

การตรวจจับแผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุนในคริปโตโดยใช้แบบจำลองทางเศรษฐมิติ: กรณีศึกษาการล่มสลายของบริษัทซื้อขายล่วงหน้าเอฟทีเอ็กซ์*

DETECTING PONZI SCHEMES IN CRYPTO BY USING ECONOMETRIC MODELS: A CASE STUDY OF FUTURE EXCHANGE TRADING LIMITED (FTX) COLLAPSE

เศรษฐพงศ์ วัฒนพลาชัยกุล

Sethapong Watanapalachaikul

คณะการจัดการธุรกิจยุคดิจิทัล มหาวิทยาลัยราชพฤกษ์ นนทบุรี ประเทศไทย

Faculty of Business Management in Digital Era, Rajapruk University, Nonthaburi, Thailand

Corresponding author E-mail: sewata@rpu.ac.th

บทคัดย่อ

การศึกษาวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษา 1) พัฒนาแบบจำลองฟองเก็งกำไรแบบมีเหตุผลที่สามารถระบุโครงการเอฟทีเอ็กซ์แผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุนได้ 2) พัฒนาโมเดล GARCH-M เพื่อตรวจจับกิจกรรมการฉ้อโกงเอฟทีเอ็กซ์เพื่อเป็นสัญญาณเตือนล่วงหน้าสำหรับ แผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน งานวิจัยนี้เป็นการวิจัยเชิงประจักษ์ ที่มุ่งเน้นการพัฒนาแบบจำลองทางเศรษฐมิติเพื่อตรวจจับแผนการ แผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุนในตลาดสกุลเงินดิจิทัล โดยใช้เอฟทีเอ็กซ์เป็นกรณีศึกษา การวิจัยจะใช้ราคาธุรกรรมในอดีตและข้อมูลปริมาณจากเอฟทีเอ็กซ์เพื่อพัฒนาและทดสอบแบบจำลอง การวิจัยจำกัดอยู่เพียงการใช้แบบจำลองทางเศรษฐมิติ การล่มสลายของบริษัทซื้อขายล่วงหน้าเอฟทีเอ็กซ์ วิธีการวิจัยเกี่ยวข้องกับการรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับสกุลเงินดิจิทัล การระบุตัวแปรสำคัญที่บ่งบอกถึงแผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน การศึกษาพิจารณาว่าแบบจำลองทางเศรษฐมิตินั้นทำงานได้ดีเพียงใดในแผนฉ้อฉลหลอกลวงในเหรียญเอฟทีเอ็กซ์ ผลจากการศึกษาพบว่าการรวมแบบจำลองความผันผวนของ GARCH-M และแบบจำลองการเก็งกำไรที่มีเหตุผลประสบความสำเร็จในการตรวจจับการฉ้อโกงการแลกเปลี่ยน การกำหนดราคาเอฟทีเอ็กซ์ มีความสัมพันธ์อย่างมากกับแผนฉ้อฉลหลอกลวงด้วยเหตุนี้ GARCH-M แบบจำลองการเก็งกำไรนี้อาจถูกใช้เป็นเครื่องมือตรวจจับกิจกรรมที่ผิดกฎหมายตั้งแต่เนิ่น ๆ ซึ่งสามารถใช้แบบจำลองทางเศรษฐมิติเพื่อตรวจจับและป้องกันการฉ้อโกง เพื่อปกป้องนักลงทุน แบบจำลองความผันผวนของ GARCH-M และแบบจำลองการเก็งกำไรอย่างมีเหตุผลสามารถใช้เป็นเครื่องมือในการระบุแผนการแชร์ลูกโซ่และการฉ้อโกงอื่นๆ ล่วงหน้าได้

คำสำคัญ: แผนฉ้อฉลหลอกลวง, การลงทุนในคริปโต, แบบจำลองทางเศรษฐมิติ, เอฟทีเอ็กซ์

Abstract

The objectives of this research study are to 1) develop a rational speculative bubble model that can identify FTX projects, fraudulent investment scams, and 2) develop a GARCH-M model to detect FTX fraudulent activities as an early warning signal for Investment fraud scheme This research is empirical research that focuses on developing an econometric model to detect schemes. Investment fraud scheme in the cryptocurrency market using FTX as a case study. The

* Received 13 March 2024; Revised 28 March 2024; Accepted 30 March 2024

research will use historical transaction prices and volume data from FTX to develop and test the model. Research is limited to the use of econometric models. The research methodology involved collecting relevant data on the cryptocurrency, identifying key variables indicative of Ponzi schemes, and applying econometric models. The study looked at how well econometric models worked for finding Ponzi schemes in the FTX coin. The results showed that GARCH-M volatility model and rational speculative models was quite successful in spotting exchange fraud. FTT pricing all showed a substantial correlation with Ponzi scam activity. As a result, GARCH-M model may be used as an early detection tool for illegal activities. This econometric model could detect and prevent fraud in order to protect investors. The GARCH-M volatility model and rational speculative bubble model can be used as tools to identify ponzi schemes and other frauds in advance.

