

Q-RANGE – MỘT THUẬT TOÁN ĐẦU TƯ HIỆU QUẢ TRÊN THỊ TRƯỜNG NGOẠI HỐI SỬ DỤNG KỸ THUẬT PHÁT HIỆN GIAO DỊCH ĐI NGANG VÀ TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

Đặng Minh Quân

Viện Công nghệ thông tin và Kinh tế số, Trường Đại học Kinh tế Quốc dân

Email: quandm@neu.edu.vn

Ngày nhận: 09/01/2020

Ngày nhận bản sửa: 10/4/2020

Ngày duyệt đăng: 05/10/2020

Tóm tắt:

Trong bài viết này, chúng tôi đề xuất một thuật toán đầu tư sử dụng kỹ thuật phát hiện giao dịch đi ngang và trí tuệ nhân tạo cho môi trường FOREX. Kết quả của các mô phỏng chứng minh tính hiệu quả của thuật toán đề xuất. Đóng góp chính của bài báo là thuật toán đầu tư Q-Range và tập hợp các thuộc tính dùng để thực hiện dự đoán nên đầu tư hay bán khống khi hình mẫu giao dịch đi ngang xuất hiện.

Từ khóa: Thuật toán đầu tư, đầu tư định lượng, giao dịch đi ngang, trí tuệ nhân tạo.

Mã JEL: C53, B23.

Q-range – a profitable forex trading algorithm using trading range detection and artificial intelligence

Abstract:

In this paper, I propose a systematic trading framework using trading range detection and artificial intelligence for FOREX environment. The results of extensive experiments prove the efficiency of the proposed algorithm. The main contribution of the paper is the Q-Range investment algorithm and set of attributes used to make predictions of whether to do long or short when the trading range pattern appears.

Keywords: Trading algorithm, systematic trading, trading range, artificial intelligence.

JEL Code: C53, B23

1. Giới thiệu

Đầu tư định lượng là việc sử dụng một thuật toán đầu tư được xác định trước được gọi là hệ thống giao dịch để mua và bán các công cụ tài chính như cổ phiếu hoặc ngoại hối. Hầu hết các hệ thống giao dịch được thực hiện như các chương trình máy tính. Hệ thống giao dịch được sử dụng rộng rãi vì chúng có nhiều lợi thế. Hệ thống giao dịch giúp loại bỏ việc ra quyết định mang tính cảm tính khỏi quá trình giao dịch. Khi tiền thật có nguy cơ rủi ro trên thị trường, cảm xúc sợ hãi và tham lam có thể dễ dàng lấn át việc ra quyết định hợp lý. Điều này có thể được loại bỏ phần lớn bằng cách đưa ra quyết định với một thuật toán giao dịch. Vì các hệ thống giao dịch thường là các chương trình máy tính, chúng thường có thể được kiểm tra trên dữ liệu lịch sử. Khả năng kiểm tra lại thuật toán đầu tư là một trong những lợi ích lớn nhất của giao dịch có hệ thống. Kiểm tra lại cho phép mọi người biết hiệu suất của thuật toán trong quá khứ. Nó có thể rất hữu ích khi đánh giá các thuật toán tiềm năng. Các kết quả được kiểm tra ngược có thể được sử dụng để loại bỏ các thuật toán không phù hợp với một phong cách giao dịch hoặc có hiệu suất kém.

Giao dịch được thực hiện và kết thúc trong một khoảng thời gian. Khoảng thời gian này có thể thay đổi từ vài giây đến vài năm, tùy thuộc vào phong cách giao dịch. Người ta đã phân biệt bốn phong cách giao dịch chính – đầu tư, lướt sóng, giao dịch trong ngày và hót váng. Những người tham gia vào đầu tư, lướt sóng, giao dịch trong ngày và hót váng thường giữ các phương tiện giao dịch từ tháng đến năm, ngày đến tuần, chỉ trong ngày và giây đến phút tương ứng. Trong phạm vi của bài viết này, chúng tôi chỉ tập trung vào giao

dịch lướt sóng.

