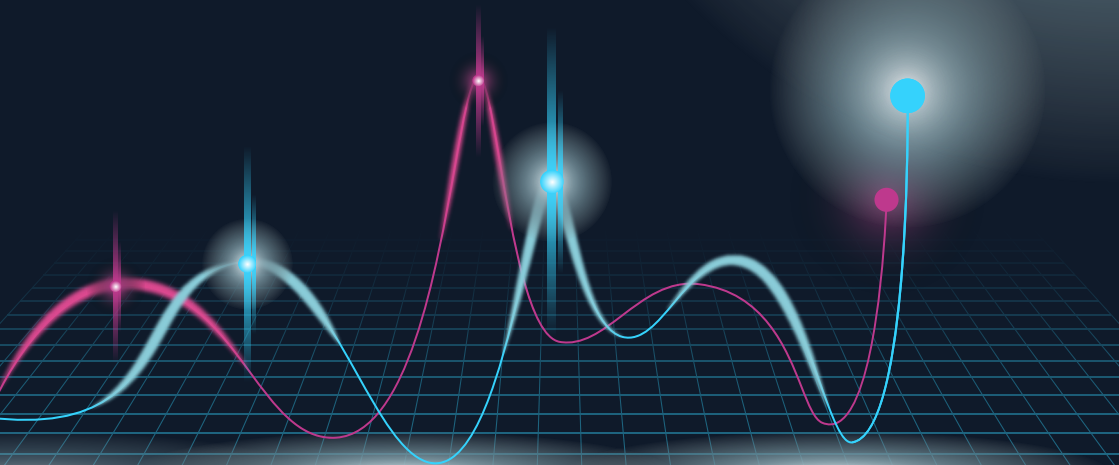




โครงสร้างจุลภาคของตลาดหุ้น: สภาพคล่อง การซื้อขาย และความผันผวน

พันทิศา ภาวบุตร
วสิน ศิวสฤกษ์



CMDF
Thailand Capital Market
Development Fund

<https://mif.tbs.tu.ac.th/>
<https://www.cmdf.or.th/>

โครงสร้างจุลภาคของตลาดหุ้น: สภาพคล่อง การซื้อขาย และความผันผวน

พันทิศา ภาวบุตร
วศิน ศิวสุขดี

2025

Thammasat Business School

โครงสร้างจุลภาคของตลาดหุ้น:

สภาพคล่อง การซื้อขาย และความผันผวน

ผู้เขียน

พันทิศา ภาวบุตร และ วติน ศิวสฤษฎ์

ลิขสิทธิ์ของ

พันทิศา ภาวบุตร

วติน ศิวสฤษฎ์

รายงานฉบับนี้จัดทำขึ้นภายใต้โครงการ “โครงสร้างจุลภาคของตลาดหุ้นไทย: การจัดการฐานข้อมูลและการประยุกต์ใช้” ซึ่งได้รับทุนสนับสนุนจาก กองทุนส่งเสริมการพัฒนาลาดทุน (CMDP)

ISBN 978-616-629-659-4

จัดพิมพ์โดย

พันทิศา ภาวบุตร และ วติน ศิวสฤษฎ์

พิมพ์ที่

สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

อาคารโรงพิมพ์มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ชั้น 2

เลขที่ 99 หมู่ 18 ตำบลคลองหนึ่ง คลองหลวง

ปทุมธานี 12121

ออกแบบปกโดย

ณัฏฐา เกลียวทอง

nattha.klieothong@gmail.com

คำนิยม

หนังสือ “โครงสร้างจุลภาคของตลาดหุ้น: สภาพคล่อง การซื้อขาย และความผันผวน” ถือเป็นผลงานวิชาการที่มีคุณภาพอย่างยิ่งต่อการยกระดับขีดความสามารถด้านการวิเคราะห์เชิงลึกในตลาดทุนไทย โดยเฉพาะในยุคที่กลไกการซื้อขายมีความซับซ้อนมากขึ้นจากอิทธิพลของเทคโนโลยี ความเร็วของการส่งคำสั่งซื้อขาย และการเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมนักลงทุน ทั้งนี้ หนังสือเล่มนี้ไม่เพียงแต่ตอบโจทย์ในเชิงวิชาการ หากยังเป็นฐานข้อมูลสำคัญที่สามารถนำไปใช้ประโยชน์เชิงนโยบายและสนับสนุนการออกแบบแนวทางกำกับดูแลตลาดทุนได้อย่างมีประสิทธิภาพ

สาระสำคัญของงานอยู่於การจัดทำชุดข้อมูลความถี่สูง (High-frequency or Intraday Data) ที่ได้รับการจัดเตรียมข้อมูลอย่างเป็นระบบ พร้อมตัวอย่างโค้ดและคำอธิบายเชิงเทคนิคที่สามารถใช้งานได้จริง ซึ่งไม่เพียงช่วยให้ผู้ใช้งานสามารถเข้าถึงและวิเคราะห์ข้อมูลได้สะดวกขึ้น แต่ยังลดข้อจำกัดด้านทรัพยากรและทักษะเฉพาะทางในการจัดการข้อมูลปริมาณมาก อีกทั้งยังส่งเสริมให้เกิดงานวิจัยในประเด็นใหม่ ๆ ที่เกี่ยวข้องกับโครงสร้างตลาด กลไกการส่งคำสั่งซื้อขาย ความโปร่งใสของตลาด และพฤติกรรมของผู้ลงทุน

ในด้านเชิงนโยบาย หนังสือเล่มนี้สามารถนำไปใช้เพื่อประเมินผลกระทบของการปรับเปลี่ยนกฎเกณฑ์ในตลาดทุน ที่มีมิติของเวลาเข้ามาประกอบอย่างละเอียด นอกจากนี้ ยังสามารถใช้เป็นเครื่องมือในการติดตามประสิทธิภาพของระบบนิเวศตลาดทุนโดยรวม อาทิ สภาพคล่อง ความผันผวน การมีส่วนร่วมของนักลงทุนแต่ละกลุ่ม และต้นทุนการทำธุรกรรมในระดับ

จุลภาค ซึ่งข้อมูลเหล่านี้มีความสำคัญยิ่งต่อการตัดสินใจเชิงนโยบายของ
หน่วยงานกำกับดูแลและผู้กำหนดยุทธศาสตร์ระดับประเทศ

กองทุนส่งเสริมการพัฒนาลาดทุน (CMDF) ขอชื่นชมทีมผู้จัดทำ
ที่สามารถถ่ายทอดองค์ความรู้ที่ซับซ้อนออกมาในรูปแบบที่เข้าถึงง่ายและ
นำไปใช้ประโยชน์ได้จริง คู่มือเล่มนี้ไม่เพียงเป็นประโยชน์ต่อแวดวงวิชาการ
และผู้วิจัยในประเทศ หากยังเป็นรากฐานสำคัญในการเสริมสร้าง “Data
Infrastructure” เพื่อการพัฒนาลาดทุนไทยให้เท่าทันการเปลี่ยนแปลง
ในระดับสากลได้อย่างยั่งยืน

จักรชัย บุญยะวัตร

ผู้จัดการกองทุนส่งเสริมการพัฒนาลาดทุน

คำนำ

หนังสือเล่มนี้สร้างความเข้าใจเบื้องต้นเกี่ยวกับโครงสร้างจุลภาคของตลาดหลักทรัพย์ (Market Microstructure) ซึ่งหมายถึงปฏิสัมพันธ์ระหว่างองค์ประกอบจุลภาคของตลาดอันได้แก่ ระบบการซื้อขายหลักทรัพย์ มูลเหตุจูงใจการเทรดหลักทรัพย์และรูปแบบส่งคำสั่งซื้อขายของนักลงทุน การวัดสภาพคล่องรวมถึงกฎเกณฑ์ที่กำกับควบคุมการซื้อขายบนกระดานอิเล็กทรอนิกส์ อีกส่วนหนึ่งของหนังสือคือการนำข้อมูลระดับจุลภาคของตลาดมาเสนอสถิติด้านสภาพคล่อง ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน และพฤติกรรมนักลงทุนในรูปแบบที่เข้าใจง่ายด้วยโปรแกรม Python เพราะเล็งเห็นว่างานด้านการเงินในปัจจุบันต้องผนวกความรู้ทางวิทยาศาสตร์ข้อมูลและการเขียนโปรแกรม

ผลของการศึกษาเป็นข้อมูลสำคัญประกอบการจัดทำนโยบายการออกแบบการดูแลตลาดเพื่อหามาตรการจัดการความผันผวนส่วนเกินลดต้นทุนการซื้อขายและการสร้างสภาพคล่องเพื่อเกื้อหนุนการค้นพบราคา อีกทั้งเป็นประโยชน์สำหรับนักลงทุนเองที่ควรเข้าใจในพฤติกรรมการซื้อขายของคู่ธุรกรรมเพื่อการบริหารต้นทุนการซื้อขายและวางจังหวะการลงทุนให้ประสิทธิภาพมากขึ้น

การศึกษาคู่มือโครงสร้างจุลภาคนี้น่าจะเกิดขึ้นไม่ได้ถ้าขาดข้อมูลการส่งคำสั่งซื้อขายและจับคู่คำสั่งระหว่างวันของนักลงทุนทุกกลุ่ม ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยเป็นแหล่งข้อมูล Market Microstructure ที่สำคัญ โดยมีการเผยแพร่ข้อมูลธุรกรรมระหว่างวันให้แก่มหาวิทยาลัยพันธมิตรมาตั้งแต่ปี ค.ศ. 2009 อย่างไรก็ตาม พบว่าการใช้งานของอาจารย์

และนักศึกษายังอยู่ในวงจำกัด เนื่องจากข้อมูลรายวันมีความถี่สูงและเป็นข้อมูลขนาดใหญ่ต้องใช้เวลาและมีความยุ่งยากในการจัดการข้อมูล หนังสือเล่มนี้เป็นส่วนหนึ่งของโครงการ โครงสร้างจุลภาคของตลาดหุ้นไทย: การจัดการฐานข้อมูลและการประยุกต์ใช้ สำหรับผู้ที่สนใจในงานข้อมูลและการจัดการสถิติกลุ่มทำงานได้เสนอ วิธีการจัดการข้อมูลให้อยู่ในรูปที่ใช้งานง่ายอยู่ในหนังสือประกอบโครงการอีกเล่มหนึ่งชื่อว่า The Stock Exchange of Thailand Intraday Data Handbook ซึ่งมีเว็บไซต์ประกอบการเรียนรู้ <https://sites.google.com/tbs.tu.ac.th/market-microstructure> และแนวการทำวิจัยด้วยข้อมูลระหว่างวันจากหนังสือ Advanced Applications Through Intraday Data: Behavioral Finance and the Dynamics of Trading คณะทำงานหวังว่าโครงการนี้จะเพิ่มความสนใจในการศึกษา Market Microstructure

ในการเขียนหนังสือเล่มนี้คณะทำงานได้รับสนับสนุนจากกองทุนส่งเสริมการพัฒนาตลาดทุน และ ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ขอขอบคุณคำแนะนำโครงการจากคุณชนันต์ ชาญชัยณรงค์ คุณจักรชัย บุญยะวัตร ดร.ธนพร ชนะกุลอารีย์ และเพื่อนร่วมงานทั้งในและนอกมหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ คณะทำงานได้รับความช่วยเหลือด้านข้อมูลอย่างดียิ่งเยี่ยมจากคุณสมิตรา ตั้งสมรพพงษ์

พันทิศา ภาวบุตร และ วศิน ศิวสฤษดิ์

ประวัติผู้เขียน

พันทิศา ภาวนบุตร

รองศาสตราจารย์ภาคการเงิน

คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์



ดร.พันทิศา สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรีด้านการเงิน จากคณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ (เกียรตินิยมอันดับหนึ่ง) และ ปริญญาเอกด้านการเงินจาก University of Texas at Austin ด้วยทุน David Bruton Junior Fellowship มีความสนใจศึกษาเรื่องโครงสร้างจุลภาคของตลาดทุนและการ

กำหนดราคาหลักทรัพย์ซึ่งรวมถึงงานวิจัยเชิงนโยบายที่เสริมสร้างตลาดทุนให้มีประสิทธิภาพ ในฐานะนักวิจัยเคยได้รับตำแหน่ง Senior Research Fellow ที่ University of New South Wales, Sydney; Shimomura Fellow ที่ Development Bank of Japan, Tokyo และเมธีวิจัยสำนักงานกองทุนสนับสนุนการวิจัยแห่งชาติ

วศิน ศิวสฤษดิ์

ผู้ช่วยศาสตราจารย์

คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ดร.วศิน สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี (เกียรตินิยมอันดับหนึ่ง) และปริญญาโท (หลักสูตรภาษาอังกฤษ) ด้าน เศรษฐศาสตร์จากมหาวิทยาลัย ธรรมศาสตร์ และระดับปริญญาเอกด้าน เศรษฐศาสตร์จาก University of North Carolina at Chapel Hill, North Carolina ประเทศสหรัฐอเมริกา ในด้าน



งานวิจัย ดร.วศิน มีความสนใจในด้าน Asset Pricing (Skewness in Asset Pricing) และ Financial Econometrics (MIDAS: Mixed Data Sampling) ปัจจุบัน ดร.วศิน เป็นอาจารย์ประจำ ภาควิชาการธนาคารและการเงิน คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญ

บทที่ 1 โครงสร้างจุลภาคตลาดหลักทรัพย์: องค์ประกอบและ การประยุกต์ใช้	1
1.1 บทนำ	1
1.2 ระบบซื้อขาย	3
1.3 นักลงทุน	6
1.4 เหตุใดมีการซื้อขาย	9
1.5 กลยุทธ์การซื้อขายและพฤติกรรมนักลงทุน	14
1.6 กฎเกณฑ์ที่ควบคุมการซื้อขาย	19
1.7 รูปแบบข้อมูลระหว่างวันของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย	25
1.8 ประโยชน์ของการศึกษา	33
บทที่ 2 สภาพคล่องของหุ้น	37
2.1 บทนำ	37
2.2 สภาพคล่องคืออะไร	38
2.3 วิธีวัดสภาพคล่อง	39
2.4 ปัจจัยกำหนดสภาพคล่อง	49
2.5 สภาพคล่องและผลตอบแทนที่คาดหวัง	50
2.6 ประโยชน์ของการศึกษา	52

บทที่ 3 การนำเสนอสถิติและภาพข้อมูลระหว่างวันของการซื้อขายหุ้น	56
--	-----------

3.1 บทนำ	56
3.2 รูปแบบข้อมูลระหว่างวัน	57
3.3 การนำเสนอภาพข้อมูลระหว่างวันของการซื้อขาย	59
หุ้นด้วยชุดข้อมูล Deal Files	
3.4 การนำเสนอภาพข้อมูลระหว่างวันของการซื้อขาย	101
หุ้นด้วยชุดข้อมูล Order Files	
3.5 ประโยชน์ของการศึกษา	123

บทที่ 4 ความผันผวนระหว่างวันของอัตราผลตอบแทน	125
---	------------

4.1 บทนำ	125
4.2 ข้อสังเกตเกี่ยวกับคุณลักษณะของความผันผวน	126
ของอัตราผลตอบแทน	
4.3 ความผันผวน (Volatility) ของชุดข้อมูลความถี่สูง	130
(Intraday data)	
4.4 ประโยชน์ของการศึกษา	151

บทที่ 1

โครงสร้างจุลภาคตลาดหลักทรัพย์: องค์ประกอบและการประยุกต์ใช้

1.1 บทนำ

ตลาดที่มีการแข่งขันแบบสมบูรณ์เป็นตลาดในอุดมคติที่เราสามารถซื้อขายหลักทรัพย์ได้ตามมูลค่าพื้นฐานเสมอ นักลงทุนทุกคนสามารถ คำนวณมูลค่าพื้นฐานได้ และมีสิทธิเข้าถึงข้อมูลข่าวสารโดยเท่าเทียมและทันทีในตลาดนี้ไม่มีต้นทุนการซื้อขายและไม่มีปัญหาความไม่เท่าเทียมของการรับรู้ข้อมูลดังนั้นราคาตลาดและมูลค่าพื้นฐานจึงสอดคล้องกัน

แต่ในชีวิตจริงธุรกรรมการซื้อขายและการได้มาซึ่งข้อมูลการลงทุนมีต้นทุน นอกจากนี้แม้ว่าจะมีความพยายามให้การรับข่าวสารมีความเท่าเทียม นักลงทุนเป็นปัจเจกบุคคลที่ยังมีความแตกต่างในความเห็นและความสามารถในการยอมรับความเสี่ยง ดังนั้นคำถามยอดนิยมที่เกี่ยวข้องกับตลาดหุ้นจึงไม่ได้หยุดแค่เพียงว่า “หุ้น” ควรซื้อขายที่ราคาดุลค่าพื้นฐานเท่าไร หรือ เราจะทำนายทิศทางดัชนี ได้อย่างไร แต่รวมถึงคำถามเกี่ยวกับความโปร่งใสในการเปิดเผยข้อมูล การสร้างระบบนิเวศ (Ecosystem) ในการซื้อขายที่เป็นธรรมสำหรับนักลงทุนทุกประเภท เพื่อการอำนวยความสะดวกและลดต้นทุนเวลาและเงิน

สำหรับนักลงทุนในยุคที่เทคโนโลยีเข้ามามีบทบาทมากขึ้นไม่ว่าจะด้วยระบบโปรแกรมเทรดดังที่เข้าถึงได้ง่ายขึ้น ระบบ Co-location¹ สำหรับนักลงทุนบางกลุ่ม ย่อมเกิดคำถามว่าการเปลี่ยนแปลงสภาพแวดล้อมด้านการทำธุรกรรมซื้อขายหุ้น ทำให้ต้นทุนและความสะดวกได้เปรียบเสียเปรียบเปลี่ยนไปอย่างไร จะสามารถเรียนรู้พฤติกรรมกรรมการส่งคำสั่งซื้อขายเพื่อวางกลยุทธ์การลงทุนได้หรือไม่ ความกังวลดังกล่าวทำให้ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย เสนอบริการดังกล่าวให้กับบริษัทสมาชิกทุกรายโดยไม่มีค่าใช้จ่ายนับแต่ไตรมาสที่สองของ ปี ค.ศ. 2025

คำถามที่น่าสนใจมากมายเหล่านี้ไม่สามารถตอบได้ด้วยข้อมูลซื้อขายรายวันแต่ต้องอาศัยข้อมูลระหว่างวันที่แสดงการจับคู่ระหว่างนักลงทุนที่ส่งคำสั่งซื้อขายรายธุรกรรม ซึ่งแสดงทั้งราคาและปริมาณ ข้อมูลดังกล่าวมีค่าสำหรับการศึกษาเพราะเป็นสิ่งที่แสดงปฏิสัมพันธ์ระหว่างองค์ประกอบจุลภาคของตลาดอันได้แก่ ระบบการซื้อขายหลักทรัพย์ กฎเกณฑ์ที่กำกับควบคุมการซื้อขาย พฤติกรรมและกลยุทธ์ของนักลงทุนที่ตอบสนองต่อข้อมูลได้ถึงระดับเรียลไทม์ที่ส่งผลไปยังการเปลี่ยนแปลงของราคาในที่สุด

¹ บริการรับฝาก Server ของโบรกเกอร์เพื่อเชื่อมต่อส่งคำสั่งซื้อขาย รับบริการข้อมูลราคา ภายใต้ศูนย์คอมพิวเตอร์เดียวกันกับระบบงานของตลาดหลักทรัพย์ฯ เพื่อหวังผลการเชื่อมต่อรับส่งคำสั่งที่รวดเร็วกว่าผู้ส่งคำสั่งจากระบบที่อยู่ภายนอก

1.2 ระบบซื้อขาย

ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET) เปิดดำเนินการครั้งแรกในปี ค.ศ. 1975 แรกเริ่มด้วยวิธีเคาะกระดานในห้องค้าหลักทรัพย์ (Trading Floor) แม้ว่าการเทรดหุ้นจะแปรผันไปเป็นระบบคอมพิวเตอร์นานแล้วโดยมีลักษณะเช่นเดียวกับตลาดหลักทรัพย์ทั่วโลกที่ใช้คอมพิวเตอร์ในการควบคุมการเทรดแบบต่อเนื่อง (Continuous Trading) แต่หลักการส่งคำสั่งและจับคู่คำสั่งซื้อขายในระบบยังคงเป็นแบบประมูลราคาอย่างเปิดเผย (Open Auction) กล่าวคือ นักลงทุนจะส่งราคาและปริมาณการซื้อ ขายหลักทรัพย์เข้ามาในสมุดทะเบียนรอการซื้อ ขาย (Limit Order Book) หลังจากนั้นระบบจะลำดับการจัดเรียงคำสั่ง หรือลำดับการซื้อขายนั้นตามหลักการ Price then Time Priority เช่น ถ้าคำสั่งซื้อ สอง คำสั่งเข้ามาในเวลาเดียวกัน คำสั่งซื้อที่ส่งในราคาที่สูงกว่ามีสิทธิได้รับการจับคู่ก่อน ในทางตรงข้ามคำสั่งขายสองคำสั่งที่เข้ามาในเวลาเดียวกัน คำสั่งขายที่ส่งมาในราคาต่ำกว่ามีสิทธิได้รับการจับคู่ก่อน ลักษณะการส่งคำสั่งธุรกรรมที่เข้ามารอการจับคู่เรียกว่า คำสั่งแบบ Limit Order ผู้ซื้อหรือขายสามารถส่งคำสั่งแบบ Market Order ได้ หากผู้เลือกตั้งราคาเท่ากับราคาที่ตั้งรอในฝั่งตรงข้ามเพื่อรับการจับคู่ทันที

ระบบการเทรดที่ใช้คำสั่งของนักลงทุนเองเป็นตัวหลักดันการเกิดธุรกรรมซื้อขายเป็นลักษณะของ Order-Driven Market ซึ่งเป็นระบบที่ตลาดหลักทรัพย์ทั่วโลกส่วนใหญ่เลือกใช้ในปัจจุบัน สำหรับตลาดที่มีดีลเลอร์คอยช่วยจับคู่การซื้อขายและตั้งราคาเรียกว่า Quote-Driven Market มักพบในตลาด Over-the-counter (OTC) บางตลาดเช่น NYSE และ NASDAQ ใช้ทั้งสองระบบเรียกว่า Hybrid Market

ตารางที่ 1.1 สมุดทะเบียนรอการซื้อ ขาย Delta Electronics 14.47 น. วันที่ 16 เมษายน ค.ศ. 2025

Level	ปริมาณหุ้น	ราคาเสนอซื้อ	ราคาเสนอขาย	ปริมาณหุ้น
1	94,200	64.75	65.00	197,500
2	180,900	64.50	65.25	205,300
3	240,000	64.25	65.50	167,000
4	264,100	64.00	65.75	207,100
5	299,700	63.75	66.00	423,700
6	491,000	63.50	66.25	182,800
7	374,600	63.25	66.50	310,900
8	652,100	63.00	66.75	118,100
9	98,100	62.75	67.00	250,000
10	107,300	62.50	67.25	70,900

ที่มา KGI PowerTrade

ตารางที่ 1.1 แสดงรายการสรุปของสมุดทะเบียนรอการซื้อขาย Delta Electronics เวลา 14.47 น. วันที่ 16 เมษายน ค.ศ. 2025 จากแถบ บนลงล่างราคาเสนอซื้อเรียงจากมากไปน้อยพร้อมปริมาณหุ้น สำหรับราคา เสนอขายแสดงลำดับจากน้อยไปมากถึง 10 อันดับพร้อมปริมาณหุ้นเช่นกัน ลำดับการตั้งราคาเป็นไปตามระเบียบช่วงราคาขั้นต่ำ (Tick Size) ซึ่งเท่ากับ 25 สตางค์สำหรับหุ้น ราคาจาก 25 บาทและไม่เกิน 100 บาท ปริมาณหุ้นที่ เสนอซื้อขายในแต่ละระดับราคาเรียกว่าความลึกของตลาดหรือ Depth

การแสดงปริมาณการซื้อขายถึง 10 ลำดับ เป็นประโยชน์ให้นักลงทุนประเมินปริมาณของอุปสงค์และอุปทานเพื่อวางแผนการส่งคำสั่งของตัวเอง ช่วงห่างระหว่างราคาเสนอซื้อ (Bid) และ ราคาเสนอขาย (Ask) เรียกว่า Bid-Ask Spread หรือ สเปรด จากตารางช่วง Bid-Ask Spread ที่แคบที่สุดหรือ Best Bid-Ask Spread คือ 0.25 บาท คำนวณจากผลต่างราคาเสนอขายที่ต่ำสุด 65.00 บาทและราคาเสนอซื้อที่สูงที่สุด

ในยุคปัจจุบันที่ปริมาณการซื้อขายมากขึ้น ประสิทธิภาพของระบบคอมพิวเตอร์ของตลาดหลักทรัพย์ในการทำการเรียงลำดับ และจับคู่คำสั่งซื้อขายให้โดยอัตโนมัติด้วยความเร็วสูงมีความสำคัญในโลกที่มีการใช้ชุดคำสั่งคอมพิวเตอร์ (Program trading/Algorithmic trading) สำหรับการเสนอซื้อขายของบริษัทสมาชิกหรือผู้ลงทุน ที่มีกลไกหรือฟังก์ชันการทำงานให้สร้างและบันทึกการเสนอซื้อขายได้โดยอัตโนมัติ ยกตัวอย่าง ในตลาดโตเกียวที่มีนักลงทุนสถาบันเป็นส่วนใหญ่ ต้องการได้รับความสะดวกจากการซื้อขายด้วยความเร็วสูง (High Frequency Trading, HFT) ระบบคอมพิวเตอร์ของตลาดหลักทรัพย์โตเกียวที่เรียกว่าระบบ Arrowhead เป็น Platform ที่พัฒนาโดยบริษัท Fujitsu สามารถรับคำสั่งได้ วันละ 270 ล้านคำสั่งต่อวัน โดยความเร็วในการประมวลคำสั่ง น้อยกว่า 0.005 วินาที ต่อคำสั่ง

ปัจจุบันระบบของ SET CONNECT เสริมประสิทธิภาพในขยายตัวการจับคู่ซื้อขายดังกล่าว ความจำเป็นส่วนหนึ่งมาจากการขยายตัวของจำนวนบริษัทจดทะเบียน และ ผู้ลงทุน อีกส่วนคือรูปแบบการส่งคำสั่งและกลยุทธ์คำสั่งซื้อขายที่ใช้เทคโนโลยีคอมพิวเตอร์ สำหรับคำว่า High Frequency Trading หรือ HFT นั้นโดยรวมหมายถึงการส่งคำสั่งซื้อขายด้วยความถี่สูงด้วยระบบอัตโนมัติ ปัจจุบันอุตสาหกรรมการเงินโลกยังไม่ได้ให้คำจำกัดความที่ชัดเจนของ HFT มีเพียงคำจำกัดความในเอกสารของ Ferber

(2012) ที่เสนอไปยังคณะกรรมการสภาเศรษฐกิจและการเงินแห่งยุโรป (European Economic Council) ว่าธุรกรรมการซื้อขายหลักทรัพย์เป็น HFT เมื่อเข้าเงื่อนไขอย่างน้อย 4 ใน 6 ต่อไปนี้

- (1) ใช้บริการโคโลเคชัน
- (2) มูลค่าการซื้อขายรายวันอย่างน้อย 50% ของพอร์ตโฟลิโอ
- (3) อัตราการดำเนินการสั่งซื้อน้อยกว่า 25%
- (4) อัตราการยกเลิกคำสั่งซื้อมากกว่า 20%
- (5) กว่าครึ่งหนึ่งของมูลค่าการซื้อขายเป็นการเทรดระหว่างวัน
- (6) ผู้ทำธุรกรรมได้รับส่วนลดจากธุรกรรมคำสั่งซื้อมากกว่า 50%

ของค่าธรรมเนียมปกติ

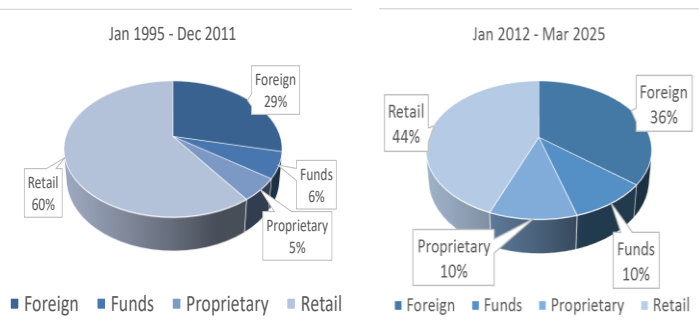
1.3 นักลงทุน

ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยแบ่งประเภทนักลงทุนเป็น 4 กลุ่มใหญ่ นักลงทุนรายย่อย (Retail investors) นักลงทุนต่างชาติ (Foreign investors) นักลงทุนสถาบัน (Local Institutional investors) และกลุ่มสุดท้ายที่เป็นการซื้อขายของกองทุนและที่เป็นการซื้อขายของธุรกิจการลงทุนเพื่อบัญชีบริษัท (Proprietary trading) ภาพที่ 1.1 แสดงสัดส่วนการซื้อขายของนักลงทุน 4 กลุ่มนี้ในตลาดหลักทรัพย์ระหว่างปี ค.ศ. 1995-2011 และปี ค.ศ. 2012 - มีนาคม 2025 เพื่อแสดงให้เห็นการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างของนักลงทุนอันเปลี่ยนแปลงสภาพแวดล้อมด้านการทำธุรกรรมซื้อขายหุ้น อันได้แก่การขายตัวของจำนวนบริษัทจดทะเบียนและตราสารอนุพันธ์บนตลาด Thailand Futures Exchange (TFEX) อีกส่วนคือรูปแบบการส่งคำสั่งและกลยุทธ์คำสั่งซื้อขายที่ใช้เทคโนโลยีคอมพิวเตอร์ภายหลังการ

อัครระบบซื้อขาย ระหว่างปี ค.ศ. 1995-2011 พบว่ากลุ่มที่มีสัดส่วน การซื้อขายสูงสุดคือกลุ่มนักลงทุนรายย่อยที่สัดส่วนเฉลี่ย 60% อันดับที่สอง คือ นักลงทุนต่างชาติที่มีสัดส่วนส่วนการซื้อขาย 29% อันดับที่ 3 และ 4 คือ นักลงทุนสถาบันในประเทศและ Proprietary Trading ที่มีสัดส่วนใกล้เคียง ราว 5-6%

ในช่วงเวลาต่อมาระหว่างมกราคม ค.ศ. 2012 – มีนาคม ค.ศ. 2025 สัดส่วนของนักลงทุนรายย่อยลดลงเหลือ 44% ในขณะที่สัดส่วนของ นักลงทุนสถาบัน และ Proprietary Trading เพิ่มขึ้นเท่าตัวรวมเป็น 46%

ภาพที่ 1.1 สัดส่วนการซื้อขายของนักลงทุนจำแนกตามกลุ่มระหว่าง ค.ศ. 1995 - มีนาคม 2025



ที่มา www.setsmart.com คำนวณโดยผู้เขียน

สิ่งที่น่าสนใจจากข้อมูลชุดนี้คือ ระหว่างปี ค.ศ. 1995-2011 ภายหลังวิกฤติต้มยำกุ้งในปี ค.ศ. 1997 ดัชนีตลาดหลักทรัพย์มีแนวโน้มปรับตัวสูงขึ้นตลอดทุกปี และนักลงทุนต่างชาติมียอดซื้อสะสมสุทธิราว 309,218 ล้านบาท ในขณะที่นักลงทุนรายย่อยมียอดขายสะสมสุทธิราว

235,957 ล้านบาท สถานการณ์พลิกผันในทางตรงข้ามระหว่าง ปี ค.ศ. 2012 - มีนาคม 2025 เมื่อดัชนีตลาดปรับตัวลงอย่างต่อเนื่องภายหลังปี ค.ศ. 2018 จากระดับสูงสุดกว่า 1,800 จุดเหลือมาอยู่ได้ 1,200 จุด ในขณะที่ยอดซื้อสะสมของนักลงทุนต่างชาติจากช่วงเวลาก่อนได้กลายเป็นยอดขายสะสม 107,955 ล้านบาท และนักลงทุนรายย่อยเปลี่ยนฐานะเป็นผู้มียอดซื้อสะสม 533,632 ล้านบาท

การศึกษาข้อมูลระหว่างวันทำให้สามารถแยกแยะสัดส่วนการซื้อขายในหุ้น SET50 และนอกกลุ่ม SET50 ของนักลงทุนทั้งสองกลุ่ม ตารางที่ 1.2 แสดงการเปลี่ยนแปลงของสัดส่วนการซื้อขายของนักลงทุนสถาบันในหุ้นนอกกลุ่ม SET 50 ที่น่าสนใจระหว่างปี ค.ศ. 1998 เทียบกับปี ค.ศ. 2020 โดยพบว่าสัดส่วนการลงทุนของนักลงทุนต่างชาติเพิ่มจาก 11% เป็น 30% ในขณะที่สัดส่วนของนักลงทุนสถาบันไทยเพิ่มจาก 2% เป็น 16% เมื่อรวมกันแล้วสรุปได้ว่าการซื้อขายของนักลงทุน สถาบันทั้งต่างชาติและไทยมีสัดส่วนการซื้อขายในหุ้นนอกกลุ่ม SET50 สูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ ประมาณเกือบครึ่งหนึ่ง สาเหตุที่เป็นไปได้ของการเปลี่ยนแปลงดังกล่าว คือ ความนิยมในการใช้โปรแกรมหรืออัลกอริทึมที่ตั้งที่แพร่หลายมากขึ้นทำให้นักลงทุนสถาบันจับจังหวะหุ้นขนาดเล็กได้ดีขึ้นโดยไม่ต้องใช้แรงงานคน รวมทั้งระบบการเทรดอัตโนมัติที่สามารถลดทอนคำสั่งขนาดใหญ่เป็นขนาดเล็กจำนวนมาก เพื่อลดผลกระทบทางราคา เป็นไปได้ที่อาจเกิดการเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมของนักลงทุนรายย่อยหรือมีปัจจัยอื่นซึ่งจำเป็นต้องทำการศึกษาอย่างเป็นระบบก่อนสรุปผล

