

CỘNG HÒA XÃ HỘI CHỦ NGHĨA VIỆT NAM

Độc lập – Tự do – Hạnh phúc



ĐẠI HỌC QUỐC GIA THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH

TRƯỜNG ĐẠI HỌC KINH TẾ - LUẬT



ĐỀ TÀI:

**DỰ BÁO GIÁ TRỊ CHỊU ĐỤNG RỦI RO CỦA
DANH MỤC ĐẦU TƯ BẰNG CÁC
MÔ HÌNH GARCHS**

***Môn học:** Phân tích chuỗi thời gian trong tài chính*

***GVHD:** TS. Lê Thanh Hoa, ThS. Võ Thị Lệ Uyên*

Nhóm sinh viên thực hiện:

Họ và tên	Mã số sinh viên
Huỳnh Thanh Hải	K204131875
Trần Đình Nguu	K204131885
Hoàng Minh Quân	K204131889
Ngô Quý Trọng Trí	K204131898
Đinh Đặng Phương Uyên	K204131901

TP.HCM, ngày 10 tháng 5 năm 2023

MỤC LỤC

Chương 1: TỔNG QUAN VỀ TÀI NGHIÊN CỨU	4
1. Lí do chọn đề tài	4
2. Tổng quan các nghiên cứu trước đó.....	5
3. Mục tiêu nghiên cứu	5
4. Đối tượng nghiên cứu	6
Chương 2: Cơ sở lý thuyết	7
1. Lý thuyết danh mục đầu tư hiện đại.....	7
2. Rủi ro danh mục đầu tư.....	8
3. Đo lường độ biến động và dự báo phương sai bằng mô hình GARCHs.....	9
3.1. Mô hình ARCH.....	9
3.2. Mô hình GARCH.....	10
3.3. Mô hình TGARCH	11
3.4. Mô hình GARCH dạng mũ (EGARCH)	12
4. Độ đo giá trị rủi ro Value at Risk	13
4.1. Giá trị chịu rủi ro (VaR).....	13
4.2. Biên Giá trị Rủi ro (MVaR)	13
4.3. Độ đo giá trị Expected Shortfall	13
4.4. Các phương pháp tính VaR.....	14
4.5. Các phương pháp tính ES	15
4.6. Ưu điểm của Value at Risk (VaR)	15
4.7. Ưu điểm của Expected Shortfall (ES).....	16
Chương 3: Phương pháp nghiên cứu	17
1. Kiểm định phân phối chuẩn.....	17
1.1. Shapiro–Wilk test.....	17
1.2. Kiểm định bằng phương pháp Histogram	18
1.3. Kiểm định bằng phương pháp Q–Q plot.....	19
1.4. Kết luận.....	20
2. Kiểm định chuỗi dừng bằng Dickey-Fuller	21
2.1. Đối với chuỗi AR(1)	21
2.2. Mở rộng thành chuỗi AR(p).....	22
3. Kiểm định hiệu ứng ARCH.....	23
3.1. Xác định bậc	24
3.2. Kiểm định.....	24
4. Ước lượng tham số các mô hình GARCH.....	24
5. Ước lượng giá trị rủi ro VaR	26
5.1. Phương pháp tham số.....	26

5.2.	Phương sai – hiệp phương sai (variance-covariance method)	26
5.3.	Xác định VaR.....	26
5.4.	Ước lượng giá trị rủi ro ES	27
Chương 4: Kết quả và đánh giá.....		29
1.	Mô tả dữ liệu.....	29
2.	Kết quả kiểm định phân phối chuẩn và tính dừng	30
2.1.	Kết quả kiểm định phân phối chuẩn.....	30
2.2.	Kết quả kiểm định tính dừng.....	32
2.3.	Kết quả kiểm định hiệu ứng ARCH.....	34
2.4.	Kết quả ước lượng và lựa chọn các mô hình GARCHs	35
2.5.	Dự báo giá trị chịu đựng rủi ro VaR và giá trị tổn thất kỳ vọng ES	40
3.	Đánh giá và đề xuất.....	41
TÀI LIỆU THAM KHẢO		45
PHỤ LỤC.....		47

DANH MỤC HÌNH ẢNH VÀ BẢNG BIỂU

Hình 2.1: Mô phỏng VaR và CVaR bằng đồ thị.....	12
Hình 3.1: Đồ thị khoảng tin cậy và giá trị của z.....	25
Bảng 4.1: Thống kê mô tả chuỗi lợi suất của 9 mã cổ phiếu	27
Hình 4.2.1a: Đồ thị phân phối của 9 mã cổ phiếu.....	28
Hình 4.2.1b: Đồ thị QQplot của 9 mã cổ phiếu.....	29
Bảng 4.2.1: Kết quả kiểm định phân phối chuẩn.....	29
Hình 4.2.2: Biểu đồ suất sinh lợi của 9 mã cổ phiếu.....	30
Bảng 4.2.2: Kết quả kiểm định tính dừng của 9 chuỗi lợi suất.....	31
Bảng 4.3: Kết quả mô hình ARCH.....	31
Bảng 4.4a: Kết quả lựa chọn mô hình mã VHM.....	32
Bảng 4.4b: Kết quả lựa chọn mô hình mã VCB.....	32
Bảng 4.4c: Kết quả lựa chọn mô hình mã FPT.....	33
Bảng 4.4d: Kết quả lựa chọn mô hình mã AGG.....	33
Bảng 4.4e: Kết quả lựa chọn mô hình mã AGR.....	33
Bảng 4.4f: Kết quả lựa chọn mô hình mã ASP.....	33
Bảng 4.4g: Kết quả lựa chọn mô hình mã MSB.....	33
Bảng 4.4h: Kết quả lựa chọn mô hình mã NVL.....	33
Bảng 4.4i: Kết quả lựa chọn mô hình mã REE.....	33
Bảng 4.4j: Kết quả ước lượng tham số các mô hình GARCHs.....	35
Bảng 4.5a: Kết quả tính toán giá trị VaR và ES ở độ tin cậy 95% và 99%.....	37
Bảng 4.5b: Kết quả dự báo VaR và ES của danh mục với độ tin cậy 95% và 99%..	38

CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN ĐỀ TÀI NGHIÊN CỨU

1. Lí do chọn đề tài

Với tình hình kinh tế hiện nay, thị trường chứng khoán Việt Nam đang tiến tới sự phát triển một cách ổn định từng ngày. Mặc dù đã có sự tiến bộ, thị trường chứng khoán Việt Nam vẫn đang ở giai đoạn non trẻ so với các quốc gia phát triển trên thế giới và phải đương đầu với nhiều thách thức lớn và rủi ro tiềm ẩn khác nhau trong hệ thống. Mặc dù vậy, các công ty chứng khoán vẫn xuất hiện đáng kể cùng với sự ra đời của rất nhiều loại cổ phiếu của các công ty mới. Đây chính là nơi mà các nhà đầu tư gặp gỡ, trao đổi kinh nghiệm và tìm kiếm cho mình những loại cổ phiếu tốt nhất nhằm thu được lợi nhuận cao nhất.

Câu nói “Không nên để tất cả trứng vào cùng một rổ” chắc có lẽ là một câu nói kinh điển trong giới đầu tư, với hàm ý rằng, mỗi nhà đầu tư cần đa dạng hoá danh mục đầu tư của mình để hạn chế rủi ro thấp nhất. Chính vì lẽ đó, việc xây dựng một danh mục và quản trị rủi ro danh mục cổ phiếu đang là một vấn đề thu hút sự quan tâm đặc biệt của mỗi nhà đầu tư. Điều này là hết sức cần thiết trong việc nhận diện, đánh giá cũng như kịp thời dự báo rủi ro mà nhà đầu tư có thể gặp phải, từ đó sẽ có biện pháp khắc phục tốt nhất.

Có rất nhiều phương pháp để lượng hoá và quản trị rủi ro danh mục như “khung kỳ vọng phương sai” của Markhoviz (1952), “ mô hình định giá tài sản vốn CAPM” của William Sharpe (1963). Trong số đó, phương pháp xác định giá trị chịu rủi ro Value at Risk là phương pháp đáng chú ý nhất. Value at Risk (gọi tắt là VaR) là một trong những nền tảng lý thuyết để quản trị rủi ro cho danh mục, được sử dụng để tính toán và đưa ra những ngưỡng rủi ro mà ta có thể chấp nhận được và các cá nhân hay tổ chức có dựa vào nó để quản trị danh mục. Tuy nhiên, VaR cũng có những mặt hạn chế như không chỉ ra được trong những tình huống xấu nhất thì những giá trị biến động vượt ngưỡng chấp nhận đó sẽ như thế nào. Vì vậy, Conditional Value at Risk (hay Expected Shortfall), viết tắt là CVaR ra đời giúp cho việc đo lường rủi ro hiệu quả hơn. Không chỉ vậy, CVaR có khả năng xác định được rủi ro tiềm tàng trong phần đuôi của phân phối dữ liệu, điều mà VaR không thể làm được. Bởi vì vậy, sự kết hợp giữa mô hình VaR và CVaR sẽ giúp đo lường rủi ro hiệu quả hơn.

Trong phạm vi bài nghiên cứu, chúng tôi thực hiện việc dự báo đồng thời lượng hoá mức độ rủi ro thị trường bằng thước đo giá trị chịu rủi ro VaR và giá trị chịu rủi ro có điều kiện CVaR đối với các cổ phiếu tiêu biểu thuộc nhóm ngành ngân hàng, sản xuất kinh doanh và bất động sản với từng phân khúc thấp (penny), trung

binh (midcap) và cao (blue-chip) trên cơ sở cách tiếp cận tham số thông qua các mô hình kinh tế lượng chuỗi thời gian: ARCH và các biến thể khác nhau của GARCH.

2. Tổng quan các nghiên cứu trước đó

Trong lĩnh vực tài chính, nhiều nghiên cứu đã có tính hiệu quả trong việc giải thích các biến động của thị trường chứng khoán bằng các mô hình GARCH. Ở Việt Nam, nhiều tác giả như Võ Thị Thuý Anh và Nguyễn Anh Tùng (2010), Bùi Hữu Phước, Phạm Thị Thu Hồng và Ngô Văn Toàn (2016) cũng tiến hành nghiên cứu về mô hình giá trị chịu rủi ro (VaR) kết hợp ARCH-GARCH để ước tính phương sai và độ lệch chuẩn. Kết quả cho thấy việc ước tính khá chính xác và các tác giả cũng khẳng định GARCH là một mô hình hữu ích trong việc quản lý danh mục đầu tư. Các nghiên cứu chỉ ra thị trường có những giai đoạn biến động không ổn định khiến hoạt động đầu tư tiềm ẩn nhiều rủi ro, đồng thời cũng từ đó đưa ra những phương pháp xác định độ dao động của giá cổ phiếu để có thể đưa ra quyết định phù hợp.

Ngoài ra, còn có một số nghiên cứu bên nước ngoài, theo Goudarzi và Ramanarayanan (2010) nghiên cứu sự biến động của thị trường chứng khoán Ấn Độ (Bombay Stock Exchange) thông qua chỉ số S&P BSE 500 làm đại diện trong 10 năm. Nghiên cứu cho rằng GARCH (1,1) là phù hợp nhất để giải thích chuỗi ở giai đoạn nghiên cứu. Singh và Tripathi (2016) đã nghiên cứu giá chứng khoán Ấn Độ nhằm xem liệu biến động là bất đối xứng hay không thông qua sử dụng tỷ suất sinh lợi hằng ngày giai đoạn 2000 – 2010. Số liệu thống kê của dự báo nghiên cứu xác định hai mô hình TGARCH và PGARCH phù hợp với việc đánh giá thị trường chứng khoán thông qua dự báo biến động các chỉ số BSE (Bombay Stock Exchange) và NSE (National Stock Exchange) bởi các chỉ số này đại diện cho thị trường chứng khoán Ấn Độ và tỷ giá hối đoái cho đồng Rupee Ấn Độ và ngoại tệ. Các mô hình ARMA (1,1), ARCH (5), EGARCH phù hợp hơn với thị trường ngoại hối.

3. Mục tiêu nghiên cứu

Dựa vào những lí do đó, nhóm nghiên cứu hy vọng tìm ra được tính ứng dụng của mô hình VaR và CVaR bằng các mô hình kinh tế lượng trong chuỗi thời gian và áp dụng thực tiễn vào quản trị danh mục đầu tư cổ phiếu. Nhóm cũng hy vọng sẽ vận dụng được vào các trường hợp đánh giá rủi ro khác trong các lĩnh vực như kinh doanh, hàng không và cũng như là lĩnh hội được những ưu và nhược điểm của mô hình, để từ đó có thể có những giải pháp nâng cao năng lực đo lường, quản trị rủi ro của nhà quản trị, nhà đầu tư.

4. Đối tượng nghiên cứu

Nhóm thực hiện việc đo lường rủi ro các giá trị VaR và CVaR trên những cổ phiếu của các nhóm ngành ngân hàng, công ty sản xuất kinh doanh và bất động sản tiêu biểu nằm trong ba phân khúc: cổ phiếu có vốn hoá thị trường thấp (penny), vốn hoá thị trường tầm trung (midcap) và cao (blue - chip) được niêm yết trên sàn giao dịch chứng khoán thành phố Hồ Chí Minh.

CHƯƠNG 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT

1. Lý thuyết danh mục đầu tư hiện đại

Lý thuyết danh mục đầu tư hiện đại (Modern Portfolio Theory) là một lý thuyết đầu tư quan trọng được phát triển bởi nhà kinh tế học Harry Markowitz vào những năm 1950. Lý thuyết này nhấn mạnh rằng, để đạt được lợi nhuận tối đa từ danh mục đầu tư, các nhà đầu tư cần phải tập trung vào việc phân bổ tài sản một cách hợp lý.

Theo lý thuyết danh mục đầu tư hiện đại, danh mục đầu tư tối ưu là danh mục đầu tư có tỷ lệ rủi ro tối thiểu cho một mức sinh lợi nhuận xác định. Điều này yêu cầu các nhà đầu tư phải phân bổ các tài sản của mình một cách cân bằng giữa các loại tài sản khác nhau, bao gồm cổ phiếu, trái phiếu, tiền mặt và các khoản đầu tư khác.

Ví dụ, nếu một nhà đầu tư đầu tư toàn bộ số tiền của mình vào một chiếc phiếu cổ duy nhất, anh ta sẽ đối mặt với nguy cơ rủi ro rất cao. Nếu cổ phiếu đó giảm giá, anh ta sẽ mất toàn bộ số vốn đầu tư của mình. Tuy nhiên, nếu anh ta phân bổ vốn đầu tư của mình vào nhiều tài sản khác nhau, anh ta có thể giảm thiểu rủi ro và tăng khả năng sinh lợi nhuận của danh mục đầu tư. Để tính toán danh mục đầu tư tối ưu, các nhà đầu tư cần phải xác định mức độ rủi ro và lợi nhuận của từng tài sản, cũng như tính toán các tỷ lệ phân bổ tài sản một cách hợp lý. Điều này yêu cầu các nhà đầu tư phải có kiến thức sâu rộng về thị trường tài chính và các sản phẩm đầu tư khác nhau. Lý thuyết danh mục đầu tư hiện đại đã đóng góp rất lớn cho lĩnh vực đầu tư và được áp dụng rộng rãi trong các quỹ đầu tư lớn trên thế giới. Tuy nhiên, như bất kỳ phương pháp nào của nhà đầu tư khác, lý thuyết danh mục nhà đầu tư hiện đại cũng có những hạn chế.