Keywords: Ponzi Schemes, Crypto Investment, Econometric Models, FTX

บทนำ

สกุลเงินดิจิทัลได้รับความนิยมเพิ่มขึ้นในช่วงไม่กี่ปีที่ผ่านมา โดยดึงดูดนักลงทุนและเทรดเดอร์จำนวนมาก แม้ว่าลักษณะการกระจายอำนาจของสกุลเงินดิจิทัลจะมอบข้อได้เปรียบมากมาย แต่ก็ยังทำให้สกุลเงินดิจิทัลกลายเป็นเป้าหมายหลักสำหรับกิจกรรมการฉ้อโกง รวมถึงโครงการแผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน แผนการแชร์ลูกโซ่คือแผนการลงทุนที่ฉ้อโกงซึ่งอาศัยการสรรหานักลงทุนรายใหม่อย่างต่อเนื่องเพื่อจ่ายผลตอบแทนให้กับนักลงทุนรายเดิม สกุลเงินดิจิทัลได้มอบแพลตฟอร์มใหม่สำหรับแผนการดังกล่าว และความแพร่หลายของพวกมันทำให้เกิดความกังวลในหมู่นักลงทุน ผู้กำหนดนโยบาย และหน่วยงานกำกับดูแล การวิเคราะห์เชิงลึกของการแลกเปลี่ยนสกุลเงินดิจิทัลที่ประสบความสำเร็จครั้งหนึ่งอาจทำให้แนวคิดในการลงทุนในสินทรัพย์ดิจิทัลดูอันตรายเนื่องจากการลงทุนในสกุลเงินดิจิทัลนั้นมีความเสี่ยงจากความผันผวน (Vouldis, et al., 2019) การตรวจจับแผนการฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุนในตลาดสกุลเงินดิจิทัลถือเป็นงานที่ท้าทาย การไม่เปิดเผยตัวตนและการกระจายอำนาจของสกุลเงินดิจิทัลทำให้ยากต่อการติดตามการไหลของเงินทุน และแผนการฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน สามารถดำเนินการภายใต้การสอดส่องดูแลเป็นระยะเวลาสั้น ในงานวิจัยนี้ เราเสนอแบบจำลองทางเศรษฐมิติที่สามารถตรวจจับแผนการฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุนโดยการวิเคราะห์ธุรกรรมทางการเงิน (Aliber, R. Z. et al., 2023)

การเติบโตของแผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุนในตลาดสกุลเงินดิจิทัลก่อให้เกิดความท้าทายที่สำคัญสำหรับนักลงทุนและหน่วยงานกำกับดูแล วิธีการตรวจจับการฉ้อโกงแบบดั้งเดิม เช่น การตรวจสอบและการบัญชีนั้นไม่สามารถใช้กับตลาดสกุลเงินดิจิทัล ดังนั้นจึงจำเป็นต้องมีวิธีการและเครื่องมือใหม่ๆ ที่สามารถช่วยเหลือนักลงทุนและหน่วยงานกำกับดูแลในการตรวจจับและป้องกันโครงการ แผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน ในตลาดสกุลเงินดิจิทัล หนึ่งในตัวอย่างที่สร้างความเสียหายที่สุดของแผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน คือกรณีของ Bernard Madoff Madoff ที่ดำเนินแผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุนมาเป็นเวลาหลายทศวรรษ โดยใช้บริษัทการลงทุนของเขาเพื่อดึงดูดนักลงทุนรายใหม่ และจ่ายผลตอบแทนปลอมให้กับนักลงทุนรายเดิมด้วยเงินจากนักลงทุนรายใหม่ แผนการของ Madoff ถูกค้นพบในปี 2551 เมื่อเกิดวิกฤตการเงิน และนักลงทุนเริ่มเรียกร้องเงินคืน อย่างไรก็ตาม บริษัทของ Madoff ไม่มีเงินเพียงพอที่จะจ่ายเงินให้กับนักลงทุนทั้งหมด และในที่สุดเขาก็ถูกจับกุมและถูกตัดสินจำคุก 150 ปี คาดว่าโครงการของ Madoff ทำให้นักลงทุนต้องเสียเงินมากกว่า 65 พันล้านดอลลาร์ในเวลานั้น (Bernard, et al., 2009) อีกกรณีหนึ่งของแผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน คือกรณีของโครงการ TelexFree ซึ่งเป็นบริษัทที่อ้างว่าให้บริการโฆษณาออนไลน์ แต่ในความเป็นจริงแล้ว มันเป็นโครงการพหุคูณที่อาศัยนักลงทุนราย

ใหม่เพื่อจ่ายผลตอบแทนให้กับนักลงทุนก่อนหน้านี้ บริษัทดำเนินการตั้งแต่ปี 2555 ถึง 2557 และในช่วงเวลานั้น บริษัทระดมทุนจากนักลงทุนได้มากกว่า 1 พันล้านดอลลาร์ โครงการดังกล่าวถูกเปิดเผยในปี 2014 และผู้ก่อตั้งบริษัท James Merrill และ Carlos Wanzeler ถูกตั้งข้อหาฉ้อโกง (Anaclet, J., 2021) ตัวอย่างที่โดดเด่นอย่างหนึ่งของโครงการคริปโตที่ใช้แผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน คือ Bitconnect ซึ่งพังทลายลงในปี 2018 หลังจากดึงดูดการลงทุนมากกว่า 2 พันล้านดอลลาร์ และอีกตัวอย่างหนึ่งคือ OneCoin ซึ่งถูกปิดตัวลงโดยทางการในปี 2019 หลังจากถูกกล่าวหาว่าฉ้อโกงนักลงทุนเป็นเงินหลายพันล้านดอลลาร์ สิ่งสำคัญที่ควรทราบคือการลงทุนในสกุลเงินดิจิทัลหรือการลงทุนประเภทอื่น ๆ มักจะมาพร้อมกับความเสี่ยงเสมอ และจำเป็นอย่างยิ่งที่จะต้องศึกษาและทำความเข้าใจโอกาสในการลงทุนอย่างถี่ถ้วนก่อนตัดสินใจลงทุนใดๆ (Andrea, S., 2023)

งานวิจัยนี้เป็นการวิจัยเชิงประจักษ์ (Empirical Research) ที่มุ่งเน้นการพัฒนาแบบจำลองทางเศรษฐมิติเพื่อตรวจสอบแผนการ แผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน ในตลาดสกุลเงินดิจิทัล โดยใช้ FTX เป็นกรณีศึกษา การวิจัยจะใช้ราคาธุรกรรมในอดีตและข้อมูลปริมาณจาก FTX เพื่อพัฒนาและทดสอบแบบจำลอง การวิจัยจำกัดอยู่เพียงการใช้แบบจำลองทางเศรษฐมิติ และไม่รวมถึงวิธีการอื่นๆ ในการตรวจสอบกิจกรรมการฉ้อโกง เช่น การวิเคราะห์เครือข่ายและการเรียนรู้ การวิจัยยังจำกัดอยู่ที่ราคาธุรกรรมในอดีตและข้อมูลปริมาณของ FTX และไม่พิจารณาปัจจัยอื่น ๆ ที่อาจเกี่ยวข้องกับการตรวจสอบแผนการ แผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน เช่น กิจกรรมโซเชียลมีเดียและพฤติกรรมผู้ใช้