ตารางที่ 1.2 สัดส่วนการซื้อขายรายวันเฉลี่ยของนักลงทุนกลุ่มต่าง ๆ ในหุ้น SET50 และนอกกลุ่ม SET50 ในเดือนตุลาคม ค.ศ. 1998 และเดือนมีนาคม ค.ศ. 2020

	หุ้น SET50		นอกกลุ่ม SET50	
นักลงทุน	10/1998	03/2020	10/1998	03/2020
ต่างชาติ	22%	49%	11%	30%
รายย่อย	55%	29%	87%	54%
สถาบัน	23%	22%	2%	16%

ที่มา ข้อมูลตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย คำนวณโดยผู้เขียน

ปัจจุบันตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET) กำหนดให้มีการขึ้นทะเบียนผู้ลงทุนที่ส่งคำสั่งซื้อขายด้วยความเร็วสูง (High Frequency Trading: HFT) เพื่อยกระดับการกำกับดูแลผู้ลงทุนกลุ่มดังกล่าวให้เข้มงวดขึ้น กลุ่ม HFT คือ ลูกค้าที่ใช้ Algorithmic Trading ในการสร้างและบันทึกคำสั่งซื้อขาย (Generate Order) โบรกเกอร์ที่ใช้ Algorithmic Trading เพื่อลูกค้ารายหนึ่งรายใดหรือกลุ่มลูกค้ากลุ่มหนึ่งกลุ่มใดเป็นการเฉพาะเจาะจง หรือ โบรกเกอร์ที่ตั้งอยู่ที่ระบบซื้อขายของตลาดหลักทรัพย์ หรือ SET Co-location

1.4 เหตุใดมีการซื้อขาย

หุ้นมีคุณลักษณะเป็นหลักทรัพย์เพื่อการลงทุนเพราะผู้ซื้อ-ขายหวังผลประโยชน์จากอัตราผลตอบแทนไม่ใช่ประโยชน์จากการบริโภค การกำหนดราคาแลกเปลี่ยนจึงมีที่มาจากความสามารถในการสร้างกระแส

เงินสดของบริษัท แบบจำลองราคาหุ้นส่วนใหญ่จึงมีความสัมพันธ์กับกระแสเงินสดบริษัท อย่างไรก็ตามความต้องการแลกเปลี่ยนหลักทรัพย์ในตลาดเกิดจากความเห็นที่แตกต่างในมูลค่า ซึ่งเห็นได้จากการตั้งราคาซื้อขายที่ไม่ใช่ราคาเดียวหรือพิจารณาจากผลสำรวจความเห็นนักวิเคราะห์ จากฐานข้อมูลที่รวบรวมรายงานราคาเป้าหมายและประมาณการกำไรอย่าง เช่น I/B/E/S หรือจากการรวบรวมของสมาคมนักวิเคราะห์การลงทุนที่ปรากฏในแพลตฟอร์ม SETSMART ตารางที่ 1.3 แสดงผลสำรวจความเห็นของนักวิเคราะห์ 19 คน สำหรับมูลค่าเป้าหมายของหุ้น DELTA ซึ่งมีความแตกต่างในประมาณการผลกำไรและราคาเป้าหมายสูงสุดให้ราคา 94 บาท ต่ำสุด 45 บาท ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของราคาเป้าหมายเท่ากับ 16.32 บาท ผลสรุปจากโบรกเกอร์ 19 แห่ง มี 14 รายแนะนำขาย 3 รายแนะนำถือ และ 2 รายแนะนำซื้อ

ตารางที่ 1.3 ผลสำรวจความเห็นนักวิเคราะห์หลักทรัพย์จาก 19 โบรกเกอร์ วันที่ 16 เมษายน ค.ศ. 2025

	EPS (THB)		P/E		P/B		Div Yield (%)		Target Price (THB)
Item	2025E	2026E	2025E	2026E	2025E	2026E	2025E	2026E	2025E
Average	1.48	1.7	45.29	39.26	8.67	7.48	0.74	0.87	67.92
Median	1.49	1.69	44.46	39.2	8.92	7.65	0.7	0.83	70
High	1.68	2.07	60.87	45.65	9.33	8.09	1.27	1.33	94
Low	1.09	1.45	39.43	32	4.59	4.2	0.5	0.66	45
SD	0.15	0.16	5.23	3.65	1.07	0.88	0.19	0.19	16.32
Obs	19								

ที่มา www.settrade.com

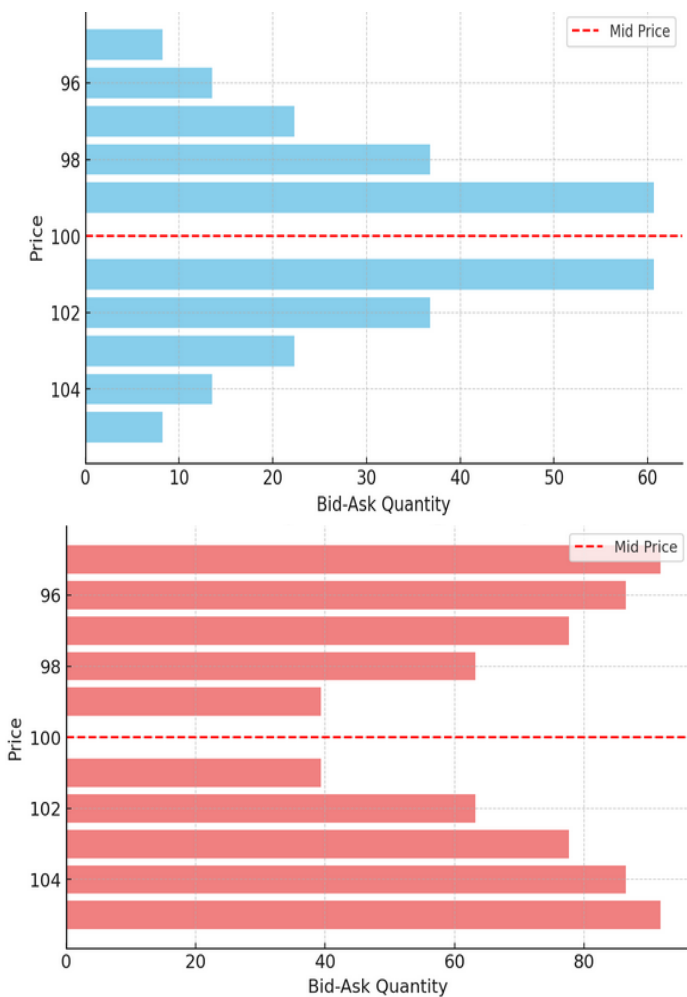
เราอาจนำเสนอความแตกต่างในความเห็นของมูลค่าหุ้น v_{it} ของนักลงทุน i ณ เวลา t ให้อยู่ในรูปผลบวกของมูลค่าปัจจัยพื้นฐาน (Common Fundamental Value) y_{it} และ มูลค่าเฉพาะบุคคล (Private Value) u_{it} ในรูปสมการที่ 1.1 แนวคิดนี้เป็นมาตรฐานของการกำหนดราคาสั่งซื้อที่แลกเปลี่ยนกันในตลาดการประมูลราคา

$$v_{it} = y_{it} + u_{it} \quad (1.1)$$

ดังนั้นเราอาจนิยามค่าเฉลี่ยความเห็นของมูลค่า $\bar{y}_{it}$ เหมือนค่า 67.92 บาท และความแตกต่างในความเห็นที่เกี่ยวข้องกับปัจจัยพื้นฐาน σ_y คือ 16.32 บาท ซึ่งจะมากหรือน้อยขึ้นอยู่กับหลายปัจจัยไม่ว่าจะเป็นความชัดเจนของข้อมูล และความแตกต่างในการตีความข้อมูลของนักวิเคราะห์ที่ตั้งสมมติฐานสำหรับการวัดตัวแปร มูลค่าเฉพาะบุคคล u_{it} และความผันผวน σ_u เป็นเรื่องที่ทำได้ยากกว่าเพราะเป็นข้อมูลเฉพาะของนักลงทุน อายุ รายได้ การศึกษา และอาจเกี่ยวข้องกับกระแสความรู้สึก Sentiment ในช่วงเวลาหนึ่ง ๆ

เราสามารถใช้ข้อมูลระหว่างวันแสดงปริมาณซื้อขายจากสมุดทะเบียนรายการซื้อขายเป็นตัววัดความแตกต่างในความเห็นของนักลงทุนที่เป็นเรียลไทม์ ถ้านักลงทุนส่วนใหญ่มีความเห็นพ้องต้องกัน เราจะเห็นการสะสมของปริมาณซื้อขายที่หนาแน่นในช่วงที่ Bid-Ask Spread แคบที่สุด (ภาพที่ 1.2 ด้านบน) และถ้าความเห็นต่างกันมากการสะสมของปริมาณซื้อขายที่หนาแน่นในช่วงที่ Bid-Ask Spread ห่างกันมากที่สุด (ภาพที่ 1.2 ด้านล่าง)

ภาพที่ 1.2 การสะสมปริมาณซื้อขายสำหรับช่วง Bid-Ask Spread ต่างระดับ

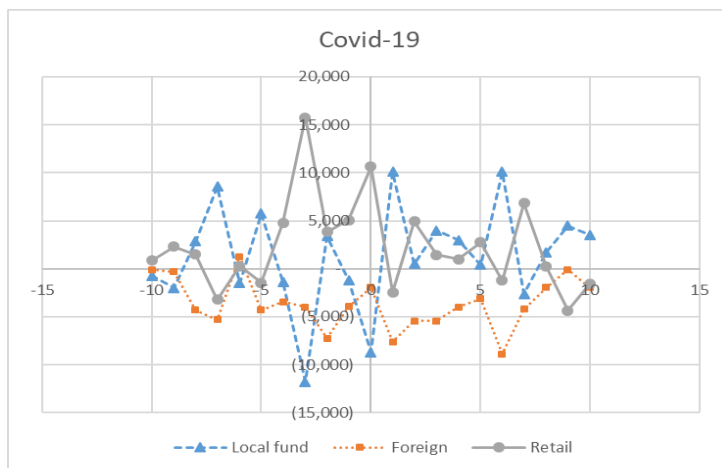


ที่มา สถานการณ์สมมติจากผู้เขียน

1.5 กลยุทธ์การซื้อขายและพฤติกรรมนักลงทุน

การติดตามการตอบสนองต่อข่าวสารของนักลงทุน ความหนาแน่นของคำสั่ง ณ ช่วงเวลาต่าง ๆ ระหว่างเวลาตลาดทำให้การศึกษาผลกระทบของราคาหุ้นจากพฤติกรรมนักลงทุนมีความละเอียดขึ้น ยกตัวอย่างพฤติกรรมของนักลงทุนแต่ละประเภทในเดือนมีนาคม ค.ศ. 2020 ในภาพที่ 1.3 แสดงสถานะซื้อสุทธิ (Net Buy) ของนักลงทุนต่างชาติ (Foreign) นักลงทุนสถาบันไทย (Local Fund) และนักลงทุนรายย่อย (Retail) รายวัน 15 วันก่อนและหลัง วันที่ประกาศ ประกาศล็อกดาวน์ Covid-19 พบว่าในช่วงเวลาดังกล่าวนักลงทุนสถาบันและรายย่อยมีการยอดซื้อสะสมสุทธิ 26,459 ล้านบาท และ 18,204 ล้านบาทตามลำดับ ในวันประกาศพบว่า นักลงทุนรายย่อยคือกลุ่มที่เป็นผู้รับซื้อสุทธิทั้งหมด 10,644 ล้านบาทจากนักนักลงทุนสถาบันไทยและต่างชาติ ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าการลดลงของระดับดัชนีในเหตุการณ์ประกาศล็อกดาวน์มาจากการขายของนักลงทุนสถาบันเป็นสำคัญ

ภาพที่ 1.3 แกน Y แสดงสถานะซื้อสุทธิ (Net Buy) ของนักลงทุนต่างชาติ (Foreign) นักลงทุนสถาบันไทย (Local Fund) และนักลงทุนรายย่อย (Retail) หน่วยล้านบาท แกน X แสดงวันก่อนและหลังวันที่ประกาศ ล็อกดาวน์ Covid-19 ($t = 0$) บน ในเดือนมีนาคม ค.ศ. 2020



ที่มา ข้อมูลตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย คำนวณโดยผู้เขียน

เมื่อนำข้อมูลระหว่างวันมาวิเคราะห์เพิ่มเติมเราสามารถประเมินการตอบสนองของนักลงทุนแต่ละประเภทต่อเหตุการณ์หรือข่าวสารพิเศษ โดยแสดงอัตราส่วนที่วัดความไม่สมดุลของปริมาณซื้อขาย Order Imbalance (OIB) ที่คำนวณจาก $(\text{Buy Volume} - \text{Sell Volume}) / (\text{Buy Volume} + \text{Sell Volume})$ ณ ระดับช่วงราคาต่างๆ

$$OIB_t = \frac{Q_L^B - Q_L^S}{Q_L^B + Q_L^S} \quad (1.2)$$

Q_L^B = ปริมาณหุ้นที่เสนอซื้อในระดับราคา ที่ L (Buy Depth at Level L)

Q_L^S = ปริมาณหุ้นที่เสนอขายในระดับราคา ที่ L (Sell Depth at Level L)

สมการที่ 1.2 บอกน้ำหนักของแรงซื้อและแรงขาย ถ้า OIB มีค่าใกล้หรือเท่ากับ 0 หมายความว่าความสนใจซื้อ-ขายมีเท่ากัน ถ้า OIB มีค่าใกล้หรือเท่ากับ -1 หมายความว่าความสนใจขายอย่างเดียว ถ้า OIB มีค่าใกล้หรือเท่ากับ +1 หมายความว่าความสนใจซื้ออย่างเดียว ตารางที่ 1.4 แสดงค่า OIB ของนักลงทุนต่างชาติและรายย่อยในวันประกาศล็อกดาวน์ Covid-19 วันที่ 12 มีนาคม ค.ศ. 2020 แสดงว่านักลงทุนต่างชาติขายสุทธิ ฝ่ายนักลงทุนรายย่อยซื้อสุทธิ การมองเห็นข้อมูลละเอียดเช่นนี้ช่วยให้ผู้กำกับตลาดวางแผนการจัดการความผันผวนที่ผิดปกติเช่นนโยบาย Circuit Breaker ได้ดีขึ้น

ตัวแปร OIB ยังมีคุณลักษณะมีความต่อเนื่องสูง จึงเป็นตัวแปรที่นิยมใช้ในการพยากรณ์ทิศทางของราคา (Chordia และ Subrahmanyam, 2004)

ตารางที่ 1.4 แสดงค่า OIB ของนักลงทุนต่างชาติและรายย่อยในวันประกาศล็อกดาวน์ Covid-19 วันที่ 12 มีนาคม ค.ศ. 2020

Time	Interval No	Type	OIB1	OIB2	OIB3	OIB4	OIB5
Open call	0	Foreign	-4%	-2%	1%	-2%	-2%
10.00-10.29	1	Foreign	-24%	-30%	-30%	-30%	-30%
10.30-10.59	2	Foreign	-37%	-38%	-40%	-39%	-38%
11.00-11.29	3	Foreign	-23%	-26%	-29%	-31%	-30%
11.30-11.59	4	Foreign	-16%	-33%	-35%	-36%	-37%
12.00-12.30	5	Foreign	4%	-21%	-34%	-30%	-31%
14.00-14.30	6	Foreign	-41%	-19%	-18%	-22%	-22%
14.30-14.59	7	Foreign	-28%	-29%	-31%	-33%	-34%
15.00-15.29	8	Foreign	-15%	-14%	-21%	-25%	-26%
15.30-15.59	9	Foreign	-18%	-18%	-13%	-12%	-12%
16.00-16.30	10	Foreign	-14%	-9%	0%	4%	6%
Closing call	11	Foreign	-41%	-28%	-18%	-12%	-15%

ตารางที่ 1.4 แสดงค่า OIB ของนักลงทุนต่างชาติและรายย่อยในวันประกาศล็อกดาวน์ Covid-19 วันที่ 12 มีนาคม ค.ศ. 2020 (ต่อ)

Time	Interval No	Type	OIB1	OIB2	OIB3	OIB4	OIB5
Open call	0	Retail	-3%	6%	9%	15%	18%
10.00-10.29	1	Retail	16%	15%	10%	12%	14%
10.30-10.59	2	Retail	0%	-5%	-5%	-4%	-3%
11.00-11.29	3	Retail	21%	16%	15%	16%	15%
11.30-11.59	4	Retail	1%	10%	11%	12%	15%
12.00-12.30	5	Retail	15%	10%	4%	7%	9%
14.00-14.30	6	Retail	8%	19%	11%	4%	9%
14.30-14.59	7	Retail	-3%	-1%	-2%	-5%	-3%
15.00-15.29	8	Retail	19%	6%	4%	2%	4%
15.30-15.59	9	Retail	23%	12%	7%	4%	5%
16.00-16.30	10	Retail	16%	13%	13%	12%	15%
Closing call	11	Retail	-56%	-31%	-22%	-7%	0%

ที่มา ข้อมูลตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย คำนวณโดยผู้เขียน

การแยกประเภทของนักลงทุนเพื่อติดตามพฤติกรรมเฉพาะรายกลุ่ม ให้ผลที่น่าสนใจอีกหลายอย่าง Kumar and Lee (2006) ศึกษาผลกระทบของรูปแบบการซื้อขายของนักลงทุนรายย่อยต่อการเคลื่อนไหวร่วม (Comovement) ของผลตอบแทนหุ้น และพบว่าการซื้อขายของนักลงทุนเล็ก ๆ ไม่เพียงแต่มีผลกระทบต่อราคาในเชิงระบบเท่านั้น แต่ยังมีอิทธิพลมากเป็นพิเศษในกลุ่มหุ้นขนาดเล็ก หุ้นที่มีการถือครองโดยสถาบันจำนวนน้อย และหุ้นที่มีราคาต่ำ นอกจากนี้ Kumar (2009); Pavabutr and Zhao (2024) ศึกษาพฤติกรรมของนักลงทุนรายย่อยและพบว่า หุ้นที่มีราคาต่ำ ความผันผวนเฉพาะสูง (Idiosyncratic Volatility) และความเบ้เฉพาะสูง (Idiosyncratic Skewness) มีคุณลักษณะเหมือนลอตเตอรี่เพราะผู้ถือรับผลขาดทุนเป็นจำนวนเงินจำกัดแต่ได้ประโยชน์จากโอกาสการขึ้นของราคาที่ไม่จำกัดจึงน่าดึงดูดใจเป็นพิเศษสำหรับนักลงทุนรายย่อย พฤติกรรมดังกล่าวสอดคล้องกับแนวคิด Relative Prospect Theory ของ Barberis and Huang (2008) ว่านักลงทุนที่มีฐานความมั่งคั่งไม่สูงประสงค์ที่นิยมความเสี่ยงที่มาจากราคาขาขึ้นได้มากกว่าพิเศษเพราะทราบดีว่าสถานะขาดทุนจากความเสี่ยงของราคาขาลงเป็นจำนวนเงินไม่มากโดยเปรียบเทียบ

1.6 กฎเกณฑ์ที่ควบคุมการซื้อขาย

ตลาดหลักทรัพย์มีบทบาทสำคัญในการระดมทุน ในฐานะที่เป็นตัวกลางระหว่างนักลงทุนและบริษัทจึงต้องมีระบบและกฎเกณฑ์เพื่อสร้างความมั่นใจที่เริ่มด้วยการคัดเลือกบริษัทจดทะเบียน ระบบที่มีความโปร่งใสในการเปิดเผยข้อมูล ระเบียบในการจัดการคำสั่งซื้อขาย และการควบคุมระดับความผันผวน ผู้เขียนยกตัวอย่างการศึกษาเชิงประจักษ์ที่อาศัยข้อมูลระหว่าง

วันในเรื่องที่เกี่ยวข้องกับกฎเกณฑ์กำกับและผลกระทบต่อความมีประสิทธิภาพของตลาด

ระดับการเปิดเผยข้อมูลก่อนการขาย Pre-trade transparency

ตลาดหลักทรัพย์ในเอเชียแปซิฟิกทุกตลาดใช้วิธีการซื้อขายแบบประมูลราคาอย่างเปิดเผย (Open Auction) ซึ่งหมายความว่านักลงทุนสามารถมองเห็นราคาและปริมาณหุ้นที่รอการจับคู่ในระบบได้จากสมุดทะเบียนรอซื้อ ตัวอย่างเช่นในตลาดหลักทรัพย์ไทยตามตารางที่ 1.1 มีความเชื่อว่าการเปิดเผยข้อมูลนำไปสู่การค้นพบราคาที่มีประสิทธิภาพมากขึ้น² แรกเริ่มงานวิจัยไม่พบหลักฐานที่แน่ชัดว่าระดับการเปิดเผยมีความสัมพันธ์โดยตรงกับการตอบสนองของราคาที่มีประสิทธิภาพ อย่างเช่นในงานของ Madhavan et al. (2005) ที่พบว่าการเพิ่มระดับของการเปิดเผยราคาทำให้ต้นทุนการซื้อขายและความไหวของราคาเพิ่มสูงขึ้นในตลาดหลักทรัพย์ Toronto อย่างไรก็ดีตามการศึกษาจากข้อมูล Korean Stock Exchange (KRX) ของ Eom and Park (2007) และจากข้อมูล Tokyo Stock Exchange (TSE) ของ Sakawa and Ubukata (2012) พบว่าการเปิดเผยข้อมูลของระดับราคาเพิ่มขึ้นทำให้สภาพคล่องดีขึ้นและความผันผวนของราคาลดลง

² ระดับการเปิดเผยข้อมูลก่อนการขายในตลาดเอเชียแปซิฟิกมีแนวโน้มเพิ่มขึ้น เช่นในตลาดเกาหลีหรือไทยได้เพิ่มการรายงานราคาและปริมาณเสนอซื้อและขาย 5 ลำดับที่ดีที่สุดเป็น 10 ลำดับที่ดีที่สุด

หน่วยการซื้อขายและช่วงห่างของราคาขั้นต่ำ

เพื่อความเป็นระเบียบในการซื้อขาย จำนวนหลักทรัพย์ที่เปลี่ยนมือจะอยู่ในรูปของหน่วยการซื้อขายหรือ (Board Lot) โดยทั่วไปหนึ่งหน่วยการซื้อขายเท่ากับ 100 หลักทรัพย์ นอกจากนี้ การเคลื่อนไหวของราคาหลักทรัพย์สำหรับการเสนอซื้อเสนอขายแต่ละครั้งต้องเป็นไปตามช่วงราคา³ (Tick Size) ที่กำหนดโดยขึ้นอยู่กับระดับราคาของแต่ละหลักทรัพย์

ข้อเสียของการมี Tick Size คือทำให้ต้นทุนการซื้อขายเพิ่มขึ้น ตัวอย่างเช่น สมมติว่าหุ้นตัวหนึ่งกำลังซื้อขายอยู่ที่ 20 บาท โดยราคาทีขนาด Tick Size ปัจจุบันคือ 0.25 บาท สมมติว่ามีข้อมูลใหม่เข้ามาซึ่งทำให้ราคาตลาดใหม่เพิ่มขึ้นเป็น 20.10 บาท แต่ นักลงทุนไม่สามารถตั้งราคาซื้อได้ที่ 20.10 บาท เพราะช่วงราคาคือ 0.25 บาท จึงต้องตั้งซื้อในราคา 20.25 บาท ซึ่งสูงกว่าราคาพื้นฐาน 0.15 บาท (20.25-20.10)

ดังนั้นโดยหลักการแล้วการลด Tick Size ควรช่วยลดต้นทุนในการซื้อขายและกระตุ้นสภาพคล่องเป็นเหตุให้บางตลาดเช่น NYSE และ NASDAQ ใช้ระบบ Decimalization หรือการตั้งราคาในหน่วยเศษสตางค์ได้ อย่างไรก็ตามตลาดเอเชียแปซิฟิกไม่ว่าจะเป็น TSE, HKSE หรือตลาดในกลุ่ม AEC คงใช้ระบบ Tick Size งานวิจัยของ Pavabutr and Prangwattananon (2008) ศึกษาผลกระทบของการปรับเปลี่ยน Tick Size บนตลาดหลักทรัพย์ไทยในปี ค.ศ. 2021 พบว่าไม่ได้มีผลกระทบต่อมูลค่าการซื้อขายโดยรวมแต่

³ อ่านรายละเอียดได้จาก

<https://www.set.or.th/en/market/information/trading-procedure/price-bands-and-tick-sizes>

ลดส่วนต่างของราคาซื้อขาย (Bid-Ask Spread) และยอดการสะสมของปริมาณซื้อขายในแต่ละช่วงราคา

การควบคุมความผันผวนของราคา

ความผันผวนที่เกิดจากการปรับตัวของราคาจากข้อมูลข่าวสารเป็นเรื่องปกติ แต่เพื่อหลีกเลี่ยงความผันผวนที่ผิดปกติตลาดหุ้นทั่วโลกใช้รูปแบบการควบคุมการซื้อขายที่แตกต่างกัน เช่นการกำหนดเพดานราคาหุ้นรายตัว ไปถึงการระงับการซื้อขายหุ้นรายตัว หรือการหยุดการซื้อขายทั้งตลาดชั่วคราวที่เรียกว่า การใช้เซอร์กิตเบรกเกอร์ (Circuit Breaker) กรณีที่สภาวะการซื้อขายหลักทรัพย์มีความผันผวนรุนแรง มีงานวิจัยจำนวนมากที่ศึกษาผลกระทบของการใช้มาตรการควบคุมราคา แต่โดยรวมแล้วไม่สามารถหาข้อสรุปได้ชัดเจนเพราะขึ้นกับนิยามการวัดความผันผวน ช่วงเวลาที่ศึกษา และโครงสร้างจุลภาคของตลาด Kim and Rhee (1997) พบว่าการมีเพดานราคาไม่ได้ช่วยลดความผันผวนในตลาด Tokyo Stock Exchange แต่ Lee and Kim (1995) พบว่าเพดานราคาช่วยลดความผันผวนในตลาด Korea Stock Exchange ส่วนงานของ Sifat and Mohamad (2019) สรุปผลการประเมินความสำเร็จของการใช้เซอร์กิตเบรกเกอร์ในตลาดต่าง ๆ ทั่วโลก

สำหรับตลาดไทยเพดานดังกล่าวคือ 30% ของราคาปิดในวันก่อนหน้า ทำให้ราคาหลักทรัพย์ในตลาดโดยรวมเปลี่ยนแปลงลดลงมาก เพื่อให้นักลงทุนมีเวลาในการไตร่ตรองข้อมูลข่าวสารที่มีผลกระทบต่อการลงทุนก่อนที่จะทำการซื้อขายต่อไป ตลาดหลักทรัพย์จะหยุดทำการซื้อขายโดยอัตโนมัติเป็นการชั่วคราว สำหรับตลาดหลักทรัพย์ไทยมีหลักเกณฑ์ดังนี้:

ครั้งที่ 1 เมื่อ SET Index เปลี่ยนแปลงลดลงถึง 8% ของค่าดัชนีปิดในวันทำการก่อนหน้าตลาดหลักทรัพย์ จะพักการซื้อขายหลักทรัพย์ ทั้งหมดเป็นเวลา 30 นาที และ

ครั้งที่ 2 เมื่อ SET Index เปลี่ยนแปลงลดลงถึง 15% ของค่าดัชนีปิดในวันทำการก่อนหน้าตลาดหลักทรัพย์จะพักการซื้อขายหลักทรัพย์ ทั้งหมดเป็นเวลา 30 นาที

ครั้งที่ 3 เมื่อ SET Index เปลี่ยนแปลงลดลงถึง 20% ของค่าดัชนีปิดในวันทำการก่อนหน้าตลาดหลักทรัพย์จะพักการซื้อขายหลักทรัพย์ ทั้งหมดเป็นเวลา 1 ชั่วโมง

หลังจากการทำงานครั้งที่ 3 ของ Circuit Breaker แล้วตลาดหลักทรัพย์จะเปิดให้ทำการซื้อขายต่อไป จนถึงเวลาปิดทำการตามปกติโดยไม่มีกรหยุดพักการซื้อขายอีก

โดยทั่วไปแล้วการใช้ Circuit breaker จะเกิดในกรณีการเกิดข่าวที่เป็นวิกฤตร้ายแรงเช่น วันที่ 27 ตุลาคม ค.ศ. 2008 ตลาดหลักทรัพย์ไทยหยุดทำการซื้อขายหลักทรัพย์เป็นการชั่วคราวหลังจากเกิดข่าวปัญหาภาวะฟองสบู่ในตลาดที่อยู่อาศัยของสหรัฐอเมริกา และการผิดชำระหนี้ของสินเชื่อบัปไพร์ม วันที่ 14 มีนาคม ค.ศ. 2011 ตลาดหลักทรัพย์โตเกียวหยุดทำการซื้อขายหลักทรัพย์เป็นการชั่วคราวหลังจากเกิดข่าวพายุ Tsunami ตามด้วยแผ่นดินไหว World Federation of Exchanges รายงานว่าในเดือน มีนาคม ค.ศ. 2020 ตลาดหลักทรัพย์ 9 ตลาดจาก 16 ในกลุ่มเอเชียแปซิฟิกประกาศใช้ Circuit breaker ภายหลังจากประกาศล็อกดาวน์ จาก Covid-19

การขายชอร์ต Short selling

มูลเหตุจูงใจในการขายชอร์ตมาจากความเชื่อของนักลงทุนว่าราคาหุ้นมีทิศทางปรับตัวลงในอนาคต จึงยืมหุ้นมาขายในระดับราคาปัจจุบัน เพื่อหวังที่จะซื้อหุ้นกลับคืนได้ในราคาต่ำกว่าที่ขายไป ในตลาดไทยนักลงทุนสามารถยืมหุ้นจากโบรกเกอร์ หรือ จาก การใช้บริการยืมและให้ยืมหลักทรัพย์เพื่อการส่งมอบต่อสำนักหักบัญชี (Security borrowing and lending; SBL) ของตลาดหลักทรัพย์ แต่เนื่องจากราคากារวางหลักทรัพย์ค้ำประกันของตลาดหลักทรัพย์ สูงถึงร้อยละ 130 ของมูลค่าหลักทรัพย์ที่กู้ยืม การขายชอร์ตจึงเป็นการยืมจากโบรกเกอร์ที่สามารถนำหุ้นในพอร์ตตัวเอง หรือจากลูกค้าของโบรกเกอร์ที่ให้ค้ายินยอมยืมหุ้น การกู้ยืมหุ้นจากโบรกเกอร์จะมีค่าธรรมเนียมอยู่ ประมาณ 5-10 % ค่าธรรมเนียมดังกล่าวจะสูงหรือต่ำขึ้นกับความยากง่ายในการหาหุ้นมาให้ยืม ตลาดหลักทรัพย์ที่อนุญาตให้ทำธุรกรรมขายชอร์ตกำหนดให้ราคาตั้งขายจะต้องเป็นราคาที่สูงกว่าราคาที่เกิดธุรกรรมครั้งสุดท้าย⁴ (Up-tick Rule) กำไรจากการขายชอร์ตมาจากผลต่างระหว่างราคาขายชอร์ต กับราคาซื้อกลับคืนรวมค่าใช้จ่ายในการยืมหุ้น การศึกษาเรื่อง Short Selling มีอยู่จำนวนมากแต่ส่วนใหญ่เป็นการศึกษาจากข้อมูลรายวันไม่ใช่ระหว่างวัน และการศึกษาที่มีให้ข้อสรุปที่ขัดแย้งกันอยู่ บางกลุ่มสรุปว่ามีผลดีมากกว่าผลเสีย

เช่น Diamond และ Verrecchia (1987) พบว่าเพราะกลุ่มนักลงทุนที่ทำการชอร์ตมักเป็นกลุ่ม Informed Trader ที่มีข้อมูลตลาดดี Boehmer and Wu (2013) สรุปว่าการขายชอร์ตช่วยลดสภาวะฟองสบู่ของราคาหุ้น และในสภาวะตลาดขาลง Fan and Gao (2024) รายงานว่า

⁴ รายละเอียดเกณฑ์การขายชอร์ตปรากฏใน บสค. 01-00

กลุ่มนักลงทุนที่ทำการชอร์ตเป็นกลุ่มที่เข้ามาซื้อในตลาดทำให้ลดความผันผวนของราคา

ในทางตรงข้ามงานของ Cai et al. (2019); Deng et al. (2018) พบว่าการขายชอร์ตนำไปสู่ความผันผวนและการบิดเบือนของราคามากขึ้น

1.7 รูปแบบข้อมูลระหว่างวันของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย

ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยเปิดเผยข้อมูลระหว่างวันเพื่อใช้ในการวิจัยทางวิชาการกับมหาวิทยาลัยคู่สัญญา Pavabutr and Zhao (2025) นำเสนอคู่มือการจัดการข้อมูลดังกล่าวให้อยู่ในรูปแบบที่ใช้งานได้ง่ายขึ้น โดยในภาพใหญ่จัดทำการสรุปสถิติธุรกรรมเป็นราย 30 นาที ผู้สนใจสามารถศึกษารายละเอียดการจัดการข้อมูลชุดนี้ได้จากหนังสือและจากเว็บไซต์ประกอบหนังสือ <https://sites.google.com/tbs.tu.ac.th/market-microstructure>

เพื่อให้เห็นภาพคร่าว ๆ ผู้เขียนขอแนะนำรูปแบบของข้อมูลที่ได้รับการประมวลผลให้อยู่ในรูปแบบที่ใช้งานดังตารางต่อไปนี้ บทที่ 3 และ บทที่ 4 นำตารางเหล่านี้ไปคำนวณสถิติและเสนอภาพข้อมูลระหว่างวันโดยใช้โปรแกรม Python

กลุ่มตารางสรุปข้อมูลธุรกรรม (Deal Files)

ตารางชุดนี้สรุปสถิติราย 30 นาที ในหนึ่งวันของการซื้อขายมี 12 ช่วงเวลา (Time Interval) จาก Time Interval = 0 (ก่อน 10.00 น.) Time

Interval = 1 (10.00-10.30)...Time Interval = 6 (12.30-14.30)⁵
Time Interval = 11 (หลัง 16.30 น.) ของราคาเฉลี่ย ราคาเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก
(Volume weighted average price: VWAP) และปริมาณการซื้อขายทั้งที่
เป็นจำนวนหุ้น (Deal Volume) และมูลค่าแลกเปลี่ยน (Deal Value) โดยรวม
และแยกฝั่งซื้อ ขาย และ ประเภทของนักลงทุน

⁵ ภายหลังจากวันที่ 25 มีนาคม ค.ศ. 2024 ตลาดได้ปรับเวลาเปิดช่วงบ่ายเป็น 14.00 น.

