

THIẾT KẾ GIẢI THUẬT TIẾN HÓA ĐA MỤC TIÊU GIẢI BÀI TOÁN DỰ BÁO TỈ GIÁ NGOẠI TỆ

Đinh Thị Thu Hương^{1*}, Vũ Văn Trường², Bùi Thị Thanh Xuân³

^{1*} Đại học Sài Gòn

² Đại học Kỹ thuật Lê Quý Đôn

³ Đại học Công nghệ thông tin & Truyền thông - ĐH Thái Nguyên

TÓM TẮT

Dự báo chuỗi thời gian là lĩnh vực được quan tâm nhiều của cộng đồng nghiên cứu. Hiện nay, trong lĩnh vực học máy có nhiều nghiên cứu đã dùng những giải thuật tiến hóa huấn luyện mạng nơron nhân tạo để xây dựng mô hình dự báo chuỗi thời gian nói chung và dự báo tỉ giá ngoại tệ nói riêng. Có hai vấn đề cần quan tâm: Thứ nhất, sự hội tụ cực trị toàn cục của các giải pháp khi sử dụng những giải thuật tiến hóa; Thứ hai, xác định bộ trọng số tối ưu của mạng. Trong bài báo này, chúng tôi đề xuất thiết kế một giải thuật tiến hóa đa mục tiêu (NSGA-II) huấn luyện mạng nơron và ứng dụng vào bài toán dự báo tỉ giá. Hai mục tiêu của mô hình đề xuất được chọn là: trung bình tổng bình phương lỗi (Mean Sum of squared Errors – MSE) và độ đa dạng (Diversity-DIV). Mô hình đề xuất được thực nghiệm trên 4 tập dữ liệu tiền tệ và so sánh với phương pháp đơn mục tiêu mà cộng đồng nghiên cứu đã làm. Thông qua chỉ số đánh giá MSE từ kết quả thực nghiệm cho thấy mô hình mà nhóm tác giả đề xuất cho kết quả dự báo tốt hơn một số các phương pháp đơn mục tiêu hiện có.

Từ khóa: Time series forecasting, multi-objective evolutionary algorithms, diversity.

1. GIỚI THIỆU

Trong những năm qua, tối ưu tiến hóa đa mục tiêu (Evolutionary Multi Objective Optimization - EMOO) đã có rất nhiều thành tựu trong nghiên cứu và ứng dụng [2] Tối ưu tiến hóa (Evolutionary Optimiztion – EO) dựa trên nguyên lý tiến hóa tự nhiên. Những lý do khiến lĩnh vực này được quan tâm nhiều: (i) EOs không yêu cầu bất kỳ thông tin đặc trưng; (ii) EOs thực hiện tương đối đơn giản; (iii) EOs là cách tiếp cận đa điểm (làm việc trên quần thể) thể hiện rõ tính linh hoạt và miền giới hạn rộng để áp dụng [5]. Xét về khía cạnh lý thuyết thì tối ưu đa mục tiêu nhằm giảm sự tối ưu địa phương và gia tăng được tối ưu toàn cục. Mặt khác, trong thực tế có những yêu cầu tối ưu hóa một số mục tiêu đồng thời nên bài toán tối ưu trở nên khó khăn và phức tạp khi các mục tiêu là xung đột

nhau. Vấn đề đặt ra là cần có sự cân bằng (trade off) giữa các mục tiêu đặt ra. Đây chính là nguồn gốc của sự xuất hiện bài toán đa mục tiêu.