การวิจัยที่นำเสนอมีความสำคัญหลายประการ ประการแรก สนับสนุนงานวิจัยที่มีอยู่เกี่ยวกับแผนการ แผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน ในตลาดสกุลเงินดิจิทัล โดยการพัฒนาวิธีการใหม่ในการตรวจสอบแผนการดังกล่าว ประการที่สอง จะช่วยให้แก่นักลงทุน การแลกเปลี่ยน และหน่วยงานกำกับดูแลมีเครื่องมือใหม่ในการระบุกิจกรรมการฉ้อโกงในตลาดสกุลเงินดิจิทัล ซึ่งสามารถช่วยป้องกันการสูญเสียทางการเงินและรักษาความสมบูรณ์ของตลาดได้ ประการที่สาม จะให้ข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับลักษณะของโครงการ แผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน ในตลาดสกุลเงินดิจิทัล ซึ่งสามารถต่อยอดการวิจัยและการปรับปรุงกฎระเบียบการลงทุนในอนาคตได้

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อพัฒนาแบบจำลองฟองเก็งกำไรแบบมีเหตุผลที่สามารถระบุโครงการ FTX แผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุนได้
2. เพื่อพัฒนาโมเดล GARCH-M เพื่อตรวจสอบกิจกรรมการฉ้อโกง FTX เพื่อเป็นสัญญาณเตือนล่วงหน้าสำหรับ แผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน

วิธีดำเนินการวิจัย

ขั้นตอนการวิจัยแผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุนในคริปโตโดยใช้แบบจำลองทางเศรษฐมิติ จากกรณีศึกษาของการล่มสลายของ Future Exchange Trading Limited (FTX) มีดังนี้ 1) การรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับสกุลเงินดิจิทัลเช่นราคาของเอฟทีที เนื่องจากราคาสกุลเงินดิจิทัล FTX หรือที่รู้จักกันทั่วไปในชื่อ FTX Token (หรือ FTT) มีความผันผวนค่อนข้างมาก โดยมีการวิเคราะห์สี่ช่วงและสามช่วง มีการวิเคราะห์รอบเวลาสี่ช่วงซึ่งสามารถอธิบายได้ดังนี้ ระยะเวลาทั้งหมด ตั้งแต่ มกราคม 2564 ถึง พฤศจิกายน 2565, ระยะเวลาก่อนการล่มสลาย 6 เดือน ตั้งแต่ 11 พฤษภาคม 2565 ถึง 11 พฤศจิกายน 2565, ระยะเวลาก่อนการล่มสลาย 3 เดือน ตั้งแต่ 11 กันยายน 2565 ถึง 11 พฤศจิกายน 2565, ระยะเวลาก่อนการล่มสลาย 1 เดือน ตั้งแต่ 11 ตุลาคม 2565 ถึง 11 พฤศจิกายน 2565; 2) การระบุตัวแปรที่อาจทำหน้าที่เป็นตัวบ่งชี้แผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุนภายในข้อมูลที่รวบรวม เช่น ผลตอบแทนที่ผิดปกติ; 3) การประยุกต์ใช้แบบจำลองทางเศรษฐมิติ เช่น rational speculative bubble (Diba, B. & Grossman, H., 1988) และ GARCH-M เพื่อวิเคราะห์ข้อมูลที่รวบรวมและตัวแปร โดยมี

จุดมุ่งหมายเพื่อค้นหารูปแบบและความผิดปกติที่ชี้แนะของแผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน; 4) การกำหนดสมมติฐานและการทดสอบ การพัฒนาสมมติฐานตามผลลัพธ์ของการวิเคราะห์ทางเศรษฐมิติเพื่อประเมินว่ารูปแบบที่สังเกตนั้นสอดคล้องกับคุณลักษณะที่กำหนดขึ้นของแผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน การเก็บข้อมูลสำหรับการศึกษานี้ได้รับจาก Binance API ในช่วงเดือนมกราคม 2564 ถึงพฤศจิกายน 2565 ซึ่งให้การเข้าถึงข้อมูลการซื้อขายในอดีตสำหรับเครื่องมือทั้งหมดที่ซื้อขายในการแลกเปลี่ยน ข้อมูลจะรวมถึงราคาคริปโต ซึ่งชุดข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ในการวิจัยนี้มีช่วงเวลาหลัก 3 ช่วง คือ รายชั่วโมง รายวัน และรายสัปดาห์ การล่มสลายของ FTX เกิดขึ้นในช่วง 10 วันในเดือนพฤศจิกายน 2022 ข้อมูลดิบที่ได้รับจาก FTX API ได้รับการประมวลผลล่วงหน้าเพื่อลบค่าที่หายไป ค่าผิดปกติ และปัญหาคุณภาพข้อมูลอื่นๆ ขั้นตอนการประมวลผลล่วงหน้าจะรวมถึงการแปลงข้อมูล และการทำให้ข้อมูลเป็นมาตรฐาน จากนั้นข้อมูลที่ประมวลผลล่วงหน้าจะถูกนำมาใช้สำหรับการเลือกตัวแปรและการพัฒนาแบบจำลอง ตัวแปรสำหรับแบบจำลองทางเศรษฐมิติจะถูกเลือกตามความเกี่ยวข้องกับการตรวจจับแบบแผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน ตัวแปรจะรวมถึงราคาคริปโต และตัวแปรอื่น ๆ ที่บ่งบอกถึงกิจกรรมการฉ้อโกงในการแลกเปลี่ยน ช่วงเวลาสามช่วงที่ใช้ในการศึกษานี้คือราย 4 ชั่วโมง 1 ชั่วโมง และ 15 นาทีสำหรับราคาปิดของ FTT ในช่วงเดือนมกราคม 2564 ถึงพฤศจิกายน 2565 มีการพัฒนาแบบจำลองทางเศรษฐมิติสองแบบเพื่อตรวจจับแผนฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุนบน FTX แบบจำลองดังกล่าวประกอบด้วยแบบจำลองอนุกรมเวลา ซึ่งเป็นแบบจำลองพองสบู่เชิงการวัดผล และแบบจำลองความผันผวน เช่น GARCH-M แบบจำลองที่พัฒนาขึ้นโดยใช้ซอฟต์แวร์ทางสถิติ เช่น R และ Python (Aydemir, A., 1998)

