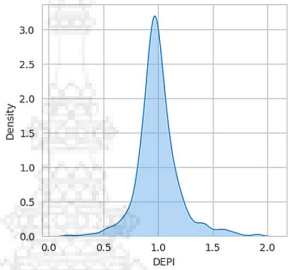
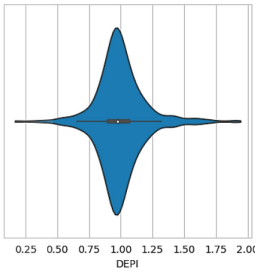
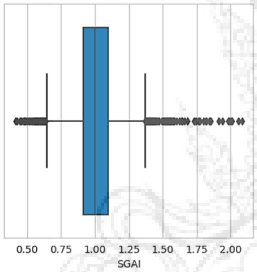
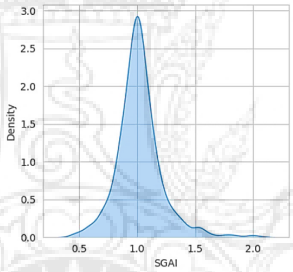
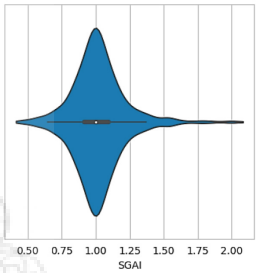
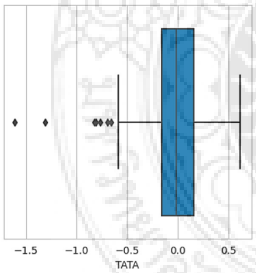
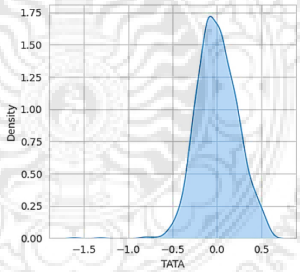
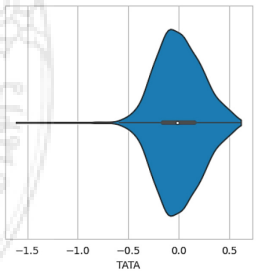
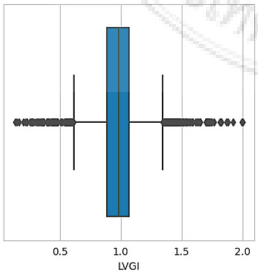
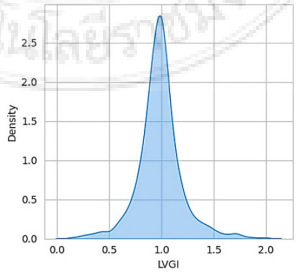
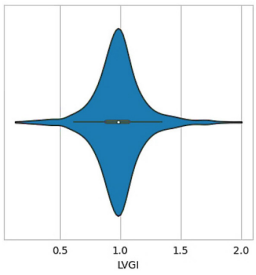
# แผนภูมิแสดงคุณลักษณะของข้อมูล

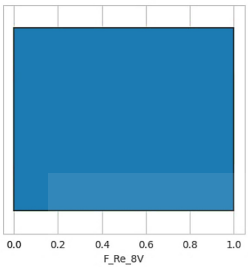
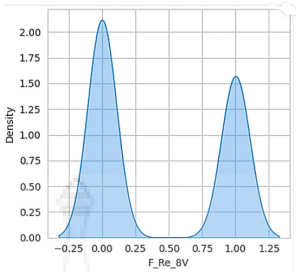
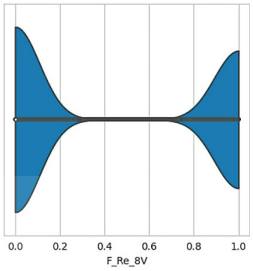
| Feature | Box Plot | Density Plot | Violin Plot |
|---|---|---|---|
| CR |   |   |   |
| WC_TA |   |   |   |
| CA_TA |   |   |   |
| CFR |   |   |   |
| CFO_TA |   |   |   |

| Feature | Box Plot | Density Plot | Violin Plot |
|---|---|---|---|
| CFF_S |   |   |   |
| GPM |   |   |   |
| NIM |   |   |   |
| ROA |   |   |   |
| ATR |   |   |   |

| Feature | Box Plot | Density Plot | Violin Plot |
|---|---|---|---|
| ART |   |   |   |
| AR_TA |   |   |   |
| Inv_TA |   |   |   |
| TD_TA |   |   |   |
| DR |   |   |   |

