

ỨNG DỤNG MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO TRONG DỰ BÁO CHỈ SỐ VN-INDEX

PGS., TS. Võ Thị Thúy Anh *
Nguyễn Minh Tuấn *

Tóm tắt: Nghiên cứu này ứng dụng ba cấu trúc mạng nơ-ron nhân tạo là mạng truyền thẳng đa lớp (MLP), mạng tự hồi quy phi tuyến với biến ngoại sinh (NARX) và hệ suy diễn mờ nơ-ron thích nghi (ANFIS) trong dự báo chỉ số Vnindex. Kết quả nghiên cứu cho thấy dự báo bị trễ là vấn đề lớn nhất của các mô hình. Trong 7 mô hình của nghiên cứu, mô hình ANFIS là mô hình thể hiện ổn định nhất đối với các chỉ tiêu đưa ra. Mạng NARX là mạng có tỉ lệ dự báo đúng lớn nhất trong các mô hình. Tuy nhiên, cả 2 mô hình của mạng này đều có khả năng sử dụng thực tế thấp khi NARX1 bị dự báo trễ tới 3 ngày, NARX2 có phương sai không đồng nhất với giá trị thực tế. Đối với mạng MLP, để cải thiện khả năng dự báo, nghiên cứu đề nghị áp dụng một số kỹ thuật như kỹ thuật cửa sổ động (rolling-window) để xử lý tốt hơn đối với dự báo cổ phiếu.

1. Đặt vấn đề

Phân tích và dự báo là hai lĩnh vực thu hút được sự quan tâm của các nhà nghiên cứu và có tính ứng dụng cao trong thực tiễn. Trong những năm gần đây, phương pháp trí tuệ nhân tạo nói chung và mạng nơ-ron nhân tạo Artificial Neural Network (ANN) nói riêng đang được chú ý sử dụng ở nhiều lĩnh vực và thể hiện sự ưu việt của nó so với các phương pháp thống kê

truyền thống trong phân tích và dự báo. ANN có nguyên lý hoạt động mô phỏng từ hoạt động của hệ thần kinh sinh vật và có khả năng xử lý lượng lớn dữ liệu với các quan hệ phi tuyến phức tạp. Nó được chứng minh là một công cụ mô phỏng theo hướng tìm sự gần đúng (xấp xỉ) vạn năng có thể xấp xỉ các hàm phi tuyến bất kỳ với độ chính xác tùy ý (G. Cybenko, 1989; K. Funashi, 1989; K. Hornik, 1991, 1993).

Trong lĩnh vực tài chính, rất nhiều nghiên cứu đã được thực hiện để xem xét khả năng dự báo giá cổ phiếu của ANN và đều cho kết quả tích cực như nghiên cứu của Kuo và cộng sự (2001), Chen và cộng sự (2003), Y-K.Kwon và B-R.Moon (2003), Atsalakis và Valavanis (2009), Boyacioglu và Avci (2010), Hsieh, Hsiao và Yeh (2011), Y. Liu và X. Yao (2001). Không chỉ sử dụng các cấu trúc mạng khác nhau, các nghiên cứu này còn xem xét cả về các thao tác lựa chọn biến, tiền xử lý dữ liệu, thuật toán huấn luyện, tích hợp với các phương pháp khác,... nhằm tăng khả năng xử lý và độ chính xác cho mạng nơ-ron.

Trong lĩnh vực dự báo cổ phiếu ở Việt Nam, ANN chỉ mới dừng lại ở việc thử nghiệm một số mạng đơn lẻ để dự báo mà chưa có nghiên cứu nào thực hiện đánh giá và so sánh nhiều cấu trúc mạng với nhau. Nghiên cứu này thực hiện so sánh khả năng dự báo ngắn hạn (dự báo ngày tiếp theo) chỉ số VN-Index với 3 cấu trúc ANN

thường gặp và có tính đại diện cao là mạng truyền thẳng đa lớp, mạng hồi quy tự động với biến ngoại sinh và hệ suy diễn mờ nơ-ron thích nghi. Đồng thời xem xét ảnh hưởng của việc sử dụng các bộ dữ liệu khác nhau đối với kết quả dự báo. Từ đó, đưa ra một đánh giá tương đối tổng quan về khả năng ứng dụng của ANN vào dự báo giá cổ phiếu ở thị trường Việt Nam và đưa ra một số khuyến nghị về việc sử dụng thực tế.

