การวิเคราะห์เชิงกลยุทธ์ของกองทุน ETF ที่ขับเคลื่อนด้วย AI และกองทุน ETF แบบดั้งเดิม โดยมีหลักฐานเชิงประจักษ์ในช่วงปี พ.ศ. 2563–2567

A strategic analysis of AI-driven ETFs and traditional ETFs with empirical evidence from 2020–2024

Received: July 19, 2025
Revised: September 4, 2025
Accepted: September 8, 2025

ชาคริต คำเรือ*
Chakhrit Khumrua*
ณัฐวุฒิ คูวัฒนเธียรชัย**
Nattawoot Koowattanatianchai**

*, **หลักสูตรศิลปศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการเงินประยุกต์ ภาควิชาการเงิน คณะบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
*, **Master of Arts Program in Applied Finance, Department of Finance, Faculty of Business Administration, Kasetsart University
*Email: Chakhrit.kha@ku.th
**Email: fbusnwk@ku.ac.th

บทคัดย่อ

การวิจัยนี้มุ่งศึกษาประสิทธิภาพเชิงกลยุทธ์ของกองทุน ETF ที่ขับเคลื่อนด้วยปัญญาประดิษฐ์ (AI) เปรียบเทียบกับกองทุนแบบดั้งเดิม โดยอ้างอิงข้อมูลจากกองทุนที่จดทะเบียนและซื้อขายในตลาดทุนสหรัฐอเมริกา ภายใต้บริบทของความผันผวนทางเศรษฐกิจในช่วงปี พ.ศ. 2563–2567 ซึ่งเป็นช่วงเวลาที่เต็มไปด้วยความไม่แน่นอนและการเปลี่ยนแปลงเชิงนโยบายอย่างรวดเร็ว โดยเฉพาะด้านอัตราดอกเบี้ยและสภาพคล่องของตลาด การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบผลตอบแทนและความเสี่ยงของกองทุน และตรวจสอบผลกระทบของปัจจัยเชิงเดี่ยวและเชิงปฏิสัมพันธ์ที่มีต่อประสิทธิภาพการลงทุน โดยเน้นความสัมพันธ์ระหว่างค่าใช้จ่ายกับความเสี่ยง และระหว่างสัญญาณโมเมนตัมกับผลตอบแทน ตลอดจนเสนอกรอบการวิเคราะห์ที่รองรับตรรกะเชิงสัมพันธ์ของตัวแปรในระดับแบบจำลอง

ผลการศึกษาจากข้อมูลรายเดือนของกองทุนตัวแทนชี้ให้เห็นว่า กองทุนที่ขับเคลื่อนด้วย AI มีประสิทธิภาพด้านผลตอบแทนที่ปรับด้วยความเสี่ยงเหนือกว่ากองทุนแบบดั้งเดิมในหลายช่วงเวลา โดยเฉพาะภายใต้ภาวะความผันผวนและการเปลี่ยนแปลงเชิงนโยบาย ปัจจัยด้านค่าใช้จ่ายและระดับความเสี่ยงมีบทบาทร่วมกันต่อความสามารถในการสร้างผลตอบแทน ขณะที่สัญญาณโมเมนตัมสัมพันธ์กับพฤติกรรมผลตอบแทนของกองทุน นอกจากนี้ สภาพคล่องของตลาดยังมีความเชื่อมโยงกับความสมดุลระหว่างผลตอบแทนและความเสี่ยงของพอร์ต แบบจำลองเชิงตรรกะที่ใช้ในการวิเคราะห์ให้ค่าความน่าเชื่อถือทางสถิติอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ และสนับสนุนข้อสรุปเชิงกลยุทธ์ว่าการผสานตรรกะที่ตระหนักถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรช่วยให้กองทุนที่ขับเคลื่อนด้วย AI ปรับกลยุทธ์ได้มีประสิทธิภาพมากขึ้นเมื่อเทียบกับกองทุนแบบดั้งเดิม

คำสำคัญ: กองทุน ETF ที่ขับเคลื่อนด้วย AI กองทุน ETF แบบดั้งเดิม การวิเคราะห์เชิงกลยุทธ์ ตัวแปรปฏิสัมพันธ์ ผลตอบแทนที่ปรับด้วยความเสี่ยง

Abstract

This study examines the strategic performance of exchange-traded funds (ETFs) driven by artificial intelligence (AI) compared with traditional ETFs, using data from funds listed in the United States market. The analysis is conducted within the economic context of 2020–2024, a period characterized by high uncertainty, rapid policy shifts, interest rate fluctuations, and liquidity changes. The research objectives are threefold: (1) to compare the returns and risks of AI-driven and traditional ETFs, (2) to investigate the impact of both single factors and interaction effects on investment performance—particularly the interplay between investment costs and risk, as well as between momentum signals and returns, and (3) to introduce the ISARM+ model, which incorporates logical relationships among financial variables to capture complex market dynamics.

The findings, based on monthly data from four representative ETFs, indicate that AI-driven funds outperform traditional funds in terms of risk-adjusted returns, especially during periods of volatility and policy shifts. Investment costs and their interaction with risk play a

significant role in shaping excess returns, while momentum signals strongly influence return patterns. In addition, market liquidity is closely related to the balance between return and risk. The model employed provides statistically reliable evidence, reinforcing the strategic conclusion that AI-driven ETFs with interaction-aware logic are more capable of adapting their strategies to market conditions than their traditional counterparts.

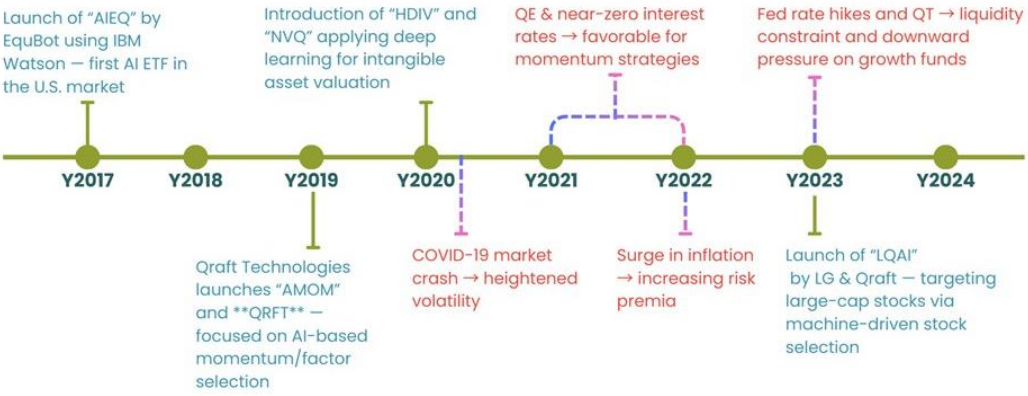
Keywords: AI-driven ETFs, Traditional ETFs, Strategic Analysis, Interaction Terms, Risk-adjusted Performance

บทนำ

ในช่วงไม่กี่ปีที่ผ่านมา ตลาดทุนทั่วโลกเผชิญกับความไม่แน่นอนจากปัจจัยหลายประการ ทั้งการแพร่ระบาดของโควิด 19 ความผันผวนด้านนโยบายการเงิน และการเปลี่ยนแปลงเชิงโครงสร้างทางเทคโนโลยี เหตุการณ์เหล่านี้ส่งผลโดยตรงต่อรูปแบบการลงทุน โดยเฉพาะกองทุนรวมอิงดัชนี (Exchange-Traded Fund: ETF) ซึ่งเป็นเครื่องมือที่ผสมผสานข้อดีของหุ้นและกองทุนรวม กล่าวคือ สามารถซื้อขายได้ในตลาดหลักทรัพย์แบบเรียลไทม์ ขณะเดียวกันยังมีต้นทุนการบริหารจัดการต่ำ ความเปลี่ยนแปลงในตลาดทุนจึงสะท้อนผ่านการปรับตัวของ ETF อย่างมีนัยสำคัญ

ภาพที่ 1

แสดงพัฒนาการของกองทุน AI ETF และเหตุการณ์เศรษฐกิจสำคัญที่มีผลต่อกลยุทธ์การลงทุนในช่วงปี ค.ศ. 2020–2024



จากภาพที่ 1 ข้างต้น แสดงพัฒนาการของกองทุนที่ขับเคลื่อนด้วยปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ซึ่งเข้ามามีบทบาทในกระบวนการลงทุนและการตัดสินใจเชิงกลยุทธ์ ซึ่งที่ผ่านมามีกองทุนรวมส่วนใหญ่ มีการนำ AI มาใช้ในการบริหารกองทุน แต่ไม่มีหลักฐานที่ชัดเจนว่าใช้จริง โดยกองทุนที่ใช้ AI ในการบริหาร (AI-Driven ETF) อย่างแท้จริง ที่แสดงรายละเอียดผ่าน "หนังสือชี้ชวนส่วนสรุปข้อมูลสำคัญของกองทุน" รุ่นแรก คือ AIEQ ที่ใช้ IBM Watson ในการคัดเลือกหลักทรัพย์ ถือเป็นการริเริ่มสำคัญก่อนที่จะมีการขยายตัวของกองทุนจาก Qraft Technologies ได้แก่ AMOM และ QRFT ตลอดจนกองทุนที่ประยุกต์ใช้ Deep Learning และ Machine Learning