Giải thuật tiến hóa tối ưu đa mục tiêu đã được sử dụng nhiều trong huấn luyện mạng nơron nhân tạo (Artificial Neural Network - ANN). Nhìn chung, các nghiên cứu đều tập trung vào hai vấn đề: (i) cách lựa chọn để xác định các hàm mục tiêu nhằm đạt tới sự hội tụ cực trị toàn cục; (ii) tối ưu bộ trọng số w của ANN để tăng khả năng học trong mạng [6]. Bài báo này cũng trên ý tưởng [6] đề xuất một mô hình dựa trên giải thuật tiến hóa đa mục tiêu (NSGA-II) tạo bộ trọng số tối ưu của mạng nơron cho bài toán dự báo tỉ giá ngoại tệ. Hai mục tiêu được xác định là trung bình tổng bình phương lỗi và độ đa dạng. Về dữ liệu, chúng tôi thử nghiệm mô hình đề xuất

trên 4 tập dữ liệu tiền tệ của bốn nước so với đô la Úc. Kết quả thử nghiệm được khảo sát và so sánh với các mô hình (ARIMA, ANN và ANN-DE). Cách tiếp cận bài toán theo hướng đa mục tiêu đã được cải thiện chất lượng dự báo, khẳng định sự phù hợp của mô hình đề xuất.

2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1 Giới thiệu về chuỗi thời gian

Chuỗi thời gian là dãy quan sát ngẫu nhiên (hữu hạn) $(X_t; t \in T)$ đo được trong các khoảng thời gian t như nhau [1]. Để nhận thấy sự biến động của hiện tượng qua thời gian, người ta thường dùng phương pháp phân tích chuỗi thời gian. Các yếu tố là nguồn gốc tạo ra đặc tính dao động, đó là: Tính xu hướng, tính mùa, tính chu kỳ và tính ngẫu nhiên. Những nhân tố này đã làm cho chuỗi thời gian trở nên không dừng. Ngoài những đặc tính trên, chuỗi thời gian còn có các đặc tính khác như: tuyến tính và tính dừng. Tuy nhiên, rất khó gặp được một chuỗi thời gian “dừng” theo đúng nghĩa trong thực tế. Thông thường, người ta dùng các phép sai phân để chuyển chuỗi thời gian không dừng về chuỗi dừng.

2.2 Chỉ số đánh giá lỗi

Có một số chỉ số độ lỗi được dùng trong dự báo chuỗi thời gian như: SSE (Sum Squared Error), RMSE (Root Mean Squared Error), MSE (Mean Sum of squared Errors) và MAPE (Mean Absolute Percentage Error).

2.3. Mạng nơ-ron

Mạng nơ-ron nhân tạo được coi là một công cụ mạnh để giải quyết các bài toán có tính phi tuyến, phức tạp và đặc biệt trong các trường hợp mà mối quan hệ giữa các quá trình không dễ thiết lập một cách tường minh [3]. Giải thuật phổ biến để huấn luyện mạng là giải thuật lan truyền ngược (BP). Mặc dù giải thuật này dễ thực thi nhưng bộc lộ một số nhược điểm như: Thứ nhất, tại các vùng hoặc một số hướng mà bề mặt sai số bằng phẳng,

các giá trị gradient nhỏ dẫn đến tốc độ hội tụ của giải thuật chậm; Thứ hai, bề mặt sai số thường không lồi mà có nhiều vùng lõm khác nhau, nó phụ thuộc vào quá trình khởi tạo các trọng số ban đầu của mạng, điều đó dẫn đến giải thuật có thể bị tắc tại các cực trị địa phương (tắc tại các vùng lõm). Tuy nhiên, BP lại có khả năng hội tụ nên trong nghiên cứu này đã sử dụng BP để tinh chỉnh bộ trọng số của các mạng nơ-ron tốt nhất sau khi được huấn luyện qua thuật toán NSGA-II.

2.4. Bài toán tối ưu đa mục tiêu

Theo [5] dạng toán học của bài toán tối ưu đa mục tiêu được biểu diễn bằng công thức (1)

$$\begin{cases} \text{minimize } (f(\vec{x}) = f_1(\vec{x}), f_2(\vec{x}), \dots, f_k(\vec{x}))^T \\ g_j(\vec{x}) \geq 0 \quad (j=1, \dots, m) \\ \vec{x} \in X \subset R^n \end{cases} \quad (1)$$

trong đó: $\vec{x}$ là một vector quyết định n biến ($\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$); $(f(\vec{x}))$ biểu diễn mối quan hệ giữa tiêu chuẩn chất lượng của quá trình khảo sát và các biến độc lập $\vec{x}$ và gọi là hàm mục tiêu; $(g_j(\vec{x}))$ là điều kiện ràng buộc của bài toán. Trong không gian các biến, hàm số này tạo ra miền giới hạn D các khả năng cho phép của hàm $(f(\vec{x}))$.