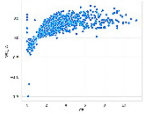
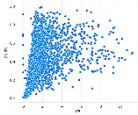
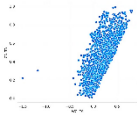
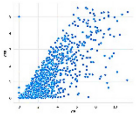
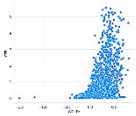
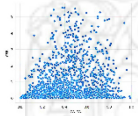
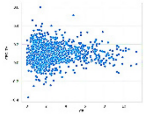
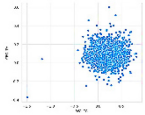
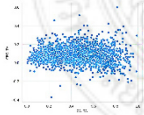
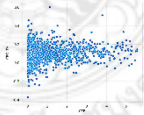
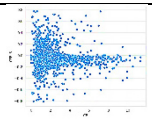
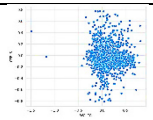
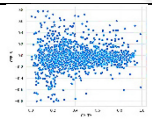
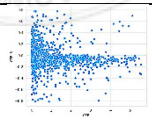
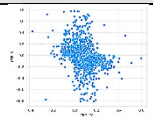
| Feature | Box Plot | Density Plot | Violin Plot |
|---|---|---|---|
| LTD_E |   |   |   |
| CL_E |   |   |   |
| DSRI |   |   |   |
| GMI |   |   |   |
| AQI |   |   |   |

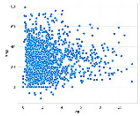
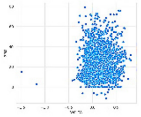
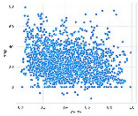
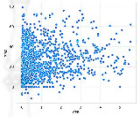
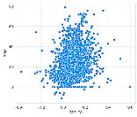
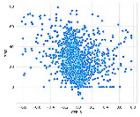
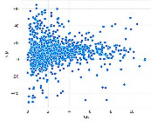
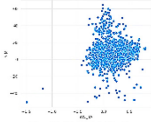
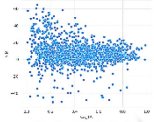
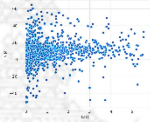
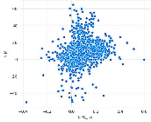
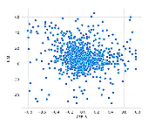
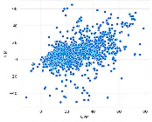
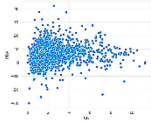
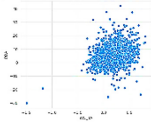
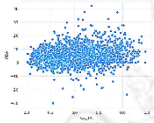
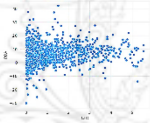
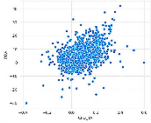
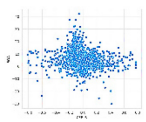
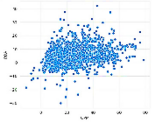
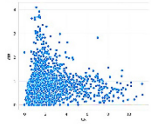
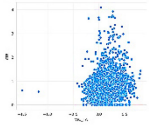
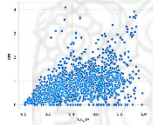
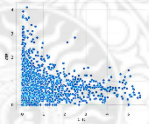
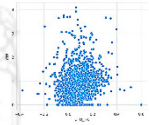
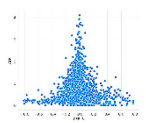
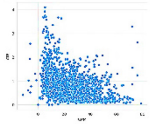
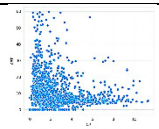
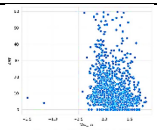
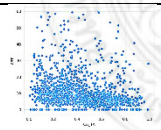
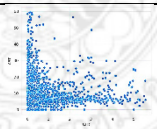
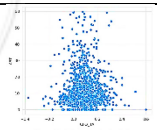
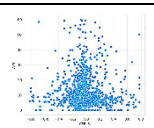
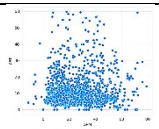
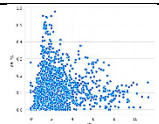
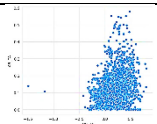
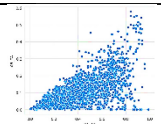
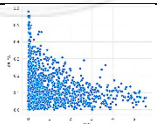
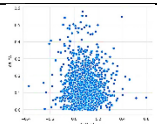
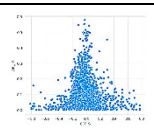
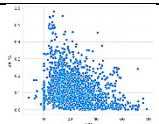
| Feature | Box Plot | Density Plot | Violin Plot |
|---|---|---|---|
| SGI |   |   |   |
| DEPI |   |   |   |
| SGAI |   |   |   |
| TATA |   |   |   |
| LVGI |   |   |   |