Một trong những hạn chế của lý thuyết này là việc giả định rằng các nhà đầu tư đều có cùng mức đánh giá về rủi ro và lợi nhuận của các tài sản khác nhau. Trong thực tế, các nhà đầu tư có thể suy nghĩ khác nhau về rủi ro và lợi nhuận, và việc làm không tính đến các yếu tố bên ngoài như tâm lý học của thị trường và các yếu tố kinh tế chính trị cũng có thể làm giảm hiệu quả của lý thuyết này. Ngoài ra, lý thuyết danh mục đầu tư hiện đại cũng không tính đến các yếu tố khác như thuế và phí giao dịch, làm cho các danh mục đầu tư dựa trên lý thuyết này không phải lúc nào cũng phù hợp với thực tế.

Tóm lại, lý thuyết danh mục đầu tư hiện đại là một phương pháp đầu tư cơ bản và phổ biến được sử dụng bởi các nhà đầu tư chuyên nghiệp. Nó giúp giảm thiểu rủi ro và tăng khả năng sinh lợi nhuận của danh mục đầu tư, đưa ra quyết định đầu tư

dựa trên cơ sở khoa học và tính toán. Tuy nhiên, để đạt được thành công trong nhà đầu tư, các nhà đầu tư cần phải cân nhắc các yếu tố khác nhau, bao gồm tâm lý học của thị trường và các yếu tố kinh tế chính trị.

2. Rủi ro danh mục đầu tư

Rủi ro danh mục đầu tư là một trong những vấn đề quan trọng nhất mà các nhà đầu tư phải đối mặt khi tham gia vào thị trường tài chính. Rủi ro có thể được định nghĩa là khả năng mất tiền đầu tư hoặc không đạt được lợi nhuận như mong đợi. Để giảm thiểu rủi ro và tăng khả năng sinh lợi nhuận của danh mục đầu tư, lý thuyết danh mục đầu tư hiện đại đã được phát triển. Lý thuyết danh mục đầu tư hiện đại là một phương pháp đầu tư cơ bản và phổ biến được sử dụng bởi các nhà đầu tư chuyên nghiệp. Nó dựa trên quan điểm rằng đầu tư vào nhiều loại sản phẩm tài sản khác nhau sẽ giảm thiểu rủi ro và tăng khả năng sinh lợi nhuận của danh mục đầu tư. Cụ thể, thay vì đầu tư tất cả số tiền vào một loại tài sản, nhà đầu tư sẽ phân bổ số tiền đó vào nhiều loại tài sản khác nhau như cổ phiếu, trái phiếu, tiền mặt, vàng, địa ốc, và năng lực volume.

Ví dụ cho thấy tầm quan trọng của lý thuyết danh mục đầu tư hiện đại trong việc giảm thiểu rủi ro. Năm 2008, thị trường chứng khoán Mỹ trải qua cuộc khủng hoảng tài chính lớn, khiến giá trị của các cổ phiếu giảm mạnh và nhiều nhà đầu tư mất tiền. Tuy nhiên, nhà đầu tư sử dụng lý thuyết danh mục đầu tư hiện đại đã tránh được thất bại lớn trong thời kỳ khủng hoảng bằng cách phân chia sản phẩm bổ sung của họ vào nhiều lĩnh vực khác nhau. Một ví dụ khác về rủi ro danh mục đầu tư là khi các nhà đầu tư đặt quá nhiều số liệu quan trọng vào một loại tài sản nhất định. Ví dụ, nếu một nhà đầu tư đặt toàn bộ số tiền vào cổ phiếu của một công ty duy nhất, và công ty đó gặp khó khăn hoặc sản phẩm khó khăn, thì nhà đầu tư đó sẽ mất toàn bộ số tiền đầu tư của mình. Điều này có thể được giải quyết bằng cách phân bổ số tiền đó vào nhiều loại tài sản khác nhau, giảm thiểu rủi ro và tăng khả năng sinh lợi nhuận của danh mục đầu tư.

Tuy nhiên, việc giảm thiểu rủi ro không phải lúc nào cũng đồng nghĩa với việc tăng lợi nhuận. Một số loại tài sản có khả năng sinh lợi nhuận cao hơn, nhưng cũng có rủi ro cao hơn. Ví dụ, đầu tư vào các công ty mới thành lập có khả năng sinh lợi nhuận rất cao, nhưng cũng rất rủi ro vì có thể không thành công. Ngược lại, đầu tư vào trái phiếu chính phủ có thể giảm thiểu rủi ro, nhưng lợi nhuận cũng thấp hơn. Ngoài ra, tâm lý học của thị trường cũng là một yếu tố quan trọng trong việc giảm thiểu rủi ro cho danh mục đầu tư. Trong thời gian ngắn hạn, thị trường có thể trở nên bất ổn và không ổn định, và điều này có thể gây ra sự hoang mang và lo lắng cho các

nhà đầu tư. Tuy nhiên, nếu các nhà đầu tư có một kế hoạch đầu tư dài hạn và kiên nhẫn, họ có thể giảm thiểu rủi ro và đạt được lợi nhuận dài hạn.

Tóm lại, rủi ro là một vấn đề quan trọng mà các nhà đầu tư phải đối mặt khi đầu tư vào thị trường tài chính. Lý thuyết danh mục đầu tư hiện đại là một phương pháp đầu tư cơ bản và phổ biến được sử dụng bởi các nhà đầu tư chuyên nghiệp để giảm thiểu rủi ro và tăng khả năng sinh lợi nhuận của danh mục đầu tư. Tuy nhiên, để đạt được thành công trong đầu tư, các nhà đầu tư cần phải cân nhắc các yếu tố khác nhau, bao gồm tâm lý học của thị trường và các yếu tố kinh tế chính trị, và phân bổ tiền đầu tư của họ vào nhiều loại tài sản khác nhau để giảm thiểu rủi ro.

3. Đo lường độ biến động và dự báo phương sai bằng mô hình GARCHs

3.1. Mô hình ARCH

Mô hình ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) được giới thiệu vào những năm 1980 bởi Robert Engle, một giáo sư tại Đại học California, San Diego. Trước khi có mô hình ARCH, các mô hình truyền thống cho rằng biến động của dữ liệu không bị thay đổi theo thời gian hoặc chỉ thay đổi theo một cách ngẫu nhiên. Tuy nhiên, thực tế cho thấy rằng biến động của nhiều dữ liệu có tính không đều và thay đổi theo thời gian. Đây là mô hình đầu tiên đưa ra cơ sở lý thuyết để mô hình hóa rủi ro. Tư tưởng cơ bản của mô hình này là (a) cú sốc u_t của một loại tài sản không tương quan chuỗi, nhưng phụ thuộc; (b) sự phụ thuộc của u_t có thể được mô tả bằng một hàm bậc 2 của các giá trị trễ.

Mô hình ARCH được biểu diễn bằng công thức sau:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2$$

Trong đó,

σ_t^2 : là phương sai của chuỗi dữ liệu tại thời điểm t

α_0 : là hằng số

α_i : là các hệ số dương được gọi là hệ số ARCH, thể hiện độ quan trọng của sai số trước đó trong việc dự báo phương sai của chuỗi dữ liệu tại thời điểm t

ε_{t-i}^2 : là sai số tại thời điểm $t - i$

Công thức này cho phép mô hình hóa sự thay đổi của phương sai của chuỗi dữ liệu theo thời gian. Hệ số α_i xác định mức độ ảnh hưởng của các sai số trước đó đến

phương sai tại thời điểm t . Cụ thể, nếu giá trị của α_i càng lớn, sai số tại thời điểm $t - i$ càng ảnh hưởng đến phương sai của chuỗi dữ liệu tại thời điểm t .

Mô hình ARCH là mô hình hóa động thái của phương sai có điều kiện. Nhờ đó có thể dự tính được độ rủi ro lợi suất của một loại tài sản. Tuy vậy, mô hình này có một số nhược điểm sau đây:

- Mô hình giả thiết rằng các cú sốc dương và cú sốc âm có cùng ảnh hưởng đến độ rủi ro, vì trong phương trình phương sai các u_{t-i} đều bình phương. Trong thực tế giá của một tài sản tài chính phản ứng khác nhau đối với các cú sốc âm và cú sốc dương.
- Mô hình ARCH là mô hình có điều kiện ràng buộc. Mô hình ARCH sử dụng các giá trị sai số trước đó để ước lượng và dự báo phương sai của chuỗi dữ liệu tại thời điểm hiện tại.
- Mô hình ARCH thường dự báo cao độ rủi ro vì mô hình phản ứng chậm đối với những cú sốc lớn cô lập.
- Mô hình ARCH chỉ đưa ra cơ chế biến đổi của phương sai có điều kiện, không đưa ra một giải thích và gốc biến thiên của các chuỗi tài chính.

3.2. Mô hình GARCH

Trong lịch sử phát triển của mô hình GARCH, Robert F. Engle đã đặt ra đề xuất ban đầu cho mô hình GARCH vào năm 1982, nhưng sau đó, H. Peter Bollerslev đã đưa ra một phương pháp ước lượng tham số cho mô hình GARCH và phát triển các biến thể của nó. Mô hình GARCH đã trở thành một công cụ phổ biến cho công việc mô hình hóa sự biến động không đồng nhất của chuỗi dữ liệu thời gian và được sử dụng rộng rãi trong kinh tế học tài chính, thống kê tài chính và các lĩnh vực khác.

Ta có, công thức:

$$\alpha_t^2 = \omega + \alpha_1 r_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \alpha_2 r_{t-2}^2 + \beta_2 \sigma_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q r_{t-q}^2 + \beta_q \sigma_{t-q}^2$$

Trong đó,

α_t^2 : là phương sai của giá trị tại thời điểm

ω : là hằng số dương

r_t : là lỗi dự báo tại thời điểm t , có công thức:

$$r_t = y_t - \mu_t$$

(y_t là giá trị quan sát tại thời điểm t và μ_t là giá trị dự báo tại thời điểm t)

α_i : là hệ số ARCH và β_i : là hệ số GARCH ($i = 1, 2, \dots$)

q : là bậc của mô hình GARCH, tức số lượng các giá trị quá khứ được sử dụng để ước lượng phương sai tại thời điểm hiện tại

Công thức trên cho thấy phương sai của giá trị tại một thời điểm t là tổng của các thành phần đóng góp của các giá trị lỗi bình phương tại các thời điểm quá khứ, được điều chỉnh bởi các hệ số α_i và β_i . Các hệ số này sẽ ảnh hưởng đến cường độ của sự biến động không đồng nhất chuỗi thời gian.

Mô hình GARCH có nhược điểm chính là sự phức tạp của nó. Việc ước lượng các hệ số của mô hình GARCH là khó khăn và tốn nhiều thời gian, đặc biệt là khi mô hình có bậc cao. Ngoài ra, mô hình GARCH cũng có thể dẫn đến overfitting nếu số lượng các hệ số càng lớn.

Ngoài ra, mô hình GARCH cũng có một số giới hạn về tính linh hoạt. Ví dụ, nó không thể mô hình hóa sự thay đổi không đồng nhất trong các chuỗi thời gian với độ dài rất lớn, bởi vì việc sử dụng mô hình GARCH với bậc cao có thể dẫn đến các lỗi và sai số phát sinh không mong muốn.

3.3. Mô hình TGARCH

Mô hình TGARCH (Threshold GARCH) là một dạng mở rộng của mô hình GARCH, nó cho phép biến động của phương sai có điều kiện thay đổi ở các ngưỡng khác nhau của biến giải thích. Mô hình TGARCH được sử dụng để khảo sát sự tương quan giữa biến giải thích và biến phụ thuộc, dựa trên các ngưỡng giá trị của biến giải thích. Biến giả đặc trưng cho các cú sốc âm và cú sốc dương.

$TGARCH(1,1)$ có dạng:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \gamma u_{t-1}^2 d_{t-1} + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

trong đó, d_t là biến giả, $d_t = 1$ nếu $u_t < 0$, $d_t = 0$ nếu $u_t > 0$

$TGARCH(m,s)$:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \dots + \alpha_m u_{t-m}^2 + \gamma u_{t-1}^2 d_{t-1} + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_s \sigma_{t-s}^2$$

Trong mô hình TGARCH những tin tức tốt ($u_t > 0$), những tin tức xấu ($u_t < 0$) có ảnh hưởng khác nhau đến phương sai có điều kiện. Những tin tức tốt có ảnh hưởng đến α_1 , trong khi những tin tức xấu có ảnh hưởng ($\alpha_1 + \gamma$). Nếu $\gamma > 0$, thì hiệu ứng đòn bẩy tồn tại. Nếu $\gamma \neq 0$, thì ảnh hưởng của các tin tức là bất cân xứng.

Dạng tổng quát của mô hình TGARCH(m,s) được các tác giả Glosten, Jagannathan, Runkle (1993) và Zakoian (1994) trình bày như sau:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m (\alpha_i + \gamma_i d_{t-i}) u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^m \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

$$d_{t-i} = \begin{cases} 1 & \text{nếu } u_{t-i} < 0 \\ 0 & \text{nếu } u_{t-i} \geq 0 \end{cases}$$

α_i , γ_i và β_j là các tham số không âm, thỏa mãn các giả thiết của mô hình GARCH. Từ mô hình có thể thấy rằng $u_{t-i} > 0$ đóng góp một lượng α_i , u_{t-i}^2 và σ_t^2 , trong khi đó những $u_{t-i} < 0$ đóng góp vào σ_t^2 một lượng $(\alpha_i + \gamma_i)u_{t-i}^2$. Nếu $\gamma_i > 0$ thì, khi $u_{t-i} < 0$, sẽ đóng góp lớn hơn so với $u_{t-i} > 0$. Mô hình TGARCH sử dụng giá trị 0 như giá trị khởi đầu tách các ảnh hưởng của các cú sốc trong quá khứ.

Mô hình TGARCH có thể được sử dụng để khảo sát sự tương đồng giữa biến giải thích và biến phụ thuộc vào các ngưỡng khác nhau của biến giải thích. Nó cho phép các nhà nghiên cứu phân tích mối quan hệ giữa biến giải thích và biến phụ thuộc, dựa trên các ngưỡng đánh giá của biến giải thích.

3.4. Mô hình GARCH dạng mũ (EGARCH)

Mô hình GARCH dạng mũ (GARCH hàm mũ - EGARCH) là một biến thể của mô hình GARCH, được giới thiệu bởi Nelson (1991). Mô hình GARCH không phân biệt được ảnh hưởng của các cú sốc âm và cú sốc dương và các hệ số của phương trình phương sai đều đòi hỏi không âm. EGARCH khắc phục được các nhược điểm này.