การเกิดขึ้นและเติบโตของกองทุนเหล่านี้สัมพันธ์กับเหตุการณ์การเงินระดับโลกหลายครั้ง อาทิ COVID-19 นโยบายการเงินแบบผ่อนคลาย (QE) ภาวะเงินเฟ้อ และการดำเนินมาตรการเข้มงวดทางการเงิน (QT) ของ Federal Reserve ซึ่งทำหน้าที่เป็น “สนามทดสอบ” สำคัญที่สะท้อนทั้งศักยภาพและข้อจำกัดของกองทุน AI-Driven ETF และเมื่อพิจารณาในเชิงการลงทุน สหรัฐอเมริกาถือเป็นตลาดที่เหมาะสมที่สุดในการใช้เป็นกรณีศึกษา เนื่องจากมีสภาพคล่องสูง ระบบข้อมูลสาธารณะที่โปร่งใส และประสบการณ์เผชิญช็อกเชิงนโยบายที่ชัดเจนในช่วงปี พ.ศ. 2563–2567 เหตุการณ์เหล่านี้สามารถถูกมองว่าเป็นการจำลองสถานการณ์วิกฤตการเงินโลกในระดับย่อม ที่เอื้อต่อการศึกษาว่า ตรรกะเชิงกลยุทธ์ (Strategic Logic) ของ AI ซึ่งมีความยืดหยุ่นและปรับตัวได้รวดเร็ว สามารถสร้าง “ประสิทธิภาพเชิงกลยุทธ์” ผ่านผลตอบแทนส่วนเพิ่ม (Excess Return) และผลตอบแทนต่อหน่วยความเสี่ยง (Risk-adjusted Return) ได้อย่างไร

ตารางที่ 1

แนวโน้มงานวิจัยด้าน AI for Investment (พ.ศ. 2558–2567)

ช่วงเวลา	Category Group	จำนวน	งานวิจัย
2015 – 2018	AI Portfolio Strategy & Robo-Advisory, AI for Meta-Analysis & Policy / Explainable AI	1	Güdelek et al. (2017)
2019 – 2021	AI Forecast Models (Return, Risk, Asset Behavior), AI Portfolio Strategy & Robo-Advisory, AI Prediction Models (Return, Risk, Asset Behavior), AI Risk-Based Portfolio Optimization, AI for Meta-Analysis & Policy / Explainable AI	6	Barredo Arrieta et al. (2020), Enke (2019), James (2021), Mehta et al. (2021), Nyukorong (2020), Phurahong (2021)
2022 – 2024	AI Forecast Models, AI Forecast Models (ETF Direction / Sector), AI Forecast Models (Return, Risk, Asset Behavior), AI for Meta-Analysis & Policy / Explainable AI, AI Portfolio Strategy & Robo-Advisory, AI Prediction Models (Return, Risk, Asset Behavior), AI Tracking Error / Risk Modeling, AI Forecast Strategy / Fund Evaluation, Comparative Fund Performance Study, Sentiment, NLP, Language-Driven Strategy,	13	Bertani et al. (2021), Tiwari et al. (2022), Cho et al. (2023), Cilingiroglu (2023), DeMiguel et al. (2009), Gowani and Kanjiani (2024), Hong et al. (2024), Khattak et al. (2023), Kumari (2024), Sutiene et al. (2024), Truyols-Pont et al. (2024), Vuorela (2024)

ตารางที่ 1 ข้างต้น สรุปแนวโน้มการศึกษาด้านการประยุกต์ AI ในกลยุทธ์การลงทุน ซึ่งเพิ่มจำนวนมากขึ้นอย่างต่อเนื่อง โดยเฉพาะในด้านการพยากรณ์ราคาสินทรัพย์และการพัฒนาโมเดลการคาดการณ์ อย่างไรก็ดี วรรณกรรมส่วนใหญ่ยังคงมุ่งเน้นการวิเคราะห์ในระดับสินทรัพย์รายตัวมากกว่าการประเมินเชิงกลยุทธ์ของกองทุนรวม การศึกษาเชิงเปรียบเทียบระหว่างกองทุน AI-Driven ETF กับกองทุนดั้งเดิมยังมีจำกัด อีกทั้งยังขาดการพัฒนา “ตรรกะเชิงกลยุทธ์” (Strategic Logic) ซึ่งหมายถึง การทำความเข้าใจการตัดสินใจของกองทุนผ่านกลไกเชิงความเสี่ยง ผลตอบแทน และตัวแปรเชิงปฏิสัมพันธ์ เช่น ค่าคาดหมายผลตอบแทนกับความเสี่ยง หรือโมเมนตัมกับผลตอบแทนจริง

จากพัฒนาการของกองทุน AI-Driven ETF ภายใต้บริบทของสหรัฐอเมริกาและเหตุการณ์การเงินระดับโลกดังกล่าว จึงเกิดคำถามสำคัญเชิงประจักษ์ว่า กองทุนที่ขับเคลื่อนด้วย AI สามารถสร้างความได้เปรียบเชิงกลยุทธ์เหนือกว่ากองทุนดั้งเดิมได้จริงหรือไม่ โดยเฉพาะในด้านผลตอบแทนส่วนเพิ่ม (Excess Return) และผลตอบแทนต่อหน่วยความเสี่ยง (Risk-adjusted Return) ดังนั้นวัตถุประสงค์หลักของการวิจัยนี้ ประกอบด้วย 1. การเปรียบเทียบผลตอบแทนและความเสี่ยงระหว่างกองทุน AI-Driven ETF และกองทุนดั้งเดิม 2. การวิเคราะห์ผลกระทบของตัวแปรเชิงเดี่ยวและเชิงปฏิสัมพันธ์ต่อประสิทธิภาพของกองทุน และ 3. การพัฒนากรอบแนวคิด Interaction-based Strategic Asset and Risk Model Plus (ISARM+) ซึ่งต่อยอดจากแบบจำลอง ARX เพื่อทำความเข้าใจเชิงกลยุทธ์ โดยที่กรอบแนวคิด ISARM+ ได้อธิบายโครงสร้างการใช้ Interaction Terms เป็นรากฐานในการพัฒนาวิธีการประเมินประสิทธิภาพของกองทุน ETF ที่ขับเคลื่อนด้วย AI อันสามารถนำไปต่อยอดสู่การสร้างแบบจำลองใหม่ในอนาคต งานวิจัยนี้จึงมีส่วนเติมเต็มช่องว่างเชิงทฤษฎีและเชิงประยุกต์ พร้อมทั้งมีนัยเชิงนโยบายต่อนักลงทุน ผู้จัดการกองทุน และผู้กำหนดนโยบาย

วัตถุประสงค์การวิจัย

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการศึกษาประสิทธิภาพเชิงกลยุทธ์ของกองทุน ETF ที่ขับเคลื่อนด้วยปัญญาประดิษฐ์ (AI) เปรียบเทียบกับกองทุนแบบดั้งเดิม ภายใต้บริบทของความผันผวนทางเศรษฐกิจในตลาดทุนสหรัฐอเมริการะหว่างปี พ.ศ. 2563–2567 โดยอาศัยกรอบแนวคิด Interaction-based Strategic Asset and Risk Model Plus (ISARM+) ซึ่งพัฒนาต่อยอดจากแบบจำลอง ARX และออกแบบให้สามารถสะท้อนความสัมพันธ์เชิงปฏิสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยด้านต้นทุน ความเสี่ยง ความเคลื่อนไหวของราคา (โมเมนตัม) และสภาพคล่องกับผลการดำเนินงานของกองทุน ETF โดยมีวัตถุประสงค์การวิจัยดังนี้

1. เพื่อเปรียบเทียบผลตอบแทนและความเสี่ยง ระหว่างกองทุน ETF ที่ขับเคลื่อนด้วย AI และกองทุน ETF แบบดั้งเดิม

2. เพื่อวิเคราะห์อิทธิพลของปัจจัยหลักและความสัมพันธ์เชิงปฏิสัมพันธ์ ได้แก่ ต้นทุนการลงทุน ความเสี่ยง ความเคลื่อนไหวของราคา (โมเมนตัม) และสภาพคล่องที่มีต่อประสิทธิภาพเชิงกลยุทธ์ของกองทุน

3. เพื่อทดสอบสมมุติฐานการวิจัย โดยตรวจสอบความสัมพันธ์เชิงปฏิสัมพันธ์ที่ใช้จริงในการวิเคราะห์ ได้แก่ ต้นทุน × ความเสี่ยง (EXPVAL × LOG_RISK) และโมเมนตัม × ผลตอบแทน (MOMENTUM_FLAG × LOG_RETURN) เพื่อประเมินผลลัพธ์ด้านผลตอบแทนและความเสี่ยงของกองทุน

แนวคิดและวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

กรอบแนวคิด Interaction-based Strategic Asset and Risk Model Plus (ISARM+) ซึ่งพัฒนาต่อยอดจากแบบจำลอง Autoregressive with Exogenous Variables (ARX) โดย ARX เป็นแบบจำลอง

เศรษฐมิติที่นิยมใช้ในวงการการเงินเพื่ออธิบายความสัมพันธ์ระหว่างผลตอบแทนกับปัจจัยภายนอก เช่น ความผันผวนของราคา ดอกเบี้ย หรือสภาพคล่อง Hong et al. (2024) แสดงให้เห็นว่า แบบจำลอง Autoregressive สามารถใช้วิเคราะห์และทำนายพฤติกรรมของกองทุน ETF ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งเป็นเหตุผลสำคัญในการเลือก ARX เป็นฐานการพัฒนา ISARM+