2. Khung lý thuyết và thiết kế nghiên cứu

2.1. Khung lý thuyết

2.1.1. Mạng nơ-ron nhân tạo

Bộ não con người bao gồm khoảng 100 tỷ nơ-ron liên kết nhau để tạo thành mạng lưới xử lý thông tin. Chính sự tương tác khổng lồ giữa các tế bào này đã tạo nên khả năng xử lý độc nhất của con người nói riêng và sinh vật nói chung. Về mặt cơ chế, trí nhớ được lưu trữ bằng cách tạo ra và củng cố các liên kết của một tập hợp nơ-ron tương ứng trong bộ não để có thể gọi ra khi có các điều kiện thích hợp. Mạng nơ-ron nhân tạo được mô phỏng từ ý tưởng về cấu trúc và bản chất cơ chế học tập của bộ não sinh học với các đơn vị xử lý là các nơ-ron nhân tạo và trọng số kết nối giữa các nơ-ron.

Hình 1: Cấu trúc nơ-ron nhân tạo



Một nơ-ron nhân tạo có bản chất là một bộ tính toán đơn giản. Các tín hiệu số x_i từ nguồn cấp (đầu vào bên ngoài hoặc nơ-ron khác) được hàm tổng tính tổng theo trọng số w_i tương ứng $S = \sum x_i \cdot w_i$. Hàm truyền lấy kết quả S làm đầu vào để tính toán đầu ra của nơ-ron $y = f$.

Trong một ANN, các nơ-ron

* Khoa Tài chính - Ngân hàng,
Trường Đại học Kinh tế, Đại học Đà Nẵng

thường được sắp xếp thành các lớp, mỗi lớp gồm các nơ-ron giống nhau và có cùng cách kết nối với các nơ-ron ở lớp khác. Trong quá trình huấn luyện, thuật toán huấn luyện sẽ làm thay đổi trọng số giữa các cặp nơ-ron sao cho khi đưa các đầu vào của bài toán vào mạng để tính toán, thông số lỗi là thấp nhất.

2.1.2. Các cấu trúc mạng sử dụng trong nghiên cứu

Nghiên cứu sử dụng 3 mạng ANN sau:

Mạng ffMLP (mạng truyền thẳng đa lớp) (Hình 2)

Mạng ffMLP là mạng nơ-ron nhiều lớp có cấu trúc của một mạng nơ-ron cơ bản gồm lớp đầu vào, lớp đầu ra và các lớp ẩn. Do có cấu trúc đơn giản, có tính tùy biến rất lớn, dễ dàng điều chỉnh các thông số trong cấu trúc mạng theo yêu cầu bài toán nên ffMLP có khả năng tương thích cao với nhiều loại bài toán và được sử dụng rộng rãi nhất trong các mạng nơ-ron. Theo Coakley và Brown (2000), mạng truyền thẳng là mạng được sử dụng rộng rãi nhất cho rất nhiều các ứng dụng trong lĩnh vực tài chính và kế toán.

Mặt khác, các liên kết trong mạng MLP là liên kết thẳng hướng, không có liên kết ngược. Dòng thông tin trong mạng được di theo một chiều từ lớp đầu vào tới lớp đầu ra. Điều này có thể biểu diễn dưới dạng toán học như sau:

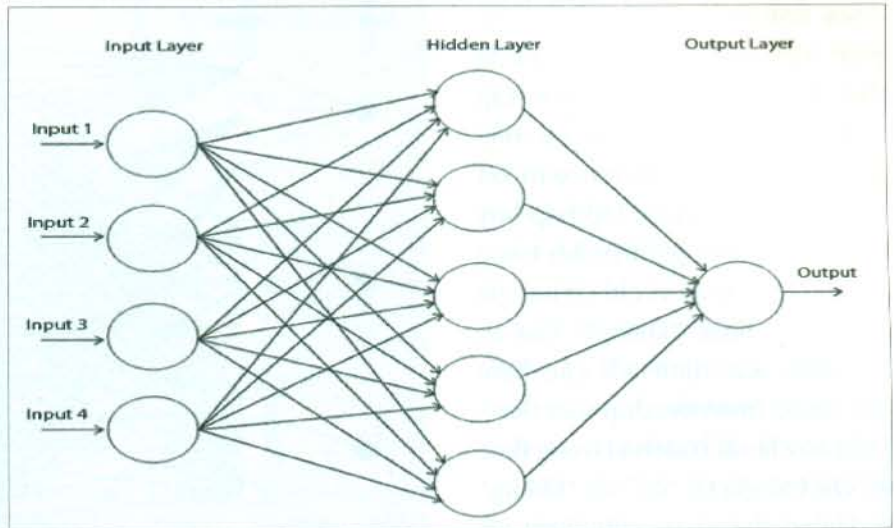
$$y_t = f(x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tm})$$

Trong đó, y_t là giá trị đầu ra thứ t , x_{t1}, \dots, x_{tm} là giá trị các biến đầu vào thứ t . Biến đầu ra chỉ phụ thuộc vào các biến đầu vào tương ứng mà không phụ thuộc vào các giá trị trước đó của biến đầu ra y_{t-d} ($d > 0$).

