**Tóm tắt (Abstract)**

Trong nghiên cứu này, chúng tôi khai thác sức mạnh của học máy để đánh giá mức độ hữu ích của các thước đo vi mô thị trường cổ điển trong bối cảnh thị trường hiện đại. Cụ thể, chúng tôi áp dụng các phương pháp học máy để xác định liệu những thước đo vi mô này có thể dự báo được các đặc tính quan trọng của chuỗi lợi nhuận hay không, bao gồm biến động thực hiện, phân phối lợi nhuận, và chênh lệch mua–bán.

Chúng tôi sử dụng dữ liệu tick từ **87 hợp đồng tương lai có tính thanh khoản cao**, thuộc nhiều loại tài sản khác nhau, trong giai đoạn kéo dài **5 năm**. Từ dữ liệu này, chúng tôi tính toán nhiều thước đo vi mô được biết đến rộng rãi (bao gồm Roll, Amihud, Kyle’s lambda, PIN, và VPIN) và kiểm định sức mạnh giải thích cũng như sức mạnh dự báo của chúng.

Kết quả cho thấy một số thước đo có giá trị giải thích trong mẫu rất mạnh, nhưng lại yếu khi dự báo ngoài mẫu, và ngược lại. Đặc biệt, chúng tôi tìm thấy bằng chứng vững chắc rằng **VPIN** có sức mạnh dự báo ngoài mẫu nổi trội đối với nhiều đặc trưng vi mô, trong khi các thước đo khác thể hiện ưu thế trong những tình huống cụ thể.

Những phát hiện này mang lại ý nghĩa quan trọng: các thước đo vi mô truyền thống không những tiếp tục hữu ích trong môi trường giao dịch bằng máy, mà còn có thể kết hợp với các kỹ thuật học máy để cải thiện đáng kể khả năng phân tích và dự báo động lực giá.

**Giới thiệu (Introduction)**

Các thị trường tài chính hiện đại vận hành trong một bối cảnh ngày càng được chi phối bởi máy móc. Ngày nay, phần lớn khối lượng giao dịch không còn do con người thực hiện, mà do các thuật toán và hệ thống máy tính tốc độ cao. Các hệ thống này quyết định khi nào đặt lệnh, lệnh nên đặt ở mức giá nào, và khi nào cần rút hoặc sửa đổi lệnh. Sự thay đổi này đặt ra một câu hỏi cơ bản: **các thước đo vi mô thị trường được phát triển từ trước kỷ nguyên giao dịch bằng máy móc có còn giá trị trong môi trường hiện tại không?**

Về mặt trực giác, một số nhà nghiên cứu có thể cho rằng tầm quan trọng của vi mô thị trường đã giảm đi. Lập luận là: khi thị trường trở nên sâu rộng hơn, thanh khoản hơn, và dữ liệu có sẵn ngày càng nhiều, những hiện tượng nhỏ lẻ được các thước đo vi mô phát hiện sẽ trở nên ít quan trọng. Tuy nhiên, bằng chứng thực nghiệm lại cho thấy điều ngược lại. Ở các thang thời gian ngày càng nhỏ (từ giây đến mili giây, thậm chí micro giây), các yếu tố vi mô như cấu trúc sổ lệnh, dòng lệnh, và chi phí giao dịch càng trở nên có ảnh hưởng lớn đến sự hình thành giá.

Trong kỷ nguyên “máy móc” này, nhiều chiến lược giao dịch không còn đơn thuần dựa vào xu hướng hay phân tích cơ bản, mà dựa trên việc khai thác thông tin trong **dòng lệnh và biến động ngắn hạn**. Các nhà giao dịch tần suất cao (HFTs), nhà tạo lập thị trường tự động, và nhiều tổ chức lớn đều sử dụng các tín hiệu vi mô này để ra quyết định. Do đó, nghiên cứu vi mô thị trường trở nên quan trọng hơn bao giờ hết, không chỉ để hiểu cách giá được hình thành, mà còn để đánh giá rủi ro thanh khoản, rủi ro thực thi, và mức độ “độc hại” của dòng lệnh.

Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng các phương pháp **học máy** để đánh giá hiệu quả của những thước đo vi mô cổ điển. Thay vì chỉ dựa vào các mô hình kinh tế lượng tuyến tính truyền thống, chúng tôi huấn luyện **rừng ngẫu nhiên (Random Forests)** để phân tích dữ liệu vi mô từ nhiều thị trường khác nhau. Cách tiếp cận này cho phép chúng tôi đo lường **tầm quan trọng của từng đặc trưng** trong việc dự báo các hiện tượng vi mô chính, đồng thời so sánh hiệu quả trong mẫu và ngoài mẫu.

