การศึกษาแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์และความสัมพันธ์ของปัจจัยที่ส่งผลต่ออัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล

นางสาวธนัชชา บุญญะ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาการประกันภัย ภาควิชาสถิติ
คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2566

A Study of Suitable Models for Forecasting and Relationship of Factors Affecting Cryptocurrency Returns

Miss Thanutcha Bunya

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Science in Insurance
Department of Statistics
Faculty of Commerce and Accountancy
Chulalongkorn University
Academic Year 2023

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การศึกษาแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์และความสัมพันธ์ของปัจจัยที่ส่งผลต่ออัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล
โดย	นางสาวธนัชชา บุญญะ
สาขาวิชา	การประกันภัย
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	อาจารย์ ดร.บุษยาศจี พ่วงเงิน

คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

..... คณบดีคณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี

(ศาสตราจารย์ ดร.วิเลิศ ภูริวัชร)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.ฐิติวดี ชัยวัฒน์)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(อาจารย์ ดร.บุษยาศจี พ่วงเงิน)

..... กรรมการ

(อาจารย์ ดร.สาวิตรี บุญพัชรนนท์)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย

(รองศาสตราจารย์ ดร.สันติ ถิรพัฒน์)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ธนัชชา บุญญะ : การศึกษาแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์และความสัมพันธ์ของปัจจัยที่ส่งผลต่ออัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล. (A Study of Suitable Models for Forecasting and Relationship of Factors Affecting Cryptocurrency Returns) อ.ที่ปรึกษาหลัก : อ. ดร.บุษยาศจี พ่วงเงิน

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาแบบจำลองที่เหมาะสมและปัจจัยที่ส่งผลต่ออัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล และนำมาพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลที่ทำการศึกษา 10 สกุล ได้แก่ Bitcoin, Ethereum, Binance coin, Ripple, Carano, Dogecoin, Tron, Litecoin, Monero และ Bitcoin cash และศึกษาปัจจัยภายนอก ได้แก่ อัตราแลกเปลี่ยน Dollar to Yen, อัตราแลกเปลี่ยน Dollar to Euro, อัตราแลกเปลี่ยน Dollar to Pound Sterling, S&P500, Nasdaq100, Down Jones Index, Nikkei 225 Index, ราคาทองคำ, ราคาน้ำมันดิบ, ดัชนีดอลลาร์และอัตราผลตอบแทนพันธบัตรรัฐบาลสหรัฐอายุ 10 ปี ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2561 ถึง วันที่ 30 มิถุนายน พ.ศ. 2566 รวมระยะเวลา 2,007 วัน

ผลการศึกษาพบว่า แบบจำลองที่เหมาะสมกับ Bitcoin นั่นคือ ARMAX(1,0) – GARCH(1,1) เมื่อตัวแปรภายนอกคือ ค่าผลต่างของอัตราผลตอบแทนของ Nasdaq กับ ดัชนีดอลลาร์ แต่สำหรับสกุลเงินดิจิทัลอื่น ๆ ที่เหลือได้แก่ Ethereum, Binance coin, Ripple, Carano, Dogecoin, Tron, Litecoin, Monero และ Bitcoin cash พบว่า ตัวแปรภายนอกที่เหมาะสมที่สุดคือ อัตราผลตอบแทนของ Bitcoin ซึ่งจะได้แบบจำลองดังนี้ ARMAX(2,2) – GARCH(1,1), ARMAX(2,3) – GARCH(1,1), ARMAX(2,3) – GARCH(1,1), ARMAX(5,3) – GARCH(1,1), ARMAX(3,3) – GARCH(1,1), ARMAX(5,3) – GARCH(1,1), ARMAX(0,0) – GARCH(1,1), ARMAX(5,0) – GARCH(1,1) และ ARMAX(0,0) – GARCH(1,1) ตามลำดับ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

สาขาวิชา การประกันภัย ลายมือชื่อนิสิต .....

ปีการศึกษา 2566 ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก .....

6380142426 : MAJOR INSURANCE
KEYWORD: Cryptocurrency GARCH model and ARCH-GARCH model

Thanutcha Bunya : A Study of Suitable Models for Forecasting and Relationship of Factors Affecting Cryptocurrency Returns. Advisor: Busayasachee Puang-ngern, Ph.D.

This academic study aims to identify an appropriate model for forecasting the cryptocurrency returns and examining the relationships of external factors affecting the cryptocurrency returns. The research endeavors to analyze data pertaining to ten digital assets, specifically Bitcoin, Ethereum, Binance coin, Ripple, Carano, Dogecoin, Tron, Litecoin, Monero and Bitcoin cash. Additionally, external factors such as the Dollar to Yen exchange rate, Dollar to Euro exchange rate, Dollar to Pound Sterling exchange rate, S&P500, Nasdaq100, Dow Jones Index, Nikkei 225 Index, gold price, crude oil price, U.S.Dollar Index and United States 10-Year Bond Yield were examined. The study spans the timeframe from January 1, 2018, to June 30, 2023, covering a total of 2,007 days.

The findings indicate that the most suitable model for analyzing the return of Bitcoin is the ARMAX(1,0) – GARCH(1,1) model, where the logarithm return of Nasdaq and the U.S. Dollar index are identified as external variables influencing Bitcoin returns. For other cryptocurrencies (Ethereum, Binance coin, Ripple, Carano, Dogecoin, Tron, Litecoin, Monero and Bitcoin cash, the models identified are ARMAX(2,2) – GARCH(1,1), ARMAX(2,3) – GARCH(1,1), ARMAX(2,3) – GARCH(1,1), ARMAX(5,3) – GARCH(1,1), ARMAX(2,3) – GARCH(1,1), ARMAX(5,3) – GARCH(1,1), ARMAX(0,0) – GARCH(1,1), ARMAX(5,0) – GARCH(1,1), and ARMAX(0,0) – GARCH(1,1),

Field of Study: Insurance Student's Signature .....

Academic Year: 2023 Advisor's Signature .....

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์และความสัมพันธ์ของปัจจัยที่ส่งผลต่ออัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล เพื่อการสำเร็จการศึกษาของนิสิตระดับปริญญาโท สามารถดำเนินการจนประสบความสำเร็จลุล่วงไปด้วยดี ด้วยความช่วยเหลือ ความอนุเคราะห์และการสนับสนุนอย่างดียิ่งจาก อ. ดร.บุษยาศจี พ่วงเงิน ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษา ความรู้ ข้อคิด ข้อแนะนำ และแนวทางในการปรับปรุงแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ จนกระทั่งการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จเรียบร้อยด้วยดี ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ ที่นี้

ขอกราบขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร. ฐิติวดี ชัยวัฒน์ ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ อาจารย์ ดร. สาวิตรี บุญพัชรนนท์ กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ และ รองศาสตราจารย์ ดร. สันติ ถิรพัฒน์ กรรมการภายนอกที่ให้ความกรุณามาเป็นกรรมการในการสอบวิทยานิพนธ์ ให้คำแนะนำและข้อเสนอแนะต่าง ๆ ชี้ให้เห็นถึงข้อผิดพลาด เพื่อนำไปปรับปรุงและแก้ไขวิทยานิพนธ์ให้ดีและมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

สุดท้ายนี้ขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา และพี่น้องในครอบครัวที่สนับสนุนให้ความช่วยเหลือผู้วิจัยด้านต่าง ๆ คอยเป็นกำลังใจให้การทำวิทยานิพนธ์ครั้งนี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี

ธนัชชา บุญญะ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ค

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... ง

กิตติกรรมประกาศ ..... จ

สารบัญ ..... ฉ

สารบัญตาราง ..... ฌ

สารบัญรูปภาพ ..... ญ

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา (Background and Problem Review) 1

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย (Objectives) 3

1.3. ขอบเขตของการวิจัย (Scope of the Study) 3

1.3.1 ขอบเขตด้านเนื้อหา 3

1.3.2 ขอบเขตด้านระยะเวลา 3

1.4 เงื่อนไขที่สำคัญของงานวิจัย 3

1.4.1 ข้อกำหนดเบื้องต้น 3

1.4.2 ข้อจำกัดของงานวิจัย 3

1.4.3 คำจำกัดความของการวิจัย 4

1.5. ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 6

บทที่ 2 แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 7

2.1 แนวคิดและทฤษฎี (Concept and Theoretical Background) 7

2.1.1 การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis) 7

2.1.2 แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา 7

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

2.1.3 การทดสอบความนิ่งของข้อมูล 10
2.1.4 Ljung-Box Q-Statistic 11
2.1.5 ARCH Effect Test 11
2.1.6 การประเมินความเสี่ยง 11
2.1.7 การทดสอบย้อนกลับ (Backtesting) 13
2.2 ค่าสถิติ (Statistic) 13
2.2.1 Akaike Information Criterion (AIC) 13
2.2.2 Schwarz's Bayesian Information Criteria (BIC) 14
2.2.3 ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error : RMSE) 14
2.2.4 Risk Adjusted Return 14
2.3 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 15
บทที่ 3 ระเบียบวิธีวิจัย 25
3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล 25
3.2 แนวทางการวิเคราะห์ข้อมูล 26
บทที่ 4 ผลการศึกษา 29
4.1 ค่าสถิติเชิงพรรณนาของสกุลเงินดิจิทัล 30
4.2 ทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Unit root test) 31
4.3 ศึกษาแบบจำลอง ARMAX ที่เหมาะสม 32
บทที่ 5 สรุปผลการดำเนินการวิจัย 47
5.1 สรุปผลการวิจัย 47
5.2 อภิปรายผลการวิจัย 53
5.3 ข้อเสนอแนะ 55
บรรณานุกรม 56

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ประวัติผู้เขียน.....102

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 1 วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับสกุลเงินดิจิทัล 19

ตารางที่ 2 แสดงแหล่งที่มาของข้อมูลสำหรับใช้ในการศึกษา 25

ตารางที่ 3 ค่าสถิติเชิงพรรณนาของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล Bitcoin, Ethereum, Binance coin, Ripple, Cardano, Dogecoin, Tron, Litecoin, Monero และ Bitcoin cash..... 30

ตารางที่ 4 ตรวจสอบความนิ่งของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล 31

ตารางที่ 5 ตัวอย่างแบบจำลอง ARMA ของ Bitcoin 32

ตารางที่ 6 แบบจำลอง ARMAX ที่ให้ค่า BIC ต่ำที่สุดของแต่ละสกุลเงินดิจิทัล 33

ตารางที่ 7 การทดสอบ ARCH effect ของแบบจำลองที่ได้จากตารางที่ 5 ของแต่ละสกุลเงินดิจิทัล 33

ตารางที่ 8 แบบจำลอง GARCH ที่ให้ค่า BIC ต่ำที่สุดของแต่ละสกุลเงินดิจิทัล 34

ตารางที่ 9 แสดงค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง GARCHX ของ Bitcoin 34

ตารางที่ 10 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของแบบจำลองการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลและแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล 43

ตารางที่ 11 การทำนายมูลค่าความเสี่ยงของการพยากรณ์ที่แท้จริงภายใต้ค่าระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 90, 95 และ 99 44

ตารางที่ 12 จำนวนของอัตราผลตอบแทนที่มีค่าต่ำกว่ามูลค่าความเสี่ยงจากการทำทดสอบย้อนกลับ 46

ตารางที่ 13 การเปรียบเทียบร้อยละของอัตราผลตอบแทนที่ต่ำกว่ามูลค่าความเสี่ยงของแต่ละสกุลเงินดิจิทัล ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 90 50

ตารางที่ 14 ความเสี่ยงต่ออัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล 52

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

สารบัญรูปภาพ

หน้า

รูปที่ 1 มูลค่าตามราคาตลาดของสกุลเงินดิจิทัล ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2561 - 2566 2

รูปที่ 2 อธิบายความหมายของ Value at Risk 13

รูปที่ 3 กราฟแสดงอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลในปี 2561 – 2566 31

รูปที่ 4 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Bitcoin 39

รูปที่ 5 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Ethereum 39

รูปที่ 6 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Binance coin 39

รูปที่ 7 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และพยากรณ์ความผันผวนของอัตรา 40

รูปที่ 8 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Cardano 40

รูปที่ 9 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Dogecoin 40

รูปที่ 10 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Tron 41

รูปที่ 11 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Litecoin 41

รูปที่ 12 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Monero 41

รูปที่ 13 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Bitcoin cash 42

รูปที่ 14 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Bitcoin ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 90 45

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รูปที่ 15 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Bitcoin ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 95.....45
รูปที่ 16 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Bitcoin ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 99.....46

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

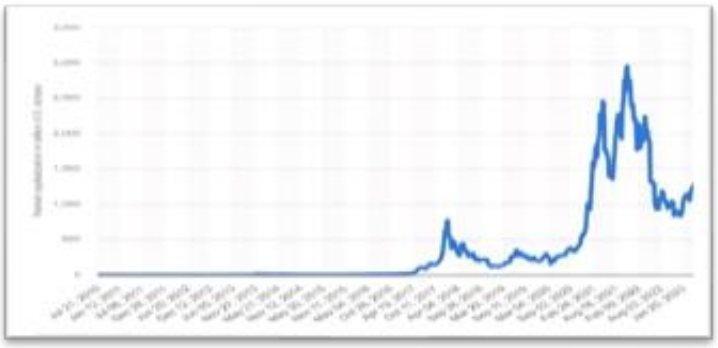
บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา (Background and Problem Review)

ในปัจจุบันเทคโนโลยีพัฒนาไปอย่างรวดเร็วและมีบทบาทสำคัญอย่างมากในการดำเนินชีวิต รวมไปถึงทางด้านการเงินและการลงทุน มีแนวทางในการลงทุนแบบใหม่เพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ โดยเฉพาะการลงทุนที่กำลังเป็นที่นิยม อย่างการซื้อขายสกุลเงินดิจิทัล หรือ “คริปโทเคอเรนซี” (Cryptocurrency) หรือเรียกสั้น ๆ ว่า “คริปโท ฯ” ซึ่งเป็นการลงทุนที่มีช่องทางการทำกำไรที่หลากหลาย โดยสกุลเงินดิจิทัลเริ่มต้นจากมีการนำเทคโนโลยีใหม่เข้ามาปรับใช้ นั่นคือ “บล็อกเชน (Blockchain)” ระบบนี้เป็นระบบที่แก้ไขหรือปรับเปลี่ยนได้ยาก มีความปลอดภัยสูงและโอกาสในการโจรกรรมข้อมูลต่ำ ซึ่งสกุลเงินดิจิทัลสกุลแรกที่เกิดขึ้นคือ “บิทคอยน์ (Bitcoin)” โดยการทำงานของสกุลเงินดิจิทัลในสกุลต่าง ๆ จะถูกบันทึกในระบบบล็อกเชน ซึ่งจะช่วยบันทึกข้อมูลว่าใครเป็นเจ้าของเหรียญสกุลเงินใดบ้าง โดยระบบบล็อกเชนสามารถส่งสัญญาณแจ้งข้อมูลดังกล่าวให้ทุกคนในเครือข่ายรับรู้ได้ ช่วยให้การชำระเงินออนไลน์ รวมถึงการทำธุรกรรมทางการเงินต่าง ๆ ระหว่างบุคคลเป็นไปอย่างน่าเชื่อถือ ปลอดภัย และรับรองความถูกต้องโดยไม่จำเป็นต้องมีตัวกลางในการดำเนินการ

สินทรัพย์ดิจิทัล (Digital Asset) นับว่าเป็นเรื่องใหม่ทั้งในประเทศไทยและต่างประเทศ ซึ่งถือกำเนิดมาได้ไม่นานมากนักและได้รับความนิยมในช่วง 5-10 ปีที่ผ่านมา โดยมูลค่าตามราคาตลาด (Market Capitalization) ของสินทรัพย์ดิจิทัล ในช่วงที่โตมาก ๆ เติบโตถึง 3 ล้านล้านเหรียญสหรัฐ หรือประมาณ 109 ล้านล้านบาท ถึงแม้ว่าปัจจุบันการซื้อขายจะลดลงมากกว่า 70% มูลค่าตามราคาตลาดของตลาดสินทรัพย์ดิจิทัลก็ยังอยู่ที่ 9.3 แสนล้านดอลลาร์สหรัฐ หรือประมาณ 34 ล้านล้านบาท นับว่าเป็นการเติบโตอย่างก้าวกระโดดเมื่อเทียบกับมูลค่าตลาดสินทรัพย์การลงทุนแบบดั้งเดิม

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 1 มูลค่าตามราคาตลาดของสกุลเงินดิจิทัล ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2561 - 2566

จะเห็นได้ว่าการเติบโตของสกุลเงินดิจิทัลมีการเติบโตที่รวดเร็วมาก ซึ่งสำหรับการลงทุนในตลาดสกุลเงินดิจิทัล ถือได้ว่าเป็นการลงทุนที่มีการเก็งกำไรกันสูง สามารถทำกำไรได้ในระยะเวลาที่รวดเร็ว แต่แลกกับความผันผวนของราคาที่สูงเช่นกัน (High risk – High return) ถึงแม้การลงทุนในตลาดสกุลเงินดิจิทัลจะมีลักษณะที่คล้ายกับการลงทุนในตลาดหลักทรัพย์ หรือ "การเล่นหุ้น" แต่การเล่นหุ้นมีความน่าจะเป็นบนพื้นฐานของธุรกิจจริงและมีผลประกอบการที่ใช้พิจารณาประกอบ อาจจะมีความผันผวนบ้างตามสถานการณ์ทางเศรษฐกิจ ในขณะที่ตลาดสกุลเงินดิจิทัล มีความเสี่ยงที่สูงกว่าเพราะมีความผันผวนได้อย่างรวดเร็วและตลอดเวลา นักลงทุนในตลาดสกุลเงินดิจิทัลสามารถขาดทุนในระยะเวลาอันสั้นได้เช่นกันหากมีความรู้ ความเข้าใจหรือไม่รู้จักตลาดมากพอ

ผู้วิจัยจึงมีความสนใจที่จะศึกษาเกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงของความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล โดยการสร้างแบบจำลองที่เหมาะสมและมีประสิทธิภาพสำหรับการวิเคราะห์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนและพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล ในขณะเดียวกันในการศึกษาในแต่ละแบบจำลองยังสามารถแสดงถึงปัจจัยภายนอกที่ส่งผลต่ออัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล ซึ่งจะเป็นประโยชน์แก่นักลงทุนหรือผู้ที่สนใจศึกษาหาความรู้เกี่ยวกับการลงทุนในตลาดสกุลเงินดิจิทัลต่อไป และเนื่องจากเหรียญในปัจจุบันมีจำนวนมาก ทางผู้วิจัยจึงเลือกสกุลเงินดิจิทัลที่จะดำเนินการศึกษาทั้งหมด 10 เหรียญ โดยพิจารณาจากส่วนแบ่งตลาดของสกุลเงินดิจิทัลมากที่สุด 10 อันดับแรก ณ วันที่ 12 มกราคม พ.ศ. 2566 ซึ่งคิดเป็น 75% ของส่วนแบ่งตลาดของสกุลเงินดิจิทัล โดยแต่ละสกุลเงินจะต้องมีระยะเวลาในการซื้อขายในตลาดมานานกว่า 5 ปี ได้แก่ Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Binance coin (BNB), Ripple (XRP), Cardano (ADA), Dogecoin (Doge), Tron (TRX), Litecoin (LTC), Monero (XMR) และ Bitcoin cash (BCH)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย (Objectives)

1.2.1 เพื่อศึกษาแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล

1.2.2 เพื่อศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล

1.2.3 เพื่อศึกษาแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล

1.3. ขอบเขตของการวิจัย (Scope of the Study)

1.3.1 ขอบเขตด้านเนื้อหา

งานวิจัยนี้ ผู้วิจัยศึกษาจากข้อมูลรายวัน โดยข้อมูลที่ใช้ในการวิจัย ได้แก่ ราคาปิดของสกุลเงินดิจิทัล BTC, ETH, BNB, XRP, ADA, DOGE, TRX, LTC, XMR, BCH อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศเทียบกับดอลลาร์ อัตราแลกเปลี่ยน Dollar to Yen, อัตราแลกเปลี่ยน Dollar to Euro, อัตราแลกเปลี่ยน Dollar to Pound Sterling, ดัชนีราคาตลาดหลักทรัพย์ S&P 500, Nasdaq 100, Down Jones, Nikkei 225 , ราคาทองคำ, ราคาน้ำมันดิบ, ดัชนีดอลลาร์และอัตราผลตอบแทนพันธบัตรรัฐบาลสหรัฐ 10 ปี โดยข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลทุติยภูมิที่สืบค้นจากเว็บไซต์ต่าง ๆ

1.3.2 ขอบเขตด้านระยะเวลา

ข้อมูลสำหรับผู้วิจัยที่นำมาศึกษาเก็บเป็นข้อมูลรายวันตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2561 ถึง 30 มิถุนายน พ.ศ. 2566 เป็นระยะเวลาทั้งหมด 2,007 วัน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

1.4 เงื่อนไขที่สำคัญของงานวิจัย

1.4.1 ข้อกำหนดเบื้องต้น

ข้อมูลที่นำมาศึกษาต้องมีระยะเวลาที่เหมือนกัน คือเป็นข้อมูล ณ วัน เดือน และปีเดียวกัน เพื่อให้ข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดและเป็นข้อมูลในเวลาเดียวกัน

1.4.2 ข้อจำกัดของงานวิจัย

- ปัจจัยที่นำมาศึกษา ไม่มีในส่วนของ google trend เนื่องจากข้อจำกัดด้านข้อมูล ไม่มีข้อมูลที่ดีพอสำหรับใช้ศึกษา
- สำหรับราคาปิดที่ใช้ในการศึกษา เป็นราคาต่อดอลลาร์ของทุกสกุลเงินดิจิทัล

1.4.3 คำจำกัดความของการวิจัย

สกุลเงินดิจิทัล (Cryptocurrency) คือ สินทรัพย์ดิจิทัลประเภทหนึ่งที่มีการเข้ารหัส เพื่อการตรวจสอบและยืนยันธุรกรรมผ่านระบบที่เรียกว่า “บล็อกเชน” (Blockchain) ซึ่งเป็นเทคโนโลยีการเก็บข้อมูลที่ใช้สำหรับตรวจสอบธุรกรรมใดๆที่เกิดขึ้นในระบบและเพื่อความปลอดภัยในการใช้งาน มีราคากลางในการซื้อขายแปรผันตามกลไกตลาด แต่ไม่ได้มีลักษณะทางกายภาพเหมือนเช่นสกุลเงินของแต่ละประเทศ (Fiat Currency) ที่มีการตีพิมพ์ธนบัตรหรือเหรียญกษาปณ์ออกมา บางครั้งจึงเรียกสกุลเงินดิจิทัลว่า "สกุลเงินเสมือน" (Virtual Currency) ซึ่งในการศึกษานี้เมื่อกล่าวถึงสกุลเงินดิจิทัล จะหมายถึงกลุ่มสกุลเงินดิจิทัลทั้ง 10 สกุลเงิน ได้แก่ Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Binance coin (BNB), Ripple (XRP), Cardano (ADA), Dogecoin (DOGE), TRON (TRX), Litecoine (LTC), Monero (XMR) และ Bitcoin cash (BCH)

Bitcoin หรือ BTC คือ สกุลเงินดิจิทัลที่ถูกสร้างขึ้นบนบล็อกเชน โดยผู้ที่ใช้นามแฝงว่า “ซาโตชิ นาคาโมโตะ” ต้องการสร้างเงินสดดิจิทัลที่เป็นอิสระจากรัฐบาลและธนาคาร สามารถส่งหากันผ่านระบบอินเทอร์เน็ตโดยไม่อาศัยตัวกลางและมีความโปร่งใส เพราะสามารถตรวจสอบได้ทุกธุรกรรมที่เกิดขึ้นบนบล็อกเชน ในปัจจุบัน BTC เป็นสกุลเงินดิจิทัลที่มีมูลค่าตามราคาตลาดเป็นอันดับที่ 1

Ethereum หรือ ETH คือ สกุลเงินดิจิทัลที่ใช้เป็นค่าธรรมเนียมในการใช้งานบนเครือข่ายอีเทอเรียม (Ethereum) ซึ่งมีมูลค่าตามตลาดเป็นอันดับที่ 2 รองจาก BTC

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Binance coin หรือ BNB คือ สกุลเงินดิจิทัลที่ใช้เป็นค่าธรรมเนียมในการใช้งานบนเครือข่ายไบแนนซ์ (Binance) และสามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้อย่างหลากหลายบนตลาดแลกเปลี่ยนสกุลเงินดิจิทัลไบแนนซ์ (Binance Cryptocurrency Exchange) เช่น การใช้งานเป็นค่าธรรมเนียม การสร้างบัตรเครดิต การบริจาคการกุศล เป็นต้น

Ripple หรือ XRP คือ สกุลเงินดิจิทัลที่ใช้ในเครือข่ายการชำระเงินของบริษัทริปเปิล (Ripple) เพื่อใช้ลดปัญหาตัวกลางในการทำธุรกรรมทางการเงินระหว่างประเทศ ทำให้มีความรวดเร็วในการทำธุรกรรมโดยที่ค่าธรรมเนียมถูกลงเป็นอย่างมาก

Cardano หรือ ADA คือ สกุลเงินดิจิทัลที่ใช้เป็นค่าธรรมเนียมในการใช้งานบนเครือข่ายคาร์ดาโน (Cardano)

Dogecoin หรือ DOGE คือ สกุลเงินดิจิทัลที่ถูกสร้างขึ้นมาโดยการคัดลอก BTC เพื่อล้อเลียน ก่อนจะได้รับความนิยมในเวลาต่อมา

Litecoin หรือ LTC คือ สกุลเงินดิจิทัลที่มีคัดลอกการทำงานแบบ BTC แต่ได้ปรับปรุงขั้นตอนการทำงานของระบบ เพื่อเพิ่มความรวดเร็วของธุรกรรมและทำให้ประหยัดค่าธรรมเนียมกว่า BTC เป็นอย่างมาก

Tron หรือ TRX คือ สกุลเงินดิจิทัลที่ใช้เป็นค่าธรรมเนียมในการใช้งานบนเครือข่ายทรอน (Tron)

Monero หรือ XMR คือ สกุลเงินดิจิทัลที่ถูกสร้างขึ้นมาเพื่อใช้งานแบบเดียวกันกับ BTC แต่ข้อมูลธุรกรรมที่เกิดขึ้นบนเครือข่ายบล็อกเชนจะถูกปกปิดเป็นความลับ จึงทำให้การซื้อขาย XMR ผิดกฎหมายในบางประเทศ

Bitcoin cash หรือ BCH คือ สกุลเงินดิจิทัลที่ถูกสร้างขึ้นมาเพื่อแข่งกับ BTC โดยมีความรวดเร็วในการทำธุรกรรมและมีค่าธรรมเนียมที่ถูกกว่า

ดัชนีดอลลาร์ (Dollar Index) คือ ดัชนีชี้วัดการแข็งค่าหรือการอ่อนค่าของสกุลเงินดอลลาร์เทียบกับสกุลเงินอื่น ๆ เช่น EUR, GBP และ CAD เป็นต้น โดยแต่ละสกุลเงินก็จะมีน้ำหนักที่ไม่เท่ากันในการมาคำนวณดัชนี

อัตราผลตอบแทนพันธบัตรรัฐบาลสหรัฐ 10 ปี (United States 10-Year Bond Yield) คือ อัตราผลตอบแทนที่ได้รับจากการถือครองพันธบัตรรัฐบาลสหรัฐที่มีอายุ 10 ปี

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ดัชนีเอสแอนด์พี 500 (S&P 500) คือ ดัชนีชี้วัดมูลค่าของบริษัทจดทะเบียนที่ใหญ่ที่สุด 500 บริษัทในตลาดหลักทรัพย์นิวยอร์ก

ดัชนีแนสแดค (Nasdaq) คือ ดัชนีชี้วัดเฉพาะมูลค่าของบริษัทจดทะเบียน 100 บริษัทที่เป็นบริษัทในอุตสาหกรรมเทคโนโลยีที่ใหญ่ที่สุด

ดัชนีดาวโจนส์ (Dow Jones) คือ ดัชนีชี้วัดมูลค่าเฉพาะ 30 บริษัทที่ประเมินแล้วว่าเป็นบริษัทที่สำคัญของเศรษฐกิจอเมริกา

ดัชนีราคาหุ้นญี่ปุ่น (Nikkei) คือ ตัวชี้วัดสำคัญที่บ่งบอกสภาพตลาดหุ้นของญี่ปุ่น เป็นดัชนีที่คำนวณรายวันซึ่งวัดผลประกอบการของ 225 บริษัทชั้นนำของญี่ปุ่นที่จดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์โตเกียว

ราคาทองคำ (Gold Price) คือ ราคาทองคำโลกในตลาดแลกเปลี่ยนเงินตรา เป็นตัวบ่งบอกถึงทองคำในเวลานั้น โดยหน่วยจะเป็นทรอยออนซ์ต่อดอลลาร์สหรัฐ

ราคาน้ำมันดิบ (WTI Crude Oil) คือ ราคาอ้างอิงน้ำมันดิบอ้างอิงที่สำคัญในทวีปอเมริกา

1.5. ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.5.1 ทราบแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล

1.5.2 ทราบปัจจัยภายนอกที่ส่งผลต่อการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล

1.5.3 นำไปเป็นแนวทางในการพิจารณาวางแผนการลงทุนของผู้ที่สนใจลงทุนในสกุลเงินดิจิทัล

ลำดับขั้นตอนในการนำเสนอผลงานวิจัย

วิทยานิพนธ์ในเล่มนี้ แบ่งเนื้อหาออกเป็น 5 บท โดยในบทที่ 1 กล่าวถึงความเป็นมาและความสำคัญของงานวิจัย วัตถุประสงค์ของงานวิจัย ขอบเขตของงานวิจัย เงื่อนไขที่สำคัญของงานวิจัย และประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับของงานวิจัย ในบทที่ 2 กล่าวถึง แนวคิดและทฤษฎี ค่าสถิติ และเอกสารงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ในบทที่ 3 กล่าวถึงขั้นตอนในการดำเนินงานวิจัย ในบทที่ 4 กล่าวถึงผลการวิจัย และสุดท้ายในบทที่ 5 กล่าวถึง ข้อสรุปผลการวิจัย อภิปรายผลการวิจัย และข้อเสนอแนะสำหรับงานวิจัย

บทที่ 2
แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนและปัจจัยที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล ผู้วิจัยได้ศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องดังต่อไปนี้

2.1 แนวคิดและทฤษฎี (Concept and Theoretical Background)

2.1.1 การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis)

ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Data) คือ ชุดของข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับช่วงเวลา เช่น ข้อมูลยอดขายสินค้าที่เก็บรวบรวมต่อเนื่องกันไปเป็นระยะเวลาหลายเดือน, ข้อมูลรายได้ประชาชาติปีต่าง ๆ ที่เก็บรวบรวมต่อเนื่องกันไปเป็นระยะเวลาหลายปี ข้อมูลราคาของหุ้นหรือสกุลเงินดิจิทัลในแต่ละวัน เป็นต้น ข้อมูลอนุกรมเวลาอาจอยู่ในลักษณะที่เป็นข้อมูลรายปี รายไตรมาส หรือรายเดือน ทั้งขึ้นอยู่กับความเหมาะสมในการนำไปใช้ประโยชน์

ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลา เป็นวิธีการทางสถิติที่ใช้ข้อมูลในอดีตวิเคราะห์หาแบบจำลองเพื่ออธิบายลักษณะความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลที่เก็บตามลำดับเวลา โดยข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์จะมีลักษณะที่นิ่ง (Stationary) และใช้แบบจำลองในการพยากรณ์ข้อมูลในอนาคต หรือพิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้อง ในการหาคุณลักษณะของอนุกรมเวลาเราสามารถใช้แบบจำลองได้หลายแบบ เช่น แบบจำลอง ARCH หรือแบบจำลอง GARCH เป็นต้น

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

2.1.2 แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา

Box และ Jenkins (1970) ได้พัฒนาแบบจำลอง “Autoregressive integrated moving average (ARIMA)” เพื่ออธิบายการเปลี่ยนแปลงของอนุกรมเวลาโดยใช้ข้อมูลในอดีต โดยองค์ประกอบของแบบจำลอง ARIMA ประกอบด้วย 3 ส่วน ได้แก่ ส่วน Autoregressive process หรือ AR(p) เป็นส่วนที่อธิบายข้อมูลปัจจุบันด้วยข้อมูลในอดีต, ส่วน Integrated(d) เป็นส่วนที่บอกจำนวนความแตกต่างที่จำเป็นในการทำให้อนุกรมเวลาคงที่ และส่วน Moving average process หรือ MA(q) เป็นส่วนที่อธิบายข้อมูลปัจจุบันด้วยความคลาดเคลื่อนทั้งในอดีตและปัจจุบัน ซึ่งแบบจำลองนี้สามารถเขียนอยู่ในรูป ARIMA(p,d,q) แต่ถ้าหากข้อมูลที่นำมาใช้มีลักษณะที่นิ่งแล้ว d จะมีค่าเท่ากับ 0 กล่าวคือในส่วน Integrated จะหายไป จะได้เป็นแบบจำลอง ARMA(p,q)

ซึ่งแบบจำลอง ARIMA เหมาะสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลที่มีจำนวนไม่มากและมีการผันผวนของข้อมูลที่ไม่สูงหรือไม่มีการเปลี่ยนแปลงของเทรน ดังนั้นถ้าข้อมูลมีจำนวนมากและมีความผิดปกติของข้อมูล มีความผันผวนเกิดขึ้นทำให้เทรนเปลี่ยน แบบจำลองนี้จะไม่สามารถพยากรณ์ออกมาได้หรือการพยากรณ์นั่นจะมีความผิดพลาดและความคลาดเคลื่อนเกิดขึ้น

ต่อมาจึงได้มีการเสนอแบบจำลอง Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (ARCH) เป็นแบบจำลองทางสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ความผันผวนในอนุกรมเวลาเพื่อคาดการณ์ความผันผวนในอนาคต ข้อมูลทางการเงินส่วนใหญ่มีค่าความแปรปรวนไม่คงที่ (Heteroskedasticity) กล่าวคือ ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนที่พิจารณาจากความแปรปรวนแบบมีเงื่อนไข (Conditional Variance) ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่ขึ้นอยู่กับความคลาดเคลื่อนในอดีต