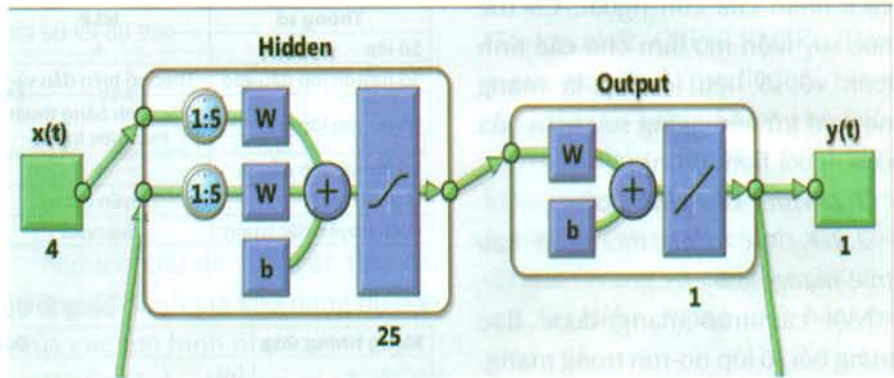
Mạng RNN-NARX (Hình 3)

Mạng RNN là một cấu trúc

Hình 2: Mô hình mạng truyền thẳng đa lớp



Hình 3: Mô hình mạng NARX



mạng nhiều lớp. Tuy nhiên, khác với mạng truyền thẳng, RNN tồn tại các liên kết ngược: đầu ra của lớp phía sau được đưa vào làm đầu vào của lớp trước, tạo thành vòng tuần hoàn dữ liệu trong mạng. Giá trị đầu ra y_t không chỉ phụ thuộc vào giá trị đầu vào i_t mà còn phụ thuộc vào các giá trị đầu ra y_{t-d} trước đó.

$$y_t = f(x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tm}, y_{t-1}, \dots, y_{t-d})$$

Khả năng biểu diễn theo thời gian của RNN có thể tốt hơn mạng truyền thẳng, thậm chí với cả khi sử dụng kĩ thuật thời gian trễ. Theo J. Roman và A. Jamell (1996), khả năng học các mẫu không-thời gian làm chúng phù hợp cho các bài toán dự báo sinh lời thị trường chứng khoán. Nghiên cứu không sử dụng mạng RNN nguyên gốc mà sử dụng một biến thể của

RNN kết hợp với mô hình tự hồi quy phi tuyến với đầu vào ngoại sinh (NARX). Mạng NARX là mạng hồi quy một phần với một lượng giới hạn các liên kết ngược. Theo Siegelmann, Horne và Giles (1997), NARX có khả năng tính toán tương đương với mạng hồi quy hoàn toàn.

Mạng ANFIS

ANFIS là một loại mạng nơ-ron tích hợp hệ suy luận mờ Takagi-Sugeno. Hệ mờ T-S đóng vai trò mờ hóa dữ liệu số thành các biến ngôn ngữ dùng cho xử lí. Các hàm liên thuộc giúp xác định mức độ "thuộc về" của số liệu đối với một biến ngôn ngữ nào đó (tương tự phần tử đối với tập hợp). Từ đó, quan hệ của dữ liệu số sẽ được xem xét qua quan hệ của các biến

ngôn ngữ này.

Suy luận mờ là loại suy luận được phát triển từ lý thuyết tập mờ để thực hiện lập luận một cách xấp xỉ thay vì lập luận chính xác như suy luận cổ điển. Tập mờ xem xét một phần tử có thuộc tập hợp hay không bằng một giá trị nằm trong khoảng $[0;1]$ thay vì chỉ có hai giá trị là “có” hoặc “không”. Giá trị này được xác định bởi các hàm liên thuộc (membership function). Điều này là rất có ích vì trong thực tế, chỉ hai giá trị “có” và “không” là không thể phản ánh được rất nhiều hiện tượng, đặc biệt là về cảm nhận của con người. Có thể nói, suy luận mờ làm cho các tính toán về số liệu (ở đây là mạng nơ-ron) trở nên giống suy luận của con người hơn. (Hình 4)