2.5. Giải thuật tiến hóa đa mục tiêu

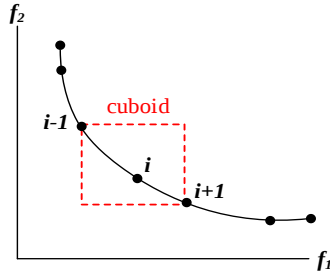
2.5.1 Thuật toán NSGA-II

NSGA-II là thuật toán di truyền sắp xếp các lời giải không trội. Đó là một phiên bản cải tiến từ NSGA được đề xuất bởi Deb và Agarwal [4]. Nhìn chung đây là một thuật toán lặp nhằm giải quyết các bài toán tìm kiếm. Đặc biệt tìm kiếm ở đây được tiến hành song song trên một quần thể chứ không tìm kiếm trên một điểm, mặt khác nhờ áp dụng các toán tử di truyền, nó sẽ trao đổi thông tin giữa các điểm, như vậy sẽ giảm bớt khả năng kết thúc tại một cực tiểu cục bộ mà tìm thấy cực tiểu toàn cục.

2.5.2 Khoảng cách tập trung

Khoảng cách tập trung K_i của một giải pháp i nằm trên một biên (front) là độ dài trung

bình các cạnh của một hình hộp (cuboid). Để có thể ước tính mật độ các giải pháp xung quanh một giải pháp i trong quần thể, ta tính khoảng cách trung bình của hai giải pháp $i-1$ và $i+1$ theo từng mục tiêu (Hình 1).



Hình 1. Minh họa khoảng cách tập trung K_i

3. Xây dựng mô hình của bài toán

3.1. Mô hình tối ưu hai mục tiêu của bài toán dự báo

Bài toán dự báo tỉ giá ngoại tệ được đưa về dạng bài toán tối ưu hai mục tiêu. Biểu diễn như công thức (2)

$$\begin{cases} f_1 = MSE \\ f_2 = DIV \\ \min \{ f_1 \} \geq 0; \max \{ f_2 \} \geq 0 \\ f_1 \geq 0; f_2 \geq 0 \end{cases} \quad (2)$$

3.2. Lựa chọn hàm mục tiêu

Trong bài báo này, hai mục tiêu được chọn là: Trung bình tổng bình phương lỗi (MSE) và độ đa dạng mà các cá thể đóng góp cho quần thể (Diversity-DIV). Mỗi cá thể là một ANN (hay chính là một bộ giá trị các trọng số W của mạng). Việc đánh giá sự hiệu quả tập lời giải mà mô hình đề xuất khi giải bài toán dự báo tỉ giá được dựa vào hai hàm mục tiêu nêu trên. Với cách làm này, các cá thể đóng góp nhiều tạo ra sự đa dạng của quần thể sẽ có nhiều khả năng được bảo toàn hơn. Từ đó giúp giải thuật tìm đến những vùng của giải pháp tối ưu toàn cục.

Mục tiêu 1-MSE: MSE là trung bình tổng bình phương lỗi được tính theo công thức (3):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{thuc} - x_{du\ bao})^2 \quad (3)$$

trong đó: n là số giá trị dữ liệu; x_{thuc} : dữ liệu thực; $x_{du\ bao}$: dữ liệu dự báo.