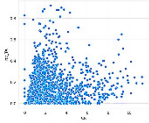
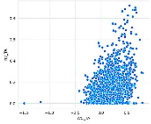
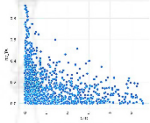
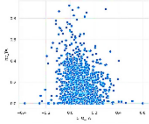
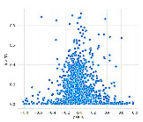
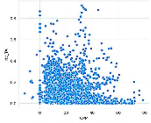
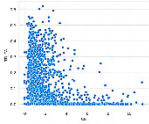
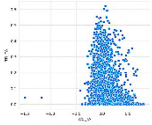
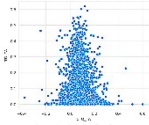
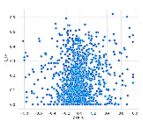
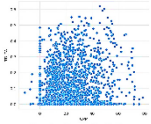
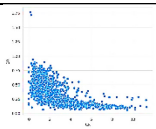
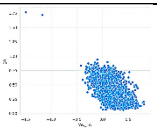
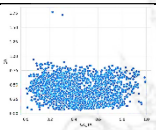
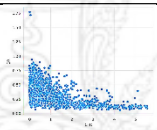
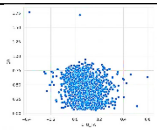
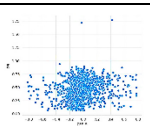
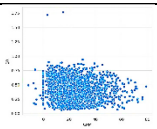
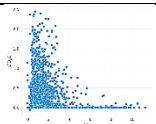
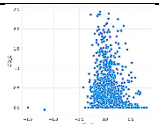
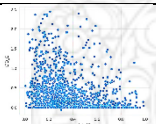
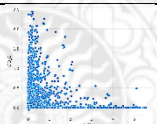
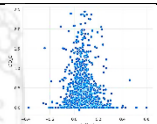
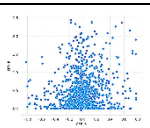
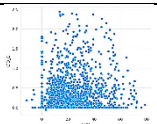
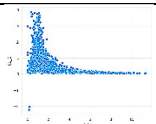
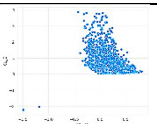
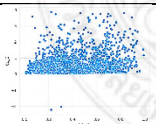
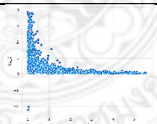
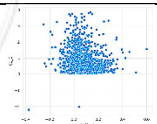
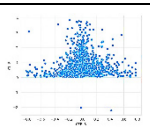
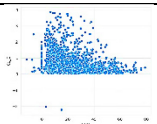
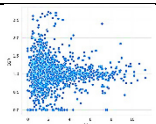
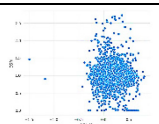
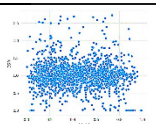
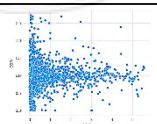
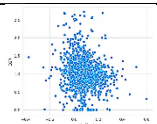
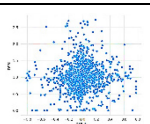
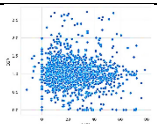
| Feature | Box Plot | Density Plot | Violin Plot |
|---|---|---|---|
| F_Re_8V |   |   |   |

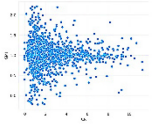
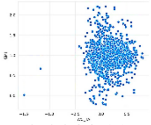
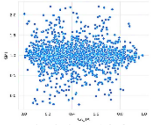
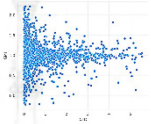
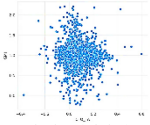
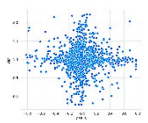
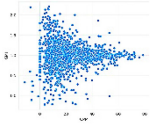
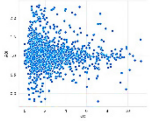
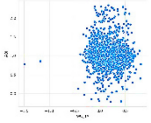
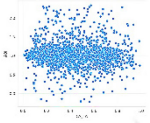
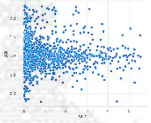
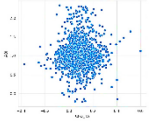
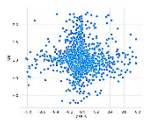
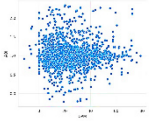
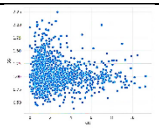
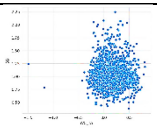
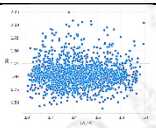
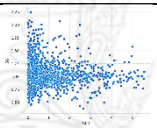
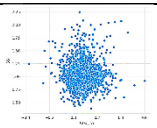
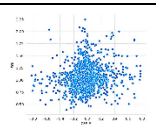
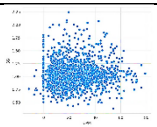
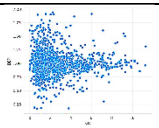
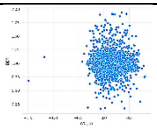
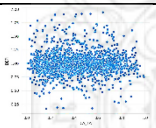
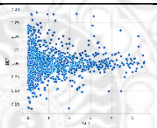
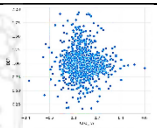
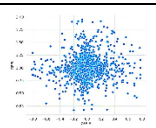
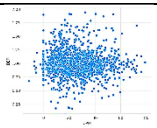
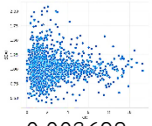
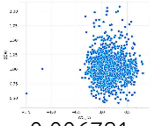
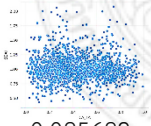
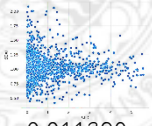
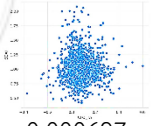
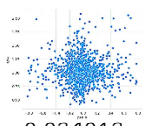
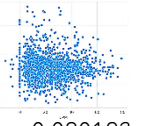
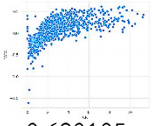
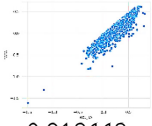
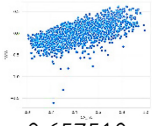
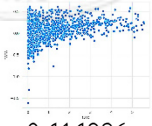
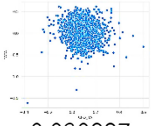
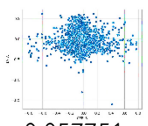
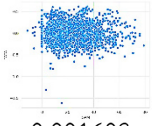
# ภาคผนวก ค