Engle (1982) ได้เสนอแบบจำลอง ARCH ขึ้นมาเพื่อใช้ในการประเมินความเสี่ยงโดยให้แบบจำลองความผันผวนที่ใกล้เคียงกับตลาดจริงมากขึ้น โดย Engle และคนอื่น ๆ ที่ทำงานเกี่ยวกับแบบจำลอง ARCH ตระหนักดีว่าข้อมูลทางการเงินในอดีตมีอิทธิพลต่อข้อมูลในอนาคต นั่นคือคำจำกัดความของการถดถอยอัตโนมัติ (Autoregressive) ส่วนเงื่อนไขความแปรปรวนไม่คงที่ของแบบจำลอง ARCH อ้างถึงข้อเท็จจริงที่สังเกตได้ว่าความผันผวนในตลาดการเงินนั้นไม่คงที่ ข้อมูลทางการเงินทั้งหมดไม่ว่าจะเป็นมูลค่าตลาดหุ้น ตลาดสกุลเงินดิจิทัล ราคาน้ำมัน อัตราแลกเปลี่ยน หรือ GDP ล้วนผ่านช่วงเวลาที่มีความผันผวนสูงและต่ำ ซึ่งความผันผวนที่ไม่สม่ำเสมอและรุนแรงนี้เป็นเรื่องยากสำหรับแบบจำลองก่อนหน้านี้ อย่างไรก็ตาม แบบจำลอง ARCH สามารถแก้ไขปัญหาทางสถิติที่เกิดจากรูปแบบประเภทนี้ในข้อมูลได้ นอกจากนี้แบบจำลอง ARCH ยังทำงานได้ดีที่สุดกับข้อมูลความถี่สูง (รายชั่วโมง รายวัน รายเดือน รายไตรมาส) ดังนั้นจึงเหมาะสำหรับข้อมูลทางการเงิน ด้วยเหตุนี้ แบบจำลอง ARCH จึงกลายเป็นแกนหลักสำหรับการสร้างแบบจำลองทางการเงินที่มีความผันผวนสูง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ต่อมา Bollerslev (1986) ได้เสนอแบบจำลอง Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH) ซึ่งเป็นแบบจำลองที่เพิ่มพจน์ของความแปรปรวนในอดีตเข้าไปในแบบจำลอง ARCH เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของแบบจำลอง ARCH หลังจากนั้น Braun (1995) ได้เสนอให้มีการเพิ่มพจน์ของตัวแปรภายนอกเข้าไปในแบบจำลอง GARCH ซึ่งถูกเรียกว่าแบบจำลอง Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Exogenous Variable (GARCHX) โดยปกติแล้วนั้น แบบจำลอง GARCHX จะใช้คู่กับแบบจำลอง

ARMAX ซึ่งสามารถเขียนรวมกันเป็นแบบจำลอง ARMAX - GARCHX โดยประกอบด้วย 2 สมการ ดังนี้

สมการค่าเฉลี่ย

$$r_t = \mu + \sum_{i=1}^{p} \theta_i r_{t-i} + \sum_{i=1}^{q} \pi_i \varepsilon_{t-i} + \gamma X_{t-1} \quad (1)$$

โดย r_t คือ อัตราผลตอบแทนแบบลอการิทึมฐานธรรมชาติของสกุลเงินดิจิทัล

ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

X_t คือ ค่าตัวแปรภายนอก ณ เวลา t

θ, π, γ คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของพารามิเตอร์

p คือ จำนวน Lag ของอัตราผลตอบแทน

q คือ จำนวน Lag ของค่าความคลาดเคลื่อน

ซึ่งกำหนดให้ $r_t - \hat{r}_t$ แทนค่าความคลาดเคลื่อ เมื่อ $\hat{r}_t$ เป็นค่าที่ได้จากการพยากรณ์ของสมการค่าเฉลี่ย เพื่อนำค่าความคลาดเคลื่อนที่หาได้นี้ไปประมาณค่าความผันผวนโดยใช้แบบจำลอง GARCHX ในลำดับถัดไป

สมการความผันผวน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

$$\sigma_t{}^2 = \omega + \sum_{i=1}^{r} \alpha_i \varepsilon^2{}_{t-i} + \sum_{i=1}^{s} \beta_i \sigma_{t-i}{}^2 + \varphi X_{t-1} \quad (2)$$

โดย σ_t^2 คือ ค่าความแปรปรวน ณ เวลา t

α, β, φ คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของพารามิเตอร์

r คือ จำนวน Lag ของความแปรปรวน

s คือ จำนวน Lag ของความคลาดเคลื่อน

$\boldsymbol{X_t}$ คือ ค่าตัวแปรภายนอก ณ เวลา t

สังเกตว่า ถ้า $\gamma = 0$ จะได้ว่าสมการค่าเฉลี่ยนั้นคือ สมการ ARMA(p,q) และในทำนองเดียวกันถ้า $\varphi = 0$ จะได้ว่าสมการความผันผวนคือ สมการ GARCH(r,s)

2.1.3 การทดสอบความนิ่งของข้อมูล

การทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Unit Root Test)

เป็นการทดสอบข้อมูลอนุกรมเวลาว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะที่นิ่งหรือมีลักษณะที่ไม่นิ่ง (Non-Stationary) เนื่องจากโดยปกติข้อมูลอนุกรมเวลาส่วนใหญ่มีลักษณะที่ไม่นิ่ง เพื่อที่จะหลีกเลี่ยงข้อมูลที่มีค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variances) ที่ไม่คงที่ในแต่ละช่วงเวลาที่แตกต่างกัน โดยใช้วิธีการทดสอบ Augmented Dickey-Fuller test (ADF) ซึ่งเป็นการทดสอบที่พัฒนามาจาก Dickey - Fuller Test โดยนำไปเข้ากระบวนการอัดถดถอยในตัวเอง (Autoregressive Processes) ซึ่งมีสมการดังนี้

ไม่มีค่าคงที่และแนวโน้มเวลา $$\Delta R_t = \theta R_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \lambda_i \Delta R_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3)$$

มีเฉพาะค่าคงที่ $$\Delta R_t = \alpha + \theta R_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \lambda_i \Delta R_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4)$$

มีค่าคงที่และแนวโน้มเวลา $$\Delta R_t = \alpha + \beta T + \theta R_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \lambda_i \Delta R_{t-1} + \varepsilon_t \quad (5)$$

โดย R_t คือ อัตราผลตอบแทน ณ เวลา t

R_{t-1} คือ อัตราผลตอบแทน ณ เวลา t-1

T คือ ค่าแนวโน้ม

α คือ ค่าคงที่

ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน

θ, β, λ คือ ค่าพารามิเตอร์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

และมีสมมติฐานคือ $H_0 : \theta = 0$

$H_1 : \theta \neq 0$

โดยจะเปรียบเทียบ ค่า p-value กับค่าวิกฤต ตามระดับนัยสำคัญที่เหมาะสม ถ้าค่า p-value ทดสอบมีค่ามากกว่าค่าวิกฤต แสดงว่ายอมรับสมมติฐานหลัก (H_0) และ ปฏิเสธสมมติฐานรอง (H_1) แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลาจะมีลักษณะที่ไม่นิ่ง ซึ่งถ้าข้อมูลอนุกรมเวลา มีลักษณะที่ไม่นิ่ง เราจะทำการแก้ไขโดยการทำการหาผลต่างลำดับที่ 1 หรือลำดับถัดไปจนกวาค่า p-value จะมีค่าน้อยกว่าค่าวิกฤติ ซึ่งจะปฏิเสธสมมติฐานหลัก (H_0) และ ยอมรับสมมติฐานรอง (H_1) แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลานั้นจะมีลักษณะที่นิ่ง

2.1.4 Ljung-Box Q-Statistic

การทดสอบ Ljung-Box Q-Statistic เป็นการทดสอบสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation) ของอนุกรมเวลา ซึ่งการทดสอบ Ljung–Box กำหนดได้ดังนี้

H_0 : ข้อมูลมีการกระจายอย่างอิสระต่อกัน (Independent) หมายความว่า ความสัมพันธ์ในประชากรที่กลุ่มตัวอย่างถูกเก็บเป็น 0 ดังนั้นความสัมพันธ์ที่สังเกตได้ใด ๆ ในข้อมูลเป็นผลมาจากการสุ่มของกระบวนการสุ่มตัวอย่าง

H_1 : ข้อมูลไม่ได้ถูกกระจายอย่างอิสระ (Dependent)

โดยพิจารณาจากค่า p-value ถ้าค่า p-value มีค่าต่ำกว่าระดับนัยสำคัญ จะปฏิเสธสมมติฐานหลัก แต่ถ้าค่า p-value มีค่ามากกว่าระดับนัยสำคัญ จะยอมรับสมมติฐานหลัก แสดงว่าไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง

2.1.5 ARCH Effect Test

เป็นเครื่องมือสำคัญในการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของเวลา แสดงถึงผลกระทบของ ARCH ที่มีนัยสำคัญที่จะระบุความผันผวนของเงื่อนไขที่แปรผันตามเวลาและการรวมกลุ่มของความผันผวน ซึ่งการทำการทดสอบ ARCH Effect แบบจำลองที่ได้นั้นคือแบบจำลอง ARCH(q) ของ Engle

$$R_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon^2_{t-i} \qquad (6)$$

และมีสมมติฐาน คือ

$$H_0 : \alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_n = 0$$
$$H_1 : \alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_n \neq 0$$

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

โดยพิจารณา ค่า t – test ที่ใช้ในการทดสอบเทียบกับค่าวิกฤต ซึ่งจากการตรวจสอบถ้ายอมรับ H_0 ปฏิเสธ H_1 แสดงว่าสมการถดถอยที่ได้นั้นไม่มีความสัมพันธ์ ดังนั้นจึงไม่มี ARCH-Effect แต่ถ้าตรวจสอบแล้วยอมรับ H_1 ปฏิเสธ H_0 แสดงว่าสมการถดถอยที่ได้มีความสัมพันธ์ ดังนั้นจึงมี ARCH effect

2.1.6 การประเมินความเสี่ยง

เป็นการวิเคราะห์ พิจารณาถึงโอกาส และความรุนแรงที่มีโอกาสจะส่งผลกระทบต่อเป้าหมาย ซึ่งการประเมินความเสี่ยงเป็นการจัดระดับของความเสี่ยง เพื่อเป็นข้อมูลในการดำเนินงานควบคุม

ความเสี่ยงต่อไป หรือเพื่อประกอบการตัดสินใจในการลงมือทำอะไรบางอย่าง ซึ่งสามารถวัดหรือประเมินความเสี่ยงได้จาก

1. ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation) ในทางสถิติใช้ในการวัดการกระจายตัวของข้อมูล ซึ่งสามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์ความผันผวนของราคา ซึ่งการดูความผันผวน ไม่ได้เป็นการคาดการณ์ทิศทางราคาว่าจะขึ้นหรือลง แต่จะเป็นการพิจารณาว่า ราคามีความผันผวนมากหรือน้อย ซึ่งในกรณีที่ราคามีความผันผวนมาก หมายความว่าราคานั้นแกว่งตัวค่อนข้างรุนแรง ส่วนในกรณีราคามีความผันผวนน้อย หมายความว่า ราคามีการแกว่งตัวค่อนข้างแคบ แต่อย่างไรก็ตาม ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเหมาะสำหรับใช้วัดความเสี่ยงอย่างง่าย สำหรับข้อมูลที่ไม่ค่อยมีความซับซ้อนหรือความเสี่ยงที่มีความพีคจากเหตุการณ์ต่าง ๆ ซึ่งทางด้านการเงินและการลงทุน ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานสามารถนำไปใช้ในเชิงเปรียบเทียบระหว่างความเสี่ยง เป็นสิ่งที่แสดงให้เห็นถึงความเสี่ยงในการลงทุน ซึ่งเป็นความเสี่ยงที่จะทำให้ราคาของสินทรัพย์ในอนาคตแตกต่างไปจากเดิมจากที่คาดการณ์ไว้ นั่นคือ ถ้าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่ามาก หมายถึงมีความเสี่ยงที่สูงแต่ถ้าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่าต่ำ หมายถึงมีความเสี่ยงน้อย ซึ่งสามารถหาค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ได้จากสมการต่อไปนี้

$$S.D. = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}\left(x_i - \bar{x}\right)^2}{n-1}}$$

โดยที่ S.D. คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

N คือ จำนวนของชุดข้อมูล

$\bar{x}$ คือ ค่าเฉลี่ยของชุดข้อมูล

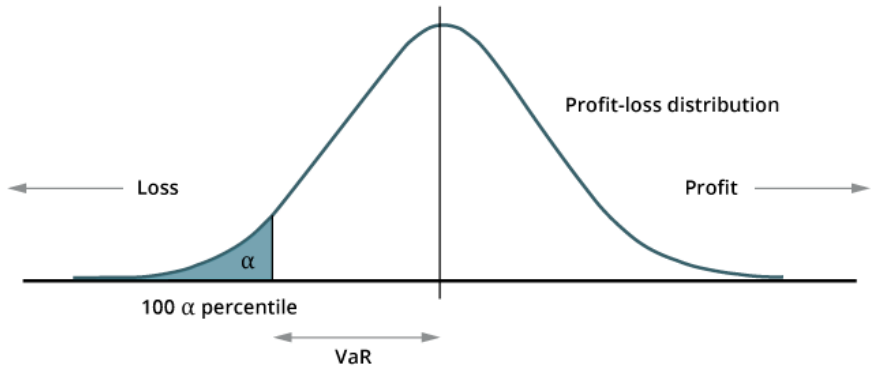
x_i คือ ชุดข้อมูล

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

2. มูลค่าความเสี่ยง (Value at Risk) คือ การวัดความเสียหายที่คาดว่าจะเกิดขึ้นกับการลงทุนภายในช่วงระยะเวลาการลงทุนหนึ่งในอนาคต เช่น 1 สัปดาห์ หรือ 1 เดือน เป็นต้น ซึ่งเกิดขึ้นภายใต้ระดับความเชื่อมั่น โดยทั่วไปจะวัดที่ระดับ 10% 5% หรือ 1% เมื่อระดับความเชื่อมั่นสูงจะมีความน่าเชื่อถือมาก ซึ่งการวัดมูลค่าความเสี่ยงเป็นการวัดความเสี่ยงด้านการตลาดที่สถาบันการเงินต่าง ๆ นิยมใช้ และมีสมการดังนี้

$$VaR_\alpha = F^{-1}(1-\alpha)$$

เมื่อ $F(z) = P(Z_t \le z)$ ซึ่ง $\{Z_t\}_{t=1}^{T}$ เป็นเซตของตัวแปรสุ่มที่มีลักษณะการแจกแจงเดียวกัน และ $\alpha \in (0,1)$



รูปที่ 2 อธิบายความหมายของ Value at Risk

ที่มา : https://medium.com/the-markets/understanding-value-at-risk-var-a-key-risk-management-tool-4128bdd901cd

จากรูปที่ 2 เส้นโค้งแสดงถึงอัตราผลตอบแทนที่ได้ ซึ่ง บริเวณ α คือบริเวณที่มีความเสียหายสูง ดังนั้น มีโอกาส α % ที่จะสูญเสียเงินมากกว่าค่า Value at Risk

2.1.7 การทดสอบย้อนกลับ (Backtesting)

คือ การใช้กลยุทธ์หรือแบบจำลองการคาดการณ์กับข้อมูลในอดีต เพื่อทดสอบและเปรียบเทียบข้อมูลที่ศึกษา โดยจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วนแล้วหาค่าประมาณพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของข้อมูล นั่นคือช่วงของ Training Data และ Test Data

2.2 ค่าสถิติ (Statistic)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

2.2.1 Akaike Information Criterion (AIC)

Akaike (1973) ได้สร้าง เกณฑ์การคัดเลือกตัวแบบที่เรียกว่า เกณฑ์ข้อสนเทศของอาไคเคะ (Akaike's Information Criterion) หรือ เกณฑ์เอไอซี (AIC) โดยตัวแบบหรือแบบจำลองที่ให้ค่า AIC น้อยที่สุด แสดงว่าตัวแบบนั้นมีความเหมาะสมมากที่สุด ซึ่งเกณฑ์นี้เหมาะสำหรับข้อมูลหรือตัวอย่างที่มีขนาดใหญ่ แต่เมื่อตัวอย่างมีขนาดเล็กหรือข้อมูลน้อยเมื่อเทียบกับจำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่า จะทำให้ตัวแบบที่ได้รับการคัดเลือก มีจำนวนตัวแปรอิสระในตัวแบบมากเกินไป ซึ่งสามารถเขียนในรูปสมการได้ดังนี้

$$AIC = 2k - 2\ln(L) \tag{7}$$

เมื่อ k คือ จำนวนพารามิเตอร์

L คือ ค่าสูงสุดของฟังก์ชันความน่าจะเป็น (Log-likelihood)

2.2.2 Schwarz's Bayesian Information Criteria (BIC)

เกณฑ์สารสนเทศของเบส์ (Bayesian Information Criteria: BIC) ถูกนำเสนอโดยชาวาในปี 1978 โดยพัฒนามาจากเกณฑ์ AIC ทั้งนี้เกณฑ์ BIC จะเลือกตัวแบบที่ให้ค่า BIC ต่ำสุดเป็นตัวแบบที่ถูกต้อง

$$BIC = k\ln(n) - 2\ln(L) \tag{8}$$

เมื่อ k คือ จำนวนพารามิเตอร์

L คือ ค่าสูงสุดของฟังก์ชันความน่าจะเป็น (Log-likelihood)

n คือ จำนวนข้อมูล

$\hat{R}_{i,t}$ คือ ค่าที่ได้จากการทำนายอัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์ i ณ เดือนที่ t

n คือ จำนวนข้อมูลที่ใช้

2.2.3 ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error : RMSE)

เป็นวิธีการวัดค่าความคาดเคลื่อนที่นิยม ซึ่งค่าของ RMSE ยิ่งน้อยแสดงว่าแบบจำลองมีความแม่นยำสูง สามารถเขียนในรูปแบบสมการได้ดังนี้

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n}\left(R_{i,t} - \hat{R}_{i,t}\right)^2}{n}} \tag{9}$$

เมื่อ $R_{i,t}$ คือ ค่าอัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์ i ณ เดือนที่ t

$\hat{R}_{i,t}$ คือ ค่าที่ได้จากการทำนายอัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์ i ณ เดือนที่ t

n คือ จำนวนข้อมูลที่ใช้

2.2.4 Risk Adjusted Return

คือ ผลตอบแทนที่ปรับด้วยความเสี่ยง เนื่องจากการลงทุนมีความเสี่ยงเสมอ จึงไม่ควรพิจารณาเฉพาะผลตอบแทนเท่านั้น ดังนั้นเพื่อเป็นการรลงทุนอย่างมีประสิทธิภาพจึงพิจาณาทั้งผลตอบแทนและความเสี่ยงควบคู่กันไป และการหา Risk Adjusted Return สามารถหาได้หลายวิธี และหนึ่งในวิธีที่นิยมใช้ในการหาคือ Sharpe ratio ซึ่งคิดค้นโดย William Forsyth Sharp ดังสมการต่อไปนี้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

$$\text{Risk Adjusted Return} = \frac{R - R_f}{\sigma}$$

เมื่อ R คือ ผลตอบแทน

R_f คือ ผลตอบแทนจากการลงทุนที่ไม่มีความเสี่ยง

σ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

2.3 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ผู้วิจัยได้ศึกษาวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับค่าความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลและศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงของราคาหรืออัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล ดังต่อไปนี้

งานวิจัยเกี่ยวกับความผันผวนของอัตราผลตอบแทน

งานวิจัยของ Dyhrberg (2016) ศึกษาความสามารถทางการเงินของ Bitcoin โดยใช้แบบจำลอง GARCH ซึ่งแบบจำลองเริ่มต้นแสดงความคล้ายคลึงกันกับทองและดอลลาร์ในหลาย ๆ ด้าน เนื่องจากมีตัวแปรที่คล้ายกันในแบบจำลอง GARCH และมีความสามารถในการป้องกันความเสี่ยงที่คล้ายกัน ซึ่งความสามารถในการป้องกันความเสี่ยงและข้อได้เปรียบ เนื่องจากเป็นสื่อแลกเปลี่ยนที่ดี แสดงว่า Bitcoin อาจมีประโยชน์ในการจัดการความเสี่ยง แหมาะสำหรับนักลงทุนที่ระมัดระวังในการคาดการณ์ทางลบในตลาดโดยรวม ดังนั้น Bitcoin ตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญต่ออัตราดอลลาร์ของรัฐบาลซึ่งชี้ให้เห็นถึงการทำงานของ Bitcoin เหมือนเป็นสกุลเงิน

Katsiampa (2017) ศึกษาพบว่า Bitcoin มีความผันผวนสูงมากเมื่อเทียบกับสกุลเงินและศึกษาประสิทธิภาพของแบบจำลอง GARCH ชนิดต่าง ๆ ได้แก่ GARCH, EGARCH, TGARCH, APARCH, CGARCH และ ACGARCH โดยพิจารณาจากค่า AIC, BIC และ HQ เพื่อเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด สำหรับการอธิบายความผันผวนของ Bitcoin ซึ่งได้ว่าแบบจำลอง ACGARCH เป็นแบบจำลองที่มีความเหมาะสมในการศึกษาความผันผวนของ Bitcoin

Naimy and Hayek (2018) ได้ศึกษาความผันผวนของอัตราแลกเปลี่ยน Bitcoin โดยใช้แบบจำลองประเมินและได้เปรียบเทียบความสามารถในการทำนายของแบบจำลอง Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH) (1,1), Exponentially Weighted Moving Average (EWMA) และ Exponential Generalized Autoregressive Conditional

Heteroscedasticity (EGARCH) (1,1) ซึ่งพบว่า แบบจำลอง EGARCH (1,1) มีประสิทธิภาพดีกว่า GARCH (1,1) และ EWMA

Gyamerah (2019) ได้ทำการประมาณความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของ Bitcoin โดยใช้แบบจำลอง GARCH, iGARCH และ tGARCH ยิ่งไปกว่านั้น แต่ละแบบจำลองยังถูกเปรียบเทียบด้วยการใช้การแจกแจงที่แตกต่างกัน ได้แก่ การแจกแจงแบบ Students't, การแจกแจงแบบ Generalized error และการแจกแจงแบบ Normal Inverse Gaussian (NIG) ซึ่งพบว่าแบบจำลอง tGARCH-NIG เป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดในการอธิบายความผันผวนที่เกิดขึ้นในอัตราผลตอบแทนของ Bitcoin

ศุภกาญจน์ และศิริขวัญ (2562) ศึกษาความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของตลาดหลักทรัพย์โดยวิธี GARCH ผลการศึกษาพบว่า ความผันผวนแบบมีเงื่อนไขของอัตราผลตอบแทนของตลาดหลักทรัพย์ใน 4 ประเทศ ได้แก่ ไทย ญี่ปุ่น อังกฤษ และสหรัฐอเมริกา นั้นขึ้นอยู่กับค่าความคลาดเคลื่อนและค่าความผันผวนแบบมีเงื่อนไขในอดีตอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ และจากการทดสอบดุลยภาพระยะยาว พบว่าในประเทศไทยมีความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพในระยะยาวกับทุกประเทศ ได้แก่ สหรัฐอเมริกา อังกฤษและญี่ปุ่น

สุนันท์ใจ และกัญญสุดา (2563) ศึกษาแบบจำลองความผันผวนที่เหมาะสมกับอัตราผลตอบแทนของกองทุนหุ้นจีน และพยากรณความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของกองทุนหุ้นจีน โดยศึกษาปจจัยสภาพแวดลอมทางเศรษฐกิจมหภาค โดยใช้แบบจำลอง GARCH ในการประมาณค่าแบบจำลองความผันผวน เมื่อทำการ ประมาณค่าแบบจำลองความผันผวนของกองทุนหุ้นจีนทั้งสอง เมื่อทำการเปรียบเทียบค่า Akaike info criterion (AIC) และ Schwarz criterion (SC) ของแต่ละแบบจำลอง พบว่าแบบจำลอง GARCH (1,1) มีความเหมาะสมสำหรับกองทุนหุ้นจีนฮั่งเส้งมากที่สุด และเมื่อนำไปพยากรณ์ โดยจะทำการพยากรณ์ความผันผวนของผลตอบแทนล่วงหน้าทีละหนึ่งวัน เป็นจำนวน 5 วัน พบว่า ความผันผวนอัตราผลตอบแทนมีแนวโน้มลดลง

จากการศึกษาวรรณกรรมที่เกี่ยวกับความผันผวนของอัตราผลตอบแทน พบว่า ส่วนใหญ่ในแต่ละงานวิจัยใช้แบบจำลอง GARCH ประเภทต่าง ๆ ได้แก่ GARCH, EGARCH, TGARCH, APARCH, CGARCH, ACGARCH, GARCH, iGARCH และ tGARCH ซึ่งใช้ในการศึกษาความผันผวนของบิทคอยน์หรือนำมาเปรียบเทียบหาความเหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์และประมาณค่าของความผันผวนของราคาหรืออัตราผลตอบแทนของบิทคอยน์ โดยแต่ละงานวิจัยได้ผลลัพธ์ของแบบจำลองที่เหมาะสมแตกต่างกันออกไป เช่น งานวิจัยของ Naimy and Hayek (2018) พบว่า แบบจำลอง

EGARCH (1,1) มีความเหมาะสมมากที่สุดสำหรับการทำนายความผันผวนของ Bitcoin ในขณะที่ Gyamerah (2019) พบว่าแบบจำลอง tGARCH-NIG เป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดในการอธิบายความผันผวนที่เกิดขึ้นของ Bitcoin โดยทั้งสองงานวิจัยนี้มีแบบจำลอง GARCH ที่ใช้ในการศึกษาที่เหมือนกัน รวมไปถึงงานวิจัยของท่านอื่นไม่ว่าจะเป็น Dyhrberg (2016), Katsiampa (2017), ศุภกาญจน์ และศิริขวัญ (2562) และ สุนันท์ใจ และกัญญสุดา (2563) และนอกจากนั้นทุกงานวิจัยล้วนศึกษาเพียงแค่กับสกุลเงินดิจิทัล Bitcoin เพียงตัวเดียวเท่านั้น ผู้วิจัยจึงมีความสนใจในการนำแบบจำลอง GARCH มาศึกษาหาแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ความผันผวนของสกุลเงินดิจิทัลอื่น ๆ รวมถึง Bitcoin ที่มีผู้วิจัยหลายท่านศึกษามาแล้ว

งานวิจัยเกี่ยวกับปัจจัยที่ส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงของราคาหรืออัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล

Greaves and Au (2015) ได้ศึกษาการทำนายราคาของ Bitcoin โดยศึกษาจากกราฟของการทำธุรกรรมของ Bitcoin ซึ่งใช้ข้อมูลรายวินาทีในทุก ๆ 15 วินาที พบว่า การทำนายราคาของ Bitcoin ในสกุลเงินดอลลาร์ล่วงหน้า 1 ชั่วโมง มีความแม่นยำของการเปลี่ยนแปลงหรือเคลื่อนไหวของราคาอยู่ที่ร้อยละ 55

Erik and Otto (2015) พบว่าราคาตลาดของสกุลเงินดิจิทัลได้รับผลกระทบมาจากปัจจัยของ Google Trend โดยมีผลกับ Bitcoin และ Litecoin ที่สูง แต่ส่วน XRP มีผลกระทบระดับกลาง จึงสามารถบ่งบอกได้ว่า ปัจจัย Google Trend เป็นการวัดของอุปทาน ซึ่งสกุลเงินดิจิทัลไม่มีมูลค่าพื้นฐานเหมือนกับหุ้นซึ่งหมายความว่าสกุลเงินดิจิทัลมีผลต่อความต้องการ ดังนั้นมูลค่าตลาดจะขึ้นกับความรู้จักของสกุลเงินนั้น ๆ ราคาของสกุลเงินดิจิทัลไม่ได้ขึ้นอยู่กับความผันผวนมากนัก ตามกฎของ Cohen ไม่มีผลกระทบนอกจาก Litecoin ซึ่งมีผลกระทบเล็กน้อย ซึ่งสำหรับ Bitcoin และ Litecoin จะมีลักษณะที่คล้ายๆกัน แต่อย่างไรก็ตาม Ripple จะแตกต่างออกมา ทั้งนี้อาจอธิบายได้ด้วยความจริงที่ว่า Bitcoin และ Litecoin มีโครงสร้างเดียวกันซึ่ง Ripple จะแตกต่างกับ 2 สกุลนั้น

Yhlas Sovbetov (2018) ศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อราคาของสกุลเงินดิจิทัลทั้ง 5 สกุล ได้แก่ Bitcoin, Ethereum, Dash, Litecoin และ Monero พบว่า ดัชนี S&P 500 ส่งผลผลกระทบเชิงบวกในระยะยาวที่ไม่รุนแรงต่อ Bitcoin, Ethereum และ Litecoin

Nypels (2021) ได้ศึกษาความผันผวนของผลตอบแทนจาก Bitcoin และปัจจัยต่าง ๆ ได้แก่ ปริมาณการซื้อขาย นั่นคือ จำนวน Bitcoin ที่ซื้อขายใน Bitstamp รายสัปดาห์, ความต้องการข้อมูล จำนวนค้นหาจาก google trend รายสัปดาห์, ผลตอบแทนดัชนีตลาดหลักทั่วโลก MSCI ACWI, อัตราแลกเปลี่ยน USD/EURO และ USD/JPY ซึ่งจากการศึกษาพบว่า สมการความแปรปรวนของแบบจำลอง GARCH (1,1) ให้ผลกระทบที่เชิงบวกกับจำนวน Bitcoin ที่ซื้อขายใน Bitstamp และจำนวนค้นหาจาก Google Trends ต่อความผันผวนของผลตอบแทนของ Bitcoin

พงศกร พัวพัฒนกุล (2560) ศึกษาความสัมพันธ์ของความผันผวนของราคา Bitcoin ตามตลาด จำนวนธุรกรรมต่อวัน จำนวนหมายเลขประจำเครื่องคอมที่ไม่ซ้ำต่อวันและค่าธรรมเนียมในการทำธุรกรรม โดยใช้แบบจำลอง MGRACH ซึ่งพบว่า แบบจำลอง MGRACH แบบ DCC มีความเหมาะสมมากกว่าแบบ CCC และจากการศึกษาพบว่า ผลของราคาในอดีตและค่าธรรมเนียมในการทำธุรกรรมส่งผลต่อราคาของ Bitcoin ส่วนจำนวนธุรกรรมต่อวันและจำนวนหมายเลขประจำเครื่องคอมที่ไม่ซ้ำต่อวัน ไม่มีความสัมพันธ์กับความผันผวนของราคา Bitcoin

พิพัฒน์ อิ่มคง (2562) ได้ศึกษาปัจจัยที่มีความสัมพันธ์ต่อทั้งทองคำและบิทคอยน์รวมทั้งความสัมพันธ์แฝงระหว่างกัน โดยศึกษาปัจจัยภายทั้งหมด 5 กลุ่ม คือ กลุ่มดัชนีราคาหุ้น, กลุ่มอัตราแลกเปลี่ยนเงินตรา, กลุ่มสินค้าโภคภัณฑ์, กลุ่มอัตราผลตอบแทน พันธบัตรรัฐบาลสหรัฐฯ และกลุ่มการค้นหาคำในกูเกิล โดยวิเคราะห์ในรูปแบบสมการถดถอยแบบกำลังสองน้อยสุด (OLS) และสมการถดถอย แบบกำลังสองน้อยสุด 3 ชั้น (3SLS) ซึ่งจากการศึกษาพบว่า ดัชนีหุ้นเยอรมนีมีความสัมพันธ์ในเชิงบวกกับ Bitcoin และในขณะเดียวกัน ดัชนีหุ้นเยอรมนีมีความสัมพันธ์ในเชิงลบกับทองคำ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

พัชรวลัย เขียวทอง และ สุมาลี รามนัฏ (2563) ได้ศึกษาศึกษาปัจจัยที่มีผลกระทบต่อราคา Bitcoin ทั้งหมด 13 ปัจจัย ได้แก่ ETC, LTC, XRP, สัญญาซื้อขายล่วงหน้าทองคำ, สัญญาซื้อขายล่วงหน้าน้ำมันดิบ WTI, สัญญาซื้อขายล่วงหน้าก๊าซธรรมชาติ, ค่าเงินยูโร, ค่าเงินหยวน, ค่าเงินปอนด์, ค่าเงินเย็น, ดัชนี NASDAQ, ดัชนี S&P 500 และดัชนี DOW JONE แล้วเลือกตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กันในช่วงที่กำหนดไปศึกษาต่อ ซึ่งจากการศึกษาพบว่า LTC ส่งผลต่อราคาของ Bitcoin มากที่สุด

กชกร แสงทอง, จิรสิญจ์ เล่ารุ่งโรจน์, จีรสิทธิ์ พูสวัสดิ์, ดัฐกร ยอดนครจง และธเนส เตชะเสน (2564) ศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อราคา Bitcoin พบว่า ดัชนีอุตสาหกรรมดาวโจนส์ มีความสัมพันธ์กับราคา Bitcoin ในทิศทางเดียวกัน เพราะกลุ่มหุ้นของดัชนีอุตสาหกรรมดาวโจนส์จะเป็นหุ้นที่มี

เทคโนโลยีมากและมีการนำเทคโนโลยีบล็อกเชนมาใช้และมีการถือครอง Bitcoin ซึ่งถ้าราคา Bitcoin มีการเคลื่อนไหว ราคาหุ้นของบริษัทก็แปรผันตามราคาด้วยส่งผลต่อดัชนีอุตสาหกรรมดาวโจนส์ ในทิศทางตรงกันข้าม ดัชนีค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ มีความสัมพันธ์กับราคา Bitcoin ในทิศทางตรงกันข้าม ราคาทองคำมีความสัมพันธ์กับราคา Bitcoin ในทิศทางเดียวกัน พันธบัตรรัฐบาลสหรัฐ 10 ปีไม่มีอิทธิพลต่อราคา Bitcoin สรุปได้ว่าตัวแปรที่มีความสัมพันธ์ในเชิงบวกกับราคา Bitcoin ได้แก่ ดัชนีอุตสาหกรรมดาวโจนส์ และราคาทองคำ ส่วนตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับราคา Bitcoin ในเชิงลบ ได้แก่ ดัชนีค่าเงินดอลลาร์ และตัวแปรอื่น ๆ ไม่มีความสัมพันธ์กับ Bitcoin

ซึ่งทั้งหมดนี้สามารถสรุปออกมาเป็นตาราง ได้ดังนี้

ตารางที่ 1 วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับสกุลเงินดิจิทัล

ผู้วิจัย	เรื่อง	ตัวแปรอิสระ	สกุลเงินดิจิทัล	ข้อค้นพบ
Brian Vockathaler (2015)	The Bitcoin Boom: An In Depth Analysis Of The Price Of Bitcoins	- จำนวนหมายเลขประจำเครื่องที่ไม่ซ้ำต่อวัน - จำนวนการทำธุรกรรมต่อวัน - ปริมาณการซื้อ-ขายประจำวัน - ความยากในการขุด - ราคาทองคำ - google trend - ดัชนี S&P500 - ดัชนี FSI - ดัชนีดอลลาร์	- Bitcoin	ความผันผวนของ Bitcoin ส่วนใหญ่เกิดจาก unexpected shock ซึ่งตรวจสอบโดยใช้แบบจำลอง GARCH ทำให้ทราบว่า unexpected shock เป็นสาเหตุที่ทำให้เกิดความผันผวนของราคา Bitcoin มากที่สุด
Erik and Otto (2015)	Explaining the market price of Bitcoin and other Cryptocurrencies	- google trend	- Bitcoin - LTC - Ripple	Google trend ส่งผลกระทบต่อ Bitcoin และ Litecoin เล็กน้อย แต่ไม่สงผลกระทบต่อ Ripple