Mục tiêu 2-DIV: DIV là độ đa dạng của các cá thể i trong quần thể (là khoảng cách tập trung K_i) được tính theo công thức (4):

$$DIV = \frac{|(MSE_{i+1} - MSE_{i-1})|}{|(MSE_{max} - MSE_{min})|} \quad (4)$$

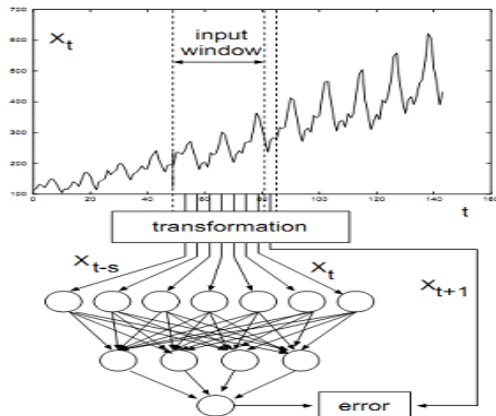
trong đó: MSE_{i+1} và MSE_{i-1} tương ứng là các giá trị của hàm mục tiêu thứ nhất của hai cá thể thứ $(i+1)$ và $(i-1)$; MSE_{max} và MSE_{min} tương ứng là các giá trị lớn nhất và nhỏ nhất của hàm mục tiêu thứ nhất của tập các cá thể trên cùng một lớp biên với cá thể i đang xét.

3.3. Ý tưởng chung

Xuất phát từ nhược điểm của giải thuật BP với bộ trọng số được khởi tạo ngẫu nhiên ban đầu nên giá trị sai số dễ bị rơi vào các cực tiểu địa phương. Trong khi đó, như đã đề cập ở trên, thuật toán NSGA-II lại có thể tìm ra lời giải cực tiểu toàn cục của các bài toán tối ưu. Do đó, nhóm tác giả sẽ sử dụng một mạng nơron lai ghép để tìm ra bộ trọng số của mạng từ quần thể được tiến hóa. Cụ thể, chúng tôi thiết lập mỗi cá thể trong quần thể chính là bộ trọng số của một mạng nơron (hay có thể nói quần thể chứa các mạng nơron có cấu trúc nơron đầu vào, nơron ẩn và nơron đầu ra giống nhau, nhưng khác nhau bộ trọng số của mạng). Đầu tiên các cá thể này sẽ được gán giá trị ngẫu nhiên, sau đó sẽ trải qua quá trình tiến hóa, chọn lọc tự nhiên những cá thể nào càng đáp ứng tốt hơn cả hai mục tiêu f_1, f_2 (đây là mục tiêu xác định ban đầu khi xây dựng bài toán đa mục tiêu) thì sẽ ưu tiên giữ lại, đến thế hệ cuối cùng của quá trình tiến hóa ta giữ lại cá thể tốt nhất nằm trên lớp biên đầu tiên của quần thể (hay mạng neuron có sai số huấn luyện dự báo tốt nhất để ra quyết định). Lúc này, kết quả đầu ra khi thực hiện tiến hóa sẽ tiếp tục được tinh chỉnh thông qua giải thuật BP và thu được bộ trọng số tối ưu của mạng nơron dùng tính giá trị đầu ra của mạng.

Trong nghiên cứu này, thực hiện khuyến cáo của Hamzaçebi **Error! Reference**

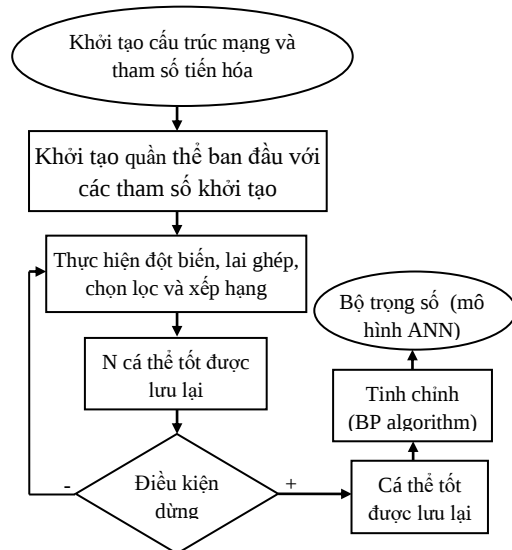
source not found. khi xác định số nút tầng nhập cho mạng nơ ron dùng để dự báo dữ liệu chuỗi thời gian có tính mùa. Cụ thể ở đây, kích thước của sổ trượt là 12 vì mọi tập dữ liệu đều là dữ liệu quan sát hàng tháng (monthly time series) với chiều dài của mùa là 12, giá trị đầu ra mong muốn sẽ là giá trị của điểm tiếp theo trong chuỗi thời gian (Hình 2).