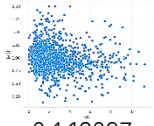
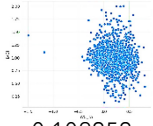
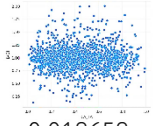
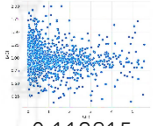
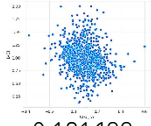
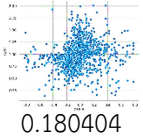
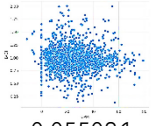
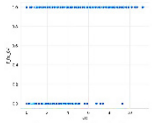
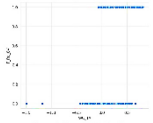
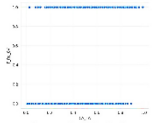
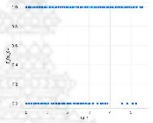
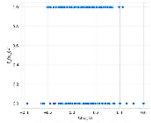
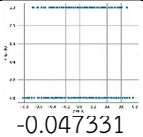
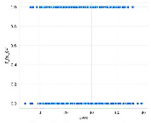
# การวิเคราะห์ความสัมพันธ์และการกระจายของข้อมูล
# (Analysis of Data Distribution and Correlation)

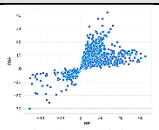
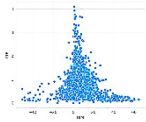
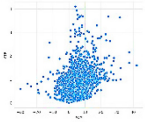
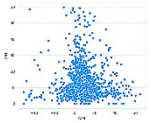
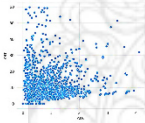
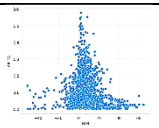
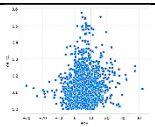
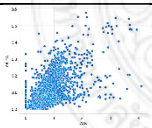
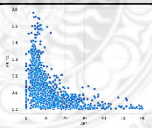
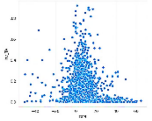
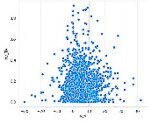
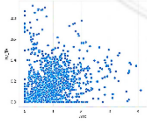
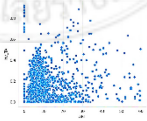
| Scatter Plot | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Feature | CR | WC_TA | CA_TA | CFR | CFO_TA | CFF_S | GPM |
| CR | 1.000000 | | | | | | |
| WC_TA |  0.735578 | 1.000000 | | | | | |
| CA_TA |  0.352765 |  0.726103 | 1.000000 | | | | |
| CFR |  0.818873 |  0.536987 |  0.141904 | 1.000000 | | | |
| CFO_TA |  0.088652 |  0.097721 |  -0.029691 |  0.189523 | 1.000000 | | |
| CFF_S |  -0.102315 |  -0.058089 |  0.033173 |  -0.107330 |  -0.325217 | 1.000000 | |