Giao dịch đi ngang xảy ra khi cung và cầu được cân bằng. Hiện tượng này thường xuyên xuất hiện trên thị trường tài chính. Các nhà phân tích kỹ thuật cổ điển sẽ đợi cho đến khi việc đi ngang bị phá vỡ và giao dịch theo hướng bị phá vỡ. Gần đây, nhiều nhà nghiên cứu trong lĩnh vực giao dịch có hệ thống đã tập trung vào việc sử dụng các công cụ trí tuệ nhân tạo để dự đoán các khía cạnh khác nhau của thị trường tài chính. Những khía cạnh này bao gồm giá tương lai của một phương tiện giao dịch, trạng thái tăng trưởng hoặc suy giảm của thị trường, bước ngoặt của thị trường, v.v. Thật đáng ngạc nhiên là không có nhiều nhà nghiên cứu chú ý đến mô hình giao dịch đi ngang. Trong bài báo này, chúng tôi trình bày một thuật toán đầu tư Q-Range cho mô hình này. Thuật toán bao gồm các thành phần sau:

- Thuật toán phát hiện giao dịch đi ngang. Có một chú ý là phương pháp phát hiện giao dịch đi ngang của chúng tôi không liên quan gì đến khái niệm nhận dạng mẫu trong học máy. Chúng tôi không dùng các hình mẫu có sẵn trong lịch sử để nhận dạng các mẫu hiện tại.

- Thuật toán khuyến nghị mua đầu tư hay bán không sử dụng tập các thuộc tính chuyên biệt và thuật toán phân loại xgb.

- Quản lý giao dịch: vào, giám sát, ra.

Đóng góp chính của bài báo là thuật toán đầu tư Q-Range và tập hợp các thuộc tính dùng để thực hiện dự đoán nên đầu tư hay bán không khi hình mẫu giao dịch đi ngang xuất hiện.

Bài viết được tổ chức như sau: Phần 2 mô tả các nghiên cứu liên quan. Phần 3 trình bày thuật toán đầu tư Q-Range. Mô phỏng về lợi nhuận của thuật toán đề xuất được thảo luận trong phần 4. Phần 5 cung cấp một bản tóm tắt ngắn của bài báo.

2. Tổng quan nghiên cứu

Giao dịch đi ngang là mô hình cổ điển trong phân tích kỹ thuật (Edwards & cộng sự, 2007). Giao dịch đi ngang xảy ra khi cung và cầu được cân bằng. Giá giao dịch thay đổi trong một dải phẳng và tương đối hẹp. Giống như các mẫu giao dịch khác, các nhà phân tích kỹ thuật truyền thống nhận ra mẫu sử dụng biểu đồ. Một biểu đồ để phân tích kỹ thuật thường có biểu đồ thanh Nhật Bản và một số chỉ số kỹ thuật. Các nhà phân tích sử dụng kiến thức và kinh nghiệm của riêng họ để nhận ra mô hình và quyết định hành động giao dịch. Hành động giao dịch phổ biến cho hình mẫu giao dịch đi ngang là vào theo hướng đột phá hoặc vào theo xu hướng (Edwards & cộng sự, 2007). Phương pháp phân tích kỹ thuật vẫn còn rất phổ biến ngày nay. Nó được các nhà đầu tư cá nhân sử dụng rộng rãi.

Trong những năm gần đây, giao dịch có hệ thống đã nổi lên như một xu hướng trong cộng đồng đầu tư tài chính. Các tài liệu đã ghi lại một số nỗ lực để tự động nhận ra các hình mẫu kỹ thuật (Huang & cộng sự, 2007). Từ kết quả này, nhiều thuật toán đầu tư đã được đề xuất (Brock & cộng sự, 1992; Gencay, 1998; Hsu & Kuan, 2005; Chiang & cộng sự, 2012; Metghalchi & cộng sự, 2012; Lento & Gradojevic, 2007; Hutson, 1984). Về cơ bản, chúng là phiên bản vi tính hóa của các chiến lược giao dịch kỹ thuật cổ điển. Mẫu được tự động nhận dạng, tín hiệu giao dịch được tự động phát hiện, quản lý giao dịch được thực hiện tự động. Các kết quả thử nghiệm cho thấy có sự thành công nhất định khi áp dụng các thuật toán đó.