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

	with Statistical Analysis.			
Alex Greaves and Benjamin Au (2015)	Using the Bitcoin Transaction Graph to Predict the Price of Bitcoin	- กระแสเงินสดต่อชั่วโมง - จำนวนการททำธุรกรรมต่อชั่วโมง - มูลค่าการทำธุรกรรมเฉลี่ย - จำนวนรวมการขุด Bitcoin - จำนวนที่อยู่ใหม่ - จำนวนเงินฝากเริ่มต้นระหว่างที่อยู่ใหม่ - จำนวนธุรกรรมที่ดำเนินโดยที่อยู่ใหม่	- Bitcoin	จากการศึกษาพบว่า การทำนายราคาของ Bitcoin ในสกุลดอลลาร์ล่วงหน้า 1 ชั่วโมง มีความแม่นยำของการเคลื่อนไหวของราคา Bitcoin ประมาณ 55%
Nypels **(2018)**	Factors influencing the volatility of bitcoin returns	- จำนวน Bitcoin ที่ซื้อขายใน Bitstamp - google trend - ดัชนีตลาดหลักทั่วโลก MSCI ACWI - อัตราแลกเปลี่ยนยูโรต่อดอลลาร์ - อัตราแลกเปลี่ยนเยนต่อดอลลาร์	- Bitcoin	แบบจำลอง GARCH (1,1) ให้ผลกระทบเชิงบวกกับจำนวน Bitcoin ที่ซื้อขายใน Bitstamp และจำนวนค้นหาจาก google trends สำหรับความผันผวนของผลตอบแทนของ Bitcoin
Yhlas Sovbetov (2018)	Factors Influencing Cryptocurrency	- ราคาทองคำ - อัตราแลกเปลี่ยนยูโรต่อดอลลาร์	- Bitcoin - ETH - Dash	ดัชนี S&P500 ส่งผล ผลกระทบเชิงบวกในระยะยาวที่ไม่รุนแรงต่อ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

	Prices: Evidence from Bitcoin, Ethereum, Dash, Litecoin, and Monero.	- ดัชนี S&P500	- Litecoin - Monero.	Bitcoin, Ethereum, Litecoin
พงศกร พัวพัฒนกุล (2560)	การวิเคราะห์ปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อความผันผวนของราคา Bitcoin	- จำนวนธุรกรรมต่อวัน - จำนวนหมายเลขประจำเครื่องคอมที่ไม่ซ้ำต่อวัน - ค่าธรรมเนียมในการทำธุรกรรม	- Bitcoin	แบบจำลอง MGARCH แบบ DCC มีความเหมาะสม ซึ่งพบว่า ผลของราคาในอดีตและค่าธรรมเนียมในการทำธุรกรรมส่งผลต่อราคาของ Bitcoin ส่วนจำนวนธุรกรรมต่อวันและจำนวนหมายเลขประจำเครื่องคอมที่ไม่ซ้ำต่อวัน ไม่มีความสัมพันธ์กับความผันผวนของราคา Bitcoin
พิพัฒน์ อิ่มคง (2562)	การศึกษาปัจจัยที่มีความสัมพันธ์ต่อทองคำและบิทคอยน์ รวมทั้งความสัมพันธ์แฝงระหว่างกัน	- ราคาทองคำ - ดัชนีดาวโจนส์ - FTSE 100 Index - DAX Index - Nikkei 225 Index - Hang Seng Index - Silver Spot - Palladium Spot - Platinum Spot - ราคาน้ำมันดิบ - T-bill 1 month - T-bill 3 month - T-bill 6 month	- Bitcoin	ดัชนีหุ้นเยอรมนีมีความสัมพันธ์ในเชิงบวกกับ Bitcoin และในขณะเดียวกัน ดัชนีหุ้นเยอรมนีมีความสัมพันธ์ในเชิงลบกับทองคำ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

		- T-bill 1 Year - US Dollar Index - อัตราแลกเปลี่ยนยูโร - อัตราแลกเปลี่ยนปอนด์ - อัตราแลกเปลี่ยนเยน - อัตราแลกเปลี่ยนฮ่องกงดอลลาร์ - google trend		
พัชรวลัย เขียวทอง และ สุมาลี รามนัฏ (2563)	ราคา Bitcoin ที่มีผลกระทบต่อการคำนวณการเสียภาษี.	- ETH - LTC - XRP - สัญญาซื้อขายล่วงหน้าทองคำ - สัญญาซื้อขายล่วงหน้าน้ำมันดิบ - อัตราแลกเปลี่ยนยูโร - อัตราแลกเปลี่ยนหยวน - อัตราแลกเปลี่ยนปอนด์ - อัตราแลกเปลี่ยนเยน - ดัชนี NASDAQ - ดัชนี S&P500 - ดัชนีดาวโจนส์	- Bitcoin	ปัจจัยทั้งหมดมาคัดเลือกเพื่อหาปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับราคา Bitcoin ด้วยการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ ผลที่ได้จากการวิเคราะห์ทำให้ทราบถึงปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับราคา Bitcoin คือ Ethereum, Litecoin, Ripple ,สัญญาซื้อขายล่วงหน้าทองคำ, ค่าเงินยูโร, สัญญาซื้อขายล่วงหน้า น้ำมันดิบ, ดัชนี NASDAQ, ดัชนี S&P500 และดัชนีดาวโจนส์ซึ่งพบว่า LTC ส่งผลต่อราคาของ Bitcoin มากที่สุด

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

กชกร แสงทอง, จิรสิญจ์ เล่ารุ่งโรจน์, จีรสิทธิ์ พูสวัสดิ์, ดัฐกร ยอดนครจง และธเนส เตชะเสน (2564)	การวิเคราะห์ปัจจัยทางเศรษฐกิจที่มีผลต่อราคาบิตคอยน์	- ดัชนีดอลลาร์ - อัตราผลตอบแทนพันธบัตรรัฐบาลสหรัฐ 10 ปี - ดัชนีดาวโจนส์ - ราคาน้ำมัน - ราคาทองคำ	- Bitcoin	ตัวแปรที่มีความสัมพันธ์ในเชิงบวกกับราคา Bitcoin ได้แก่ ดัชนีดาวโจนส์ และราคาทองคำ ส่วนตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับราคา Bitcoin ในเชิงลบได้แก่ ดัชนีดอลลาร์ ส่วนตัวแปรอื่น ๆ ไม่มีความสัมพันธ์กับ Bitcoin

จากการศึกษาวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับปัจจัยที่ส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงของราคาหรืออัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล พบว่ามีหลากหลายปัจจัยที่ผู้วิจัยในแต่ละงานนำมาศึกษาพิจารณาและผลลัพธ์ที่ได้มีทั้งเหมือนและแตกต่างกันออกไป ซึ่งปัจจัยภายนอกที่พบจากการศึกษาวรรณกรรมได้แก่ ดัชนีราคาหุ้นต่าง ๆ เช่น Dow Jone, Nikkei, S&P500, Nasdaq, อัตราแลกเปลี่ยน เช่น เยน ยูโร ดอลลาร์, พันธบัตรรัฐบาล, ราคาน้ำมันดิบ ราคาทองคำ, ผลตอบแทนตลาดหลักทั่วโลก MSCI และ google trend เป็นต้น และปัจจัยภายในที่พบจากการศึกษาได้แก่ จำนวนการทำธุรกรรมต่อวัน จำนวนหมายเลขประจำเครื่องคอมที่ไม่ซ้ำต่อวัน,ค่าธรรมเนียมในการทำธุรกรรม, จำนวนการทำธุรกรรมต่อชั่วโมง, มูลค่าการทำธุรกรรมเฉลี่ย, จำนวนการขุด Bitcoin, จำนวนที่อยู่ใหม่, จำนวนเงินฝากเริ่มต้นระหว่างที่อยู่ใหม่ และจำนวนธุรกรรมทีดำเนินโดยที่อยู่ใหม่ แต่เนื่องจากการเก็บข้อมูลของปัจจัยภายในสามารถทำได้ยาก และมีความเสี่ยงของด้านข้อมูลที่ไม่ครบถ้วนและความน่าเชื่อถือของข้อมูล ผู้วิจัยจึงมีความสนใจในการศึกษาปัจจัยภายนอกและจากตารางที่ 1 สามารถสรุปปัจจัยที่ผู้วิจัยใช้ในการศึกษาเหมือนกันได้ดังนี้

1. ราคาทองคำ ได้แก่ Brian Vockathaler (2015), Yhlas Sovbetov (2018), พิพัฒน์ อิ่มคง (2562), พัชรวลัย เขียวทอง และ สุมาลี รามนัฏ (2563) และ กชกร แสงทอง, จิรสิญจ์ เล่ารุ่งโรจน์, จีรสิทธิ์ พูสวัสดิ์, ดัฐกร ยอดนครจง และธเนส เตชะเสน (2564)

2. ราคาน้ำมัน ได้แก่ พิพัฒน์ อิ่มคง (2562), พัชรวลัย เขียวทอง และ สุมาลี รามนัฏ (2563) และ กชกร แสงทอง, จิรสิญจ์ เล่ารุ่งโรจน์, จีรสิทธิ์ พูสวัสดิ์, ดัฐกร ยอดนครจง และธเนส เตชะเสน (2564)
3. ดัชนี S&P500 ได้แก่ Yhlas Sovbetov (2018), พัชรวลัย เขียวทอง และ สุมาลี รามนัฏ (2563)
4. ดัชนีดอลลาร์ ได้แก่ Brian Vockathaler (2015), พิพัฒน์ อิ่มคง (2562) และ กชกร แสงทอง, จิรสิญจ์ เล่ารุ่งโรจน์, จีรสิทธิ์ พูสวัสดิ์, ดัฐกร ยอดนครจง และธเนส เตชะเสน (2564)
5. ดัชนีดาวโจนส์ ได้แก่ พิพัฒน์ อิ่มคง (2562), พัชรวลัย เขียวทอง และ สุมาลี รามนัฏ (2563) และ กชกร แสงทอง, จิรสิญจ์ เล่ารุ่งโรจน์, จีรสิทธิ์ พูสวัสดิ์, ดัฐกร ยอดนครจง และธเนส เตชะเสน (2564)
6. อัตราผลตอบแทนพันธบัตรรัฐบาล ได้แก่ พิพัฒน์ อิ่มคง (2562) และ กชกร แสงทอง, จิรสิญจ์ เล่ารุ่งโรจน์, จีรสิทธิ์ พูสวัสดิ์, ดัฐกร ยอดนครจง และธเนส เตชะเสน (2564)
7. Japan Yen Index ได้แก่ Nypels(2018), พิพัฒน์ อิ่มคง (2562) และพัชรวลัย เขียวทอง และ สุมาลี รามนัฏ (2563)
8. Euro Index ได้แก่ Nypels(2018), Yhlas Sovbetov (2018), พิพัฒน์ อิ่มคง (2562), พัชรวลัย เขียวทอง และ สุมาลี รามนัฏ (2563)
9. Google trend ได้แก่ Brian Vockathaler (2015), Erik and Otto (2015) Nypels(2018) และ พิพัฒน์ อิ่มคง (2562)
10. จำนวนการทำธุรกรรม ได้แก่ Brian Vockathaler (2015), Alex Greaves and Benjamin Au(2015) และ พงศกร พัวพัฒนกุล (2560)
11. จำนวนหมายเลขประจำเครื่องที่ไม่ซ้ำต่อวัน ได้แก่ Brian Vockathaler (2015), Alex Greaves and Benjamin Au(2015) และ พงศกร พัวพัฒนกุล (2560)
12. ปริมาณการซื้อ-ขาย ได้แก่ Brian Vockathaler (2015), Alex Greaves and Benjamin Au(2015) และ Nypels(2018)

เนื่องจากผู้วิจัยมีความสนใจศึกษาปัจจัยภายนอกที่อาจจะส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงของอัตราผลตอบแทนและความผันผวนของสกุลเงินดิจิทัล ดังนั้นตัวแปรที่ผู้วิจัยสนใจ ได้แก่ ราคาทองคำ, ราคาน้ำมัน, ดัชนี S&P500, ดัชนีดอลลาร์, ดัชนี DOW JONE, อัตราผลตอบแทนพันธบัตรรัฐบาล, Japan

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

Yen Index, Euro Index และ Google trend แต่เนื่องจาก Google trend มีข้อจำกัดในการเตรียมข้อมูล และผู้วิจัยจึงมองหาปัจจัยอื่นๆที่มีความน่าสนใจเพิ่มเติม ได้แก่ อัตราแลกเปลี่ยน Dollar to Pound Sterling, ดัชนี Nasdaq, ดัชนี Nikkei

ดังนั้น ผู้วิจัยมีความสนใจในการศึกษาปัจจัยภายนอกทั้งหมด 11 ตัว ได้แก่ กลุ่มอัตราแลกเปลี่ยน Dollar to Yen, อัตราแลกเปลี่ยน Dollar to Euro, อัตราแลกเปลี่ยน Dollar to Pound Sterling กลุ่มดัชนีราคาตลาดหลักทรัพย์ S&P 500, Nasdaq 100, Down Jones, Nikkei 225 รวมไปถึงปัจจัยพื้นฐานทางเศรษฐกิจ ได้แก่ ราคาทองคำ, ราคาน้ำมันดิบ, ดัชนีดอลลาร์และอัตราผลตอบแทนพันธบัตรรัฐบาลสหรัฐ 10 ปี

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

บทที่ 3
ระเบียบวิธีวิจัย

3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล

เนื่องจากข้อมูลที่ใช้วิเคราะห์เป็นข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary Data) ที่ได้รวบรวมจากข้อมูลสถิติย้อนหลัง ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2561 ถึงวันที่ 30 มิถุนายน พ.ศ. 2566 โดยทางผู้วิจัยทำการเก็บรวบรวมและจัดเรียงข้อมูลที่ศึกษา โดยใช้ข้อมูลจากแหล่งข้อมูลดังนี้

ตารางที่ 2 แสดงแหล่งที่มาของข้อมูลสำหรับใช้ในการศึกษา

Data	Source
ราคาปิดของสกุลเงินดิจิตอล (BTC, ETH, BNB, XRP, ADA, DOGE, TRX, LTC, XMR และ BCH)	https://finance.yahoo.com/
อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ (Dollar to Yen, Dollar to Euro, Dollar to Pound Sterling)	https://finance.yahoo.com/
ดัชนีราคาตลาดหลักทรัพย์ (SP500, NQ100, Down Jones, Nikkei 225)	https://finance.yahoo.com/
ราคาทองคำ	https://finance.yahoo.com/
ราคาน้ำมันดิบ	https://finance.yahoo.com/
ดัชนีดอลลาร์	https://finance.yahoo.com/
อัตราผลตอบแทนพันธบัตรรัฐบาลสหรัฐอายุ 10 ปี	https://finance.yahoo.com/

3.2 แนวทางการวิเคราะห์ข้อมูล

ผู้จัดทำดำเนินการศึกษาแบบจำลองที่เหมาะสมต่อการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล ซึ่งสามารถปรับข้อมูลให้อยู่ในรูปของอัตราผลตอบแทนได้ดังนี้

$$r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \tag{10}$$

เมื่อ r_t คือ อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล ณ เวลา t

P_t คือ ราคาปิดของสกุลเงินดิจิทัล ณ เวลา t

P_{t-1} คือ ราคาปิดของสกุลเงินดิจิทัล ณ เวลา t-1

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ในการวิจัยในครั้งนี้ เราจะใช้แบบจำลอง ARMA ในการอธิบายการพยากรณ์ค่าอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล และใช้แบบจำลอง GARCH อธิบายการเปลี่ยนแปลงของความผันผวน และศึกษาพิจารณาตัวแปรภายนอกทั้งหมด 12 ตัว ประกอบการศึกษาหาแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล ซึ่งแบบจำลองนี้จะถูกเรียกว่าแบบจำลอง ARMAX-GARCHX โดยข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลรายวันตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2561 ถึง วันที่ 30 มิถุนายน พ.ศ. 2566 รวมระยะเวลา 2,007 วัน

ขั้นตอนการดำเนินงาน

1. กำหนดตัวแปรที่ใช้ในการศึกษาและจัดการข้อมูลเบื้องต้น
   ตัวแปรของสกุลเงินดิจิทัลที่ใช้ในการศึกษาทั้งหมด 10 สกุล ได้แก่

$r_{t(BTC)}$ คือ อัตราผลตอบแทน Bitcoin (BTC) ในอนุกรมเวลา ณ เวลา t

$r_{t(ETH)}$ คือ อัตราผลตอบแทน Ethereum (ETH) ในอนุกรมเวลา ณ เวลา t

$r_{t(BNB)}$ คือ อัตราผลตอบแทน Binance coin (BNB) ในอนุกรมเวลา ณ เวลา t

$r_{t(XRP)}$ คือ อัตราผลตอบแทน Ripple (XRP) ในอนุกรมเวลา ณ เวลา t

$r_{t(ADA)}$ คือ อัตราผลตอบแทน Cardano (ADA) ในอนุกรมเวลา ณ เวลา t

$r_{t(DOGE)}$ คือ อัตราผลตอบแทน Dogecoin (DOGE) ในอนุกรมเวลา ณ เวลา t

$r_{t(TRX)}$ คือ อัตราผลตอบแทน Tron (TRX) ในอนุกรมเวลา ณ เวลา t

$r_{t(LTC)}$ คือ อัตราผลตอบแทน Litecoin (LTC) ในอนุกรมเวลา ณ เวลา t

$r_{t(XMR)}$ คือ อัตราผลตอบแทน Monero (XMR) ในอนุกรมเวลา ณ เวลา t

$r_{t(BCH)}$ คือ อัตราผลตอบแทน Bitcoin cash (BCH) ในอนุกรมเวลา ณ เวลา t

เนื่องจากอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล มีการเปลี่ยนแปลงที่ผันผวน ทางผู้วิจัยจึงได้พิจารณาปัจจัยเพิ่มเติมที่มีโอกาสจะส่งผลกระทบต่ออัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล ทั้งปัจจัยภายนอกและอัตราผลตอบแทนของ BTC จะได้ว่าสำหรับตัวแปรของปัจจัยภายนอกที่ใช้ประกอบการพิจารณาในการสร้างแบบจำลองที่เหมาะสมต่อการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล โดยผู้จัดทำพิจารณาจากราคาสินทรัพย์ที่สำคัญกับสภาพเศรษฐกิจ ได้แก่ ราคาน้ำมันดิบ, ราคาทองคำ, ดัชนีดอลลาร์ และอัตราผลตอบแทนพันธบัตรรัฐบาลสหรัฐอายุ 10 ปี พิจารณาจากอัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นสกุลเงินที่นิยมใช้ 3 อันดับแรกเมื่อเทียบกับดอลลาร์ ได้แก่ อัตราแลกเปลี่ยนเงินเยนญี่ปุ่น อัตราแลกเปลี่ยนเงินยูโรและอัตราแลกเปลี่ยนเงินปอนด์สเตอร์ลิง นอกจากนั้นยังพิจารณาจากดัชนีหุ้นที่สำคัญทั่วโลก ได้แก่ ดัชนี S&P 500, ดัชนี Nasdaq100, ดัชนี Down Jones และ ดัชนี Nikkei 225 โดยปัจจัยภายนอกทั้งหมดเขียนเป็นตัวแปรได้ดังต่อไปนี้

X_{JPN} คือ อัตราแลกเปลี่ยนเงินเยนญี่ปุ่น

X_{EU} คือ อัตราแลกเปลี่ยนเงินยูโร

X_{PON} คือ อัตราแลกเปลี่ยนเงินปอนด์สเตอร์ลิง

X_{DJ} คือ ดัชนี Down Jones

X_{NASQ} คือ ดัชนี Nasdaq 100

$X_{S\&P}$ คือ ดัชนี S&P 500

X_{STJPN} คือ ดัชนี Nikkei 225

X_{GOLD} คือ ราคาทองคำ

X_{OIL} คือ ราคาน้ำมันดิบ

X_{DXY} คือ ดัชนีดอลลาร์

X_{Bond} คือ อัตราผลตอบแทนพันธบัตรรัฐบาลสหรัฐอายุ 10 ปี

X_{BTC} คือ อัตราผลตอบแทน Bitcoin

เมื่อกำหนดตัวแปรสำหรับการศึกษาแล้ว ผู้วิจัยดำเนินทำการศึกษาแบบจำลองที่เหมาะสมต่อการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล

2. ตรวจสอบลักษณะข้อมูลและหาค่าสถิติเบื้องต้นของข้อมูลที่ศึกษา ซึ่งค่าสถิติที่ศึกษาได้แก่ ค่าเฉลี่ย (Mean), ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation), ค่าสูงสุด (Maximum), และค่าต่ำสุด (Minimum)
3. ทดสอบความนิ่งของข้อมูล โดยใช้วิธีการทดสอบ Augmented Dickey-Fuller test (ADF test) ถ้าข้อมูลมีลักษณะที่ไม่นิ่ง จะต้องทำการหาผลต่าง (Differencing) จนกว่าข้อมูลจะมีลักษณะที่นิ่ง
4. หาค่า Lag ของ ARMA(p,q) ทั้งหมดที่เป็นไปได้ที่ไม่มีสหสัมพันธ์ต่อกัน (Autocorrelation) โดยใช้การทดสอบ Ljung-Box test ของค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าผลตอบแทนจริงกับผลตอบแทนที่แบบจำลองคำนวณได้
5. เลือกแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดโดยการพิจารณาค่า AIC หรือค่า BIC ที่ต่ำที่สุดของค่า Lag ทั้งหมดที่ได้จากข้อที่ 4 และนำค่าความคลาดเคลื่อนที่แบบจำลองนี้คำนวณได้ไปทดสอบ ARCH effect โดยใช้ LM test
6. หากข้อมูลมี ARCH effect จะทำการประมาณค่าความผันผวนโดยใช้แบบจำลอง GARCHX และได้แบบจำลอง ARMAX-GARCH
7. ทำการเลือกแบบจำลอง GARCHX ที่เหมาะสมที่สุด โดยพิจารณาจากค่า BIC ที่น้อยที่สุด และนำมาทำนายผลด้วยการแบ่งข้อมูลเป็นสองส่วนคือ ส่วนแรกเป็นการนำข้อมูลตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม 2561 ถึง 31 ธันวาคม 2565 มาสร้างแบบจำลองที่ใช้ในการพยากรณ์ผลและส่วนที่สองเป็นการนำข้อมูลตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม 2566 ถึง 30 มิถุนายน 2566 มาใช้ในการพยากรณ์จากแบบจำลองที่ได้ และวัดผลโดยใช้ ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error : RMSE)
8. หาค่าประเมินความเสี่ยง โดยศึกษาจากค่าประมาณความเสี่ยง (Value at Risk) ของแบบจำลองความผันผวนของอัตราผลตอบแทน และทำการทดสอบความเหมาะสมของ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

แบบจำลองโดยใช้การทดสอบย้อนกลับ (Backtesting) ซึ่งจะทำการสร้างกรอบข้อมูลขึ้นมา

บทที่ 4
ผลการศึกษา

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

การศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนและศึกษาปัจจัยภายนอกที่ส่งผลต่อการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล รวมไปถึงศึกษาแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล โดยผู้วิจัยศึกษาสกุลเงินดิจิทัลทั้งหมด 10 สกุล (Bitcoin, Ethereum, Binance coin, Ripple, Carano, Dogecoin, Tron, Litecoin, Monero และ Bitcoin cash) และปัจจัยภายนอกรวมไปถึงอัตราผลตอบแทนของ Bitcoin ที่อาจจะส่งผลต่อการพยากรณ์ของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล ทั้งหมด 12 ปัจจัย (อัตราแลกเปลี่ยน Dollar to Yen, อัตราแลกเปลี่ยน Dollar to Euro, อัตราแลกเปลี่ยน Dollar to Pound Sterling, S&P 500, Nasdaq, Down Jones, Nikkei , ราคาทองคำ, ราคาน้ำมันดิบ, ดัชนีดอลลาร์และอัตราผลตอบแทนพันธบัตรรัฐบาลสหรัฐอายุ 10 ปี)

โดยสมการที่เหมาะสมมากที่สุดนั้นจะพิจารณาจากค่า BIC ที่ต่ำที่สุด โดยจะมีรายละเอียดผลการศึกษาดังต่อไปนี้

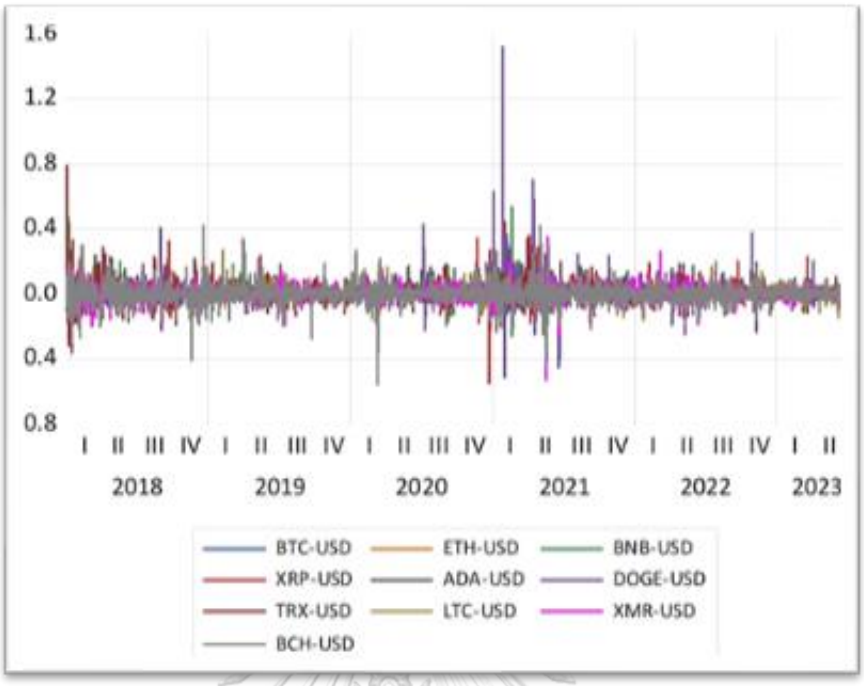
4.1 ค่าสถิติเชิงพรรณนาของสกุลเงินดิจิทัล

จากการศึกษาข้อมูลเบื้องต้น นำข้อมูลมาทดสอบสถิติเชิงพรรณนาของสกุลเงินดิจิทัล โดยแสดงค่าเฉลี่ย (Mean), ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation), ค่าสูงสุด (Maximum), และค่าต่ำสุด (Minimum) ของสกุลเงินดิจิทัล ตั้งแต่ วันที่ 1 มกราคม พ.ศ.2561 ถึง 30 มิถุนายน พ.ศ.2566 ได้ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ค่าสถิติเชิงพรรณนาของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล Bitcoin, Ethereum, Binance coin, Ripple, Cardano, Dogecoin, Tron, Litecoin, Monero และ Bitcoin cash

Statistic / Crypto	Mean	Maximum	Minimum	Std. Dev.
BTC	0.0004	0.1718	-0.4647	0.0380
ETH	0.0004	0.2307	-0.5507	0.0492
BNB	0.0017	0.5292	-0.5431	0.0549
XRP	-0.0008	0.4448	-0.5505	0.0575
Statistic / Crypto	**Mean**	**Maximum**	**Minimum**	**Std. Dev.**
ADA	-0.0004	0.3218	-0.5036	0.0571
DOGE	0.0009	1.5163	-0.5151	0.0741
TRX	0.0002	0.7867	-0.5231	0.0601
LTC	-0.0005	0.2906	-0.4491	0.0518
XMR	-0.0004	0.3450	-0.5342	0.0516
BCH	-0.0011	0.4208	-0.5613	0.0593

จากตารางที่ 3 พบว่า BNB ให้อัตราผลตอบแทนเฉลี่ยสูงสุดในปี 2561-2566 โดยมีอัตราผลตอบแทนเฉลี่ย 0.0017 และมีอัตราผลตอบแทนสูงสุดอยู่ที่ 0.5292 และอัตราผลตอบแทนต่ำสุดอยู่ที่ 0.5431 และสกุลเงินที่ดิจิทัลที่มีอัตราผลตอบแทนต่ำที่สุดคือ XRP โดยมีอัตราผลตอบแทนเฉลี่ย -0.0008 และมีอัตราผลตอบแทนสูงสุดอยู่ที่ 0.4448 และอัตราผลตอบแทนต่ำสุดอยู่ที่ -0.0575



รูปที่ 3 กราฟแสดงอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลในปี 2561 – 2566

4.2 ทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Unit root test)

เนื่องจากข้อมูลที่จะนำมาศึกษาต้องมีลักษณะนิ่ง จึงได้ใช้วิธี Augmented Dickey-Fuller test กับข้อมูลอัตราผลตอบแทนแบบลอการิทึมฐานธรรมชาติของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล โดยศึกษาได้จากตัวอย่างของการทดสอบความนิ่งของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล ให้ผลดังตารางที่ 4 ซึ่งจากตารางหมายความว่า ข้อมูลนี้มีลักษณะนิ่งแล้วที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ตารางที่ 4 ตรวจสอบความนิ่งของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล

สกุลเงินดิจิทัล	Statistic	P-value
BTC	-46.8571	< 0.0001
ETH	-47.2676	< 0.0001
BNB	-30.5011	< 0.0001
XRP	-45.6658	< 0.0001
ADA	-46.8210	< 0.0001

DOGE	-23.4504	< 0.0001
TRX	-46.7616	< 0.0001
LTC	-47.04623	< 0.0001
XMR	-51.4236	< 0.0001
BCH	-30.4257	< 0.0001

จากตารางที่ 4 ตรวจสอบความนิ่งของข้อมูลอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล พบว่า ค่า p-value ที่ได้มีค่าน้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด แสดงว่าข้อมูลของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลนั้นมีลักษณะที่นิ่ง ซึ่งสามารถพิจารณาภาพประกอบลักษณะของอัตราผลตอบแทนของแต่ละสกุลเงินเพิ่มเติมได้จากภาคผนวก ก

4.3 ศึกษาแบบจำลอง ARMAX ที่เหมาะสม

หลังจากข้อมูลที่ต้องการศึกษามีลักษณะที่นิ่งแล้ว จะทำการหาค่า p และ q ของ ARMA(p,q) โดยการใช้เกณฑ์ค่า AIC และค่า BIC ที่ต่ำที่สุด เพื่อเลือกแบบจำลองค่าเฉลี่ยที่เหมาะสม โดยทางผู้วิจัยจะยกตัวอย่างแบบจำลอง ARMA ของ Bitcoin

ตารางที่ 5 ตัวอย่างแบบจำลอง ARMA ของ Bitcoin

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

แบบจำลอง	**Log likelihood**	**AIC**	**BIC**
ARMA(1,1)	3715.36	-3.7021	-3.6980
ARMA(1,2)	3,716.81	-3.7025	-3.6885
ARMA(2,1)	3,716.87	-3.7026	-3.6886
ARMA(2,2)	3,716.91	-3.7017	-3.6849
ARMAX(1,0)	3,753.54	-3.7412	-3.7506

จากตารางที่ 5 พบว่า แบบจำลอง ARMA(1,1) เหมาะสมที่จะใช้อธิบายสมการค่าเฉลี่ยของอัตราผลตอบแทนแบบลอการิทึมฐานธรรมชาติของ Bitcoin หลังจากนั้นจะใช้เกณฑ์ค่า AIC และค่า BIC เพื่อเลือกแบบจำลองค่าเฉลี่ยที่เหมาะสม โดย ARMA(2,1) ให้ค่า BIC ที่ต่ำที่สุด ในกรณีที่ไม่รวมตัวแปรภายนอก แต่หากมีตัวแปรภายนอก พบว่า ดัชนีแนสแดคที่ log diff 1 ครั้ง ในสมการ

แบบจำลอง ARMA(1,0) จะให้ค่า BIC ที่ต่ำกว่า ARMA(2,1) โดยที่สมการนี้เพียงพอที่จะอธิบายสมการค่าเฉลี่ยของอัตราผลตอบแทนแบบลอการิทึมฐานธรรมชาติของ BTC และสำหรับแบบจำลอง ARMAX ของสกุลเงินดิจิทัลสกุลอื่น ๆ ได้ผลลัพธ์ออกมาดังตารางที่ 6

ตารางที่ 6 แบบจำลอง ARMAX ที่ให้ค่า BIC ต่ำที่สุดของแต่ละสกุลเงินดิจิทัล

Cryptocurrency	แบบจำลอง	Log likelihood	BIC
BTC	ARMAX(1,0)	3777.53	-3.7529
ETH	ARMAX(2,2)	4400.74	-4.3632
BNB	ARMAX(2,3)	3599.06	-3.5635
XRP	ARMAX(2,3)	3403.83	-3.3688
ADA	ARMAX(5,3)	3622.51	-3.5718
DOGE	ARMAX(3,3)	2692.38	-2.6553
Cryptocurrency	**แบบจำลอง**	**Log likelihood**	**BIC**
TRX	ARMAX(5,3)	3327.99	-3.2780
LTC	ARMAX(0,0)	4136.11	-4.1182
XMR	ARMAX(5,0)	3962.33	-3.9259
BCH	ARMAX(0,0)	3728.41	-3.7077

หลังจากที่ได้แบบจำลองที่เหมาะสมแล้ว จะต้องตรวจสอบว่าแบบจำลองที่ได้เหมาะสมที่จะนำไปใช้กับแบบจำลอง GARCH โดยการทดสอบ ARCH effect ซึ่งจะใช้ Ljung-Box test ทดสอบกับค่ากำลังสองของความคลาดเคลื่อนที่ได้มาจากการประมาณค่าของแบบจำลองค่าเฉลี่ย ซึ่งให้ผลดังตารางต่อไปนี้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 7 การทดสอบ ARCH effect ของแบบจำลองที่ได้จากตารางที่ 5 ของแต่ละสกุลเงินดิจิทัล

สกุลเงินดิจิทัล	ค่า Chi-Squared	Pr(>|t|)
BTC	91.60	3.89e-11
ETH	340.96	< 2.2e-16
BNB	656.81	< 2.2e-16
XRP	272.33	< 2.2e-16
ADA	386.55	< 2.2e-16

DOGE	36.378	0.01388
TRX	247.93	< 2.2e-16
LTC	123.55	< 2.2e-16
XMR	123.28	< 2.2e-16
BCH	220.99	< 2.2e-16

จากตารางที่ 7 พบว่า ค่าทดสอบทางสถิติมีค่าน้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด จึงทำให้สมมติฐานหลักที่ไม่มี ARCH effect ถูกปฏิเสธ นั่นคือข้อมูลอัตราผลตอบแทนแบบลอการิทึมฐานธรรมชาติของทุกสกุลเงินมี ARCH effect ดังนั้นสามารถนำค่าความคลาดเคลื่อนจากแบบจำลองที่หาได้มาทำการประมาณค่าความผันผวนโดยใช้แบบจำลอง GARCHX ซึ่งในการประมาณค่าความผันผวนโดยใช้ GARCH(r,s) กับตัวแปรภายนอก ใช้กระบวนการหาแบบจำลองที่เหมาะสมเหมือนกับการหาแบบจำลองของ ARMAX นั่นคือ ทำการหาค่า p และ q ของ GARCH(p,q) โดยการใช้เกณฑ์ค่า BIC ที่ต่ำที่สุด เพื่อเลือกแบบจำลองค่าเฉลี่ยที่เหมาะสม โดยทางผู้วิจัยจะยกตัวอย่างแบบจำลอง GARCH ของ Bitcoin ดังตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 8 แบบจำลอง GARCH ที่ให้ค่า BIC ต่ำที่สุดของแต่ละสกุลเงินดิจิทัล

แบบจำลอง	**Log likelihood**	**BIC**
GARCH(1,1)	4136.126	-4.0993
GARCH(1,2)	4135.662	-4.0950
GARCH(2,1)	4135.24	-4.0946
GARCH(2,2)	4135.762	-4.0913

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 9 แสดงค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง GARCHX ของ Bitcoin

Parameter	**Estimate**	**Std. Error**	**Pr(>|t|)**
θ_1	1.623167	0.017259	0.00000
γ_1	-0.832178	0.034733	0.00000
γ_2	-1.654526	0.005502	0.00000
θ_1	0.873535	0.006080	0.00000
γ_1	-0.008558	0.017819	0.63103
γ_2	0.868436	0.019978	0.00000