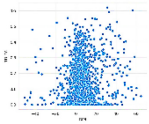
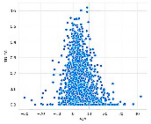
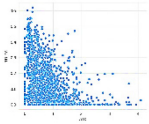
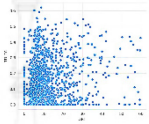
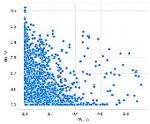
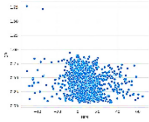
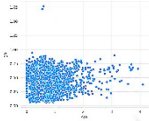
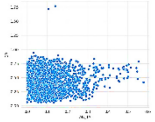
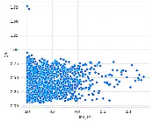
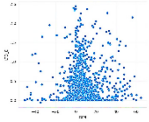
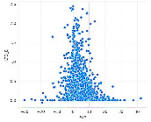
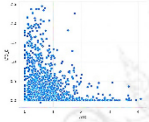
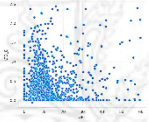
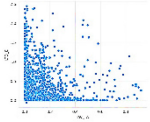
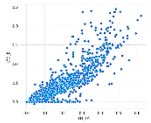
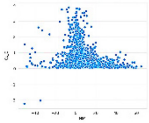
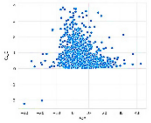
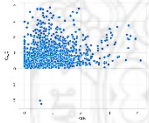
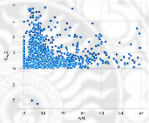
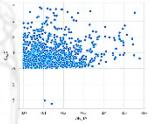
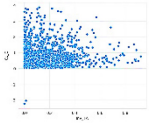
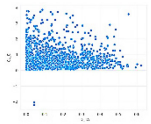
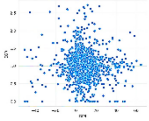
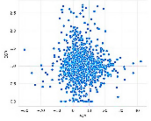
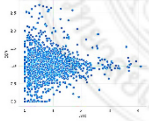
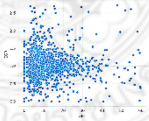
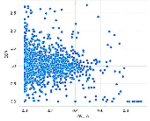
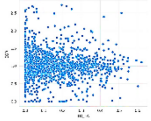
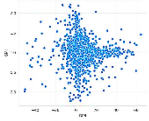
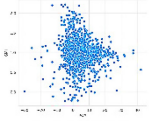
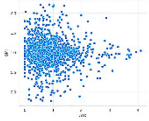
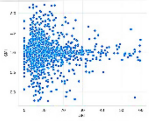
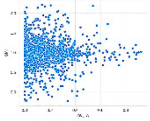
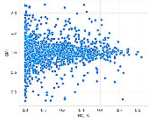
| Scatter Plot | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Feature | CR | WC_TA | CA_TA | CFR | CFO_TA | CFF_S | GPM |
| GPM |  0.107014 |  0.034955 |  -0.218889 |  0.208801 |  0.239481 |  -0.160407 | 1.000000 |
| NIM |  0.116015 |  0.088526 |  -0.148828 |  0.201864 |  0.263010 |  -0.139590 |  0.480150 |
| ROA |  0.191206 |  0.307357 |  0.186442 |  0.208493 |  0.473352 |  -0.142428 |  0.309945 |
| ATR |  -0.008859 |  0.208959 |  0.488221 |  -0.122426 |  0.138148 |  -0.004997 |  -0.290976 |
| ART |  -0.111408 |  0.167850 |  -0.204394 |  -0.047630 |  0.037615 |  0.004617 |  0.164443 |
| AR_TA |  0.057152 |  0.326592 |  0.629570 |  -0.122899 |  0.022197 |  -0.006823 |  -0.307610 |

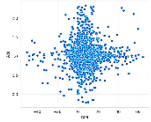
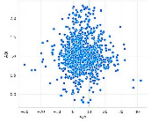
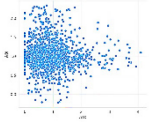
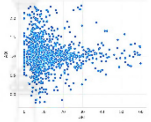
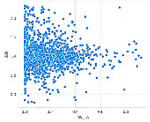
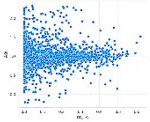
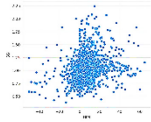
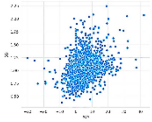
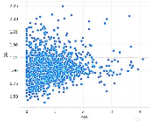
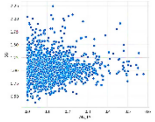
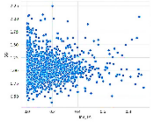
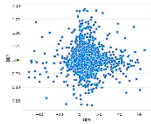
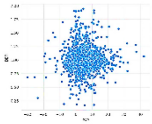
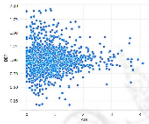
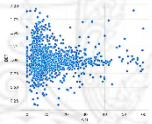
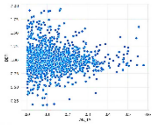
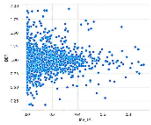
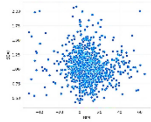
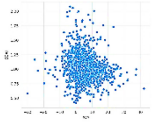
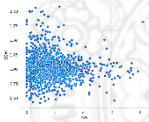
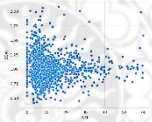
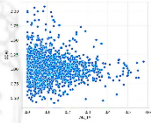
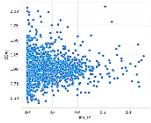
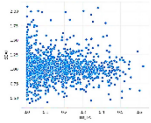
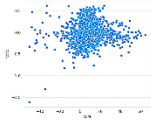
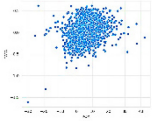
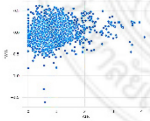
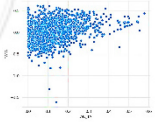
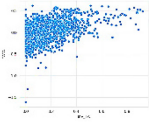
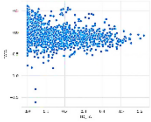
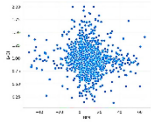
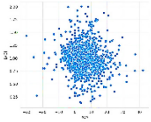
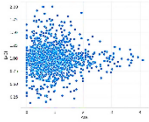
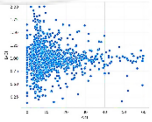
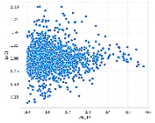
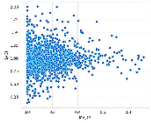
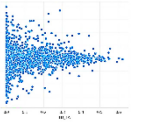
| Scatter Plot | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Feature | CR | WC_TA | CA_TA | CFR | CFO_TA | CFF_S | GPM |
| Inv_TA |  0.141037 |  0.403279 |  0.604232 |  -0.193818 |  -0.166503 |  0.044534 |  -0.181634 |
| TD_TA |  -0.338845 |  -0.409256 |  -0.504620 |  -0.239742 |  -0.100387 |  0.135675 |  0.135830 |
| DR |  -0.662768 |  -0.612135 |  -0.094951 |  -0.600476 |  -0.212846 |  0.183510 |  -0.164958 |
| LTD_E |  -0.308275 |  -0.359243 |  -0.374460 |  -0.233219 |  -0.111539 |  0.183075 |  0.069081 |
| CL_E |  -0.446344 |  -0.376976 |  0.202317 |  -0.432352 |  -0.162193 |  0.116103 |  -0.269806 |
| DSRI |  -0.015747 |  -0.043138 |  -0.049947 |  -0.000242 |  -0.140383 |  0.044088 |  -0.059870 |