Hình 2. Minh họa dùng cửa sổ trượt trên tập dữ liệu thời gian.

3.4. Thuật toán tiến hóa đa mục tiêu

Giải thuật được thiết kế thể hiện trong sơ đồ khối (Hình 3).



Hình 3. Minh họa sơ đồ khối giải thuật tiến hóa đa mục tiêu

Mô tả chi tiết các bước của giải thuật gồm:

Bước 1: Khởi tạo quần thể (kích thước quần thể là N)

- Duyệt qua tất cả các cá thể trong quần thể
 - + Tính hàm mục tiêu f_1
- Duyệt qua tất cả các cá thể trong quần thể
 - + Tính hàm mục tiêu f_2

Bước 2: Vòng lặp quá trình tiến hóa qua các thế hệ

Với mỗi thế hệ thực hiện:

- Thực hiện lai ghép, đột biến tạo ra các cá thể con.
- Tính toán giá trị hàm mục tiêu f_1 cho các cá thể con.
- Tính toán giá trị hàm mục tiêu f_2 cho quần thể mới (kích thước $2*N$, bao gồm cả cá thể cha mẹ và cá thể con mới được tạo ra).
- Thực hiện xếp hạng (ranking) các cá thể dựa trên tiêu chí hàm mục tiêu f_1 và f_2 .
- Chọn lọc N cá thể tốt nhất (N cá thể này có thể nằm trên nhiều lớp biên khác nhau)

Bước 3: Tinh chỉnh

Kết thúc quá trình tiến hóa, lựa chọn cá thể tốt nhất trên lớp biên đầu tiên.

Thực hiện tinh chỉnh bằng cách đưa qua ANN huấn luyện.

Bước 4 : Tính toán x_{dubao} và giá trị MSE .

Phân tích:

Trong giải thuật mà nhóm tác giả đề xuất:

Với giải thuật NSGA-II nguyên bản thì sau bước 2 chúng ta có thể lựa chọn được những cá thể trên lớp biên đầu tiên để thực hiện tính toán giá trị MSE trung bình như trong bước 4. Còn giải thuật này: Bước 1, 2 được thực hiện theo đúng ý tưởng của giải thuật đa mục tiêu nhưng có 2 điểm khác biệt:

Thứ nhất, ở bước 1 hàm f_2 phải được thực hiện sau khi đã tính toán được hàm f_1 cho tất cả các cá thể. Thứ hai, ở bước 2 sau khi tạo ra tập các cá thể con, các cá thể này sẽ

được tính toán giá trị hàm mục tiêu f_1 . Lúc này mới tiến hành gộp cả cá thể cha mẹ và cá thể con thành một quần thể có kích thước lớn gấp hai lần, tiến hành sắp xếp lại các cá thể theo giá trị hàm f_1 sau đó tính toán lại giá trị hàm f_2 trên quần thể mới này chứ không tính toán riêng trên các cá thể con mới tạo ra bởi độ đa dạng ở đây được tính theo khoảng cách tập trung giữa cá thể trước và sau cá thể được xét. Sau khi tính toán xong f_1, f_2 mới tiến hành xếp hạng quần thể để tạo thành các lớp biên khác nhau và chọn lựa N cá thể tốt nhất vào quần thể mới.