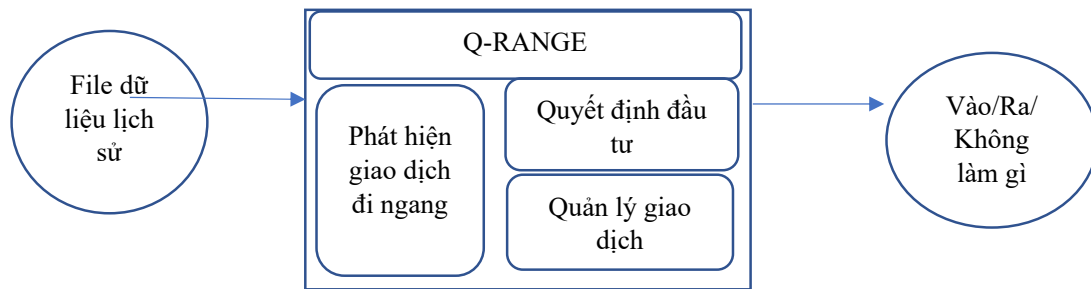
Hòa cùng xu hướng sử dụng thuật toán để đầu tư, nhiều nhà nghiên cứu đã sử dụng trí tuệ nhân tạo để nghiên cứu và khai thác các đặc điểm của thị trường nhằm thu được lợi nhuận. Họ đã sử dụng các công nghệ và kỹ thuật khác nhau như logic mờ (Chen, 2014; Chu & cộng sự, 2009), mạng thần kinh (Freitas & cộng sự, 2009; Chena & cộng sự, 2003), học máy hỗ trợ (Choudhury & cộng sự, 2014; Wen & cộng sự, 2010), cây quyết định (Wanga & Chanb, 2006, Wu & cộng sự, 2006) hoặc kết hợp (Tan & cộng sự, 2011; Lin & cộng sự, 2011; Kuo & cộng sự, 2001). Những kỹ thuật này đã được sử dụng để dự đoán giá trong tương lai của một phương tiện giao dịch, trạng thái tăng giá hay giảm giá của thị trường, bước ngoặt của thị trường, v.v. Trong sự hiểu biết của mình, chúng tôi chưa thấy nghiên cứu nào sử dụng trí tuệ nhân tạo để dự đoán tính chính xác của một hình mẫu giao dịch. Nghiên cứu trình bày trong bài viết này là một nỗ lực để lấp đầy khoảng trống đó.

3. Phương pháp nghiên cứu

Tổng quan thuật toán Q_RANGE được mô tả trong hình 1.

Thuật toán Q-RANGE bao gồm ba thành phần chính: thuật toán phát hiện giao dịch đi ngang, thuật toán khuyến nghị mua đầu tư hay bán không, và quản lý giao dịch. Đầu vào thuật toán là dữ liệu giao dịch lịch sử thường gồm có giá OHLC (Mở, Cao, Thấp, Đóng). Đầu ra là các khuyến nghị vào, ra hay đứng im. Các

Hình 1: Tổng quan thuật toán Q_RANGE



phần sau sẽ mô tả chi tiết các thành phần của thuật toán.

3.1. Phát hiện giao dịch đi ngang

Đầu vào: File dữ liệu giao dịch lịch sử

Chức năng

Để phát hiện giao dịch đi ngang, chúng tôi sử dụng ba thanh giao dịch cuối cùng. Mỗi thanh giao dịch có giá OHLC (Mở, Cao, Thấp, Đóng). Đường hồi quy đi qua điểm giữa của ba thanh giao dịch cuối cùng phải bằng phẳng. Một ví dụ về hình mẫu giao dịch đi ngang như vậy được trình bày trong Hình 2.

Thuật toán để phát hiện hình mẫu giao dịch đi ngang bao gồm các bước sau.

- Bước 1: Chia tỷ lệ dữ liệu

Trong thị trường Forex, đơn vị thay đổi cho trục x là 1.0, đơn vị thay đổi cho trục y rất đa dạng. Một số cặp như EURUSD, EURGBP có sự thay đổi của giá giao dịch dưới 0,01. Các cặp khác như JPYUSD, JPYEUR có sự thay đổi của giá giao dịch hơn 1.0. Để tìm một hình mẫu giao dịch đi ngang chính xác, chúng tôi phải biến đổi tỷ lệ để có sự thay đổi của giá giao dịch thành 1.0. Để thực hiện nhiệm vụ này, chúng tôi tính toán giá trị $midVal$ bằng cách sử dụng N thanh giao dịch cuối cùng với công thức (1).

$$midVal = \frac{\sum_1^N (H_i - L_i)}{N} \quad (1)$$

Giá trị $midpoint_i$ của thanh thứ i^{th} được tính toán với công thức (2)

$$midpoint_i = \frac{H_i + L_i}{2 * midVal} \quad (2)$$

- Bước 2: Tạo đường hồi quy bằng mô hình tuyến tính và ba giá trị trung điểm cuối cùng.

- Bước 3: Kiểm tra độ phẳng của đường hồi quy với biểu thức sau

Hệ số của mô hình tuyến tính $\leq \tan(\Theta)$

Đầu ra: Kết quả có phát hiện giao dịch đi ngang hay không.

3.2. Quyết định đầu tư

Thông thường, nhà giao dịch theo trường phái phân tích kỹ thuật sử dụng biểu đồ như Hình 3 để nhận ra mô hình và đưa ra quyết định giao dịch. Biểu đồ trình bày các thanh Nhật Bản cùng với các chỉ báo kỹ thuật khác như dải bollinger và chỉ báo RSI (Relative Strength Index). Chúng tôi muốn đưa ra quyết định thông minh thực hiện bởi một bộ phân loại. Vì vậy, chúng tôi cần lấy các tính năng quan trọng của biểu đồ và dùng chúng làm đầu vào cho bộ phân loại.