ตัวอย่างรายการข้อมูลราคาเฉลี่ย ราคาเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก

ชื่อไฟล์ตัวอย่าง Dealprice&year.csv						
Date	Ticker	Time interval	Price ราคา	Med price ราคามัธยฐาน	Max Price ราคาสูงสุด	Mid Price ราคาต่ำสุด
yymmdd	AAV	0	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...
yymmdd	AAV	11	...	...	...	...
ชื่อไฟล์ตัวอย่าง VWAP&year.csv						
Date	Ticker	Time interval	VWAP	Med VWAP	Max VWAP	Min VWAP
yymmdd	AAV	0	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...
yymmdd	AAV	11	...	...	...	...

ตัวอย่างรายการปริมาณการซื้อขายทั้งที่เป็นจำนวนหุ้น (Deal Volume) และมูลค่าแลกเปลี่ยน (Deal Value) Nobs หมายถึง Number of observations หรือ จำนวนธุรกรรมใน 30 นาที

ชื่อไฟล์ตัวอย่าง Dealvol&year.csv / Dealval&year.csv									
Date	Ticker	Timeinterval	Nobs*	Sum	Mean	SD	Med	Max	Min
yymmdd	AAV	0	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
yymmdd	AAV	11	...	...	...	...	...	...	...

ตัวอย่างปริมาณซื้อ ขาย ทั้งที่เป็นจำนวนหุ้น (Deal Volume) และมูลค่าแลกเปลี่ยน (Deal Value) แยกตามประเภทของ
 นักลงทุน Buytype/Selltype ระบุประเภทนักลงทุนเป็นรายย่อย (Retail) ต่างชาติ (Foreign) และ สถาบัน (Funds +
 Proprietary Trade)

ชื่อไฟล์ตัวอย่าง Buyvol&year.csv / Buyval&year.csv										
Date	Ticker	Timeinterval	Nobs*	Buytype	Sum	Mean	S D	Med	Max	Min
yymmdd	AAV	0	...	Retail	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
yymmdd	AAV	11	...	Retail	...	...	...	...	...	...
ชื่อไฟล์ตัวอย่าง Sellvol&year.csv / Sellval&year.csv										
Date	Ticker	Timeinterval	Nobs*	Selltype	Sum	Mean	SD	Med	Max	Min
yymmdd	AAV	0	...	Retail	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
yymmdd	AAV	11	...	Retail	...	...	...	...	...	...

กลุ่มตารางสรุปข้อมูลจากสมุดทะเบียนรอการซื้อ ขาย (Order Files)

ตารางชุดนี้สรุปสถิติราย 30 นาทีของสมุดทะเบียนคำสั่งรอซื้อขาย ลำดับราคา Bid1 ถึง Bid5 เรียงจากสูงไปต่ำ ลำดับ Ask1 ถึง Ask5 เรียงจากต่ำไปสูง ข้อมูลราคาและปริมาณหุ้นมีทั้งที่แยกและไม่แยกประเภทหลักทรัพย์

ตัวอย่างราคาสั่งซื้อ (Bid) เรียงจากมากไปน้อย ขาย (Ask) ลำดับเรียงจากน้อยไปมาก

ชื่อไฟล์ตัวอย่าง Bidpricerank&year.csv / Askpricerank&year.csv							
Orderdate	Ticker	Timeinterval	Bid1	Bid2	Bid3	Bid4	Bid5
yymmdd	AAV	0	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...
yymmdd	AAV	11	...	...	...	...	...
ชื่อไฟล์ตัวอย่าง Buyvol&year.csv / Buyval&year.csv							
Orderdate	Ticker	Timeinterval	Ask1	Ask2	Ask3	Ask4	Ask5
yymmdd	AAV	0	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...
yymmdd	AAV	11	...	...	...	...	...

ตัวอย่างปริมาณสั่งซื้อ (Bid Volume) และ ขาย (Ask Volume) ที่ตรงกับการเรียงลำดับราคา เช่น BidVol1 คือปริมาณสั่งซื้อที่ตรงกับราคาในช่อง Bid 1

ชื่อไฟล์ตัวอย่าง BidOrderVolume&year.csv / AskOrderVolume&year.csv							
Orderdate	Ticker	Timeinterval	BidVol1	BidVol2	BidVol3	BidVol4	BidVol5
yymmdd	AAV	0	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...
yymmdd	AAV	11	...	...	...	...	...
ชื่อไฟล์ตัวอย่าง Sellvol&year.csv / Sellval&year.csv							
Orderdate	Ticker	Timeinterval	AskVol1	AskVol2	AskVol3	AskVol4	AskVol5
yymmdd	AAV	0	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...
yymmdd	AAV	11	...	...	...	...	...

สำหรับไฟล์คำสั่งที่แยกประเภทนักลงทุนจะมีลักษณะคล้ายคลึงโดยไฟล์จะมีชื่อประเภทนักลงทุนกำกับตามโฟลเดอร์

1.8 ประโยชน์ของการศึกษา

ข้อมูลการซื้อขายหุ้นระหว่างวันเป็นประโยชน์ในการศึกษาหัวข้อวิจัยมากมาย ในประเด็นเกี่ยวกับประสิทธิภาพของตลาด ข้อมูลธุรกรรมระหว่างวันช่วยให้สามารถดำเนินการศึกษา Event Study ได้อย่างละเอียดเพื่อประเมินการตอบสนองของนักลงทุนต่อการประกาศข่าวที่เป็นไปตามกำหนดการ เช่น ผลประกอบการรายไตรมาส และเหตุการณ์ข่าวที่ไม่คาดหมาย การเปิดเผยข้อมูลคำสั่งซื้อแยกประเภทนักลงทุนช่วยให้สามารถประเมินพฤติกรรมการลงทุนของแต่ละกลุ่มได้ หรือประเมินว่านักลงทุนกลุ่มใดเข้าถึงข้อมูลสำคัญก่อนการเปิดเผยต่อสาธารณะหรือไม่

ในประเด็นของการกำหนดราคาสินทรัพย์ การวัดสภาพคล่องระหว่างวันที่จะอธิบายเพิ่มเติมในบทต่อไปช่วยให้เราสามารถวัดต้นทุนของการซื้อขายได้ครบถ้วนมากขึ้นจากสเปรดหรือผลต่างระหว่างราคาซื้อ-ขาย และผลกระทบทางราคา (Price Impact) ที่ข้อมูลรายวันทำไม่ได้ การวัดความผันผวนของราคาระหว่างวันยังเป็นเครื่องมือที่ดีกว่าข้อมูลรายวันในการช่วยชี้ชัดสาเหตุของความผันผวนว่ามาจาก ข่าวสารข้อมูล พฤติกรรมนักลงทุน หรือการขาดสภาพคล่อง นอกจากนี้การนำเทคโนโลยีใหม่มาใช้ในการไม่กี่ปีที่ผ่านมาช่วยปูทางไปสู่การซื้อขายในลักษณะ HFT ซึ่งอาศัยข้อมูลธุรกรรมระหว่างวันเพื่อการคาดการณ์ทิศทางราคา สุดท้ายข้อมูลธุรกรรมมีค่าอย่างยิ่งในการประเมินการออกแบบตลาดโดยรวม เพื่อให้แน่ใจว่าโครงสร้างทางระบบและกฎเกณฑ์ของตลาดจะรับประกันความน่าเชื่อถือและสร้างสภาพแวดล้อมทางการลงทุนที่เท่าเทียมกันสำหรับทุกคน

เอกสารอ้างอิง

- Admati, A.R., & Pfleiderer, P. (1988). A theory of intraday patterns: Volume and price variability, *Review of Financial Studies*, 1(1), 3-40.
- Barberis, N & Huang M. 2008. Stocks as lotteries: The implications of probability weighting for security prices. *American Economic Review*, 95(5), 2066-2100.
- Boehmer, E., Wu, J. (2013) Short selling and the price discovery process, *Review of Financial Studies*, 26(2), 287-322.
- Cai, F., Han, S., Li, D., & Li, Y : (2019). Institutional herding and its price impact: Evidence from corporate bond market, *Journal of Financial Economics*, 131(1), 139-167.
- Chordia, T., & Subrahmanyam, A. (2004). Order imbalance and individual stock returns: Theory and evidence. *Journal of Financial Economics*, 72(3), 485–518.
- Deng X., Shengmin, H., & Zheng, Q. (2018). Mutual fund herding and stock price crashes. *Journal of Banking & Finance*, 94, 166-184.
- Diamond, D. W., & Verrecchia, R. E. (1987). Constraints on short-selling and asset price adjustment to private information. *Journal of financial economics*, 18(2), 277-311.

- Eom, K.S., Ok, J., & Park, J. (2007). Pre-trade transparency and market quality. *Journal of Financial Markets*, 10(4), 319-341.
- Fan, Y., & Gao, Y. (2024). Short selling, informational efficiency, and extreme stock price adjustment. *International Review of Economics and Finance*, 89, 1009-1028.
- Ferber, M. (Rapporteur). (2012, September 27). *Report on the proposal for a regulation of the European Parliament and of the Council on markets in financial instruments and amending Regulation EMIR on OTC derivatives. central counterparties and trade repositories* (Document A-7-2012-0303_EN). European Parliament.
- Kim, KA., & Rhee, SG., (1997). Price limit performance: Evidence from the Tokyo Stock Exchange. *Journal of Finance*, 52, 885-901.
- Kumar, A. (2009). Who gambles in the stock market. *Journal of Finance* 54(4), 1889-1931.
- Kumar, A. & Lee, C.M. (2006). Retail investor sentiment and return comovements. *Journal of Finance*, 61(5), 2451-2486.
- Lee SB. & Kim, KJ. (1995). The effect of price limits on stock price volatility: Empirical evidence in Korea. *Journal of Business Finance & Accounting*, 22(2).

- Madhavan, A., Porter, D., & Weaver, D. (2005). Should securities markets be transparent?. *Journal of Financial Markets*, 8(3), 265–287
- Pavabutr, P., & Prangwattananon, S. (2008). Tick size change on the Stock Exchange of Thailand. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 32, 351-371.
- Pavabutr, P., & Zhao, B. (2024). Do retail investors gamble more during lockdown?. *International Review of Finance*, 24(4), 572-603.
- Sakawa, H., & Ubukata, M. (2012). Does Pre-trade transparency affect market quality in the Tokyo Stock Exchange. *Economics Bulletin*, 32(3), 2103-2112.
- Sifat, IM., and Mohamad, A., (2020). A survey on the magnet effect of circuit breakers in financial markets. *International Review of Economics and Finance*, 69, 138-151.

บทที่ 2

สภาพคล่องของหุ้น

2.1 บทนำ

สภาพคล่องเป็นตัวแปรที่มีความสำคัญในการทำงานการลงทุนแต่มักไม่ได้รับความสนใจเท่าที่ควร บทสนทนาในเรื่องหลักการลงทุนเบื้องต้นก็นำไปพื้นฐานความมีประสิทธิภาพของตลาดที่ในทางปฏิบัติมีแรงเสียดทานและข้อจำกัดมากมายที่อาจเป็นอุปสรรคต่อการปรับตัวของราคาตลาดเข้าหามูลค่าพื้นฐานอย่างราบรื่น

ในทางปฏิบัตินักลงทุนพบปัญหาว่าอัตราผลตอบแทนที่คาดหวัง (Expected Return) มีความแตกต่างจากอัตราผลตอบแทนที่ได้จริง (Actual Return) ทั้ง ๆ ที่คาดเดาทิศทางราคาหุ้นและตลาดถูก ข้อสังเกตแรกคือในการลงทุนจริงเราอาจจะไม่ได้ซื้อหรือขายพอร์ตหุ้นในราคาที่ตั้งใจและไม่ได้ขายหรือซื้อกลับเพื่อปิดสถานะในราคาที่ตั้งใจ ยกตัวอย่างว่านักลงทุนอยากซื้อหุ้น Delta Electronics (DELTA) ที่ราคา 100 บาท จำนวน 1 พันหุ้น ซื้อได้จริง 700 หุ้นที่ราคา 101 บาท และ 300 หุ้น ที่ 102 บาท หรือตั้งใจจะขายหุ้น President Bakery (PB) ที่ราคา 52.50 บาท จำนวน 1 พันหุ้น แต่ราคาเสนอซื้อที่ดีที่สุดคือ 51.25 ที่ 100 หุ้น ตัวอย่างที่หยิบยกนี้เป็นประเด็นเรื่องสภาพคล่องของหุ้นซึ่งเป็นมิติที่สำคัญในการประเมินความเสี่ยงของการลงทุน

สำหรับผู้วางนโยบายกำกับตลาดหุ้น สภาพคล่องมีความสำคัญในการรักษาเสถียรภาพของราคา การมีเสถียรภาพนี้ไม่ได้มีความหมายว่าราคาหุ้นนิ่งสนิทไม่มีการเปลี่ยนแปลงเลย แต่ต้องเป็นการปรับเปลี่ยน

ที่สอดคล้องกับพลวัตรของปัจจัยพื้นฐานและภายในกรอบที่ไม่ทำลายความเชื่อมั่น ประวัติศาสตร์ของตลาดหลักทรัพย์ให้บทเรียนกับเราหลายครั้งแล้วว่าเมื่อใดที่นักลงทุนขาดความมั่นใจในหุ้นตัวหนึ่งหรือในตลาดจะเกิดการขาดดุลแบบผิดปกติระหว่างอุปสงค์และอุปทานส่งผลให้ราคาหุ้นตกอย่างรุนแรง ตลาดหลักทรัพย์ยุคดิจิทัลยังได้รับบทเรียนจากเทคโนโลยีการซื้อขายอัตโนมัติที่อาจนำไปสู่ Flash Crash หรือการดิ่งลงของราคาหุ้นหรือหลักทรัพย์ภายในเวลาอันสั้นที่ตามมาด้วยการเด้งกลับของราคาอย่างรวดเร็ว⁶

2.2 สภาพคล่องคืออะไร

ปัญหาของนักลงทุนที่ต้องการซื้อหรือขายที่ดินเปล่าหนึ่งแปลงแถวรังสิตคือการหาราคาอ้างอิง และ หาคู่ธุรกรรมที่มีความสนใจร่วมในที่ดินนั้น ปัญหาทั้งสองนี้ไม่น่าจะหาคำตอบได้ในเวลาสั้น ๆ เพราะอสังหาริมทรัพย์ไม่ใช่สินทรัพย์ที่มีสภาพคล่องที่แลกเปลี่ยนมือกันได้ง่ายทันใจ ซึ่งต่างจากนักลงทุนที่ต้องการซื้อหรือขายหุ้น Sansiri (SIRI) ก็สามารถรอตลาดหลักทรัพย์เปิดทำการและตั้งราคาครอบบน กระดานอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอป

Kyle (1985) พูดถึงการวัดปริมาณหุ้นที่แลกเปลี่ยนมือกันหรือมูลค่าการซื้อขายซึ่งได้จากการซื้อขายสถิติรายวันที่เป็นเพียงภาพฉายนิ่ง ๆ (Static) ของการซื้อขายหลักทรัพย์ สภาพคล่องที่มีความหมายครอบคลุม

⁶ Easley et al. (2011) อธิบายการเกิดของ Flash Crash ในเดือนพฤษภาคม ค.ศ. 2010 มาจากคำสั่งขายขนาดใหญ่ในตลาดฟิวเจอร์สของสหรัฐอเมริกา ซึ่งทำให้ราคาหุ้นปรับตัวลงพร้อมกับการถอนสภาพคล่องของ Market maker เนื่องจากมีความไม่แน่ใจในสถานการณ์

หมายถึงความสามารถซื้อขายหลักทรัพย์ได้ในเวลาอันรวดเร็ว (Immediacy) โดยที่ราคาไม่เปลี่ยนแปลงไปมาก (Low Price Impact) และ มีราคาตลาดมีการปรับตัวเข้าหาราคากลางที่สะท้อนมูลค่าที่เป็นธรรมได้อย่างเร็ว (Resiliency) องค์ประกอบของโครงสร้างจุลภาคตลาดที่ทำให้เกิดสภาพคล่องดังกล่าวเป็นภาพที่แสดงมีการเคลื่อนไหว (Dynamic) ประกอบด้วย ส่วนต่างของราคาซื้อขาย Bid-Ask Spread และ ความหนาแน่นของปริมาณเสนอซื้อและขาย (Depth) ณ ช่วงราคาต่าง ๆ

2.3 วิธีวัดสภาพคล่อง

ส่วนต่างของราคาซื้อขาย (Bid-Ask Spread)

การซื้อขายหุ้นในตลาดหลักทรัพย์เป็นระบบประมูลราคาที่มีผู้ซื้อผู้ขายมากมายที่ส่งราคาและปริมาณหุ้นที่ยินดีจะซื้อหรือขายจึงจำเป็นต้องมีการจัดระเบียบลำดับโดยตลาดหลักทรัพย์ยึดหลัก Price then time priority ในการจับคู่ กล่าวคือผู้เสนอซื้อหลักทรัพย์ที่ส่งราคาสูงสุดจะมีคิวลำดับสูงกว่าผู้ที่เสนอราคาต่ำกว่า ในทำนองเดียวกันผู้เสนอขายหลักทรัพย์ที่ส่งราคาต่ำสุดจะมีคิวลำดับสูงกว่าผู้ที่เสนอราคาสูงกว่า และถ้ามีนักลงทุนมากกว่า 1 คน ส่งราคาซื้อหรือขายเท่ากันผู้ที่ส่งก่อนได้ลำดับการจับคู่ก่อน การจัดลำดับของราคาเสนอซื้อ (Bid) และ เสนอขาย (Ask) จะเป็นไปตามช่วงห่างของราคาขั้นต่ำ เช่นหุ้นที่ต่ำกว่า 2 บาทมีช่วงราคา 0.01 บาท สำหรับหุ้นราคาสูงตั้งแต่ 100 บาทแต่ไม่เกิน 200 บาทช่วงราคาคือ 0.50 บาท เนื่องจากช่วงของราคา

แปรผันตามระดับราคา⁷ การนำเสนอ Bid-Ask Spread (BAS) มักอยู่ในรูปเปอร์เซ็นต์ตามสมการที่ 2.1⁸ ตัวแปร L แสดงระดับราคาจาก 1 ไป ถึง 10 ระดับที่ 1 คือราคาซื้อที่สูงสุด ราคาขายที่ต่ำสุด ระดับที่ 10 คือราคาซื้อที่ต่ำสุด และราคาขายที่สูงสุด ณ เวลานั้น

$$\%BAS_L = \frac{Ask_L - Bid_L}{Ask_L} \cdot 100 \quad (2.1)$$

เพื่อรักษาความโปร่งใสตลาดหลักทรัพย์ที่ใช้ระบบ (Continuous Trading) จัดให้มีการประมูลราคาอย่างเปิดเผย (Open Auction) ซึ่งหมายความว่านักลงทุนสามารถมองเห็นราคาและปริมาณหุ้นที่รอการจับคู่ในระบบได้

ตารางที่ 2.1 และ 2.2 แสดงสมุดทะเบียนรอการซื้อขายของหุ้น Erawan (ERW) และ Shangri-la (SHANG) ด้วยหลักการประมูลราคาอย่างเปิดเผย ณ เวลาใดเวลาหนึ่งที่ตลาดเปิด ตลาดหลักทรัพย์จัดให้เห็นราคา Bid ที่สูงสุด 10 ราคาและ Ask ที่ต่ำสุด 10 ราคาสำหรับลูกค้าโบรกเกอร์ ส่วนต่างระหว่าง Ask และ Bid เรียกว่า Bid-Ask Spread (BAS) ช่วงห่างที่แคบที่สุด Ask1 – Bid1 เรียกว่า Best Bid-Ask Spread (BBA) คู่ Bid และ Ask ที่ห่างกันออกไปยังมี Spread สูงขึ้นเรื่อย ๆ คู่ Bid-Ask ที่มี Spread ใกล้กันมีโอกาสการเกิดการจับคู่มากกว่าและแนวโน้มใช้เวลาจับคู่ธุรกรรมน้อยกว่า

⁷ อ่านรายละเอียดได้จาก

https://www.set.or.th/th/products/trading/equity/tradingsystem_p5.html

⁸ บางครั้งจะนำเสนอในรูป $\%BAS_L = \frac{Ask_L - Bid_L}{(Ask_L + Bid_L)/2} \cdot 100$

Spread ที่ห่างกัน เช่น BBA ของ หุ้น ERW เท่ากับ 0.01 บาท หรือ $(0.01/1.98) \times 100 = 0.51\%$ และคู่ที่ห่างที่สุดเท่ากับ 0.26 บาท หรือ $(0.26/2.14) \times 100 = 12.15\%$ สำหรับ หุ้น SHANG มี BBA เท่ากับ 2.75 บาท หรือ $(2.75/48) \times 100 = 5.72\%$ และคู่ที่ห่างที่สุดเท่ากับ 25.5 บาท หรือ $(25.5/59.25) \times 100 = 43.04\%$

ตารางที่ 2.1 สมุดทะเบียนรอกการซื้อ ขาย Erawan (ERW) วันที่ 23 เดือน พฤษภาคม ค.ศ. 2025 เวลา 15.17 น. ราคาตลาดสุดท้าย 1.98 บาท

Level	ปริมาณหุ้น	ราคาเสนอซื้อ	ราคาเสนอขาย	ปริมาณหุ้น
1	222,300	1.97	1.98	420,000
2	511,900	1.96	1.99	1,402,700
3	608,200	1.95	2.00	1,001,700
4	532,500	1.94	2.02	1,646,700
5	487,900	1.93	2.04	1,064,900
6	996,800	1.92	2.06	477,000
7	1,532,400	1.91	2.08	1,900,000
8	334,000	1.90	2.10	1,098,700
9	1,050,400	1.89	2.12	192,400
10	191,100	1.88	2.14	553,600

ที่มา KGI PowerTrade

ตารางที่ 2.2 สมุดทะเบียนรอการซื้อ ขาย Shangri-la (SHANG) วันที่ 23 เดือนพฤษภาคม ค.ศ. 2025 เวลา 15.17 น. ราคาตลาดสุดท้าย 48.00 บาท

Level	ปริมาณหุ้น	ราคาเสนอซื้อ	ราคาเสนอขาย	ปริมาณหุ้น
1	800	45.25	48.00	500
2	1,400	45.00	48.50	900
3	100	41.00	49.00	300
4	100	40.50	50.00	500
5	500	36.50	52.50	500
6	200	36.00	57.00	500
7	500	34.00	58.00	500
8	100	33.75	59.25	200
9	0	0.00	62.25	1,200
10	0	0.00	0.00	0

ที่มา KGI PowerTrade

Spread ที่แคบ่งชี้ว่ามีโอกาสเกิดการจับคู่ซื้อขายมากกว่า ความแคบของ Spread จึงมีความสัมพันธ์กับปริมาณการซื้อขาย ความห่างของ Spread ทำให้ต้นทุนของนักลงทุนสูงขึ้น เช่น หุ้น X มี Spread มีราคาเสนอซื้อ 100 บาท เสนอขาย 101 บาท นาย A คาดว่าราคาที่เป็นธรรมของหุ้นคือ 107 บาท จึงส่ง Market Order ได้หุ้นมาในราคา 101 บาท อัตราผลตอบแทนที่คาดว่าจะได้ 5.94% หรือ $\left(\frac{107-101}{101}\right) \cdot 100$ หุ้น Y มีราคาที่เป็นธรรม 107 บาทเช่นกัน แต่ Spread มีราคาเสนอซื้อ 100 บาท

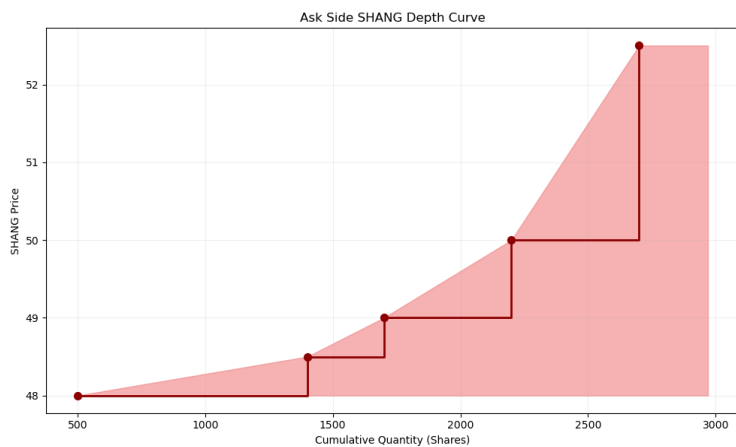
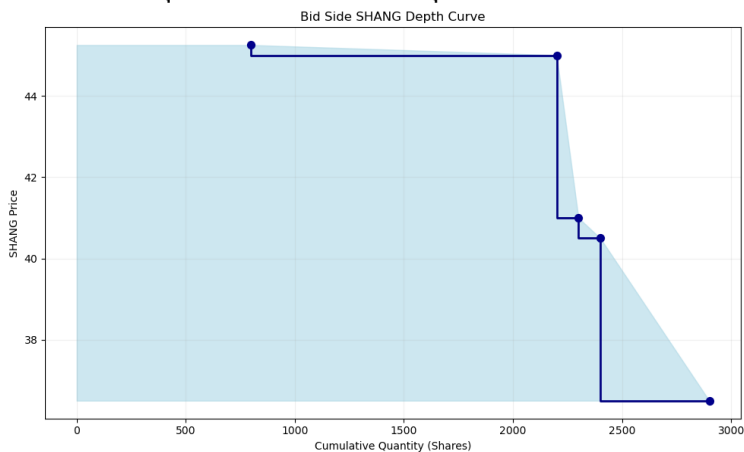
เสนอขาย 105 บาท อัตราผลตอบแทนที่คาดว่าจะได้จากต้นทุนซื้อ 105 บาท คือ 1.9%

ความหนาแน่นของปริมาณเสนอซื้อและขาย (Depth) ณ ช่วงราคา

จำนวนหุ้นที่เสนอซื้อและขาย ณ ช่วงราคาต่าง ๆ (Depth) แสดงถึงระดับอุปสงค์และอุปทานในแต่ละช่วงราคา พบว่าความหนาแน่นของปริมาณเสนอซื้อและขายของ ERW มากกว่าอย่างมีนัยสำคัญ ทุกระดับราคา เช่นที่ระดับ BBA ปริมาณเสนอซื้อขายของ ERW เป็นหลักแสนหุ้นส่วน SHANG เป็นระดับหลักร้อยหุ้น ความหนาแน่นของคำสั่งซื้อขายเป็นปัจจัยสำคัญที่ทำให้การปรับตัวของราคาเป็นอย่างค่อยเป็นค่อยไป (Resilience)

เมื่อนำข้อมูลจากตาราง 2.2 มาแสดงภาพจะพบว่าเส้นอุปสงค์ไม่ได้มีลักษณะความลาดเอียงเทจากซ้ายไปขวา (Negative Constant Slope) เมื่อราคาเพิ่มขึ้น และในทางกลับกันเส้นอุปทานก็ไม่ได้มีลักษณะ มีความลาดเอียงขึ้นจากซ้ายไปขวาด้วยความชันที่คงที่ (Positive Constant Slope) เมื่อราคาเพิ่ม แต่มีลักษณะเป็นขั้นบันได (Step Function) ตามแสดงในภาพที่ 2.1 ใช้ข้อมูลของ SHANG ลักษณะของขั้นบันไดเกิดจากการคำนวณความต้องการซื้อขายสะสมในแต่ละระดับราคา เช่นที่ระดับ ราคา 45 บาท ปริมาณความต้องการซื้อหุ้นเท่ากับ 2,200 หุ้น ($800+1,400$) เพราะนักลงทุนที่ยินดีซื้อในราคา 45.25 บาท ต้องยินดีซื้อในราคาที่ต่ำกว่าด้วย ทางฝั่งขายที่ระดับราคา 48.5 บาท ปริมาณความต้องการขายหุ้นเท่ากับ 1,400 หุ้น เพราะนักลงทุนที่ยินดีขายในราคา 48.0 บาท ต้องยินดีซื้อในราคาที่แพงกว่าด้วย

ภาพที่ 2.1 เส้นอุปสงค์ (ภาพบน) และเส้นอุปทาน (ภาพล่าง) ชันบันได

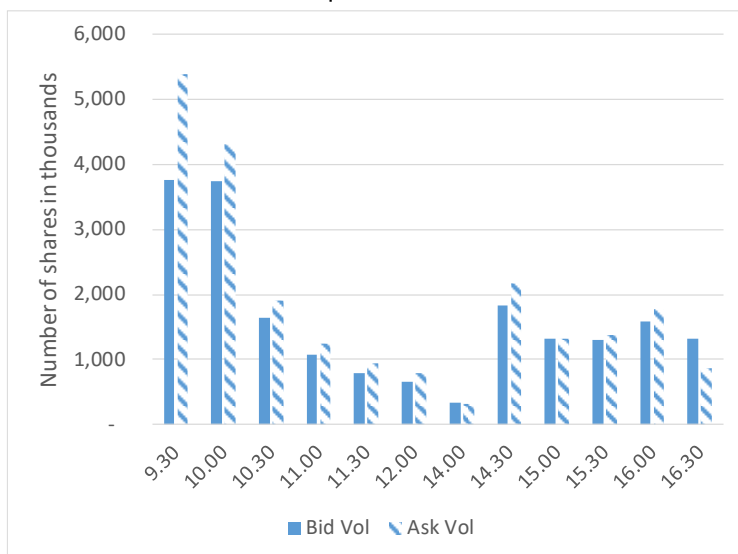


ที่มา ข้อมูล KGI PowerTrade ภาพโดยผู้เขียน

เมื่อนำข้อมูลระหว่างวันมาพิจารณาจะพบว่า จำนวนหุ้นที่เสนอซื้อ และขาย ณ ช่วงราคา มีการเปลี่ยนแปลงตลอดวัน ภาพที่ 2.2 แสดงว่า

ความหนาแน่นของคำสั่งซื้อขายของหุ้น SET100 ทั้งหมดในสมุดทะเบียนคำสั่งซื้อขายระหว่างมกราคม-มิถุนายน ค.ศ. 2022 พบว่าความหนาแน่นของคำสั่งมีมากที่สุดตอนเปิดตลาดและมีแนวโน้มลดลงก่อนที่จะเพิ่มขึ้นตอนตลาดเปิดตอนบ่ายและก่อนตลาดปิด ลักษณะดังกล่าวคล้ายกับรูปแบบการส่งคำสั่งในตลาด NYSE จากการศึกษาของ Admati and Pfleiderer (1988) ที่พบลักษณะเป็นรูปตัว U ในคำสั่งซื้อขายระหว่างวัน ข่าวสารใหม่ที่เข้ามาตอนตลาดเปิดทำให้มีคำสั่งจำนวนมากซึ่งสอดคล้องกับความผันผวนของตลาดที่มีมากในช่วงตลาดเปิดเช่นกัน จำนวนคำสั่งมักจะเพิ่มสูงขึ้นอีกครั้งก่อนตลาดปิดเพราะนักลงทุนต้องการปิดสถานะคงค้างในวันเดียวกัน

ภาพที่ 2.2 แสดงว่าความหนาแน่นเฉลี่ยของจำนวนหุ้น SET100 ที่เสนอซื้อและขายระหว่าง มกราคม-มิถุนายน ค.ศ. 2022



ที่มา ข้อมูลตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย คำนวณโดยผู้เขียน

ผลกระทบทางราคา (Price impact)