Bước 3: Tại mỗi thế hệ sẽ có thao tác xếp hạng (ranking) dựa trên tiêu chí là các hàm mục tiêu. Cá thể nào có hạng càng nhỏ thì các giá trị hàm mục tiêu của nó càng tốt.

Những cá thể có cùng hạng sẽ cùng nằm trên một lớp biên (front) do đó các cá thể nằm trên lớp biên đầu tiên sẽ là những cá thể tốt nhất, đó là những cá thể tốt nhất (có giá trị MSE nhỏ nhất) trên front 0 để tiếp tục tinh chỉnh cho tốt hơn nữa (hội tụ tới cực trị toàn cục).

Bước 4: Những cá thể tốt nhất được tinh chỉnh trong bước 3. Sau bước này ta có một ANN với bộ trọng số W đã được tối ưu và tập dữ liệu thực (x_{thuc}) qua mạng nơron để tính toán cho ra bộ dữ liệu dự báo (x_{dubao}).

3.5. Độ phức tạp của thuật toán

Với N là số cá thể trong quần thể; (L) là số thế hệ, (T) là số vòng lặp trong quá trình tinh chỉnh (với $(N < T \leq L)$). Ta xem xét độ phức tạp của một vòng lặp của thuật toán. Các bước tính toán chính bao gồm: *Quá trình tiến hóa qua các thế hệ*: Tính toán hàm mục tiêu f_1 là $O(N)$; Tính toán hàm tính mục tiêu f_2 là $O(N)$; Thực hiện xếp hạng (ranking) là $O(N^2)$. Độ phức tạp chung của vòng lặp này là $O(LN^2)$. *Bước tinh chỉnh*: $O(NT)$

Do đó, độ phức tạp chung của cả thuật toán là $O(LN^2)$

4. Kết quả thực nghiệm và phân tích

4.1. Mô tả dữ liệu

Chọn 4 tập dữ liệu: đô la Hồng Kông (HKD), YEN Nhật (JPY), tiền tệ của một nhóm các quốc gia thuộc liên minh châu Âu (EURO), đôla Mỹ (USD) so với đô la Úc (AUD) trong khoảng thời gian 19/10/2012 đến 06/04/2015 [8]. Tức là, mỗi tập dữ liệu có 900 giá trị. Các tập dữ liệu tỉ giá biểu diễn chuỗi thời gian qua đồ thị (xem hình 6 – hình 9); Dữ liệu được chia thành 2 tập với tỷ lệ: 70% và 30%.

4.2. Tham số cài đặt thử nghiệm

Với giải thuật đề xuất, nhóm tác giả tiến hành cài đặt chương trình dự báo tỉ giá. Chương trình có các chức năng như: Huấn luyện dữ liệu, phân tích dữ liệu và dự báo dữ liệu. Để đánh giá hiệu suất của mô hình với các phương pháp đang ứng dụng trong dự báo kinh tế, chúng tôi cài đặt thêm ba phương pháp dự báo (ARIMA, ANN, DE-ANN). Bảng 1 và bảng 2 mô tả tham số cài đặt.

Bảng 1. Các tham số cài đặt mô hình đề xuất

Mô hình dựa trên thiết kế giải thuật tiến hóa	
Kích thước quần thể	100
Hệ số đột biến	0.9
Hệ số lai ghép	0.001
Số thế hệ	1000
Số nút của lớp vào	5
Số nút của lớp ẩn	10
Số nút ra	1
Số lần lặp của BP	1000
Tỉ lệ dữ liệu kiểm tra (%)	30

Bảng 2. Các tham số cài đặt mô hình ARIMA

Mô hình ARIMA	
Tham số P	2
Tham số Q	2
Tỉ lệ dữ liệu kiểm tra (%)	30

Bảng 3. Các tham số cài đặt mô hình ANN

Mô hình ANN	
Hệ số học	0.03
Số nút của lớp vào	5
Số nút của lớp ẩn	10
Số nút ra	1
Số lần lặp của BP	1000
Tỉ lệ dữ liệu kiểm tra (%)	30