2.2. Thiết kế nghiên cứu

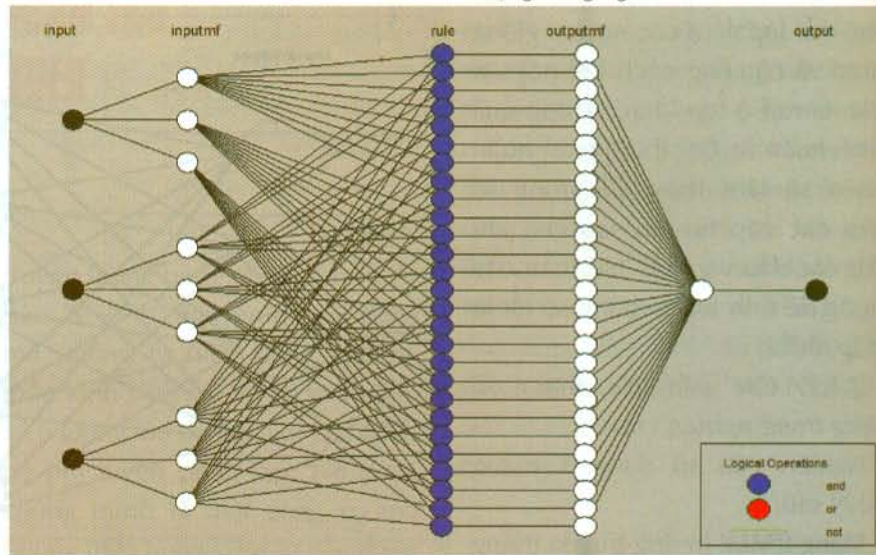
2.2.1. Xác định thông số cấu trúc mạng

Một cấu trúc mạng được đặc trưng bởi số lớp nơ-ron trong mạng, liên kết giữa các lớp nơ-ron, số nơ-ron trong một lớp và hàm truyền trong các nơ-ron.

Trong đó, số nơ-ron lớp đầu vào và đầu ra được xác định bằng với số biến tương ứng. Cấu trúc MLP có 4 lớp với 2 lớp ẩn để tăng khả năng xử lý các quan hệ phi tuyến và sử dụng hàm truyền sigmoid. Theo M. Zekic (1998), hầu hết các ứng dụng sử dụng hàm truyền sigmoid cho thí nghiệm là tối ưu. Trong khi đó, hàm truyền được chọn của ANFIS là gaussian-2. Đây là hàm được sử dụng rất phổ biến trong các nghiên cứu tương tự. “Hàm liên thuộc gauss là phù hợp nhất trong việc biểu diễn sự không chắc chắn trong đo lường” (Kreinovich và cộng sự, 1992). Các thông số khác được quy định bởi cấu trúc của mạng. (Bảng 1)

2.2.2. Dữ liệu và tiền xử lý dữ liệu

Hình 4: Mô hình ANFIS sử dụng trong nghiên cứu



Bảng 1: Thông số cấu trúc mạng

Thông số	MLP	NARX	ANFIS
Số lớp	4	3	4
Số nơ-ron lớp đầu vào	Theo số biến đầu vào	Theo số biến đầu vào	Theo số biến đầu vào (n)
Số nơ-ron lớp ẩn	Xác định bằng thuật toán ước lượng	251	Lớp 2: $n \times p^2$ Lớp 3: n^2
Số nơ-ron lớp đầu ra	1	1	1
Loại liên kết	Truyền thẳng	Hồi quy	Truyền thẳng
Hàm truyền đặc trưng	Sigmoid	Sigmoid	Gaussian-2

Bảng 2: Bộ dữ liệu ban đầu

Mạng tương ứng	Đầu vào	Đầu ra
MLP	Giá	Giá
	Giá + khối lượng giao dịch	Giá
	Giá + khối lượng giao dịch + chỉ số kĩ thuật	Giá
	Tỉ suất sinh lời	Tỉ suất sinh lời
	Tỉ suất sinh lời + khối lượng giao dịch	Tỉ suất sinh lời
	Tỉ suất sinh lời + khối lượng giao dịch + chỉ số kĩ thuật	Tỉ suất sinh lời
NARX	N/A	Giá
	N/A	Tỉ suất sinh lời

Dữ liệu được sử dụng bao gồm 14 chỉ báo kĩ thuật (xem phụ lục 1), các giá trị giá (cao nhất, thấp nhất, mở cửa, đóng cửa), tỉ suất sinh lời ngày được lấy từ 2/1/2009-28/2/2014 cho đầu vào và 5/1/2009-3/3/2014 cho đầu ra (giá đóng cửa, tỉ suất sinh lời của giá đóng cửa ngày hôm sau). (Bảng 2)

Ban đầu, nghiên cứu xác định 6 bộ dữ liệu tương ứng với mạng MLP và 2 bộ dữ liệu tương ứng với mạng NARX.