การส่งคำสั่งซื้อหรือขายแบบ Market Order หรือ Marketable Limit Order ในปริมาณสูง ๆ อาจทำให้เกิดการปรับตัวของราคาอย่างค่อยเป็นค่อยไปหรืออย่างรุนแรงขึ้นอยู่กับปริมาณหุ้นที่ถูกเสนอซื้อขายในช่วงราคาต่าง ๆ สมมติว่ามีนักลงทุนสนใจซื้อหุ้น ERW และ SHANG อย่างละ 3,000 หุ้น โดยสั่งซื้อในราคา Market Order หมายถึงราคาที่มีผู้เสนอขายเสนออยู่นักลงทุนจะสามารถซื้อหุ้น ERW ได้ทันทีที่ราคา 1.98 บาท เพราะอุปทานที่ราคานี้มีถึง 420,000 หุ้น การซื้อดังกล่าวไม่ได้ทำให้ราคาขยับไปจากราคาตลาดสุดท้าย แต่การซื้อหุ้น SHANG จำนวนเท่ากันนี้จะถูกจับคู่ในราคาที่มีผู้เสนอขายตามลำดับ กล่าวคือ 500 หุ้นที่ 48.00 บาท 900 หุ้นที่ 48.50 บาท 300 หุ้น ที่ 49.00 บาท ยังคงขาดอีก 1,300 หุ้น (3,000 – 500 - 900 – 300) ซึ่งจะจับคู่ต่อที่ราคา 50 บาท และ 50.25 บาท อีกอย่างละ 500 หุ้น สุดท้าย 300 หุ้นที่ 57 บาท จึงครบ 3,000 หุ้น ผลลัพธ์ทำให้ต้นทุนเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก (Value Weighted Average Price) ของหุ้นเท่ากับ 50.23 บาท (ยังไม่รวมค่าคอมมิชชั่นและภาษี) และผลกระทบทางราคาภายหลังคำสั่งซื้อนี้เท่ากับ 4.64% หรือ $\frac{50.23-48.00}{48.00} \cdot 100$ ซึ่งเขียนเป็นสมการ (2.2) ทั่วไปได้ว่า

$$\text{Price Impact} = (\text{Actual buy price} - \text{Pre-trade Market Price}) / \text{Pre-trade Market Price} \quad (2.2.1)$$

หรือ

$$\text{Price Impact} = (\text{Actual sell price} - \text{Pre-trade Market Price}) / \text{Pre-trade Market Price} \quad (2.2.2)$$

สำหรับกรณีขายหุ้น ภายหลังจากจับคู่จากคให้ Price Impact มีค่าติดลบได้ เพราะ Actual Sell หรือ VWAP ต่ำกว่า Pre-trade Price ปัญหาของการมี Price Impact สูงคือการทำให้ต้นทุนซื้อสูงหรือเงินได้จากการขายต่ำกว่าที่คาด

การคำนวณอัตราส่วน Price impact มีหลายวิธีทั้งวิธีที่นักลงทุนใช้ประเมินการซื้อขายของตัวเอง บางคนอาจเลือกใช้ค่าเฉลี่ยระหว่างราคาซื้อขายที่ดีที่สุดหรือ $(\text{Best Bid} + \text{Best Ask})/2$ แทน Pre-trade Market price และมีวิธีทางสถิติและเศรษฐมิติที่นักวิจัยใช้ประเมินกลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่ วิธีหนึ่งที่นิยมมาจากการวัดค่าส่วนกลับของสภาพคล่อง (Illiquidity) ซึ่งคำนวณจากอัตราส่วนค่าสัมบูรณ์ของอัตราผลตอบแทน $|R_{it}|$ หาร ด้วยมูลค่าการซื้อขายในวันนั้น⁹ สาเหตุที่เลือกค่าสัมบูรณ์เพราะในภาพรวมผู้ศึกษาต้องการวัดการเปลี่ยนแปลงของราคาภายหลังแรงปริมาณธุรกรรมโดยไม่สนใจว่าเป็นฝั่งซื้อหรือขาย ตามการศึกษาของ Amihud (2002) ในสมการที่ 2.3

$$ILLIQ_{it} = \frac{1}{D_{it}} \sum_{t=1}^{D_{it}} \frac{|R_{it}|}{DVAL_{it}} \cdot 10^6 \quad (2.3)$$

โดย D_{it} = จำนวนวันที่มีการซื้อขายในหนึ่งเดือนของหุ้น i

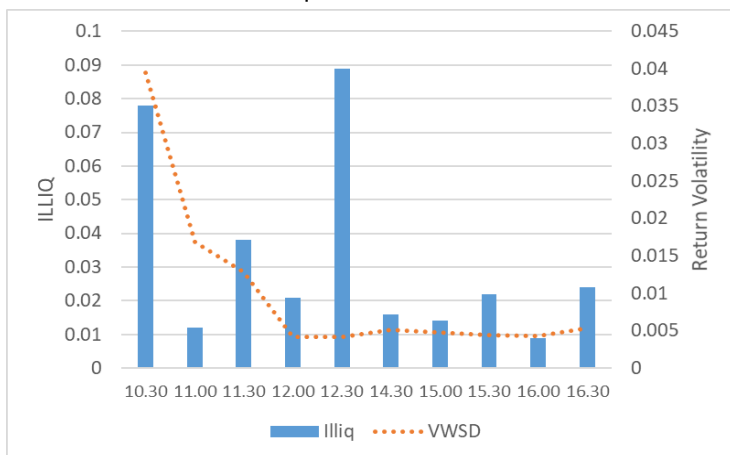
$DVAL_{it}$ = มูลค่าการซื้อขายในวันนั้น

สำหรับการคูณด้วย 10^6 เป็นเพียงการปรับหน่วยการอ่านให้ง่ายขึ้น ซึ่งผู้รายงานอาจเลือกวิธีปรับสเกลแบบอื่น เราสามารถปรับสมการ 2.3 ให้เข้ากับข้อมูลที่มีความถี่สูงได้โดยปรับความถี่ D_{it} ให้เป็นจำนวนช่วงเวลา

⁹ Illiquidity = |Daily Return| / Daily Dollar Volume

(Time Interval) ที่มีการซื้อขายในหนึ่งวันของหุ้น i เช่นทุก 15 นาที หรือ 30 นาที และ $DVAL_{it}$ ให้เป็นมูลค่าการซื้อขายในช่วงเวลานั้น ในภาพที่ 2.2 ผู้เขียนได้คำนวณส่วนกลับของสภาพคล่อง (ILLIQ) ที่ใช้ข้อมูลทุก 30 นาที เปรียบเทียบกับความผันผวนของอัตราผลตอบแทนพบว่าทั้งสองตัวแปร มีแนวโน้มเคลื่อนไหวไปด้วยกันและมีแนวโน้มเหมือนภาพที่ 2.1 ที่ใช้ข้อมูลชุดเดียวกัน จึงอาจสรุปเบื้องต้นได้ว่าปริมาณความหนาแน่นของคำสั่งเสนอซื้อขาย ทำให้เกิดผลกระทบทางราคาที่วัดด้วย ILLIQ สูงและทำให้อัตราผลตอบแทนผันผวนมากขึ้น

ภาพที่ 2.2 ส่วนกลับของสภาพคล่อง (Illiquidity: ILLIQ) ที่ใช้ข้อมูลทุก 30 นาที เปรียบเทียบกับความผันผวนของอัตราผลตอบแทน ของหุ้น SET100 ระหว่าง มกราคม-มิถุนายน ค.ศ. 2022



ที่มา ข้อมูลตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย คำนวณโดยผู้เขียน

สถิติเบื้องต้นที่นำเสนอในภาพ 2.2 ฉายภาพความสัมพันธ์ระหว่างระดับสภาพคล่องและความผันผวนของอัตราผลตอบแทน การศึกษาภายหลังปี ค.ศ. 2000 เป็นต้นมาจึงให้ความสำคัญกับบทบาทสภาพคล่องในการกำหนดอัตราผลตอบแทน เช่น Acharya and Pederson (2005) แนะนำแบบจำลองกำหนดราคาลิควิดิตีเพื่อแสดงลิควิดิตีที่มีความผันผวนร่วมกับสภาพคล่องที่เป็นระบบควรได้รับอัตราผลตอบแทนสูงขึ้นเพื่อชดเชยความเสี่ยง สำหรับงานที่ใหม่กว่าเช่น Liu et al. (2016) แนะนำทั้งแบบจำลองทางเศรษฐศาสตร์และผลจากข้อมูลเชิงประจักษ์ว่าหุ้นที่มีต้นทุนทางธุรกรรมสูง มีความเสี่ยงทางสภาพคล่องสูงและนักลงทุนต้องการผลตอบแทนความเสี่ยง จึงไม่น่าแปลกใจว่าปัจจัยทางด้านสภาพคล่องเข้ามาอยู่ในแบบจำลองการเลือกหุ้นของนักลงทุนสายควอนตัมที่นิยมใช้ Factor Model (Ang, 2014)

2.4 ปัจจัยกำหนดสภาพคล่อง

สภาพคล่องมีหลายนิยามและเพื่อให้ได้ข้อสรุปจึงควรมองในหลายๆมิติ ย้อนกลับไปตัวอย่างของหุ้น ERW และ SHANG มีข้อสังเกตปัจจัยกำหนดสภาพคล่องที่สำคัญดังนี้

- ในประการแรกความหนาแน่นของการซื้อขายและช่วงห่างของราคาซื้อขายมีผลต่อ Price impact จะเห็นว่าความหนาแน่นของปริมาณซื้อขายมีผลต่อช่วงห่างของราคาซื้อขายและผลกระทบทางราคาภายหลังธุรกรรม หุ้น ERW มีความหนาแน่นของปริมาณซื้อขายสูงมากในทุกะดับช่วงราคาโดยเปรียบเทียบกับ หุ้น SHANG ทำให้ ERW มี BAS ต่ำและความเสี่ยงทางด้าน Price Impact น้อยด้วย

- ประการที่สองขนาด (Market Capitalization) ของบริษัทและสัดส่วนหุ้นที่ถือครองด้วยนักลงทุนรายย่อย (Percentage Free Float) กำหนดสภาพคล่อง ดังนั้นหุ้นที่อยู่ในดัชนี SET100 และมี Free Float สูงกว่ากึ่งหนึ่งของปริมาณทุนจดทะเบียน เช่น ERW ย่อมมีสภาพคล่องที่สูงกว่า SHANG เมื่อพิจารณา Market Capitalization พบว่า หุ้น ERW มีมูลค่า 4,887 ล้านบาท แต่สัดส่วนของหุ้นที่การถือที่เป็น Free Float เกินกว่า 60% ส่วน SHANG มีมูลค่า 6,240 ล้านบาท แต่ มี Free Float ต่ำกว่า 20% ซึ่งหมายความว่าหุ้นของ SHANG ส่วนใหญ่อยู่ในมือผู้ถือหุ้นสถาบันและกลุ่มที่ถือระยะยาว ปริมาณนำเสนอซื้อขายรายวันจึงต่ำมาก

- ประการที่สามสภาพคล่องเปลี่ยนแปลงตามเวลา สำหรับตัวอย่างการเปรียบเทียบตัววัดสภาพคล่องจากปริมาณคำสั่งซื้อขายหุ้น SET100 ในภาพที่ 2.1 เทียบกับ Price Impact ที่วัดด้วย ILLIQ และ ความผันผวนของราคา ในภาพที่ 2.2 แสดงให้เห็นว่าสภาพคล่องมีความผันแปรตลอดเวลาขึ้นกับความสนใจของนักลงทุน และข่าวสารที่เข้ามาตลอดวัน

2.5 สภาพคล่องและผลตอบแทนที่คาดหวัง

เมื่อหลักทรัพย์มีสภาพคล่องต่ำ (Illiquid) เพราะ Bid-Ask Spread ห่างกันมาก ปริมาณคำสั่งซื้อขายมีน้อย เป็นสัญญาณว่าหลักทรัพย์นั้นซื้อขายยากทำให้ค่าใช้จ่ายสูง นักลงทุนจะเรียกร้อง ผลตอบแทนที่สูงขึ้น เพื่อชดเชยความไม่สะดวกและความเสี่ยงในการถือครองสินทรัพย์นั้น งานวิจัยที่สำคัญ เช่น ของ Amihud and Mendelson (1986); Pástor and Stambaugh (2003) ศึกษาตลาดหุ้นสหรัฐอเมริกาแล้วพบว่าความสัมพันธ์ระหว่างผลตอบแทนและการขาดสภาพคล่องมีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกัน คือ

ยังสภาพคล่องแย่ ผลตอบแทนที่คาดหวังต้องสูงขึ้น Davivongs and Pavabutr (2012) ใช้เทคนิคของ Archaya and Pederson (2005) เพื่อแยกความเสี่ยงที่เป็นระบบจากตลาด (Systematic Risk) กับความเสี่ยงทางระบบจากสภาพคล่อง (Systematic Liquidity) แล้วพบว่าในตลาดที่มีนักลงทุนรายย่อยเป็นสัดส่วนใหญ่อย่างเช่นไต้หวันและจีนเผชิญกับความเสี่ยงจากสภาพคล่องที่เป็นระบบมากกว่า

การศึกษาที่อ้างถึงใช้วิธีทางเศรษฐมิติเพื่อหาข้อสรุปในภาพรวมสำหรับการประมาณต้นทุนทางสภาพคล่องของหุ้นในทางปฏิบัติอาจใช้วิธีคำนวณค่าเฉลี่ยของ Price impact โดยใช้ข้อมูลระหว่างวันจากไฟล์ธุรกรรม (Deal Files)¹⁰ ในการซื้อขายรวมกับค่าคอมมิชชั่นในการเทรดในรอบเวลาที่น่าสนใจ ผู้ศึกษาอาจเลือกหุ้นที่สนใจรายตัวหรือกลุ่มหุ้นที่แบ่งตามขนาดของมูลค่าตลาดและขนาดของธุรกรรมที่วัดได้ด้วยมูลค่าหุ้น (Deal value) ที่เปลี่ยนมือ การนำเสนออาจอยู่ในรูปตารางต่อไปที่แสดงผลที่คาดว่าจะเกิดขึ้นคือต้นทุนทางสภาพคล่องของหุ้นเล็กที่มีขนาดเทรดใหญ่มีต้นทุนทางสภาพคล่องสูงที่สุด

ตารางที่ 2.3 การประมาณต้นทุนทางสภาพคล่องของหุ้น

ขนาดบริษัท/ขนาดคำสั่งซื้อขาย	เล็ก	กลาง	ใหญ่
เล็ก	5.2%	6.8%	9.2%
กลาง	3.4%	4.2%	5.3%
ใหญ่	1.2%	2.1%	3.4%

ที่มา ตัวเลขสมมติจากผู้เขียน

¹⁰ อ่านคำอธิบายได้ในบทที่ 1 ภายใต้หัวข้อตารางสรุปข้อมูลธุรกรรม

2.6 ประโยชน์ของการศึกษา

สภาพคล่องมีหลายคำนิยามและวิธีวัด การรายงานปริมาณหุ้นหรือมูลค่าการซื้อขายที่อาศัยข้อมูลความถี่ต่ำรายวันเป็นการมองสภาพคล่องแบบภาพนิ่ง (Static) การมองสภาพคล่องในระดับข้อมูลระหว่างวัน เช่น Bid-Ask Spread ความหนาแน่นของคำสั่งซื้อขาย และ อัตราส่วน Price Impact ทำให้มองเห็นมิติอื่น ๆ ที่มีลักษณะเป็นการเปลี่ยนแปลง (Dynamic) ซึ่งมีผลกระทบต่อความเสี่ยงในการลงทุนและต้นทุนการลงทุนที่แท้จริงในทางปฏิบัติ

ส่วนต่างระหว่างราคาซื้อขาย (Bid-Ask Spread) บ่งชี้ ความสามารถที่นักลงทุนสามารถซื้อขายได้ในเวลาอันรวดเร็ว (Immediacy) หุ้นที่มี Spread แคบมักใช้ระยะเวลาการจับคู่คำสั่งซื้อได้เร็วกว่าหุ้นที่มี Spread สูง ความหนาแน่นของคำสั่งซื้อขาย (Depth) หมายถึงการที่มีผู้สนใจส่งคำสั่งซื้อขายในระดับราคาต่าง ๆ จำนวนมากและช่วยคงสภาพให้ Spread แคบ และ Price impact ต่ำ ซึ่งทำให้การปรับตัวของราคาไม่ว่าสูงขึ้นหรือลดลงเข้าหาราคากลางที่เป็นมูลค่าที่แท้จริงเป็นไปอย่างค่อยเป็นค่อยไป (Resilience) ด้วยสาเหตุเหล่านี้สภาพคล่องจึงมีผลกระทบโดยตรงต่อความเสี่ยงหรือความผันผวนของอัตราผลตอบแทนจึงอาจจัดเป็นปัจจัยเสี่ยงสำคัญอีกตัวที่กำหนดอัตราผลตอบแทนที่คาดหวังของหลักทรัพย์

ในแง่ของการกำกับตลาดในยุคปัจจุบันที่การเปลี่ยนแปลงของเทคโนโลยีทำให้การรับรู้และกระจายของข่าวสารเป็นไปอย่างรวดเร็ว อีกทั้งความพร้อมของฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ที่ทำให้การส่งคำสั่งเป็นอย่างสะดวกขึ้นล้วนเป็นสภาพแวดล้อมที่ทำให้ความเข้าใจในตัววัดสภาพคล่องระหว่างวัน

มีความสำคัญอย่างยิ่งสำหรับการศึกษาความมีประสิทธิภาพของตลาดและ
การกำกับความผันผวนของราคา

เอกสารอ้างอิง

- Acharya, V.V., & Pederson, L.H. (2005). Asset pricing with liquidity risk. *Journal of Financial Economics*, 77(2), 375-410.
- Admati, A.R., & Pfleider, P., (1988). A theory of intraday patterns: Volume and price variability. *Review of Financial Studies*, 1(1). 3-40.
- Amihud, Y. (2002). Illiquidity and stock returns: Cross-section and time-series effects. *Journal of Financial Markets*, 5(1), 31-56.
- Amihud, Y., & Mendelson, H. (1986). Asset pricing and the bid-ask spread. *Journal of Financial Economics*. 17(2), 223–249.
- Ang, A., (2014). *Asset management: A systematic approach to factor investing*. Oxford University Press.
- Davivongs, K. & Pavabutr, P. (2012). Pricing of Liquidity Risk in Emerging Markets: Evidence from Greater China. *Journal of European Economy*, 11(Special Issue), 111-126.
- Easley, M., De Prado, M.L., & O'Hara, M., (2011). The microstructure of the “Flash Cash”: Flow toxicity, liquidity crashes, and the probability of informed trading. *Journal of Portfolio Management*, Winter, 118-128.
- Kyle, A., (1985). Continuous auctions and insider trading. *Econometrica*, 53(6), 1315-1335.

- Liu, W., Luo, D., & Zhao, H. (2016). Transaction costs, liquidity risk, and the CCAPM. *Journal of Banking and Finance*, 63, 126-145.
- Pástor, L., & Stambaugh, R. F. (2003). Liquidity risk and expected stock returns. *Journal of Political Economy*, 111(3), 642–685.

บทที่ 3

การนำเสนอสถิติและภาพข้อมูลระหว่างวันของการซื้อขายหุ้น

3.1 บทนำ

ความก้าวหน้าทางเทคโนโลยีเข้ามามีบทบาทในตลาดหุ้นโดยการปรับเปลี่ยนวิธีการส่งคำสั่งซื้อขายจากการควบคุมด้วยมนุษย์ไปเป็นโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่สามารถทำหน้าที่ควบคุมการส่งคำสั่งซื้อขายให้เป็นไปตามเงื่อนไขที่แต่ละกลยุทธ์การลงทุนกำหนด การเทรดด้วยระบบอัตโนมัติสามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการซื้อขายซึ่งโดยหลักการแล้วควรเป็นประโยชน์ในการ เสริมสภาพคล่อง ลดต้นทุนในการเทรด ประหยัดเวลา และสนับสนุนให้ราคาหุ้นสะท้อนมูลค่าพื้นฐานได้เร็วขึ้นเพราะนักลงทุนสามารถตอบสนองต่อข่าวสารได้อย่างรวดเร็ว ในทางตรงกันข้ามก็อาจสร้างความผันผวนเพิ่มขึ้นได้เช่นกันในช่วงเวลาวิกฤติที่ทำให้เกิดแรงเทขายอย่างต่อเนื่องโดยอัตโนมัติหรือความอ่อนไหวของราคาที่เกิดจากกระแสในโซเชียลมีเดียหากไม่มีมาตรการป้องกันที่ดีพอ¹¹ สภาพแวดล้อมที่เปลี่ยนไปของตลาดหุ้นไทยทำให้การศึกษาข้อมูลระหว่างวันของการซื้อขายหุ้นมีความจำเป็นอย่างยิ่งขึ้น โดยเฉพาะรายงานจากสมาชิกรัฐตลาดหุ้นไทยว่าการใช้โปรแกรมเทรดดิงของนักลงทุนสถาบัน

¹¹ Easley et al. (2011) อธิบายการเกิดของ Flash Crash ในเดือนพฤษภาคม ค.ศ. 2010 มาจากคำสั่งขายขนาดใหญ่ในตลาดฟิวเจอร์สของสหรัฐอเมริกา ซึ่งทำให้ราคาหุ้นปรับตัวลงพร้อมกับการถอนสภาพคล่องของ Market maker Aloosh et al. (2023) ศึกษาการเทรดหุ้นมีมในตลาดหุ้นสหรัฐช่วงต้นปี ค.ศ. 2021 ยังไม่พบว่ามีผลกระทบต่อความมีประสิทธิภาพของตลาดอย่างมีนัยสำคัญ

ต่างชาติเป็นที่นิยมมากขึ้นและแย่งส่วนแบ่งทางการตลาดของธุรกิจโบรกเกอร์ไทย¹² งานดังกล่าวต้องอาศัยความเข้าใจลักษณะข้อมูลสถิติระหว่างวันและความรู้ทางวิทยาศาสตร์ข้อมูลซึ่งรวมถึงการเขียนโปรแกรม

บทที่ 3 มีวัตถุประสงค์เพื่อแนะนำการใช้ข้อมูลการซื้อขายระหว่างวันเบื้องต้นจากไฟล์ข้อมูลการจับคู่ธุรกรรม (Deal Files) มาคำนวณสถิติอัตราผลตอบแทนและปริมาณการซื้อขายราย 30 นาที และวิเคราะห์การแจกแจงของอัตราผลตอบแทนตลอดจนพฤติกรรมการซื้อขายของนักลงทุนแต่ละประเภท สำหรับไฟล์สมุดคำสั่งรอซื้อขาย (Order files) มีประโยชน์นำเสนอสถิติของสภาพคล่องที่ละเอียดด้วยข้อมูล Spread ปริมาณคำสั่งซื้อและขายในแต่ละระดับราคาของหุ้นรายตัว ตลอดจนพฤติกรรมการตั้งราคาซื้อขายแยกตามประเภทของนักลงทุน ในแต่ละตัวอย่างผู้เขียนแนะนำ การใช้โปรแกรม Python ซึ่งใช้เพียงความรู้เบื้องต้นในการอ่านไฟล์เข้าออกและความคุ้นเคยกับไลบรารีพื้นฐานอันได้แก่ pandas ที่ช่วยการจัดการและวิเคราะห์ข้อมูลที่มีโครงสร้างเป็นตารางและ matplotlib ที่ใช้สำหรับการสร้างภาพข้อมูล (Data Visualization)

3.2 รูปแบบข้อมูลระหว่างวัน

ตลาดหลักทรัพย์ฯ ตระหนักถึงความสำคัญของการศึกษาข้อมูลระหว่างวันและได้มอบข้อมูลระหว่างวันให้สถาบันการศึกษาที่เป็นคู่สัญญา

¹² Nguyen, A. (2019), Foreign robots are eating into Thailand's trading business, Bloomberg. <https://www.bloomberg.com/news/articles/2019-07-08/thai-brokers-face-bleak-outlook-as-algo-trading-cuts-revenue>

ไฟล์ที่ส่งมอบประกอบด้วยข้อมูลหลักสองชนิด Deal Files เป็นไฟล์ที่บันทึกข้อมูลการจัดคู่ซื้อขายของหลักทรัพย์โดยจำแนกทุก ๆ การจับคู่รายหุ้น ข้อมูลระยะเวลาที่หลักทรัพย์ได้รับการจับคู่ ราคา ปริมาณ และ ประเภทของผู้ซื้อขาย แบ่งเป็น นักลงทุนต่างชาติ นักลงทุนสถาบันไทย (รวมนักลงทุนประเภท Proprietary Trader) และ นักลงทุนรายย่อย Order Files เป็นไฟล์ที่บันทึกข้อมูลการส่งคำสั่งซื้อขายของหลักทรัพย์รายหุ้น ข้อมูลระยะเวลา ราคา ปริมาณ ประเภทของนักลงทุน ที่สั่งซื้อ ขาย ประเภทของผู้ซื้อขาย แบ่งเป็น นักลงทุนต่างชาติ นักลงทุนสถาบันไทย (รวมนักลงทุนประเภท Proprietary Trader) และ นักลงทุนรายย่อย

ในขั้นตอนแรกผู้เขียนได้ปรับข้อมูลดิบใน Deal Files ที่มีขนาด 1-2 GB ต่อเดือนและ Order Files ที่มีขนาด 3-5 GB ต่อเดือนให้อยู่ในรูปแบบการสรุปสถิติการจับคู่และส่งคำสั่งรายครึ่งชั่วโมง (Time Interval 0, 1, ..., 11)¹³ สำหรับผู้ที่สนใจรายละเอียดการจัดการข้อมูลสามารถศึกษาคำอธิบายพร้อมโปรแกรมที่ใช้ใน คู่มือชื่อ The Stock Exchange of Thailand Intraday Data Handbook ที่ปรากฏในรายชื่อเอกสารอ้างอิงท้ายบทและจากเว็บไซต์ประกอบงานเขียนชุดนี้ <https://sites.google.com/tbs.tu.ac.th/market-microstructure>

¹³ Time Interval 0 คือช่วงก่อนตลาดเปิด 9.30 น. -10.00 น. Time Interval 1 คือ 10.00-10.30 เรียงลำดับเช่นนี้ถึงช่วงสุดท้าย Time Interval 11 คือ ภายหลัง 16.30 น. ที่เป็น Closing Auction

3.3 การนำเสนอภาพข้อมูลระหว่างวันของการซื้อขายหุ้นด้วยชุดข้อมูล Deal Files

เนื้อหาในส่วนนี้จะเป็นการนำเสนอรูปแบบการนำเสนอ ข้อมูลดิบ Deal files ที่ได้รับการปรับรูปแบบการสรุปสถิติการจับคู่และส่งคำสั่งรายครึ่ง ชั่วโมง (Time Interval 0, 1, ..., 11) เราจะเริ่มต้นด้วยการใช้ Library pandas ในการดึงข้อมูลเข้าสู่โปรแกรม Python ด้วยการใช้ คำสั่ง `pd.read_csv()` ดังปรากฏใน Command line 1-5

ตัวอย่างที่ 3.1: การรวมข้อมูล Deal File

ข้อมูลในชุด Deal File ประกอบด้วยไฟล์ราคา (Price) จำนวนหุ้นที่เทรด (Volume) และ ราคาเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักด้วยปริมาณเทรด (Value weighted average price)

ขั้นตอนที่ 1 เราดึงข้อมูลราคาในปี 2018 ('`dealprice2018.csv`') ข้อมูลจำนวนหุ้นที่เทรดและจับคู่สำเร็จ ('`dealvol2018.csv`') และ ราคาเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักด้วยปริมาณเทรด ('`dealvwap2018.csv`') จากนั้นทำการตัดคอลัมน์ที่ไม่จำเป็นทิ้งไปด้วยฟังก์ชัน `drop()` ลักษณะตารางไฟล์เหล่านี้ปรากฏในบทที่ 1 ของหนังสือเล่มนี้

```
1. import pandas as pd
2. # Load the three datasets
3. price_df =
pd.read_csv('dealprice2018.csv')
4. vol_df = pd.read_csv('dealvol2018.csv')
5. vwap_df = pd.read_csv('dealvwap2018.csv')
```

```

6. # Drop the unnecessary index columns
7. price_df =
price_df.drop(columns=['Unnamed: 0'])
8. vol_df = vol_df.drop(columns=['Unnamed:
0'])
9. vwap_df = vwap_df.drop(columns=['Unnamed:
0'])

```

ขั้นตอนที่ 2 ทำการควรรวม (Merge)¹⁴ ไฟล์ โดยยึดตามเกณฑ์ 'Ticker', 'yymmdd', 'timeinterval'

```

11. # Merge on Ticker, yymmdd (date), and
timeinterval
12. merged_df = pd.merge(
13.     price_df,
14.     vol_df,
15.     on=['Ticker', 'yymmdd',
'timeinterval'],
16.     how='inner'
17. )
18. merged_df = pd.merge(
19.     merged_df,
20.     vwap_df,
21.     on=['Ticker', 'yymmdd',
'timeinterval'],
22.     how='inner'
23. )

```

¹⁴ ผู้อ่านสามารถ อ่านเพิ่มเติม รูปแบบการใช้ฟังก์ชัน merge () ได้ ที่ ลิงก์

<https://pandas.pydata.org/docs/reference/api/pandas.DataFrame.merge.html>

ขั้นตอนที่ 3 ทำการ save file ที่ทำการรวมเรียบร้อยแล้ว ให้อยู่ใน format CSV.

```
24. # Save the merged result to a new CSV  
file  
25. merged_df.to_csv('deal2018_merged.csv',  
index=False)  
26. print("Merged data saved to  
deal2018_merged.csv")
```

ข้อมูลจาก Deal Files สามารถสรุปได้ในตัวอย่าง ตารางที่ 3.1 ซึ่ง
สามารถนำไปใช้งานต่อไปในการทำงานต่อไป

ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างของข้อมูลการจับคู่ที่สรุปรายครึ่งชั่วโมง ประกอบด้วยราคา (Price) ปริมาณการซื้อขาย(Vol) และราคาเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักด้วยปริมาณเทรด (Vwap)

	yymmdd	Ticker	timeinterval	price	medprice	maxprice	minprice	nobs	sumvol	meanvol	...	medvol	maxvol	minvol	vwap
0	20180103	b'AAV'	1.0	6.107143	6.10	6.15	6.10	119.0	762100.0	6404.201681	...	2000.0	114200.0	100.0	6.102703
1	20180103	b'AAV'	2.0	6.071806	6.05	6.15	6.05	360.0	4586100.0	12739.166667	...	2000.0	632400.0	100.0	6.067976
2	20180103	b'AAV'	3.0	6.051608	6.05	6.10	6.05	311.0	1992600.0	6407.073955	...	2000.0	116500.0	100.0	6.050291
3	20180103	b'AAV'	4.0	6.052953	6.05	6.10	6.05	254.0	865100.0	3405.905512	...	1000.0	82300.0	100.0	6.052803
4	20180103	b'AAV'	5.0	6.091304	6.10	6.10	6.05	46.0	705500.0	15336.956522	...	4050.0	181900.0	100.0	6.098533
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
391436	20181228	b'WORK'	7.0	22.935556	22.90	23.10	22.80	45.0	117400.0	2608.888889	...	1000.0	21800.0	100.0	22.928876

ตัวอย่างที่ 3.2 การคำนวณสถิติอัตราผลตอบแทนและปริมาณการซื้อขายราย 30 นาที และวิเคราะห์การแจกแจงของอัตราผลตอบแทน

ในตัวอย่างที่ 2 นี้ ผู้เขียนจะเริ่มต้นจากการนำเอาไฟล์ ชื่อ 'deal2018_merged.csv' ที่ได้จากตัวอย่างที่ 1 ซึ่งมีลักษณะตามตารางที่ 3.1 มาคำนวณอัตราผลตอบแทนระหว่างวัน (ทุก 30 นาที) ข้อมูลราคาที่ใช้มี 2 ตัว ตัวแรกคือมีฐานของราคา (Price) ที่ได้รับการจับคู่ระหว่างวันในช่วง 30 นาทีนั้น อีกตัวคือราคาที่ได้จากการถ่วงน้ำหนักปริมาณหุ้นที่แลกเปลี่ยน หรือที่เรียกว่า Volume weighted average price (VWAP) การคำนวณอัตราผลตอบแทนจากมีฐานของราคา (Price) ราย 30 นาทีจะได้ค่าอัตราผลตอบแทนที่เป็นตัวแทน Time weighted average price (TWAP) ซึ่งเหมาะกับนักลงทุนที่ต้องการประเมินผลตอบแทนจากโปรแกรมเทรดที่ส่งคำสั่งจับคู่ในอัตราคงที่ เช่น ต้องการซื้อ 10,000 หุ้นภายใน 2 ชั่วโมง โปรแกรมจะจัดการแบ่งขนาดของคำสั่งเป็น 2,500 หุ้นทุกครึ่งชั่วโมง สำหรับการวัดอัตราผลตอบแทนจาก VWAP เหมาะกับนักลงทุนที่ต้องการตรวจสอบว่าการส่งคำสั่งซื้อขนาดใหญ่ผ่านโบรกเกอร์ที่ใช้บริการว่ามีต้นทุนถ่วงน้ำหนักเฉลี่ยที่ต่ำกว่า VWAP ที่ถือว่าเป็นตัวแทนของราคาต้นทุนเฉลี่ยของนักลงทุนในตลาดหรือไม่

ขั้นตอนที่ 1 สร้างชุดข้อมูล log return ราย 30 นาที จาก คอลัมน์ price และ คอลัมน์ VWAP โดยใช้ฟังก์ชัน groupby() เพื่อเลือกจากหุ้น วันเดือนปี และช่วงเวลาที่น่าสนใจด้วยการกำหนด ticker, yymmdd และ timeinterval ดังปรากฏใน command line 10-15.

```
1. import pandas as pd
2. import numpy as np
3.
4. # Load the merged dataset
5. df = pd.read_csv('deal2018_merged.csv')
6.
7. # Ensure correct sorting
8. df.sort_values(['Ticker', 'yymmdd',
'interval'], inplace=True)
9.
10. # Compute 30-minute log returns using
transform for aligned indices
11. df['log_return_30min'] =
df.groupby(['Ticker', 'yymmdd'])['price'] \
12.     .transform(lambda x:
np.log(x).diff())
13.
14. df['log_return_30min_vwap'] =
df.groupby(['Ticker', 'yymmdd'])['vwap'] \
15.     .transform(lambda x:
np.log(x).diff())
16.
17. # Save the updated dataset
18. output_path =
'deal2018_merged_with_logreturn.csv'
19. df.to_csv(output_path, index=False)
20.
```

```

21.
22. print(f"Updated file with aligned log
returns saved to {output_path}")
23.