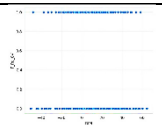
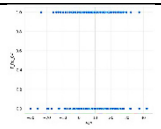
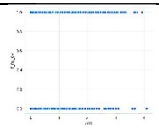
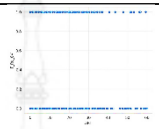
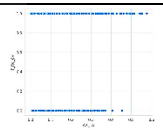
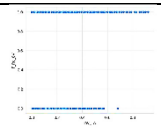
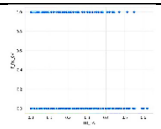
| Scatter Plot | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Feature | CR | WC_TA | CA_TA | CFR | CFO_TA | CFO_S | GPM |
| GMI |  -0.000229 |  0.008964 |  -0.004693 |  -0.011264 |  -0.071004 |  -0.013923 |  -0.025662 |
| AQI |  -0.027356 |  -0.033675 |  -0.041580 |  -0.025001 |  0.048943 |  -0.029562 |  0.009246 |
| SGI |  -0.063131 |  -0.025733 |  0.014369 |  -0.056117 |  -0.008144 |  0.147325 |  0.032044 |
| DEPI |  0.010214 |  0.002122 |  0.002750 |  0.027088 |  -0.033277 |  0.090338 |  -0.002390 |
| SGAI |  0.003692 |  -0.006721 |  -0.025628 |  0.011390 |  0.000697 |  0.034013 |  -0.020123 |
| TATA |  0.680105 |  0.912442 |  0.657510 |  0.414926 |  -0.030987 |  0.057751 |  -0.001603 |

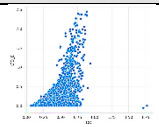
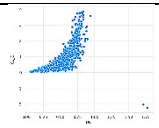
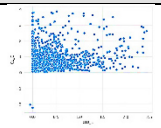
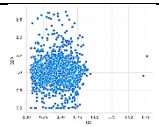
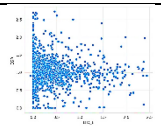
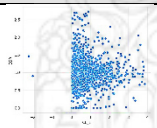
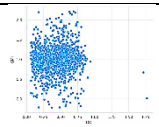
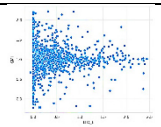
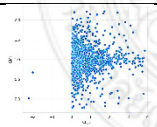
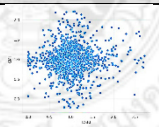
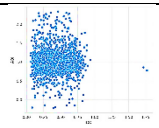
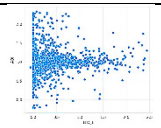
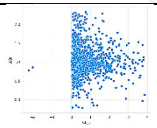
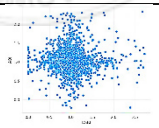
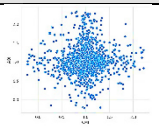
| Scatter Plot | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Feature | CR | WC_TA | CA_TA | CFR | CFO_TA | CFO_S | GPM |
| LVGI |  -0.148097 |  -0.102858 |  0.012652 |  -0.118215 |  -0.181422 |  0.180404 |  -0.055084 |
| F_Re_8V |  0.555312 |  0.697390 |  0.564339 |  0.351365 |  -0.039388 |  -0.047331 |  0.005556 |