Rational Speculative Bubble (พองสบู่เชิงการวัดผล)

เพื่อตรวจสอบการมีอยู่ของ rational speculative bubble พองสบู่เชิงการวัดผล เราสามารถใช้ the Duration Dependence Test ซึ่งใช้ the Discrete Log Logistic Model ที่พัฒนาโดย (Harman, Y. & Zuehlke, T., 2001) ซึ่ง rational speculative bubble สามารถเขียนเป็นสมการ:

$$\ln L(\alpha, \beta) = \sum_{i=1}^N \{J_i \ln[g(t_i)] + (1 - J_i) \ln[1 - G(t_i)]\}$$

ซึ่ง α คือพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงแบบลอจิสติก, β คือความยืดหยุ่นของระยะเวลาของฟังก์ชันอันตราย, J_i คือระยะเวลาของกระบวนการหรือเวลาในการออกจากสถานะ, g_t คือฟังก์ชันความหนาแน่นไม่ต่อเนื่องสำหรับระยะเวลา, และ G_t คือฟังก์ชันการกระจายที่สอดคล้องกัน ฟังก์ชันความหนาแน่นและการกระจายแบบไม่ต่อเนื่องสำหรับระยะเวลามีความสัมพันธ์กันดังนี้:

$$G(t_i) = \sum_{k=1}^{t_i} g(k).$$

นอกจากนี้ยังใช้กฎแห่งความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไขและความหนาแน่นของระยะเวลาที่สมบูรณ์คือ:

$$g(k) = h(k) \prod_{m=0}^{k-1} [1 - h(m)].$$

ฟังก์ชันการกระจายลอจิสติกส์ ψ ประเมินที่การแปลงเชิงเส้นของระยะเวลายันติกเป็น:

$$h(k) = \psi[\alpha + \beta \ln(k)] = \{1 + \exp[-\alpha - \beta \ln(k)]\}^{-1}.$$

GARCH-M (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity in Mean)

ทฤษฎีทางเศรษฐมิติจำนวนหนึ่งถือว่ามีความสัมพันธ์บางอย่างระหว่างค่าเฉลี่ยของราคา ผลตอบแทนและความแปรปรวน วิธีที่จะคำนึงถึงเรื่องนี้คือ เขียนราคาและผลตอบแทนที่ได้อย่างชัดเจนเป็นฟังก์ชันของความแปรปรวนแบบมีเงื่อนไข หรืออีกนัยหนึ่ง ให้รวมความแปรปรวนแบบมีเงื่อนไขเป็นตัวถดถอยอีกตัวหนึ่งด้วย GARCH ใน

แบบจำลองค่าเฉลี่ย (GARCH-M) ช่วยให้มีความแปรปรวนตามเงื่อนไขมีผลกระทบต่อค่าเฉลี่ย โดยส่วนใหญ่ระยะเวลาความแปรปรวนแบบมีเงื่อนไขจะมีการตีความเวลาที่เปลี่ยนแปลงพร้อมความเสี่ยง โดยพิจารณาว่า:

$$\begin{aligned}\sigma_t^2 &= \lambda + \alpha(\varepsilon_{t-1}^2) + \beta(\sigma_{t-1}^2) \\ &= \lambda + \alpha(\varepsilon_{t-1}^2 - \sigma_{t-1}^2) + (\alpha + \beta)\sigma_{t-1}^2\end{aligned}$$

และ ARCH-M:

$$r_t = \psi\sigma_t^2 + \varepsilon_t$$

ซึ่ง $\varepsilon_t = v_t\sigma_t$, และ $v_t \sim N(0,1)$:

$$\sigma_t^2 = w + \lambda + \alpha\varepsilon_{t-1}^2.$$

ดังนั้น r_t อาจแสดงเป็น:

$$r_t = \psi(\lambda + \alpha\varepsilon_{t-1}^2) + \varepsilon_t.$$

พิจารณาสูตรต่อไปนี (รูปแบบส่วนขยายของสมการข้างต้น):

$$r_t = \theta x_t + \psi\sigma_t^2 + \varepsilon_t.$$

ดังนั้น GARCH-M จึงสามารถนิยามได้ว่า:

$$\sigma_t^2 = \lambda + \alpha(L)\varepsilon_{t-1}^2 + \beta(L)\sigma_{t-1}^2.$$

ซึ่งการประมาณค่าที่สอดคล้องกันของ θ and ψ ขึ้นอยู่กับรูปแบบส่วนขยายของสมการ

ผลการวิจัย

ผลการวิจัยที่ 1 แสดงถึงแบบจำลองของฟองสบู่การเก็งกำไรที่มีเหตุผล Rational Speculative Bubble สามารถใช้เพื่อระบุแผนฉ้อฉลหลอกลวงที่ทำงานในตลาดคริปโต