Chúng tôi tập trung vào ba nhóm thước đo đại diện:

1. **Dựa trên giá** – chẳng hạn như Roll’s spread.
2. **Dựa trên giá–khối lượng** – như Kyle’s lambda và Amihud illiquidity.
3. **Dựa trên dòng lệnh/giao dịch** – bao gồm PIN (Probability of Informed Trading) và VPIN (Volume-synchronized PIN).

Mục tiêu của chúng tôi là kiểm định xem những thước đo kinh điển này có còn hữu dụng trong bối cảnh thị trường do máy móc chi phối, và xác định đặc trưng nào có sức mạnh giải thích trong mẫu, đặc trưng nào có sức mạnh dự báo ngoài mẫu. Qua đó, chúng tôi cung cấp bằng chứng về vai trò bền vững (hoặc giới hạn) của vi mô thị trường trong thời đại máy móc.

**Phương pháp nghiên cứu (Methodology)**

**1. Dữ liệu và quy trình tiền xử lý**

Chúng tôi sử dụng dữ liệu giao dịch ở cấp **tick** trong giai đoạn 5 năm cho **87 hợp đồng tương lai có tính thanh khoản cao**, đại diện cho nhiều loại tài sản (cổ phiếu, trái phiếu, hàng hóa, tiền tệ). Bộ dữ liệu này cung cấp một nền tảng đa dạng để kiểm định tính khái quát của các kết quả.

Một vấn đề cơ bản khi làm việc với dữ liệu tick là tính **không đồng nhất về thời gian**. Một số khoảng thời gian có rất nhiều giao dịch, trong khi các khoảng khác lại rất thưa thớt. Để xử lý vấn đề này, chúng tôi không sử dụng thanh theo thời gian (time bars) truyền thống, mà sử dụng **thanh khối lượng đô-la (dollar volume bars)**. Mỗi thanh đại diện cho một giá trị giao dịch tính bằng đô-la cố định, nhờ đó nhịp lấy mẫu dữ liệu sẽ đồng bộ hơn với cường độ thông tin mà thị trường hấp thụ.

**2. Các thước đo vi mô thị trường**

Chúng tôi tính toán nhiều thước đo vi mô đã được công bố rộng rãi trong tài liệu kinh tế tài chính. Những thước đo này được phân loại thành ba nhóm:

1. **Dựa trên giá**
   * **Roll’s spread estimator**: ước lượng chênh lệch mua–bán ẩn dựa trên hiệp phương sai của thay đổi giá liên tiếp.
2. **Dựa trên giá–khối lượng**
   * **Kyle’s lambda**: đo lường độ nhạy của thay đổi giá đối với khối lượng ròng giao dịch.
   * **Amihud illiquidity ratio**: tỷ lệ lợi nhuận tuyệt đối trên khối lượng đô-la, phản ánh mức độ chi phí giao dịch do thiếu thanh khoản.
3. **Dựa trên dòng lệnh/giao dịch**
   * **PIN (Probability of Informed Trading)**: xác suất rằng một giao dịch đến từ nhà đầu tư có thông tin riêng.
   * **VPIN (Volume-synchronized PIN)**: một biến thể của PIN, được xây dựng trên cơ sở khối lượng đồng bộ thay vì theo thời gian, nhằm phản ánh sự bất cân xứng thông tin và độc hại của dòng lệnh.

Mỗi thước đo được tính toán trên một cửa sổ nhìn lại cố định (\(W\)) và sau đó được chuẩn hóa để có thể so sánh trên nhiều thị trường và khoảng thời gian khác nhau.

**3. Khung học máy**

Chúng tôi sử dụng **rừng ngẫu nhiên (Random Forests)** như một công cụ học máy phi tham số để đánh giá tầm quan trọng của các đặc trưng vi mô. Rừng ngẫu nhiên được xây dựng với **100 cây quyết định**, sử dụng lấy mẫu bootstrap. Ở mỗi nút, tập con đặc trưng được xem xét có kích thước \(\lfloor \sqrt{d} \rfloor \), trong đó \(d\) là số đặc trưng.