ω	0.000031	0.000042	0.45199
α_1	0.254100	0.207024	0.21967
β_1	0.799174	0.117508	0.00000
X_{JPN}	0.000000	0.018667	1.00000
X_{EU}	0.000000	0.008935	1.00000 > 0.05
X_{PON}	0.000000	0.014193	1.00000 > 0.05
X_{DJ}	0.000000	0.008637	1.00000 > 0.05
X_{STJPN}	0.000000	0.016468	1.00000 > 0.05
$X_{S\&P}$	0.000000	0.010320	1.00000 > 0.05
X_{NASQ}	0.000000	0.037196	1.00000 > 0.05
X_{GOLD}	0.000000	0.003371	1.00000 > 0.05
Parameter	**Estimate**	**Std. Error**	**Pr(>|t|)**
X_{OIL}	0.000000	0.003301	1.00000 > 0.05
X_{DXY}	0.000000	0.000651	0.99999 > 0.05
X_{BOND}	0.000000	0.000755	1.00000 > 0.05
shape	3.170106	0.622017	0.00000

จากตารางที่ 8 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง GARCH(1,1) เป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดของ Bitcoin เนื่องจากมีค่า BIC ต่ำที่สุด และจากตารางที่ 9 จะเห็นว่าตัวแปรภายนอกที่ศึกษาไม่มีผลกับแบบจำลองเนื่องจากค่า Pr(>|t|) มีค่ามากกว่าระดับนัยสำคัญที่ 0.05 ทุกตัว ซึ่งจากการหาแบบจำลองที่เหมาะสมของสกุลอื่นๆ ก็พบว่าทุกสกุลเงินมี GARCH(1,1) เป็นแบบจำลองสำหรับประมาณค่าความผันผวนที่ดีที่สุด เช่นเดียวกัน เนื่องจากการใส่ตัวแปรภายนอกไม่มีผลกับแบบจำลอง ซึ่งสามารถดูรายละเอียดเพิ่มเติมได้จากภาคผนวก ข

ดังนั้นจากการศึกษาทั้ง ARMAX – GARCHX จะได้แบบจำลองที่ดีที่สุดของแต่ละสกุลเงินดิจิทัล ซึ่งสามารถเขียนออกมาเป็นสมการได้ดังนี้

สมการที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล (ARMAX)

$$\text{BTC}: \quad r_t = -0.064074 r_{t-1} + 0.378025 X_{NASQ} - 0.845369 X_{DXY}$$

จากสมการ จะได้ว่า ดัชนีแนสแดคและดัชนีดอลลาร์ มีผลต่อการพยากรณ์ของอัตราผลตอบแทนของ BTC โดย ถ้าดัชนีแนสแดคเพิ่มขึ้น 1 หน่วย ส่งผลให้อัตราผลตอบแทนของ BTC

เพิ่มขึ้น 0.378025 หน่วย และในทำนองเดียวกันถ้าดัชนีดอลลาร์เพิ่มขึ้น 1 หน่วย ส่งผลให้อัตราผลตอบแทนของ BTC ลดลง 0.845369 หน่วย

ETH : $r_t = 1.078968r_{t-1} - 0.950448r_{t-2} - 1.063407\varepsilon_{t-1} + 0.09444\varepsilon_{t-2} + 0.106381X_{NASQ} + 1.093309X_{BTC}$

จากสมการ จะได้ว่า ดัชนีแนสแดคและอัตราผลตอบแทนของ BTC มีผลต่อการพยากรณ์ของอัตราผลตอบแทนของ ETH โดย ดัชนีแนสแดคเพิ่มขึ้น 1 หน่วย ส่งผลให้อัตราผลตอบแทนของ ETH เพิ่มขึ้น 0.106381 หน่วย ในทำนองเดียวกัน ดัชนีดอลลาร์ เพิ่มขึ้น 1 หน่วย ส่งผลให้อัตราผลตอบแทนของ ETH เพิ่มขึ้น 1.093309 หน่วย

BNB : $r_t = 1.1615886r_{t-1} + 0.827928r_{t-2} - 1.645256\varepsilon_{t-1} + 0.865333\varepsilon_{t-2} + 0.006486\varepsilon_{t-3} + 0.872707X_{BTC}$

จากสมการ จะได้ว่า อัตราผลตอบแทนของ BTC มีผลต่อการพยากรณ์ของอัตราผลตอบแทนของ BNB โดย อัตราผลตอบแทน BTC เพิ่มขึ้น 1 หน่วย ส่งผลให้อัตราผลตอบแทนของ BNB เพิ่มขึ้น 0.872797 หน่วย

XRP : $r_t = 1.747506r_{t-1} - 0.748187r_{t-2} - 1.788785\varepsilon_{t-1} + 0.805143\varepsilon_{t-2} - 0.016490\varepsilon_{t-3} + 0.869895X_{BTC}$

จากสมการ จะได้ว่า อัตราผลตอบแทนของ BTC มีผลต่อการพยากรณ์ของอัตราผลตอบแทนของ XRP โดย อัตราผลตอบแทน BTC เพิ่มขึ้น 1 หน่วย ส่งผลให้อัตราผลตอบแทนของ XRP เพิ่มขึ้น 0.869895 หน่วย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ADA : $r_t = 0.926911r_{t-1} - 0.917306r_{t-2} - 0.929188r_{t-3} - 0.008897r_{t-4} - 0.053370r_{t-5} - 0.893473\varepsilon_{t-1} + 0.942045\varepsilon_{t-2} - 0.964204\varepsilon_{t-3} + 0.158513X_{NASQ} + 1.101670X_{BTC}$

จากสมการ จะได้ว่า ดัชนีแนสแดคและอัตราผลตอบแทนของ BTC มีผลต่อการพยากรณ์ของอัตราผลตอบแทนของ ADA โดย ดัชนีแนสแดคเพิ่มขึ้น 1 หน่วย ส่งผลให้อัตราผลตอบแทนของ ADA เพิ่มขึ้น 0.158513 หน่วย ในทำนองเดียวกัน ดัชนีดอลลาร์ เพิ่มขึ้น 1 หน่วย ส่งผลให้อัตราผลตอบแทนของ ADA เพิ่มขึ้น 1.10167 หน่วย

DOGE : $r_t = 0.582720r_{t-1} + 0.850574r_{t-2} - 0.492732r_{t-3} - 0.577535\varepsilon_{t-1} - 0.819665\varepsilon_{t-2} - 0.442945\varepsilon_{t-3} + 0.144095X_{NASQ} + 1.100519X_{BTC}$

จากสมการ จะได้ว่า ดัชนีแนสแดคและอัตราผลตอบแทนของ BTC มีผลต่อการพยากรณ์ของอัตราผลตอบแทนของ DOGE โดย ดัชนีแนสแดคเพิ่มขึ้น 1 หน่วย ส่งผลให้อัตราผลตอบแทนของ DOGE เพิ่มขึ้น 0.144095 หน่วย ในทำนองเดียวกัน ดัชนีดอลลาร์ เพิ่มขึ้น 1 หน่วย ส่งผลให้อัตราผลตอบแทนของ DOGE เพิ่มขึ้น 1.100519 หน่วย

TRX : $r_t = 0.349994r_{t-1} + 0.590931r_{t-2} + 0.300090\varepsilon_{t-1} - 0.622493\varepsilon_{t-2} - 0.029955\varepsilon_{t-3} + 0.788321X_{BTC}$

จากสมการ จะได้ว่า อัตราผลตอบแทนของ BTC มีผลต่อการพยากรณ์ของอัตราผลตอบแทนของ TRX โดย อัตราผลตอบแทน BTC เพิ่มขึ้น 1 หน่วย ส่งผลให้อัตราผลตอบแทนของ TRX เพิ่มขึ้น 0.788321 หน่วย

LTC : $r_t = -0.002223 + 1.081187X_{BTC}$

จากสมการ จะได้ว่า อัตราผลตอบแทนของ BTC มีผลต่อการพยากรณ์ของอัตราผลตอบแทนของ LTC โดย อัตราผลตอบแทน BTC เพิ่มขึ้น 1 หน่วย ส่งผลให้อัตราผลตอบแทนของ LTC เพิ่มขึ้น 1.081187 หน่วย

XMR : $r_t = -0.136334r_{t-1} - 0.000036r_{t-2} - 0.000560r_{t-3} - 0.007137r_{t-4} - 0.000578r_{t-5} + 1.012512X_{BTC}$

จากสมการ จะได้ว่า อัตราผลตอบแทนของ BTC มีผลต่อการพยากรณ์ของอัตราผลตอบแทนของ XMR โดย อัตราผลตอบแทน BTC เพิ่มขึ้น 1 หน่วย ส่งผลให้อัตราผลตอบแทนของ XMR เพิ่มขึ้น 1.012512 หน่วย

BCH : $r_t = -0.002938 + 1.075562X_{BTC}$

จากสมการ จะได้ว่า อัตราผลตอบแทนของ BTC มีผลต่อการพยากรณ์ของอัตราผลตอบแทนของ BCH โดย อัตราผลตอบแทน BTC เพิ่มขึ้น 1 หน่วย ส่งผลให้อัตราผลตอบแทนของ BCH เพิ่มขึ้น 1.075562 หน่วย

ดังนั้นจากสมการสำหรับการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนทั้งหมด พบว่าจะมีเพียง 3 ปัจจัยที่ส่งผลต่อแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ นั่นคือ Nasdaq 100, ดัชนีดอลลาร์ และอัตราผลตอบแทนของ BTC

ต่อมาสมการที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล (GARCHX)

BTC : $\sigma_t{}^2 = 0.000017 + 0.081345\varepsilon^2{}_{t-1} + 0.917655\sigma^2_{t-1}$

ETH : $\sigma_t{}^2 = 0.000037 + 0.225871\varepsilon^2{}_{t-1} + 0.770511\sigma^2_{t-1}$

BNB : $\sigma_t{}^2 = 0.000035 + 0.191437\varepsilon^2{}_{t-1} + 0.807563\sigma_{t-1}{}^2$

XRP : $\sigma_t{}^2 = 0.000098 + 0.287300\varepsilon^2{}_{t-1} + 0.711700\sigma^2_{t-1}$

ADA : $\sigma_t{}^2 = 0.000088 + 0.219005\varepsilon^2{}_{t-1} + 0.772988\sigma^2_{t-1}$

DOGE : $\sigma_t{}^2 = 0.000087 + 0.216363\varepsilon^2{}_{t-1} + 0.775497\sigma^2_{t-1}$

TRX : $\sigma_t{}^2 = 0.000072 + 0.218257\varepsilon^2{}_{t-1} + 0.780743\sigma^2_{t-1}$

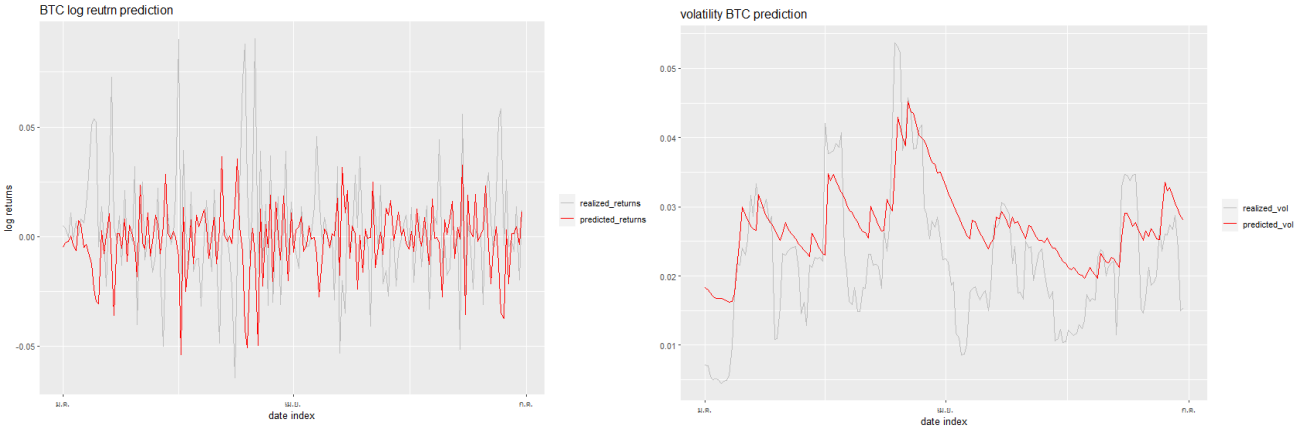
LTC : $\sigma_t{}^2 = 0.00012 + 0.201577\varepsilon^2{}_{t-1} + 0.706265\sigma^2_{t-1}$

XMR : $\sigma_t{}^2 = 0.000068 + 0.158600\varepsilon^2{}_{t-1} + 0.791100\sigma^2_{t-1}$

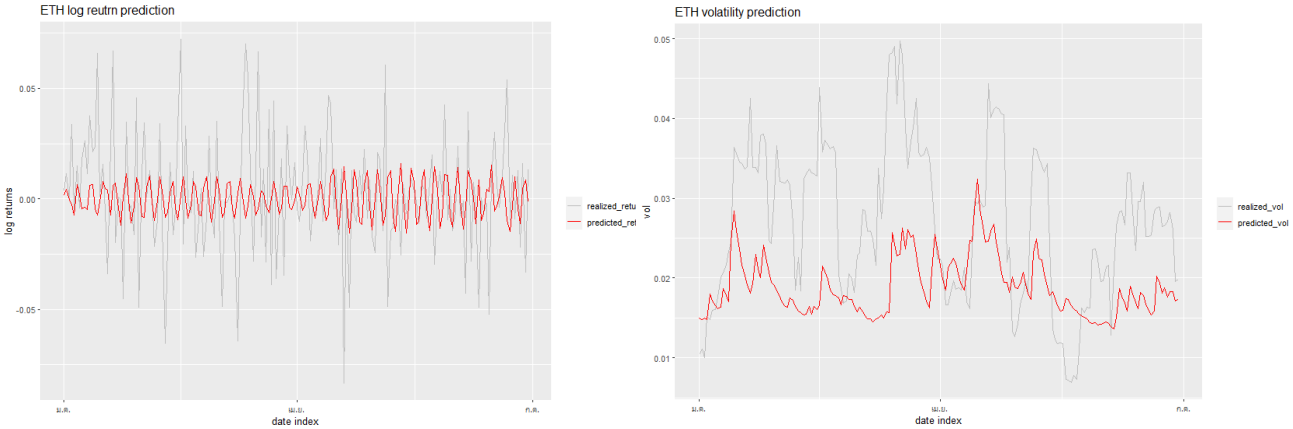
BCH : $\sigma_t{}^2 = 0.00015 + 0.305369\varepsilon^2{}_{t-1} + 0.6916541\sigma^2_{t-1}$

4.4 พยากรณ์แบบจำลองที่เหมาะสม

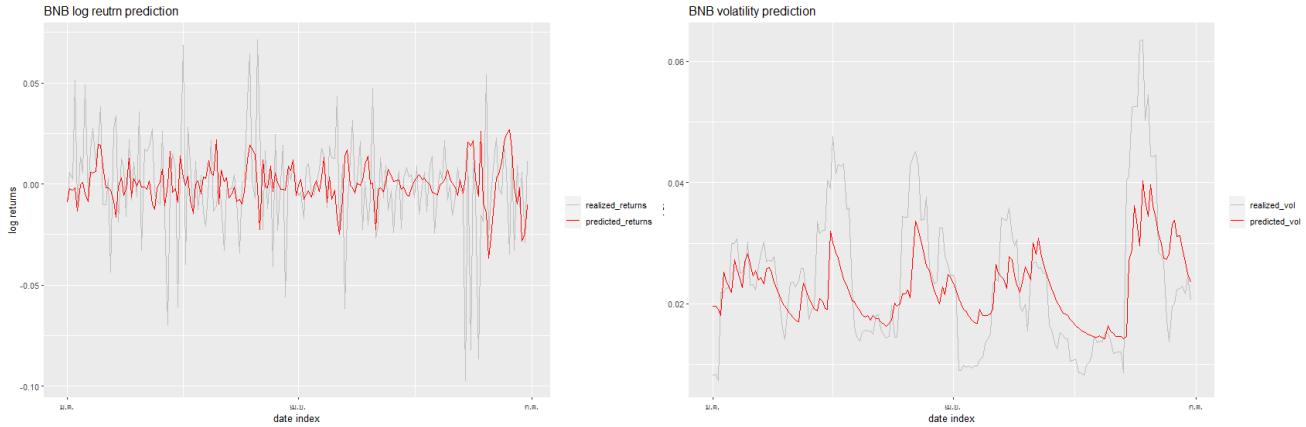
หลังจากที่ได้สมการของแต่ละสกุลเงินมาแล้ว ผู้วิจัยจะนำแบบจำลองที่ได้จาก 4.3 มาทำการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนและความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล โดยแบ่งข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลองจากข้อมูลในส่วนแรกตั้งแต่ วันที่ 1 มกราคม 2561 ถึง 31 ธันวาคม 2565 และนำข้อมูลในส่วนที่สองตั้งแต่ วันที่ 1 มกราคม 2566 ถึง 30 มิถุนายน 2566 เพื่อนำมาทำการทดสอบแบบจำลอง ซึ่งได้ดังกราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนและความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล แสดงดังรูปต่อไปนี้



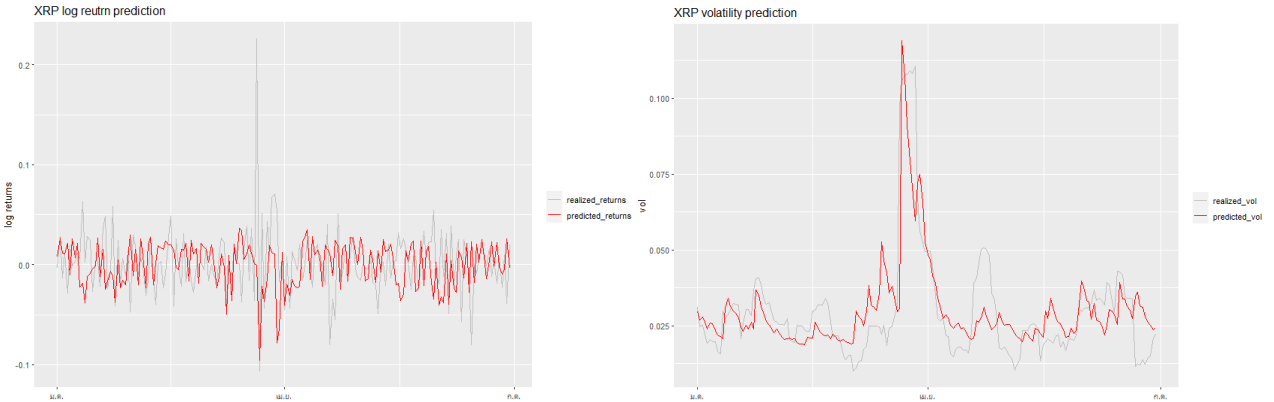
รูปที่ 4 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Bitcoin



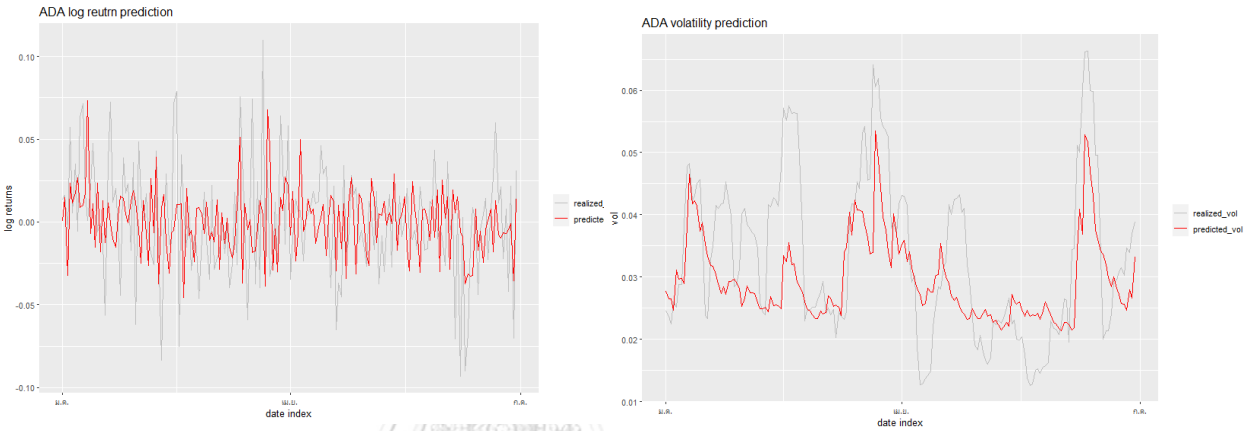
รูปที่ 5 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Ethereum



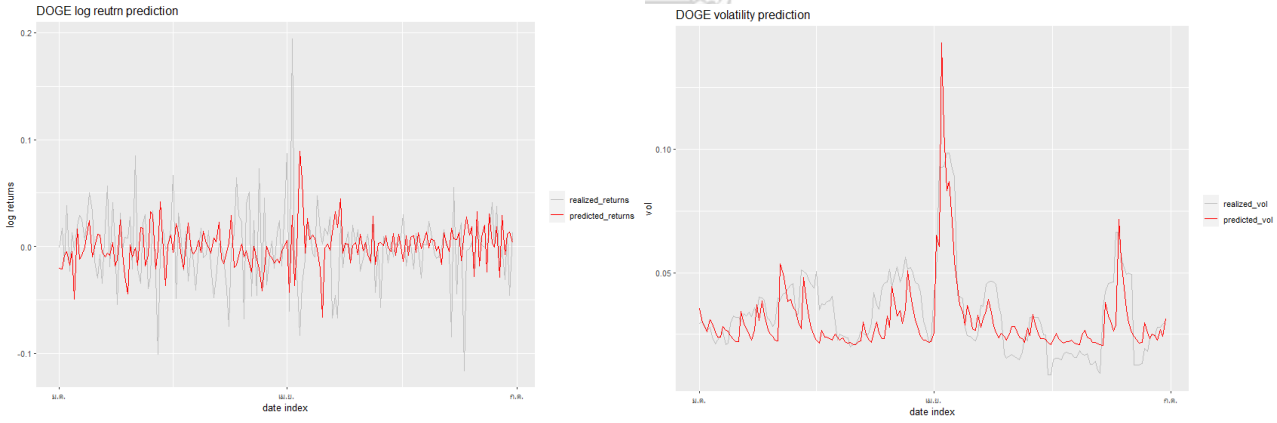
รูปที่ 6 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Binance coin



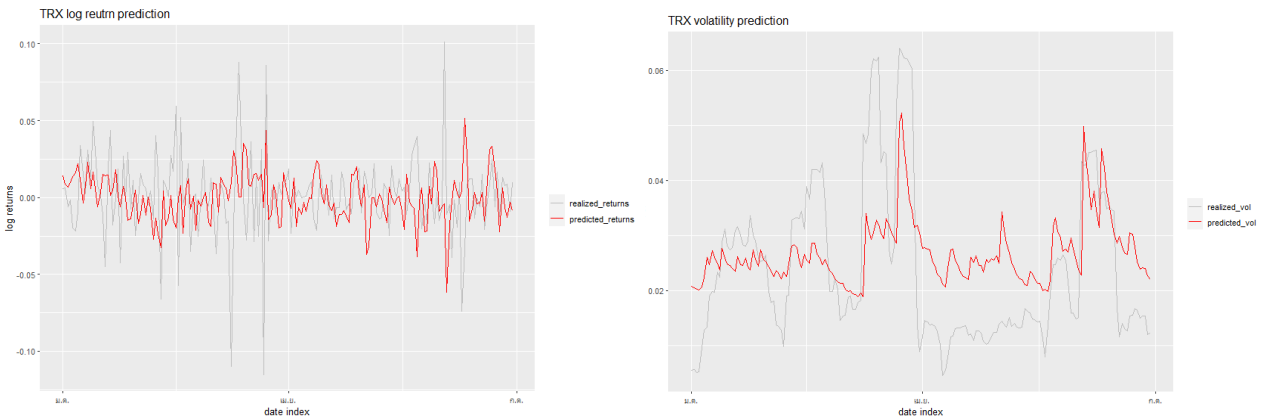
รูปที่ 7 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Ripple



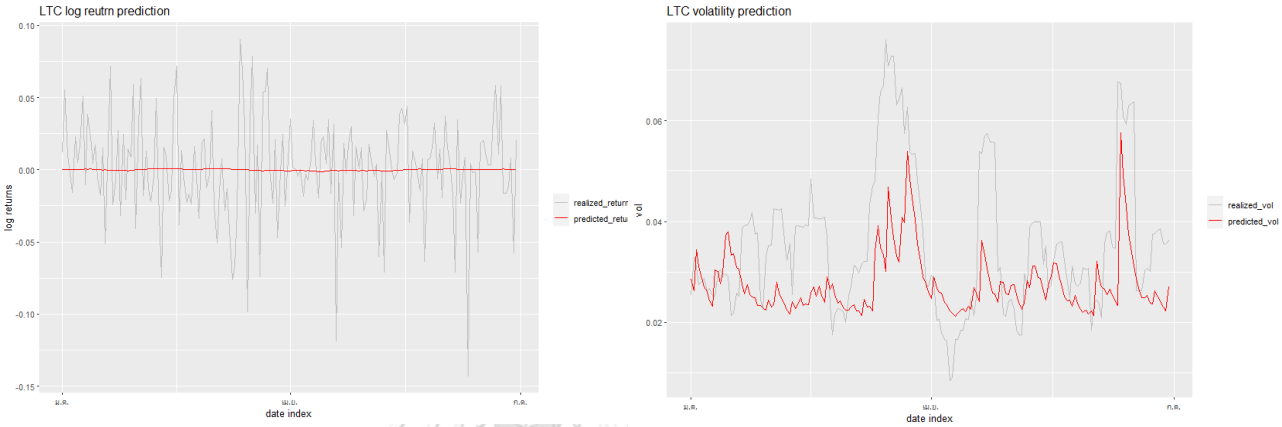
รูปที่ 8 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Cardano



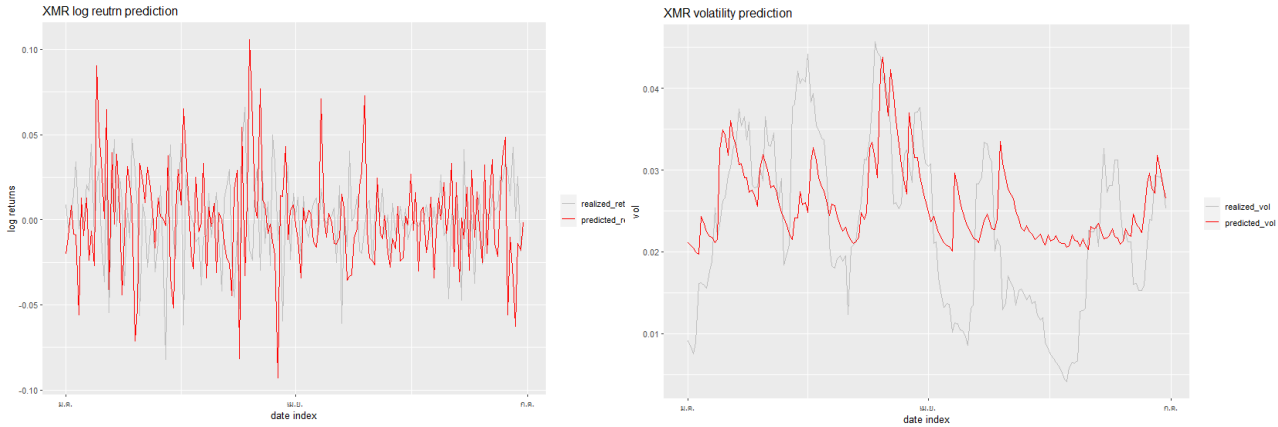
รูปที่ 9 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Dogecoin



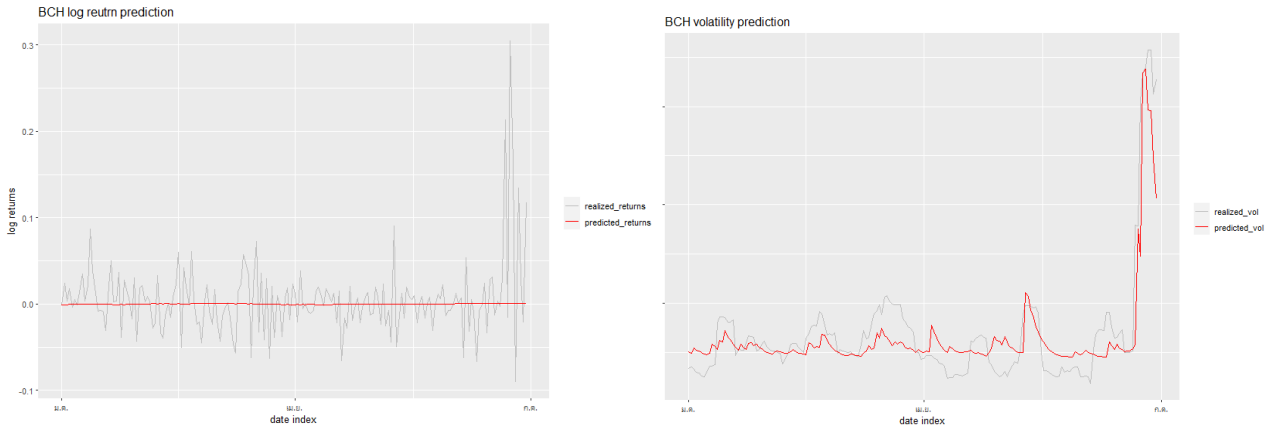
รูปที่ 10 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Tron



รูปที่ 11 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Litecoin



รูปที่ 12 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Monero



รูปที่ 13 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Bitcoin cash

จากรูปที่ 4 – 12 เป็นการแสดงการเปรียบเทียบระหว่าง อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลแต่ละสกุลที่เกิดขึ้นจริง (เส้นสีเทา) และอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลที่เกิดจากการพยากรณ์จากแบบจำลองหรือความผันผวนของอัตราผลตอบแทนที่เกิดจากการณ์พยากรณ์เช่นกัน ในช่วง 6 เดือนที่ทำการ Test Data ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2566 ถึง 30 มิถุนายน พ.ศ. 2566 โดยพิจารณาจากรูปทางซ้ายมือ ซึ่งจะเห็นว่า รูปของ LTC กับ BCH จะมีลักษณะกราฟของเส้นสีแดงที่แตกต่างไปจากเส้นที่เทามากกว่าสกุลอื่นๆ แต่ทั้งนี้จากกราฟที่ได้จากการพยากรณ์นั้น จะเห็นว่ากราฟที่ได้มีลักษณะไปในทำนองเดียวกันทั้งในส่วนของกราฟที่พยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลและในส่วนของกราฟที่พยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่ศึกษาสามารถนำมาใช้ในการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนและความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลได้ ซึ่งสามารถวิเคราะห์กราฟของบางสกุลเงินที่มีความน่าสนใจในการเปลี่ยนแปลงได้ดังนี้

จากรูปที่ 3 และรูปที่ 4 จากรูปขวามือ จะเห็นว่าความผันผวนของ 2 กราฟนี้ค่อนข้างเหวี่ยง เนื่องจากว่าในช่วงต้นปี 2566 ราคาของทั้งสองสกุลมีเทรนเป็นขาขึ้นในลักษณะของ sideway จึงทำให้กราฟความผันผวนที่ออกมามีความเหวี่ยง ขึ้นลงสูง ในขณะที่อัตราผลตอบแทนค่อนข้างสม่ำเสมอ เนื่องจากราคาปรับขึ้นลงในเทรนขาขึ้นของตลาดสกุลเงินดิจิทัล

จากรูปที่ 5 จากรูปทางด้านขวามือจะเห็นว่ามีความผันผวนสูงในช่วงเดือน มีนาคม เมษายน พฤษภาคม และเดือนมิถุนายน เนื่องจากช่วงระหว่างเดือน 4 เดือนนี้ราคาของ BNB มีลักษณะค่อนข้าง Sideway ขาขึ้นตั้งแต่ต้นปีไปจนถึงเดือนพฤษภาคม แล้วเมื่อเดือนมิถุนายนราคาของ BNB ได้ล่วงแรงส่งผลให้กราฟในช่วงเหล่านี้มีความผันผวนที่ไม่คงที่

จากรูปที่ 6 รูปทางขวามือจะเห็นว่าช่วงเดือน เมษายนและเดือนพฤษภาคมกราฟความผันผวนพุ่งสูง เนื่องจากมีการปรับตัวของราคา XRP สูงขึ้นอยากรวดเร็วในช่วงเมษายน ส่งผลให้กราฟพุ่งสูง และหลังจากนั้นราคาของ XRP มีการปรับตัวสูงอีกครั้งช่วงหลังปลายเดือนมิถุนา แล้วกลายเป็นเทรนขาขึ้นไป

จากรูปที่ 9 รูปทางด้านขวา เนื่องจากช่วงต้นปีแรกมีเทรนเป็นขาขึ้นจนถึงช่วงกลางปี เช่นเดียวกับ BTC และ ETH จากกราฟจะมีลักษณะผันผวนที่คล้ายๆกัน และลักษณะความต่างของกราฟที่แดงและสีเทามีเทรนไปในทางเดียวกัน แต่มีบางส่วนที่มีเรนจ์ช่วงที่ต่างกัน

จากรูปที่ 10 รูปทางขวา จะเห็นว่ามีความแปรปรวนสูงในช่วงเดือนมีนาคมและเมษายน เนื่องจากในช่วงระหว่างสองเดือนนี้ราคาของ LTC เทรนขาขึ้นมาจนถึงเดือนมีนาคมได้มีการปรับตัวลงค่อนข้างลวดเร็วในช่วงปลายเดือนมีนาคมและเมษายน ส่งผลให้กราฟความผันผวนขึ้น

จากรูปที่ 11 รูปทางขวา จะเห็นว่ามีความผันผวนที่สูง เนื่องจากว่าราคาในช่วงต้นปีของ XMR มีลักษณะเป็น Sideway ไม่ค่อยมีเทรนเป็นขาขึ้นหรือขาลงในภาพรวม ส่งผลให้เกิดความผันผวนของราคาที่สูง

แต่อย่างไรก็ตาม ทั้งสองสีของกราฟยังมีความแตกต่างกัน ผู้จัดทำจึงทำการตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนเพื่อนำไปพิจารณาถึงความแม่นยำของแบบจำลองที่ได้เป็นลำดับถัดไป

และเมื่อนำแบบจำลองการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนและความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลที่ได้มาทำการวัดผล โดยใช้ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ได้ผลการทดสอบดังนี้

ตารางที่ 10 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของแบบจำลองการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลและแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล

Cryptocurrency	RMSE (Return)	RMSE (Volatility)
BTC	0.0230	0.0084
ETH	0.0279	0.0118
BNB	0.0263	0.0087
XRP	0.0420	0.0117
ADA	0.0353	0.0104
DOGE	0.0404	0.0118
TRX	0.0306	0.0118
LTC	0.0430	0.0138
XMR	0.0385	0.0087
BCH	0.0567	0.0137