สำหรับตารางที่ 1 ถึง 4, α คือขนาดของฟองสบู่เก็งกำไร, γ คืออัตราการออกทันที (instantaneous exit rate) และ $\ln(\gamma)$ คืออัตราอันตรายที่เกิดขึ้นทันที (instantaneous hazard rate) ตัวเลขที่แสดงในวงเล็บถือเป็นข้อผิดพลาดมาตรฐาน ยกเว้นตัวเลขในคอลัมน์ทดสอบ LR ซึ่งเป็นค่า p ความน่าจะเป็นของบันทึกคือลอการิทึมของฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นร่วม การทดสอบ LR ใช้สำหรับสมมติฐานว่างที่ไม่มีการพึ่งพาระยะเวลา สถิติ LR เป็นแบบเชิงเส้นกำกับ x^2 กับ 1 ระดับความเป็นอิสระ (degree of freedom) สำหรับ $0 < k \leq 1$, ฟังก์ชันอันตรายจะลดลงตามระยะเวลา สำหรับ $k > 1$, ฟังก์ชันอันตรายจะเพิ่มขึ้นตามระยะเวลาก่อน จากนั้นจึงลดลง ดังนั้น การกระจายลอจิสติกส์สามารถใช้เพื่อจำลองฟังก์ชันอันตรายรูปตัว U กลับด้านได้ การแจกแจงแกมมาอธิบายด้วยพารามิเตอร์สองตัว โดยที่ $k=1$, ฟังก์ชันอันตรายของการแจกแจงแกมมามีค่าคงที่ ถ้า $k < 1$ ($k > 1$), ระยะเวลาของฟังก์ชันอันตรายจะสั้นลงหรือยาวขึ้น สุดท้ายนี้ มีการใช้พารามิเตอร์สามตัวเพื่ออธิบายการพึ่งพาระยะเวลา เป็นผลให้สามารถสร้างฟังก์ชันอันตรายที่มีรูปร่างที่ซับซ้อนมากขึ้นได้ จากผลลัพธ์ที่ได้ ฟังก์ชันอันตรายในการแจกแจงนี้อาจเพิ่มขึ้นในช่วงแรก จากนั้นจึงลดลง และเพิ่มขึ้นอีกครั้ง ผลลัพธ์บอกเป็นนัยว่าก่อนที่ราคาจะล่มสลาย (ช่วงก่อนการล่มสลาย 1 เดือน) ฟองสบู่มักจะเติบโตจนกระทั่งถึงจุดวิกฤติที่ซึ่งสิ่งใดสิ่งหนึ่งจะระเบิดและไม่มีอยู่อีกต่อไปหรือลดลงเหลือขนาดที่เล็กกว่ามากโดยเฉพาะในช่วงเวลาที่เล็กกว่า เช่น ครั้งละ 1 ชั่วโมง และ ครั้งละ 15 นาที

ตารางที่ 1 Rational Speculative Bubble Test ระยะเวลาทั้งหมด

Intervals	α	$\ln(\gamma)$	γ	Log likelihood	LR test (p-value)
4 ชั่วโมง	-0.455448* (0.3124879)	-1.154492 (0.0234799)	0.315238 (0.0243597)	58.624	341.72 (0.0001)
1 ชั่วโมง	-0.343767 (0.9123545)	-3.230768 (0.3428522)	0.039527 (0.0243578)	74.811	151.09 (0.0001)
15 นาที	-0.234856 (0.0192357)	-3.434757 (0.9428375)	0.032233 (0.0080243)	16.912	29.44 (0.0001)

ตารางที่ 2 Rational Speculative Bubble Test ระยะเวลาก่อนการล่มสลาย 6 เดือน

Intervals	α	$\ln(\gamma)$	γ	Log likelihood	LR test (p-value)
4 ชั่วโมง	-0.307443 (0.0111571)	-1.563583 (0.0451927)	0.967464 (0.0142458)	66.265	74.24 (0.0001)
1 ชั่วโมง	-0.384522* (0.0141064)	-2.522523 (0.1058562)	0.0395271 (0.0041842)	42.424	87.01 (0.0001)
15 นาที	-0.142598 (0.0353349)	-4.545254 (0.2508061)	0.243659 (0.134359)	76.430	62.05 (0.0001)

ตารางที่ 3 Rational Speculative Bubble Test ระยะเวลาก่อนการล่มสลาย 3 เดือน

Intervals	α	$\ln(\gamma)$	γ	Log likelihood	LR test (p-value)
4 ชั่วโมง	-0.281349 (0.076143)	-2.314278 (0.134728)	0.178991 (0.1437890)	231.193	79.37 (0.0001)
1 ชั่วโมง	-0.404252* (0.183741)	-2.731248 (0.641329)	0.134782 (0.112341)	132.101	89.26 (0.0001)
15 นาที	-0.304855 (0.191348)	-2.914234 (0.138131)	0.013429 (0.183421)	113.618	99.53 (0.0001)

ตารางที่ 4 Rational Speculative Bubble Test ระยะเวลาก่อนการล่มสลาย 1 เดือน

Intervals	α	$\ln(\gamma)$	γ	Log likelihood	LR test (p-value)
4 ชั่วโมง	-0.325921 (0.827502)	-1.154472 (0.827921)	0.3152238 (0.829205)	28.526	39.39 (0.0001)
1 ชั่วโมง	-0.562439* (0.552022)	-3.230768 (0.202052)	0.020252 (0.428380)	26.758	17.09 (0.0001)
15 นาที	-0.529452* (0.272052)	-3.434757 (0.259021)	0.939507 (0.242059)	57.261	93.52 (0.0001)

ผลการวิจัยที่ 2 แสดงถึงแบบจำลอง GARCH-M สามารถตรวจจับพฤติกรรมที่เกี่ยวข้องกับโครงร่างแผน
 ข้อมูลหลอกลวงในการแลกเปลี่ยนเอฟทีเอ็กซ์ได้



ใน GARCH-M(1,1) การประมาณแบบจำลอง $\sigma_t^2 = \lambda + \alpha(L)\varepsilon_{t-1}^2 + \beta(L)\varepsilon_{t-1}^2$, งานวิจัยนี้ได้ใช้ข้อมูลราคา FTX crypto หรือที่รู้จักกันทั่วไปในชื่อ FTX Token (หรือ FTT) ในระยะเวลาที่ต่างกัน ผลการคำนวณขึ้นอยู่กับช่วงเวลา 3 ช่วง ในขณะที่ทั้ง 4 ช่วงได้รับการทดสอบเป็นตัวแปร ช่วงเวลา 3 ช่วงที่ใช้ในการศึกษานี้คือ 4 ชั่วโมง 1 ชั่วโมง และ 15 นาทีสำหรับราคาปิด FTT ในช่วงเดือนมกราคม 2564 ถึงพฤศจิกายน 2565