Phương trình phương sai EGARCH(1,1) có dạng:

$$\ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \alpha \left| \frac{u_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \gamma \frac{u_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \quad (1)$$

Mô hình EGARCH(m,s):

$$\ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \beta_i \ln(\sigma_{t-i}^2) + \sum_{j=1}^s (\alpha_j \left| \frac{u_{t-j}}{\sigma_{t-j}} \right| + \gamma_j \frac{u_{t-j}}{\sigma_{t-j}}) \quad (2)$$

Vế trái của (1) là Ln của phương sai có điều kiện (2) ngụ ý rằng tác động đòn bẩy là dạng mũ mà không phải dạng bậc hai và dự báo phương sai có điều kiện bao giờ cũng không âm. Có thể kiểm định hiệu ứng đòn bẩy bằng cặp giả thiết:

$$H_0: \gamma = 0; H_1: \gamma > 0$$

Kiểm định giả thiết về ảnh hưởng đối xứng bằng: $H_0: \gamma = 0; H_1: \gamma \neq 0$

Từ (2), nếu $u_{t-j} > 0$ thì nó sẽ đóng góp một lượng là $\frac{(\alpha_j + \gamma_j)u_{t-j}}{\sigma_{t-j}}$ vào $\ln(\sigma_t^2)$

Nếu $u_{t-j} < 0$, thì mức đóng góp là $\frac{(\gamma_j - \alpha_j)u_{t-j}}{\sigma_{t-j}}$

Từ (1), ta có: $\sigma_t^2 = \sigma_{t-1}^{2\beta} e^{\alpha_0} e^{\alpha \left| \frac{u_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right|} + \gamma \frac{u_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$

4. Độ đo giá trị rủi ro Value at Risk

4.1. Giá trị chịu rủi ro (VaR)

Giá trị chịu rủi ro (VaR) là một công cụ thống kê đo lường và định lượng mức độ rủi ro tài chính trong một công ty, danh mục đầu tư hoặc vị thế hay tình trạng nắm giữ trong một khoảng thời gian xác định. Giá trị này được sử dụng phổ biến nhất bởi các ngân hàng đầu tư và thương mại để xác định mức độ và tỉ lệ xảy ra tổn thất tiềm năng trong danh mục đầu tư của tổ chức họ.

Người ta có thể áp dụng tính toán VaR cho các vị thế cụ thể, toàn bộ danh mục đầu tư hoặc mức độ rủi ro trên toàn công ty. Sử dụng đánh giá VaR sẽ giúp xác định rủi ro tích lũy từ các vị thế do tổ chức nắm giữ. Từ những dữ liệu do mô hình VaR cung cấp, các tổ chức tài chính có thể quyết định xem liệu họ có đủ dự trữ vốn để bù lỗ hay liệu rủi ro cao hơn mức cho phép có khiến họ thay đổi danh mục đầu tư và lựa chọn các khoản đầu tư với rủi ro thấp hơn hay không.

4.2. Biên Giá trị Rủi ro (MVaR)

Phương pháp biên giá trị rủi ro (MVaR) phản ánh mức độ rủi ro bổ sung do một khoản đầu tư mới trong danh mục đầu tư mang lại. MVaR giúp các nhà quản lý nắm bắt được sự thay đổi rủi ro trong danh mục đầu tư do việc loại trừ hoặc bổ sung thêm một khoản đầu tư nhất định.

Một khoản đầu tư có thể đi kèm với Giá trị Rủi ro cao. Tuy nhiên, nếu tương quan nghịch với danh mục đầu tư, chúng có thể đóng góp một lượng rủi ro tương đối thấp so với rủi ro riêng lẻ.

4.3. Độ đo giá trị Expected Shortfall

Giá trị chịu rủi ro có điều kiện, còn được gọi là mức tổn thất kì vọng, trong tiếng Anh là Conditional Value at Risk, viết tắt là CVaR hay Expected Shortfall.

Do cách tính CVaR được lấy từ công thức của VaR, các giả định mà VaR có như hình dạng phân phối lợi nhuận, mức giới hạn được sử dụng, tính định kì của dữ liệu và các giả định về biến động ngẫu nhiên sẽ ảnh hưởng đến kết quả của CVaR. Việc tính toán CVaR rất đơn giản khi VaR đã được xác định. Đó là giá trị trung bình của các giá trị nằm ngoài VaR:

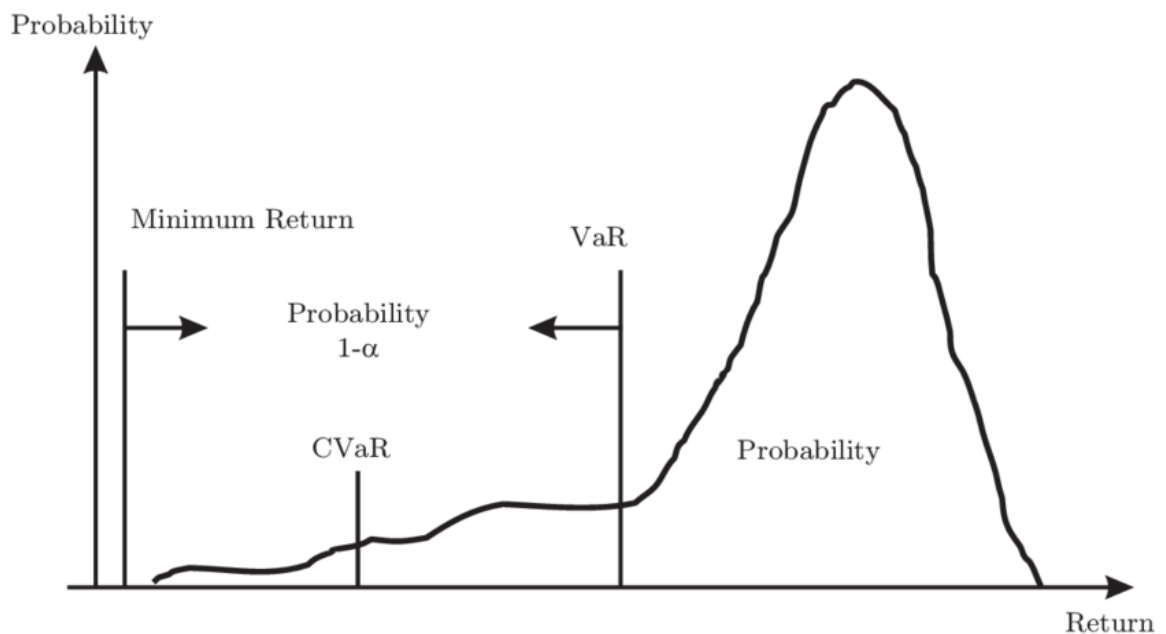
$$CVaR = \frac{1}{1-c} \int_{-1}^{VaR} xp(x)dx$$

Trong đó:

$p(x)dx$ là mật độ xác suất nhận được lợi nhuận với giá trị "x"

c là điểm giới hạn trên phân phối có đặt điểm dừng VaR

VaR là mức VaR theo thỏa thuận



Hình 2.1: Mô phỏng VaR và CVaR bằng đồ thị

4.4. Các phương pháp tính VaR

Có ba cách tính VaR chính: phương pháp lịch sử, phương pháp tham số và Mô phỏng Monte Carlo. Mỗi phương pháp sẽ có cách tính toán, ưu và nhược điểm liên quan đến độ phức tạp, tốc độ tính toán, khả năng áp dụng cho một số công cụ tài chính và các yếu tố khác.

4.4.1. Phương pháp tham số

Phương pháp tham số còn được gọi là phương pháp hiệp phương sai. Nó giả định một phân phối thông thường trong lợi nhuận. Hai yếu tố được ước tính: lợi nhuận kỳ vọng và độ lệch chuẩn.

Phương pháp tham số phù hợp nhất với các vấn đề đo lường rủi ro trong đó giá trị phân phối được xác định và ước tính một cách đáng tin cậy. Phương pháp này không đáng tin cậy khi kích thước mẫu rất nhỏ.

Đặt khoản lỗ là ' l ' cho danh mục đầu tư ' p ' với số lượng công cụ là ' n '.

$$VaR = V_0 \times (-m + z_q \sigma)$$

Trong đó:

- Tỷ suất sinh lợi kỳ vọng m
- Độ lệch chuẩn suất sinh lợi σ của danh mục đầu tư
- Giá trị hiện tại V_0

4.5. Các phương pháp tính ES

Cũng tương tự như khi ước lượng VaR từ số liệu quá khứ, có hai phương pháp chính ước lượng ES: phương pháp tham số và phi tham số.

Phương pháp tham số dựa trên giả định về phân phối của lợi suất r : chẳng hạn phân phối chuẩn, T-Student, Pareto tổng quát,... Sau đó từ số liệu quá khứ của r , sử dụng các phương pháp ước lượng trong thống kê, kinh tế lượng (hợp lý tối đa, moment tổng quát, ARCH, GARCH...) để ước lượng các tham số đặc trưng của phân phối và suy ra các ước lượng của VaR và ES tương ứng.

Phương pháp phi tham số không đưa ra giả định về phân phối của lợi suất r mà chỉ dùng các phương pháp ước lượng thực nghiệm, mô phỏng và bootstraps cùng các kỹ thuật tính toán xấp xỉ (phương pháp ngoại suy, mạng nơron...) để ước lượng

4.6. Ưu điểm của Value at Risk (VaR)

Dễ hiểu

Giá trị Rủi ro là một con số phản ánh mức độ rủi ro của danh mục đầu tư. Giá trị Rủi ro được đo lường bằng đơn vị giá hoặc theo tỷ lệ phần trăm, giúp cho việc giải thích và hiểu về VaR tương đối đơn giản.

Tính ứng dụng

Giá trị Rủi ro được áp dụng cho tất cả các loại tài sản: trái phiếu, cổ phiếu, công cụ phái sinh, tiền tệ, v.v. Do đó, các tổ chức tài chính khác nhau có thể sử dụng VaR để đánh giá khả năng sinh lời và rủi ro của các khoản đầu tư khác nhau.

Tính phổ biến

Giá trị Rủi ro được sử dụng rộng rãi, làm cho công cụ này trở thành một tiêu chuẩn được chấp nhận trong việc mua, bán hoặc đề xuất tài sản.

4.7. Ưu điểm của Expected Shortfall (ES)

- ES là độ đo rủi ro chặt chẽ của danh mục.
- Mọi độ đo rủi ro chặt chẽ (X) khác của danh mục có thể biểu diễn như một tổ hợp lồi của ES với các tham số phù hợp và ES (X).

Như vậy việc xác định, tính toán ES của danh mục vừa thay thế VaR trong vai trò đo lường rủi ro đầy đủ hơn vừa chỉ ra đây là thước đo rủi ro ưu việt.

CHƯƠNG 3: PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

1. Kiểm định phân phối chuẩn

1.1. Shapiro–Wilk test

Kiểm định Shapiro-Wilk là một kiểm định phổ biến để kiểm tra tính chuẩn của một tập dữ liệu. Giả thuyết không đối của kiểm định là dữ liệu được rút ra từ phân phối chuẩn. Kiểm định này sử dụng một thống kê W để tính toán độ tin cậy của giả thuyết. Giá trị W càng gần 1 thì dữ liệu càng có tính chuẩn.

Phương pháp Shapiro-Wilk được sử dụng để kiểm tra tính chuẩn của dữ liệu. Giả thuyết H_0 của phương pháp này là dữ liệu được rút ra từ một phân phối chuẩn. Phép thử Shapiro–Wilk kiểm tra giả thuyết không rằng một mẫu x_1, \dots, x_n đến từ một quần thể có phân phối chuẩn hay không.

Công thức của phương pháp Shapiro-Wilk

- Bước 1: Sắp xếp các giá trị dữ liệu theo thứ tự tăng dần
- Bước 2: Tính toán giá trị W bằng công thức

$$W = \frac{(\sum_{i=1}^n a_i x_i)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

Trong đó:

- W là giá trị thống kê kiểm định Shapiro-Wilk
- x_i là giá trị của dữ liệu thứ i trong tập dữ liệu
- $\bar{x} = (x_1 + \dots + x_n)/n$ là trung bình mẫu của tập dữ liệu
- a_i là hệ số được tính toán dựa trên số lượng giá trị trong tập dữ liệu, được đưa ra bởi:

$$m = (m_1, \dots, m_n)^T$$

$$(a_1, \dots, a_n) = \frac{m^T V^{-1}}{c}$$

Với C là một định thức vector: $C = \|V^{-1}m\| = (m^T V^{-1} V^{-1} m)^{\frac{1}{2}}$

được tạo thành từ các giá trị kỳ vọng của thống kê thứ tự của các biến ngẫu nhiên độc lập và được phân phối giống hệt nhau được lấy mẫu từ phân phối chuẩn.

- Tính toán giá trị p được tính toán dựa trên giá trị W và kích thước của tập dữ liệu.

Giả thuyết của phương pháp Shapiro-Wilk

Giá trị thống kê W sẽ có giá trị từ 0 đến 1.

Giả thuyết kiểm định:

- H_0 : Dữ liệu được rút ra từ một phân phối chuẩn.
- H_1 : Dữ liệu không được rút ra từ một phân phối chuẩn.

Nếu $p - value < \alpha \Rightarrow$ Bác bỏ H_0 , chấp nhận H_1 dữ liệu không tuân theo phân phối chuẩn

Nếu $p - value > \alpha$ Chấp nhận H_0 , dữ liệu được rút ra từ phân phối chuẩn.

Kiểm định Shapiro-Wilk là một công cụ hữu ích để kiểm tra tính chuẩn của dữ liệu đầu vào của mô hình GARCHs. Nếu dữ liệu không có phân phối chuẩn, ta cần thực hiện các phương pháp khác để xử lý dữ liệu trước khi áp dụng mô hình GARCHs.

1.2. Kiểm định bằng phương pháp Histogram

Kiểm định Histogram là một phương pháp đánh giá tính phân phối của dữ liệu dựa trên biểu đồ histogram. Phương pháp này dựa trên ý tưởng rằng nếu phân phối của dữ liệu là chuẩn, thì biểu đồ histogram của dữ liệu đó sẽ có hình dạng gần giống với phân phối chuẩn, tức là có hình dạng hình chuông (bell shape).

Giả thuyết của kiểm định Histogram là:

- H_0 : Dữ liệu tuân theo phân phối chuẩn
- H_1 : Dữ liệu không tuân theo phân phối chuẩn

Công thức tính toán không được sử dụng trong kiểm định Histogram, thay vào đó, phương pháp này dựa trên sự so sánh trực quan giữa biểu đồ histogram của dữ liệu và phân phối chuẩn.

Kiểm định Histogram có thể được sử dụng để đánh giá tính phân phối của các biến số trong danh mục đầu tư. Dựa vào kết quả của kiểm định Histogram, ta có thể đánh giá tính chuẩn xác của phân phối của dữ liệu. Nếu đồ thị Histogram khá giống với phân phối chuẩn và có dạng hình chuông, thì có thể khẳng định rằng dữ liệu có tính chất chuẩn. Tuy nhiên, nếu đồ thị Histogram không có hình dạng chuông và bị

lệch, thì đây là một dấu hiệu cho thấy phân phối của dữ liệu không phải là phân phối chuẩn.

Kết quả của kiểm định Histogram có thể được sử dụng để đưa ra quyết định về việc sử dụng các phương pháp thống kê phù hợp trong phân tích dữ liệu. Nếu dữ liệu có tính chất chuẩn, thì các phương pháp thống kê như kiểm định t, ANOVA, và phân tích hồi quy đa biến sẽ được sử dụng để phân tích dữ liệu. Nếu dữ liệu không có tính chất chuẩn, thì các phương pháp thống kê phi tham số như kiểm định Mann-Whitney U và kiểm định Kruskal-Wallis sẽ được sử dụng để phân tích dữ liệu.

Để thực hiện kiểm định Histogram, chúng ta có thể sử dụng các thư viện trong Python hoặc R để vẽ biểu đồ histogram và so sánh nó với phân phối chuẩn hoặc các phân phối khác để đưa ra kết luận về tính phân phối của dữ liệu.