4.3. Kết quả thực nghiệm

Trước hết, để đánh giá sự ảnh hưởng của đặc tính chuỗi thời gian thì thực nghiệm được tiến hành 4 tập dữ liệu với lựa chọn không khử (none) và khử đi các đặc tính: log, tính mùa và xu hướng (de_trend). Trong 3 đặc tính khử thì khử xu hướng thể hiện vượt trội, kết quả được thể hiện trong (Bảng 4)

Bảng 4. MSE khử xu hướng và không khử của mô hình NSGA-II

Đặc tính		MSE _{JPY}	MSE _{USD}	MSE _{HKD}	MSE _{EURO}
NSGA-II	None	1.19E-06	2.74E-03	1.62E-04	3.55E-02
	De_Trend	4.40E-09	2.50E-05	4.30E-07	2.62E-05

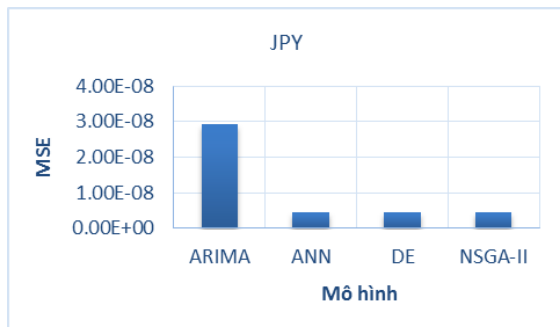
Tiếp theo, thực nghiệm được chạy 30 lần ngẫu nhiên và thu được kết quả ở Bảng 5. Việc so sánh hiệu suất của bài toán đa mục tiêu và đơn mục tiêu thông qua chỉ số đánh giá là MSE.

Bảng 5. MSE của một số mô hình

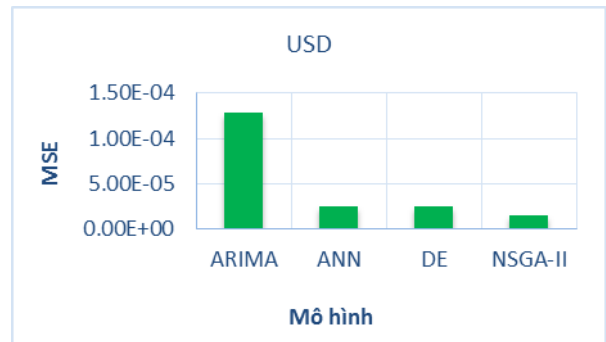
Mô hình	MSE _{JPY}	MSE _{USD}	MSE _{HKD}	MSE _{EURO}
ARIMA	2.93E-08	1.28E-04	1.00E-06	1.15E-04
ANN	4.58E-09	2.51E-05	4.33E-07	4.86E-05
DE	4.57E-09	2.50E-05	4.32E-07	4.85E-05
NSGA-II	4.40E-09	1.50E-05	3.30E-07	2.62E-05

Kết quả của thực nghiệm của 3 mô hình được trực quan hóa qua Hình 4 và Hình 7.

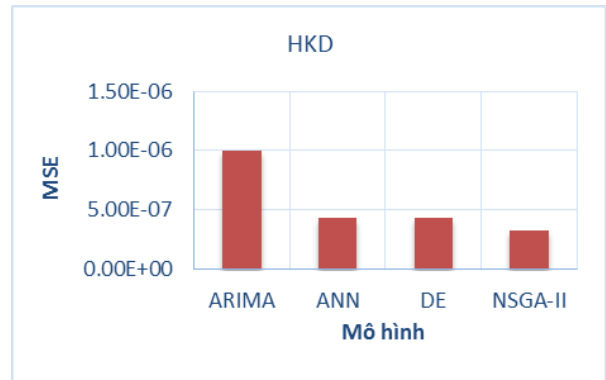
Trong 4 tập dữ liệu, giá trị lỗi huấn luyện của bài toán hai mục tiêu dùng giải thuật tiến hóa cho giá trị nhỏ hơn bài toán đơn mục tiêu. Qua bảng 4 cho thấy rõ vai trò của thuật toán NSGA-II trong việc lựa chọn tối ưu bộ trọng số w của ANN khi huấn luyện dữ liệu. Điều này, minh chứng thêm sự phù hợp của mô hình đề xuất cho bài toán dự báo tỉ giá.