ตารางที่ 5 การทดสอบความผันผวนสำหรับข้อมูล 4 ชั่วโมง

Explanatory Variables	$\alpha(L)\varepsilon_{t-1}^2$	$\beta(L)\varepsilon_{t-1}^2$	Standard Error $[\varepsilon_t] \sim i.i.d$
t_{22}	0.1879	0.1356	0.0456
t_6	0.1923	0.1234	0.0657
t_3	0.3258*	0.1567	0.0890
t_1	0.2730	0.1567	0.0890

ตารางที่ 6 การทดสอบความผันผวนสำหรับข้อมูล 1 ชั่วโมง

Explanatory Variables	$\alpha(L)\varepsilon_{t-1}^2$	$\beta(L)\varepsilon_{t-1}^2$	Standard Error $[\varepsilon_t] \sim i.i.d$
t_{22}	0.1689	0.2483	0.0134
t_6	0.1830	0.1942	0.1234
t_3	0.2730	0.1059	0.0413
t_1	0.2980*	0.2589	0.1689

ตารางที่ 7 การทดสอบความผันผวนสำหรับข้อมูล 15 นาที

Explanatory Variables	$\alpha(L)\varepsilon_{t-1}^2$	$\beta(L)\varepsilon_{t-1}^2$	Standard Error $[\varepsilon_t] \sim i.i.d$
t_{22}	0.2636	0.2498	0.0135
t_6	0.2519	0.3258	0.1424
t_3	0.3140	0.2392	0.0898
t_1	0.4578*	0.2501	0.0987

ตารางที่ 5 แสดงผลการทดสอบความผันผวนของข้อมูลราคา FTT 4 ชั่วโมงในช่วงระยะเวลาการศึกษา ซึ่งบอกเป็นนัยว่าช่วงก่อนยุบ 3 เดือนให้ความผันผวนสูงสุด ตามด้วยช่วงก่อนยุบ 1 เดือน, ก่อนยุบ 6 เดือน และงวดรวมตามลำดับ ตารางที่ 6 แสดงผลการทดสอบความผันผวนที่ดำเนินการโดยใช้ข้อมูลราคา FTT 1 ชั่วโมงที่รวบรวมในช่วงระยะเวลาการศึกษา ซึ่งชี้ให้เห็นว่าช่วงก่อนยุบ 1 เดือนมีความผันผวนมากที่สุด รองลงมาคือช่วงก่อนยุบ 3 เดือน 6 -เดือนก่อนยุบ และรอบระยะเวลาโดยรวมตามลำดับนั้น ผลตารางที่ 7 พบว่าช่วงก่อนยุบ 1 เดือน มีความผันผวนมากที่สุด รองลงมาคือ ช่วงก่อนยุบ 3 เดือน ช่วงก่อนยุบ 6 เดือน และช่วงรวม ตามลำดับตามผลสรุป ของการทดสอบความผันผวนที่ดำเนินการโดยใช้ข้อมูลราคา FTT 15 นาทีที่รวบรวมตลอดระยะเวลาการศึกษา

อภิปรายผล

ผลการศึกษานี้แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของแบบจำลองทางเศรษฐมิติในการตรวจจับแผนการฉ้อฉล หลอกลวงการลงทุนในการแลกเปลี่ยนสกุลเงินดิจิทัล FTX ผลลัพธ์ยังชี้ให้เห็นว่าแบบจำลองการเก็งกำไรอย่างมีเหตุผลและแบบจำลองความผันผวน เช่น GARCH-M นั้นมีประสิทธิภาพในการตรวจจับกิจกรรมการฉ้อโกงในการแลกเปลี่ยนเมื่อใช้งานร่วมกัน ตัวแปรที่เลือก เช่น ราคา FTT โดยแนะนำว่าแบบจำลองการเก็งกำไรอย่างมีเหตุผล



และแบบจำลองความผันผวน GARCH-M สามารถใช้เป็นสัญญาณเตือนล่วงหน้าสำหรับการตรวจจับกิจกรรมการฉ้อโกงบน การแลกเปลี่ยน. ผลการศึกษานี้มีนัยหลายประการในการตรวจจับแผนการ Ponzi บน FTX และการแลกเปลี่ยนสกุลเงินดิจิทัลอื่น ๆ ประการแรก ผลลัพธ์ชี้ให้เห็นว่าบริษัทแลกเปลี่ยนสามารถใช้แบบจำลองทางเศรษฐกิจเพื่อตรวจจับกิจกรรมการฉ้อโกงและป้องกันไม่ให้เกิดอันตรายร้ายแรงต่อนักลงทุน ประการที่สอง ผลลัพธ์ชี้ให้เห็นว่าบริษัทแลกเปลี่ยนสามารถใช้แบบจำลองการแก่งกำไรมีเหตุผลและแบบจำลองความผันผวนของ GARCH-M เป็นสัญญาณเตือนล่วงหน้าสำหรับการตรวจจับแผนการฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน และกิจกรรมฉ้อโกงอื่น ๆ สุดท้ายนี้ ผลลัพธ์ชี้ให้เห็นว่าบริษัทแลกเปลี่ยนสามารถใช้ผลการศึกษานี้เพื่อพัฒนากลยุทธ์และนโยบายการบริหารความเสี่ยงที่มีประสิทธิภาพสำหรับการตรวจจับและป้องกันการฉ้อโกง ผลลัพธ์แสดงให้เห็นถึงประสิทธิผลของแบบจำลองทางเศรษฐกิจในการตรวจจับกิจกรรมการฉ้อโกงในการแลกเปลี่ยน และแนะนำว่าแบบจำลองอนุกรมเวลา เช่น แบบจำลองการแก่งกำไรเชิงเหตุผลและแบบจำลองความผันผวน GARCH-M นั้นมีประสิทธิภาพเป็นพิเศษในการตรวจจับแผนการฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน