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

จากตารางที่ 10 พบว่า สำหรับค่าความผิดพลาดสัมบูรณ์ของการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลอยู่ในช่วง 0.0230 - 0.0567 ซึ่งแบบจำลองของ BTC มีความแม่นยำมากที่สุด เนื่องจากมีค่าความผิดพลาดสัมบูรณ์ต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับค่าความผิดพลาดสัมบูรณ์ของแบบจำลองของสกุลอื่น ๆ และในขณะเดียวกัน แบบจำลองของ BCH มีความแม่นยำน้อยที่สุดเนื่องจากมีค่าความผิดพลาดสัมบูรณ์สูงที่สุด และจากกราฟ รูปที่ 10 และรูปที่ 12 ทางด้านซ้ายมือจะได้ลักษณะกราฟของสองสีที่แตกต่างกัน จึงสอดคล้องไปกับค่า RMSE ที่เกิดขึ้น และสำหรับค่าความผิดพลาดสัมบูรณ์ของการพยากรณ์ความผันผวน พบว่า ค่าความผิดพลาดสัมบูรณ์ของการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลอยู่ในช่วง 0.0087 – 0.0138 จะเห็นว่าแบบจำลองความผันผวนของ BTC กับ XMR เป็นแบบจำลองที่มีความแม่นยำมากที่สุด และมีความแม่นยำน้อยที่สุด ตามลำดับ

หลังจากได้สมการแบบจำลอง ARMAX-GARCHX สำหรับการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนและความผันผวนของอัตราผลตอบแทน ผู้วิจัยจะนำแบบจำลองที่ได้มาศึกษาหามูลค่าความเสี่ยง (VaR) ภายใต้ค่าความเชื่อมั่น ร้อยละ 90, 95 และ 99 โดยทำการพยากรณ์ σ เพื่อนำค่า σ ที่ได้ไปใส่ในสมการเพื่อหาค่ามูลค่าความเสี่ยง ซึ่งได้ผลดังตารางต่อไปนี้

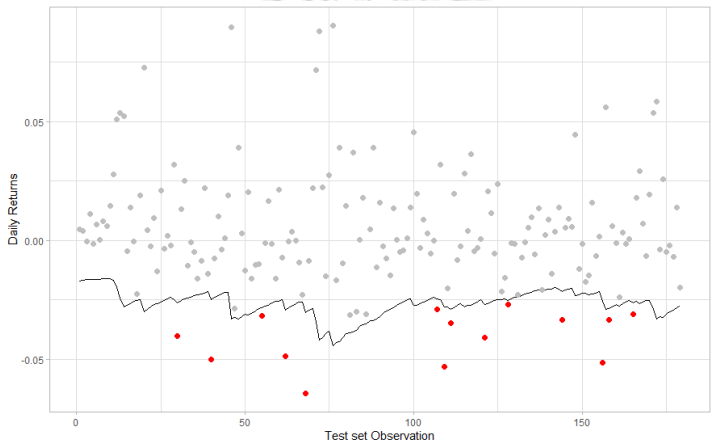
ตารางที่ 11 การทำนายมูลค่าความเสี่ยงของการพยากรณ์ที่แท้จริงภายใต้ค่าระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 90, 95 และ 99

Cryptocurrency	Value at Risk		
	90%	95%	99%
BTC	-0.0267	-0.0383	-0.0729
ETH	-0.0195	-0.0276	-0.0503
BNB	-0.0216	-0.0311	-0.0580
XRP	-0.0285	-0.0408	-0.0790
ADA	-0.0310	-0.0436	-0.0795
DOGE	-0.0272	-0.0398	-0.0793
TRX	-0.0261	-0.0373	-0.0708
LTC	-0.0297	-0.0414	-0.0741
XMR	-0.0284	-0.0393	-0.0685
BCH	-0.0298	-0.0428	-0.0836

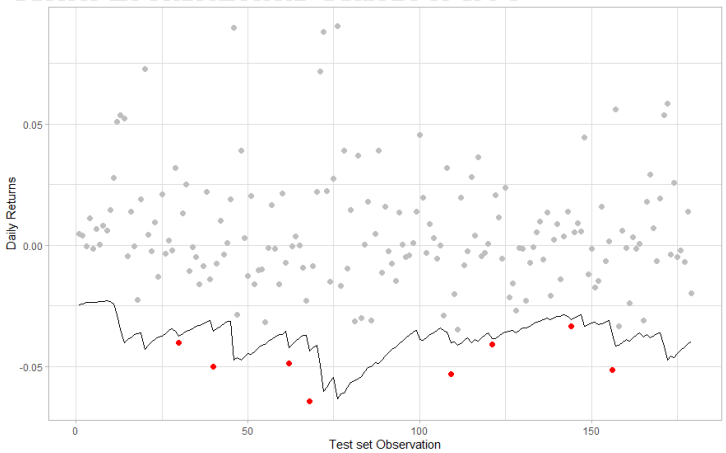
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

จากตาราที่ 11 พบว่า ETH มีมูลค่าความเสี่ยงที่สูงที่สุด ในทุกระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 90, 95 และ 99 นั่นคือ -0.0267, -0.0383 และ -0.0729 ตามลำดับ รองลงมา คือ BNB และ TRX ซึ่งมูลค่าความเสี่ยงนี้จะบ่งบอกถึงอัตราผลตอบแทนของแต่ละสกุลเงินดิจิทัล ยิ่งมีค่ามากแปลว่ามูลค่าของสกุลเงินดิจิทัลเหล่านั้นมีความน่าสนใจที่จะนำไปลงทุนมากกว่าสกุลเงินที่ให้อัตราผลตอบแทนที่ต่ำกว่า และสำหรับสกุลเงินดิจิทัลที่มีมูลค่าความเสี่ยงต่ำที่สุดในทุกระดับความเชื่อมั่น ได้แก่ ADA ซึ่งมีค่าเท่ากับ -0.0310, -0.0436 และ -0.0795 ตามลำดับ

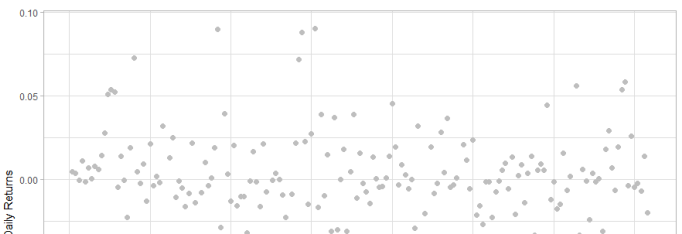
เมื่อนำ ค่า Value at Risk มาประกอบการทำการทดสอบความเหมาะสมของแบบแบบจำลองโดยใช้การทดสอบย้อนกลับ (Backtesting) ซึ่งทดสอบภายใต้ระดับความเชื่อมั่น ร้อยละ 90, 95 และ 99 ผู้จัดทำยกตัวอย่างผลการทดสอบย้อนกลับของ Bitcoin ดังรูป และสำหรับผลการทดสอบของสกุลอื่นแสดงไว้ในภาคผนวก จ



รูปที่ 14 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Bitcoin ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 90



รูปที่ 15 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Bitcoin ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 95



รูปที่ 16 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Bitcoin ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 99

จากรูปที่ 14 – 16 แสดงผลการทดสอบย้อนกลับของ Bitcoin โดนเส้นสีดำคือเส้นของมูลค่าความเสี่ยงและจุดสีแดงคือจุดที่อัตราผลตอบแทน (Return) มีค่าต่ำกว่าค่ามูลค่าความเสี่ยง ซึ่งจากรูปที่ 14 จะเห็นว่า ที่ระดับความเชื่อมั่น 90% อัตราผลตอบแทนของ Bitcoin ที่ต่ำกว่ามูลค่าความเสี่ยงทั้งหมด 14 จำนวน ซึ่งคิดเป็นร้อยละ 7.78 และที่ระดับความเชื่อมั่น 95% มีอัตราผลตอบแทนของ Bitcoin ที่ต่ำกว่ามูลค่าความเสี่ยงทั้งหมด 8 วันจากทั้งหมด 180 วันของช่วงทดสอบ ซึ่งคิดเป็นร้อยละ 4.4 ซึ่งจำนวนที่ต่ำกว่ามูลค่าความเสี่ยงยิ่งมีมาก แสดงให้เห็นว่าสกุลเงินดิจิทัลเหล่านั้น มีความเสี่ยงที่สูง และสำหรับสกุลเงินดิจิทัลอื่นๆ เมื่อทำการทดสอบย้อนกลับแล้ว จะได้จำนวนอัตราผลตอบแทนที่ต่ำกว่ามูลค่าความเสี่ยงดังตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 12 จำนวนของอัตราผลตอบแทนที่มีค่าต่ำกว่ามูลค่าความเสี่ยงจากการทำทดสอบย้อนกลับ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

Cryptocurrency	Backtesting		
	90%	**95%**	**99%**
BTC	14	8	0
ETH	30	20	7
BNB	**26**	14	3
XRP	26	12	1
ADA	29	16	2
DOGE	34	19	0
Cryptocurrency	Backtesting		
	90%	95%	99%

TRX	13	8	1
LTC	26	19	4
XMR	17	12	2
BCH	28	17	1

จากตารางที่ 12 แสดงให้เห็นว่า จากกรอบการทดสอบ 180 วัน จำนวนอัตราผลตอบแทนที่ต่ำกว่า

ดังนั้น จากการศึกษาแบบจำลองเพื่อการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลและปัจจัยภายนอกที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ พบว่า BTC เป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนในทุกแบบจำลอง และสำหรับแบบจำลองของ BTC นั้นมี 2 ปัจจัยภายนอกที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ ได้แก่ ดัชนีแนสแดคและดัชนีดอลลาร์ ซึ่งเมื่อนำมาหาแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน พบว่าจะมีค่าความผิดพลาดสัมบูรณ์ของแต่ละแบบจำลองอยู่ในช่วง 0.0084 – 0.0138 ซึ่งสำหรับแบบจำลองที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์ความผันผวนน้อยที่สุดคือ แบบจำลองของ BTC ซึ่งมีค่า RMSE อยู่ที่ 0.0084 ซึ่งจากการศึกษานี้ ผลที่ได้เป็นประโยชน์แก่ผู้ที่สนใจศึกษาเกี่ยวกับสกุลเงินดิจิทัล และสำหรับนักลงทุนบางกลุ่มที่มีความสนใจลงทุนในตลาดสกุลเงินดิจิทัลในสกุลทั้ง 10 สกุลที่ได้ศึกษา ที่สามารถจะนำไปประกอบหรือพิจารณาในการลงทุนได้ไม่มากก็น้อย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

บทที่ 5
สรุปผลการดำเนินการวิจัย

5.1 สรุปผลการวิจัย

ในการศึกษาแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลและปัจจัยภายนอกที่ส่งผลต่อการทำนายของแบบจำลองของสกุลเงินดิจิทัล ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้ ศึกษาสกุลเงินดิจิทัลทั้งหมด 10 ตัว ได้แก่ BTC, ETH, BNB, XRP, ADA, DOGE, TRX, LTC, XMR, BCH และปัจจัย

ภายนอกรวมทั้ง BTC ที่นำมาศึกษารวมทั้งหมด 12 ตัว ได้แก่ Dollar to Yen, Dollar to Euro, Dollar to Pound Sterling, S&P 500, Nasdaq, Down Jones , Nikkei 225, ราคาทองคำ, ราคาน้ำมันดิบ, ดัชนีดอลลาร์, อัตราผลตอบแทนพันธบัตรรัฐบาลสหรัฐอายุ 10 ปี และ BTC โดยศึกษาข้อมูลตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2561 ถึงวันที่ 30 มิถุนายน พ.ศ. 2566 เป็นระยะเวลา 2,007 วัน สามารถสรุปผลการวิจัยได้ดังนี้

5.1.1 ผลการวิจัยสถิติเชิงพรรณนาของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล

การทดสอบค่าสถิติเชิงพรรณนาของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล พบว่า อัตราผลตอบแทนเฉลี่ยของ BNB มีค่าสูงสุด เท่ากับ 0.0017 รองลงมาคือ DOGE และ BTC กับ ETH ซึ่งมีค่าอัตราผลตอบแทนเฉลี่ย เท่ากับ 0.0009 และ 0.0004 ตามลำดับ และจากค่าของ Standard Deviation (S.D.) ของอัตราผลตอบแทนพบว่า ค่า S.D. ของ DOGE, TRX และ BCH มีค่าสูงเป็น 3 อันดับแรก นั่นหมายความว่าอัตราผลตอบแทนของทั้ง 3 สกุลนี้ มีความแปรปรวนของอัตราผลตอบสูงกว่าเมื่อเทียบกับสกุลอื่น ๆ

5.1.2 ผลการทดสอบความนิ่งของข้อมูล

เนื่องจากข้อมูลที่นำไปใช้ในการศึกษา ควรเป็นข้อมูลที่มีลักษณะที่นิ่ง จึงได้ทำการจัดการข้อมูลซึ่งจากการทดสอบ พบว่า ผลการทดสอบความนิ่งของข้อมูล โดยวิธี ADF Test นั้น ตัวแปรทุกตัวมีค่าทางสถิติน้อยกว่าค่าวิกฤติที่ระดับนัยสำคัญที่ 0.05 ทำให้ปฏิเสธสมมติฐานหลัก ซึ่งสรุปได้ว่าข้อมูลที่ศึกษามีลักษณะที่นิ่ง สามารถนำข้อมูลไปใช้ต่อได้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

5.1.3 ผลการวิจัยแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลและปัจจัยภายนอกที่ส่งผลต่อการพยากรณ์

จากบทที่ 4 ของแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล พบว่าปัจจัยภายนอกที่ส่งผลต่อแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ของอัตราผลตอบแทนของ BTC มี 2 ปัจจัย ได้แก่ ดัชนีแนสแดคและดัชนีดอลลาร์ โดยดัชนีแนสแดคส่งผลแบบแปรผันตรงกับอัตราผลตอบแทนของ BTC ในขณะที่ดัชนีดอลลาร์ส่งผลแบบแปรผกผันกับอัตราผลตอบแทนของ BTC นั่นหมายความว่า ถ้าดัชนีแนสแดคปรับตัวสูงขึ้นและดัชนีดอลลาร์ปรับตัวต่ำลง จะส่งผลให้อัตราผลตอบแทนของ BTC ปรับตัวสูงขึ้นนั่นเอง ซึ่งสำหรับผลการศึกษาของแบบจำลองของสกุลอื่น ๆ พบว่า ปัจจัย

ภายนอกที่ส่งผลต่อแบบจำลองของ ETH, ADA และ DOGE มี 2 ปัจจัยที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ของอัตราผลตอบแทน ได้แก่ ดัชนีแนสแดคและ BTC ซึ่งทั้ง 2 ปัจจัยนี้ส่งผลต่อการพยากรณ์ของอัตราผลตอบแทนแบบแปรผันตรงกับอัตราผลตอบแทนของทั้ง 3 สกุล และสำหรับปัจจัยภายนอกที่ส่งผลต่อแบบจำลองของสกุลเงินดิจิทัลอื่น ๆ ได้แก่ BNB, XRP, TRX, LTC, XMR และ BCH มีเพียง BTC ตัวเดียว ซึ่งส่งผลแบบแปรผันตรงต่อการเปลี่ยนแปลงของอัตราผลตอบแทนของแต่ละสกุลเงิน

ดังนั้นจากการศึกษา พบว่ามีเพียง 3 ปัจจัยที่ส่งผลต่อการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล นั่นคือ ดัชนีแนสแดค, ดัชนีดอลลาร์ และ BTC ซึ่งจากการตรวจสอบความแม่นยำของแบบจำลอง พบว่า แบบจำลองของ BTC และแบบจำลองของ ETH มีค่า RMSE ต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับแบบจำลองของสกุลอื่น ๆ นั่นคือ 0.0230 และ 0.0279 ตามลำดับ หมายความว่า แบบจำลองทั้งสองนี้มีความแม่นยำมากกว่าแบบจำลองของสกุลอื่น ๆ และสำหรับในมุมมองของนักลงทุน จากการตรวจสอบมูลค่าความเสี่ยง (VaR) ภายใต้ค่าความเชื่อมั่นร้อยละ 90, 95, 99, 99.5 และ 99.9 พบว่า LTC มีอัตราผลตอบแทนที่แท้จริงสูงที่สุดในทุกระดับความเชื่อมั่น นั่นคือ 0.0429, 0.0667

,0.1165, 0.1286 และ 0.1879 ตามลำดับ ในทางกลับกัน พบว่า XRP มีอัตราผลตอบแทนที่แท้จริงต่ำที่สุดในทุกระดับความเชื่อมั่น นั่นคือ -0.0042, -0.0032, -0.0027, -0.0026 และ 0.0066 ตามลำดับ นั่นหมายความว่า นักลงทุนสามารถใช้มูลค่าความเสี่ยงของอัตราผลตอบแทนที่ได้นี้ประกอบการตัดสินใจในการลงทุน แต่ทั้งนี้ควรจะพิจารณาในเรื่องของความผันผวนหรือความเสี่ยงที่นักลงทุนสามารถยอมรับได้ประกอบการตัดสินใจในการเลือกลงทุนได้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

5.1.4 ผลการวิจัยแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล

จากบทที่ 4 สมการของแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล แบบจำลองของ BTC สามารถพยากรณ์ความผันผวนได้แม่นยำที่สุด เนื่องจากมีค่า RMSE อยู่ที่ 0.0084 ซึ่งมีค่าต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับแบบจำลองอื่น ๆ โดยแบบจำลองความผันผวนที่แม่นยำรองลงมา คือแบบจำลองความผันผวนของ BNB กับแบบจำลองของ XMR ซึ่งมีค่า RMSE เท่ากันนั่นคือ 0.0087 และในมุมของนักลงทุน เมื่อนำผลของมูลค่าความเสี่ยงมาเปรียบเทียบกันระหว่างสกุลเงินดิจิทัล 10 สกุลนี้ จะเห็นว่า XRP มีโอกาสได้อัตราผลตอบแทนสูงกว่าสกุลอื่น ๆ แต่ในขณะเดียวกันก็มีโอกาสขาดทุนมากกว่าเช่นเดียวกัน ดังนั้นหากนักลุงทุนหรือผู้ที่สนใจสกุลนี้ ควร

ยอมรับความเสี่ยงสูงของ XRP นี้ได้ และหากนักลงทุนสนใจในสกุลที่มีความผันผวนของอัตราผลตอบแทนที่ไม่สูงมากเมื่อเทียบกับสกุลอื่น ๆ จะเห็นว่า BTC, ETH และ XMR เป็นสกุลเงินดิจิทัลที่สอดคล้องกับความต้องการของนักลงทุน

5.1.5 สรุปเกี่ยวกับการลงทุนของแต่ละสกุลเงินดิจิทัล

จากการศึกษามูลค่าความเสี่ยง (VaR) และนำไปทดสอบการทดสอบย้อนกลับ (Backtesting) สำหรับอัตราผลตอบแทนและความผันผวนในบทที่ 4 สามารถนำมาวิเคราะห์เพื่อเป็นประโยชน์แก่ผู้ที่สนใจที่จะลงทุนในตลาดสกุลเงินดิจิทัลสำหรับการวางแผนในการทำกำไรหรือบริหารความเสี่ยงของพอร์ตการลงทุน ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับการยอมรับความเสี่ยงของนักลงทุนแต่ละบุคคล ซึ่งจากการศึกษาสามารถวิเคราะห์ความเสี่ยงของแต่ละสกุลเงินดิจิทัล ผู้วิจัยวิเคราะห์มูลค่าความเสี่ยงและผลจากการทำการทดสอบย้อนกลับ โดยผู้วิจัยวิเคราะห์ในส่วนของมูลค่าความเสี่ยงที่ระดับความเชื่อมัน 90% และสามารถสรุปร้อยละของข้อมูลที่ต่ำกว่ามูลค่าความเสี่ยงได้ดังตารางต่อไปนี้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 13 การเปรียบเทียบร้อยละของอัตราผลตอบแทนที่ต่ำกว่ามูลค่าความเสี่ยงของแต่ละสกุลเงินดิจิทัล ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 90

Cryptocurrency	%
BTC	7.78
ETH	16.67
BNB	14.44
XRP	14.44
ADA	16.11
DOGE	18.89
TRX	7.22
LTC	14.44

XMR	9.44
BCH	15.56

จากการทดสอบย้อนกลับดังตารางที่ 13 สามารถบ่งบอกถึงความสามารถในความแม่นยำในการพยากรณ์ โดยพิจารณาจากร้อยละของอัตราผลตอบแทนที่ต่ำกว่ามูลค่าความเสี่ยง ซึ่งจะได้ว่า XMR, BTC และ TRX จำนวนที่เกินกว่ามูลค่าความเสี่ยงใกล้เคียง 10% มากที่สุดเมื่อเทียบกับสกุลเงินดิจิทัลอื่น ๆ และสำหรับ DOGE และ ETH มีจำนวนของอัตราผลตอบแทนที่ต่ำกว่ามูลค่าความเสี่ยงของแต่ละสกุลเงินดิจิทัลมากกว่าสกุลเงินดิจิทัลอื่น ๆ แสดงให้เห็นถึงความแม่นยำในการพยากรณ์และความน่าเชื่อถือของแบบจำลองที่ศึกษาจากร้อยละของอัตราผลตอบแทนที่ต่ำกว่ามูลค่าความเสี่ยง และนอกจากนั้นยังสามารถตีความถึงความผันผวนของอัตราผลตอบแทน ยิ่งมีจำนวนของอัตราผลตอบแทนที่ต่ำกว่ามูลค่าความเสี่ยงของแต่ละสกุลเงินดิจิทัลมีมาก แสดงให้เห็นความความผันผวนของอัตราผลตอบแทนจะสูงตามไป ซึ่งส่งผลให้ความเสี่ยงในการลงทุนสูงไปในทำนองเดียวกัน ซึ่งสามารถเรียงลำดับของสกุลเงินดิจิทัลที่มีความเสี่ยงจากสูงสุดไปต่ำสุดได้ดังนี้ DOGE, ETH, ADA, BCH, BNB - XRP – LTC, XMR, BTC, และ TRX

จะเห็นว่าแต่ละสกุลเงินดิจิทัลมีโอกาสได้อัตราผลตอบแทนที่แตกต่างกันออกไป นักลงทุนสามารถนำมาช่วยประกอบการศึกษาและการตัดสินใจในการลงทุนได้ โดยพิจารณาจากค่าอัตราผลตอบแทนและความเสี่ยงของความผันผวนของอัตราผลตอบแทน ซึ่งถ้าค่าอัตราผลตอบแทนมีค่ามากหมายความว่า มีโอกาสที่จะมีทำกำไรได้สูง ในขณะที่ถ้ามีความเสี่ยงของความผันผวนของอัตราผลตอบแทนสูง หมายความว่าจะมีโอกาสในการทำกำไรได้น้อยลง หรือยิ่งมีค่ามากแปลว่าสกุลเงินดิจิทัลนั้นมีความเสี่ยงในการลงทุนที่สูง

นอกจากนักลงทุนตระหนักถึงความเสี่ยงที่จะได้รับแล้ว อัตราผลตอบแทนถือเป็นปัจจัยที่สำคัญสำหรับนักลงทุนในการลงทุนเช่นกัน ซึ่งนักลงทุนส่วนใหญ่คาดหวังจะได้รับอัตราผลตอบแทนที่ดี จากตารางที่ 11 แสดงถึงมูลค่าความเสี่ยงของอัตราผลตอบแทน พิจารณา ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 90 พบว่า ETH มีมูลค่าความเสี่ยงของอัตราผลตอบแทนมากที่สุด ดังนั้นในมุมมองทางด้านผลตอบแทน ETH มีความน่าสนใจ ซึ่งจากการศึกษาสกุลเงินดิจิทัลทั้งหมด สามารถเรียงลำดับสกุลเงินดิจิทัลที่ให้อัตราผลตอบแทนจากมากไปน้อยได้ดังนี้ ETH, BNB, TRX, BTC, DOGE, XRP, XMR, LTC, BCH และ ADA

ดังนั้น จะได้ว่า สกุลเงินดิจิทัลที่มีความน่าสนใจและน่าลงทุนสามารถเรียงลำดับจากมากไปน้อยโดยพิจารณาจากร้อยละของความผันผวนของอัตราผลตอบแทนหรือความเสี่ยงจากการลงทุนได้ดังนี้ TRX, BTC, XMR, BNB - XRP - LTC, BCH, ADA, ETH และ DOGE และจากมูลค่าความเสี่ยงของอัตราผลตอบแทนที่ได้นั้น ยิ่งมูลค่าความเสี่ยงมีค่ามาก สกุลเงินดิจิทัลสกุลนั้น ๆ จะมีความน่าสนใจสูง เนื่องจากมีโอกาสทำกำไรหรือได้รับอัตราผลตอบแทนที่ดีเมื่อเทียบกับสกุลอื่น ๆ ซึ่งผู้วิจัยสามารถเรียงลำดับความน่าสนใจของสกุลเงินดิจิทัลจากที่มีโอกาสได้รับอัตราผลตอบแทนจากสูงไปต่ำได้ดังนี้ ETH, BNB, TRX, BTC, DOGE, XRP, XMR, LTC, BCH และ ADA จะเห็นว่าสกุลเงินดิจิทัลทั้งหมด 10 สกุล มีความน่าลงทุนที่แตกต่างกันออกไป และเมื่อนำอัตราผลตอบแทนมาวิเคราะห์กับความผันผวนของอัตราผลตอบแทน โดยค่าของความเสี่ยงหรือความผันผวนต่ออัตราผลตอบแทน ยิ่งมีค่ามากแปลว่าสกุลเงินดิจิทัลสกุลนั้น มีความเสี่ยงในการลงทุนสูงและมีโอกาสที่จะได้รับอัตราผลตอบแทนที่ต่ำ จึงไม่เหมาะแก่การลงทุน ซึ่งผู้วิจัยสรุปค่าความเสี่ยงต่ออัตราผลตอบแทนได้ดังตารางต่อไปนี้

แต่อย่างไรก็ตามนักลงทุนควรพิจารณาทั้งอัตราผลตอบแทนและความเสี่ยงในการลงทุนประกอบกัน ซึ่งจากการศึกษาสามารถสรุปได้ดังตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 14 ความเสี่ยงต่ออัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล

Cryptocurrency	Risk Adjusted Return
BTC	**-0.00343**
ETH	**-0.00117**
BNB	**-0.00150**
XRP	**-0.00197**
ADA	**-0.00192**
DOGE	**-0.00144**
TRX	**-0.00361**
LTC	**-0.00206**
XMR	**-0.00301**
BCH	**-0.00192**

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

จากตารางที่ 14 พบว่า สกุลเงินดิจิทัลที่น่าลงทุนมากที่สุด จากการพิจารณาความเสี่ยงและอัตราผลตอบแทนจากค่า Risk Adjusted Return นั่นคือ ETH และอีก 9 สกุลเงินดิจิทัลที่เหลือได้แก่ DOGE, BNB, BCH, ADA, XRP, LTC, XMR, BTC และ TRX ตามลำดับ หมายความว่าถ้าลงทุนใน ETH จะได้รับอัตราผลตอบแทนมากที่สุด เมื่อเทียบกับความเสี่ยงในระดับเท่า ๆ กัน แต่ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับความสนใจ ดุลพินิจ องค์ประกอบ วัตถุประสงค์ของนักลงทุนว่าเพื่อเก็งกำไร หรือเพื่อกระจายความเสี่ยง แต่อย่างไรก็ตามก็ขึ้นอยู่กับระดับความเสี่ยงที่สามารถยอมรับได้ของนักลงทุนอีกด้วย ทั้งนี้สำหรับผลลัพธ์ของงานวิจัยนี้เป็นเพียงแนวทางหรือทางเลือกในการศึกษา เพื่อช่วยประกอบการตัดสินใจของนักลงทุน

5.2 อภิปรายผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ศึกษาแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลและศึกษาปัจจัยภายนอกที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ของอัตราผลตอบแทน รวมไปถึงศึกษาแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล ทั้งนี้เพื่อเป็นประโยชน์แก่นักลงทุนหรือผู้ที่สนใจศึกษาเกี่ยวกับสกุลเงินดิจิทัล ซึ่งแบบจำลองที่นำมาศึกษา คือ แบบจำลอง ARMAX – GARCHX และนอกจากนี้ได้มีการทดสอบมูลค่าความเสี่ยง รวมไปถึงตรวจสอบความแม่นยำในการพยากรณ์ของแบบจำลองที่ทำการศึกษา

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

จากการศึกษาแบบจำลองที่เหมาะสมและปัจจัยที่ส่งผลต่อแบบจำลองอัตราผลตอบแทน พบว่ามีปัจจัยภายนอกเพียง 2 ปัจจัย ที่มีผล นั่นคือ ดัชนีแนสแดคและดัชนีดอลลาร์ ซึ่งทั้งสองตัวแปรนี้ส่งผลต่อการทำนายอัตราผลตอบแทนของ BTC ซึ่งได้ผลลัพธ์เหมือนกับ กชกร แสงทอง, จิรสิญจ์ เล่ารุ่งโรจน์, จีรสิทธิ์ พูสวัสดิ์, ดัฐกร ยอดนครจง และธเนส เตชะเสน (2564) ที่พบว่า ดัชนีดอลลาร์มีผลต่อ Bitcoin แต่แตกต่างไปจาก Yhlas Sovbetov (2018) ที่พบว่า S&P500 ส่งผลต่อ Bitcoin ทั้งนี้อาจขึ้นกับระยะเวลาในช่วงของการศึกษา ในขณะเดียวกัน ดัชนีแนสแดคยังส่งผลต่อการทำนายอัตราผลตอบแทนทั้งของ ADA และ DOGE และสำหรับปัจจัยอื่น ๆ นั้น ไม่ว่าจะเป็น Dollar to Yen, Dollar to Euro, Dollar to Pound Sterling, S&P 500, Down Jones, Nikkei 225, ราคาทองคำ, ราคาน้ำมันดิบและอัตราผลตอบแทนพันธบัตรรัฐบาลสหรัฐอายุ 10 ปี ทั้งหมดล้วนไม่มีผลต่อการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล ซึ่งจากสมการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลจะเห็นว่าอัตราผลตอบแทนของ BTC นั้นมีความสัมพันธ์ที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ของอัตรา

ผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลสกุลอื่น ๆ และจากตารางที่ 7 แสดงค่า RMSE จะเห็นว่า แบบจำลองของ BTC มีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด โดยมี RMSE อยู่ที่ 0.0230

ส่วนปัจจัยที่ส่งผลต่อแบบจำลองความผันผวน พบว่าไม่มีปัจจัยภายนอกที่ส่งผลต่อแบบจำลองความผันผวน ซึ่งได้แบบจำลองเป็น GARCH(1,1) ที่เป็นแบบจำลองที่เหมาะสม เช่นเดียวกับ Nypel (2021) แต่จะแตกต่างกันที่ผลลัพธ์ที่ได้ เนื่องจากงานวิจัยที่ศึกษาไม่ได้ศึกษา google trend เนื่องจากมีข้อจำกัดทางด้านข้อมูลที่นำมาศึกษา และแตกต่างจาก Ruiz (2014) ที่พบว่า Dollar to Yen, Dollar to Euro ส่งผลต่อความผันผวนของ BTC ในการใช้แบบจำลอง GARCH เช่นเดียวกัน ในขนะเดียวกันจากการศึกษาแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล ซึ่งแต่ละแบบจำลองมีค่า RMSE ไม่ได้มีความแตกต่างกันอย่างเห็นได้ชัด ซึ่งมีค่าอยู่ในช่วง 0.0084 – 0.0138 และจากการศึกษาพบว่าแบบจำลองของ ADA มีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด โดยมี RMSE อยู่ที่ 0.0139

และมุมมองด้านการลงทุน จากการศึกษามูลค่าความเสี่ยง ของสกุลเงินดิจิทัลทั้ง **10** สกุล สำหรับสกุลเงินดิจิทัลที่มีมูลค่าความเสี่ยงของอัตราผลตอบแทน ที่ระดับความเชื่อมั่น **90** สามารถเรียงลำดับสกุลเงินดิจิทัลที่น่าสนใจ ได้ดังนี้ ETH, BNB, TRX, BTC, DOGE, XRP, XMR, LTC, BCH และ ADA และจากการทดสอบย้อนกลับเพื่อศึกษาอัตราผลตอบแทนที่ต่ำกว่ามูลค่าความเสี่ยง ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความเสี่ยงของการลงทันในแต่ละสกุลนั้นๆ ยิ่งมีจำนวนที่ต่ำกว่ามากๆ แสดงให้เห็นว่ามีความเสี่ยงในการลงทุนที่สูง ซึ่งจากการศึกษาสามารถเรียงลำดับสกุลเงินที่มีความเสี่ยงสูงไปต่ำได้ดังนี้ TRX, BTC, XMR, BNB - XRP - LTC, BCH, ADA, ETH และ DOGE ตามลำดับ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ซึ่งจากการศึกษาสกุลเงินดิจิทัล พบว่า ข้อมูลค่อนข้างมีความผันผวนหรือมีการเปลี่ยนแปลงที่สูง ซึ่งจากที่เคยกล่าวไปก่อนหน้า อัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัลเป็นการลงทุนที่มีความเสี่ยงสูงมากแต่มีโอกาสในการทำกำไรสูงเช่นกัน จึงส่งผลให้นักลงทุนมีความน่าสนใจในการที่จะลงทุน แต่ต้องลงทุนด้วยความระมัดระวังและมีความรู้ความเข้าใจที่มากพอ สำหรับงานวิจัยนี้จะเป็นประโยชน์สำหรับผู้ที่ทำการจัดพอร์ตการลงทุน เพื่อทำให้พอร์ตมีการกระจายตัวของกลุ่มสินทรัพย์ในแต่ละกลุ่มที่มีความเสี่ยงในระดับที่แตกต่างกันออกไป สามารถนำมูลค่าความเสี่ยง ที่ศึกษามาช่วยในการประกอบการตัดสินใจได้ เช่น TRX มีมูลค่าความเสี่ยงของอัตราผลตอบแทนค่อนข้างสูงเมื่อเทียบกับสกุลอื่น ๆ ที่ผู้วิจัยทำการศึกษา และในขณะเดียวกันมีมูลค่าความเสี่ยงของความผันผวนที่ค่อนข้างต่ำเมื่อเทียบกับสกุลอื่น ดังนั้น TRX ถือว่าเป็นสกุลเงินดิจิทัลสกุลหนึ่งที่มีความน่าสนใจสำหรับนักลงทุน

ที่ไม่สามารถรับความเสี่ยงได้สูงและได้รับอัตราผลตอบแทนที่อยู่ในระดับสูง เมื่อเทียบกับสกุลเงินที่ผู้วิจัยศึกษา แต่ทั้งนี้ทั้งนั้นขึ้นอยู่กับความสามารถในการรับความเสี่ยงได้ของนักลงทุนแต่ละคน

ทั้งนี้หวังเป็นอย่างยิ่งว่าวิทยานิพนธ์เล่มนี้ จะเป็นประโยชน์ไม่มากก็น้อยให้กับนักลงทุน หรือผู้ที่สนใจศึกษา อย่างไรก็ตามการศึกษาในครั้งนี้ศึกษาสกุลดิจิทัลเพียง 10 ตัว เท่านั้นและมีข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาค่อนข้างจำกัด เนื่องจากมีเหรียญใหม่ ๆ ที่เกิดขึ้นมาเยอะมาก ๆ แต่ผู้วิจัยสนใจสกุลที่มีข้อมูลตั้งแต่ ปี 2561 ส่งผลให้มีขอบเขตของเหรียญที่สนใจศึกษา รวมไปถึงปัจจัยที่นำมาศึกษา ซึ่งอาจจะมีปัจจัยอื่น ๆ ไม่ว่าจะเป็นปัจจัยภายในที่เกี่ยวข้องเกี่ยวกับการทำธุรกรรมของสกุลเงินดิจิทัล หรือปัจจัยภายนอก เพิ่มเติมที่ส่งผลต่อการเปลี่ยนของสกุลเงินดิจิทัล

5.3 ข้อเสนอแนะ

1. เนื่องจากจำนวนข้อมูลที่ศึกษามีค่อนข้างน้อย ยิ่งไปกว่านั้นช่วงข้อมูลเหล่านั้นเกือบครึ่งหนึ่งตกอยู่ในช่วงที่เกิดสถานการณ์โควิด-19 ทำให้ข้อมูลที่นำมาศึกษามีความผันผวนที่สูงมาก ๆ จึงอาจมีการขยายช่วงข้อมูลในการศึกษาและอาจจะแบ่งช่วงข้อมูลศึกษาเป็นก่อนเกิดสถานการณ์โควิด-19 กับตั้งแต่เกิดสถานการณ์โควิด-19 ทั้งนี้ผู้วิจัยได้มีการศึกษาในบางส่วนซึ่งพบว่า สถานการณ์โควิด-19 มีผลกระทบกับบางสกุลแต่โดยรวมแล้ว ไม่ได้มีการเปลี่ยนแปลงไปมากหลังสถานการณ์โควิด ทั้งนี้เพื่อการให้แบบจำลองที่ได้และการศึกษาที่มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น จึงแนะนำให้ผู้ที่มีความสนใจแบ่งช่วงข้อมูลศึกษาแล้วนำมาเปรียบเทียบกัน

2. ศึกษาแบบจำลองอื่น ๆ เพิ่มเติม เพื่อนำมาเปรียบเทียบให้มีความหลากหลายมากยิ่งขึ้น

3. ศึกษาการพัฒนาวิธีการในการพยากรณ์ โดยศึกษาข้อมูลปัจจัยอื่น ๆ ที่มีความสัมพันธ์กับราคาของสกุลเงินดิจิทัล เพื่อให้ได้ซึ่งผลการพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกับความเป็นจริงและมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น เช่น ศึกษาเกี่ยวกับวิธี Machine Learning, ศึกษาปัจจัยภายในเพิ่มเติม หรือปัจจัยภายนอกอื่น ๆ เช่น google trend, อัตราแลกเปลี่ยนบาท หรือหยวน เป็นต้น

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

บรรณานุกรม

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บรรณานุกรม

ภาษาไทย

ปิติวรรธ์ ธนาเลศกุลธรณ์ และ สมพร ปั่นโภชา. (2563). *การศึกษาความผันผวนของปัจจัยภายนอกที่มีผลต่อดัชนีของ SET*. วิทยาริพันธ์ปริญญามหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมการเงิน คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย.