```

ขั้นตอนที่ 2 การเปลี่ยนแปลง time interval (0-11) เป็นช่วงเวลา สามารถทำได้ โดยการสร้าง ชุด data dictionary ดังปรากฏใน command line 10-14 จากนั้น ใช้ ฟังก์ชัน map ในการเติมข้อมูล ในคอลัมน์ 'timeinterval' ให้ตรงกับชุด data dictionary และขั้นตอนสุดท้ายคือการสร้างคอลัมน์ date time ขึ้นมา โดยประกอบด้วยวันและช่วงเวลา ดังปรากฏใน command line 20 ผลลัพธ์ของตารางที่ได้จะมีลักษณะดังปรากฏใน ตารางที่ 3.2

```

1. import pandas as pd
2.
3. # Load the dataset with log returns
4. df =
pd.read_csv('deal2018_merged_with_logreturn.c
sv')
5.
6. # Ensure yymmdd is integer (drop any .0)
7. df['yymmdd'] = df['yymmdd'].astype(int)
8.
9. # Define the time mapping
10. time_mapping = {
11.     0: '09:30', 1: '10:00', 2: '10:30',
12.     3: '11:00',
13.     4: '11:30', 5: '12:00', 6: '12:30',
14.     7: '14:30',
15.     8: '15:00', 9: '15:30', 10: '16:00',
16.     11: '16:30'

```

```

14. }
15.
16. # Map the timeinterval to a human-
    readable time label
17. df['time_label'] =
    df['timeinterval'].map(time_mapping)
18.
19. # Combine date and time_label into a
    datetime column
20. df['datetime'] =
    pd.to_datetime(df['yymmdd'].astype(str) + ' '
    + df['time_label'], format='%Y%m%d %H:%M')
21.
22. # Save the updated dataset
23. output_path =
    'deal2018_mapped_datetime.csv'
24. df.to_csv(output_path, index=False)
25. print(f"Updated file with mapped time
    labels saved to {output_path}")
1. df_selected =
    df[['datetime', 'Ticker', 'price', 'sumvol', 'vwa
    p', 'log_return_30min',
2.         'log_return_30min_vwap']]
3. df_selected
4.

```

ตารางที่ 3.2 ตัวอย่างของข้อมูลการจับคู่ที่สรุปรายครึ่งชั่วโมงที่ทำการปรับ datetime และ สร้างชุดข้อมูล log return สำหรับทุกหุ้น

	datetime	Ticker	price	sumvol	vwap	log_return_30min	log_return_30min_vwap
0	2018-01-03 10:00:00	b'AAV'	6.107143	762100.0	6.102703	NaN	NaN
1	2018-01-03 10:30:00	b'AAV'	6.071806	4586100.0	6.067976	-0.005803	-0.005707
2	2018-01-03 11:00:00	b'AAV'	6.051608	1992600.0	6.050291	-0.003332	-0.002919
3	2018-01-03 11:30:00	b'AAV'	6.052953	865100.0	6.052803	0.000222	0.000415
4	2018-01-03 12:00:00	b'AAV'	6.091304	705500.0	6.098533	0.006316	0.007527
...	...	...	...	...	...	...	...
391436	2018-12-28 14:30:00	b'WORK'	22.935556	117400.0	22.928876	0.001551	0.001260
391437	2018-12-28 15:00:00	b'WORK'	23.103571	41900.0	23.100239	0.007299	0.007446
391438	2018-12-28 15:30:00	b'WORK'	23.072727	13100.0	23.058015	-0.001336	-0.001830
391439	2018-12-28 16:00:00	b'WORK'	23.164286	102600.0	23.132846	0.003960	0.003240
391440	2018-12-28 16:30:00	b'WORK'	23.300000	61400.0	23.300000	0.005842	0.007200

391441 rows x 7 columns

ขั้นตอนที่ 3 การเลือกหุ้นที่สนใจมานำเสนอกกราฟผลตอบแทนราย 30 นาที (30-min log return) จากราคาและ VWAP และปริมาณการซื้อขาย (Trading Volume) ในตัวอย่างเป็นการนำเสนอหุ้น KBANK ตามชุดคำสั่งต่อไปนี้

```
1. import pandas as pd
2. import matplotlib.pyplot as plt
3.
4. # Load and prepare data
5. df =
pd.read_csv('deal2018_mapped_datetime.csv',
parse_dates=['datetime'])
6. df['Ticker_clean'] =
df['Ticker'].str.strip("b")
7. kbank = df[df['Ticker_clean'] ==
'KBANK'].sort_values('datetime')
8.
9. # Filter for the full year 2018
10. window = kbank[(kbank['datetime'] >=
'2018-01-01') & (kbank['datetime'] <= '2018-
12-31')].reset_index(drop=True)
11.
12. # Ensure 'sumvol' exists
13. vol_col = 'sumvol' if 'sumvol' in
window.columns else None
14.
15. # Create sequential index to skip non-
trading days
16. window['seq'] = range(len(window))
17.
18. # Identify tick positions for the first
observation of each month
```

```

19. month_starts = pd.date_range(start='2018-
01-01', end='2018-12-01', freq='MS')
20. tick_positions = []
21. tick_labels = []
22. for d in month_starts:
23.     subset = window[window['datetime'] >=
d]
24.     if not subset.empty:
25.
tick_positions.append(subset['seq'].iloc[0])
26.
tick_labels.append(d.strftime('%Y-%m'))
27.
28. # Plotting
29. fig, (ax1, ax2, ax3) = plt.subplots(3, 1,
sharex=True, figsize=(14, 8))
30.
31. # Panel A: 30-minute log returns
32. ax1.plot(window['seq'],
window['log_return_30min'], linewidth=0.8)
33. ax1.set_ylabel('30-Min Log Return')
34. ax1.set_title('Panel A: KBANK 30-Min Log
Return (2018)')
35. ax1.grid(True)
36.
37.
38. # Panel B: 30-minute log returns
39. ax2.plot(window['seq'],
window['log_return_30min_vwap'],
linewidth=0.8)
40. ax2.set_ylabel('30-Min Log Return')
41. ax2.set_title('Panel B: KBANK 30-Min Log
Return (vwap) (2018)')
42. ax2.grid(True)

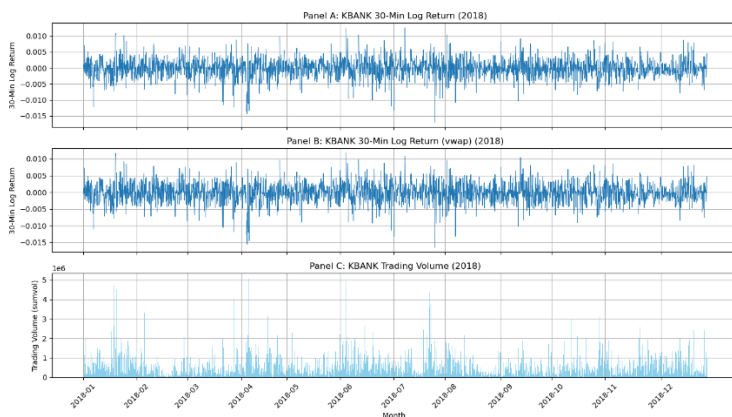
```

```

43.
44. # Panel c: Trading volume bars with new
    color
45. ax3.bar(window['seq'], window[vol_col],
    width=1, color='skyblue')
46. ax3.set_ylabel('Trading Volume (sumvol)')
47. ax3.set_title('Panel C: KBANK Trading
    Volume (2018)')
48. ax3.set_xticks(tick_positions)
49. ax3.set_xticklabels(tick_labels,
    rotation=45)
50. ax3.set_xlabel('Month ')
51. ax3.grid(True)
52.
53. plt.tight_layout()
54. plt.show()
55.

```

ภาพที่ 3.1 ผลตอบแทนและปริมาณการซื้อขาย ราย 30 นาทีของหุ้น KBANK ในปี ค.ศ. 2018



ขั้นตอนที่ 4 การประมวลผลค่าสถิติเบื้องต้นของผลตอบแทนหุ้นและปริมาณการซื้อขาย ราย 30 นาที ของ Ticker: KBANK โดยการใช้ฟังก์ชัน describe() เพื่อคำนวณ ค่าความเบ้ (Skewness) และค่าความโด่ง (Kurtosis) เข้าไปด้วย ทั้งนี้ ค่า Kurtosis ที่คำนวณได้จากฟังก์ชันใน Python โดยทั่วไปคือ Excess Kurtosis หรือ ส่วนเกินของความโด่ง ซึ่งหมายความว่าค่าที่ได้จะถูกปรับลบออกค่าคงที่ 3 เพื่อให้การแจกแจงแบบปกติ (normal distribution) มีค่า Kurtosis เป็น 0

ตารางที่ 3.3 แสดงการแจกแจงของ ผลตอบแทนของหุ้น KBANK ที่มีลักษณะเบ้ซ้าย และมีความสูงโด่งมากกว่าการแจกแจงแบบปกติ ซึ่ง เป็นรูปแบบของการกระจายตัวของผลตอบแทนของสินทรัพย์การเงิน

```
1. import pandas as pd
2. # Load the data
3. df =
pd.read_csv('deal2018_mapped_datetime.csv',
parse_dates=['datetime'])
4.
5. # Clean ticker and filter for KBANK
6. df['Ticker_clean'] =
df['Ticker'].str.strip("b'")
7. kbank = df[df['Ticker_clean'] == 'KBANK']
8.
9. # Compute descriptive statistics
```

```

10. data = kbank[['log_return_30min',
'log_return_30min_vwap', 'sumvol']]
11. desc = data.describe().T
12. desc['skewness'] = data.skew()
13. desc['kurtosis'] = data.kurtosis()
14. desc.T

```

ตารางที่ 3.3 ค่าสถิติเบื้องต้น ผลตอบแทนและปริมาณการซื้อขาย ราย 30 นาทีของหุ้น KBANK ในปี ค.ศ. 2018

	log_return_30min	log_return_30min_vwap	sumvol
count	2688.000000	2688.000000	2.933000e+03
mean	-0.000130	-0.000127	5.919105e+05
std	0.002875	0.002919	5.830449e+05
min	-0.016954	-0.016490	5.000000e+03
25%	-0.001627	-0.001674	1.838000e+05
50%	-0.000055	-0.000054	4.304000e+05
75%	0.001482	0.001498	7.896000e+05
max	0.012533	0.011763	5.084800e+06
skewness	-0.276870	-0.277036	2.337556e+00
kurtosis	2.566231	2.303699	8.635636e+00

ขั้นตอนที่ 5 เพื่อให้เห็นภาพการกระจายตัวของผลตอบแทนราย 30 นาทีของ Ticker: KBANK เมื่อเปรียบเทียบกับกรณีของการกระจายตัวแบบปกติ เราสามารถใช้ฟังก์ชัน hist() ในการนำเสนอการกระจายตัวของผลตอบแทนราย 30 นาทีได้ และทำการเทียบกับกรณีของการกระจายตัวแบบปกติ โดยสร้าง

ชุดข้อมูล $\text{norm.pdf}(x, \text{loc}=\mu, \text{scale}=\sigma)$ ขึ้นมาเปรียบเทียบผลลัพธ์
ที่ปรากฏในภาพที่ 3.2

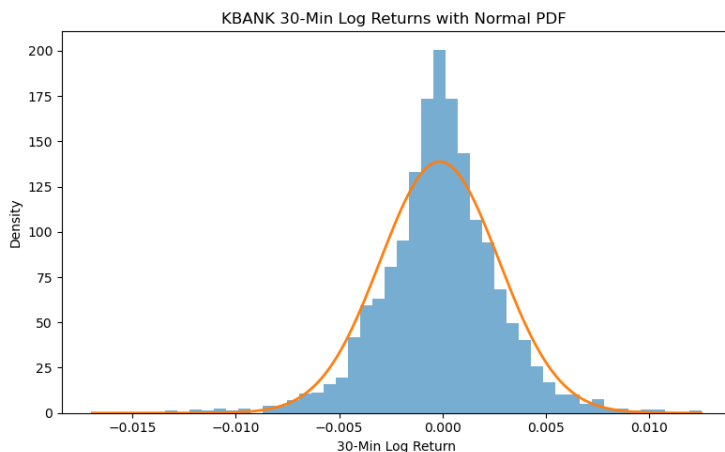
```
1. import pandas as pd
2. import numpy as np
3. import matplotlib.pyplot as plt
4. from scipy.stats import norm
5. # Load data
6. df =
pd.read_csv('deal2018_mapped_datetime.csv',
parse_dates=['datetime'])
7. # Clean ticker and filter for KBANK
8. df['Ticker_clean'] =
df['Ticker'].str.strip("b")
9. kbank = df[df['Ticker_clean'] == 'KBANK']
10. # Extract 30-minute log returns and drop
NaNs
11. returns =
kbank['log_return_30min'].dropna()
12. # Compute parameters for normal
distribution
13. mu = returns.mean()
14. sigma = returns.std()
15. # Plot histogram of returns
16. plt.figure(figsize=(8, 5))
17. plt.hist(returns, bins=50, density=True,
alpha=0.6)
18. # Overlay normal PDF
19. x = np.linspace(returns.min(),
returns.max(), 200)
```

```

20. plt.plot(x, norm.pdf(x, loc=mu,
scale=sigma), linewidth=2)
21. plt.xlabel('30-Min Log Return')
22. plt.ylabel('Density')
23. plt.title('KBANK 30-Min Log Returns with
Normal PDF ')
24. plt.tight_layout()
25. plt.show()

```

ภาพที่ 3.2 การกระจายตัวของ ผลตอบแทน ราย 30 นาทีของหุ้น KBANK
ในปี ค.ศ. 2018



ขั้นตอนที่ 6 การคำนวณค่าสถิติของผลตอบแทน ราย 30 นาทีของหุ้นหลายตัว โดยใช้ฟังก์ชัน `groupby()` ดังปรากฏใน command line 10- 21 เมื่อใช้คำสั่งเรียบร้อยแล้ว ผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นดังปรากฏใน ตารางที่ 3.4

```
1. import pandas as pd
2.
3. # Load data
4. df =
pd.read_csv('deal2018_mapped_datetime.csv',
parse_dates=['datetime'])
5.
6. # Clean Ticker column
7. df['Ticker'] =
df['Ticker'].astype(str).str.replace("b'",
"", regex=False).str.rstrip("")
8.
9. # Calculate basic statistics for 30-min
log returns per ticker
10. stats =
df.groupby('Ticker')['log_return_30min'].agg(
11.     count=lambda x: x.count(),
12.     mean=lambda x: x.mean(),
13.     std=lambda x: x.std(),
14.     min=lambda x: x.min(),
15.     q25=lambda x: x.quantile(0.25),
16.     median=lambda x: x.quantile(0.5),
17.     q75=lambda x: x.quantile(0.75),
18.     max=lambda x: x.max(),
19.     skewness=lambda x: x.skew(),
20.     kurtosis=lambda x: x.kurtosis()
21. ).reset_index()
22.
23. stats
```

ตารางที่ 3.4 ค่าสถิติของผลตอบแทน ราย 30 นาที รายหลักทรัพย์

	Ticker	count	mean	std	min	q25	median	q75	max	skewness	kurtosis
0	AAV	2687	-0.000229	0.003960	-0.032685	-0.002059	-0.000145	0.001401	0.025948	-0.009045	5.300974
1	ADVANC	2688	-0.000018	0.002786	-0.013996	-0.001539	-0.000033	0.001425	0.018996	0.173922	2.870214
2	AEONTS	2684	0.000045	0.006714	-0.071474	-0.002783	-0.000119	0.002472	0.066160	1.087298	18.559933
3	AMATA	2689	-0.000170	0.005091	-0.032666	-0.003056	-0.000184	0.002332	0.038757	0.351037	3.791719
4	ANAN	2688	-0.000413	0.005385	-0.051498	-0.002944	-0.000300	0.001786	0.062289	0.500753	13.662686
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
135	UV	2687	-0.000259	0.005263	-0.045260	-0.002961	-0.000147	0.002030	0.033023	-0.022355	5.446893
136	VGI	2686	0.000036	0.005198	-0.030975	-0.002358	-0.000167	0.002013	0.038483	0.900189	7.168799
137	WHA	2687	-0.000050	0.003993	-0.025075	-0.002173	-0.000111	0.001764	0.024849	0.217626	3.649728
138	WHAUP	2688	-0.000221	0.004673	-0.022887	-0.002659	-0.000078	0.001979	0.023870	0.121262	1.966881

ตัวอย่างที่ 3.3 การจัดลำดับหุ้นที่มีผลตอบแทนที่ดีที่สุด 10 อันดับ

ขั้นตอนที่ 1 นำผลลัพธ์จากตัวอย่างที่ข้อมูล

('deal2018_mapped_datetime.csv') ที่ได้คำนวณผลตอบแทนเฉลี่ยรายหุ้น ในช่วงปี ค.ศ. 2018 มาจัดกลุ่มด้วยการใช้ฟังก์ชัน `groupby()` จากนั้น ทำการเลือก หุ้นที่มีผลตอบแทนดีที่สุด 10 อันดับ ขึ้นมาในการ plot bar graph ได้ดังปรากฏใน ภาพที่ 3.3

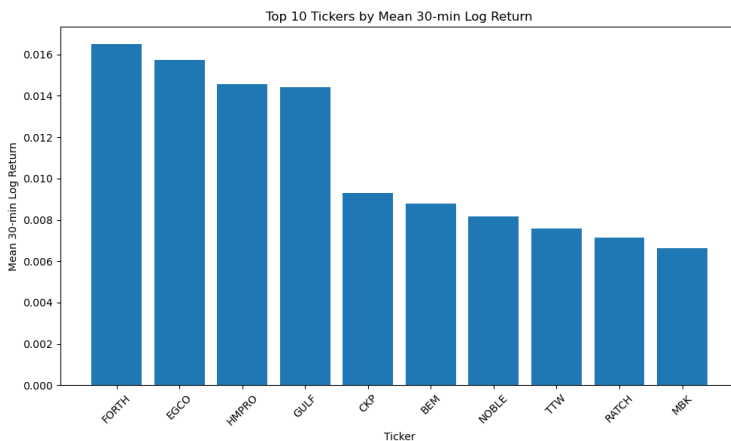
```
1. import pandas as pd
2. import matplotlib.pyplot as plt
3.
4. # Load and clean data
5. df =
pd.read_csv('deal2018_mapped_datetime.csv',
parse_dates=['datetime'])
6. df['Ticker'] =
df['Ticker'].astype(str).str.replace("b",
"", regex=False).str.rstrip("")
7.
8. # Compute mean log return per ticker
9. mean_stats =
df.groupby('Ticker')['log_return_30min'].mean
().reset_index(name='mean')
10.
11. # Select top 10 tickers by mean log
return
12. top10 = mean_stats.nlargest(10, 'mean')
13.
14. # Plot
15. plt.figure(figsize=(10, 6))
16. plt.bar(top10['Ticker'],
top10['mean']*100)
```

```

17. plt.xlabel('Ticker')
18. plt.ylabel('Mean 30-min Log Return')
19. plt.title('Top 10 Tickers by Mean 30-min Log Return')
20. plt.xticks(rotation=45)
21. plt.tight_layout()
22. plt.show()

```

ภาพที่ 3.3 ผลตอบแทน ราย 30 นาทีของหุ้น 10 ตัวแรกที่มีผลตอบแทนเฉลี่ยมากที่สุด ในปี ค.ศ. 2018



ตัวอย่างที่ 3.4 การสร้างกราฟ 3 มิติของราคาหุ้นแยกตามวัน เดือน ปี และ ช่วงเวลา

การรายงานอัตราผลตอบแทนราย 30 นาที ในภาพที่ 3.1 ที่มี 2 มิติ ไม่สามารถจับการเคลื่อนไหวในลักษณะของราคาที่แตกต่างระหว่างวันได้ดี

เท่า ภาพ 3.4 ที่มี 3 มิติที่สามารถแสดงโครงสร้างราคาและปริมาณการซื้อขาย มีลักษณะเป็น รูปแบบ U-Shaped ได้อย่างชัดเจน กล่าวคือ ราคาหรือ ปริมาณสูงช่วงต้นและปลาย ของวัน และ ต่ำช่วงกลางวัน เป็นรูปแบบที่พบ บ่อยในตลาดทั่วโลกที่มีชั่วโมงซื้อขายจำกัดต่อวัน เนื่องจากข้อมูลข่าวสารมี มากในช่วงเปิดตลาด ทำให้มีความหนาแน่นของคำสั่งซื้อขายและปริมาณซื้อ ขายที่สูงเป็นพิเศษในช่วงตลาดเปิดเป็นขับเคลื่อนราคาให้เปลี่ยนแปลงมากกว่า เวลาอื่น

ในกรณีที่ต้องการนำเสนอราคาของ Ticker: KBANK ตามวันที่ซื้อ ขายและตามเวลา time interval เราจะต้องเริ่มจากการสร้าง Grid สำหรับการ ทำ Surface ก่อน โดยเริ่มจาก Grid x ให้แทนวัน (date) และ Grid y ให้แทน (interval) จากนั้น ใช้คำสั่ง Pivot() ในการรวม ราคา ลงใน Grid z ขั้นตอนสุดท้าย คือการ plot กราฟ แบบ Surface ดังปรากฏในภาพที่ 3.4

```
1. import pandas as pd
2. import matplotlib.pyplot as plt
3. from matplotlib import dates as mdates
4. from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
5. import numpy as np
6.
7. # Load and clean data
8. df =
pd.read_csv('deal2018_mapped_datetime.csv',
parse_dates=['datetime'])
9. df['Ticker'] =
df['Ticker'].astype(str).str.replace("b",
"", regex=False).str.rstrip("")
10.
```

```

11. # Filter for KBANK and prepare date and
    interval
12. df_k = df[df['Ticker'] == 'KBANK'].copy()
13. df_k['date'] = df_k['datetime'].dt.date
14.
15. # Create grid for surface
16. dates = sorted(df_k['date'].unique())
17. intervals =
    sorted(df_k['timeinterval'].unique())
18. X_vals = mdates.date2num(dates)
19. Y_vals = intervals
20. X, Y = np.meshgrid(X_vals, Y_vals)
21.
22. # Pivot price values into grid Z
23. pivot =
    df_k.pivot_table(index='timeinterval',
        columns='date', values='price',
        aggfunc='mean')
24. Z = pivot.values # shape should match
    (len(intervals), len(dates))
25.
26. # Plot surface
27. fig = plt.figure(figsize=(12, 7))
28. ax = fig.add_subplot(111,
    projection='3d')
29. surf = ax.plot_surface(X, Y, Z,
    edgecolor='none')
30.
31. # Label axes
32. ax.set_xlabel('Date')
33. ax.set_ylabel('Time Interval')
34. ax.set_zlabel('Price')
35.
36. # Format date axis

```

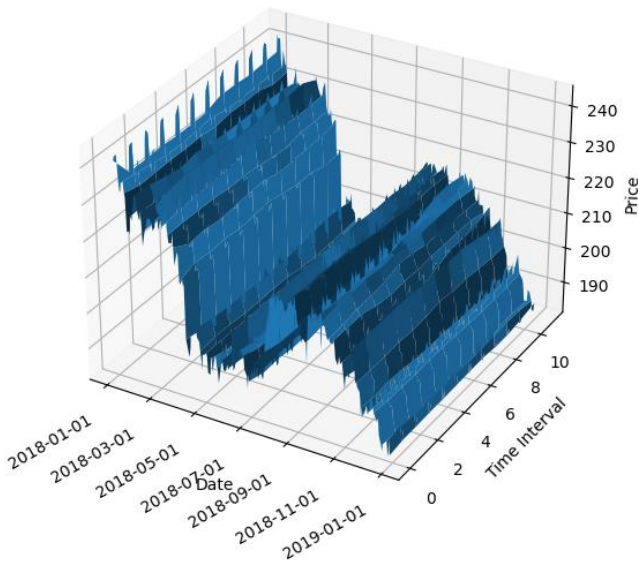
```

37.
ax.xaxis.set_major_locator(mdates.AutoDateLocator())
38.
ax.xaxis.set_major_formatter(mdates.DateFormatter('%Y-%m-%d'))
39. fig.autofmt_xdate()
40.
41. plt.title('Surface Interpolation of KBANK
Price by Date and Time Interval')
42. plt.show()

```

ภาพที่ 3.4 ภาพ 3 มิติ ของราคาหุ้น KBANK แยกตามช่วง วัน เดือน ปี และ ช่วงเวลาของวันในการซื้อขายทุก ๆ 30 นาที

Surface Interpolation of KBANK Price by Date and Time Interval



ตัวอย่าง 3.5 พฤติกรรมของนักลงทุนและราคาหุ้นตามช่วงเวลา

เราสามารถเรียนรู้พฤติกรรมและการเทรดของนักลงทุนในแต่ละช่วงเวลาโดยการศึกษาการตั้งราคาและกำหนดปริมาณการซื้อขาย ในตัวอย่างนี้จะเป็นกรณีการศึกษา Ticker: KBANK โดยศึกษาในช่วงเดือนกรกฎาคม ค.ศ. 2018 การคำนวณหาค่าเฉลี่ยของราคา และปริมาณการซื้อขายแต่ละช่วง สามารถทำได้โดยใช้ฟังก์ชัน Groupby() ดังแสดงใน command line 18- 22 เมื่อใช้คำสั่งเรียบบรรยากาศ ผลลัพธ์ที่ได้ปรากฏในภาพที่ 3.5

```
1. import pandas as pd
2. import matplotlib.pyplot as plt
3.
4. # Load and clean data
5. df =
pd.read_csv('deal2018_mapped_datetime.csv',
parse_dates=['datetime'])
6. df['Ticker'] =
df['Ticker'].astype(str).str.replace("b",
"", regex=False).str.rstrip("")
7.
8. # Filter for KBANK and identify the month
9. df_k = df[df['Ticker'] == 'KBANK'].copy()
10. df_k['month'] =
df_k['datetime'].dt.to_period('M').astype(str
)
11. dec_df = df_k[df_k['month'] == '2018-07']
12.
13. # Determine the appropriate volume column
14. volume_col = 'volume' if 'volume' in
dec_df.columns else ('sumvol' if 'sumvol' in
dec_df.columns else None)
15. if volume_col is None:
```

```

16.         raise ValueError("No volume column
found (checked for 'volume' and 'sumvol').")
17.
18. # Calculate average price and volume by
time interval
19. avg_dec =
dec_df.groupby('timeinterval').agg(
20.     avg_price=('price', 'mean'),
21.     avg_volume=(volume_col, 'mean')
22. ).reset_index()
23.
24. # Plot price and volume with dual axes
25. fig, ax1 = plt.subplots(figsize=(8, 5))
26.
27. # Price line
28. lns1 = ax1.plot(avg_dec['timeinterval'],
avg_dec['avg_price'], marker='o',
label='Average Price')
29. ax1.set_xlabel('Time Interval')
30. ax1.set_ylabel('Average Price (THB)')
31. ax1.set_xticks(avg_dec['timeinterval'])
32.
33. # Volume line on second y-axis
34. ax2 = ax1.twinx()
35. lns2 = ax2.plot(avg_dec['timeinterval'],
avg_dec['avg_volume'], marker='s',
label='Average Volume', linestyle='--')
36. ax2.set_ylabel('Average Volume')
37.
38. # Combine legends
39. lines = lns1 + lns2
40. labels = [l.get_label() for l in lines]
41. ax1.legend(lines, labels, loc='upper
right')

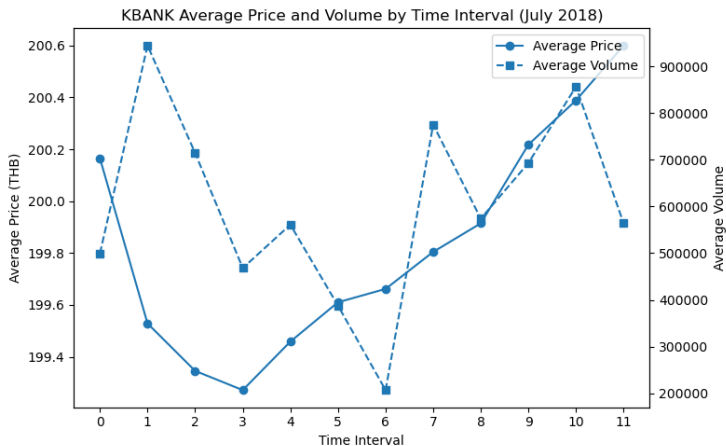
```

```

42.
43. plt.title('KBANK Average Price and Volume
44. by Time Interval (July 2018)')
45. plt.tight_layout()
46.

```

ภาพที่ 3.5 พฤติกรรม ราคาและปริมาณการซื้อขายโดยเฉลี่ยของหุ้น KBANK แยกตามช่วงเวลาในเดือน กรกฎาคม ค.ศ. 2018



ขั้นตอนที่ 3 การศึกษาพฤติกรรมราคาเฉลี่ยของหุ้นในแต่ละวันในช่วงเช้า 10.00-12.30 น. ของหุ้น KBANK ผลลัพธ์จากชุดคำสั่งดังต่อไปนี้ปรากฏใน ภาพที่ 3.6

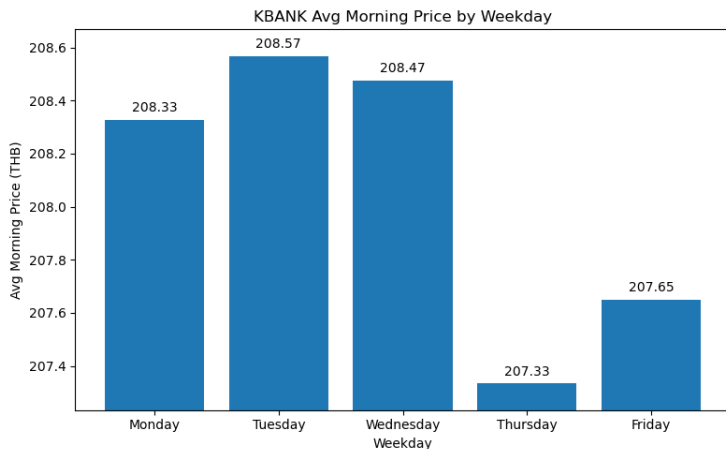
```
1. import pandas as pd
2. import matplotlib.pyplot as plt
3.
4. # Load and clean data
5. df =
pd.read_csv('deal2018_mapped_datetime.csv',
parse_dates=['datetime'])
6. df['Ticker'] =
df['Ticker'].astype(str).str.replace("b'",
"", regex=False).str.rstrip("'")
7.
8. # Filter for KBANK, weekdays, and morning
intervals (1-5)
9. df_k = df[df['Ticker'] == 'KBANK'].copy()
10. df_k = df_k[df_k['datetime'].dt.weekday <
5] # Monday=0 ... Friday=4
11. df_k_morning =
df_k[df_k['timeinterval'].between(1, 5)]
12. df_k_morning['weekday'] =
df_k_morning['datetime'].dt.day_name()
13.
14. # Compute average morning price by
weekday
15. avg_morning = (
16.
df_k_morning.groupby('weekday')['price']
17.     .mean()
```

```

18.         .reindex(['Monday', 'Tuesday',
19. 'Wednesday', 'Thursday', 'Friday'])
20. )
21.
22. # Plot bar chart with zoomed y-axis and
23. annotations
24. plt.figure(figsize=(8, 5))
25. bars = plt.bar(avg_morning['weekday'],
26. avg_morning['avg_price_morning'])
27. plt.xlabel('Weekday')
28. plt.ylabel('Avg Morning Price (THB)')
29. plt.title('KBANK Avg Morning Price by
30. Weekday ')
31.
32. # Zoom y-axis to emphasize differences
33. y_min =
34. avg_morning['avg_price_morning'].min() - 0.1
35. y_max =
36. avg_morning['avg_price_morning'].max() + 0.1
37. plt.ylim(y_min, y_max)
38.
39. # Annotate bars with exact values
40. for bar in bars:
41.     height = bar.get_height()
42.     plt.text(bar.get_x() +
43. bar.get_width()/2, height + 0.02,
44. f"{height:.2f}", ha='center', va='bottom')
45.
46. plt.tight_layout()
47. plt.show()

```

ภาพที่ 3.6 ค่าเฉลี่ยของราคาเฉลี่ย ในแต่ละวัน ของหุ้น KBANK ในช่วงเวลา 10.00 -12.30 น.