Như đã nói ở trên, MLP là cấu trúc mạng có tính tùy biến cao,

nghiên cứu sử dụng tính chất này để thử nghiệm với các bộ dữ liệu với các loại biến khác nhau nhằm xem xét ảnh hưởng của chúng đối với kết quả dự báo. Kết quả chọn biến từ các mô hình này được dùng để xây dựng bộ dữ liệu dành cho mô hình có cấu trúc NARX và ANFIS.

Nghiên cứu thực hiện việc lựa chọn biến cho 7 mô hình (xem phụ lục 2) với các cấu trúc và bộ dữ liệu khác nhau bằng thủ tục hồi quy Stepwise. Sau khi thực hiện, chỉ còn lại 6 mô hình do có các mô hình có cùng bộ dữ liệu.

Bảng 3: Kiểm định tính tương đồng phương sai tổng thể

Mô hình	FF1	FF2	FF3	FF4	NARX1	NARX2	ANFIS
σ_p^2/σ_r^2	0,750	0,850	0,460	1,273	0,948	0,187	0,768
F - test	0,1059	0,3616	0,0000	0,1815	0,7735	0,0000	0,1381

Bảng 4: Sai lệch tương đối lớn nhất cùng ngày và RMSPE

Mô hình	FF1	FF2	NARX1
Sai lệch tương đối cùng ngày lớn nhất	-4,76%	3,31%	-4,54%
RMSPE	9,640	4,823	7,018

Bảng 5: Độ trễ của dự báo so với thực tế và tỉ lệ dự báo đúng tương ứng

Mô hình	FF1	FF2	FF3	FF4	NARX1	NARX2	ANFIS
Độ trễ của dự báo	2 ngày	1 ngày	2 ngày	2 ngày	3 ngày	Cùng ngày	Cùng ngày
Dự báo đúng chiều hướng	72,80%	83,33%	71,43%	60,32%	83,06%	82,68%	67,72%
Dự báo đúng điểm đối chiếu	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	89,23%	63,08%
Dự báo đúng dấu của tỉ suất	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	75,78%	70,31%

Bảng 6: Một số chỉ số lỗi dự báo

Chỉ số lỗi	FF1	FF2	NARX1	FF3	FF4	NARX2	ANFIS
MAPE	1,53%	0,67%	0,97%	262,63%	284,48%	87,90%	173,66%
Theil U	0,0095	0,0047	0,0069	0,7324	0,673	0,572	0,4444

Nghiên cứu quyết định đưa thêm biến khối lượng giao dịch (V) vào mô hình FF1 để tạo thành mô hình FF2 nhằm mục đích xem xét ảnh hưởng của biến này đối với khả năng dự báo.

Toàn bộ nghiên cứu gồm 3 mô hình (FF1, FF2, NARX1) dự báo giá đóng cửa (nhóm 1) và 4 mô hình (FF3, FF3, NARX2, ANFIS) dự báo tỉ suất lợi nhuận (nhóm 2).

Các bộ dữ liệu mới được tiền xử lí trước khi đưa vào huấn luyện, sử dụng phần mềm SPSS v22 và Matlab 2013a. Mạng MLP sau khi huấn luyện sẽ được trích các trọng số và đưa giá trị đầu vào để tính toán giá trị dự báo. Kết quả dự báo của NARX và ANFIS được tính toán sau khi huấn luyện thông qua công cụ matlab.

Các mô hình sẽ dự báo 128 giá trị là giá đóng cửa hoặc tỉ suất sinh lời ngày của chỉ số VN-Index từ ngày 23/08/2014 - 3/3/2014.

2.2.3. Các chỉ tiêu đánh giá

Nghiên cứu đề xuất các tiêu chí dùng để đánh giá khả năng dự báo của các mô hình như sau:

- (1) So sánh phương sai chuỗi dự báo và chuỗi thực tế.
- (2) Sai số tương đối của giá trị dự báo và thực tế;
- (3) Độ trễ của dự báo;
- (4) Mức chính xác về chiều hướng ngày hôm sau khi loại bỏ độ trễ bằng cách tịnh tiến chuỗi dự báo;
- (5) Khả năng dự báo các điểm đổi chiều.

Các chỉ tiêu này sẽ cho phép đánh giá khả năng dự báo của các mạng và mô hình.

3. Kết quả nghiên cứu và bàn luận

3.1 Đánh giá biến động của chuỗi dự báo (Bảng 3)

Phương sai là chỉ số thể hiện mức độ phân tán của dữ liệu. Trong nghiên cứu này, việc so sánh phương sai nhằm mục đích đánh giá mức tương ứng của biến

động giữa chuỗi dự báo và thực tế. Tỉ số σ_p^2/σ_r^2 càng gần 1, mức tương ứng càng lớn. Kết quả kiểm định F-test với $\alpha=0,05$ đưa ra kết luận rằng 2 mô hình NARX2 và FF3 có phương sai tổng thể giữa dự báo và thực tế không bằng nhau.