Ở đây, chúng ta có thể sử dụng thư viện matplotlib trong Python để vẽ biểu đồ histogram và sử dụng thư viện scipy để so sánh histogram với phân phối chuẩn bằng cách sử dụng hàm normaltest(). Nếu giá trị p được tính toán bởi hàm này là lớn hơn một ngưỡng xác định (ví dụ như 0.05), bạn có thể kết luận rằng dữ liệu không tuân theo phân phối chuẩn.

1.3. Kiểm định bằng phương pháp Q-Q plot

Kiểm định Q-Q Plot (Quantile-Quantile Plot) là một phương pháp kiểm tra tính chuẩn (normality) của phân phối dữ liệu. Phương pháp này sử dụng đồ thị Q-Q Plot để so sánh quantile của phân phối dữ liệu được kiểm tra và quantile của phân phối chuẩn (normal distribution) trên cùng một trục đồ thị.

Giả thuyết của kiểm định Q-Q Plot là dữ liệu được kiểm tra tuân theo phân phối chuẩn. Công thức để tính quantile của phân phối chuẩn được cho bởi:

$$q_i = \mu + \sigma \Phi^{-1}\left(\frac{i - 0.5}{n}\right)$$

$$q_i = \mu + \sigma (\Phi - 1) ((i - 0.5)/n)$$

Trong đó:

- q_i là quantile của phân phối chuẩn tại vị trí thứ i
- μ là giá trị trung bình (mean) của phân phối chuẩn
- σ là độ lệch chuẩn (standard deviation) của phân phối chuẩn
- $(\Phi - 1)$ là hàm nghịch đảo của hàm phân phối chuẩn (standard normal cumulative distribution function)

- i là thứ tự quantile (từ 1 đến n)
- n là số lượng mẫu.

Công thức này cho phép tính toán được giá trị quantile của phân phối chuẩn tại vị trí thứ i . Để vẽ đồ thị Q-Q Plot, ta sắp xếp dữ liệu từ bé đến lớn, sau đó tính toán quantile tương ứng của phân phối chuẩn cho từng giá trị dữ liệu đó.

Đồ thị Q-Q Plot sẽ được tạo ra bằng cách đặt giá trị quantile của dữ liệu kiểm tra trên trục tung và giá trị quantile của phân phối chuẩn trên trục hoành. Nếu phân phối của dữ liệu là chuẩn, thì các điểm trên đồ thị sẽ nằm trên một đường thẳng.

Trong đề tài Dự báo giá trị chịu đựng rủi ro của danh mục đầu tư bằng các mô hình GARCHs, kiểm định Q-Q Plot có thể được sử dụng để kiểm tra tính chuẩn của phân phối giá trị chịu đựng rủi ro. Điều này giúp xác định xem liệu các giá trị dữ liệu có tuân theo phân phối chuẩn hay không, và cũng giúp xác định tính phù hợp của việc sử dụng mô hình GARCHs trong dự báo giá trị chịu đựng rủi ro của danh mục đầu tư.

Nếu dữ liệu có phân phối chuẩn, đường xấp xỉ sẽ khớp hoàn toàn với đường thẳng chéo trên biểu đồ Q-Q Plot. Nếu dữ liệu không tuân theo phân phối chuẩn, đường xấp xỉ sẽ không khớp với đường thẳng chéo và sẽ có đường cong, điều này cho thấy sự chênh lệch giữa phân phối thực tế và phân phối chuẩn.

Do đó, nếu kết quả kiểm định Q-Q Plot cho thấy các giá trị nằm rất gần đường chéo và đường xấp xỉ khớp với đường chéo, có thể kết luận rằng dữ liệu có phân phối chuẩn và mô hình GARCHs là phù hợp cho việc dự báo giá trị chịu đựng rủi ro của danh mục đầu tư. Tuy nhiên, nếu kết quả kiểm định Q-Q Plot cho thấy các giá trị không khớp với đường chéo và có đường cong, thì có thể cần xem xét sử dụng mô hình khác hoặc điều chỉnh lại dữ liệu để phù hợp hơn với mô hình.

1.4. Kết luận

Cả 3 phương pháp kiểm định Shapiro-Wilk, Histogram và Q-Q Plot đều giúp kiểm tra tính chuẩn của phân phối dữ liệu và đánh giá sự phù hợp của mô hình với giả định phân phối chuẩn. Tuy nhiên, mỗi phương pháp lại có ưu điểm và hạn chế riêng.

Kiểm định Shapiro-Wilk là phương pháp được sử dụng rộng rãi và có tính chính xác cao. Tuy nhiên, phương pháp này chỉ phù hợp với dữ liệu có kích thước nhỏ và không thể xác định được hình dạng của phân phối.

Kiểm định Histogram là phương pháp trực quan và dễ hiểu, cho phép kiểm tra phân phối dữ liệu bằng cách tạo ra biểu đồ tần số. Tuy nhiên, phương pháp này có

thể bị ảnh hưởng bởi sự lựa chọn kích thước bin (phân lớp) và việc lựa chọn sai kích thước bin có thể dẫn đến kết quả sai lệch.

Kiểm định Q-Q Plot là phương pháp giúp kiểm tra độ phù hợp của phân phối dữ liệu với phân phối chuẩn bằng cách so sánh phân phối dữ liệu với phân phối chuẩn thông qua đường cong chuẩn. Phương pháp này có tính trực quan và dễ hiểu, tuy nhiên, nó cũng có thể bị ảnh hưởng bởi kích thước mẫu và việc lựa chọn sai mô hình phân phối chuẩn có thể dẫn đến kết quả sai lệch.

Vì vậy việc chúng ta sử dụng kết hợp cả 3 phương pháp trên để đánh giá tính chuẩn của dữ liệu và đưa ra nhận xét chính xác nhất về phân phối của dữ liệu và sự phù hợp của mô hình với giả định phân phối chuẩn.

2. Kiểm định chuỗi dừng bằng Dickey-Fuller

2.1. Đối với chuỗi AR(1)

Để đơn giản ta bắt đầu bằng việc thảo luận kiểm định tính dừng của một chuỗi AR(1). Giả sử chúng ta muốn kiểm định chuỗi AR(1) có tính dừng hay có nghiệm đơn vị hay không:

$$y_t = \beta + \phi y_{t-1} + u_t \quad \text{với } u_t \sim iid(0, \sigma^2) \quad (1)$$

Cặp giả thuyết của kiểm định này có dạng:

$$H_0: \phi = 1$$

$$H_1: \phi < 1$$

Nếu không thể bác bỏ H_0 thì $y_t \sim I(1)$, hay phương trình đặc trưng của nó có nghiệm đơn vị, kết luận là chuỗi không dừng. Ngược lại, nếu bác bỏ H_0 thì $y_t \sim I(0)$ thì kết luận là chuỗi dừng. Đây chỉ là kiểm định một phía, chỉ bác bỏ H_0 nếu $\hat{\phi} < 1$

Kiểm định này thường dựa trên thống kê $t = \frac{\hat{\phi} - 1}{se(\hat{\phi})}$ với điều kiện y_t là chuỗi dừng. Tuy nhiên, nếu giả thuyết H_0 là đúng ($\phi = 1$) thì phân phối t-student không còn thích hợp. Trong trường hợp này, phân phối của thống kê t không phải phân phối chuẩn với mẫu lớn, hoặc thậm chí không còn cân xứng. Do vậy, kiểm định giả thuyết truyền thống không phù hợp với kiểm định nghiệm đơn vị.

Để khắc phục nhược điểm này, Dickey và Fuller (1979) đã xây dựng một kiểm định thích hợp hơn, gọi tắt là kiểm định DF. Kiểm định DF vẫn dựa trên thống kê t ở trên. Tuy nhiên, một bảng giá trị t đặc biệt được sử dụng nhằm tính đến khả năng không dừng của y_t khi H_0 đúng, phản ánh tính phi chuẩn của thống kê kiểm định.

Ngoài ra, thay vì kiểm định $\phi = 1$ với AR(1) trong phương trình (1), Dickey-Fuller trừ cả hai vế của phương trình này cho y_{t-1} rồi thực hiện hồi quy sau:

$$\Delta y_t = \beta + \alpha y_{t-1} + u_t \quad (2)$$

trong đó $\alpha = \phi - 1$. Phương trình (2) được gọi là hồi quy Dickey-Fuller. Cặp giả thuyết kiểm định được sử dụng là:

$$H_0: \alpha = 0 \text{ (tương đương với } \phi = 1)$$

$$H_1: \alpha < 0 \text{ (tương đương với } \phi < 1)$$

Chúng ta có thể thấy rằng mô hình hồi quy (1) và (2) là tương đương nhau. Thống kê kiểm định khi $\phi = 1$ trong (1) và $\alpha = 0$ trong (2) là giống nhau. Tuy nhiên, tiện ích của hồi quy (2) so với (1) đó là tỉ số t (t-ratio) khi $\alpha = 0$ tự động được đưa ra bởi các chương trình máy tính.

Với kiểm định DF ở phần trên, nếu H_1 đúng thì y_t sẽ tuân theo AR(1) dừng với trung bình cố định. Mặt khác, nếu chúng ta đưa thêm thành phần xu hướng vào kiểm định DF ở trên thì khi H_1 đúng, y_t sẽ là chuỗi thời gian dừng quanh xu hướng của nó. Một nguyên tắc chung chúng ta nên sử dụng ở đây đó là: nếu chuỗi y_t rõ ràng có xu hướng theo thời gian, thì thành phần xu hướng phải được đưa vào khi thực hiện hồi quy kiểm định nghiệm đơn vị. Khi đó ta có thể biểu diễn chuỗi y_t dưới dạng sau:

$$y_t = \beta + \phi y_{t-1} + \gamma t + u_t \quad (3)$$

Trừ cả hai vế phương trình (3) cho y_{t-1} ta được phương trình hồi quy DF tương ứng sau:

$$\Delta y_t = \beta + \alpha y_{t-1} + \gamma t + u_t \quad (4)$$

trong đó $\alpha = \phi - 1$. Khi đó cặp giả thuyết kiểm định H_0 ($\phi = 1$) và H_1 ($\phi < 1$) trong mô hình AR(1) có xu hướng ở phương trình (3) sẽ tương đương với kiểm định H_0 ($\alpha = 0$) và H_1 ($\alpha < 0$) trong hồi quy DF ở phương trình (4). Nếu không thể bác bỏ H_0 , chúng ta kết luận y_t là chuỗi không dừng. Ngược lại, nếu bác bỏ H_0 , chúng ta kết luận y_t là chuỗi dừng quanh xu hướng. Tức là, y_t có thể được biến đổi thành chuỗi dừng nếu nó được bóc tách thành phần xu hướng.

2.2. Mở rộng thành chuỗi AR(p)

Tổng quát hơn, với một chuỗi AR(p) với $p > 1$, hồi quy kiểm định ADF có dạng sau:

$$\Delta y_t = \beta + \alpha y_{t-1} + \sum_i \kappa_i \Delta y_{t-i} + u_t \quad (5)$$

Trong đó $\alpha = \sum_{i=1}^p \phi_i - 1$. Lưu ý rằng chúng ta phải đưa đủ độ trễ Δy_{t-i} vào phương trình hồi quy ADF để đảm bảo u_t là nhiễu trắng. Việc đưa thêm những thành phần này vào được gọi là “sự mở rộng” độ trễ của Δy_t . Cặp giả thuyết kiểm định ADF ở đây là:

$$H_0: \alpha = 0 \text{ hay } \sum_{i=1}^p \phi_i = 1 \text{ và } H_1: \alpha < 0 \text{ hay } \sum_{i=1}^p \phi_i < 1$$

Nếu không thể bác bỏ H_0 , chúng ta kết luận y_t là chuỗi không dừng, hay $y_t \sim I(1)$. Ngược lại, nếu bác bỏ H_0 , chúng ta kết luận y_t là chuỗi dừng, hay $y_t \sim I(0)$.

Tương tự như vậy, nếu y_t là chuỗi có xu hướng, hồi quy kiểm định ADF phải bao gồm cả xu hướng như sau:

$$\Delta y_t = \beta + \alpha y_{t-1} + \sum_i \kappa_i \Delta y_{t-i} + \gamma t + u_t$$

trong đó u_t chỉ là nhiễu trắng. Cặp giả thuyết kiểm định là giống trong hồi quy phương trình (5). Chỉ có điều nếu giả thuyết H_0 bị bác bỏ, chúng ta kết luận rằng y_t là chuỗi dừng quanh xu hướng. Số bậc mở rộng (số độ trễ của Δy_t) được lựa chọn có thể khiến kiểm định ADF cho kết quả khác nhau. Tuy nhiên, nguyên tắc lựa chọn ở đây là độ trễ phải đủ lớn để đảm bảo u_t là nhiễu trắng

3. Kiểm định hiệu ứng ARCH

Năm 1982, Engle đã đề xuất mô hình ARCH. Đây là mô hình đầu tiên đưa ra cơ sở lý thuyết mô hình hoá rủi ro. Tư tưởng cơ bản của mô hình này là:

- Cú sốc u_t của một loại tài sản không tương quan chuỗi, nhưng phụ thuộc
- Sự phụ thuộc của u_t có thể được mô tả bằng một hàm bậc 2 của các giá trị trễ

Mô hình ARCH(m) có dạng:

$$r_t = \mu_t + u_t \quad (1)$$

$$u_t = \sigma_t \varepsilon_t \quad (2)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_m u_{t-m}^2 \quad (3)$$

$$\alpha_0 > 0; \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m \geq 0$$

Với ε_t là biến ngẫu nhiên độc lập có cùng phân bố với kỳ vọng bằng không, phương sai bằng 1.

Các hệ số α_i phải thoả mãn một số điều kiện nhất định sao cho phương sai không điều kiện là hữu hạn, u_t thường được giả thuyết là có phân bố chuẩn hoá hoặc phân bố t-Student.

3.1. Xác định bậc

Nếu hiệu ứng ARCH có ý nghĩa thống kê, có thể dùng PACF đối với u_t^2 để xác định bậc của mô hình ARCH. Từ phương trình phương sai:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_m u_{t-m}^2$$

u_t^2 là ước lượng không chệch của σ^2 . Giả thiết u_t^2 quan hệ tuyến tính đối với $u_{t-1}^2, \dots, u_{t-m}^2$, tức là u_t^2 tuân thủ mô hình AR(m).

Đặt $\eta_t = u_t^2 - \sigma_t^2$, khi đó $E(\eta_t) = 0$ và η_t không tự tương quan. Khi đó mô hình ARCH trở thành:

$$u_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_m u_{t-m}^2 + \eta_t \quad (4)$$

Mô hình (4) có dạng AR(m) đối với u_t^2 nhưng η_t không có cùng phân bố và độc lập (iid).

PACF của u_t^2 là công cụ hữu hiệu để xác định bậc của mô hình (4). Tuy nhiên do η_t không có cùng phân bố, nên các ước lượng bình phương nhỏ nhất của (4) là vững nhưng không hiệu quả. PACF có thể không hiệu quả ngay cả khi kích thước mẫu lớn.