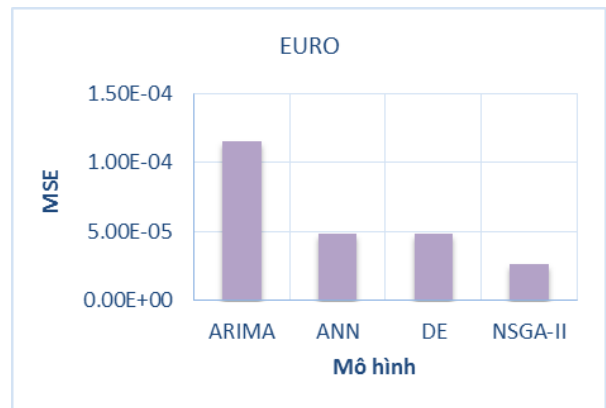
Hình 4. Biểu đồ so sánh MSE của bốn mô hình với tập JPY



Hình 5. Biểu đồ so sánh MSE của bốn mô hình với tập USD



Hình 6. Biểu đồ so sánh MSE của bốn mô hình với tập HKD



Hình 7. Biểu đồ so sánh MSE của bốn mô hình với tập EURO

5. Kết luận và hướng phát triển

Bài báo này đã đề xuất mô hình cho dự báo tỉ giá dựa trên thiết kế giải thuật tiến hóa đa mục tiêu. Đây là một trong những vấn đề được quan tâm rất nhiều trong quá trình áp

dụng các kết quả của lý thuyết tối ưu vào những bài toán thực tế. Khi thiết kế mô hình đề xuất, chúng tôi đã xây dựng hai hàm mục tiêu (MSE và DIV) và đưa thêm bước tinh chỉnh để tối ưu bộ trọng số khởi tạo ban đầu cho ANN nhằm hội tụ tới cực trị toàn cục.

Kết quả thực nghiệm trên 4 tập tiền tệ khác nhau được so sánh với các mô hình khác cho thấy mô hình đề xuất cho kết quả tốt hơn các mô hình. Trong nghiên cứu tiếp theo chúng tôi sẽ tiến hành thực nghiệm trên nhiều bộ dữ liệu và các phép đo độ đa dạng khác nhau cũng như xác định các hàm mục tiêu khác nhằm giảm thiểu hơn nữa giá trị lỗi.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Nguyễn Quang Dong, *Kinh tế lượng*, NXB Khoa học & Kỹ thuật, 2008.
- [2] C.A.C. Coello et al, "A Survey on Multiobjective Evolutionary Algorithms for the Solution of the Portfolio Optimization Problem and Other Finance and Economics Applications", *IEEE Computation Intelligence Society*, pp 321-324, 2012.
- [3] D.F. Lekkas, Onof C (2005), "Improved flow forecasting using artificial neural networks", 9th International Conference on Environmental and Technology, Rhodes Island, Greece, pp 877-884, 2005.
- [4] K. Deb and et al, "A Fast Elitist Multi-objective Genetic Algorithm: NSGA-II", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2), pp 182 - 197, 2002.
- [5] K. Deb, "Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms: An Introduction", *Springer*, pp 3-34, 2011.
- [6] K. Gebhard and et al, Introduction to Modern Time Series Analysis, 2nd editor, *Springer*, 2013.
- [7] C. Hamzaçebi, "Improving artificial neural networks" performance in seasonal time series forecasting, *Information Sciences*, vol. 178, pp. 4550-4559, 2008.
- [8] <http://fx-rate.net/>