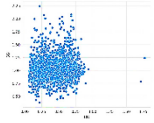
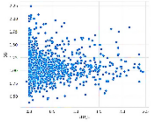
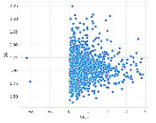
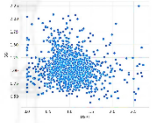
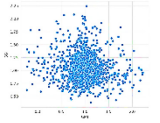
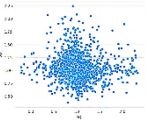
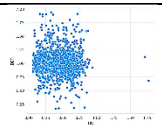
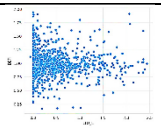
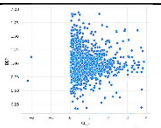
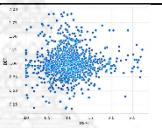
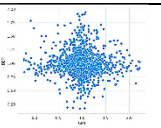
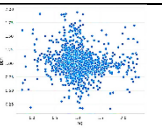
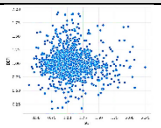
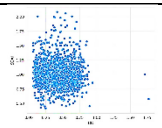
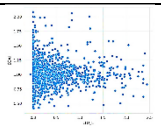
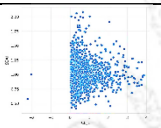
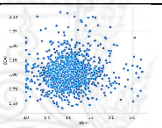
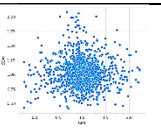
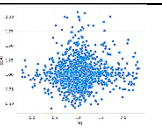
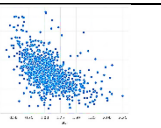
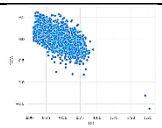
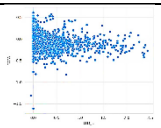
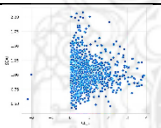
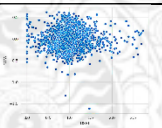
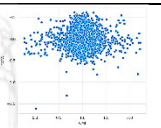
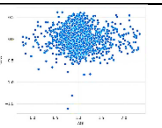
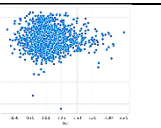
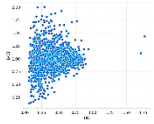
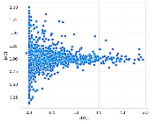
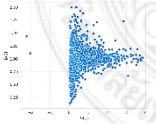
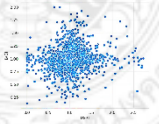
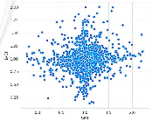
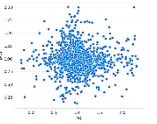
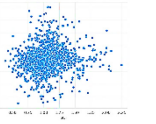
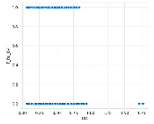
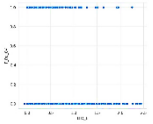
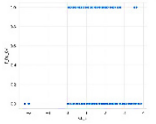
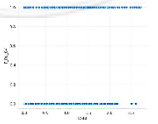
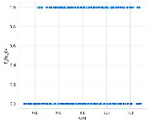
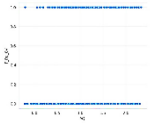
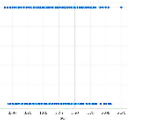
| Scatter Plot | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Feature | NIM | ROA | ATR | ART | AR_TA | Inv_TA | TD_TA |
| NIM | 1.000000 | | | | | | |
| ROA |  0.647129 | 1.000000 | | | | | |
| ATR |  -0.121309 |  0.334731 | 1.000000 | | | | |
| ART |  0.016251 |  0.036644 |  0.103437 | 1.000000 | | | |
| AR_TA |  -0.133879 |  0.181038 |  0.615357 |  -0.413661 | 1.000000 | | |
| Inv_TA |  -0.167542 |  0.012420 |  0.305741 |  0.080872 |  0.192660 | 1.000000 | |

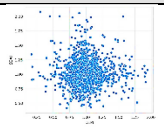
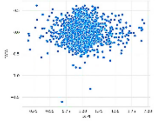
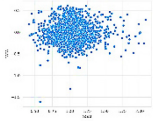
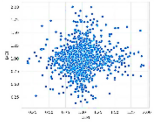
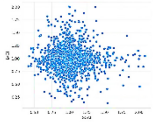
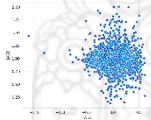
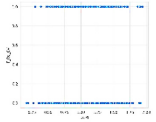
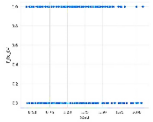
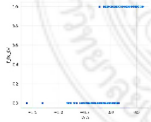
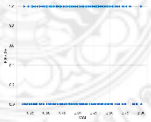
| Scatter Plot | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Feature | NIM | ROA | ATR | ART | AR_TA | Inv_TA | TD_TA |
| TD_TA |  0.072460 |  -0.217969 |  -0.361052 |  0.236394 |  -0.424669 |  -0.199619 | 1.000000 |
| DR |  -0.220227 |  -0.307810 |  0.051120 |  0.126133 |  0.019515 |  0.042512 |  0.572373 |
| LTD_E |  0.017070 |  -0.208409 |  -0.291810 |  0.215103 |  -0.332943 |  -0.133534 |  0.893093 |
| CL_E |  -0.246713 |  -0.190019 |  0.220958 |  0.013875 |  0.232490 |  0.134935 |  0.127816 |
| DSRI |  -0.034236 |  -0.022521 |  0.010295 |  0.021984 |  0.131775 |  -0.123008 |  -0.012594 |
| GMI |  -0.042720 |  -0.102389 |  -0.045299 |  -0.021540 |  0.005384 |  -0.016012 |  0.032851 |