กรอบแนวคิด ISARM+ ออกแบบมาเพื่อสะท้อนความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างที่ซับซ้อน โดยไม่เพียงอธิบายอิทธิพลของปัจจัยเดี่ยว (ต้นทุน ความเสี่ยง โมเมนตัม และสภาพคล่อง) แต่ยังเน้นการวิเคราะห์ปัจจัยเชิงปฏิสัมพันธ์ที่เกิดขึ้นจริงในตลาดทุน Chow et al. (1999) ชี้ว่า ระดับความเสี่ยงและข้อจำกัดในการลงทุนส่งผลต่อประสิทธิภาพโดยรวม ซึ่งถูกนำมาประยุกต์เป็นองค์ประกอบด้านความเสี่ยงใน ISARM+ ขณะที่ Liew and Mayster (2018) แสดงให้เห็นว่า ความต่อเนื่องของผลตอบแทนส่วนเพิ่มและบทบาทของ Robo-advisors สามารถสะท้อนถึงกลยุทธ์ที่ยั่งยืน ซึ่งถูกนำมาใช้เป็นพื้นฐานเชิงแนวคิดด้านความต่อเนื่องของผลตอบแทน นอกจากนี้ Sharpe (1994) ได้วางมาตรฐานอัตราผลตอบแทนต่อความเสี่ยงที่ถูกรวมเข้ามาเพื่อรองรับการวัดอัตราส่วนผลตอบแทนต่อความเสี่ยง (Sharpe Ratio) โดยเมื่อสังเคราะห์งานที่เกี่ยวข้องดังกล่าว ISARM+ จึงถูกออกแบบให้รองรับทั้งผลตอบแทนส่วนเพิ่ม (Jensen’s Alpha) และอัตราส่วนผลตอบแทนต่อความเสี่ยง (Sharpe Ratio) ผ่านการผนวกกลไกเชิงปฏิสัมพันธ์ เช่น ต้นทุน × ความเสี่ยง และ โมเมนตัม × ผลตอบแทน ซึ่งสามารถสะท้อนพลวัตเชิงกลยุทธ์ที่แท้จริงของกองทุน ETF ภายใต้การตัดสินใจด้วย AI

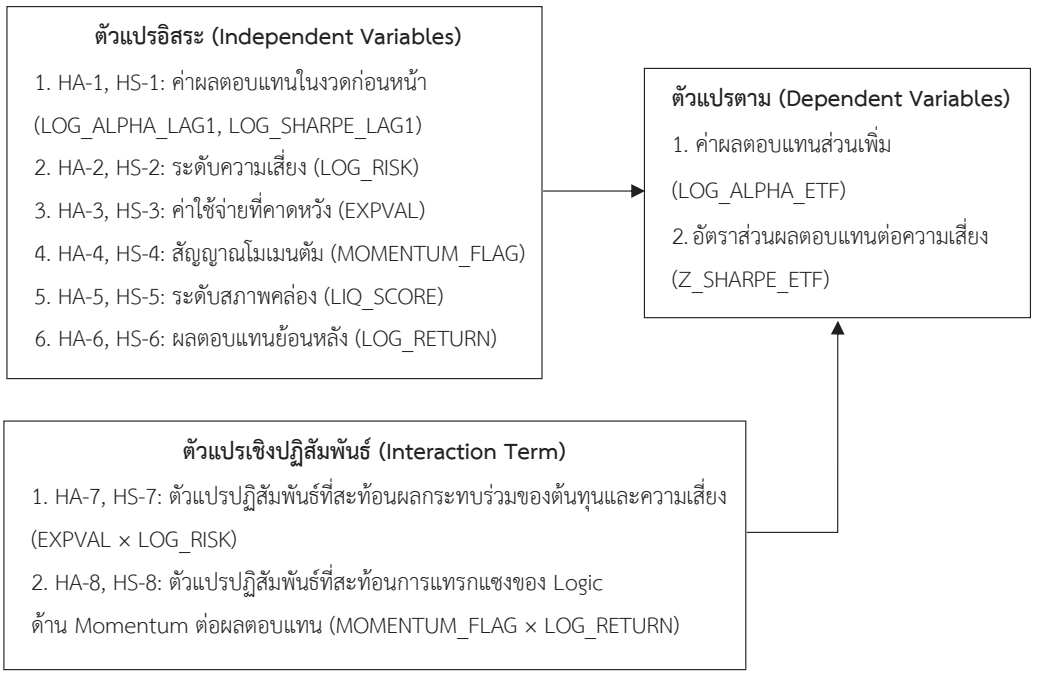
เพื่อสร้างความชัดเจนและเชื่อมโยงทฤษฎีกับการทดสอบเชิงประจักษ์ งานวิจัยนี้จึงกำหนดสมมุติฐานการวิจัย 8 คู่ ครอบคลุมสองมิติหลัก ได้แก่

1. HA-1 ถึง HA-8 (สมมติฐานเชิงกลยุทธ์) มุ่งเน้นการทดสอบ Strategic Validation โดยใช้ LOG_ALPHA เป็นตัวแปรตาม เพื่อเปรียบเทียบศักยภาพของกองทุน ETF ที่ขับเคลื่อนด้วย AI กับกองทุนแบบดั้งเดิม ในการสร้างผลตอบแทนส่วนเพิ่ม (Abnormal Return หรือ Alpha) ซึ่งสะท้อนถึงความสามารถเชิงกลยุทธ์ในการสร้างมูลค่าเกินกว่า Benchmark

2. HS-1 ถึง HS-8 (สมมติฐานเชิงโครงสร้าง) มุ่งเน้นการทดสอบ Structural Validation โดยตรวจสอบอิทธิพลของปัจจัยเชิงโครงสร้างและความสัมพันธ์เชิงปฏิสัมพันธ์ ได้แก่ ต้นทุน ความเสี่ยง โมเมนตัม และสภาพคล่อง ต่อ Risk-adjusted Performance ผ่าน z_sharpe โดยมีเป้าหมายเพื่อประเมินความเสถียรและประสิทธิภาพของแบบจำลองในมิติการจัดการความเสี่ยง

ภาพที่ 2

โครงสร้างแนวคิดการวิเคราะห์กองทุน ETF ภายใต้โมเดล



ทฤษฎีและแนวคิดที่เกี่ยวข้อง

ตัวแปรอิสระ (Independent Variables)

1. ค่าผลตอบแทนในงวดก่อนหน้า (LOG_ALPHA_LAG1, LOG_SHARPE_LAG1)

ตัวแปรทั้งสองใช้เพื่อประเมินลักษณะความต่อเนื่องของผลการดำเนินงานกองทุนในอดีต โดยสะท้อนพฤติกรรมการดำเนินงานของกองทุนในเชิงความต่อเนื่อง (Performance Persistence) โดยเฉพาะอย่างยิ่งในด้าน Jensen's Alpha และ Sharpe Ratio ซึ่งเป็นตัวแทนของผลตอบแทนเชิงสัมพัทธ์และเชิงความเสี่ยงในอดีต แนวคิดนี้ได้รับการสนับสนุนจากงานวิจัยของ Carhart (1997) ที่แสดงว่า กองทุนที่มีผลการดำเนินงานโดดเด่นในอดีตมีแนวโน้มสร้างผลตอบแทนที่เหนือกว่าค่าเฉลี่ยในอนาคต และมีความสอดคล้องกับสมมุติฐาน HA-1 และ HS-1 ที่ใช้ในแบบจำลอง AI ในการประเมินผลการเรียนรู้จากข้อมูลในอดีต

2. ระดับความเสี่ยง (LOG_RISK)

ตัวแปรนี้วัดจากค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของผลตอบแทนแบบลอการิทึมในช่วง 3 เดือน ซึ่งใช้เพื่อสะท้อนความแปรปรวนของผลตอบแทนรายช่วงเวลา แนวคิดนี้มีบทบาทสำคัญในการประเมินทั้งผลตอบแทนส่วนเพิ่ม (Alpha) และความสามารถในการสร้างผลตอบแทนเชิงความเสี่ยง (Sharpe Ratio) โดยงานของ Servaes and Sigurdsson (2018) และ Goel et al. (2022) สนับสนุนตรรกะดังกล่าวในเชิงประจักษ์ โดยแสดงให้เห็นว่า Volatility และความเสี่ยงของกองทุนมีผลต่อทั้งค่า Jensen's Alpha และ Sharpe Ratio โดยสอดคล้องกับสมมุติฐาน HA-2 และ HS-2 ที่เน้นผลของ Log-risk ต่อ Performance

3. ค่าใช้จ่ายที่คาดหวัง (EXPVAL)

ต้นทุนรายเดือนโดยประมาณของผู้ลงทุนในแต่ละกองทุน ซึ่งคำนวณจากการนำ Total Return คูณกับค่าใช้จ่ายเฉลี่ยรายเดือน (Derived from Expense Ratio) ตัวแปรนี้สะท้อนความเหลื่อมล้ำระหว่างความคาดหวังกับต้นทุนที่แท้จริงในบริบทของพฤติกรรมผู้ลงทุน โดยเฉพาะในกองทุนที่ขับเคลื่อนด้วยระบบ AI ซึ่งมักมีต้นทุนแฝงเชิงกลยุทธ์ โดยงานวิจัยของ Kacperczyk et al. (2005) แสดงหลักฐานเชิงประจักษ์ว่ากองทุนที่มีค่าใช้จ่ายสูงกว่ามักจะสร้างผลตอบแทนสุทธิที่ต่ำกว่าและมี Sharpe Ratio ที่ต่ำกว่า ซึ่งสอดคล้องกับตรรกะของสมมติฐาน HA-3 และ HS-3 ที่เสนอผลเชิงลบของ EXPVAL ต่อทั้ง Alpha และ Sharpe Ratio

4. สัญญาณโมเมนตัม (MOMENTUM_FLAG)

ตัวแปรนี้ใช้ระบุว่า กองทุนมีแนวโน้มผลตอบแทนที่ต่อเนื่องหรือไม่ โดยใช้ในการวิเคราะห์ว่ากองทุนมีลักษณะของ Return ต่อเนื่องหรือไม่ โดยอิงจากการเปรียบเทียบ Total Return กับค่าเฉลี่ยย้อนหลัง 3 เดือน ตรรกะนี้เชื่อมโยงกับแนวคิดด้านราคาทางเทคนิค เช่น Price-Momentum และ Trend Following ซึ่งเป็นที่นิยมในกองทุนเชิงกลยุทธ์ งานวิจัยของ Carhart (1997) และ Hanauer and Windmüller (2019) ให้หลักฐานเชิงประจักษ์ว่า กองทุนที่มีสัญญาณโมเมนตัมชัดเจนมักให้ผลตอบแทนที่สูงกว่า พร้อมทั้งแสดงว่าโมเมนตัมที่มี Risk-managed จะนำไปสู่ค่า Sharpe Ratio ที่สูงขึ้น และมีความสอดคล้องตรงกับสมมุติฐาน HA-4 และ HS-4