Xây dựng tập dữ liệu tính năng

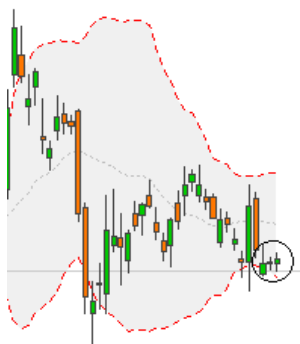
Đầu vào: File dữ liệu giao dịch lịch sử

Chức năng:

Trong phạm vi của bài viết này, chúng tôi tập trung vào các tính năng sau:

- Giá Mở, Cao, Thấp, Đóng của các thanh trong mô hình giao dịch đi ngang (Điểm A trong Hình 2). Chúng tôi sử dụng các tính năng đó bởi vì nhiều nhà đầu tư chuyên nghiệp thường nhìn cấu trúc của mô hình và dự đoán hướng của giá trong tương lai. Nếu phạm mô hình có nhiều thanh màu xanh lá cây (Đóng lớn hơn Mở), giá có thể tăng. Nếu mô hình có nhiều thanh màu cam (Đóng nhỏ hơn Mở), giá có thể giảm.

Hình 2: Một ví dụ về hình mẫu giao dịch đi ngang



- Hướng của sóng hiện tại. Trong hình 3, sóng hiện tại được trình bày bởi các điểm A, B, C. Chúng tôi có thể thấy rằng hướng của sóng đi xuống. Hướng của sóng cũng được sử dụng để dự đoán hướng giá trong tương lai. Một số nhà giao dịch chuyên nghiệp tin rằng mô hình giao dịch đi ngang chỉ là sự tạm dừng của làn sóng hiện tại. Sau thời gian tạm dừng, giá sẽ tiếp tục với hướng của sóng hiện tại.

- Độ mạnh của sóng hiện tại. Tính năng này được trình bày bởi các điểm D, E. Chúng tôi sử dụng giá trị của chỉ số RSI để đo cường độ của sóng hiện tại. Nếu sóng hiện tại giảm, giá trị RSI càng xuống thấp, xu hướng đi xuống của sóng càng mạnh. Nếu sóng hiện tại tăng, giá trị RSI càng lên cao thì hướng đi lên của sóng càng mạnh. Nếu sóng hiện tại mạnh, rất có khả năng giá sẽ đi theo hướng của sóng.

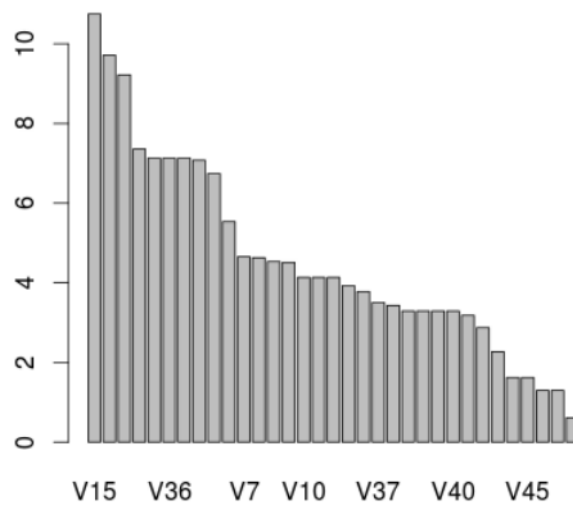
- Khoảng cách từ mô hình giao dịch đi ngang đến sóng hiện tại. Tính năng này được thể hiện bằng khoảng cách giữa các điểm A, B trong Hình 3. Khoảng cách từ mô hình giao dịch đi ngang đến sóng hiện tại càng xa, ảnh hưởng của sóng lên giá sẽ càng ít và ngược lại.

Từ mô tả ở trên, chúng tôi có thể thấy rằng chúng tôi cần xác định thông tin sóng hiện tại như giá trị cao nhất, thấp nhất, hướng, cường độ. Các phân tích sóng trước đây [1] thường sử dụng phần trăm làm ngưỡng để quyết định liệu sóng mới có hình thành hay không. Tuy nhiên, chiến lược này yêu cầu điều chỉnh thủ công cho mỗi phương tiện giao dịch vì phương sai giao dịch của các cặp FOREX (Foreign Exchange) khác nhau. Do đó, chúng tôi đề xuất một thuật toán để xác định sóng bằng cách sử dụng RSI.