3.2. Kiểm định

Đối với một mô hình ARCH xác định, sau khi ước lượng phương trình (1), ta thu được phần dư và ước lượng của phương sai sai tính từ phương trình phương sai (3), để đơn giản hơn ta cũng ký hiệu các đại lượng này là u_t và σ_t^2

$$\text{Chuẩn hoá phần dư: } \hat{u}_t = \frac{u_t}{\sigma_t}$$

Với \hat{u}_t là biến ngẫu nhiên độc lập cùng phân bố. Có thể kiểm tra tính thích hợp của mô hình ARCH thông qua \hat{u}_t . Sử dụng thống kê Ljung – Box đối với \hat{u}_t để kiểm định tính phù hợp của phương trình trung bình. Cũng sử dụng tiêu chuẩn này cho \hat{u}_t^2 để kiểm định phương trình phương sai. Cũng có thể sử dụng hệ số bất đối xứng, hệ số nhọn, tứ phân vị của \hat{u}_t để kiểm tra giả thiết về phân bố của u_t .

4. Ước lượng tham số các mô hình GARCH

Ước lượng tham số trong mô hình GARCH (bao gồm cả GARCH, GJR-GARCH và các biến thể khác) thường được thực hiện thông qua phương pháp cực đại hợp lý (Maximum Likelihood Estimation - MLE). MLE là một phương pháp ước

lượng tham số dựa trên việc tìm giá trị của các tham số mô hình để tối đa hóa hàm hợp lý của dữ liệu quan sát được. MLE được sử dụng để tìm ra các giá trị tham số mô hình mà dữ liệu quan sát được có xác suất lớn nhất.

Cách thức hoạt động của MLE trong mô hình GARCH như sau:

Xác định hàm hợp lý (likelihood function): Đầu tiên, cần xác định hàm hợp lý, đó là hàm mô tả xác suất của dữ liệu quan sát dựa trên các tham số mô hình. Trong mô hình GARCH, hàm hợp lý được xây dựng dựa trên phân phối giả định cho dữ liệu, thường là phân phối chuẩn (Gaussian) hoặc phân phối Student's t. Hàm hợp lý đo lường độ "phù hợp" của mô hình với dữ liệu quan sát.

Tối đa hóa hàm hợp lý: MLE tìm kiếm giá trị tham số mô hình mà tối đa hóa hàm hợp lý. Quá trình này liên quan đến tìm kiếm giá trị tham số mô hình mà làm cho dữ liệu quan sát có xác suất cao nhất. Tối đa hóa hàm hợp lý thường được thực hiện bằng cách sử dụng các phương pháp tối ưu hóa như phương pháp Levenberg-Marquardt hoặc phương pháp Newton-Raphson.

Đánh giá độ tin cậy của ước lượng: Sau khi tối đa hóa hàm hợp lý, ta thu được các giá trị ước lượng cho các tham số mô hình. Để đánh giá độ tin cậy của ước lượng, ta có thể tính toán các độ lệch tiêu chuẩn (standard errors) của các ước lượng và xây dựng khoảng tin cậy (confidence intervals) cho các tham số. Điều này giúp đưa ra thông tin về độ chính xác và độ tin cậy của ước lượng.

Kiểm định thống kê: Sau khi ước lượng tham số, ta có thể thực hiện các kiểm định thống kê để kiểm tra tính phù hợp của mô hình. Các kiểm định thường được sử dụng bao gồm kiểm định hồi quy chéo (portmanteau test) để kiểm tra tính không tương quan của phần dư, kiểm định hồi quy tuyến tính để kiểm tra tính tuyến tính của phần dư, và kiểm định điểm chéo để kiểm tra tính phân phối chuẩn của phần dư.

Đánh giá chất lượng mô hình: Sau khi kiểm định, ta có thể đánh giá chất lượng mô hình GARCH. Điều này bao gồm việc so sánh giá trị dự báo của mô hình với giá trị thực tế, tính phân phối của phần dư, độ biến động của phần dư và các độ đo khác. Đánh giá chất lượng mô hình giúp xác định khả năng của mô hình trong mô phỏng và dự báo dữ liệu.

Cải thiện mô hình: Nếu mô hình GARCH ban đầu không đạt được kết quả tốt hoặc không phù hợp với dữ liệu, ta có thể cải thiện mô hình bằng cách thay đổi cấu trúc mô hình, thử nghiệm các biến thể khác của GARCH (ví dụ: EGARCH, TGARCH), hoặc sử dụng các mô hình khác như ARMA-GARCH, GARCH-M, v.v.

Quá trình MLE trong mô hình GARCH là một quá trình lặp đi lặp lại, với mục tiêu tìm ra mô hình phù hợp nhất với dữ liệu quan sát. Việc lựa chọn mô hình và các bước thực hiện phụ thuộc vào kiến thức về dữ liệu, mục tiêu nghiên cứu và ngữ cảnh ứng dụng. Ước lượng giá trị rủi ro VaR

5.1. Phương pháp tham số

Phương pháp tham số phù hợp nhất với các vấn đề đo lường rủi ro khi giá trị phân phối được xác định cũng như ước tính kết quả gần nhất. Nếu kích thước mẫu rất nhỏ thì phương pháp này không đáng tin cậy.

- Bước 1: Tính giá trị hiện tại V_0 của danh mục đầu tư
- Bước 2: Dựa vào dữ liệu quá khứ, tính tỷ suất sinh lời kỳ vọng m và độ lệch chuẩn sinh lời σ của danh mục đầu tư.
- Bước 3: Khi đó VaR được xác định theo công thức: $VaR = V_0 \times (-m + z_q \sigma)$

Ví dụ: Khi biết giá trị của độ lệch chuẩn σ là khoảng 2.64, và tỷ suất sinh lời trung bình xấp xỉ là 0 (phân bố chuẩn), mức tin cậy khi đó là 95% ta có thể tin rằng khoản lỗ tối đa sẽ không vượt quá $1.65 \times 2.64 = 4.36\%$

5.2. Phương sai – hiệp phương sai (variance-covariance method)

Phương pháp này đưa ra giả thuyết rằng các tỷ suất sinh lời và rủi ro tuân theo phân bố chuẩn. VaR được tính cụ thể như sau:

- Tính giá trị hiện tại V_0 của danh mục đầu tư
- Từ những dữ liệu quá khứ, tính tỷ suất sinh lời kỳ vọng m và độ lệch chuẩn suất sinh lời σ của danh mục đầu tư
- VaR được xác định theo biểu thức sau đây: $VaR = V_0 \times (-m + z_q \sigma)$, với z_q bằng 1.65 nếu mức độ tin cậy là 95% và bằng 2.33 nếu độ tin cậy là 99%. Khi biết giá trị của độ lệch chuẩn σ là khoảng 2.64, và đồng thời tỷ suất sinh lời trung bình xấp xỉ là 0 (phân bố chuẩn), vậy thì với mức tin cậy 95% ta có thể tin rằng khoản lỗ tối đa sẽ không vượt quá $1.65 \times 2.64 = 4.36\%$, và với mức tin cậy 99%, khoản lỗ tối đa sẽ không lớn hơn $2.33 \times 2.64 = 6.16\%$.

5.3. Xác định VaR

1. Hai thông số cơ bản:

(a) Khoảng thời gian (1 ngày, 10 ngày, 30 ngày, ...)

(b) Độ tin cậy (90%, 95%, 99%, ...)

Ví dụ: Tính VaR trong 10 ngày thì lợi nhuận tuyệt đối từ return hay tổn thất/lỗ L là:

$$R_t = V_t - V_{t-10}$$

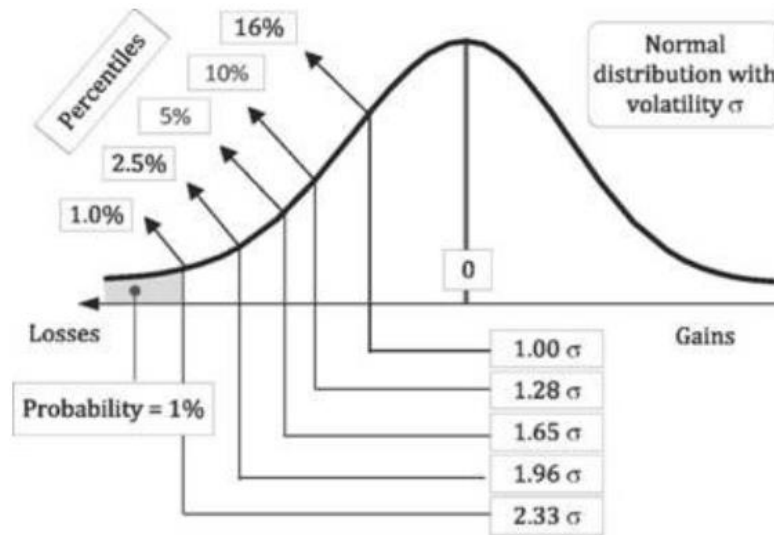
$$L_t = -R_t = V_{t-10} - V_t$$

2. Giả định phân phối chuẩn

Sử dụng giá trị kỳ vọng và độ lệch chuẩn để tính VaR các bước cơ bản:

- Tính giá trị kỳ vọng, phương sai và độ lệch chuẩn
- Tính và kết luận VaR theo công thức:

$$VaR = \text{giá trị kỳ vọng}(\text{Mean}) - (z * SD)$$



Hình 3.1: Đồ thị khoảng tin cậy và giá trị của z

5.4. Ước lượng giá trị rủi ro ES

Phương pháp tham số dựa trên giả định về phân phối của lợi suất r : chẳng hạn phân phối chuẩn, T- Student, Pareto tổng quát,...Sau đó từ số liệu quá khứ của r , sử dụng các phương pháp ước lượng trong thống kê, kinh tế lượng (hợp lý tối đa, moment tổng quát, ARCH, GARCH...) để ước lượng các tham số đặc trưng của phân phối và suy ra các ước lượng của VaR và ES tương ứng.

ES là giá trị kỳ vọng của tổn thất nếu vi phạm VaR, có thể khái quát như sau:

$$ES = E[L \mid L \geq VaR]$$

$$ES = -\frac{1}{1-\gamma} \int_{-\infty}^{-VaR} E(x)$$

Tính CVaR rất đơn giản khi VaR đã được xác định là giá trị trung bình của các giá trị nằm ngoài ngưỡng VaR

Ý nghĩa: nếu VaR bị vi phạm thì trung bình tổn thất là CVaR, ES

CHƯƠNG 4: KẾT QUẢ VÀ ĐÁNH GIÁ

1. Mô tả dữ liệu

Dữ liệu nghiên cứu đã được nhóm nghiên cứu thu thập trong khoảng thời gian từ ngày 24/12/2020 đến ngày 31/03/2023, và bao gồm 9 mã cổ phiếu, được phân loại thành 3 nhóm gồm Bluechip, Midcap và Penny. Nhóm Bluechip bao gồm các mã VHM, VCB và FPT, trong khi nhóm Midcap được chia thành 3 mã AGG, AGR và ASP. Nhóm Penny gồm các mã còn lại bao gồm MSB, NVL và REE. Để đánh giá mức độ biến động theo ngành nghề và theo nhóm cổ phiếu, nhóm nghiên cứu đã lựa chọn 3 ngành là ngân hàng, bất động sản và sản xuất kinh doanh cho mỗi nhóm, và chọn các mã chứng khoán phù hợp trong danh mục đầu tư. Mục tiêu của nghiên cứu là xác định mô hình phù hợp cho từng mã và ngành để đo lường độ biến động và đưa ra các khuyến nghị đầu tư hiệu quả.

Bảng 4.1: Thống kê mô tả chuỗi lợi suất của 9 mã cổ phiếu

	VHM	VCB	FPT	AGG	AGR	ASP	MSB	NVL	REE
count	564	564	564	564	564	564	564	564	564
mean	0,0%	0,0%	0,1%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	-0,1%	0,1%
std	2,1%	1,8%	1,9%	1,9%	3,4%	3,0%	2,4%	2,8%	2,5%
min	-7,2%	-7,2%	-7,2%	-9,8%	-7,8%	-11,3%	-7,2%	-7,3%	-7,3%
25%	-1,1%	-1,0%	-0,7%	-0,7%	-1,8%	-1,4%	-0,9%	-1,0%	-1,2%
50%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,1%
75%	1,0%	1,0%	1,0%	0,6%	1,8%	1,3%	1,1%	0,9%	1,2%
max	6,7%	6,1%	6,8%	9,6%	6,8%	6,8%	6,8%	20,8%	6,7%

Dựa vào bảng 4.1 về thống kê mô tả của 9 mã cổ phiếu được phân thành 3 nhóm, có thể thấy rằng hầu hết các mã đều có suất sinh lợi trung bình gần bằng 0%. Tuy nhiên, độ lệch chuẩn ở các mã thuộc nhóm Bluechip như VHM, VCB và FPT và mã AGG thuộc nhóm Midcap đều gần với mức 2%. Độ lệch chuẩn lớn nhất là ở mã AGR thuộc nhóm Midcap với mức 3,4%.

Về khả năng lãi và lỗ của các mã, có thể thấy rằng nhóm Bluechip vẫn duy trì ổn định ở mức lỗ thấp nhất là -7,2% và khả năng sinh lợi cao nhất dao động từ 6 - 6,8%. Các mã cổ phiếu nổi bật bao gồm ASP với suất sinh lợi thấp nhất là -11,3% và NVL với suất sinh lợi cao nhất là 20,8%.

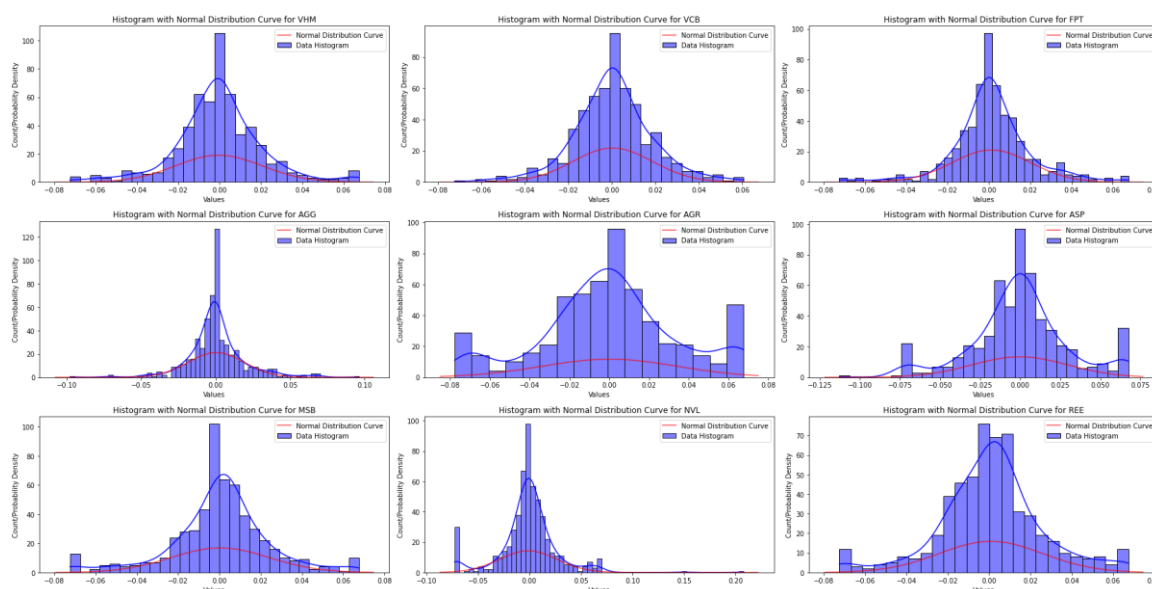
Tuy nhiên, các mã cổ phiếu thuộc nhóm Midcap và Penny thể hiện mức độ biến động mạnh hơn và không đồng đều với nhau. Điều này cho thấy rủi ro cao hơn so với nhóm Bluechip đã ổn định. Do đó, việc nghiên cứu về dự báo độ biến động của các mã chứng khoán trong các nhóm này là cần thiết để đo lường và hạn chế rủi ro tổn thất có thể xảy ra trong một danh mục đầu tư.