5. ระดับสภาพคล่อง (LIQ_SCORE)

ตัวแปร LIQ_SCORE ใช้เพื่อสะท้อนระดับความสามารถในการเปลี่ยนมือของหน่วยลงทุนในตลาดรอง โดยวัดจากอันดับเปอร์เซ็นไทล์ของปริมาณการซื้อขายเฉลี่ยรายวัน ตัวแปรนี้เชื่อมโยงกับแนวคิดของตลาดที่มีต้นทุนการเปลี่ยนสถานะสูง ซึ่งอาจกระทบต่อผลตอบแทนสุทธิในรูปแบบของ Alpha และ Sharpe Ratio งานของ Pastor and Stambaugh (2003) แสดงให้เห็นว่า Liquidity Risk ถูกสะท้อนใน Expected Return และมีผลกระทบต่อ Performance Metrics ที่อิง Volatility ขณะที่ Amihud (2002) ระบุว่า Illiquidity มีผลต่อผลตอบแทนของสินทรัพย์ ซึ่งสอดคล้องกับสมมุติฐาน HA-5 และ HS-5 ที่เสนอว่า สภาพคล่องของกองทุนมีผลต่อทั้งผลตอบแทนส่วนเพิ่ม (Alpha) และประสิทธิภาพเชิงความเสี่ยง (Sharpe Ratio) โดยกองทุนที่มีสภาพคล่องต่ำมักมีประสิทธิภาพต่ำกว่า ทั้งในเชิงผลตอบแทนปรับความเสี่ยงและผลตอบแทนสัมพัทธ์

6. ผลตอบแทนย้อนหลัง (LOG_RETURN)

LOG_RETURN คือ ผลตอบแทนรายเดือนของ ETF ที่คำนวณในรูปของ Log Return เพื่อสะท้อนการเปลี่ยนแปลงเชิงสะสมของมูลค่าการลงทุนในลักษณะที่เป็นสัดส่วนและลดผลกระทบจาก Extreme Volatility แนวคิดนี้สามารถเชื่อมโยงกับการวิเคราะห์ผลตอบแทนเชิงตรรกะและ Non-Linearity ของโมเดล โดยเฉพาะในบริบทของกลยุทธ์ Momentum งานของ Hanauer and Windmüller (2019) แสดงให้เห็นว่า การใช้ Log Return เป็นฐานในการคัดเลือกและจัดการ Momentum Strategy ช่วยเพิ่ม Sharpe Ratio และ Alpha อย่างมีนัยสำคัญ ซึ่งสอดคล้องกับสมมุติฐาน HA-6 และ HS-6 ที่เสนอว่า Log Return มีผลต่อประสิทธิภาพของกองทุนทั้งในมิติผลตอบแทนสัมพัทธ์และเชิงความเสี่ยง

ตัวแปรเชิงปฏิสัมพันธ์ (Interaction Term)

1. ตัวแปรปฏิสัมพันธ์ที่สะท้อนผลกระทบร่วมของต้นทุนและความเสี่ยง (EXPVAL × LOG_RISK)

ตัวแปรปฏิสัมพันธ์ EXPVAL × LOG_RISK ใช้สะท้อนผลกระทบเชิงซ้อนของความคาดหวังด้านต้นทุนภายใต้บริบทของความเสี่ยงที่เกิดขึ้นจริง โดยสะท้อนลักษณะของผู้ลงทุนที่ตอบสนองอย่างไม่สมมาตรต่อค่าธรรมเนียมในสถานการณ์ที่มีความผันผวนสูง ตรรกะนี้สอดคล้องกับแนวคิด Behavioral Cost Sensitivity และ Bounded Rationality โดยเฉพาะในกลุ่มกองทุน AI-driven งานของ Servaes and Sigurdsson

(2018) และ Goel et al. (2022) ให้หลักฐานเชิงประจักษ์ว่า การออกแบบโครงสร้างค่าธรรมเนียมที่สัมพันธ์กับระดับความเสี่ยงมีผลต่อทั้ง Alpha และ Sharpe Ratio อย่างมีนัยสำคัญ และสอดคล้องกับสมมุติฐาน HA-7 และ HS-7 ที่เสนอว่า Interaction ระหว่าง EXPVAL และ LOG_RISK มีผลโดยตรงต่อประสิทธิภาพของกองทุนในเชิงผลตอบแทนและความเสี่ยง

2. ตัวแปรตัวแปรปฏิสัมพันธ์ที่สะท้อนการแทรกแซงของ Logic ด้าน Momentum ต่อผลตอบแทน (MOMENTUM_FLAG × LOG_RETURN)

ตัวแปรปฏิสัมพันธ์ MOMENTUM_FLAG × LOG_RETURN ใช้แสดงถึงกลไกของกลยุทธ์ Momentum ที่ต้องอาศัยทั้งสัญญาณทางเทคนิคและผลตอบแทนที่เกิดขึ้นจริง โดยสะท้อนแนวคิดเชิงตรรกะของโมเดลที่ตอบสนองต่อเงื่อนไขทางตลาดแบบ Adaptive งานของ Hanauer and Windmüller (2019) ให้หลักฐานเชิงประจักษ์ว่า Interaction ระหว่างสัญญาณ Momentum กับระดับผลตอบแทนมีผลต่อ Sharpe Ratio และ Alpha อย่างมีนัยสำคัญ โดยเฉพาะในโมเดลที่ใช้ Risk-managed Momentum ดังนั้นจึงสอดคล้องกับสมมุติฐาน HA-8 และ HS-8 ซึ่งเสนอว่า การแทรกแซงของ Logic เชิงโมเมนตัมต่อผลตอบแทนมีผลต่อประสิทธิภาพของกองทุน

วิธีดำเนินการวิจัย

1. แหล่งข้อมูลและกลุ่มตัวอย่าง

งานวิจัยนี้อาศัยข้อมูลรายเดือนจากกองทุน ETF จำนวน 4 กองทุน ในช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2563 ถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ครอบคลุมระยะเวลา 60 เดือน โดยแบ่งออกเป็นสองกลุ่ม ได้แก่ กองทุนที่ใช้ระบบปัญญาประดิษฐ์ (AI ETFs) คือ AIEQ และ AMOM และกองทุนแบบดั้งเดิม (TD ETFs) คือ SPMO และ AVUS การคัดเลือกกองทุน AI ETFs ดำเนินการจากการตรวจสอบ Factsheet ของกองทุน ซึ่งแสดงหลักฐานอย่างเป็นทางการว่า มีการใช้ AI ในระดับกลยุทธ์การบริหารพอร์ตอย่างแท้จริง ผลการตรวจสอบพบเพียงสองกองทุน คือ AIEQ และ AMOM ที่เข้าเกณฑ์ดังกล่าว

เพื่อให้เกิดการเปรียบเทียบที่มีความสมดุล กลุ่มกองทุน TD ETFs ถูกคัดเลือกโดยอิงหลักการจับคู่เชิงกลยุทธ์ (Strategy-based Matching) โดยพิจารณาให้ทั้งสองกลุ่มอยู่ใน Asset Segment และ Asset Allocation ที่ใกล้เคียงกัน กล่าวคือ ทั้งหมดเป็นกองทุนหุ้นสหรัฐ (U.S. equity ETFs) ที่มีโครงสร้างพอร์ตแบบกระจายตัวในลักษณะกว้าง (Broad-market Allocation) แตกต่างกันเพียงในเชิงตรรกะของกลยุทธ์การบริหาร โดยกองทุน AI ใช้ AI-Driven Decision Making ในขณะที่กองทุน TD ใช้ Rule-based และ Relative Strength โดยไม่มีการใช้ระบบอัจฉริยะโดยตรง การเลือกกลุ่มตัวอย่างในลักษณะนี้ทำให้งานวิจัยสามารถทำหน้าที่เป็น กรณีศึกษาเชิงลึก (In-depth Case Study) ที่สะท้อนความแตกต่างด้านกลยุทธ์อย่างแท้จริง ภายใต้โครงสร้างการลงทุนที่ใกล้เคียงกัน

2. การเตรียมข้อมูลและการแปลงค่าตัวแปร

การศึกษานี้ใช้ข้อมูล ผลตอบแทนรวม (Total Return) ของแต่ละกองทุน ซึ่งสะท้อนทั้งการเปลี่ยนแปลงของราคาหน่วยลงทุนและเงินปันผลที่ผู้ลงทุนได้รับในแต่ละเดือน เพื่อให้สามารถประเมินผลตอบแทนที่แท้จริงได้อย่างครบถ้วน ในการคำนวณ Jensen’s Alpha ได้มีการกำหนดดัชนีอ้างอิง (Benchmark) ให้สอดคล้องกับลักษณะกลยุทธ์ของกองทุนแต่ละประเภท โดยกองทุน AMOM และ SPMO อ้างอิงกับ SPMOIV Index, กองทุน AIEQ อ้างอิงกับ AIPEX Index และกองทุน AVUS อ้างอิงกับ Russell 3000 Index (RU3000) การกำหนด Benchmark ในลักษณะนี้ช่วยให้การประเมินผลตอบแทนส่วนเกินมีความถูกต้องและสะท้อนเงื่อนไขของแต่ละกองทุนได้ชัดเจน

หลังจากรวบรวมข้อมูลรายเดือนครบถ้วนแล้ว ตัวแปรทั้งหมดได้รับการแปลงให้อยู่ในรูป Z-score เพื่อควบคุมความแตกต่างของหน่วยวัดและขนาดกองทุน ตลอดจนช่วยลดอิทธิพลของค่าผิดปกติ (Outlier) และทำให้การกระจายตัวของข้อมูลมีความสมมาตรมากขึ้น การทำให้ข้อมูลอยู่ในสเกลมาตรฐานเช่นนี้เอื้อต่อการเปรียบเทียบในระดับกลุ่มกองทุน อีกทั้งยังทำให้การตีความค่าสัมประสิทธิ์ในแบบจำลอง ARX และ ISARM+ มีความชัดเจน โดยเฉพาะในกรณีที่มีการทดสอบตัวแปรเชิงปฏิสัมพันธ์ (Interaction Terms) ซึ่งจำเป็นต้องอยู่ในหน่วยวัดที่เทียบเคียงกันได้