Hình 3: Một biểu đồ điển hình cho phân tích kỹ thuật



Hình 4: Đánh giá độ quan trọng của các trường dữ liệu



- Bước 1: Bắt đầu từ ngày giao dịch cuối cùng, chúng tôi di chuyển về phía sau để tìm điểm kết thúc đầu tiên. Điểm kết thúc đầu tiên là điểm có giá trị RSI <R1 hoặc> R2.

- Bước 2: Nếu điểm kết thúc đầu tiên có giá trị RSI <R1, chúng tôi di chuyển về phía sau để tìm điểm kết thúc thứ hai có giá trị RSI > R2. Nếu điểm kết thúc đầu tiên có giá trị RSI > R2, chúng tôi sẽ di chuyển về phía sau để tìm điểm kết thúc thứ hai có giá trị RSI <R1.

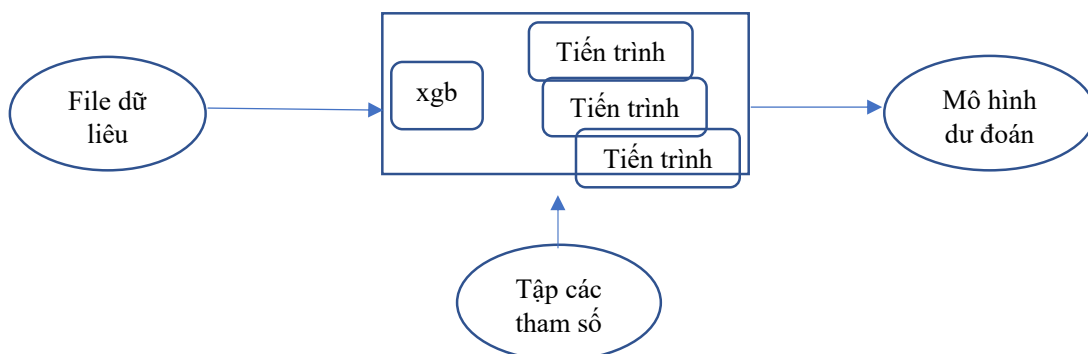
- Bước 3: Nếu điểm kết thúc đầu tiên có giá trị RSI <R1, chúng tôi di chuyển tiếp về phía sau để tìm điểm kết thúc thứ ba có giá trị RSI <R1. Nếu điểm kết thúc đầu tiên có giá trị RSI > R2, chúng tôi sẽ di chuyển tiếp về phía sau để tìm điểm kết thúc thứ ba có giá trị RSI > R2.

- Bước 4: Nếu điểm kết thúc đầu tiên có giá trị RSI <R1, mức cao của sóng là điểm cao nhất giữa điểm kết thúc thứ nhất và điểm kết thúc thứ ba, điểm thấp của sóng là điểm thấp nhất giữa điểm kết thúc thứ hai và điểm cuối cùng. Nếu điểm kết thúc thứ nhất có giá trị RSI > R2, thì điểm thấp của sóng là điểm thấp nhất giữa điểm kết thúc thứ nhất và điểm kết thúc thứ ba, điểm cao của sóng là điểm cao nhất giữa điểm kết thúc thứ hai và điểm cuối.

Với trường hợp của Hình 3, chúng tôi đặt $R1 = 25$, $R2 = 75$. Sau bước 1, chúng tôi thấy điểm D có chỉ số RSI <25. Điều này có nghĩa là sóng hiện tại là sóng xuống. Sau bước 2, chúng tôi thấy điểm E có chỉ số RSI > 75. Sau bước 3, chúng tôi thấy điểm F có chỉ số RSI <25. Sau bước 4, chúng tôi thấy điểm cao của sóng tại điểm C là điểm cao nhất giữa các điểm D, F Chúng tôi cũng tìm thấy mức thấp của sóng tại điểm B là điểm thấp nhất giữa điểm C và điểm cuối cùng.

Ưu điểm của thuật toán sử dụng RSI là nó hoạt động với tất cả các phương tiện giao dịch mà không cần điều chỉnh tham số. Điều này rất quan trọng khi chúng tôi muốn xây dựng một bộ quét để phát hiện tín hiệu giao dịch cho một nhóm các mã giao dịch.