ตัวอย่างที่ 3.6 การศึกษาพฤติกรรมของนักลงทุนแต่ละประเภทเมื่อเกิดเหตุการณ์ที่น่าสนใจ

เราสามารถศึกษาพฤติกรรมการซื้อขายของนักลงทุนแต่ละประเภทในตลาดหลักทรัพย์ได้โดยเฉพาะในช่วงที่เกิดการประกาศข่าวที่เป็นเหตุการณ์ตามปกติ (Scheduled Announcements) เช่น วันขึ้นเครื่องหมาย XD หรือ เหตุการณ์ ที่ไม่คาดฝัน (Unscheduled Announcements) เช่น การประกาศ Trump Tariff (ระหว่างไตรมาส 1 และ 2 ของ ค.ศ. 2025)

นักลงทุนในฐานะข้อมูล แบ่งเป็น นักลงทุนต่างชาติ (Fore) นักลงทุนสถาบันไทย (รวมนักลงทุนประเภท Proprietary Trader) (Fund) และ นักลงทุนรายย่อย (Reta) ตัวอย่างต่อไปนี้ ผู้เขียน จะนำ ไฟล์สามส่วน ซึ่งประกอบไปด้วย 'buyval2020.csv' 'sellval2020.csv' และ

'dealprice2020.csv' มารวมไฟล์ และทำการวิเคราะห์พฤติกรรมมูลค่าการซื้อขายสุทธิ ผู้เขียนเลือกปี ค.ศ. 2020 เพื่อศึกษาพฤติกรรมของนักลงทุนในช่วงการประกาศล็อกดาวน์จาก Covid-19 ต่อไป ตามขั้นตอนต่อไป

ขั้นตอนที่ 1: การรวมไฟล์ข้อมูลปริมาณซื้อและขายพร้อมราคา ไฟล์ทั้งสามส่วนประกอบด้วย 'buyval2020.csv' 'sellval2020.csv' และ 'dealprice2020.csv' เราจะได้รูปแบบตารางดังปรากฏใน ตารางที่ 3.5

```
1. import pandas as pd
2.
3. # 1. Load each file
4. df_buy = pd.read_csv('buyval2020.csv')
5. df_sell = pd.read_csv('sellval2020.csv')
6. df_deal =
pd.read_csv('dealprice2020.csv')
7.
8. # 2. Drop the default index column if
present
9. for df in (df_buy, df_sell, df_deal):
10.     if 'Unnamed: 0' in df.columns:
11.         df.drop(columns='Unnamed: 0',
inplace=True)
12.
13. # 3. Recode the trader-type columns
14. mapping = {
15.     "b'fore'": "foreign",
16.     "b'reta'": "retail",
17.     "b'fund'": "local fund"
18. }
19.
```

```

20. df_buy['trader_type'] =
df_buy['buytype'].map(mapping)
21. df_sell['trader_type'] =
df_sell['selltype'].map(mapping)
22.
23. # Drop the old columns if you like:
24. df_buy.drop(columns='buytype',
inplace=True)
25. df_sell.drop(columns='selltype',
inplace=True)
26.
27. # 4. Merge buys and sells (now both have
a common 'trader_type' column)
28. merged = pd.concat(
29.     [df_buy.assign(side='buy'),
df_sell.assign(side='sell')],
30.     ignore_index=True
31. )
32.
33. # 5. Finally, merge in the deal-price
data by date, ticker, and interval
34. merged = merged.merge(
35.     df_deal,
36.     on=['yymmdd', 'Ticker',
'timeinterval'],
37.     how='left'
38. )
39.
40. merged = merged[['yymmdd',
41. 'Ticker',
42. 'timeinterval', 'trader_type',
43. 'side',
44. 'nobs',
45. 'price',

```

```
46. 'medprice',  
47. 'maxprice',  
48. 'minprice',  
49. 'sumval',  
50. 'meanval',  
51. 'sdval',  
52. 'medval',  
53. 'maxval',  
54. 'minval'  
55. ]]
```

ตารางที่ 3.5 ตัวอย่างการนำเอาข้อมูลด้านราคา และมูลค่าการซื้อขายมา รวมไฟล์กัน และแยกตามประเภทของนักลงทุน

	yymmdd	Ticker	timeinterval	trader_type	side	nobs	price	medprice	maxprice	minprice	sumval	meanval	sdval
0	20200102.0	b'AAV'	0.0	foreign	buy	6.0	2.240000	2.24	2.24	2.24	79296.0	13216.000000	13410.848385
1	20200102.0	b'AAV'	0.0	retail	buy	31.0	2.240000	2.24	2.24	2.24	457184.0	14747.870968	41491.915171
2	20200102.0	b'AAV'	1.0	foreign	buy	30.0	2.256471	2.26	2.28	2.24	337114.0	11237.133333	19786.281815
3	20200102.0	b'AAV'	1.0	local fund	buy	4.0	2.256471	2.26	2.28	2.24	111328.0	27832.000000	34488.908362
4	20200102.0	b'AAV'	1.0	retail	buy	85.0	2.256471	2.26	2.28	2.24	3150674.0	37066.752941	125703.684961
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
2162606	20201230.0	b'WORK'	10.0	foreign	sell	8.0	15.765079	15.80	15.90	15.70	14150.0	1768.750000	562.149891
2162607	20201230.0	b'WORK'	10.0	local fund	sell	4.0	15.765079	15.80	15.90	15.70	63000.0	15750.000000	57.735027
2162608	20201230.0	b'WORK'	10.0	retail	sell	51.0	15.765079	15.80	15.90	15.70	1266140.0	24826.274510	31724.456494
2162609	20201230.0	b'WORK'	11.0	foreign	sell	4.0	15.700000	15.70	15.70	15.70	315570.0	78892.500000	103058.472197
2162610	20201230.0	b'WORK'	11.0	retail	sell	32.0	15.700000	15.70	15.70	15.70	1755260.0	54851.875000	77276.950928

2162611 rows x 16 columns

ขั้นตอนที่ 2: นำเอาข้อมูลมูลค่าการซื้อขาย 'buyval2020.csv' และ 'sellval2020.csv' มาทำการปรับโครงสร้างตารางใหม่ เพื่อคำนวณการซื้อขายสุทธิ Net Buy/Sell Value = Buy-Sell ของนักลงทุนแต่ละประเภท และรายงานยอดซื้อขายสุทธิแต่ละช่วงของเวลา ในลำดับแรก สร้างโครงสร้างตารางใหม่ของฝั่งผู้ซื้อก่อน โดยใช้ command line ดังต่อไปนี้

```
1. import pandas as pd
2. import matplotlib.pyplot as plt
3. import numpy as np
4.
5. # Load and clean buy-side data
6. df = pd.read_csv('buyval2020.csv',
dtype={'yymmdd': str})
7. df['yymmdd'] =
df['yymmdd'].str.replace('.', '',
regex=False)
8. df['date'] = pd.to_datetime(df['yymmdd'],
format='%Y%m%d')
9. df['timeinterval'] =
df['timeinterval'].astype(int)
10.
11. # Map intervals to times
12. time_mapping = {
13.     0: '09:30', 1: '10:00', 2: '10:30',
14.     3: '11:00',
15.     4: '11:30', 5: '12:00', 6: '12:30',
16.     7: '14:30',
17.     8: '15:00', 9: '15:30', 10: '16:00',
18.     11: '16:30'
19. }
20. df['time_str'] =
df['timeinterval'].map(time_mapping)
```

```

18.
19.
20.
21. # Aggregate into wide format
22. agg =
df.groupby(['date', 'time_str', 'buytype'])['sumval'] \
23.
.sum().unstack(fill_value=0).sort_index()
24.
25. # Remove empty intervals
26. agg = agg[agg.sum(axis=1) != 0]
27. agg.columns = agg.columns.str.strip("b")
28. agg.to_csv('buyside.csv')

```

ผลของการใช้ command line ปรากฏใน ตารางที่ 3.6

ตารางที่ 3.6 รูปแบบตารางมูลค่าการซื้อขาย แยกตามประเภทหลักทรัพย์ ในปี ค.ศ. 2020 ราย 30 นาที

		buytype	fore	fund	reta
date	time_str				
2020-01-02	09:30	3.697334e+08	2.720443e+08	3.775586e+08	
	10:00	1.715482e+09	1.466953e+09	1.452100e+09	
	10:30	1.599149e+09	1.569480e+09	1.225132e+09	
	11:00	1.553858e+09	1.813970e+09	1.314258e+09	
	11:30	1.076001e+09	1.384365e+09	1.106859e+09	
...	...	...	...	...	...
2020-12-30	14:30	2.623064e+09	1.691521e+09	3.188531e+09	
	15:00	1.448436e+09	1.046517e+09	2.187937e+09	
	15:30	2.086519e+09	1.449563e+09	3.151864e+09	
	16:00	2.035298e+09	1.526433e+09	3.227060e+09	
	16:30	4.675098e+09	2.367256e+09	3.101582e+09	

2914 rows × 3 columns

ในลำดับถัดไป เรา สร้างโครงสร้างตารางใหม่ของผู้ขาย โดยใช้ command line ดังต่อไปนี้

```
1. import pandas as pd
2. import matplotlib.pyplot as plt
3. import numpy as np
4.
5. # Load and clean buy-side data
6. df = pd.read_csv('sellval2020.csv',
dtype={'yymmdd': str})
```

```

7. df['yymmdd'] =
df['yymmdd'].str.replace('.0', '',
regex=False)
8. df['date'] = pd.to_datetime(df['yymmdd'],
format='%Y%m%d')
9. df['timeinterval'] =
df['timeinterval'].astype(int)
10.
11. # Map intervals to times
12. time_mapping = {
13.     0: '09:30', 1: '10:00', 2: '10:30',
14.     3: '11:00',
15.     4: '11:30', 5: '12:00', 6: '12:30',
16.     7: '14:30',
17.     8: '15:00', 9: '15:30', 10: '16:00',
18.     11: '16:30'
19. }
20. df['time_str'] =
df['timeinterval'].map(time_mapping)
21.
22. # Aggregate into wide format
23. agg =
df.groupby(['date', 'time_str', 'selltype'])['s
umval'] \
24. .sum().unstack(fill_value=0).sort_index()
25.
26. # Remove empty intervals
27. agg = agg[agg.sum(axis=1) != 0]
28. agg.columns = agg.columns.str.strip("b")
29.
30. agg.to_csv('sellside.csv')

```

ชุดคำสั่งในกล่องนี้สร้างผลลัพธ์มูลค่าการขายแยกตามประเภทของนักลงทุน
ในตารางที่ 3.7

ตารางที่ 3.7 รูปแบบตารางมูลค่าการขาย แยกตามประเภทนักลงทุน ในปี
ค.ศ. 2020 ราย 30 นาที

selltype		fore	fund	reta
date	time_str			
2020-01-02	09:30	2.909769e+08	2.384242e+08	4.899351e+08
	10:00	1.681058e+09	9.109500e+08	2.042527e+09
	10:30	1.494415e+09	1.093354e+09	1.805992e+09
	11:00	1.761313e+09	8.029124e+08	2.117860e+09
	11:30	1.022642e+09	7.634099e+08	1.781174e+09
...	...	...	...	...
2020-12-30	14:30	2.180711e+09	1.879231e+09	3.443173e+09
	15:00	1.712183e+09	1.297537e+09	1.673171e+09
	15:30	2.508511e+09	1.800273e+09	2.379162e+09
	16:00	1.749716e+09	1.655293e+09	3.383783e+09
	16:30	4.203629e+09	3.050589e+09	2.889719e+09

2914 rows x 3 columns

จากนั้นนำเอาไฟล์โครงสร้างใหม่ในชื่อ 'buiside.csv' และ 'sellside.csv' มารวมกัน และคำนวณค่าการซื้อขายสุทธิตั้งโปรแกรมใน Command line 12-15 และนำเสนอในรูปแบบ 3 Panel เพื่อดูพฤติกรรมการซื้อขายสุทธินักลงทุนแต่ละประเภท จากตัวอย่างผู้เขียน ได้ทำการเลือกช่วงการนำเสนอในวันที่ 10-13 มีนาคม ปี ค.ศ. 2000

ซึ่งเป็นช่วงที่ ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET) หยุดการซื้อขายหลักทรัพย์เป็นการชั่วคราว หรือประกาศ Circuit Breaker โดยจะหยุดการซื้อขายชั่วคราว 30 นาทีในวันที่ 12 มีนาคม ตั้งแต่เวลา 14.38-15.08 น. โดยสาเหตุมาจากดัชนีราคาหลักทรัพย์ปรับตัวลดลง 125.05 จุด คิดเป็น 10.00% จากดัชนีราคาปิดวันทำการก่อนหน้า (Circuit Breaker Level 1) โดยได้ผลการนำเสนอตั้งปรากฏใน ภาพที่ 3.8 แสดงให้เห็นว่าช่วงระยะเวลา Circuit Breaker นักลงทุนรายย่อยเป็นกลุ่มที่เป็นผู้ซื้อสุทธิในตลาดหลักทรัพย์ ในขณะที่นักลงทุนต่างชาติ และนักลงทุนสถาบันไทย (รวมนักลงทุนประเภท Proprietary Trader) เป็นกลุ่มผู้ขายสุทธิในตลาด

```
1. import pandas as pd
2. import matplotlib.pyplot as plt
3. import numpy as np
4.
5. # Load the provided buyside and sellside
files
6. buy = pd.read_csv('buyside.csv',
dtype={'date': str, 'time_str': str})
7. sell = pd.read_csv('sellside.csv',
dtype={'date': str, 'time_str': str})
8.
9. # Merge on matching date and time_str
10. merged = pd.merge(buy, sell, on=['date',
'time_str'], how='outer', suffixes=('_buy',
'_sell')).fillna(0)
11.
12. # Compute net differences for each trader
type
13. merged['diff_fore'] = merged['fore_buy']
- merged['fore_sell']
```

```

14. merged['diff_fund'] = merged['fund_buy']
   - merged['fund_sell']
15. merged['diff_reta'] = merged['reta_buy']
   - merged['reta_sell']
16.
17. # Build datetime and filter for January
   2019
18. merged['datetime'] =
   pd.to_datetime(merged['date'] + ' ' +
   merged['time_str'], format='%Y-%m-%d %H:%M')
19. jan = merged[(merged['datetime'] >=
   '2020-03-10') & (merged['datetime'] < '2020-
   03-14')]
20.
21. # Remove intervals with no net difference
   across all three types
22. jan = jan[(jan[['diff_fore', 'diff_fund',
   'diff_reta']] !=
0).any(axis=1)].reset_index(drop=True)
23.
24. # Prepare categorical positions and
   labels
25. pos = np.arange(len(jan))
26. labels = jan['datetime'].dt.strftime('%Y-
   %m-%d %H:%M')
27.
28. # Identify span for shading (positions
   corresponding to Jan 2)
29. jan2_mask = jan['date'] == ('2020-03-12')
30. start_pos = pos[jan2_mask].min() - 0.5
31. end_pos = pos[jan2_mask].max() + 0.5
32.
33. # Define colors for each type
34. colors = {

```

```

35.     'diff_fore': '#1f77b4', # blue
36.     'diff_fund': '#ff7f0e', # orange
37.     'diff_reta': '#2ca02c' # green
38. }
39.
40. # Plot for each category without gaps,
with shaded Jan 2, and label
41. for col, title in [('diff_fore',
'Foreign'), ('diff_fund', 'Fund'),
('diff_reta', 'Retail')]:
42.     fig, ax = plt.subplots(figsize=(14,
4))
43.     # Shade Jan 2 region
44.     ax.axvspan(start_pos, end_pos,
color='gray', alpha=0.3)
45.     # Add "Circuit breaker" label in
shaded area
46.     mid_pos = (start_pos + end_pos) / 2
47.     ax.text(mid_pos, ax.get_ylim()[1] *
0.2, 'Circuit Breaker',
48.             ha='center', va='top',
fontsize=12, color='black', weight='bold')
49.     # Plot bars
50.     ax.bar(pos, jan[col], width=1,
color=colors[col], align='center')
51.     # Formatting
52.     ax.set_xticks(pos)
53.     ax.set_xticklabels(labels,
rotation=45, ha='right', fontsize=6)
54.     ax.set_xlabel('Date and Time')
55.     ax.set_ylabel('Value Difference')
56.     ax.set_title(f'{title} Net Difference
(Buy - Sell): March10-13, 2020 (Shaded
Circuit Breaker on March 12,2020)')

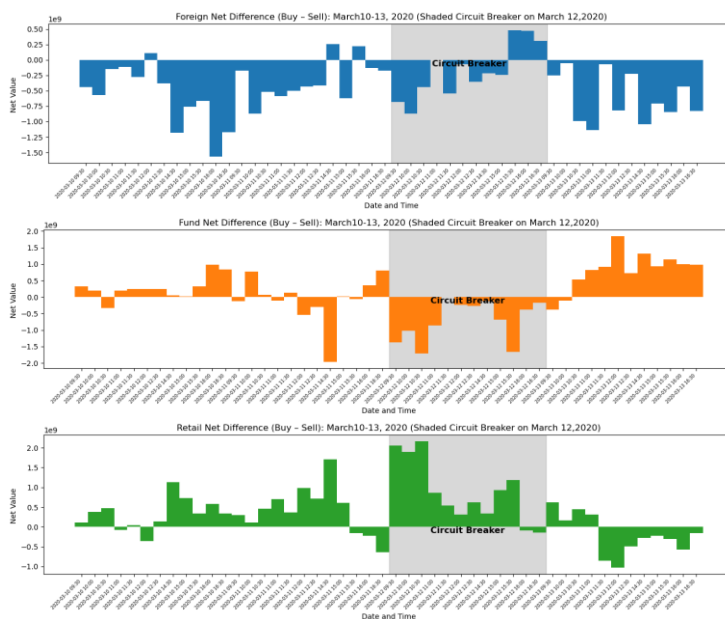
```

```

57.     plt.tight_layout()
58.     plt.show()
59.

```

ภาพที่ 3.8 พฤติกรรมการซื้อ-ขายสุทธิของนักลงทุนแต่ละประเภทในช่วง 10-13 มีนาคม ปี ค.ศ. 2000



3.4 การนำเสนอภาพข้อมูลระหว่างวันของการซื้อขายหุ้นด้วยชุดข้อมูล Order Files

ลำดับถัดไปจะเป็นการนำเสนอสถิติจาก ข้อมูลดิบ Order files ที่ได้รับการปรับรูปแบบการสรุปสถิติการจับคู่และส่งคำสั่งรายครึ่งชั่วโมง (Time Interval 0, 1, ..., 11)¹⁵ และ เป็นไฟล์ที่บันทึกข้อมูลการส่งคำสั่งซื้อขายของหลักทรัพย์รายหุ้น ข้อมูลระยะเวลา ราคา ปริมาณ ประเภทของนักลงทุน ที่สั่งซื้อ ขาย ประเภทของผู้ซื้อขาย แบ่งเป็น นักลงทุนต่างชาติ นักลงทุนสถาบันไทย (รวมนักลงทุนประเภท Proprietary Trader) และ นักลงทุนรายย่อย โดยในแต่ละช่วง ทั้งนี้ ในแต่ละ Time Interval จะมีการเรียงลำดับราคาซื้อจากระดับ 1-5 โดยจะเรียงจากมาก (Best Bid) ไปน้อยสำหรับฝั่งขายจะเรียงจากน้อย (Best Ask) ไปมาก

ตัวอย่างที่ 3.7 การรวมข้อมูล Order File คำสั่งซื้อและขาย

ขั้นตอนที่ 1: รวมไฟล์ ฝั่งผู้ซื้อ (Bid) 'bidpricerank_2020.csv' และ 'bidordervolumerank_2020.csv' เข้าไว้ด้วยกัน และตั้งชื่อ เป็น 1.csv สำหรับตัวอย่างของไฟล์ 'bidpricerank.csv' เมื่อทำการดึงเข้ามา Python แล้วจะมีโครงสร้างลักษณะดังปรากฏใน ตารางที่ 3.8 bid 1 จนถึง bid5 แสดงราคา Median Price จากสูงสุดในลำดับที่ 1 ไปต่ำสุดในลำดับที่ 5 โดย

¹⁵ อ่านคำอธิบายในบทที่ 1 Time Interval 0 คือเวลาก่อน 10.00 น. Time Interval 1 คือช่วงเวลา (10.00 น.-10.30 น.) Time Interval 6 คือช่วงเวลา (12.30 น.-14.30 น.) ... Time Interval 1 คือช่วงเวลา (หลัง 16.30 น.)

ราคาในแต่ละช่วงจะสอดคล้องกับชุดข้อมูลปริมาณหุ้นที่มีคำสั่งซื้อในแต่ละช่วงของ Quintile ดังปรากฏในตารางที่ ตารางที่ 3.9 เช่นที่ระดับราคา bid1 ตรงกับปริมาณหุ้นที่ vol1

```
1. import pandas as pd
2. import matplotlib.pyplot as plt
3.
4. # Load and merge datasets
5. df_bid =
pd.read_csv('bidpricerank_2020.csv')
6. df_order =
pd.read_csv('bidordervolumerank_2020.csv')
7. df = pd.merge(df_bid, df_order,
on=['OrderDate', 'timeinterval', 'Ticker'])
8.
9. df.to_csv('1.csv')
```

ตารางที่ 3.8 ตัวอย่าง ชุดข้อมูล คำสั่งราคาฝั่งผู้ซื้อ (Bid) ทุก ๆ 30 นาที
แยกตาม Quintile ในปีค.ศ. 2020

Unnamed: 0	OrderDate	Ticker	timeinterval	bid1	bid2	bid3	bid4	bid5	
0	0	2020-01-02	b'AAV'	0.0	2.24	2.20	2.14	2.10	2.00
1	1	2020-01-02	b'AAV'	1.0	2.28	2.26	2.24	2.22	2.16
2	2	2020-01-02	b'AAV'	2.0	2.28	2.26	2.24	2.18	NaN
3	3	2020-01-02	b'AAV'	3.0	2.28	2.26	2.24	2.21	NaN
4	4	2020-01-02	b'AAV'	4.0	2.28	2.26	2.24	2.22	NaN
...	...	...	...	...	...	...	...	...	
426618	426618	2020-12-30	b'WORK'	7.0	15.80	15.70	15.60	15.40	NaN
426619	426619	2020-12-30	b'WORK'	8.0	15.90	15.80	15.70	15.60	15.50
426620	426620	2020-12-30	b'WORK'	9.0	15.80	15.70	15.60	15.50	NaN
426621	426621	2020-12-30	b'WORK'	10.0	15.90	15.80	15.70	15.60	NaN
426622	426622	2020-12-30	b'WORK'	11.0	15.95	15.80	15.70	11.50	NaN

426623 rows x 9 columns

ตารางที่ 3.9 ตัวอย่าง ชุดข้อมูล ปริมาณคำสั่งฝั่งผู้ซื้อ (Bid) ทุก ๆ 30 นาทีแยกตาม Quintile ในปี ค.ศ. 2020

	Unnamed: 0	OrderDate	Ticker	timeinterval	bidvol1	bidvol2	bidvol3	bidvol4	bidvol5	
	0	0	2020-01-02	b'AAV'	0.0	768500.0	813600.0	1479600.0	827300.0	836200.0
	1	1	2020-01-02	b'AAV'	1.0	4300.0	1865900.0	1024300.0	386900.0	835200.0
	2	2	2020-01-02	b'AAV'	2.0	13400.0	814600.0	527600.0	127900.0	NaN
	3	3	2020-01-02	b'AAV'	3.0	7100.0	459100.0	782200.0	549000.0	NaN
	4	4	2020-01-02	b'AAV'	4.0	2677200.0	2065800.0	551800.0	223100.0	NaN
	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
426618	426618	2020-12-30	b'WORK'	7.0	144300.0	185000.0	83500.0	85000.0		NaN
426619	426619	2020-12-30	b'WORK'	8.0	6500.0	21200.0	31700.0	17600.0	51200.0	
426620	426620	2020-12-30	b'WORK'	9.0	149200.0	110600.0	53500.0	69300.0		NaN
426621	426621	2020-12-30	b'WORK'	10.0	2400.0	61900.0	133000.0	7800.0		NaN
426622	426622	2020-12-30	b'WORK'	11.0	18000.0	29100.0	22800.0	5000.0		NaN

426623 rows x 9 columns

ขั้นตอนที่ 2: รวมไฟล์ ฝั่งผู้ขาย (Ask) 'askpricerank_2020.csv' และ 'askordervolumerank_2020.csv' เข้าไว้ด้วยกัน และตั้งชื่อ เป็น 2.csv

```
1. import pandas as pd
2. import matplotlib.pyplot as plt
3.
4. # Load and merge datasets
5. df_bid =
pd.read_csv('askpricerank_2020.csv')
6. df_order =
pd.read_csv('askordervolumerank_2020.csv')
7. df = pd.merge(df_bid, df_order,
on=['OrderDate', 'timeinterval', 'Ticker'])
8.
9. df.to_csv('2.csv')
```

ขั้นตอนที่ 3: รวมไฟล์ ฝั่งผู้ซื้อ (1.csv) และ ฝั่งผู้ขาย (2.csv) เข้าไว้ด้วยกัน จากนั้นทำการสร้างโครงสร้างตารางแบบ long table โดยการเปลี่ยนให้ columns bid1 ,bid2 ,...,ask1 ,ask2 ,..., bidvol1 ,bidvol2 ,... askvol1,askvol2, ... ให้มีลักษณะการแชร์ column level 1,2,3,4,5 รวมกัน โดยใช้ฟังก์ชัน wide_to_long() เราจะได้โครงสร้างของตารางดังปรากฏใน ตารางที่ 3.10 การเรียงลำดับราคาซื้อจากระดับ 1-5 จะเรียงจากราคามากไปน้อย สำหรับฝั่งขายจะเรียงจากราคาน้อยไปมาก

```
1. import pandas as pd
2.
3. # 1. Load and merge
4. df1 = pd.read_csv('1.csv')
5. df2 = pd.read_csv('2.csv')
6. key_cols = ['OrderDate', 'Ticker',
'timeinterval']
```

```

7. df = pd.merge(df1, df2, on=key_cols,
how='inner')
8.
9. # 2. Rename for clarity
10. df = df.rename(columns={'OrderDate':
'Date'})
11.
12. # 3. Unpivot (wide → long)
13. long_df = pd.wide_to_long(
14.     df,
15.     stubnames=['bid', 'ask', 'bidvol',
'askvol'],
16.     i=['Date', 'Ticker', 'timeinterval'],
17.     j='level',
18.     sep='',
19.     suffix='\\d+')
20. ).reset_index()
21.
22. # 4. Tidy up column names
23. long_df = long_df.rename(columns={
24.     'level': 'Bid/AskLevel',
25.     'bid': 'Bid Price',
26.     'bidvol': 'Bid Share Volume',
27.     'ask': 'Ask price',
28.     'askvol': 'Ask Share Volume'
29. })
30.
31. # 5. sort
32. long_df =
long_df.sort_values(['Date', 'Ticker', 'timeint
erval', 'Bid/AskLevel'])
33.
34. long_df =long_df.drop(columns=['Unnamed:
0_x'],

```

```
35. 'Unnamed: 0_x_x',  
36. 'Unnamed: 0_x_y',  
37. 'Unnamed: 0_y',  
38. 'Unnamed: 0_y_x',  
39. 'Unnamed: 0_y_y']])  
40. long_df  
41. long_df.to_csv("long_table.csv")
```

ตารางที่ 3.10 ตัวอย่างรูปแบบราคาและปริมาณคำสั่งซื้อขาย(Bid-Ask) ตามระดับช่วงราคาในสมุดคำสั่งซื้อขายราย
ครึ่งชั่วโมง

	Date	Ticker	timeinterval	Bid/AskLevel	Bid Price	Ask price	Bid Share Volume	Ask Share Volume
0	2020-01-02	b'AAV'	0.0	1	2.24	2.24	768500.0	1123900.0
1	2020-01-02	b'AAV'	0.0	2	2.20	2.28	813600.0	2495600.0
2	2020-01-02	b'AAV'	0.0	3	2.14	2.32	1479600.0	351700.0
3	2020-01-02	b'AAV'	0.0	4	2.10	2.36	827300.0	917600.0
4	2020-01-02	b'AAV'	0.0	5	2.00	2.54	836200.0	202900.0
...	...	...	...	...	...	...	...	...
2125940	2020-12-30	b'WORK'	11.0	1	15.95	15.00	18000.0	3000.0
2125941	2020-12-30	b'WORK'	11.0	2	15.80	15.30	29100.0	100.0
2125942	2020-12-30	b'WORK'	11.0	3	15.70	15.50	22800.0	2000.0
2125943	2020-12-30	b'WORK'	11.0	4	11.50	15.70	5000.0	1000.0
2125944	2020-12-30	b'WORK'	11.0	5	NaN	15.90	NaN	100.0

2125945 rows × 8 columns

ตัวอย่างที่ 3.8: การนำเสนอสถิติราคาสั่งซื้อขายราย 30 นาที และความไม่สมมาตรระหว่างคำสั่งซื้อ-ขาย (Order Imbalance) ของหุ้นรายตัว

ส่วนต่างของราคาซื้อขาย (Bid-Ask spread) และความไม่สมมาตรระหว่างปริมาณซื้อขาย (Order imbalance) เป็นตัวบ่งชี้สภาพคล่องและทิศทางของราคาในระยะสั้น

คำนวณความไม่สมมาตรระหว่างคำสั่งซื้อ-ขาย (Order Imbalance) ทุก ๆ 30 นาทีจากใช้ไฟล์ฝั่งผู้ซื้อ (1.csv) และ ฝั่งผู้ขาย (2.csv) นำมาเสนอกราฟแสดงช่วงราคาในการสั่งคำสั่งฝั่งผู้ซื้อ (Bid) และฝั่งผู้ขาย (Ask) ได้ ตามแต่ละช่วงเวลา ใน command line ต่อไปนี้ เลือกหยิบเอา หุ้น KBANK ของ วันที่ 2000-03-16 ขึ้นมา นำเสนอ Bid-Ask Spread และมีความยาวของแท่งกราฟแสดงถึงปริมาณการซื้อขาย ณ ระดับราคานั้น ๆ ผลลัพธ์ที่ได้จะมีลักษณะดัง ภาพที่ 3.9 จากภาพจะเห็นถึงการเคลื่อนไหวของความต้องการซื้อและขายของหุ้น และลักษณะของความไม่สมมาตรระหว่างคำสั่งซื้อ-ขาย (Order Imbalance) ทุก ๆ 30 นาที ในตัวอย่างนี้ Spread มีการกระจายตัวและมีความหนาแน่นของปริมาณใจช่วงเปิดตลาด Time interval 1 และ 2 ต่อมา Spread ในช่วง Time interval 3-5 มีการกระจุกตัวมากขึ้นและความหนาแน่นของปริมาณหุ้นเบาบางลง

```
1. import pandas as pd
2. import matplotlib.pyplot as plt
3.
4. # Load bid and ask datasets
5. df_bid = pd.read_csv('1.csv')
6. df_ask = pd.read_csv('2.csv')
7.
8. # Clean ticker strings
```

```

9. df_bid['Ticker'] =
df_bid['Ticker'].astype(str).str.replace(r"^b
'|'", "", regex=True)
10. df_ask['Ticker'] =
df_ask['Ticker'].astype(str).str.replace(r"^b
'|'", "", regex=True)
11.
12. # Settings
13. ticker = 'KBANK'
14. selected_date = '2020-03-16'
15. intervals = [1, 2, 3,4,5] # intervals to
plot
16.
17. # Create subplots: 5 rows x 1 column
18. fig, axes = plt.subplots(len(intervals),
1, figsize=(8, 3 * len(intervals)),
sharex=True)
19.
20. for ax, interval in zip(axes, intervals):
21.     # Get rows
22.     bid_row = df_bid[(df_bid['Ticker'] ==
ticker) &
23.                     (df_bid['OrderDate']
== selected_date) &
24.                     (df_bid['timeinterval'] == interval)].iloc[0]
25.     ask_row = df_ask[(df_ask['Ticker'] ==
ticker) &
26.                     (df_ask['OrderDate']
== selected_date) &
27.                     (df_ask['timeinterval'] == interval)].iloc[0]
28.
29.     # Prepare data for levels 1-5

```

```

30.     levels = [1, 2, 3,4,5]
31.     bid_prices = [bid_row[f'bid{i}']] for
i in levels]
32.     bid_vols = [bid_row[f'bidvol{i}']] for
i in levels]
33.     # detect ask columns
34.     ask_prices = [
35.         ask_row[f'ask{i}']] if f'ask{i}'
in df_ask.columns else ask_row[f'bid{i}']]
36.         for i in levels
37.     ]
38.     ask_vols = [
39.         ask_row[f'askvol{i}']] if
f'askvol{i}' in df_ask.columns else
ask_row[f'bidvol{i}']]
40.         for i in levels
41.     ]
42.
43.     # Plot bars
44.     ax.barh(bid_prices, bid_vols,
color='orange', label='Bid')
45.     ax.barh(ask_prices, [-v for v in
ask_vols], color='red', alpha=0.7,
label='Ask')
46.
47.     # Annotate levels
48.     max_vol = max(bid_vols + ask_vols)
49.     for lvl, (p, v) in
enumerate(zip(bid_prices, bid_vols),
start=1):
50.         ax.text(v + max_vol * 0.01, p,
f'L{lvl}', va='center')

```

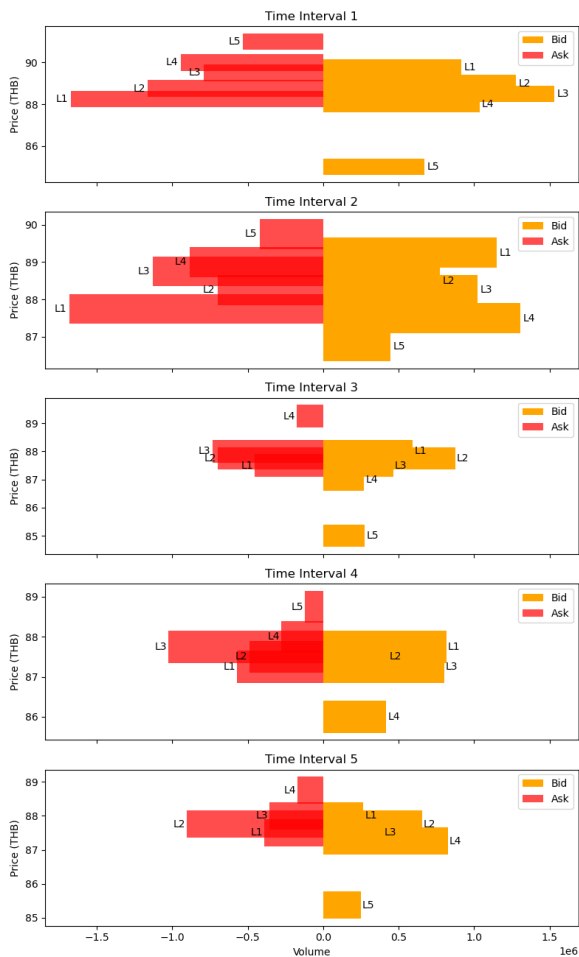
```

51.     for lvl, (p, v) in
enumerate(zip(ask_prices, ask_vols),
start=1):
52.         ax.text(-v - max_vol * 0.01, p,
f'L{lvl}', va='center', ha='right')
53.
54.         ax.set_title(f'Time Interval
{interval}')
55.         ax.set_ylabel('Price (THB)')
56.         ax.legend(loc='upper right')
57.
58. # Final adjustments
59. axes[-1].set_xlabel('Volume')
60. fig.suptitle(f'{ticker} Bid & Ask Volumes
by Price (Intervals 1-5)\n({selected_date}'),
fontsize=16)
61. plt.tight_layout(rect=[0, 0.03, 1, 0.95])
62. plt.show()