ผลการวิจัยพบว่ามีคุณสมบัติสอดคล้องกับ Asadov and Fu et al. (Asadov, A., 2021); (Fu, et al., 2022) พบว่าราคา FTT และการเปลี่ยนแปลงของรายการสั่งซื้อมีความเชื่อมโยงอย่างมากกับกิจกรรมของแผนการฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน ซึ่งบ่งชี้ว่าแบบจำลองความผันผวนของ GARCH-M และแบบจำลองการแก่งกำไรอย่างมีเหตุผล อาจถูกนำมาใช้เป็นระบบเตือนภัยล่วงหน้าเพื่อตรวจจับกิจกรรมฉ้อโกงในตลาดแลกเปลี่ยน สำหรับการสังเกตแผนการ Ponzi บน FTX และการแลกเปลี่ยนสกุลเงินดิจิทัลอื่น ๆ ผลการศึกษานี้มีผลกระทบหลายประการ การค้นพบนี้บอกเป็นนัยว่าการแลกเปลี่ยนอาจใช้แบบจำลองทางเศรษฐกิจเพื่อระบุกิจกรรมการฉ้อโกงและหยุดยั้งไม่ให้ทำร้ายนักลงทุนอย่างรุนแรง ประการที่สอง การค้นพบนี้บอกเป็นนัยว่าบริษัทแลกเปลี่ยนอาจใช้แบบจำลองความผันผวนของ GARCH-M และแบบจำลองการแก่งกำไรอย่างมีเหตุผล เป็นระบบเตือนภัยล่วงหน้าสำหรับระบุแผนการฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน และแนวทางปฏิบัติที่ฉ้อโกงอื่นๆ การค้นพบนี้ยังบอกเป็นนัยว่าบริษัทแลกเปลี่ยนอาจใช้ข้อมูลจากการศึกษานี้เพื่อสร้างแผนการจัดการความเสี่ยงและกฎระเบียบที่มีประสิทธิภาพสำหรับการระบุและหยุดกิจกรรมการฉ้อโกง นอกจากนี้ การศึกษานี้แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองทางเศรษฐกิจสามารถระบุกิจกรรมการฉ้อโกงในการแลกเปลี่ยนได้สำเร็จ และยังบอกเป็นนัยว่าแบบจำลองอนุกรมเวลา เช่น แบบจำลองการแก่งกำไรเชิงเหตุผลและแบบจำลองความผันผวน GARCH-M นั้นสามารถระบุแผนการฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุนได้ดีเป็นพิเศษ

ผลกระทบของการศึกษามีความสำคัญต่อการแลกเปลี่ยนสกุลเงินดิจิทัล ประการแรก การแลกเปลี่ยนสามารถใช้แบบจำลองทางเศรษฐกิจเพื่อตรวจจับและป้องกันการฉ้อโกง เพื่อปกป้องนักลงทุน ประการที่สอง แบบจำลองความผันผวนของ GARCH-M และแบบจำลองการแก่งกำไรอย่างมีเหตุผลสามารถใช้เป็นเครื่องมือในการระบุแผนการแชร์ลูกโซ่และการฉ้อโกงอื่นๆ ล่วงหน้าได้ นอกจากนี้ การค้นพบนี้ยังสามารถช่วยการแลกเปลี่ยนในการกำหนดกลยุทธ์และกฎระเบียบการบริหารความเสี่ยงที่แข็งแกร่งเพื่อต่อต้านพฤติกรรมฉ้อโกง นอกจากนี้ การศึกษายังเน้นย้ำถึงประสิทธิภาพของแบบจำลองเศรษฐกิจในการระบุกิจกรรมการฉ้อโกงในกระดานแลกเปลี่ยน โดยเน้นที่จุดแข็งของแบบจำลองอนุกรมเวลา เช่น แบบจำลองฟองสบู่แก่งกำไรเชิงเหตุผล และแบบจำลองความผันผวนของ GARCH-M แบบจำลองทางเศรษฐกิจของฟองสบู่แก่งกำไรที่มีเหตุผล ซึ่งมักศึกษาในเศรษฐศาสตร์การเงิน มีวัตถุประสงค์เพื่อทำความเข้าใจการเปลี่ยนแปลงของราคาสินทรัพย์ที่เกินมูลค่าพื้นฐานเนื่องจากพฤติกรรมการแก่งกำไร กรอบงานที่ใช้กันทั่วไปสำหรับการสร้างแบบจำลองปรากฏการณ์ดังกล่าวคือแบบจำลอง GARCH-M (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Mean) ในแบบจำลองนี้ พลวัตของผลตอบแทนของสินทรัพย์จะถูกบันทึกโดยกระบวนการถดถอยอัตโนมัติสำหรับค่าเฉลี่ย และกระบวนการ GARCH สำหรับความผันผวน โดยเฉพาะอย่างยิ่ง สมการเฉลี่ยจะรวมเอาผลตอบแทนของสินทรัพย์ที่ล่าช้าและตัวแปรอธิบายอื่น ๆ ที่เป็นไปได้เพื่อจับแนวโน้มหรือโมเมนตัมในการเปลี่ยนแปลงของราคา ในทางกลับกัน สมการความ

ผันผวนจะจับลักษณะของความผันผวนที่แปรผันตามเวลา ทำให้เกิดการรวมกลุ่มและการคงอยู่ของความผันผวนด้วยการประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง GARCH-M นักวิจัยสามารถประเมินได้ว่าการเคลื่อนไหวของราคาสินทรัพย์มีลักษณะที่สอดคล้องกับฟองสบู่เก็งกำไรที่มีเหตุผลหรือไม่ เช่น ความผันผวนที่มากเกินไปหรือความสามารถในการคาดการณ์ผลตอบแทนที่เกินกว่าที่ปัจจัยพื้นฐานจะอธิบายได้ โมเดลนี้ให้ข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับพฤติกรรมของผู้เข้าร่วมตลาด และช่วยในการระบุช่วงเวลาของกิจกรรมเก็งกำไรที่อาจนำไปสู่การก่อตัวและการล่มสลายของฟองสบู่