2. Kết quả kiểm định phân phối chuẩn và tính dừng

2.1. Kết quả kiểm định phân phối chuẩn

Để có thể ước lượng được các mô hình GARCH và dự báo giá trị rủi ro, trước hết cần phải kiểm định về việc dữ liệu có tuân theo phân phối chuẩn và có tính dừng hay không.

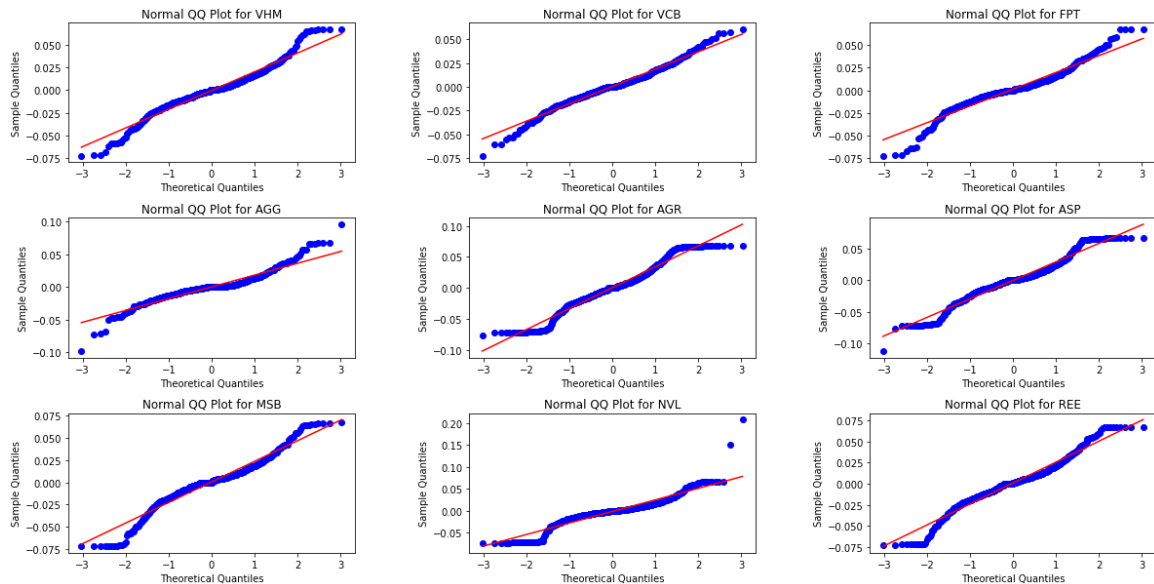
Đầu tiên, về việc kiểm định phân phối chuẩn ở dữ liệu, nhóm thực hiện gồm 3 cách. Quan sát đồ thị phân phối của dữ liệu và xem xét với đồ thị phân phối chuẩn có trung bình và phương sai của dữ liệu chuỗi suất sinh lời ở từng mã.



Hình 4.2.1a: Đồ thị phân phối của 9 mã cổ phiếu

Có thể thấy, so với phân phối chuẩn thì đồ thị có phần nhọn hơn và các phần đuôi của dữ liệu nặng hơn so với phân phối chuẩn của dữ liệu. Như vậy, ta có thể hình dung rằng dữ liệu nghiên cứu chưa tuân theo phân phối chuẩn. Và để có thêm

cơ sở kết luận, nhóm nghiên cứu thực hiện thêm về quan sát đồ thị QQplot và phép kiểm định Shapiro cho phân phối chuẩn.



Hình 4.2.1b: Đồ thị QQplot của 9 mã cổ phiếu

Đối với đồ thị QQplot ở 9 mã cổ phiếu có thể thấy các mã đều không tuân theo phân phối chuẩn với các điểm dữ liệu không khớp với đường tiêu chuẩn và có phần đuôi lệch xa so với đường tiêu chuẩn và còn có các giá trị ngoại lai. Như vậy, có thể thấy dữ liệu không tuân theo phân phối chuẩn, có phần đuôi dày hơn và kèm các giá trị ngoại lai trong dữ liệu.

Thông qua đồ thị phân phối và đồ thị QQplot, ta có thể hiểu hơn về hình dạng của phân phối dữ liệu và những đặc tính của dữ liệu nghiên cứu. Có thể thấy rằng dữ liệu đã không tuân theo phân phối chuẩn. Nhưng nếu chỉ dựa vào đồ thị thì chưa mang lại sự tin cậy cao trong nghiên cứu. Chính vì thế nhóm thực hiện thêm kiểm định Shapiro nhằm có thể kết luận chính xác hơn và đáng tin cậy hơn ở bộ dữ liệu của mình. Với cặp giả thuyết của phép kiểm định này gồm:

$$\begin{cases} H_0: \text{Dữ liệu tuân theo phân phối chuẩn} \\ H_1: \text{Dữ liệu không tuân theo phân phối chuẩn} \end{cases}$$

Bảng 4.2.1: Kết quả kiểm định phân phối chuẩn

Mã	Giá trị thống kê	P - value	Kết luận
VHM	0.95689	P = 0.00000	Không theo phân phối chuẩn
VCB	0.97930	P = 0.00000	Không theo phân phối chuẩn

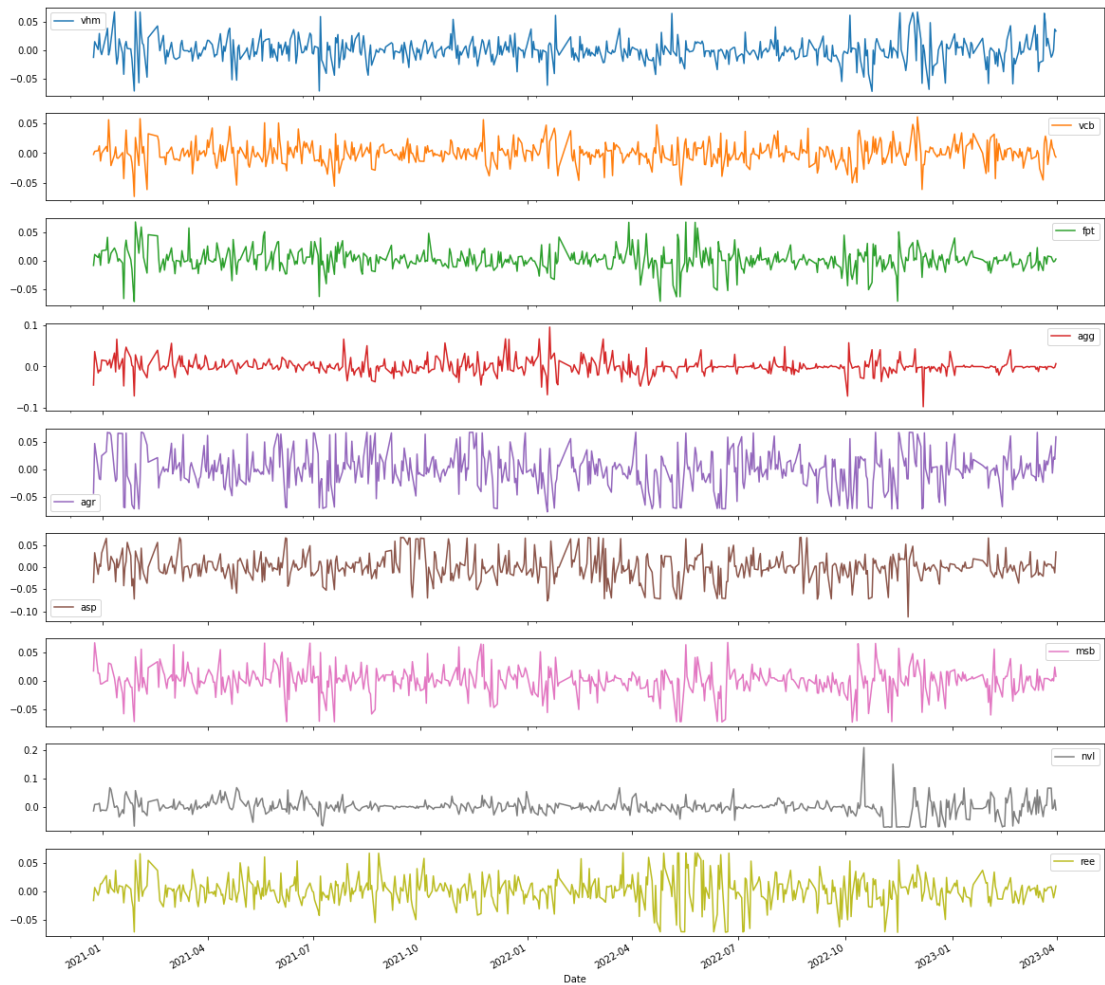
FPT	0.93769	P = 0.00000	Không theo phân phối chuẩn
AGG	0.90467	P = 0.00000	Không theo phân phối chuẩn
AGR	0.96718	P = 0.00000	Không theo phân phối chuẩn
ASP	0.96087	P = 0.00000	Không theo phân phối chuẩn
MSB	0.94682	P = 0.00000	Không theo phân phối chuẩn
NVL	0.87507	P = 0.00000	Không theo phân phối chuẩn
REE	0.96391	P = 0.00000	Không theo phân phối chuẩn

Với giá trị p-value ở tất cả các mã đều nhỏ hơn mức ý nghĩa 1%, 5% và 10%. Ta có thể kết luận rằng dữ liệu nghiên cứu không tuân theo phân phối chuẩn.

2.2. Kết quả kiểm định tính dừng

Sau khi kiểm định phân phối chuẩn, để có thể ước lượng được mô hình chuỗi thời gian nói chung và mô hình ARCH – GARCH nói riêng thì dữ liệu cần đạt được yêu cầu về tính dừng của chuỗi dữ liệu.

Với dữ liệu về chuỗi suất sinh lời của 9 mã cổ phiếu, cách tính chuỗi lợi suất dựa vào cách tính suất sinh lợi tương đối $(P_t - P_{t-1}) / P_{t-1}$. Trong đó, P là giá của mã chứng khoán, P_t là giá của mã chứng khoán tại thời điểm hiện tại và P_{t-1} là giá của mã chứng khoán tại thời điểm trước đó 1 đơn vị thời gian.



Hình 4.2.2: Biểu đồ suất sinh lợi của 9 mã cổ phiếu

Dựa vào hình 4.2.2 có thể thấy, dữ liệu đã không còn tính xu thế của giá chứng khoán, thể hiện mức độ thay đổi của khả năng sinh lợi và độ biến động của mã chứng khoán. Với biểu đồ suất sinh lợi có thể thấy rằng các mã có sự biến độ không giống nhau, nên cần phải đo lường mức độ biến động đó. Nhưng trước hết để thỏa được điều kiện dừng của mô hình ta xét đến phép kiểm định Dickey – Fuller về tính dừng của chuỗi lợi suất.

Bảng 4.2.2: Kết quả kiểm định tính dừng của 9 chuỗi lợi suất

Mã	Giá trị thống kê	P - value	Kết luận
VHM	-23.30719	P = 0.00000	Dữ liệu đã dừng
VCB	-15.24415	P = 0.00000	Dữ liệu đã dừng
FPT	-8.33087	P = 0.00000	Dữ liệu đã dừng
AGG	-4.92195	P = 0.00000	Dữ liệu đã dừng
AGR	-20.17668	P = 0.00000	Dữ liệu đã dừng

ASP	-19.52641	P = 0.00000	Dữ liệu đã dừng
MSB	-22.27435	P = 0.00000	Dữ liệu đã dừng
NVL	-4.36755	P = 0.00000	Dữ liệu đã dừng
REE	-6.84429	P = 0.00000	Dữ liệu đã dừng

Như vậy, với các giá trị thống kê đều bé hơn giá trị tới hạn và p-value bé hơn mức ý nghĩa 1%, 5% và 10% thì ta có thể chấp nhận giả thuyết H_1 rằng dữ liệu có tính dừng. Và như thế, dữ liệu đã có thể được sử dụng để ước lượng mô hình trong chuỗi thời gian.

2.3. Kết quả kiểm định hiệu ứng ARCH

Nhằm để có thể thực hiện được ước lượng các mô hình GARCH, trước hết cần phải kiểm định về hiệu ứng ARCH của dữ liệu để xem xét về vi phạm phương sai sai số thay đổi là có xảy ra ở dữ liệu nghiên cứu. Chính vì thế, nhóm nghiên cứu tiến hành kiểm định với hiệu ứng ARCH để xem xét vi phạm trên. Với mô hình được đưa ra là:

$$y_t = \mu + u_t$$

$$u_t = \sigma_t \varepsilon_t$$

Ta xem xét phương sai của sai số trong mô hình ban đầu với trung bình để kiểm định hiệu ứng ARCH.

Bảng 4.3: Kết quả mô hình ARCH

	VHM	VCB	FPT	AGG	AGR	ASP	MSB	NVL	REE
μ	-0,001	0,001	0,001	0,000	0,001	0,000	0,001	-0,001	0,001
ω	0,000	0,000	0,000	0,000	0,001	0,001	0,000	0,000	0,000
e_{t-1}^2	0,322	0,166	0,274	0,080	0,233	0,220	0,119	0,286	0,147
e_{t-2}^2		0,098	0,102	0,140		0,142	0,064	0,000	0,100
e_{t-3}^2		0,025	0,006				0,069	0,322	0,145
e_{t-4}^2		0,151	0,234				0,117		

Kết quả từ bảng 4.3 cho thấy phương sai các mã chứng khoán có phụ thuộc vào mô hình ARCH và một số mã có sự phụ thuộc với độ trễ bậc lớn hơn 1. Như vậy, ở các mã đều xảy ra hiện tượng phương sai sai số thay đổi và với độ phụ thuộc lớn vào các bậc giá trị sai số trước đó nên cần phải mô tả tổng quát hơn ở mô hình GARCH.

2.4. Kết quả ước lượng và lựa chọn các mô hình GARCHs

Sau khi kiểm định hiệu ứng ARCH và thấy rằng các mã chứng khoán đều có tác động của hiệu ứng ARCH và có độ trễ bậc cao. Chính vì thế, mô hình GARCH sẽ mô tả tổng quát hơn về độ biến động của các mã chứng khoán.

Nhóm nghiên cứu đã dựa trên đặc tính để thực hiện ước lượng mô hình GARCH với các biến thể của GARCH như TGARCH và EGARCH. Nếu ở mô hình GARCH xem xét dữ liệu với phân phối cân xứng thì ở 2 biến thể này nhằm xem xét khi dữ liệu có dạng phân phối bất cân xứng để có thể mô tả đúng hơn về độ biến động của suất sinh lời.

Đối với TGARCH nhằm mô tả sự biến động ở các mã có sự xuất hiện của các cú sốc làm phá vỡ cấu trúc dữ liệu, làm cho biến động tăng hoặc giảm khi có sự tác động của cú sốc.

Còn ở EGARCH thì không phân biệt những cú sốc âm hay dương, mô hình EGARCH sẽ khắc phục những cú sốc ấy và đo lường tác động của hiệu ứng đòn bẩy lên suất sinh lời của cổ phiếu.