3.2 Sai lệch tương đối cùng ngày (Bảng 4)

Nghiên cứu chỉ thực hiện so sánh sai số tương đối giữa các mô hình nhóm 1, do nhóm 2 có đầu ra là giá trị tương đối, việc xem xét chỉ tiêu này trở nên ít có ý nghĩa. Ba mô hình đều có sai lệch cùng ngày lớn nhất khá nhỏ, 3,31%-4,76%. Trong đó, FF2 nhỏ nhất, FF1 lớn nhất. Chỉ số RMSPE (Roor mean squared prediction error) cũng đưa lại kết quả tương tự. Điều này cho thấy việc đưa biến khối lượng giao dịch làm đầu vào có ý nghĩa làm tăng độ chính xác cho dự báo (Wang và cộng sự, 2008).

3.3. Hiện tượng dự báo trễ (Bảng 5)

Trong nghiên cứu, có 5/7 mô hình xảy ra hiện tượng dự báo trễ, khi mà chiều hướng dự báo ngày hôm nay chỉ được mô hình nhận ra sau 1-3 ngày. Điều này làm cho 5 mô hình này hoàn toàn không có ý nghĩa dự báo về thực tiễn do nghiên cứu chỉ thực hiện dự báo 1 ngày. Giả sử bỏ qua độ trễ này bằng cách tịnh tiến chuỗi dự lên trước 1-3 ngày, ta có tỉ lệ dự báo đúng nhất về chiều hướng thuộc FF2 và NARN1, FF3 và FF4 dự báo kém nhất và dự báo của nhóm 1 tốt hơn nhóm 2. Chỉ số lỗi sai lệch của dự báo MAPE và Theil U (không tịnh tiến dữ liệu) cũng đưa ra kết luận tương tự. (Bảng 6)

Mạng MLP được nghiên cứu sử dụng với mục đích chính là xem xét ảnh hưởng của bộ dữ liệu với khả năng dự báo. Đây là mạng có cả mô hình dự báo kém nhất

và mô hình chính xác nhất. Tuy nhiên, cả 4 mô hình của mạng này đều dự báo trễ. Rõ ràng, cấu trúc MLP đơn thuần có khả năng dự báo dữ liệu thời gian như cổ phiếu khá kém.

Hai mô hình dự báo không bị trễ là NARX2 và ANFIS đều có đầu ra là tỉ suất lợi tức. Trong 2 mô hình này, các tỉ lệ dự báo đúng của NARX2 đều hơn hẳn ANFIS. Tuy nhiên, kiểm định Diebold-Mariano chỉ ra rằng chưa đủ bằng chứng để bác bỏ giả thiết H0: "hai mô hình dự báo có độ chính xác giống nhau" (với $\alpha=0,05$). Bên cạnh đó, NARX1 dù dự báo trễ, nhưng tỉ lệ dự báo chiều hướng đúng cũng rất cao. (Hình 5)

3.4. Đánh giá khả năng "market timing" (Bảng 7)

Không chỉ xem xét độ chính xác về mặt lí thuyết, nghiên cứu còn xem xét khả năng ứng dụng của ANN trong thực tế. "Market timing" (tạm dịch là "chọn thời điểm đúng của thị trường") là một chiến lược ra quyết định mua bán dựa trên dự báo chiều hướng thay đổi của giá trị trường trong tương lai. Kiểm định Henriksson và Merton (1981) là kiểm định về khả năng "market timing" của một mô hình dự báo với giả thuyết H0: không có khả năng "market timing". Nghiên cứu này sử dụng dạng kiểm định Henriksson và Merton dưới dạng phi tham số. Với $\alpha=0,05$, kiểm định cho thấy kết quả dự báo của 2 mô hình NARX2 và ANFIS đều có khả năng "market timing".