พงศกร พัวพัฒนกุล. (2560). *การวิเคราะห์ปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อความผันผวนของราคา Bitcoin*. วิทยาริพันธ์ปริญญามหาบัณฑิต สาขาวิชาการเงิน มหาวิทยาลัยกรุงเทพ.

พัชรวลัย เขียวทอง และ สุมาลี รามนัฏ. (2563). *กรณีศึกษาราคา Bitcoin ที่มีผลกระทบต่อการคำนวณการเสียภาษี*. มหาวิทยาลัยเอเชียอาคเนย์.

พิพัฒน์ อิ่มคง. (2562). *การศึกษาปัจจัยที่มีความสัมพันธ์ต่อทองคำและบิทคอยน์ รวมทั้งความสัมพันธ์แฝงระหว่างกัน*. วิทยาริพันธ์ปริญญามหาบัณฑิต หลักสูตรบริหารธุรกิจบัณฑิต มหาวิทยาลัยนเรศวร.

สุนันท์ใจ เนตรงาม และ กัญญสุดา นิ่มอนุสสรณ์กุล. (2563). *การวิเคราะห์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนกองทุนหุ้นจีน*.

สุรชัย จันทร์จรัส และ มัณฑณา มาขุนทด. (2012). *การประมาณค่าความผันผวนและพยากรณ์ผลตอบแทนของหลักทรัพย์ กลุ่มทรัพยากรโดยใช้แบบจำ ลอง GARCH-M*. คณะวิทยาการจัดการ มหาวิทยาลัยขอนแก่น.

กชกร แสงทอง/ จิรสิญจ์ เล่ารุ่งโรจน์/ จีรสิทธิ์ พูสวัสดิ์/ ดัฐกร ยอดนครจง และ ธเนส เตชะเสน. (2564). *การวิเคราะห์ปัจจัยทางเศรษฐกิจที่มีผลต่อราคาบิตคอยน์*. คณะบริหารธุรกิจ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

ภาษาอังกฤษ

Alex Greaves, Benjamin Au. (2015). *Using the Bitcoin Transaction Graph to Predict the Price of Bitcoin*.

Anne Haubo Dyhrberg. (2016). *Bitcoin, gold and the dollar – A GARCG volatility analysis.* Finance Research Letter.

Brian Vockathaler. (2015). *The Bitcoin Boom: An In Depth Analysis Of The Price Of Bitcoins*

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

E. Asena Deniz และ Dilek Teker. (2020). *Factor Affecting Crypto Currency Price*. Faculty of Economics and Administrative Sciences, Department of Management. Istanbul. Turkey.

Erik Parlstrand and Otto Ryden. (2015). *Explaining the market price of Bitcoin and other Cryptocurrencies with Statistical Analysis.* Master's Thesis. Department of Mathematical Statistics. Kungliga Tekniska Hogskolan.

Gyamerah (2019). *Modelling the volatility of Bitcoin returns using GARCH models.* Quantitative Finance and Economics.

Ji Ho Kwon. (2021). *On the factor of Bitcoin's value at risk*. Master's Thesis, College of Business. Gachon University.

Nicholas Apergis and Anthony Rezitis. *Food Price Volatility and Macroeconomic Factors: Evidence From GARCH and GARCH-X Estimates*. Department of Banking and Financial Management University of Piraeus. Piraeus. Greece

Naimy and Hayek (2018). *Modelling and predicting the Bitcoin volatility using GARCH models.* International Journal of Mathematical modelling and Numerical Optimization.

Marc Nypels. (2021). *Factors influencing the volatility of bitcoin returns*. University of Twente Faculty of Behavioural. Management and Social Sciences MSc in Business Administration Financial Management.

Oleg Y. Grachev. (2017). *Application of Time Series Models (ARIMA, GARCH, and ARMAGARCH) for Stock Market Forecasting*. Northern Illinois University

Paraskevi Katsiampa (2017). *Volatility estimation for Bitcoin: A comparison of GARCH models.* Economics Letter.

Sovbetov Yhlas. *Factors Influencing Cryptocurrency Price*. Department og Economics. London School of Commerce. United Kingdom.

S. Zhang and H. Han. (2014). *Semiparametric ARCH-X model for leverage effect and long memory in stock return volatility*. Department of Eonomics. National University of Singapore.

Yhlas Sovbetov. (2019). *Factors Influencing Cryptocurrency Prices: Evidence from*

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

Bitcoin, Ethereum, Dash, Litcoin, and Monero. Department of Economics. London School of Commerce. United Kingdom.

Zayn Khamisa. (2019). *An analysis of the factors driving performance in the cryptocurrency market*. Department of Land Economy. University of Cambridge.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

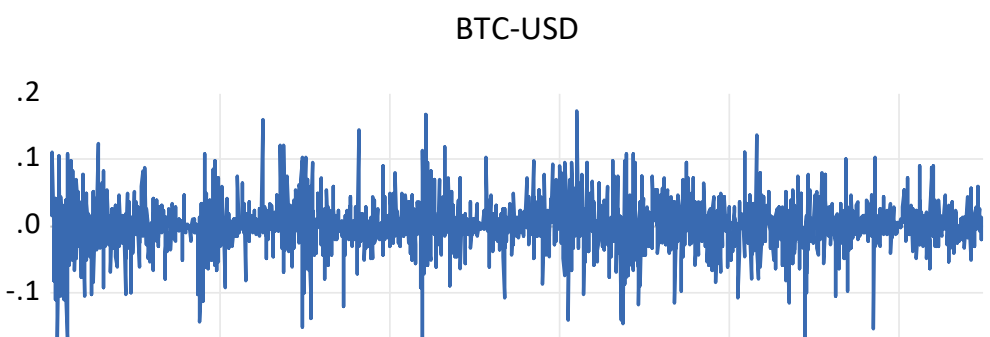
ภาคผนวก ก

ตารางแสดง กราฟของอัตราผลตอบแทนแต่ละสกุลเงินดิจิทัล ที่มีลักษณะของข้อมูลที่นิ่ง

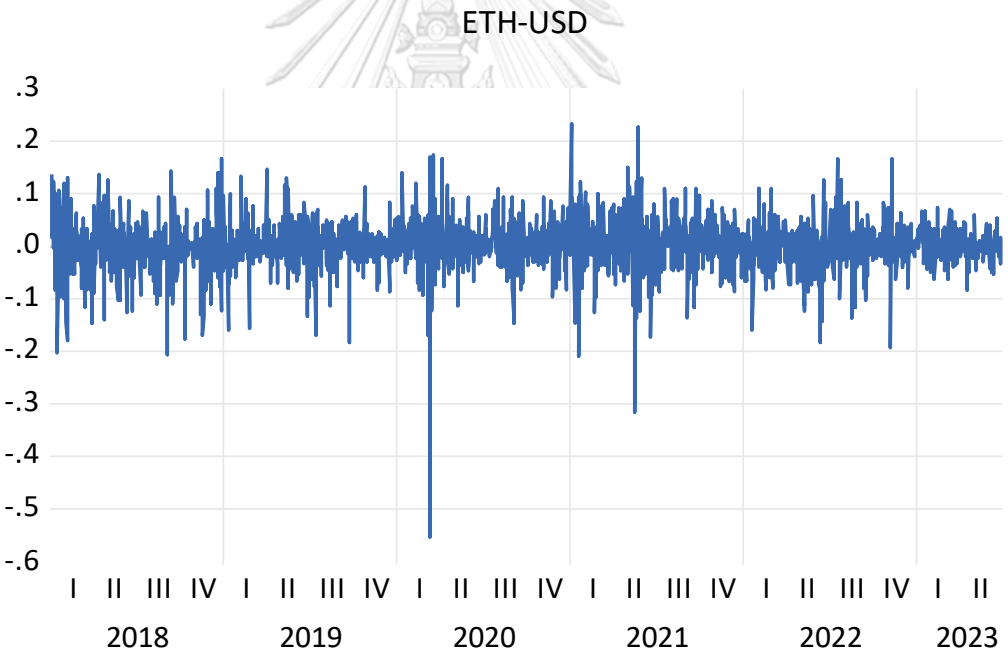
(ปี พ.ศ. 2561- พ.ศ. 2566)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

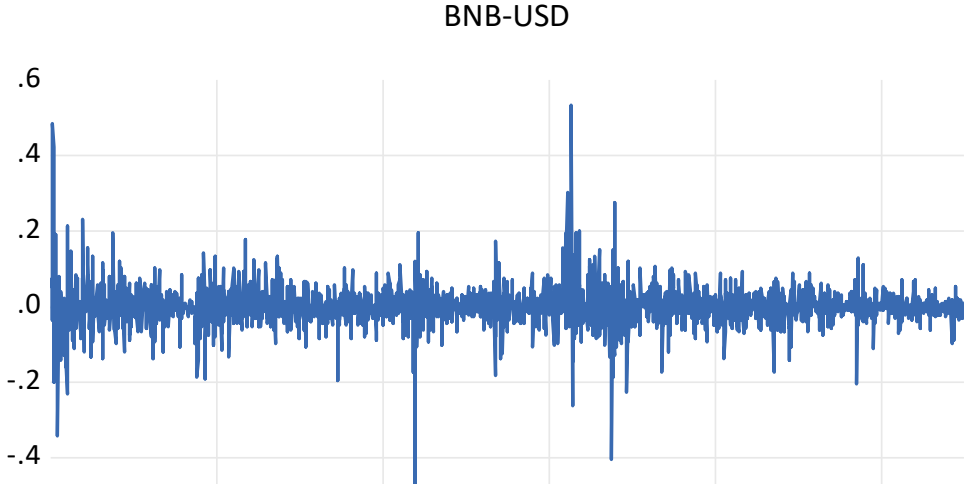
รูปต่อไปนี้แสดงลักษณะของข้อมูลของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล แต่ละสกุล



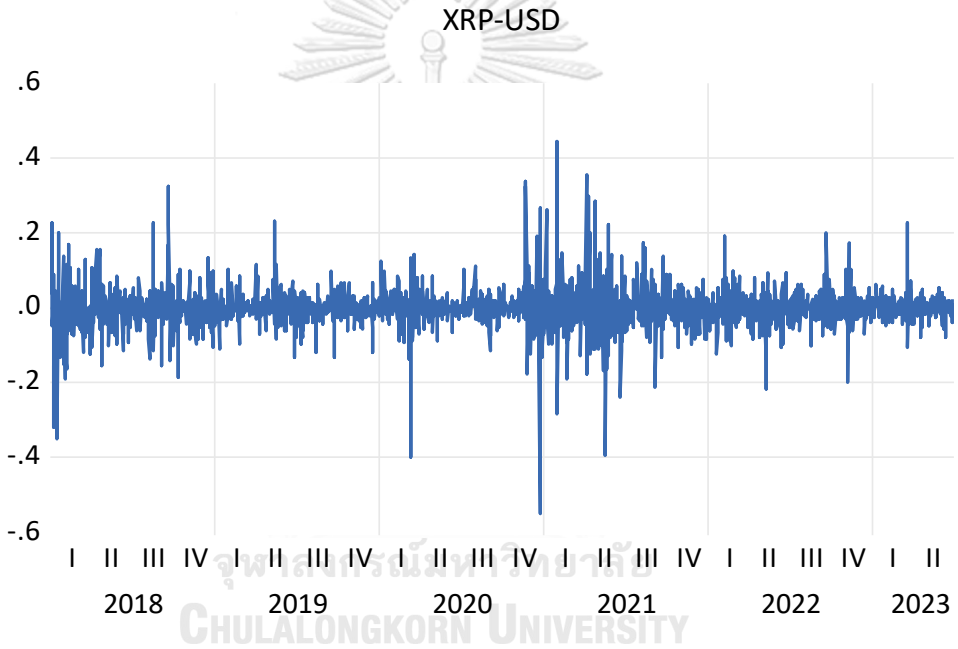
รูปที่ 1 ลักษณะของข้อมูลของอัตราผลตอบแทนของ Bitcoin



รูปที่ 2 ลักษณะของข้อมูลของอัตราผลตอบแทนของ Ethereum

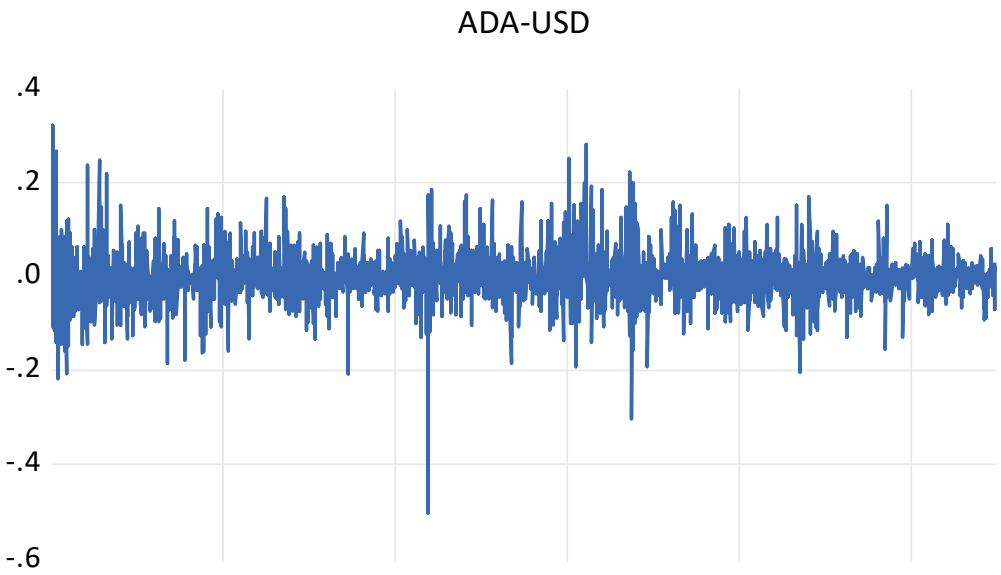


รูปที่ 3 ลักษณะของข้อมูลของอัตราผลตอบแทนของ Binance coin

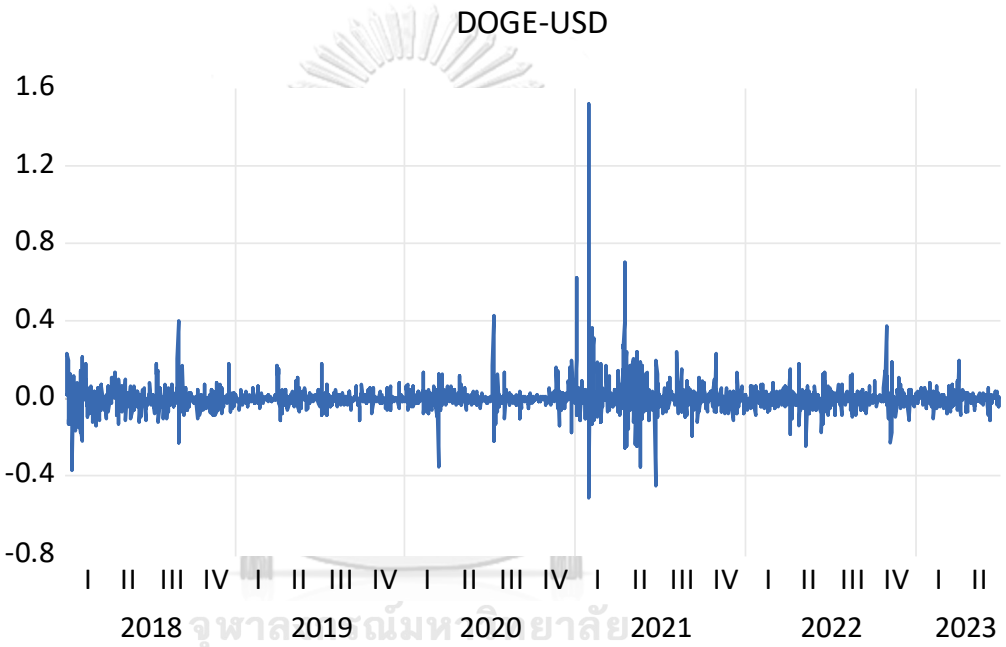


จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รูปที่ 4 ลักษณะของข้อมูลของอัตราผลตอบแทนของ Ripple

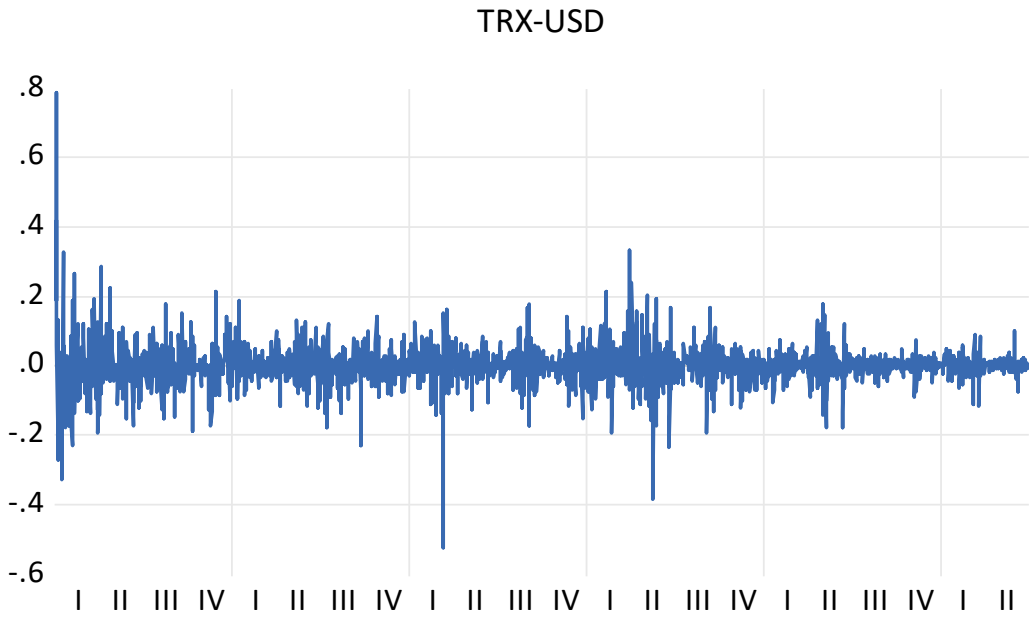


รูปที่ 5 ลักษณะของข้อมูลของอัตราผลตอบแทนของ Cardano

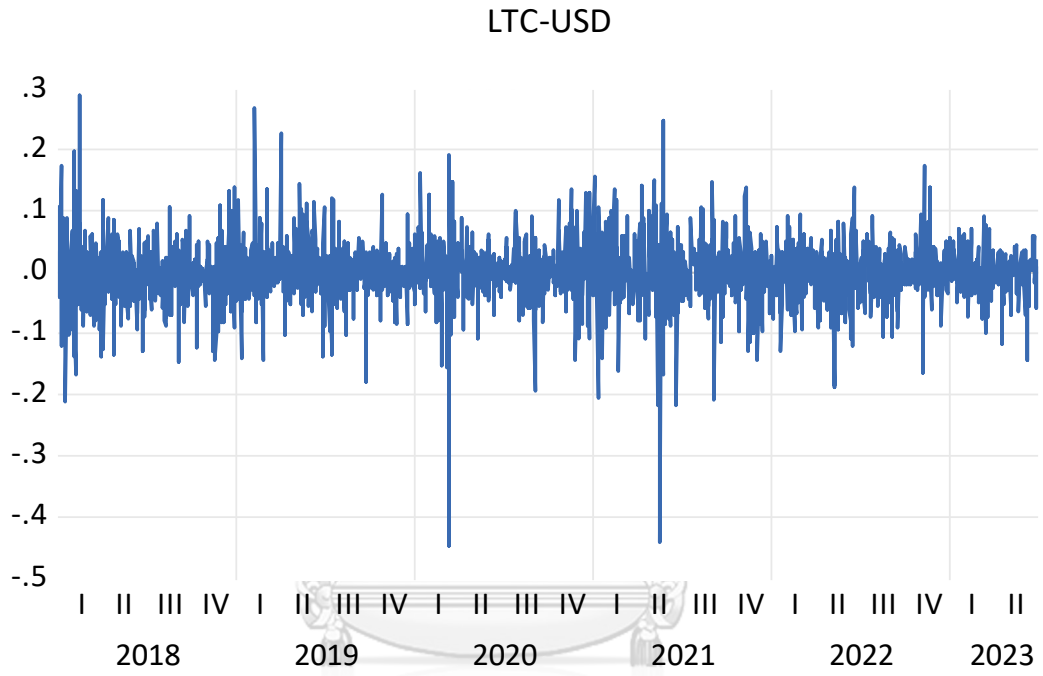


จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รูปที่ 6 ลักษณะของข้อมูลของอัตราผลตอบแทนของ Doge coin

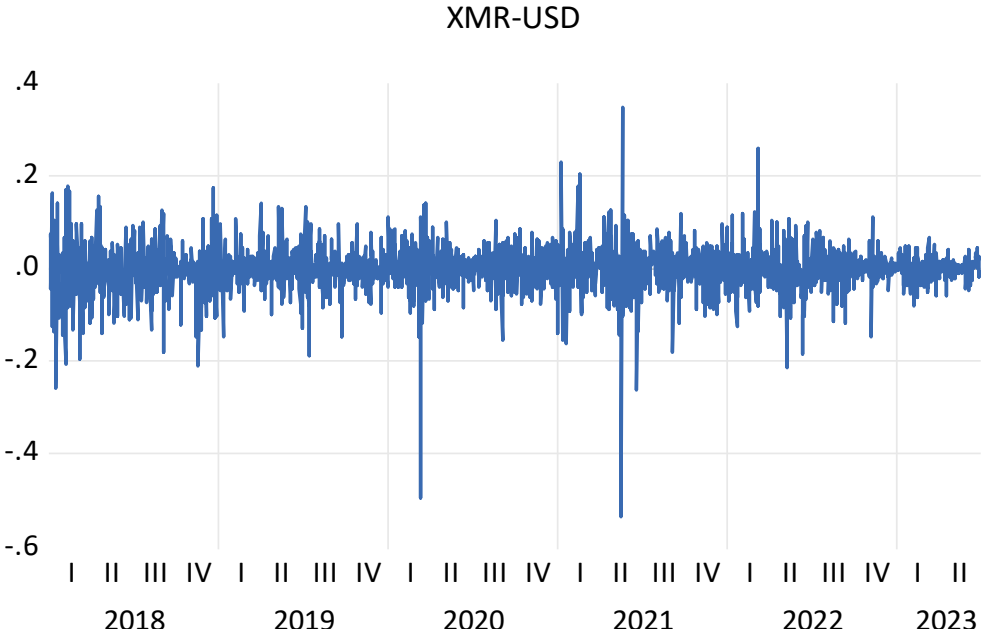


รูปที่ 7 ลักษณะของข้อมูลของอัตราผลตอบแทนของ Tron

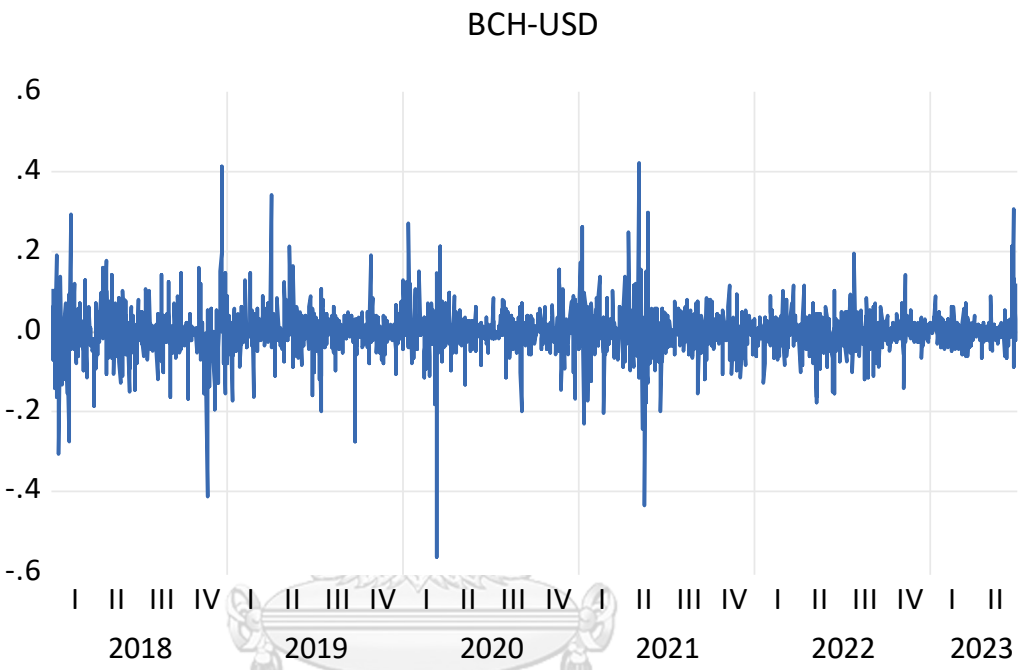


จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

รูปที่ 8 ลักษณะของข้อมูลของอัตราผลตอบแทนของ Litecoin



รูปที่ 9 ลักษณะของข้อมูลของอัตราผลตอบแทนของ Monero



รูปที่ 10 ลักษณะของข้อมูลของอัตราผลตอบแทนของ Bitcoin cash

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ภาคผนวก ข

ตารางแสดง ค่าประมาณของพารามิเตอร์สำหรับแบบจำลอง GARCHX ของสกุลเงินดิจิทัล

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ข้อมูลแสดงให้เห็นว่า แบบจำลอง GARCH(1,1) มีความเหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล

ตารางที่ 1 แบบจำลอง GARCH ที่ให้ค่า BIC ต่ำที่สุดของ Bitcoin

แบบจำลอง	Log likelihood	AIC	BIC
GARCH(1,1)	4136.126	-4.1188	-4.0993
GARCH(1,2)	4135.662	-4.1174	-4.0950
GARCH(2,1)	4135.24	-4.1169	-4.0946
GARCH(2,2)	4135.762	-4.1165	-4.0913

ตารางที่ 2 แบบจำลอง GARCH ที่ให้ค่า BIC ต่ำที่สุดของ Ethereum

แบบจำลอง	Log likelihood	AIC	BIC
GARCH(1,1)	4744.651	-4.7228	-4.6949
GARCH(1,2)	4744.227	-4.7214	-4.6907
GARCH(2,1)	4743.968	-4.7212	-4.6904
GARCH(2,2)	4744.227	-4.7204	-4.6869

ตารางที่ 3 แบบจำลอง GARCH ที่ให้ค่า BIC ต่ำที่สุดของ Binance coin

แบบจำลอง	Log likelihood	AIC	BIC
GARCH(1,1)	4260.025	-4.2394	-4.2115
GARCH(1,2)	4263.031	-4.2414	-4.2107
GARCH(2,1)	4260.025	-4.2384	-4.2077
GARCH(2,2)	4263.031	-4.2404	-4.2069

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 4 แบบจำลอง GARCH ที่ให้ค่า BIC ต่ำที่สุดของ Ripple

แบบจำลอง	Log likelihood	AIC	BIC
GARCH(1,1)	4312.717	-4.2920	-4.2640
GARCH(1,2)	4286.908	-4.2652	-4.2345
GARCH(2,1)	4281.39	-4.2597	-4.2290
GARCH(2,2)	4285.022	-4.2624	-4.2288

ตารางที่ 5 แบบจำลอง GARCH ที่ให้ค่า BIC ต่ำที่สุดของ Cardano

แบบจำลอง	Log likelihood	AIC	BIC

GARCH(1,1)	4011.313	-3.9873	-3.9482
GARCH(1,2)	4011.422	-3.9865	-3.9445
GARCH(2,1)	4012.147	-3.9872	-3.9453
GARCH(2,2)	4013.106	-3.9871	-3.9424

ตารางที่ 6 แบบจำลอง GARCH ที่ให้ค่า BIC ต่ำที่สุดของ Dogecoin

แบบจำลอง	**Log likelihood**	**AIC**	**BIC**
GARCH(1,1)	4178.846	-4.1565	-4.1229
GARCH(1,2)	4180.239	-4.1568	-4.1205
GARCH(2,1)	4179.89	-4.1565	-4.1202
GARCH(2,2)	4179.566	-4.1552	-4.1161

ตารางที่ 7 แบบจำลอง GARCH ที่ให้ค่า BIC ต่ำที่สุดของ Tron

แบบจำลอง	**Log likelihood**	**AIC**	**BIC**
GARCH(1,1)	4045.802	-4.0227	-3.9864
GARCH(1,2)	4038.775	-4.0147	-3.9756
GARCH(2,1)	4045.802	-4.0217	-3.9826
GARCH(2,2)	4041.308	-4.0163	-3.9743

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ตารางที่ 8 แบบจำลอง GARCH ที่ให้ค่า BIC ต่ำที่สุดของ Litecoin

แบบจำลอง	**Log likelihood**	**AIC**	**BIC**
GARCH(1,1)	4437.092	-4.4200	-4.4033
GARCH(1,2)	4439.323	-4.4213	-4.4017
GARCH(2,1)	4437.374	-4.4193	-4.3998
GARCH(2,2)	4439.323	-4.4203	-4.3979

ตารางที่ 9 แบบจำลอง GARCH ที่ให้ค่า BIC ต่ำที่สุดของ Monero

แบบจำลอง	**Log likelihood**	**AIC**	**BIC**

GARCH(1,1)	4337.318	-4.3165	-4.2886
GARCH(1,2)	4337.966	-4.3162	-4.2854
GARCH(2,1)	4337.318	-4.3155	-4.2848
GARCH(2,2)	4337.966	-4.3152	-4.2816

ตารางที่ 10 แบบจำลอง GARCH ที่ให้ค่า BIC ต่ำที่สุดของ Bitcoin cash

แบบจำลอง	**Log likelihood**	**AIC**	**BIC**
GARCH(1,1)	4324.504	-4.3077	-4.2910
GARCH(1,2)	4325.615	-4.3078	-4.2883
GARCH(2,1)	4324.605	-4.3068	-4.2873
GARCH(2,2)	4325.615	-4.3068	-4.2845

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 11 แสดงค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง GARCH ของ Bitcoin

Parameter	**Estimate**	**Std. Error**	**Pr(>|t|)**
θ_1	1.623167	0.017259	0.00000
γ_1	-0.832178	0.034733	0.00000
γ_2	-1.654526	0.005502	0.00000
θ_1	0.873535	0.006080	0.00000
γ_1	-0.008558	0.017819	0.63103
γ_2	0.868436	0.019978	0.00000
ω	0.000031	0.000042	0.45199
α_1	0.254100	0.207024	0.21967

β_1	0.799174	0.117508	0.00000
X_{JPN}	0.000000	0.018667	1.00000
X_{EU}	0.000000	0.008935	1.00000
X_{PON}	0.000000	0.014193	1.00000
X_{DJ}	0.000000	0.008637	1.00000
X_{STJPN}	0.000000	0.016468	1.00000
$X_{S\&P}$	0.000000	0.010320	1.00000
X_{NASQ}	0.000000	0.037196	1.00000
X_{GOLD}	0.000000	0.003371	1.00000
X_{OIL}	0.000000	0.003301	1.00000
X_{DXY}	0.000000	0.000651	0.99999
X_{BOND}	0.000000	0.000755	1.00000
shape	3.170106	0.622017	0.00000

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 12 แสดงค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง GARCH ของ Ethereum

Parameter	Estimate	Std. Error	Pr(>|t|)
θ_1	0.278367	0.002343	0.000000
θ_2	-0.988834	0.001781	0.000000
π_1	-0.279014	0.000765	0.000000
π_2	0.999157	0.000116	0.000000
γ_1	0.119677	0.045054	0.007900
γ_2	1.089766	0.031125	0.000000
ω	0.000044	0.000056	0.430664
α_1	0.246078	0.136047	0.070487
β_1	0.741702	0.162007	0.000005

X_{JPN}	0.000000	0.012037	0.999999
X_{EU}	0.000000	0.007489	0.999999
X_{PON}	0.000000	0.018663	0.999999
X_{DJ}	0.000000	0.006536	0.999998
X_{STJPN}	0.000000	0.021195	1.000000
$X_{S\&P}$	0.000000	0.010341	0.999999
X_{NASQ}	0.000000	0.029294	1.000000
X_{GOLD}	0.000000	0.002793	0.999999
X_{OIL}	0.000000	0.002348	0.999995
X_{DXY}	0.000000	0.000493	0.999988
X_{BOND}	0.000000	0.001344	1.000000
X_{BTC}	0.000676	0.000411	0.099483
shape	3.723578	0.483234	0.000000

ตารางที่ 13 แสดงค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง GARCH ของ Binance coin

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

Parameter	Estimate	Std. Error	Pr(>|t|)
θ_1	1.623221	0.017286	0.000000
θ_2	-0.832230	0.034801	0.000000
π_1	-1.654583	0.005420	0.000000
π_2	0.873599	0.005906	0.000000
π_3	-0.008568	0.017871	0.631633
γ_1	0.868433	0.020051	0.000000
ω	0.000031	0.000049	0.525496
α_1	0.254077	0.249825	0.309143
β_1	0.799186	0.140966	0.000000