3. แบบจำลองที่ใช้ในการวิเคราะห์

งานวิจัยนี้ใช้แบบจำลอง ISARM+ (Interaction-based Strategic Asset and Risk Model Plus) ซึ่งพัฒนาต่อยอดจากโครงสร้างพื้นฐานของ ARX (Autoregressive with Exogenous Variables) แบบจำลอง ARX ได้รับความนิยมอย่างกว้างขวางในงานด้านการเงิน เนื่องจากสามารถอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างพฤติกรรมเชิงเวลา (Autoregressive Structure) และอิทธิพลจากตัวแปรภายนอก (Exogenous Inputs) ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

สิ่งที่ทำให้ ISARM+ แตกต่าง คือ การผนวก Interaction Terms เข้ามาเพื่อสะท้อนเงื่อนไขเชิงตรรกะที่เปลี่ยนแปลงไปตามบริบทกลยุทธ์ของกองทุน เช่น ต้นทุน × ความเสี่ยง หรือสัญญาณโมเมนตัม × ผลตอบแทนจริง การออกแบบเช่นนี้ช่วยให้การวิเคราะห์สามารถมองเห็นความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนและไม่เชิงเส้นในตลาดทุน โดยมีรากฐานจากแนวคิด Behavior-informed Modeling และ Pattern-aware Regression ตามข้อเสนอของ Kacperczyk et al. (2005) และ Li et al. (2025) ซึ่งชี้ว่า การเรียนรู้จากตัวแปรเชิงปฏิสัมพันธ์สามารถเพิ่มความสามารถของโมเดล AI ในการประมวลสัญญาณและตัดสินใจอย่าง Context-aware สอดคล้องกับพลวัตของตลาดการลงทุนจริง

4. ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูล

การวิเคราะห์ในงานวิจัยนี้ใช้ ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series) รายเดือนของกองทุน ETF แต่ละกองทุน ครอบคลุมระยะเวลา 60 เดือน โดยวิเคราะห์แยกเป็นรายกองทุน เพื่อให้เข้าใจลักษณะเฉพาะเชิงกลยุทธ์ของแต่ละกองทุนอย่างละเอียด การประมาณค่าใช้ แบบจำลอง ARX (Autoregressive with Exogenous Variables) ซึ่งสามารถผสมผสานทั้งผลกระทบจากค่าในอดีต (Lagged Values) และอิทธิพลจากตัวแปรภายนอก (Exogenous Inputs) เช่น ความเสี่ยง ต้นทุน และโมเมนตัม นอกจากนี้ ยังพัฒนาต่อยอดสู่ ISARM+ เพื่อรองรับ Interaction Terms ที่สะท้อนตรรกะเชิงกลยุทธ์ของกองทุน ETF ภายใต้สภาวะตลาดจริง โดยขั้นตอนการวิเคราะห์ ประกอบด้วย

1. การเตรียมข้อมูลดิบ คำนวณ Log Return รายเดือนของแต่ละกองทุน และจัดกลุ่มเป็น AI ETFs และ TD ETFs

2. การแปลงข้อมูล ปรับค่าทุกตัวแปรให้อยู่ในรูป Z-score เพื่อควบคุมความแตกต่างของขนาดและลดผลกระทบจาก Outlier

3. การกำหนด Benchmark ใช้ดัชนีอ้างอิงที่สอดคล้องกับกลยุทธ์ ได้แก่ AMOM, SPMO ใช้ SPMOIV Index, AIEQ ใช้ AIPEX Index และ AVUS ใช้ Russell 3000 (RU3000)

4. การสร้างตัวแปรปฏิสัมพันธ์ คำนวณ Interaction Term สำหรับ EXPVAL × LOG_RISK, MOMENTUM_FLAG × LOG_RETURN

5. การประมาณค่าแบบจำลอง ใช้ ARX Model แยกวิเคราะห์กลุ่ม AI และ TD พร้อมตรวจสอบค่าความสัมพันธ์ของตัวแปรกับผลลัพธ์

6. การสังเคราะห์ผลลัพธ์ ประเมินเชิงกลยุทธ์โดยอ้างอิงจากค่า p-value, R^2, และทิศทางผลกระทบของตัวแปร เพื่อสรุปบทเรียนเชิงกลยุทธ์ที่แตกต่างระหว่างกองทุน AI ETFs และ TD ETFs

ด้วยกระบวนการนี้ งานวิจัยสามารถตรวจสอบพลวัตเชิงกลยุทธ์ของกองทุน ETF ได้อย่างเป็นระบบ และสะท้อนให้เห็นถึงความแตกต่างของตรรกะการตัดสินใจแบบ AI-driven และ Rule-based อย่างชัดเจน

ผลการวิจัย

1. คุณภาพของแบบจำลอง (Model Fit)

เพื่อสร้างความน่าเชื่อถือของผลการวิเคราะห์ จำเป็นต้องตรวจสอบคุณภาพของแบบจำลอง (Model Fit) ก่อนการตีความเชิงลึก โดยใช้สถิติสำคัญ ได้แก่ ค่า R^2 และ Adjusted R^2 เพื่อสะท้อนความสามารถของตัวแบบในการอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรตาม รวมถึงค่า Prob (F-statistic) ที่ใช้ทดสอบนัยสำคัญโดยรวมของสมการถดถอย หากค่าเหล่านี้อยู่ในระดับที่เหมาะสม จะช่วยยืนยันว่าแบบจำลองมีความน่าเชื่อถือ และสามารถนำไปใช้ในการทดสอบสมมติฐานเชิงกลยุทธ์ต่อไปได้

ตารางที่ 2

แสดงผลการประเมินคุณภาพของแบบจำลอง

No.	กองทุน	ตัวแปรตาม	R^2	Adj. R^2	Prob (F-statistic)
1	AMOM	LOG_AlPHA	0.433	0.342	3.04E-05
	(AI)	Z_SHARPE	0.737	0.695	1.19E-09
2	AIEQ	LOG_AlPHA	0.979	0.976	7.94E-41
	(AI)	Z_SHARPE	0.533	0.458	0.00132
3	SPMO	LOG_AlPHA	0.308	0.198	2.21E-05
	(Traditional)	Z_SHARPE	0.667	0.613	2.03E-07
4	AVUS	LOG_AlPHA	0.374	0.274	2.31E-07
	(Traditional)	Z_SHARPE	0.368	0.267	2.61E-07

การตรวจสอบคุณภาพของแบบจำลอง (Model Fit) เป็นขั้นตอนสำคัญในการยืนยันความน่าเชื่อถือของผลการวิเคราะห์ โดยในงานวิจัยนี้ได้ใช้ตัวแปรตามสองประเภท ได้แก่ LOG_AlPHA (ผลตอบแทนส่วนเพิ่ม) และ Z_SHARPE (ค่าผลตอบแทนที่ปรับด้วยความเสี่ยง) เพื่อประเมินคุณภาพของโมเดลสำหรับกองทุน ETF ทั้งสี่กองทุน ทั้งในกลุ่มที่ขับเคลื่อนด้วย AI และกลุ่มดั้งเดิม ตามที่สรุปไว้ในตารางที่ 1

ผลการวิเคราะห์ พบว่า กองทุน AMOM มีค่า R^2 = 0.737 และ Adjusted R^2 = 0.695 เมื่อใช้ Z_SHARPE เป็นตัวแปรตาม สะท้อนว่าแบบจำลองสามารถอธิบายความแปรปรวนของค่าผลตอบแทนที่ปรับด้วยความเสี่ยงได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยมีค่า Prob(F-statistic) = 1.19e-09 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติ ขณะที่ผลการประเมินในมิติของ LOG_AlPHA แม้จะแสดงค่า R^2 ที่ต่ำกว่า (0.433) แต่ยังคงมีนัยสำคัญเชิงสถิติ ($p < 0.001$) ส่วนกองทุน AIEQ พบว่า แบบจำลองที่ใช้ LOG_AlPHA มีคุณภาพสูงมาก (R^2 = 0.979, Adj.R^2 = 0.976, $p \approx 0.0$) แต่เมื่อพิจารณาในมิติของ Z_SHARPE กลับพบค่า R^2 เพียง 0.533 แสดงถึง

ความไม่เสถียรของแบบจำลองในเชิง Risk-adjusted Performance สำหรับกองทุนดั้งเดิม เช่น SPMO และ AVUS แม้ค่า Prob(F-statistic) จะแสดงนัยสำคัญ (< 0.001) แต่ค่า R^2 และ Adjusted R^2 อยู่ในระดับที่ต่ำกว่ากองทุน AI อย่างชัดเจน สะท้อนข้อจำกัดของแบบจำลองในการอธิบายความแปรปรวนของผลตอบแทน

โดยสรุป การเปรียบเทียบระหว่างกลุ่มกองทุนแสดงให้เห็นว่า AI ETFs มีคุณภาพของแบบจำลองสูงกว่ากองทุนดั้งเดิมอย่างต่อเนื่อง โดยเฉพาะ AMOM ซึ่งมีความเสถียรในด้าน Risk-adjusted Performance และ AIEQ ในมิติของ LOG_AlPHA ที่สะท้อนถึงความเหมาะสมของโมเดลในระดับสูงมาก ผลลัพธ์ดังกล่าวตอกย้ำศักยภาพของกองทุนที่ขับเคลื่อนด้วย AI ในการสร้างแบบจำลองเชิงสถิติที่สามารถอธิบายความแตกต่างของผลตอบแทนได้อย่างมีนัยสำคัญ และสามารถใช้เป็นฐานเชิงประจักษ์ที่น่าเชื่อถือสำหรับการตีความในขั้นตอนถัดไปของการวิจัย