Hình 5: Cơ chế huấn luyện mô hình dự đoán



Bảng 1: Cấu hình và kết quả mô phỏng

Tiêu chí	audjpy	audusd	euraud	eurCHF	gbpCHF
Ngày bắt đầu huấn luyện	6-1995	6-2001	4-2001	4-2001	8-2001
Ngày kết thúc huấn luyện	12-2009	12-2013	12-2013	12-2013	12-2013
Ngày bắt đầu kiểm thử	1-2010	1-2014	1-2014	1-2014	1-2014
Ngày kết thúc kiểm thử	6-2019	6-2019	6-2019	6-2019	6-2019
Số lần giao dịch lãi	111	60	59	67	74
Số lần giao dịch lỗ	115	65	73	68	59
Giá trị trung bình lợi nhuận	0.002463453	0.002383904	0.001184615	0.002403364	0.001934995
Khoảng tin cậy – Dưới	0.0008461635	0.0003170358	-0.0004427739	-0.0007253873	0.0004515268
Khoảng tin cậy – Trên	0.0040807434	0.0044507716	0.0028120047	0.0055321148	0.0034184633
Độ lệch của phân phối	1.088448	2.072631	3.61669	10.37373	0.8661251
Tổng lợi nhuận	0.5567405	0.297988	0.1563692	0.3244541	0.2573543
Tỷ lệ Sharpe	3.852442	2.570748	1.496401	1.570897	2.87608

Đầu ra: File dữ liệu phục vụ huấn luyện, dự đoán

Quá trình phân tích dữ liệu

Tiền xử lý dữ liệu

Đầu vào: File dữ liệu phục vụ huấn luyện, dự đoán

Chức năng:

- Dữ liệu được chuẩn hóa. Dữ liệu đầu vào được mã hóa các dữ liệu phi số, thêm vào hay loại bỏ các dữ liệu trống, loại bỏ các dữ liệu gây vấn đề như có độ tương quan quá cao với nhau và chuyển đổi dữ liệu theo dạng chuẩn.

- Dữ liệu được phân tích để loại bỏ bớt các trường dữ liệu không quan trọng. Việc thực hiện đánh giá độ quan trọng của các trường dữ liệu do thuật toán cây quyết định thực hiện. Ý tưởng căn bản là trường dữ liệu nào xuất hiện càng nhiều trong cây thì càng quan trọng. Đồ thị biểu diễn độ quan trọng của các trường dữ liệu thường có dạng như được thể hiện trên hình 4.

Đầu ra: File dữ liệu dùng cho huấn luyện, dự đoán đã được chuẩn hóa. Thông thường, dữ liệu chuẩn hóa có ít trường dữ liệu hơn so với dữ liệu gốc.

Huấn luyện

Đầu vào: File dữ liệu chuẩn hóa dùng cho huấn luyện

Chức năng:

Trong khuôn khổ bài báo này, chúng tôi sử dụng thuật toán xgb (Chen & Guestrin, 2016) để xây dựng mô hình dự đoán. Đây là thuật toán mới được đề xuất và đã chứng tỏ hiệu năng cao qua các cuộc thi của Kaggle¹. Để huấn luyện mô hình dự đoán, bên cạnh việc sử dụng file dữ liệu đã được chuẩn hóa, chúng tôi còn cần tập các tham số. Quá trình huấn luyện sẽ sử dụng các tập tham số khác nhau để luyện, xác thực nhằm tìm ra tập tham số tối ưu. Do có nhiều tập tham số nên quá trình huấn luyện có thể sẽ kéo dài. Để hạn chế tình trạng này, chúng tôi cài đặt để việc huấn luyện có thể được thực hiện song song trên các lõi của bộ vi xử lý.

Đầu ra: Mô hình dự đoán

Dự đoán

Đầu vào: File dữ liệu chuẩn hóa dùng cho dự đoán, mô hình dự đoán

Chức năng: Dùng mô hình dự đoán áp dụng cho file dữ liệu để có kết quả dự đoán dạng 0/1

Đầu ra: File chứa thông tin khuyến nghị đầu tư

3.3. Quản lý giao dịch

Đầu vào: File chứa thông tin khuyến nghị đầu tư

Chức năng:

Quản lý giao dịch có ba hoạt động chính: vào, giám sát, ra cho các hình thức giao dịch mua đầu tư hay bán khống

Vào: Đối với hình thức giao dịch mua đầu tư / bán khống, chúng tôi sẽ mua / bán với giá mở của ngày giao dịch ngay sau ngày tín hiệu tương ứng.

Giám sát: Để giám sát giao dịch, chúng tôi sử dụng cơ chế hộp giá. Chúng tôi xác định một hộp với giá cao nhất và giá dưới cùng. Với hình thức mua đầu tư, nếu giá hiện tại nằm trong giá trên và dưới, chúng tôi đợi. Nếu giá hiện tại phá vỡ giá cao nhất, chúng tôi di chuyển hộp giá lên phía trên. Nếu giá hiện tại phá vỡ giá dưới cùng, chúng tôi đưa ra tín hiệu. Với hình thức giao dịch bán khống, chúng tôi làm thủ tục tương tự nhưng đảo ngược hướng.