| Scatter Plot | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Feature | NIM | ROA | ATR | ART | AR_TA | Inv_TA | TD_TA |
| AQI |  0.024591 |  -0.023702 |  -0.033242 |  -0.000236 |  -0.011739 |  -0.046794 |  0.016688 |
| SGI |  0.205061 |  0.281252 |  0.114181 |  0.054174 |  0.063465 |  -0.003739 |  0.055884 |
| DEPI |  0.001561 |  0.029609 |  0.014316 |  0.002295 |  0.007978 |  0.004348 |  -0.046379 |
| SGAI |  -0.061398 |  -0.119572 |  -0.075749 |  -0.007575 |  -0.070589 |  0.006439 |  0.000813 |
| TATA |  0.093638 |  0.263224 |  0.206274 |  -0.169973 |  0.337931 |  0.469498 |  -0.404840 |
| LVGI |  -0.075304 |  -0.086686 |  0.007796 |  -0.016776 |  0.036422 |  0.041873 |  0.082719 |

| Scatter Plot | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Feature | NIM | ROA | ATR | ART | AR_TA | Inv_TA | TD_TA |
| F_Re_8V |  0.050593 |  0.225854 |  0.208986 |  -0.147726 |  0.357746 |  0.361374 |  -0.407571 |

| Scatter Plot | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Feature | DR | LTD_E | CL_E | DSRI | GMI | AQI | SGI |
| DR | 1.000000 | | | | | | |
| LTD_E |  0.599989 | 1.000000 | | | | | |
| CL_E |  0.729374 |  0.295950 | 1.000000 | | | | |
| DSRI |  -0.012485 |  -0.032635 |  -0.025316 | 1.000000 | | | |
| GMI |  0.005653 |  0.016653 |  0.015705 |  0.030855 | 1.000000 | | |
| AQI |  -0.004990 |  0.008989 |  -0.017071 |  0.001259 |  0.030529 | 1.000000 | |

| Scatter Plot | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Feature | DR | LTD_E | CL_E | DSRI | GMI | AQI | SGI |
| SGI |  0.067615 |  0.066039 |  0.043175 |  -0.132737 |  -0.094876 |  -0.063144 | 1.000000 |
| DEPI |  -0.021261 |  -0.026934 |  0.006672 |  0.049132 |  -0.031686 |  -0.097204 |  -0.031081 |
| SGAI |  -0.017473 |  -0.004885 |  -0.010597 |  0.068156 |  0.000758 |  0.060250 |  -0.517169 |
| TATA |  -0.585279 |  -0.362063 |  -0.362483 |  -0.029316 |  0.012095 |  -0.016935 |  -0.035794 |
| LVGI |  0.177523 |  0.075821 |  0.119628 |  0.111297 |  0.095883 |  -0.023518 |  0.113316 |
| F_Re_8V |  -0.450314 |  -0.355830 |  -0.267275 |  0.150398 |  0.096028 |  0.050992 |  0.053975 |

| Scatter Plot | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| Feature | DEPI | SGAI | TATA | LVGI | F_Re_8V |
| DEPI | 1.000000 | | | | |
| SGAI |  -0.015061 | 1.000000 | | | |
| TATA |  0.017867 |  0.003330 | 1.000000 | | |
| LVGI |  0.070856 |  -0.034537 |  -0.076446 | 1.000000 | |
| F_Re_8V |  0.040596 |  -0.061677 |  0.752752 |  -0.042552 | 1.000000 |

# ประวัติการศึกษาและการทำงาน

**ชื่อ นามสกุล** ไพโรจน์ เกตุภักดีกูล

**วัน เดือน ปีเกิด** 2 สิงหาคม 2516

**ภูมิลำเนา** เขตยานนาวา กรุงเทพมหานคร

**ประวัติการศึกษา**

| วุฒิการศึกษา | ชื่อสถาบัน | ปีที่สำเร็จการศึกษา |
|---|---|---|
| บริหารธุรกิจมหาบัณฑิต | มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ | 2541 |
| บริหารธุรกิจบัณฑิต | มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช | 2540 |
| บริหารธุรกิจบัณฑิต | สถาบันเทคโนโลยีราชมงคล วิทยาเขตเทคนิคกรุงเทพ | 2539 |

**ตำแหน่งและสถานที่ทำงานปัจจุบัน**

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ประจำสาขาวิชาการบัญชี
ภาควิชาการบัญชีและการเงิน
คณะบริหารธุรกิจ
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลกรุงเทพ

**ผลงานดีเด่นและรางวัลทางวิชาการ** (ถ้ามี)

-

**ทุนการศึกษา** (ถ้ามี)

-