2. ผลการทดสอบสมมติฐาน

การทดสอบสมมติฐานภายใต้แบบจำลอง ISAMR+ มีเป้าหมายเพื่อประเมินว่า ปัจจัยเชิงกลยุทธ์และตัวแปรปฏิสัมพันธ์สามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของผลตอบแทนส่วนเพิ่ม (LOG_AlPHA) และผลตอบแทนที่ปรับด้วยความเสี่ยง (Z_SHARPE) ได้อย่างมีนัยสำคัญหรือไม่ โดยตารางที่ 2 แสดงค่าสัมประสิทธิ์จากการวิเคราะห์ถดถอยตามสมมติฐาน HA-1 ถึง HA-8 และ HS-1 ถึง HS-8 ซึ่งครอบคลุมทั้ง Persistence, Risk-return Trade-off, Momentum Logic รวมถึงปฏิสัมพันธ์เชิง Cost-risk และ Conditional Momentum เพื่อใช้เปรียบเทียบความแตกต่างเชิงกลยุทธ์ระหว่างกองทุน AI-driven (AMOM, AIEQ) และกองทุนดั้งเดิม (SPMO, AVUS) อันจะเป็นรากฐานสำหรับการอภิปรายเชิงลึกในลำดับถัดไป

ตารางที่ 3

สรุปผลการวิเคราะห์ถดถอยของตัวแปรอิสระเชิงกลยุทธ์

รหัสสมมติฐาน	ตัวแปรตาม (Y)	ตัวแปรอิสระ (X)	ทิศทางความสัมพันธ์	ค่าสัมประสิทธิ์ (Coefficient)			
			AI	TD	AMOM (AI)	AIEQ (AI)	SPMO (TD)
HA-1	LOG_ALPHA	LOG_ALPHA_LAG1	ลบ		0.1747	-0.0187	-0.4244***
HA-2	LOG_ALPHA	LOG_RISK			0.0035	-0.0014	0.0004
HA-3	LOG_ALPHA	EXPVAL	ลบ	ลบ	-1.3543**	-0.0186	-0.2875*
HA-4	LOG_ALPHA	MOMENTUM_FLAG		ลบ	-0.0016	-0.0034	-0.0011
HA-5	LOG_ALPHA	LIQ_SCORE			-0.0004	-0.0032	0.0001
HA-6	LOG_ALPHA	LOG_RETURN	บวก	บวก	0.1869***	0.7939***	-0.0012
HA-7	LOG_ALPHA	z(EXPVAL × LOG_RISK)		ลบ	-0.0008	0.0008	-0.0005**
HA-8	LOG_ALPHA	z(MOMENTUM_FLAG × LOG_RETURN)			-0.0081**	0.0017	-0.0009
HS-1	Z_SHARPE	Z_SHARPE_LAG1	บวก	บวก	0.6607***	0.22200.5652***	
HS-2	Z_SHARPE	LOG_RISK	บวก	บวก	0.5264***	0.7848***	0.5068***
HS-3	Z_SHARPE	EXPVAL			-34.2796	40.918	-45.1784
HS-4	Z_SHARPE	MOMENTUM_FLAG			-0.1312	0.1459	0.1682

ตารางที่ 3 (ต่อ)

รหัสสมมติฐาน	ตัวแปรตาม (Y)	ตัวแปรอิสระ (X)	ทิศทางความสัมพันธ์	ค่าสัมประสิทธิ์ (Coefficient)			
			AI	TD	AMOM (AI)	AIEQ (AI)	SPMO (TD)
HS-5	Z_SHARPE	LIQ_SCORE	บวก	ลบ	1.0582**	1.9313**	-0.1180
HS-6	Z_SHARPE	LOG_RETURN	บวก		4.5942***	0.7026	2.6032
HS-7	Z_SHARPE	z(EXPVAL x LOG_RISK)	บวก	บวก	0.2734***	-0.1695	0.2191***
HS-8	Z_SHARPE	z(MOMENTUM_FLAG x LOG_RETURN)			-0.0108	-0.1885	-0.0944

*** มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ < 0.01, ** มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ < 0.05, * มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ < 0.1

ผลการทดสอบสมมติฐานเชิงกลยุทธ์ต่อผลตอบแทนส่วนเพิ่ม (LOG_AlPHA): HA-1 ถึง HA-8

ผลการทดสอบสมมติฐาน HA-1 ถึง HA-8 แสดงให้เห็นว่า AI ETFs โดยเฉพาะ AMOM และ AIEQ มีความได้เปรียบในหลายมิติ ตัวอย่างที่เด่นชัด คือ สมมติฐาน HA-6 (LOG_RETURN) ซึ่งสะท้อนความต่อเนื่องของผลตอบแทน โดยกองทุน AIEQ (ค่าสัมประสิทธิ์ = 0.7939*), AMOM (0.1869), และ AVUS (0.1029)** แสดงค่าสัมประสิทธิ์เชิงบวกที่มีนัยสำคัญทางสถิติ ($p < 0.01$) อย่างไรก็ตาม ค่าที่ปรากฏใน AIEQ และ AMOM มีความโดดเด่นกว่ากองทุนอื่น ซึ่งสะท้อนศักยภาพของ AI ETFs ในการใช้สัญญาณ Return Persistence เพื่อสร้างอัลฟ่าอย่างมีประสิทธิภาพ แนวคิดนี้สอดคล้องกับทฤษฎี Adaptive Market Hypothesis (Lo, 2004) และการศึกษาเชิงประจักษ์ของ Carhart (1997) ที่ชี้ว่า ผลตอบแทนต่อเนื่องสามารถสร้างผลลัพธ์เชิงบวกได้ในหลายบริบทการลงทุน

ในอีกด้านหนึ่ง TD ETFs โดยเฉพาะ SPMO และ AVUS มีความเด่นในสมมติฐานที่เกี่ยวกับปัจจัยเชิงโครงสร้าง ได้แก่ HA-5 (RISK_LIQ_SCORE) ซึ่ง AVUS มีค่าสัมประสิทธิ์ = -0.0045** ($p < 0.05$) สะท้อนว่ากองทุนดั้งเดิมตอบสนองต่อปัจจัยความเสี่ยงและสภาพคล่องได้อย่างมีนัยสำคัญ อีกทั้ง HA-7 (EXPVAL x LOG_RISK) ของ SPMO มีค่าสัมประสิทธิ์ = -0.0005** ($p < 0.05$) แสดงถึงการสะท้อนปฏิสัมพันธ์ระหว่างต้นทุนและความเสี่ยงที่มีทิศทางตรงตามทฤษฎี ซึ่งสอดคล้องกับกรอบแนวคิด Cost–risk Interaction ที่ได้รับการสนับสนุนจากงานของ Barroso and Santa-Clara (2015) และ Pollet and Wilson (2008) ในขณะเดียวกัน HA-1 (LOG_ALPHA_LAG1) ของ SPMO (ค่าสัมประสิทธิ์ = -0.4244*) แม้จะมีทิศทางตรงข้ามกับทฤษฎี Persistence Logic แต่สะท้อนเอกลักษณ์ของกลยุทธ์ Passive Momentum ที่ TD ETF ใช้ในการบริหารจัดการ ดังนั้นผลของการวิจัยแสดงให้เห็นถึงกองทุนดั้งเดิมยังคงมีบทบาทสำคัญในด้าน Cost–risk Interaction และ Liquidity–risk Trade-Off ซึ่ง AI ETFs ยังไม่สามารถอธิบายได้อย่างมั่นคง

ผลการทดสอบสมมติฐานเชิงโครงสร้างต่อผลตอบแทนที่ปรับด้วยความเสี่ยง (Z_SHARPE): HS-1 ถึง HS-8

ผลการทดสอบ HS-1 ถึง HS-8 ชี้ว่า AI ETFs โดยเฉพาะ AMOM และ AIEQ มีความโดดเด่นในด้าน Persistence และการบูรณาการสภาพคล่อง โดย HS1 (Z_SHARPE_LAG1) แสดงให้เห็นว่า AMOM (0.6607***), SPMO (0.5652***), และ AIEQ (0.2220**) มีค่าสัมประสิทธิ์เชิงบวกและมีนัยสำคัญทางสถิติ สะท้อนถึงความต่อเนื่องของประสิทธิภาพการลงทุน (Performance Persistence) ที่สอดคล้องกับ Persistence Logic และงานของ Carhart (1997) ที่ยืนยันว่า กองทุนจำนวนมากมีผลการดำเนินงานที่ต่อเนื่อง นอกจากนี้ HS-5 (LIQ_SCORE) สนับสนุนบทบาทของสภาพคล่อง โดย AMOM (1.0582**) และ AIEQ (1.9313**) แสดงค่าสัมประสิทธิ์เชิงบวกและมีนัยสำคัญ สอดคล้องกับทฤษฎีของ Acharya and Pedersen (2005) ที่ชี้ว่า สภาพคล่องสามารถอธิบายความแตกต่างด้านผลตอบแทนได้ ขณะเดียวกัน HS-6 (LOG_RETURN) พบว่า AMOM (4.5942***) มีค่าสัมประสิทธิ์สูง ซึ่งชี้ถึงการตอบสนองที่มีประสิทธิภาพต่อ Momentum Signal และสอดคล้องกับ Jegadeesh and Titman (1993) ที่เสนอว่า การลงทุนเชิง Momentum สามารถสร้างผลตอบแทนส่วนเกินได้อย่างต่อเนื่อง ผลลัพธ์เหล่านี้แสดงให้เห็นว่า AI ETFs สามารถใช้ Persistence และ Liquidity Signals เพื่อสร้างผลตอบแทนเชิง Risk-adjusted ที่โดดเด่นได้จริง ในอีกด้านหนึ่ง TD ETFs โดยเฉพาะ AVUS และ SPMO มีจุดแข็งในมิติของ Cost–risk Interaction และ Structural Balance โดย HS-7 (EXPVAL × LOG_RISK) ของ SPMO (0.2191***) และ AVUS (0.1410***) มีค่าสัมประสิทธิ์เชิงบวกและมีนัยสำคัญ สอดคล้องกับงานของ Barroso and Santa-Clara (2015) และ Pollet and Wilson (2008) ที่ชี้ว่า ปฏิสัมพันธ์ระหว่างต้นทุนและความเสี่ยงสามารถอธิบายความแตกต่างในผลตอบแทนได้ นอกจากนี้ HS-5 (LIQ_SCORE) ของ AVUS (-0.6002*) มีค่าสัมประสิทธิ์ติดลบและมีนัยสำคัญทางสถิติ สะท้อนข้อจำกัดด้านสภาพคล่องของกองทุนที่จัดการแบบ passive อย่างไรก็ตาม ผลลัพธ์นี้ยืนยันมุมมองว่ากองทุนดั้งเดิมยังสะท้อนโครงสร้างตลาดได้อย่างชัดเจน ขณะที่ HS-1 (Z_SHARPE_LAG1) ของ SPMO (0.5652***) ยังคงแสดง Persistence Logic ที่สอดคล้องกับกรอบทฤษฎี โดยรวมแล้ว TD ETFs แม้จะไม่เด่นชัดในด้าน Momentum Integration แบบ AI ETFs แต่ยังคงมีจุดแข็งเชิงโครงสร้าง โดยเฉพาะการผนวก Cost–risk Interaction และการสะท้อนโครงสร้างตลาดที่แท้จริง