Nhằm lựa chọn ra mô hình phù hợp đối với từng mã cổ phiếu, nhóm nghiên cứu đánh giá lựa chọn mô hình dựa vào 3 tiêu chí gồm chỉ số thông tin Akaike (AIC), chỉ số thông tin Bayesian hay Schwarz's (BIC) và sai số trung bình bình phương (MSE). Một mô hình sẽ được lựa chọn khi chỉ cần 2 trên 3 tiêu chí đánh giá rằng mô hình là phù hợp với mã chứng khoán đó. Đối với AIC, BIC và MSE thì mô hình tốt hơn khi giá trị của nó bé hơn các giá trị khác. Ở AIC sẽ đánh giá mức độ phù hợp của mô hình, trong khi đó BIC và MSE sẽ đánh giá về mức độ dự báo của mô hình nhưng BIC sẽ đưa ra khả năng dự báo tốt hơn và dài hạn hơn so với MSE vì MSE khi quá tốt sẽ xảy ra hiện tượng quá khớp (overfitting) ở dữ liệu, làm cho giá trị dự báo về dài hạn sẽ không tốt.

Bảng 4.4a: Kết quả lựa chọn mô hình mã VHM

VHM	AIC	BIC	MSE
ARCH	-2504,74	-2492,09	0,00098
GARCH	-2517,20	-2500,34	0,00097
TGARCH	-2517,14	-2496,07	0,00099
EGARCH	-2515,60	-2498,75	0,00104

Bảng 4.4b: Kết quả lựa chọn mô hình mã VCB

VCB	AIC	BIC	MSE
ARCH	-2593,15	-2571,87	0,00057
GARCH	-2594,62	-2577,76	0,00056

TGARCH	-2590,90	-2569,83	0,00056
EGARCH	-2592,12	-2575,26	0,00058

Bảng 4.4c: Kết quả lựa chọn mô hình mã FPT

FPT	AIC	BIC	MSE
ARCH	-2554,72	-2529,44	0,00054
GARCH	-2567,62	-2550,77	0,00039
TGARCH	-2565,50	-2544,42	0,00039
EGARCH	-2565,01	-2549,15	0,00056

Bảng 4.4d: Kết quả lựa chọn mô hình mã AGG

AGG	AIC	BIC	MSE
ARCH	-2513,68	-2496,82	0,00052
GARCH	-2535,33	-2518,47	0,00053
TGARCH	-2532,25	-2511,18	0,00056
EGARCH	-2562,67	-2537,38	0,00050

Bảng 4.4e: Kết quả lựa chọn mô hình mã AGR

AGR	AIC	BIC	MSE
ARCH	-1943,23	-1930,59	0,00165
GARCH	-1952,01	-1931,15	0,00166
TGARCH	-1953,42	-1932,34	0,00165
EGARCH	-1952,80	-1931,94	0,00167

Bảng 4.4f: Kết quả lựa chọn mô hình mã ASP

ASP	AIC	BIC	MSE
ARCH	-2079,83	-2062,97	0,00116
GARCH	-2080,85	-2063,99	0,00115
TGARCH	-2079,16	-2058,09	0,00114
EGARCH	-2076,73	-2059,87	0,00119

Bảng 4.4g: Kết quả lựa chọn mô hình mã MSB

MSB	AIC	BIC	MSE
ARCH	-2314,18	-2288,89	0,00093
GARCH	-2320,44	-2303,58	0,00093
TGARCH	-2322,42	-2301,35	0,00093
EGARCH	-2322,74	-2305,88	0,00109

Bảng 4.4h: Kết quả lựa chọn mô hình mã NVL

NVL	AIC	BIC	MSE
ARCH	-2354,58	-2333,51	0,00238
GARCH	-2381,05	-2359,97	0,00247
TGARCH	-2431,40	-2397,68	0,00535

EGARCH	-2458,52	-2429,01	0,00321
---------------	-----------------	-----------------	---------

Bảng 4.4i: Kết quả lựa chọn mô hình mã REE

REE	AIC	BIC	MSE
ARCH	-2277,67	-2256,59	0,00092
GARCH	-2288,17	-2271,31	0,00094
TGARCH	-2296,75	-2275,67	0,00095
EGARCH	-2285,69	-2268,84	0,00098

Bảng 4.4j: Kết quả ước lượng tham số các mô hình GARCHs

		VHM	VCB	FPT	AGG	AGR	ASP	MSB	NVL	REE	
GARCH	μ	-0,000731	0,000264	0,000729	0,000755	0,000618	-0,000288	0,000898	0,001533	0,001094	
	ω	0,000043	0,000075	0,000008	0,000008	0,000124	0,000282	0,000057	0,000071	0,000068	
	e_{t-1}^2	0,199990	0,150105	0,100000	0,050000	0,100000	0,206074	0,115457	0,200007	0,100000	
	σ_{t-1}^2	0,700015	0,631383	0,880000	0,930000	0,799998	0,503034	0,792196	0,349997	0,799999	
	σ_{t-2}^2									0,349997	
TGARCH	μ	-0,000874	0,000076	0,000686	0,000755	0,000689	-0,000160	0,000648	0,000585	0,000196	
	ω	0,000042	0,000102	0,000008	0,000008	0,000178	0,000247	0,000178	0,000066	0,000068	
	e_{t-1}^2	0,100884	0,100000	0,100000	0,049995	0,108332	0,213733	0,010000	0,258665	0,010042	
	γ	0,049290	0,050000	0,010000	0,009999	0,089353	-0,044537	0,200000	0,408401	0,199991	
	σ_{t-1}^2	0,774263	0,575000	0,875000	0,925008	0,702176	0,552838	0,589999	0,035616	0,789966	
	σ_{t-2}^2									0,000000	
	σ_{t-3}^2									0,000000	
	σ_{t-4}^2									0,493751	
EGARCH	μ	-0,001000	0,000226	0,001099	0,001097	0,000937	-0,000626	0,001290	0,000000	0,000739	
	ω	-0,854877	-1,744081	-0,392047	-0,286130	-0,862091	-1,930579	-0,532686	-0,802577	-0,387864	
	e_{t-1}^2	0,276639	0,271417	0,229617	0,257432	0,247913	0,334388	0,237505	0,486786	0,166114	
	σ_{t-1}^2	0,888769	0,780704	0,948314	0,035105	0,871608	0,721388	0,925999	0,044827	0,946346	
	e_{t-2}^2					-0,103016				0,210706	
	σ_{t-2}^2					0,927674				0,000000	
	σ_{t-3}^2										

Thông qua 3 tiêu chí thì nhóm nghiên cứu đã lựa chọn ra được các mô hình GARCH phù hợp cho từng mã cổ phiếu. Đối với nhóm cổ phiếu Bluechip gồm các mã VHM, VCB và FPT với vốn hóa lớn và ổn định, suất sinh lợi của cổ phiếu có thể được kiểm soát ổn định nên mô hình GARCH tổng quát có thể phù hợp để mô tả sự biến động của cổ phiếu. Và ở đây, mô hình GARCH(1,1) là phù hợp cho các mã này, nó cũng phù hợp với nhận định cho rằng: “Trong lĩnh vực tài chính, mô hình GARCH(1,1) là phù hợp nhất để đo lường độ biến động”. Từ việc lựa chọn mô hình đã cho thấy kết quả thực nghiệm rằng mô hình GARCH(1,1) thực sự phù hợp cho tài chính nhưng đối với các doanh nghiệp ổn định, có vốn hóa lớn và khả năng quản trị tốt.

Đối với các mã ở nhóm Midcap như AGG, AGR và ASP thì do với vốn hóa trung bình và đang trong giai đoạn phát triển nên sẽ có đa dạng các mô hình GARCH để đo lường độ biến động. Với những đặc tính của từng mã khác nhau sẽ có các mô hình GARCH khác nhau phù hợp.

Cuối cùng ở nhóm Penny, với các mã như MSB, NVL và REE, ở nhóm này đa phần các mã phù hợp với mô hình EGARCH và TGARCH. Ở MSB và NVL có thể thấy ở mô hình EGARCH đánh giá tác động của đòn bẩy, trên thị trường chứng khoán thì 2 mã này đã có sự tăng mạnh và biến động khá lớn ở thời gian gần trở lại đây. Chính vì thế, mô hình EGARCH sẽ đánh giá tốt việc tăng mạnh đột ngột như thế và đưa ra sự đo lường đúng đắn. Đối với mã REE phù hợp ở mô hình TGARCH đo lường những cú sốc do sự tác động của thị trường.

Ngoài ra, đánh giá theo ngành thì có thể thấy ở ngành ngân hàng sẽ phụ thuộc vào quy mô vốn mà sẽ có mô hình GARCH khác nhau, ở ngân hàng thuộc Bluechip như VCB sẽ phù hợp với GARCH, ở ngân hàng thuộc nhóm Midcap phù hợp với TGARCH và ở nhóm Penny phù hợp với EGARCH. Còn ở nhóm ngành sản xuất kinh doanh như FPT, ASP và REE thì có sự ổn định với GARCH và ảnh hưởng các cú sốc của TGARCH. Và với tình hình bất động sản thời gian gần đây, việc thổi giá bất động sản cũng làm cho suất sinh lợi của các cổ phiếu ngành bất động sản như AGG và NVL tăng phi mã nên ngành bất động sản chịu đòn bẩy khá nhiều từ EGARCH.

Tóm lại, việc sử dụng các mô hình GARCH đã đánh giá và dự báo được phương sai cũng như đo lường mức độ biến động của các mã cổ phiếu theo các nhóm mà ở đó, Bluechip đem lại tính ổn định nên mô hình GARCH(1,1) phù hợp với các mã ở nhóm này, còn ở Midcap thì tùy thuộc vào tốc độ phát triển của công ty mà sẽ có các mô hình GARCH khác nhau. Đối với Penny, với đặc tính giá cổ phiếu rẻ, tăng

trường nóng và ảnh hưởng mạnh với các cú sốc thị trường nên các mô hình như EGARCH và TGARCH sẽ phù hợp để đo lường các mã này.

2.5. Dự báo giá trị chịu đựng rủi ro VaR và giá trị tổn thất kỳ vọng ES

Từ việc lựa chọn mô hình GARCH phù hợp với từng mã cổ phiếu, nhóm nghiên cứu thực hiện dự báo phương sai cho các mã cổ phiếu ấy và từ kết quả dự báo nhằm đánh giá được rủi ro của mã cổ phiếu. Ứng với mỗi mô hình GARCH, EGARCH, TGARCH sẽ dự báo cho các mã mà mô hình ấy phù hợp.

Việc tính toán giá trị rủi ro được thực hiện từ giá trị dự báo ấy nhằm tính các giá trị chịu đựng rủi ro – Value at Risk (VaR) và giá trị tổn thất kỳ vọng hay giá trị chịu đựng rủi ro có điều kiện – Expected Shortfall (ES hay CVaR).

Với tiếp cận tính toán VaR và ES dựa vào phương pháp phương sai – hiệp phương sai (Var – Covar), nhóm tiến hành tính toán với các mức giá trị tin cậy như 95% và 99% ở cả 2 giá trị đo lường rủi ro.

Bảng 4.5a: Kết quả tính toán giá trị VaR và ES ở độ tin cậy 95% và 99%

	VaR 95%	VaR 99%	ES 95%	ES 99%	Weight
VHM	-2,1919%	-2,1755%	-2,1836%	-2,1755%	11,11%
VCB	-1,6687%	-1,4333%	-1,5288%	-1,4333%	11,11%
FPT	-1,6191%	-1,5118%	-1,5507%	-1,5118%	11,11%
AGG	-1,5829%	-1,4476%	-1,5005%	-1,4476%	11,11%
AGR	-3,4822%	-3,4689%	-3,4743%	-3,4689%	11,11%
ASP	-3,0040%	-2,6727%	-2,8198%	-2,6727%	11,11%
MSB	-2,4415%	-2,3308%	-2,3729%	-2,3308%	11,11%
NVL	-3,5879%	-3,5684%	-3,5782%	-3,5684%	11,11%
REE	-2,4084%	-2,3273%	-2,3597%	-2,3273%	11,11%

Với hướng tiếp cận của bài toán nhằm đo lường và dự báo rủi ro dựa vào phương pháp sử dụng mô hình GARCH nên nhóm nghiên cứu đánh giá danh mục với trọng số cho từng mã là bằng nhau. Trong thực tế, đối với một danh mục đầu tư thì các mã sẽ có một nguồn vốn được phân bổ nhất định và có các trọng số khác nhau. Tuy nhiên, với hướng tiếp cận nghiên cứu đưa ra phương pháp đo lường nên việc lấy

trọng số bằng nhau nhằm đơn giản trong việc tính toán phương pháp mà nghiên cứu đưa ra.

Qua kết quả tính toán VaR và ES ở từng mã ta có thể thấy mỗi mã có một mức độ tổn thất khác nhau, trong đó khả năng gây ra tổn thất thấp nhất là ở mã VCB và FPT, hai mã thuộc nhóm Bluechip này cho mức độ rủi ro giao động 1,5 - 1,6%. Từ đó thấy được nhóm Bluechip cho rủi ro thấp hơn và có thể dùng trong một danh mục để kiểm soát rủi ro. Còn ở nhóm Midcap và Penny có thể thấy mức độ rủi ro khá cao, điển hình như AGR và NVL với mức rủi ro ở cả VaR và ES đều lớn hơn 3%. Đây là những mã mang tính rủi ro cao nhưng bù lại khả năng lợi nhuận cũng sẽ cao hơn do sự biến động mạnh mà nó mang lại.

Bảng 4.5b: Kết quả dự báo VaR và ES của danh mục với độ tin cậy 95% và 99%

	VaR 95%	VaR 99%	ES 95%	ES 99%
Portfolio	-	-	-	-
	2,44296%	2,32626%	2,37428%	2,32626%

Từ bảng kết quả 4.5b, có thể thấy rằng với việc lấy trọng số ở các mã là bằng nhau đã đưa ra dự báo mức độ rủi ro tổn thất mà nhà đầu tư có thể phải gánh chịu ở giá trị VaR 95% là 2,44% giá trị tài sản và ở ES 95% là 2,37% giá trị tài sản. Còn ở mức 99% thì hầu như cả VaR và ES đều ở mức tổn thất là 2,33% giá trị tài sản. Có thể thấy rằng với mức giá trị tổn thất này, tùy thuộc vào khẩu vị rủi ro của nhà đầu tư mà nhà đầu tư ấy quyết định chấp nhận hay không. Nếu nhà đầu tư vẫn còn cảm thấy lo sợ với mức rủi ro này, khi đó ta có thể thực hiện việc điều chỉnh các trọng số phân bổ đầu tư để có thể phòng ngừa rủi ro từ các mã cổ phiếu. Điều này sẽ liên hệ đến bài toán tối ưu hóa danh mục đầu tư và nghiên cứu này sẽ là tiền đề để có thể thực hiện được bài toán đó với các kết quả đã tính toán được.

3. Đánh giá và đề xuất

Đề tài đã đưa ra phương pháp tính toán đo lường và dự báo độ biến động của các mã cổ phiếu thông qua các mô hình GARCHs như GARCH, EGARCH và TGARCH. Ứng với từng đặc điểm của dữ liệu mà lựa chọn ra mô hình phù hợp và sử dụng mô hình đó để dự báo cho giá trị phương sai thể hiện cho khả năng biến động của mã cổ phiếu trong tương lai.