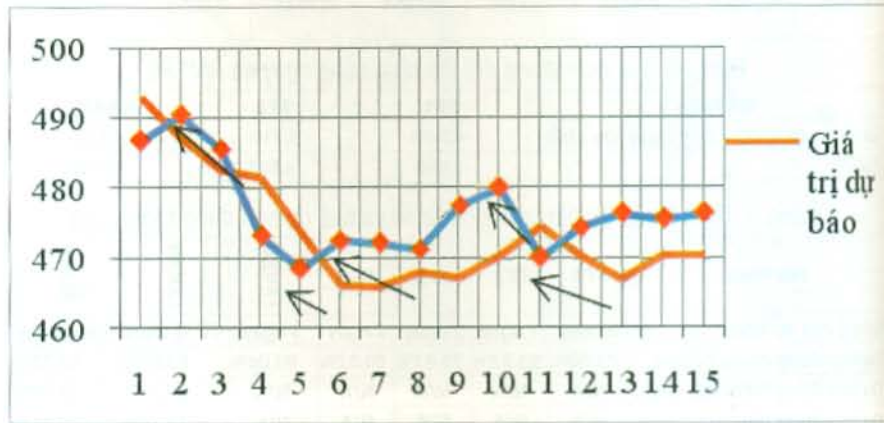
4. Kết luận của nghiên cứu và các khuyến nghị

Biến khối lượng giao dịch có ý nghĩa tăng khả năng dự báo của ANN cả về độ chính xác lẫn giảm độ trễ của dự báo. Ngược lại, việc

Bảng 7: Khả năng Market timing của các mô hình

Mô hình	NARX2	ANFIS
P_value	2,03x10-10	2,597x10-06

Hình 5: Mô hình FF1 dự báo trễ 2 ngày



đưa thêm 2 biến kĩ thuật vào mô hình (FF4 so với FF3) lại tạo ra kết quả ngược lại. Thủ tục lựa chọn biến bằng hồi quy Stepwise đã đưa lại kết quả không tốt khi đưa khối lượng giao dịch ra khỏi mô hình và đưa vào 2 biến kĩ thuật không có ý nghĩa dự báo. Trong khi ANN xem xét các biến dưới quan hệ phi tuyến thì hồi quy Stepwise lại xem đây là quan hệ tuyến tính. Điều này có thể làm giảm đi khả năng dự báo.

Dự báo trễ là vấn đề lớn nhất mà nghiên cứu gặp phải. Các mô hình dự báo trễ hoàn toàn không có ý nghĩa dự báo thực tiễn. Tuy nhiên, nếu bỏ qua điều này, tỉ lệ dự báo đúng của các mô hình ANN đều rất tốt, thậm chí cả với mức độ dự báo ngày.

Trong 7 mô hình của nghiên cứu, mô hình ANFIS là mô hình thể hiện ổn định nhất đối với các chỉ tiêu đưa ra. Mặc dù khả năng dự báo đúng của mô hình này lại không nổi trội nhưng đây vẫn là cấu trúc mạng hứa hẹn cho hoạt động dự báo. Nghiên cứu đề nghị đưa thêm khối lượng giao dịch vào dữ liệu đầu vào cho các nghiên cứu sau.

Mạng NARX là mạng có tỉ lệ dự báo đúng lớn nhất trong các mô hình. Tuy nhiên, cả 2 mô hình của mạng này đều có khả năng sử dụng thực tế thấp khi NARX1 bị dự báo trễ tới 3 ngày, NARX2 có phương sai không đồng nhất với giá trị thực tế.

Đối với mạng MLP, để cải thiện khả năng dự báo, nghiên cứu đề nghị áp dụng một số kĩ thuật như kĩ thuật cửa sổ động (rolling-window) để xử lí tốt hơn đối với dự báo cổ phiếu. Mặt khác, MLP vẫn có ý nghĩa lớn trong các thử nghiệm về dữ liệu huấn luyện bởi tính tùy biến cao của nó.

Nghiên cứu chỉ thực hiện dự báo 1 ngày để thực hiện đánh giá. Tuy nhiên, việc ứng dụng thực tế cần thời gian dự báo dài hơn. Có hai hướng giải quyết cho vấn đề này: thực hiện dự báo nhiều bước đối với mạng NARX (dùng dự báo để dự báo tiếp); thiết kế lại bộ dữ liệu để dự báo dài hạn hơn.

Do mỗi mô hình đều có tính chất dự báo khác nhau nên việc sử dụng kết hợp nhiều mô hình và cả kết quả từ các phương pháp để đổi chiều là cần thiết.