3. สรุปผลการทดสอบสมมติฐาน

ผลการศึกษาครั้งนี้เริ่มต้นจากการประเมินคุณภาพของแบบจำลอง (Model Fit) โดยใช้ตัวแปรตามทั้ง LOG_ALPHA และ Z_SHARPE พบว่า กองทุน AI-driven โดยเฉพาะ AMOM และ AIEQ แสดงค่า R^2 และ Adjusted R^2 ในระดับสูงกว่ากองทุนดั้งเดิม (TD ETFs) อย่างมีนัยสำคัญ ซึ่งสะท้อนว่าโมเดลที่อิง AI มีความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของผลตอบแทนได้ดีกว่า (Carhart, 1997; Lo, 2004) ขณะเดียวกัน ค่า Prob(F-statistic) ที่มีนัยสำคัญยืนยันความแข็งแรงของโมเดลทางสถิติและทำให้การตีความผลลัพธ์มีความน่าเชื่อถือมากขึ้น

เมื่อพิจารณาผลการทดสอบสมมติฐานเชิงกลยุทธ์ต่อผลตอบแทนส่วนเพิ่ม (HA-1 ถึง HA-8) พบว่า AI ETFs มีความโดดเด่นในด้านการใช้ Return Persistence และ Momentum Signals โดยเฉพาะในกรณีของ HA-6 (LOG_RETURN) ซึ่งกองทุน AIEQ และ AMOM แสดงค่าสัมประสิทธิ์เชิงบวกและมีนัยสำคัญทางสถิติ สอดคล้องกับผลการศึกษาเชิงประจักษ์ของ Jegadeesh and Titman (1993) ที่ยืนยันว่ากลยุทธ์ Momentum สามารถสร้างผลตอบแทนส่วนเกินได้อย่างต่อเนื่อง นอกจากนี้ การที่กองทุน AMOM แสดงความเสถียรของโมเดลในเชิง Z_SHARPE ยังสอดคล้องกับทฤษฎี Adaptive Market Hypothesis (AMH) ของ Lo (2004) ซึ่งเสนอว่ากลยุทธ์ที่ยืดหยุ่นสามารถปรับตัวต่อสภาพตลาดและสร้างผลลัพธ์ที่มั่นคง

ในอีกด้านหนึ่ง การทดสอบสมมติฐานเชิงโครงสร้างต่อผลตอบแทนที่ปรับด้วยความเสี่ยง (HS-1 ถึง HS-8) ชี้ให้เห็นว่า TD ETFs ทั้ง SPMO และ AVUS มีความเด่นในมิติของ Cost–risk Interaction และ Structural Balance เช่น HS-7 (EXPVAL × LOG_RISK) ที่ทั้งสองกองทุนมีค่าสัมประสิทธิ์บวกและมีนัยสำคัญ สอดคล้องกับกรอบแนวคิดของ Barroso and Santa-Clara (2015) และงานของ Pollet and Wilson (2008) ที่อธิบายว่า ปฏิสัมพันธ์ระหว่างต้นทุนและความเสี่ยงสามารถกำหนดความผันผวนและเสถียรภาพของผลตอบแทนได้ ขณะเดียวกัน ผลของ HS-5 (LIQ_SCORE) ที่ AVUS แสดงค่าสัมประสิทธิ์ลบอย่างมีนัยสำคัญ ยังสนับสนุนทฤษฎีของ Acharya and Pedersen (2005) ที่เสนอว่าสภาพคล่องต่ำสามารถเป็นข้อจำกัดต่อประสิทธิภาพการลงทุน

อภิปรายผลและข้อเสนอแนะ

1. อภิปรายผลการวิจัย

ผลการศึกษานี้ชี้ให้เห็นว่า AI ETFs โดยเฉพาะกองทุน AMOM และ AIEQ มีศักยภาพในการสร้างความแตกต่างจากกองทุนแบบดั้งเดิมอย่างชัดเจน โดย AMOM สามารถสะท้อนความเสถียรด้าน Risk-adjusted Performance ได้อย่างโดดเด่น ขณะที่ AIEQ แสดงให้เห็นถึงความสามารถในการใช้ Return Persistence เพื่อสร้างผลตอบแทนส่วนเพิ่ม แม้จะยังมีข้อจำกัดบางประการในด้านการอธิบายความสัมพันธ์เชิงปฏิสัมพันธ์ (Interaction Term) อย่างไรก็ตาม ผลลัพธ์เหล่านี้สนับสนุนมุมมองที่ว่า กองทุนที่ขับเคลื่อนด้วย AI สามารถใช้ประโยชน์จากตรรกะเชิงพลวัต (Dynamic Logic) และสัญญาณจากข้อมูลที่ซับซ้อนได้มากกว่ากองทุนแบบดั้งเดิม ในทางกลับกัน TD ETFs ได้แก่ SPMO และ AVUS ยังคงมีบทบาทสำคัญ โดยสะท้อนให้เห็นถึงความแข็งแกร่งในเชิงโครงสร้าง (Structural Balance) และความสามารถในการบริหารปัจจัยต้นทุน–ความเสี่ยง (Cost–Risk Interaction) ที่มั่นคงกว่า ผลการวิจัยจึงชี้ว่า AI ETFs ไม่ได้มีความได้เปรียบอย่างเบ็ดเสร็จ หากแต่ควรถูกมองว่าเป็น กรณีศึกษาเฉพาะ (Case-based Evidence) มากกว่าข้อสรุปทั่วไป เนื่องจากผลลัพธ์แตกต่างกันไปตามแต่ละกองทุนและเงื่อนไขตลาด

ดังนั้น งานวิจัยนี้มีส่วนสำคัญในการเสนอ ISAMR+ Model เป็นกรอบแนวคิดที่ช่วยให้เข้าใจบทบาทของทั้งปัจจัยเชิงปฏิสัมพันธ์และปัจจัยเชิงโครงสร้างในการอธิบายผลการดำเนินงานของกองทุน AI ETFs โดยไม่สรุปว่า AI ETFs ต้องมีความได้เปรียบเหนือกว่ากองทุนดั้งเดิมเสมอไป แต่ชี้ให้เห็นว่าผลลัพธ์ขึ้นอยู่กับลักษณะเฉพาะของแต่ละกองทุนและสภาวะตลาด ผลการศึกษานี้จึงควรถูกมองว่าเป็น หลักฐานเชิงกรณี (Case-based Evidence) ที่ช่วยเสริมความเข้าใจในเชิงทฤษฎีและวิธีวิจัยมากกว่าข้อสรุปเชิงทั่วไป ทั้งนี้ งานวิจัยยังได้วางรากฐานสำหรับการขยายการศึกษาในอนาคต ไม่ว่าจะเป็นการเพิ่มขนาดและความหลากหลายของชุดข้อมูล การวิเคราะห์เชิงเปรียบเทียบในหลายประเทศ หรือการทดสอบแบบจำลองในสภาวะตลาดที่แตกต่างกัน เพื่อยืนยันและต่อยอดความรู้ที่ได้จากการศึกษาในครั้งนี้

2. ข้อเสนอแนะเชิงทฤษฎี

จากข้อค้นพบข้างต้น แนะนำให้พิจารณาพัฒนาแบบจำลองวิเคราะห์กองทุน AI ที่สามารถรองรับตรรกะแบบ Non-linear และ Hierarchical มากขึ้น โดยเฉพาะในส่วนของ Momentum Logic ที่พบว่า ผลลัพธ์ยังขาดเสถียรภาพ การใช้เครื่องมือใหม่ในการตีความ เช่น SHAP หรือ Attention Mechanism อาจช่วยให้เข้าใจกลไกของโมเดล AI ได้ลึกยิ่งขึ้น และเป็นทิศทางสำคัญของการขยายกรอบ ISARM+ ให้สามารถประมวล Logic ที่ซ้อนลำดับและ Adaptive อย่างมีประสิทธิภาพในอนาคต