X_{JPN}	0.000000	0.023063	1.000000
X_{EU}	0.000000	0.009563	0.999999
X_{PON}	0.000000	0.016592	0.999999
X_{DJ}	0.000000	0.009597	0.999999
X_{STJPN}	0.000000	0.019596	1.000000
$X_{S\&P}$	0.000000	0.011937	0.999999
X_{NASQ}	0.000000	0.044983	1.000000
X_{GOLD}	0.000000	0.003752	0.999999
X_{OIL}	0.000000	0.003405	0.999997
X_{DXY}	0.000000	0.000651	0.999991
X_{BOND}	0.000000	0.000779	1.000000
X_{BTC}	0.000000	0.000574	0.999980
shape	3.170109	0.733537	0.000015

ตารางที่ 14 แสดงค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง GARCH ของ Ripple

Chulalongkorn University

Parameter	Estimate	Std. Error	Pr(>|t|)
θ_1	-0.830199	0.264487	0.001696
θ_2	-0.695077	0.337880	0.039670
π_1	0.824300	0.264544	0.001834
π_2	0.669679	0.357346	0.060926
π_3	0.001205	0.028780	0.966599
γ_1	0.869405	0.017939	0.000000
ω	0.000099	0.000033	0.002649
α_1	0.376147	0.101583	0.000213
β_1	0.701074	0.050915	0.000000

X_{JPN}	0.000000	0.011636	1.000000
X_{EU}	0.000000	0.012764	0.999999
X_{PON}	0.000000	0.008007	0.999999
X_{DJ}	0.000000	0.011956	0.999999
X_{STJPN}	0.000000	0.014996	1.000000
$X_{S\&P}$	0.000000	0.009548	0.999999
X_{NASQ}	0.000000	0.025468	1.000000
X_{GOLD}	0.000000	0.003870	0.999999
X_{OIL}	0.000000	0.004833	0.999999
X_{DXY}	0.000000	0.000705	1.000000
X_{BOND}	0.000000	0.000984	1.000000
X_{BTC}	0.000000	0.000695	0.999863
shape	2.805246	0.215211	0.000000

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 15 แสดงค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง GARCH ของ Cardano

Parameter	Estimate	Std. Error	Pr(>|t|)
θ_1	-0.919583	0.000096	0.000000
θ_2	-0.912428	0.000096	0.000000
θ_3	-0.919486	0.000092	0.000000
θ_4	0.013267	0.000019	0.000000
θ_5	0.056530	0.000015	0.000000
π_1	0.890603	0.000107	0.000000
π_2	0.942961	0.000106	0.000000
π_3	0.961117	0.000104	0.000000
γ_1	0.151497	0.013552	0.000000

γ_2	1.092780	0.008371	0.000000
ω	0.000097	0.000073	0.183826
α_1	0.208950	0.095721	0.029042
β_1	0.769027	0.094216	0.000000
vxreg1	0.000000	0.018538	1.000000
X_{JPN}	0.000000	0.012488	0.999999
X_{EU}	0.000000	0.010667	0.999999
X_{PON}	0.000000	0.013668	0.999999
X_{DJ}	0.000000	0.021830	1.000000
X_{STJPN}	0.000000	0.014680	1.000000
$X_{S\&P}$	0.000000	0.037400	1.000000
X_{NASQ}	0.000000	0.004395	0.999999
X_{GOLD}	0.000000	0.004991	0.999998
X_{OIL}	0.001220	0.000851	0.151501
X_{DXY}	0.000000	0.000803	0.999991
X_{BOND}	0.000600	0.000711	0.398757
shape	3.571918	0.517812	0.000000

ตารางที่ 16 แสดงค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง GARCH ของ Dogecoin

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

Parameter	Estimate	Std. Error	Pr(>|t|)
θ_1	-1.678215	0.036496	0.000000
θ_2	-1.182288	0.083587	0.000000
π_1	-0.167795	0.043744	0.000125
π_2	1.634826	0.026028	0.000000
π_3	1.116762	0.009819	0.000000
γ_1	0.118688	0.014373	0.000000
γ_2	0.099705	0.036513	0.006321
θ_1	0.738173	0.015230	0.000000
ω	0.000297	0.000149	0.046004

α_1	0.999513	0.451884	0.026975
β_1	0.536403	0.049915	0.000000
X_{JPN}	0.000000	0.023797	1.000000
X_{EU}	0.000000	0.026606	1.000000
X_{PON}	0.000000	0.020848	1.000000
X_{DJ}	0.000000	0.021176	1.000000
X_{STJPN}	0.000000	0.038518	1.000000
$X_{S\&P}$	0.000000	0.021206	1.000000
X_{NASQ}	0.000000	0.055145	1.000000
X_{GOLD}	0.000000	0.008647	1.000000
X_{OIL}	0.000000	0.008895	0.999999
X_{DXY}	0.000000	0.002022	1.000000
X_{BOND}	0.000000	0.003306	0.999996
X_{BTC}	0.000000	0.001592	0.999994
shape	2.347174	0.199965	0.000000

ตารางที่ 17 แสดงค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง GARCH ของ Tron

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

Parameter	Estimate	Std. Error	Pr(>|t|)
θ_1	1.720231	0.000623	0.000000
θ_2	-1.285458	0.000571	0.000000
θ_3	0.538767	0.006931	0.000000
π_1	-0.018763	0.012155	0.122690
π_2	0.040358	0.003326	0.000000
π_3	-1.788340	0.000025	0.000000
γ_1	1.389212	0.000071	0.000000
γ_2	-0.599251	0.000026	0.000000
θ_1	0.778516	0.022955	0.000000
ω	0.000085	0.000021	0.000060

α_1	0.328526	0.018711	0.000000
β_1	0.750176	0.031205	0.000000
X_{JPN}	0.000000	0.012796	1.000000
X_{EU}	0.000000	0.014906	1.000000
X_{PON}	0.000000	0.010671	1.000000
X_{DJ}	0.000000	0.013708	1.000000
X_{STJPN}	0.000000	0.015694	1.000000
$X_{S\&P}$	0.000000	0.012601	1.000000
X_{NASQ}	0.000000	0.026950	1.000000
X_{GOLD}	0.000000	0.005247	1.000000
X_{OIL}	0.000000	0.004723	1.000000
X_{DXY}	0.000000	0.000849	1.000000
X_{BOND}	0.000000	0.001131	1.000000
X_{BTC}	0.000000	0.000753	0.999990
shape	2.832086	0.240396	0.000000

ตารางที่ 18 แสดงค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง GARCH ของ Litecoin

Parameter	Estimate	Std. Error	Pr(>|t|)
μ	-0.002187	0.000497	0.000011
γ_1	1.084063	0.018384	0.000000
ω	0.000119	0.000037	0.001247
α_1	0.206012	0.052819	0.000096
β_1	0.699177	0.063747	0.000000
X_{JPN}	0.000000	0.010917	0.999999
X_{EU}	0.000000	0.009853	1.000000
X_{PON}	0.000000	0.009224	0.999998
X_{DJ}	0.000000	0.009877	0.999998
X_{STJPN}	0.000000	0.013510	1.000000
$X_{S\&P}$	0.000000	0.007308	0.999997

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

X_{NASQ}	0.000000	0.023488	1.000000
X_{GOLD}	0.000000	0.003169	0.999998
X_{OIL}	0.000000	0.003947	0.999994
X_{DXY}	0.000001	0.000688	0.999354
X_{BOND}	0.000000	0.000764	0.999976
X_{BTC}	0.000814	0.000473	0.085683
shape	3.696104	0.370576	0.000000

ตารางที่ 19 แสดงค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง GARCH ของ Monero

Parameter	Estimate	Std. Error	Pr(>|t|)
θ_1	-0.136336	0.023086	0.000000
θ_2	-0.000038	0.022133	0.998641
θ_3	-0.000563	0.021952	0.979527
θ_4	0.007138	0.022046	0.746119
θ_5	0.000579	0.020916	0.977929
γ_1	1.012511	0.018835	0.000000
ω	0.000068	0.000021	0.001269
α_1	0.158553	0.033570	0.000002
β_1	0.791115	0.038718	0.000000
X_{JPN}	0.000000	0.007273	0.999999
X_{EU}	0.000000	0.008920	0.999999
X_{PON}	0.000000	0.005910	0.999999

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

X_{DJ}	0.000000	0.008564	0.999999
X_{STJPN}	0.000000	0.011086	1.000000
$X_{S\&P}$	0.000000	0.005114	0.999998
X_{NASQ}	0.000000	0.017569	1.000000
X_{GOLD}	0.000000	0.003060	0.999999
X_{OIL}	0.000000	0.002749	0.999996
X_{DXY}	0.000000	0.000595	0.999980
X_{BOND}	0.000000	0.000668	1.000000
X_{BTC}	0.000000	0.000476	0.999908
shape	4.042583	0.380526	0.000000

ตารางที่ 20 แสดงค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง GARCH ของ Bitcoin cash

Parameter	Estimate	Std. Error	Pr(>|t|)
μ	-0.003088	0.000472	0.000000
γ_1	1.075563	0.020668	0.000000
ω	0.000150	0.000055	0.006594
α_1	0.305320	0.092357	0.000947
β_1	0.691661	0.058005	0.000000
X_{JPN}	0.000000	0.013199	0.999999
X_{EU}	0.000000	0.012484	0.999999
X_{PON}	0.000000	0.011588	0.999999
X_{DJ}	0.000000	0.012875	0.999999
X_{STJPN}	0.000000	0.017187	1.000000
$X_{S\&P}$	0.000000	0.008612	0.999999
X_{NASQ}	0.000000	0.028576	1.000000

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

X_{GOLD}	0.000000	0.005009	0.999998
X_{OIL}	0.000000	0.005210	0.999998
X_{DXY}	0.000000	0.000924	0.999978
X_{BOND}	0.000000	0.001186	1.000000
X_{BTC}	0.000000	0.000751	0.999940
shape	2.812128	0.256172	0.000000

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ภาคผนวก ค

ตารางแสดง ค่าประมาณของพารามิเตอร์สำหรับแบบจำลอง ARMAX - GARCHX ของสกุลเงินดิจิทัล

(ปี พ.ศ. 2561- พ.ศ. 2566)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ตารางที่ 1 ค่าประมาณของพารามิเตอร์สำหรับแบบจำลอง ARMAX - GARCHX ของ Bitcoin

Parameter	Estimate	Std error	Pr(>|t|)
θ_1	-0.0641	0.0195	0.0010
γ_1	0.3780	0.0456	0.0000
γ_2	-0.8454	0.1564	0.0000
ω	0.0000	0.0000	0.0225
α_1	0.0813	0.0128	0.0000
β_1	0.9177	0.0133	0.0000
ϑ	3.1451	0.2066	0.0000

ตารางที่ 2 ค่าประมาณของพารามิเตอร์สำหรับแบบจำลอง ARMAX - GARCHX ของ Ethereum

Parameter	Estimate	Std error	Pr(>|t|)
θ_1	1.0790	0.0207	0.0000
θ_2	-0.9504	0.0145	0.0000
π_1	-1.0634	0.0139	0.0000
π_2	-0.9444	0.0068	0.0000
γ_1	0.1064	0.0321	0.0001
γ_2	1.0933	0.0173	0.0000
ω	0.0000	0.0000	0.0019
α_1	0.2259	0.0447	0.0000
β_1	0.7705	0.0395	0.0000
ϑ	3.6259	0.3170	0.0000

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 3 ค่าประมาณของพารามิเตอร์สำหรับแบบจำลอง ARMAX - GARCHX ของ Binance coin

Parameter	Estimate	Std error	Pr(>|t|)
θ_1	1.6159	0.0180	0.0000
θ_2	-0.8279	0.0354	0.0000
π_1	-1.6453	0.0057	0.0000
π_2	0.8653	0.0062	0.0000
π_3	-0.0065	0.0183	0.7225
γ_1	0.8707	0.0197	0.0000
ω	0.0000	0.0000	0.0072
α_1	0.1914	0.0352	0.0000
β_1	0.8076	0.0342	0.0000
ϑ	3.5452	0. 1377	0.0000

ตารางที่ 4 ค่าประมาณของพารามิเตอร์สำหรับแบบจำลอง ARMAX - GARCHX ของ Ripple

Parameter	Estimate	Std error	Pr(>|t|)
θ_1	1.7475	0.0002	0.0000
θ_2	-0.7482	0.0001	0.0000
π_1	-1.7888	0.0000	0.0000
π_2	0.8051	0.0000	0.0000
π_3	-0.0165	0.0001	0.0000
γ_1	0.8699	0.0131	0.0000
ω	0.000	0.0000	0.0000
α_1	0.2873	0.0334	0.0000
β_1	0.7117	0.0126	0.0000
ϑ	2.9022	0.1546	0.0000

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 5 ค่าประมาณของพารามิเตอร์สำหรับแบบจำลอง ARMAX - GARCHX ของ Cardano

Parameter	Estimate	Std error	Pr(>|t|)
θ_1	-0.9269	0.0001	0.0000
θ_2	-0.9173	0.0010	0.0000
θ_3	-0.9292	0.0001	0.0000
θ_4	0.0089	0.0000	0.0000
θ_5	0.0534	0.0000	0.0000
π_1	0.8935	0.0001	0.0000
π_2	0.9420	0.0001	0.0000
π_3	0.9642	0.0001	0.0000
γ_1	0.1585	0.0139	0.0000
γ_2	1.1017	0.0143	0.0000
ω	0.0001	0.0000	0.0035
α_1	0.2190	0.0474	0.0000
β_1	0.7730	0.0427	0.0000
ϑ	3.4817	0.3017	0.0000

ตารางที่ 6 ค่าประมาณของพารามิเตอร์สำหรับแบบจำลอง ARMAX - GARCHX ของ Tron

Parameter	Estimate	Std error	Pr(>|t|)
θ_1	-0.3500	0.0806	0.0000
θ_2	0.5909	0.0113	0.0000
π_1	0.3001	0.0827	0.0003
π_2	-0.6225	0.0073	0.0000
π_3	0.0300	0.0134	0.0256
γ_1	0.7883	0.0228	0.0000
γ_2	0.0001	0.0000	0.0006
ω	0.2183	0.0409	0.0000
α_1	0.7807	0.0371	0.0000
β_1	-0.3500	0.0806	0.0000
ϑ	3.2037	0.1785	0.0000

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 7 ค่าประมาณของพารามิเตอร์สำหรับแบบจำลอง ARMAX - GARCHX ของ Dogecoin

Parameter	Estimate	Std error	Pr(>|t|)
θ_1	-0.5827	0.0172	0.0000
θ_2	0.8506	0.0141	0.0000
θ_3	0.4927	0.0181	0.0000
π_1	0.5774	0.0002	0.0000
π_2	-0.8197	0.0209	0.0000
π_3	-0.4429	0.0000	0.0000
γ_1	0.1441	0.0442	0.0011
γ_2	1.1005	0.0215	0.0000
ω	0.0000	0.0000	0.0014
α_1	0.2164	0.0443	0.0000
β_1	0.7755	0.0392	0.0000
ϑ	3.4714	0.2922	0.0000

ตารางที่ 8 ค่าประมาณของพารามิเตอร์สำหรับแบบจำลอง ARMAX - GARCHX ของ Litecoin cash

Parameter	Estimate	Std error	Pr(>|t|)
μ	-0.0031	0.0005	0.0000
γ_1	1.0860	0.0182	0.0000
ω	0.0001	0.0000	0.0001
α_1	0.2016	0.0424	0.0000
β_1	0.7063	0.0530	0.0000
ϑ	3.8655	0.3457	0.0000

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 9 ค่าประมาณของพารามิเตอร์สำหรับแบบจำลอง ARMAX - GARCHX ของ Monero

Parameter	Estimate	Std error	Pr(>|t|)

θ_1	-0.1363	0.0239	0.0000
θ_2	-0.0000	0.0214	0.9987
θ_3	-0.0006	0.0214	0.9796
θ_4	0.0071	0.0232	0.7453
θ_5	0.0006	0.0192	0.9779
γ_1	1.0125	0.0312	0.0000
ω	0.0001	0.0000	0.0001
α_1	0.1586	0.0301	0.0000
β_1	0.7911	0.0334	0.0000
ϑ	4.0427	0.3582	0.0000

ตารางที่ 10 ค่าประมาณของพารามิเตอร์สำหรับแบบจำลอง ARMAX - GARCHX ของ Bitcoin cash

Parameter	Estimate	Std error	Pr(>|t|)
μ	-0.0031	0.0005	0.0000
γ_1	1.0756	0.0198	0.0000
ω	0.0001	0.0000	0.0002
α_1	0.3054	0.0726	0.0000
β_1	0.6917	0.0482	0.0000
ϑ	2.8121	0.1978	0.0000

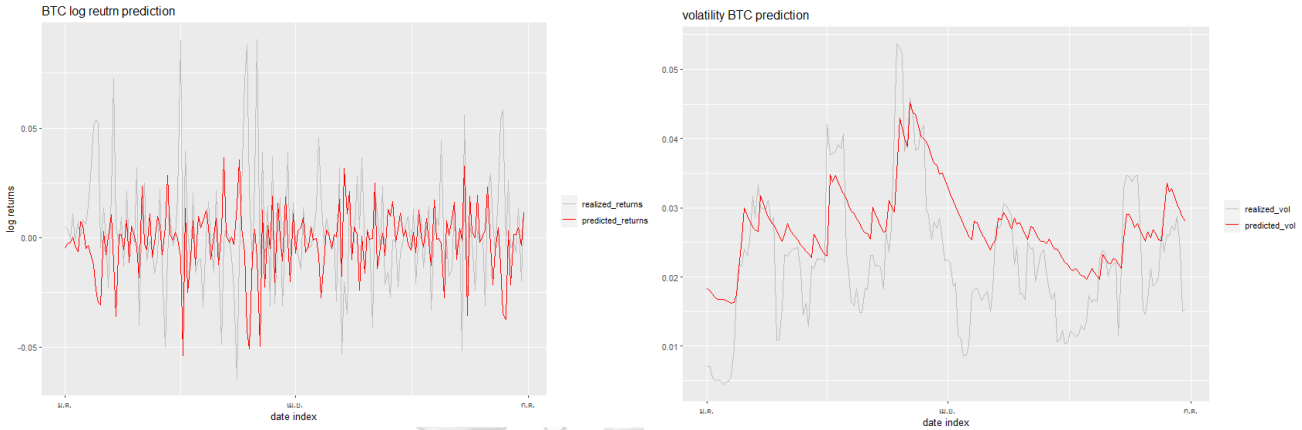
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ภาคผนวก ง

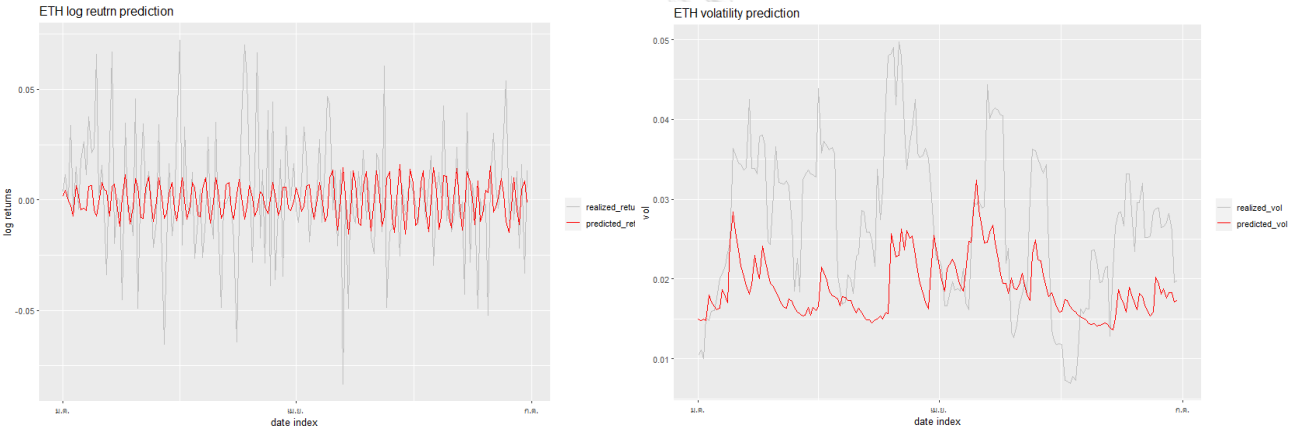
รูปแสดง กราฟของการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนและกราฟของการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของสกุลเงินดิจิทัล

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

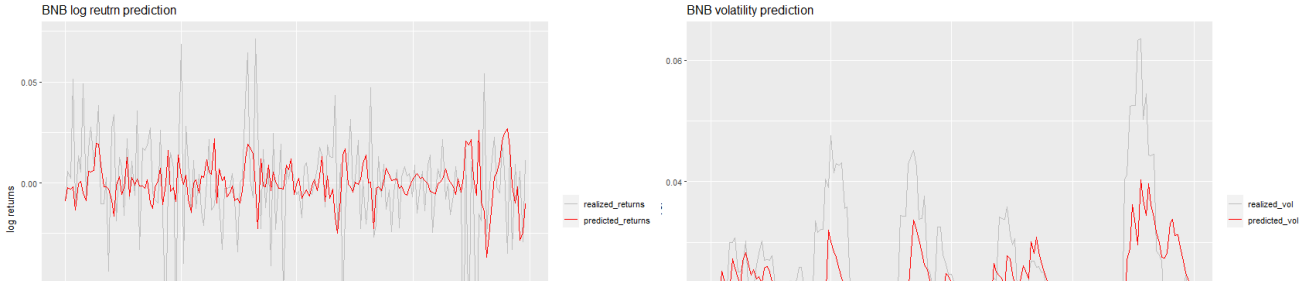
รูปต่อไปนี้แสดง การพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของสกุลเงินดิจิทัล



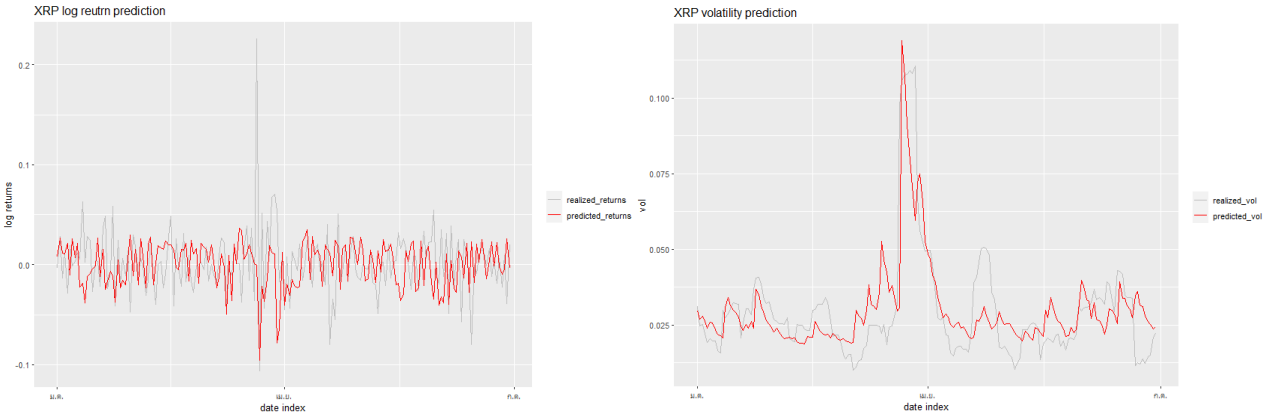
รูปที่ 1 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Bitcoin



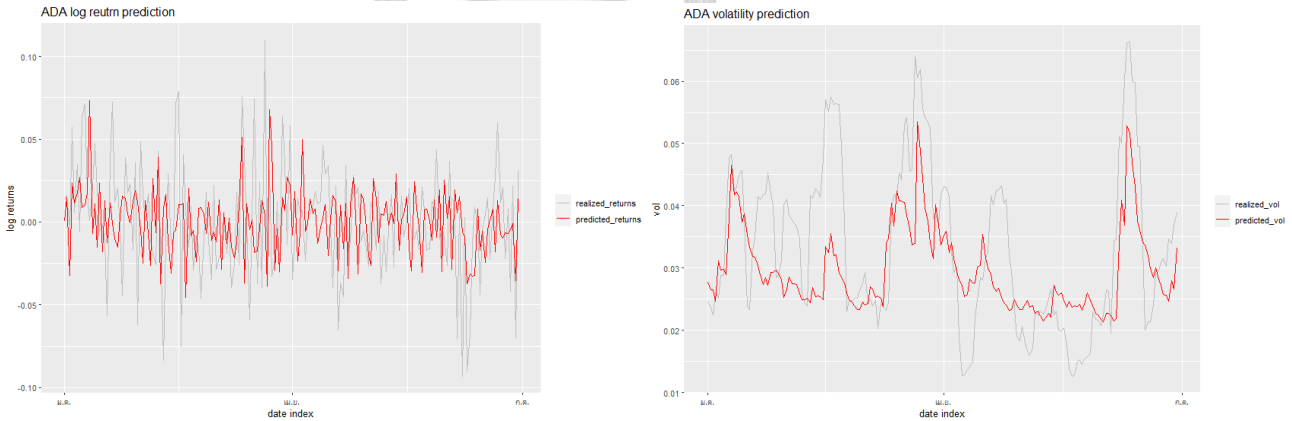
รูปที่ 2 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Etherum



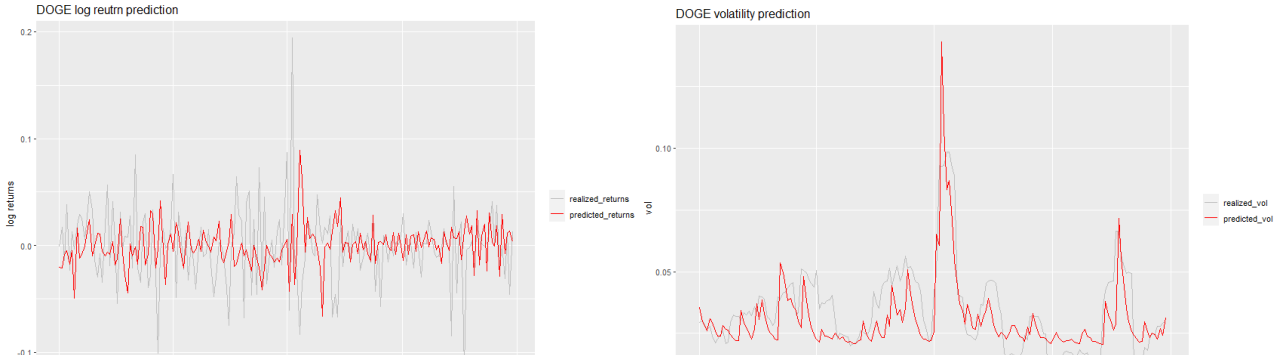
รูปที่ 3 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Binance coin



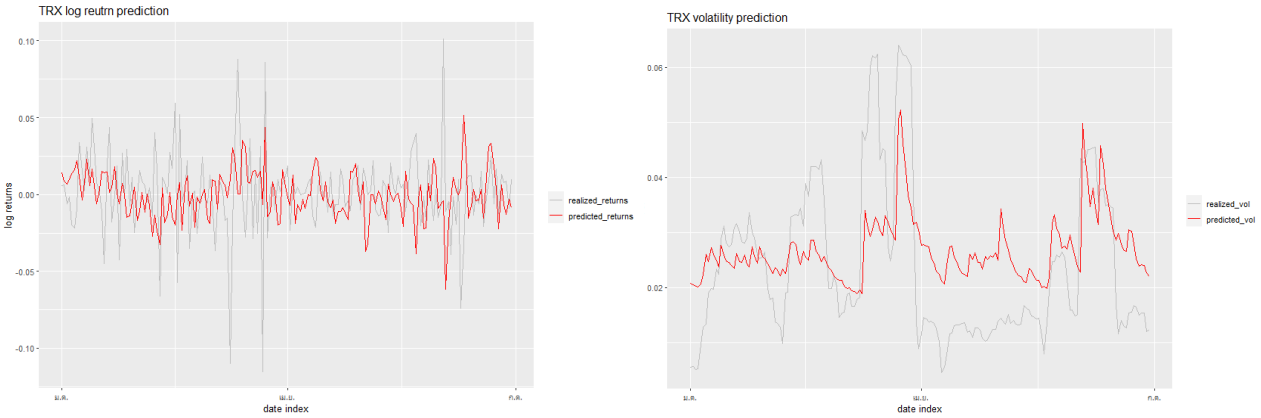
รูปที่ 4 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Ripple



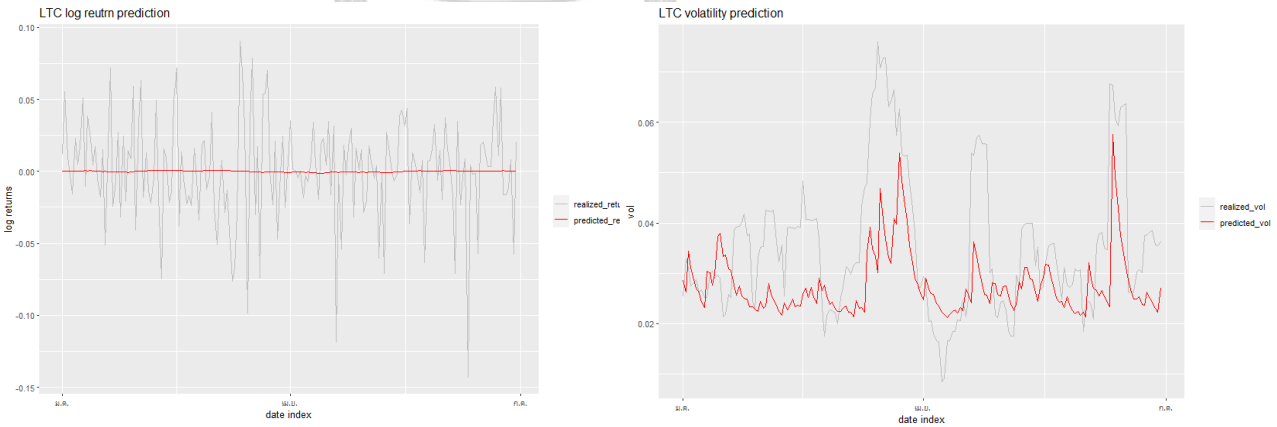
รูปที่ 5 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Cardano



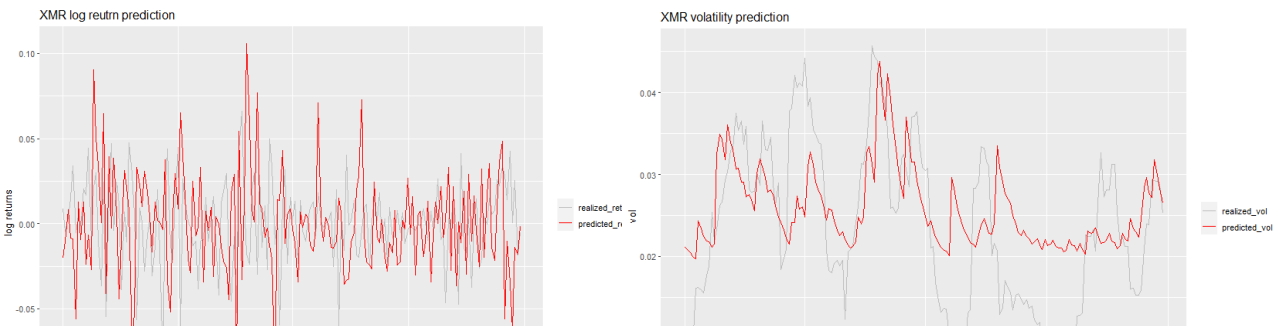
รูปที่ 6 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Dogecoin



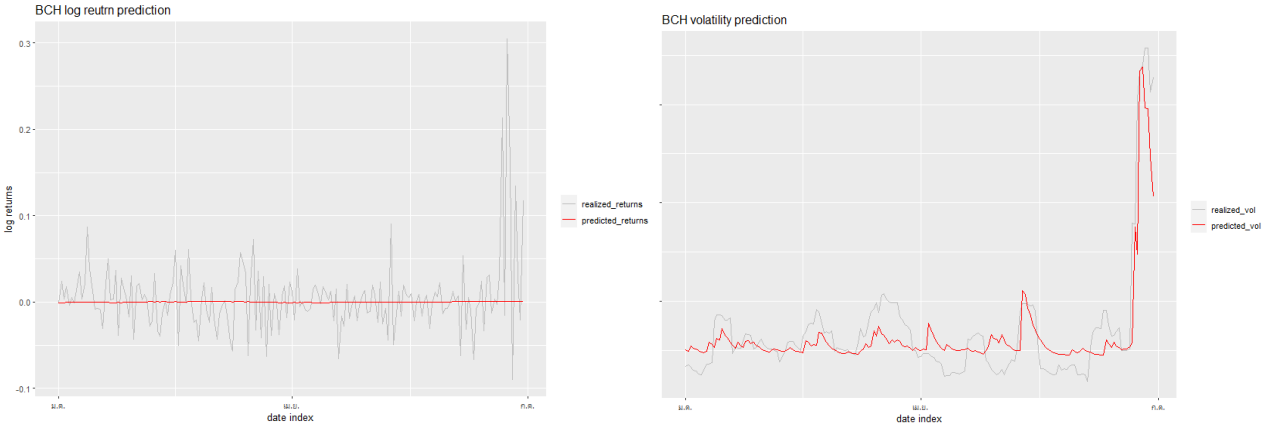
รูปที่ 7 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Tron



รูปที่ 8 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Litecoin



รูปที่ 9 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา) ของ Monero



รูปที่ 10 กราฟการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (ซ้าย) และการพยากรณ์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน (ขวา)) ของ Bitcoin cash

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

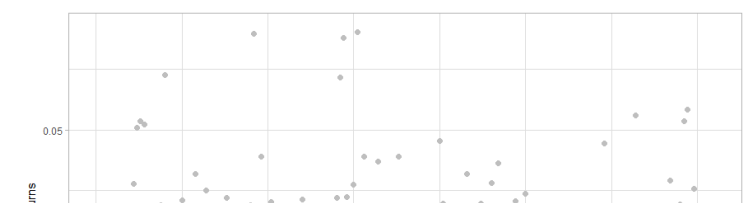
ภาคผนวก จ

รูป แสดงการทดสอบย้อนกลับ (Backtesting) ซึ่งทดสอบภายใต้ระดับความเชื่อมั่น

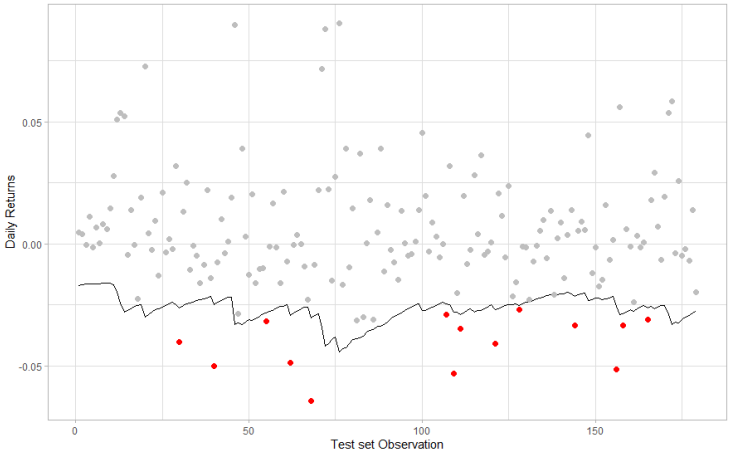
ร้อยละ 90, 95 และ 99

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

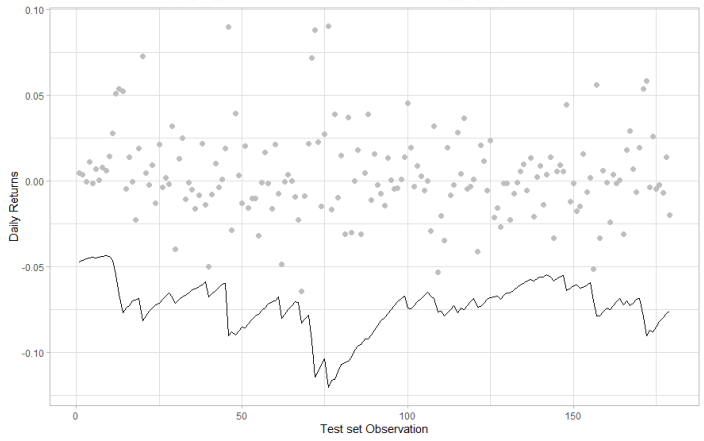
รูปต่อไปนี้แสดงผลการทดสอบย้อนกลับของแต่ละสกุลเงินดิจิทัล ของระดับความเชื่อมั่น 90, 95 และ 99