Từ kết quả dự báo phương sai ở các mô hình GARCHs ở trên, nhóm nghiên cứu đã tính toán giá trị rủi ro của danh mục đầu tư trong tương lai thông qua giá trị chịu đựng rủi ro VaR và ES ở các mức độ tin cậy 95% và 99%.

Từ việc tính toán giá trị rủi ro ở từng mã cổ phiếu thì nhóm đã tính toán nên giá trị rủi ro cho danh mục đầu tư, việc đó giúp cho các nhà đầu tư nhìn nhận một cách tổng quát hơn cho danh mục của mình và có thể lên phương án để kiểm soát danh mục tránh những tổn thất không mong muốn.

Bài nghiên cứu sẽ giúp ích cho các nhà đầu tư trong việc tìm ra một phương pháp đơn giản mà hiệu quả để tính toán, đo lường và dự báo khả năng tổn thất cho danh mục đầu tư của mình với các mã cổ phiếu hiện có. Ngoài ra, mở ra hướng nghiên cứu cho việc tối ưu hóa danh mục đầu tư thông qua giá trị chịu đựng rủi ro VaR mục tiêu ở từng nhà đầu tư bằng cách điều chỉnh trọng số đầu tư với cách tối thiểu hóa phương sai của danh mục đầu tư hay bằng những phương pháp cao hơn như máy học.

Ngoài ra, việc phát triển thêm đề tài cũng nhằm phát huy tối đa phương pháp có thể kết hợp việc đánh giá thêm các yếu tố ngoại vi hay sự phụ thuộc qua lại giữa các mã cổ phiếu thông qua mô hình hóa cấu trúc sự phụ thuộc bằng Copula.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Francq, C., & Zakoian, J. M. (2019). *GARCH models: structure, statistical inference and financial applications*. John Wiley & Sons.
- [2] Tsay, R. S. (2005). *Analysis of financial time series*. John Wiley & Sons.
- [3] Nguyễn, Q. D., & Nguyễn, T. M. (2013). *Giáo trình Kinh tế lượng*.
- [4] Miller, M. B. (2018). *Quantitative financial risk management*. John Wiley & Sons.
- [5] Bollerslev, T., Chou, R. Y., & Kroner, K. F. (1992). "ARCH modeling in finance: A review of the theory and empirical evidence". *Journal of Econometrics*, 52(1-2), 5-59.
- [6] Engle, R. F., & Ng, V. K. (1993). *Measuring and Testing the Impact of News on Volatility*. *Journal of Finance*, 48(5), 1749-1778.
- [7] Zakoian, J. M. (1994). *Threshold Heteroskedastic Models*. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 18(5), 931-955.
- [8] Lewinson, E. (2020). *Python for Finance Cookbook: Over 50 recipes for applying modern Python libraries to financial data analysis*. Packt Publishing Ltd.
- [9] Engle, R. F., & Kroner, K. F. (1995). "Multivariate simultaneous generalized ARCH". *Econometric theory*, 11(1), 122-150.
- [10] Ardia, D. (2008). *Financial risk management with Bayesian estimation of GARCH models* (Vol. 612). Heidelberg: Springer.
- [11] Auffarth, B. (2021). *Machine Learning for Time-Series with Python: Forecast, Predict, and Detect Anomalies with State-Of-the-art Machine Learning Methods*. Packt Publishing, Limited
- [12] Karasan, A. (2021). *Machine Learning for Financial Risk Management with Python*. " O'Reilly Media, Inc."
- [13] Võ Thị Thúy Anh, Nguyễn Anh Tùng, “Mô hình giá trị chịu rủi ro trong đầu tư cổ phiếu đối với VN-Index”, *Tạp chí Công nghệ Ngân hàng* 57 (2010), 42.

[14] Bùi Hữu Phước, Phạm Thị Thu Hồng, Ngô Văn Toàn, “Biến động giá trị tài sản của các công ty niêm yết trên thị trường chứng khoán Việt Nam”, Tạp chí Công nghệ Ngân hàng, 127 (2016), 2.

[15] Goudarzi, H., & Ramanarayanan, C., “Modeling and estimation of volatility in the Indian stock market”, International Journal of Business and Management, 5 (2010) 2, 85.

[16] Singh, S., & Tripathi, L., “Modelling Stock Market Return Volatility: Evidence from India”, Research Journal of Finance and Accounting, 7 (2016) 16, 93-101.

PHỤ LỤC

Kết quả kiểm định phân phối chuẩn - Shapiro test

The statistic value of Shapiro test for VHM : 0.9568947553634644
The data is not normally distributed (p=0.00000)

The statistic value of Shapiro test for VCB : 0.9793025255203247
The data is not normally distributed (p=0.00000)

The statistic value of Shapiro test for FPT : 0.9376903176307678
The data is not normally distributed (p=0.00000)

The statistic value of Shapiro test for AGG : 0.9046761989593506
The data is not normally distributed (p=0.00000)

The statistic value of Shapiro test for AGR : 0.9671808481216431
The data is not normally distributed (p=0.00000)

The statistic value of Shapiro test for ASP : 0.9608730673789978
The data is not normally distributed (p=0.00000)

The statistic value of Shapiro test for MSB : 0.9468241930007935
The data is not normally distributed (p=0.00000)

The statistic value of Shapiro test for NVL : 0.8750735521316528
The data is not normally distributed (p=0.00000)

The statistic value of Shapiro test for REE : 0.9639129638671875
The data is not normally distributed (p=0.00000)

Kết quả kiểm định tính dừng – Dickey – Fuller test

The stationary test for ['vhm']
ADF Statistic: -23.30719443550131
p-value: 0.0
Critical values:
1% -3.442019
10% -2.569511
5% -2.866687
The data is stationary (p=0.00000)

The stationary test for ['vcb']
 ADF Statistic: -15.244153902461015
 p-value: 5.114059926441318e-28
 Critical values:
 1% -3.442060
 10% -2.569521
 5% -2.866706
 The data is stationary (p=0.00000)

The stationary test for ['fpt']
 ADF Statistic: -8.330873394980998
 p-value: 3.3713451900524745e-13
 Critical values:
 1% -3.442145
 10% -2.569541
 5% -2.866743
 The data is stationary (p=0.00000)

The stationary test for ['agg']
 ADF Statistic: -4.921959649787759
 p-value: 3.1599660549786866e-05
 Critical values:
 1% -3.442296
 10% -2.569576
 5% -2.866809
 The data is stationary (p=0.00000)

The stationary test for ['agr']
 ADF Statistic: -20.17668722510032
 p-value: 0.0
 Critical values:
 1% -3.442019
 10% -2.569511
 5% -2.866687
 The data is stationary (p=0.00000)

The stationary test for ['asp']
 ADF Statistic: -19.5264147785077
 p-value: 0.0
 Critical values:
 1% -3.442019
 10% -2.569511
 5% -2.866687
 The data is stationary (p=0.00000)

The stationary test for ['msb']
 ADF Statistic: -22.27435975734424
 p-value: 0.0

Critical values:
 1% -3.442019
 10% -2.569511
 5% -2.866687
 The data is stationary (p=0.00000)

The stationary test for ['nvl']
 ADF Statistic: -4.367554642369149
 p-value: 0.0003386360047829684
 Critical values:
 1% -3.442428
 10% -2.569607
 5% -2.866868
 The data is stationary (p=0.00000)

The stationary test for ['ree']
 ADF Statistic: -6.84429918618677
 p-value: 1.758806524659791e-09
 Critical values:
 1% -3.442274
 10% -2.569571
 5% -2.866800
 The data is stationary (p=0.00000)

Kết quả ước lượng các mô hình GARCHs

Constant Mean - GARCH Model Results									
=====									
Dep. Variable:		vhm		R-squared:		0.000			
Mean Model:		Constant Mean		Adj. R-squared:		0.000			
Vol Model:		GARCH		Log-Likelihood:		1262.60			
Distribution:		Normal		AIC:		-2517.20			
Method:		Maximum Likelihood		BIC:		-2500.34			
				No. Observations:		500			
Date:		Thu, May 04 2023		Df Residuals:		499			
Time:		01:30:06		Df Model:		1			
				Mean Model					
=====									
				coef	std err	t	P> t	95.0% Conf. Int.	

mu				-7.3135e-04	8.564e-04	-0.854	0.393	[-2.410e-03,9.471e-04]	
				Volatility Model					
=====									
				coef	std err	t	P> t	95.0% Conf. Int.	

omega				4.2519e-05	7.720e-06	5.508	3.639e-08	[2.739e-05,5.765e-05]	
alpha[1]				0.2000	5.866e-02	3.409	6.510e-04	[8.502e-02, 0.315]	
beta[1]				0.7000	6.723e-02	10.412	2.176e-25	[0.568, 0.832]	
=====									
Covariance estimator: robust									
=====									
Dep. Variable:		vcb		R-squared:		0.000			
Mean Model:		Constant Mean		Adj. R-squared:		0.000			
Vol Model:		GARCH		Log-Likelihood:		1301.31			
Distribution:		Normal		AIC:		-2594.62			
Method:		Maximum Likelihood		BIC:		-2577.76			
				No. Observations:		500			
Date:		Thu, May 04 2023		Df Residuals:		499			
Time:		01:30:07		Df Model:		1			
				Mean Model					
=====									
				coef	std err	t	P> t	95.0% Conf. Int.	

mu				2.6393e-04	7.304e-04	0.361	0.718	[-1.168e-03,1.695e-03]	
				Volatility Model					
=====									
				coef	std err	t	P> t	95.0% Conf. Int.	

omega				7.5363e-05	1.370e-05	5.503	3.740e-08	[4.852e-05,1.022e-04]	
alpha[1]				0.1501	5.349e-02	2.806	5.012e-03	[4.527e-02, 0.255]	
beta[1]				0.6314	5.883e-02	10.732	7.232e-27	[0.516, 0.747]	
=====									
Covariance estimator: robust									


```

=====
Constant Mean - GJR-GARCH Model Results
=====
Dep. Variable:          agr      R-squared:          0.000
Mean Model:            Constant Mean  Adj. R-squared:      0.000
Vol Model:             GJR-GARCH    Log-Likelihood:     981.709
Distribution:          Normal      AIC:                -1953.42
Method:               Maximum Likelihood  BIC:                -1932.34
No. Observations:      500
Date:                  Wed, May 03 2023  Df Residuals:      499
Time:                  23:45:23      Df Model:           1
Mean Model
=====
coef      std err      t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
mu      6.8919e-04  1.431e-03    0.482    0.630 [-2.116e-03,3.494e-03]
Volatility Model
=====
coef      std err      t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
omega    1.7783e-04  1.309e-04    1.359    0.174 [-7.872e-05,4.344e-04]
alpha[1] 0.1083    3.558e-02    3.045    2.328e-03 [3.860e-02, 0.178]
gamma[1] 0.0894    7.519e-02    1.188    0.235 [-5.802e-02, 0.237]
beta[1]  0.7022    0.155        4.536    5.735e-06 [ 0.399, 1.006]
=====
Covariance estimator: robust
=====
Dep. Variable:          asp      R-squared:          0.000
Mean Model:            Constant Mean  Adj. R-squared:      0.000
Vol Model:             GARCH    Log-Likelihood:     1044.42
Distribution:          Normal      AIC:                -2080.85
Method:               Maximum Likelihood  BIC:                -2063.99
No. Observations:      500
Date:                  Thu, May 04 2023  Df Residuals:      499
Time:                  01:30:09      Df Model:           1
Mean Model
=====
coef      std err      t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
mu      -2.8831e-04  1.266e-03   -0.228    0.820 [-2.769e-03,2.193e-03]
Volatility Model
=====
coef      std err      t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
omega    2.8182e-04  1.616e-04    1.744    8.108e-02 [-3.482e-05,5.984e-04]
alpha[1] 0.2061    7.273e-02    2.834    4.603e-03 [6.354e-02, 0.349]
beta[1]  0.5030    0.225        2.236    2.538e-02 [6.202e-02, 0.944]
=====
Covariance estimator: robust

```

```

=====
Dep. Variable:          msb      R-squared:          0.000
Mean Model:           Constant Mean  Adj. R-squared:      0.000
Vol Model:            EGARCH      Log-Likelihood:    1165.37
Distribution:         Normal      AIC:              -2322.75
Method:              Maximum Likelihood  BIC:              -2305.89
                                     No. Observations:    500
Date:                Wed, May 03 2023  Df Residuals:      499
Time:                23:38:08          Df Model:          1
                                     Mean Model
=====
               coef      std err          t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
mu              1.2903e-03  9.840e-04      1.311      0.190 [-6.383e-04,3.219e-03]
               Volatility Model
=====
               coef      std err          t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
omega           -0.5327      0.279      -1.908  5.641e-02 [-1.080,1.456e-02]
alpha[1]         0.2375  6.087e-02      3.902  9.534e-05 [ 0.118, 0.357]
beta[1]          0.9260  3.729e-02     24.830  4.288e-136 [ 0.853, 0.999]
=====
Covariance estimator: robust

```

```

=====
Constant Mean - EGARCH Model Results
=====
Dep. Variable:          nvl      R-squared:          0.000
Mean Model:            Constant Mean  Adj. R-squared:      0.000
Vol Model:             EGARCH      Log-Likelihood:    1236.26
Distribution:          Normal      AIC:              -2458.52
Method:               Maximum Likelihood  BIC:              -2429.01
                               No. Observations:      500
Date:                 Wed, May 03 2023  Df Residuals:      499
Time:                 23:38:09      Df Model:          1
                               Mean Model
=====
coef      std err      t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
mu      -7.6670e-11  3.062e-05  -2.504e-06  1.000  [-6.001e-05,6.001e-05]
                               Volatility Model
=====
coef      std err      t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
omega      -0.8026      0.237      -3.382  7.194e-04  [ -1.268, -0.337]
alpha[1]      0.4868      0.148      3.282  1.032e-03  [ 0.196, 0.778]
alpha[2]      0.2107  6.839e-02      3.081  2.064e-03  [7.666e-02, 0.345]
beta[1]      0.0448  4.643e-02      0.965  0.334  [-4.618e-02, 0.136]
beta[2]      0.0000  4.830e-02      0.000  1.000  [-9.467e-02,9.467e-02]
beta[3]      0.8395  2.106e-02     39.863  0.000  [ 0.798, 0.881]
=====
Covariance estimator: robust

```

```

=====
Constant Mean - GJR-GARCH Model Results
=====
Dep. Variable:          ree      R-squared:          0.000
Mean Model:            Constant Mean  Adj. R-squared:      0.000
Vol Model:             GJR-GARCH     Log-Likelihood:     1153.37
Distribution:          Normal        AIC:               -2296.75
Method:               Maximum Likelihood  BIC:              -2275.67
No. Observations:      500
Date:                  Wed, May 03 2023  Df Residuals:      499
Time:                  23:45:25         Df Model:           1
Mean Model
=====
coef      std err      t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
mu      1.9615e-04  1.039e-03    0.189    0.850  [-1.841e-03,2.233e-03]
Volatility Model
=====
coef      std err      t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
omega    6.8339e-05  1.818e-05    3.759  1.706e-04  [3.271e-05,1.040e-04]
alpha[1] 0.0100  2.436e-02    0.412    0.680  [-3.771e-02,5.779e-02]
gamma[1] 0.2000  6.393e-02    3.128  1.759e-03  [7.468e-02, 0.325]
beta[1]  0.7900  3.889e-02   20.313  9.922e-92  [ 0.714, 0.866]
=====
Covariance estimator: robust

```