3. ข้อเสนอเชิงนโยบายและการลงทุน

สำหรับผู้จัดการกองทุนและนักลงทุนเชิงกลยุทธ์ ผลวิจัยนี้สะท้อนว่า แม้โมเดล AI จะสามารถจำลอง Logic เชิงโครงสร้างในระดับหนึ่ง แต่ความไม่แน่นอนในองค์ประกอบของโมเมนตัมยังคงต้องการการตรวจสอบเพิ่มเติม ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญในการนำ AI ไปใช้ในกองทุนที่ต้องการสมดุลระหว่างผลตอบแทนและความเสถียร การนำผลลัพธ์นี้ไปประยุกต์ใช้ในกลยุทธ์การจัดสรรสินทรัพย์อัตโนมัติจึงควรดำเนินการภายใต้กรอบการประเมินความเสี่ยงที่ละเอียดรอบคอบ

4. ข้อจำกัดของการวิจัย และโอกาสสำหรับการต่อยอดในอนาคต

แม้แบบจำลอง ARX ที่ใช้ในงานวิจัยนี้จะมีข้อจำกัดในการรองรับตรรกะที่ซับซ้อนแบบ Non-linear และ Adaptive แต่ข้อจำกัดสำคัญ คือ จำนวนกองทุน AI-driven ETF ที่มีข้อมูลย้อนหลังยังจำกัด ซึ่งอาจส่งผลต่อความครอบคลุมของการประเมิน Logic เชิงกลยุทธ์ อย่างไรก็ตาม แนวโน้มการเติบโตของกองทุนประเภทนี้สะท้อนถึงโอกาสในการต่อยอดการพัฒนา Interaction-based Modeling ให้สามารถวิเคราะห์บริบทของกลยุทธ์ได้ลึกยิ่งขึ้น โดยเฉพาะการขยายกรอบ ISARM+ ให้รองรับตรรกะที่ซ้อนลำดับและตอบสนองตามบริบท ซึ่งจะเป็นประโยชน์ต่อการตีความโมเดล AI ที่มีความซับซ้อนมากขึ้นในอนาคต

รายการอ้างอิง

Acharya, V. V., & Pedersen, L. H. (2005). Asset pricing with liquidity risk. *Journal of Financial Economics, 77*(2), 375–410. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2004.06.007

Amihud, Y. (2002). Illiquidity and stock returns: Cross-section and time-series effects. *Journal of Financial Markets, 5*(1), 31–56. https://doi.org/10.1016/S1386-4181(01)00024-6

Barredo Arrieta, A., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., Garcia, S., Gil-Lopez, S., Molina, D., Benjamins, R., Chatila, R., & Herrera, F. (2020). Explainable artificial intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion, 58,* 82–115. https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012

Barroso, P., & Santa-Clara, P. (2015). Momentum has its moments. *Journal of Financial Economics, 116*(1), 111–120. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2014.11.010

Bertani, F., Ponta, L., Raberto, M., Teglio, A., & Cincotti, S. (2021). The complexity of the intangible digital economy: An agent-based model. *Journal of Business Research, 129,* 527–540. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.03.041

Carhart, M. M. (1997). On persistence in mutual fund performance. *The Journal of Finance, 52*(1), 57–82. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1997.tb03808.x

Cho, J., Lee, G. H., Lee, W., & Kim, B. (2023). *Machine learning approach for predicting U.S. ETFs' tracking errors–Implications on U.S. invested fund.* http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4726993

Chow, G., Jacquier, E., Kritzman, M., & Lowry, K. (1999). Optimal portfolios in good times and bad. *Financial Analysts Journal, 55*(3), 65–73. https://doi.org/10.2469/faj.v55.n3.2273

Cilingiroglu, E. (2023). Artificial intelligence in the stock market: Quantitative technical analysis, model weight optimization, and financial sentiment evaluation to predict stock prices. Intersect: *The Stanford Journal of Science, Technology, and Society, 17*(1), 1-19. https://ojs.stanford.edu/ojs/index.php/intersect/article/view/3031/

DeMiguel, V., Garlappi, L., Nogales, F. J., & Uppal, R. (2009). A generalized approach to portfolio optimization: Improving performance by constraining portfolio norms. *Journal of Management Science, 107,* 592-606.

Enke, B., Schwerter, F., & Zimmermann, F. (2024). Associative memory, beliefs and market interactions. *Journal of Financial Economics, 157,* Article 103853. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2024.103853

Goel, A., Pasricha, P., Magris, M., & Kanniainen, J. (2022). Foundation time-series AI model for realized volatility forecasting. *ArXiv.* Advanced online publications. https://arxiv.org/abs/2505.11163

Gowani, R., & Kanjiani, Z. (2024). *Advanced LSTM Neural networks for predicting directional changes in sector-specific ETFs using machine learning techniques.* ArXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.05778

Gudelek, M. U., Boluk, S. A., & Ozbayoglu, A. M. (2017). A deep-learning based stock-trading model with 2-D CNN trend detection. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Social Sciences and Computing (SSCI)* (pp. 1-8). IEEE. https://doi.org/10.1109/SSCI.2017.8285188

Hanauer, M. X., & Windmüller, S. (2019). *Enhanced momentum.* Technische Universität München. https://wp.lancs.ac.uk/mhf2019/files/2019/09/MHF-2019-076-Matthias-Hanauer.pdf

Hong, M., Chen, Z., Soliman, W. M., & Zhang, K. (2024). A comparative study of LSTM, LightGBM, and autoregressive model in narrow-based ETF market prediction with multi-ticker models. In *MLMI '23: Proceedings of the 6th International Conference on Machine Learning and Machine Intelligence* (pp. 10-16). https://doi.org/10.1145/3635638.3635640

James, C. (2021, February). *Comparative analysis of traditional vs. AI-based financial forecasting techniques.* Stanford University. https://www.researchgate.net/publication/386874402_Comparative_Analysis_of_Traditional_vs_AI-Based_Financial_Forecasting_Techniques

Jegadeesh, N., & Titman, S. (1993). Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. *The Journal of Finance, 48*(1), 65–91. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb04702.x

Kacperczyk, M., Sialm, C., & Zheng, L. (2005). On the industry concentration of actively managed equity mutual funds. *The Journal of Finance, 60*(4), 1983–2011. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2005.00785.x

Khattak, M. A., Ali, M., Azmi, W., & Rizvi, S. A. R. (2023). Digital transformation, diversification and stability: What do we know about banks? *Economic Analysis and Policy, 78,* 122–132. https://doi.org/10.1016/j.eap.2023.03.004

Kumari, S. (2024). AI-enhanced portfolio management: Leveraging machine learning for optimized investment strategies in 2024. *Journal of Informatics Education and Research, 4*(3), 1542-1554. https://doi.org/10.52783/jier.v4i3.1487

Liew, J. K.-S., & Mayster, B. (2018). Forecasting ETFs with machine learning algorithms. *The Journal of Alternative Investments, 20*(3), 58–78. https://doi.org/10.3905/jai.2018.20.3.058

Lo, A. W. (2004). The adaptive markets hypothesis. *The Journal of Portfolio Management, 30*(5), 15–29. https://doi.org/10.3905/jpm.2004.442611

Mehta, P., Pandya, S., & Kotecha, K. (2021). Harvesting social media sentiment analysis to enhance stock market prediction using deep learning. *PeerJ Computer Science, 7,* Article e476. https://doi.org/10.7717/peerj-cs.476

Nyukorong, R. (2020, July). Exchange-traded funds: What you need to know? *European Scientific Journal, 16*(19), 1-27. https://eujournal.org/index.php/esj/article/download/13164/13297?utm_source=chatgpt.com

Pastor, L., & Stambaugh, R. F. (2003). Liquidity risk and expected stock returns. *Journal of Political Economy, 111*(3), 642–685. https://doi.org/10.1086/374184

Phurahong, N. (2021). *The impact of intellectual capital reporting on debt capital: An empirical evidence from listed companies in the Stock Exchange of Thailand* [Doctoral dissertation, Mahasarakham University]. DSpace at Mahasarakham University. http://202.28.34.124/dspace/handle123456789/1288

Pollet, J. M., & Wilson, M. (2008). How does size affect mutual fund behavior? *Journal of Finance, 63*(6), 2941–2969. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2008.01417.x

Servaes, H., & Sigurdsson, K. (2018). *The costs and benefits of performance fees in mutual funds.* (ECGI - Finance Working Paper No. 588/2018; SSRN Working Paper No. 3250315). https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3250315

Sharpe, W. F. (1994). The sharpe ratio. *The Journal of Portfolio Management, 21*(1), 49–58. https://doi.org/10.3905/jpm.1994.409501

Sutiene, K., Schwendner, P., Sipos, C., Lorenzo, L., Mirchev, M., Lameski, P., Kabasinskas, A., Tidjani, C., Ozturkkal, B., & Cerneviciene, J. (2024). Enhancing portfolio management using artificial intelligence: Literature review. *Frontiers in Artificial Intelligence, 7,* Article 1371502. https://doi.org/10.3389/frai.2024.1371502

Tiwari, A. K., Abakah, E. J. A., Bonsu, C. O., Karikari, N. K., & Hammoudeh, S. (2022, January). The effects of public sentiments and feelings on stock market behavior: Evidence from Australia. *Journal of Economic Behavior & Organization, 193,* 443-472. https://doi.org/10.1016/j.jebo.2021.11.026

Truyols-Pont, M. A., Bilbao-Terol, A., & Arenas-Parra, M. (2024). Machine learning for sustainable portfolio optimization applied to a water market. *Mathematics, 12*(24), Article 3975. https://doi.org/10.3390/math12243975

Vuorela, K. (2024). *Assessing the impact of AI-managed ETFs on investment performance and risk compared to benchmark index* [Master's thesis, LUT University]. LUT University. https://urn.fi/URN:NBN:fi-fe202501031204

Zhu, X., Xu, Y., & Liu, T., Sun, J., Zhang, Y., & Tong, X. (2025). Intelligent interaction strategies for context-aware cognitive augmentation. In *Proceedings of the 2025 ACM CHI Workshop on Human-AI Interaction for Augmented Reasoning.* https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.13684