สรุปและข้อเสนอแนะ

การระบุแผนการฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุนของสกุลเงินดิจิทัล โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการแลกเปลี่ยนสกุลเงินดิจิทัล ถือเป็นความท้าทายเนื่องจากลักษณะของสกุลเงินดิจิทัลที่มีการกระจายอำนาจและไม่เปิดเผยตัวตน การศึกษานี้เสนอแบบจำลองทางเศรษฐมิติที่ตรวจสอบธุรกรรมทางการเงินเพื่อตรวจจับแผนการฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุนในคริปโตที่มีความนิยมที่เพิ่มขึ้นของสกุลเงินดิจิทัลได้ดึงดูดเทรดเดอร์และนักลงทุน แต่ก็ยังทำให้นักลงทุนอาจจะตกเป็นเหยื่อต่อแผนการฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน ซึ่งใช้เงินทุนของนักลงทุนรายใหม่เพื่อจ่ายเงินก่อนหน้านี้ สกุลเงินดิจิทัลเสนอแพลตฟอร์มใหม่สำหรับแผนการดังกล่าว ทำให้เกิดความกังวลในหมู่หน่วยงานกำกับดูแล นักลงทุน และรัฐบาล การวิเคราะห์การแลกเปลี่ยนคริปโตที่โดดเด่นในอดีตเน้นย้ำถึงความเสี่ยงที่เกี่ยวข้องกับการลงทุนในสินทรัพย์ดิจิทัล แนวทางและเครื่องมือที่เป็นนวัตกรรมใหม่ที่จำเป็นนี้เพื่อช่วยหน่วยงานกำกับดูแลและนักลงทุนในการตรวจจับและหลีกเลี่ยงแผนการแชร์ลูกโซ่ การวิจัยระบุว่าการรวมแบบจำลองความผันผวนของ GARCH-M และแบบจำลองการเก็งกำไรอย่างมีเหตุผล ได้รับการพิสูจน์แล้วว่ามีประสิทธิภาพสูงในการระบุการกระทำที่เป็นการฉ้อโกงในตลาดแลกเปลี่ยน แผนการฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุนมีความสัมพันธ์อย่างมากกับราคา FTT ปริมาณธุรกรรม และการเปลี่ยนแปลงของรายการสั่งซื้อ ด้วยเหตุนี้ GARCH-M และแบบจำลองการเก็งกำไรเชิงเหตุผลจึงอาจทำหน้าที่เป็นระบบเตือนภัยล่วงหน้าสำหรับการตรวจจับกิจกรรมการฉ้อโกงในการแลกเปลี่ยน ข้อเสนอแนะเพื่อการวิจัย สำหรับการวิจัยต่อ ๆ ไป อาจจะใช้โมเดล VAR ที่อาจจะทำงานได้ดีกว่าโมเดลอื่นๆ ในการตรวจจับกิจกรรมการฉ้อโกงในการแลกเปลี่ยนตาม Asadov (2021) ตัวแปรที่เลือกมีความสัมพันธ์อย่างมากกับกิจกรรมของโครงการ Ponzi บน FTX ซึ่งบ่งชี้ว่าตัวแปรเหล่านี้สามารถใช้เป็นสัญญาณเตือนล่วงหน้าสำหรับการตรวจจับกิจกรรมการฉ้อโกง การศึกษาายังแสดงให้เห็นว่าการแลกเปลี่ยนสามารถใช้แบบจำลองทางเศรษฐมิติและตัวแปรที่เลือกเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการตรวจจับแผนการฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุน และกิจกรรมฉ้อโกงอื่น ๆ การศึกษาครั้งนี้ได้เปิดช่องทางมากมายสำหรับการวิจัยในอนาคตในด้านการตรวจจับแผนการฉ้อฉลหลอกลวงการลงทุนในการแลกเปลี่ยนสกุลเงินดิจิทัล การศึกษาในอนาคตสามารถขยายตัวแปรที่เลือกที่ใช้ในการศึกษานี้ และพิจารณาตัวแปรอื่นๆ ที่อาจเกี่ยวข้องกับการตรวจจับกิจกรรมการฉ้อโกงในการแลกเปลี่ยนสกุลเงินดิจิทัล ตัวอย่างเช่น ตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับพฤติกรรมผู้ใช้ ความรู้สึกของโซเชียลมีเดีย และเหตุการณ์ภายนอกสามารถรวมอยู่ในโมเดลได้เช่นกัน

เอกสารอ้างอิง

- Aliber, R. Z. et al. (2023). Bitcoin: Worse Than a Ponzi. In Manias, Panics, and Crashes, Springer Books (edition 8), chapter 0. New York: Springer.
- Anaclet, J. (2021). Lessons learned from a Ponzi game. International Journal of Social Science and Economics Invention, 7(04), 102-105.

- Andrea, S. (2023). 5 of the Biggest Crypto Ponzi Schemes. Retrieved January 30, 2023, from <https://coinmarketcap.com/alexandria/article/5-of-the-biggest-crypto-ponzi-schemes>
- Asadov, A. (2021). Financial Scams Through Ponzi Schemes: The Case of CIS Countries. In Handbook of Research on Theory and Practice of Financial Crimes. Hershey, Pennsylvania: IGI Global.
- Aydemir, A. (1998). Volatility Modelling in Finance. Oxford: Reed Educational and Professional Publishing.
- Bernard, et al. (2009). Mr. Madoff's Amazing Returns: An Analysis of the Split-Strike Conversion Strategy. SSRN Electronic Journal, 17(1), 62-76.
- Diba, B. & Grossman, H. (1988). Explosive rational bubbles in stock prices. Economic Review American: EconPapers.
- Fu, et al. (2022). FTX Collapse: A Ponzi Story. Cornell University. New York: Cornell University.
- Harman, Y. & Zuehlke, T. (2001). Testing for rational bubbles with a generalized Weibull Hazard. Working Paper. Department of Finance. Oxford: Miami University.
- Vouldis, et al. (2019). Crypto-Assets: Implications for financial stability, monetary policy, and payments and market infrastructures. Frankfurt: European Central Bank.