Ra: Đối với hình thức giao dịch mua đầu tư / bán khống, chúng tôi sẽ bán / mua với giá mở của ngày giao dịch ngay sau ngày có tín hiệu ra tương ứng.

Đầu ra: File chứa trạng thái các giao dịch

3.4. Phân tích thuật toán Q-RANGE

Xét về độ phức tạp, các bước của thuật toán Q-RANGE hầu hết đều là tuyến tính và không xuất hiện các vòng lặp. Thành phần phức tạp nhất trong thuật toán này là thuật toán xgb. Tuy nhiên, trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng thư viện xgb có sẵn trong R. Việc phân tích độ phức tạp của thuật toán xgb đã được mô tả trong (Chen & Guestin, 2016). Do đó, chúng tôi không lặp lại công việc này.

4. Kết quả và thảo luận

Thực nghiệm được thực hiện với các mục tiêu sau:

- Kiểm tra tính ổn định hiệu suất của thuật toán đầu tư được đề xuất.
- Nghiên cứu các tính năng thống kê như giá trị trung bình, khoảng tin cậy, độ lệch và tỷ lệ Sharpe của lợi nhuận giao dịch.

Để đạt được những mục tiêu này, chúng tôi đã thực hiện mô phỏng. Việc mô phỏng được thực hiện với dữ liệu cuối ngày. Chúng tôi đã sử dụng dữ liệu cuối ngày trong lịch sử của một số cặp FOREX chính: AUDJPY, AUDUSD, EURAUD, EURCHF, GBPCHF. Chúng tôi thu thập dữ liệu lịch sử từ trang tài chính Yahoo. Đối với mỗi cặp, chúng tôi xác định ngày học bắt đầu, ngày học kết thúc, ngày kiểm tra bắt đầu, ngày kiểm tra kết thúc như được mô tả ở nửa trên của Bảng 1. Thời gian học và thời gian kiểm tra được phân bổ khoảng 75% và 25 % tổng thời gian giao dịch tương ứng.

Với mỗi cặp FOREX, chúng tôi áp dụng thuật toán Q-Range để thực hiện giao dịch. Chúng tôi đã thu thập lợi nhuận giao dịch để nghiên cứu các tính năng thống kê của chúng. Lợi nhuận giao dịch được tính bằng phần trăm do sự thay đổi về vốn của từng giao dịch riêng lẻ. Thông tin thống kê bao gồm số lượng giao dịch thành công, số lượng giao dịch thất bại, giá trị trung bình của giao dịch, khoảng tin cậy của giá trị trung bình, độ lệch của phân phối, tổng lợi nhuận và Tỷ lệ Sharpe được trình bày ở nửa dưới của Bảng 1.

Từ dữ liệu thống kê trong Bảng 1, chúng tôi có thể thấy rằng giá trị trung bình là dương trong hầu hết các trường hợp. Kết quả này đi cùng với kết quả lợi nhuận tích cực. Tuy nhiên, số lượng giao dịch thất bại lớn hơn một chút so với số lượng giao dịch thành công trong hầu hết các trường hợp ngoại trừ cặp GBPCHF. Kịch bản này là trường hợp phổ biến trong giao dịch khi các nhà giao dịch có thể lỗ trong nhiều giao dịch nhỏ nhưng giành được lợi nhuận lớn trong một vài giao dịch. Lợi nhuận kiếm được có thể bù đắp tất cả các khoản lỗ nhỏ.

Dữ liệu trong Bảng 1 cũng cho thấy các khoảng tin cậy là dương (với AUDJPY, AUDUSD, GBPCHF) hoặc có một phần âm nhỏ (EURAUD, EURCHF). Điều này có nghĩa là thuật toán đầu tư được đề xuất đảm bảo có lợi nhuận hoặc mất rất nhỏ với xác suất 95%. Xác suất có lãi khi sử dụng thuật toán đề xuất trở nên mạnh hơn với giá trị độ lệch dương trong mọi trường hợp.

Tỷ lệ Sharpe được sử dụng để đánh giá hiệu suất điều chỉnh rủi ro của chiến lược giao dịch. Thông thường, một chiến lược giao dịch có tỷ lệ Sharpe lớn hơn 1 được coi là một chiến lược hiệu quả và nên áp dụng vào tình huống thực tế. Dữ liệu trong Bảng cho thấy tỷ lệ Sharpe của thuật toán được đề xuất lớn hơn 1 trong mọi trường hợp. Do đó, triển vọng áp dụng chiến lược trong giao dịch thực tế là rất rõ ràng.