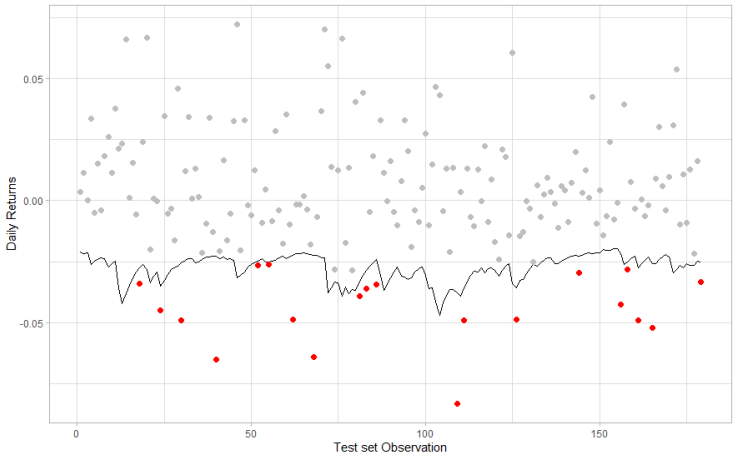
รูปที่ 1 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Bitcoin ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 90



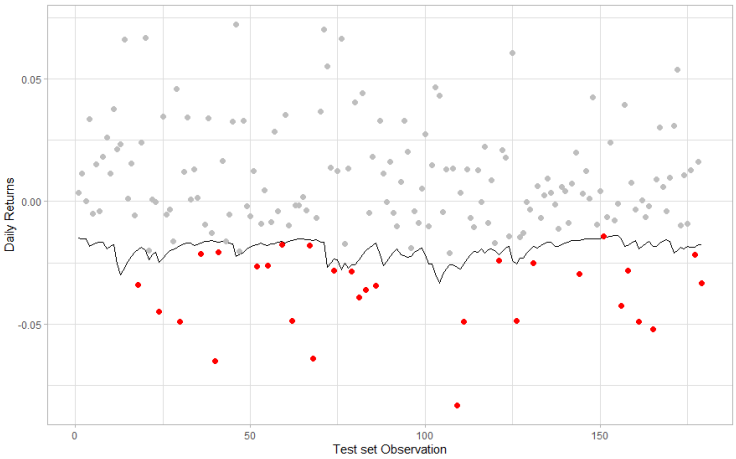
รูปที่ 2 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Bitcoin ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 95



รูปที่ 3 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Bitcoin ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 99

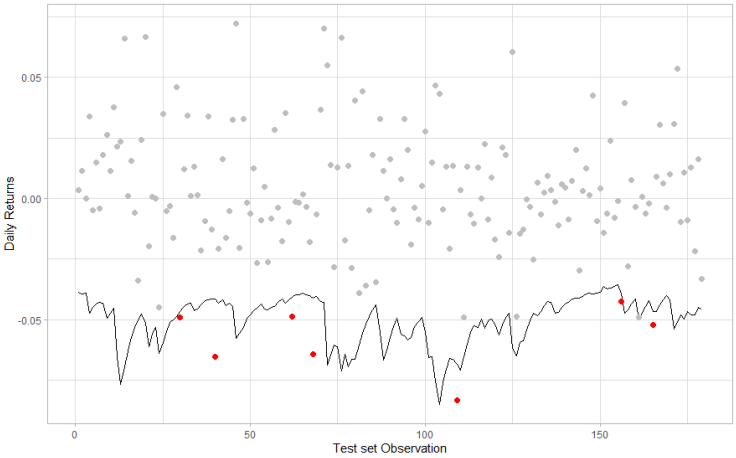


รูปที่ 3 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Ethereum ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 90

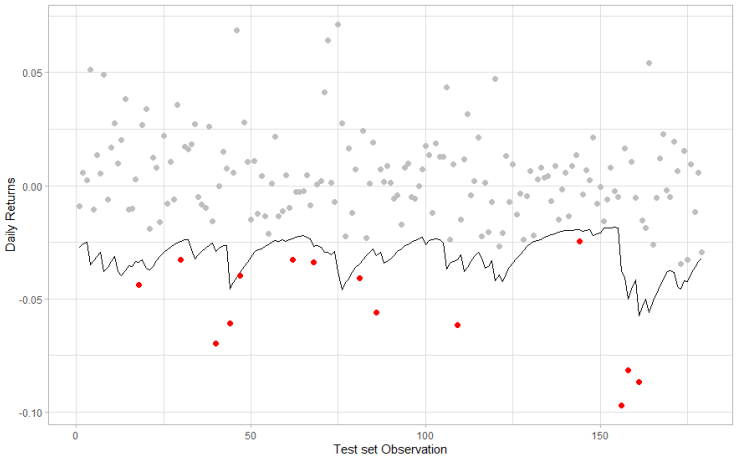


รูปที่ 5 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Ethereum ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 95

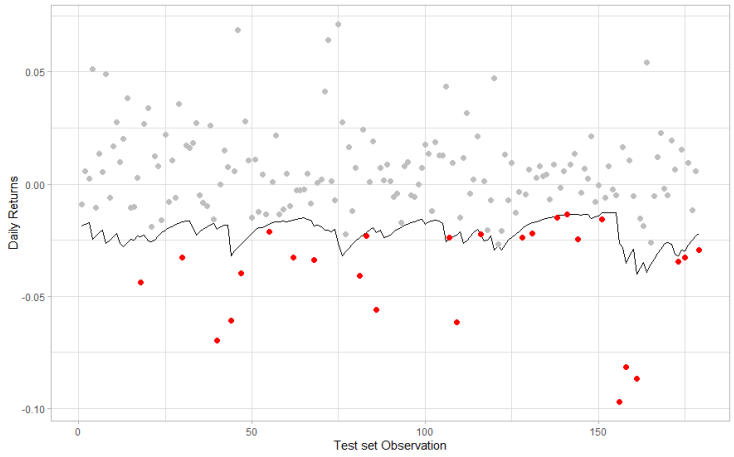
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 6 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Ethereum ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 99

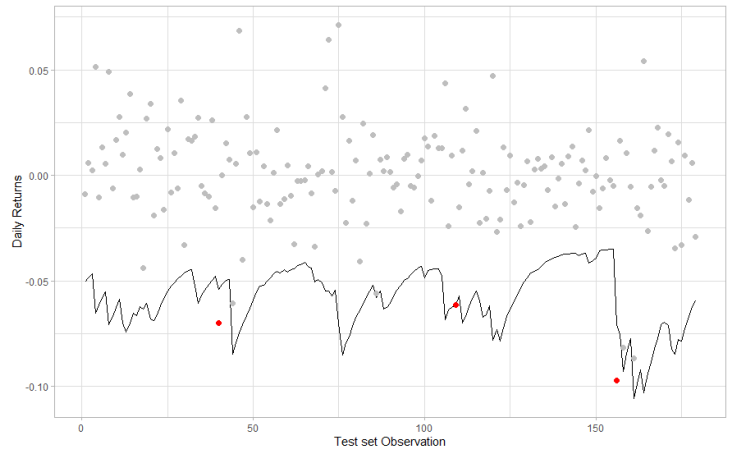


รูปที่ 7 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Binance coin ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 90

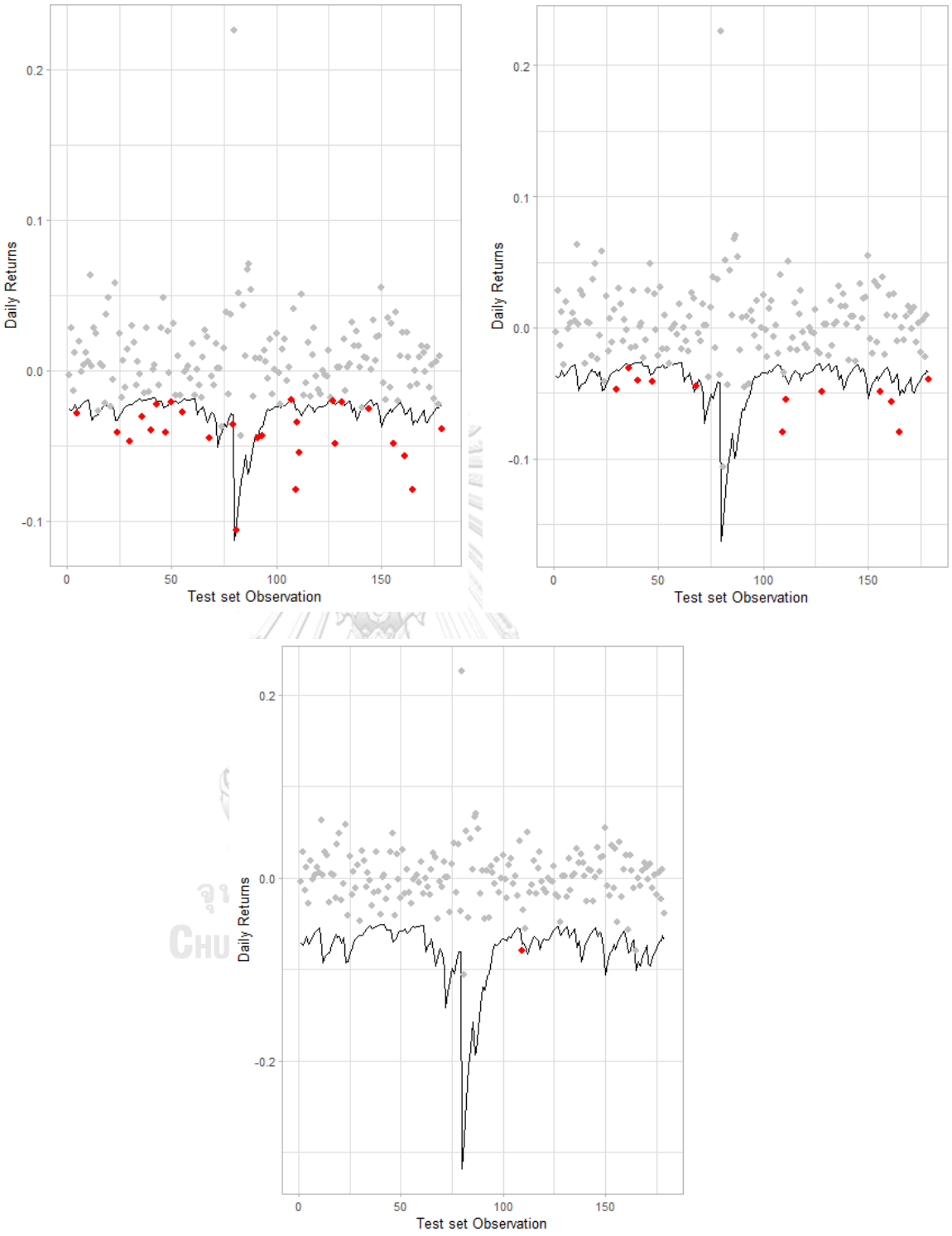


รูปที่ 8 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Binance coin ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 95

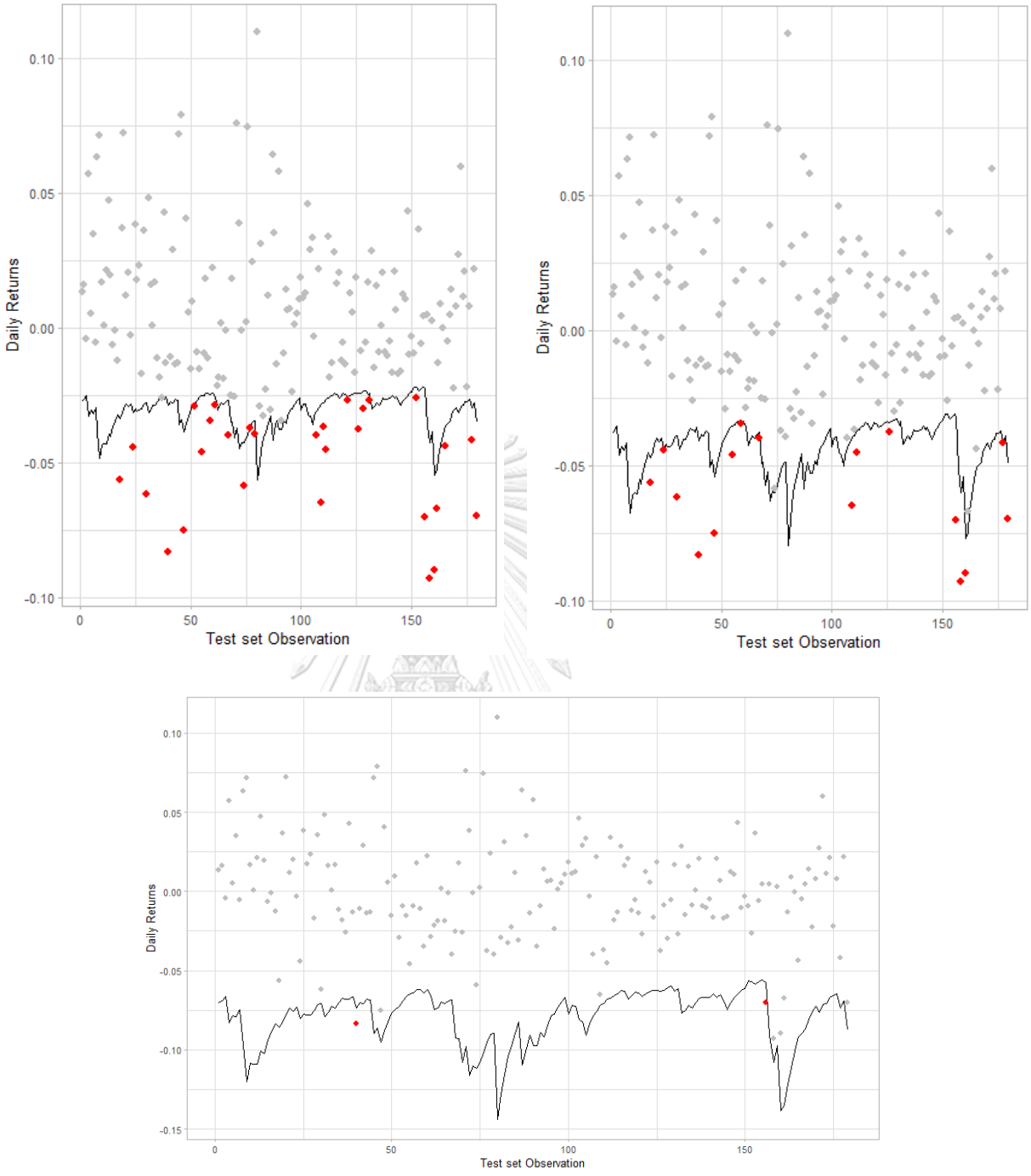
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



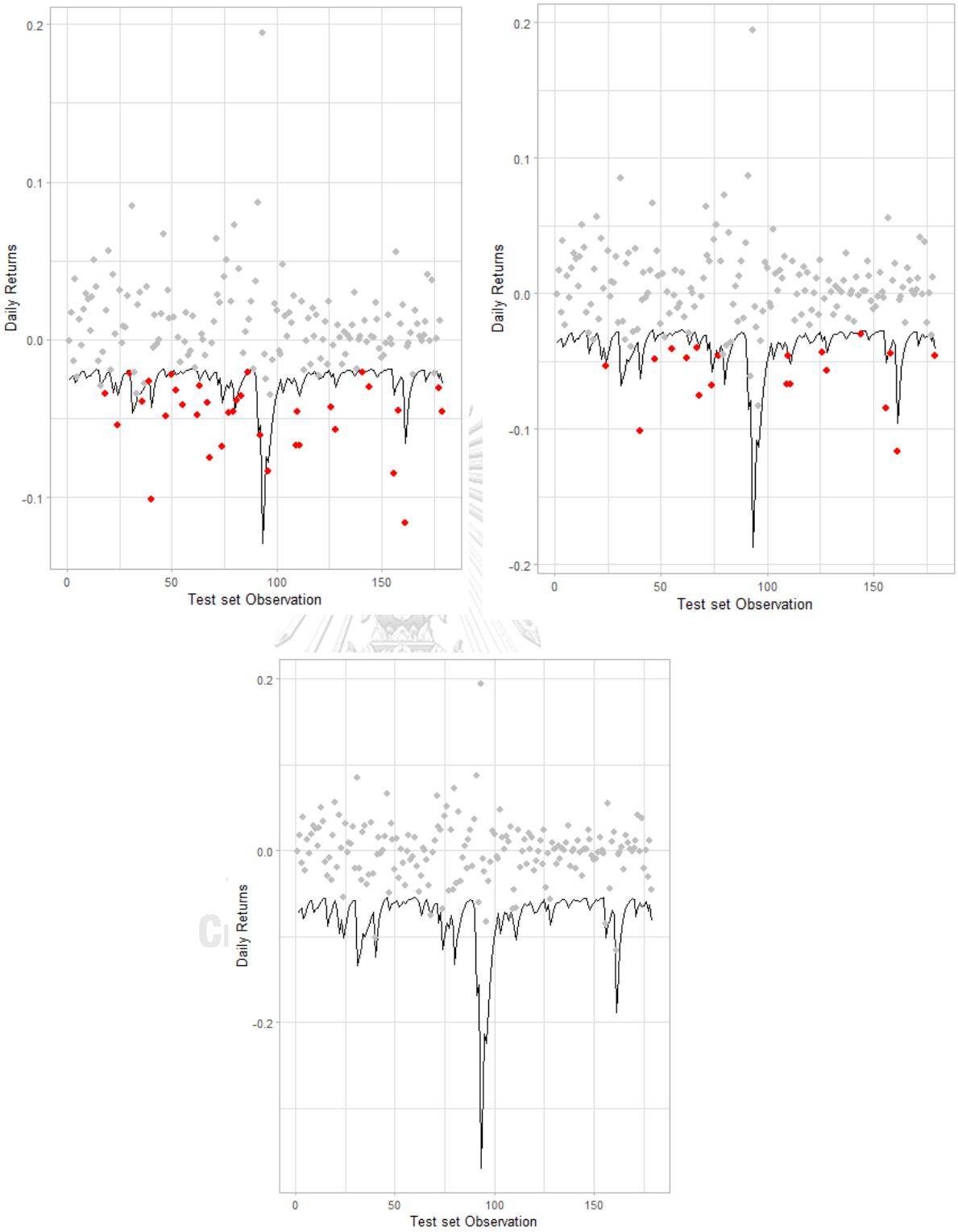
รูปที่ 9 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Binance coin ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 99



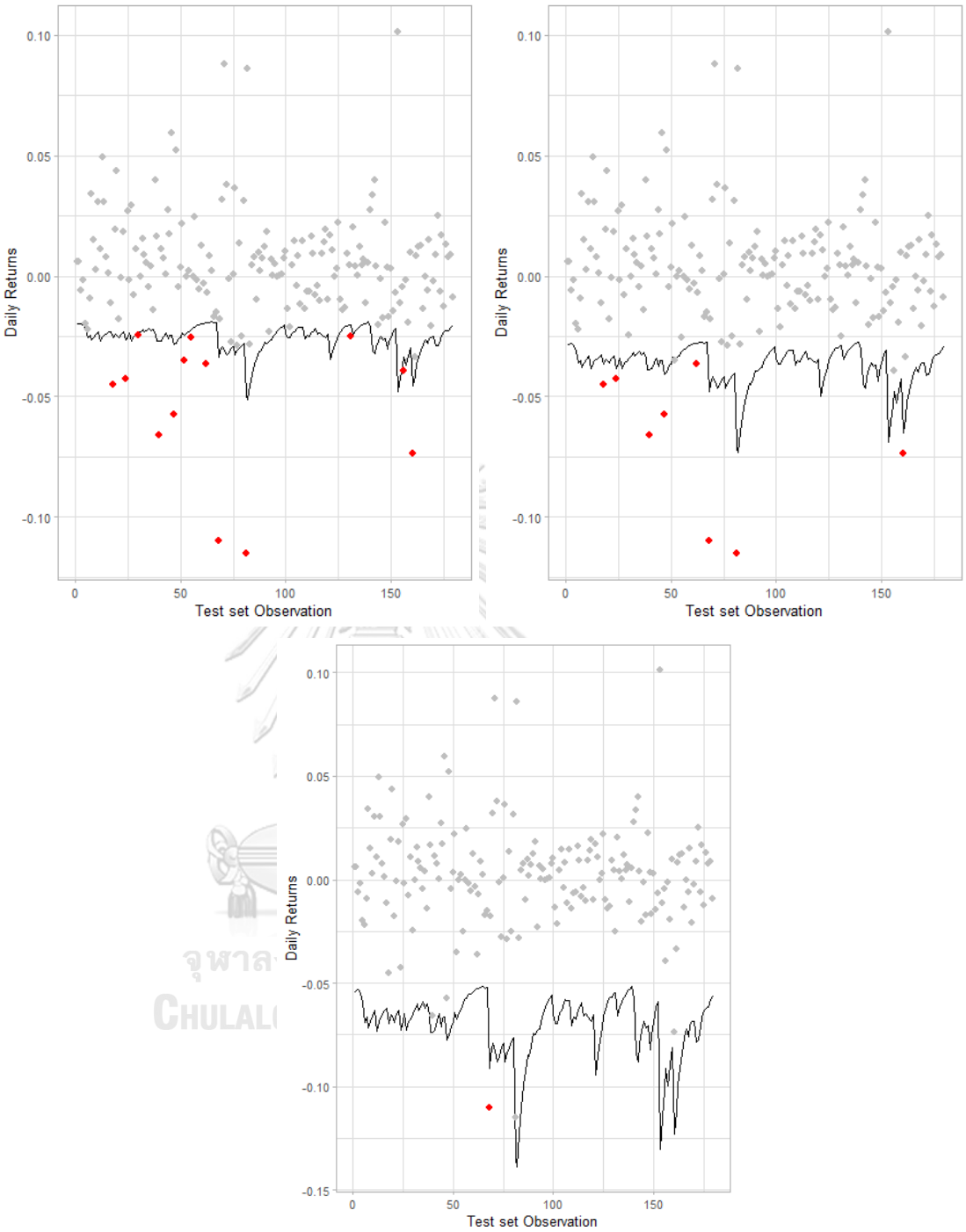
รูปที่ 10 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Ripple ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 90% (บนซ้าย) 95% (บนขวา) และ 99% (ล่าง)



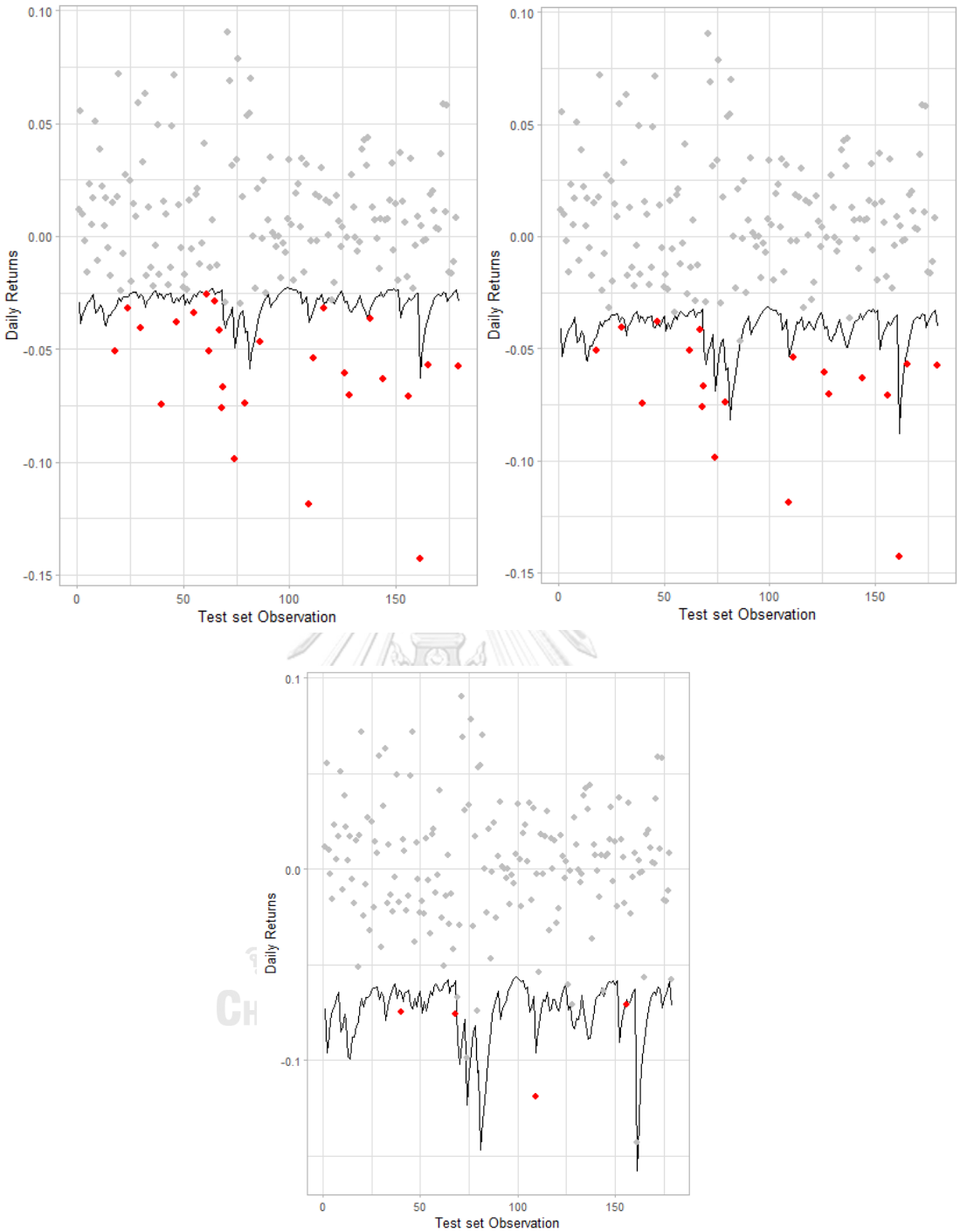
รูปที่ 11 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Cardano ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 90% (บนซ้าย) 95% (บนขวา) และ 99% (ล่าง)



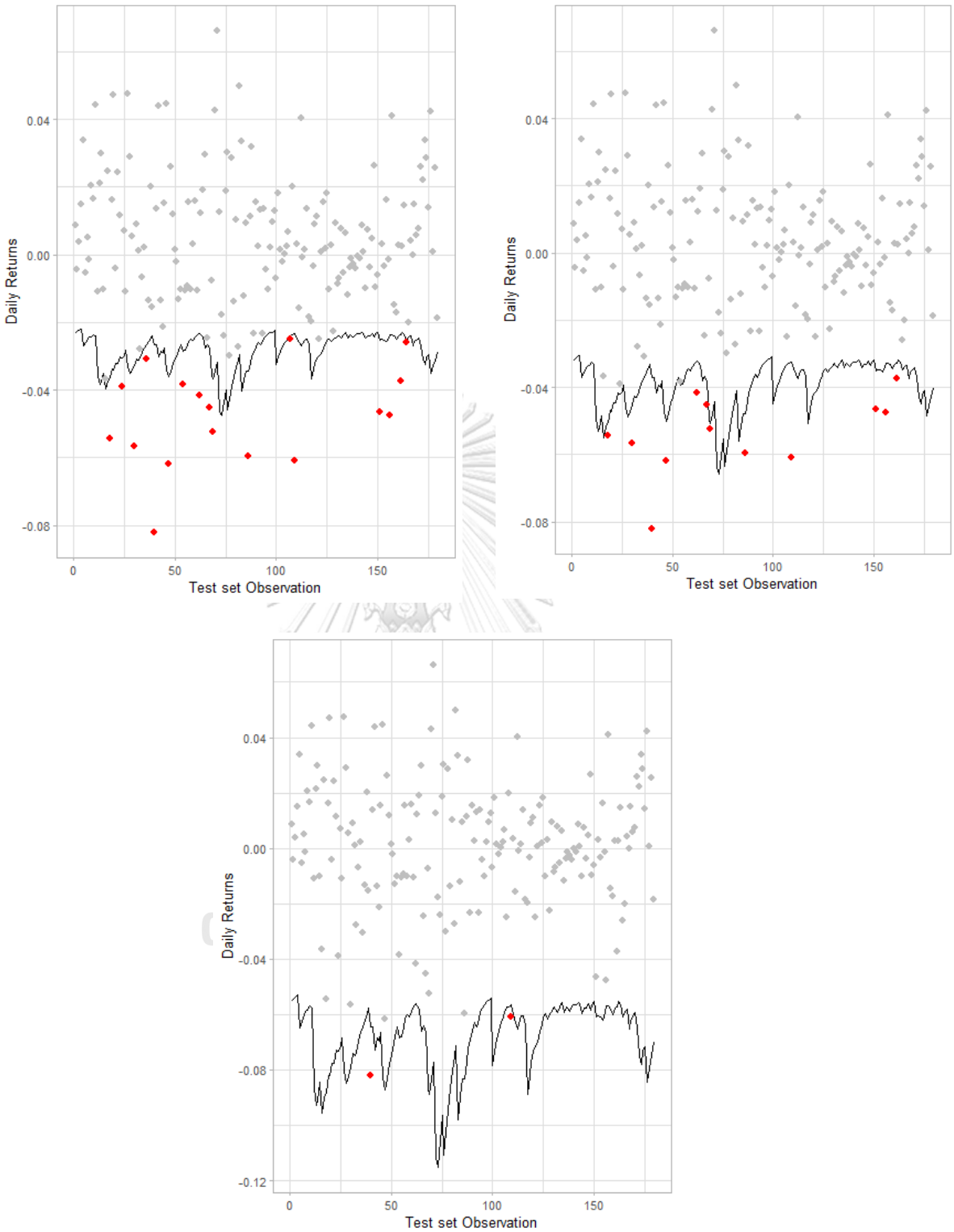
รูปที่ 12 ผลการทดสอบย้อนกลับของ DOGE ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 90% (บนซ้าย) 95% (บนขวา) และ 99% (ล่าง)



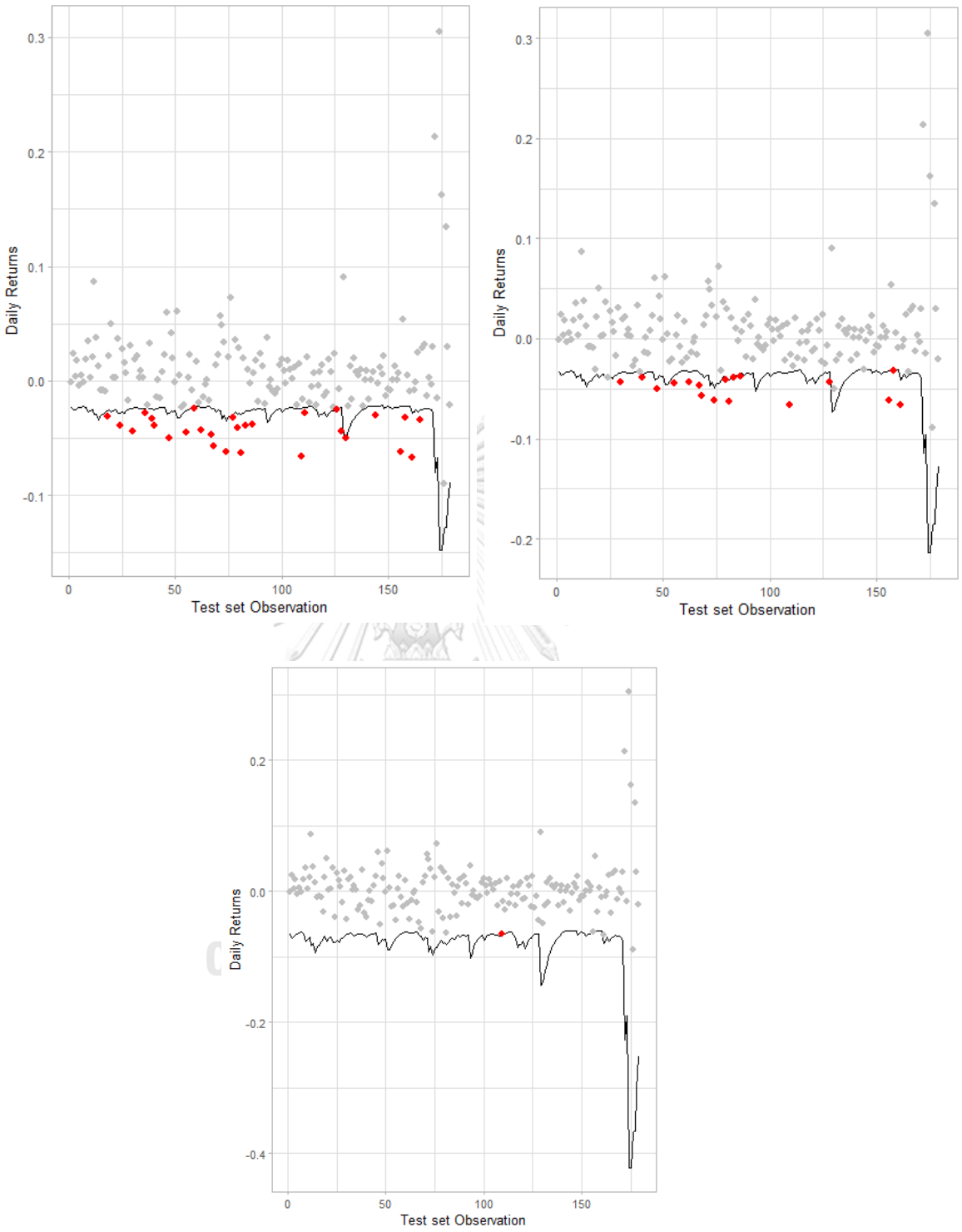
รูปที่ 13 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Tron ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 90% (บนซ้าย) 95% (บนขวา) และ 99% (ล่าง)



รูปที่ 14 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Litecoin ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 90% (บนซ้าย) 95% (บนขวา) และ 99% (ล่าง)



รูปที่ 15 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Monero ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 90% (บนซ้าย) 95% (บนขวา) และ 99% (ล่าง)



รูปที่ 15 ผลการทดสอบย้อนกลับของ Bitcoin cash ที่ VaR ระดับความเชื่อมั่น 90% (บนซ้าย) 95% (บนขวา) และ 99% (ล่าง)

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	ธนัชชา บุญญะ
วัน เดือน ปี เกิด	7 พฤศจิกายน พ.ศ.2540
สถานที่เกิด	โรงพยาบาลพุทธชินราช
วุฒิการศึกษา	ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต (วท.บ.) สาขาวิชาคณิตศาสตร์ ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2562
ที่อยู่ปัจจุบัน	159 ม.4 ต.ท่างาม อ.วัดโบสถ์ จ.พิษณุโลก 65160

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University