```

ภาพที่ 3.9 การนำเสนอปริมาณการสั่งซื้อ-ขายของหุ้น KBANK แยกตามระดับราคาในช่วงเวลา 10.00- 12.30 น. ในวันที่ 16 มีนาคม ปี ค.ศ. 2020

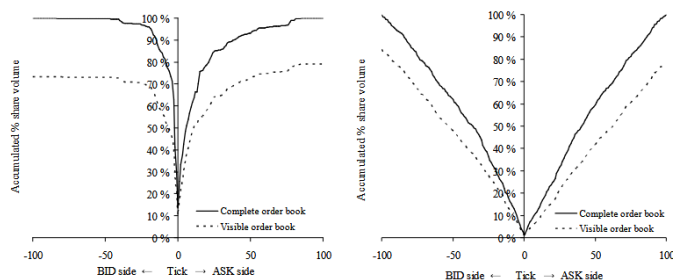
KBANK Bid & Ask Volumes by Price (Intervals 1-5)
(2020-03-16)



ตัวอย่างที่ 3.9 การแสดงความโค้งของการกระจายสภาพคล่องในเส้นอุปสงค์และอุปทานหุ้นรายตัว (Convexity)

ความโค้งของการกระจายสภาพคล่องบนเส้นอุปสงค์และอุปทานเป็นตัวบ่งชี้ ความเสี่ยงด้านสภาพคล่อง และ ผลกระทบต่อราคา ถ้าปริมาณของคำสั่งซื้อขาย หนาแน่นบริเวณbid/ask โกล้ มากกว่าโกล เรียกว่า Convexity แต่ถ้าถ้าปริมาณคำสั่งซื้อขายบางที่ราคา บริเวณbid/ask โกล้ แต่หนาขึ้นเมื่อห่างออกไปเรียกว่า Concavity ภาพที่ 3.10 แสดงความโค้งของหุ้น Norsk Hydro (NHY) ด้านซ้ายและ Opticom ด้านขวา หุ้น NHY เป็นหุ้น Blue chip ในตลาดนอร์เวย์ที่มี Convexity สูง หรือมีคำสั่งจำนวนมากโกล้ ราคาที่ต่ำสุด (Spread ต่ำสุด) ซึ่งหมายความว่าหุ้นมีสภาพคล่องดี และผลกระทบทางราคา (Price impact) ต่ำเมื่อได้รับต่อคำสั่งขนาดใหญ่ ส่วน Opticom เป็นหุ้นในหมวด IT ที่มีอายุน้อยและสภาพคล่องที่เบาบางกว่าโกล้ราคาที่ดีที่สุด จึงมี Concavity มากกว่าซึ่งหมายความว่าหุ้นมีสภาพคล่องน้อยกว่าในช่วงที่ Spread ต่ำ ทำให้ ผลกระทบทางราคา (Price impact) สูงกว่าเมื่อได้รับต่อคำสั่งขนาดใหญ่

ภาพที่ 3.10 ความโค้งของการกระจายสภาพคล่องของหุ้น Norsk Hydro (NHY) ที่สภาพคล่องสูงด้านขายและ Opticom ที่สภาพคล่องต่ำว่าด้านขา



ที่มา Næs & Skjeltorp (2006)

ผู้เขียนใช้ชุดข้อมูลจาก long_table.csv ที่ปรากฏใน ตารางที่ 3.10 เพื่อแสดงความโค้งของเส้นอุปสงค์และอุปทาน ชุดคำสั่ง Python ที่สร้างผลลัพธ์อยู่ในกล่องถัดไป ตัวแปรสำคัญที่ใช้ประกอบด้วยราคาซื้อ (Bid) ราคาขาย (Ask) ปริมาณการซื้อขาย (Vol) ที่ต้องคำนวณการสะสมในแต่ละระดับ Bid Ask ข้อมูลที่ใช้คืออุปสงค์และอุปทานที่เกิดขึ้นในวันที่ 12 มกราคม ปี ค.ศ. 2020 ดังปรากฏใน ภาพที่ 3.11 จากโครงสร้างฝั่งซื้อและฝั่งขาย จะเห็นได้ว่าพฤติกรรมการซื้อขาย มีลักษณะสภาพคล่องที่ใกล้เคียงกันในฝั่งผู้ซื้อและผู้ขาย อย่างไรก็ตาม เมื่อนำมาเปรียบเทียบ ผลความโค้ง (Convexity) ของอุปสงค์และอุปทานที่เกิดขึ้นในวันที่ 12 มีนาคม ปี ค.ศ. 2020 ซึ่งเป็นช่วงวันที่เกิดเหตุการณ์ Circuit Break ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยจะพบความแตกต่างอย่างชัดเจน โดยฝั่งผู้ขายมีพฤติกรรม

การส่งคำสั่งขายหนาแน่นในช่วงระดับราคาที่กว้างกว่า โดยเปรียบเทียบ และมีปริมาณการส่งคำสั่งขายรวมที่มากกว่า ดังปรากฏใน ภาพที่ 3.12

```
1. import pandas as pd
2. import matplotlib.pyplot as plt
3.
4. # 1. Load & clean
5. df = pd.read_csv('long_table.csv')
# adjust path as needed
6. df['Ticker'] =
df['Ticker'].str.strip("b")
7.
8.
9.
10. df_Jan_12 = df[
11.     df['Date'].str.startswith('2020-01-
12.     12')]
12. # 3. Aggregate sum volumes and mean
prices by level
13. agg = (
14.     df_Jan_12
15.     .groupby('Bid/AskLevel')
16.     .agg({
17.         'Bid Price': 'mean',
18.         'Ask price': 'mean',
19.         'Bid Share Volume': 'sum', #
total across stocks
20.         'Ask Share Volume': 'sum'
21.     })
22.     .reset_index()
23.     .sort_values('Bid/AskLevel')
24. )
25.
```

```

26. # 4. Compute cumulative volumes up
    through each level
27. agg['Cum Bid Vol'] = agg['Bid Share
    Volume'].cumsum()
28. agg['Cum Ask Vol'] = agg['Ask Share
    Volume'].cumsum()
29.
30. # 5. Prepare for diverging plot
31. levels      =
    agg['Bid/AskLevel'].astype(int)
32. bid_prices  = agg['Bid Price']
33. ask_prices  = agg['Ask price']
34. bid_cum     = agg['Cum Bid Vol']
35. ask_cum     = -agg['Cum Ask Vol']    #
    negative for left side
36.
37. # 6. Plot
38. fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,6))
39.
40. # Ask (left)
41. ax.plot(ask_cum, ask_prices, '-o',
    label='Cumulative Ask')
42. #for lvl, x, y in zip(levels, ask_cum,
    ask_prices):
43. #     ax.annotate(f'L{lvl}', (x, y),
    textcoords="offset points", xytext=(5,-5))
44.
45. # Bid (right)
46. ax.plot(bid_cum,
    bid_prices.sort_values(), '-o',
    label='Cumulative Bid')
47. #for lvl, x, y in zip(levels, bid_cum,
    bid_prices):

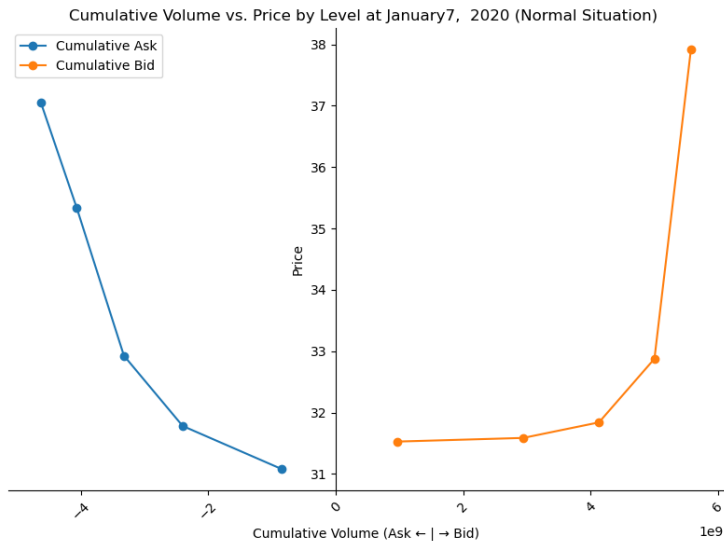
```

```

48. # ax.annotate(f'L{lvl}', (x, y),
textcoords="offset points", xytext=(5,-5))
49.
50. # Move price-axis to x=0
51. ax.spines['left'].set_position(('data',
0))
52. for s in ['right', 'top']:
53.     ax.spines[s].set_visible(False)
54. ax.xaxis.set_ticks_position('bottom')
55. ax.yaxis.set_ticks_position('left')
56.
57. # Labels & formatting
58. ax.set_xlabel('Cumulative Volume (Ask ← |
→ Bid)')
59. ax.set_ylabel('Price')
60. ax.set_title('Cumulative Volume vs. Price
by Level at January 12, 2020 (Normal
Situation)')
61. plt.xticks(rotation=45)
62. plt.tight_layout()
63. plt.legend()
64. plt.show()

```

ภาพที่ 3.11 ลักษณะพฤติกรรมการส่งราคาและปริมาณความต้องการซื้อขาย
ในวันที่ 12 มกราคม 2020



ภาพที่ 3.12 ลักษณะพฤติกรรมการส่งราคาและปริมาณความต้องการซื้อขาย ในวันที่ 12 มีนาคม 2020 ช่วงเกิดเหตุการณ์ circuit Breaker



ตัวอย่างที่ 3.10 การศึกษาลักษณะคำสั่งซื้อขายแยกตามประเภทนักลงทุน

ในฐานะข้อมูล Order file เราจะมีชุดข้อมูลราคา ที่แยกตามระดับช่วงราคาในสมุดคำสั่งซื้อขายรายครึ่งชั่วโมงในภาพรวมแล้ว และมีแยกตามประเภทของนักลงทุน ประเภทของผู้ซื้อขาย แบ่งเป็น นักลงทุนต่างชาติ นักลงทุนสถาบันไทย (รวมนักลงทุนประเภท Proprietary Trader) และ นักลงทุนรายย่อย ในตัวอย่างชุดคำสั่งต่อไปนี้ จะเป็นการรวมเอาชุดข้อมูลจำนวน 6 ไฟล์ จากประเภทนักลงทุน มาทำการรวมไว้ด้วยกัน เพื่อให้ง่ายต่อการทำไปวิเคราะห์ต่อซึ่งประกอบด้วย'bidpricerankf_2020.csv', 'bidpricerankm_2020.csv', 'bidpricerankr_2020.csv'

'askpricerankf_2020.csv', 'askpricerankm_2020.csv',
'askpricerankr_2020.csv', เมื่อทำการรวมไฟล์เรียบร้อยแล้ว จะได้ลักษณะ
โครงสร้างชุดข้อมูล ใน ตารางที่ 3.11 ที่แสดงการส่งคำสั่งซื้อขายของนัก
ลงทุนแต่ละประเภท ไฟล์ข้อมูลนักลงทุนจะมี 10 คอลัมน์ ประกอบด้วย
Bid1-Bid5 และ Ask1-Ask5

```
1. import pandas as pd
2.
3.
4. # Define file paths with their trader-
type suffixes
5. ask_files = {
6.     'fore': 'askpricerankf_2020.csv',
7.     'fund': 'askpricerankm_2020.csv',
8.     'reta': 'askpricerankr_2020.csv',
9. }
10. bid_files = {
11.     'fore': 'bidpricerankf_2020.csv',
12.     'fund': 'bidpricerankm_2020.csv',
13.     'reta': 'bidpricerankr_2020.csv',
14. }
15.
16. # Read, rename, and select relevant
columns for each file
17. dfs = []
18.
19. for suffix, path in ask_files.items():
20.     df = pd.read_csv(path)
21.     # Rename ask levels
22.     df = df.rename(columns={f'ask{i}':
f'ask{i}_{suffix}' for i in range(1, 6)})
```

```

23.     # Keep only key columns plus renamed
ask columns
24.     cols = ['OrderDate', 'Ticker',
'timeinterval'] + [c for c in df.columns if
c.startswith(f'ask')]
25.     dfs.append(df[cols])
26.
27. for suffix, path in bid_files.items():
28.     df = pd.read_csv(path)
29.     # Rename bid levels
30.     df = df.rename(columns={f'bid{i}':
f'bid{i}_{suffix}' for i in range(1, 6)})
31.     cols = ['OrderDate', 'Ticker',
'timeinterval'] + [c for c in df.columns if
c.startswith(f'bid')]
32.     dfs.append(df[cols])
33.
34. # Merge all dataframes on OrderDate,
Ticker, and timeinterval
35. from functools import reduce
36. merged = reduce(
37.     lambda left, right: pd.merge(left,
right, on=['OrderDate', 'Ticker',
'timeinterval'], how='inner'),
38.     dfs
39. )
40.
41. # Save the merged result for download
42.
merged.to_csv('merged_priceranks_2020.csv',
index=False)

```

ตารางที่ 3.11 รูปแบบราคา จากคำสั่งซื้อขาย (Bid-Ask) ตามระดับช่วงราคาในสมุดคำสั่งซื้อขายรายครึ่งชั่วโมง แยกตามประเภทหลักทรัพย์

	OrderDate	Ticker	timeinterval	ask1_fore	ask2_fore	ask3_fore	ask4_fore	ask5_fore	ask1_fund	ask2_fund	...	bid1_fund	bid2_fund	bid3_fund
0	2020-01-02	b'AAV'	1.0	2.24	2.26	2.28	2.3	NaN	2.24	NaN	...	2.24	NaN	NaN
1	2020-01-02	b'AAV'	4.0	2.26	2.32	NaN	NaN	NaN	2.26	2.28	...	2.28	2.26	NaN
2	2020-01-02	b'AAV'	5.0	2.26	NaN	NaN	NaN	NaN	2.26	2.28	...	2.28	2.26	NaN
3	2020-01-02	b'AAV'	8.0	2.28	NaN	NaN	NaN	NaN	2.28	2.30	...	2.28	2.26	NaN
4	2020-01-02	b'AAV'	9.0	2.28	NaN	NaN	NaN	NaN	2.28	NaN	...	2.28	NaN	NaN
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
239480	2020-12-30	b'WORK'	4.0	15.90	16.00	16.10	16.2	NaN	15.80	15.90	...	15.90	15.80	15.6
239481	2020-12-30	b'WORK'	5.0	15.60	15.70	15.80	15.9	16.0	15.70	15.80	...	15.50	NaN	NaN
239482	2020-12-30	b'WORK'	7.0	15.70	15.80	15.90	16.0	NaN	15.80	NaN	...	15.80	15.60	NaN
239483	2020-12-30	b'WORK'	8.0	15.80	16.00	16.10	NaN	NaN	15.80	NaN	...	15.80	NaN	NaN
239484	2020-12-30	b'WORK'	9.0	15.70	15.80	15.90	16.0	NaN	15.70	15.80	...	15.80	NaN	NaN

239485 rows x 33 columns

3.5 ประโยชน์ของการศึกษา

ในยุคที่ระบบซื้อขายอัตโนมัติแพร่หลายมากขึ้นการวิเคราะห์สถิติและข้อมูลระหว่างวันเป็นส่วนหนึ่งของงานด้านลงทุนและงานวิจัย ในด้านการลงทุน การซื้อขายด้วยอัลกอริทึม (Algorithmic Trading) ใช้ข้อมูลราคาหุ้นระหว่างวันเพื่อดำเนินการซื้อขายอย่างรวดเร็วตามอัลกอริทึมหรือกลยุทธ์ที่ตั้งไว้ล่วงหน้า ด้วยการประมวลผลข้อมูลตลาดแบบเรียลไทม์ ระบบเหล่านี้สามารถส่งคำสั่งซื้อขายโดยอัตโนมัติที่ราคาที่เหมาะสมที่สุด และสร้างกำไรจากการเบี่ยงเบนของราคาจากกรอบที่ควรในระยะสั้น สำหรับการจัดการความเสี่ยง (Risk Management) ผู้จัดการพอร์ตและนักวิเคราะห์ความเสี่ยงใช้ข้อมูลราคาหุ้นระหว่างวันเพื่อติดตามสถานะในพอร์ต ประเมินความเสี่ยงของตลาด และปรับกลยุทธ์ให้เหมาะสมกับสภาพคล่องที่อาจประเมินจากสเปรดของราคาซื้อขายและสภาพความโค้งของการกระจายความหนาแน่นของคำสั่ง ในด้านงานวิจัยสามารถใช้ข้อมูลราคาหุ้นระหว่างวันเพื่อเป็นตัวชี้วัดความมีประสิทธิภาพของตลาด ติดตามพฤติกรรมการตอบสนองราคาของนักลงทุนประเภทต่างๆ และติดตามการเคลื่อนไหวของราคาและปริมาณซื้อขายในระหว่างวันช่วยให้ผู้กำหนดนโยบายดูแลความมีเสถียรภาพของตลาด

เอกสารอ้างอิง

- Aloosh, A., Choi, H. E., & Ouzan, S. (2023). The tail wagging the dog: How do meme stocks affect market efficiency?. *International Review of Economics & Finance*, 87, 68-78.
- Easley, M., De Prado, M.L., & O'Hara, M., (2011). The microstructure of the “Flash Cash”: Flow toxicity, liquidity crashes, and the probability of informed trading. *Journal of Portfolio Management*, Winter, 118-128.
- Næs, R., & Skjeltorp, J. A. (2006). Order book characteristics and the volume–volatility relation: Empirical evidence from a limit order market. *Journal of Financial Markets*, 9(4), 408–432.
- Pavabutr, P., & Zhao, B. (2025). *The Stock Exchange of Thailand Intraday Data Handbook*. Thammasat University Press.

บทที่ 4

ความผันผวนระหว่างวันของอัตราผลตอบแทน

4.1 บทนำ

ความผันผวนของราคาเป็นสิ่งจำเป็นในการปรับตัวของราคาหุ้นเมื่อมีข่าวสารใหม่ และเป็นเครื่องมือสำคัญสำหรับการจัดจังหวะการซื้อขายที่นักลงทุนสามารถใช้ประโยชน์จากจุดเข้าซื้อหรือขายที่เหมาะสม และการกำหนดราคาตราสารอนุพันธ์ที่ช่วยจัดการความเสี่ยงเช่นออปชั่น อย่างไรก็ตามสิ่งที่ทำให้นักลงทุนหรือหน่วยงานที่กำกับดูแลตลาดกังวลเป็นพิเศษคือความผันผวนที่ผิดปกติ โดยเฉพาะการเหวี่ยงขึ้นลงของระดับราคาที่มีภูมิความรุนแรงมากขึ้นเมื่อตลาดปรับตัวลดลงสืบเนื่องจากความกังวลของนักลงทุนในเรื่องแนวโน้มการเติบโตและความไม่แน่นอนของปัจจัยพื้นฐานทางเศรษฐกิจอื่น ๆ ความกังวลเรื่องความผันผวนยังอาจมาจากความหลากหลายในวิธีการวัด เพราะมีอยู่หลายวิธีและการนำเสนอ

บทสุดท้ายของหนังสือเล่มนี้มีวัตถุประสงค์ที่จะให้ความกระจ่างเรื่องนิยามและการวัดความผันผวนในระดับที่นักลงทุนทั่วไปควรทราบอันได้แก่ความผันผวนที่คำนวณจากข้อมูลจริง (Realized Volatility) และความผันผวนแบบจำลองเชิงโครงสร้าง (Estimated Volatility) ผู้เขียนนำเสนอตัวอย่างแบบจำลองความผันผวนเบื้องต้นที่เป็นที่นิยมในงานด้านการเงินสองวิธีคือ แบบจำลอง Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity หรือที่เรียกสั้น ๆ ว่าแบบจำลอง GARCH และ

แบบจำลอง Exponential GARCH หรือ E-GARCH ที่ใช้ข้อมูลระหว่างวัน พร้อมโค้ดภาษา Python ที่ใช้งานประกอบ

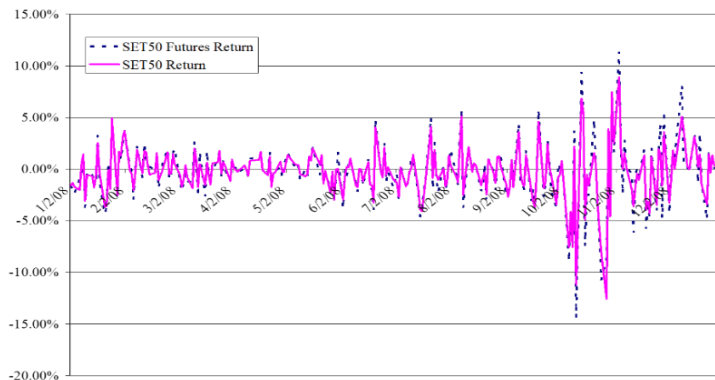
4.2 ข้อสังเกตเกี่ยวกับคุณลักษณะของความผันผวนของอัตราผลตอบแทน

ความผันผวนมีลักษณะกระจุกตัวเป็นกลุ่ม (Volatility Clustering) ในช่วงเวลาที่ราคาหุ้นเปลี่ยนแปลงรุนแรง (ผันผวนสูง) มักจะตามด้วยช่วงเวลาที่ความผันผวนยังคงสูงต่อเนื่อง และในทางกลับกัน เมื่อราคาค่อย ๆ ลดลง (ความผันผวนต่ำ) ก็จะเข้าสู่ช่วงเวลาที่ต่อเนื่องด้วยเช่นกัน พุดอีกอย่างหนึ่งคือ หากวันหนึ่งมีการเคลื่อนไหวของราคาใหญ่ โอกาสที่วันต่อ ๆ ไปจะยังคงมีการเปลี่ยนแปลงรุนแรงก็สูงด้วย จึงสังเกตได้ว่าความผันผวน “จับกลุ่ม” กันเป็นช่วง ๆ ไม่กระจายแบบสุ่มทั่วทั้งช่วงเวลา ปรากฏการณ์ Serial correlation ในความผันผวนจะปรากฏชัดเจนเมื่อใช้ข้อมูลการเงินที่มีความถี่สูง อาทิเช่น ข้อมูลรายวัน หรือข้อมูลระหว่างวัน

ผลกระทบทางลบมักทำให้ความผันผวนสูงขึ้น (Leverage Effect / Asymmetric Volatility) ปรากฏการณ์นี้หมายถึง เมื่อราคาหุ้นปรับตัวลดลง (Negative Return) จะส่งผลให้ความผันผวน เพิ่มขึ้นมากกว่าช่วงที่ราคาปรับตัวขึ้น (Positive Return) ในเชิงกลไก สาเหตุหนึ่งอธิบายว่า เมื่อราคาคตกกิจการอาจถูกผู้ถือหุ้นมองว่ามีความเสี่ยงเพิ่มขึ้น (Leverage เพิ่มขึ้น เนื่องจากมูลค่าตลาดของหุ้นลดลง) จึงเกิดการซื้อขายเพื่อป้องกันความเสี่ยง (Hedging) มากขึ้น ทำให้ตลาดผันผวนมากขึ้น อีกสาเหตุคือความกังวลในความไม่แน่นอนทางปัจจัยมหภาคทำให้ความต้องการอัตราผลตอบแทนความเสี่ยง (Market Risk Premium) สูงขึ้นอย่างรวดเร็วทำให้มีการเทขาย ภาพที่ 4.1 เสนอการเคลื่อนไหวของอัตราผลตอบแทนของ SET50 และ SET50

ฟิวเจอร์สในปี ค.ศ. 2008 ที่แสดงความผันผวนที่สูงขึ้นอย่างเห็นได้ชัดช่วง
ปัญหา Sub-prime ในเดือนตุลาคมถึงพฤศจิกายน

ภาพที่ 4.1 การเคลื่อนไหวของอัตราผลตอบแทนในปี ค.ศ. 2008



ที่มา ตลาดหลักทรัพย์ฯ คำนวณโดยผู้เขียน

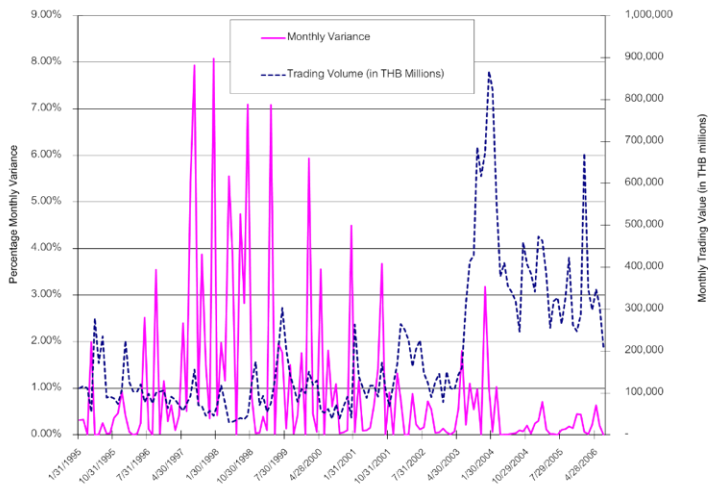
การกระจายตัวของผลตอบแทนที่ไม่สมมาตร (Asymmetry / Skewness) เป็นผลสืบเนื่องจากความผันผวนที่รุนแรงด้านตลาดขาลง เมื่อดูการแจกแจงของผลตอบแทนรายวัน มักพบว่าการแจกแจงไม่ได้มีลักษณะสมมาตร (symmetric) เสมอไป มักจะเบ้ทางซ้าย (left-skewed) เล็กน้อย แปลว่าการปรับตัวลดลงของราคามักรวดเร็วและรุนแรงกว่าโอกาสที่ราคาจะปรับตัวขึ้นมาก ๆ ส่งผลให้เมื่อตลาดตกจะเห็นแรงขาย (sell-off) รวดเร็วกว่าเมื่อขึ้น

การกระจายตัวของผลตอบแทนมีหางหนา (Fat-tailed Distribution) เมื่อดูการแจกแจง (Distribution) ของผลตอบแทนรายวัน (Daily returns) จะพบว่ามีโอกาสเกิดการเคลื่อนไหวของราคาในระดับที่

“รุนแรง” (Extreme) สูงกว่าที่แจกแจงปกติ (Normal distribution) คาดการณ์ไว้ กล่าวคือ โอกาสที่ผลตอบแทนจะตกอยู่ในหาง (Tail) ของการแจกแจงมีค่าสูงกว่า ทำให้การแจกแจงมีลักษณะ “หางหนา” ซึ่งเป็นข้อสังเกตสำคัญว่า โมเดลแบบการแจกแจงปกติ (Gaussian) บางครั้งไม่สามารถอธิบายการเกิดเหตุการณ์กระทบแรง (Large Shocks) ได้อย่างเพียงพอ

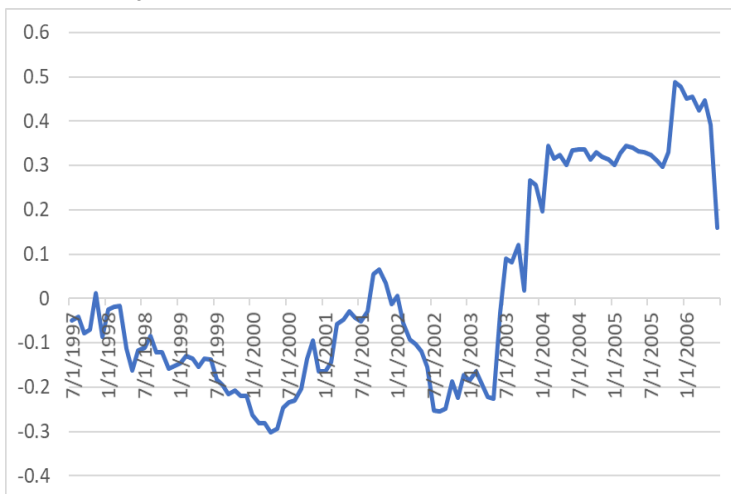
ช่วงเวลาที่มีการซื้อขายมาก (High Trading Volume) มักสัมพันธ์กับความผันผวนสูง สังเกตได้ว่าช่วงที่ปริมาณการซื้อขายพุ่งสูง มักจะเกิดความผันผวนในราคาที่สูงตามมา แม้จะไม่ใช่กฎทองในทุกกรณี แต่ก็เป็นข้อสังเกตทั่วไปที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองความผันผวนขั้นสูงต่อไป ภาพที่ 4.2 และ 4.3 แสดงข้อสังเกตนี้ด้วยอนุกรมเวลาและค่าสหสัมพันธ์เคลื่อนที่ 30 เดือนของความผันผวนของอัตราผลตอบแทนรายเดือนกับมูลค่าการซื้อขายในช่วงวิกฤติต้มยำกุ้งปี ค.ศ. 1997 ในช่วงระยะเวลาก่อนและภายหลังการลดค่าเงินบาทกลางปี ค.ศ. 1997 เล็กน้อยพบว่าความผันผวนของอัตราผลตอบแทนมีค่าสูงมากแต่ปริมาณการซื้อขายต่ำซึ่งอาจเป็นเพราะความวิตกกังวลในสถานการณ์อัตราแลกเปลี่ยนและระบบธนาคารพาณิชย์ในช่วงวิกฤติ ต่อมาเมื่อเหตุการณ์คลี่คลายจึงพบว่าความผันผวนและปริมาณการซื้อขายกลับไปในทิศทางเดียวกัน

ภาพที่ 4.2 อนุกรมเวลาของความผันผวนของอัตราผลตอบแทนรายเดือน
กับมูลค่าการซื้อขายในช่วงวิกฤตต้มยำกุ้งปี ค.ศ. 1995-2006



ที่มา ตลาดหลักทรัพย์ฯ คำนวณโดยผู้เขียน

ภาพที่ 4.3 ค่าสหสัมพันธ์เคลื่อนที่ของความผันผวนของอัตราผลตอบแทนรายเดือนกับมูลค่าการซื้อขายในช่วงวิกฤติต้มยำกุ้งปี ค.ศ. 1997



ที่มา ตลาดหลักทรัพย์ฯ จำนวนโดยผู้เขียน

4.3 ความผันผวน (Volatility) ของชุดข้อมูลความถี่สูง (Intraday data)

ด้วยคุณลักษณะทางสถิติของความผันผวนที่กล่าวมาทำให้การวัดความผันผวนมีรายละเอียดที่น่าสนใจดังนี้ ประการแรกความผันผวนมีความอ่อนไหวขึ้นกับช่วงเวลาของข้อมูลที่หยิบมา เช่นถ้าเลือกคำนวณจากสเปิร์ดระหว่างราคาสูง (H) และราคาต่ำ (L) ตามสมการ $(\ln H - \ln L)$ วันและเวลาที่หยิบมาคำนวณสร้างความแตกต่างได้มาก ประการที่สองความผันผวนมีวิธีคำนวณหลายวิธี อาจนำเสนอด้วยค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของอัตราผลตอบแทน หรือใช้ข้อมูลความถี่สูงคำนวณกำลังสองของผลตอบแทนรายวัน

(Squared daily returns) หรือระหว่างวัน (Squared intraday returns) ประการที่สามค่าของความผันผวนสามารถปรับสเกลเวลาขึ้นลงได้

การศึกษาที่ผ่านมาพบว่า Squared intraday returns ให้ได้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่า Squared daily returns เนื่องจากในช่วงเวลาเท่ากันมีจำนวนข้อมูลมากกว่า อย่างไรก็ตามผู้เลือกใช้อัตราระหว่างวันควรระวังการใช้ความถี่ที่สูงเกินไปเพราะความผันผวนดังกล่าวจะรวมค่ารบกวน (Noise) มากเกินไป Reid et al. 2006 เสนอว่าทุก 20 นาทีดีกว่าความถี่ทุกนาที ในปัจจุบันการวัดและสร้างแบบจำลองความผันผวน (Volatility) โดยใช้ชุดข้อมูลความถี่สูง (Intraday data) สามารถทำได้หลากหลาย แต่ที่สำคัญ Andersen and Bollerslev (1998) แนะนำว่าการเลือกชุดข้อมูลเพื่อเป็นตัวแปรในการอธิบายความผันผวน (Latent variable) มีความสำคัญอย่างมากในการกำหนดระดับความผันผวน ต่อไปผู้เขียนขอแนะนำการกำหนดค่าความผันผวนจากข้อมูลในอดีต (Realized Volatility) และนำเสนอแบบจำลองความผันผวนของอัตราผลตอบแทนแบบมีเงื่อนไข (Conditional Volatility) พื้นฐานอันได้แก่ Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH) และ Exponential GARCH หรือ E-GARCH

4.3.1 ค่าความผันผวนระหว่างวันจากข้อมูลในอดีต (Realized Volatility: RV)

สมมติให้ $P_{i,t}$ เป็นราคาปิดของสินทรัพย์ ณ วันที่ t และช่วงเวลา i เช่น 30 นาที 60 นาที ตั้งแต่เปิดตลาด จนถึงสิ้นวัน อาทิเช่น $i=1,2,...,M$