5. Kết luận

Việc có một thuật toán đầu tư tốt là rất quan trọng vì nó quyết định lợi nhuận của hệ thống giao dịch. Trong bài báo này, chúng tôi đã trình bày thuật toán đầu tư Q-Range. Thuật toán đề xuất khai thác hình mẫu giao dịch đi ngang. Phạm vi và thông tin liên quan của nó được đưa qua một bộ phân loại thông minh để đưa ra quyết định giao dịch. Các mô phỏng mở rộng cho thấy hiệu suất tích cực của thuật toán đề xuất. Nhìn chung, chiến lược này có hiệu suất tốt đối với một số chỉ số thống kê như giá trị trung bình, độ lệch, khoảng tin cậy và tỷ lệ Sharpe. Với kết quả này, chúng tôi tin rằng thuật toán được mô tả có thể được áp dụng tốt trong giao dịch thực tế.

Ghi chú:

1. <https://www.kaggle.com>

Tài liệu tham khảo

- Brock, W., Lakonishok, J. & LeBaron, B. (1992), 'Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns', *Journal of Finance*, 47(5), 1731–1764.
- Chen, M. (2014), 'A high-order fuzzy time series forecasting model for internet stock trading', *Future Generation Computer Systems*, 37, 461–467.
- Chen, T. & Guestrin, C. (2016), XGBoost: A Scalable Tree Boosting System, *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 785–794.
- Chena, A., Leung, M. T. & Daouk, H. (2003), 'Application of neural networks to an emerging Financial market: forecasting and trading the Taiwan Stock Index', *Computers & Operations Research*, 30, 901–923.
- Chiang, Y.-C., Ke, M.-C., Liao, T. L., & Wang, C.-D. (2012), 'Are technical trading strategies still profitable? Evidence from the Taiwan Stock Index Futures Market', *Applied Financial Economics*, 22(12), 955–965.
- Choudhury, S., Ghosh, S., Bhattacharya, A., Fernandes, K. J. & Tiwari, M. K. (2014), 'A realtime clustering and SVM based price-volatility prediction for optimal trading strategy', *Neurocomputing*, 131(5), 419–426.
- Chu, H., Chen, T., Cheng, C. & Huang, C. (2009), 'Fuzzy dual-factor time-series for stock index forecasting', *Expert Systems with Applications*, 36, 165–171.
- Edwards, R.D., Magee, J. & Bassetti, W.H.C (2007), *Technical analysis of stock trends, 9th edition*, CRC press, USA.
- Freitas, F. D., Souza A. F. & Almeida, A. R. (2009), 'Prediction-based portfolio optimization model using neural networks', *Neurocomputing*, 72, 2155–2170.
- Gencay, R. (1998). 'The predictability of security returns with simple technical trading rules', *Journal of Empirical Finance*, 5(4), 347–359.
- Hsu, P., & Kuan, C. (2005), 'Reexamining the profitability of technical analysis with data snooping checks', *Journal of Financial Econometrics*, 3(4), 606–628.
- Huang, Y., Hsu, C. & Yang, S. (2007), 'Pattern recognition in time series database: A case study on financial database', *Expert Systems with Applications*, 33, 199–205.
- Hutson, K. J. (1984), 'Filter Price Data: Moving Averages vs. Exponential Moving Averages', *Technical Analysis of Stocks & Commodities*.
- Kuo, R.J., Chen, C.H. & Hwang, Y.C. (2001), 'An intelligent stock trading decision support system through integration of genetic algorithm based fuzzy neural network and artificial neural network', *Fuzzy Sets and Systems*, 118, 21–45.
- Lento, C., & Gradojevic, N. (2007), 'The profitability of technical trading rules: a combined signal approach', *Journal of Applied Business Research (JABR)*, 23(1), 13–27.
- Lin, X., Yang, Z. & Song, Y. (2011), 'Intelligent stock trading system based on improved technical analysis and Echo State Network', *Expert Systems with Applications*, 38, 11347–11354.
- Metghalchi, M., Marcucci, J., & Chang, Y.-H. (2012), 'Are moving average trading rules profitable? Evidence from the European stock markets', *Applied Economics*, 44(12), 1539–1559.
- Tan, Z., Quek, C. & Cheng, P.Y.K. (2011), 'Stock trading with cycles: A financial application of ANFIS and reinforcement learning', *Expert Systems with Applications*, 38, 4741–4755.
- Wanga, J. & Chan, S. (2006), 'Stock market trading rule discovery using two-layer bias decision tree', *Expert Systems with Applications*, 30, 605–611.
- Wen, Q., Yang, Z., Song, Y. & Jia, P. (2010), 'Automatic stock decision support system based on box theory and SVM algorithm', *Expert Systems with Applications*, 37, 1015–1022.
- Wu, M., Lin, S. & Lin, C. (2006), 'An effective application of decision tree to stock trading', *Expert Systems with Applications*, 31, 270–274.