Rừng ngẫu nhiên được lựa chọn vì ba lý do:

1. Nó có khả năng xử lý dữ liệu phi tuyến và các mối tương tác phức tạp giữa đặc trưng.
2. Nó ít nhạy cảm với nhiễu và quá khớp hơn so với các mô hình tuyến tính truyền thống.
3. Nó cung cấp thước đo trực tiếp về **tầm quan trọng đặc trưng**.

**4. Đo lường tầm quan trọng đặc trưng**

Chúng tôi áp dụng hai phương pháp phổ biến để đánh giá tầm quan trọng của các thước đo vi mô:

* **Mean Decrease Impurity (MDI)**: đo mức giảm trung bình của độ hỗn tạp (impurity) trong quá trình huấn luyện, phản ánh sức mạnh giải thích trong mẫu.
* **Mean Decrease Accuracy (MDA)**: đo mức giảm chính xác khi tráo đổi ngẫu nhiên (permutation) một đặc trưng trên tập kiểm tra, phản ánh sức mạnh dự báo ngoài mẫu.

**5. Biến đích và thiết lập dự báo**

Các biến đích (targets) được lựa chọn nhằm phản ánh nhiều khía cạnh khác nhau của vi mô thị trường, bao gồm:

* **Chênh lệch mua–bán** (ước lượng theo Corwin–Schultz).
* **Biến động thực hiện** (realized volatility).
* **Đặc tính phân phối lợi nhuận**: độ lệch (skewness), độ nhọn (kurtosis), và kiểm định Jarque–Bera (JB test) để kiểm tra chuẩn tính.
* **Tương quan tuần tự** (autocorrelation) của lợi nhuận.

Nhãn dự báo được xây dựng từ **dấu của thay đổi** trong các biến đích này tại một chân trời cố định (ví dụ: 250 thanh sau).

**Kết quả nghiên cứu (Results)**

**1. Tầm quan trọng đặc trưng trong mẫu (MDI)**

Khi đánh giá bằng phương pháp **Mean Decrease Impurity (MDI)**, nhiều thước đo vi mô cổ điển thể hiện sức mạnh giải thích đáng kể đối với các biến vi mô.

* Các thước đo dựa trên **thanh khoản và chi phí giao dịch**, chẳng hạn **Amihud illiquidity** và **VPIN**, thường xuyên nằm trong nhóm đặc trưng có tầm quan trọng cao nhất khi giải thích biến động thực hiện, chênh lệch mua–bán và phân phối lợi nhuận.
* **Roll’s spread** cũng thể hiện khả năng giải thích rõ ràng trong mẫu, mặc dù giá trị dự báo ngoài mẫu không mạnh bằng.
* Nhìn chung, kết quả MDI cho thấy các thước đo này vẫn giữ vai trò quan trọng trong việc mô tả cấu trúc vi mô thị trường.

**2. Tầm quan trọng đặc trưng ngoài mẫu (MDA)**

Khi chuyển sang phương pháp **Mean Decrease Accuracy (MDA)** để đo lường sức mạnh dự báo ngoài mẫu, bức tranh thay đổi rõ rệt:

* **VPIN** nổi lên là thước đo có khả năng dự báo ngoài mẫu vượt trội, đặc biệt đối với biến động thực hiện, chênh lệch mua–bán, và các đặc tính phân phối như độ nhọn và kiểm định Jarque–Bera.
* **Amihud illiquidity** và **Kyle’s lambda** tiếp tục thể hiện hữu ích trong một số bối cảnh, nhưng không ổn định bằng VPIN.
* **Roll’s spread**, mặc dù ít hiệu quả hơn trong dự báo biến động, lại cho kết quả khá tốt trong việc dự báo **tương quan tuần tự (autocorrelation)** của lợi nhuận.

**3. Tính ổn định và kiểm định tính bền vững**

Chúng tôi tiến hành nhiều kiểm định để đánh giá tính bền vững của kết quả:

* **Thay đổi siêu tham số** của mô hình (số cây trong rừng ngẫu nhiên, độ sâu cây) không làm thay đổi đáng kể thứ hạng tầm quan trọng của các thước đo, đặc biệt là vị thế nổi bật của VPIN.
* **So sánh các loại thanh dữ liệu** (thanh khối lượng đô-la so với thanh theo thời gian) cho thấy VPIN vẫn giữ nguyên vị trí là thước đo dự báo ngoài mẫu mạnh mẽ.
* **Phân tích theo giai đoạn thời gian** (subsample analysis) cũng xác nhận tính ổn định của các phát hiện: VPIN luôn nổi bật ở nhiều giai đoạn và loại hợp đồng tương lai khác nhau.