Phụ lục

Phụ lục 1: Các chỉ số kỹ thuật được sử dụng

STT	Chỉ số	Kí hiệu
01	Chỉ số tích lũy/phân phối	AD
02	Chỉ số dòng tiền	MFI
03	Chỉ số định hướng	+DI, -DI
04	Chỉ số dao động Stochastic	%K
05	Trung bình dịch chuyển	MA
06	Chỉ số sức mạnh liên quan	RSI
07	Chỉ số tâm lý	PSY
08	Phần trăm William R	WR
09	Tỉ lệ khối lượng	VR
10	BIAS	BIAS
11	Số ngày từ điểm cắt vàng gần nhất	GD
12	Số ngày từ điểm cắt chết gần nhất	DD
13	Tỉ số A	AR
14	Tỉ số B	BR

Với:

$$AR(n)_t = \frac{\sum_{i=t-n+1}^t (H_i - O_i)}{\sum_{i=t-n+1}^t (O_i - L_i)}$$

$$BR(n)_t = \frac{\sum_{i=t-n+1}^t (H_i - C_{i-1})}{\sum_{i=t-n+1}^t (C_{i-1} - L_i)}$$

Phụ lục 2: Dữ liệu đầu vào và đầu ra của các mô hình

Mô hình	FF1	FF2	FF3	FF4	NARX1	NARX2	ANFIS
Đầu vào	O, C	O, C, V	Os, Hs, Ls	Os, Hs, Ls, DI1, B	O, H, L, C	Os, Hs, Ls, Cs	Os, Hs, Ls
Đầu ra	Ca	Ca	Cas	Cas	Ca	Cas	Cas

Trong đó:

- O, H, L, C lần lượt là giá mở cửa, cao nhất, thấp nhất, đóng cửa; Os, Hs, Ls, Cs là tỉ suất sinh lời tương ứng; Ca, Cas là giá đóng cửa, tỉ suất sinh lời ngày hôm sau

- V là khối lượng giao dịch; DI1 là chỉ số chiều hướng DI+

- Chỉ số kỹ thuật B trong n thời kì

$$B(n)_t = \frac{\sum_{i=t-n+1}^t (H_i - C_{i-1})}{\sum_{i=t-n+1}^t (C_{i-1} - L_i)}$$

TÀI LIỆU THAM KHẢO:

1. Atsalakis, G.S. và K.P. Valavanis (2009). "Forecasting stock market short-term trends using a neuro-fuzzy based methodology", Expert Systems with Applications 36(7): 10696-10707.
2. Boyacioglu, M.A. và D. Avci (2010). "An Adaptive Network-based Fuzzy Inference System (ANFIS) for the prediction of stock market return: The case of the Istanbul Stock Exchange", Expert Systems with Applications 37(12): 7908-7912.
3. Chen, A.-S., M.T. Leung và H. Doauk (2003). "Application of neural networks to an emerging financial market: forecasting and trading the Taiwan Stock Index", Computer & Operations Research 30(6): 901-923.
4. Coakley, J.R. và C.E. Brown (2000). "Artificial neural networks in accounting and finance: Modeling issues", International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management 9(2): 119-144.
5. Cybenko, G.(1989). "Approximations by superpositions of sigmoidal functions", Mathematics of Control, Signals and Systems 2(4): 303-314.
6. Funashi, K. (1989). "On the approximate

realization of continuous mappings by neural networks", Neural Networks, 2(3): 183-192.

7. Hornik, K. (1991). "Approximation capabilities of multilayer feedforward networks", Neural Networks 4(2): 251-257.

8. Hornik K. (1993). "Some new results on neural network approximation", Neural network 6(8): 1069-1072.

9. Hsieh, T.J., H.F. Hsiao và W.C. Yeh (2011). "Forecasting stock markets using wavelet transform and recurrent neural network: an integrated system based on artificial bee colony algorithm". Applied Soft Computing 11(2): 2510-2525.

10. Kuo, R.-J., C.H. Chen và Y.C. Hwang (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(1): 21-45.

11. Kreinovich, V., C. Quintana và L. Reznik (1992). "Gaussian membership functions are most adequate in representing uncertainty in measurements". Proceedings of North American fuzzy information processing society conference 1992.

12. Kwon, Y.-K. và B.-R. Moon (2007). "A hybrid

neurogenetic approach for stock forecasting", Neural Networks 18(3): 851-864.

13. Liu, Y. và X. Yao (2001). "Evolving NN for Hang Seng stock index forecast", Evolutionary Computation 1: 256-260.

14. Roman, J. và A. Jamell (1996). "Backpropagation and recurrent neural network in financial analysis of multiple stock market return", System Sciences 2: 454-460.

15. Siegelmann, H.T, B.G. Horne, C.L. Giles (1997). "Computational capabilities of recurrent NARX neural networks", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 27(2): 209-215.

16. Wang, H., X. Zhu, L. Xu và H. Li (2008). "Predicting stock index increments by neural networks: The role of trading volume under different horizons", Expert Systems With Applications 34(4): 3034-3054.

17. Zekic, M. (1998). "Neural network applications in stock market predictions - a methodology analysis". In proceedings of The 9th International Conference on Information and Intelligent Systems 98: 255-263.