เราสามารถคำนวณหาผลตอบแทนระหว่างวัน (Intraday log-return) ได้โดย

$$r_{t,i} = \ln(P_{t,i}) - \ln(P_{t,i-1}), \quad i = 1, \dots, M.$$

เมื่อเราคำนวณได้ค่า $r_{i,t}$ เรียบร้อยแล้ว เราสามารถทำการคำนวณหาค่า Realized Variance (RV)¹⁶ ของวัน t ได้เป็น

$$RV_t = \sum_{i=1}^M r_{t,i}^2 \quad (4.1)$$

และสามารถคำนวณค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานได้จาก

$$RV_t^{1/2} = \sqrt{\sum_{i=1}^M r_{t,i}^2} \quad (4.2)$$

หากสนใจทำให้สอดคล้องกับหน่วยเวลา (เช่น ต่อปี) ให้นำไปคูณปรับเวลา 252 วันทำการ (สเกลฟอร์ม) ที่สอดคล้องกับความถี่ของอัตราผลตอบแทน

$$Annualized RV_t = RV_t * 252$$

ตัวอย่าง 4.1 การประยุกต์ใช้ชุดข้อมูล Intraday ของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ในการคำนวณหา Realized Volatility ทุก 30 นาที

ขั้นตอนที่ 1: เราจะทำการใช้ไลบรารี pandas ในการนำเข้าข้อมูล Deal price ในปี ค.ศ. 2018-2020 เพื่อใช้ในการคำนวณหา

¹⁶ สำหรับผู้ที่สนใจงานเชิงประจักษ์ด้านความผันผวนของอัตราผลตอบแทนแนะนำ
อ่านงานของ Schwert (1989)

Realized Volatility เราใช้คำสั่ง `pd.concat` ในการต่อไฟล์เข้าไว้ด้วยกัน คำสั่งทั้งหมดสามารถแสดงได้ดังกรอบข้างล่างนี้

```
1. import pandas as pd
2. # Load the datasets without including any
index column
3. df2018 = pd.read_csv('dealprice2018.csv')
4. df2019 = pd.read_csv('dealprice2019.csv')
5. df2020 = pd.read_csv('dealprice2020.csv')
6. # Drop the 'Unnamed: 0' column if it
exists
7. for df in (df2018, df2019, df2020):
8.     if 'Unnamed: 0' in df.columns:
9.         df.drop(columns=['Unnamed: 0'],
inplace=True)
10. # Combine the cleaned datasets
11. combined_df = pd.concat([df2018,
df2019, df2020], ignore_index=True)
12. # Save the cleaned combined dataset
13.
combined_df.to_csv('dealprice_2018_2019_2020.
csv', index=False)
14. combined_df
```

ภาพที่ 4.4 ผลลัพธ์ของชุดข้อมูลที่ทำกรรวมไว้เรียบร้อย ในชื่อ combined_df

	yymmdd	Ticker	timeinterval	price	medprice	maxprice	minprice
0	20180103.0	b'AAV'	1.0	6.107143	6.10	6.15	6.10
1	20180103.0	b'AAV'	2.0	6.071806	6.05	6.15	6.05
2	20180103.0	b'AAV'	3.0	6.051608	6.05	6.10	6.05
3	20180103.0	b'AAV'	4.0	6.052953	6.05	6.10	6.05
4	20180103.0	b'AAV'	5.0	6.091304	6.10	6.10	6.05
...	...	...	...	...	...	...	...
1222161	20201230.0	b'WORK'	7.0	15.763492	15.80	15.90	15.80
1222162	20201230.0	b'WORK'	8.0	15.805405	15.80	15.90	15.70
1222163	20201230.0	b'WORK'	9.0	15.732836	15.70	15.80	15.60
1222164	20201230.0	b'WORK'	10.0	15.765079	15.80	15.90	15.70
1222165	20201230.0	b'WORK'	11.0	15.700000	15.70	15.70	15.70

1222166 rows x 7 columns

ขั้นตอนที่ 2: ทำการเปลี่ยน time interval ให้สอดคล้องกับช่วง
ระยะเวลาที่กำหนด

```

1. df= combined_df
2. # Define the mapping dictionary
3. time_mapping = {
4.     0: '09:30', 1: '10:00', 2: '10:30',
5.     3: '11:00',
6.     4: '11:30', 5: '12:00', 6: '12:30',
7.     7: '14:30',
8.     8: '15:00', 9: '15:30', 10: '16:00',
9.     11: '16:30'
10. }
11. # Map the timeinterval column to the
12. corresponding time strings

```

```
9. df['timeinterval'] =  
df['timeinterval'].map(time_mapping)  
10. df
```

ขั้นตอนที่ 3: ทำการคำนวณ log return แยกตามรายหุ้น
(Ticker)

```
1. import numpy as np  
2.  
3. # Compute log returns of price by ticker  
and date  
4. df['log_return'] = df.groupby(['Ticker',  
'yymmdd'])['price'].transform(lambda x:  
np.log(x).diff())
```

ขั้นตอนที่ 4: ทำการคำนวณ 30-min RV และ 60-min RV แยก
ตามรายหุ้น (Ticker)

```
1. # Compute log price and log returns (30-  
min)  
2. df['log_price'] = np.log(df['price'])  
3. df['log_return'] = df.groupby(['Ticker',  
'yymmdd'])['log_price'].diff()  
4.  
5. # Compute 60-min log returns (two 30-min  
intervals)  
6. df['r60'] = df.groupby(['Ticker',  
'yymmdd'])['log_price'].diff(2)  
7.  
8. # Aggregate to realized volatilities per  
ticker and date  
9. rv = (
```

```

10.     df
11.     .groupby(['Ticker', 'yymmdd'])
12.     .agg(
13.         rv_30min = ('log_return', lambda
14. x: np.sqrt(x.pow(2).sum()))),
15.         rv_60min = ('r60', lambda
16. x: np.sqrt(x.pow(2).sum()))
17.     )
18.     .reset_index()
19. rv

```

ตารางที่ 4.1 ผลลัพธ์ของชุดข้อมูล 30-min RV และ 60-min RV ที่ทำการรวมไว้เรียบร้อยแล้ว ในชื่อ RV

	Ticker	yymmdd	rv_30min	rv_60min
0	AAV	20180103.0	0.015179	0.021076
1	AAV	20180104.0	0.013088	0.008477
2	AAV	20180105.0	0.013247	0.015601
3	AAV	20180108.0	0.010979	0.013988
4	AAV	20180109.0	0.008226	0.010401
...	...	...	...	...
103103	WORK	20201224.0	0.027455	0.034708
103104	WORK	20201225.0	0.039522	0.057475
103105	WORK	20201228.0	0.029761	0.045918
103106	WORK	20201229.0	0.020908	0.019425
103107	WORK	20201230.0	0.020885	0.030868

103108 rows × 4 columns

ขั้นตอนที่ 5: ทำการเลือก Ticker = KBANK และนำเสนอ 30-min RV และ 60-min RV ด้วยแผนภาพดังปรากฏในแผนภาพที่ 4.5

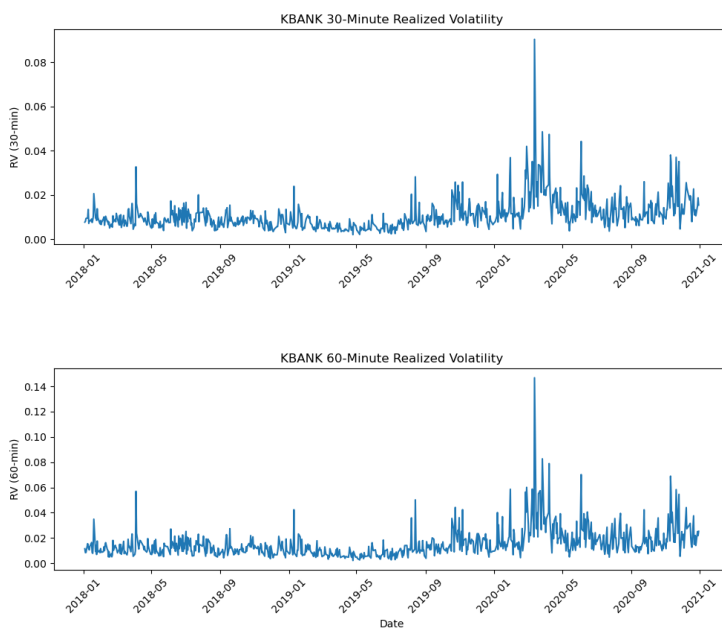
```
1. # Filter for ticker KBANK
2. KBANK = rv[rv['Ticker'] ==
'KBANK'].copy()
3.
4. # Convert yymmdd to integer and then to
datetime
5. KBANK['yymmdd_int'] =
KBANK['yymmdd'].astype(float).astype(int)
6. KBANK['date'] =
pd.to_datetime(KBANK['yymmdd_int'],
format='%Y%m%d')
7.
8. # Sort by date
9. KBANK.sort_values('date', inplace=True)
10.
11. # Plot 30-minute RV
12. plt.figure(figsize=(10, 4))
13. plt.plot(KBANK['date'],
KBANK['rv_30min'])
14. plt.title('KBANK 30-Minute Realized
Volatility')
15. plt.ylabel('RV (30-min)')
16. plt.xticks(rotation=45)
17. plt.tight_layout()
18. plt.show()
19.
20. # Plot 60-minute RV
21. plt.figure(figsize=(10, 4))
22. plt.plot(KBANK['date'],
KBANK['rv_60min'])
```

```

23. plt.title('KBANK 60-Minute Realized
Volatility')
24. plt.ylabel('RV (60-min)')
25. plt.xlabel('Date')
26. plt.xticks(rotation=45)
27. plt.tight_layout()
28. plt.show()

```

ภาพที่ 4.5 Realized Volatility โดยใช้กรอบทุก 30 นาที 60 นาที ของ
Ticker = KBANK



ที่มา ตลาดหลักทรัพย์ฯ คำนวณโดยผู้เขียน

จากภาพที่ 4.5 พบว่าการใช้กรอบทั้ง 30 นาที และ 60 นาทีให้ภาพความผันผวนที่ใกล้เคียงและแสดงลักษณะประจำตัวที่สำคัญคือการกระจุกตัวของความผันผวนในช่วงเหตุการณ์ประกาศล็อกดาวน์จาก Covid-19 ราวไตรมาสที่ 1 และ 2 ของ ค.ศ. 2020 และแสดงชัดเจนว่าเหตุการณ์ที่เป็นผลกระทบทางลบทำให้ความผันผวนสูงขึ้น ซึ่งมองเห็นได้ชัดกว่าการใช้ข้อมูลความถี่ต่ำรายเดือนที่แสดงในภาพที่ 4.2

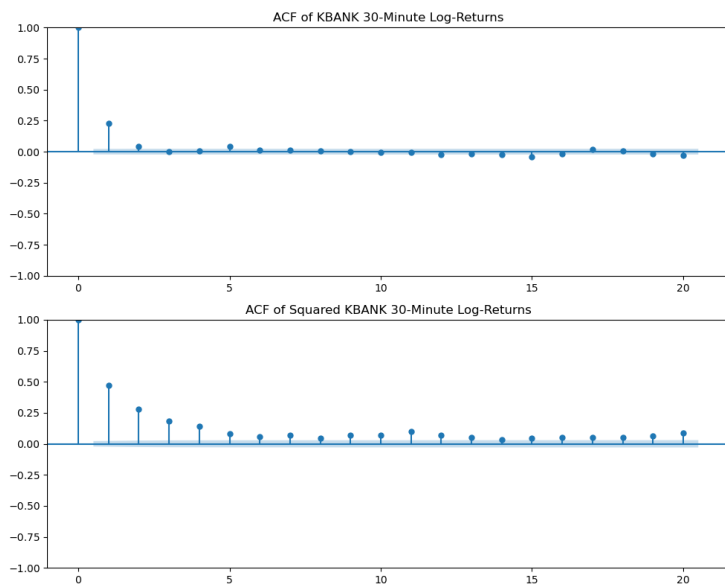
4.3.2 แบบจำลองความผันผวนของอัตราผลตอบแทนแบบมีเงื่อนไข (Conditional Volatility)

แบบจำลองความผันผวนที่เข้าใจง่ายที่สุดคือความผันผวนที่คงที่ (Homoscedastic Variance) ซึ่งสื่อถึงความผันผวนที่ไม่ผันแปรตามเวลา ดังนั้นถ้าเรามีข้อมูลความผันผวนรายวัน 10 ปี เราจะหาค่าเฉลี่ยความผันผวนตรงจุดใดก็ได้เราจะได้ค่าที่ใกล้เคียงกันหมด แต่ตัวอย่างในภาพที่ 4.5 แสดงให้เห็นแล้วว่า ความผันผวนไม่คงที่ (Heteroscedastic) มีการกระจุกตัวและต่อเนื่องในบางช่วง (Autoregressive) และ บางช่วงเวลาอาจพบว่าความผันผวนมีการสลับระหว่าง “โหมดความผันผวนต่ำ” (Low-Volatility Regime) กับ “โหมดความผันผวนสูง” (High-Volatility Regime) อย่างชัดเจน เช่น ก่อน/หลังประกาศล็อกดาวน์ ทำให้คุณลักษณะเด่นของการสร้างโมเดลทางแบบจำลองมีลักษณะของการพึ่งพาอดีตหรือกล่าวว่ามี ความจำของอดีต (Memory)

ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนที่วัดจากนำผลตอบแทนมายกกำลังสอง (Squared Returns) มีคุณสมบัติสำคัญที่ต่างจากอัตราผลตอบแทน กล่าวคือ พบว่ามีการพึ่งพาอดีตอย่างชัดเจน ซึ่งหมายความว่า

ถ้าช่วงก่อนหน้านี้มีความผันผวนสูง ช่วงถัดไปก็มีแนวโน้มความผันผวนสูงเช่นกัน ในทางตรงข้ามหากเราพิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างผลตอบแทนในวันถัดไปกับผลตอบแทนในวันนี้ (Return Autocorrelation) จะพบว่าไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ (Auto-correlation ใกล้ศูนย์) แปลว่าราคาหุ้นไม่สามารถทำนายด้วยตัวมันเองได้ สังเกตจากภาพที่ 4.6 ประกอบ

ภาพที่ 4.6 ค่า Autocorrelation ของ 30-min log return และ squared 30-min log return ของ Ticker = KBANK



ที่มา ตลาดหลักทรัพย์ฯ คำนวณโดยผู้เขียน

แบบจำลอง Generalized Auto Regressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH)

แบบจำลอง Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH) ถูกพัฒนาโดย Bollerslev (1986) โดยการต่อยอดแบบจำลอง ARCH ของ Engle (1982) ด้วยการกำหนดให้ความแปรปรวนในอดีต σ_t^2 ซึ่งวัดความคงทนของความผันผวนระยะยาวมีส่วนร่วมในการกำหนดความผันผวนในอนาคตด้วยนอกเหนือไปจากค่าผิดพลาดกำลังสองในอดีต ϵ_t^2 ที่วัดความคงทนระยะสั้น แบบจำลอง GARCH สามารถจับลักษณะการกระจุกตัวของความผันผวนได้ดีขึ้น และลดจำนวนพารามิเตอร์ α_i และ β_j ในสมการประมาณการ

โดยทั่วไปแบบจำลอง GARCH (p, q) สามารถเขียนได้เป็นสองส่วนได้แก่

Mean equation:

$$\begin{aligned}r_t &= \mu + \epsilon_t, \\ \epsilon_t &= \sigma_t Z_t, \\ Z_t &\sim i.i.d.(0,1)\end{aligned}$$

Volatility equation:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2,$$

โดย

r_t คืออัตราผลตอบแทน ณ เวลา t

μ คือค่าเฉลี่ยคงที่

ϵ_t คือตัวรบกวน (innovation) ที่กระจายด้วยความแปรปรวน σ_t^2

σ_t^2 คือความแปรปรวนเชิงมีเงื่อนไข ณ เวลา t

การประมาณพารามิเตอร์มักใช้วิธี Maximum Likelihood Estimation (MLE) โดยสมมติให้ ϵ_t มีการแจกแจงแบบปกติ (Normal distribution) หรือมีการแจกแจงแบบ Student's t เพื่อรองรับหางหนา (Fat Tails) ซึ่งเป็นลักษณะสำคัญของผลตอบแทนทางการเงิน

ตัวอย่าง 4.2 การประยุกต์ใช้ชุดข้อมูล Intraday ของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ในการคำนวณหา แบบจำลอง GARCH (1,1) ราย 30 นาที

ขั้นที่ 1 จากไฟล์ `df` ในตัวอย่างที่ 4.2 เราสามารถนำมาสร้างแบบจำลอง GARCH(1,1) ผ่าน package “arch”¹⁷ ซึ่งเป็น package หลักในการใช้สร้างแบบจำลองในกลุ่ม ARCH โดยมีโครงสร้างของคำสั่งดังต่อไปนี้

```
1. import pandas as pd
2. import numpy as np
3. from arch import arch_model
4. import matplotlib.pyplot as plt
5.
6.
7. # 1) Filter for KBANK and drop NaNs
8. KBANK = df[df['Ticker']=='KBANK'].copy()
9. rets = KBANK['log_return'].dropna()
10.
```

¹⁷ ผู้อ่านสามารถศึกษารายละเอียดเพิ่มเติมได้จาก

https://arch.readthedocs.io/en/latest/univariate/univariate_volatility_modeling.html

```

11. # 3) Specify and fit GARCH(1,1) (zero
mean)
12. am = arch_model(rets, mean='Zero',
vol='GARCH', p=1, q=1, dist='normal')
13. res = am.fit(dis='off')
14.
15. # 4) Print parameter estimates
16. print(res.summary())
17.

```

ขั้นตอนที่ 2: ปรับเปลี่ยนการแจกแจงเป็นแบบ Student's t และทำการสร้างกราฟ conditional volatility ที่ได้จากการประมาณการ

```

1. import pandas as pd
2. import numpy as np
3. from arch import arch_model
4. import matplotlib.pyplot as plt
5.
6.
7. # 2) Filter KBANK and build a datetime-
indexed Series of 30-min returns
8. KBANK = df[df['Ticker']=='KBANK'].copy()
9. # Convert yymmdd to a true datetime
10. KBANK['date'] =
pd.to_datetime(KBANK['yymmdd'].astype(float).
astype(int), format='%Y%m%d')
11. rets =
KBANK.set_index('date')['log_return'].dropna(
)
12.
13. # 3) Fit a GARCH(1,1) on that Series
14. am = arch_model(rets, mean='Zero',
vol='GARCH', p=1, q=1, dist='t')
15. res = am.fit(dis='off')

```

```

16.
17. # 4) Print parameter estimates
18. print(res.summary())
19.
20. # 5) Plot—.conditional_volatility now
    carries your datetime index
21. plt.figure(figsize=(12,4))
22. res.conditional_volatility.plot()
23. plt.title("KBANK 30-Minute GARCH(1,1)
    Conditional Volatility with Student's t
    Distribution")
24. plt.ylabel('Volatility')
25. plt.xlabel('Date')
26. plt.tight_layout()
27. plt.show()
28.

```

ผลการประมาณการของความผันผวน ticker “KBANK” ราย 30 นาที ในช่วงปี ค.ศ. 2018-2020 สามารถแสดงได้ดังปรากฏใน ตารางที่ 4.3 จะเห็นว่า ค่าเบต้า มีค่าเท่ากับ 0.88 ซึ่งสะท้อนพฤติกรรมการกระจุกตัวของความผันผวน Volatility Clustering ในตลาดหุ้น โดยโครงสร้างของสมการ Volatility มีลักษณะ Stationary ค่าสัมประสิทธิ์แอลฟา เมื่อรวมกับค่าสัมประสิทธิ์เบต้ามีค่ารวมกันน้อยกว่า 1 ($0.1+0.88=0.98<1$) ค่าสัมประสิทธิ์ของการกระจายตัวแบบ Student’s t มีนัยสำคัญทางสถิติ ดังปรากฏใน ตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 ค่าผลการประมาณการแบบจำลอง GARCH(1,1) ของ Ticker “KBANK” เมื่อกำหนดการแจกแจงของตัวรบกวน เป็นลักษณะ Student’s t

Zero Mean – GARCH Model Results

Dep. Variable:	log_return	R-squared:	0.000
Mean Model:	Zero Mean	Adj. R-squared:	0.000
Vol Model:	GARCH	Log-Likelihood:	34962.6
Distribution:	Standardized Student's t	AIC:	-69917.3
Method:	Maximum Likelihood	BIC:	-69889.3
		No. Observations:	8035
Date:	Thu, Jun 26 2025	Df Residuals:	8035
Time:	21:03:20	Df Model:	0

Volatility Model

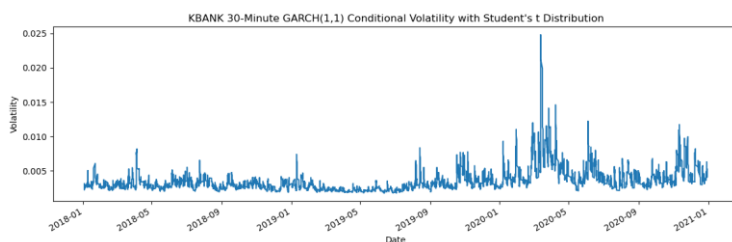
	coef	std err	t	P> t	95.0% Conf. Int.
omega	3.1193e-07	2.276e-09	137.062	0.000	[3.075e-07, 3.164e-07]
alpha[1]	0.1000	1.175e-02	8.511	1.719e-17	[7.697e-02, 0.123]
beta[1]	0.8800	9.865e-03	89.208	0.000	[0.861, 0.899]

Distribution

	coef	std err	t	P> t	95.0% Conf. Int.
nu	5.3062	0.179	29.617	9.122e-193	[4.955, 5.657]

Covariance estimator: robust
WARNING: The optimizer did not indicate successful convergence. The message was Inequality constraints incompatible.
See convergence flag.

ภาพที่ 4.7 ค่าความผันผวนแบบมีเงื่อนไขจากแบบจำลอง GARCH(1,1) ราย 30 นาทีของ Ticker = KBANK



ที่มา ตลาดหลักทรัพย์ฯ คำนวณโดยผู้เขียน

แบบจำลอง Exponential GARCH (E-GARCH)

E-GARCH เป็นหนึ่งในแบบจำลองความแปรปรวนแบบมีเงื่อนไข (Conditional Heteroskedasticity) ในตระกูล GARCH ที่เสนอโดย Nelson (1991) เพื่อพัฒนาจุดอ่อนของ GARCH ทั่วไปหลายประการ ได้แก่ การบังคับให้พารามิเตอร์เป็นบวก และความสามารถในการจับลักษณะ Leverage Effect ซึ่งความไม่สมมาตรของผลกระทบระหว่าง Shock บวกและลบ ซึ่งโดยปกติ Shock ทางลบ จะส่งผลต่อระดับความผันผวนที่รุนแรงกว่า สำหรับโครงสร้างของแบบจำลองนี้ สามารถเขียนได้เป็นสองส่วนได้แก่

Mean equation:

$$\begin{aligned}r_t &= \mu + \epsilon_t, \\ \epsilon_t &= \sigma_t Z_t, \\ Z_t &\sim i.i.d. (0,1)\end{aligned}$$

Volatility equation:

$$\begin{aligned}\ln(\sigma_t^2) &= \omega_0 + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \gamma \left(\left| \frac{\epsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| - E \left| \frac{\epsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| \right) \\ &\quad + \theta \frac{\epsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}\end{aligned}$$

โดย

$\beta \ln(\sigma_{t-1}^2)$ แสดงถึงอิทธิพลของความแปรปรวนในอดีต

$\gamma \left(\left| \frac{\epsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| - E \left| \frac{\epsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| \right)$ วัดความรุนแรงของ Shock เมื่อเทียบกับค่าเฉลี่ย

$\frac{\epsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$ วัด “Sign Effect” หรือความไม่สมมาตร (Asymmetry) ของ Shock

บวกและลบ

จากแบบจำลอง

ω แทนค่าคงที่ เป็นค่า กำหนด “ระดับความผันผวนขั้นต่ำ” ของระบบ

β แทนความต่อเนื่องของความผันผวน

ถ้า β มีค่าสูง (ใกล้ 1) หมายถึงความผันผวนในอดีตยังคงมีอิทธิพลต่ออนาคตยาวนาน คล้าย ๆ “memory effect” ของความผันผวน

α (magnitude effect – ผลของขนาด shock)

วัดว่า “ขนาดของ shock” (ไม่สนใจบวกหรือลบ) มีผลต่อความผันผวนมากแค่ไหน

ค่า α สูงหมายถึง ความผันผวนตอบสนองต่อ Shock ใหญ่ ๆ ได้แรง

γ (leverage effect / asymmetry – ผลความไม่สมมาตร) เป็นพารามิเตอร์สำคัญที่ทำให้ EGARCH จับ leverage effect ได้ (มักพบในตลาดหุ้น)

ถ้า $\gamma < 0$ หมายถึง Shock ทางลบ (ข่าวร้าย) เพิ่มความผันผวนมากกว่า Shock ทางบวก (ข่าวดี)

ตัวอย่าง 4.3 การประยุกต์ใช้ชุดข้อมูล Intraday ของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ในการคำนวณหา แบบจำลอง E-GARCH

จากไฟล์ df ในตัวอย่างที่ 4.2 เราสามารถนำมาสร้างแบบจำลอง E-GARCH ผ่าน package “Arch” โดยมีโครงสร้างของคำสั่งดังต่อไปนี้

```
1. import pandas as pd
2. import numpy as np
3. from arch import arch_model
4. import matplotlib.pyplot as plt
5.
6.
7. KBANK = df[df['Ticker']=='KBANK'].copy()
8.
9. rets =
KBANK.set_index('date')['log_return'].dropna(
)
10. rets_pct = rets * 100
11.
12.
13. am = arch_model(
14.     rets_pct,
15.     mean='Zero',
16.     vol='EGARCH', # exponential GARCH
17.     p=1,          # GARCH term
18.     o=1,          # leverage term
19.     q=1,          # ARCH term
20.     dist='normal')
21.
22. res = am.fit(starting_values=[1e-6, 0.05,
0.05, 0.9], disp='off')
23.
```

```

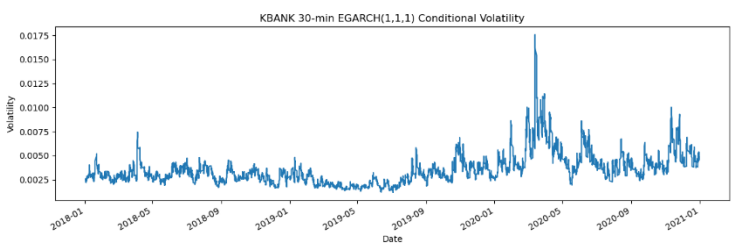
24.
25. print(res.summary())
26.
27.
28. # conditional_volatility is in the same
    units as your inputs (i.e. pct)
29. cv = res.conditional_volatility / 100.0
    # back to original scale
30.
31. plt.figure(figsize=(12,4))
32. cv.plot()
33. plt.title('KBANK 30-min EGARCH(1,1,1)
    Conditional Volatility')
34. plt.ylabel('Volatility')
35. plt.xlabel('Date')
36. plt.tight_layout()
37. plt.show()
38.
39.

```

ตารางที่ 4.4 ค่าผลการประมาณการแบบจำลอง E-GARCH ของ Ticker “KBANK”

Zero Mean – EGARCH Model Results					
Dep. Variable:	log_return	R-squared:	0.000		
Mean Model:	Zero Mean	Adj. R-squared:	0.000		
Vol Model:	EGARCH	Log-Likelihood:	-2470.52		
Distribution:	Normal	AIC:	4949.03		
Method:	Maximum Likelihood	BIC:	4977.00		
		No. Observations:	8035		
Date:	Thu, Jun 26 2025	Df Residuals:	8035		
Time:	21:33:14	Df Model:	0		
Volatility Model					
	coef	std err	t	P> t	95.0% Conf. Int.
omega	-2.8705e-03	6.099e-03	-0.471	0.638	[-1.482e-02, 9.084e-03]
alpha[1]	0.1365	2.815e-02	4.851	1.226e-06	[8.138e-02, 0.192]
gamma[1]	-2.5873e-03	7.533e-03	-0.343	0.731	[-1.735e-02, 1.218e-02]
beta[1]	0.9937	3.457e-03	287.421	0.000	[0.987, 1.001]
Covariance estimator: robust					

ภาพที่ 4.8 ค่าความผันผวนแบบมีเงื่อนไขจากแบบจำลอง E-GARCH ของ Ticker = KBANK



ที่มา ตลาดหลักทรัพย์ฯ คำนวณโดยผู้เขียน

ผลของการใช้ EGARCH แสดงค่า β มีค่าสูง 0.99 หมายถึงความผันผวนในอดีตยังคงมีความสำคัญปัจจุบันอย่างมากซึ่งไม่ใช่เรื่องแปลกเนื่องจากข้อมูลที่ใช้เป็นระยะหน้าต่าง 30 นาทีเท่านั้น ส่วนค่า γ ที่ติดลบเป็นการ

ยืนยันผลว่าเหตุการณ์ Shock ที่เกิดจาก Covid-19 ที่เป็นข่าวร้ายเพิ่มความผันผวนให้ราว 0.25% ทุก 30 นาที

4.4 ประโยชน์ของการศึกษา

การพยากรณ์ความผันผวนทางราคามีความสำคัญในงานด้านการลงทุน เพื่อป้องกันความเสี่ยงของตราสารอนุพันธ์ การดูแลสภาพคล่อง (Market Making) การจับจังหวะตลาด (Market Timing) และการจัดสรรพอร์ตการลงทุน (Portfolio Selection)

ผู้จัดการความเสี่ยงการลงทุนจำเป็นต้องอาศัยความรู้นี้เพื่อประเมินว่าพอร์ตของตนมีโอกาสจะขาดทุนในอนาคตมากน้อยเพียงใด ผู้ซื้อขายออปปชั่นต้องการทราบระดับความผันผวนที่คาดว่าจะเกิดขึ้นตลอดอายุของสัญญา และเพื่อป้องกันความเสี่ยง ผู้จัดการพอร์ตอาจต้องการขายหุ้นออกไปเพื่อควบคุมความเสี่ยงให้อยู่ในขอบเขตที่ยอมรับได้ ส่วน Market Maker อาจตั้งส่วนต่างราคาซื้อ-ขาย (Bid-Ask Spread) ให้กว้างขึ้น เมื่อคาดว่าความผันผวนในอนาคตจะเพิ่มขึ้น

บทที่ 4 แนะนำให้ผู้อ่านรู้จักกับการคำนวณความผันผวนจากข้อมูลในอดีต (Realized Return) ซึ่งมีข้อจำกัดในการใช้เป็นตัวแทนความผันผวนในอนาคตเพราะค่าเฉลี่ยของกลุ่มตัวอย่างมีความคาดเคลื่อนสูง ขึ้นกับวันเวลาที่เก็บข้อมูล วิธีการคำนวณและที่สำคัญความผันผวนมีความผันแปรตามเวลาจึงไม่อาจนำค่าเฉลี่ยในอดีตมาเป็นตัวแทนคาดการณ์อนาคตได้

ด้วยเหตุนี้แบบจำลองความผันผวนที่ดีควรคำนึงถึงคุณลักษณะเฉพาะของความผันผวน เช่นการกระจุกตัว ความไม่สมมาตร การกระจายตัวที่มีหางหนา ผู้เขียนแนะนำแบบจำลองความผันผวนพื้นฐานที่นิยมใช้ในงานการลงทุนอันได้แก่ GARCH และ EGARCH ซึ่งเป็นที่ยอมรับว่าสามารถใช้

คาดการณ์ความผันผวนในระยะสั้นได้ดีแต่มีข้อจำกัดสำหรับการคาดการณ์ในระยะยาว ผู้เขียนหวังเป็นอย่างยิ่งว่าเนื้อหาในบทนี้จะป็นจุดเริ่มต้นที่สำคัญในการตั้งคำถาม ตลอดจนทำการค้นหาและวิจัยในกลุ่มแบบจำลองความผันผวน โดยใช้ชุดข้อมูลที่มีความถี่สูง ได้อย่างมีความเหมาะสมต่อไป

เอกสารอ้างอิง

- Andersen, T. G., & Bollerslev, T. (1998). Answering the skeptics: Yes, standard volatility models do provide accurate forecasts. *International Economic Review*, 39(4), 885–905.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307–327.
- Corsi, F. (2009). A Simple Approximate Long-Memory Model of Realized Volatility. *Journal of Financial Econometrics*, 7(2), 174–196.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50(4), 987–1007.
- Engle, R. F., & Ng, V. K. (1993). Measuring and testing the impact of news on volatility. *Journal of Finance*, 48(5), 1749–1778.
- Hansen, P. R., Huang, Z., & Shek, H. H. (2012). Realized GARCH: A joint model for returns and realized measures of volatility. *Journal of Applied Econometrics*, 27(6), 877–906.
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica*, 59(2), 347–370.

- Reid, R., Mykland, P. A., & Zhang, L. (2006). A Tale of Two Time Scales: Determining Integrated Volatility with Noisy High-Frequency Data. *Journal of the American Statistical Association*, 100(472), 1394–1411.
- Schwert, G.W. (1989), Why does stock market volatility change over time?. *Journal of Finance*, 44(5), 1115-1153.
- Tseng, T. C., Lai, H. C., & Lin, C. F. (2011). The impact of overnight returns on realized volatility. *Applied Financial Economics*, 22(5), 357–364.

โครงการปริญญาโททางการเงิน หลักสูตรนานาชาติ (MIF)

คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์
2 ถนนพระจันทร์ แขวงพระบรมมหาราชวัง เขตพระนคร กทม. 10200

<https://mif,tbs.tu.ac.th/>

กองทุนส่งเสริมการพัฒนาลาดกุ่ม (CMDF)

93 อาคารตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ถนนรัชดาภิเษก
แขวงดินแดง เขตดินแดง กรุงเทพมหานคร 10400

<https://www.cmdf.or.th/>



9 786166 296594