**4. Hàm ý từ kết quả**

Các kết quả này mang lại một số thông điệp quan trọng:

1. **Giải thích trong mẫu ≠ Dự báo ngoài mẫu**: Một số thước đo có vẻ giải thích tốt trong mẫu nhưng lại yếu khi áp dụng cho dữ liệu ngoài mẫu.
2. **VPIN đặc biệt nổi bật**: Đây là thước đo duy nhất thể hiện tính vượt trội rõ ràng trong dự báo ngoài mẫu đối với nhiều biến vi mô quan trọng.
3. **Các thước đo khác vẫn hữu ích**: Amihud, Roll, và Kyle tuy không toàn diện như VPIN nhưng cung cấp thông tin bổ sung trong những tình huống chuyên biệt.
4. **Tính bền vững cao**: Các phát hiện ổn định ngay cả khi thay đổi siêu tham số, phương pháp xây dựng thanh dữ liệu, hoặc giai đoạn thời gian.

**Kết luận và Hàm ý (Conclusion)**

Nghiên cứu này khai thác sức mạnh của các phương pháp học máy để đánh giá tính hữu dụng của các thước đo vi mô thị trường trong bối cảnh hiện đại. Mặc dù được phát triển trong một kỷ nguyên mà giao dịch chủ yếu do con người thực hiện, các thước đo vi mô cổ điển vẫn chứng minh được giá trị trong thế giới nơi máy móc thống trị.

Kết quả của chúng tôi chỉ ra rằng **một số thước đo thể hiện sức mạnh giải thích trong mẫu mạnh mẽ, nhưng yếu khi dự báo ngoài mẫu, trong khi một số khác lại có khả năng dự báo tốt hơn**. Trong số đó, **VPIN** nổi bật với khả năng dự báo ngoài mẫu vượt trội đối với nhiều biến vi mô quan trọng như biến động, chênh lệch mua–bán, và đặc tính phân phối lợi nhuận. Điều này nhấn mạnh rằng việc đồng bộ hóa theo khối lượng, thay vì theo thời gian, mang lại lợi thế đáng kể khi đo lường độc hại của dòng lệnh và sự bất cân xứng thông tin.

Tuy nhiên, nghiên cứu cũng chỉ ra rằng các thước đo khác không nên bị bỏ qua. **Amihud illiquidity** và **Roll’s spread** cung cấp những thông tin bổ sung hữu ích, đặc biệt trong việc dự báo các khía cạnh cụ thể như tương quan tuần tự hoặc chi phí giao dịch. Do đó, một **bộ công cụ đa dạng các thước đo vi mô** sẽ mang lại lợi ích lớn hơn việc dựa vào duy nhất một chỉ báo.

**Hàm ý thực tiễn**

* **Đối với quản trị rủi ro**, VPIN và các thước đo vi mô khác có thể được sử dụng để phát hiện sự mất cân đối trong dòng lệnh, từ đó hỗ trợ kiểm soát rủi ro thanh khoản và rủi ro thực thi.
* **Đối với nhà giao dịch và tạo lập thị trường**, các thước đo này cung cấp tín hiệu quan trọng để cải thiện chiến lược đặt lệnh, giảm thiểu tác động thị trường và điều chỉnh hành vi giao dịch trong môi trường tần suất cao.
* **Đối với học thuật và nghiên cứu**, kết quả nhấn mạnh sự cần thiết phải kết hợp phương pháp kinh tế lượng vi mô với kỹ thuật học máy để đạt được dự báo chính xác hơn trong môi trường dữ liệu lớn và thị trường phức tạp.

**Kết luận chung**

Trái ngược với quan điểm cho rằng sự trỗi dậy của giao dịch bằng máy sẽ làm cho các yếu tố vi mô trở nên kém quan trọng, nghiên cứu này cho thấy rằng **vi mô thị trường không chỉ vẫn giữ nguyên giá trị mà còn trở nên thiết yếu hơn trong việc hiểu và dự báo động lực giá**. Khi được đặt trong khung phân tích hiện đại với công cụ học máy, các thước đo cổ điển tiếp tục phát huy sức mạnh, đóng góp quan trọng cho cả nghiên cứu học thuật lẫn thực tiễn thị trường.